UNIVERSIDAD DE MURCIA

Departamento de Geografía

Modelización de Propiedades Físicas del Suelo a Escala Regional. Casos de Estudio en el Sureste Ibérico

D. Pedro Pérez Cutillas

2013

Parte de esta investigación ha sido financiada por el proyecto: “Sistema de ayuda a la decisión basado en teledetección para una gestión sostenible del riego en regiones con escasez de recursos hídricos” (REDSIM) G*rant agreement* nº 241559 *EU DG Environment- EWP program*. Y por el Proyecto Séneca: “Dinámica y cambios morfológicos recientes del Bajo Segura. Vega Media” (DYCAM-SEG). Proyecto Nº 15224/PI/10.

Modelización de propiedades físicas del suelo a escala regional. Casos de estudio en el Sureste Ibérico

Pedro Pérez Cutillas

Licenciado en Geografía e Historia

Memoria presentada para optar al grado de Doctor

Murcia, 2013

DEPARTAMENTO DE GEOGRAFÍA
FACULTAD DE LETRAS

D. Carmelo García Conesa, Catedrático de Universidad del Área de Geografía Física del Departamento de Geografía, AUTORIZA:

La presentación de la Tesis Doctoral titulada **"Modelización de propiedades físicas del suelo a escala regional. Casos de estudio en el Sureste Ibérico"**, realizada por D. Pedro Pérez Cutillas, bajo mi inmediata dirección y supervisión, y que presenta para la obtención del grado de Doctor por la Universidad de Murcia.

En Murcia, a 23 de Septiembre de 2013

MINISTERIO
DE ECONOMÍA
Y COMPETITIVIDAD

CSIC
CONSEJO SUPERIOR DE INVESTIGACIONES CIENTÍFICAS

D. Gonzalo González Barberá, Titulado Superior Especializado del Consejo Superior de Investigaciones Científicas

AUTORIZA:

La presentación de la tesis titulada **"Modelización de propiedades físicas del suelo a escala regional. Casos de estudio en el Sureste Ibérico"**, realizada por D. Pedro Pérez Cutillas, bajo mi supervisión, en el Departamento de Conservación de Suelos, Agua y Manejo de Residuos Orgánicos del Centro de Edafología y Biología Aplicada del Segura (CEBAS), y que presenta para la obtención del grado de Doctor por la Universidad de Murcia.

En Murcia, a 23 de Septiembre de 2013

Fdo: Gonzalo González Barberá

www.cebas.csic.es

Campus Universitario de Espinardo
30100 Espinardo, Murcia. ESPAÑA
Telf. (34) 968 396200
Fax.: (34) 968 396213

ÍNDICE

CONSIDERACIONES GENERALES

1. INTRODUCCIÓN 2

2. OBJETIVOS Y ESTRUCTURA DEL TRABAJO 6

2.1 Objetivos generales..... 6

2.2 Estructura del trabajo..... 7

2.2.1 Capítulo 1 7

2.2.2 Capítulo 2 8

2.2.3 Capítulo 3 9

3. ÁREA DE ESTUDIO 11

4. MATERIAL 15

4.1 Fuentes de información..... 15

4.1.1 Proyecto LUCDEME 15

4.1.2 Datos ambientales 18

4.1.3 Análisis estadístico descriptivo de las variables ambientales..... 31

4.2 Plataformas de trabajo..... 31

5. BIBLIOGRAFÍA 33

CAPÍTULO 1. EFECTO DE LA RESOLUCIÓN ESPACIAL EN LA PREDICCIÓN REGIONAL DE LA TEXTURA DEL SUELO

1. INTRODUCCIÓN 42

2. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS 47

3. MATERIAL Y MÉTODOS 48

3.1 Fuentes de información..... 48

3.2 Métodos..... 49

3.2.1 Procesado de datos 50

3.2.2 Análisis previo de la variabilidad espacial de los valores texturales LUCDEME 52

3.2.3 Proceso de modelización 53

3.2.4 Interpretación de las tablas resultado 56

4. RESULTADOS 57

4.1 Determinación de la variabilidad espacial de los valores texturales LUCDEME. 57

4.2 Ajuste de modelos construidos con distintas resoluciones 59

4.3 Efecto de la Escala..... 61

4.3.1 Arcilla 62

4.3.2 Limo 63

4.3.3 Arena 65

4.4 Efecto de las variables en el modelo 67

4.4.1 Análisis de los modelos uni-resolución 69

4.4.2 Análisis de los modelos multiresolución 82

4.5 Capa de texturas..... 92

5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES 99

6. BIBLIOGRAFÍA 105

CAPÍTULO 2. ESTIMACIÓN DE LA CAPACIDAD DE CAMPO Y PUNTO DE MARCHITAMIENTO A ESCALA REGIONAL MEDIANTE LA MODELIZACIÓN DIRECTA FRENTE A FUNCIONES DE PEDOTRANSFERENCIA

1. INTRODUCCIÓN 114

2. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS 118

3. MATERIAL Y MÉTODOS 119

3.1 Fuentes de información..... 119

3.2 Métodos..... 120

3.2.1 Fase 1: Estimación directa de valores de pF en el suelo mediante modelización de variables ambientales. 121

3.2.2 Fase 2: Estimación indirecta de los valores de pF en el suelo mediante funciones de pedotransferencia. 123

3.2.3 Análisis comparativo de los dos métodos 127

3.2.4 Consideración sobre el contenido de humedad del suelo en el análisis comparativo 134

4. RESULTADOS 136

4.1 Estimación directa de los valores de humedad del suelo a ϑ_{wp} y ϑ_{fc} 136

4.1.1 Influencia y efecto de las variables ambientales en los pF (modelo 400) . 139

4.2 Estimación indirecta de los valores de humedad del suelo a ϑ_{wp} y ϑ_{fc} 142

4.2.1 Modelización de la OM mediante variables ambientales a escala regional..... 143

4.2.2 Empleo de PTFs para obtención de los valores de humedad del suelo a θ_{wp} y θ_{fc}..... 148

4.3 Comparación entre los métodos de estimación de los valores de humedad del suelo a θwp y θfc..... 151

4.3.1 Distribución espacial acumulada de los valores Diferencia..... 153

4.3.2 Asociación estadística de las Texturas y OM con las diferencias 156

4.3.3 Correlación de las variables ambientales con los valores diferencia 159

5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES 170

6. BIBLIOGRAFÍA 177

CAPÍTULO 3. ESTIMACIÓN DE LA EROSIONABILIDAD (FACTOR K) A ESCALA REGIONAL MEDIANTE DOS MÉTODOS

1. INTRODUCCIÓN 186

2. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS 191

3. MATERIAL Y MÉTODOS 192

3.1 Fuentes de información..... 192

3.2 Métodos..... 192

3.2.1 Estimación de valores granulométricos y OM del proyecto LUCDEME..... 193

3.2.2 Cálculo del índice de erosionabilidad 196

3.2.3 Comparación de dos métodos de estimación de propiedades físico-químicas de suelo en el cálculo de la erosionabilidad. 199

4. RESULTADOS 204

4.1 Estimación de texturas y OM del proyecto Lúceme 204

4.1.1 Elaboración de mapas de texturas a partir de la cartografía edafológica del proyecto LUCDEME 204

4.1.2 Elaboración del mapa de materia orgánica a partir de la cartografía edafológica del proyecto LUCDEME 210

4.2 Cálculo del Factor K..... 213

4.3 Comparación de los dos métodos en el cálculo de la erosionabilidad. 220

4.3.1 Factor K (Römkens et al., 1986) 220

4.3.2 Factor K (Wang et al., 2012) 220

4.3.3 Factor K (Torri et al., 1997) 221

4.4 Asociaciones estadísticas de las variables en las diferencias de métodos 225

4.4.1 Asociación estadística de las Texturas y OM en las diferencias 225

4.4.2 Asociación estadística de las variables ambientales con las diferencias de estimación entre métodos 228

4.5 Evaluación de los dos métodos en el cálculo de la erosionabilidad: global y en distintos tipos de coberturas del suelo 235

5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES 243

6. BIBLIOGRAFÍA 248

CONCLUSIONES GENERALES

1. CONCLUSIONES 256

ANEXOS

Lista de acrónimos y SÍmbolos 264

Anexo I 268

Anexo II 279

Anexo III 335

Anexo IV 356

Consideraciones generales

1. INTRODUCCIÓN

Los suelos son sistemas complejos donde se producen infinidad de procesos químicos, físicos y biológicos, que junto al agua se presentan como la base de la vida. El estudio de las propiedades del suelo que rigen los mecanismos del movimiento del agua en los horizontes superficiales ocupa un lugar preponderante en muchas áreas de investigación (McBride, 1994), convirtiéndose en fundamental cuando se trata de ambientes semiáridos (Yaalon, 1997), pues implica una gran relevancia en la agricultura y en los ambientes forestales (Oyonarte et al, 2012). El análisis de esta relación entre suelo y agua se presenta fundamental para la comprensión de muchos de los procesos ocurridos en el funcionamiento de estos ecosistemas semiáridos, por lo que el conocimiento de la dinámica de los flujos hídricos en el suelo pasan por el entendimiento de las propiedades hidrodinámicas de estos mediante el estudio del movimiento del agua a través del sistema poroso del suelo (Tuller and Or, 2003). Estos procesos hídricos presentan una estrecha relación con las propiedades de carácter físico – químico del suelo tales como la textura, materia orgánica (Saxton y Rawls, 2006) y la estructura del suelo (Hinsinger et al., 2009).

Desde este punto de vista, es importante conocer cuál es el comportamiento de variables físico-químicas como la textura y materia orgánica (OM), sabiendo que son estas variables las que configuran de manera sustancial las propiedades hidráulicas básicas de los suelos. La textura mide la variación del tamaño, forma así como la composición de las unidades primarias del suelo, y puede explicar en buena medida, el comportamiento físico del suelo (Koorevaar et al., 1983). La materia orgánica (OM), como propiedad química, juega un importante papel favoreciendo la agregación del suelo permitiendo la formación de complejos arcillo-húmicos que, actúan como núcleo de los agregados del suelo (Lal et al, 1994), aumentando la porosidad, aireación, infiltración y percolación de fluidos, favoreciendo el incremento de la capacidad de retención de agua en el suelo (Brady, 1984), y participando en la disminución de la escorrentía y el riesgo de erosión (Van Beers, 1980). Finalmente, la morfología y la

estructura de un suelo aportan propiedades no intrínsecas al material, como la densidad aparente (BD), junto con otras variables edáficas, condicionando las propiedades hídricas (la conductividad y difusividad hidráulica y la capacidad de retención) (Moutonnet y Schmidt, 1985). De hecho, el comportamiento de un suelo no sólo depende del tamaño y la forma de las partículas individuales, sino también de cómo éstas están dispuestas y unidas entre sí (Marshall et al., 1996).

En ambientes semiáridos, como es nuestro caso, la escasez de aportes hídricos hacen que el contenido de humedad de estos suelos juegue un papel trascendental en relación con la susceptibilidad de los procesos erosivos (Ludwig et al., 2005). La cantidad y disponibilidad de agua está relacionada con el comportamiento hidrodinámico que presentan los suelos, y tanto su evolución temporal como espacial incide de manera decisiva en los numerosos factores de degradación que sufren los suelos (Marshall et al., 1996), poniendo en peligro la sostenibilidad de estos ecosistemas. Entre los procesos de degradación, destaca entre ellos la erosión hídrica del suelo (FAO, 2002), definida como un proceso complejo que incluye el desprendimiento, remoción y transporte de partículas de suelo o material rocoso por parte del agua de lluvia y por cambios en regímenes de humedad. La necesidad de su estudio viene condicionada por los cuantiosos efectos negativos que pueden conllevar estos procesos a nivel planetario (Walling y Fang, 2003). Con el uso inadecuado de los terrenos agrícolas la erosión puede producir la disminución del volumen de suelo cultivable y de la fertilidad de los suelos (Lal, 2003; Zhou y Wu, 2008), llegando incluso al abandono de estos terrenos. Tal degradación del suelo se ha convertido en las últimas décadas en uno de los principales factores que influyen de manera directa en los procesos de desertificación (*Plan Bleu Papers*, 2003). Desde el punto de vista hidrológico, si la erosión es muy intensa puede alterar el funcionamiento de los ríos, la capacidad de retención de zonas inundables e incluso la colmatación y eutrofización de los embalses y masas de agua (Zhou et al., 2008; Kleinman et al., 2011; Ekholm y Lehtoranta, 2012). También son conocidos los efectos directos que originan los procesos erosivos sobre la movilización de stocks de carbono en el suelo (Martínez-Mena et al., 2012; Nadeu et al., 2012) y su consecuente efecto sobre el cambio climático (Albaladejo et al., 2013).

Tanto las propiedades físico-químicas como las propiedades hídricas de los suelos se hallan directamente afectadas por la heterogeneidad espacial de los elementos que los componen (Western et al., 2004; Bardet y Zand, 2009), elementos que a su vez actúan de manera diferencial a lo largo del tiempo en los procesos de degradación y erosión que sufren los suelos. Para afrontar trabajos de esta naturaleza es imprescindible el uso de Sistemas de Información Geográfica (SIG), que se presentan como instrumentos diseñados para la gestión y el análisis de la información geográficamente referenciada. Una de las principales funciones de un SIG consiste en el apoyo para la toma de decisiones en la gestión y ordenación del territorio. El empleo de dicha tecnología está sobradamente justificada en numerosos trabajos sobre el tratamiento y obtención de información relativa a las propiedades del suelo (McBratney et al, 2003). Paralelamente se han desarrollado y aplicado de forma habitual modelos estadísticos para explicar y/o predecir el comportamiento de variables a partir del conocimiento de otras (Geisser y Johnson, 2006). La posibilidad de integración de los modelos estadísticos en un SIG hace que esta herramienta se convierta en una plataforma idónea para su implementación. A ello debe sumarse sus múltiples opciones para la representación espacial de los resultados, la capacidad de procesamiento de extensas bases de datos y la posibilidad de obtener nuevas variables mediante el procesamiento de datos con algebra de mapas. De esta manera, se establecen nuevos procedimientos de integración entre modelización estadística y SIG.

Por último, la Teledetección se ha convertido en otra herramienta especialmente útil en la adquisición de información contribuyendo de forma importante al estudio de los procesos naturales. Mediante dicha técnica se proporciona volúmenes masivos de datos cuantitativos georreferenciados, que permiten una visión general de grandes superficies, y valores espectrales que presentan buenas correlaciones con las coberturas de los usos del suelo, además de poseer una capacidad de actualización temporal muy dinámica (Ben-Dor, 2002). La evaluación, caracterización y determinación de las propiedades del suelo, mediante la utilización de datos procedentes de sensores remotos ha sido extensamente aplicada durante los últimos años (Scull et al., 2002; Rawls et al., 2004; Vrieling, 2006; Lagacherie et al., 2012; Poggio et al., 2013). Pero a pesar de que la capacidad de la espectrometría en condiciones de laboratorio está demostrada para la

predicción de importantes propiedades del suelo (Schulten y Schnitzer, 1997; Viscarra Rossel et al., 2006; Ben-Dor et al., 2009), su empleo directo sobre la superficie terrestre no está exento de ciertas dificultades y limitaciones, por lo que su utilización debe enfocarse de manera complementaria al apoyo de otras variables.

En la presente memoria se han integrado todos los aspectos brevemente referidos arriba. La capacidad de los SIG para gestionar grandes volúmenes de información adecuadamente georreferenciada, incluyendo información de teledetección, ha sido aprovechada para integrar diversos modelos estadísticos y a partir de ellos, crear capas de información sobre propiedades físicas del suelo a escala regional, susceptibles de ser utilizadas como capa de entrada en futuros estudios.

2. OBJETIVOS Y ESTRUCTURA DEL TRABAJO

2.1 OBJETIVOS GENERALES

La finalidad de esta Memoria de Tesis, eludiendo caer en aspecto generales, combina la aplicabilidad de herramientas SIG y teledetección con la modelización estadística de variables ambientales a escala regional, aportando de manera concreta resultados y conclusiones que ayuden a mejorar las estimaciones de las propiedades del suelo. La textura, como principal propiedad física del suelo, desempeña una función esencial en la estructura de esta memoria, presentándose como nexo de unión del resto de análisis expuestos en este trabajo. Sin pretender entrar en complejos análisis de las propiedades químicas del suelo se han obtenido estimaciones de carbono y materia orgánica del suelo, necesarios para el estudio de la dinámica del agua en el suelo. Su interacción con la textura nos permitirá abordar la estimación regional del contenido del contenido de agua a capacidad de campo y en el punto de marchitamiento, determinando cuáles son las variables ambientales que inciden de manera más importante en esas propiedades físicas del suelo. En último lugar, se mostrará cómo la disponibilidad de mapas regionales de la textura del suelo elaborados en este trabajo influyen en nuestra estimación de los procesos de degradación del suelo, evaluado mediante el análisis de la erosionabilidad y su efecto en modelos de erosión.

A continuación se exponen los objetivos generales orientados al desarrollo específico de cada uno de los capítulos realizados:

I. **Capítulo 1.** Determinar cuáles son las variables ambientales que más influyen en la textura. Analizar los efectos que se producen en la modificación de la resolución espacial en los valores de las variables ambientales que forman parte de los modelos de estimación de la textura del suelo.

II. **Capítulo 2.** Evaluar y comparar dos métodos de estimación del potencial de succión (pF) a escala regional: el primer método es una estimación directa del

contenido de humedad del suelo mediante la modelización con valores empíricos de las propiedades hídricas. El segundo procedimiento de estimación se basa en un método indirecto mediante el uso de los datos texturales (obtenidos en el Capítulo 1) y de materia orgánica (OM) en funciones de pedotransferencia ya publicadas.

III. **Capítulo 3.** Comparar dos métodos de estimación de diversos índices de erosionabilidad relativos al Factor K de la USLE. El primer método utiliza las propiedades físico - químicas del suelo (texturas y OM) promedio de cada tipo de suelo y realiza una translación de las mismas a la cartografía de suelos existente. Mediante el segundo método se aplican los resultados de la modelización de texturas y OM obtenidas en los capítulos 1 y 2, respectivamente.

2.2 ESTRUCTURA DEL TRABAJO

La presente sección ofrece una perspectiva general del documento presentado, con la descripción del área de estudio y los diferentes materiales e información utilizados en la elaboración de este trabajo. De manera más concreta, y a modo de guía estructural se muestra a continuación un resumen del proceso metodológico seguido para cada uno de los capítulos.

2.2.1 Capítulo 1

En este capítulo se aborda la predicción de la textura, uno de los elementos básicos de las propiedades físicas del suelo, a escala regional (Figura 1). Este proceso se lleva a cabo mediante la modelización (en lenguaje R) de los datos de la composición granulométrica obtenidos en campo para las muestras de Capa Arable del proyecto LUCDEME (Alías et al., 1986) y un grupo de 21 variables ambientales obtenidas mediante técnicas SIG para la zona de estudio.

Las variables ambientales se han calculado a diferentes resoluciones espaciales obteniéndose 30 modelos, correspondientes a las 5 fracciones texturales de los sistemas de clasificación FAO y USDA (recordemos que el tamaño para las arcillas es el mismo para ambos sistemas), multiplicados por las 6 distintas resoluciones de análisis. El objetivo es evaluar los efectos del cambio de resolución en esta información (Dungan et al., 2002) respecto a la predicción de la textura.

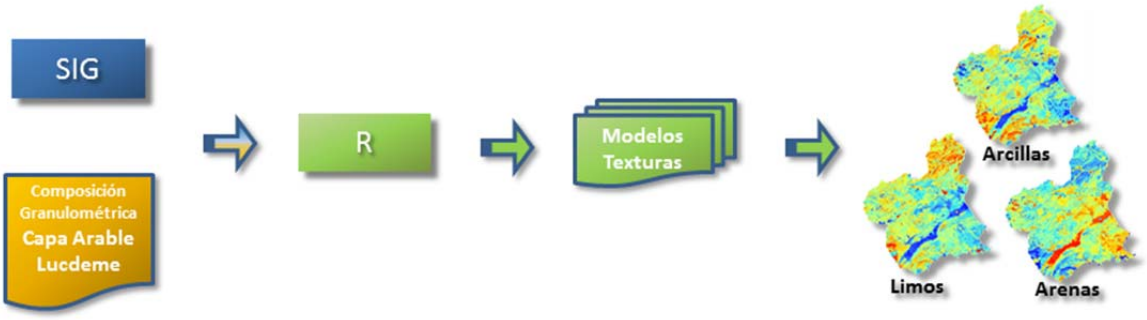


Figura 1. Esquema resumen de la metodología aplicada en la estimación de las fracciones de textura.

2.2.2 Capítulo 2

Este capítulo se centra en el estudio del contenido de humedad del suelo mediante el análisis de los datos del potencial de succión (pF), apoyado en las relaciones existentes entre el potencial matricial (ψ) y el contenido de agua en el suelo (θ), que describe la curva característica de retención de humedad (Van Genuchten, 1980).

La metodología seguida en este capítulo se basa en el análisis comparativo de dos procedimientos de obtención de valores del contenido de humedad que es capaz de retener el suelo sometido a las tensiones de -0.33 y 15 bares, relacionados respectivamente con los niveles de capacidad de campo (θ_{fc}) y punto de marchitamiento (θ_{wp}) ($pF_{2,5}$ y $pF_{4,2,}$ respectivamente) (Figura 2). En primer lugar, se utilizan los valores empíricos de $pF_{2,5}$ y $pF_{4,2}$ como variable dependiente para la modelización a escala regional, con la información de las 21 variables ambientales. Los datos de pF son los obtenidos en las determinaciones analíticas de los perfiles realizados en el proyecto LUCDEME. Por otra parte, el segundo procedimiento de estimación de valores de pF a

nivel regional se realiza de forma indirecta mediante el uso de Funciones de Pedotransferencia (PTFs), que utilizan como entrada los valores de textura obtenidos en el Capítulo 1 y de valores de materia orgánica (OM) obtenido en este capítulo con la metodología de estimación de las texturas. Aunque a priori parece claro que resulta más interesante construir modelos con la variable de interés medida directamente, el hecho es que los datos disponibles de textura y OM son mucho más frecuentes y abundantes que los de pF medidos de manera directa.

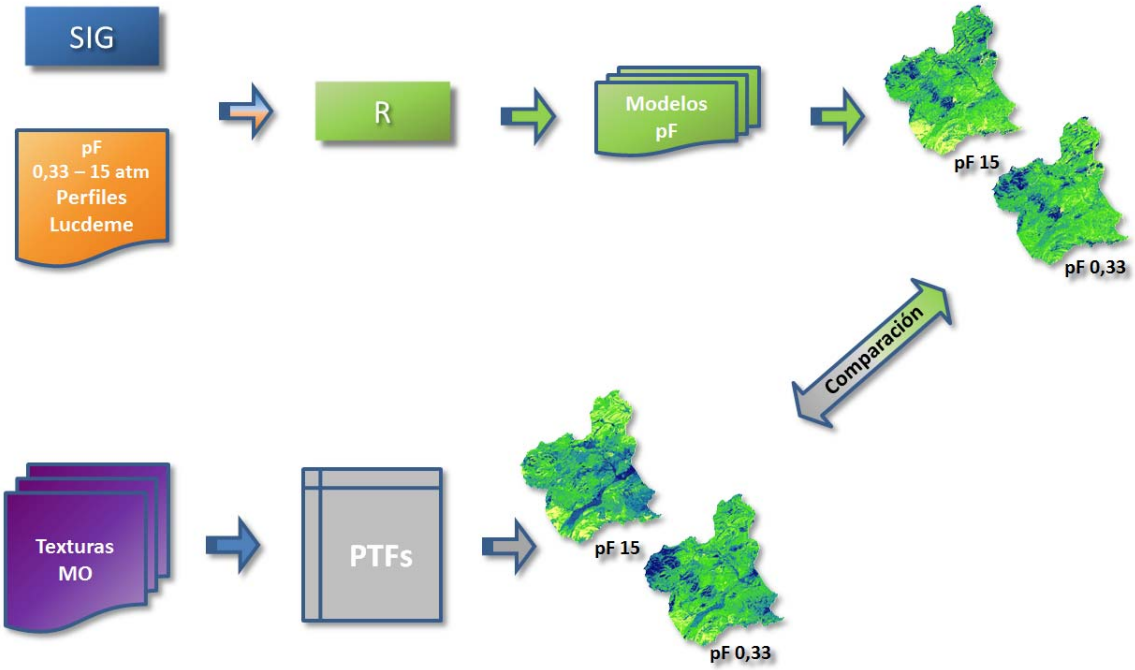


Figura 2. Esquema resumen de la metodología adaptada para la obtención de valores del contenido de humedad del suelo.

2.2.3 Capítulo 3

En esta parte del trabajo se estiman tres índices de erosionabilidad (Factor K) propuestos en la literatura científica (Römkens et al., 1986; Torri et al., 1997; Wang et al., 2012), índices que muestran el grado de vulnerabilidad de un suelo a los procesos erosivos. La comparación de los resultados obtenidos mediante dos métodos de estimación de la textura y OM, parámetros esenciales para el cálculo de estos índices,

permiten cuantificar la variabilidad en la estimación de los valores de erosionabilidad para ambas metodologías (Figura 3).

En primer lugar, se ha adoptado un procedimiento comúnmente empleado en la elaboración de capas de información de texturas y de OM, a excepción de otros más simples como los aplicados sobre nomogramas (Wischmeier y Smith, 1978), que se basa en el cálculo del valor promedio para cada unidad taxonómica de las propiedades del suelo utilizadas. Los datos han sido obtenidos de las determinaciones analíticas de los Perfiles del proyecto LUCDEME, y su distribución espacial a escala regional se estima combinando los valores promedio por unidad taxonómica con el Mapa de Suelos E. 1:100.000 del mismo proyecto.

El segundo método aplicado se basa en la estimación del Factor K mediante la combinación de las capas de información georreferenciada de las fracciones texturales y del contenido de OM, obtenidas a partir procesos estadísticos de modelización (véase capítulos 1 y 2).

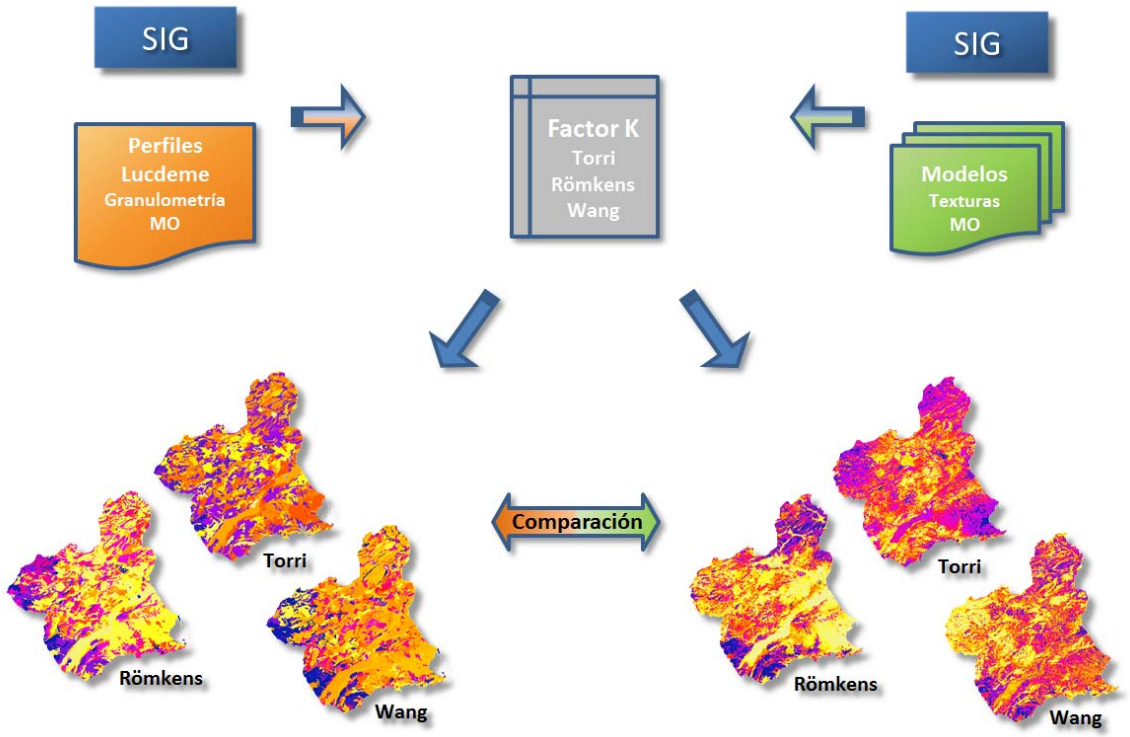


Figura 3. Esquema resumen de la metodología aplicada en la estimación del Factor K.

3. ÁREA DE ESTUDIO

En la descripción general se hace referencia al conjunto de la superficie de la Cuenca Hidrográfica del Rio Segura, aunque los resultados finales, solo mostrarán la superficie de la Región de Murcia que se encuentra dentro de los límites hidrológicos de dicha cuenca. Ello es debido a la restricción espacial de una de las variables principales utilizadas en este trabajo, el mapa de suelos del proyecto LUCDEME, ya que en este caso solo se encuentra disponible para la superficie de la Región de Murcia. Se asume el esfuerzo derivado de obtener el resto de variables para toda la cuenca hidrográfica, ya que en trabajos futuros se pretende estimar las propiedades físicas mediante modelización en estas superficies con déficit de información, aceptando un incremento de la incertidumbre en los resultados finales.

El área de estudio es la Cuenca del Río Segura, situada al SE de la Península Ibérica (Figura 4). Se localiza entre las coordenadas UTM del Huso 30 N: X_{min}: 509000; Y_{max}: 4318500; X_{max}: 715500; Y_{min}: 4122000, relativos al Sistema de Referencia Espacial Europeo 1989 (ETRS89). El área ocupada es de 1.820.800 Has (CHS, 2013) y 1.131.310 Has (INE, 2013) para la Cuenca del Segura y la Región de Murcia, respectivamente. En conjunto, se trata de una superficie bastante accidentada, con la presencia de numerosas sierras alineadas en dirección ENE-WSW y asociadas a la dirección general de las Cordilleras Béticas, que con frecuencia superan los 1.000 m de altitud. Junto a estos relieves aparecen una serie de valles, cubetas, llanuras y altiplanos, que en conjunto configuran una topografía contrastada y diversas unidades de paisaje que hacen de la Cuenca un territorio singular de gran variedad paisajística.

Geológicamente se sitúa dentro del ámbito de las Cordilleras Béticas, y en ella están representados materiales pertenecientes a las tres zonas en que tradicionalmente se dividen: dos zonas externas conocidas como Prebética y Subbética, y una zona interna denominada Bética. A su vez, la Zona Prebética se subdivide, de Norte a Sur, en Prebético Externo, Interno y Meridional, mientras que la Zona Subbética aparece integrada por los dominios Subbético Externo, Medio e Interno, y en la Zona Bética, con

clara aloctonía, se diferencian los complejos tectónicos Nevado Filábride, Alpujárride y Maláguide (Rodríguez Estrella, 1979).

Figura 4. Área de estudio, cuenca del Río Segura, en el SE de la Península Ibérica. En contorno azul, límite de la Región de Murcia.

Además de los materiales propios de las Cordilleras Béticas ligados a la tectónica principal, existen otros postorogénicos que están bien desarrollados en las depresiones interiores y en los valles aluviales. Entre las primeras, destacan las cuencas terciarias del Campo de Cartagena, Mula, Fortuna, sinclinal de Calasparra, Moratalla, Lorca y rambla de Tarragoya y, entre los segundos, el valle pliocuaternario del Guadalentín-Segura. Por último, cabe mencionar la existencia de rocas volcánicas de extrusión reciente, que afloran en las cuencas neógeno-cuaternarias.

En general, las rocas más comunes en la Zona Prebética y Subbética son las calizas, margas, areniscas y arcillas, todas ellas sedimentarias. Las primeras constituyen la mayoría de las elevaciones montañosas y son mucho más resistentes a la erosión. Las

demás ocupan grandes espesores en las cuencas intramontañosas. Las rocas metamórficas más frecuentes son los esquistos, cuarcitas y mármoles, que aparecen principalmente en las sierras próximas al litoral (Bético s. str.) y en diversos afloramientos interiores. Las rocas plutónicas no afloran en superficie en ningún punto y las volcánicas, generalmente ácidas y neutras (riolitas, dacitas, riodacitas, andesitas y basaltos) forman afloramientos importantes en el sector Mazarrón-Cartagena hasta el Mar Menor. También existe un tipo especial de rocas volcánicas, conocidas como ultrapotásicas o lamproíticas, muy raras en España, y que aparecen en pequeños afloramientos en diversos puntos del interior (Jumillita y Fortunita) (Rodríguez-Estrella, 2007).

La zona de estudio muestra características climáticas típicamente mediterráneas. Los veranos son cálidos y secos, y los inviernos frescos. La precipitación media de la cuenca se sitúa en 375 mm al año, valores medios anuales de 472 mm en cabecera y de 317 mm en zonas próximas a la desembocadura. Tales promedios, unidos a la gran irregularidad estacional e interanual enmarcan esta zona dentro de un ámbito claramente semiárido (Capel-Molina, 2000).

Esta parte del territorio recibe una fuerte insolación anual, con un número de horas de sol obtenidas en un año de 2.797, con un máximo en julio (338h) y un mínimo en diciembre (159h) según datos del observatorio de Alcantarilla - INM, 2004 (Alonso-Sarria, 2007). Por el carácter accidentado del relieve regional, las variaciones locales en la radiación recibida son notables. Sólo en las comarcas más llanas (Campo de Cartagena, valles del Guadalentín, Bajo Segura y áreas del Altiplano) los contrastes disminuyen y la homogeneidad es mayor. Estimaciones basadas en modelos teóricos de terreno han dado valores medios de 5.023 kWh/m^2/año, valores que superan los 5.500 e incluso los 6.000 en solana y descienden en la umbría, especialmente en las zonas de mayor altitud (Conesa-García y Alonso-Sarría, 2006).

La desertificación y la perdida de suelo por erosión se presentan como unas de las causas más importantes de la degradación de este territorio, ya que implica una pérdida de los principales componentes físicos, químicos y biológicos del suelo (Boix-Fayos et al.,

2005). El Ministerio de Medio Ambiente (MMA, 2002-2012), en la elaboración del Inventario Nacional de Erosión de Suelos y utilizando el modelo RUSLE, ha estimado los promedios anuales de pérdida de suelo. Según dicho estudio, la Cuenca del Segura registra una erosión del suelo situada en el umbral de la media española, 24,53 $Mgha^{-1}año^{-1}$, equivalentes a un rebajamiento de casi 2 mm al año. En esta Cuenca existe una gran diversidad de suelos originados por la acción de diferentes procesos dinámicos, inducidos a su vez por la actividad de numerosos factores ambientales. Entre ellos, las condiciones climáticas, la litología y el relieve, que condicionan en gran medida la erosión y los procesos edáficos, influyen de forma acusada en la citada tipología de suelos (Álvarez Rogel, J. et al., 2001).

La ocupación del suelo registrada en la última base de datos elaborada por el proyecto CORINE Land Cover (EEA, 2006), muestra que las tierras agrícolas representan el uso más común y dominante, con más de un 56% de la superficie total. Le siguen en importancia, por superficie ocupada, los espacios abiertos y de vegetación natural (39%), repartidos en más de un 26% de áreas de bosques, 55% en superficies de vegetación esclerófila y matorral, y en último lugar un 18% de espacios abiertos y roquedos. El espacio ocupado por las áreas artificiales es de un 3% del total, siendo el uso urbano el mayoritario dentro del mismo, con más del 56%. Y finalmente, se estima en un 1,5% la superficie ocupada por humedales y láminas de agua, de la que casi el 90% corresponde a la laguna costera del Mar Menor. A pesar de la escasa representatividad de estas coberturas de agua, su importancia es vital para el desarrollo de espacios naturales y sus ecosistemas en el sureste peninsular.

4. MATERIAL

Uno de los propósitos principales de este trabajo se centra en la predicción de propiedades físicas del suelo a escala regional, lo que nos permitirá el cálculo de otras variables y servirá de base en el análisis de sus resultados. La interpretación de estas propiedades está condicionada por la interacción de factores litológicos, características del relieve, asociadas a factores de formación del suelo, coberturas y usos del suelo en relación con la gestión humana y los efectos biológicos) y los rasgos climáticos.

Por ello, el material utilizado en el marco general de esta Tesis puede concretarse en: (1°) bases de datos de suelos (LUCDEME), necesarias en los modelos estadísticos como información empírica de referencia. (2°) información ambiental georreferenciada, en su mayor parte elaborada expresamente para los fines del trabajo, o recopilada a partir de las fuentes existentes. (3°) plataformas informáticas, que han servido de soporte para la obtención de los resultados.

4.1 FUENTES DE INFORMACIÓN

4.1.1 Proyecto LUCDEME

Toda la información empírica sobre propiedades del suelo ha sido obtenida a partir de datos del Proyecto de Lucha contra la Desertificación en el Mediterráneo (LUCDEME), elaborado a comienzos de los años ochenta y primeros de los noventa. El antiguo ICONA, en el marco del proyecto LUCDEME y del Plan Nacional de Restauración Hidrológico - Forestal y Control de la Erosión, promovió un estudio piloto sobre paisajes erosivos del Sureste español. Dicho estudio sirvió para elaborar una cartografía de la erosión hídrica en España y de los estados erosivos en las grandes cuencas hidrográficas españolas, y con ello, poder evaluar los procesos erosión, desertificación y degradación del suelo (ICONA, 1986). El estudio sobre cada una de las cuencas hidrográficas culmina en el 2003 con los Mapas de Estados Erosivos (MMA, 2003).

La información de suelos del Proyecto del proyecto LUCDEME reúne la cartografía de suelos de las áreas afectadas por la desertificación en la vertiente mediterránea peninsular. El proyecto consta de cartografía, originalmente en papel y posteriormente digital, a escala 1:100.000, e incluye una memoria asociada a cada mapa (según la división estándar en hojas del Mapa Topográfico Nacional 1:50000), que contiene la descripción individualizada de las unidades de suelo cartografiadas, clasificadas conforme al sistema FAO-UNESCO (1974) vigente en el momento de la realización de la cartografía, datos completos de una selección de perfiles edáficos representativos de las unidades taxonómicas identificadas, muestreados en el campo y analizados en el laboratorio, y fotografías de algunos de los perfiles y unidades cartográficas descritas (Alías et al., 1989).

De este trabajo se obtiene una base de datos a partir de una serie muestreos de campo correspondientes a datos de las determinaciones analíticas de la capa arable y de los perfiles edáficos (Figura 5). Las muestras de perfiles se refieren a perfiles de suelo completos en las que existe una determinación analítica para cada horizonte. La muestra de capa arable, en cambio, corresponde a la capa más superficial del suelo (0-20 cm aproximadamente). Las muestras de perfiles se obtuvieron 'ad hoc' para representar unidades taxonómicas específicas de suelo, mientras que las muestras de capa arable se obtuvieron en una malla de 3 x 3 km, siendo estas mucho más numerosas. No obstante, aunque por la dificultad de acceso a ciertos puntos, algunas muestras no fueron obtenidas en los nodos de la malla, las coordenadas asignadas a las muestras corresponden siempre a las de los nodos. Además la ausencia de un sistema global de navegación por satélite (GNSS) en el momento en que los muestreos fueron llevados a cabo hace que los errores de localización de las muestras son de decenas de metros o superiores.

En la información del LUCDEME también se presenta una delimitación de superficies con suelos en estado de fase salina extraídos de los datos analizados en las muestras de la capa arable, además de otros muestreos en localizaciones más representativas con determinaciones de conductividad eléctrica del extracto de saturación a 25°C (expresada mmho/cm).

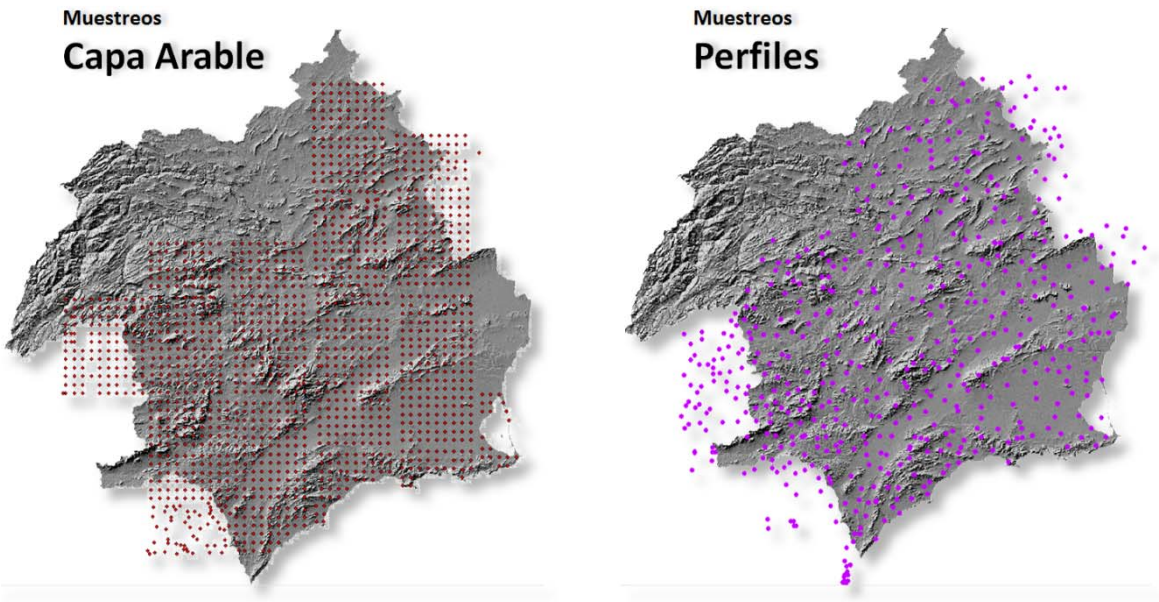


Figura 5. Distribución espacial de los muestreos de campo del proyecto LUCDEME para las determinaciones analíticas de la capa arable (en rojo) y los perfiles (en lila).

La información básica de la base de datos LUCDEME se puede resumir en la siguiente tabla (Tabla 1):

Tabla 1. Descriptiva de las características de la Base de Datos del Mapa de Suelos LUCDEME. E. 1:100000

Información	Descripción	Tipo
Tipología de suelos	World Reference Base for Soils Resources (FAO ISRIC ISSS, 1998)	Fluvisoles, Calcisoles, Cambisoles, Luvisoles, Arenosoles, Leptosoles, Regosoles, Gleysoles, Histosoles, Phaozems, Planosoles, Solonchacks, Vertisoles, Xerosoles
Determinaciones analíticas Perfiles	Realizados sobre la fracción fina (< 2 mm.)	Análisis granulométrico, pH, Carbono orgánico, Nitrógeno total, Fósforo asimilable, Carbono cálcico equivalente, Capacidad y bases de cambio, Conductividad eléctrica, Sulfatos solubles, Yeso, Retención de agua
Determinaciones analíticas Capa arable	Determinaciones analíticas capa arable (1 muestra/ 10 Km^2)	Textura, pH, Carbonato cálcico, Conductividad eléctrica, Nitrógeno total, Fósforo asimilable, Potasio asimilable, Materia orgánica, Capacidad y bases de cambio

Los datos del proyecto LUCDEME han sido obtenidos de las hojas 1:100.000 publicadas por el Departamento de Química Agrícola, Edafología y Geología de la Universidad de Murcia, complementadas y actualizadas (clasificación taxonómica FAO 1998) por

información suministrada por dicho Departamento para este trabajo. También se ha utilizado la cartografía digital asociada al mismo proyecto, publicada en formato CD por la Dirección General del Medio Natural de la Comunidad Autónoma de la Región de Murcia (CARM, 2000).

4.1.2 Datos ambientales

En sentido estricto no se pueden denominar variables ambientales a todas las variables utilizadas en los procesos de modelización de este trabajo (ANEXO I), algunas de ellas tienen como origen sensores de detección terrestre, y en cierta manera vienen a complementar al resto de variables geoecológicas, en la caracterización de las coberturas del suelo. No obstante, mantenemos esta denominación para referirnos de manera más amplia a toda la información tratada en los análisis SIG y estadísticos. Estas variables se pueden estructurar en una serie de conjuntos de datos, que describimos en los siguientes bloques de variables (entre paréntesis y en negrita el número de secuencia de cada variable):

4.1.2.1 *Variables relativas a topografía y aspectos geomorfológicos*

El grupo de variables procedentes de los elementos topográficos está muy relacionado con las características texturales de los suelos (Gobin et al, 2001). Estas variables se han obtenido a partir del Modelo Digital de Elevaciones (MDE) de la misión TERRA de la NASA **(1)**, realizado con el sensor japonés ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) (NASA – METI, 2013). ASTER GDEM se ha obtenido mediante estéreo-correlación automática a partir de las imágenes, de cobertura mundial, con una resolución espacial de 1 arco de segundo y unos 30 m por píxel.

A partir de los valores de altimetría del proyecto ASTER GDEM, para este trabajo se ha obtenido una capa de pendientes **(2)**, utilizando el método de cambio máximo en el valor de Z para cada celdilla de la cobertura raster, con valores expresados en grados de

inclinación (Burrough and McDonnell, 1998). El cálculo de la pendiente se determina mediante la tasa máxima de cambio en el valor de un pixel respecto a sus 8 vecinos en una ventana de 3x3 celdillas (Figura 6). Los valores de la celda central y sus 8 pixeles más cercanos determinar los deltas horizontales y verticales, que se identifican con las letras desde "a" hasta "i", y con la letra "e" como la celda para la que se calcula la pendiente:

a	b	c
d	e	f
g	h	i

Figura 6. Superficie de la ventana
de cálculo 3x3. (Fuente: ArcGIS User Guide. 2013)

$$\textit{pendiente}\ (\text{en grados}) = \text{ATAN}\ (\sqrt{}\ ([dz/dx]^2 + [dz/dy]^2)) * 180/pi \qquad \textbf{[1]}$$

ATAN: Arcotangente
180/pi: 57.29578

La tasa de cambio en la dirección *x* para la celda "e" se calcula con el siguiente algoritmo:

$$[dz/dx] = ((c + 2f + i) - (a + 2d + g) / (8 * x_tamaño_del_pixel) \qquad \textbf{[2]}$$

La tasa de cambio en la dirección *y* para la celda "e" se calcula con el siguiente algoritmo:

$$[dz/dy] = ((g + 2h + i) - (a + 2b + c)) / (8 * y_\ tamaño_del_pixel) \qquad \textbf{[3]}$$

La Curvatura del terreno se calcula celdilla a celdilla, a través de sus ocho vecinas circundantes (Figura 7) considerando el valor de la segunda derivada del MDT de entrada en una base de celda por celda, es decir, a partir de la pendiente de la pendiente (Moore et al., 1991).

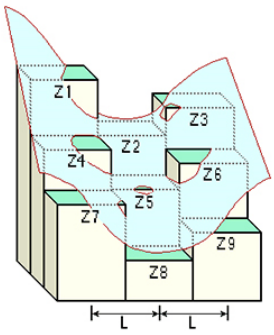


Figura 7. Valores de curvatura
(Fuente: ArcGIS User Guide. 2013)

Para cada pixel se calcula un polinomio de cuarto orden:

$$Z = Ax^2y^2 + Bx^2y + Cxy^2 + Dx^2 + Ey^2 + Fxy + Gx + Hy + I \quad \textbf{[4]}$$

Este cálculo se adapta a una superficie compuesta por una ventana de 3x3 celdillas. Los coeficientes A, B, C, …, I. Las relaciones entre los coeficientes y los nueve valores de elevación para cada célula numerados como se muestra en el diagrama son los siguientes:

$$A = [(Z1 + Z3 + Z7 + Z9) / 4 - (Z2 + Z4 + Z6 + Z8) / 2 + Z5] / L4$$

$$B = [(Z1 + Z3 - Z7 - Z9) /4 - (Z2 - Z8) /2] / L3$$

$$C = [(-Z1 + Z3 - Z7 + Z9) /4 + (Z4 - Z6)] /2] / L3$$

$$D = [(Z4 + Z6) /2 - Z5] / L2$$

$$E = [(Z2 + Z8) /2 - Z5] / L2 \quad \textbf{[5]}$$

$$F = (-Z1 + Z3 + Z7 - Z9) / 4L2$$

$$G = (-Z4 + Z6) / 2L$$

$$H = (Z2 - Z8) / 2L$$

$$I = Z5$$

Desde un punto de vista aplicado, este cálculo puede ser utilizado para describir las características físicas de cualquier superficie que intervienen en los procesos de erosión y de escorrentía. La pendiente afecta a la tasa global de movimiento pendiente abajo, la orientación define la dirección del flujo, y el perfil de curvatura afecta a la aceleración y desaceleración del flujo y, por lo tanto, influye en la erosión y en la sedimentación. De este modo, la forma que presente la curvatura influirá en la convergencia y divergencia de cualquier flujo.

De esta capa se han obtenido dos tipos de curvatura más (Zeverbergen and Thorne, 1987), una de ella es la curvatura del perfil **(3)**, que se calcula a partir de la dirección de máxima pendiente, y otra capa de curvatura perpendicular **(4),** estimada en la dirección perpendicular de máxima pendiente. Tanto para esta curvatura perpendicular como para la capa de curvatura global, los valores positivos para cada pixel o celdilla indican

que la superficie es convexa hacia arriba en dicha celda, mientras que los negativos representan una superficie cóncava hacia arriba en dicha celda. En cambio, para la curvatura del perfil, los valores negativos muestran una superficie convexa y los positivos una superficie cóncava. Finalmente las celdillas completamente planas tienen curvatura 0 en cualquiera de los tres casos anteriores.

Utilizando como base el ASTER GDEM, también se han realizado unos cálculos hidrológicos para generar una capa de la acumulación de flujo **(5)** en toda la red de drenaje de la Cuenca del Segura. Esta capa representa el volumen de agua que se recoge en cada una de las celdillas de estudio (Figura 8) asumiendo que toda el agua precipitada genera escorrentía. En realidad se trata de un cálculo de la superficie de la cuenca vertiente a cada punto del territorio. (Tarboton et al., 1991).

En el siguiente gráfico, se muestran la dirección de desplazamiento de cada una de las celdas (a) y el número de celdas que fluyen a cada celda (b):

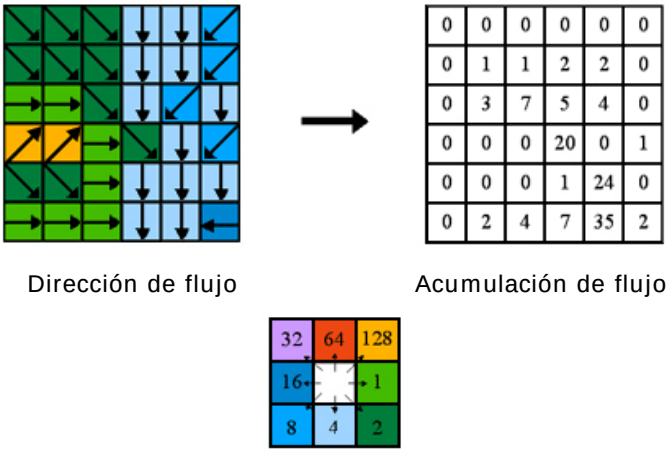


Figura 8. Proceso de cálculo de la acumulación de flujo.
(Fuente: ArcGIS User Guide. 2013)

Las áreas que corresponden a los cauces tienen un máximo de acumulación de flujo, mientras que las crestas reflejan el mínimo. El uso SIG de esta capa raster permite determinar el número de pixeles adyacentes o redes que desembocan en cada una de las celdillas aguas abajo, lo que determina de forma indirecta otro factor topográfico (Sharma et al, 2006) válido para el análisis propuesto.

4.1.2.2 *Variables de tipos de suelos y litología*

La información edafológica, geológica y litológica procede de diferentes fuentes. Mapa de suelos del proyecto LUCDEME (E. 1:100.000) **(6)** con la distribución espacial de las unidades taxonómicas clasificadas según el Sistema FAO 1974 y la cobertura de Fase Salina del Mapa de Suelos LUCDEME **(7)**, que cuantifica el contenido en sales solubles. Las áreas en fase salina se determinaron mediante la conductividad eléctrica del extracto de saturación, cuando ésta era superior a 2 mmhos/cm, a una temperatura de 25°C, aplicando la fórmula de Bower y Wilcox (1965). Mapa de litología **(8)** generado mediante un proceso de reclasificación de los datos del Mapa Geológico Nacional 1:50.000 (MAGNA) del Instituto Geológico y Minero de España (IGME). Se han tratado 44 Hojas MAGNA correspondientes a la superficie que ocupa la Cuenca del Segura, en la cuales se han identificado 103 clases distintas de las 1017 combinaciones existentes para las descripciones litológicas de las leyendas. Esta información se ha unificado en una sola base de datos, generando una capa mosaico reclasificada a 17 clases (Tabla 2).

Tabla 2. Descripción de las clases litológicas reclasificadas de la cartografía del Mapa Geológico Nacional 1:50.000 (MAGNA).

Nº Clase	Descripción
1	Calizas
2	Dolomías
3	Margas
4	Margocalizas
5	Areniscas
6	Materiales Keuper
7	Yesos
8	Coluvios
9	Aluvial
10	Conglomerado
11	Metamórfico - Silíceo
12	Cuaternario indiferenciado
13	Volcánico ácido
14	Volcánico básico
15	Arcillas
16	Argilitas
17	Arenas

4.1.2.3 *Variables referentes a aspectos climatológicos*

Las variables climáticas que entran a formar parte del modelo, son la capa de precipitación (mm) **(9)** y la de temperatura (°C) **(10)** para la zona de estudio, elaboradas por el Laboratorio de Biogeografía Informática (LBI, 2013) del Museo Nacional de Ciencias Naturales del CSIC.

Para el cálculo de la radiación solar es fundamental la designación de la latitud proporcionada por el SIG para la zona de estudio, ya que es necesaria en el cálculo de la declinación solar y la posición del sol. Hay que tener en cuenta que este análisis está diseñado para escalas de paisaje pequeñas, por lo que en general será aceptable el uso de un grado en el valor de latitud para todo el conjunto del MDE (Felicísimo y Fernández-Cepedal, 1984).

La cantidad de radiación solar que recibe una superficie es sólo una porción de lo que recibiría fuera de la atmósfera; esto es debido a la transmisividad de la atmósfera, y se puede definir como la proporción de radiación solar incidente sobre una superficie que es capaz de ser transmitida por esa misma superficie, es decir, la proporción de radiación solar capaz de atravesar dicho material (Rich et al., 1994). Debido a que los algoritmos utilizados en este trabajo corrigen los efectos de elevación, es aconsejable que la transmisividad deba ajustarse a valores del nivel del mar. El cálculo de la radiación se ha realizado para un año completo, obteniéndose cuatro capas de información: la radiación global, o lo que es lo mismo, la cantidad total de radiación solar entrante (directa + difusa), calculada para cada pixel del MDE (Fu and Rich, 2000).

La insolación directa total (Dir_{tot}) para un lugar determinado es la suma de la radiación solar directa ($Dir_{\theta,\alpha}$) de todos los sectores de un mapa de radiación:

$$Dir_{tot} = \Sigma\, Dir_{\theta,\alpha} \qquad \textbf{[6]}$$

La radiación solar directa **(11)**, asociada a la insolación directa de un sector de un mapa de radiación (Dirθ, α) con centroide en su ángulo cenital (θ) y ángulo de azimutal (α) se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$Dir_{\theta,\alpha} = S_{Const} * \beta^{m(\theta)} * SunDur_{\theta,\alpha} * SunGap_{\theta,\alpha} * \cos(AngIn_{\theta,\alpha}) \quad \textbf{[7]}$$

donde,

S_{Const} : Constante solar, o flujo solar fuera de la atmósfera en la distancia media Tierra-Sol. El valor utilizado en el análisis es 1367 W/m2, estimado por World Radiation Center (WRC).
β: La transmisividad de la atmósfera (media de todas las longitudes de onda) por el camino más corto (en la dirección del cenit).
m(θ): La longitud relativa de la trayectoria óptica, medido como una proporción con respecto a la longitud de la trayectoria cenit.
$SunDur_{\theta,\alpha}$: La duración de tiempo representado por el sector cielo. Para la mayoría de los sectores, es igual al intervalo de días (por ejemplo, un mes) multiplicado por el intervalo de horas (por ejemplo, una hora media). Para los sectores parciales (cerca del horizonte), la duración se calcula utilizando la geometría esférica.
$SunGap_{\theta,\alpha}$: La fracción de hueco para el sector del mapa de insolación.
$AngIn_{\theta,\alpha}$: El ángulo de incidencia entre el centroide del sector cielo y el eje normal a la superficie

Longitud relativa de la óptica, m (θ), se determina por el ángulo cenital solar y la elevación sobre el nivel del mar. Para ángulos cenitales menores de 80 °, se puede emplear la siguiente ecuación:

$$m(\theta) = EXP(-0.000118 * Elev - 1.638*10^{-9} * Elev^2) / \cos(\theta) \quad \textbf{[8]}$$

donde,

θ : es el ángulo cenital solar.
Elev: La elevación sobre el nivel del mar en metros.

El efecto de la orientación de la superficie se tiene en cuenta mediante la multiplicación por el coseno del ángulo de incidencia. Este ángulo (AngInSkyθ, α) se determina entre la superficie de interceptación y un sector dado de cielo, con un centroide en el ángulo cenital y el ángulo azimutal, utilizando la siguiente ecuación:

$$AngIn_{\theta,\alpha} = acos(Cos(\theta) * Cos(G_z) + Sin(\theta) * Sin(G_z) * Cos(\alpha-G_a)) \quad \textbf{[9]}$$

donde,

G_z : Superficie del ángulo cenital
G_a : Superficie del ángulo azimutal

(12) la radiación solar difusa, al igual que la anterior, expresada en vatios-hora por metro cuadrado (Wh/m2),

Para cada sector de cielo, la radiación difusa en su centroide (Dif) se estima mediante la integración del intervalo de tiempo, la fracción de vacío y el ángulo de incidencia a partir de la expresión:

$$Dif_{\theta,\alpha} = R_{glb} * P_{dif} * Dur * SkyGap_{\theta,\alpha} * Weight_{\theta,\alpha} * cos(AngIn_{\theta,\alpha}) \quad \textbf{[10]}$$

donde,

R_{glb} : La radiación normal global.
P_{dif} : La proporción de flujo de radiación normal global que se difunde. Por lo general es aproximadamente 0,2 para condiciones de cielo muy claro y 0,7 para condiciones de cielo muy nuboso.
Dur : El intervalo de tiempo para el análisis.
$SkyGap_{\theta,\alpha}$: La fracción de hueco (proporción de cielo visible) para el sector de cielo.
$Weight_{\theta,\alpha}$: La proporción de la radiación difusa originada en un sector de cielo concreto, en relación al total de resto de los sectores.
$AngIn_{\theta,\alpha}$: El ángulo de incidencia entre el centroide del sector cielo y la superficie a interceptar.

La radiación normal global (R_{glb}) se puede obtener mediante la suma de la radiación directa de cada sector sin corrección para el ángulo de incidencia, de manera que la corrección para la proporción de la radiación directa, se expresa como 1-P_{dif} :

$$R_{glb} = (S_{Const}\ \Sigma(\beta^{m(\theta)})) / (1 - P_{dif}) \quad \textbf{[11]}$$

Para el modelo difuso de cielo uniforme ($Weight_{\theta,\alpha}$) se adopta:

$$Weight_{\theta,\alpha} = (\cos\theta_2 - \cos\theta_1) / Div_{azi} \quad \textbf{[12]}$$

donde,

θ_1 and θ_2 : Ángulos cenitales limitantes del sector cielo.
Div_{azi} : El número de divisiones azimutales en la cobertura del cielo.

Para el modelo de cielo cubierto estándar, $Weight_{\theta,\alpha}$ se calcula según la expresión:

$$Weight_{\theta,\alpha} = (2\cos\theta_2 + \cos2\theta_2 - 2\cos\theta_1 - \cos2\theta_1) / 4 * Div_{azi} \quad \textbf{[14]}$$

El total de radiación solar difusa para un lugar (Diftot) se obtiene mediante la suma de la radiación solar difusa (DIF) de todos los sectores de la cobertura cielo:

$$Dif_{tot} = \Sigma\ Dif_{\theta,\alpha} \quad \textbf{[15]}$$

Finalmente se incluyó una última capa que representa la duración de la radiación solar directa entrante **(13)**, indicada en horas para cada una de las celdillas.

4.1.2.4 *Variables obtenidas mediante Teledetección*

Se han utilizado imágenes del satélite Landsat para obtener información adicional. En primer lugar, para verano (Julio) e invierno (Febrero) se ha estimado el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) **(14 y 15)**. Este índice [16] permite determinar la cantidad, calidad y desarrollo de la vegetación de acuerdo con la medición de la intensidad de la radiación de las longitudes de onda de la zona Roja (R) e Infrarrojo Cercano (IRC) del espectro electromagnético que la vegetación emite o refleja (Townshend et al, 1985). Este índice aprovecha la diferencia de las características espectrales de estas dos bandas, donde las altas absorciones de pigmentos de clorofila

en la banda Roja contrastan con la alta reflectividad de los materiales vegetales de la banda IRC.

$$NDVI = (IRC - R)/(IRC+R) \quad \textbf{[16]}$$

donde,

IRC : valor de los pixeles en la banda del Infrarrojo Cercano (0,75–0,90 µm)
R : valor de los pixeles en la banda Roja (0,63–0,69 µm)

La aplicación de dicho índice genera un conjunto de datos de una sola banda, que representan en su mayoría el nivel de verdor, con valores emitidos valores entre -1 y 1. Los valores negativos son principalmente generados por las nubes, el agua y la nieve, y los valores cercanos a cero se relacionan principalmente con roca y suelo desnudo. Los valores moderados positivos representan arbustos y pastizales (0,2 a 0,3), mientras que los valores altos indican bosques y áreas forestales (0,6 a 0,8) (Lillesand et al., 2004).

También se han realizado una serie de algoritmos sobre las escenas seleccionadas para obtener un Índice de Composición Mineral, que exprese respuestas mineralógicas de la superficie terrestre (Sabins, 1981; Crosta et al., 2003), mediante combinación de las siguientes funciones estandarizadas "Clay Minerals" (CMI) **(16 y 19)**, "Ferrous Minerals" (FMI) **(17 y 20)** y "Iron Oxide" (IOI) **(18 y 21)**. Para cada una de las funciones se han realizado los cálculos correspondientes a la estación de verano (Julio) e invierno (Febrero).

El primer índice (CMI) se basa en que la alunita ($KAl_3(SO_4)_2(OH)_6$) y los minerales arcillosos caolinita ($Al_2Si_2O_5(OH)_4$), montmorillonita ($(Na,Ca)_{0,3}(Al,Mg)_2Si_4O_{10}(OH)_2 \cdot nH_2O$) y illita ($(K,H_3O)(Al, Mg, Fe)_2(Si, Al)_4O_{10}[(OH)_2,(H_2O)]$) generan una reflectancia espectral caracterizada por unos valores elevados en el intervalo de longitud de onda del infrarrojo medio (1,55 a 1,75µm) y unos valores bajos en el intervalo de longitud del térmico próximo (2.09 a 2,35µm), mientras que una roca no alterada se caracteriza por un espectro de reflectancia de valores relativamente uniformes entre estas dos longitudes de onda (Figura 9). Calculando la razón de los valores de reflectancia

correspondientes a IRM / TP se puede llegar a destacar las diferencias entre los espectros de los minerales típicos de una alteración hidrotermal y una roca no alterada (Sabins, 1999).

El índice FMI se ha empleado para realzar áreas con alto contenido ferroso (Dury, 1987), aplicando el mismo principio que en el caso anterior, en concreto el cociente entre el intervalo de longitud de onda del infrarrojo medio (1,55 a 1,75 µm), donde estos minerales ofrecen una gran reflectividad, y los del infrarrojo cercano (0,75–0,90 µm), donde los niveles de absorción resultan mayores. Los minerales con contenido en hierro, como la goethita (FeO(OH)), hematita (Fe_2O_3) y jarosita ($KFe_3^{3+}(SO_4)_2(OH)_6$), tienen valores elevados de reflectancia correspondientes al intervalo de longitud de ondas de la banda Roja (0,63–0,69 µm) y valores más bajos de reflectancia en el intervalo de longitud de la banda Azul (0,45–0,515 µm), mientras que una roca sin minerales de este tipo registra valores semejantes en las bandas roja y azul (Figura 10). Mediante el índice IOI que resulta del cociente de valores entre ambas bandas, pueden distinguirse rocas formadas por minerales con cierto contenido en hierro, posiblemente afectadas por procesos de alteración hidrotermal.

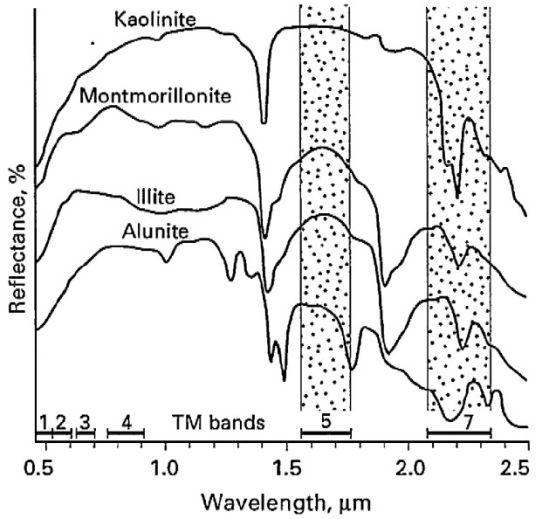


Figura 9. Detección del sensor TM (Landsat 5) mediante las bandas 5 y 7 (punteado) de la alunita y de arcillas hidroxiladas en rocas alteradas. (Fuente: Sabins, 1999)

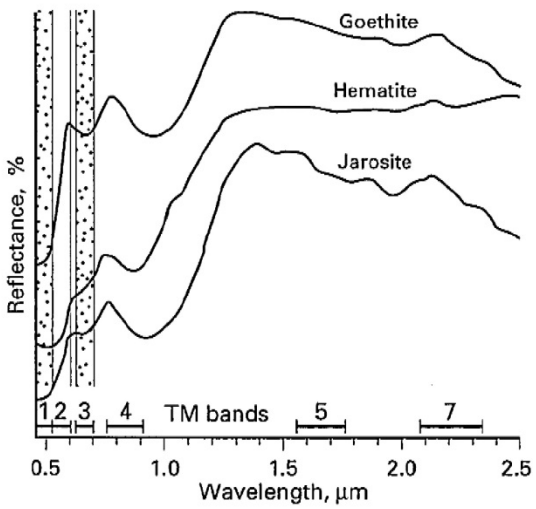


Figura 10. Detección del sensor TM (Landsat 5) mediante las bandas 1 y 3 (punteado) de minerales con contenido en hierro en rocas alteradas. (Fuente: Sabins, 1999)

En el cálculo de dichos índices se han empleado los siguientes algoritmos:

Índice de Minerales Arcillosos (CMI) = IRM / TP **[17]**

Índice de Minerales Férreos (FMI) = IRM / IRC **[18]**

Índice de Óxido de Hierro (IOI) = R / A **[19]**

donde,

A : valor de los pixeles en la banda Azul (0,45–0,515 µm)
R : valor de los pixeles en la banda Roja (0,63–0,69 µm)
IRC : valor de los pixeles en la banda del Infrarrojo Cercano (0,75–0,90 µm)
IRM: valor de los pixeles en la banda del Infrarrojo Medio (1,55–1,75 µm)
TP : valor de los pixeles en la banda del Térmico Próximo (2,09–2,35 µm)

Cómo ya se ha comentado, tanto para el caso del NDVI como para los Índices de Composición Mineral, se han utilizado dos fechas (14/02/2009 y 24/07/2009). Estas fechas corresponden a dos periodos estacionales diferentes del mismo año, uno estival y otro invernal, evitando el posible sesgo de información al utilizar solamente un periodo.

A continuación (Tabla 3) se resumen las variables recopiladas y la descripción de sus características más importantes.

Tabla 3. Selección de capas SIG de las variables utilizadas en los procesos de modelización.

Atributos	**Descripción**
(1) Modelo Digital de Elevaciones (ASTER GDEM) [DEM]	MDE obtenido por el satélite ASTER, con resolución espacial de 30m.
(2) Mapa de Pendientes [Slp]	Pendiente expresada en grados, generada a partir del ASTER GDEM.
(3) Mapa de Curvaturas del perfil [CuP]	Curvaturas, generada a partir del ASTER GDEM.
(4) Mapa de Curvaturas perpendicular [CuPP]	Curvaturas, generada a partir del ASTER GDEM.
(5) Mapa de Acumulación de Flujo [FAc]	Flujo, generada a partir del ASTER GDEM.
(6) Mapa de Suelos (LUCDEME) [SLu]	Mapa de Suelos. *World Soil Classification* (FAO). E. 1:100.000
(7) Fase Salina (LUCDEME) [SPLu]	Mapa de Suelos. *World Soil Classification* (FAO).
(8) Mapa de Litología (MAGNA) [LM]	Mapa Litológico, extraído de la Cartografía Geológica MAGNA, E. 1:50.000
(9) Mapa de Precipitación [Pr]	Mapa de Precipitación Media Anual (mm). Laboratorio de Biogeografía Informática (LBI). Resolución espacial de 800m.
(10) Mapa de Temperatura [Tmp]	Mapa de Temperatura Media Anual (°C). Laboratorio de Biogeografía Informática (LBI). Resolución espacial de 800m.
(11) Mapa de Radiación Directa [RaDr]	Radiación, expresada en Wh/m2, generada a partir del ASTER GDEM.
(12) Mapa de Radiación Difusa [RaDi]	Radiación, expresada en Wh/m2, generada a partir del ASTER GDEM.
(13) Mapa de Duración de Radiación [RaDu]	Radiación, expresada en horas, generada a partir del ASTER GDEM.
(14) Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI). 14/02/2009 [NDVIfeb]	NDVI, generado a partir de imagen Landsat 5. Resolución espacial de 30m.
(15) Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI). 24/07/2009 [NDVIjul]	NDVI, generado a partir de imagen Landsat 5. Resolución espacial de 30m.
(16) Índice de Composición Mineral, ***Clay Minerals*** 14/02/2009 [CMIfeb]	Índice, generado a partir de imagen Landsat 5. Resolución espacial de 30m.
(17) Índice de Composición Mineral, ***Ferrous Minerals*** 14/02/2009 [FMIfeb]	Índice, generado a partir de imagen Landsat 5. Resolución espacial de 30m.
(18) Índice de Composición Mineral, ***Iron Oxide*** 14/02/2009 [IOIfeb]	Índice, generado a partir de imagen Landsat 5. Resolución espacial de 30m.
(19) Índice de Composición Mineral, ***Clay Minerals*** 24/07/2009 [CMIjul]	Índice, generado a partir de imagen Landsat 5. Resolución espacial de 30m.
(20) Índice de Composición Mineral, ***Ferrous Minerals*** 24/07/2009 [FMIjul]	Índice, generado a partir de imagen Landsat 5. Resolución espacial de 30m.
(21) Índice de Composición Mineral, ***Iron Oxide*** 24/07/2009 [IOIjul]	Índice, generado a partir de imagen Landsat 5. Resolución espacial de 30m.

4.1.3 Análisis estadístico descriptivo de las variables ambientales

Los cálculos estadísticos forman una parte fundamental en este trabajo, por lo que a modo de referencia para los resultados obtenidos en los siguientes capítulos se presenta un análisis estadístico descriptivo de los datos procedentes de las variables cuantitativas descritas en el punto anterior (Tabla 4).

Tabla 4. Descripción de la representatividad de los valores de las variables ambientales y su estadístico descriptivo con el cálculo del Rango, Media y Desviación Estándar.

Variable	Descripción valores mínimos	Descripción valores máximos	Rango	Media	Desv. Estándar
DEM	Altitud nivel mar	Altitud absoluta	0 - 2057	612	±407
Slp	Superficies llanas	Relieve escarpado	0 - 79	7,5	±7,7
CuP	Curvatura Cóncava	Curvatura Convexa	-0,8 - 0,8	0,008	±0,27
CuPP	Curvatura Convexa	Curvatura Cóncava	-3 - 3	0,008	±0,41
FAc	Baja Acumulación de flujo	Alta Acumulación de flujo	0 - 17	1,6	±1,8
Pr	Precipitación mínima	Precipitación máxima	250 - 771	390	±84
Tmp	Bajas temperaturas	Altas temperaturas	8,2 - 18,4	15,1	±2,07
RaDr	Baja radiación directa	Alta radiación directa	0,001 - 2,258 *	1,36	±0,12
RaDi	Baja radiación difusa	Alta radiación difusa	0,083 - 0,514 *	0,28	±0,01
RaDu	Escasa duración de radiación	Elevada duración de radiación	40 - 4360	4,03	±0,27
NDVIfeb	Suelos artificiales - agua	Abundante vegetación	-1 - 1	0,05	±0,19
NDVIjul	Suelos artificiales - agua	Abundante vegetación	-1 - 1	0,03	±0,13
CMIfeb	Baja alteración minerales CMI	Alta alteración minerales CMI	0 - 3,5	1,21	±0,97
FMIfeb	Baja alteración minerales FMI	Alta alteración minerales FMI	0 - 3	0,83	±0,75
IOIfeb	Baja alteración minerales IOI	Alta alteración minerales IOI	0 - 1,5	0,31	±0,28
CMIjul	Baja alteración minerales CMI	Alta alteración minerales CMI	0 - 3,5	1,21	±0,92
FMIjul	Baja alteración minerales FMI	Alta alteración minerales FMI	0 - 3	0,95	±0,76
IOIjul	Baja alteración minerales IOI	Alta alteración minerales IOI	0 - 1,5	0,39	±0,34

* RaDr y RaDi están escalados a 1/1000000 respecto a los valores originales. En la tabla están expresados en MWh/m^2.

4.2 PLATAFORMAS DE TRABAJO

Los procesos de análisis y cálculo realizados en este trabajo se han desarrollado principalmente en dos plataformas de trabajo.

En un Sistema de Información Geográfica (SIG) se ha realizado la implementación y análisis de la información espacial como fase inicial para la elaboración gestión de

información espacial, y la importación de los modelos y su reconstrucción espacial en una fase final.

Básicamente un SIG funciona como una base de datos con información geográfica (datos alfanuméricos), asociada por un identificador común a los objetos gráficos del territorio. La representación de dicha información puede darse de dos formas, como datos discretos o como datos continuos. Y a su vez éstos pueden almacenarse en dos tipos de formato: (a) una vectorial (formado por vectores), que ofrece la ventaja de una mayor precisión en la representación espacial y localización de los elementos geográficos. Y (b) otra raster, constituido por una serie de pixeles o celdillas regulares, cada una de las cuales representan un único valor. Este tipo de formato es de gran utilidad para la aplicación de algoritmos a las capas de información. (Burrough and McDonnell, 1998).

En el presente trabajo han sido empleados diversos paquetes SIG comerciales tales como arcGIS 10 (ESRI, Redlands, USA) y ERDAS IMAGINE (Intergraph, Norcross, USA), y un SIG de libre distribución, gvSIG (gvSIG Association, Valencia, España). ArcGIS y gvSIG para el manejo y desarrollo de la información geográfica, y ERDAS para el tratamiento digital de las imágenes de satélite.

La segunda plataforma utilizada ha sido “R” (2013), considerada como un lenguaje y un entorno de programación muy útiles para el análisis estadístico y la representación gráfica de la información. En este lenguaje se ha llevado a cabo todo el procesado estadístico, así como la realización de la mayor parte de las gráficas asociadas.

5. BIBLIOGRAFÍA

Albaladejo, J., Ortiz, R., Garcia-Franco, N., Navarro, A.R., Almagro, M., Pintado, J.G., Martínez-Mena, M. 2013. *Land use and climate change impacts on soil organic carbon stocks in semi-arid Spain.* Journal of Soils and Sediments 13 : 265-277

Alías, L. J., Ortiz, R., Hernández, J., Linares, P., Martinez, J., Marín, P. 1989. Proyecto LUCDEME. Mapa de Suelos. E. 1:100.000. ICONA – Universidad de Murcia.

Alonso-Sarría, F. 2007. Atlas Global de la Región de Murcia. La Verdad – CMM S.A. Murcia. http://www.atlasdemurcia.com/index.php/secciones/1/el-clima/3/

ArcGIS User Guide. http://help.arcgis.com/en/arcgisdesktop/10.0/help/ . ESRI, Redlands, USA. 2013.

Álvarez Rogel, J., Ortiz Silla, R., Alcaraz Ariza, F. 2001. *Edaphic characterization and soil ionic composition influencing plant zonation in a semiarid Mediterranean salt marsh.* Geoderma 99 : 81-98.

Bardet, J.-P., Zand, A. 2009. *Spatial modeling of geotechnical information using GML.* Transactions in GIS 13 : 125-165

Ben-Dor, E. 2002. *Quantitative remote sensing of soil properties.* Advances in Agronomy 75 : 173-243

Ben-Dor, E., Chabrillat, S., Demattê, J.A.M., Taylor, G.R., Hill, J., Whiting, M.L., Sommer, S. 2009. *Using Imaging Spectroscopy to study soil properties.* Remote Sensing of Environment 113 (SUPPL. 1) : S38-S55

Boix-Fayos, C., Martínez-Mena, M., Calvo-Cases, A., Castillo, V., Albaladejo, J. 2005. *Concise review of interrill erosion studies in SE Spain (Alicante and Murcia): Erosion rates and progress of knowledge from the 1980's.* Land Degradation and Development 16 : 517-528.

Bower, C.A. and Wilcox, L.V. 1965. Solule salts. En C. A. Black, ed. Methods of Soil Analysis, Part 2, 933-940. American Society Agronomy, Inc. Madison, Wis.

Brady, N.C. 1984. The nature and properties of soils. MacMillan Publishing Company. New York

Burrough, P.A. and McDonnell, R.A. 1998 Principles of geographical information systems. Oxford University Press, Oxford, 327 pp.

Capel-Molina, J.J. 2000. El clima de la Península Ibérica. Ariel Geografía, Barcelona.

CARM, 2000. Mapa digital de suelos de la Región de Murcia. http://www.murcianatural.carm.es/web/guest/instrumentos-de-gestion-y-planificacion/-/journal_content/56_INSTANCE_ly5G/14/107840 . Ed. Consejería de Agricultura, Agua y Medio Ambiente

Confederación Hidrográfica del Segura (CHS). http://www.chsegura.es/chs/cuenca/resumendedatosbasicos/marcoadministrativo/ . Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente. 2013.

Conesa García, C., y Alonso Sarria, F. 2006. El Clima de la Región de Murcia. En Conesa García, C. (Ed.), El Medio Físico de la Región de Murcia. Servicio de Publicaciones, Universidad de Murcia. Murcia, 3 : 95-127.

Crosta, A.P., De Souza Filho, C.R., Azevedo, F., Brodie, C. 2003. *Targeting key alteration minerals in epithermal deposits in Patagonia, Argentina, using ASTER imagery and principal component analysis.* International Journal of Remote Sensing 24. 21 : 4233-4240

Dungan, J.L., Perry, J.N., Dale, M.R.T., Legendre, P., Citron-Pousty, S., Fortin, M.-J., Jakomulska, A., Miriti, M., Rosenberg, M.S. 2002. *A balanced view of scale in spatial statistical analysis.* Ecography Volume 25 : 626-640.

Dury, S.A. 1987. Image Interpretation in Geology. Chapman & Hall. London.

Ekholm, P. and Lehtoranta, J. 2012. *Does control of soil erosion inhibit aquatic eutrophication?* Journal of Environmental Management 93 (1) : 140-146

European Environment Agency (EEA). CORINE Land Cover Project. http://www.eea.europa.eu/data-and-maps/data/corine-land-cover-2006-raster . European Union. 2006.

FAO. 1974. Soil Map of the World. Vol I.

FAO. Soil Biodiversity and Sustainable Agriculture. Rome 14-18 October 2002.

Felicísimo Pérez, A.M. y Fernández Cepedal, G. 1984. *Estimación de la radiación solar incidente en laderas con pendiente y orientación variables.* Studia Oecológica, 3 : 267-283.

Fu, P., and P. M. Rich. 2000. The Solar Analyst 1.0 Manual. Helios Environmental Modeling Institute (HEMI), USA.

Geisser, S. and Johnson, W.M. 2006. Modes of Parametric Statistical Inference (Wiley Series in Probability and Statistics). Wiley-Interscience Ed. 192 pp.

Gobin, A., Campling, P. and Feyen, J. 2001. *Soil-Landscape Modelling to Quantify Spatial Variability of Soil Texture*. Phys. Chem. Earth (B). Vol. 26 : 41-45.

Hinsinger, P., Bengough, A.G., Vetterlein, D., Young, I.M. 2009. *Rhizosphere: Biophysics, biogeochemistry and ecological relevance.* Plant and Soil 321 (1-2) : 117-152

ICONA. Proyecto LUCDEME (Lucha contra la Desertificacion del Mediterraneo) 1986. Mapa de suelos, escala 1:100.000. ICONA - Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación.

Instituto Nacional de Estadística (INE). http://www.ine.es/inebmenu/mnu_entornofis.htm#1 . Ministerio de Economía y Competitividad. 2013.

Kleinman, P.J.A., Sharpley, A.N., McDowell, R.W., Flaten, D.N., Buda, A.R., Tao, L., Bergstrom, L., Zhu, Q. 2011. *Managing agricultural phosphorus for water quality protection: Principles for progress.* Plant and Soil 349 (1-2) : 169-182

Koorevaar,P., Menelik, G.,Dirksen, C. 1983. Elements of Soils Physics. Elsevier Ed. 227 pp.

Lagacherie, P., Bailly, J.S., Monestiez, P., Gomez, C. 2012. *Using scattered hyperspectral imagery data to map the soil properties of a region.* European Journal of Soil Science 63 (1) : 110-119

Lal, R., Mahboubi, A.A., Fausey, N.R. 1994. *Long-term tillage and rotation effects on properties of a central Ohio soil.* Soil Science Society of America Journal, 58 : 517-522.

Lal, R. 2003. *Soil erosion and the global carbon budget.* Environment International 29 : 437-450

LBI, 2013. Laboratorio de Biogeografía Informática. http://www.mncn.csic.es/Menu/Investigacin/Serviciodeapoyoalainvestigacin/LabBiogeografaInformtica/seccion=1258&idioma=es_ES.do . Museo Nacional de Ciencias Naturales. CSIC.

Lillesand, T. M., Kiefer, R. W. and Chipman, J. W. 2004. Remote Sensing and Image Interpretation, fifth edition. John Wiley & Sons, Inc., New York.

Ludwig, J.A., Wilcox, B.P., Breshears, D.D., Tongway, D.J., Imeson, A.C. 2005. *Vegetation patches and runoff-erosion as interacting ecohydrological processes in semiarid landscapes.* Ecology 86 (2) : 288-297

Marshall, T. J. Holmes, J. W. Rose, C. W. 1996. Soil physics. Cambridge University Press. 453 pp.

Martínez-Mena, M., López, J., Almagro, M., Albaladejo, J., Castillo, V., Ortiz, R., Boix-Fayos, C. 2012. *Organic carbon enrichment in sediments: Effects of rainfall characteristics under different land uses in a Mediterranean area.* Catena 94 : 36-42

McBratney, A.B., Mendonça Santos, M.L., Minasny, B. 2003. *On digital soil mapping.* Geoderma 117 (1-2) : 3-52

McBride, M.B., 1994. Environmental chemistry of soils. Oxford University Press. 406p

Ministerio de Medio Ambiente (MMA). 2003. Mapas de estados erosivos. Resumen nacional. Dirección General de Conservación de la Naturaleza. NIPO: 311-02-054-1

Ministerio de Medio Ambiente (MMA). Inventario Nacional de Erosión de Suelos. http://www.magrama.gob.es/es/biodiversidad/temas/inventarios-nacionales/inventario-nacional-de-erosion-de-suelos/ . 2002-2012.

Moore, I. D., R. B. Grayson, and A. R. Landson. 1991. *Digital Terrain Modelling: A Review of Hydrological, Geomorphological, and Biological Applications.* Hydrological Processes 5 : 3–30.

Moutonnet, P., Schmidt, F. 1985. *Variabilité spatiale de la densité apparente et de l´humidité volumique dún sol alluvial.* Bulletin du G.F.H.N., 17 : 53-63.

Nadeu, E., Berhe, A.A., De Vente, J., Boix-Fayos, C. 2012. *Erosion, deposition and replacement of soil organic carbon in Mediterranean catchments: A geomorphological, isotopic and land use change approach.* Biogeosciences 9 (3) : 1099-1111

NASA – METI. 2013. ASTER GDEM. http://gdem.ersdac.jspacesystems.or.jp/ . The Ministry of Economy, Trade and Industry of Japan (METI) and the National Aeronautics and Space Administration (NASA)

Oyonarte, C., Rey, A., Raimundo, J., Miralles, I., Escribano, P. 2012. *The use of soil respiration as an ecological indicator in arid ecosystems of the SE of Spain: Spatial variability and controlling factors.* Ecological Indicators 14 : 40-49

Plan Bleu Papers (2003) Threats to soils in Mediterranean countries, Document Review. http://www.planbleu.org/publications/cahiers2_sols_us.pdf . United Nations Environment Programme (UNEP)

Poggio, L., Gimona, A., Brewer, M.J. 2013. *Regional scale mapping of soil properties and their uncertainty with a large number of satellite-derived covariates.* Geoderma 209-210 : 1-14

R Project. 2013. http://www.r-project.org/index.html . Statistics Department of the University of Auckland.

Rawls, W., Cosh, M., Jackson, T., Nemes, A. 2004. *Use of remotely sensed soil moisture to determine soil hydraulic properties.* International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 4 : 2791-2794

Rich, P. M., R. Dubayah, W. A. Hetrick, and S. C. Saving. 1994. *Using Viewshed Models to Calculate Intercepted Solar Radiation: Applications in Ecology*. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing Technical Papers : 524–529.

Rodríguez-Estrella, T. 1979. Geología e Hidrogeología del sector de Alcaraz-Liétor y este (prov. de Albacete): Síntesis geológica de la zona Prebética. Colec. Mem. IGME, 97. 566 p. Madrid

Rodríguez-Estrella, T. 2007. Atlas Global de la Región de Murcia. La Verdad – CMM S.A. Murcia. http://www.atlasdemurcia.com/index.php/secciones/3/la-geologia/

Römkens et. al. (1986) *performed a regression analysis on a world-wide dataset of all measured K-values, which yielded the following equation* (revised in Renard et al., 1997)

Sabins Jr, F.F. 1981. *Geological applications and training in remote sensing*. CORSE 81: the 1981 conference on remote sensing education, Lafayette, IN : 77-82.

Sabins Jr, F.F. 1999. *Remote sensing for mineral exploration*. Ore Geology Reviews : 157–183.

Saxton, K.E., Rawls, W.J. 2006. Soil water characteristic estimates by texture and organic matter for hydrologic solutions. Soil Science Society of America Journal 70 (5) : 1569-1578

Schulten, H.-R., Schnitzer, M. 1997. *Chemical model structures for soil organic matter and soils.* Soil Science 162 (2) : 115-130

Scull, P., Franklin, J., Chadwick, O.A., McArthur, D. 2002. *Predictive soil mapping: A review.* Progress in Physical Geography 27 (2) : 171-197

Sharma, S.K., Mohanty, B.P., Zhu, J. 2006. *Including topography and vegetation attributes for developing pedotransfer functions*. Soil Science Society of America Journal 70 : 1430-1440.

Tarboton, D. G., R. L. Bras, and I. Rodriguez–Iturbe. 1991. *On the Extraction of Channel Networks from Digital Elevation Data.* Hydrological Processes 5: 81–100.

Torri, D., Poesen, J., Borselli, L. 1997. Predictability and uncertainty of the soil erodibility factor using a global dataset. Catena 31 (1-2) : 1-22

Townshend, John R.G., Goff, Thomas E., Tucker, Compton J. 1985. *Multitemporal dimensionality of images of Normalized Difference Vegetation Index at continental scales*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing, 23 : 888-895.

Tuller, M. and Or, D. *Hydraulic functions for swelling soils: Pore scale considerations.* Journal of Hydrology 272 (1-4) : 50-71

Van Beers, W.F.J. 1980. *Soils and soil properties. In Drainage Principles and Applications.* Vol. I. ILRI. Wageningen : 33-73.

Van Genuchten, M.Th. 1980. *Closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soil.* Soil Sci. Soc. Am, 44 : 1147-1152.

Viscarra Rossel, R.A., Walvoort, D.J.J., McBratney, A.B., Janik, L.J., Skjemstad, J.O. 2006. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. Geoderma 131 (1-2) : 59-75

Vrieling, A. 2006. *Satellite remote sensing for water erosion assessment: A review.* Catena 65 (1) : 2-18

Walling, D.E. & Fang, D. 2003. *Recent trends in the suspended sediment loads of the world's rivers.* Global and Planetary Change, 39 : 111-126.

Wang, B., Zheng, F., Römkens, M.J.M. 2012. *Comparison of soil erodibility factors in USLE, RUSLE2, EPIC and Dg models based on a Chinese soil erodibility database.* Acta Agriculturae Scandinavica Section B: Soil and Plant Science 63 (1) : 69-79

Western, A.W., Zhou, S.-L., Grayson, R.B., McMahon, T.A., Blöschl, G., Wilson, D.J. 2004. *Spatial correlation of soil moisture in small catchments and its relationship to dominant spatial hydrological processes.* Journal of Hydrology 286 (1-4) : 113-134

Wischmeier, W.H. & Smith, D.D. 1978. Predicting rainfall erosion losses: A guide to conservation planning, Agriculture Handbook. U.S. Department of Agriculture, Washington D.C. (USA), 537 pp.

Yaalon, D.H. 1997. Soils in the Mediterranean region: what makes them different? CATENA vol. 28 issue 3-4 : 157-169.

Zeverbergen, L. W., and C. R. Thorne. 1987. *Quantitative Analysis of Land Surface Topography*. Earth Surface Processes and Landforms 12 : 47–56.

Zhou, W. and Wu, B. 2008. *Assessment of soil erosion and sediment delivery ratio using remote sensing and GIS: a case study of upstream Chaobaihe River catchment, north China.* Int. J. Sediment Res 23 : 167-173

Zhou, P. Luukkanen, O. Tokola, T. Nieminen, J. 2008. *Effect of vegetation cover on soil erosion in a mountainous watershed.* Catena 75 : 319-325

Capítulo 1

Efecto de la resolución espacial en la predicción regional de la textura del suelo

1. INTRODUCCIÓN

Desde el punto de vista físico, la textura de un suelo está referida a la proporción de los tamaños de las fracciones de partículas minerales que lo constituyen. Ésta es una de las propiedades de los suelos más importantes, ya que a su vez influye en otras muchas propiedades físicas, químicas, biológicas e hidrológicas implicadas en los procesos de la superficie terrestre. Se presenta espacialmente variable en la naturaleza (Burrough, 1993), y muestra unas características muy estables en el tiempo a diferencia de la materia orgánica o la estructura del suelo, que pueden variar de forma considerable a corto y medio plazo. Estas particularidades hacen de la textura un elemento trascendental para establecer la facilidad de abastecimiento de los nutrientes, la disponibilidad de agua y la aireación en el suelo, factores fundamentales en el desarrollo de la vegetación (Crave y Gascuel-Odoux, 1997), así como para determinar los procesos de degradación del suelo (López-Bermúdez et al., 1998).

La caracterización de los suelos, mediante la textura, junto con otras propiedades físico – químicas, a través de la representación cartográfica, cuenta con una sólida tradición que se extiende décadas atrás en el pasado. El *European Digital Archive on Soil Maps* (EuDASM) (Panagos et al., 2011) ha digitalizado 6000 mapas de suelo de 135 países. Estos mapas clásicos representan una estimación espacialmente distribuida de las propiedades del suelo, de modo que a cada tipo de suelo se le puede atribuir un valor promedio para cada variable de interés. Ello puede lograrse incorporando dicha cartografía en un Sistema de Información Geográfico (SIG) y asignando una tabla de valores que relacione tipo de suelo con el valor promedio de la variable de interés. Esta estrategia ha sido ya adoptada, por ejemplo, por la *Harmonized World Soil Data Base* (FAO/IIASA/ISRIC/ISSCAS/JRC, 2012) que integra gran parte de la información mundial de cartografía de suelos. Sin embargo, dicho planteamiento se halla limitado por el nivel de detalle espacial del mapa, ya que para un polígono dado se asume que las propiedades del suelo son completamente homogéneas. La obtención de valores espacialmente distribuidos de variables del suelo puede mejorarse si se utiliza una base de datos de perfiles del suelo espacialmente georreferenciada por sí sola o asociada a

datos ambientales que pueden ser obtenidos de otras fuentes. El *National Cooperative Soil Survey* (NCSS) del USDA integra herramientas de recuperación de este tipo de información, tales como *Soil Data Mart* (http://soildatamart.nrcs.usda.gov/) o *Soil Data Access* (http://sdmdataaccess.nrcs.usda.gov/), en tanto que la *African Soil Profiles Database* (Leenaars, 2012) es propiamente una base de datos de perfiles de suelo georreferenciados. Para el SE de España se cuenta con la base de datos producida por el proyecto LUCDEME, que sirvió de base para la cartografía de suelo del mismo nombre (Alías et al., 1989).

Con el fin de avanzar en una cartografía de suelos más detallada a lo largo de los últimos años se han elaborado diferentes técnicas para predecir, sobre grandes extensiones (de aquí en adelante, regionales), el valor de una variable determinada del suelo. En los primeros 1980s se desarrolló la estimación espacialmente distribuida de variables del suelo mediante la aplicación de técnicas de kriging y cokriging (McBratney et al., 1981), basadas fundamentalmente en la dependencia espacial de las variables de estudio. La utilidad de estas técnicas es mayor para áreas no muy grandes y con muestreos bastante intensivos y regulares. En una estimación de carácter regional (entendida como un área extensa de miles de kilómetros cuadrados), con muestras ampliamente dispersas, la información proporcionada por la posible autocorrelación espacial entre muestras puede ser muy reducida (Burrough et al., 1997; Westernet al., 2004).

Como la densidad de medidas no es habitualmente muy alta a escala regional, se requieren otras metodologías para predecir los valores de las variables del suelo de manera sencilla y asequible (Ließ et al., 2012). La alternativa evidente es la modelización de la relación entre la variable de interés en el suelo y variables ambientales de las que se dispone de información espacial (Gessler et al., 1995; Brus y De Gruijter, 1997; McKenzie y Ryan, 1999; Thompson et al., 2001). El estudio de estas relaciones iniciado por Jenny (1941) se completa con los conocidos '*factores SCORPAN*', término que hace referencia a factores asociados a la formación de suelo, tales como Propiedades del suelo (s), Clima (c), Organismos, vegetación y actividad humana (o), Topografía y atributos del paisaje (r), Materiales originales (p), Litología y antigüedad del material (a) y Posición espacial (n) (McBratney et al., 2003). La relación entre estos factores y las

propiedades del suelo es un elemento fundamental en la cartografía digital de suelos, tal como han demostrado ya varios estudios al cuantificar, mediante diversos métodos estadísticos, la predicción espacial de las propiedades del suelo (Minasny et al., 2008; Dobos and Hengl, 2009; Bou Kheir et al., 2010; Greve et al., 2012a). El resultado son elementos cartográficos con información continua obtenidos mediante los modelos estadísticos de las propiedades del suelo en función de las variables ambientales que influyen en la formación y distribución de los suelos. Para la construcción de estos modelos estadísticos, capaces de predecir el valor de una variable del suelo en función de variables ambientales, se necesita que la información de ambos esté en una resolución determinada, en terminología SIG en un mismo tamaño de pixel.

A pesar de su importancia, son escasos los trabajos que abordan el efecto que produce el cambio de la escala en la modelización de variables ambientales (Ryan et al., 2000; Behrens et al., 2010; Malone et al., 2013), y gran parte de ellos se centran en estudios hidrológicos con el propósito principal de analizar los diferentes parámetros relacionados con la topografía (Kienzle, 1996; Elsheikh y Guercio, 1997; Du et al., 2009). Por tanto, será un aspecto relevante, si se pretenden elaborar modelos regionales predictivos de textura en función de las variables ambientales, la escala o resolución a la que esas variables están representadas. Los estudios que analizan el paisaje, desde el punto de vista ecológico, tratan a menudo con datos agregados e información con resoluciones espaciales diferentes, por lo que hay que tener en un cuidado especial con los fenómenos multiescala (Turner et al., 1989). Un ejemplo de este efecto de la agregación de datos en el análisis de la estructura, en la literatura estadística y geográfica, se conoce como el Problema de la Unidad de Área Modificable (MAUP), problema enunciado a principios del siglo XX (Gehlke y Biehl, 1934), pero que fue descrito en detalle por Openshaw y Taylor (1981) años más tarde.

Openshaw (1984) presenta la MAUP como un problema geográfico fundamental, inherente en todos los estudios de datos espacialmente agregados, porque los resultados de estos estudios se ven siempre afectados por las unidades de áreas utilizadas en sus cálculos. Posteriormente, Fotheringham y Rogerson (1993) lo califican como uno de los problemas más importantes que surgen en los análisis espaciales,

mientras que Jelinski y Wu (1996) analizan el alcance del MAUP aplicando dos enfoques distintos, pero relacionados entre sí, sobre un conjunto de datos espaciales. El primero es el "problema de escala”, donde se analizan las variaciones de un conjunto de datos de áreas que son agrupados en varios conjuntos de mayor unidad de área, y cada nueva combinación da lugar a la variación de diferentes valores en los datos originales. El segundo enfoque se centra sobre el "problema de la zonificación", donde un conjunto dado de unidades de áreas se recombina en zonas del mismo tamaño, pero situadas en lugares diferentes, dando como resultado la variación de sus valores, y en consecuencia proporcionando diferentes conclusiones. El impacto de la MAUP en los análisis multivariantes han demostrado ser mucho más complejos e impredecibles, y, sin embargo, no se ha profundizado lo suficiente para caracterizar estos efectos.

Es ampliamente conocido que la agregación espacial de los datos implica un efecto de suavizado o filtrado en el resultado final de estas operaciones (Tobler, 1989). Por simples análisis estadísticos básicos (análisis de correlación, regresión lineal,…), dichos cambios son teóricamente esperados y por lo tanto son relativamente notorios (Fotheringham y Wong 1991). El conocimiento de los problemas generados por los efectos multiescala deben ofrecer mejoras en los métodos de agregación y en modelos de procesos espaciales, para mostrarse como elemento paradigma en estudios ecológicos (Jelinski, 1997).

Atendiendo a lo anterior, nos parece fundamental la comprensión de la relación entre patrón, desde el punto de vista ecológico, y escala, tema que se ha convertido esencial en la ecología del paisaje (Burgess y Sharpe, 1981; Zonneveld y Forman, 1990; Wu et al, 2002). Los conceptos de la escala espacial, tales como relación de medida (*extent*), detalle (*grain*) (Dale, 1999), resolución (*resolution*) (Schneider, 1994; Gustafson, 1998), rango (*range*), huella (*footprint*), etc. (Rossi et al., 1992) y proporción cartográfica (*cartographic ratio*) (Silbernagel, 1997) no son intercambiables. Por lo tanto, debido a la posible confusión entre las definiciones de estos términos, se sugiere que los autores eviten el término "escala" de forma genérica, y en lugar de ello, se refieran a estos conceptos específicos. En particular, se debe tener cuidado en diferenciar entre las escalas de observación, las escalas de los fenómenos ecológicos y las escalas utilizadas

en el análisis estadístico espacial (Dungan et al., 2002), lo cual permitirá aumentar la posibilidad de comparaciones entre diferentes estudios. En nuestro trabajo el enfoque con el que se trabajará será el concepto de resolución, asociado al tamaño de las unidades mínimas o niveles digitales (ND) de información contenidos en los píxeles de las imágenes ráster tratadas.

Adicionalmente, es importante comentar que una gran parte de las bases de datos que existen en la actualidad con muestras de suelos georreferenciados se nutren de información obtenida antes de la aparición de Sistemas Globales de Navegación por Satélite (GNNS). Quiere esto decir que muchas de las coordenadas son aproximadas para los estándares de precisión actuales y que la resolución disponible en los SIG puede resultar excesiva. Por tanto, conocer cuál es la resolución adecuada ante una cierta incertidumbre en la localización de las muestras es también pertinente.

2. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

Nuestro trabajo analiza los efectos que produce la modificación de la resolución espacial del pixel en la construcción de modelos predictivos de textura del suelo en función de las variables ambientales

Los objetivos concretos son:

(i) Predicción de la textura del suelo a partir de variables ambientales a escala regional.

(ii) Estudio del efecto en la modificación de la resolución de las variables ambientales sobre los modelos.

(iii) Analizar la posibilidad de construir mejores modelos incorporando variables medidas a distintas resoluciones.

(iv) Determinar cuál es la resolución más adecuada para predecir la textura, o valorar si el uso de multirresolución mejorará los resultados.

3. MATERIAL Y MÉTODOS

3.1 FUENTES DE INFORMACIÓN

Los datos del Proyecto LUCDEME (ICONA, 1986) utilizados en este capítulo se obtienen de los resultados de las determinaciones analíticas de una selección de muestreos de campo de la Capa Arable, posteriormente analizados en el laboratorio.

Las muestras de la Capa Arable están distribuidas siguiendo una malla de 3 x 3 Km., tanto en suelos de cultivo como en suelos no cultivados. Los datos utilizados de estos análisis de la base de datos están realizados bajo el sistema FAO-UNESCO (1974) (Tabla 5).

Tabla 5. Descriptiva de las determinaciones analíticas realizadas en las muestras de la Capa Arable de la base de datos del Mapa de Suelos del Proyecto LUCDEME.

Determinaciones analíticas Capa Arable	
Datos Analíticos	Descripción
M.O.	Materia Orgánica
CO_3CA	Carbonato cálcico equivalente
pH H_20	Valores de pH en agua
pH ClK	Valores de pH en cloruro potásico
C.E.	Conductividad Eléctrica
Composición granulométrica	Tamaño grano suelo

Los análisis que han determinado la composición granulométrica de las muestras de capa arable del proyecto LUCDEME fueron realizadas mediante combinación de la pipeta de Robinson y la tamización, obteniéndose los porcentajes de arcilla (<2 micras), limo fino (2-20 micras), limo grueso (20-50 micras) y las fracciones de arena de 50-100, 100-250, 250-500, 500-1000 y 1000-2000 micras. Esta delimitación nos permite elaborar las dos clasificaciones texturales descritas por las características macromorfológicas de los suelos siguiendo las recomendaciones de la FAO (1977) y de la *Soil texture classification* USDA (Davis y Bennett, 1927), fracciones que se describen a continuación (Tabla 7).

Tabla 7. Definición del tamaño de partícula (mm) para determinar la fracción de textura en los Sistemas de clasificación granulométrica FAO y USDA

Partícula (mm) / Sistema	**< 0,002**	**0,002 - 0,02**	**0,02 - 0,05**	**> 0,05**
FAO	Arcilla	Limo	Arena	
USDA	Arcilla	Limo		Arena

3.2 MÉTODOS

La metodología empleada en este trabajo se ha fundamentado básicamente en un SIG donde se ha realizado la elaboración y análisis de la información espacial como *input* para el lenguaje de análisis estadístico "R", en el que se han computado todos los procesos matemáticos para la obtención de los modelos estadísticos, que finalmente han sido implementados de nuevo al SIG para su reconstrucción espacial. En la Figura 11 se esquematiza el proceso completo.

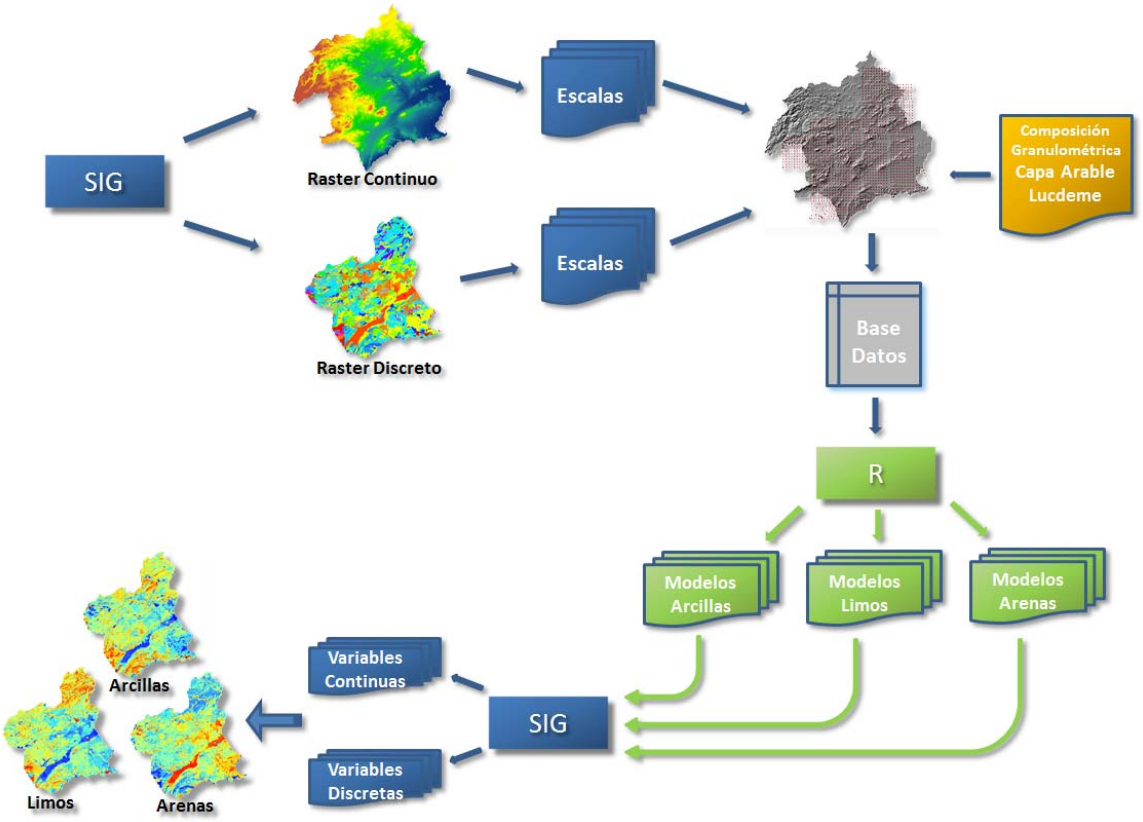


Figura 11. Planteamiento metodológico del análisis SIG y estadístico para la estimación de las fracciones de textura del suelo.

3.2.1 Procesado de datos

Como paso previo, se ha tenido que realizar una transformación de la información disponible al sistema de datos necesarios para su manipulación y uso en un SIG.

Del conjunto de variables expuestas en el capítulo de introducción (Tabla 3), las capas 6, 7 y 8 tienen formato vectorial, mientras que el resto presentan formato ráster. Para las fases posteriores de la aplicación SIG, en la que se requiere algebra de mapas, es necesaria la transformación de estas capas vectoriales a capas en formato raster, por lo que toda esta información finalmente se adapta a un tamaño de píxel de 25 m. La elección de esta resolución inicial se establece porque permite la agregación de valores superiores en unidades de fácil manejo (50, 100, 200 y 400m), y en la mayoría de los casos los valores originales son similares a esta medida, lo que no implica un cambio sustancial de su estructura espacial.

A continuación se describe el proceso del cambio de resolución. El cambio de tamaño de los píxeles se realiza para todas las capas utilizadas como variables predictoras en los modelos de textura. Las resoluciones seleccionadas se han obtenido duplicando la longitud de los lados de cada píxel original para cada nueva resolución inferior, o lo que es lo mismo, se ha ido disminuyendo el número total de píxeles de cada capa a *1/4* para cada cambio de resolución menor, obteniéndose finalmente cinco capas de cada una de las variables con un tamaño de píxel de 25 m, 50 m, 100 m, 200 m y 400m (Figura 12). Para las variables originalmente ráster se remuestreó por interpolación bilineal (Kidner et al, 1999), salvo en el caso de las variables climáticas de temperatura y precipitación, que se han introducido en los modelos en una sola resolución con su tamaño original de 850 m. Para el resto de las variables la resolución original es similar o inferior a 25 m y, por tanto, presentar la información a resoluciones inferiores (píxeles de tamaño mayor) supone un proceso común de agregación de la información. Pero aumentar la resolución de las variables climáticas supondría el proceso inverso y complicaría la interpretación de los resultados, por lo que se ha preferido mantener estas variables en su resolución original. En consecuencia, los valores se mantienen inalterables en los modelos a todas

las resoluciones propuestas. En el caso de las capas vectoriales los polígonos fueron remuestreados a ráster a cada una de las resoluciones indicadas, de tal forma que un píxel es siempre asignado al polígono que cubre mayor superficie dentro del mismo. La asignación puede cambiar conforme cambia el tamaño de píxel, ya que la intersección entre polígonos y píxeles va variando con el tamaño del píxel.

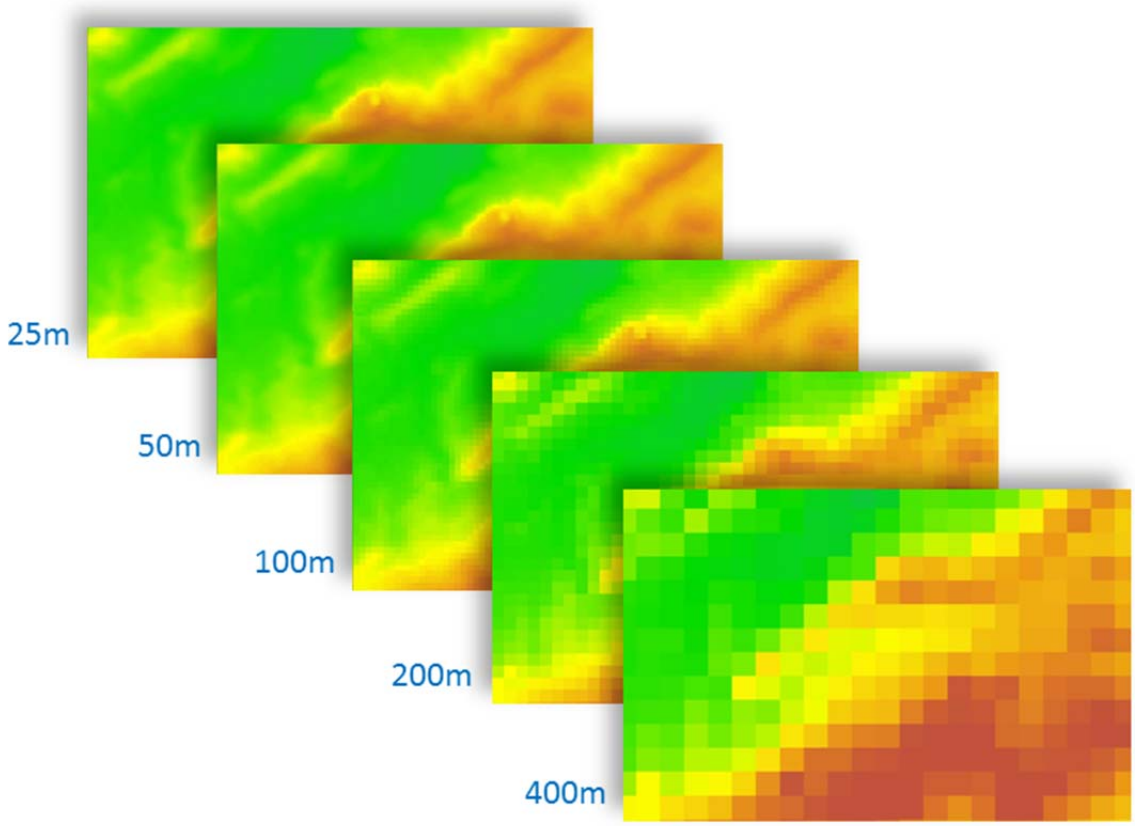


Figura 12: Representación de la variabilidad espacial en el cambio de resolución.

A través de este proceso de re-escalado en todas las variables (tabla 1) se obtienen 135 nuevas capas de información georreferenciada, que formarán la base de datos junto a las determinaciones analíticas de la capa arable obtenidos en los muestreos de campo del proyecto LUCDEME.

Una vez ajustados los modelos en *R* (ver siguiente sección) se realiza la reconstrucción espacial en el SIG de los modelos obtenidos mediante la traducción de los modelos en álgebra de mapas. Se ha obtenido un modelo para cada fracción de textura (arcilla, limo, arena) y para cada clasificación básica de texturas de los sistemas de clasificación FAO y

USDA. De esta manera, se obtiene un total de 5 modelos por resolución (la definición de arcilla es la misma en los sistemas FAO y USDA). Como resultado final se obtienen 5 capas que expresan la estimación espacial de las fracciones de arcilla, limos y arenas a nivel regional para los sistemas FAO y USDA. La elaboración de los modelos en los dos sistemas de clasificación propuestos se justifica por la necesidad de estos datos para los cálculos de los diferentes procesos realizados en los capítulos posteriores.

3.2.2 Análisis previo de la variabilidad espacial de los valores texturales LUCDEME

Por lo general, la enorme distancia mínima de los datos obtenidos en las campañas planificadas a escala regional, como es nuestro caso, y por otra parte la alta heterogeneidad en las características de estos datos, evita la existencia de altos niveles de autocorrelación espacial. Para comprobar cuáles son los niveles de autocorrelación que presentan los valores de textura, obtenidos en las determinaciones analíticas de la capa arable del proyecto LUCDEME para el sistema de clasificación FAO, se han realizado un semivariograma para cada una de las distintas fracciones granulométricas. El semivariograma cuantifica, para cada fracciones texturales, el grado de correlación espacial mediante la definición de un número finito de todas la posibles distancias (*h*) existentes entre las posiciones de los muestreos (Santos Preciado y García Lázaro, 2008).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} \{Z(x_i) - Z(x_i + h)\}^2 \qquad \textbf{[20]}$$

Donde, $Z(x_i)$ son los valores muestrales en los puntos (x_i) ; y $N(h)$ es el número de pares de datos separados por una distancia (h).

La representación del semivariograma aportará una interesante información del comportamiento espacial de las texturas, y mediante el ajuste de una función matemática nos permitirá determinar el grado y la escala de variación espacial.

3.2.3 Proceso de modelización

Los datos analíticos de fracciones de textura de la capa arable del proyecto LUCDEME suman 1570 muestras distribuidas en una malla regular de 3 x 3 Km (Figura 13). De ellas, 1126 puntos entran dentro de la zona de estudio (áreas de la Región de Murcia dentro de la Cuenca del Segura). Dichas muestras se sometieron a un control de calidad y una normalización respecto a los datos de textura. En primer lugar, todas las fracciones de textura, expresadas en porcentaje, se sumaron. Sólo se dieron como válidas aquellas muestras en que la suma fue >98.5 y <101.5, considerando que el resto tenían errores analíticos y/o de transcripción. A continuación todas las muestras se normalizaron dividiendo cada una de las fracciones por el sumatorio aludido de tal manera que la suma de fracciones siempre fuese 100.

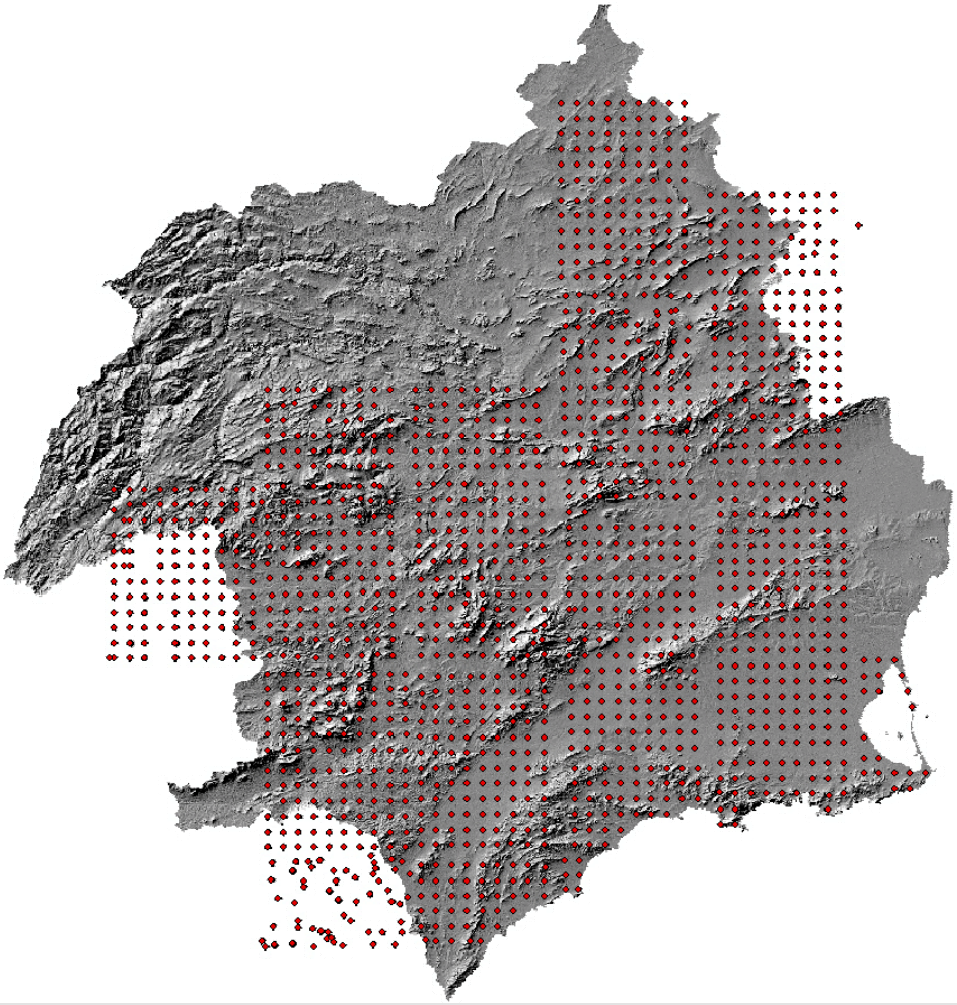


Figura 13: Muestras de capa arable del Proyecto LUCDEME distribuidas en una malla regular de 3 x 3Km

Como se ha comentado en la introducción de este capítulo, existen diversos procesos para la obtención de capas cartográficas de información continua mediante la utilización de valores obtenidos por medios empíricos. En la actualidad las técnicas más frecuentemente empleadas para la estimación de valores relacionados con las propiedades de los suelos son las realizadas mediante métodos geoestadísticos basados en krigeaje (cokriging) o métodos de regresiones geográficamente ponderadas (*Geographically Weighted Regression* - GWR) (Wang et al., 2013), pero ambas necesitan de la existencia de una fuerte correlación espacial en los datos originales. Debido a que los muestreos LUCDEME carecen de esta propiedad (como veremos más adelante), la modelización espacial se presenta como una alternativa factible.

Los modelos estadísticos se han construido mediante regresiones lineales construidas paso a paso con el Criterio de Información de Akaike (AIC) (ecuación [21]). El AIC fue desarrollado por Hirotsugu Akaike (1974) y queda fundamentado por el concepto de entropía de la información (Clausius, 1850). El método ofrece una medida relativa de la pérdida de información cuando un determinado modelo es utilizado para describir la realidad. Matemáticamente se puede demostrar que AIC mide la distancia entre el modelo ajustado y el modelo perfecto que encaja correctamente con la realidad, incluso aunque este modelo perfecto no nos es nunca conocido. De esta forma, entre dos modelos ajustados a los mismos datos es preferible aquél cuyo valor de AIC es menor porque está más cercano al modelo perfecto o ideal. Hay que señalar que un pequeño descenso en los valores calculados en el AIC representa una mejora importante en la calidad del modelo.

El AIC se expresa de la siguiente manera:

$$AIC = 2k - 2ln(L) \qquad \textbf{[21]}$$

Donde *k* es el número de parámetros en el modelo, y *L,* el valor máximo de la función de verosimilitud para el modelo estimado.

Aplicado a un proceso de selección de modelos paso a paso, de manera resumida, la mecánica es la siguiente. En primer lugar se ajustan modelos con una sola variable, seleccionando entre todos ellos el modelo con el AIC más bajo, y a partir de él se construye una batería de modelos de dos variables. De estas dos variables una es fija, la que se seleccionó en el primer paso mientras que la segunda proviene del subconjunto formado por el resto de las variables. Es decir, se construyen todos los modelos de 2 variables que incluyan como variable la seleccionada en el primer paso. De entre todos ellos se selecciona como mejor modelo aquél con AIC más bajo. Se sigue sucesivamente el proceso con 3, 4, etc. variables hasta que el AIC de un modelo con *n+1* variables es superior al modelo con n variables. En este sentido el proceso de selección de variables es el clásico de paso a paso hacia delante (*forward stepwise*), pero el criterio para añadir variables está basado en AIC.

En estadística clásica la selección paso a paso se realiza, por ejemplo, mediante test de razones de máxima verosimilitud que básicamente compara dos modelos (por ejemplo uno con *n* y otro con *n+1* variables) y comprueban si la diferencia de ajuste es estadísticamente significativa. Esta estrategia es poco útil para el presente estudio, ya que sólo permite comparar modelos con estructura anidadas, esto es, aquéllos en los que las *n* variables son un subconjunto de las *n+1* variables. De esta forma no se puede comparar dos modelos de la fracción arcilla ajustados a datos ambientales obtenidos con resoluciones 25 y 50 m, ya que, aunque nominalmente las variables se denominan igual (p. ej. Pendiente) sus valores no son equivalentes porque han sido obtenidos a distintas resoluciones (formalmente hay una Pendiente_25 y una Pendiente_50). En cambio, el valor de AIC permite comparar dos modelos que no tengan ninguna variable en común siempre y cuando los datos de la variable dependiente (p. ej. arcilla) sean los mismos.

Como la respuesta frente a las variables cuantitativas puede ser no lineal, para todas ellas se utilizó en los modelos términos cuadráticos. Por ejemplo, para la precipitación no se incluyó en la construcción de los modelos la variable ‘precipitación’ sino las

variables 'precipitación' + 'precipitación^2'. De esta forma el modelo puede ajustar fácilmente diversas formas curvas.

Finalmente, se ajustó un modelo para cada fracción (arcilla, arena, limo), sistema (FAO, USDA) y resolución (25, 50, 100, 200, 400 m) así como uno multiresolución, dónde el conjunto de variables iniciales son el conjunto de todas, en las cinco resoluciones, a excepción de precipitación y temperatura media, que fueron constantes entre todas las resoluciones tal y cómo se indicó anteriormente.

3.2.4 Interpretación de las tablas resultado

Para no extendernos en exceso en la exposición de los resultados sólo se expondrán los valores para el sistema FAO, puesto que los efectos que buscamos entre las variables ambientales y las fracciones texturales son similares respecto a los valores obtenidos por el sistema USDA. Para interpretar los modelos para cada una de las fracciones texturales, en primer lugar, se han elaborado una serie de tablas que muestran el efecto del cambio de resolución en la estructura básica de los modelos sobre la textura. Para ello se identifican las variables que entran en cada uno de los modelos con diferente tamaño de píxel, y, también de manera paralela, se obtiene el número de veces que cada variable aporta información a cualquiera de los modelos uni-resolución y multiresolución.

En segundo lugar, el objetivo de la interpretación se basa en conocer cuál es el efecto que ejercen las variables en los modelos. Con estas tablas resumen se puede obtener una visión global de cómo influyen las variables en los diferentes procesos genéticos de las fracciones de textura del suelo en el modelo. Pero la complejidad de algunas de estas variables, sobre todo las capas con valores cuadráticos, si no son representadas gráficamente, dificulta una correcta interpretación de los resultados. Esta representación ayudará a definir cuál es la evolución de cada una de las variables, atendiendo a sus valores ambientales, respecto a una determinada fracción textural.

4. RESULTADOS

4.1 DETERMINACIÓN DE LA VARIABILIDAD ESPACIAL DE LOS VALORES TEXTURALES LUCDEME

A continuación (Figuras 14, 15 y 16) se muestra los semivariogramas y sus cálculos asociados a los valores de las fracciones arcilla, limo y arenas, extraídas de las determinaciones analíticas de la capa arable del proyecto LUCDEME.

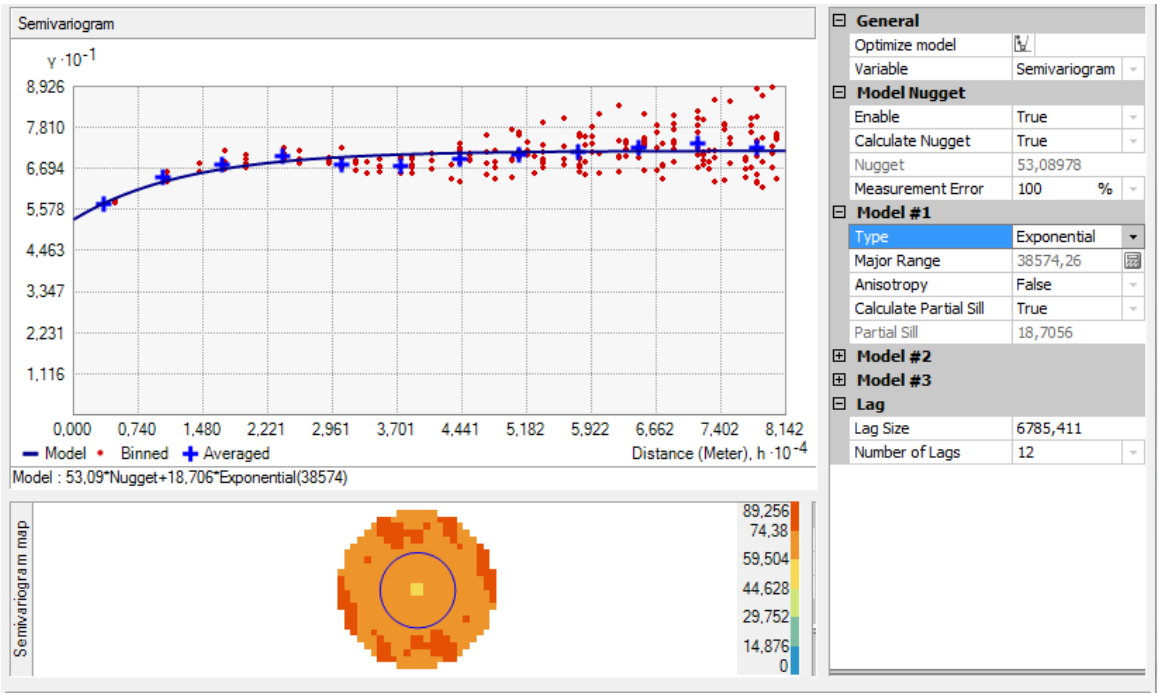


Figura 14. Representación gráfica del semivariograma obtenido a partir de los valores de la fracción textural Arcilla (FAO) de las determinaciones analíticas de las muestras de capa arable del proyecto LUCDEME (parte superior). Representación gráfica de los valores del diagrama En tonos azules: valores más bajos del semivariograma, en tonos naranjas: valores más altos (parte inferior). Descripción de los valores del modelo utilizado y datos resultantes (parte derecha).

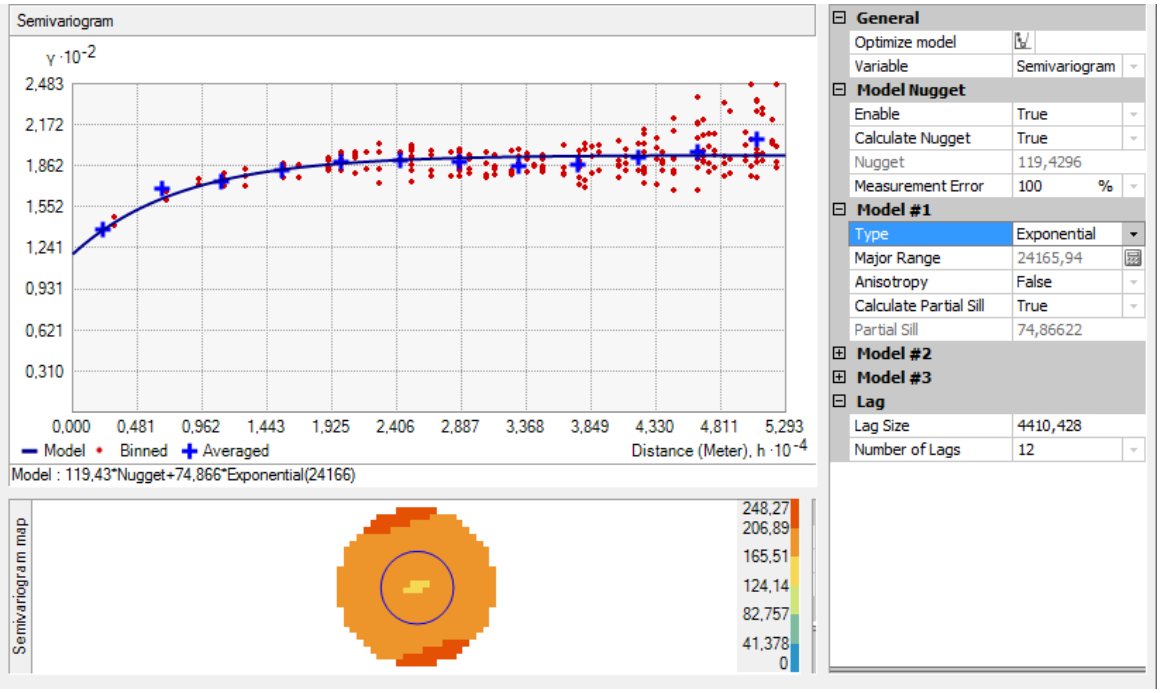


Figura 15. Representación gráfica del semivariograma obtenido a partir de los valores de la fracción textural Limo (FAO) de las determinaciones analíticas de las muestras de capa arable del proyecto LUCDEME (parte superior). Representación gráfica de los valores del diagrama En tonos azules: valores más bajos del semivariograma, en tonos naranjas: valores más altos (parte inferior). Descripción de los valores del modelo utilizado y datos resultantes (parte derecha).

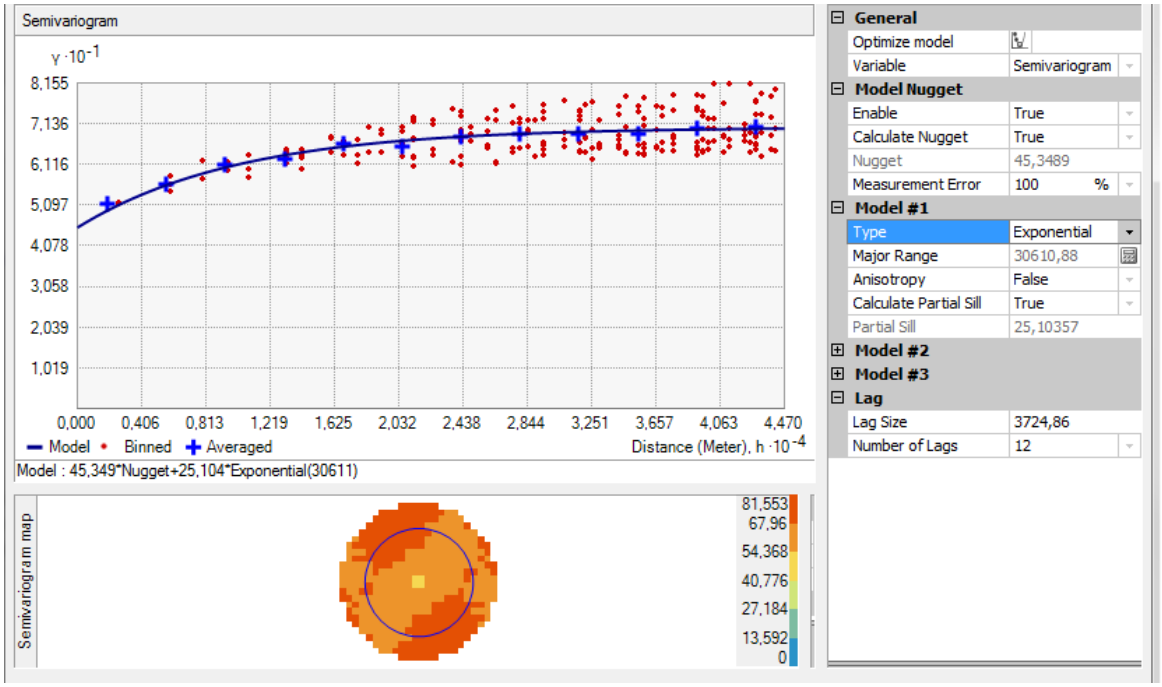


Figura 16. Representación gráfica del semivariograma obtenido a partir de los valores de la fracción textural Arena (FAO) de las determinaciones analíticas de las muestras de capa arable del proyecto LUCDEME (parte superior). Representación gráfica de los valores del diagrama En tonos azules: valores más bajos del semivariograma, en tonos naranjas: valores más altos (parte inferior). Descripción de los valores del modelo utilizado y datos resultantes (parte derecha).

El modelo de ajuste adecuado para los tres casos ha sido de tipo exponencial, dando unos valores de correlación espacial bajos. Se puede observar que el 'efecto pepita' (nugget) en todas las gráficas es importante, lo que significa una varianza no explicada por el modelo, asociada a la variabilidad de los datos texturales en una escala inferior a la muestreada. Este hecho es particularmente relevante, ya que indica que la mayor parte de la correlación espacial entre muestras ocurre a escalas espaciales muy inferiores a las nuestras. Los datos parciales de la 'meseta' (Partial Sill), con unos valores bajos y relacionados con el 'rango' de la función, sugieren que a distancias relativamente cortas los valores pares de todas las variables dejan de estar correlacionadas.

En resumen, los cálculos obtenidos en los semivariogramas muestran unos valores muy débiles de correlación espacial para todas las fracciones texturales, lo que apoya la opción elegida de modelos estadísticos elaborados mediante la utilización de variables ambientales para la estimación de la textura a grandes escalas sin tener en cuenta la correlación espacial. No obstante, un desarrollo lógico futuro es explorar modelos que incorporen este aspecto.

4.2 AJUSTE DE MODELOS CONSTRUIDOS CON DISTINTAS RESOLUCIONES

Los valores de AIC obtenidos en el ajuste de los modelos (Tabla 8) para las arcillas y arenas nos muestran que el modelo multirresolución es el más parsimonioso (Figura 17). Sin embargo, en la fracción limos, es la resolución 400 m como la de menor AIC, pero con valores cercanos al modelo multiresolución. Para los tres tipos de fracciones AIC varía de manera aproximadamente similar entre las resoluciones 25 m y 100 m. En las arcillas estos valores se mantienen casi estables hasta la resolución 400 m, mientras que en limos y arenas los valores AIC comienzan a disminuir en las resoluciones 200 m y 400 m (disminuye AIC) (ANEXO II).

Los valores del coeficiente de determinación (R^2) mostrados en la Tabla 9 siguen una pauta similar a los valores de AIC en los tres modelos, excepto en el modelo multirresolución para limos, donde se muestra, al igual que en arcillas y arenas, como el

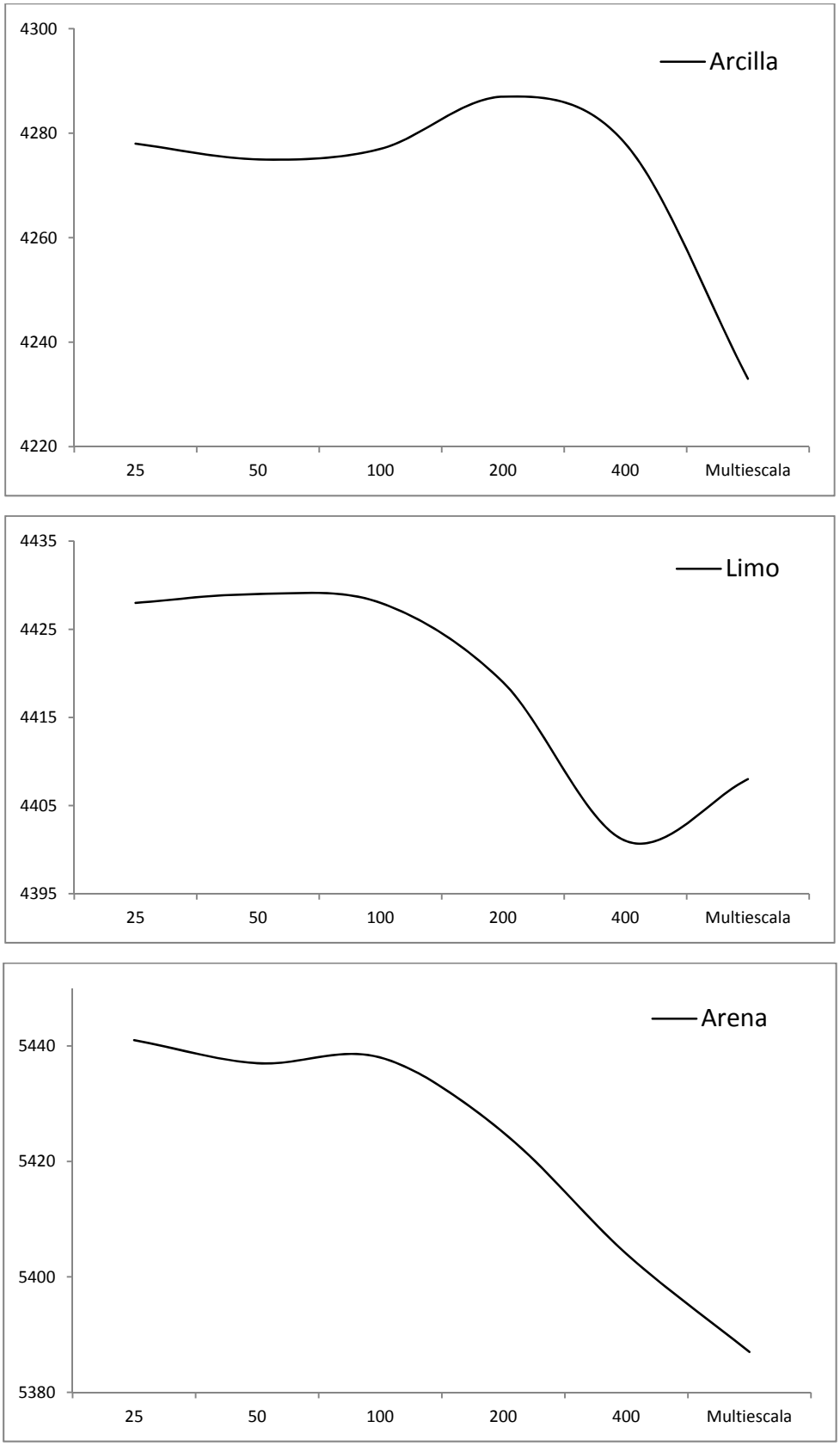


Figura 17. Representación de los coeficientes AIC (Eje de ordenadas) por resolución en las fracciones de textura (Eje de abscisas). (Arcilla, Limo y Arena).

de mayor capacidad predictiva. Teniendo en cuenta la alta variabilidad espacial de las texturas del suelo, y la escasa superficie analizada en los muestreos de campo en relación al total de la superficie estimada, los valores de R^2 ajustada para estos modelos es aceptable.

Tabla 8. Coeficientes de los valores de obtenidos en el análisis estadístico AIC de las tres fracciones de textura para las diferentes resoluciones analizadas.

	Resolución (m)					
Textura	**25**	**50**	**100**	**200**	**400**	**Multiresolución**
Arcilla	4278	4275	4277	4287	4278	4233
Limo	4428	4429	4428	4419	4401	4408
Arena	5441	5437	5438	5425	5404	5387

Tabla 9. Valores del coeficiente de determinación (R^2) de las tres fracciones de textura para las diferentes resoluciones analizadas

	Resolución (m)					
Textura	**25**	**50**	**100**	**200**	**400**	**Multiresolución**
Arcilla	0,2863	0,2814	0,2798	0,2785	0,211	0,3628
Limo	0,2217	0,2224	0,2305	0,2399	0,254	0,3061
Arena	0,2834	0,2807	0,2835	0,2963	0,3102	0,3492

4.3 EFECTO DE LA ESCALA

La estructura de los modelos, entendida como las variables seleccionadas en cada uno de ellos, es bastante heterogénea. Para la presentación de los resultados se ha continuado con la agrupación de las variables en cuatro bloques (Tabla 10): (i) topografía y aspectos geomorfológicos [TG]; (ii) tipos de suelos y litología [SL]; (iii) clima [C]; y (iv) variables obtenidas mediante teledetección [RS], todas ellas analizadas para cada uno de los tres tipos de fracción de textura.

Tabla 10. Agrupación de las variables ambientales en bloques análogos. Topografía y aspectos geomorfológicos [TG]; Tipos de suelos y litología [SL]; Clima [C]; y Variables teledetección [RS].

Bloque [TG]	Bloque [SL]	Bloque [C]	Bloque [RS]
DEM	SLu	Pr	CMIfeb
Slp	LM	Tmp	FMIfeb
CuP	SPLu	RaDr	IOIfeb
CuPP		RaDi	CMIjul
FAc		RaDu	FMIjul
			IOIjul
			NDVIfeb
			NDVIjul

4.3.1 Arcilla

En los modelos para la fracción arcilla podemos observar (Tabla 11) puede observarse cómo el bloque SL tiene una participación muy importante, ya que las variables aparecen en todas las resoluciones. El bloque C, aunque en menor medida que el anterior, interviene de manera notable, con la participación de las variables [Pr] y [Tmp] en todos los modelos. [RaDr] y [RaDu], a excepción del modelo 50 m, también entra en el resto de los modelos. Dentro del bloque TG, la pendiente [Slp] se presenta como la variable que más influye en los modelos, apareciendo en todas las resoluciones, excepto en la de más detalle (25 m). Para el bloque RS la variable [IOIjul] aparece en los modelos de resolución 50, 200 y 400 m,. El resto de las variables de RS aparecen de manera anecdótica.

Sin embargo, considerando el modelo multiresolución, es el bloque RS el que más variables aporta y el que aparece en más resoluciones. [FMIfeb] y [FMIjul] para resoluciones de menor detalle 100, 200 y 400 m, y [CMIjul] para las resoluciones más finas 25 y 50 m y también para 400 m. En el Bloque TG son las variables [DEM], [Slp] y [FAc] son las variables que se representan mejor en este modelo multirresolución, sobre

todo en las resoluciones de menor detalle. En el bloque C, la variable [RaDu], aparece en todas las resoluciones, excepto en la de 50 m, siendo la variable más utilizada en los procesos de modelización para la fracción arcilla. El resto de variables de este bloque aparecen en el modelo, pero de manera más limitada, como es el caso de las variables [Pr] y [Temp], que solo figuran en el modelo para la resolución de 50 m. Finalmente, el bloque SL, que representa las variables con valores cualitativos de geología y litología, en este modelo hacen una aportación muy definida, en la resolución 100 m para los valores de [SLu] y [LM], y en 400m para [SPLu]. Para concluir el análisis de los modelos de fracción arcilla, cabría mencionar que los modelos uni-resolución que más variables incorporan son las resoluciones 200 y 400 m.

4.3.2 Limo

El bloque SL tiene una fuerte presencia en los modelos uni-resolución (Tabla 12), apareciendo las variables [SLu] y [LM] en todos los modelos, mientras que [SPLu] se halla presente en los modelos 100, 200 y 400. El bloque C también tiene una importante presencia en los modelos, aunque encontramos una menor entrada de variables para esta fracción que en la anterior. La variable [Pr] solo aparece incluida en la resolución uni-resolución 100 m, y es [Tmp] la que mejor representa este bloque, junto a la radiación directa [RaDr], que entra en todos los modelos. Para el bloque TG, la información más importante es la referente a altitud, ya que la variable [DEM] se constata en todos los modelos, excepto en el de menor resolución (400 m). [Slp] también tiene una aportación notable, entrando en los modelos de menor detalle (100, 200 y 400 m), al igual que [CuPP] en los modelos 100 y 200 m. Por el contrario, la curvatura del perfil [CuP] queda sólo incluida en los modelos de mayor detalle (25 y 50 m).

Para el modelo multirresolución, observamos cómo los bloques TG y RS son más numerosos y representativos en la mayoría de las resoluciones. Por su parte, en el bloque SL sólo las variables [SLu] y [LM] aportan información en la resolución 400. Las variables del bloque C tampoco se ven representadas en las resoluciones intermedias,

siendo la resolución 25 en la que se muestran las variables [Tmp], [RaDr] y [RaDu], mientras que [RaDr] de nuevo, y [RaDi] entran en el modelo con las resoluciones 200 y 400 m respectivamente.

Tabla 11. Análisis del efecto de la escala en las variables ambientales para la fracción arcilla. (i) Variables DEM, Slp, CuPP, CuP y FAc (Bloque: topografía y aspectos geomorfológicos [TG]); (ii) variables SLu, LM y SPLu (Bloque: tipos de suelos y litología [SL]); (iii) variables Pr, Tmp, RaDr, RaDi y RaDu (Bloque: clima [C]); y (iv) variables CMIfeb, FMIfeb, IOIfeb, CMIjul, FMIjul, IOIjul, NDVIfeb y NDVIjul (Bloque: teledetección [RS]). Resoluciones 25 (A), 50 (B), 100 (C), 200 (D), 400 (E) y Multiresolución (F). (X) Aportación al modelo de variable Uni-resolución. (En gris) Aportación al modelo de variable Multiresolución.

Resoluciones / Variables	25	50	100	200	400	Multi-resolución	Combinación resoluciones	
DEM						0		0
DEM2	X		X	X		2	**ACDF**	5
Slp		X		X	X	1	**BDEF**	4
Slp2		X	X	X	X	2	**BCDEF**	6
CuPP						0		0
CuPP2			X		X	1	**CEF**	3
CuP	X	X				0	**AB**	2
CuP2	X	X		X		1	**ABDF**	4
FAc		X				1	**BF**	2
FAc2					X	2	**EF**	3
SLu	X	X	X	X	X	1	**ABCDEF**	6
LM	X	X	X	X	X	1	**ABCDEF**	6
SPLu	X	X	X	X	X	1	**ABCDEF**	6
Pr	X	X	X	X	X	1	**ABCDEF**	6
Pr2	X	X	X	X	X	1	**ABCDEF**	6
Tmp	X	X	X	X	X	0	**ABCDE**	5
Tmp2	X	X	X	X	X	1	**ABCDEF**	6
RaDr	X		X	X	X	2	**ACDEF**	6
RaDr2	X		X	X	X	1	**ACDEF**	5
RaDi						1	**F**	1
RaDi2					X	1	**EF**	2
RaDu	X		X	X	X	2	**ACDEF**	6
RaDu2	X		X	X	X	3	**ACDEF**	7
CMIfeb	X					0	**A**	1
FMIfeb			X	X		3	**CDF**	5
IOIfeb						0		0
CMIjul				X	X	3	**DEF**	5
FMIjul				X	X	3	**DEF**	5
IOIjul		X		X	X	1	**BDEF**	4
NDVIfeb				X		2	**DF**	3
NDVIjul				X		1	**DF**	2
Nº de Variables	20	18	24	30	30	39		**244**

4.3.3 Arena

El bloque SL tiene una fuerte presencia en los modelos uni-resolución (Tabla 13), con [SLu] y [LM] en todas las resoluciones, además de la participación de la fase salina de los datos LUCDEME [SPLu] en las resoluciones 25, 50 y 400 m. El bloque TG también

Tabla 12. Análisis del efecto de la escala en las variables ambientales para la fracción limo. (i) Variables DEM, Slp, CuPP, CuP y FAc (Bloque: topografía y aspectos geomorfológicos [TG]); (ii) variables SLu, LM y SPLu (Bloque: tipos de suelos y litología [SL]); (iii) variables Pr, Tmp, RaDr, RaDi y RaDu (Bloque: clima [C]); y (iv) variables CMIfeb, FMIfeb, IOIfeb, CMIjul, FMIjul, IOIjul, NDVIfeb y NDVIjul (Bloque: teledetección [RS]). Resoluciones 25 (A), 50 (B), 100 (C), 200 (D), 400 (E) y Multiresolución (F). (X) Aportación al modelo de variable Uni-resolución. (En gris) Aportación al modelo de variable Multiresolución.

Resoluciones / Variables	25	50	100	200	400	Multi-resolución	Combinación resoluciones	
DEM	X		X	X		2	ACDF	5
DEM2	X	X	X	X		0	ABCD	4
Slp			X		X	0	CE	6
Slp2		X		X	X	3	BDEF	3
CuPP			X	X		1	CDF	2
CuPP2				X		1	DF	2
CuP	X	X				0	AB	2
CuP2		X				2	BF	3
FAc	X	X				1	ABF	3
FAc2	X					2	AF	3
SLu	X	X	X	X	X	1	ABCDEF	6
LM	X	X	X	X	X	1	ABCDEF	6
SPLu			X	X	X	0	CDE	3
Pr			X			0	C	1
Pr2			X			0	C	1
Tmp	X	X		X	X	1	ABDEF	5
Tmp2	X	X		X	X	1	ABDEF	5
RaDr		X	X	X	X	2	BCDEF	6
RaDr2	X	X	X	X	X	2	ABCDEF	7
RaDi					X	1	EF	2
RaDi2					X	1	EF	2
RaDu				X		1	DF	2
RaDu2				X		1	DF	2
CMIfeb						0		0
FMIfeb	X	X		X		1	ABDF	4
IOIfeb				X		1	DF	2
CMIjul		X	X			2	BCF	4
FMIjul	X	X		X		0	ABD	3
IOIjul	X				X	2	AEF	4
NDVIfeb	X	X		X		0	ABD	3
NDVIjul					X	3	EF	4
Nº de Variables	26	18	16	24	21	33		210

muestra una cierta importancia en los modelos de esta fracción de textura con la variable [DEM] como la más representativa, aportando información en todos los modelos, excepto en el de 400 m. La pendiente [Slp], en cambio, se halla mejor representada en los modelos con resoluciones mayores, y no aparece en las resoluciones de mayor detalle (25 m). Finalmente, la variable [FAc] muestra su influencia

Tabla 13. Análisis del efecto de la escala en las variables ambientales para la fracción arena. (i) Variables DEM, Slp, CuPP, CuP y FAc (Bloque: topografía y aspectos geomorfológicos [TG]); (ii) variables SLu, LM y SPLu (Bloque: tipos de suelos y litología [SL]); (iii) variables Pr, Tmp, RaDr, RaDi y RaDu (Bloque: clima [C]); y (iv) variables CMIfeb, FMIfeb, IOIfeb, CMIjul, FMIjul, IOIjul, NDVIfeb y NDVIjul (Bloque: teledetección [RS]). Resoluciones 25 (A), 50 (B), 100 (C), 200 (D), 400 (E) y Multiresolución (F). (X) Aportación al modelo de variable Uni-resolución. (En gris) Aportación al modelo de variable Multiresolución.

Resoluciones / Variables	25	50	100	200	400	Multi-resolución	Combinación resoluciones	
DEM	X	X	X	X		0	ABCDF	4
DEM2	X	X	X	X		2	ABCDF	6
Slp				X	X	1	DEF	3
Slp2		X	X	X	X	1	BCDEF	5
CuPP						1	F	1
CuPP2					X	1	EF	2
CuP	X	X				1	ABF	3
CuP2		X				1	BF	2
FAc	X	X				1	ABF	3
FAc2	X			X	X	4	ADEF	7
SLu	X	X	X	X	X	1	ABCDEF	6
LM	X	X	X	X	X	1	ABCDEF	6
SPLu	X	X			X	1	ABEF	4
Pr	X	X	X	X	X	1	ABCDEF	6
Pr2	X	X	X	X	X	1	ABCDEF	6
Tmp						0		0
Tmp2					X	0	E	1
RaDr		X	X	X	X	1	BCDEF	5
RaDr2		X	X	X	X	2	BCDEF	6
RaDi					X	1	EF	2
RaDi2					X	0	E	1
RaDu				X	X	1	DEF	3
RaDu2				X	X	1	DEF	3
CMIfeb						0		0
FMIfeb		X		X		3	BDF	5
IOIfeb						0		0
CMIjul					X	3	EF	4
FMIjul		X		X		2	BDF	4
IOIjul		X		X	X	2	BDEF	5
NDVIfeb		X		X		1	BDF	3
NDVIjul	X		X	X	X	3	ACDEF	7
Nº de Variables	17	21	17	29	29	38		226

en los modelos uni-resolución, con la aportación a las resoluciones 25, 50, 200 y 400 m. En el bloque C destaca la variable [Pr], ya que está presente en todas las resoluciones. También influye de manera notable en casi todos los modelos la [RaDr], mientras que [RaDi] y [RaDu] sólo figuran en las resoluciones de menor detalle. Para el bloque RS la variable más recurrente es [NDVIjul], seguida de [IOIjul] con presencia en los modelos uni-resolución 50, 200 y 400 m.

En el modelo multirresolución obtenido para la fracción arena, al igual que ocurría para los limos, las variables que más contribuyen en número pertenecen a los bloques TG y RS. En el bloque SL la aportación de variables es más limitada, centrándose en la resolución 100 m para [SLu] y 400 m para [LM] y [SPLu]. En cambio, en el bloque C destaca, dentro de este modelo, la ausencia de [Tmp] y la presencia de [Pr] para la resolución 25 m, mientras que las variables de radiación se centran casi exclusivamente en las resoluciones menores (200 y 400 m).

Finalmente, se puede comentar que las resoluciones uni-resolución que mayor representatividad en número de variables han sido las de 200 y 400m, siendo a su vez las que mejores resultados de AIC y R^2 presentan, al contrario de lo que sucedía con los casos de la fracción arcilla.

4.4 EFECTO DE LAS VARIABLES EN EL MODELO

En este apartado se analiza el efecto que desempeñan las distintas variables en los modelos desarrollados. Para manejar el cotejo de las variables en sus diversas resoluciones se utilizará las agrupaciones en bloques establecidas en el punto anterior, pero con un tratamiento diferencial para las variables del bloque SL, por su condición cualitativa. Para ello se han incluido sólo aquellas clases de [SLu] y [LM], que sumadas suponen más del 80 % y 90 % respectivamente del total de muestras. Para [SLu] obtenemos 10 clases y de la capa [LM] se han seleccionado las 11 clases de litología más representativas (Tabla 14 y Tabla 15).

Los efectos analizados se basan en las repercusiones que producen las variables sobre los distintos modelos a partir de los coeficientes obtenidos en los procesos de modelización. Un signo positivo (+) en estos valores significa que el efecto de la variable aumenta la cantidad de las fracciones de suelo estudiadas, mientras que los signos (-) producen el efecto contrario.

Tabla 14. Categorización de las unidades taxonómicas del proyecto LUCDEME en las combinaciones de los dos tipos de suelos principales (Sistema FAO 1974) para la variable SLu.

Suelo 1	Suelo 2	Abreviatura
Fluvisoles calcáricos		FluC
Litosoles		Lit
Litosoles	Xerosoles cálcicos	Lit_XerC
Regosoles calcáricos		RegC
Regosoles calcáricos	Xerosoles cálcicos	RegC_XerC
Regosoles litosólicos		RegL
Regosoles litosólicos	Xerosoles cálcicos	RegL_XerC
Xerosoles cálcicos		XerC
Xerosoles cálcicos	Xerosoles petrocálcicos	XerC_XerP
Xerosoles petrocálcicos		XerP

Tabla 15. Categorización de las clases litológicas reclasificadas de la cartografía del Mapa Geológico Nacional 1:50.000 (MAGNA) para la variable LM.

Litología	Abreviatura
Arcillas	Clay
Arenas	Sand
Areniscas	SandSt
Calizas	LimSt
Coluvios	Collu
Conglomerado	Congl
Cuaternario indiferenciado	QuaUnd
Dolomías	Dolom
Margas	Marg
Materiales Keuper	Keup
Metamórfico - Silíceo	Met-Sil

4.4.1 Análisis de los modelos uni-resolución

A modo de resumen y para facilitar el análisis de los modelos comunes se han elaborado unas tablas en las que se expresan los efectos que ejercen todas las variables en los modelos uni-resolución para los valores de las capas de información cuantitativa (Tabla 16) y para las de valores cualitativos (Tabla 17).

Para describir estos procesos, nos ayudaremos de la representación gráfica realizada sobre la evolución del efecto predictor de cada variable sobre las texturas (Anexo III). Dichos procesos se estructurarán de acuerdo con la clasificación de bloques elegida en los puntos anteriores, diferenciando de manera concisa el bloque SL del resto de variables, debido a su carácter cualitativo.

4.4.1.1 *Efecto bloques TG, C y RS*

Bloque TG (Las gráficas elaboradas para este bloque se encuentran en la página 335)

El [DEM] no aparece representado en ninguno de los modelos uni-resolución para la fracción arcilla, destacando, no obstante, la presencia de otras variables obtenidas derivadas de él como [Slp]. Según los modelos, el aumento de la pendiente incrementa la proporción de la fracción arcilla siendo este efecto más acusado para las variables de píxeles de mayor tamaño (200 y 400 m). La variable [CurP] alcanza más importancia en la resolución de 100 m y, sobre todo, en la de 200 m. En las curvaturas convexas y cóncavas disminuye la presencia de arcillas, mientras ésta aumenta conforme se reduce el grado de curvatura. Para la curvatura perpendicular [CurPP] se observa un proceso similar en la resolución de 400 m. La variable referente a la acumulación de flujos en el terreno [FAc] afecta principalmente a los modelos 100 m y 400 m (Figura 18), presentando en el primer caso un efecto de reducción en el contenido relativo de arcillas a medida que aumenta el área de drenaje, y, en el segundo, un proceso contrario al hacerse más grosera la resolución y representarse una topografía a escala

considerablemente más pequeña. Para los modelos de mayor detalle, estos procesos se vuelven más confusos, debido al aumento de la complejidad de formas que pueden cuantificar. Para la resolución 100 m, el efecto comienza siendo similar al comentado anteriormente, pero termina invirtiéndose conforme aumentan los valores de los datos de la variable [FAc].

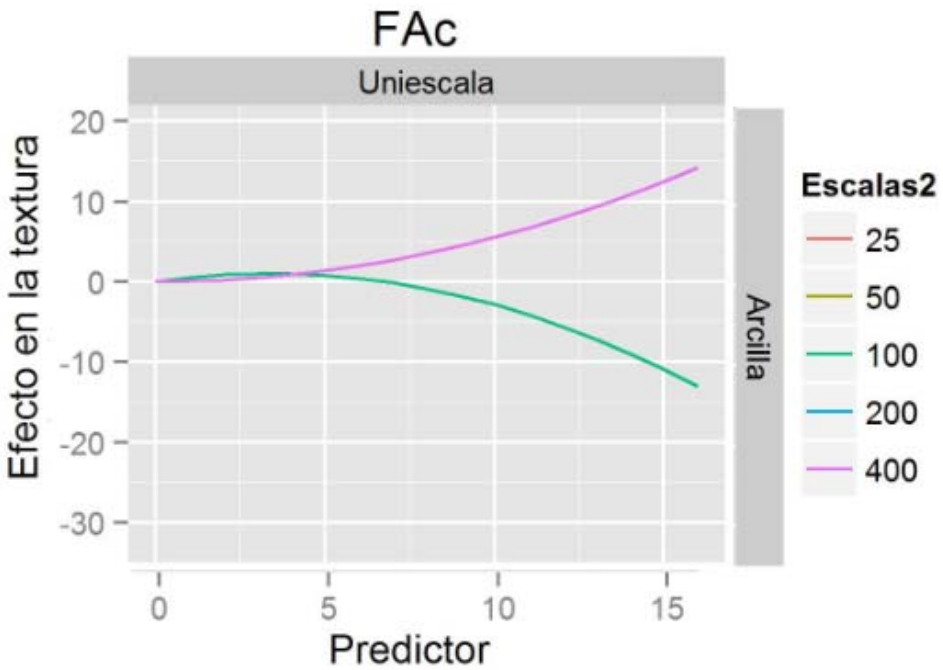


Figura 18. Representación gráfica del efecto en la fracción arcilla de los valores predictores de la variable FAc. Los resultados se muestran para todos los modelos uni-resolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

Al igual que en el caso de las arcillas, para la fracción de arenas, las variables de este bloque se ven más ampliamente representadas por las resoluciones a gran escala. La variable [DEM] constatada en las resoluciones 25, 100 y 200 m, tiene en todas ellas un efecto, aunque leve, de disminución del porcentaje de arenas en la textura del suelo con el aumento de la altitud. [Slp] presente en todas las resoluciones, excepto en 25 m, muestra un efecto similar en todos los casos, observándose una reducción de la proporción de arena con el incremento de la pendiente, especialmente acusada en las resoluciones 200 y 400 m. El efecto de la curvatura [CuP] indica mayor proporción de arenas en las superficies convexas y cóncavas, y una clara disminución de su porcentaje en las formas planas. Este proceso se produce de manera muy leve en la resolución 25

m, viéndose amplificado de acuerdo con el cambio de mayor a menor resolución (50 y 100 m) (Figura 19). Para [CuPP] la tendencia es similar a la generada por la curvatura del perfil, dándose los valores de cambio más leves en la resolución 200 m y los más acusados en la resolución de 400 m. Finalmente, la variable [FAc], partícipe en dos modelos (50 y 400 m), actúa de manera similar en ambos, provocando un descenso del porcentaje de arenas acorde con el incremento del área drenada, siendo este efecto mayor en la resolución 400 m que en la resolución de mayor detalle.

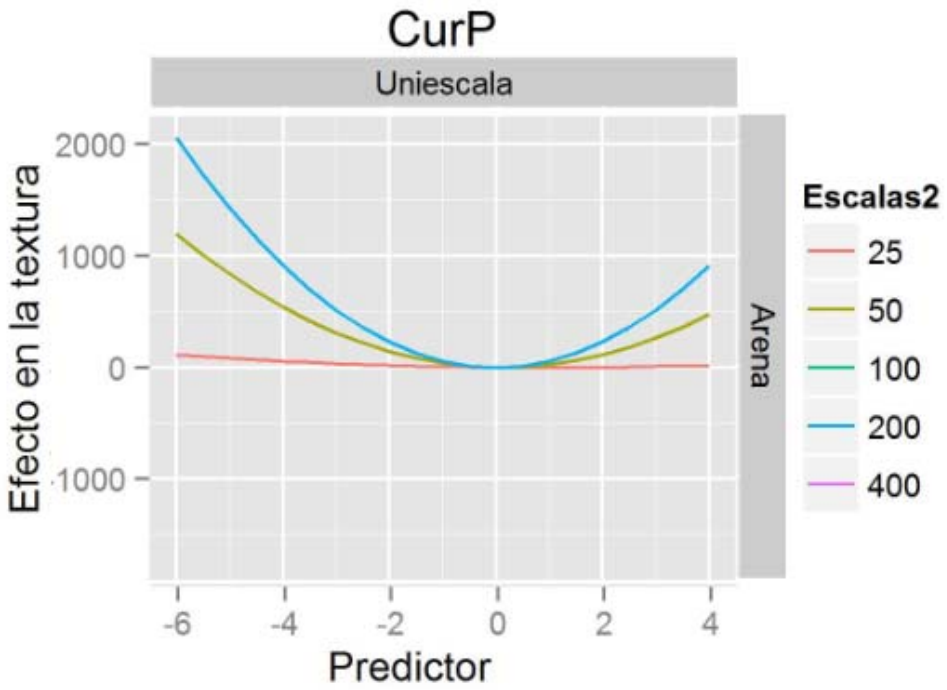


Figura 19. Representación gráfica del efecto en la fracción arena de los valores predictores de la variable CuP. Los resultados se muestran para todos los modelos uni-resolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

En la fracción de limos, el efecto de [DEM] es contrario al de las arenas, ya que su proporción aumenta con el incremento de altitud. El efecto de [Slp] sobre los limos es similar al producido en las arcillas, produciendo un aumento del porcentaje de estas texturas en proporción directa al incremento de la pendiente topográfica. El efecto es moderado para el modelo 100 m y se hace más acusado a medida que la resolución va perdiendo detalle (200 y 400 m) (Figura 20). Respecto a las curvaturas, los modelos que mejor muestran el efecto de [CuP] son las resoluciones de mayor detalle (25 y 50 m), siendo muy leve en el caso de 25 m, y manteniendo una tendencia similar a las arcillas

en el modelo 50 m. Por su parte [CuPP], en los modelos 100 y 200, sigue también las tendencias parabólicas de las arcillas, una presencia baja de los limos en las formas convexas y cóncava, y un incremento en las formas planas. La variable [FAc] en los limos adopta el mismo patrón que en las arcillas, y muestra una doble tendencia, presentando para el modelo 200 m un efecto de reducción del contenido de limos a medida que las formas del relieve se adaptan a los cauces de mayor entidad, y un proceso contrario en el modelo 400 m, resolución que representa la topografía a menor detalle.

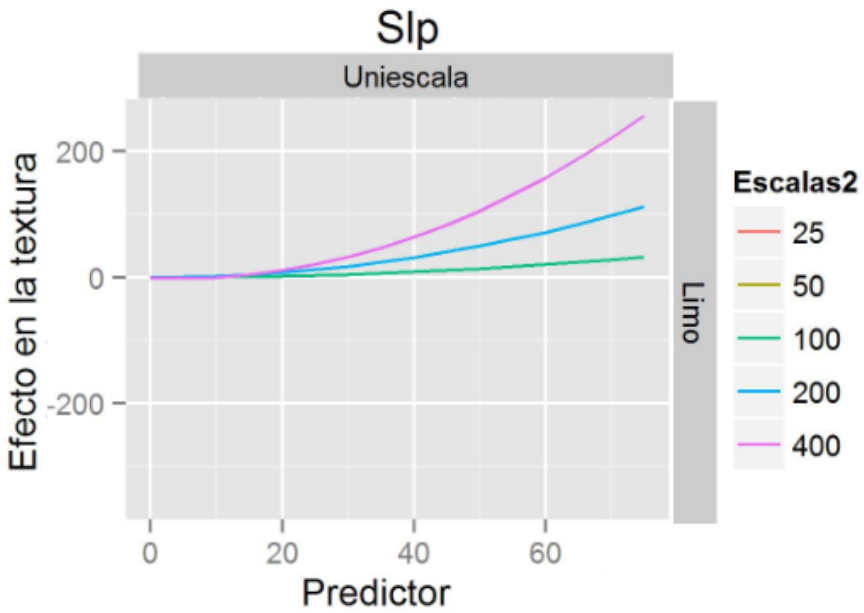


Figura 20. Representación gráfica del efecto en la fracción limo de los valores predictores de la variable Slp. Los resultados se muestran para todos los modelos uni-resolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

Bloque C (Las gráficas elaboradas para este bloque se encuentran en la página 340)

En la fracción arcilla la variable [Pr] participa en todos los modelos, siguiendo el mismo patrón; con el aumento de la lluvia se genera un incremento porcentual de los materiales arcillosos. Pero esta tendencia se invierte aproximadamente a partir de los 450-500 mm de precipitación media anual, observándose una disminución relativa en la estimación de estas texturas con el aumento de las precipitaciones (Figura 21). Respecto a la [Tmp] las arcillas disminuyen con el aumento de las temperaturas medias, pero a partir de 14 y 15ºC la tendencia cambia y se produce un ligero incremento de esta

fracción de textura. Respecto a la radiación la variable [RadDr] sólo parece afectar al modelo 200 m, resolución para la que puede observarse un aumento del porcentaje de arcillas a medida que la radiación directa es mayor; no obstante, con valores cercanos a 1,4 MWh/m^2 tal efecto tiende a estabilizarse y pueden llegar a descender si los valores de radiación se incrementan. Para [RadDi] se repite el mismo patrón, pero con un efecto más leve, produciéndose el cambio de tendencia sobre los 0,27 – 0,30 MWh/m^2. Con respecto a la duración total de radiación [RaDu], puede deducirse, a partir de los datos representados gráficamente para los modelos 200 y 400 m, que a intervalos de radiación de mayor duración corresponde una menor proporción de arcillas, llegando ésta a estabilizarse en períodos largos de radiación.

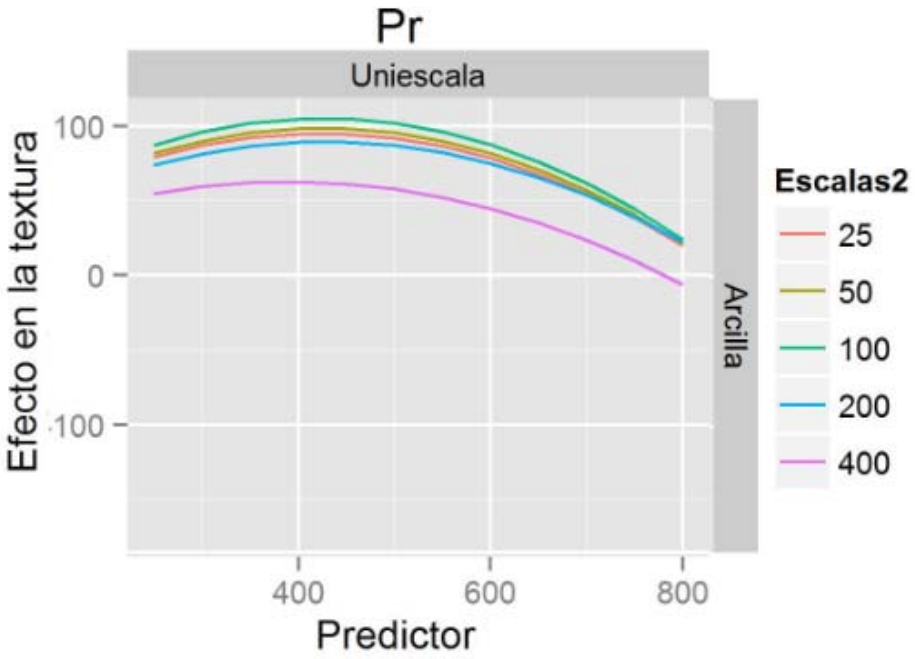


Figura 21. Representación gráfica del efecto en la fracción arcilla de los valores predictores de la variable Pr. Los resultados se muestran para todos los modelos uni-resolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

Para la fracción de arenas la variable [Pr] muestra el patrón inverso al de las arcillas. En este caso se produce un descenso de los porcentajes de arenas con el aumento de las lluvias, invirtiéndose dicho proceso a partir de precipitaciones medias anuales superiores a 450 mm, con un efecto similar para todos los modelos. En la variable [Tmp] se puede observar también un patrón inverso al de las temperaturas en la fracción

arcilla, donde el ascenso de la temperatura explica el aumento de las arenas. Esta tendencia cambia a partir de los 14ºC de temperatura media anual, con un efecto más notable para el modelo 50 m. La [RaDr] está presente en todos los modelos excepto en el de 50 m, y, al aumentar, provoca un descenso de los porcentajes de arena, al menos hasta valores próximos a 1,3 – 1,4 MWh/m^2, a partir de los cuales se invierte el proceso produciendo un mayor efecto en las resoluciones más bajas (200 y 400 m). La radiación difusa [RaDi] solo participa en el modelo 400 m, y lo hace de manera lineal, suponiendo una disminución del contenido relativo de arena a medida que aumenta. Finalmente, el incremento del número de horas de insolación [RaDu] implica una mayor proporción de arenas, llegándose a estabilizar en los niveles más altos radiación. En este caso, tal efecto experimenta se acusa gradualmente en los modelos de menor a mayor resolución (Figura 22).

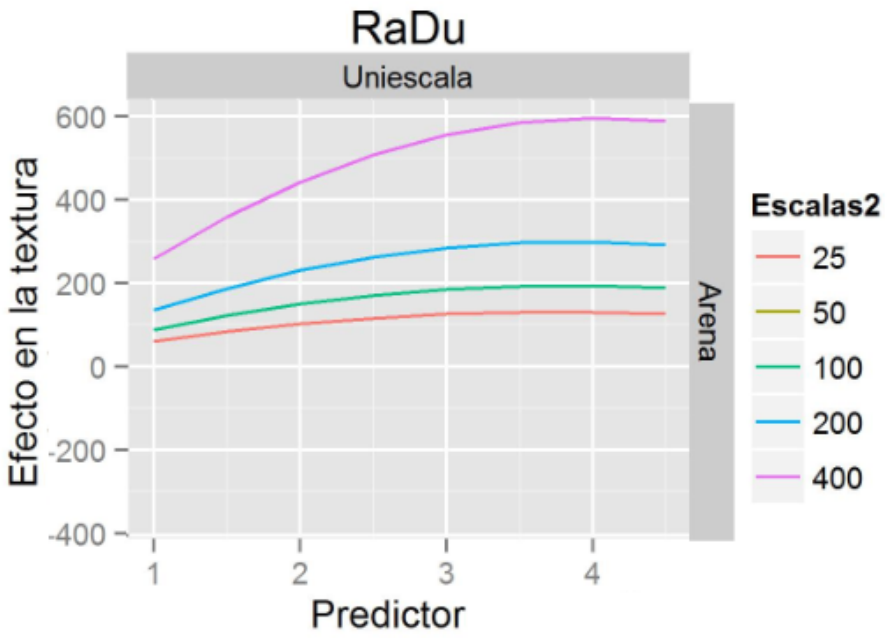


Figura 22. Representación gráfica del efecto en la fracción arena de los valores predictores de la variable RaDu. Los resultados se muestran para todos los modelos uni-resolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

La variación porcentual de los limos mantiene unas tendencias parecidas a las mostradas por las arcillas en este bloque. Las variables [Pr] y [Tmp] están participan en todas las resoluciones, en las que adoptan valores inversos compensatorios. La evolución de los

datos para [RaDu] y [RaDr] también presenta un comportamiento compensatorio entre ambas variables para las resoluciones más bajas (100, 200 y 400 m). Finalmente [RaDi] muestra valores de coeficiente negativo, pero con una tendencia estable para las resoluciones 200 y 400 m en términos predictivos.

Bloque RS (Las gráficas elaboradas para este bloque se encuentran en la página 345)

La repercusión que tiene este bloque en el número de variables que aporta al conjunto de los modelos uni-resolución afecta principalmente a la resolución 200 m. El efecto de las variables mantiene una consistencia con respecto al cambio de resolución como el resto de bloques ya comentados. Los índices de composición mineral elaborados para este análisis se basan en la detección de arcillas y otros minerales hidroxilados (CMI), y, por otra parte, en la detección de minerales ferrosos y de alto contenido en hierro (FMI y IOI). Pero básicamente lo que describen estos índices es el estado de alteración físico-química de las áreas estudiadas. Los valores más bajos se asocian a materiales poco o nada alterados y los valores más altos a alteraciones importantes, pudiéndose establecer a partir de ellos diferencias significativas en los tipos texturales de los suelos.

El índice [CMI], aplicado a la fracción de las arcillas, pone de manifiesto un efecto contrario, dependiendo de la fecha de captura de la imagen: creciente en la época de invierno y decreciente para la fase estival. En el caso del Índice FMI, se obtienen los mismos resultados opuestos, aunque más equilibrados y asociados a una única resolución (200 m). Al igual que en los casos anteriores, el Índice IOI comparte un efecto positivo para el modelo de 25 m en febrero, mientras que para los modelos de 25, 100 y 200 m en julio se produce el resultado inverso. En los modelos uni-resolución, este proceso puede estar relacionado con las variabilidades de la vegetación y otros elementos mutables afectados por los cambios estacionales, lo que puede inducir cierto grado de efecto dicotómico. Respecto a los valores de NDVI, se aprecia un efecto similar para ambos periodos, con una mayor proporción de las arcillas a medida que dicho índice aumenta, de acuerdo con el incremento de la vegetación; en dicho caso, resulta más representativa la variable [NDVIfeb] para el modelo 100 m y [NDVIjul] para los modelos 25 y 400 m (Figura 23).

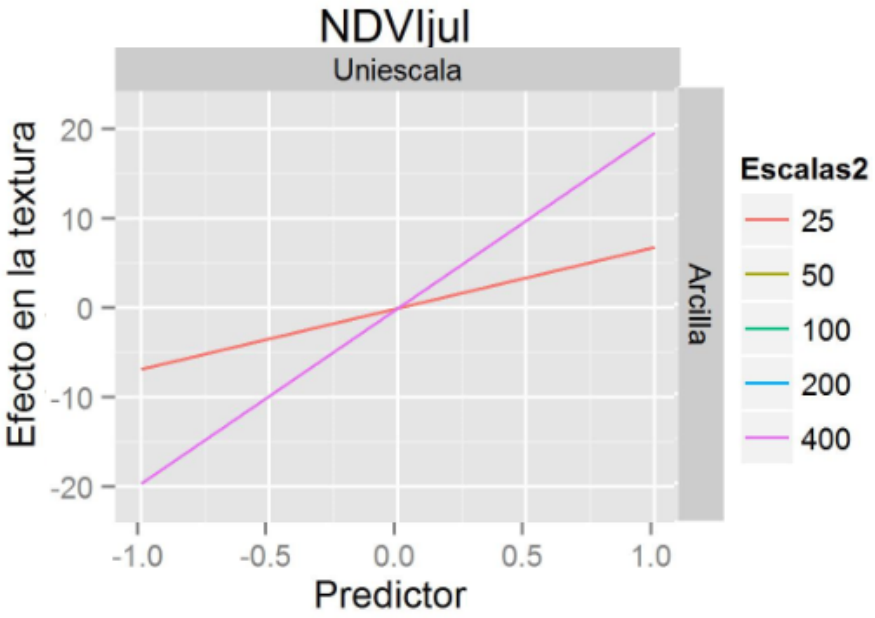


Figura 23. Representación gráfica del efecto en la fracción arcilla de los valores predictores de la variable NDVIjul. Los resultados se muestran para todos los modelos uni-resolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

Para la fracción arena, las tendencias no están tan definidas como en los casos anteriores. En las dos fechas de [CMI] si se observa un efecto complementario al observado en las arcillas, pero en la variable [FMIfeb] se muestra un resultado contrapuesto para los modelos 100 y 200 m, lo que sugiere un cambio de tendencia respecto al tamaño del píxel, es decir, en relación con los procesos que afectan a las distintas porciones de superficie que forman estos elementos (Figura 24). [FMIjul], en cambio, sí adopta una tendencia creciente para todos los modelos en los que está presente (200 y 400 m). Finalmente, para el índice [IOI], solo se muestra participe en los modelos 25, 50 y 200 m para la fecha de julio. En los NDVI, la tendencia está muy marcada para ambas fechas, y solo se invierte para el modelo 200 m, hecho que podría explicarse por un efecto de compensación estadística en este tipo de variables.

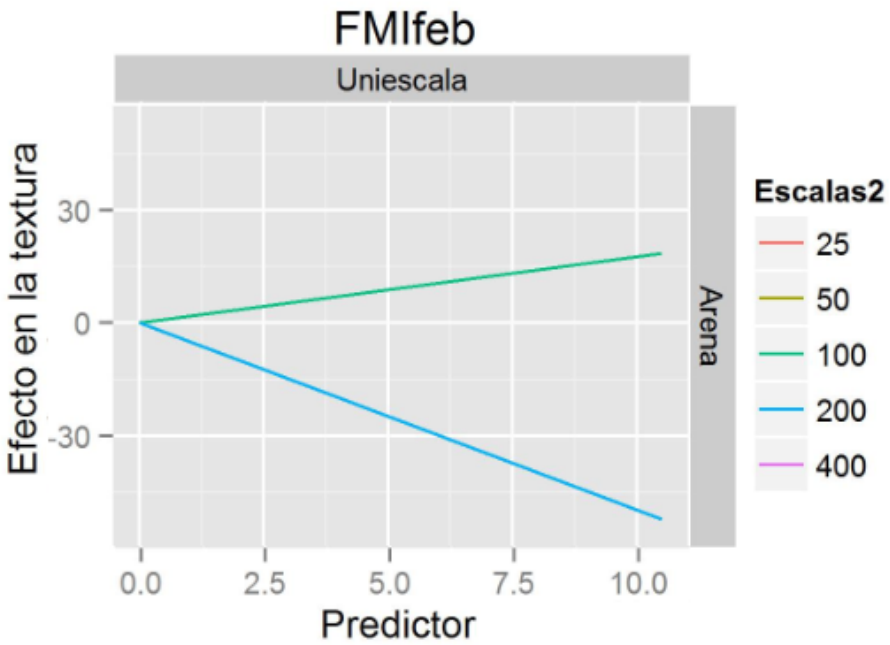


Figura 24. Representación gráfica del efecto en la fracción arena de los valores predictores de la variable FMIfeb. Los resultados se muestran para todos los modelos uni-resolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

Respecto a la fracción de limos, solo el período estival del índice [CMI] aparece asociado a un efecto de aumento de los materiales limosos con los niveles más altos predichos por esta variable en el modelo 25 m. En la variable [FMI] se vuelve a observar de nuevo el efecto contrapuesto en los valores referidos a las dos fechas, repitiéndose el hecho en el modelo 200 m (efecto compensatorio ya mencionado). Por su parte, el modelo 400 m marca la tendencia normal de esta fracción de textura para dicha variable. Las variables [IOIfeb] y [IOIjul] también muestran un resultado complejo, mostrando una tendencia decreciente en el modelo 100 m para la fase invernal, y de aumento de limos a medida que aumenta los valores de este índice para los modelos 25, 200 y 400 m. Respecto a los índices de vegetación, el modelo 200 m se ajusta a los valores del NDVI de ambas fechas, con un efecto compensatorio, acorde con una tendencia decreciente en el resto de modelos representados por [NDVIjul] (25, 100, 200 y 400 m).

Los efectos físico-químicos extraídos de estas variables obtenidas por sensores remotos en diferentes periodos del año, pueden relacionarse con a otros elementos como la precipitación y la temperatura, asociados de manera intrínseca a estos cambios estacionales. De esta manera, su interpretación sería muy compleja fuera de los efectos conjuntos del resto de variables en los modelos, y no se entendería de forma individual.

4.4.1.2 *Efecto del bloque SL*

(Las gráficas elaboradas para este bloque se encuentran en la página 354)

Debido a la naturaleza discreta de las variables del bloque SL en los modelos propuestos existe un coeficiente para el efecto de cada nivel de la clase, esto es para cada tipo de suelo, litología, etc.. Por razones matemáticas, los niveles de una variable discreta se introducen en un modelo de regresión como un conjunto de variables *dummy*. Se crean tantas variables nuevas cómo niveles tiene la clase, asignando el valor 1 a la variable que representa un nivel particular cuando la muestra en particular pertenece a ese nivel de la variable. Por ejemplo, si existiesen solo dos niveles de litología, caliza y marga, se crearían dos variables con esos nombres que tomarían valor 1 cuando la muestra se hubiese tomado en el tipo de roca en cuestión y 0 en caso contrario. Con ese sistema de codificación y con la estructura de un modelo de regresión es preciso que exista un nivel de 'referencia', no necesariamente explícito en la formulación del modelo, en tanto que los coeficientes para el resto de las variables *dummy* expresan el efecto respecto a esa clase de referencia. Volviendo al ejemplo anterior, calizas puede ser el nivel de referencia y si el modelo tuviera, por ejemplo, un coeficiente 0.3 para marga, ello implicaría que el hecho de cambiar de caliza a marga incrementaría el valor de la variable de interés en 0.3 unidades. En el caso de [SLu] la clase referencia es "*Arenosoles álbicos*" y para la litología [LM] es "*Aluvial*"].

Fase Salina

La variable es particularmente significativa en la descripción de los procesos predictivos de textura, ya que está presente en todos los modelos uni-resolución y para todos los tipos texturales analizados. En los suelos en fase salina aumenta el porcentaje de arcillas y de arenas, mientras que tal efecto se invierte en el caso de los limos.

Suelos

En el análisis de la fracción arcilla, observamos que las clases que más influencian tienen

en los modelos son “Fluvisoles calcáricos” y “Regosoles calcáricos”, especialmente en el modelo 200m. En relación a la clase de referencia, su efecto es positivo.

Para las arenas, las clases “Fluvisoles calcáricos” y “Regosoles calcáricos” son las que más efecto tienen en los modelos, en este caso en los de mayor detalle (25m). Pero también cabe destacar la influencia de los “Regosoles litosólicos” y “Xerosoles cálcicos – Xerosoles petrocálcicos”, dónde se incrementan las arenas respecto a la clase de referencia.

La interpretación de la fracción limos es más compleja, debido a la particularidad de estas texturas. Los “Fluvisoles calcáricos” y “Regosoles calcáricos” vuelven a ser los que mayor efecto relativo muestran en todos los modelos, con un efecto similar al de las arcillas, pero en este caso, son los modelos a mayor detalle los que mejor las representan. Al igual que las clases “Regosoles litosólicos”, “Xerosoles cálcicos” y “Xerosoles petrocálcicos”, que obtienen resultados positivos en el modelo 25m, pero que se invierten en el resto de modelos, lo cual puede explicar que el cambio de escala modifica los procesos.

Litología

Los valores de la variable LM, están representados en todas las fracciones de textura, excepto para el modelo 200 de arcillas. Presentando un coherencia en el signo de los coeficientes para todos los modelos 100 y 400. Concretamente en las arcillas, los modelos 100 y 400 tienen el efecto de signo positivo, mientras que los modelos 25 y 50 muestran una mayor complejidad. Las clases de litología en los limos, experimentan unos efectos similares a las arcillas, pero en este caso el modelo 400m es la que mayor intensidad tiene en los resultados. Solo se observa de manera significativa la inversión del resto de modelos (25, 50, 100 y 200m) en la clase “Coluvios”. Finalmente las arenas muestran una consistencia mayor en la mayoría de los modelos, representando una cierta similitud entre 25, 50 y 200 (signo + en casi todas las clases) y 100 y 400 (signo -), con la particularidad de la clase [SandSt] mantiene signo negativo en todos los modelos y [QuaUnd] en todos excepto el modelo 200.

Tabla 16. Análisis de efectos que producen las variables sobre los modelos uni-resolución a partir de los coeficientes obtenidos en los procesos de modelización para las tres fracciones de textura. . (i) Variables DEM, Slp, CuPP, CuP y FAc (Bloque: topografía y aspectos geomorfológicos [TG]); (ii) variables Pr, Temp, RaDr, RaDi y RaDu (Bloque: clima [C]); y (iii) variables CMIfeb, FMIfeb, IOIfeb, CMIjul, FMIjul, IOIjul, NDVIfeb y NDVIjul (Bloque: teledetección [RS])

Resoluciones / Variables	25arc	25lim	25are	50arc	50lim	50are	100arc	100lim	100are	200arc	200lim	200are	400arc	400lim	400are
DEM					+										
DEM2		+	-					+	-			-			
Slp	-			-		+	-			-		+	-	-	+
Slp2	+			+		-	+	+	-	+	+	-	+	+	-
CuP		+	-			-									
CuP2			+	-	-	+				-		+			
CurPP															
CuPP2								-	+				-	-	+
FAc						-	+				+				
FAc2							-				-		+	+	-
Pr	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-
Pr2	-	-	+	-	-	+	-	-	+	-	-	+	-	-	+
Tmp	-		+	-	-	+	-		+	-		+	-		+
Tmp2	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-
RaDr			-					-	-	+	+	-		+	-
RaDr2			+					+	+	-	-	+		-	+
RaDi	+			+							-			-	
RaDi2	-			-							+			+	-
RaDu			+					-	+	-	-	+	-	-	+
RaDu2			-					+	-	+	+	-	+	+	-
CMIfeb	+		-												
FMIfeb									+	+	+	-			
IOIfeb	+							-							
CMIjul	-				+					-		+	-		+
FMIjul										-	-	+		-	+
IOIjul	-			-		+	-			-	-	+		-	+
NDVIfeb										+	+	-			
NDVIjul	+				-			-			-	+	+	-	

Tabla 17. Análisis de efectos que producen las variables sobre los modelos uni-resolución a partir de los coeficientes obtenidos en los procesos de modelización para las tres fracciones de textura. (i) Fase Salina; (ii) variables FluC, Lit, Lit_XerC, RegC, RegC_XerC, RegL, RegL_XerC, XerC, XerCXerP y XerP (Geología); (iii) variables Clay, Sand, SandSt, LimSt, Collu, Congl, QuaUnd, Dolom, Marg, Keup y Met-Sil (Litología). (Bloque: tipos de suelos y litología [SL])

Resoluciones / Variables	25arc	25lim	25are	50arc	50lim	50are	100arc	100lim	100are	200arc	200lim	200are	400arc	400lim	400are
Fase Salina	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-
FluC	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-		+	-
Lit	+	+	-	+	-	-	+	-	+	+	-	-		-	-
Lit_XerC	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-		+	-
RegC	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-		+	-
RegC_XerC	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-		-	-
RegL	+	+	-	-	-	-	+	-	-	-	-	+		-	+
RegL_XerC	-	+	-	+	-	+	+	-	+	+	-	+		-	+
XerC	+	+	-	-	+	-	+	-	-	+	+	-		+	-
XerCXerP	-	-	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+		-	+
XerP	+	+	-	+	-	+	+	-	+	+	-	-		-	+
Clay	-	-	+	-	+	+	+	+	-		+	+	+	+	-
Sand	-	-	+	-	+	+	+	+	-		-	+	+	+	-
SandSt	+	-	-	+	-	-	+	+	-		-	-	+	+	-
LimSt	-	-	+	-	-	+	+	+	-		-	+	+	+	-
Collu	-	-	+	-	-	+	+	-	-		-	+	+	+	-
Congl	-	+	+	-	+	+	+	+	-		+	+	+	+	-
QuaUnd	+	+	-	+	+	-	+	+	-		+	+	+	+	-
Dolom	-	+	+	-	+	+	+	+	-		-	+	+	+	-
Marg	-	-	+	-	-	+	+	+	-		-	+	+	+	-
Keup	-	-	+	-	-	+	+	+	-		+	+	+	+	-
Met-Sil	-	-	+	-	-	+	+	+	-		-	+	+	+	-

4.4.2 Análisis de los modelos multiresolución

En las Tablas 18 y 19 se expresan los efectos que ejercen las variables de los modelos multirresolución, para los valores de las capas de información cuantitativa y para las de valores cualitativos respectivamente.

4.4.2.1 *Efecto de los bloques TG, C y RS*

Bloque TG (Las gráficas elaboradas para este bloque se encuentran en la página 335)

Las variables de este bloque para la fracción arcillas, están representadas de manera más notable en las resoluciones de menor detalle (100, 200 y 400m). [DEM] está presente en todas las resoluciones del modelo multiresolución, mostrando en la gráfica un comportamiento inverso dependiendo de las distintas resoluciones, aunque se observa una mayor tendencia al efecto negativo, disminuyendo el porcentaje de arcillas con el aumento de la altitud, representado de manera muy clara para la resolución 50m, y de manera más sutil para la resolución 400m. El efecto contrario de las resoluciones 25 y 100m se puede deber a un efecto 'compensatorio' del modelo al entrar las mismas variables con distinta resolución. Con la variable [Slp] sucede algo similar, mostrando un crecimiento exponencial del porcentaje de arcillas con el aumento de la pendiente para la resolución 400m, y un efecto contrario para la resolución 200m. En las curvaturas [CuP] y [CuPP] se observa que la resolución de mayor tamaño que entra en el modelo, es la que genera el efecto principal, siendo en ambos casos un efecto parabólico que indica un aumento de las arcillas desde las formas convexas hasta las superficies planas, pasando a ser descendente conforme la orografía se convierte a formas cóncavas. El efecto que mejor representa estas formas del relieve son las resoluciones 200 y 400m que incluye las grandes formas geomorfológicas, probablemente mejor relacionadas con los procesos erosivos y de sedimentación de los materiales texturales que se están analizando en este trabajo (Figura 25). Para la variable [FAc] nos encontramos, al igual que sucedía en los modelos uni-resolución, con el efecto inverso dependiendo la

resolución de la variable, donde las resoluciones 100 y 200m presentan un descenso de arcillas a medida que el área drenante aumenta, mientras que este proceso se invierte cuando la resolución de los datos que muestran estas geoformas a mayor escala (400m).

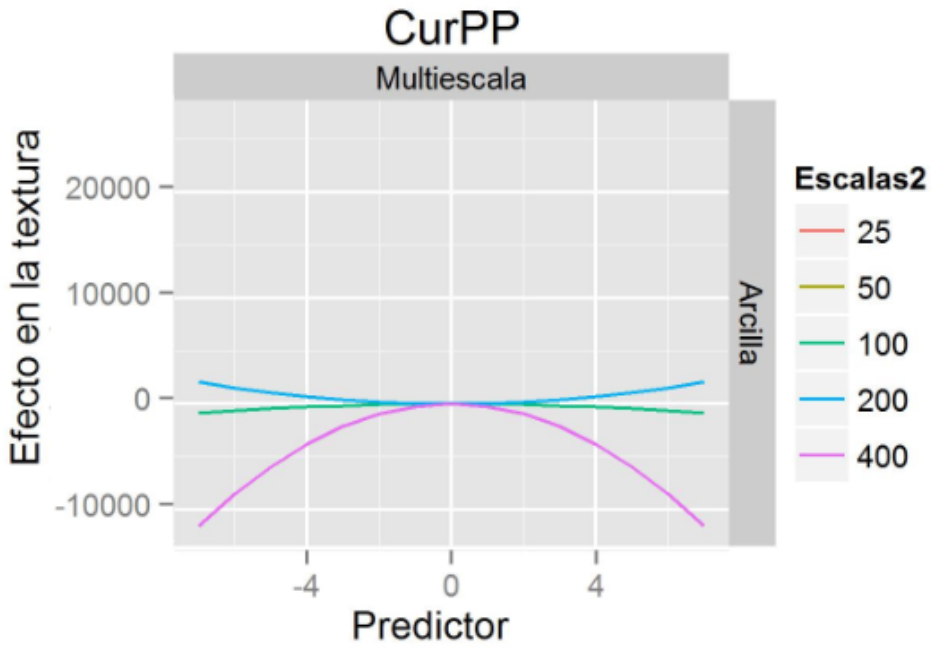


Figura 25. Representación gráfica del efecto en la fracción arcilla de los valores predictores de la variable CuPP. Los resultados se muestran para el modelo multiresolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

En la fracción arena, para la variable [DEM] el efecto producido es el contrario dependiendo de la resolución, produciendo un aumento de las arenas conforme aumenta la altitud para la resolución de más detalle en el modelo (100m), y páralo contrario a la resolución 400m. En el modelo multirresolución [Slp] mantiene un efecto acorde con los observados en los modelos uni-resolución, representando por las resoluciones 50 y 400m y en ambos casos se muestra que el aumento de la pendiente produce un descenso de esta fracción de textura, con un efecto más fuerte en resoluciones de menor detalle. Las curvaturas se presentan también con efecto bastante consistente con el resto de modelos uni-resolución, mostrando un descenso de los porcentajes de arena, desde cualquiera de las formas cóncavas o convexas que se representan en el terreno, y estabilizándose en las superficies planas. Para [CuP] el efecto es más suave y representado por la resolución de más detalle (50m), mientras

que para [CuPP] el resultado se representa a mayor escala (400m) y con mayor intensidad. Finalmente para [FAc] nos encontramos el efecto inverso al producido por esta variable en la fracción arcillas, y observamos que para la resolución 200m se produce un aumento en las arenas a medida que aumenta el valor de acumulación, un descenso de mayor intensidad en la resolución 400m y un efecto parabólico en 100m, con un indicio muy leve de descenso, que se invierte para tomar valores positivos (Figura 26).

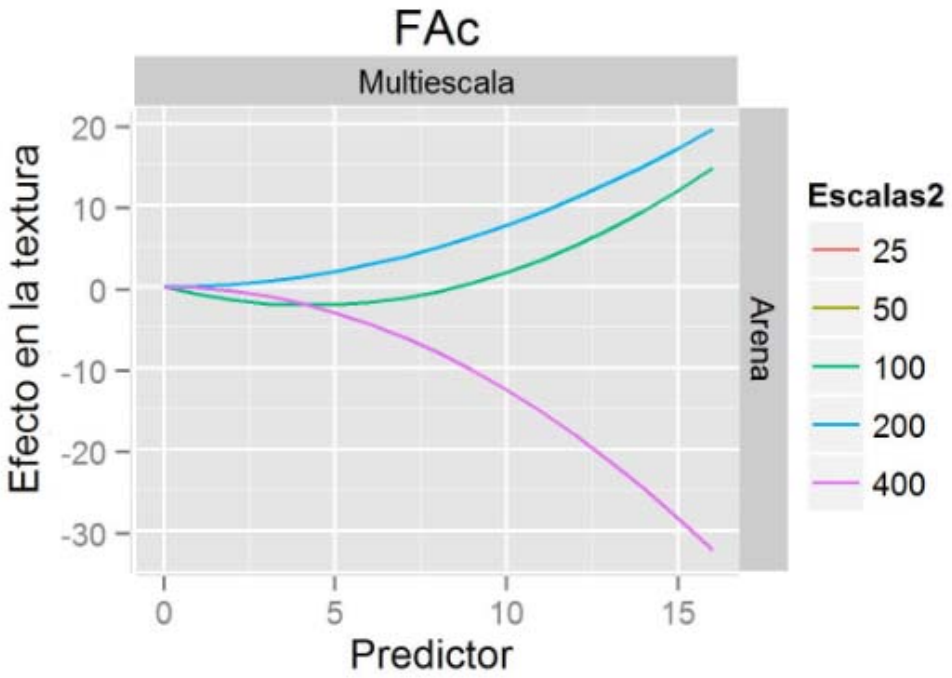


Figura 26. Representación gráfica del efecto en la fracción arena de los valores predictores de la variable FAc. Los resultados se muestran para el modelo multiresolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

En la fracción limos, para [DEM], el efecto de las resoluciones 200 y 400m nos muestran cómo se produce un aumento de los limos a medida que aumenta la altitud. Este efecto se compensa en el modelo para la resolución 100m con un resultado de tendencia descendente a mayor a altitud. Respecto a [Slp] la tendencia es clara y se asemeja a las arcillas, obteniéndose un efecto de aumento de los limos con el incremento de los valores de pendiente, observándose un efecto mayor en las resoluciones de menor detalle. El efecto de las curvaturas, en general se va más asociado a los resultados mostrados por las arcillas, aunque en el caso de [CuP] se observa un efecto

compensatorio en la resolución 100m, complicando su interpretación, mientras que para [CuPP] el efecto es más claro, con una intensidad mayor para la resolución 200. Para [FAc] los resultados son similares a los obtenidos en las arcillas, obteniendo un efecto ascendente compartido por las resoluciones 50 y 400m, mientras que para 25 y 200m el efecto se invierte.

Bloque C (Las gráficas elaboradas para este bloque se encuentran en la página 340)

Las variables [Pr] y [Tmp] para la fracción arcilla solo están representadas en una solo resolución, que como ya comentamos habían formado parte de los modelos en su resolución original. Sus efectos son consistentes con el resto de modelos uni-resolución, presentando en el caso [Pr] un efecto de aumento de las arcillas con el ascenso de las precipitaciones, hasta un nivel de lluvias cercano a los 500 mm, donde la tendencia se invierte. Para [Tmp] se produce un descenso de las arcillas a medida que la temperatura se incrementa, cambiando de sentido cuando se sobrepasan los 14 – 15°C de temperatura media anual. En el caso de la radiación, se ve un efecto claro compensatorio en el modelo multiresolución. Para [Radr] la resolución 200m se obtiene un efecto parabólico similar al resultado del modelo 200 uni-resolución, aumentando el porcentaje de arcillas con la subida de los niveles de radiación directa hasta los valores 1,5 – 1,6 MWh/m^2, donde la tendencia se invierte. Pero en esta variable, también interviene la resolución 50, compensando de manera artificiosa el efecto en el modelo. En [RadDi] ocurre un efecto compensatorio similar con la resolución 200m, pero 400m muestra una intensidad mayor observándose un efecto de tendencia ascendente a medida que la variable obtiene valores mayores de radiación difusa. Sin embargo, para la duración total de la radiación [RaDu] el efecto es único, respondiendo de manera similar que en los modelos uni-resolución, expresados por la resolución 400m, con una tendencia descendente pero que se va estabilizando a medida que se llegan a los valores más altos.

Para las arenas, [Pr] continúa la tendencia marcada por los modelos uni-resolución, con un efecto parabólico, con un mínimo en los 500-550mm de precipitación. Por su parte, [Tmp] muestra un cambio con respecto a los modelos uni-resolución, con un resultado

exponencial descendente, mostrando una disminución continuada de las arenas asociado al aumento de las temperaturas. Con respecto a la radiación, en las arenas también se vuelve a ver el efecto de compensación matemática del modelo tanto en [RaDr] y [RaDi]. Pero ambos casos la tendencia principal continua mostrándose consistente, al representar los efectos del modelo para las arenas en sentido opuesto a los de arcillas. El efecto principal de [RaDu] mantiene una tendencia ascendente de la proporción de arenas a mayor número de horas de radiación, estabilizándose en los valores más altos para la resolución 400, pero las resoluciones 25, 100 y 200m para compensar estadísticamente esta tendencia en el modelo multiresolución.

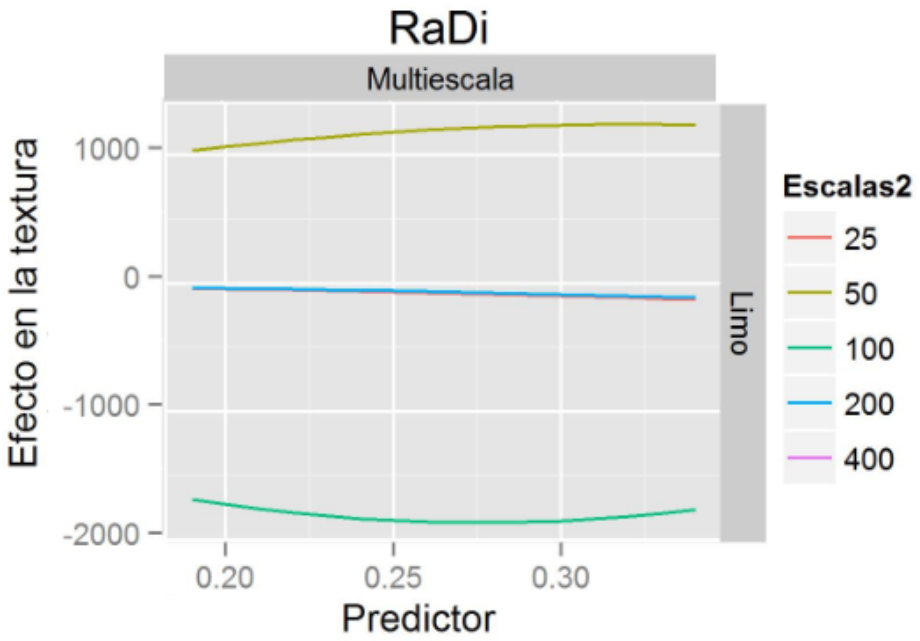


Figura 27. Representación gráfica del efecto en la fracción limo de los valores predictores de la variable RaDi. Los resultados se muestran para el modelo multiresolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

Los efectos de las variables [Pr] y [Tmp] en la fracción limos, se relacionan a los representados en las arcillas, con un resultado de aumento de limos asociado al incremento de las lluvias, llegándose a estabilizar esta tendencia con precipitaciones entre 700-800mm. Y un desarrollo exponencial en los limos con el aumento de la temperatura. Los resultados de [RaDr] se muestran similares que en la fracción arcillas, pero minimizados por el efecto de compensación estadístico que ya hemos comentado.

En cambio, en [RaDi], obviando estos efectos compensatorios, se puede observar que los resultados se parecen a los ofrecidos por la fracción arena, con un descenso de estos limos cuando los niveles de radiación difusa aumentan, expresados de manera más clara en las resoluciones de menor detalle (200 y 400m) (Figura 27). Finalmente, para [RaDu] se vuelve a producir un efecto de compensación con las resoluciones 50, 100 y 200m, pero es la de mayor detalle (25m) la marca la tendencia similar a las arcillas, con un descenso leve de los limos a mayor acumulación horario de radiación, estabilizándose en los valores mayores de la duración de radiación.

Bloque RS (Las gráficas elaboradas para este bloque se encuentran en la página 345)

En este modelo, las resoluciones más frecuentes son las de menor detalle, lo cual explica una mejor predicción de las grandes escalas para la explicación de los procesos de estimación textural del suelo. Como se puede observar en los resultados para la fracción de arcillas, los índices [CMI] y [FMI] para ambas fechas, están representados de manera recurrente y opuesta por compensación en la mayoría de los casos. Solo en [IOI] parece observarse una tendencia más clara, en la que para la resolución 100m y 25m [IOIfeb] y [IOIjul] respectivamente, se da un descenso de la arcillas conforma aumentamos en valores más elevados de estas variables. En [NDVIfeb] se vuelve a apreciar de nuevo la compensación de valores (Figura 28), mientras el efecto de [NDVIjul] es de aumento de los porcentajes de arcilla a mayores niveles de NDVI.

En las arenas, solo [CMIjul] entra en el modelo, pero con un elevado nivel de compensación. [FMIfeb] y [CMIjul] actúan de manera similar, observándose un efecto cuasi especular, reforzando este proceso compensatorio. Cosa que no se produce para [IOIjul], donde la aportación al modelo es más determinante, produciéndose solo para la resolución 400m y de manera muy clara, aumentado con los valores más altos de este índice. Para [NDVIfeb] y [NDVIjul] se muestran de nuevo valores que equilibran el efecto.

Para los limos, el efecto [CMIjul] es positivo para los niveles más altos desagregación de los materiales detectados por el sensor. Tendencia que se pierde para los índices [FMI] y [IOI] por los efectos compensatorios descritos. Finalmente, en los [NDVI] si se observa

una efecto compensatorio, representada en la resolución 200m para [NDVIfeb] y [NDVIjul], determinado la tendencia descendente [NDVIjul] en la resolución 400m.

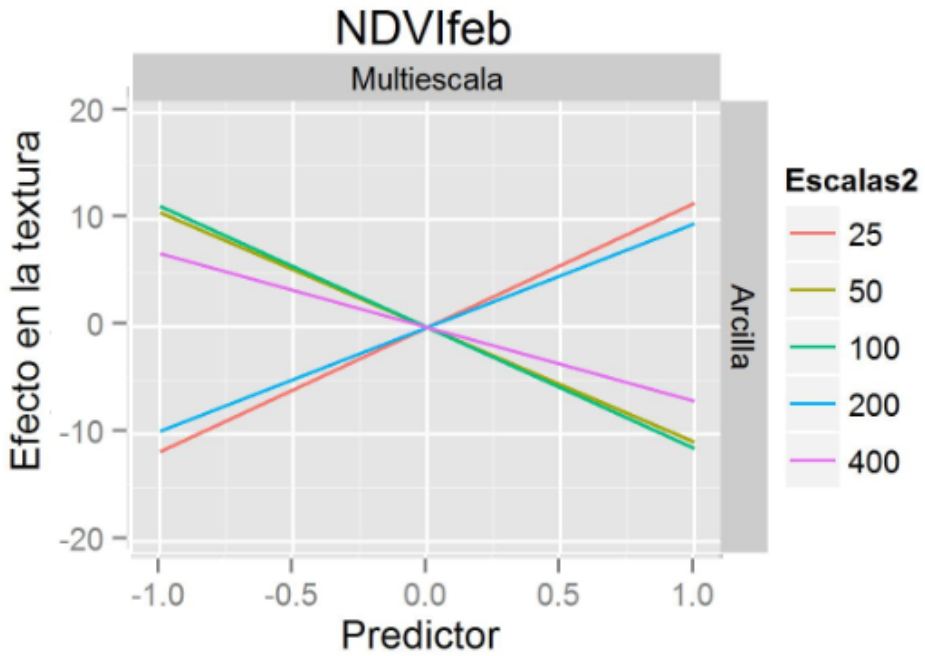


Figura 28. Representación gráfica del efecto en la fracción arcilla de los valores predictores de la variable NDVIfeb. Los resultados se muestran para el modelo multiresolución a 25, 50, 100, 200 y 400 m de píxel.

Tabla 18. Análisis de efectos que producen las variables sobre los modelos multiresolución a partir de los coeficientes obtenidos en los procesos de modelización para las tres fracciones de textura. . (i) Variables DEM, Slp, CuPP, CuP y FAc (Bloque: topografía y aspectos geomorfológicos [TG]); (ii) variables Pr, Temp, RaDr, RaDi y RaDu (Bloque: clima [C]); y (iii) variables CMIfeb, FMIfeb, IOIfeb, CMIjul, FMIjul, IOIjul, NDVIfeb y NDVIjul (Bloque: teledetección [RS])

Resoluciones / Variables	25arc	25lim	25are	50arc	50lim	50are	100arc	100lim	100are	200arc	200lim	200are	400arc	400lim	400are
DEM	+			-			+	-		-	+		-		
DEM2							-		+	+	-		+	+	-
Slp		-						+						-	+
Slp2					+	-							+	+	-
CuP		+		+			-			+					
CuP2		-			-	+		+		-					
CurPP														+	
CuPP2							-			+	-		-		+
FAc							-		-		+			-	
FAc2		-			+		+		+	-	-	+	+	+	-
Pr	+	+	-												
Pr2	-	-	+												
Tmp	-	+													
Tmp2	+		-												
RaDr				-	-	+				+	+	-			
RaDr2				+	+					-	-	+			
RaDi		-			+	-		-							
RaDi2					-			+		-	-	+	+		
RaDu		-			+			-	+		-		-		+
RaDu2		+	-		-			+			+	-	+		-
CMIfeb				+			-						+		
FMIfeb		+			-		-		+	+	+	-		+	-
IOIfeb	+						-								
CMIjul	-		+	+	+	-				-			-		+
FMIjul							+	+	-	-	-	+		-	+
IOIjul	-							+			-			-	+
NDVIfeb	+			-			-		+	+	+	-	-		
NDVIjul											-	+	+	-	

Tabla 19. Análisis de efectos que producen las variables sobre los modelos multiresolución a partir de los coeficientes obtenidos en los procesos de modelización para las tres fracciones de textura. (i) Fase Salina; (ii) variables FluC, Lit, Lit_XerC, RegC, RegC_XerC, RegL, RegL_XerC, XerC, XerCXerP y XerP (Geología); (iii) variables Clay, Sand, SandSt, LimSt, Collu, Congl, QuaUnd, Dolom, Marg, Keup y Met-Sil (Litología). (Bloque: tipos de suelos y litología [SL])

Resoluciones / Variables	25arc	25lim	25are	50arc	50lim	50are	100arc	100lim	100are	200arc	200lim	200are	400arc	400lim	400are
Fase Salina											-		+	+	-
FluC							+	+	-						
Lit							+	+	+						
Lit_XerC							+	+	-						
RegC							+	+	-						
RegC_XerC							+	+	-						
RegL							+	-	+						
RegL_XerC							+	-	+						
XerC							+	+	-						
XerCXerP							+	-	+						
XerP							+	+	+						
Clay							+		-					+	
Sand							+		-					+	
SandSt							+		-					+	
LimSt							+		-					+	
Collu							+		-					+	
Congl							+		-					+	
QuaUnd							+		-					+	
Dolom							+		-					+	
Marg							+		-					+	
Keup							+		-					+	
Met-Sil							+		-					+	

4.4.2.2 *Efecto del bloque SL*

(Las gráficas elaboradas para este bloque se encuentran en la página 354)

La presencia de variables del bloque SL en el modelo multirresolución se explican en los siguientes apartados:

Fase Salina

La variable [SLu] solo aparece con un efecto negativo en para la resolución 200 en la fracción limos, mientras que para la resolución 400m se representa en positivo para las texturas arcilla y limo, y negativo para las arenas. Los valores contrapuestos en el caso de los limos, se puede interpretar como efecto compensatorio, por lo que los efectos más representativos se muestran para la resolución 400m en las arcillas y arenas.

Suelos

Todas las clases pertenecientes a la variable [SLu] ofrecen un efecto positivo sobre el modelo para las arcillas en la resolución 100m, pero se observa una mayor influencia en [FluC], [RegC] y [RegC_XerC]. En las arenas son estas mismas clases las que influyen, esta vez con factor negativo, pero sin embargo, los resultados de “Regosoles litosólicos” y “Xerosoles petrocálcicos” se tornan con factores crecientes. Los limos muestran un efecto especular respecto a las arenas.

Litología

En la litología el efecto es más constante para todas sus clases, aportando un factor positivo para las arcillas en el modelo 100 y los limos en el modelo 400. Por su parte, son las arenas con el modelo 100 las que se representan con signo negativo.

4.5 CAPA DE TEXTURAS

Tras los análisis estadísticos se han obtenido 30 modelos para la estimación de las fracciones estándar de textura, siguiendo los sistemas FAO-UNESCO y USDA, representadas en los seis tipos de resolución.

Posteriormente se han realizado una serie de fases mediante la traslación de los coeficientes y las formulaciones de las variables obtenidas en el proceso de modelización para obtener las capas de variables ambientales georreferenciadas en el SIG, expresadas por porcentajes de fracción de textura. En este apartado se exponen las capas resultado en los dos sistemas de clasificación FAO y USDA de los modelos 400m que han sido, a excepción de los multirresolución, las que mejores valores estadísticos han obtenido.

La distribución de las arcillas (Figura 29), que recordamos está clasificada por las mismas fracciones de tamaño en los sistemas FAO y USDA, presenta unos porcentajes con rango aproximado de entre 10 y 30% de contenido de esta textura. La áreas con un contenido más elevado de arcillas se encuentran especialmente localizadas en los valles del Guadalentín y Segura, así como en gran parte del Campo de Cartagena. En el punto opuesto, con porcentajes muy bajos, se localizan en las Sierras de Almenara y de la Torrecilla, entre Águilas y Mazarrón, y al norte de Puerto Lumbreras y Lorca, respectivamente. En menor grado, encontramos escasos porcentajes de arcillas en las áreas de mayor relieve del Noreste como Sierra Salinas, el Carche y Sierra de la Pila.

Los resultados para la fracción de limo (Figura 30) nos muestran un rango de porcentajes similares a las arcillas, entre un 10 y 35%. Su distribución espacial se hace más patente en los valles del Guadalentín y Segura, así como en las zonas de cultivo del Campo de Cartagena, pero también es significativo en las cuencas sedimentarias marinas del Mioceno Superior de Mula, Fortuna, del Boquerón y del sinclinal de Calasparra. Las áreas que menores porcentajes de limos se encuentran en las zonas de la comarca del Altiplano, coincidiendo en gran parte con las zonas correspondientes al Prebético

Externo. También al oeste de Lorca, coincidiendo con la existencia de regosoles eútricos, materiales que se caracterizan granulométricamente de otros regosoles por su bajo contenido en arcillas y limos.

En los limos para la clasificación textural USDA (Figura 31) se observa que tanto el rango de esta fracción como los porcentajes de su contenido aumentan respecto al de FAO, aspecto lógico ya que el rango granulométrico de definición de los limos en el sistema USDA es mayor. Respecto a su distribución espacial se presenta muy parecida en los valores más bajos de porcentaje con la clasificación FAO, pero aumentan las áreas con mayor contenido de limos.

Para la fracción arena de la clasificación FAO (Figura 32) se obtienen unos valores altos de acumulación, entre un 30 y 75%. Las áreas con mayor contenido se complementan respecto a las zonas con menor contenido de la fracción limos, siendo las zonas del Prebético externo (Altiplano) y los regosoles eútricos al oeste de la Sierra de la Torrecilla (Lorca). También se dan elevados porcentajes de arenas en las sierras de la franja costera de Lorca y Mazarrón, centradas en las inmediaciones de la Sierra de Almenara.

Por último, en los resultados del contenido de arena para la clasificación USDA (Figura 33) se obtienen menores porcentajes (entre 10 y 60%) que en el sistema FAO debido a la reducción del tamaño textural para ser calificado como fracción arena. Su disposición espacial es bastante parecida al de FAO, mostrando unas disminuciones de los porcentajes en las zonas de menor contenido en arena por estar clasificadas en el sistema USDA como parte de la fracción limo.

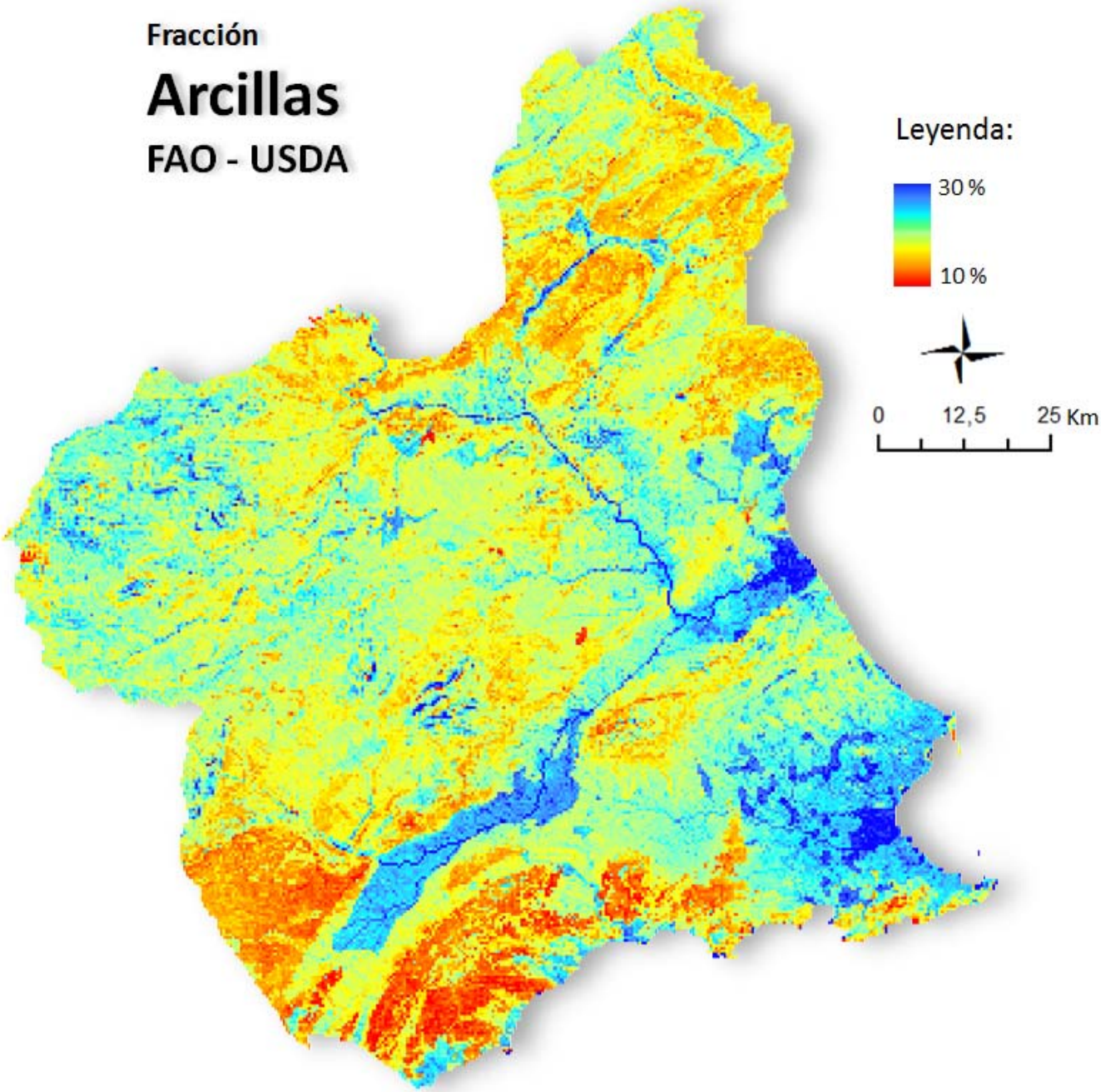


Figura 29. Capa raster para la fracción arcillas (FAO - USDA) en resolución 400 m (píxel) elaborada mediante modelización de variables ambientales. Expresada en % de contenido de material, en color azul los valores más altos y en rojo los más bajos.

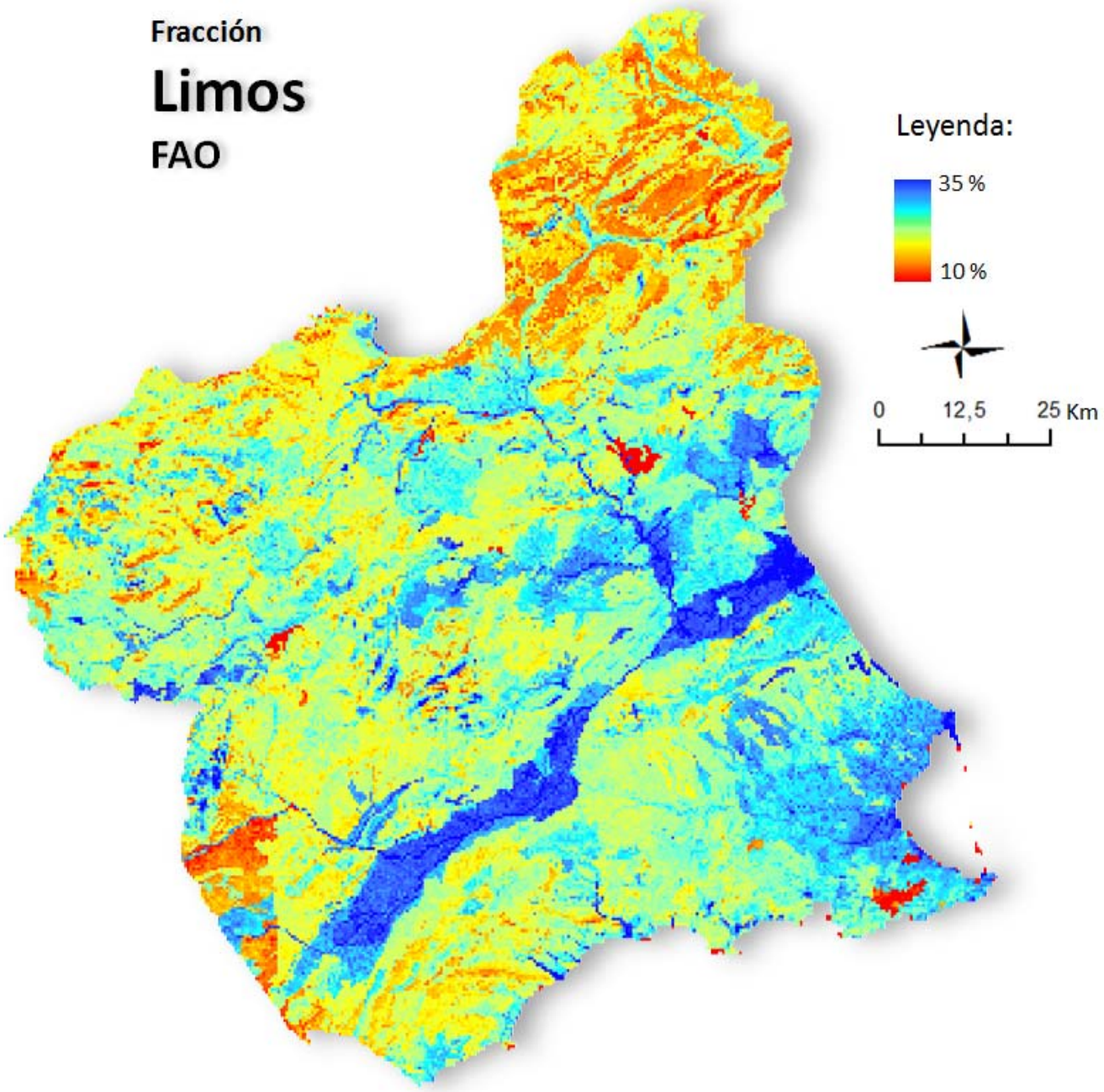


Figura 30. Capa raster para la fracción limos FAO en resolución 400 m (píxel) elaborada mediante modelización de variables ambientales. Expresada en % de contenido de material, en color azul los valores más altos y en rojo los más bajos.

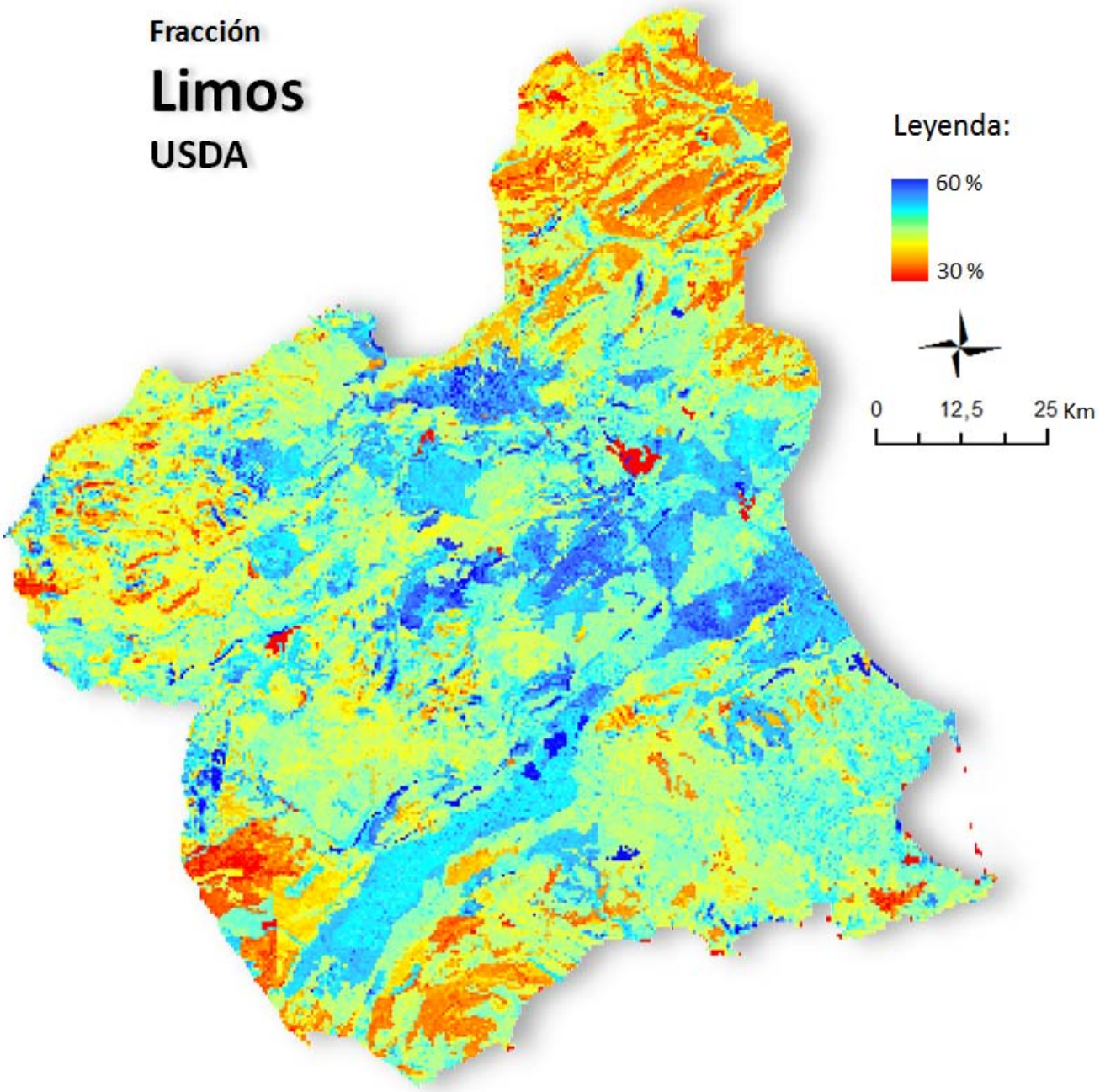


Figura 31. Capa raster para la fracción limos USDA en resolución 400 m (píxel) elaborada mediante modelización de variables ambientales. Expresada en % de contenido de material, en color azul los valores más altos y en rojo los más bajos.

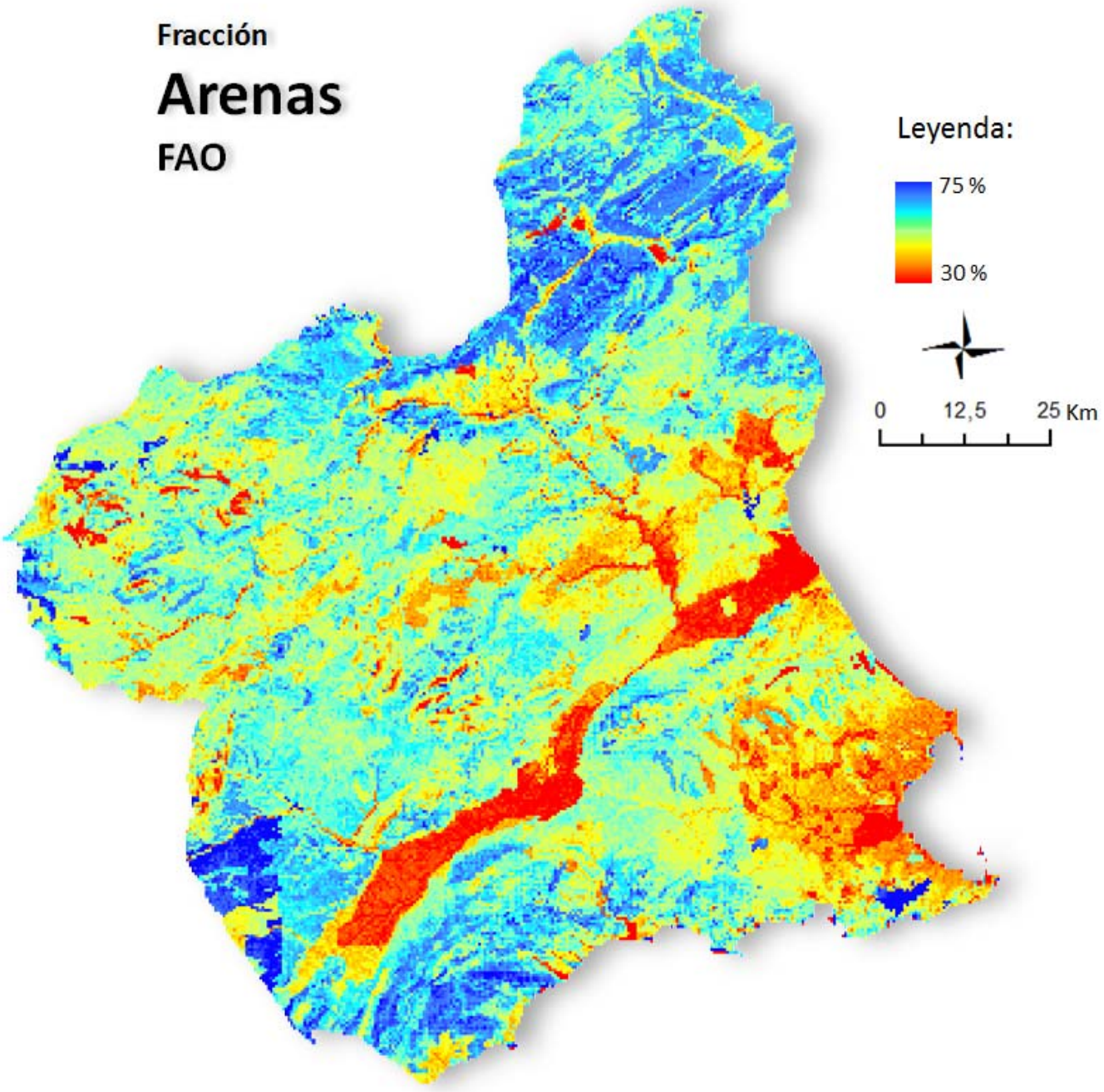


Figura 32. Capa raster para la fracción arenas FAO en resolución 400 m (píxel) elaborada mediante modelización de variables ambientales. Expresada en % de contenido de material, en color azul los valores más altos y en rojo los más bajos.

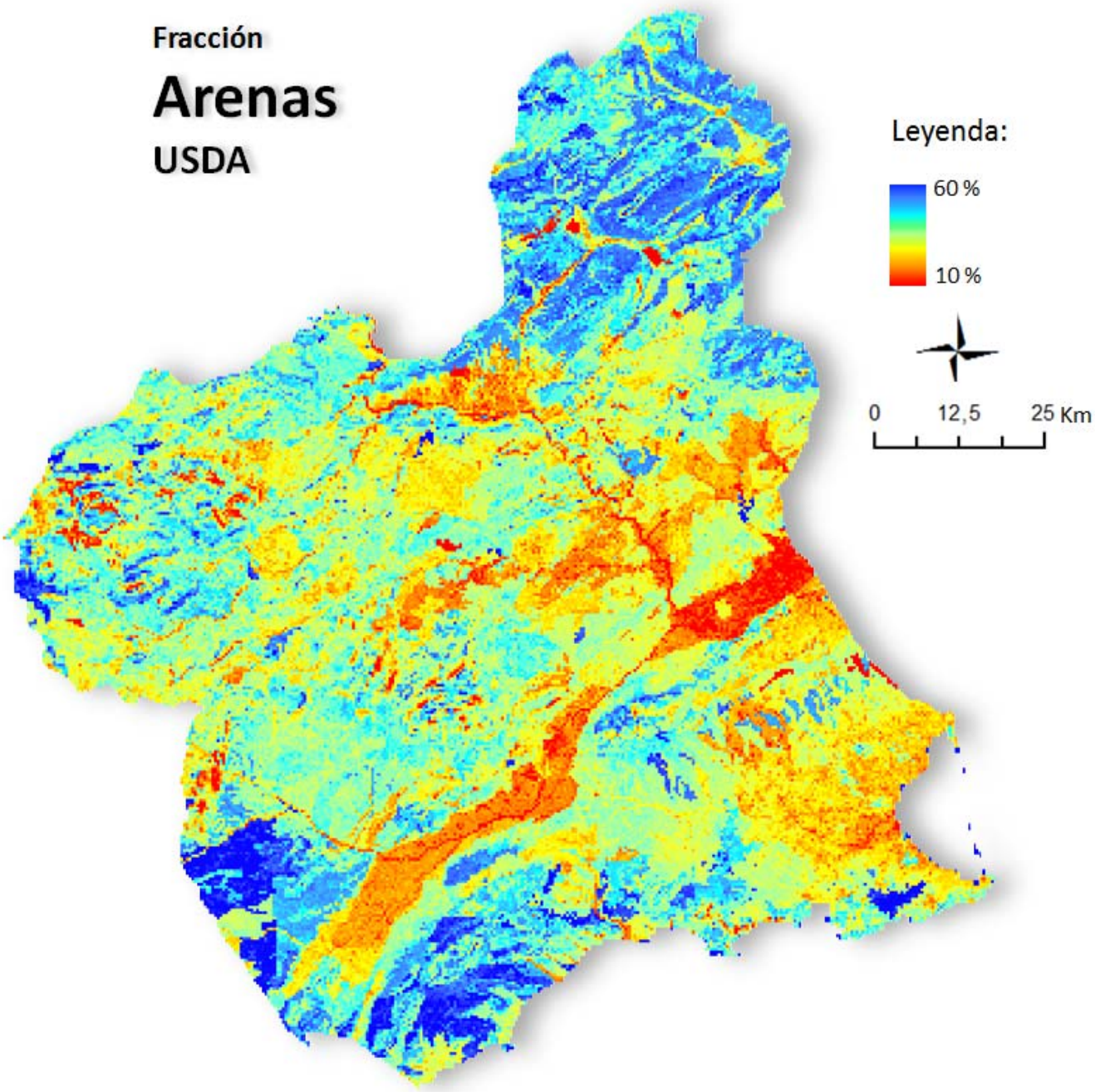


Figura 33. Capa raster para la fracción arenas USDA en resolución 400 m (píxel) elaborada mediante modelización de variables ambientales. Expresada en % de contenido de material, en color azul los valores más altos y en rojo los más bajos.

5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

La motivación de esta parte del trabajo tiene una importante finalidad aplicada. El resultado principal es proporcionar información de textura espacialmente distribuida a escala regional que pueda ser utilizada como entrada por otros investigadores y/o investigaciones. En nuestro caso, como se mostrará en los siguientes capítulos, para el desarrollo que se está realizando en la estimación de propiedades hidráulicas del suelo (Børgesen et al. 2008; Twarakavi et al. 2010) y sus posibles aplicaciones en hidrología y ecología. Además esta información es susceptible de ser empleada en múltiples direcciones como datos básicos para la estimación de índices de erosionabilidad que determinan los resultados de modelos de erosión basados en USLE o en RUSLE (Panagos et al., 2012).

En este sentido, este estudio tiene el objetivo fundamental de encontrar los mejores modelos predictivos. No siempre las resoluciones de mayor detalle deben ser la mejor elección para obtener mejores resultados en modelización (Cavazzi et al., 2013), teniendo en cuenta que las variables seleccionadas por el modelo describen procesos que dependen de la escala ambiental a la que mejor se representan (Levin, 1992). Debido a la variación de estos procesos ambientales a distintas escalas, y a la falta de precisión en las coordenadas originales de los datos de las determinaciones analíticas de la capa arable utilizadas en este trabajo, la pregunta de cuál es la mejor resolución para un modelo predictivo es tremendamente pertinente. Apenas existe literatura sobre el efecto de las distintas resoluciones en la predicción de la textura a escala regional, por tanto la discusión se basará fundamentalmente en los resultados obtenidos en este trabajo.

El primer aspecto importante es que los modelos en las resoluciones 25 a 100 m son muy similares en su poder predictivo y peores que los de 200 y 400 m, siendo el de 400 m el que mejor resultado presenta. En el nivel de detalle al que se ha llegado en este trabajo resulta difícil y especulativo discernir si esto se debe a que los procesos ambientales implicados en la formación de suelo a través de la erosión y sedimentación

se expresan mejor a esas resoluciones, o a que la falta de precisión de las coordenadas de las muestras influyen de manera importante (Grimm, y Behrens, 2010; Samsonova et al., 2013). No obstante, desde el punto de vista aplicado la conclusión evidente es que si se desea tener un mejor modelo de textura del suelo a escala regional, con los datos disponibles, se debe optar por la resolución de 400 m. Pero esta conclusión, no invalida el resto de modelos obtenidos a otras resoluciones. Si la aplicación que se desea requiere mayor resolución no hay mayor problema en utilizar los modelos a otras resoluciones, aceptando que tendrán un nivel de incertidumbre superior.

Respecto a los procesos de modelización que combinan las diferentes resoluciones, antecedentes como el trabajo de Behrens et al. (2010) para la estimación de tipologías de suelos, con la introducción de una serie de variables topográficas a diferente resolución, se predice mejor cada clase de suelo al combinar características del terreno expresadas a distintas resoluciones. En otro estudio (Taylor et al. 2013), en los que se modela tipos de suelo y valores del nivel freático, también se observan mejoras en los modelos que introducen variables a diferentes resoluciones. En nuestro caso, los modelos multiresolución obtienen valores de AIC claramente mejores (salvo para los limos) y porcentajes de varianza explicada mayores, lo que en principio aconsejaría utilizar siempre los modelos multiresolución. Sin embargo, cuando el efecto de las variables se representa en detalle aparecen problemas importantes. La mayoría de las variables que aparecen a múltiples resoluciones lo hacen con efectos contrarios y muy intensos. En principio, los efectos contrarios podrían ser interesantes ya que indicarían un funcionamiento diferente del proceso dependiendo de la escala de observación, lo cual es muy posible. No obstante, para la mayoría de los casos lo que parece es un puro efecto 'compensantorio'. Esto ocurre porque la misma variable expresada en dos resoluciones suele tener una correlación bastante alta, de esta manera si ambas entran en el modelo porque el proceso es *marginalmente* diferente a estas resoluciones, el modelo corrige esta discordancia con fuertes efectos compensatorios (Bergström et al., 2002). Por ejemplo a una resolución con un efecto fuertemente positivo y a otra con un efecto fuertemente negativo y el efecto marginal de la resolución se mide como una pequeña diferencia entre esos efectos aparentemente contrarios. Todo esto genera modelos con un alto grado de 'artificialidad' y a pesar de ser seleccionados por sus bajos

AICs deberían usarse con prudencia y en el estado actual de desarrollo sería mejor optar por un modelo uni-resolución. Un aspecto importante para esta decisión es que cuando se presenta un efecto de 'compensación' lo que tenemos es una sobreparametrización del modelo cuyo efecto es que los errores estándar de los parámetros son muy altos y por tanto su incertidumbre también lo es (Schoups et al., 2008). AIC es una forma de protegerse contra la sobreparametrización de los modelos, pero es obvio que en estos resultados su efecto no es el deseado en los modelos multiresolución. Existen formas evolucionadas de AIC como AICc o BIC que permiten evitar la tendencia de AIC a seleccionar modelos excesivamente complejos (Engelhardt et al., 2013) y que serán testados en el futuro.

Si bien, uno de los objetivos de este trabajo es proporcionar un producto en forma de modelo predictivo, la exposición de los resultados que muestran la estructura de los modelos nos permiten discutir el efecto de las variables ambientales en la textura. Este efecto es enormemente interesante por las conclusiones que se pueden extraer de las distintas implicaciones que ejercen los patrones geoecológicos sobre la génesis y distribución espacial de la textura en el suelo.

A nivel general, podemos señalar que en nuestros resultados la variable suelos (*SLu*) aparece siempre como un elemento básico de todos los modelos a todas las resoluciones. Y aunque existen un gran número de variables que intervienen en los modelos predictivos, en la mayoría de los casos la cartografía de suelos continúa aportando información y mejora de manera sustancial el modelo, por lo que esta capa de información destaca como una buena base para la obtención de un mapa de texturas. En esta línea se vienen desarrollando numerosos trabajos que proponen como una buena alternativa para la caracterización de las propiedades físico - químicas de un suelo el uso de la cartografía de suelos, basándose en distintos procesos de interpolación (Burgess y Webster, 1980; Stein et al., 1988; Voltz y Webster, 1990; Heuvelink y Bierkens, 1992; Liu et al., 2006), o métodos de simulación estadística (Kværnø et al, 2007; Sun et al., 2012) para la obtención de mejores distribuciones espaciales de estas propiedades. La simple asignación de una tabla de valores a los polígonos de cada categoría en un mapa de suelos sería suficiente, siendo notable

incluso en los mapas de LUCDEME ya que muchos polígonos no representan un tipo de suelo sino la asociación de 2 o 3, lo que aumenta la 'confusión' inicial de los datos. De cualquier forma, regresando a nuestro caso, el hecho de que los modelos siempre adoptan estructuras bastante más complejas indica que la predicción de la textura del suelo puede ser mejorada respecto de la que se obtiene del mero uso de la cartografía de suelos.

Sorprende la importancia de la litología (*LM*), ya que esta información de la serie MAGNA fue utilizada de base para la elaboración de la cartografía LUCDEME y existe por tanto cierta redundancia entre los mapas geológicos y de suelos. Además la serie MAGNA utilizada(años 70, en la actualidad se está publicando una serie realizada recientemente) muestra notables incoherencias entre las hojas que está dividido con interpretaciones geológicas dispares en la frontera común entre dos hojas. Este factor aparece, al igual que la capa de suelos, en todos los modelos a todas las resoluciones lo que indica su elevada relevancia. La relación entre litología y textura es trivial, pero su importancia después de haber incluido en los modelos una cartografía de suelos es interesante porque indica la cantidad de información que añade a la de la pura taxonomía del suelo. Así lo prueban trabajos como los de Adhikari et al., (2013) y Greve et al., (2012a; 2012b) donde variables ambientales han sido utilizadas para la estimación de parámetros texturales en suelos de Dinamarca. En el primer caso, la litología presenta un efecto plausible en la predicción de la textura, aumentando en importancia con la profundidad del perfil. Por su parte, Greve et al. (2012a; 2012b) en sus estudios también obtienen unos resultados en los que los datos aportados por la cartografía geológica ofrece una notable importancia en la predicción de la fracción arcilla. En este sentido, si están disponibles, parece sumamente recomendable en futuros procesos de modelización que se realicen en otras zonas se incluyan los datos de litología. Respecto a la zona aquí estudiada la disponibilidad de la nueva serie MAGNA de mucha mayor calidad puede mejorar los modelos.

De las variables topográficas, la altitud y la pendiente son las que ejercen mayor efecto en los distintos modelos de fracciones texturales, con similares efectos a los encontrados en los trabajos de Adhikari et al. (2013) y Greve et al. (2012a; 2012b), pero

tales analogías deben ser consideradas con cautela debido a la disparidad de relieves que presentan ambas áreas de estudio, contrastando los paisajes complejos y de relieves heterogéneos de la Cuenca del Segura con la orografía formada por ondulaciones de escasa altura del territorio danés (Danish EPA, 2013). Teóricamente, las variables relacionadas con el DEM tienen un efecto sobre los flujos hídricos y, el transporte y deposición de sedimentos, que deben ser relacionados con la redistribución de las partículas y la textura del suelo (Zhao et al., 2009). En estos procesos las curvaturas y acumulación de flujo tienen una relación más directa, presentando en nuestros modelos unos efectos más débiles y menos persistentes entre distintas resoluciones que los producidos por la altitud y pendiente. En general las curvaturas se representan mejor en mayores resoluciones (menor tamaño de píxel) y acumulación de flujo en las menores resoluciones, como queda de manifiesto en trabajos como el de Ruiz-Navarro (2012). Es probable que ambas variables representen la influencia del mismo tipo de procesos (erosión - sedimentación) que se expresan mejor midiendo curvatura del terreno cuando se trabaja en resoluciones <100 m y acumulación de flujo cuando se trabaja con resoluciones > 100 m. Hay que recordar que la medida de curvatura es, de todas las variables aquí utilizadas, probablemente la más sensible a los cambios de resolución.

Las variables climáticas tienen un efecto importante a pesar de la relativa pobre calidad de los modelos de clima utilizados. Sin embargo tanto para Adhikari et al., (2013), como para el trabajo de Greve et al., (2012b), las capas relativas a elementos climáticos tuvieron una escasa relevancia en sus análisis estadísticos. Si tenemos en cuenta la diferencia entre nuestras características climáticas y las existentes en los países escandinavos (a pesar de una cierta bondad del clima en Dinamarca provocada por la corriente cálida del Golfo), se puede explicar las incongruencias de estos resultados, ya que variables como temperatura y precipitación están descritos como factores determinantes en la formación de los suelos (Marshallet al., 1996). No obstante, en nuestro caso es llamativo que para la arcilla es importante tanto precipitación como temperatura mientras que para limos lo es básicamente temperatura y para arenas la precipitación. Estas diferencias merecen ser investigadas en el futuro con mejores modelos climáticos porque podrían mostrar diferencias sustanciales en los procesos

formadores del suelo. Las variables de radiación aparecen abundantemente en los modelos lo que es fundamental en ecosistemas semiáridos templados dónde las diferencias de radiación entre solana y umbría son tan acusadas (Breshears et al., 1997; Austin y Vivanco, 2006) es lógica la influencia de la radiación de manera directa sobre la textura y sobre todo indirecta a través del control de la vegetación.

Finalmente se puede afirmar que en nuestros resultados, la información aportada por teledetección permite mejorar los modelos. El NDVI es un buen indicador del tipo básico de ecosistema y por ello ayuda a optimizar la estimación basada en meras variables físicas (Ryan et al, 2000; McBratney et al., 2003). Los índices orientados al suelo también han aportado bastante información, como aporte complementario a los valores ambientales (Agar y Coughlin, 2001; Bitelli et al., 2009), pero también de manera evidente sobre procesos mineralógicos que ayudan a procedimientos predictivos de la textura (López-Granados et al, 2005; Dogan, 2008; Wang et al., 2012; Dogan y Kiliç, 2013), o trabajos como los de Maselli et al. (2008), en los que proponen un metodología de producción automática para la obtención de mapas de textura del suelo en zonas en las que se dispongan de un número suficiente de puntos de muestreo con valores texturales. Por lo tanto, el uso de datos obtenidos por sensores remotos puede ser recomendable en combinación con el resto de variables ambientales, justificado, porque el conjunto de variables ambientales de los bloques anteriormente descritos predicen la textura al estar relacionados con los procesos que controlan su dinámica, mientras que las observaciones de teledetección pudieran añadir información sobre la textura en sí misma. Una medida indirecta y alternativa a las que se hacen en laboratorio a partir de las muestras de campo.

6. BIBLIOGRAFÍA

Adhikari, K., Kheir, R.B., Greve, M.B., Bøcher, P.K., Malone, B.P., Minasny, B., Mcbratney, A.B., Greve, M.H. 2013. *High-resolution 3-D mapping of soil texture in Denmark.* Soil Science Society of America Journal 77 (3) : 860-876

Agar, R.A., Coughlin, T.J. 2001. *Gold and base metal exploration project generation using Landsat TM data and spectral angle mapping for specific alteration styles in the Peruvian Andes.* International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 6 : 2498-2500

Akaike, H. 1974. *"A new look at the statistical model identification".* IEEE Transactions on Automatic Control 19 : 716-723.

Alías, L. J., Ortiz, R., Hernández, J., Linares, P., Martinez, J., Marín, P. 1989. Proyecto LUCDEME. Mapa de Suelos. E. 1:100.000. ICONA – Universidad de Murcia.

Austin, A.T., Vivanco, L. 2006. *Plant litter decomposition in a semi-arid ecosystem controlled by photodegradation.* Nature 442 (7102) : 555-558

Behrens, T., Zhu, A.-X., Schmidt, K., Scholten, T. 2010. Multi-scale digital terrain analysis and feature selection for digital soil mapping. Geoderma 155 (3-4) : 175-185

Bergström S., Lindstrm G., Pettersson A. 2002. *Multi-variable parameter estimation to increase confidence in hydrological modeling.* Hydrological Processes, 16 (2) : 413-421.

Bitelli, G., Curzi, P.V., Mandanici, E. 2009. *Morphological and lithological aspects in the northeastern Libyan desert by remote sensing.* Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering 7478 , art. no. 74781W

Bou Kheir, R., Greve, M.H., Bøcher, P.K., Greve, M.B., Larsen, R., McCloy, K. 2010. *Predictive mapping of soil organic carbon in wet cultivated lands using classification-tree based models: The case study of Denmark.* Journal of Environmental Management 91 (5) : 1150-1160

Breshears, D.D., Rich, P.M., Barnes, F.J., Campbell, K. 1997. *Overstory-imposed heterogeneity in solar radiation and soil moisture in a semiarid woodland.* Ecological Applications 7 (4) : 1201-1215

Brus, D.J. and De Gruijter, J.J.. 1997. *Random sampling or geostatistical modelling? Choosing between design-based and model-based sampling strategies for soil.* Geoderma, 80 : 1–59.

Børgesen, C.D., Iversen, B.V., Jacobsen, O.H., Schaap, M.G. 2008. *Pedotransfer functions estimating soil hydraulic properties using different soil parameters.* Hydrological Processes ,22 (11) : 1630-1639.

Burgess, T.M. and Webster, R., 1980. *Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. I. The semi-variogram and punctual kriging.* J. Soil Sci., 31 : 315-331.

Burgess, R.L. and Sharpe, D.M. (eds). 1981. Forest Island Dynamics in Man-Dominated Landscapes. Springer-Verlag, New York.

Burrough, P.A. 1993. Fractals and geostatistical methods in landscape studies. In: N. Lam and L. de Cola, editors, Fractals in geography. Prentice Hall, Englewood Cliff s, NJ. p. 87–112.

Burrough, P.A., Van Gaans, P.F.M., Hootsmans, R. 1997. *Continuous classification in soil survey: Spatial correlation, confusion and boundaries.* Geoderma 77 (2-4) : 115-135

Cavazzi, S., Corstanje, R., Mayr, T., Hannam, J., Fealy, R. 2013. *Are fine resolution digital elevation models always the best choice in digital soil mapping?* Geoderma 195-196 : 111-121

Clausius, R. 1850. On the Motive Power of Heat, and on the Laws which can be deduced from it for the Theory of Heat. Poggendorff's Annalen der Physick, LXXIX.

Crave, A., and C. Gascuel-Odoux. 1997. *The influence of topography on time and space distribution of soil surface water content.* Hydrol. Processes 11 : 203–210.

Dale, M. R. T. 1999. Spatial pattern analysis in plant ecology. Cambridge Univ. Press.

Danish Enviromental Protection Agency (EPA), 2013. http://www.mst.dk/English/ Ministry of the Enviroment.

Davis, R. and Bennett, H.H. 1927. Grouping of soils on the basis of mechanical analysis. United States Department of Agriculture Departmental Circulation No. 419.

Dobos, E., and T. Hengl. 2009. Soil mapping applications. In: T. Hengl and H.I. Reuter, editors, Geomorphometry, concepts, software and applications. Elsevier, New York. p. 461–479.

Dogan, H.M. 2008. *Applications of remote sensing and Geographic Information Systems to assess ferrous minerals and iron oxide of Tokat province in Turkey.* International Journal of Remote Sensing 29 (1) : 221-233

Dogan, H.M., Kiliç, O.M. 2013. *Modelling and mapping some soil surface properties of Central Kelkit Basin in Turkey by using Landsat-7 ETM+ images.* International Journal of Remote Sensing 34 (15) : 5623-5640

Du, J.K., Xie, H., Hu, Y.J., Xu, Y.P., Xu, C.-Y., 2009. *Development and testing of a new storm runoff routing approach based on time variant spatially distributed travel time method.* Journal of Hydrology 369 : 44–54.

Dungan, J.L., Perry, J.N., Dale, M.R.T., Legendre, P., Citron-Pousty, S., Fortin, M.-J., Jakomulska, A., Miriti, M., Rosenberg, M.S. 2002. *A balanced view of scale in spatial statistical analysis.* Ecography Volume 25 : 626-640.

Elsheikh, S. and Guercio, R. 1997. *GIS topographic analysis applied to unit hydrograph models: sensitivity to DEM resolution and threshold area.* Remote sensing and Geographic Information Systems for Design and Operation of Water Resources Systems (Proceedings of Rabat Symposium S3). 1AHS Publ. no. 242.

Engelhardt, I., De Aguinaga, J.G., Mikat, H., Schüth, C., Liedl, R. 2013. *Complexity vs. simplicity: Groundwater model ranking using information criteria.* Ground Water. Article in Press

FAO. 1974. Soil Map of the World. Vol I.

FAO-UNESCO. 1977. Guía para la descripción de perfiles de suelos. Roma.

FAO/IIASA/ISRIC/ISSCAS/JRC, 2012. Harmonized World Soil Database (version 1.2). FAO, Rome, Italy and IIASA, Laxenburg, Austria.

Fotheringham, A.S. and Wong, D.W.S. 1991. *The modifiable areal unit problem in statistical analysis.* Environment and Planning A 23 : 1025-1044.

Fotheringham, A.S. and Rogerson, P.A. 1993. *GIS and spatial analytical problems.* International Journal of Geographic Information Systems 7 : 3-19.

Gehlke, C. and Biehl, H. 1934. *Certain effects of grouping upon the size of the correlation coefficient in census tract material.* Journal of the American Statistical Association Supplement 29 : 169–170.

Gessler, P.E., Moore, I.D., McKenzie, N.J., Ryan, P.J. 1995. *Soil–landscape modelling and spatial prediction of soil attributes.* Int. J. Geographical Information Systems, 4 : 421–432.

Greve, M.H., Kheir, R. B. Greve, M.B. and Bøcher, P.K. 2012a. *Quantifying the ability of environmental parameters to predict soil texture fractions using regression-tree model with GIS and LIDAR data: The case study of Denmark.* Ecol. Indic. 18 : 1–10.

Greve, M.H., Kheir, R. B. Greve, M.B. and Bøcher, P.K. 2012b. *Using digital elevation models as an environmental predictor for soil clay contents.* Soil Science Society of America Journal 76 : 2116–2127.

Grimm, R., Behrens, T. 2010. *Uncertainty analysis of sample locations within digital soil mapping approaches.* Geoderma 155 (3-4) : 154-163

Gustafson, E. 1998. *Quantifying landscape spatial pattern: what is the state of the art?* Ecosystems 1 : 143–156.

Hay, G.J., Blaschke, T., Marceau, D.J., Bouchard, A. 2003. *A comparison of three image-object methods for the multiscale analysis of landscape structure.* ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote sensing Volume 57 : 327-345.

Heuvelink, G.B.M., Bierkens, M.F.P. 1992. *Combining soil maps with interpolations from point observations to predict quantitatie soil properties.* Geoderma 55 (1-2) : 1-15

Heuvelink, G.B.M. 1998. Error propagation in environmental modelling with GIS. Ed. Taylor and Francis.

ICONA. Proyecto LUCDEME (Lucha contra la Desertificacion del Mediterraneo) 1986. Mapa de suelos, escala 1:100.000. ICONA - Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación.

Jelinski, D.E. and Wu, J. 1996. *The modifiable areal unit problem and implications for landscape ecology.* Landscape Ecology vol. 11 : 129-140.

Jelinski, D.E. 1997. *On genes and geography: A landscape perspective on genetic variation in natural plant populations.* Landscape and Urban Planning 39 (1) : 11-23

Jenny, H. 1941. Factors of soil formation: A system of quantitative pedology. McGraw-Hill, New York. p. 281.

Kidner D, Dorey M, Smith D. 1999. *What's the point? Interpolation and extrapolation with a regular grid DEM.* Proceedings of the 4th International Conference on GeoComputation.

Kienzle, S.W. 1996. *Using DTMs and GIS to define input variables for hydrological and geomorphological analysis.* HydroGIS 96: Application of Geographic Information Systems in Hydrology and Water Resources Management (Proceedings of the Vienna Conference). IAHS Publ. no. 235.

Kværnø, S.H., Haugen, L.E., Børresen, T. 2007. *Variability in topsoil texture and carbon content within soil map units and its implications in predicting soil water content for optimum workability.* Soil and Tillage Research 95 (1-2) : 332-347

Leenaars J.G.B., 2012. Africa Soil Profiles Database, Version 1.0. A compilation of geo-referenced and standardized legacy soil profile data for Sub Saharan Africa (with dataset). ISRIC report 2012/03. Africa Soil Information Service (AfSIS) project and ISRIC – World Soil Information, Wageningen, the Netherlands.

Levin, S.A. 1992. The problem of pattern and scale in ecology. Ecology Volume 73, Pages 1943-1967

Ließ, M., Glaser, B., Huwe, B. 2012. *Uncertainty in the spatial prediction of soil texture Comparison of regression tree and Random Forest models*. Geoderma 170 : 70-79.Liu, T.-L., Juang, K.-W., Lee, D.-Y. 2006. *Interpolating soil properties using kriging combined with categorical information of soil maps.* Soil Science Society of America Journal 70 (4) : 1200-1209

López-Bermúdez, F., Romero-Díaz, A., Martínez-Fernandez, J., Martínez-Fernandez, J. 1998. *Vegetation and soil erosion under a semi-arid Mediterranean climate: a case study from Murcia (Spain).* Geomorphology 24 (1) : 51-58

López-Granados, F., Jurado-Expósito, M., Peña-Barragán, J.M., García-Torres, L. 2005. *Using geostatistical and remote sensing approaches for mapping soil properties.* European Journal of Agronomy 23 (3) : 279-289

Malone, B.P., McBratney, A.B., Minasny, B. 2013. *Spatial scaling for digital soil mapping.* Soil Science Society of America Journal 77 (3) : 890-902

Marshall, T. J. Holmes, J. W. Rose, C. W. 1996. Soil physics. Cambridge University Press. 453 pp.

Maselli, F., Gardin, L., Bottai, L. 2008. *Automatic mapping of soil texture through the integration of ground, satellite and ancillary data.* International Journal of Remote Sensing 29 (19) : 5555-5569

McBratney, A.B., Webster, R., Burgess, T.M. 1981. *The design of optimal sampling schemes for local estimation and mapping of of regionalized variables-I. Theory and method.* Computers and Geosciences 7 (4) : 331-334

McBratney, A.B., M.L. Mendonça-Santos, and B. Minasny. 2003. *On digital soil mapping*. Geoderma 117 : 3–52.

McKenzie, N.J. and Ryan, P.J. 1999. *Spatial prediction of soil properties using environmental correlation.* Geoderma 89 (1-2) : 67-94.

Minasny, B., and A.B. McBratney. 2008. *Regression rules as a tool for predicting soil properties from infrared refl ectance spectroscopy*. Chemom. Intell. Lab. Syst. 94 : 72–74.

Openshaw, S.,Taylor, P.J. 1981. The modifiable areal unit problem. Quantitative geography: a British view : 60-69.

Openshaw, S. 1984. The modifiable areal unit problem. CATOMG 38. GeoBooks, Norwich, England.

Panagos, P., Jones, A., Bosco, C., Senthil Kumar, P.S. 2011. *European digital archive on soil maps (EuDASM): preserving important soil data for public Access*. International Journal of Digital Earth, 4 : 434-443.

Panagos, P., Meusburger, K., Alewell, C., Montanarella, L. 2012. *Soil erodibility estimation using LUCAS point survey data of Europe*. Environmental Modelling and Software 30 : 143-145.

Rossi, R.E., Mulla, D.J., Journel, A.G., Franz, E.H. 1992. *Geostatistical tools for the modeling and interpretation of ecological spatial dependence*. Ecol. Monogr. 62 : 277–314.

Ruiz-Navarro, A. Gonzalez Barberá, G. García-Haro, J. y Albaladejo. J. 2012. *Effect of the spatial resolution on landscape control of soil fertility in a semiarid area.* J Soils sediments DOI 10.1007/s11368-012-0470-8.

Ryan, P.J., McKenzie, N.J., O'Connell, D., Loughhead, A.N., Leppert, P.M., Jacquier, D., Ashton, L. 2000. *Integrating forest soils information across scales: Spatial prediction of soil properties under Australian forests.* Forest Ecology and Management 138 (1-3) : 139-157

Samsonova, V.P., Meshalkina, Y.L., Blagoveshchenskii, Y.N. 2013. *Effect of errors in positioning the sampling points on the assessment of the relationships between the remote sensing data and the soil properties.* Eurasian Soil Science 46 (5) : 484-490

Santos Preciado, J.M. y García Lázaro, F.J. 2008. Análisis estadístico de la información geográfica. Universidad de Educación a Distancia. 395 pp.

Schneider, D. C. 1994. Quantitative ecology: spatial and temporal scaling. Academic Press.

Schoups, G., Van De Giesen, N.C., Savenije, H.H.G. 2008. *Model complexity control for hydrologic prediction*. Water Resources Research 44 (1) , art. no. W00B03

Silbernagel, J. 1997. *Scale perception-from cartography to ecology.* Ecol. Soc. Am. Bull. 78 : 166–169.

Stein, A., Hoogerwerf, M. and Bouma, J., 1988. *Use of soil-map delineations to improve (co-)kriging of point data on moisture deficits.* Geoderma 43 : 163-177.

Sun, X.-L., Wu, S.-C., Wang, H.-L., Zhao, Y.-G., Zhao, Y., Zhang, G.-L., Man, Y.B., Wong, M.H. 2012. *Uncertainty analysis for the evaluation of agricultural soil quality based on digital soil maps.* Soil Science Society of America Journal 76 (4) : 1379-1389

Taylor, J.A., Jacob, F., Galleguillos, M., Prévot, L., Guix, N., Lagacherie, P. 2013. *The utility of remotely-sensed vegetative and terrain covariates at different spatial resolutions in modelling soil and watertable depth (for digital soil mapping).* Geoderma 193-194 : 83-93

Thompson, J.A., Bell, J.C., Butler, C.A. 2001. *Digital elevation model resolution: Effects on terrain attribute calculation and quantitative soil-landscape modeling.* Geoderma 100 (1-2) : 67-89.

Tobler, W.R. 1989. Frame independent spatial analysis. In: Accuracy of Spatial Databas. pp. 115-122. Edited by M.F. Goodchild and S. Gopal. Taylor and Francis, London.

Turner, M.G., O'Neill, R.V., Gardner, R.H., Milne, B.T. 1989. *Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern.* Landscape Ecology 3 : 153-162.

Twarakavi, N.K.C, Šimunek, J., Schaap, M.G. 2010. *Can texture-based classification optimally classify soils with respect to soil hydraulics?* Water Resources Research 46 (1) , art. no. W01501

Voltz, M., and Webster, R., 1990. *A comparison of kriging, cubic splines and classification for predicting soil properties from sample information.* J. Soil Sci., 41 : 473-490.

Wang, D.-C., Zhang, G.-L., Pan, X.-Z., Zhao, Y.-G., Zhao, M.-S., Wang, G.-F. 2012. *Mapping Soil Texture of a Plain Area Using Fuzzy-c-Means Clustering Method Based on Land Surface Diurnal Temperature Difference.* Pedosphere 22 (3) : 394-403

Wang, K., Zhang, C., Li, W. 2013. *Predictive mapping of soil total nitrogen at a regional scale: A comparison between geographically weighted regression and cokriging.* Applied Geography 42 : 73-85

Western, A.W., Zhou, S.-L., Grayson, R.B., McMahon, T.A., Blöschl, G., Wilson, D.J. 2004. Spatial correlation of soil moisture in small catchments and its relationship to dominant spatial hydrological processes. Journal of Hydrology 286 (1-4) , pp. 113-134 Wu, J., Shen, W., Sun, W., Tueller, P.T. 2002. *Empirical patterns of the effects of changing scale on landscape metrics.* Landscape Ecology, 17 : 761-782.

Zhao, Z., Chow, T.L., Rees, H.W., Yang, Q., Xing, Z., Meng, F.-R. 2009. *Predict soil texture distributions using an artificial neural network model.* Computers and Electronics in Agriculture 65 (1) : 36-48

Zonneveld, I.S. and Forman, R.T.T. 1990. Changing Landscapes: An Ecological Perspective. Eds. Springer-Verlag, New York.

Capítulo 2

Estimación de la capacidad de campo y punto de marchitamiento a escala regional mediante la modelización directa frente a funciones de pedotransferencia (PTFs)

1. INTRODUCCIÓN

El contenido de la humedad del suelo es un factor esencial en la dinámica de los flujos hídricos de las regiones semiáridas (Dunkerley, 2002). De manera general se produce una disminución de la capacidad de infiltración de los suelos a medida que la humedad se incrementa (Manfreda et al., 2010), situación que se agrava en episodios tormentosos cuando los volúmenes de precipitación en superficie superan la capacidad de infiltración del suelo llegando al estado de saturación, proceso que se conoce como 'Infiltration excess overland flow' (Herwitz, 1986; Garcia-Estringana et al., 2010). Escorrentía y humedad del suelo se presentan como elementos dependientes en los procesos hidrológicos, y esta última va determinar de manera muy importante la economía hídrica de las plantas (Bucci et al., 2009), entendida como el balance de flujos entre suelo, planta y atmosfera. La vegetación natural, y en menor medida los cultivos (Loussert, 1992; Agustí, 2003), van a depender del balance entre el agua que la planta absorbe del suelo y la que pierde por transpiración. Un exceso de transpiración respecto a la absorción genera un balance hídrico negativo con consecuencias negativas para el crecimiento y la producción en los cultivos. Por lo tanto, resulta interesante conocer cómo puede influir la dinámica del agua subsuperficial en la vegetación mediante el estudio de las propiedades hídricas del suelo.

La medición de estas propiedades hídricas, tanto en campo como en laboratorio, es compleja en tiempo y recursos, además de demandar un gran número de muestras debido a la variabilidad espacial del suelo (Klute, 1986). Una buena solución es la predicción de estas propiedades apoyado en el uso de las funciones de pedotransferencia, que mediante relaciones empíricas permiten predecir las propiedades hidráulicas de un suelo, en función de otras variables más fácilmente medibles, tales como la textura y el contenido de materia orgánica (OM) de los suelos (Van Genuchten, 1980). En general, ambas propiedades juegan un papel dominante en cualquier estimación de las propiedades hidráulicas del suelo, por tanto, para obtener estimaciones regionales de las propiedades hidráulicas resulta esencial una estima espacialmente distribuida de la textura y OM.

Conocer las relaciones existentes entre potencial matricial (ψ) y el contenido de agua en el suelo (θ), se presenta vital para describir las propiedades hidrodinámicas del suelo. El contenido hídrico estará regulado por la capacidad de cada suelo para la retención de agua a una determinada presión negativa, por lo que la disponibilidad del agua vendrá determinada por la relación de estos procesos, junto a la humedad precedente en los sistemas hidrológicos en estudio (Malik et al, 1987). La curva característica de retención de humedad expresa la relación entre el contenido de agua (θ; m^3 m^{-3}) y el potencial matricial del suelo (ψ, Pa). La curva proporciona información sobre características importantes cómo la capacidad máxima de almacenamiento de agua en el suelo, la capacidad de campo y punto de marchitamiento. Procesos que actúan de manera asimétrica por el efecto de histéresis en el estado de capilaridad del agua en el suelo, lo cual origina un comportamiento diferencial entre las fases de absorción y desorción producida en los poros (Richards, 1931), observándose distintos comportamientos de tensión y deformación dependiendo del grado de saturación en que se encuentra el suelo (Wheeler et al, 2003). La curva de retención de humedad del suelo se ha parametrizado de diversos modos, siendo la formulación de Van Genuchten (1980) la más popular. Ante la dificultad y costo de las medidas directas se han desarrollado muchos métodos indirectos para estimar las características hidráulicas a partir de variables del suelo de más fácil medida. Para definir esta aproximación o procedimiento, Bouma (1989) acuñó el término Función de Pedotransferencia (PTF).

Aunque no formalmente reconocidas y nombradas hasta finales de los años 80, las PTFs han sido aplicadas para estimar las propiedades del suelo que son difíciles de determinar de manera directa. Las PTFs se definen como funciones que estiman o predicen determinadas propiedades del suelo a partir de otras propiedades que se miden directamente. Por lo tanto es posible desarrollar relaciones empíricas para predecir la retención hídrica de los suelos a partir de la cuantificación de parámetros como la estructura y mineralogía de los suelos, o el contenido de materia orgánica. Siendo la textura la que se muestra como uno de los principales controles de las propiedades hidráulicas del suelo, gracias a sus características permiten conocer el tamaño, porosidad y absorción del agua en las partículas del suelo (Rawls et al., 1982; Schaap et al., 2001; Rawls et al., 2003; Santanello et al., 2007). Unos de los puntos de inflexión

importantes en la evolución de estos trabajos se produce con la aparición del programa informático ROSETTA (Schaap et al., 2001), presentándose como una aplicación para la estimación de los parámetros hidráulicos del suelo con funciones de pedotransferencia jerárquica tanto en suelos saturados como no saturados. Este programa está basado en un sistema de análisis de redes neuronales combinada con el método "Bootstrap" o "*bootstrapping"*, procedimiento que se utiliza para aproximar la distribución en el muestreo de un estadístico. Lo que permite finalmente al programa, proporcionar mediante la entrada de una serie de datos la estimación de la incertidumbre en los parámetros hidráulicos obtenidos. Diversos estudios (Givi et al., 2004; Minasny et al., 2004; Šimůnek et al., 2008; Børgesen et al., 2008) han calibrado y probado este método utilizando diferentes conjuntos de predictores y los parámetros obtenidos por los métodos de van Genuchten / Mualem.

En otros trabajos se profundiza en el análisis de métodos de aprendizaje *lazy learning*, que se basan en que los módulos de clasificación mantienen en memoria una selección de ejemplos sin crear ningún tipo de abstracción en forma de reglas o de árboles de decisión. Por lo tanto se puede decir que este método se presenta fundamentalmente como un paradigma de clasificación. Dentro de los tipos de "*Lazy Learning*", se encuentra el método *K Nearest Neighbors* (k-NN) (Wettschereck et al., 1997), como procedimiento de clasificación supervisada basado en un entrenamiento mediante ejemplos cercanos en el espacio de los elementos, donde se estima el valor de la función de densidad de probabilidad o directamente la probabilidad a posteriori de que un elemento "*X*" pertenezca a la clase "*determinada*" a partir de la información proporcionada por el conjunto de prototipos. Con este enfoque, se realiza un estudio (Nemes et al., 2006) utilizando datos de materia orgánica, densidad aparente y textura del suelo, con el objetivo de testear este método de clasificación con estimaciones realizadas, sobre la misma base de datos, de análisis con redes neuronales (NNet). Se obtiene como conclusión que estas técnicas k-NN se postulan como una alternativa competitiva a otras técnicas para desarrollar funciones de pedotransferencia (PTF), especialmente desde que las mejoras en el desarrollo de los PTF no es necesario que haya un elevado de datos disponibles. En definitiva, todos estos análisis están basados en funciones predictivas que traducen, mediante algoritmos estadísticos, las

propiedades físico y/o químicas del suelo, más fáciles de obtener, a propiedades hidráulicas, más difíciles y costosas de conseguir (Bouma, 1989).

Aunque numerosos estudios han determinado que el uso de modelos de regresión predictivos pueden ser utilizados para obtener funciones hidráulicas del suelo a partir de propiedades del suelo en grandes extensiones (Wosten y Van Genuchten, 1988; Schuh y Cline, 1990; Twarakavi et al., 2010), han sido pocos los trabajos encontrados que se desarrollan en el análisis y estudio de técnicas que obtienen, con la utilización de modelos estadísticos, una estimación de las propiedades hidráulicas del suelo a escala regional mediante variables ambientales. Estos procesos de cálculo permiten obtener unos resultados con una distribución espacial acorde a las características ambientales del entorno analizado, al mismo nivel que otras técnicas de estimación directa generadas a través de métodos de interpolación como cokriging, o procesamientos de regresión ponderada geográficamente (GWR) (Wang et al., 2013). Es conocido que las propiedades hidráulicas en el suelo tiene una alta variabilidad espacial, y están condicionadas por la combinación de numerosos factores ambientales (Poggio et al., 2010; Bandaraet al., 2013). Los resultados de estos trabajos nos ayudan a plantear procesos de modelización mediante análisis de regresión con una serie de variables ambientales, que nos sirvan de apoyo en el cálculo de la estimación de los valores correspondientes a la capacidad de campo y al punto de marchitamiento de la curva de retención de humedad del suelo. La obtención de dos métodos diferentes de estimación de propiedades hídricas del suelo nos permite la posibilidad de comparar una estimación directa de la capacidad de retención de la humedad de un suelo con otros métodos indirectos obtenidos por PTFs.

2. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

El análisis de este capítulo se centra en la exploración de procedimientos para la estimación de propiedades hidráulicas del suelo a escala regional, y para ello se han elaborado dos cálculos del potencial de succión (pF). Una primera es la estimación directa a partir de los valores de pF de las determinaciones analíticas del proyecto LUCDEME mediante la modelización de los mismos como función de variables ambientales. Y una segunda estimación calculada a partir de la textura (realizada en el Capítulo 1) y materia orgánica (OM) (que se estimará en este capítulo), para obtener de manera indirecta mediante PTFs valores de pF. El estudio comparativo de estos dos métodos nos permite analizar las diferencias entre una vía de estimación directa utilizando un número reducido de datos pero con valores empíricos de la valores de pF, respecto a un segundo método basado en una estimación indirecta a partir de un mayor número de valores muestreados.

Los objetivos son:

(i) Construir modelos de las propiedades hídricas del suelo (pF) basados en datos empíricos de pF y variables ambientales como predictores.

(ii) Elaborar una estimación espacialmente distribuida de los valores de OM mediante modelización de variables ambientales a escala regional.

(iii) Aplicar PFTs, a partir de los datos de OM calculados y de texturas obtenidos en el Capítulo 1, para estimar regionalmente los valores de pF a capacidad de campo y en el punto de marchitamiento.

(iv) Examinar las diferencias entre los dos métodos de estimación de los pF propuestos y extraer conclusiones para la aplicación de las estimas regionales de pF.

3. MATERIAL Y MÉTODOS

3.1 FUENTES DE INFORMACIÓN

La información que concierne al Proyecto LUCDEME utilizada en esta parte del trabajo se centra en los datos completos de una selección de perfiles edáficos, muestreados en el campo y analizados en el laboratorio.

Las diferentes unidades taxonómicas del sistema FAO-UNESCO (1974) obtenidas en el proyecto LUCDEME para la zona de estudio, están caracterizadas por 557 de perfiles, muestreados ad-hoc, distribuidos por el territorio en los lugares que mejor están representadas estas unidades (Figura 34). La información de los perfiles está clasificada por profundidades en los diferentes horizontes observados en campo, caracterizadas sus propiedades físico-químicas en 1880 registros. A continuación se resumen las determinaciones analíticas de los perfiles (Tabla 20):

Tabla 20. Descriptiva de las determinaciones analíticas realizadas en las muestras de los Perfiles de la base de datos del Mapa de Suelos del Proyecto LUCDEME.

Determinaciones analíticas Perfiles	
Datos Analíticos	Descripción
M.O.	Materia Orgánica
C	Carbono Orgánico
N	Nitrógeno
CO_3CA	Carbonato cálcico equivalente
pH H_20	Valores de pH en agua
pH ClK	Valores de pH en cloruro potásico
C.E.	Conductividad Eléctrica
H_2O 1/3 atm.	Potencial de succión 0,3 atmosferas
H_2O 15 atm.	Potencial de succión 15 atmosferas
Macromorfología	Horizontes suelo (profundidad)
Composición granulométrica	Tamaño grano del suelo
Elementos asimilables	Componente química del suelo

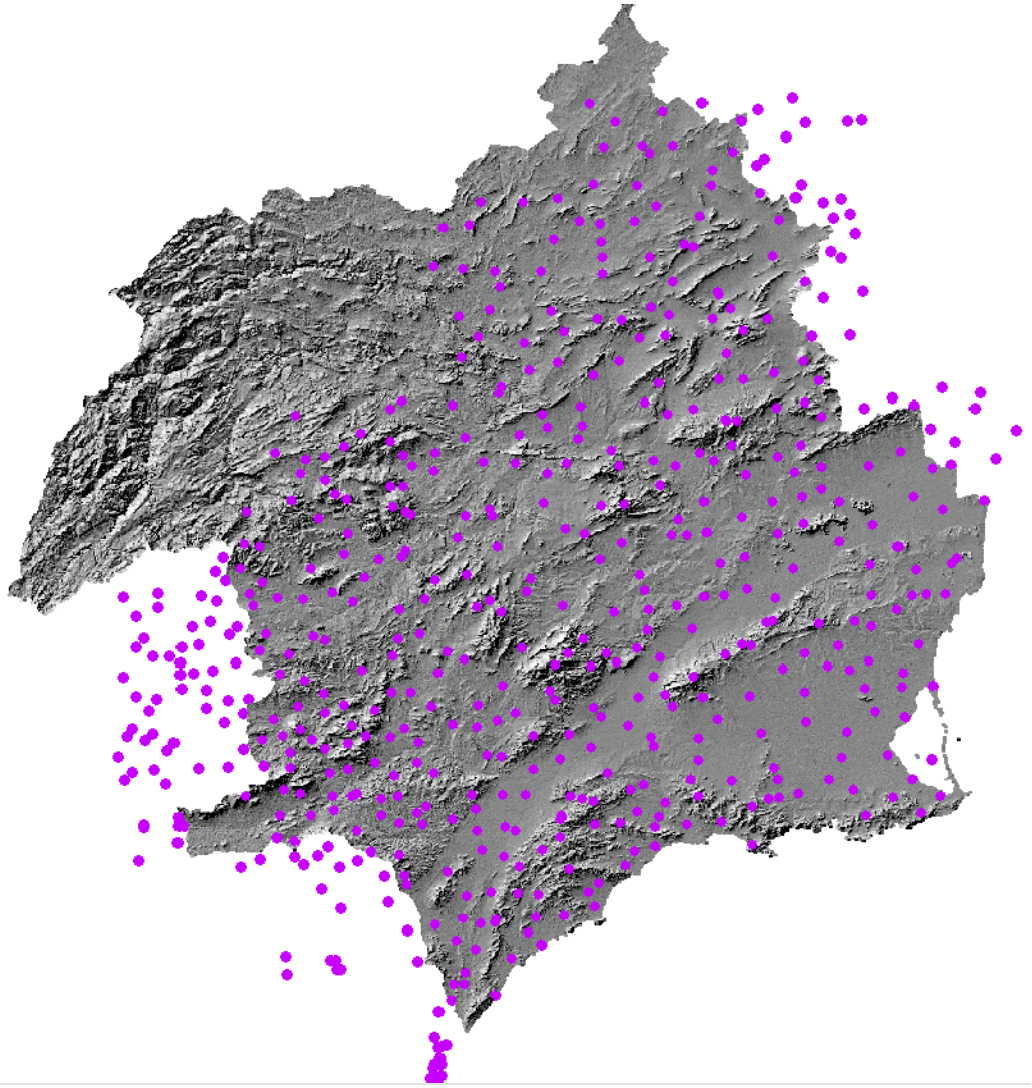


Figura 34. Distribución espacial de las muestras de los Perfiles del Proyecto LUCDEME

3.2 MÉTODOS

La metodología seguida en este capítulo se basa en el análisis comparativo de dos vías de obtención de valores de las propiedades hídricas a nivel regional. Especialmente se pretende conocer el θ mediante la estimación de los valores del potencial de succión (pF), o lo que es lo mismo, el contenido de humedad que es capaz de retener el suelo tras ser sometido a una tensión de -0.33 bares (-33 KPa), y a una tensión sometida de -15 bares (-1500 KPa), relacionados respectivamente con los niveles de capacidad de campo (θ_{fc}) y punto de marchitamiento (θ_{wp}) (Richards and Weaver, 1944). La

transformación de los potenciales mátricos a pF se corresponde a 2,5 y 4,2 para el estado del suelo en θ_{fc} y $\theta_{wp,}$ respectivamente.

Los valores de pF, extraídos de las determinaciones analíticas del Proyecto LUCDEME, están expresados en % del contenido gravimétrico de agua en el suelo. La técnica utilizada para calcular la humedad está basada en la relación entre el peso de una muestra inalterada a una presión constante (Richards, 1947) y el peso de la muestra en seco (mediante secado en estufa a 105°C durante 24h), determinado el contenido hídrico de la muestra:

[22]

$$pF_x = \frac{Peso\ suelo\ seco}{Peso\ sueloa\ pF_x - Peso\ suelo\ seco}$$

3.2.1 Fase 1: Estimación directa de valores de pF en el suelo mediante modelización de variables ambientales.

La primera fase de este trabajo se centra en la evaluación de los valores empíricos de las propiedades hídricas del suelo aportadas por las determinaciones analíticas de los perfiles LUCDEME. Continuando con la metodología del capítulo anterior, los valores de pF de los perfiles son modelados con las variables ambientales (Tabla 3) de manera directa para obtener una estimación de los valores de contenido de humedad a escala regional (Figura 35).

Para poder utilizar como valores compatibles los datos procedentes de la capa arable, que corresponden a una profundidad media de 20 cm., con los datos de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME, hay que suprimir los horizontes orgánicos (parte externa del suelo) y los de los horizontes más profundos. Del análisis y filtrado de estos datos, que en su conjunto total son 1880 registros, se han obtenido finalmente 307 registros válidos en el área coincidente para el conjunto de variables.

El tratamiento de los datos en las variables continuas y discretas se sigue distinguiendo para obtener una serie de valores en cada una de las resoluciones de análisis (25, 50, 100, 200 y 400m). De esta manera se obtienen 135 nuevas capas de información, que junto a los valores de retención de humedad de los suelos (pF) en las determinaciones analíticas de los perfiles, pasarán a formar parte de la base de datos para ser modelados estadísticamente en *R.*

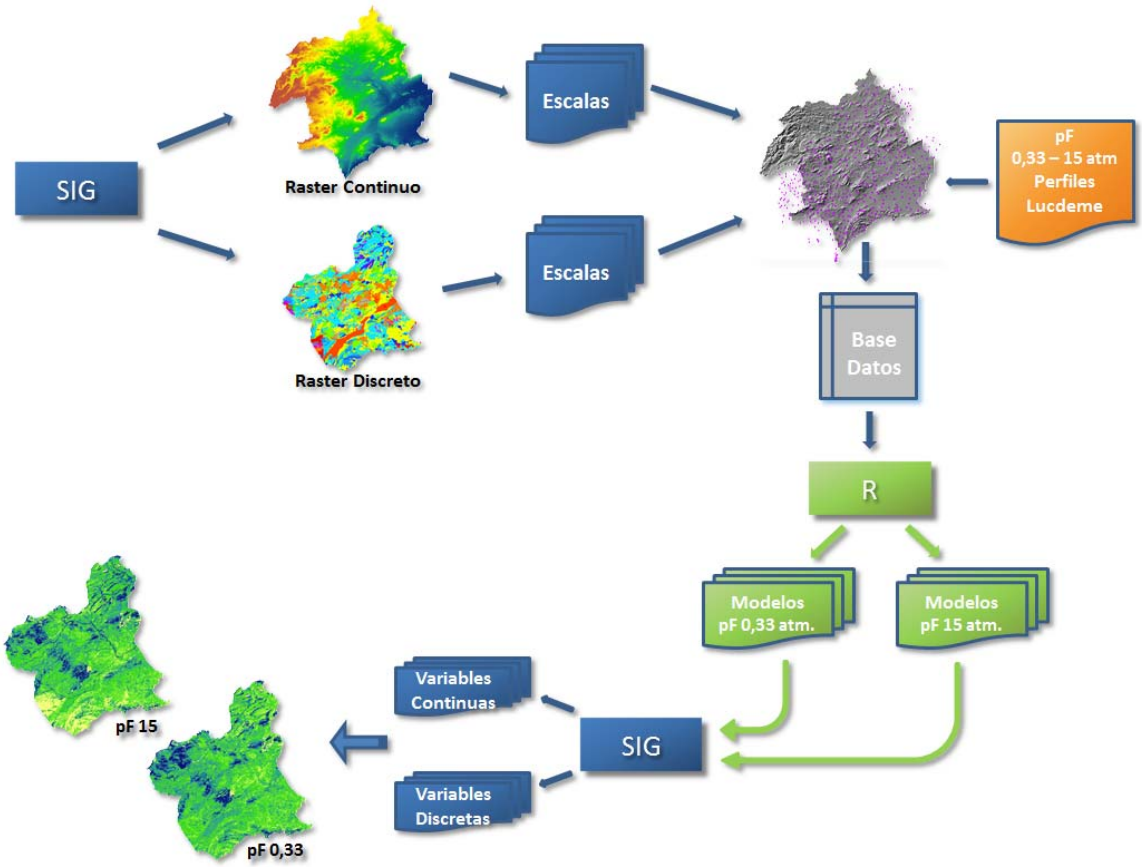


Figura 35. Planteamiento metodológico del análisis SIG y estadístico para la estimación directa de la humedad del suelo.

Finalmente se generan dos bloques de modelos, distinguidos por las diferentes resoluciones, con los valores de θ_{fc} y θ_{wp}. Esta información es implementada de nuevo al SIG mediante algebra de mapas, para obtener las capas finales de estimación de humedad del suelo.

3.2.2 Fase 2: Estimación indirecta de los valores de pF en el suelo mediante funciones de pedotransferencia.

Las PTFs se pueden definir como algoritmos matemáticos con los que se pueden predecir ciertas propiedades del suelo a partir de otras características más fáciles de medir como texturas, materia orgánica o la densidad aparente (BD) de un suelo (Vereecken et al, 1992).

Como se muestran en la Tabla 1 de los valores de la base de datos LUCDEME, no se disponen de datos de BD en este Proyecto, por lo que se ha tenido que establecer una metodología para este capítulo con el uso de la textura y la OM como únicas variables físicas del suelo.

3.2.2.1 *Modelización de la OM mediante variables ambientales a escala regional*

Por lo tanto, para esta fase se ha necesitado la elaboración de una nueva capa de información de OM siguiendo la metodología del capítulo anterior, mediante la estimación de la OM a partir de variables ambientales (Figura 36). Los datos de partida para la realización de los valores de OM en esta fase, al igual que en la de textura, se han extraído de las determinaciones analíticas de la capa arable del proyecto LUCDEME, que son un total de 1570 valores para toda la Cuenca del Segura, siendo útiles en este trabajo un total de 1126 valores de capa arable, que corresponden a los muestreos del área de la de la cuenca del Segura que quedan dentro de la Región de Murcia.

3.2.2.2 *Empleo de PTFs para obtención de los valores de humedad del suelo a θ_{wp} y θ_{fc}*

De manera paralela se ha realizado una revisión bibliográfica para obtener una serie de PTFs (Tabla 21) con la particularidad de que estas utilizasen exclusivamente como

variables de cálculo los valores de textura y OM, ya que no se dispone de información necesaria para el cálculo de otras variables válidas para algoritmos de PTFs, como por ejemplo la BD. En algún caso se ha encontrado que para el proceso de cálculo de la PTF requería valores de Carbono Orgánico (CO), por lo que se ha tenido que realizar una transformación de OM a CO. Recientes trabajos (Pribyl, 2010) han estimado que el valor estándar de 1,724 para realizar esta transferencia de valores propuesto por Van Bemmelen (Nelson y Sommers, 1982), que se basa en la hipótesis que la materia orgánica del suelo tiene 0,58 % de carbono (%OM = %C × 1,724), es relativamente bajo, recomendando valores entre 2 y 2,5 aproximadamente. La realidad es que la proporción de CO en la OM es altamente variable para un rango de suelo y no hay un factor apropiado para todos los suelos. En nuestro caso, una vez realizados los cálculos propuestos por Pribyl, hemos observado valores excesivamente altos que no se ajustan a los proporcionados por los datos empiricos, por lo que se ha optado por mantener el factor de Van Bemmelen por ajustarse mejor a nuestros suelos caracterizados por contenidos pobres en CO.

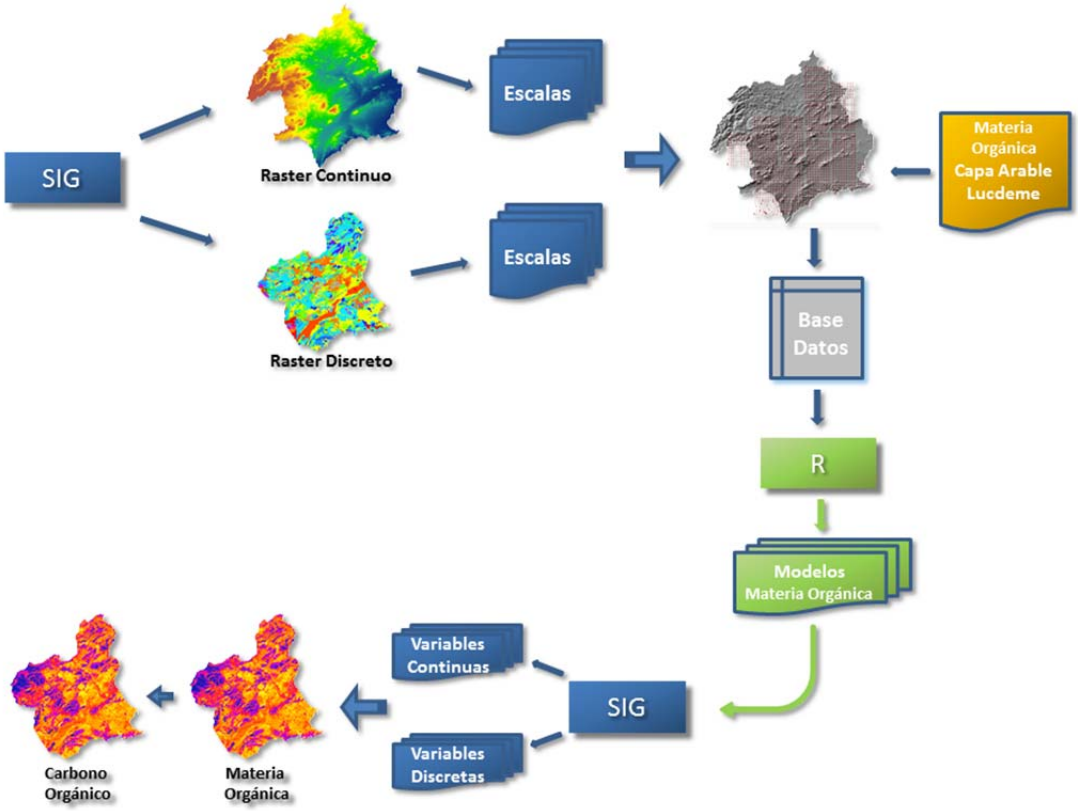


Figura 36. Planteamiento metodológico del análisis SIG y estadístico para la estimación de la materia orgánica.

En conclusión, el método utilizado en esta segunda fase se basan en los cálculos mediante modelización de los valores de la composición granulométrica de las texturas, obtenidas en el capítulo anterior y de la materia orgánica, para obtener una estimación de estas variables a escala regional, y finalmente, mediante la aplicación de PTFs se obtendrán los valores del contenido de humedad del suelo a valores de pF 2,5 y pF 4,2. (Figura 37).

Para determinar cuáles son las PTFs que se adaptan mejor a la zona de estudio, y con el propósito de seleccionar un grupo de funciones más abarcable en los objetivos de este trabajo, se han aplicado las PTFs con los valores de textura y OM de las determinaciones analíticas en los muestreos de los perfiles LUCDEME. Estos resultados se han evaluado mediante una regresión lineal con los valores de pF de los perfiles disponibles en la misma base de datos.

Es interesante comentar que, la mejora de las estimaciones de los valores de pF mediante el uso de PTFs, ha sido tratada por diversos autores a través de la mejora de los resultados de estas estimas con el uso de atributos del terreno generados a partir de un MDE (Romano and Palladino, 2002; Buccigrossi, et al. 2010). En el presente trabajo, no se ha querido profundizar en estos aspectos, ya que el objetivo principal de este capítulo es el análisis comparativo de las metodologías expuestas.

Tabla 21. Relación por autores de las funciones de pedotransferencia (PTFs) a los niveles de capacidad de campo (**θ**0.33) y punto de marchitamiento (**θ**15). **Cl**: Arcilla; **Si**: Limo; **S**: Arena; **OC**: Carbono Orgánico; **OM**: Materia Orgánica.

Autor	PTF
Pidgeon (1972) **(FAO)**	**Θ0.33** = [0.0361 + (0.0016 * Si) + (0.003 * Cl) + (0.03 * OC)] / 0.95 **Θ15** = [-4.19 + (0.19 * Si) + (0.39 * Cl) + (1.8 * OC)] / 100
Lal (1979) **(USDA)**	**Θ0.33** = 0.334 – (0.003 * S) **Θ15** = 0.247 – (0.003 * S)
Rawls et al, (1982) **(USDA)**	**Θ0.33** = 0.2576 - (0.0020 * S) + (0.0036 * Cl) + (0.0299 * OM) **Θ15** = 0.0260 + (0.0050 * Cl) + (0.0158 * OM)
Arruda et al. (1987) **(FAO)**	**Θ0.33** = [3.07439 + (0.629329 * (Si + Cl)) - (0.00343813 * (Si + Cl)2)] / 100 **Θ15** = [398.889 * (Si + Cl) / 1308.09 + (Si + Cl)] / 100
Dijkerman (1988) **(FAO)**	**Θ0.33** = [36.97 – (0.35 * S)] / 100 **Θ15** = [0.74 + (0.39 * Cl)] / 100
Hutson (1992) **(USDA)**	**Θ0.33** = Exp(-3.43 + (0.419 * (Cl + Si)0.5) – 1.83 * (0.001 *(Cl + Si)1.5)) **Θ15** = Exp(-4.384 + (0.404 * (Cl + Si)0.5) – 9.85 * (0.0000001 * (Cl + Si)3)
Martinez (1996) **(USDA)**	**Θ0.33** = 0.467 - (0.071 * lnS) **Θ15** = -0.234 + (0.135 * lnCl) - (0.022 * lnS)
Batjes, et al, (1996) **(FAO)**	**Θ0.33** = (0.3624 * Cl) + (0.11705 * S) + (1.6054 * OM) **Θ15** = (0.4600 * Cl) + (0.3045 * S) + (2.0703 * OM)
Masutti (1997) **(FAO)**	**Θ0.33** = -1.569 + (0.429 * (Si + Cl)) **Θ15** = -0.530 + (0.0928 * Cl) + (0.301 * Si)
Peraza (2003) **(FAO)**	**Θ0.33** = 0.01188 + (0.00002769 * Cl) + (0.00002335 * Si) + (0.00246 * OM) **Θ15** = -0.01368 + (0.000022619 * Cl) + (0.00001409 * Si) + (0.00123 * OM)
Rawls (2004) **(USDA)**	**Θ0.33** = 29.7528 + (10.3544 * (0.0461615 + 0.290855 * (-0.837531 + (0.430183 * OC) – 0.0496845 * (-0.837531 + (0.430183 * OC)2 + 0.00704802 * (-0.837531 + (0.430183 * OC)3 + 0.269101 * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl) – 0.176528 * ((-0.837531 + (0.430183 * OC) * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl))) + 0.0543138 * ((-0.837531 + (0.430183 * OC))2 * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl))) + 0.1982 * ((-1.40744 + (0.0661969 * Cl))2) – 0.060699 * ((-1.40744 + (0.0661969 * Cl))3 – 0.320249 * (-1.51866 + (0.0393284 * S)) – 0.0111693 * ((-0.837531 + (0.430183 * OC))2 * (-1.51866 + (0.0393284 * S))) + 0.14104 * ((-1.40744 + (0.0661969 * Cl) * (-1.51866 + (0.0393284 * S)) + 0.0657345 * ((-0.837531 + (0.430183 * OC) * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl)) * (-1.51866 + (0.0393284 * S))) – 0.102026 * (((-1.40744 + (0.0661969 * Cl))2) * (-1.51866 + (0.0393284 * S))) – 0.04012 * ((-1.51866 + (0.0393284 * S))2) + 0.160838 * ((-0.837531 + (0.430183 * OC) * ((-1.51866 + (0.0393284 * S))2) – 0.121392 * ((-1.40744 + (0.0661969 * Cl) * ((-1.51866 + (0.0393284 * S))2) – 0.0616676 * (-1.51866 + (0.0393284 * S))3))))) **Θ15** = 14.2568 + 7.36318 * (0.06865 + 0.108713 * (-0.837531 + (0.430183 * OC)) – 0.0157225 * ((-0.837531 + (0.430183 * OC)) 2) + 0.00102805 * ((-0.837531 + (0.430183 * OC)) 3) + 0.886569 * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl)) – 0.223581 * ((-0.837531 + (0.430183 * OC)) * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl))) + 0.0126379 * (((-0.837531 + (0.430183 * OC))2) * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl))) – 0.017059 * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl)2) + 0.0135266 * ((-0.837531 + (0.430183 * OC)) * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl))2) – 0.0334434 * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl)3) – 0.0535182 * (-1.51866 + (0.0393284 * S)) – 0.0354271 * (-0.837531 + (0.430183 * OC) * -1.51866 + (0.0393284 * S)) – 0.00261313 * ((-0.837531 + (0.430183 * OC))2 * (-1.51866 + (0.0393284 * S))) – 0.154563 * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl)) * -(1.51866 + (0.0393284 * S)) – 0.0160219 * (-0.837531 + (0.430183 * OC)) * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl)) * (-1.51866 + (0.0393284 * S)) – 0.0400606 * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl))2 * (-1.51866 + (0.0393284 * S)) – 0.104875 * (-1.51866 + (0.0393284 * S)2) + 0.0159857 * (-0.837531 + (0.430183 * OC) * (-1.51866 + (0.0393284 * S)2) – 0.0671656 * (-1.40744 + (0.0661969 * Cl) * (-1.51866 + (0.0393284 * S)2)

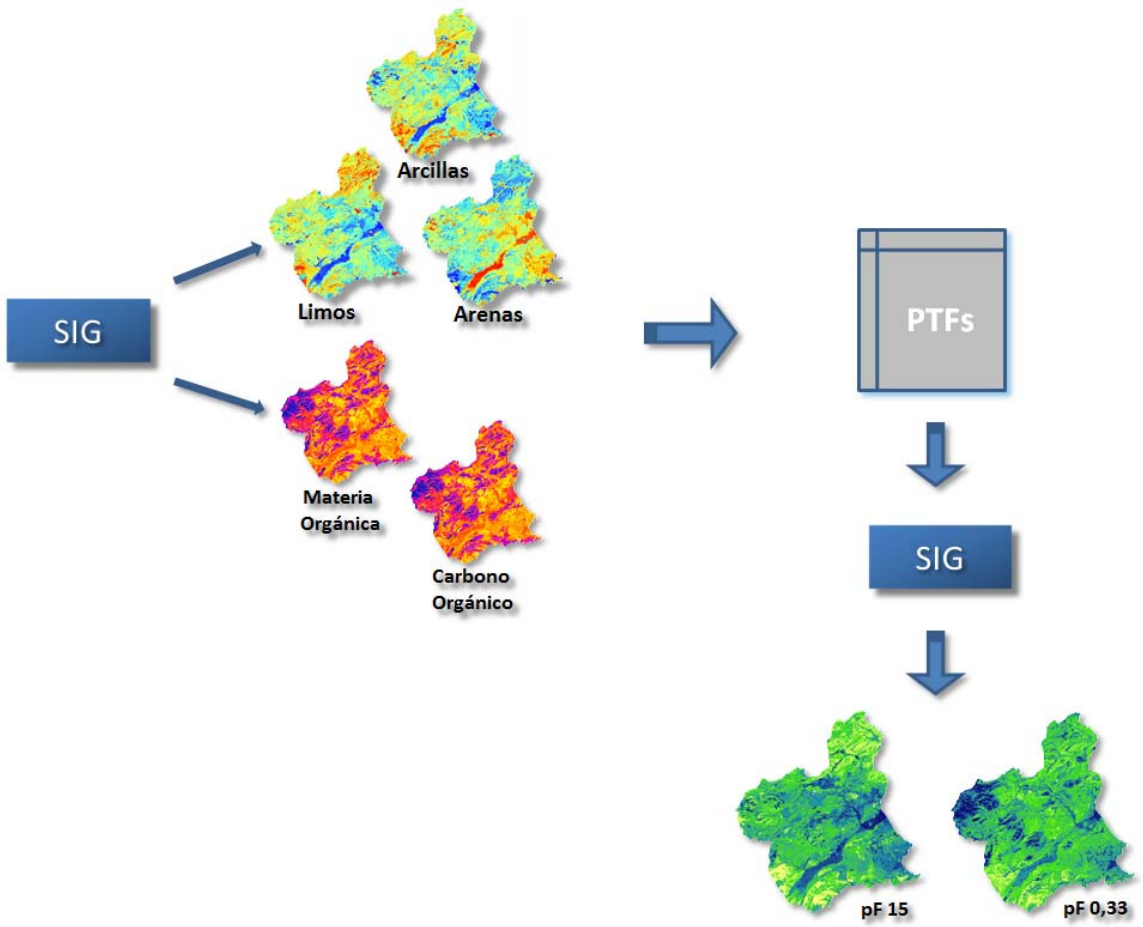


Figura 37. Planteamiento metodológico del análisis SIG y estadístico para la estimación indirecta de los valores pF del suelo.

3.2.3 Análisis comparativo de los dos métodos

El desarrollo de esta parte metodológica se centra en la comparación de los resultados obtenidos mediante la estimación directa de la humedad del suelo a los niveles de (θ_{fc}) y (θ_{wp}) por modelización utilizando como base variables ambientales y los resultados de la estimación indirecta del contenido de humedad obtenido a través de funciones de pedotransferencia.

Este análisis se basa, por una parte, evaluar si se obtienen resultados similares por dos caminos diferentes, y por otro lado, analizar cuáles son las posibles fuentes de las discordancias descubiertas.

Empleando álgebra de mapas, se ha calculado la diferencia entre ambos métodos, y de esta manera se obtienen las diferencias georreferenciadas en cada punto del territorio a la resolución empleada. Las cifras cercanas a cero, nos indican que los dos métodos de estimación presentan altas similitudes en sus resultados en el punto en concreto, mientras que si estos números aumentan de manera positiva o negativa nos expresaría diferencias entre los métodos propuestos. Por convención adoptaremos como diferencia estándar aquella entre el Modelo_Directo - Modelo_PTF de tal manera que los valores negativos establecen que las estimaciones de contenido de agua a un pF determinado serán mayores en el método que utiliza las PTFs y para los valores positivos, las estimaciones serán mayores en el método basado en la modelización directa de los datos analíticos del proyecto LUCDEME.

La relación entre estas diferencias y las variables básicas de las PTFs (textura y OM) y entre estas diferencias y las variables ambientales utilizadas para construir los modelos predictivos se van a evaluar mediante su correlación estadística. Los coeficientes que muestren coeficientes de correlación bajos nos indicarán que la variable de interés muestra poca asociación a las diferencias de resultados entre métodos. Pero los coeficientes de correlación elevados nos muestran que una variable en particular está asociada a diferencias de estima entre los métodos, con lo que es una manera sencilla y eficiente de detectar qué variables son las que están afectando a las discrepancias en los resultados y de esta manera tener un punto de apoyo para la mejora en la elaboración de futuras estimaciones de estas propiedades del suelo.

El análisis estadístico parte de los 69.394 valores correspondientes a los niveles digitales (ND) de los píxeles de las capas de “diferencias”, que ya han sido filtrados para eliminar valores “outliers” existentes en las áreas de costa, que por su situación exterior y la no existencia de datos en otras capas utilizadas en los algoritmos previos, han generado valores extremos. Al igual que en el anterior capítulo, se va a plantear de manera diferenciada los análisis para las variables de origen cuantitativo y cualitativo.

3.2.3.1 *Análisis de las variables cuantitativas*

Los análisis de correlación miden el grado de relación o asociación entre las variables de interés y las diferencias en la estimación de pF. Para ello se han utilizado el índice de correlación de Pearson, ya que mide la relación lineal entre dos variables aleatorias cuantitativas, y a diferencia de la covarianza, el método de Pearson es independiente de la escala de medida de las variables,

$$\rho_{X,Y}=\frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X\,\sigma_Y} \qquad \textbf{[23]}$$

donde,

σ_{XY} es la covarianza de (X , Y)

$\sigma_X\,\sigma_Y$ son la desviaciones típicas de (X e Y)

Que aplicados al total de las muestras se presentará de esta manera:

$$r_{xy}=\frac{\sum_n x_i y_i-\sum x_i \sum y_i}{\sqrt{\sum_n x_i^2-(\sum x_i)^2}\sqrt{\sum_n y_i^2-(\sum y_i)^2}} \qquad \textbf{[24]}$$

También se ha aplicado el coeficiente de correlación de Spearman, que al igual que el coeficiente de correlación de Pearson, oscila entre -1 y +1, indicándonos asociaciones negativas o positivas respectivamente, con valor 0, mostrando no correlación pero no independencia. Pero a diferencia del de Pearson, el coeficiente de correlación de Spearman es capaz de detectar asociaciones monótonas no estrictamente lineales.

$$\rho=1-\frac{6\sum D^2}{N(N^2-1)} \qquad \textbf{[25]}$$

Un valor bajo de la correlación de Pearson y alto en la de Spearman nos puede indicar un patrón no lineal de la nube de puntos.

Como norma general, los coeficientes de correlación miden la intensidad de la asociación existente entre variables. Los niveles de significación estadística en las correlaciones dependen del número de muestras, y con un alto número de ellas casi siempre se obtendrán valores estadísticamente significativos. En nuestro caso, y a modo de ejemplo, partiendo de más de 69.000 muestras con un coeficiente de correlación tan bajo como 0,0075, se pueden obtener valores significativos al nivel de $p < 0.05$. Por lo cual, en estos casos la significación estadística puede carecer de relevancia y nos ha llevado a la elección de otro método para elegir cuáles son las variables que a las que merece la pena prestar atención respecto a diferencias entre ambos métodos.

Para seleccionar estas variables se ha considerado de manera arbitraria los valores de los coeficientes de Pearson (o llegado el caso, de Spearman), con valor absoluto > 0,30, los cuales nos indicarán una varianza explicada de aproximadamente el 10% para la variable que estemos estudiando. Estos índices muestran cuál es el grado de asociación entre la diferencia entre métodos y una variable en particular, siendo los valores más altos los que sugieren que la diferencia entre métodos puede deberse al efecto de esa variable en alguna parte del proceso. Esta información nos permite chequear cuáles han sido los coeficientes de estas variables obtenidos en los procesos de modelización de las fracciones de textura, OM y pF, y con ello conocer la intensidad de su efecto en los resultados finales.

Una segunda etapa, se basa en análisis estadísticos de las relaciones de estas diferencias de métodos con los modelos de las fracciones de textura y OM, ya que estos valores son las variables de entrada para la estimación de los pF mediante PTFs. Para ello se realizan unos análisis de regresión para evaluar la dependencia entre estos atributos.

Habitualmente, para evaluar el efecto de estas correlaciones se utilizan modelos lineales generales, que subyacen a los modelos de regresión utilizando como base un modelo lineal que puede acomodar polinomios y cierto tipo de transformaciones (p.j. logaritmos), permitiendo ajustar patrones con cierta flexibilidad desde líneas rectas a un número de formas curvas. Una limitación adicional de los modelos lineales generales es que la función de error es exclusivamente la normal. Por lo que, para caracterizar una

nube compleja de casi 70.000 puntos mediante un modelo lineal general puede suponer una pérdida notable de información, además puede no reflejar el problema que estamos analizando y desvirtuar las conclusiones. Una alternativa al uso de estos modelos de regresión es el empleo de los Modelos Aditivos Generalizados (GAM; Hastie y Tibishirani, 1990) [26], que permiten identificar patrones complejos en nubes de puntos. Con el desarrollo de los modelos lineales generalizados se relajó esa limitación permitiéndose un conjunto más rico de funciones de error y se amplió las posibilidades de modelización. En los modelos GAM se conserva esta propiedad y además se posibilita el ajuste de patrones muy complejos. Básicamente, se ajusta una función de suavización o interpolación (*smoother*) a cada punto de la nube. El *smoother* se aplica localmente, es decir para cada punto se tienen en cuenta el conjunto de puntos cercanos y se ajusta una función de interpolación (una media móvil, un *spline* lineal o cúbico, etc). De esta manera en vez de una tendencia general se va construyendo una suma de tendencias locales que muestra con gran detalle la relación entre las variables. Aunque este excesivo detalle puede estar en detrimento de la generalidad de la interpretación resulta muy recomendable para poder describir el patrón en una nube de puntos tan densa y compleja como la que nos ocupa, porque de otra manera resultaría imposible la visualización con claridad del patrón

$$g\big(E(Y)\big) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \cdots + f_m(x_m) \qquad \textbf{[26]}$$

donde,

β_0, es la intersección o término 'constante'.

$f_1(x_1)$, funciones de la variable

La representación gráfica de nuestros datos nos permitirá mejorar los comentarios de los resultados, puesto que los valores de los coeficientes de correlación nos indican la información correspondiente a la variabilidad que es explicada por una variable, pero no nos muestra la evolución que sigue la dispersión de los datos de las variables. El siguiente ejemplo (Figura 38) ayudará a interpretar mejor las diferencias existentes

entre los dos métodos de estimación del contenido de humedad del suelo estimados por los potenciales de succión pF 2,5 y pF 4,2.

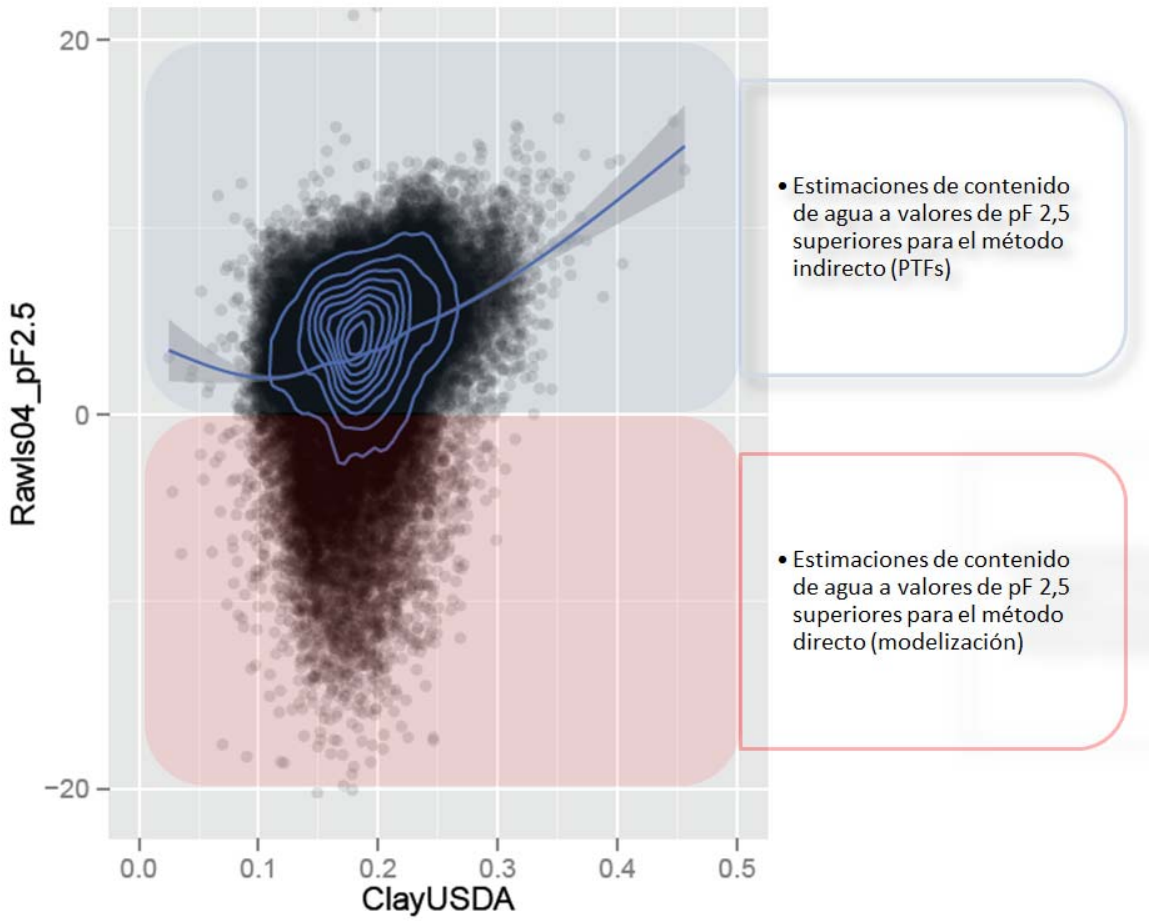


Figura 38. Representación a modo de ejemplo de dispersión de la nube de puntos relacionando dos variables ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los valores situados en el marco azul muestran valores de estimación mayores para el método elaborado a partir de PTFs. Los valores representados en el marco rojo muestran valores de estimación mayores para el método elaborado mediante modelización de los valores de pF

3.2.3.2 *Análisis estadístico de las variables cualitativas*

En segundo caso, se analizan las variables cualitativas correspondientes al bloque de Suelos y Litología. La naturaleza cualitativa de estos datos nos hace plantearnos un análisis diferente al expuesto anteriormente para obtener una estimación de la asociación existente entre estas variables o mejor, entre las clases o niveles que forman cada variable, y el origen de las diferencias entre los dos métodos de obtención del pF.

Las clases que forman estas variables sirven de elementos de intersección para obtener los valores promedio de los 69.394 datos obtenidos para cada una de las capas "Diferencias". Datos que posteriormente se normalizan mediante el procedimiento de tipificación, utilizando la media (μ) y la desviación típica (σ) de cada capa de "diferencias":

$$z = \frac{x-\mu}{\sigma} \qquad \textbf{[27]}$$

En este proceso, para conocer cuáles son las variables que están afectando en mayor medida a las diferencias de los dos métodos en estudio, se propone prestar atención a los niveles o clases de la variable discreta cuyo valor promedio de *z* , sean mayores a 0,67 y menores a -0,67, datos que corresponden al 25% de los valores extremos con valor positivo y 25% de los valores con valor negativo, respectivamente, en una distribución tipificada normal (Figura 39).

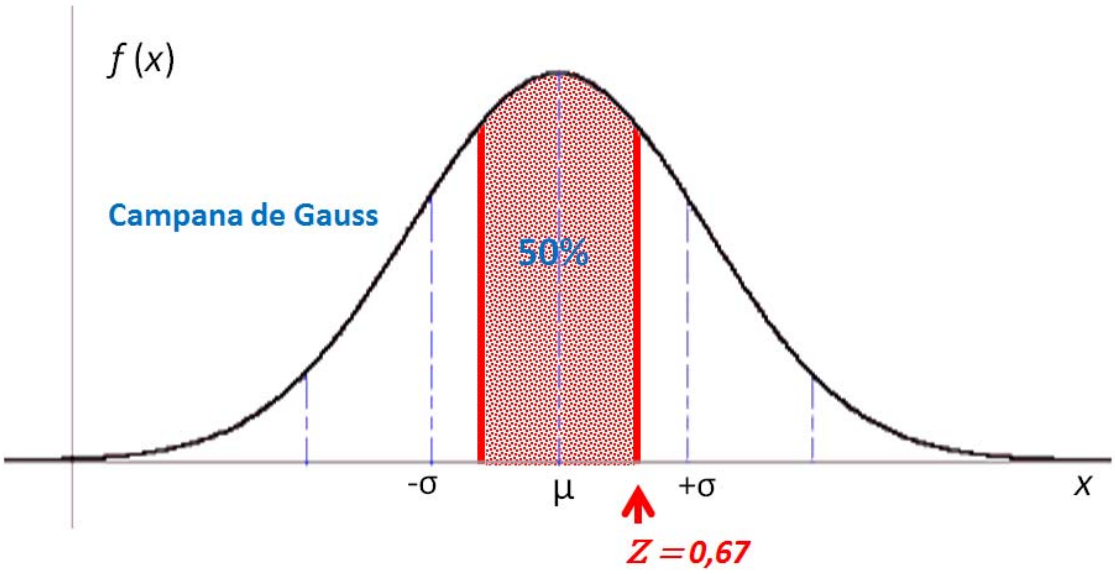


Figura 39. Representación del 50% de los valores en una distribución normal tipificada, asociados al valor *Z*= ±0,67.

3.2.4 Consideración sobre el contenido de humedad del suelo en el análisis comparativo

Un problema esencial en este capítulo es que las funciones de pedotransferencia proporcionan el porcentaje de humedad volumétrico, mientras los datos del LUCDEME son gravimétricos. La transformación de uno a otro se realiza mediante la simple multiplicación de la humedad gravimétrica por la densidad aparente (BD) del suelo, pero desgraciadamente, en los datos de LUCDEME no se registró la BD del suelo. Una opción es utilizar una función de pedotransferencia que calcule la BD a partir de otros datos que sí existen en la base de datos de LUCDEME. El problema de esta aproximación es que estas funciones utilizan como entrada datos muy similares a las que calculan pF, textura y materia orgánica. Operando de esta manera tendríamos pues que comparar estimaciones regionales de pF en las cuáles ambas utilizan una función de pedotransferencia (una para pF y otra para BD) complicando la comparación que se pretende hacer aquí.

Una solución de compromiso deriva de la observación de la Figura 40 en dónde se muestra la relación entre la humedad gravimétrica a pF 2.5 medida en el LUCDEME y la humedad volumétrica estimada para la misma muestra una vez que se ha corregido por la densidad aparente estimada con la función de pedotransferencia elaborada por Alexander (1980). Cómo cabe esperar la humedad gravimétrica infraestima en general la humedad volumétrica ya que la densidad aparente es normalmente mayor de 1. Más interesante es que la tendencia general es prácticamente lineal por lo que la infraestimación es constante en todo el rango. Sin embargo, conforme la humedad a pF 2.5 aumenta la dispersión de las estimaciones de humedad volumétrica para un valor determinado de humedad gravimétrica aumentan. El efecto de comparar estimaciones de pF en valores gravimétricos (LUCDEME) con otras en valores volumétricos será un sesgo negativo general pero un patrón bastante constante si bien en las áreas con mayor valor de humedad a pF 2.5 tendrá más incertidumbre. Se ha creído preferible buscar los patrones espaciales de coincidencia teniendo en cuenta la existencia de ese sesgo, a complicar la comparación incluyendo en ambos lados de la comparación respectivas

funciones de pedotransferencia que incluyan textura y materia orgánica como datos de entrada.

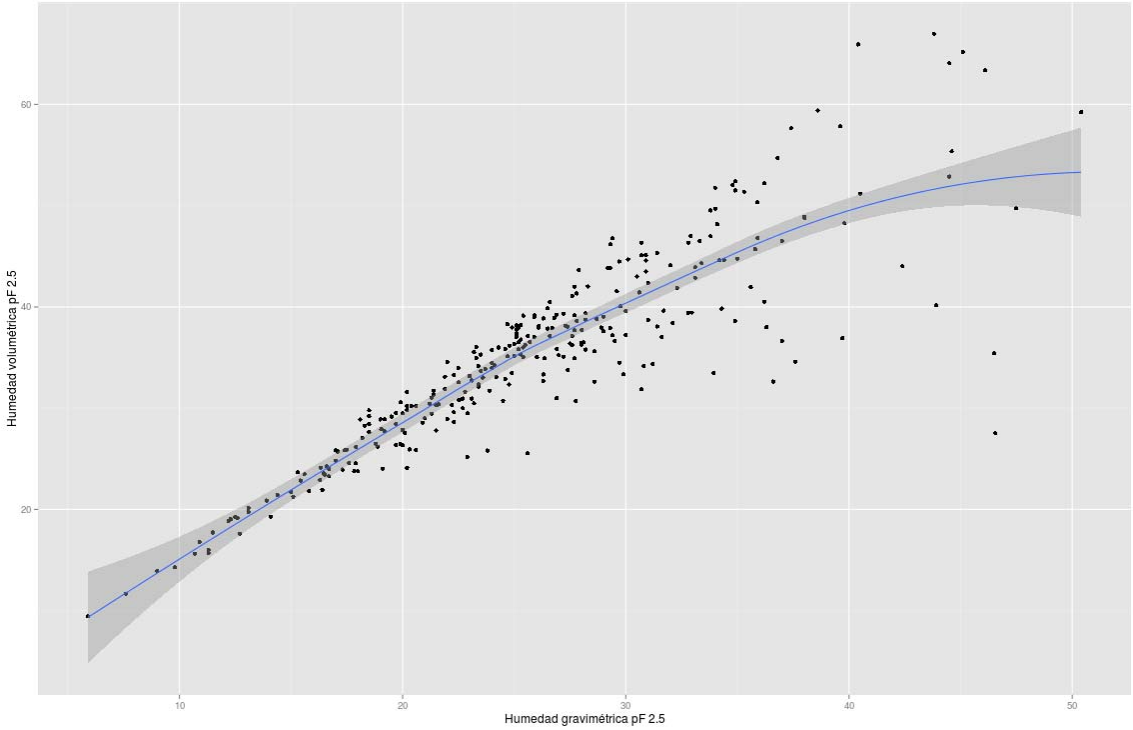


Figura 40. Relación entre la humedad gravimétrica a pF 2.5 medida con datos del proyecto LUCDEME y la humedad volumétrica estimada para la misma muestra una vez que se ha corregido por la densidad aparente.

4. RESULTADOS

Los resultados obtenidos en este capítulo se van a describir siguiendo el esquema metodológico, estructurando la presentación de los resultados en los valores obtenidos en la primera fase de estimación de las propiedades hídricas del suelo mediante estimación directa, una segunda fase en la que se obtienen unos valores de la estimación indirecta mediante PTFs, y finalmente la exposición de los valores resultantes del análisis comparativo para ambos métodos.

4.1 ESTIMACIÓN DIRECTA DE LOS VALORES DE HUMEDAD DEL SUELO A $\boldsymbol{\Theta_{WP}}$ Y $\boldsymbol{\Theta_{FC}}$

Los resultados obtenidos mediante regresión lineal construidas paso a paso utilizando el sistema de selección de AIC nos muestran que los mejores datos obtenidos para ambos índices de pF son los correspondientes al modelo multirresolución (Tabla 22). Los valores de los coeficientes de determinación (R^2) que nos explican estas variables en los modelos son 0,821 y 0,824 (Tabla 23) para pF 2,5 y pF 4,2, respectivamente, valores excesivamente altos que evidencian que los modelos multirresolución han sido sobreparametrizados, de igual manera que sucedió en los modelos de textura.

Si nos centramos en los modelos uni-resolución para los valores de pF 2,5, los modelos de resolución 100 y 400, aunque de manera muy leve, han sido los que mejores resultados han presentado. Para los modelos de pF 4,2, las diferencias son más evidentes, siendo la resolución 100 la que mejor valoración presenta (Figura 41).

Ante la necesidad de seleccionar un modelo que mejor represente las estimaciones de pF para los valores de θ_{fc} y θ_{wp} en los sucesivos pasos de este capítulo, y recordando que en los modelos de las fracciones de texturas los modelos 400 han sido los que mejores resultados ofrecen, se ha optado por la resolución 400 (Figuras 42 y 43), atendiendo a estas razones y también a un criterio de uniformidad de las escalas de los datos.

Tabla 22. Valores de AIC para los modelos uni-resolución 25, 50, 100, 200 y 400, y para el modelo Multiresolución.

Resolución/ pF	25	50	100	200	400	Multi
pF 2,5	1256,22	1257,41	1255,22	1261,2	1255,45	1225,23
pF 4,2	1082,68	1081,49	1066,74	1085,23	1085,5	1008,93

Tabla 23. Valores del coeficiente de determinación (R^2) para los modelos uni-resolución 25, 50, 100, 200 y 400, y para el modelo Multiresolución.

Resolución/ pF	25	50	100	200	400	Multi
pF 2,5	0,379	0,356	0,129	0,135	0,145	0,821
pF 4,2	0,325	0,323	0,363	0,332	0,306	0,824

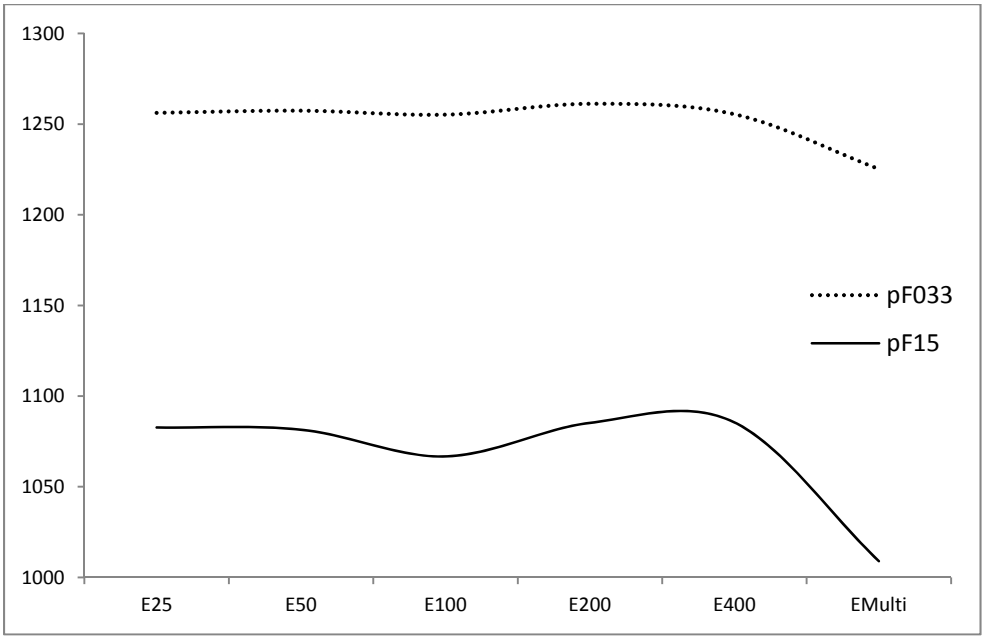


Figura 41. Representación de los coeficientes AIC (Eje de ordenadas) por resolución en la estimación del potencial de succión (pF) (Eje de abcisas), correspondientes a la Capacidad de Campo (pF 2,5) y Punto de Marchitez (pF 4,2).

También es interesante comentar la invarianza a la resolución que presentan el resto de modelos uni-resolución, a diferencia de lo encontrado en los modelos en las texturas y OM cuya calidad se incrementaba con el descenso en la resolución. Es probable a que esto se deba a una mayor precisión en la georeferenciación de las muestras obtenidas para los perfiles respecto a la capa arable (utilizados para la estimación de texturas y OM, y que en teoría se encuentran en los nodos de una red regular) pero no se puede excluir que el proceso sea relativamente invariante a los cambios de resolución.

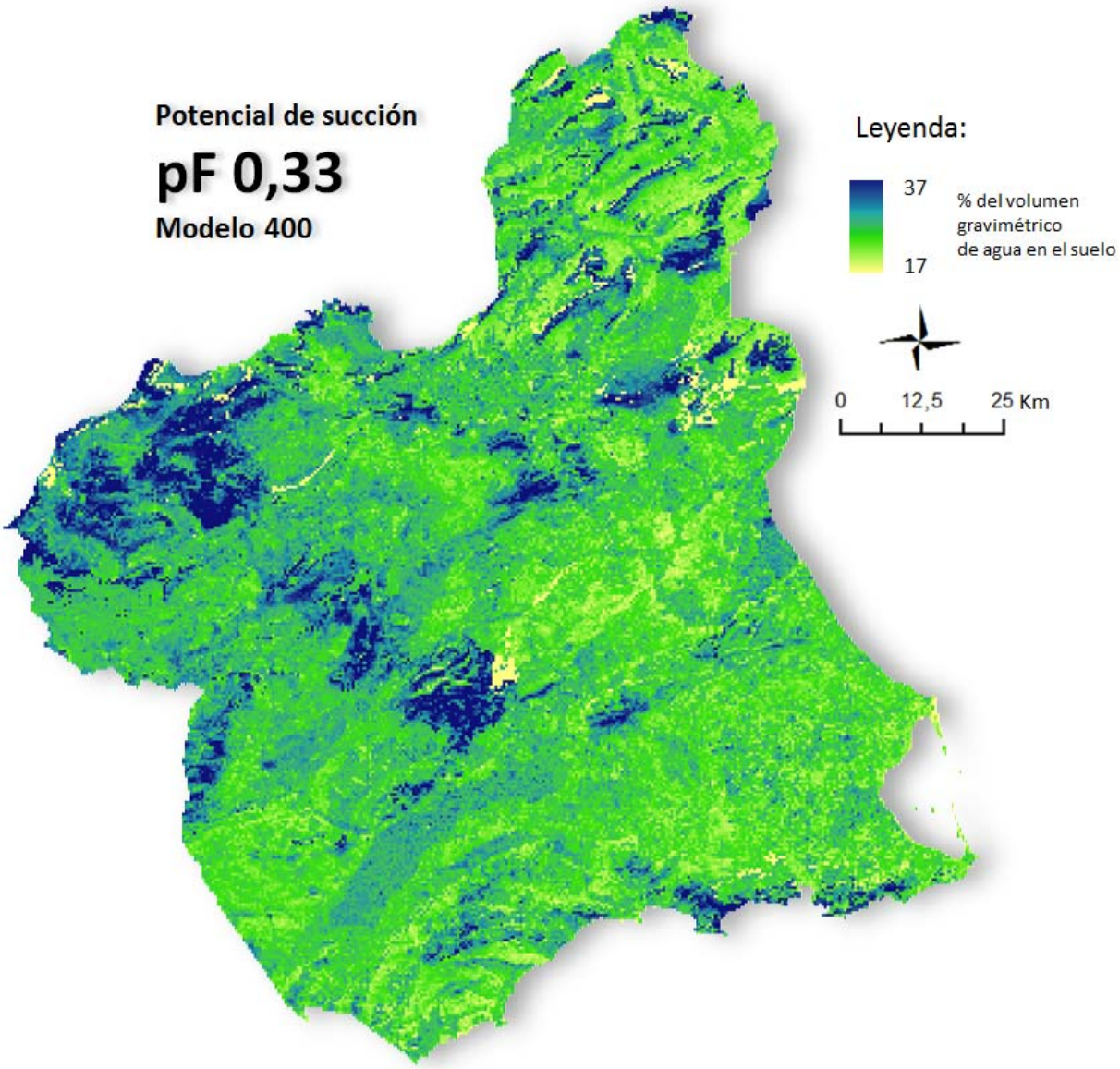


Figura 42. Capa raster de la estimación del potencial de succión (pF 2,5) para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante variables ambientales. Expresada en % del contenido gravimétrico de agua en el suelo, en azul los valores más altos y en verde los más bajos.

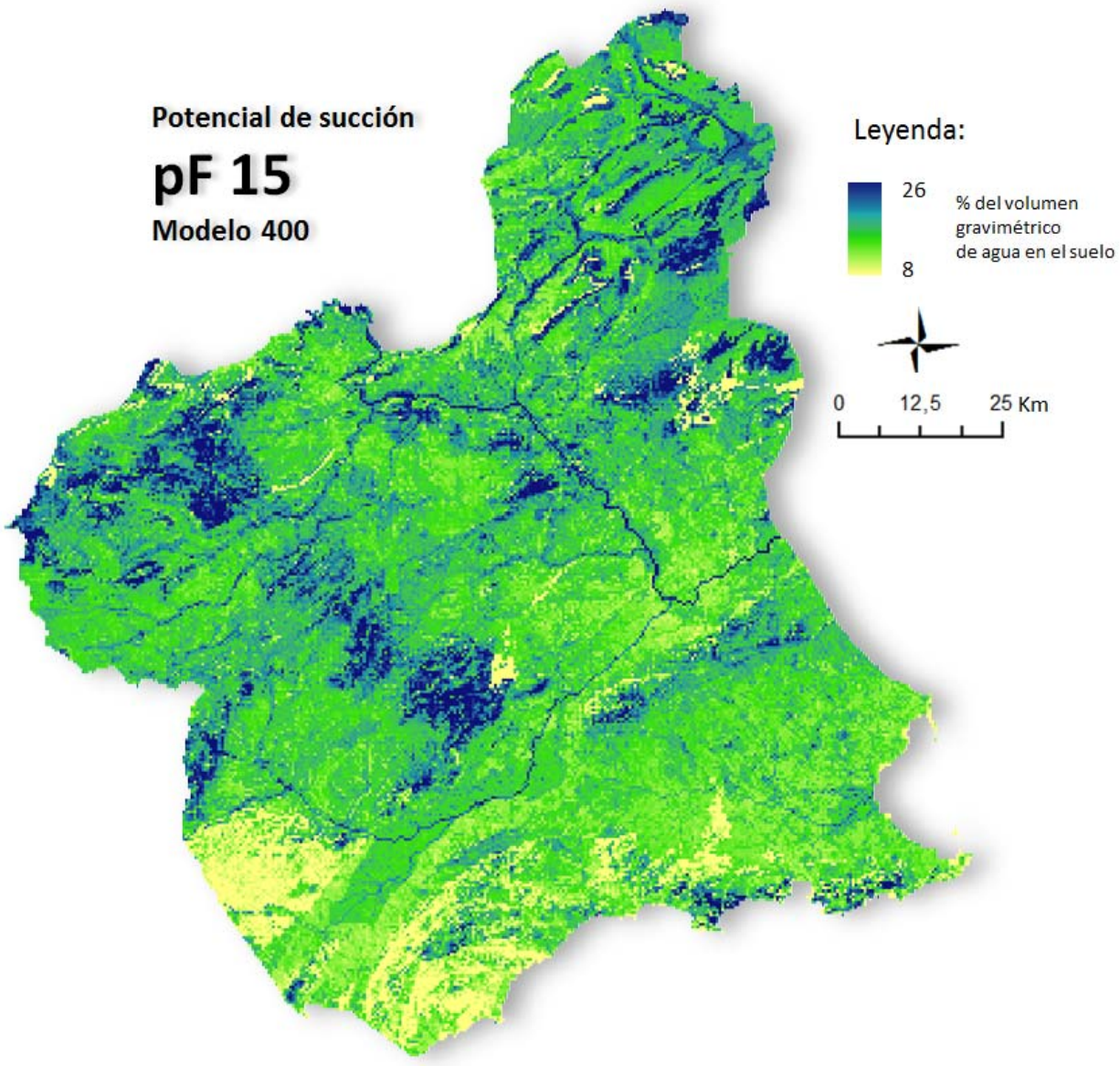


Figura 43. Capa raster de la estimación del potencial de succión (pF 4,2) para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante variables ambientales. Expresada en % del contenido gravimétrico de agua en el suelo, en azul los valores más altos y en verde los más bajos.

4.1.1 Influencia y efecto de las variables ambientales en los pF (modelo 400)

Uno de los objetivos de este capítulo es conocer cuáles son los factores ambientales que más influyen en la estimación directa de las propiedades hídricas de los suelos, por lo que a continuación se analizan cuáles son las variables y su efecto sobre los modelos de pF para la resolución 400.

En la siguiente tabla (Tabla 24) se muestran los signos de los coeficientes obtenidos en los modelos de pF 2,5 y pF 4,2. Para describir el efecto de las variables en el conjunto de sus valores, se han representado gráficamente.

Tabla 24. Análisis de efectos que producen las variables cuantitativas sobre el modelo 400 a partir de los coeficientes obtenidos en los procesos de modelización de los potenciales de succión de -0,33 y -15 bares (pF 2,5 y pF 4,2).

pF / Variables	pF 2,5	pF 4,2
DEM_400	+	+
DEM2_400		-
CuP_400		+
CuP2_400		-
FAc2_400	+	+
TmpR2		+
Pr2		+
RaDi_400	-	-
RaDr_400	+	+
RaDu2_400	+	
FMIfeb_400	-	
NDVIjul_400	+	+

Antes de comenzar el análisis del efecto de las variables en los resultados de pF, es relevante indicar las desigualdades encontradas entre los dos modelos. Son importante las diferencias entre el número de variables que componen los modelos, siendo el de pF 4,2 más complejo. Además se observa que la mayoría de las variables que entran en los modelos no se solapan, lo que sugiere los cálculos para la estimación de la capacidad de campo y el punto de marchitez participan de procesos bastante diferentes.

Para la revisión de las variables se utilizará las agrupaciones en bloques descritas en el capítulo anterior, continuando con el tratamiento diferencial para las variables del bloque SL, por su condición cualitativa.

Las variables del bloque TG que aparecen en el modelo pF 2,5 son [DEM] y [FAc]. En el primer caso observamos como el aumento de la altitud se asocia a un crecimiento de los valores de pF en la fracción de la Capacidad de Campo. [FAc] se presenta con valores

cuadráticos, con un aumento progresivo en la estimación del pF 2,5 asociado a un aumento de las superficies con altos valores de acumulación de flujo. Para el modelo de pF 4,2 se repiten los efectos de manera similar para estas variables, con la diferencia de [DEM] que se presenta de manera cuadrática, lo que origina que a altitudes superiores a 1300 m este aumento en la estimación del pF se invierta y se vuelva negativo. En la estimación de los valores de pF relacionados con el Punto de Marchitez también entra en el modelo las curvaturas del perfil de máxima pendiente [CuP], haciéndolo de forma no lineal, con un aumento del pF 4,2 en las áreas de curvatura convexa y pasando a valores decrecientes en las áreas cóncavas.

En el bloque C, solo las variables [Pr] y [Tmp] aparecen en el modelo pF 4,2. Su efecto es similar y actúan de manera similar, donde a mayor temperatura y precipitación los valores de pF 4,2 se hacen más presentes. Respecto a la radiación, [RaDi] y [RaDr] se presentan con efecto similar en los dos modelos de pF, en el caso de la radiación difusa el efecto es decreciente conforme aumentan los valores radiación, presentando un efecto inverso para la radiación directa. La variable [RaDu] solo aparece en el modelo pF 2,5, actuando con un efecto no lineal, con un incremento de los valores de pF a medida que aumentan las horas de insolación.

Finalmente, el bloque RS solo aparece presente con [IOIfeb] para el modelo de pF 2,5 y [NDVIjul] para los dos modelos de pF. Respecto al índice mineralógico, los efectos se traducen en un descenso de los valores del pF 2,5 conforme aumentan los niveles de alteración mineralógica para los elementos detectados en estos niveles del espectro electromagnético. Para [NDVIjul], los efectos son similares para los dos modelos, observándose un aumento de los niveles estimados de pF a medida que aumentan los valores del índice de vegetación.

Para la interpretación de las variables cualitativas y sus efectos en los pF se muestra la Tabla 25. Desde el punto de vista analítico, estas variables discretas se tratan de manera similar al capítulo anterior, donde la fase salina de los datos LUCDEME [SPLu], se presenta como una variable cualitativa que contiene una información booleana, en la que su delimitación espacial expresa la presencia o ausencia de salinidad. Por su parte,

siguiendo los criterios metodológicos en el análisis de los efectos de las variables en las texturas expuesto anteriormente, los efectos de las categorías de la variable Litología [LM] se han evaluado en referencia a la clase *"Aluvial"*.

Tabla 25. Análisis de efectos que producen las variables cualitativas sobre el modelo 400 a partir de los coeficientes obtenidos en los procesos de modelización de los potenciales de succión de -0,33 y -15 bares (pF 2,5 y pF 4,2).

pF / Variables	pF 2,5	pF 4,2
Fase Sallina	+	+
Clay		-
Sand		-
SandSt		-
LimSt		-
Collu		-
Congl		-
QuaUnd		-
Dolom		+
Marg		-
Keup		-
Met-Sil		-

Las superficies en Fase Salina [PSLu] presentan un aumento de los valores para los dos modelos de pF, y va a ser la única variable cualitativa que afecta al pF 2,5. En el modelo pF 4,2 la variable [LM] casi en la totalidad de sus categorías actúa con un efecto negativo en el pF respecto al nivel de referencia que es "Aluvial", siendo las clases *"Coluvios"* y *"Metamórfico – Silíceo"* las que presentan unos valores más extremos. Solo la categoría *"Dolomías"*, y de manera muy débil, presenta un efecto positivo.

4.2 ESTIMACIÓN INDIRECTA DE LOS VALORES DE HUMEDAD DEL SUELO A Θ_{WP} Y Θ_{FC}

Un paso previo a la estimación indirecta de los valores de pF mediante PTFs requiere la obtención de valores de OM para ser integradas en los algoritmos de transferencia de

las funciones seleccionadas en la revisión bibliográfica. A continuación se describen los resultados obtenidos en la modelización de esta variable.

4.2.1 Modelización de la OM mediante variables ambientales a escala regional

El proceso de obtención de la OM ha seguido una metodología similar a la obtención de los valores de pF, y para las distintas fracciones de textura en el capítulo anterior. De este proceso se han obtenido seis modelos de OM que corresponden a cada una de las resoluciones tratadas en este trabajo. El análisis estadístico de estos datos queda reflejado en la Figura 44, en la que se puede observar como la significación de los valores de AIC van mejorando a medida que la resolución del pixel va aumentando. De los modelos uni-resolución el que mejor índice obtiene es el de 400 (Figura 45), presentando un coeficiente de determinación de 0,47 (Tabla 26). Este dato, comparado con los R^2 los valores de pF y textura, nos indica que los procesos de estimación de la OM son más precisos para modelización a escala regional.

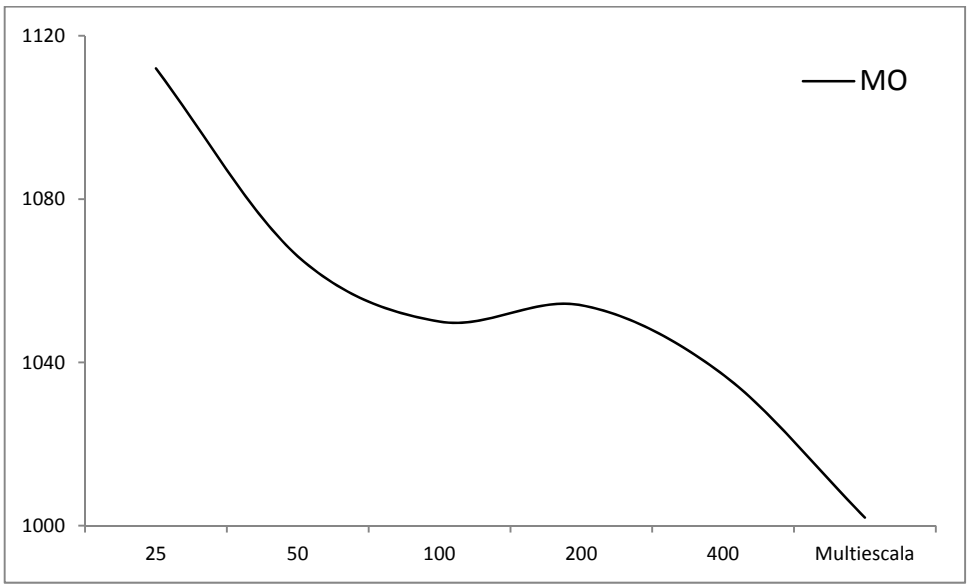


Figura 44. Representación de los coeficientes AIC (Eje de ordenadas) por resolución en la estimación de la Materia Orgánica (Eje de abscisas).

Tabla 26. Valores de AIC y del coeficiente de determinación (R^2) para los modelos uni-resolución 25, 50, 100, 200 y 400, y para el modelo Multiresolución.

	R25	R50	R100	R200	R400	Rmulti
AIC	1112,37	1066,27	1050,41	1054,39	1037,12	1002,03
R^2	0,44	0,48	0,47	0,47	0,47	0,54

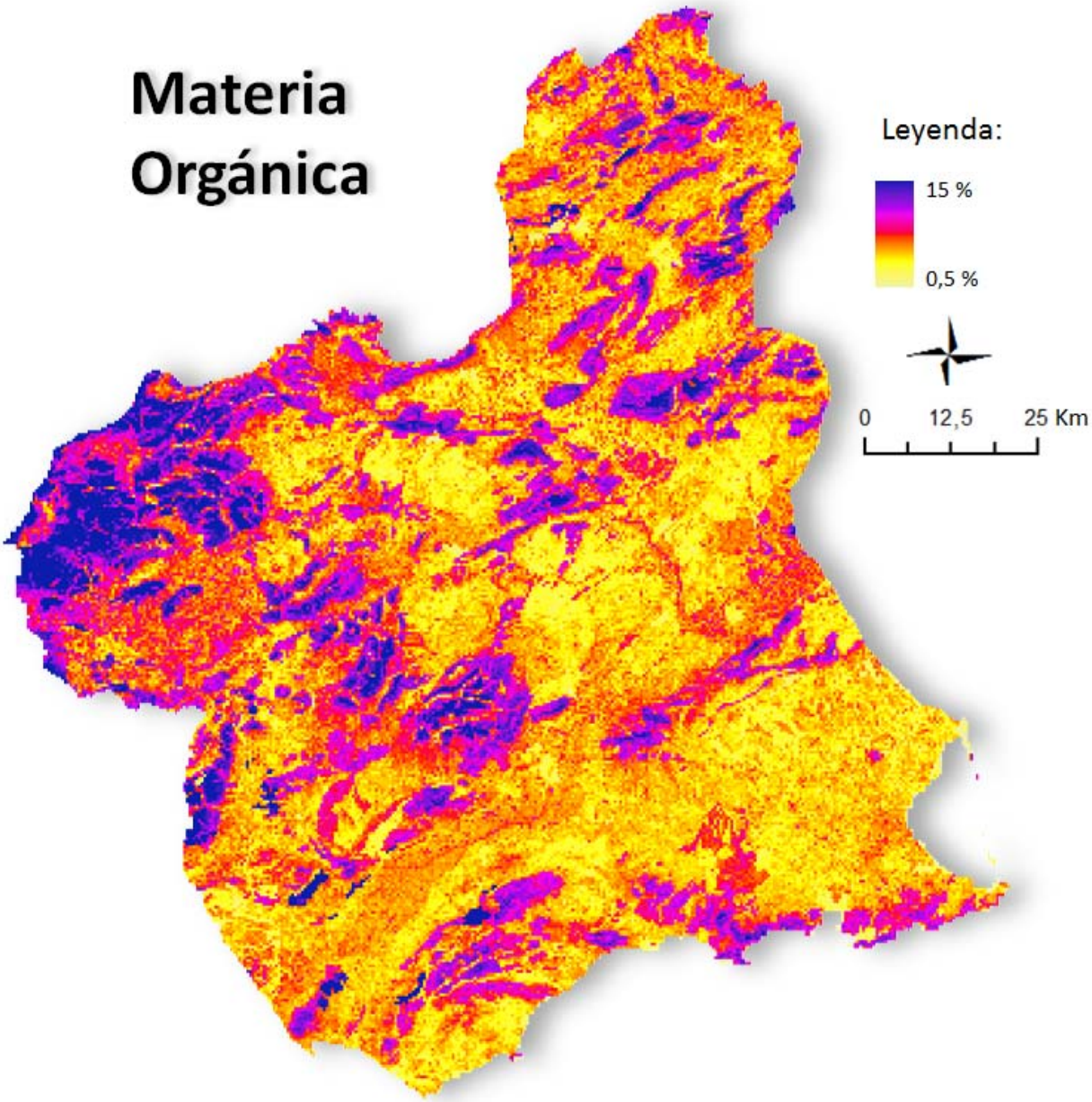


Figura 45. Capa raster de la Materia Orgánica para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante variables ambientales. Expresada en % de contenido de material, en violeta los valores más altos y en amarillo los más bajos.

En relación a los valores de AIC mostrados en el apartado de la estimación directa del pF, este caso la gráfica nos muestra una mayor variación entre los cambios de resolución. Este resultado puede apoyar el supuesto sobre las diferencias entre las precisiones de las muestras de la capa arable y los perfiles de la base de datos del proyecto LUCDEME, que será tratado con mayor amplitud en la parte de la discusión.

4.2.1.1 *Influencia y efecto de las variables ambientales en la OM (modelo 400)*

A continuación se exponen los factores ambientales que más influyen en la estimación de la OM, analizando cuáles son las variables y su efecto sobre el modelo de OM para la resolución 400. La revisión de las variables continúa con la aplicación de la metodología expuesta para los modelos de texturas y pF.

En la siguiente tabla (Tabla 27) se muestran los signos de los coeficientes obtenidos en el modelo de OM para la resolución 400, que junto a las gráficas de representación de las variables cuantitativas, ayudan a analizar los efectos sobre el modelo de OM.

Tabla 27. Análisis de efectos que producen las variables cuantitativas sobre el modelo 400 a partir de los coeficientes obtenidos en los procesos de modelización de la Materia Orgánica (OM). Variables ambientales cuantitativas (Bloques: (i) [TG]); (ii) [C]); (iii) [RS]).

OM/ Variables	OM 400
Slp_400	+
CuP_400	-
CuPP_400	-
FAc_400	-
FAc2_400	+
Tmp	+
Tmp2	-
RaDi_400	-
RaDi2_400	+
IOIfeb_400	-
CMIjul_400	-
FMIjul_400	+
IOIjul_400	-
NDVIjul_400	+

Dentro del bloque TG las variables que aparecen en el modelo 400 de OM son [Slp], [CuP], [CuPP] y [FAc], esta última en forma cuadrática. El efecto que ejerce la variable [Slp] en el modelo nos indica que a mayor pendiente existe un aumento en el porcentaje de la OM. En [CuP] las formas convexas tienen un nivel superior del contenido de OM, mientras que en las superficies cóncavas del perfil de máxima pendiente, el contenido de OM desciende. Para [CuPP] el resultado es el contrario, estimándose mayores niveles de OM en las superficies cóncavas correspondiente a los perfiles perpendiculares a la máxima pendiente. Por último, la variable [FAc] presenta un efecto cuadrático, con un pequeño descenso en OM en las zonas con menor área de drenaje, invirtiéndose esta característica a niveles mayores de OM en las zonas de mayor acumulación potencial de flujo.

Las variables pertenecientes al bloque C que actúan en el modelo están definidas de forma cuadrática, lo que sugiere en su interpretación un efecto curvo. La variable [Tmp] nos describe un aumento de los niveles de OM conforme aumentan las temperaturas medias, movimiento que tiende a estabilizarse cuando la temperatura se encuentra en torno a los 17 – 18°C de media anual. Por su parte, los índices de [RaDi] muestran valores descendentes de OM conforme aumentan los valores de radiación, tendencia que se invierte en valores de próximos a 0,25 MWh/m^2 anuales.

El bloque RS aporta el mayor número de variables que influyen en la estimación de la OM. El índice mineralógico [IOI] tanto para las fechas de febrero y julio presenta una tendencia de descenso en la estimación de OM a medida que los elementos con contenido en hierro detectados por el sensor pasan a valores altos de alteración de mineralización, al igual que sucede con la variable [CMIjul] para las zonas detectadas en niveles de alteración de minerales arcillosos. Por su parte [FMIjul] presenta un efecto contrario, con un aumento del contenido en OM respecto a un incremento de la alteración de minerales ferrosos captados por el sensor multiespectral. Finalmente, [NDVIjul] también muestra una tendencia positiva en la existencia de OM unido a un aumento de los valores de respuesta fotosintética, o lo que es lo mismo, asociado a áreas con existencia de masas de vegetación.

A continuación se muestran los valores para los coeficientes de las variables cualitativas presentes en el modelo 400 para la OM (Tabla 28). Hay que mencionar la no entrada en el modelo de la variable Litología [LM], a diferencia de casi la totalidad de los modelos para la estimación de las fracciones texturales del capítulo anterior, en los que se ha comportado como una de las variables más recurrentes. Los efectos de las diferentes categorías de la variable Suelo [SLu] para ser evaluadas se valoran en referencia a la clase *"Arenosoles álbicos"*.

Tabla 28. Análisis de efectos que producen las variables cualitativas sobre el modelo 400 a partir de los coeficientes obtenidos en los procesos de modelización de la Materia Orgánica (OM). (i) Fase Salina [SPLu]; (ii) variables Suelo [SL]).

OM/ Variables	OM 400
Fase Salina	+
FluC	+
Lit_XerC	+
Lit	+
RegC_XerC	+
RegC	+
RegL_XerC	+
RegL	+
XerC_XerP	+
XerC	+
XerP	+

Las áreas donde el suelo se encuentra en Fase Salina van a presentar un aumento, aunque bastante moderado, de la existencia de OM. En el caso de la variable (SLu), todas sus categorías expuestas reflejan un aumento de los índices de OM respecto a la clase referencia, pero son las superficies de "*Litosoles"* y la combinación de estos con la clase "*Xerosoles cálcicos"* las que muestran valores más altos. Importantes son también los *"Fluvisoles calcaricos"*, que muestran significativos niveles de relación con OM.

4.2.2 Empleo de PTFs para obtención de los valores de humedad del suelo a θ_{wp} y θ_{fc}

Para determinar que PTFs se adaptan mejor a la zona de estudio, se han calculado mediante una regresión lineal los coeficientes de determinación de los valores obtenidos de las PTFs y de los valores de pF disponibles en los muestreos de campo. En la siguiente tabla se muestran los resultados obtenidos (Tabla 29):

Tabla 29. Valores del coeficiente de correlación de Pearson (R), coeficiente de determinación (R^2) y Error típico entre los resultados obtenidos en la aplicación de PTFs y de los valores de pF disponibles en los muestreos de campo, para los parámetros de pF 2,5 y pF 4,2.

	pF2,5			**pF4,2**		
PFT	**R**	**R^2**	**Error típ.**	**R**	**R^2**	**Error Típ.**
Pidgeon (1972)	0,663	0,440	5,91232	0,717	0,514	4,24083
Lal (1979)	0,577	0,333	6,45414	0,559	0,312	5,04635
Rawls (1982)	0,660	0,435	5,93746	0,687	0,472	4,42086
Arruda (1987)	0,608	0,370	6,27260	0,561	0,315	5,03844
Dijkerman (1988)	0,577	0,333	6,45414	0,495	0,245	5,28734
Hutson (1992)	0,562	0,316	6,53424	0,526	0,277	5,17534
Martinez (1996)	0,502	0,252	6,79855	0,510	0,261	5,14543
Batjes (1996)	0,207	0,043	7,73089	0,585	0,343	4,93426
Masutti (1997)	0,577	0,333	6,45414	0,508	0,258	5,24199
Peraza (2003)	0,450	0,203	7,05558	0,549	0,301	5,08838
Rawls (2004)	0,686	0,470	5,75156	0,594	0,353	4,89387

Los valores calculados para pF 2,5 y pF 4,2 nos sirven para seleccionar las cinco PTFs que mejor ajustan con los datos muestreados, siendo las funciones propuestas por Pidgeon, (1972) (FAO), Lal, (1979) (USDA), Rawls et al., (1982) (USDA), Arruda et al., (1987) (FAO) y Rawls et al., (2004) (USDA). De estas PTFs propuestas, mediante el SIG se han obtenido cinco capas de información con valores estimados de pF 2,5 (Figura 46) y cinco capas con los valores estimados de pF 4,2 (Figura 47), en las que se ha tenido en cuenta el sistema de clasificación textural empleado en su configuración, utilizando las texturas en sistema FAO o USDA según el caso.

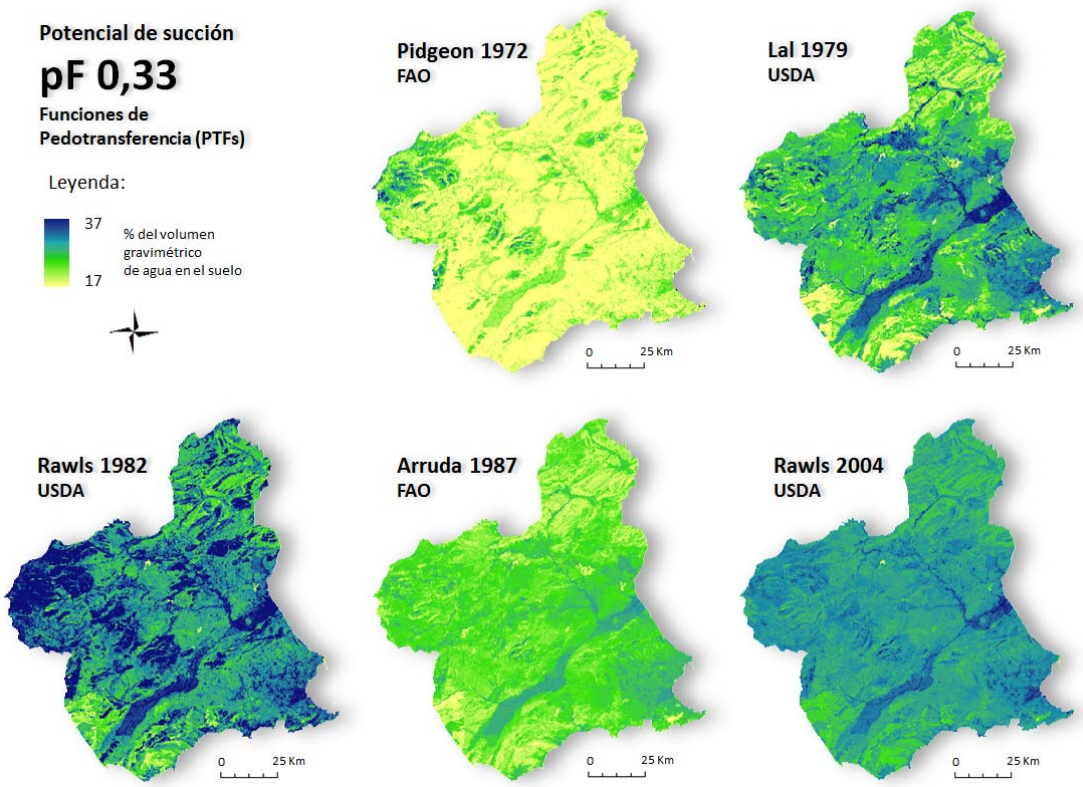


Figura 46. Capas raster de la estimación del potencial de succión (pF 2,5) para la resolución 400 m (píxel) obtenidas mediante Funciones de Pedotransferencia (PTFs). Los valores de todas las capas están ajustados al rango 17 – 37 % del contenido volumétrico de agua en el suelo, en azul los valores más altos y en verde los más bajos.

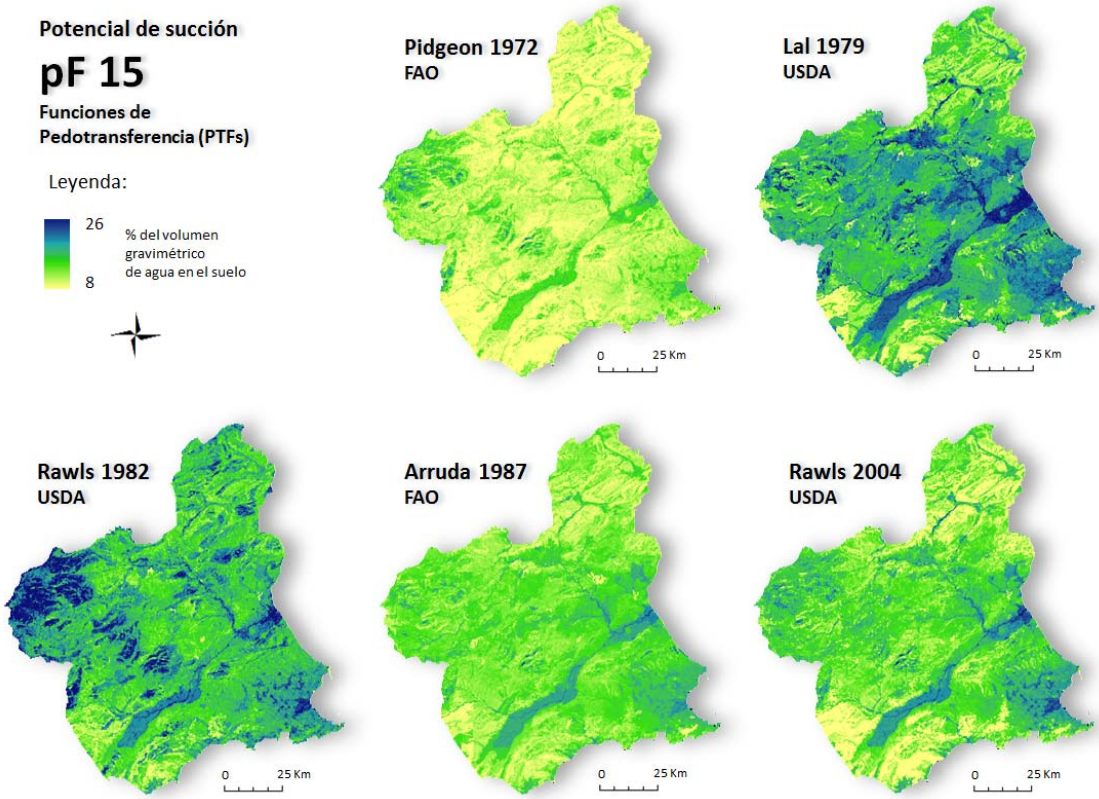


Figura 47. Capas raster de la estimación del potencial de succión (pF 4,2) para la resolución 400 m (píxel) obtenidas mediante Funciones de Pedotransferencia (PTFs). Los valores de todas las capas están ajustados al rango 8 – 26 % del contenido volumétrico de agua en el suelo, en azul los valores más altos y en verde los más bajos.

Gracias a que los valores de todas las capas están ajustados a un índice común de valores (17-37% en pF 2,5 y 8-26% en pF 4,2) se poder contrastar de manera visual los cambios entre las diferentes PTFs obtenidas. Esto nos permite observar que la disparidad de los rangos en los valores de pF entre las cinco PTFs es muy grande, y además presentan unos patrones espaciales bastante diversos para ambos pF. Lo que contrasta de manera interesante, si observamos los coeficientes tan elevados que muestran las tablas de correlación mostrados entre los propios PTFs (Tablas 30 y 31).

Para obtener estas tablas se han validado los datos de las capas estimadas por las PTFs con los valores de pF muestreadas en campo mediante una correlación bivariada obteniéndose los siguientes resultados:

Tabla 30. Tabla de correlación bivariada de los valores de pF 2,5 de los análisis LUCDEME y los valores de pF 2,5 obtenidos en las estimaciones de las PTFs.

Correlaciones						
	pF 2,5	**Rawls 82**	**Rawls 04**	**Pidgeon**	**Lal**	**Arruda**
pF 2,5	1	,298**	,236**	,301**	,166**	,156**
Rawls 82	,298**	1	,813**	,986**	,549**	,498**
Rawls 04	,236**	,813**	1	,794**	,869**	,835**
Pidgeon	,301**	,986**	,794**	1	,508**	,520**
Lal	,166**	,549**	,869**	,508**	1	,915**
Arruda	,156**	,498**	,835**	,520**	,915**	1

Coeficiente de correlación de Pearson. **. La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral)

Tabla 31. Tabla de correlación bivariada de los valores de pF 4,2 de los análisis LUCDEME y los valores de pF 4,2 obtenidos en las estimaciones de las PTFs.

Correlaciones						
	pF 4,2	**Rawls 82**	**Rawls 04**	**Pidgeon**	**Lal**	**Arruda**
pF 4,2	1	,345**	,260**	,313**	,234**	,168**
Rawls 82	,345**	1	,724**	,923**	,514**	,525**
Rawls 04	,260**	,724**	1	,873**	,885**	,904**
Pidgeon	,313**	,923**	,873**	1	,748**	,801**
Lal	,234**	,514**	,885**	,748**	1	,911**
Arruda	,168**	,525**	,904**	,801**	,911**	1

Coeficiente de correlación de Pearson. **. La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral)

Centrándonos en las correlaciones entre los pF respecto a las PTFs, Rawls (1982) obtiene los mejores coeficientes tanto para los valores de pF 2,5 como para pF 4,2 (0,298 y 0,345, respectivamente), mientras que Lal (1979) y Arruda (1987) muestran unos índices más bajos para nuestra área de estudio.

4.3 COMPARACIÓN ENTRE LOS MÉTODOS DE ESTIMACIÓN DE LOS VALORES DE HUMEDAD DEL SUELO A ΘWP Y ΘFC

La exposición de los resultados de este apartado se centrará en el análisis comparativo de las estimaciones de pF expuestas anteriormente, mediante la evaluación de los valores discrepantes de ambos métodos. Las Figuras 48 y 49 muestra las capas resultantes de la operación aritmética diferencia entre los valores estimados de pF mediante PTFs y los valores estimados de pF mediante modelización, que de aquí en adelante podremos equiparar al término '*Diferencias*' de pF.

El análisis de cotejo se ha realizado sobre el total de los 69.394 ND de los píxeles de las capas de diferencia obtenidas para los modelos de resolución 400, desarrollándose en dos niveles: uno inicial y más exploratorio, centrado en la relación que ejercen las texturas y OM en las divergencias encontradas entre ambos métodos. Y otro nivel más extenso, en el que se analizan los tipos de relación sobre estas diferencias de métodos que ejercen las diferentes variables ambientales utilizadas en los procesos de modelización.

Como referencia para el resto de análisis estadísticos que se expongan más adelante, se muestra en la Tabla 32 los valores promedio ($\bar{x}$) y desviación típica (σ) para el total de ND obtenidos en las distintas capas *Diferencias* del pF.

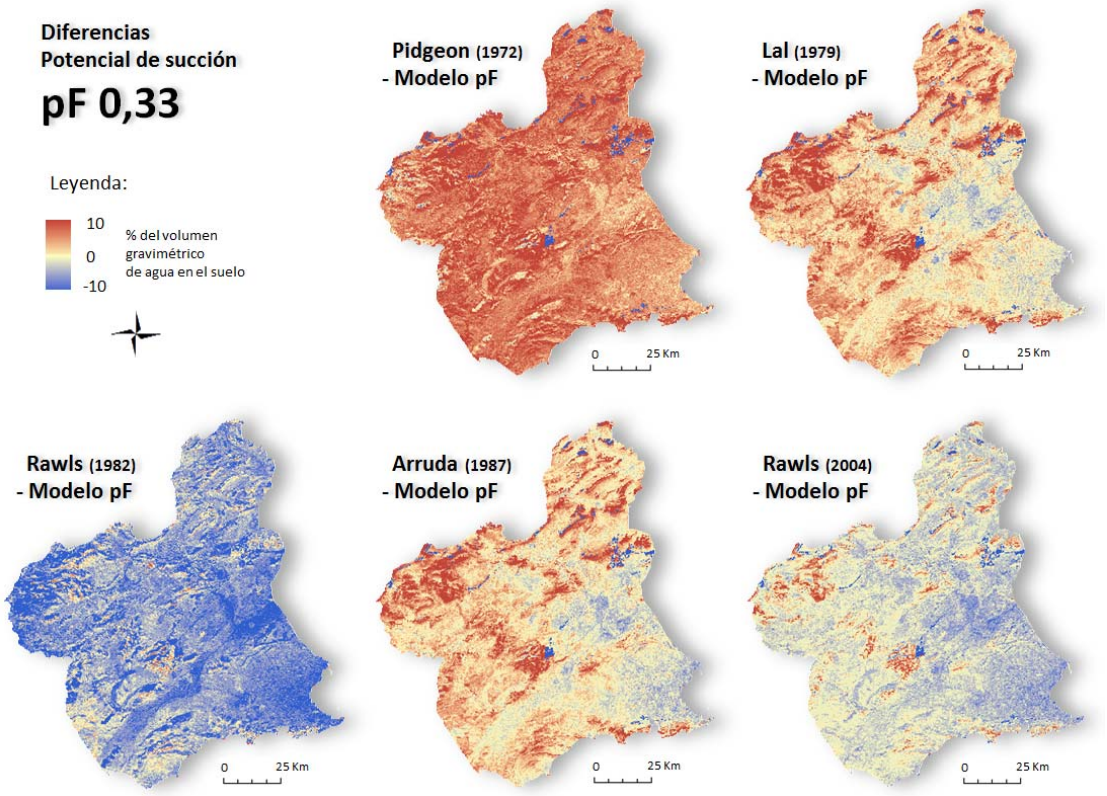


Figura 48. Diferencias estimación del potencial de succión (pF 2,5) resolución 400 m (píxel). Valores ajustados al rango 10 – -10 % del contenido de agua en el suelo, en rojo los valores positivos, indica un mayor nivel de pF en el método indirecto (PTFs) y en azul los negativos, que muestran un mayor nivel de pF obtenido en el método directo (modelo).

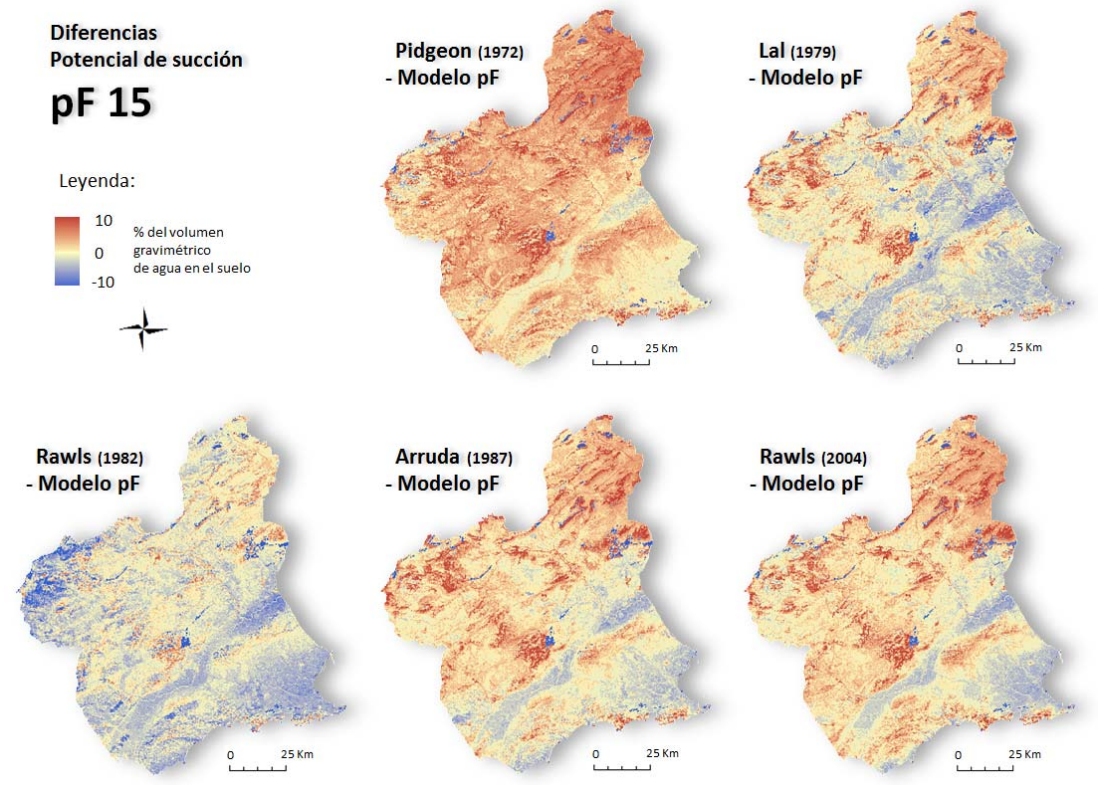


Figura 49. Diferencias estimación del potencial de succión (pF 4,2) resolución 400 m (píxel). Valores ajustados al rango 10 – -10 % del contenido de agua en el suelo, en rojo los valores positivos, indica un mayor nivel de pF en el método indirecto (PTFs) y en azul los negativos, que muestran un mayor nivel de pF obtenido en el método directo (modelo).

Tabla 32. Valores promedio ($\bar{x}$) y desviación típica (σ) de los datos de las *Diferencias* entre métodos, para los parámetros de pF 2,5 y pF 4,2.

	Pidgeon – pF 2,5	***Lal – pF 2,5***	***Rawls82 – pF 2,5***	***Arruda – pF 2,5***	***Rawls04 – pF 2,5***
$\bar{x}$	-7,31	-2,98	7,01	-2,16	3,67
σ	±4,81	±5,51	±5,58	±5,46	±4,98
	Pidgeon – pF 4,2	***Lal – pF 4,2***	***Rawls82 – pF 4,2***	***Arruda – pF 4,2***	***Rawls04 – pF 4,2***
$\bar{x}$	-3,78	-0,17	1,93	-1,50	-1,63
σ	±3,56	±4,14	±3,55	±3,94	±3,90

4.3.1 Distribución espacial acumulada de los valores Diferencia

Como análisis inicial de los datos obtenidos por las diferencias entre los dos métodos en estudio, podemos extraer una valoración a modo de resumen de los porcentajes del número de píxeles acumulado, o lo que es lo mismo, la representación de los porcentajes de superficie estimados por los índices de erosionabilidad en relación al origen de valores de pF utilizados.

Para ello nos servimos de las siguientes figuras en las que se representa el número de píxeles acumulados respecto a los valores de las diferencias entre la estimación obtenida por el cálculo de las PTFs (Figuras 48 y 49) y el método de estimación directa para el pF 2,5 (Figura 50) y para el pF 4,2 (Figura 51), en los cinco casos que han sido analizados. Los valores mostrados en los rangos positivos se corresponden a los porcentajes de superficie que muestran unos pF mayor para la estimación del método indirecto, obtenido mediante la utilización de las PTFs. Siendo los valores situados en la parte de valores negativos en la gráfica los que nos muestran la superficie correspondiente a valores con mayor contenido de humedad respecto al valor ϑfc estimados por el método directo.

Para el contenido de humedad del suelo sometido a una succión de pF 2,5, se observa una gran dispersión entre los valores representado por los cinco algoritmos de PTFs analizados. Con superficies tan dispares como las diferencias entre los métodos de pF

obtenidas por *Rawls82 – pF 2,5* y *Pidgeon – pF 2,5*, en las que el primer caso representa casi la totalidad de su superficie con una estimación de humedad a pF 2,5 mayor para el método indirecto, mientras que *Pidgeon – pF 2,5* muestra la mayor parte de su superficie con valores de humedad del suelo mayores los obtenidos con el método directo. En la misma tendencia, pero con porcentajes de superficie menores se representan los casos *Rawls04 – pF 2,5* y *Lal – pF 2,5.* Y finalmente *Arruda – pF 2,5* es el que muestra una posición más centrada pero con valores próximos a los mostrados por *Lal – pF 2,5*, con cerca de un 70% de su superficie con un valor de pF mayor estimado con el método directo.

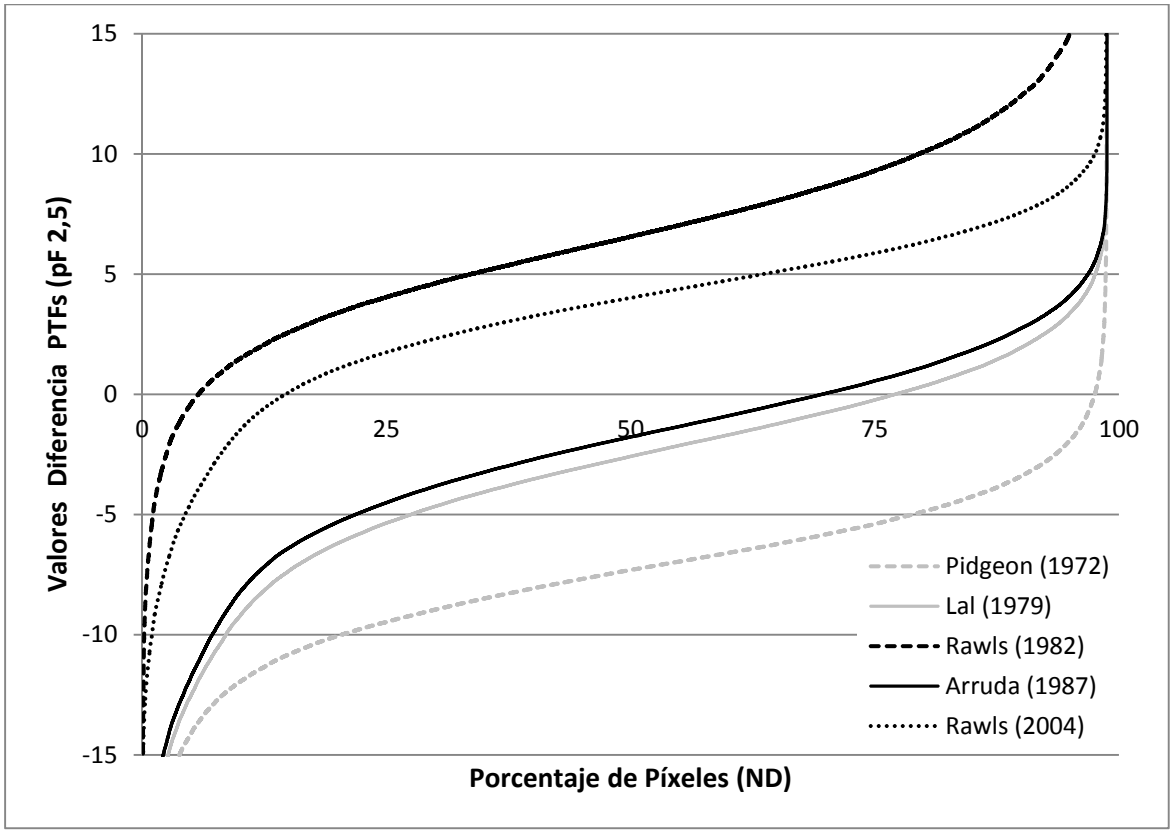


Figura 50. Distribución espacial acumulada de los valores Diferencia para los cinco casos en estudio en el valor de pF 2,5. Los valores mostrados en los rangos positivos corresponden al porcentaje de superficie que muestran unos pF mayor para la estimación del método indirecto. Los valores situados en la parte de valores negativos muestran la superficie (%) con mayor contenido de humedad estimados por el método directo.

Respecto al contenido de humedad mostrado por el pF 4,2, se observa una mayor uniformidad de los resultados, con valores más próximos entre los casos en estudio.

Pero al igual que para el pF 2,5 los valores de las diferencias en los 5 casos guardan la misma posición.

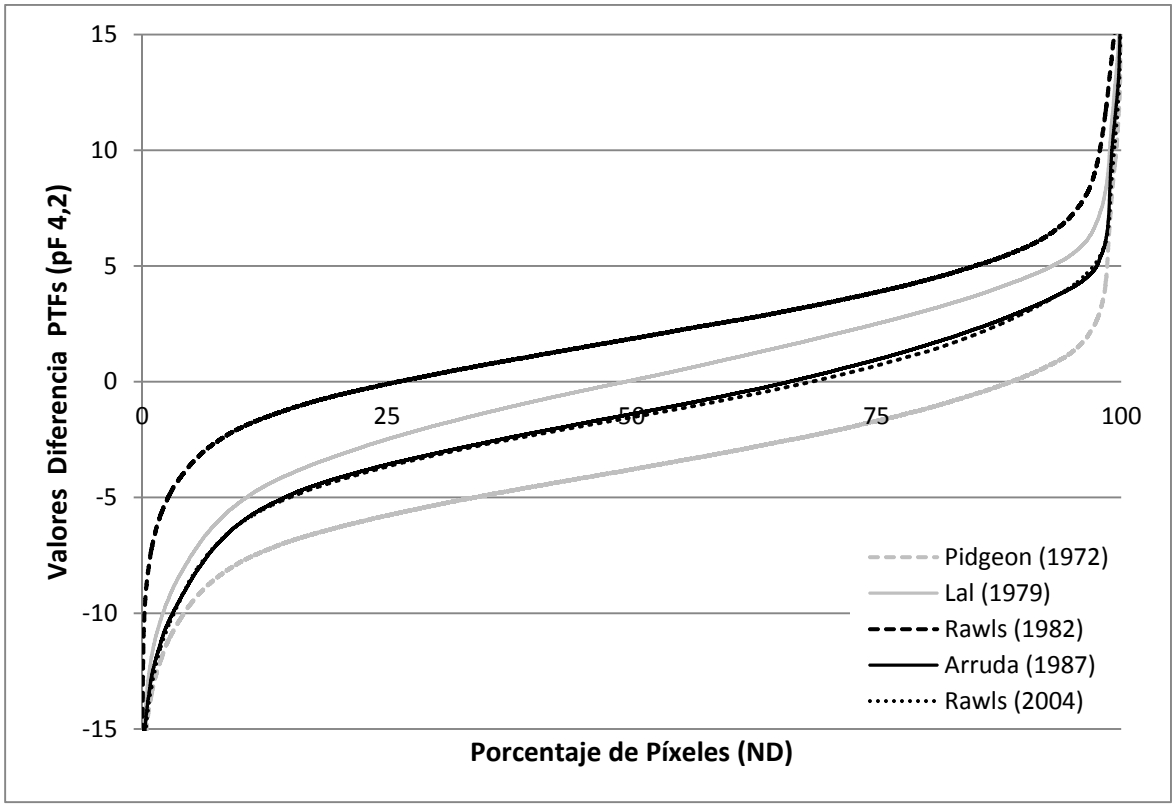


Figura 51. Distribución espacial acumulada de los valores Diferencia para los cinco casos en estudio en el valor de pF 4,2. Los valores mostrados en los rangos positivos corresponden al porcentaje de superficie que muestran unos pF mayor para la estimación del método indirecto. Los valores situados en la parte de valores negativos muestran la superficie (%) con mayor contenido de humedad estimados por el método directo.

Las características de los datos mostrados en las dos figuras nos muestran a grandes rasgos que la mayor dispersión de los datos asociados a un pF 2,5 demuestra que los cálculos de estos valores, asociados a la situación de capacidad de campo, son más difíciles de estimar que a valores de pF 4,2, es decir, del denominado punto de marchitez. Por otra parte, la relación similar en la posición que ocupan los 5 casos analizados para las pF, nos sugiere que, a pesar de encontrar ciertas diferencias entre los métodos analizados, existe un considerable grado de consistencia entre ambos métodos.

4.3.2 Asociación estadística de las Texturas y OM con las diferencias

Para el primer nivel de exploración, se mide la relación existente entre las dos variables utilizando los índices de correlación de Pearson y Spearman, permitiendo describir el comportamiento de estas diferencias respecto a texturas y OM (obtenidas en el proceso de modelización del capítulo anterior) como variables independientes, lo cual nos muestra la asociación existente entre éstas (Tabla 33).

Tabla 33. Análisis de correlación de los datos (ND) de las *Diferencias* de método de pF respecto a los ND de las *Texturas y Materia Orgánica* (OM). Los valores se expresan mediante el coeficiente de Pearson y el cuadrante del eje de coordenadas en el que se ubica la nube de puntos de los datos analizados. El grado de asociación se determina con valores de coeficientes superiores a +/- 0,30 (en negrita).

	Clay		Sand		Silt		OM	
	Pearson	Spearman	Pearson	Spearman	Pearson	Spearman	Pearson	Spearman
Rawls82 – pF 2,5	0,287	**0,392**	**-0,350**	**-0,411**	**0,302**	**0,343**	**0,401**	**0,363**
Rawls04 – pF 2,5	0,170	0,238	-0,230	**-0,321**	0,209	0,289	-0,260	-0,259
Arruda – pF 2,5	0,223	**0,351**	**-0,361**	**-0,505**	**0,394**	**0,530**	**-0,397**	**-0,471**
Lal – pF 2,5	0,215	**0,322**	**-0,388**	**-0,537**	**0,394**	**0,527**	**-0,384**	**-0,457**
Pidgeon – pF 2,5	0,161	0,223	-0,226	-0,284	0,226	0,293	0,121	0,123
Rawls82 – pF 4,2	0,260	0,261	-0,163	-0,165	0,068	0,085	0,261	0,226
Rawls04 – pF 4,2	**0,478**	**0,499**	**-0,448**	**-0,511**	**0,323**	**0,401**	-0,252	-0,277
Arruda – pF 4,2	0,283	0,233	**-0,419**	**-0,425**	**0,436**	**0,510**	**-0,351**	**-0,386**
Lal – pF 4,2	0,273	0,280	**-0,482**	**-0,549**	**0,486**	**0,571**	**-0,332**	**-0,375**
Pidgeon – pF 4,2	**0,334**	0,283	**-0,407**	**-0,402**	**0,370**	**0,437**	0,031	-0,012

En general, los coeficientes de correlación nos indican que las *arenas* y los *limos* son los que mayores asociaciones presentan en las diferencias. Atendiendo a los modelos GAM elaborados se puede señalar la existencia de patrones similares para cada una de las variables respecto a los valores de las diferencias, pauta lógica debido a que los valores del eje de coordenadas están referidos a una misma variable.

Para las arcillas se observa una tendencia parecida en todos los casos estudiados, donde el aumento del porcentaje de esta fracción textural se traduce en una modificación de los valores de las *Diferencias*, es decir, a medida que aumenta el porcentaje de arcillas disminuye la diferencia en los valores de capacidad de campo (ϑfc) en el suelo con los valores obtenidos por las PTFs, y llegando al valor '0' comienzan a ser mayores los valores calculados en el método directo. Examinando los valores por la estimación del

potencial de succión del suelo, se puede ver que para el valor pF 2,5, la representación de los datos tanto en *Rawls82 – pF 2,5* (Figura 52) y *Rawls04 – pF 2,5* muestran que los valores de pF para este potencial más elevados en los resultados de la estimación del método directo que en los obtenidos con las PTFs, en la mayor parte de los porcentajes de textura de las arcillas. En cambio *Lal – pF 2,5* y *Pidgeon – pF 2,5* presentan el resultado inverso, siendo los valores de las PTFs las que obtienen mayores contenidos de humedad a pF 2,5. *Arruda – pF 2,5* presenta una evolución más compleja, donde los lugares con valores inferiores al 25% de arcilla obtienen cómputos de contenido de humedad menor en los resultados de las PTFs, mientras que para los valores superiores al 25% de arcilla son los datos del método directo de las pF los que menores valores obtienen. Respecto a los valores de pF 4,2, *Rawls82 – pF 4,2, Arruda – pF 4,2 y Pidgeon – pF 4,2* mantienen unos resultados similares a los del pF 2,5, siendo *Rawls04 – pF 4,2 y Lal – pF 4,2* los que modifican sus resultados. Pasando a valores del contenido de humedad mayores en los resultados de las PTFs en gran parte de los datos para el *Rawls04 – pF 4,2* y al caso contrario para los valores de *Lal – pF 4,2.*

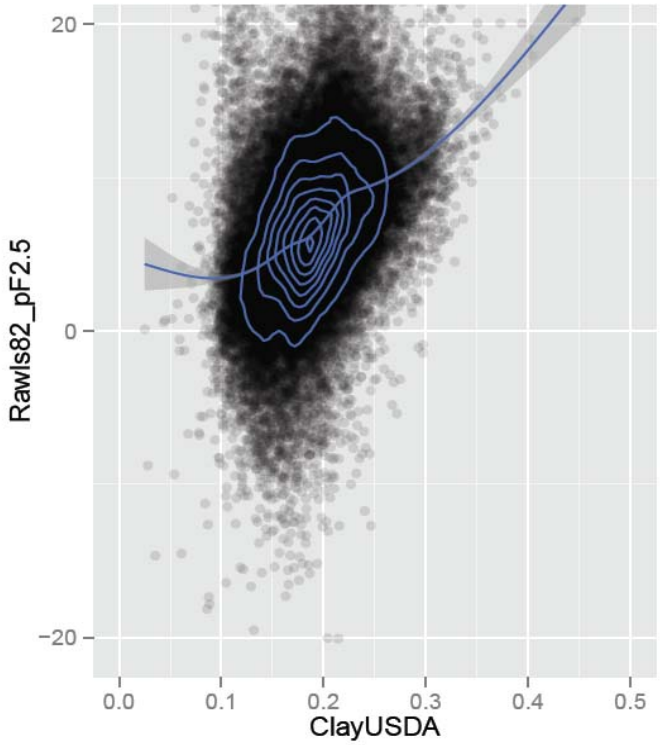


Figura 52. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable *arcilla (USDA)* y las *Diferencias* en el caso *Rawls82_pF2,5* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado a partir de PTFs. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado mediante modelización de los valores de pF

Para las arenas el caso se invierte respecto a las arcillas, y la tendencia general nos muestra que a medida que aumenta los porcentajes de arena disminuyen la curva que representa los valores de las diferencias. Examinando los resultados de los valores de *ϑfc* observamos como los valores de las diferencias nos muestran un patrón similar a las arcillas, con *Rawls82 – pF 2,5* y *Rawls04 – pF 2,5* presentando datos de pF mayores en el método directo, *Lal – pF 2,5* y *Pidgeon – pF 2,5,* presentan valores de pF mayores con el método indirecto y *Arruda – pF 2,5* nos muestra una transición en los valores de ambos métodos. Igual sucede con los datos a nivel de *ϑwp*, donde *Rawls82 – pF 4,2, Arruda – pF 4,2 y Pidgeon – pF 4,2* vuelven a presentar valores similares repecto a las diferencias de los pF 2,5, y son *Rawls04 – pF 4,2 y Lal – pF 4,2* los que modifican sus valores.

Finalmente para la fracción de textura de los limos vuelven a presentar una tendencia ascendente parecida a la mostrada por las arcillas. Los resultados para los valores de *ϑfc* nos muestran de nuevo que *Rawls82 – pF 2,5* y *Rawls04 – pF 2,5* se presentan con la mayoría de sus datos en valores positivos, lo que indica unos datos de pF más bajos en los resultados de la estimación del método directo que en los obtenidos con el método que utiliza las PTFs. Solo *Pidgeon – pF 2,5* muestra la mayor parte de sus valores por debajo de 0, señalando mayor índice de humedad en los resultados del método directo. Por su parte, *Arruda – pF 2,5* y *Lal – pF 2,5* (Figura 53) describen una representación de sus puntos en valores tanto positivos como negativos, lo que sugiere un comportamiento más diverso. En ambos casos, se parte de valores de pF menores en el método indirecto, pero en contenidos superiores al 25% y 50% de limos, respectivamente, se invierte el resultado. Si observamos los valores para los pF 4.2, la tendencia anterior se repite en todos los casos, excepto para *Rawls04 – pF 4,2*. Esto nos da a entender que la influencia de los limos en los valores de las diferencias, a pesar de tener unos coeficientes elevados, se mantiene bastante estable para ambos pF.

La OM se presenta como la variable más diversa de las expuestas en este apartado, ya que los resultados de los coeficientes de correlación muestran una alternancia de los gradientes representados, adoptando una tendencia ascendente para *Rawls82 – pF* y *Pidgeon – pF*, y descendente para el resto. Los valores de pF 2,5 muestran unos resultados similares a las arcillas y arenas. Todos los casos mantienen estos valores en el

pF 4,2, excepto para *Rawls04 – pF 4,2* (Figura 54) que invierte sus resultados para mostrar unos valores de pF superiores a los valores obtenidos por el método realizado mediante la modelización de variables ambientales.

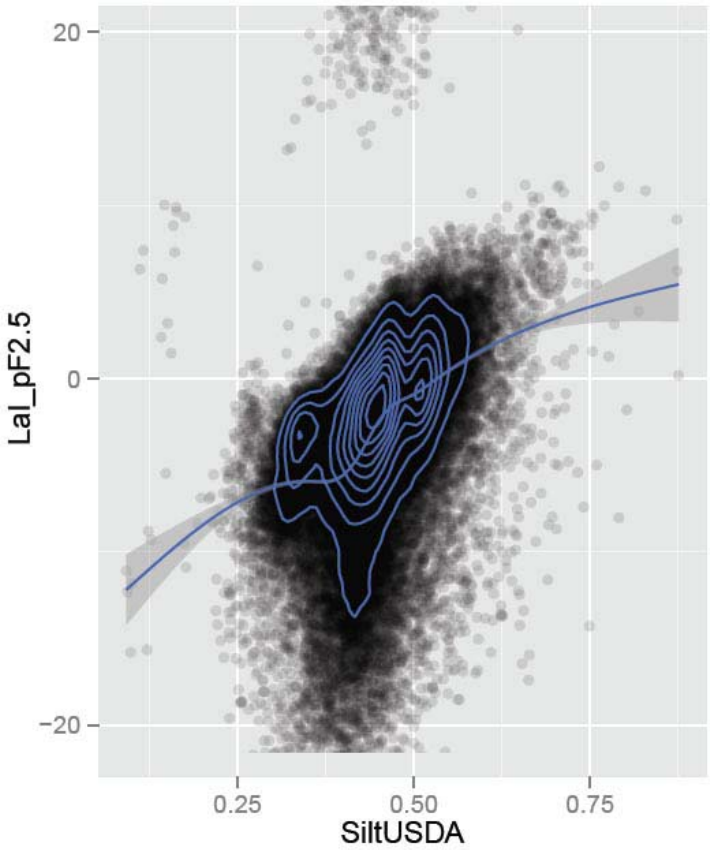


Figura 53. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable *limos (USDA)* y las *Diferencias* en el caso *LaI_pF2,5* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado a partir de PTFs. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado mediante modelización de los valores de pF

4.3.3 Correlación de las variables ambientales con los valores diferencia

En un segundo nivel de exploración más pormenorizado, se comprueba la influencia que ejercen las variables ambientales que han formado parte de los procesos de modelización. Para ello se han computado de manera separada los valores de las variables cuantitativas y los de las variables cualitativas.

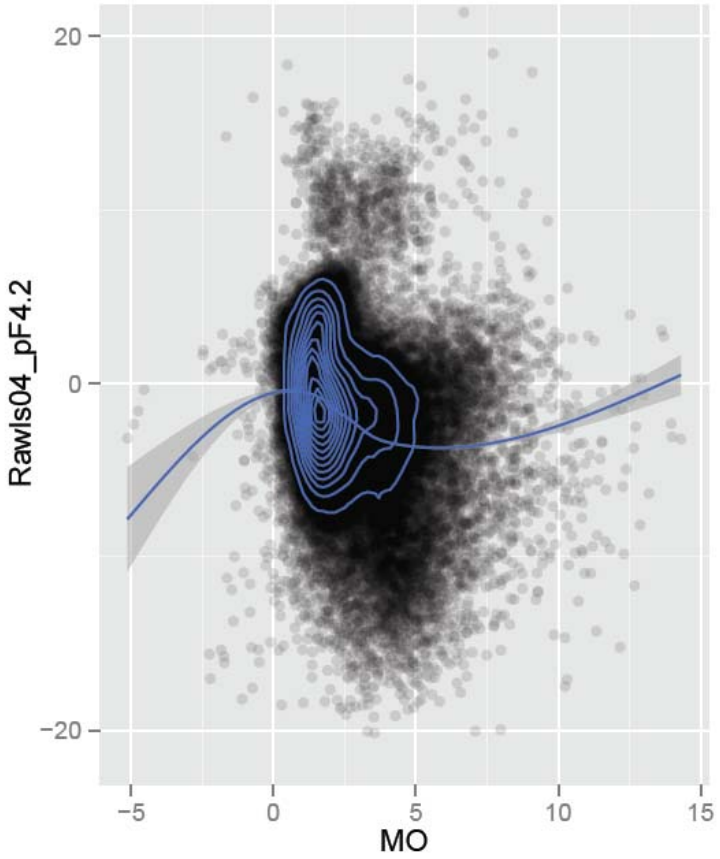


Figura 54. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable *Materia Orgánica (OM)* y las *Diferencias* en el caso *Rawls04_pF4,2* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado a partir de PTFs. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado mediante modelización de los valores de pF

4.3.3.1 *Asociación de las variables cuantitativas*

Para las variables cuantitativas se ha seguido una metodología similar a la realizada en el paso anterior, pero para poder expresar los resultados de una manera más simple, se han agrupado las variables en los bloques utilizados en este trabajo: topografía y aspectos geomorfológicos [TG]; clima [C]; y obtenidas mediante teledetección [RS].

Bloque [TG]

En la Tabla 34 se muestran los índices de correlación calculados, que señalan la asociación existente entre las variables ambientales [TG] y los valores de las capas

diferencia, donde se puede observar que las variables que más relación generan son *DEM* y *Slp*, con una tendencia similar descendente (valores de coeficiente negativos).

Tabla 34. Análisis de correlación de los datos (ND) de las *Diferencias* de método de pF respecto a los ND de las variables ambientales agrupadas en en el bloque *Topografía y aspectos geomorfológicos* [TG]. Los valores se expresan mediante el coeficiente de Pearson y el cuadrante del eje de coordenadas en el que se ubica la nube de puntos de los datos analizados. El grado de asociación se determina con valores de coeficientes superiores a +/- 0,30 (en negrita).

	CuP		CuPP		DEM		Slp		Fac	
	Pearson	Spearman	Pearson	Spearman	Pearson	Spearman	Pearson	Spearman	Pearson	Spearman
Rawls82 – pF 2,5	0,125	0,127	-0,162	-0,192	0,058	-0,096	0,062	-0,084	-0,045	-0,134
Rawls04 – pF 2,5	-0,024	0,002	-0,010	-0,102	-0,220	**-0,464**	-0,188	**-0,437**	0,035	0,032
Arruda – pF 2,5	-0,007	-0,027	0,004	-0,106	0,003	**-0,562**	-0,007	**-0,565**	0,003	0,077
Lal – pF 2,5	-0,070	-0,042	0,013	-0,079	**-0,417**	**-0,555**	**-0,369**	**-0,525**	0,106	0,097
Pidgeon – pF 2,5	0,034	0,105	-0,063	-0,179	-0,041	-0,214	-0,054	-0,200	-0,019	-0,106
Rawls82 – pF 4,2	0,080	0,094	-0,122	-0,159	-0,018	-0,159	-0,058	-0,143	-0,077	-0,125
Rawls04 – pF 4,2	-0,046	-0,014	0,001	-0,114	-0,258	**-0,493**	-0,283	**-0,502**	0,056	0,034
Arruda – pF 4,2	-0,041	-0,025	0,010	-0,096	-0,257	**-0,536**	-0,253	**-0,478**	0,034	0,031
Lal – pF 4,2	-0,073	-0,039	0,026	-0,073	**-0,417**	**-0,539**	**-0,352**	**-0,449**	0,080	0,056
Pidgeon – pF 4,2	0,035	0,059	-0,093	-0,154	-0,200	**-0,333**	-0,196	-0,285	-0,038	-0,081

Para las estimaciones del potencial pF 2,5 en la variable *DEM* son *Rawls04 – pF 2,5, Arruda – pF 2,5* y *Lal – pF 2,5* las que ofrecen un asociación más potente, presentando el primero unos valores de pF mayores para el método de estimación indirecta del pF, en casi la totalidad de los valores estudiados. En los casos de *Arruda – pF 2,5* (Figura 55) y *Lal – pF 2,5* se parte de valores de pF mayor en el método de estimación indirecta, hasta que a partir de la altitud 250 y 125 m. respectivamente, hasta las cotas más altas, se produce un aumento continuado de los niveles de humedad del suelo obtenidos por el método directo. Para la variable *Slp*, se repiten patrones similares al *DEM*, con niveles de pF superiores obtenidos por el método indirecto con *Rawls04 – pF 2,5*. Para *Arruda – pF 2,5* y *Lal – pF 2,5* es a partir de los valores de pendiente superiores al 2 – 3 % cuando empieza a aumentar de manera importante los valores de pF ofrecidos por el método elaborado por modelización.

En los valores correspondientes al pF 4,2, para la variable *DEM* se repiten patrones y tendencias de los pF 2,5 en *Arruda – pF 4,2* y *Lal – pF 4,2*. En su caso *Rawls82 – pF 4,2* sufre una modificación en la representación de las diferencias respecto al obtenido en el

potencial pF 2,5, ya que cambia los resultados, ofreciendo los mayores valores de pF en los datos obtenidos por el método directo. Finalmente, la diferencia de *Pidgeon – pF 4,2* también aparece con una relación importante, ofreciendo en la mayor parte de sus datos unos valores superiores de humedad para el método obtenido por la modelización, con una tendencia descendente hasta la cota de 550 m. donde comienza a estabilizarse hasta las altitudes mayores. En las pendientes (*Slp*) ocurre algo similar a la variable *DEM*, ya que *Arruda – pF 4,2* y *Lal – pF 4,2* repiten valores parecidos a los pF 2,5, y de nuevo *Rawls04 – pF 4,2* modifica los resultados a partir del 2% de pendiente con valores de pF mayores para el método directo.

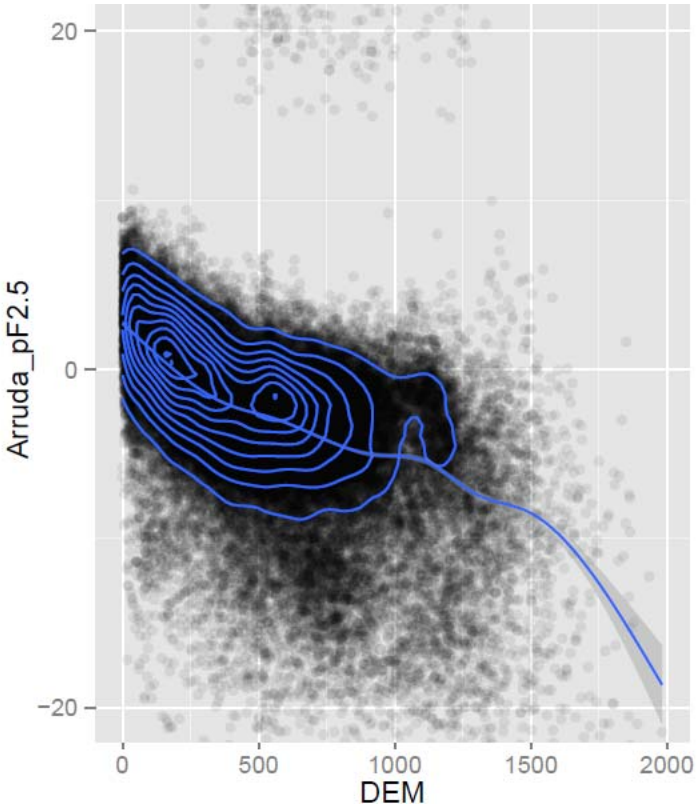


Figura 55. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable *Altitud* (*DEM)* y las *Diferencias* en el caso *Arruda_pF2,5* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado a partir de PTFs. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado mediante modelización de los valores de pF

Bloque [C]

La Tabla 35 expresa los valores de los coeficientes calculados para las variables ambientales del bloque [C]. Los datos nos muestras que este bloque es el que mayor

importancia tiene en las diferencias de los resultados los dos métodos analizados, ya que todas sus variables, excepto para *Rawls82 – pF 2,5, Rawls82 – pF 4,2* y *Pidgeon – pF 4,2,* influyen en menor o mayor grado en todos los casos estudiados.

Tabla 35. Análisis de correlación de los datos (ND) de las *Diferencias* de método de pF respecto a los ND de las variables ambientales agrupadas en en el bloque *Clima* [C]. Los valores se expresan mediante el coeficiente de Pearson y el cuadrante del eje de coordenadas en el que se ubica la nube de puntos de los datos analizados. El grado de asociación se determina con valores de coeficientes superiores a +/- 0,30 (en negrita).

	Pr		**Tmp**		**RaDu**		**RaDi**		**RaDr**	
	Pearson	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**
Rawls82 – pF 2,5	0,111	-0,073	-0,029	0,107	0,074	0,179	0,070	-0,083	-0,069	-0,153
Rawls04 – pF 2,5	-0,213	**-0,410**	**0,308**	**0,449**	0,203	**0,334**	-0,271	**-0,412**	-0,220	**-0,318**
Arruda – pF 2,5	0,007	**-0,514**	-0,004	**0,548**	-0,001	**0,422**	0,003	**-0,500**	-0,004	**-0,326**
Lal – pF 2,5	**-0,362**	**-0,509**	**0,420**	**0,539**	0,252	**0,351**	**-0,379**	**-0,502**	-0,279	**-0,358**
Pidgeon – pF 2,5	-0,009	-0,179	0,051	0,217	0,081	0,260	-0,025	-0,180	-0,064	-0,197
Rawls82 – pF 4,2	-0,016	-0,190	0,048	0,177	0,150	0,225	0,019	-0,133	-0,044	-0,137
Rawls04 – pF 4,2	-0,211	**-0,497**	**0,359**	**0,491**	**0,286**	**0,397**	**-0,297**	**-0,442**	-0,186	-0,290
Arruda – pF 4,2	-0,233	**-0,558**	**0,349**	**0,541**	0,242	**0,374**	**-0,293**	**-0,483**	-0,166	-0,298
Lal – pF 4,2	**-0,409**	**-0,559**	**0,450**	**0,540**	0,253	**0,310**	**-0,392**	**-0,496**	-0,254	**-0,338**
Pidgeon – pF 4,2	-0,201	**-0,367**	0,226	**0,349**	0,223	**0,305**	-0,153	-0,296	-0,117	-0,214

Para las estimaciones del pF 2,5 en la variable *Pr* se aprecia una tendencia descendente para todos los casos. *Rawls04 – pF 2,5* muestra valores de pF del suelo más elevados en los obtenidos por el método elaborado a partir de PTFs que los ofrecidos por el método directo, mientras que *Arruda – pF 2,5* y *Lal – pF 2,5* ofrecen el resultado contrario, asociados a un aumento de los valores de las diferencias a medida que aumentan las precipitaciones.

En los valores obtenidos para el pF 4,2, los tres casos anteriores muestran un desplazamiento hacia los valores centrales de la gráfica (valor 0), observándose un ajuste en la representación de sus resultados. Se puede ver como hasta los niveles de precipitación entre 200 y 300 mm. el contenido de humedad para ϑwp en los datos obtenidos por el método indirecto son mayores, y a partir de esos 300 mm. comienza a cambiar el proceso. También se observa una asociación importante con *Pidgeon – pF 4,2* en la que muestra como el método directo de la estimación del pF obtiene valores superiores del contenido de humedad del suelo respecto al método indirecto.

Para la variable *Tmp* los casos que aparecen son los mismos que para las precipitaciones, tanto en pF 2,5 como pF 4,2. La divergencia se da en la tendencia, que en el caso de las temperaturas muestran una evolución ascendente, en las que a mayor temperatura aumentan los valores de las diferencias. Pero los casos seleccionados presentan unos resultados muy similares respecto a su representación gráfica, donde solo *Arruda – pF 2,5* (Figura 56) y *Lal – pF 2,5* difieren respecto a sus datos en *Pr*, ya que la posición de los datos con valores positivos es más similar a la mostrada por *Arruda – pF 4,2* y *Lal – pF 4,2.*

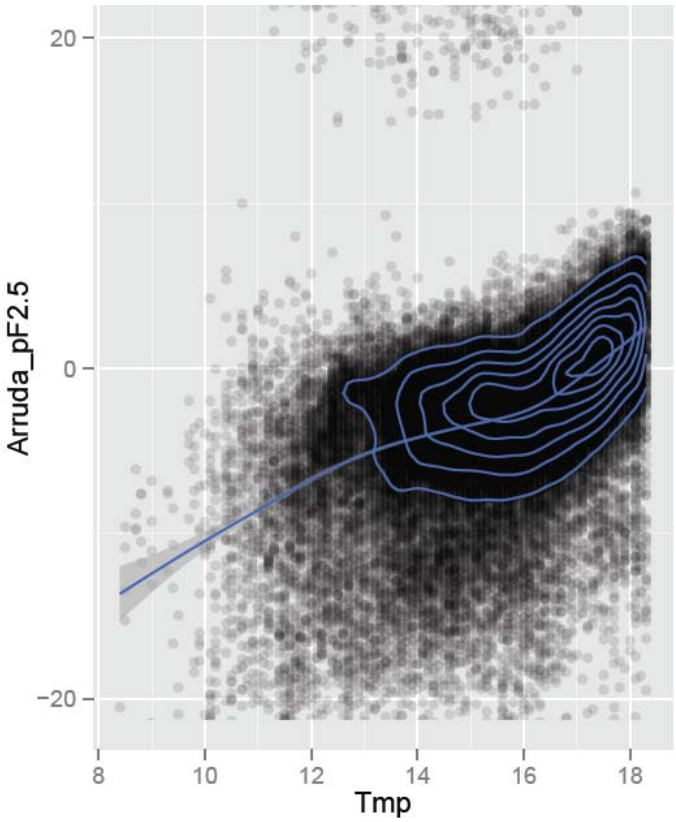


Figura 56. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable *Temperatura (Tmp)* y las *Diferencias* en el caso *Arruda_pF2,5* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado a partir de PTFs. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado mediante modelización de los valores de pF

En la variable *RaDu* se vuelven a repetir los mismos casos que el *Pr* y *Temp*, pero en la variable duración de la radiación se dan unos resultados casi idénticos en disposición y tendencia de los datos a las temperaturas, lo cual nos indica la relación directa que existe entre ambas variables.

La variable *RaDi*, al igual que la variable *RaDr* presentan una similitud muy alta frente a *RaDu* en ambas estimaciones de pF, pero con una tendencia generalizada descendente para las dos variables. La discordancia entre *RaDr* respecto a *RaDi* está en una particular distribución de los datos, en los que se observa una tendencia inicial ascendente hasta valores próximos 1350 KWh/m^2 a partir del cual se invierte para adoptar una evolución descendente que se convierte en principal.

Bloque [RS]

Para terminar con el análisis de las variables ambientales cuantitativas, se exponen en la Tabla 36 los valores de los coeficientes del bloque [RS]. Como se puede observar, la asociación, sobre los resultados de las diferencias entre métodos, de las variables correspondientes a la información procedente de la teledetección es muy baja.

Tabla 36. Análisis de correlación de los datos (ND) de las *Diferencias* de método de pF respecto a los ND de las variables ambientales agrupadas en en el bloque *Teledetección* [RS]. Los valores se expresan mediante el coeficiente de Pearson y el cuadrante del eje de coordenadas en el que se ubica la nube de puntos de los datos analizados. El grado de asociación se determina con valores de coeficientes superiores a +/- 0,30 (en negrita).

	NDVIfeb		**NDVIjul**		**CMIfeb**		**FMIfeb**		**IOIfeb**		**CMIjul**		**FMIjul**		**IOIjul**	
	Pear	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**
Rawls82 – pF 2,5	0,048	0,057	0,199	0,228	-0,059	-0,069	0,017	-0,006	0,021	0,017	0,043	0,037	-0,004	-0,017	-0,171	-0,221
Rawls04 – pF 2,5	-0,074	-0,127	-0,141	-0,191	0,122	0,167	0,003	-0,005	-0,073	-0,143	-0,172	-0,260	0,030	0,026	0,127	0,150
Arruda – pF 2,5	-0,001	-0,151	0,002	**-0,342**	0,001	0,210	0,005	-0,054	0,000	-0,179	-0,001	**-0,346**	0,003	-0,027	0,003	0,243
Lal – pF 2,5	-0,098	-0,148	-0,181	-0,245	0,161	0,191	-0,019	-0,039	-0,103	-0,170	-0,223	-0,295	-0,027	-0,062	0,164	0,174
Pidgeon – pF 2,5	-0,010	-0,027	-0,009	-0,015	0,018	0,030	0,015	0,004	-0,013	-0,049	-0,041	-0,104	0,036	0,063	0,004	-0,028
Rawls82 – pF 4,2	0,100	0,128	0,064	0,058	-0,078	-0,112	-0,110	-0,170	0,046	0,056	-0,019	-0,011	-0,040	-0,080	-0,114	-0,158
Rawls04 – pF 4,2	0,019	-0,002	-0,117	-0,178	0,072	0,071	-0,142	-0,185	-0,044	-0,080	-0,196	-0,232	-0,111	-0,154	0,088	0,077
Arruda – pF 4,2	0,004	-0,009	-0,199	**-0,310**	0,057	0,056	-0,143	-0,232	-0,034	-0,069	-0,180	-0,244	-0,076	-0,151	0,094	0,096
Lal – pF 4,2	0,006	-0,010	-0,136	-0,198	0,054	0,044	-0,167	-0,211	-0,038	-0,064	-0,169	-0,192	-0,155	-0,199	0,041	0,020
Pidgeon – pF 4,2	0,075	0,088	-0,058	-0,090	-0,034	-0,063	-0,159	-0,217	0,020	0,015	-0,091	-0,096	-0,079	-0,127	-0,046	-0,082

Solo la diferencia entre los pF obtenidos por la PTF de Arruda y los pF obtenidos de manera directa han ofrecido coeficientes que sobrepasan el umbral seleccionado para dos variables. Concretamente para la variable *NDVIjul,* en los que tanto *Arruda – pF 2,5* (Figura 57) como *Arruda – pF 4,2* muestran una tendencia descendente similar, aunque

de manera más débil para pF 4,2, en la que para los valores del NDVI cercanos a 0, que en teoría se corresponden con áreas de suelo desnudo y roquedos, están representados en la parte de datos con signo positivo de la gráfica. Lo que nos da a entender que para estas zonas, los valores de pF que muestran los datos del método indirecto es más elevado. Para el resto de datos el aumento de los valores del NDVI, que sugiere un aumento de la vegetación de bajo porte y pastizales, se corresponde con valores de pF mayores en los datos del método directo.

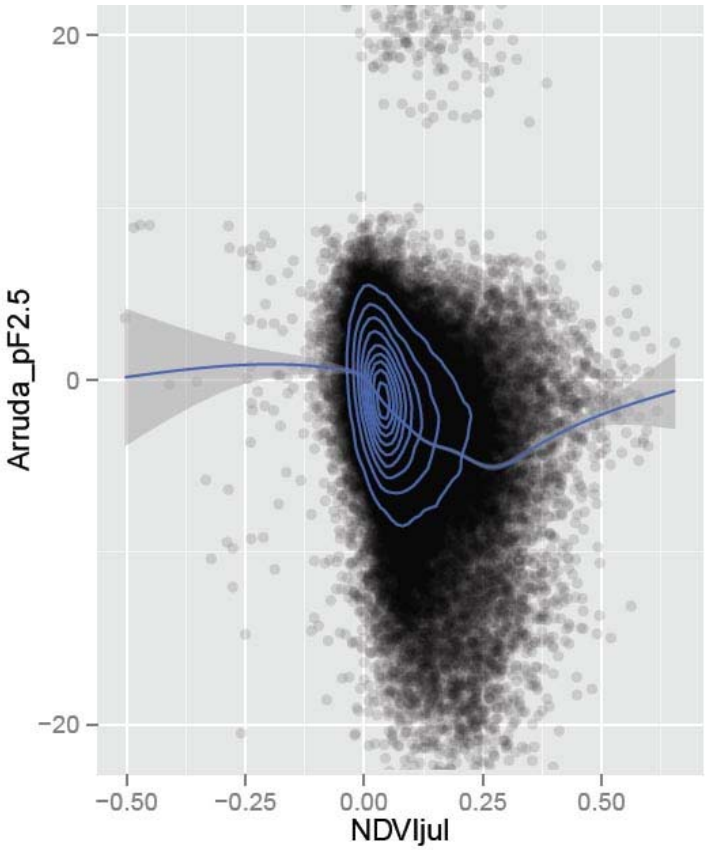


Figura 57. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable *Índice de vegetación de julio (NDVIjul)* y las *Diferencias* en el caso *Arruda_pF2,5* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado a partir de PTFs. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores para el método elaborado mediante modelización de los valores de pF

La otra variable que presenta una alta asociación es *CMIjul,* para *Arruda – pF 2,5,* donde la mayoría de puntos nos indican un mayor pF para la estimación directa, mostrando una tendencia descendente. Aunque a partir del valor 2 de CMI, valor asociado a niveles medios de alteración de rocas con alto contenido en arcillas, tiende a estabilizarse.

4.3.3.2 *Asociación de las variables cualitativas*

Para conocer el grado de asociación de las variables ambientales de carácter cualitativo, se ha utilizado el proceso descrito en la metodología, diferenciado las variables del bloque Tipos de suelos y litología [SL], empleado sólo aquellas clases de las variables (SLu) y (LM) más representativas. Para (*SLu*) obtenemos 10 clases y de (*LM*) se han seleccionado 11 clases de litología. (Tabla 14 y Tabla 15).

SLu

Para la variable *SLu* son pocas las categorías que muestran valores extremos en la distribución normalizada (Tabla 37), siendo *FluC* y *Lit* las que más están representadas en los casos estudiados. También *RegL* y *RegL_XerC*, aunque solo con el caso de *Rawls82 – pF 2,5*, representan más del 50% de sus datos con valores extremos. Para la categoría *FluC* solo aparece con grado de asociación en el pF 4,2, y si observamos los diagramas de caja de los cuatro casos seleccionados nos muestran un rango inter cuartil (RIC) muy estrecho, lo que significa que existe una alta correlación entre estas clases y las diferencias. De los cuatro casos, ninguno se sitúa muy alejado del nivel 0, que es indicador de similitud entre los dos métodos analizados. También es interesante comentar que *Rawls04 – pF 2,5* y en menor medida *Arruda – pF 2,5,* son los únicos que presentan una asimetría con respecto al resto de categorías de la variable (SLu), ya que se encuentran en la franja de valores positivos, lo que nos indica que su influencia está asociada a la estimación indirecta del pF.

Para la clase *Lit* tenemos valores de asociación observados en pF 2,5 con *Arruda – pF 2,5* y *Lal – pF 2,5.* En ambos casos se muestra una correlación baja, ya que el valor del RIC es alto. Su situación en los ejes del gráfico nos muestra que la influencia está asociada al método de estimación directa. En los valores de pF 4,2 vuelven a repetir *Arruda – pF 4,2* y *Lal – pF 4,2* con unos resultados muy similares a los mostrados en el pF 2,5.

Las clases *RegL* y *RegL_XerC* representadas por *Rawls82 – pF 2,5*, nos muestran un tamaño de RIC que nos indica una notable correlación, y unos valores de la mediana,

centrados en ambos casos. Pero la situación próxima a la franja del valor 0, nos da una señal de que esta categoría presenta una similitud de los resultados para ambos métodos.

Tabla 37. Valores de *z* obtenidos de la estandarización de los datos *Diferencias* de los dos métodos de estimación de pF, para determinar el grado de asociación entre las *Diferencias* y las variables ambientales de carácter cualitativo *Suelo* (SLu), seleccionadas entre los valores de *z* en una distribución normal que sean mayores a 0,67 y menores a -0,67 (en negrita).

	FluC	Lit	Lit_XerC	RegC	RegC_XerC	RegL	RegL_XerC	XerC	XerC_XerP	XerP
	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor
Rawls82 – pF 2,5	0,443	0,375	0,505	-0,144	-0,302	**-0,704**	**-0,829**	-0,014	-0,252	-0,27
Rawls04 – pF 2,5	0,406	-0,62	0,041	0,181	-0,006	-0,221	-0,364	0,282	0,097	0,052
Arruda – pF 2,5	0,613	**-0,831**	-0,161	0,386	-0,043	-0,261	-0,216	0,374	0,046	0,008
Lal – pF 2,5	0,595	**-0,858**	-0,176	0,538	0,117	-0,284	-0,490	0,336	-0,036	-0,043
Pidgeon – pF 2,5	0,330	-0,041	0,349	-0,121	-0,288	-0,328	-0,283	0,102	-0,029	-0,069
Rawls82 – pF 4,2	0,478	0,209	0,272	-0,337	-0,412	0,174	0,084	0,08	-0,185	-0,183
Rawls04 – pF 4,2	**0,916**	-0,601	-0,266	0,258	-0,108	-0,092	-0,302	0,386	-0,151	-0,158
Arruda – pF 4,2	**0,921**	**-0,774**	-0,197	0,333	-0,188	0,435	0,328	0,370	-0,194	-0,145
Lal – pF 4,2	**0,928**	**-0,807**	-0,212	0,598	0,035	0,258	-0,173	0,347	-0,348	-0,253
Pidgeon – pF 4,2	**0,803**	-0,182	0,127	-0,014	-0,370	0,258	0,146	0,204	-0,280	-0,239

LM

Los resultados de los valores normalizados para la variable LM (Tabla 38) nos muestran claramente que son clases *Sand* y *Dolom* las que tienen el mayor índice de valores extremos en sus distribuciones de frecuencias estandarizadas, y en menor grado *QuaUnd.*

Para la categoría *Sand,* a pesar de mostrar un notable grado de asociación en el análisis de sus valores estandarizados, la representación gráfica de sus valores originales nos muestran en la totalidad de los casos examinados una enorme dispersión de sus datos, indicando un pobre valor de asociación con las diferencias. Es interesante observar que siempre se sitúa en el rango de los valores positivos y a excepción de *Rawls82 – pF 2,5, Rawls82 – pF 4,2 y Rawls04 – pF 2,5*, para el resto de los casos en el rango inverso de la mayoría del resto de categorías.

Tabla 38. Valores de *z* obtenidos de la estandarización de los datos *Diferencias* de los dos métodos de estimación de pF, para determinar el grado de asociación entre las *Diferencias* y las variables ambientales de carácter cualitativo *Litología* (LM), seleccionadas entre los valores de *z* en una distribución normal que sean mayores a 0,67 y menores a -0,67 (en negrita).

	Clay	**Sand**	**SandSt**	**LimSt**	**Collu**	**Congl**	**QuaUnd**	**Dolom**	**Marg**	**Keup**	**Met-Sil**
	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor
Rawls82 – pF 2,5	-0,064	**3,174**	0,527	0,342	-0,334	0,005	0,120	-0,324	-0,238	0,164	-0,426
Rawls04 – pF 2,5	0,186	**3,354**	0,372	-0,371	-0,035	0,205	0,332	**-1,373**	-0,119	0,103	-0,132
Arruda – pF 2,5	0,241	**2,962**	0,270	-0,513	-0,184	0,159	0,479	**-1,543**	-0,056	0,025	-0,157
Lal – pF 2,5	0,301	**2,937**	0,308	-0,522	-0,198	0,126	0,436	**-1,513**	0,047	0,043	-0,275
Pidgeon – pF 2,5	0,010	**3,599**	0,411	0,036	-0,089	0,162	0,167	**-0,812**	-0,288	0,088	-0,044
Rawls82 – pF 4,2	-0,218	**2,087**	-0,047	0,406	-0,400	-0,144	0,362	**-0,673**	-0,383	-0,256	0,474
Rawls04 – pF 4,2	0,037	**1,664**	-0,052	-0,162	-0,584	-0,208	**0,758**	**-1,471**	-0,102	-0,213	0,009
Arruda – pF 4,2	0,090	**1,749**	-0,259	-0,306	-0,505	-0,055	**0,669**	**-1,520**	-0,132	-0,448	0,558
Lal – pF 4,2	0,200	**1,702**	-0,160	-0,308	-0,635	-0,109	0,649	**-1,492**	0,044	-0,400	0,256
Pidgeon – pF 4,2	-0,089	**2,014**	-0,144	0,127	-0,550	-0,120	0,524	**-1,012**	-0,280	-0,386	0,508

Respecto a la clase *Dolom* observamos que tanto para los casos de pF 2,5 y pF 4,2 el valor del RIC no es demasiado bajo, lo que implica una cierta dispersión en sus valores. Lo que si muestran la mayoría de los casos es que presenta una posición alejada del eje central y siempre en el rango de los valores negativos, por lo que apunta a que está asociada a la estimación directa del pF.

Finalmente la clase *QuaUnd* solo aparece en los valores normalizados para los casos *Rawls04 – pF 4,2* y *Arruda – pF 4,2,* en los que presenta un grado notable de correlación. La posición cercana al eje central de la mayoría de sus puntos nos señala que la diferencia entre los dos métodos es mínima, aunque nos muestra algo interesante en los dos casos propuestos, en la que solo junto a la clase *Sand* en *Rawls04 – pF 4,2* y las clases *Sand* y *Met-Sil* en *Arruda – pF 4,2* se encuentran en el rango inverso del resto de categorías analizadas.

5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Una parte importante de los resultados obtenidos en este capítulo van a estar vinculados a la estimación de valores de OM a escala regional. En la revisión bibliográfica, se han encontrado recientes estudios que demuestran que a partir de escasos perfiles con información de carbono orgánico (OC) se pueden obtener un alto grado de correlación con variables extraídas de los DEM (pendiente, curvaturas,…) y mapas de suelos, obteniéndose buenas predicciones del contenido de OC en las capas superficiales del suelo (Meersmans et al., 2009; Schwanghart and Jarmer, 2011; Doetterl et al., 2013). En nuestro caso, siguiendo los procedimientos del Capítulo 1 para la obtención de las texturas con el apoyo de variables ambientales, se ha elaborado unas estimaciones de la OM a diversas resoluciones, alcanzado unos coeficientes de determinación bastante más elevados que en el caso de las texturas (R^2= 0,48). Evaluando los diferentes resultados de AIC para todos los modelos uni-resolución observamos cómo hay una tendencia generalizada en ir mejorando el modelo a medida que aumenta el tamaño del pixel, determinando que el modelo uni-resolución 400 es el que mejores valores de AIC ha obtenido en los criterios de selección de los modelos.

Aprovechando la necesidad de obtener estos valores de OM para el cálculo de las PTFs, y conocido el efecto del cambio de resolución en la estimación de la OM, tenemos la posibilidad de analizar elementos tan interesantes como, que variables explicativas de los modelos están vinculados a los procesos ambientales que afectan a la distribución de la OM, y cuál es el peso específico de estas variables para la predicción de la OM. Centrando el análisis en el modelo 400, podemos señalar que los factores del relieve tiene un efecto importante (Berhe, 2012; Doetterl et al., 2012), siendo la pendiente (Slp) y las curvaturas (CuP y CuPP) los elementos primordiales. En los tres casos existe un relación directa con la disminución de la OM en las áreas llanas o de escasa pendiente que están asociadas en gran parte a superficies agrícolas, mientras que las zonas más escarpadas determinan áreas de mayor contenido en OM por su relación con la vegetación natural que en nuestro ámbito de estudio está más representada en zonas de mayor relieve. Esta relación directa entre vegetación y la predicción de la OM se

observa de igual manera para las variables NDVIjul (Paustian et al, 1997 y Mishra et al., 2010) y FAc, en el primer caso con un aumento de la OM a mayor respuesta de la vegetación, aunque habría que matizar esta relación ya que algunos sistemas agrarios como los cultivos hortícolas pueden ofrecer un alto valor de NDVI que induzca al modelo a sobrestimar los niveles de OM para estas zonas. Respecto a FAc que, a mayores valores representa las zonas de mayor acumulación de flujo, en estos ambientes semiáridos se convierten en áreas de confluencia de las aguas subsuperficiales en la que la vegetación natural se desarrolla con mayor facilidad. Por otra parte, se ha obtenido una relación de incremento de los valores de OM con el aumento de la Tmp, lo que en un medio con déficit hídrico parece contradictorio, por lo que solo se puede argumentar su relación como efecto compensatorio sobre otras variables en el modelo. Finalmente, también observamos un importante papel de la variable (SLu), resultado similar al expuesto por Zhang et al. (2012) donde se sugiere que la introducción de las variables categóricas, como los tipos de suelos, mejora la precisión de modelos en la predicción de la OM.

Desde el punto de vista del entendimiento del ciclo global de carbono (C) y sus implicaciones en el calentamiento global (Jones et al., 2005), son numerosos las publicaciones que analizan estos sistemas. Se muestra fundamental el conocimiento de la distribución del OC, conociéndose que los stocks de OC en el suelo son mayores que las de la atmósfera y la biosfera en conjunto (Grace, 2004). Por lo que la estimación de información espacialmente distribuida de la OM y su variabilidad entre escalas nos abre nuevas líneas de exploración para el análisis de estas reservas de OC, que serán tratadas en un futuro.

Continuando con el argumento central de este capítulo basado en la exploración de procedimientos para estimar el contenido de agua del suelo a escala regional a través del análisis del potencial de succión (pF), se puede apuntar que en la estimación del contenido de humedad a pF 2,5 y pF 4,2 mediante el método directo, similar al utilizado en las texturas y la OM, los modelos de pF son escala-invariantes (en términos de calidad del modelo medida con AIC) en comparación con estos. Lo que nos puede llevar a dos conclusiones, en primer lugar al ya mencionado efecto de la precisión en las

coordenadas de las muestras que pueden influir de manera muy importante (Grimm, y Behrens, 2010; Samsonova et al., 2013), ya que es notable que los análisis que ofrecen un mayor cambio de la incertidumbre en los modelos se correspondan con las estimaciones de la textura y OM, obtenidos a partir de las muestras de la capa arable de las que ya se comentaron los problemas de ubicación que presentaban.

Aunque por otro lado, esta invarianza al cambio de resolución de las variables de entrada a los modelos de pF, no se puede excluir que los procesos que rigen las propiedades hídricas de los suelos son menos dependientes a los cambios de escala. Es por tanto una vía abierta a la investigación en el futuro.

Al igual que en los análisis de las texturas, la discusión del efecto de las variables sobre los pF es enormemente interesante por las conclusiones que se pueden extraer de las distintas implicaciones que ejercen los patrones ecológicos en su distribución y variabilidad espacial. Por lo que antes de centrarnos en el modelo de pF 400 (modelo seleccionado para las comparaciones con las PTFs) es conveniente comentar los efectos del cambio de resolución en los modelos de pF (Anexo II). Se observa consistencia entre las variables que entran en los modelos pF 2,5 y pF 4,2 a una misma resolución, lo que explica que los procesos descritos por estas variables son similares en la predicción del pF a niveles de capacidad de campo (θ_{fc}) y del punto de marchitez (θ_{wp}) (Manning et al., 2001). Diferentes son los resultados descritos por las variables al cambio de resolución, donde las curvaturas (CuP) muestran valores más bajos de pF en las zonas convexas y más altos en las cóncavas para las resoluciones 25 y 400, y el efecto se invierte en el resto de resoluciones. Algo similar ocurre con la acumulación de flujo (FAc) con un aumento de los valores de pF a medida que aumenta el tamaño de los cauces en las resoluciones mayores 200 y 400, y siendo el efecto inverso en las resoluciones de 25 y 50. Esta alternancia en el efecto de estas variables puede estar relacionado con los patrones de resolución espacial en los que se representan los procesos de escorrentía e infiltración, y que no actúan de manera similar a distintas escalas (Wu et al., 2005; Zandbergen, 2006; Ruiz-Navarro et al., 2012). Más estable se comporta la variable DEM con un efecto similar en todos los modelos, resultados que coinciden con los obtenidos por Poggio et al., (2010) determinando que los parámetros derivados del DEM

demostraron su utilidad como información auxiliar en la predicción de los valores de capacidad de agua disponible en múltiples extensiones espaciales. En nuestro caso concreto, se observa un aumento del pF a medida que aumenta la altitud, tendencia que se invierte en altitudes superiores a los 1500m. Para finalizar este análisis, es relevante comentar que las variables cualitativas Suelos (SLu) y Litología (LM) han mantenido un patrón constante en todos los modelos, donde se advierte que en los modelos de pF 2,5 (e resoluciones 25 y 50) solo interviene la variable SLu, mientras que LM solo entra en los modelos de pF 4,2. Esto nos explica que la estimación de los valores de pF 2,5 está más relacionada con los datos de información taxonómica del suelo, siendo más importante el factor litológico para la determinación de los pF 4,2.

Tabla 39. Efecto de las variables cuantitativas en los modelos del potencial de succión pF 2,5 y pF4,2; y modelos arcilla (Cl), Limo (Si), Arena (S) y Materia Orgánica (OM) para la resolución 400.

Variable	pF 2,5	pF 4,2	Cl	Si	S	OM
DEM	+	+				
DEM2		-				
Slp			-	-	+	+
Slp2			+	+	-	
CuP		+				-
CuP2		-				
CuPP						-
CuPP2			-	-	+	
FAc						-
FAc2	+	+	+	+	-	+
Pr			+	+	-	
Pr2		+	-	-	+	
Tmp			-		+	+
Tmp2		+	+	+	-	-
RaDr	+	+		+	-	
RaDr2				-	+	
RaDi	-	-		-		-
RaDi2				+	-	+
RaDu			-	-	+	
RaDu2	+		+	+	-	
CMIfeb						
FMIfeb	-					
IOIfeb						-
CMIjul			-		+	-
FMIjul				-	+	+
IOIjul				-	+	-
NDVIfeb						
NDVIjul	+	+	+	-		+

En referencia a los efectos de las variables en la predicción del modelo de pF 400, los resultados obtenidos nos muestran notables diferencias respecto a los dos modelos de pF (Tabla 39). El análisis nos muestra una menor complejidad en el modelo pF 2,5, utilizando 2 un menor número de variables para su predicción. Las variables que intervienen en el modelo de pF 4,2, están mejor representadas en los bloques [TG] y [C]. Los efectos descritos por DEM, CuP y FAc en el pF 4,2 están asociados a un incremento de los pF en zonas de elevada altitud (hasta los 1500m), en superficies cóncavas y en áreas de drenaje de mayor entidad. También es interesante el efecto del NDVIjul, que aparece en los dos modelos de pF, representando un aumento de los valores de pF en zonas de mayor vegetación, causado por la relación entre OM y vegetación con el contenido de humedad del suelo, comentado anteriormente.

Aclarado este punto, se puede comenzar a examinar las *Diferencias* encontradas entre métodos mediante el análisis de los coeficientes de correlación obtenidos entre los valores de las *Diferencias* y los valores de texturas y OM en un primer nivel, y con los valores de las variables ambientales en un segundo nivel.

Respecto al primer nivel de exploración, podemos observar que para las texturas se repite un patrón en todas las capas *Diferencia*, donde las variables *arcilla* y *limos* representan valores de coeficientes positivos y negativos para las *arenas* (esto lógico pues este es el efecto de cada una de las fracciones texturales). Este patrón nos puede indicar que la pauta no se debe a la estructura intrínseca de cada una de las PTFs, sino que más bien pueda estar definido por las fracciones de textura de entrada al modelo, ejerciendo un efecto similar en todos los cálculos. Este hecho resulta muy interesante, ya que las variaciones estructurales en los modelos de textura ejercen una influencia notable en la estimación de estas propiedades hidráulicas. En cambio, la OM muestra un resultado más variable, quizás más influenciada por las PTFs, ya que se observa una relación distinta con *Rawls82 – pF* y *Pidgeon – pF* (coeficientes +), que con el resto de las *Diferencias* (coeficientes -). *Rawls82 – pF* y *Pidgeon – pF* presentan unos sorprendentes valores de correlación (0,986 para pF 2,5 y 0,923 para pF 4,2), lo que manifiesta una alta similitud entre las PTF. Esto concuerda con los coeficientes de determinación (R^2) obtenidos en las correlaciones bivariadas entre los resultados de las

PTFs y los valores originales de pF (LUCDEME) en las que obtienen los valores de varianza explicada del pF más altos (0,298 y 0,301 para pF 2,5 y 0,345 y 0,313 para pF 4,2, respectivamente).

La existencia de la elevada influencia de las texturas y OM en las *Diferencias* implica que la variabilidad espacial de nuestras predicciones de las texturas tiene un grado de discordancia respecto a las predicciones de pF, por lo que el análisis sobre las variables ambientales servirá de ayuda en la determinación de las *Diferencias*. En los aspectos topográficos (TG), la variable DEM tiene un valor fuertemente negativo en las diferencias, esto es lógico ya que entra en los modelos de pF pero no en los de texturas (aunque sí indirectamente a través de las variables climáticas como ya se explicó en el Capítulo 1). El hecho de que DEM entre en los modelos de pF puede estar relacionado con que el tamaño muestral utilizado para su predicción es diferente y menor número de muestras (perfiles - LUCDEME), que el utilizado para las texturas y OM (capa arable - LUCDEME). Esto se puede deber a que al modelo le cueste más ajustarse a la información climática (de baja calidad), y usa los valores de altitud (DEM) como apoyo. Por otro lado, los coeficientes nos indican que la pendiente (Slp) también muestra grandes diferencias entre los métodos, debido a que aparece en los modelos de textura y OM pero no en los de pF. Las numerosas diferencias encontradas en las variables climáticas podrían estar relacionadas con el hecho de que el modelo de pF toma el DEM como sucedáneo climático, aspecto que no sucede con los modelos de texturas y OM, con lo que las variables climáticas (Tmp y Pr) complementan el efecto de las DEM y por tanto pueden tener respuestas muy diferentes a la que se muestran en las fracciones de textura. Respecto a las divergencias mostradas por las variables de radiación, estás podrían provenir de la no entrada de estas en el modelo de arcilla, el cual tiene un peso muy importante en los modelos de pF. Interesante es el caso de NDVIjul, incluida en el bloque las variables [RS], que aparece tanto en los modelos de textura y OM, así como de pF. Esta información resulta bastante consistente, generando poco sesgo en el tipo de ecosistema en cuanto a la actividad de la vegetación, que es lo que realmente muestra esta variable.

A modo de conclusión final se puede señalar que el problema de consistencia comentado proviene de usar conjuntos de variables ambientales diferentes para cada modelo. Esto se aplica también a las texturas, que para cada una de las cuáles se obtiene el 'mejor' modelo posible. Esto nos hace plantearnos que hay que explorar vías de elaborar modelos estructuralmente iguales, es decir que para la predicción de distintas propiedades del suelo se utilicen los mismos predictores.

6. BIBLIOGRAFÍA

Agustí, M. 2003. Citricultura. Madrid, Ediciones Mundi-Prensa.

Alexander, E. B. 1980. *Bulk densities of California soils in relation to other soil properties.* Soil Science Society of America Journal 44 : 689-692.

Arruda, F.B., Zullo JR, .J. & Oliveira, J.B. *Parâmetros de solo para o cálculo da água disponível com base na textura do solo.* Revista Brasileira de Ciência do Solo, v.11 : 11-15, 1987.

Bandara, R., Walker, J.P., Rüdiger, C. 2013. *Towards soil property retrieval from space: A one-dimensional twin-experiment.* Journal of Hydrology 497 : 198-207

Batjes, N.H. 1996. *Development of a world data set of soil water retention properties using pedotransfer rules*, Geoderma, 71 : 31-52

Berhe, A.A., 2012. *Decomposition of organic substrates at eroding vs. depositional landform positions.* Plant and Soil 350 (1–2) : 261–280.

Bouma, J. 1989. *"Using soil survey data for quantitative land evaluation". Advances in Soil Science* 9 : 177–213.

Børgesen, C.D., Iversen, B.V., Jacobsen, O.H., Schaap, M.G. 2008. *Pedotransfer functions estimating soil hydraulic properties using different soil parameters.* Hydrological Processes ,22 (11) : 1630-1639.

Bucci, S.J., Scholz, F.G., Goldstein, G., Meinzer, F.C., Arce, M.E. 2009. *Soil water availability and rooting depth as determinants of hydraulic architecture of Patagonian woody species.* Oecologia 160 (4) : 631-641

Buccigrossi, F. Caliandro, A. Rubino, P. Mastro, M.A. 2010. *Testing Some Pedo-Transfer Functions (PTFs) in Apulia Region. Evaluation on the Basis of Soil Particle Size Distribution and Organic Matter Content for Estimating Field Capacity and Wilting Point.* Ital. J. Agron. / Riv. Agron., 4 : 367-381

Delgado, F. y Barreto, L. 1988. *Una aproximación matemática para la elaboración de curvas de retención de humedad en suelos representativos de los Llanos Occidentales*. Revista UNELLEZ de Ciencia y Tecnología. 6(1-2) : 45 - 50.

Dijkerman, J.C. 1988. *An Ustult-Aquult-Tropept Catena in Sierra Leone, West Africa, II. Land Qualities and Land.* Geoderma, 42 : 29-49.

Doetterl, S., Six, J., Van Wesemael, B., Van Oost, K. 2012. *Carbon cycling in eroding landscapes: geomorphic controls on soil organic C pool composition and C stabilization.* Global Change Biology18 (7) : 2218–2232.

Doetterl, S., Stevens, A., van Oost, K., Quine, T.A., van Wesemael, B. 2013. *Spatially-explicit regional-scale prediction of soil organic carbon stocks in cropland using environmental variables and mixed model approaches.* Geoderma 204-205 : 31-42.

Dunkerley, D.L. 2002. *Infiltration rates and soil moisture in a groved mulga community near Alice Springs, arid central Australia: Evidence for complex internal rainwater redistribution in a runoff-runon landscape.* Journal of Arid Environments 51 (2) : 199-219

FAO-UNESCO. Soil Map of the world. Vol. I: Legend. (1974)

Garcia-Estringana, P., Alonso-Blázquez, N., Alegre, J. 2010. *Water storage capacity, stemflow and water funneling in Mediterranean shrubs.* Journal of Hydrology 389 (3-4) : 363-372

Givi, J., Prasher, S.O., Patel, R.M. 2004. *Evaluation of pedotransfer functions in predicting the soil water contents at field capacity and wilting point.* Agricultural Water Management Volume 70, Issue 2 : 83-96.

Grace, J. 2004. *Understanding and managing the global carbon cycle.* Journal of Ecology 92 (2) : 189-202

Grimm, R. and Behrens, T. 2010. *Uncertainty analysis of sample locations within digital soil mapping approaches.* Geoderma 155 (3-4) : 154-163

Hastie, T. J. and Tibshirani, R. J. 1990. Generalized Additive Models. Chapman & Hall/CRC.

Herwitz, S.R. 1986. *Infiltration-excess caused by stemflow in a cyclone-prone tropical rainforest.* Earth Surface Processes & Landforms, 11 (4) : 401-412.

Hutson, J.L., Cass, A. 1987. *A retentivity function for use in soil-water simulation models.* Journal of Soil Science Volume 38, Issue 1 : 105-113

Jones, C., McConnell, C., Coleman, K., Cox, P., Falloon, P., Jenkinson, D., Powlson, D. 2005. *Global climate change and soil carbon stocks; predictions from two contrasting models for the turnover of organic carbon in soil.* Global Change Biology 11 (1) : 154-166

Klute, A. 1986. Water retention: Laboratory methods, in A. Klute, ed. Methods of Soil Analysis. Part 1: Physical and Mineralogical Methods. Agranomy Monograpfh 9, ASA, Madison, WI, pp. 635-662.

Lal, R. 1979. *Physical properties and moisture retention characteristics of some Nigerian soils.* Geoderma, 21 : 209-223.

Loussert, R. 1992. Los Agrios. Madrid, Ediciones Mundi-Prensa.

Malavé, N. 1991. Estudio preliminar de las relaciones entre características de retención de humedad y distribución de tamaño de partículas, materia orgánica y densidad aparente. Trabajo de Grado. Universidad Central de Venezuela, Facultad de Agronomía, Departamento de Edafología. 92 p.

Martínez Fernández, J. 1996. Variabilidad especial de las propiedades físicas e hídricas de los suelos en medio semiárido mediterráneo. Universidad de Murcia. 191p.

Malik, R.S., Butter, B.S., Analauf, R. y Richter, J., 1987. Water penetration into soiis with different textures and initial soil contents. Soil Science, 144(6) : 389-393.

Manfreda, S., Scanlon, T.M., Caylor, K.K. 2010. *On the importance of accurate depiction of infiltration processes on modelled soil moisture and vegetation water stress.* Ecohydrology 3 (2) : 155-165

Manning, G., Fuller, L.G., Eilers, R.G., Florinsky, I. 2001. *Soil moisture and nutrient variation within an undulating Manitoba landscape.* Canadian Journal of Soil Science 81 (4) : 449-458

Masutti, M.M. 1997. Caracterização da água disponível a partir de parâmetros físico-hídricos em solos da zona da mata do Estado de Pernambuco. Recife, Universidade Federal Rural de Pernambuco, 69p. (Tesis Doctoral)

Meersmans, J., van Wesemael, B., De Ridder, F., Van Molle, M. 2009. *Modelling the three-dimensional spatial distribution of soil organic carbon (SOC) at the regional scale (Flanders, Belgium)*. Geoderma 152 (1–2) : 43–52.

Minasny, B., Hopmans, J.W., Harter, T., Eching, S.O., Tuli, A., Denton, M.A. 2004. *Neural networks prediction of soil hydraulic functions for alluvial soils using multistep outflow data.* Soil Science Society of America Journal Volume 68, Issue 2 : 417-429

Mishra, U., Lai, R., Liu, D., Van Meirvenne, M. 2010. *Predicting the spatial variation of the soil organic carbon pool at a regional scale.* Soil Science Society of America Journal 74 (3) : 906–914.

Nelson, D.W., Sommers, L.E., 1982. Total Carbon Organic Carbon and Organic Matter. In: Page, A.L., Miller, R.H., Keeny, D.R. (Eds.), Methods of Soil Analysis, Part 2-Chemical and Microbiological Properties, second ed., 9, Part 2. Agronomy Monograph, Madison, WI, pp. 539–579.

Nemes, A., Rawls, W.J., Pachepsky, Y.A. 2006. *Use of the Nonparametric Nearest Neighbor Approach to Estimate Soil Hydraulic Properties.* Soil Science Society of America Journal 70 (2) : 327-336

Paustian, K., Levine, E., Post, W.M., Ryzhova, I.M. 1997. *The use of models to integrate information and understanding of soil C at the regional scale.* Geoderma 79 (1-4) : 227-260

Peraza, J.E.S. 2003. Retenção de água e pedofunções para solos do Rio Grande do Sul. Santa Maria, Universidade Federal de Santa Maria, 118p. (Tesis Doctoral)

Pidgeon, J.D. 1972. *The measurement and prediction of available water capacity of Ferrallitic soils in Uganda.* Journal Soil Science, 23 : 431-441.

Poggio, L., Gimona, A., Brown, I., Castellazzi, M. 2010. *Soil available water capacity interpolation and spatial uncertainty modelling at multiple geographical extents.* Geoderma 160 (2) : 175-188

Pribyl, D. W. 2010. *A critical review of the conventional SOC to SOM conversion factor.* Geoderma 156 : 75–83

Proyecto LUCDEME (Lucha contra la Desertificacion del Mediterraneo) 1986. Mapa de suelos, escala 1:100.000. ICONA - Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación.

Rawls, W.J., Brakensiek, D.L., Saxton, K.E., 1982. *Estimation of soil water properties.* Transactions of the ASAE. 108 : 1316–1320.

Rawls, W.J., Pachepsky, Y.A, Ritchie, J.e., Sobecki, T.M., Bloodworth, H., 2003. *Effect of soil organic carbon on soil water retention*. Geoderma 116 : 61-76.

Rawls, W.J. Nemes, A. and Pachepskl, Y. 2004. Effect of soil organic carbon on soil hydraulic properties Developments in soil science volume 30 ISSN 0166-2481/DOI 1O.1016/S0166-2481(04)30006-1

Richards, L.A. 1931. Capillary conduction of liquids through porous mediums. Journal of Applied Physics 1 – 5 : 318-333

Richards, L.A. y Weaver, L.R. (1944). "Moisture retention by some irrigated soils as related to soil moisture tension". Journal of Agricultural Research 69 : 215–235

Richards, L.A. 1947. *Pressure membrane apparatus: construction and use.* Agric. Eng., 28 : 451-454.

Romano, N. and Palladino, M. 2002. *Prediction of soil water retention using soil physical data and terrain attributes.* Journal of Hydrology 265 : 56–75

Ruiz-Navarro, A., Barberá, G.G., García-Haro, J., Albaladejo, J. 2012. *Effect of the spatial resolution on landscape control of soil fertility in a semiarid area.* Journal of Soils and Sediments 12 (4) : 471-485

Samsonova, V.P., Meshalkina, Y.L., Blagoveshchenskii, Y.N. 2013. *Effect of errors in positioning the sampling points on the assessment of the relationships between the remote sensing data and the soil properties.* Eurasian Soil Science 46 (5) : 484-490

Santanello, J. Peters-Lidard, C. Garcia, M. Mocko, D. Tischler, M. Moran, M. and Thoma, D. 2007. *Using remotely sensed estimates of soil moisture to infer spatially distributed soil hydraulic properties.* Remote Sensing. Environment, 110, 79–97.

Schaap, M.G., Leij, F.J., Van Genuchten, M.Th. 2001. *Rosetta: A computer program for estimating soil hydraulic parameters with hierarchical pedotransfer functions. Journal of Hydrology*, 251 (3-4) : 163-176.

Schuh, W.M. and Cline, R.L. 1990. *Effect of soil properties on unsaturated hydraulic conductivity pore- interaction factors.* Soil Science Society of America Journal Volume 54, Issue 6 : 1509-1519.

Schwanghart, W., Jarmer, T., 2011. *Linking spatial patterns of soil organic carbon to topography — a case study from south-eastern Spain.* Geomorphology 126 (1–2) : 252–263.

Šimunek, J., Van Genuchten, M.Th., Šejna, M. 2008. *Development and applications of the HYDRUS and STANOMD software packages and related codes.* Vadose Zone Journal Volume 7, Issue 2 : 587-600

Twarakavi, N.K.C, Šimunek, J., Schaap, M.G. 2010. *Can texture-based classification optimally classify soils with respect to soil hydraulics?* Water Resources Research 46 (1) , art. no. W01501

Van Genuchten, M.Th. 1980. *Closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soil.* Soil Sci. Soc. Am, 44 : 1147-1152.

Vereecken, H., Diels, J., Van Orshoven, J., Feyen, J., Bouma, J. 1992. *Functional evaluation of pedotransfer functions for the estimation of soil hydraulic properties.* Soil Science Society of America Journal 56 (5) : 1371-1378

Wang, K., Zhang, C., Li, W. 2013. *Predictive mapping of soil total nitrogen at a regional scale: A comparison between geographically weighted regression and cokriging.* Applied Geography 42 : 73-85

Wettschereck, D., Aha, D.W., Mohri, T. 1997. *A Review and Empirical Evaluation of Feature Weighting Methods for a Class of Lazy Learning Algorithms.* Artificial Intelligence Review Volume 11, Issue 1-5 : 273-314

Wheeler, S.J., Sharma, R.S., Buisson, M.S.R. 2003. *Coupling of hydraulic hysteresis and stress-strain behaviour in unsaturated soils.* Geotechnique 53 – 1 : 41-54.

Wosten, J.H.M. and Van Genuchten, M.T. 1988. *Using texture and other soil properties to predict the unsaturated soil hydraulic functions*. Soil Science Society of America Journal 52 (6) : 1762-1770.

Wu, S., Li, J., Huang, G. 2005. *An evaluation of grid size uncertainty in empirical soil loss modeling with digital elevation models.* Environmental Modeling and Assessment 10 (1) : 33-42

Zandbergen, P.A. 2006. *The effect of cell resolution on depressions in digital elevation models.* Applied GIS 2 (1) : 4.1-4.35

Zhang, S., Huang, Y., Shen, C., Ye, H., Du, Y. 2012. *Spatial prediction of soil organic matter using terrain indices and categorical variables as auxiliary information*. Geoderma 171–172 : 35–43.

Capítulo 3

Estimación de la erosionabilidad (Factor K) a escala regional mediante dos métodos

1. INTRODUCCIÓN

La erosión geológica como parte del ciclo geográfico es un fenómeno natural que abarca los cambios que sufre el relieve por la acción de distintos agentes. El suelo se presenta como un soporte de numerosas actividades productivas esenciales para el ser humano, produciendo un fuerte vínculo de dependencia entre ambos. Pero como consecuencia de la acción del hombre se ha producido una erosión acelerada, convirtiendo a los procesos de desertificación en unos de los principales problemas ambientales a nivel mundial (Pimentel et al. 1995). Los procesos de degradación del suelo generan la perdida de volumen de éstos y la escasez de nutrientes, provocando que las tierras agrícolas se vuelvan gradualmente menos productivas (De La Rosa, et al, 2000) y los costes económicos asociados a estas causas sean muy importantes (Shpritzet al., 1995; Schuler y Sattler, 2010), presentando enormes problemas sobre todo en ambientes mediterráneos (Thornes, 2007; García Ruiz y López Bermúdez, 2009).

La complejidad y la interrelación de geosistemas que condicionan a los procesos de degradación del suelo, desde el punto de vista de la erosión hídrica, han generado desde los inicios del siglo pasado numerosos estudios para intentar definir paramétricamente las propiedades físicas y químicas del suelo dando a conocer su relación con la erosión de manera empírica, estableciendo índices de erosión dependientes de distintas propiedades como la textura o densidad aparente (Middleton y Byers, 1934) o profundizando en el comportamiento de los suelos con distintas texturas para establecer índices de resistencia a la erosión (Bouyoucos, 1935). También se iniciaron técnicas de medición de la estabilidad de los agregados basados en análisis mecánicos (Voznesensky y Artsruui, 1940), o en trabajos como los de Bryan (1968) que establece la fracción arcilla como determinante en los procesos erosivos. Estos antecedentes son los que permiten a Wischmeier y Mannering (1969) presentar con ecuaciones de regresión múltiple, una buena correlación entre la vulnerabilidad a la erosión y un índice que englobaba 15 propiedades físicas del suelo, definiendo por primera vez el Factor K como elemento de erosionabilidad del suelo para la ecuación USLE, y que en futuros trabajos

(Wischmeier et al., 1971) se terminó por simplificar en solo 5 parámetros físicos del suelo.

Desde la publicación completa de la ecuación *Universal Soil Loss Ecquation* (USLE) (Wischmeier y Smith, 1978) por la *Soil Conservation Service* (en este momento, *Natural Resources Conservation Service*) de la USDA hasta la actualidad, no han parado de surgir modelos de la erosión hídrica, y trabajos que permiten evaluar espacialmente la ocurrencia de los procesos de erosión (de Vente et al., 2008), analizar su evolución temporal y simular los efectos de cambios en las variables climáticas y paisajísticas (Poesen et al., 2003; de Vente, 2007). En general, la modelización de estos procesos se basa en la comprensión de las leyes físicas y químicas que controlan los procesos de arranque y transporte de partículas del suelo.

Numerosas administraciones públicas y universidades han liderado el desarrollo y aplicación de estos modelos, demostrando el interés general creado por estos problemas. Ejemplo de ello, son los modelos SWAT (*Soil and Water Assessment Tool*) (Arnold y Fohrer, 2005), WEPP (*Water Erosion Prediction Project*) (Nearing et al., 1989) o ANSWERS (*Areal Nonpoint Source Watershed Enviroment Response Simulator*) (Beasley et al., 1989) realizados en Estados Unidos y aplicados a nivel mundial. También en la UE se han elaborado robustos programas de investigación con desarrollo de modelos como EUROSEM (*European Soil Erosion Model*) (Morgan et al., 1998), PESERA model (*Pan-European Soil Erosion Risk Assessment*) (Kirkby et al., 2000) o WATEM/SEDEM (*Water and Tillage Erosion Model*) (Van Oost et al., 2000), que vienen a completar la oferta de estas herramientas.

Atendiendo a la formulación que adquiere la descripción de los procesos físicos representados, se pueden clasificar los modelos de erosión en tres grandes grupos (Merritt et al., 2003): modelos empíricos, modelos conceptuales y modelos de base física. Los primeros están basados en el análisis estadístico de datos obtenidos mediante información cuantitativa a partir de instalaciones experimentales y de monitorización en campo, y aunque generalmente son los modelos más sencillos de aplicar, no ofrecen una visión dinámica del proceso sino que se orientan a la predicción de valores promedio a

largo plazo. Los modelos conceptuales se basan en la representación de los principales procesos físicos de la de erosión como una serie interna de almacenamientos entre los que se establecen relaciones matemáticas simplificadas, pudiéndose entender que estos modelos son una combinación de los modelos físicos y los estrictamente empíricos. Finalmente, los modelos de base física se fundamentan en leyes físicas que controlan las relaciones entre los parámetros y los procesos observados. Gracias a que se sustentan en ecuaciones válidas para cualquier área geográfica, estos modelos son más sencillos de calibrar a partir de datos empíricos, al contrario de lo que sucede con los modelos conceptuales.

Independientemente del tipo de modelo utilizado, hay factores comunes en los procesos erosivos que son necesarios cuantificar para poder conocer cuáles son los mecanismos más importantes en estos procesos de degradación del suelo. Fundamental es comprender los factores intrínsecos o inherentes a los suelos, ya que de estas propiedades se pueden obtener las características de vulnerabilidad de un suelo a la erosión, factor conocido como erosionabilidad. Para Hudson (1982), hay dos elementos que intervienen en la erosionabilidad, el primero se basa en las características físicas del suelo, y el segundo en la gestión y uso que se práctica sobre este suelo. Pero son estas primeras, las que conviene aislar y cuantificar para poder conocer las respuestas del suelo a la erosión, que gracias a la aplicación de nuevos modelos a partir de relaciones estadísticas planteados sobre estos datos obtenidos en parcelas experimentales y su relación con propiedades del suelo fácilmente medibles, están siendo de gran utilidad para obtener nuevos y mejores algoritmos de estimación del índice de erosionabilidad, lo que permite en gran parte sustituir los costosos y complejos sistemas de medición en campo de este factor.

Se conoce como Factor K a la respuesta de un suelo al poder erosivo en episodios de lluvia, definiéndose como la agrupación de una serie de parámetros que representan la respuesta total del suelo a un gran número de procesos de erosión hidrológica (Römkens, 1985). Todos estos procesos son complejos y dinámicos en la naturaleza, estando muy influenciados por las propiedades del suelo y las características de sus perfiles. Muchas de estas propiedades son intrínsecas y supone que invariables a escala

humana, tales como la textura y mineralogía de las arcillas. Pero no hay que obviar otras propiedades más dinámicas y transitorias a un nivel espacio-temporal, como el contenido de agua del suelo, el porcentaje de materia orgánica (Boix-Fayos, 2009; Martínez-Mena, 2012) o los procesos de formación y estabilización de los agregados (Hontoria et al., 2009), sin olvidar los inducidos por el hombre, por ejemplo, los cambios en la rugosidad superficial provocada por la transformación de los usos del suelo (Torri et al., 2013), o por los procesos de interceptación (Belmonte Serrato y Romero Diaz, 1998; Kozak et al., 2007), donde la vegetación actúa modificando la dinámica de la lluvia y protegiendo los suelos frente a la acción erosiva del agua. Esta variabilidad a los efectos de la erosividad de un suelo están contemplados por el factor C o factor cubierta vegetal de la USLE, que están determinados por los distintos sistemas de uso y gestión que se dan en el territorio, y se van a presentar como determinantes en la modificación de los niveles erosionabilidad de un suelo.

Por otra parte, hay que tener en cuenta que son varios los mecanismos de erosión que están actuando al mismo tiempo, cada uno de manera diferente en relación a una propiedad específica del suelo. Aunque no es probable que sean pocas las características de un suelo que describan con precisión los valores de K (Torri et al., 1997), han sido muchos los trabajos realizados para relacionar valores medidos en campo del Factor K a ciertas propiedades físico - químicas del suelo, en un intento de minimizar los rangos de incertidumbre existentes en la estimación de este factor. Römkens es uno de los primeros autores que aborda la determinación del Factor K con datos empíricos a escala mundial (Römkens et al., 1986; Römkens et al., 1988) y revisado por Renard et al. (1997), ofreciendo una ecuación ampliamente utilizada. También Torri et al. (1997, corregida por Torri et al., 2002), estiman el factor K para la RUSLE utilizando una base de datos a nivel global, introduciendo en la ecuación, a diferencia de la de Römkens, valores de OM. Otros trabajos se centran en la erosionabilidad como una propiedad dinámica, considerando la variabilidad temporal del Factor K como un elemento esencial (Young et al., 1990). A pesar de que estas variaciones temporales están ampliamente reconocidas (Wischmeier and Mannering, 1969; Mutchler and Carter, 1983; Liu and Liu, 2007), las causas subyacentes y los factores que las originan no están lo suficientemente investigadas (Wang et al., 2013). Ensayos recientes ponen en evidencia las estimaciones

de los valores del Factor K por la falta calibraciones de los modelos utilizados, en la mayor parte de los casos por falta de disponibilidad de datos empíricos debido a la dificultad y el coste de estos experimentos (Wang et al., 2012). La tendencia actual en la modelización de la erosión parece ir encaminada hacia el desarrollo de modelos físicos de gran complejidad, que necesitan de bases de datos más amplias y complejas para poder resolver los problemas de calibración que estos modelos plantean. Pero paradójicamente, en este sentido poco ha evolucionado la situación desde los primeros trabajos que intentaban modelizar los procesos de degradación del suelo, lo que induce a pensar si esta evolución no requiere un cambio de rumbo en los diseños de los proyectos para estudiar la predicción de los procesos erosivos, con planteamientos del tipo “hasta dónde podemos llegar con el modelo” en favor de otros del tipo “qué es realmente lo que necesitamos” (Alatorre y Beguería, 2009).

2. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

Son numerosas las interrelaciones entre las variables que intervienen en los procesos físicos del suelo, y son también muchas las dificultades causadas por el origen y estado de las propias fuentes de información, así como por las distintas herramientas y metodologías existentes para el tratamiento de los datos, lo que repercute de manera sustancial en la estimación y precisión de los valores examinados. La variabilidad de los resultados por esta dependencia a la que están sujetos los cálculos de la erosionabilidad hace interesante conocer que influencia tiene el origen de los datos necesarios para su cómputo, y cómo es de determinante la elección del algoritmo para la estimación del Factor K.

Los objetivos de este capítulo son:

(i) Elaborar un método de estimación del Factor K utilizando los valores de texturas (Capítulo 1) y OM (Capítulo 2) obtenidos mediante modelización de variables ambientales a escala regional.

(ii) Determinar las diferencias entre los valores de la estimación del Factor K elaborado mediante la modelización en (i) y los valores del Factor K obtenidos a través del método convencional de atribuir cartográficamente un valor de K a cada tipo de suelo.

(iii) Conocidas las divergencias entre métodos, el interés se centra en determinar y analizar las variables que influyen de manera notoria en las diferencias, lo que servirá para mejorar las estimaciones de la erosionabilidad en futuros trabajos.

(iv) Explorar las estimaciones de erosionabilidad en base a su efecto sobre diferentes coberturas y usos del suelo.

3. MATERIAL Y MÉTODOS

3.1 FUENTES DE INFORMACIÓN

En este capítulo se utilizan los valores de textura y OM de las determinaciones analíticas de los muestreos en los horizontes superficiales de los perfiles del proyecto LUCDEME, así como la cartografía de suelos E. 1:100.000 del mismo proyecto y el mapa de litologías, elaborado en este trabajo, extraído de los datos cartográficos MAGNA del IGME. Además se han utilizado las bases cartográficas de los datos de texturas y OM obtenidas por modelización en los capítulos anteriores.

3.2 MÉTODOS

La erosionabilidad expresada como la vulnerabilidad de un suelo a la erosión está condicionada directamente por la disminución de la materia orgánica y la degradación de la estructura del suelo (Wischmeier, et al. 1971), disposición que resulta de la granulometría de los elementos que lo componen y del modo como se hallan éstos dispuestos. De esta manera, los valores de textura y OM son la información esencial en este capítulo. Se realizan dos estimaciones del Factor K a escala regional con cada una de tres fórmulas propuestas en la literatura.

El primer método será denominado 'Convencional' y consiste en atribuir a cada tipo de suelo un valor de K (conforme a una fórmula determinada) en función de los valores promedio de textura y/o OM. Como se ha comentado en los objetivos, otra parte importante de este capítulo se centrará en la estimación de un cálculo del Factor K obtenido mediante el uso de las texturas y OM modelizadas con variables ambientales en los capítulos anteriores, y que en adelante se denominará como método de 'Modelización'. El método que proponemos, está diseñado por un procedimiento relativamente sencillo, que nos permite mejorar el grado de detalle espacial presenta el método Convencional, el cual se realiza mediante la asignación directa de los valores

texturales o de OM a los recintos cartográficos que contienen una supuesta continuidad taxonómica.

La comparación de los resultados para ambos métodos, que serán testeados y evaluados por tres algoritmos de cálculo del Factor K, nos permitirá obtener información para valorar cuál es la influencia según el origen de los datos de entrada, y cuál es la importancia en la elección del algoritmo a utilizar (Figura 58).

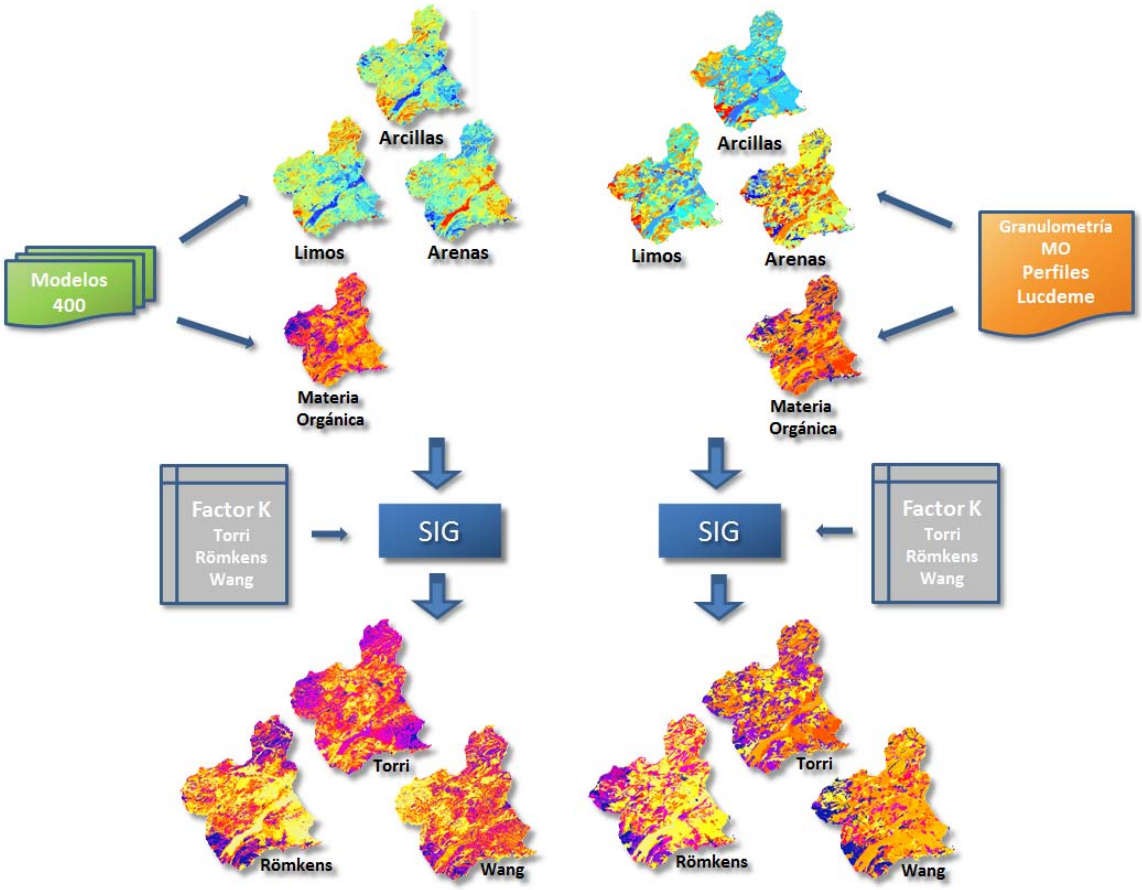


Figura 58. Planteamiento metodológico del análisis SIG y estadístico para la estimación de los índices de erosionabilidad (Factor K).

3.2.1 Estimación de valores granulométricos y OM del proyecto LUCDEME

La estimación de los valores de textura se ha extraído de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME, utilizando la clasificación textural del sistema USDA. La obtención cartográfica de los datos texturales se ha elaborado siguiendo los procedimientos que habitualmente se realizan, mediante la adopción de los valores

medios de textura obtenidos en estos perfiles por unidad taxonómica, asignando dicho valor medio a todos las entidades espaciales que corresponden a esa unidad en el mapa de suelos del proyecto. De esta manera, cada polígono expone un grado de textura asociada al tipo de clasificación taxonómica del que procede el perfil. Hay que tener en cuenta, no obstante, que existe una gran variabilidad de textura dentro de cada polígono, aceptando en este tipo de estimaciones la existencia de un alto grado de incertidumbre en la composición textural dentro de las áreas marcadas por cada recinto (Heuvelink y Huisman, 2000). En este proceso, se ha calculado el valor promedio de los 307 perfiles (Figura 34), que se encuentran en nuestra zona de estudio, de los valores de texturas en relación a las unidades taxonómicas del Sistema de FAO (1998) en la que está clasificado el suelo (Tabla 40).

Tabla 40. Clasificación de las unidades taxonómicas de las determinaciones analíticas de los Perfiles para el área de estudio en el del Proyecto LUCDEME, especificadas según los criterios del Sistema FAO-UNESCO 1998.

Unidades taxonómicas
Arenosol calcárico
Calcisol háplico
Calcisol hipercálcico
Calcisol lúvico
Calcisol pétrico
Cambisol eútrico
Fluvisol calcárico
Gipsisol háplico
Gleysol calcárico
Kastanozem cálcico
Leptosol eútrico
Leptosol lítico
Leptosol réndsico
Regosol calcárico
Regosol eútrico
Regosol léptico
Solonchak gléyico
Solonchak háplico
Solonchak móllico

La cartografía de los suelos 1:100.000 y el estudio de sus características físicas del proyecto LUCDEME, clasifica las unidades taxonómicas del mapa siguiendo el sistema

FAO-UNESCO (1974), delimitando 2589 recintos que expresan las características edáficas de la superficie terrestre apoyada por los datos analíticos de las muestras de capa arable. Esta información nos ayuda a elaborar una cartografía de las tres fracciones de textura utilizando los valores granulométricos de los perfiles de muestreo del Proyecto. Pero para la realización de esta fase del trabajo se deben reclasificar las clases taxonómicas del mapa de suelos del sistema FAO 1974, por el World Reference Base for Soil Resources (FAO, *WRB Soil Maps*, 1998) que es el utilizado en la clasificación taxonómica de las muestras de suelo de los perfiles. Con esta acción se genera una relación entre ambas a modo de pasarela para las nomenclaturas de ambas fuentes.

En la cartografía edafológica del proyecto LUCDEME se ha intentado delimitar unidades cartográficas individuales que correspondan a una sola unidad taxonómica, pero esto no siempre ha sido posible. En el mapa de suelos nos encontramos, de manera muy general, unidades cartográficas que representan la asociación de dos o más unidades de suelos, donde aquellas que ocupen más del 20% de la superficie están catalogadas como asociación de suelos, mientras que las de menor representación, superando el 5%, figuran como inclusiones, obteniéndose 63 combinaciones de unidades taxonómicas, y 293 combinaciones diferentes si tenemos en cuenta las inclusiones. Esta particularidad, nos obliga a modificar los valores promedio de textura iniciales dependiendo de las diferentes asociaciones mostradas por unidad cartográfica. Como el porcentaje de participación en estas agrupaciones de suelo nos es desconocido, se ha estimado un 50% en los casos de la existencia de dos suelos y el 33,3% en los que nos encontremos tres suelos por recinto. Finalmente, debido a su escaso impacto porcentual, las inclusiones no se han tenido en cuenta para la modificación final de las texturas.

De manera similar, los valores de OM también se han extraído de la base de datos de los suelos en los perfiles del proyecto LUCDEME. Calculadas a partir de los datos promedio de los 307 perfiles con los valores de OM relacionadas con las unidades taxonómicas del Sistema de FAO-UNESCO (1974). Apoyados en la cartografía de suelos 1:100.000 se elabora la cartografía de OM utilizando la información del contenido de materia orgánica en los suelos de los perfiles de muestreo del Proyecto, utilizando la reclasificación entre 63 combinaciones de las clases taxonómicas de los suelos de los

perfiles y del mapa de suelos utilizadas en los mapas de texturas anteriores. Para las unidades cartográficas que representan la asociación de dos o más unidades de suelos se ha seguido con el criterio de las texturas y se ha estimado un 50% en los casos de la existencia de dos suelos y el 33,3% en los que nos encontremos tres suelos por recinto.

3.2.2 Cálculo del índice de erosionabilidad

El valor K de la RUSLE hace referencia al factor de erosionabilidad del suelo, representando la susceptibilidad del suelo a la erosión, así como la cantidad y velocidad de la escorrentía. Está definido como la cantidad promedio de suelo perdido por unidad del factor de erosividad de la lluvia (Factor R), en una parcela estándar mantenida con suelo desnudo o en barbecho, en una longitud de 22,1 m (72,6 pies) y pendiente media del 9% (NCRS, 2000). Los factores L, S, C y P, que componen la ecuación, se presentan como adimensionales permitiendo adaptar las estimaciones a condiciones distintas de la parcela de prueba en que fue desarrollado el método, mientras que los factores R y K son los únicos que aportan el orden de magnitud y las unidades respectivas. Las unidades con las que se han trabajado los índices de erosionabilidad en este trabajo se han ajustado al Sistema Internacional (SI) expresado en Mg*ha*h / ha*MJ*mm (Foster et al., 1981).

De los diferentes métodos de cálculo del Factor K encontrados en la literatura, se han seleccionado los siguientes índices para ser evaluados en este trabajo, Römkens et al. (1986), Torri et al. (1997) y Wang et al. (2012). En todos los casos se tratan de métodos reducidos del propuesto por Wischmeier y Smith (1978), basados en el modelo simplificado de Shirazi y Boersma (1984).

En el cálculo de los distintos métodos del Factor K utilizados en este trabajo, así como para los valores de las medias geométricas (D_g) necesarios para su computo, se han establecido con los valores de textura del sistema USDA, y de esta manera poder ser comparables con la información textural extraída directamente del proyecto LUCDEME elaborada en el punto anterior.

3.2.2.1 *Factor K de Römkens*

Se ha seleccionado el método de Römkens et al. (1986) por tratarse de un método sencillo y que solo requiere de clasificaciones texturales, a diferencia del método de originario de cálculo de K para USLE de Wischmeier y Smith (1978), que necesita datos de estructura y permeabilidad del suelo, además de valores de OM.

$$D_g = \exp(0{,}01 \sum_{i=1}^{n} f_i ln M_i) \qquad \textbf{[28]}$$

$$K = 0{,}0034 + 0{,}0405 \exp\left[-0{,}5 \left(\frac{log D_g + 1{,}659}{0{,}7101}\right)^2\right] \qquad \textbf{[29]}$$

donde,

D_g , es la media geométrica del diámetro de las partículas del suelo (mm)
f_i , es la proporción de las particulas de suelo en la fracción *i* (%)
M_i , es la media del tamaño de las particulas del suelo en la fracción *i* (mm)

3.2.2.2 *Factor K de Wang*

Este factor se basa en los algoritmos del método anterior pero aumentando el número de variables en cálculo (Wang et al., 2012). La erosionabilidad está estrechamente relacionada con los parámetros de textura del suelo, OM, la estructura del suelo y la capacidad de infiltración (Wischmeier et al, 1971; Römkens, 1985; Renard et al, 1997; Zhang et al, 2008). Además las texturas del suelo se encuentran clasificadas comúnmente en diversos sistemas de clasificación, por lo que el método de Wang et al. trata de vincular también los valores la OM y Dg (igual al utilizado por Römkens), que es una medida de fácil deducción y actúa como un parámetro textural uniforme (Shirazi y Boersma, 1984; Römkens et al., 1988)

$$D_g = \exp(0{,}01 \sum_{i=1}^{n} f_i lnM_i) \quad \textbf{[28]}$$

$$K = 0{,}0364 - 0{,}0013 \left[\ln\left(\frac{OM}{D_g}\right) - 5{,}6706\right]^2 - 0{,}015 * exp\left[-28{,}9589\left(log\left(D_g\right) + 1{,}827\right)^2\right] \quad \textbf{[30]}$$

donde,

D_g , es la media geométrica del diámetro de las partículas del suelo (mm)
f_i , es la proporción de las particulas de suelo en la fracción *i* (%)
M_i , es la media del tamaño de las particulas del suelo en la fracción *i* (mm)
OM, es el contenido de materia orgánica (%)

3.2.2.3 *Factor K de Torri*

El tercer método (Torri et al., 1997), revisado por Torri et al. (2002) se encuentra en la línea del anterior caso, utilizando D_G como parámetro para unificar cuantitativamente la textura del suelo parecido al expuesto por Shirazi et al (1988), además del contenido de OM y Arcilla.

$$D_G = \sum_i f_i log_{10}(\sqrt{d_i d_{i-1}}) \quad \textbf{[31]}$$

$$K = 0{,}0293\ (0{,}65 - D_G + 0{,}24D_G^2) * exp\left\{-0{,}0021\frac{OM}{C} - 0{,}00037\left(\frac{OM}{C}\right)^2 - 4{,}02C + 1{,}72C^2\right\} \quad \textbf{[32]}$$

donde,

OM, es Materia Orgánica (gr/mm) = ¿proporción?
C, es el contenido de arcilla (gr/mm)
D_G , es la media geométrica del diámetro de las partículas del suelo (mm)
f_i , es la proporción de las partículas de suelo en la fracción *i* (%)
d_i , tamaño máximo de la fracción *i* de textura
d_{i-1} , tamaño mínimo de la fracción *i* de textura

3.2.3 Comparación de dos métodos de estimación de propiedades físico-químicas de suelo en el cálculo de la erosionabilidad.

La metodología seguida en la evaluación de los dos métodos de estimación de propiedades físico-químicas se centra en la comparación de los resultados de los cálculos del Factor K utilizando como base los valores de texturas y OM obtenidos mediante modelización realizada en los capítulos anteriores, los cuales han sido calculados individualmente para cada píxel ya que de cada unidad mínima se dispone de una predicción de textura y OM. Y por otra parte, con los resultados de la estimación de estas propiedades del suelo con los datos analíticos y cartográficos del proyecto LUCDEME utilizando simplemente como referencia el recinto cartográfico o polígono que contiene una unidad taxonómica o combinación de unidades taxonómicas.

El sistema de clasificación textural utilizada en esta parte del trabajo es la propuesta por la USDA, y servirá como sistema común de comparación para los resultados de los valores de erosionabilidad en los dos métodos propuestos.

La realización de este estudio, seguirá una metodología similar a la empleada en el capítulo anterior para el análisis comparativo de las dos vías de estimación de pF. Utilizando algebra de mapas, se calcula la diferencia entre ambos métodos en la estimación de los valores del Factor K.

El análisis sigue con dos fases, una primera parte en la que se analizan estadísticamente las relaciones de estas diferencias de los dos métodos con los modelos de las fracciones de textura y OM (utilizando como base de comparación los valores del método de modelización no del convencional), .y una segunda parte del análisis estadístico basado en el análisis las diferencias de los métodos de estimación de las propiedades físico-químicas obtenidas con las distintas variables ambientales utilizadas en los procesos de modelización.

Siguiendo el criterio utilizado en los capítulos anteriores se plantea un cotejo diferenciado de los datos para las variables de origen cuantitativo y cualitativo. Para los

datos cuantitativos se plantea un análisis de correlación para medir el grado de relación entre las variables de interés y las diferencias en los cálculos de los valores del Factor K. Al igual que en capítulos anteriores se utilizan los índice de correlación de Pearson y el coeficiente de correlación de Spearman con el fin de detectar asociaciones no lineales. Como valor umbral se ha considerado que los valores de estos dos coeficientes mayores de 0,30 en valor absoluto. También como en capítulos anteriores la nube de puntos que relaciona dos variables ha sido ajustada mediante un *Generalized Additive Model* (GAM) para permitir visualizar y discutir la tendencia.

En el caso de las variables cualitativas, correspondientes al bloque de Suelos y Litología, el planteamiento es la normalización mediante el procedimiento de tipificación de los 68940 datos para cada una de las tres capas de información de las "Diferencias" en el Factor K. Se presta entonces atención a las clases cuyos valores de *z* en una distribución estandarizada, sean mayores a 0,67 y menores a -0,67, al igual que en el caso del capítulo anterior.

3.2.3.1 *Análisis de la variabilidad espacial de la erosionabilidad en relación con los usos del suelo*

La susceptibilidad de un suelo a la erosión va a depender de manera directa del tipo de cobertura que presente, siendo la cubierta vegetal uno de los principales factores que determinan la respuesta del terreno frente a los procesos de degradación (Cerdà y Doerr, 2007). La variabilidad a los efectos de la erosividad de un suelo está determinada por los distintos sistemas de uso y gestión que se dan en el territorio, pudiendo modificar de manera importante los procesos de erosionabilidad. El factor K, como índice de estimación de la vulnerabilidad de cualquier suelo, es uno de los factores más importantes en los modelos de erosión. El efecto directo de la erosionabilidad sobre modelos que utilizan ecuaciones como USLE (Wischmeier y Smith, 1978), RUSLE (Renard, et al., 1997) o MUSLE (Arnold et al., 1994; Neitsch et al., 2011), nos permite evaluar de manera explícita los efectos de este factor sobre el valor final de erosión en los modelos. Con el fin de profundizar más en la implicación de las diferencias en la estimación de K

por diferentes métodos se ha procedido a calcular el impacto de las diferencias entre distintos tipos de cobertura del suelo.

Las coberturas del suelo se han extraído del CoORdination of INformation of the Environment (CORINE Land Cover) el mapa de Ocupación del Suelo actualizado para el año 2006, dirigido por Agencia Europea del Medio Ambiente (AEMA) y coordinado por el IGN-CNIG. De las 31 clases de ocupación del CORINE Land Cover (CLC) para el año 2006 en la zona de estudio se han obtenido 6 clases mediante la reclasificación de las nomenclaturas originales (Tabla 41), teniendo como objetivo que la agrupación de estas categorías representen unas coberturas análogas a similares procesos de erosionabilidad.

La categoría *Urbano,* se ha generado con todas las áreas de origen antrópico, y junto a la categoría *Láminas de agua* han servido como área mascara para excluir los valores de erosionabilidad de estas superficies, pero no han entrado en los análisis estadísticos posteriores. En el caso de la clase *Agrícola,* y ante la imposibilidad de discriminar correctamente todas las superficies en cultivos de regadío y secano, se han agrupado en una sola categoría algo heterogénea. Para la vegetación natural, se ha podido obtener la clase *Forestal* para la vegetación natural con una cobertura de vegetación densa, y por otra parte *Vegetación natural de bajo porte,* aglutinando coberturas forestales menos densas. Finalmente se ha obtenido una categoría caracterizada por representar las áreas de escasa vegetación o *Suelo desnudo*, teóricamente más sensibles a los efectos erosivos.

Para evaluar de manera comparativa los dos métodos utilizados en el cálculo del Factor K respecto a las coberturas del suelo se ha aplicado el estimador del Error Absoluto Medio (EAM), con el que podemos obtener unos valores globales del error entre los resultados de ambos métodos, en los que utilizaremos los datos de erosionabilidad obtenidos en el método de modelización (como valor observado) y en el convencional (como valor estimado).

$$EAM = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|f_i - y_i| \quad \textbf{[33]}$$

donde,

f_i, es el valor observado
y_i, es el valor estimado

También se ha calculado el Error Relativo Medio (ERM), permitiéndonos representar la fracción de variación cometida en el cálculo de las diferencias, lo que resulta útil para comparar ambos métodos. La ventaja de emplear este procedimiento estadístico es la posibilidad de conservar los signos en el valor final, lo cual en nuestro caso es importante para poder estimar la dirección de las variaciones y de esta manera conocer las variaciones de erosionabilidad dependiendo del método empleado en cada uno de los factores calculados.

$$ERM = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{f_i - y_i}{f_i} \quad \textbf{[31]}$$

donde,

f_i, es el valor observado
y_i, es el valor estimado

Tabla 41. Reclasificación de las categorías del Mapa de Coberturas del CORINE Land Cover (2006) en las categorías compuestas utilizadas para la segmentación territorial en los análisis estadísticos.

Cobertura CLC 2006	Cobertura reclasificada
Tejido urbano continuo	Urbano
Tejido urbano discontinuo	
Zonas industriales o comerciales	
Redes viarias, ferroviarias y terrenos asociados	
Aeropuertos	
Zonas en construcción	
Zonas verdes urbanas	
Instalaciones deportivas y recreativas	
Tierras de labor en secano	Agrícola
Terrenos regados permanentemente	
Viñedos	
Frutales	
Olivares	
Cultivos anuales asociados con cultivos permanentes	
Mosaico de cultivos	
Terrenos principalmente agrícolas, pero con importantes espacios de vegetación natural	
Bosques de frondosas	Forestal
Bosques de coníferas	
Bosque mixto	
Pastizales naturales	Vegetación natural de bajo porte
Vegetación esclerófila	
Matorral boscoso de transición	
Zonas de extracción minera	Suelo desnudo
Escombreras y vertederos	
Playas, dunas y arenales	
Espacios con vegetación escasa	
Arrozales	Láminas de agua
Humedales y zonas pantanosas	
Marismas	
Salinas	
Cursos de agua	
Láminas de agua	

4. RESULTADOS

La exposición de los resultados en este capítulo se estructura en la muestra de los cálculos obtenidos en la elaboración de los datos de texturas y OM a partir de la información cartográfica del proyecto LUCDEME. Estimación, por dos vías, de los valores del Factor K utilizándolos datos de textura y OM obtenidos por modelización con variables ambientales en los capítulos 2 y 3, y por otra parte utilizando los elaborados a partir de la cartografía LUCDEME.. Finalmente se presenta un análisis comparativo y evaluación de ambos métodos.

4.1 ESTIMACIÓN DE TEXTURAS Y OM DEL PROYECTO LÚCEME

4.1.1 Elaboración de mapas de texturas a partir de la cartografía edafológica del proyecto LUCDEME

La primera fase para la elaboración de los tres mapas de fracciones de texturas se ha desarrollado a partir de los valores de los 307 perfiles en estudio. La información granulométrica obtenida en las determinaciones analíticas de los perfiles, que están relacionados con las distintas unidades taxonómicas del Sistema de FAO-UNESCO (1998), ha sido utilizada para la obtención de los valores promedio (Tabla 42).

En una segunda parte, para obtener una representación espacial de los valores promedio, por los motivos ya expuestos en la metodología se ha tenido que realizar una reclasificación de las unidades taxonómicas de la base de datos de las determinaciones analíticas los perfiles con los tipos de suelos en los que está clasificado el Mapa de Suelos del proyecto (Sistema FAO 1974). En la siguiente tabla (Tabla 43) se muestra la traslación de clases para ambas fuentes de datos y el cálculo de las texturas definidas por la reclasificación del mapa de suelos LUCDEME.

Tabla 42. Promedio textural (%) (USDA) de valores de los perfiles del proyecto LUCDEME, según las unidades de la clasificación taxonómica del suelo con el Sistema FAO-UNESCO 1998

Tipo de suelo Perfiles	Promedio Arcilla	Promedio Limo	Promedio Arena
Arenosol calcárico	1,30	0,90	97,80
Calcisol háplico	21,91	42,05	36,05
Calcisol hipercálcico	26,50	48,70	24,80
Calcisol lúvico	24,43	29,63	45,95
Calcisol pétrico	17,94	40,60	41,46
Cambisol eútrico	15,25	31,97	52,78
Fluvisol calcárico	23,50	48,32	28,18
Gipsisol háplico	13,08	54,25	32,67
Gleysol calcárico	23,50	32,50	44,00
Kastanozem cálcico	22,92	40,26	36,82
Leptosol eútrico	13,80	33,45	52,75
Leptosol lítico	15,86	39,74	44,40
Leptosol réndsico	20,24	41,66	38,13
Regosol calcárico	21,65	48,81	29,55
Regosol eútrico	4,59	24,66	70,75
Regosol léptico	12,47	36,23	51,28
Solonchak gléyico	21,47	62,60	15,93
Solonchak háplico	22,40	61,35	16,25
Solonchak móllico	14,30	53,20	32,50

Finalmente, se han ajustado estos valores texturales en los 2589 recintos del mapa de suelos 1:100.000 que muestran la representación de los suelos en el territorio, respecto a las 63 combinaciones posibles de los tres tipos de suelos principales de la clasificación taxonómica.

El desarrollo de los pasos anteriores nos permite obtener una cartografía de las tres fracciones de textura, obtenidas directamente de los valores macromorfológicos del proyecto LUCDEME, que se exponen a continuación (Figuras 59, 60 y 61).

Tabla 43. Translación de los valores promedio de las texturas (%) (USDA) en las unidades de la clasificación taxonómica del suelo de los perfiles del proyecto LUCDEME (Sistema FAO 1998) al Mapa de Suelos LUCDEME (Sistema FAO 1974)

Suelo Perfiles (FAO 1998)	**Mapa Suelo LUCDEME** (FAO 1974)	**Texturas (Promedio)**		
		Arcilla	**Limo**	**Arena**
Arenosol calcárico	**Arenosoles álbicos**	1,30	0,90	97,80
Cambisol eútrico	**Cambisoles eútricos**	15,25	31,97	52,78
	Cambisoles cálcicos	15,25	31,97	52,78
	Cambisoles petrocálcicos	15,25	31,97	52,78
Fluvisol calcárico	**Fluvisoles calcáricos**	23,50	48,32	28,18
Gleysol calcárico	**Gleysoles calcáricos**	23,50	32,50	44,00
Kastanozem cálcico	**Kastanosems cálcicos**	22,92	40,26	36,82
	Rendsinas arídicas	22,92	40,26	36,82
	Rendsinas órticas	22,92	40,26	36,82
Leptosol eútrico **Leptosol lítico** **Leptosol réndsico**	**Litosoles**	16,63	38,28	45,09
Regosol calcárico	**Regosoles calcáricos**	21,65	48,81	29,55
Regosol eútrico	**Regosoles eútricos**	4,59	24,66	70,75
Regosol léptico	**Regosoles litorródicos**	12,47	36,23	51,28
	Regosoles litosólicos	12,47	36,23	51,28
Solonchak gléyico	**Solonchaks gléicos**	21,47	62,60	15,93
Solonchak háplico **Solonchak móllico**	**Solonchaks órticos**	18,35	57,28	24,38
Calcisol háplico	**Xerosoles cálcicos**	21,91	42,05	36,05
Gipsisol háplico	**Xerosoles gípsicos**	13,08	54,25	32,67
Calcisol lúvico	**Xerosoles lúvicos**	24,43	29,63	45,95
Calcisol hipercálcico **Calcisol pétrico**	**Xerosoles petrocálcicos**	22,22	44,65	33,13

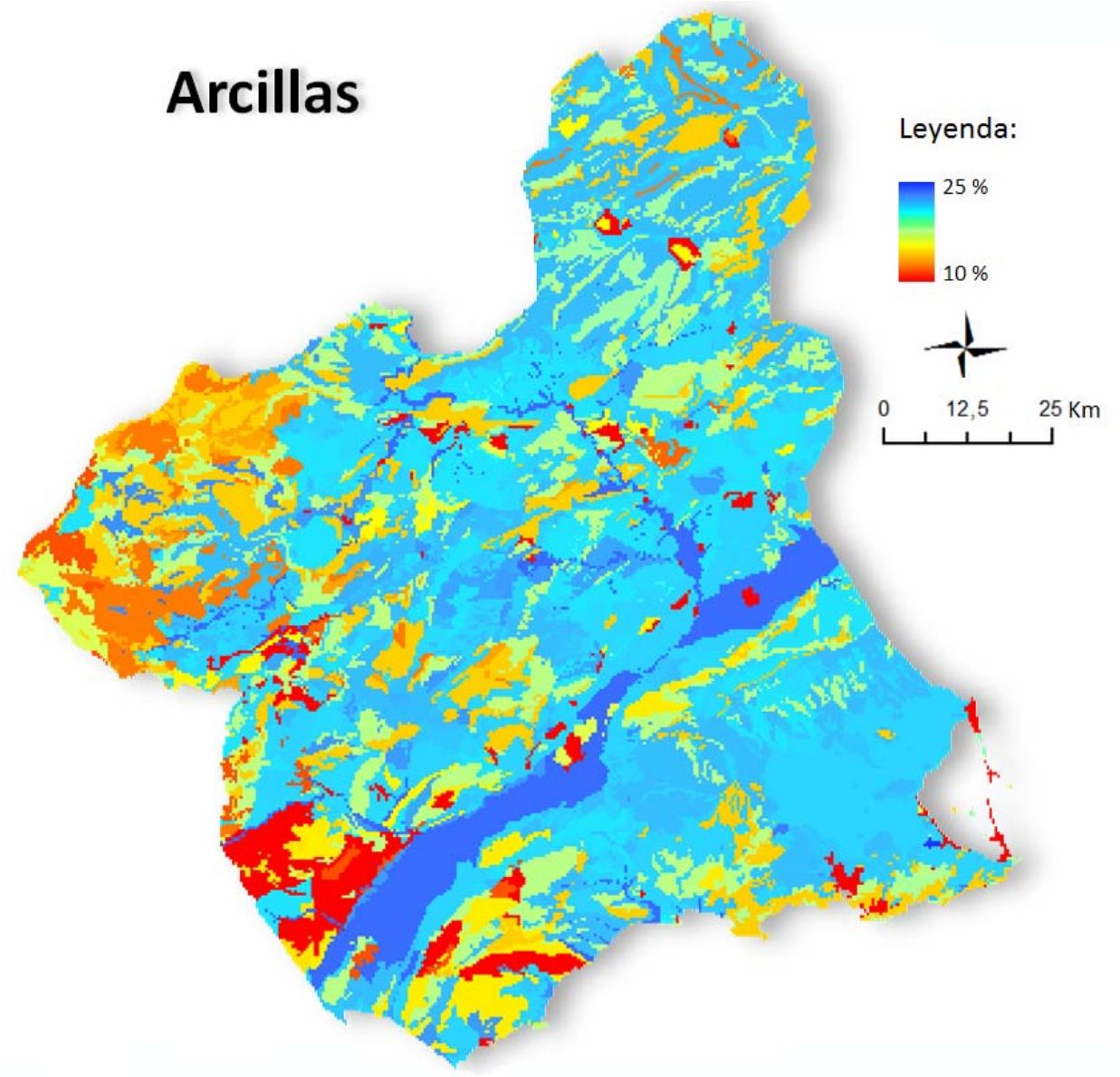


Figura 59. Capa raster de la fracción Arcilla para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante interpretación de los valores texturales de las clases taxonómicas en la determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada en % de contenido de material, en azul los valores más altos y en rojo los más bajos.

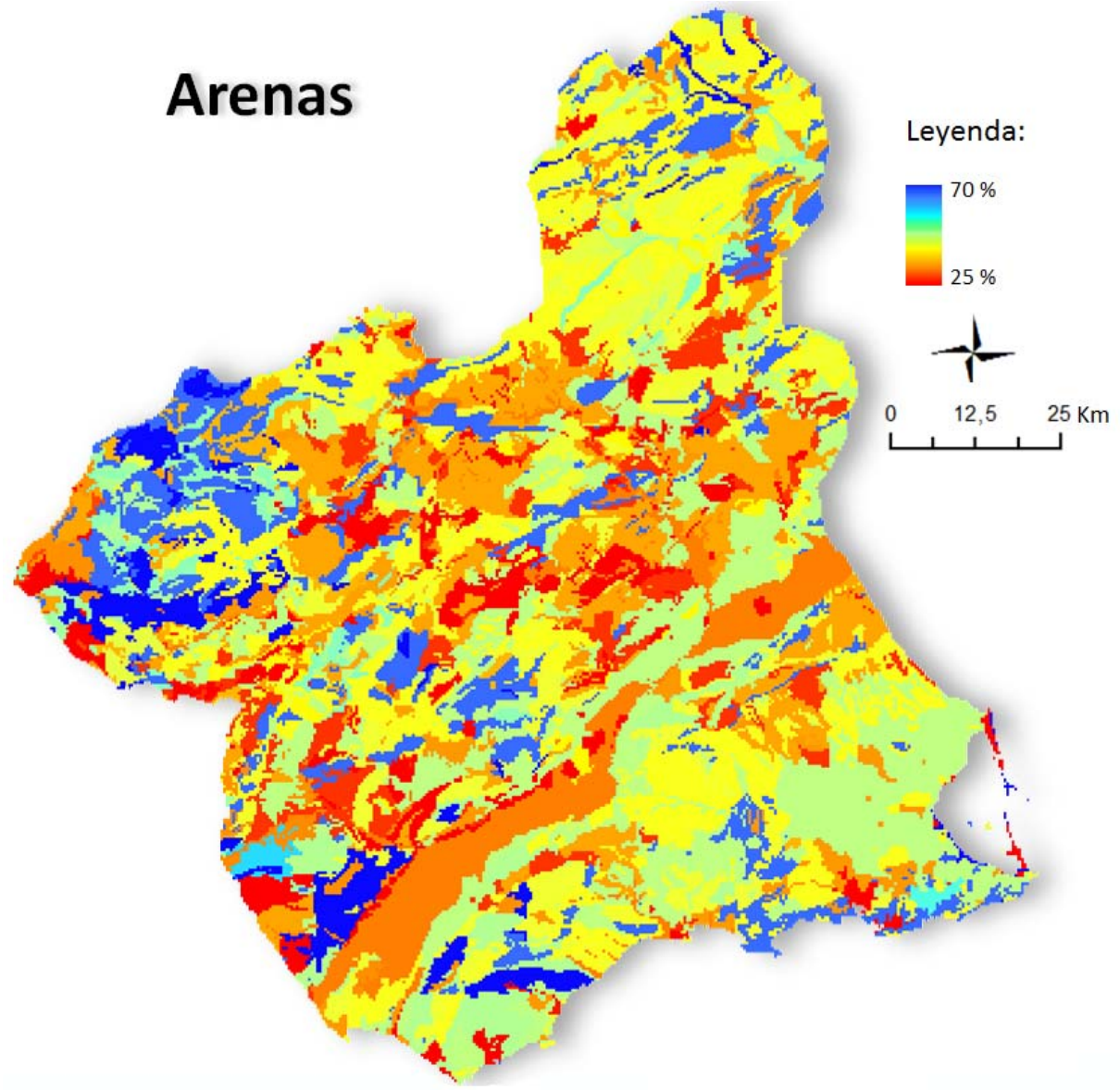


Figura 60. Capa raster de la fracción Arena para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante interpretación de los valores texturales de las clases taxonómicas en la determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada en % de contenido de material, en azul los valores más altos y en rojo los más bajos.

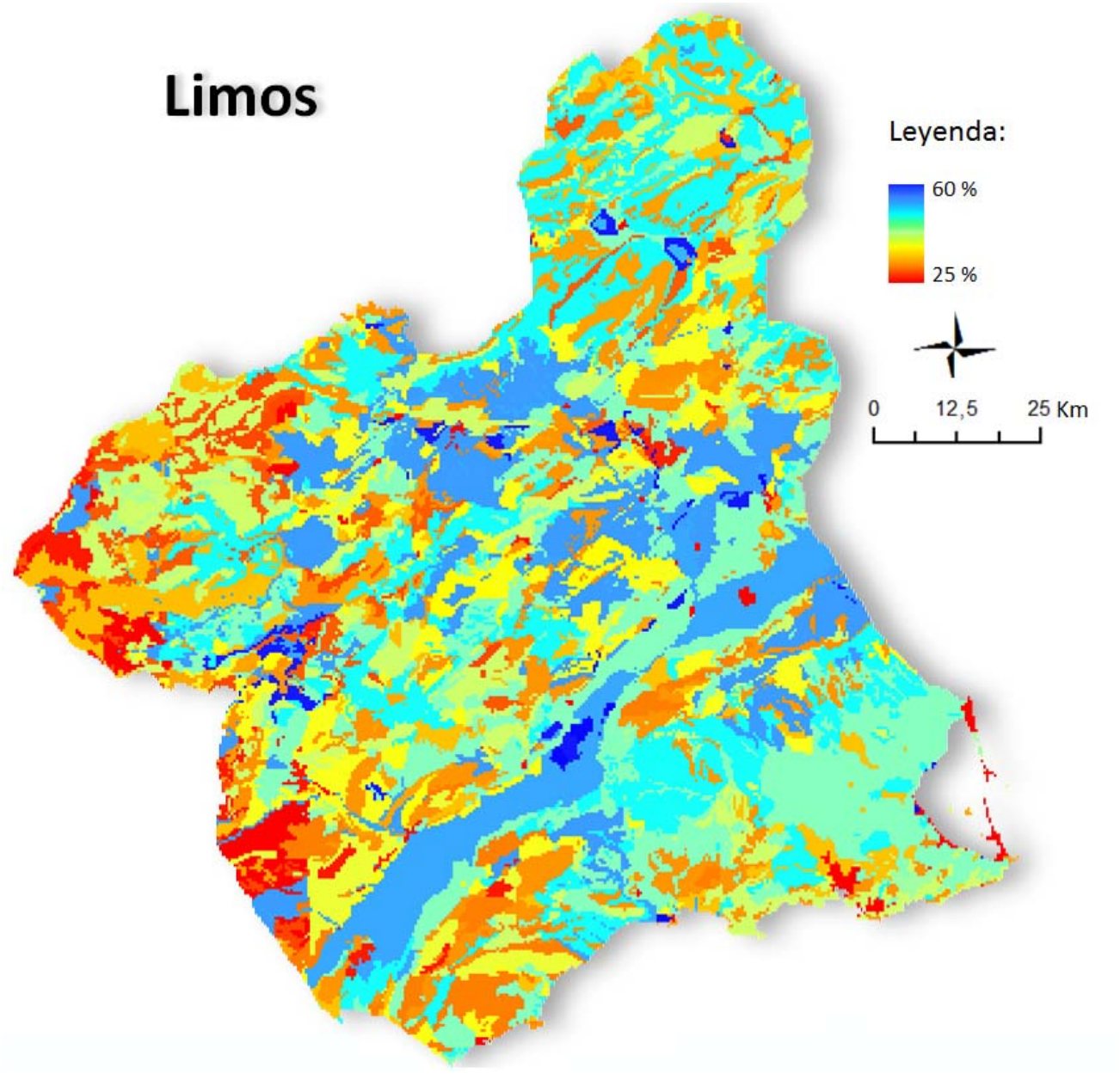


Figura 61. Capa raster de la fracción Limo para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante interpretación de los valores texturales de las clases taxonómicas en la determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada en % de contenido de material, en azul los valores más altos y en rojo los más bajos.

4.1.2 Elaboración del mapa de materia orgánica a partir de la cartografía edafológica del proyecto LUCDEME

Al igual que en el punto anterior, los valores de OM se han calculado el promedio de los 307 perfiles en estudio (Tabla 44). Utilizando la reclasificación entre las clases taxonómicas de los suelos de los perfiles y del mapa de suelos utilizadas en los mapas de texturas anteriores se obtienen los valores de OM finales (Tabla 45).

Tabla 44. Promedio de los valores porcentuales de materia orgánica (OM) de los perfiles del proyecto LUCDEME, según las unidades de la clasificación taxonómica del suelo con el Sistema FAO-UNESCO 1998

Tipo de suelo	OM (%)
Arenosol calcárico	0,08
Calcisol háplico	2,43
Calcisol hipercálcico	1,96
Calcisol lúvico	2,48
Calcisol pétrico	2,27
Cambisol eútrico	0,85
Fluvisol calcárico	1,78
Gipsisol háplico	1,56
Gleysol calcárico	1,67
Kastanozem cálcico	3,54
Leptosol eútrico	3,53
Leptosol lítico	4,60
Leptosol réndsico	7,16
Regosol calcárico	1,82
Regosol eútrico	0,65
Regosol léptico	2,06
Solonchak gléyico	1,43
Solonchak háplico	2,63
Solonchak móllico	3,36

Tabla 45. Translación de los valores promedio porcentuales de materia orgánica (OM) en las unidades de la clasificación taxonómica del suelo de los perfiles del proyecto LUCDEME (Sistema FAO 1998) al Mapa de Suelos LUCDEME (Sistema FAO 1974)

Suelo Perfiles (FAO 1998)	**Mapa Suelo LUCDEME** (FAO 1974)	**OM** (%)
Arenosol calcárico	**Arenosoles álbicos**	0,08
Cambisol eútrico	**Cambisoles eútricos**	0,85
	Cambisoles cálcicos	0,85
	Cambisoles petrocálcicos	0,85
Fluvisol calcárico	**Fluvisoles calcáricos**	1,78
Gleysol calcárico	**Gleysoles calcáricos**	1,67
Kastanozem cálcico	**Kastanosems cálcicos**	3,54
	Rendsinas arídicas	3,54
	Rendsinas órticas	3,54
Leptosol eútrico Leptosol lítico Leptosol réndsico	**Litosoles**	5,09
Regosol calcárico	**Regosoles calcáricos**	1,82
Regosol eútrico	**Regosoles eútricos**	0,65
Regosol léptico	**Regosoles litorródicos**	2,06
	Regosoles litosólicos	2,06
Solonchak gléyico	**Solonchaks gléicos**	1,43
Solonchak háplico Solonchak móllico	**Solonchaks órticos**	3,00
Calcisol háplico	**Xerosoles cálcicos**	2,43
Gipsisol háplico	**Xerosoles gípsicos**	1,56
Calcisol lúvico	**Xerosoles lúvicos**	2,48
Calcisol hipercálcico Calcisol pétrico	**Xerosoles petrocálcicos**	2,11

La estimación del contenido en OM obtenido directamente de los valores de las determinaciones analíticas de la base de datos del proyecto LUCDEME, se expone a continuación (Figura 62).

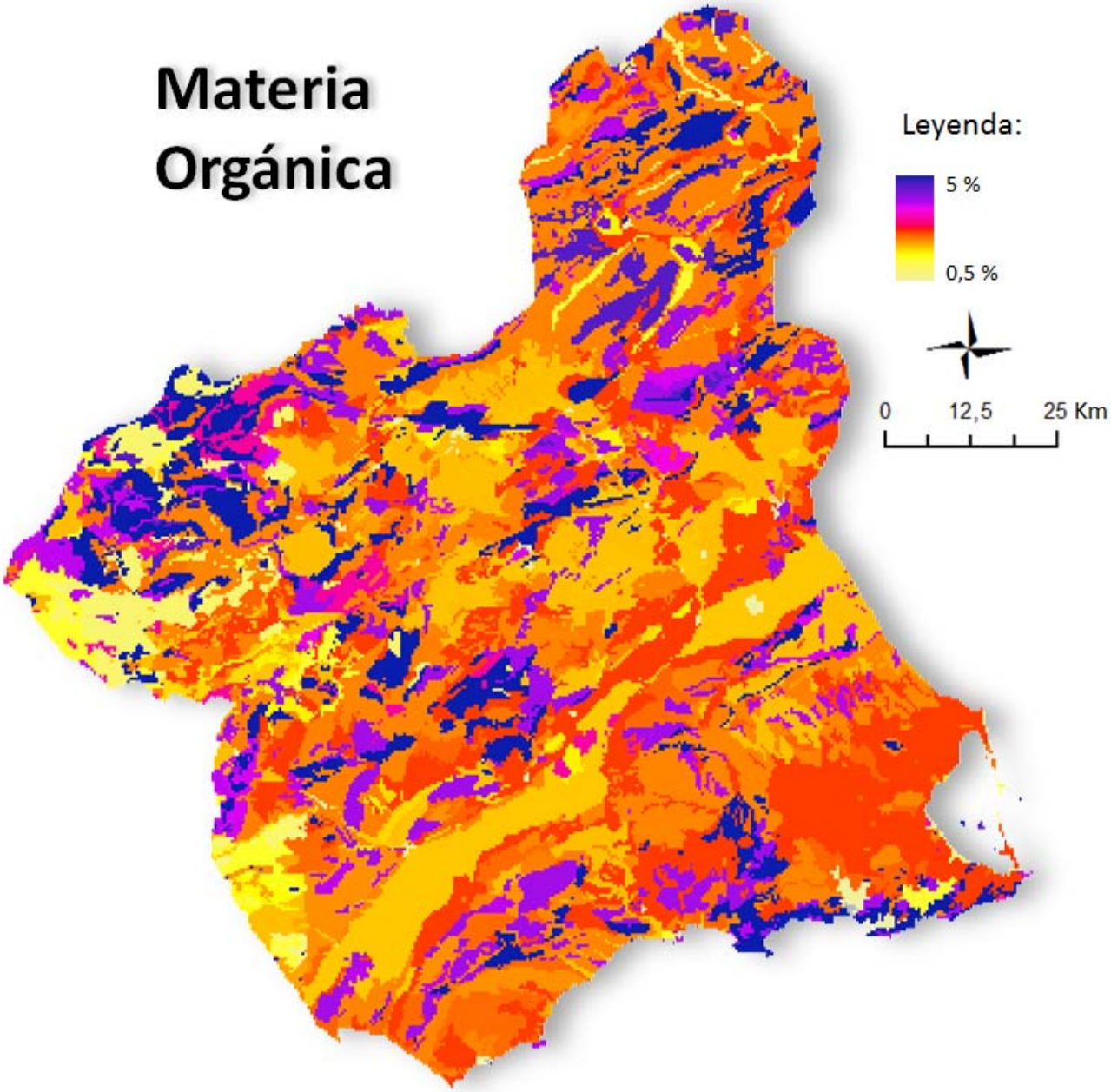


Figura 62. Capa raster de la Materia Orgánica para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante interpretación de los valores de OM de las clases taxonómicas en la determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada en % de contenido de material, en violeta los valores más altos y en amarillo los más bajos.

4.2 CÁLCULO DEL FACTOR K

Para la deducción de los valores de erosionabilidad en el área de estudio se han analizado a partir de los dos métodos de estimación propuestos en la metodología. El primero, elaborado mediante datos de texturas y OM obtenidos a través de procesos de modelización, y el segundo método en la que estos datos son obtenidos directamente de los valores de granulometría y materia orgánica de la base de datos del proyecto LUCDEME. Los datos de estos dos métodos han sido calculados por los tres algoritmos de cálculo del Factor K, expuestos anteriormente, de Römkens et al. (1986), Torri et al. (1997) y Wang et al. (2012).

Los resultados de los cálculos para la obtención de los diámetros medios de las texturas (D_g y D_G), expuestos en la metodología y necesarios para la obtención del Factor K, se muestran en el Anexo IV. A continuación se muestran en los resultados cartográficos de la pérdida de suelo cuantificados por unidad de erosividad en la parcela estándar, expresadas en Mg*ha*h / ha*MJ*mm. Líneas abajo, se muestra la representación de los cálculos de los índices de erosionabilidad elaborados a partir de las capas raster de texturas obtenidas de las de los datos de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME (Figuras 63, 65 y 67), y los elaborados a partir de las capas raster de texturas y OM obtenidas de las modelizaciones de las variables ambientales (Figuras 64, 66 y 68).

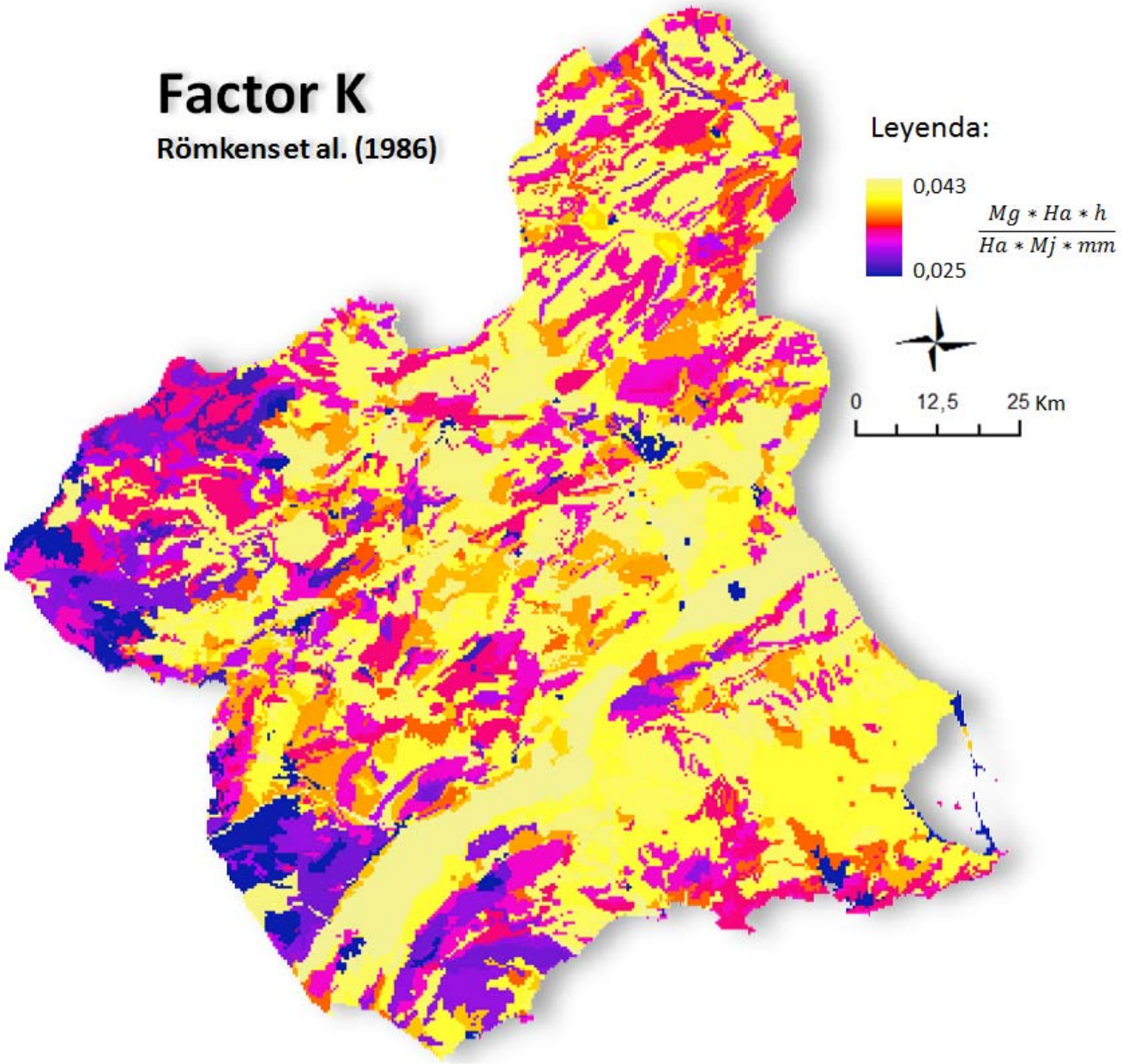


Figura 63. Capa raster de la estimación del índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Römkens et al. (1986) para la resolución 400 m (píxel) elaborada a partir de las capas raster de texturas obtenidas de las de los datos de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada en Mg*ha*h / ha*MJ*mm, en amarillo los valores más altos y en violeta los más bajos.

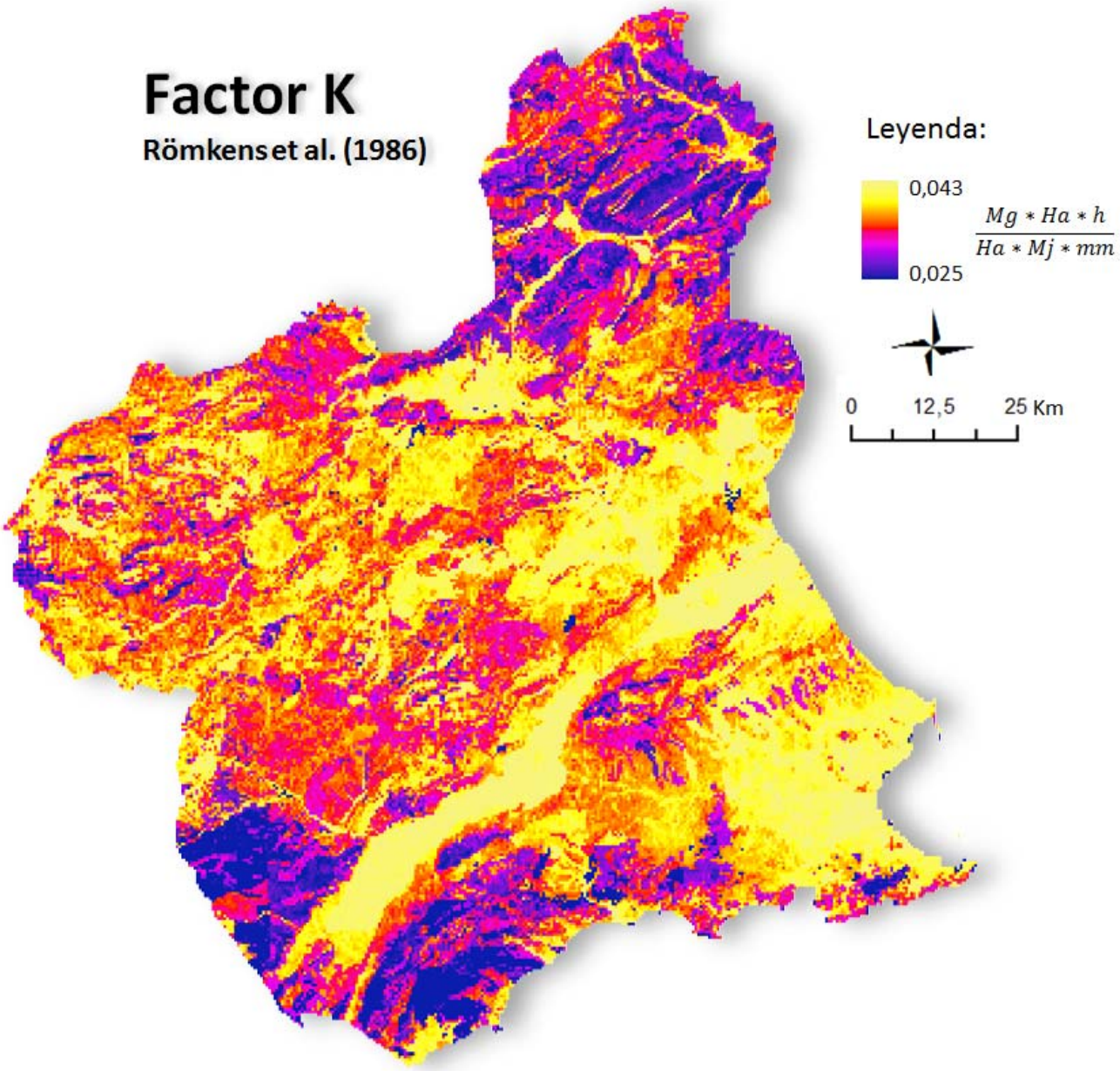


Figura 64. Capa raster de la estimación del índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Römkens et al. (1986) para la resolución 400 m (píxel) elaborada a partir de las capas raster de texturas obtenidas de las modelizaciones de las variables ambientales. Expresada en Mg*ha*h / ha*MJ*mm, en amarillo los valores más altos y en violeta los más bajos.

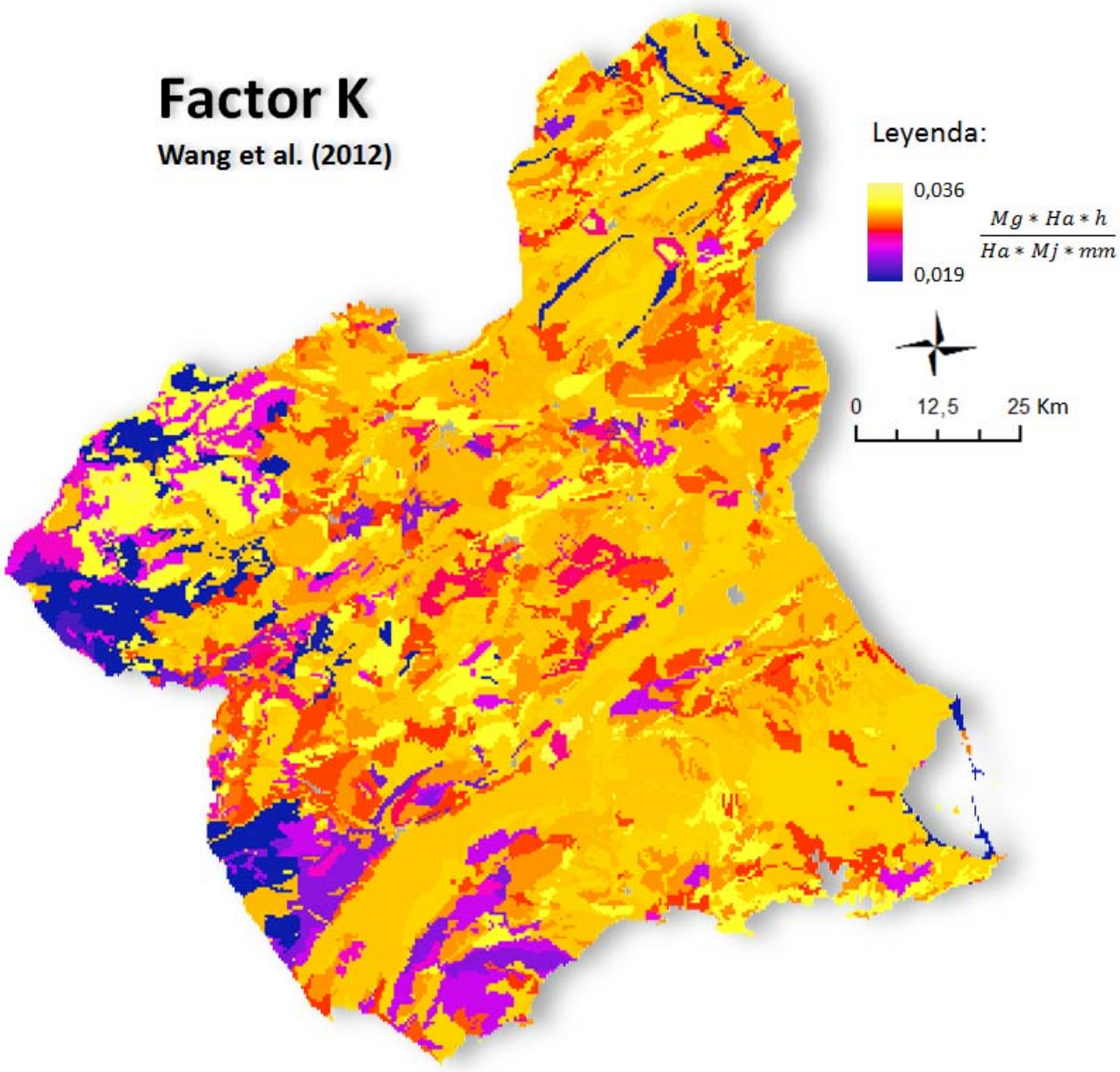


Figura 65. Capa raster de la estimación del índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Wang et al. (2012) para la resolución 400 m (píxel) elaborada a partir de las capas raster de texturas y OM obtenidas de las de los datos de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada en Mg*ha*h / ha*MJ*mm, en amarillo los valores más altos y en violeta los más bajos.

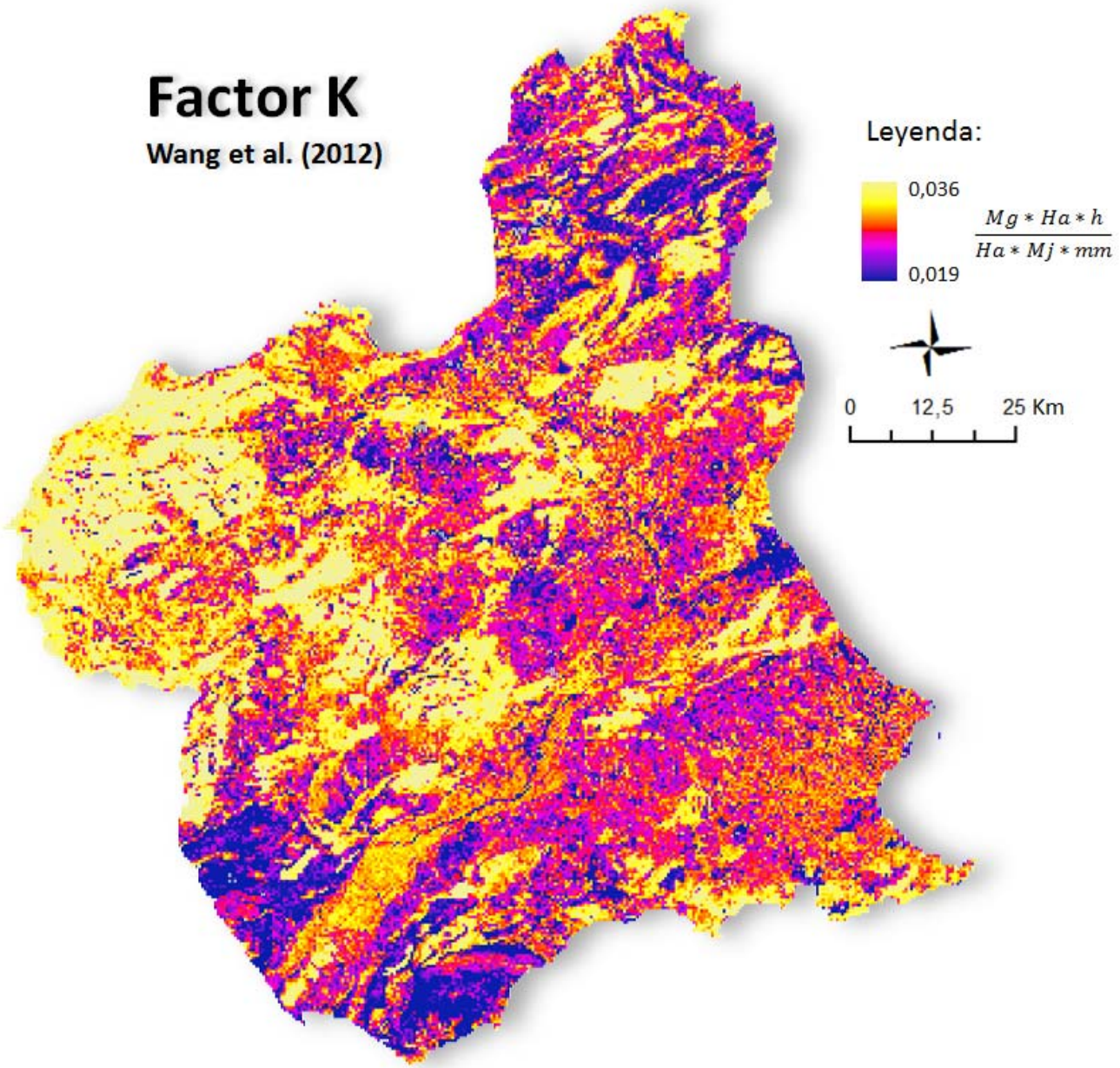


Figura 66. Capa raster de la estimación del índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Wang et al. (2012) Para la resolución 400 m (píxel) elaborada a partir de las capas raster de texturas y OM obtenidas de las modelizaciones de las variables ambientales. Expresada en Mg*ha*h / ha*MJ*mm, en amarillo los valores más altos y en violeta los más bajos.

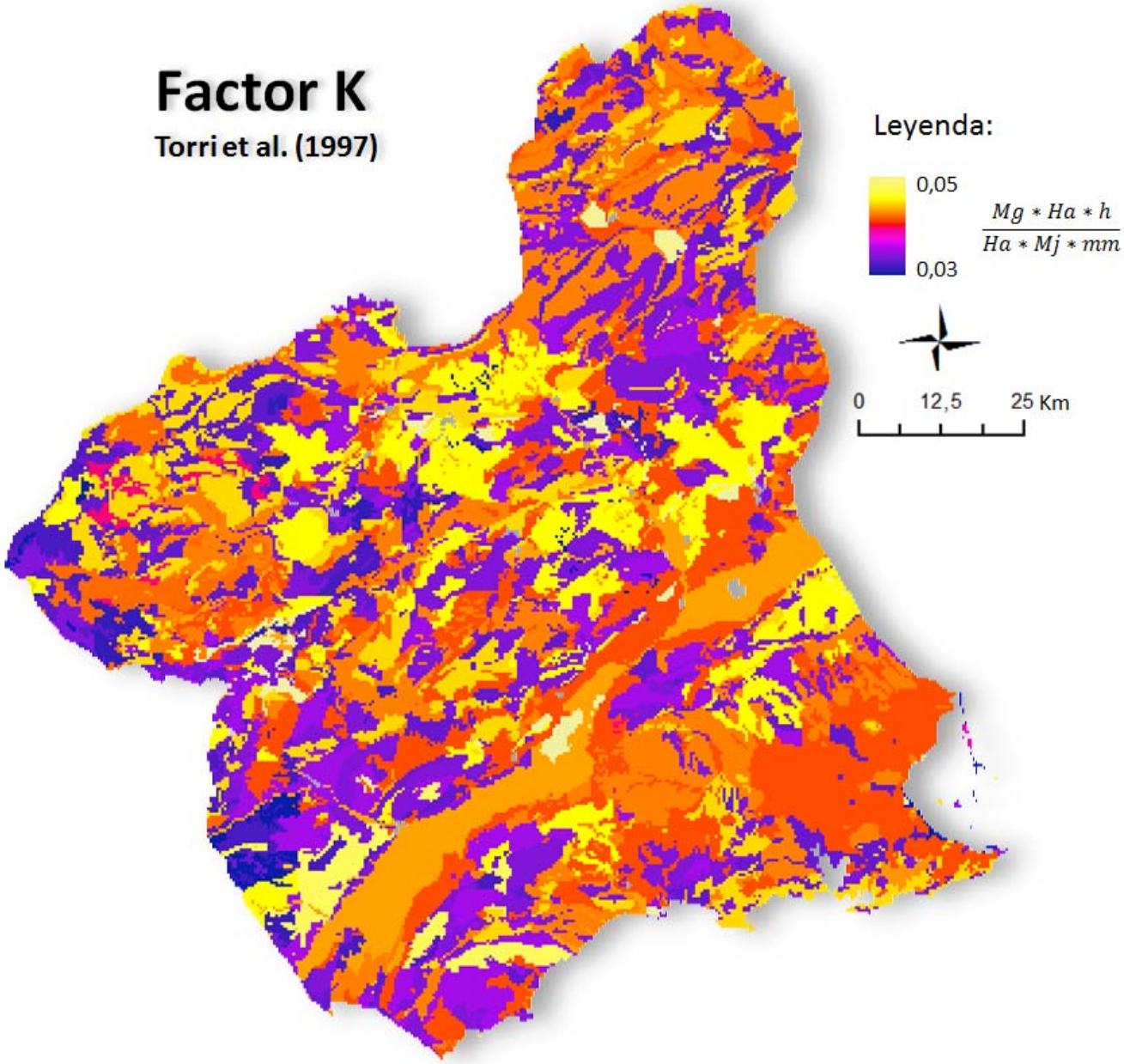


Figura 67. Capa raster de la estimación del índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Torri et al. (1997) para la resolución 400 m (píxel) elaborada a partir de las capas raster de texturas y OM obtenidas de las de los datos de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada en Mg*ha*h / ha*MJ*mm, en amarillo los valores más altos y en violeta los más bajos.

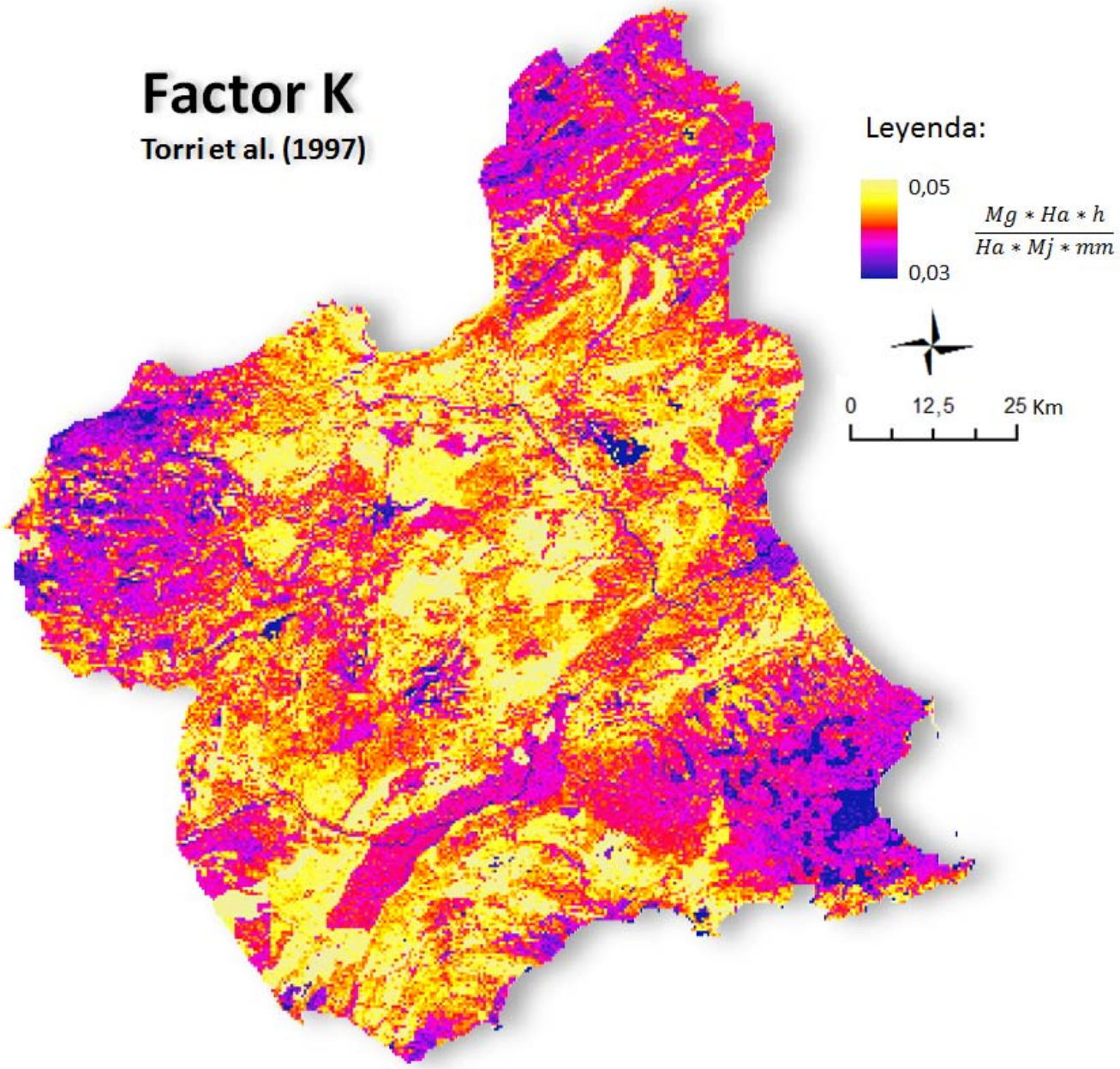


Figura 68. Capa raster de la estimación del índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Torri et al. (1997) para la resolución 400 m (píxel) elaborada a partir de las capas raster de texturas y OM obtenidas de las modelizaciones de las variables ambientales. Expresada en Mg*ha*h / ha*MJ*mm, en amarillo los valores más altos y en violeta los más bajos.

4.3 COMPARACIÓN DE LOS DOS MÉTODOS EN EL CÁLCULO DE LA EROSIONABILIDAD.

A continuación se exponen los resultados de las diferencias entre los dos métodos de estimación de texturas y OM, para los tres algoritmos de cálculo del Factor K propuestos. Las capas *Diferencias* se obtienen de la operación aritmética diferencia entre los valores estimados por el Factor K mediante las Texturas y OM modelizadas y los valores estimados por del Factor K mediante el método convencional.

4.3.1 Factor K (Römkens et al., 1986)

Los valores mostrados en las diferencias entre los dos métodos que utilizan el índice de erosionabilidad de Römkens et al. (1986) (Figura 69) se puede observar como las áreas representadas en tonos claros corresponden a valores 0 o próximos a 0, lo cual nos están indicando una alta similitud entre ambos métodos. Espacialmente estos valores se dan en las grandes áreas de depósitos aluviales del Guadalentín y Segura, así como a zonas de baja pendiente relacionadas con superficies agrícolas. La representación de colores rojos, nos muestran las áreas con valores en los que el método de estimación de las texturas y OM por modelización proporciona un factor K más alto que por el método convencional. Estas zonas se distribuyen de manera más notable en zonas del centro y noroeste de la Región, asociadas a leptosoles y cambisoles cálcicos. Por su parte, la representación de tonos azules, nos muestran áreas donde los valores K son más altos en el método convencional. Espacialmente se muestran de manera importante en la comarca del Altiplano sobre suelos localizados en depósitos aluviales o coluviales de origen calizo.

4.3.2 Factor K (Wang et al., 2012)

Los índices de erosionabilidad mostrados por el cálculo realizado con el algoritmo de Wang et al. nos muestra una menor polarización de los valores extremos, obteniéndose

mayores áreas donde las similitudes entre los dos métodos es mayor (Figura 70). A grandes rasgos, podemos afirmar que estos valores cercanos a 0 están asociados, aunque no tan definidos como el caso anterior, a zonas de depósitos fluviales y aluviales del Guadalentín, Segura y Campo de Cartagena, así como importantes extensiones de suelo agrícola en el centro de la Región. Los valores de K más altos para el método que utiliza los modelización se localizan casi exclusivamente en el área del Noroeste de la Región, asociándose a suelos de tipo cambisol de origen calcáreo. Respecto a los datos del Factor K que muestran mayor erosionabilidad con el método convencional (tonos azules), observamos como los valores absolutos llegan a ser similares que en el caso anterior (Römkens), obtienen en algunos puntos hasta un 0,012 Mg*ha*h / ha*MJ*mm, pero su influencia relativa a nivel espacial es menor, situándose en áreas de cultivos de secano y superficies de pastizal del Altiplano, centro de la Región y áreas de Águilas y Mazarrón.

4.3.3 Factor K (Torri et al., 1997)

Los valores obtenidos en las diferencias de los métodos en análisis para el Factor K de Torri et al. (1997), a rasgos generales presenta unos valores de erosionabilidad más elevados en el método de modelización (Figura 71). Las áreas de mayor similitud entre ambos métodos se presentan, al igual que en los dos casos anteriores, en las zonas de depósitos fluviales y aluviales del Guadalentín, Segura y Campo de Cartagena. Las mayores tasas de erosionabilidad a nivel espacial se dan con el uso de los datos modelizados, distribuyéndose de manera importante por casi toda el área regional, con unos valores medios de 0,011 Mg*ha*h / ha*MJ*mm, pero pudiendo llegar en algunos casos al 0,019. Respecto a los valores que hacen referencia a los mayores índices de erosionabilidad para los datos obtenidos del método convencional se puede advertir que su representación espacial es menor, localizados en gran parte del Altiplano y Noroeste y con un nivel más bajo que en los casos anteriores.

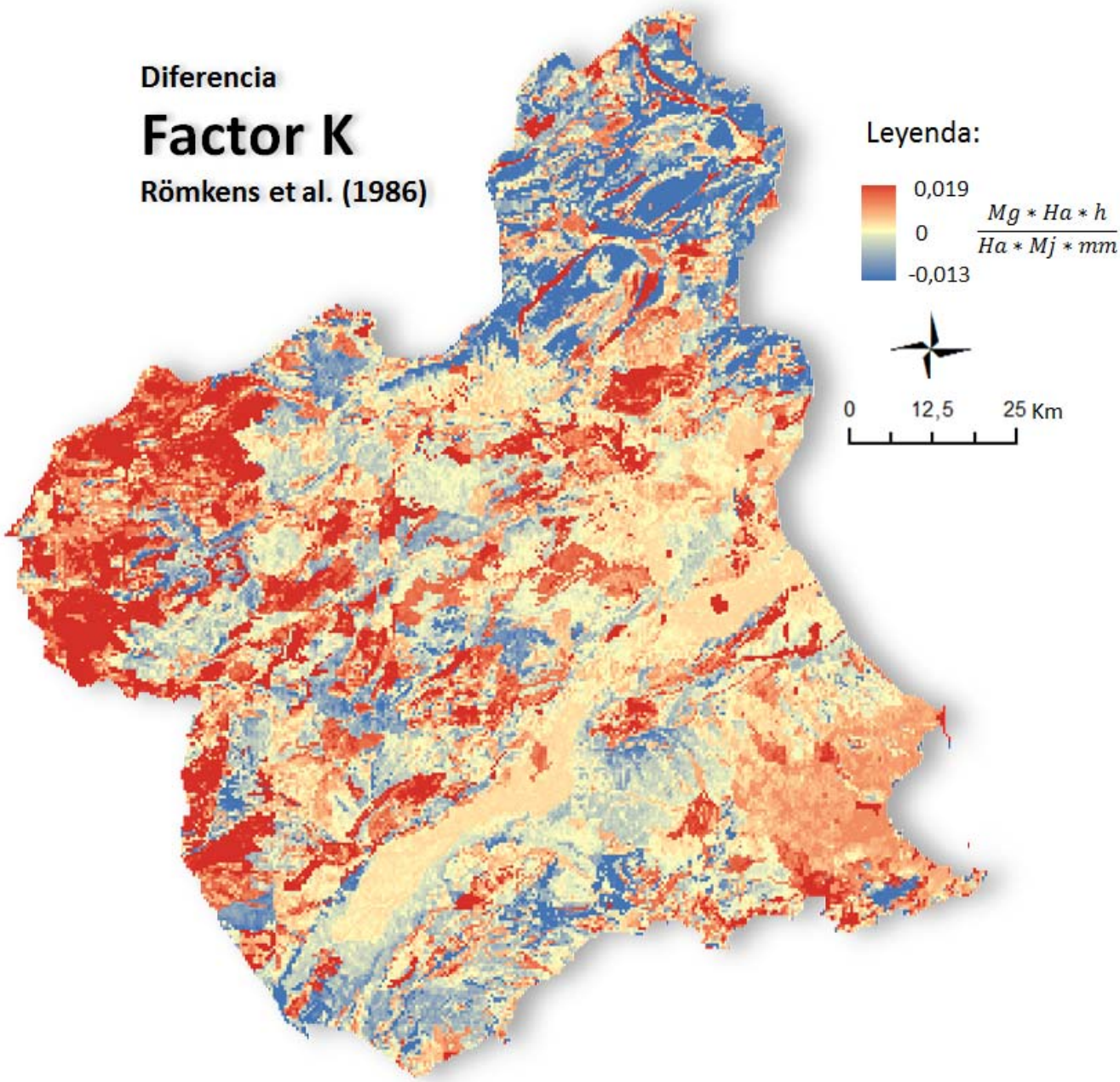


Figura 69. Capa raster de los valores diferencia obtenidos al restar el índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Römkens et al. (1986) para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante modelización de las variables ambientales menos el índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Römkens et al. (1986) para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante los datos de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada en Mg*ha*h / ha*MJ*mm, en rojo los valores positivos que establecen una sobrestimación del Factor K con variables modelizadas sobre el Factor K obtenido directamente del LUCDEME, en azul valores negativos indicando el caso contario, y en amarillo valores cercanos a 0 que muestran las áreas con valores similares entre ambos métodos.

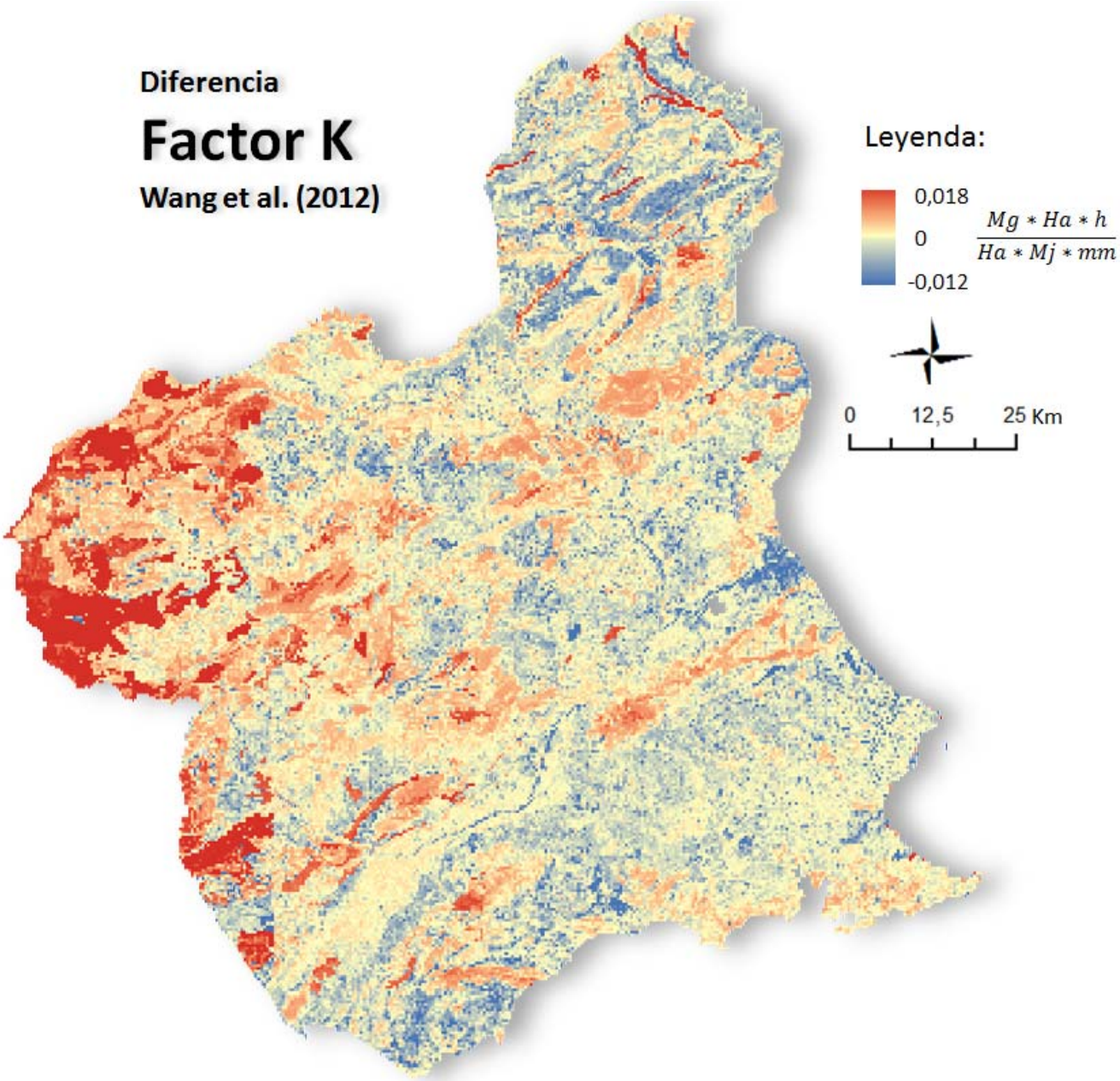


Figura 70. Capa raster de los valores diferencia obtenidos al restar el índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Wang et al. (2012) para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante modelización de las variables ambientales menos el índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Wang et al. (2012) para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante los datos de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada en Mg*ha*h / ha*MJ*mm, en rojo los valores positivos que establecen una sobrestimación del Factor K con variables modelizadas sobre el Factor K obtenido directamente del LUCDEME, en azul valores negativos indicando el caso contario, y en amarillo valores cercanos a 0 que muestran las áreas con valores similares entre ambos métodos.

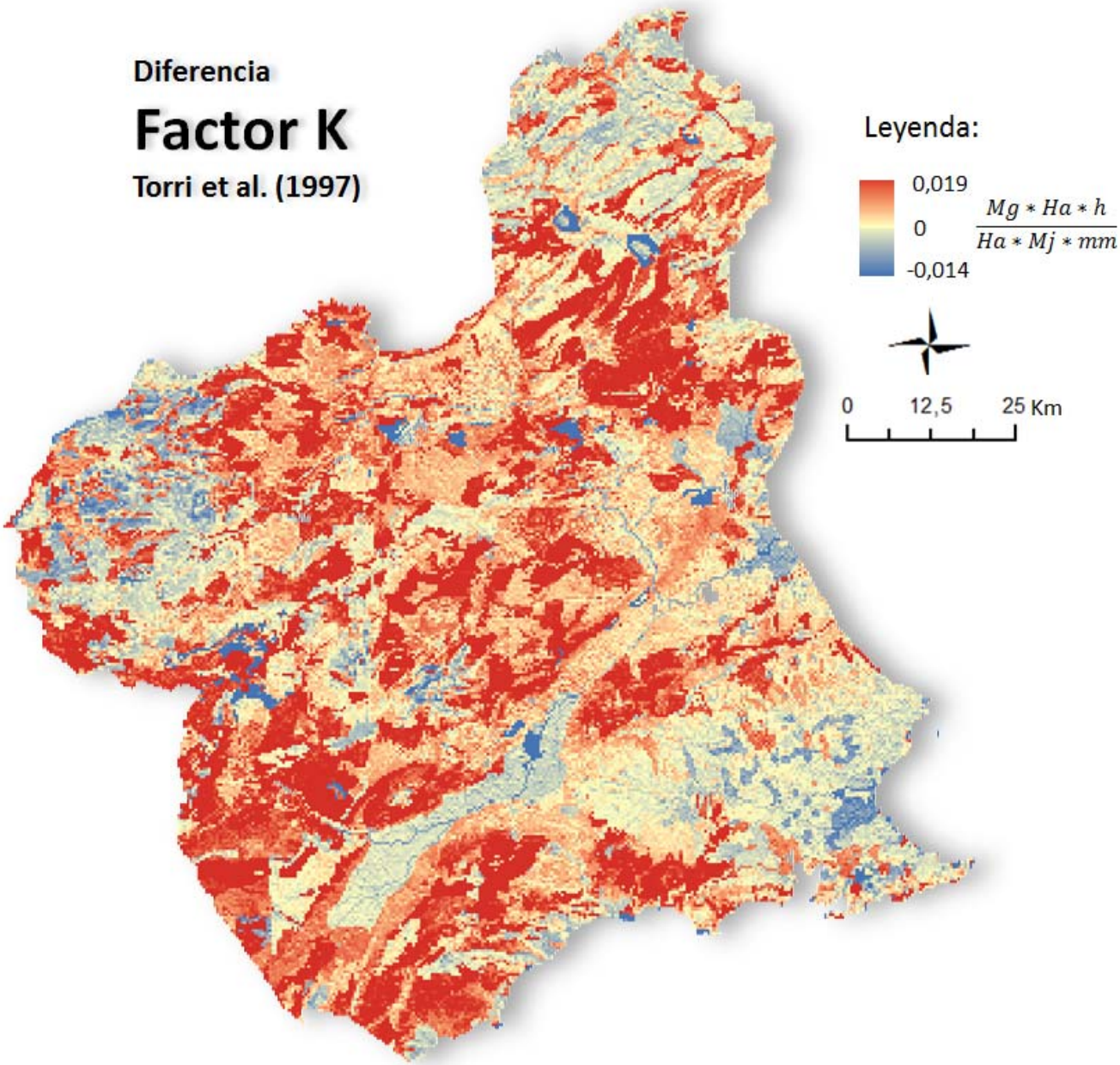


Figura 71. Capa raster de los valores diferencia obtenidos al restar el índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Torri et al. (1997) para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante modelización de las variables ambientales menos el índice de erosionabilidad (Factor K) expuesto por Torri et al. (1997) para la resolución 400 m (píxel) elaborada mediante los datos de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada en Mg*ha*h / ha*MJ*mm, en rojo los valores positivos que establecen una sobrestimación del Factor K con variables modelizadas sobre el Factor K obtenido directamente del LUCDEME, en azul valores negativos indicando el caso contario, y en amarillo valores cercanos a 0 que muestran las áreas con valores similares entre ambos métodos.

4.4 ASOCIACIONES ESTADÍSTICAS DE LAS VARIABLES EN LAS DIFERENCIAS DE MÉTODOS

Siguiendo el mismo procedimiento que en el capítulo anterior, utilizando una exploración estadística en dos niveles, podemos profundizar un poco más en las relaciones entre los valores de *Diferencias* de los índices de erosionabilidad y los datos de las variables que han entrado en la modelización. Recordar que los valores de las *Diferencias*.

Como referencia para los análisis estadísticos que se exponen a continuación los valores promedio ($\bar{x}$) y desviación típica (σ) para el total de ND obtenidos en las distintas capas Diferencias del Factor K (Tabla 46).

Tabla 46. Valores promedio ($\bar{x}$) y desviación típica (σ) de los datos de las *Diferencias* entre métodos.

	Römkens et al.	***Wang et***	***Torri et al.***
$\bar{x}$	0,0009	-0,0010	0,0039
σ	±0,0055	±0,0048	±0,0046

4.4.1 Asociación estadística de las Texturas y OM en las diferencias

En este caso, partimos con un total de 68.940 valores correspondientes a los ND de los píxeles de las capas "diferencia", que en primer lugar son analizadas cuantificando la relación que ejercen las texturas y OM (elaboradas en los Capítulo 1 y 2, respectivamente) en las diferencias encontradas entre ambos métodos. En la siguiente tabla (Tabla 47) se muestran los valores de los coeficientes obtenidos en los análisis de correlación utilizados.

Tabla 47 Análisis de correlación de los datos de las diferencias de método respecto a los valores *Textura y Materia Orgánica* (OM), elaborados para tres índices de erosionabilidad (Römkens et al., Wang et al. y Torri et al.) Los valores se expresan mediante el coeficiente de Pearson y el cuadrante del eje de coordenadas en el que se ubica la nube de puntos de los datos analizados. El grado de asociación se determina con valores de coeficientes superiores a +/- 0,30 (en negrita).

	Clay		**Sand**		**Silt**		**OM**	
	Pearson	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**
Römkens et al.	**0,400**	**0,454**	**-0,440**	**-0,422**	**0,356**	**0,314**	**0,378**	**0,326**
Wang et al.	0,087	0,159	-0,067	-0,140	0,039	0,113	**0,489**	**0,681**
Torri et al.	**-0,475**	**-0,460**	0,042	0,051	0,219	0,201	0,139	0,109

Con los coeficientes expuestos observamos que el algoritmo de Römkens presenta los valores más elevados de los tres casos estudiados. En su caso, supera los valores 0,3 (en valor absoluto) de corte establecidos para exponer un grado considerable de asociación estadística con las variables analizadas, viéndose influido de manera importante por todas las fracciones de textura y OM. Por su parte, el índice de Wang et al. utilizado en el análisis nos muestra unas relaciones muy bajas para todas las texturas, pero excesivamente alto en OM. Observando los coeficientes de Spearman obtenidos para este caso, se puede ver que presentan grandes variaciones respecto a Pearson, lo cual nos indica la existencia de una relación entre las variables no estrictamente lineal. Esto aconseja el uso del coeficiente de Spearman para analizar esta índice, que sigue mostrando unas relaciones relativamente bajas para las texturas, pero valores muy elevados (0,681) para OM. Finalmente, para el algoritmo de Torri et al. solo se observan valores altos en las arcillas, indicando una fuerte relación con las texturas más finas.

Las arcillas muestran un grado notable de asociación a las diferencias mostrado tanto por Römkens et al. (Figura 72) como Torri et al. El primero muestra una tendencia ascendente. En valores bajos de arcilla estimada el método de modelización infraestima respecto al método convencional. Las diferencias se anulan conforme aumenta el contenido de arcilla Con Torri et al. se observa la tendencia opuesta, en la que con escasos contenido en arcillas, el Factor K obtenido a partir de modelización sobreestima respecto al método convencional conforme aumenta los porcentajes de arcillas se tiende a igualar las estimaciones de ambos métodos.

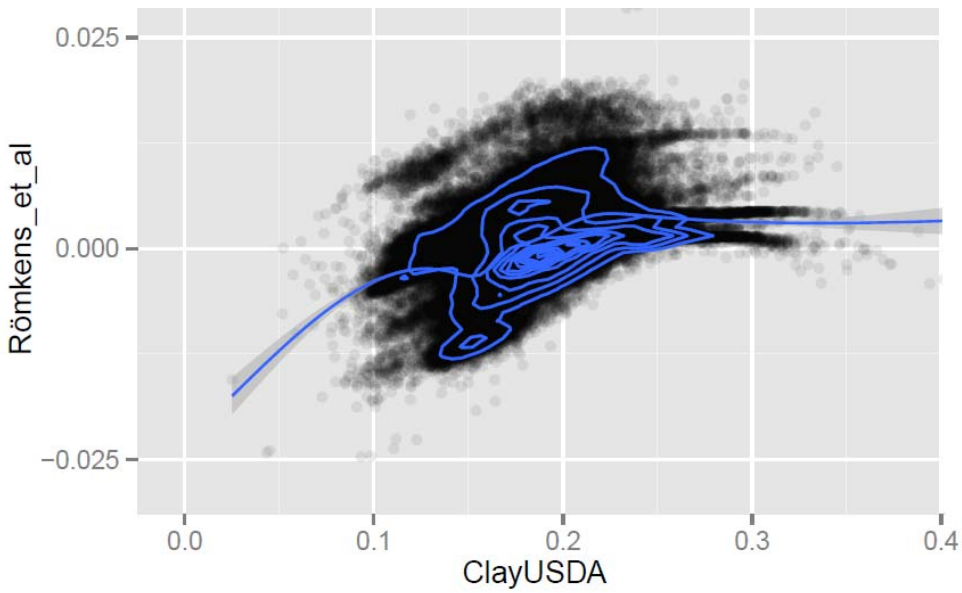


Figura 72. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable A*rcilla (USDA)* y las *Diferencias* en el caso *Römkens_et_al,* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores en el Factor K para el método de variables modelizadas. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores en el Factor K para el método elaborado a partir de la cartografía LUCDEME

Para la arena solo Römkens et al. (Figura 73) muestra valores superiores a nuestro nivel de corte. La tendencia que muestra es descendente, en la que a valores bajos de esta fracción de textura los dos métodos en estudio son muy similares frente a la estimación de la erosionabilidad, pero a partir de valores superiores al 30% de arena, estas diferencias comienzan a hacer mayores, siendo el método de modelización el que menor erosionabilidad muestra en sus cálculos (sobreestima respecto al método convencional).

En los limos es también Römkens et al. el que muestra una asociación alta para esta variable en las diferencias de los métodos. La representación gráfica de los datos nos desvela unos valores de erosionabilidad mayores para el método obtenido por la cartografía LUCDEME cuando los contenidos de limo son bajos. Cuando estos aumentan sus porcentajes, las diferencias entre ambos métodos disminuyen y por lo tanto los índices de erosionabilidad se van equiparando.

Finalmente para la OM se observa un grado de asociación más alto, reflejado por Römkens et al. y Wang et al. Las tendencias ofrecidas para ambos casos son muy distintas, donde Römkens et al. muestra una tendencia parabólica pero que se mantiene

muy cerca de los valores centrales, en la que las diferencias entre métodos son mínimas. Sin embargo Wang et al. (Figura 74) muestra una tendencia ascendente muy acusada en la que con pequeños porcentajes de OM la erosionabilidad es mucho mayor en el método convencional. A medida que aumentan estos porcentajes las diferencias tienden a hacerse menores, hasta que con porcentajes superiores a 2,5% de OM las diferencias se hacen mínimas.

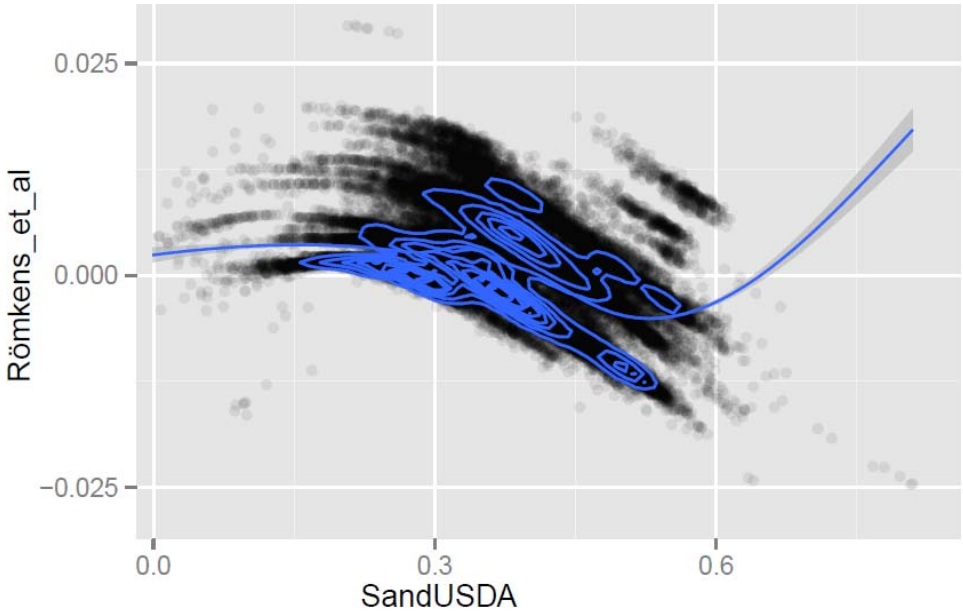


Figura 73. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable A*rena (USDA)* y las *Diferencias* en el caso *Römkens_et_al,* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores en el Factor K para el método de variables modelizadas. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores en el Factor K para el método elaborado a partir de la cartografía LUCDEME

4.4.2 Asociación estadística de las variables ambientales con las diferencias de estimación entre métodos

Pasando al segundo nivel en el que se analizan los tipos de relación que tienen las diferentes variables ambientales sobre las diferencias de los dos métodos, se han calculado de manera diferenciada los valores de las variables cuantitativas y cualitativas, siguiendo el mismo criterio que en el resto de capítulos de este trabajo.

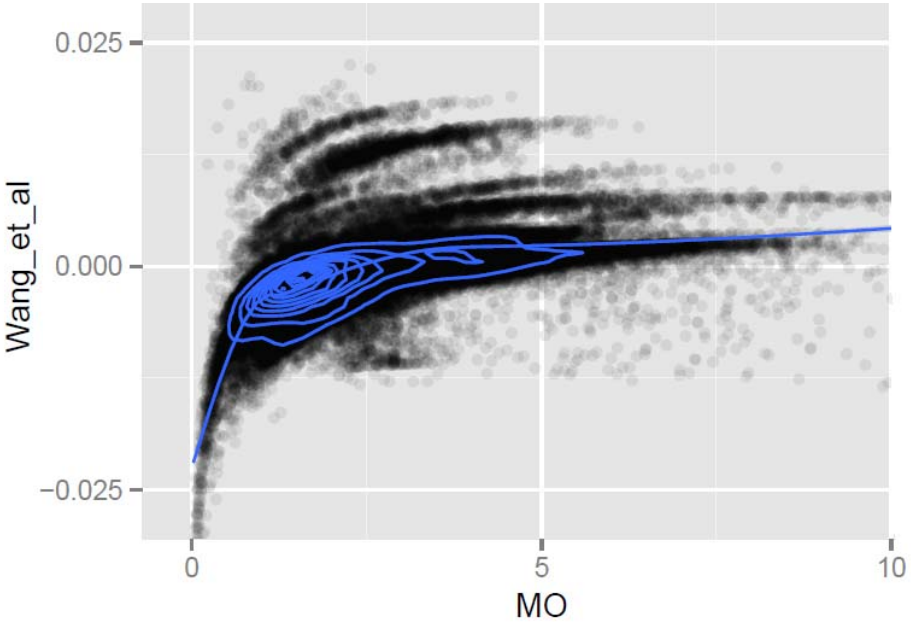


Figura 74. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable *Materia Orgánica* (OM) y las *Diferencias* en el caso *Wang_et_al,* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores en el Factor K para el método de variables modelizadas. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores en el Factor K para el método elaborado a partir de la cartografía LUCDEME

4.4.2.1 *Asociación de las variables ambientales cuantitativas*

En las variables cuantitativas se ha continuado con los análisis de correlación para conocer los niveles de asociación estadística existente entre las variables ambientales y las diferencias de Factor K, abordando los resultados en las agrupaciones de variables en los siguientes bloques: topografía y aspectos geomorfológicos [TG]; clima [C]; y obtenidas mediante teledetección [RS].

Bloque [TG]

En la Tabla 48 se exponen los índices de correlación que exponen el nivel de asociación existente entre las variables ambientales [TG] y las capas diferencia.

Tabla 48. Análisis de correlación de los datos (ND) de las diferencias de método respecto a los ND de las variables ambientales agrupadas en el bloque *Topografía y aspectos geomorfológicos* [TG], elaborados para tres índices de erosionabilidad (Römkens et al., Wang et al. y Torri et al.) Los valores se expresan mediante el coeficiente de Pearson y el cuadrante del eje de coordenadas en el que se ubica la nube de puntos de los datos analizados. El grado de asociación se determina con valores de coeficientes superiores a +/- 0,30 (en negrita).

	CuP		**CuPP**		**DEM**		**Slp**		**Fac**	
	Pearson	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**
Römkens et al.	0,071	0,049	-0,061	-0,068	0,215	0,114	0,217	0,096	0,001	-0,062
Wang et al.	0,040	0,037	-0,039	-0,049	0,168	0,123	0,128	0,121	-0,075	-0,069
Torri et al.	0,036	0,010	0,008	0,042	0,050	0,099	0,227	**0,294**	-0,069	-0,049

Como se puede observar, las variables del bloque [TG] tienen una asociación bastante débil con los valores de las diferencias en los tres casos en estudio. Solo *Slp* con las diferencias del índice propuesto por Torri et al. obtiene un coeficiente de Spearman (0,294) que roza el valor arbitrario de 0,30.También se puede comentar el coeficiente (Pearson) obtenido por las diferencias del índice de Römkens et al. con un valor de 0,217. En ambos casos la representación gráfica de los datos sigue una tendencia bastante cercana a los niveles medios, lo que sugiere una similitud en los resultados de los dos métodos, pero Torri et al. (Figura 76) muestra un incremento de los niveles de erosionabilidad para el método de modelización del Factor K, hasta que con pendientes superiores al 2% la asociación de esta variable con las diferencias desaparece.

También podemos comentar que la variable *DEM* en el caso de Römkens et al. obtiene un coeficiente de Pearson de 0,215, que a pesar de no ser muy alto, nos permite expresar cuál es la tendencia que muestran la asociación de los valores de altitud en las diferencias. En este caso, los datos representados muestran unos valores mayores para los índices calculados por el método modelización. La tendencia que adopta la curva es compleja, ya que se produce una disminución de las diferencias hasta llegar a la cota 500 m., donde se invierte esta tendencia y comienza a aumentar las diferencias entre los dos métodos analizados a medida que aumenta la altitud.

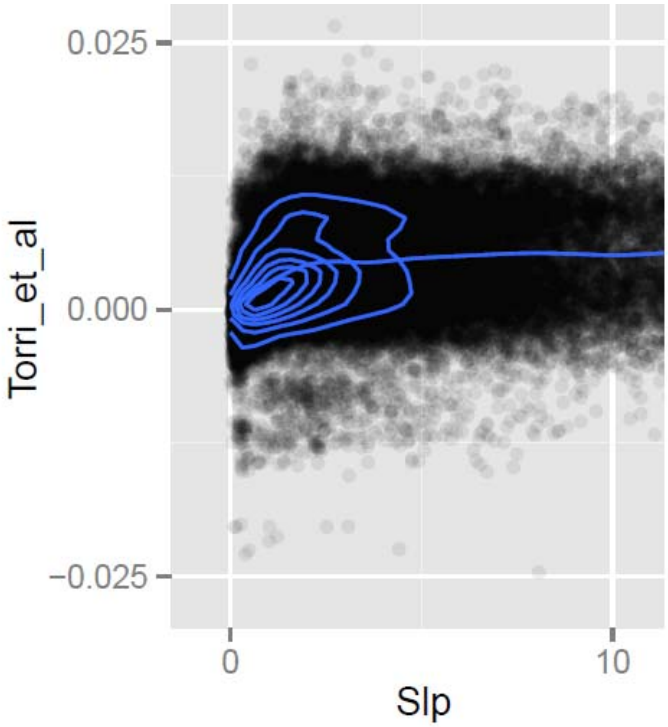


Figura 76. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable *Pendiente* (Slp) y las *Diferencias* en el caso *Torri_et_al,* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores en el Factor K para el método de variables modelizadas. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores en el Factor K para el método elaborado a partir de la cartografía LUCDEME

Bloque [C]

Los coeficientes de correlación obtenidos para las variables del bloque clima [C], se exponen a continuación (Tabla 49).

Tabla 49. Análisis de correlación de los datos (ND) de las diferencias de método respecto a los ND de las variables ambientales agrupadas en el bloque C*lima* [C], elaborados para tres índices de erosionabilidad (Römkens et al., Wang et al. y Torri et al.) Los valores se expresan mediante el coeficiente de Pearson y el cuadrante del eje de coordenadas en el que se ubica la nube de puntos de los datos analizados. El grado de asociación se determina con valores de coeficientes superiores a +/- 0,30 (en negrita).

	Pr		**Tmp**		**RaDu**		**RaDi**		**RaDr**	
	Pearson	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**	**Pearson**	**Spearman**
Römkens et al.	0,206	0,107	-0,184	-0,095	-0,102	-0,011	0,184	0,081	0,003	-0,027
Wang et al.	0,149	0,123	-0,147	-0,105	-0,054	-0,016	0,157	0,099	0,022	-0,001
Torri et al.	-0,018	0,061	-0,034	-0,082	-0,184	-0,239	0,019	0,068	-0,072	-0,038

La asociación de las variables expuestas en este bloque débil ya que ninguna de ellas supera el valor de corte seleccionado. Mencionar que *Pr* con Römkens et al. y *RaDu* con Torri et al., obtienen unos coeficientes medianamente cercanos. En el caso de la *Pr* muestra una tendencia ascendente, pero no muy bien definida, ya que posee una serie de altibajos que denotan la complejidad con la que se asocian estas variables a los valores de los métodos expuestos. Por su parte, la variable *RaDu* nos muestra unos valores de erosionabilidad menores en el método convencional, con una tendencia descendente en la que a medida que aumenta el número de horas de insolación las diferencias entre métodos disminuyen.

Bloque [RS]

Los coeficientes de correlación obtenidos para las variables del bloque teledetección [RS] se muestran en la Tabla 50.

Tabla 50. Análisis de correlación de los datos (ND) de las diferencias de método respecto a los ND de las variables ambientales agrupadas en el bloque *Teledetección* [RS], elaborados para tres índices de erosionabilidad (Römkens et al., Wang et al. y Torri et al.) Los valores se expresan mediante el coeficiente de Pearson y el cuadrante del eje de coordenadas en el que se ubica la nube de puntos de los datos analizados. El grado de asociación se determina con valores de coeficientes superiores a +/- 0,30 (en negrita).

	NDVIfeb		NDVIjul		CMIfeb		FMIfeb		IOIfeb		CMIjul		FMIjul		IOIjul	
	Pear	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**	**Pear**	**Spear**
Römkens et al.	0,128	0,139	**0,315**	**0,303**	-0,226	-0,216	-0,094	-0,096	0,086	0,101	0,210	0,210	-0,224	-0,218	**-0,320**	**-0,334**
Wang et al.	0,063	0,104	0,130	0,202	-0,153	-0,177	-0,044	-0,068	0,051	0,087	0,123	0,163	-0,093	-0,138	-0,183	-0,246
Torri et al.	0,051	0,078	0,117	0,135	-0,166	-0,170	-0,044	-0,054	0,085	0,118	0,199	0,213	-0,072	-0,074	-0,242	-0,252

Al igual que en la situación mostrada en el resto de bloques, el índice de asociación de estas variables respecto a las diferencias mostradas por ambos métodos es bastante baja. Solo las diferencias de los índices de Römkens et al. muestran algunos coeficientes significativos.

Las variables que manifiestan una asociación superior al coeficiente de corte 0,30 en valor absoluto son *NDVIjul* y *IOIjul*. Respecto *NDVIjul,* observamos cómo además de Römkens et al., también tiene una cierta influencia Wang et al., que en ambos casos

como nos muestran los signos de sus coeficientes presentan una tendencia ascendente. Si nos fijamos en su representación gráfica se puede ver que en los dos índices del Factor K sus datos se encuentran distribuidos entre valores positivos y negativos, lo que significa que inicialmente se obtienen unos valores del erosionabilidad mayor para el método convencional, hasta un punto en el que se invierte. En el caso de Wang et al. (Figura 77) se produce con un valor del índice de vegetación de 0,12, por lo que podemos interpretar que las zonas de roquedo o suelo desnudo tienen una importancia mayor para la erosionabilidad del Factor K obtenido por el método convencional, y en zonas de pastizal y vegetación de bajo porte las estimaciones del Factor K obtenido mediante modelización, llegando a un punto en el que se estabiliza. En el caso de Römkens et al. la evolución es más compleja, ya que nos muestra una cierta estabilidad de la erosionabilidad para ambos métodos en los niveles más bajos de NDVI, pero a partir de valores de NDVI de 0,05 se incrementa el grado de erosionabilidad en el método del Factor K obtenido por modelización respecto al convencional.

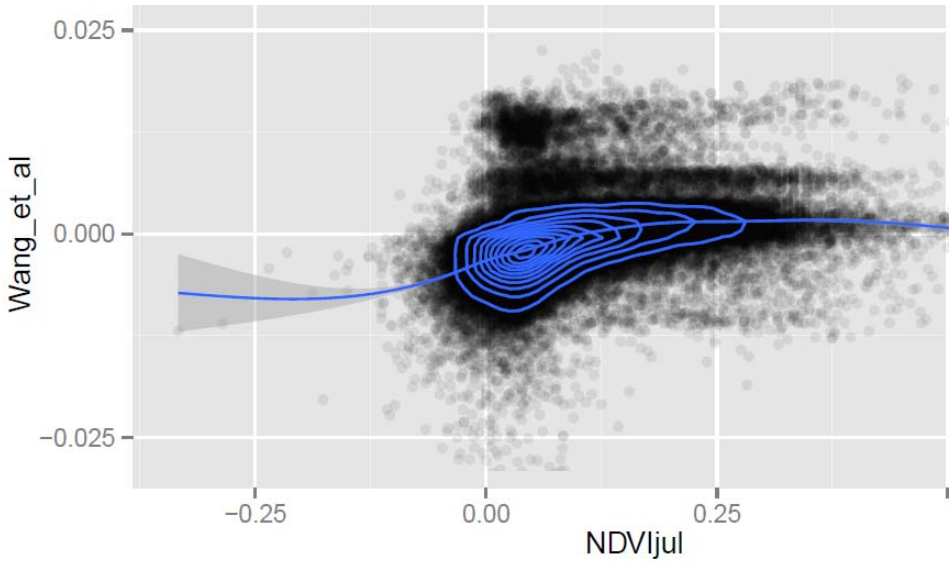


Figura 77. Representación de la dispersión de la nube de puntos entre la variable *Indice de Vegetación de Julio (NDVIjul)* y las *Diferencias* en el caso *Wang_et_al,* ajustadas mediante un Generalized Additive Model (GAM). Los datos positivos muestran valores de estimación mayores en el Factor K para el método de variables modelizadas. Los datos negativos muestran valores de estimación mayores en el Factor K para el método elaborado a partir de la cartografía LUCDEME

Para la variable *IOIjul* es de nuevo Römkens et al. el que mayor nivel de asociación presenta, aunque también inciden de manera más débil Wang et al. y Torri et al. Para

los tres casos se repite un patrón similar mostrando una tendencia descendente en la que a medida que aumenta la alteración de los materiales representados por IOI disminuye los niveles de erosionabilidad para el Factor K modelizado. A partir del rango 0,6 – 0,65 se modifica el proceso y pasa a incrementarse la erosionabilidad para el Factor K obtenido mediante el método convencional.

4.4.2.2 *Asociación de las variables ambientales cualitativas*

Para distinguir cuales son las variables ambientales cualitativas que mayor asociación presentan en las diferencias obtenidas por los dos procesos de estimación del Factor K, se van a utilizar la metodología propuesta en el capítulo anterior. Para ello se utilizarán las 10 variables más representativas de los Tipos de suelos (SLu) y las 11 clases de litología [LM] (Tabla 8 y Tabla 9).

SLu

Los resultados de los valores estandarizados para las categorías de la variable (SLu) (Tabla 51), nos muestran que un gran número de estas clases tienen algún grado de asociación respecto a las diferencias detectadas en los dos métodos examinados.

Tabla 51. Valores de *z* obtenidos de la estandarización de los datos (ND) *Diferencias* de los dos métodos de estimación del Factor K, para determinar el grado de asociación entre las *Diferencias* elaborados para tres índices de erosionabilidad (Römkens et al., Wang et al. y Torri et al.) y las variables ambientales de carácter cualitativo *Suelo* (SLu), seleccionadas entre los valores de *z* en una distribución normal que sean mayores a 0,67 y menores a -0,67 (en negrita).

	FluC	Lit	Lit_XerC	RegC	RegC_XerC	RegL	RegL_XerC	XerC	XerC_XerP	XerP
	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor
Römkens et al.	-0,140	0,421	**0,684**	-0,259	0,184	0,348	-0,276	-0,284	-0,249	**-1,203**
Wang et al.	**-0,715**	0,053	0,541	**-1,176**	-0,354	0,144	**-0,971**	**-1,073**	**-0,737**	**-1,324**
Torri et al.	-0,476	**-0,801**	**1,266**	-0,230	**1,018**	-0,645	**0,699**	-0,271	0,609	-0,618

En general, llama la atención que hay poca coincidencia entre la desviación de los valores estandarizados entre los tres métodos. Así para Römkens et al. las clases que más se apartan de la diferencia romedio son Lit_XerC y Xer_P, para Wang FluC, RegC, RegL_XerC, XerC, XerC_XerP y XerP mientras que para el método de Torri et al. son Lit,

Lit_Xer, RegC_XerC y RegL_XerC. Igualmente tampoco resultan excesivamente consistentes los signos de las desviaciones estandarizadas.

LM

En los valores normalizados de las distintas categorías de la variable (LM) (Tabla 52) se puede observar que solo los *Collu*, y en menor medida *QuaUnd* y *Keup* las clases cuyos valores estandarizadas promedio con mayor número de valores extremos. Al igual que en el caso anterior hay poca constancia de los valores y signos entre métodos de cálculo de K.

Tabla 52. Valores de *z* obtenidos de la estandarización de los datos (ND) *Diferencias* de los dos métodos de estimación del Factor K, para determinar el grado de asociación entre las *Diferencias* elaborados para tres índices de erosionabilidad (Römkens et al., Wang et al. y Torri et al.) y las variables ambientales de carácter cualitativo *Litología* (LM), seleccionadas entre los valores de *z* en una distribución normal que sean mayores a 0,67 y menores a -0,67 (en negrita).

	Clay	Sand	SandSt	LimSt	Collu	Congl	QuaUnd	Dolom	Marg	Keup	Met-Sil
	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor
Römkens et al.	0,047	0,184	0,648	0,521	**-1,223**	-0,410	0,067	0,251	0,074	**0,718**	-0,128
Wang et al.	-0,251	0,149	0,165	0,479	**-1,362**	-0,529	**-0,723**	0,378	-0,456	0,347	-0,219
Torri et al.	0,280	0,656	0,083	0,065	-0,286	0,251	-0,394	0,161	0,206	-0,458	0,619

4.5 EVALUACIÓN DE LOS DOS MÉTODOS EN EL CÁLCULO DE LA EROSIONABILIDAD: GLOBAL Y EN DISTINTOS TIPOS DE COBERTURAS DEL SUELO

Siguiendo la argumentación metodológica con los estimadores de error propuestos, se han analizado los datos de los 68940 ND para los dos métodos y para cada uno de las fórmulas utilizadas por tipos de cobertura del suelo. En la siguiente figura (Figura 78) se muestra la distribución espacial de las coberturas reclasificadas del CLC 2006.

Para la interpretación de los valores de las diferencias entre métodos descritas más adelante, se puede utilizar la referencia al valor 0 como las áreas similares para ambos métodos. Los valores que sean superiores a 0, presentan valores de K más elevados en el

método de modelización, los valores que sean menores a 0, nos describen las áreas donde los valores de erosionabilidad son mayores cuando se ha utilizado los datos obtenidos por el método convencional.

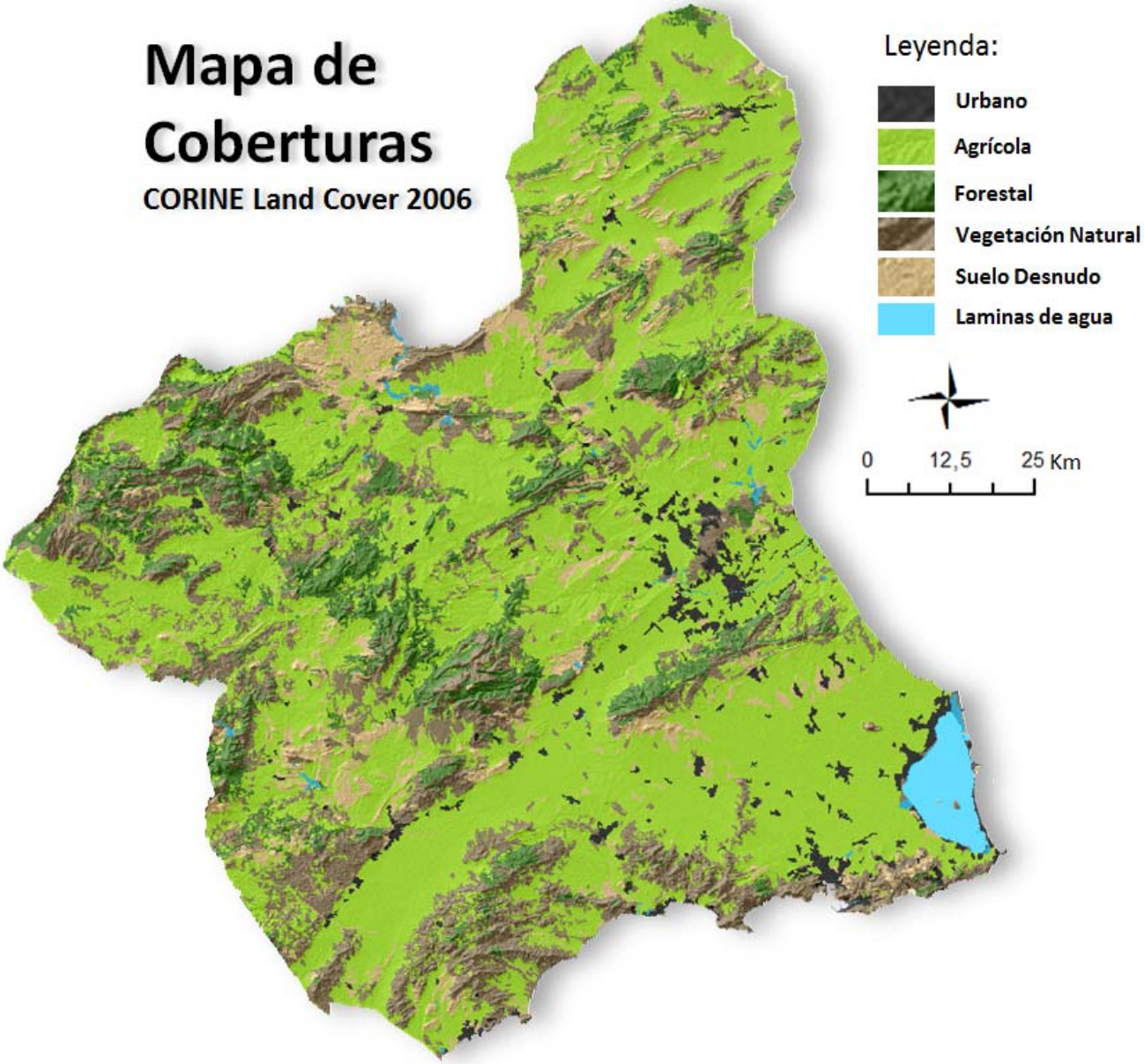


Figura 78. Capa raster del Mapa de Coberturas elaborado con la información de Proyecto CORINE Land Cover (2006). Las clases de la base de datos CORINE han sido reclasificadas en las siguientes clases de coberturas homogéneas: Urbano, Agrícola, Forestal, Vegetación Natural de bajo porte, Suelo Desnudo o escasa vegetación y Láminas de agua.

La estimación del error entre ambos métodos presenta unos resultados bastante heterogéneos (Tabla 53) por usos del suelo. Si nos centramos en el Error Absoluto Medio (EAM) para toda el área de estudio, observábamos unos valores de error muy bajos en los tres índices examinados, que en el mayor de los casos no llega a 0,005 Mg*ha*h / ha*MJ*mm. Analizando los valores del Error Relativo Medio (ERM), y de manera más interesante observamos que los datos obtenidos en los porcentajes nos muestran cambios elevados respecto al factor de erosionabilidad dependiendo del índice utilizado. Si se aplica el índice de Torri et al., podemos llegar a tener más de un 8 % de erosionabilidad con la utilización de los valores obtenidos por el método de modelización respecto a los obtenidos por el método convencional. El índice de Römkens para este caso es el más estable entre los dos métodos con algo más de un 1 % de diferencia en las tasas de erosionabilidad. Y por su parte, el índice de Wang et al. presenta un cambio de tendencia, produciéndose mayores niveles de erosionabilidad con casi un 5 % más si se utiliza este algoritmo con los datos obtenidos del método convencional.

Segmentando esta información desde el punto de vista de las diferentes coberturas del terreno, podemos observar de manera más detallada cuales son las variaciones en las tasas de erosionabilidad mostrados por los diferentes índices.

La cobertura *Agrícola* presenta unos valores de EAM muy similares en los tres algoritmos utilizados. Respecto al %ERM, destaca el cambio que se produce con el índice de Römkens et al., produciendo mayores tasas de erosionabilidad en las áreas agrícolas con los datos del método convencional.

Para las áreas forestales, se observan valores más altos en EAM para los índices de Römkens et al. y Torri et al., pero es en los %ERM donde se marcan las diferencias, con tasas de erosionabilidad muy altas de estos dos índices. Cuando se utilizan los datos modelizados, al igual que Wang et al. con tasas casi del 6%, siendo la única vez que este índice muestra mayores valores del factor K si se aplica con valores de variables modelizadas.

Las coberturas de vegetación natural de bajo porte nos muestran valores muy dispersos para los tres índices en los valores de EAM. Respecto a los porcentajes de ERM, destacar que el índice de Torri et al. sigue presentado los valores más elevados de erosionabilidad con los datos modelizados, para este estimador el índice de Wang et al. muestra unos valores muy similares independientemente del método utilizado para la elaboración de los datos de entrada.

Finalmente, para las superficies con escasa o nula cobertura vegetal se observan valores de EAM similares al forestal, siendo de nuevo los más bajos para el índice de Wang et al. En la estimación del %ERM Römkens et al. muestra unas tasas de erosionabilidad muy similares para ambos métodos, siendo de nuevo los más altos para Torri et al. con 10,45% y más bajos para Wang et al. (-5,28%) si se calculasen con datos modelizados.

Tabla 53. Evaluación del error en los métodos de estimación del Factor K. Los algoritmos utilizados para la cuantificación del error son el Error Absoluto Medio (EAM) expresados en valores absolutos, el Error Relativo Medio (ERM) expresados en porcentajes, y el Porcentaje de Desviación Media (PDM) expresados en porcentajes. Los cálculos se han realizado sobre los índices de erosionabilidad de Römkens et al., Wang et al. y Torri et al. para el Total de la superficie de estudio, y de manera particular para las superficies con coberturas *Agrícola, Forestal, Vegetación natural* y *Suelo Desnudo.*

	Cobertura	EAM	%ERM
Römkens et al.	Total	0,00416	1,30
Wang et al.		0,00332	-4,88
Torri et al.		0,00455	8,14
Römkens et al.	Agrícola	0,00379	-1,51
Wang et al.		0,00375	-8,26
Torri et al.		0,00375	6,51
Römkens et al.	Forestal	0,00568	11,71
Wang et al.		0,00295	5,87
Torri et al.		0,00614	11,80
Römkens et al.	Vegetación natural de bajo porte	0,00458	4,50
Wang et al.		0,00264	-0,19
Torri et al.		0,00571	10,28
Römkens et al.	Suelo Desnudo	0,00412	-0,44
Wang et al.		0,00250	-5,28
Torri et al.		0,00564	10,45

Desde el punto de vista espacial se puede cuantificar los porcentajes de píxeles con sus correspondientes ND, expresando de manera gráfica la evolución de sobrevaloración o

subvaloración de los valores de erosionabilidad dependiendo del método utilizado para el cálculo de las variables de texturas y OM que sirven de entrada a los algoritmos de estimación del Factor K propuestos. Para analizar estos gráficos nos referiremos en adelante a sobrevaloración cuando los valores obtenidos en las diferencias de los métodos sean mayores para los datos obtenidos por el método de modelización frente al convencional y subvaloración al proceso inverso como ya se ha argumentado en la metodología.

En un análisis inicial para toda la zona de estudio (Figura 79), se puede mostrar que para los valores obtenidos por el índice de Torri et al. calculado por modelización casi el 80% de la superficie sobreestima los niveles de erosionabilidad respecto al método convencional, teniendo más del 35% de los casos con valores superiores a 0,005 Mg*ha*h / ha*MJ*mm. En el caso de Römkens et al. se puede ver que algo más de la mitad de los valores se posicionan en sobrevaloración del Factor K, y la mayor parte de sus ND están entre los valores ± 0,005 Mg*ha*h / ha*MJ*mm, lo cual nos indica unos valores muy próximos entre ambos métodos. Para el índice de Wang et al., los resultados son muy similares al caso anterior, pero con un nivel algo superior en subvaloración.

En el análisis de las superficies de cultivos agrícolas observamos como los índices de Torri et al. y Römkens et al. muestran unos porcentajes muy parecidos a los mostrados para el conjunto del área de estudio (Figura 80). Solo el índice de Wang et al. aumenta para esta cobertura del suelo sus valores de subvaloración, modificándose de manera brusca a valores muy altos de sobrevaloración en un 15% de sus pixeles, lo cual se debe a áreas espacialmente concretas que no se están estimando de manera correcta.

Para áreas de densa cobertura forestal se observa que más del 75% de la superficie para los tres índices esta sobreestimada (Figura 81), siendo el de Wang et al. el que más similitud presenta entre ambos métodos para esta cobertura, ya que el prácticamente el 80% de los valores están entre ± 0,005 Mg*ha*h / ha*MJ*mm. A diferencia de los otros dos índices que sobrevaloran más del 50% de sus valores por encima de 0,005 Mg*ha*h / ha*MJ*mm.

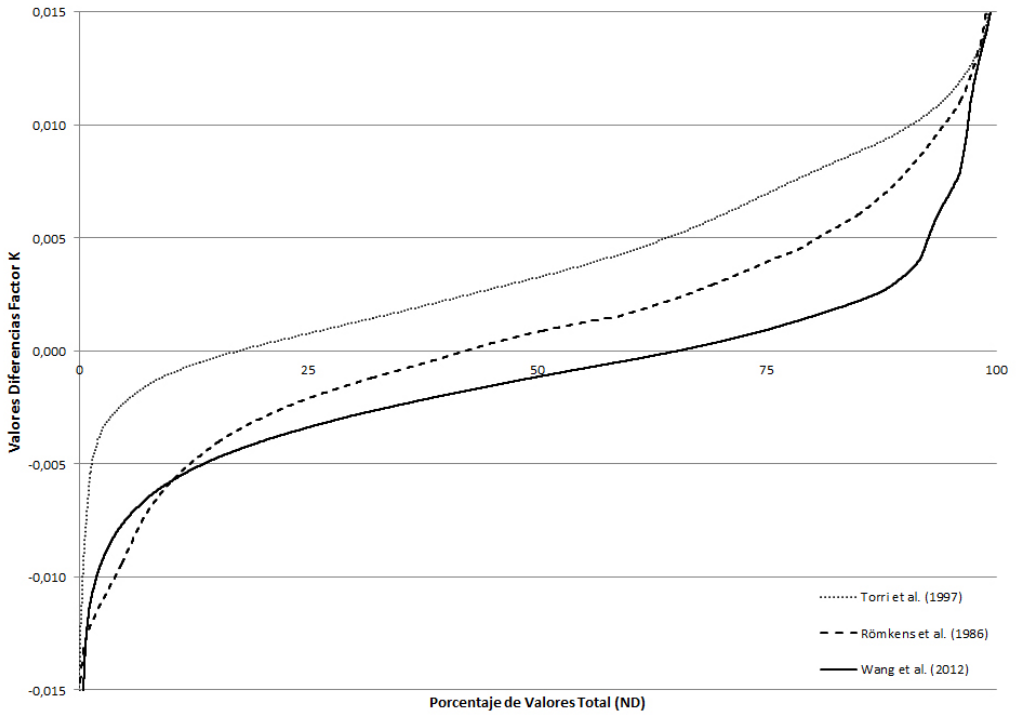


Figura 79. Diagrama de frecuencias ordenadas por porcentaje de los niveles digitales de los píxeles (ND) del Total de la superficie en estudio para los valores de diferencias de los dos métodos de estimación del Factor K. Por encima del valor 0 se expresa una sobrevaloración, y por debajo una subvaloración de los índices de erosionabilidad por el método de modelización. La gráfica se ha representado para los tres algoritmos de cálculo del Factor K (Torri et al, Römkens et al. y Wang et al.)

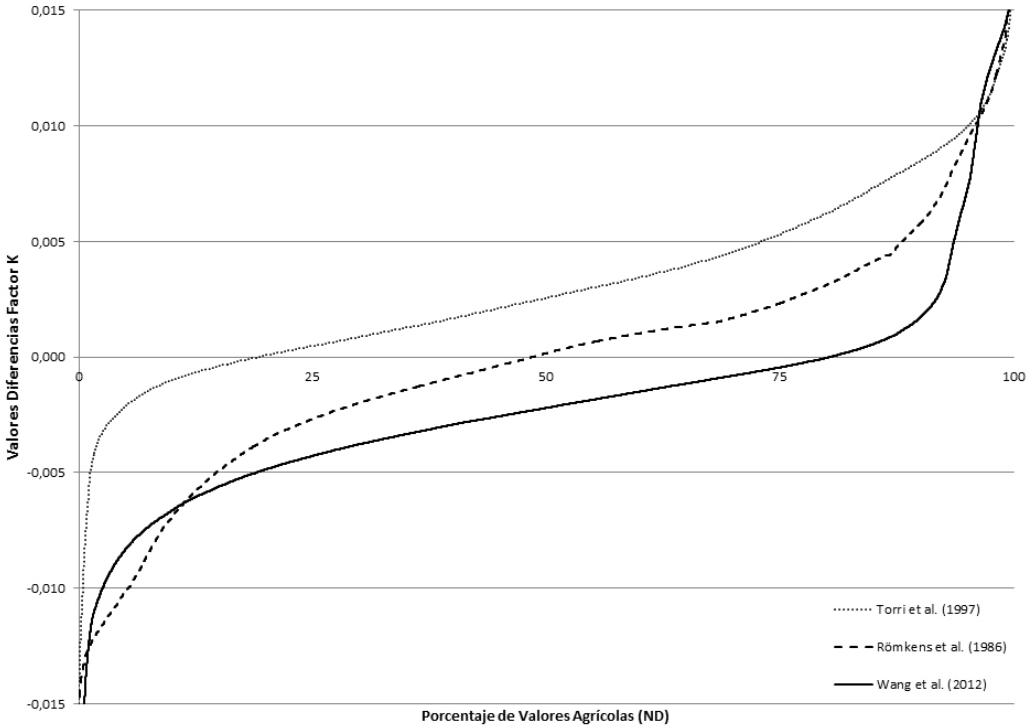


Figura 80. Diagrama de frecuencias ordenadas por porcentaje de los niveles digitales de los píxeles (ND) del área de cobertura Agrícola para los valores de diferencias de los dos métodos de estimación del Factor K. Por encima del valor 0 se expresa una sobrevaloración, y por debajo una subvaloración de los índices de erosionabilidad por el método de modelización. La gráfica se ha representado para los tres algoritmos de cálculo del Factor K (Torri et al, Römkens et al. y Wang et al.)

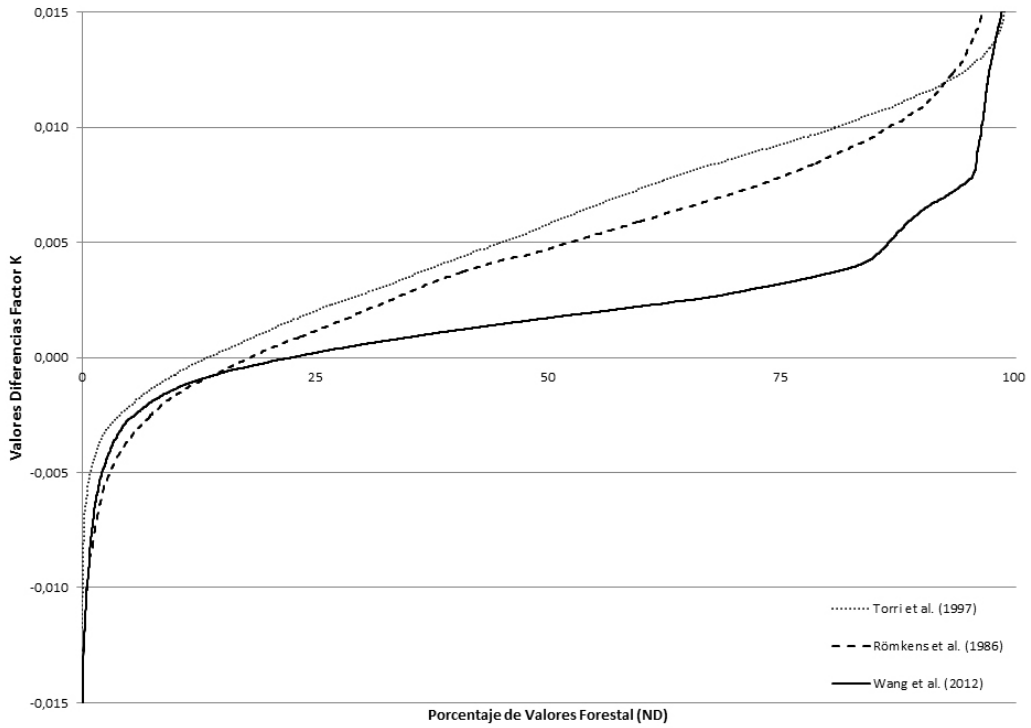


Figura 81. Diagrama de frecuencias ordenadas por porcentaje de los niveles digitales de los píxeles (ND) del área de cobertura Forestal para los valores de diferencias de los dos métodos de estimación del Factor K. Por encima del valor 0 se expresa una sobrevaloración, y por debajo una subvaloración de los índices de erosionabilidad por el método de modelización. La gráfica se ha representado para los tres algoritmos de cálculo del Factor K (Torri et al, Römkens et al. y Wang et al.)

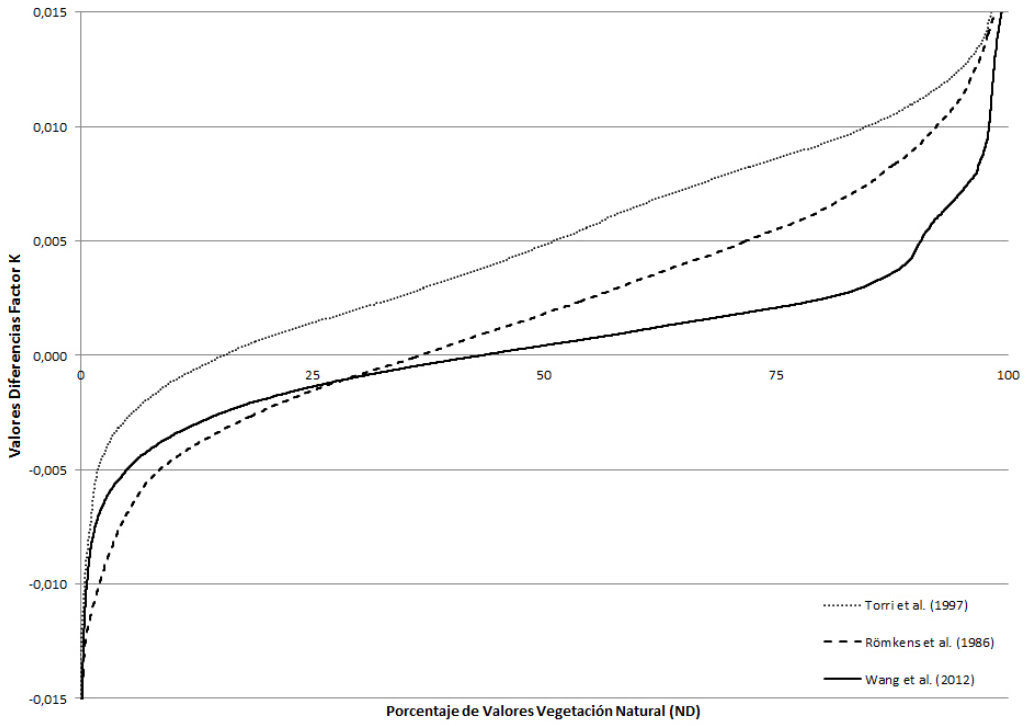


Figura 82. Diagrama de frecuencias ordenadas por porcentaje de los niveles digitales de los píxeles (ND) del área de cobertura de Vegetación Natural de bajo porte para los valores de diferencias de los dos métodos de estimación del Factor K. Por encima del valor 0 se expresa una sobrevaloración, y por debajo una subvaloración de los índices de erosionabilidad por el método de modelización. La gráfica se ha representado para los tres algoritmos de cálculo del Factor K (Torri et al, Römkens et al. y Wang et al.)

Si observamos lo que sucede con las coberturas de vegetación natural de bajo porte (Figura 82), vemos que se repite un patrón similar al caso de las coberturas forestales, pero con unos índices de sobrevaloración menor para Römkens et al. y Wang et al., manteniéndose para el caso de Torri et al.

En las coberturas asociadas a zonas de suelo desnudo (Figura 83) se observa que para Torri et al. los niveles de sobrevaloración son muy elevados tanto en porcentaje como en intensidad, ya que prácticamente el 50% de sus datos están por encima de los 0,005 Mg*ha*h / ha*MJ*mm. Por su parte Römkens et al. y Wang et al. se reparten la superficie entre sobre y subvaloración de los valores de erosionabilidad, presentando este último unos índices de subvaloración mayor, pero con valores de las diferencias entre métodos muy similares con más del 75% de los ND entre los valores ± 0,0025 Mg*ha*h / ha*MJ*mm.

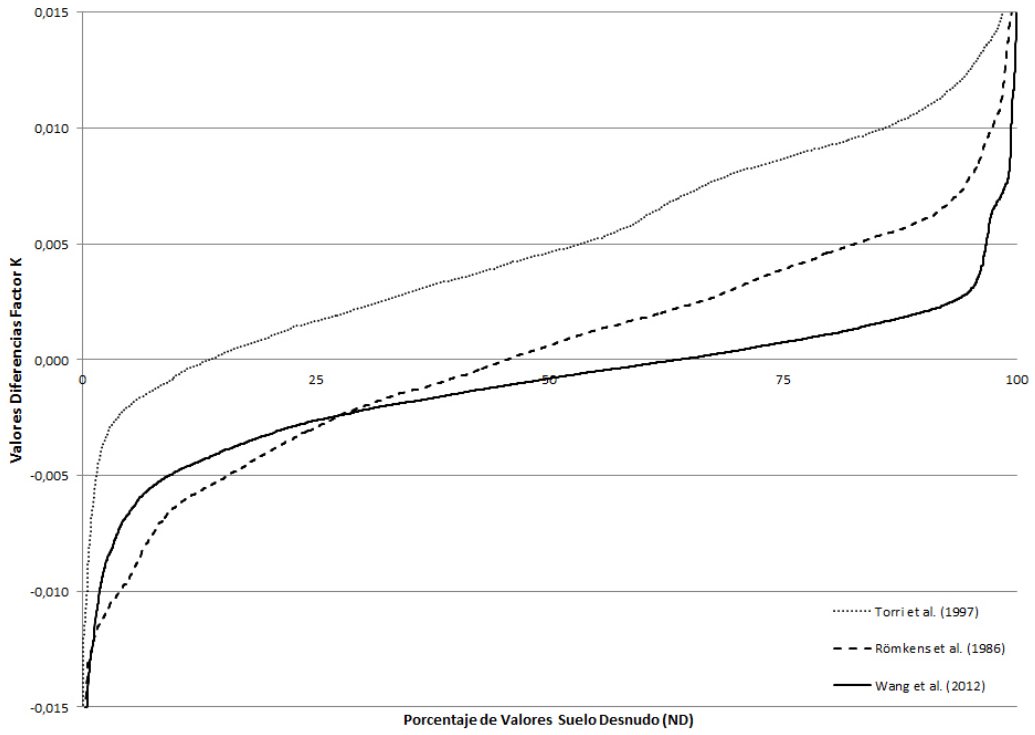


Figura 83. Diagrama de frecuencias ordenadas por porcentaje de los niveles digitales de los píxeles (ND) del área de cobertura de Suelo Desnudo para los valores de diferencias de los dos métodos de estimación del Factor K. Por encima del valor 0 se expresa una sobrevaloración, y por debajo una subvaloración de los índices de erosionabilidad por el método de modelización. La gráfica se ha representado para los tres algoritmos de cálculo del Factor K (Torri et al, Römkens et al. y Wang et al.)

5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Como ya se ha comentado anteriormente, una parte importante de los resultados de este trabajo tienen una finalidad aplicada, que se pone realmente de manifiesto en este capítulo. El empleo de los datos obtenidos de textura (Capítulo 1) y OM (Capítulo 2) nos permiten elaborar una predicción de los valores de erosionabilidad a escala regional, y con ello, la posibilidad de evaluar la variabilidad de los resultados establecidos por estimaciones regionales de variables del suelo por dos métodos distintos y tres algoritmos de cálculo del Factor K. El análisis de toda esta información nos facilita conocer el peso que ejerce el origen de la información de entrada a los modelos en el cómputo de erosionabilidad y cuál será la importancia en la elección del algoritmo de estimación del Factor K en los resultados finales.

Los datos de textura y OM obtenidos mediante procesos de modelización, que han sido utilizados para el cálculo del Factor K, siguen una metodología basada en la agregación de la información en diferentes resoluciones de los datos ambientales originales. La estimación a través de la modelización estadística de estas propiedades del suelo no se encuentran exentas de un cierto grado de error, ya que están en relación con algunos fenómenos naturales que se pueden generar a diversas escalas (Turner et al, 1989), como así sucede con los procesos de degradación del suelo (Poesen et al., 1994; Wei et al., 2012; Cerdà et al., 2013). Por lo que la agregación de información en un SIG a diferentes resoluciones espaciales en el análisis regional con variables ambientales es un elemento crítico a tener en cuenta, ya que repercute en los errores de precisión de los modelos de predicción (Paustian et al, 1997).

No obstante, en relación al cálculo del Factor K, parece obvio que es preferible el uso de las texturas y OM obtenidas mediante modelización por disponer de una distribución espacial más detallada, ya que la homogeneidad de los recintos de las capas del método LUCDEME no tiene en cuenta la variabilidad y diversidad del territorio. Trabajos como los de Bonilla y Johnson (2012), muestran en sus resultados una gran dispersión en los valores del factor K dentro de cada categoría del mapa de suelos, debido a que no es

posible estimar la erosividad de un determinado suelo con base únicamente en su orden taxonómico.

Esta hipótesis nos determina una parte importante de la discusión en evaluar las divergencias mostradas en los resultados de los cálculos del Factor K dependiendo del origen de los datos. Para ello nos hemos ayudado de los índices de correlación obtenidos entre las *Diferencias (Factor K)* y de las propiedades del suelo modelizadas (textura y OM) para poder determinar qué elementos son los que más están influyendo en los cálculos de erosionabilidad, información que puede ser útil para mejorar futuros trabajos. En primer lugar se observa una gran asociación de las diferencias entre el método convencional y el método de modelización del método de Römkens et al. tanto con las estimaciones de todas las fracciones de textura y con la materia orgánica. Ésta última relación es algo paradójica y de difícil interpretación ya que los datos de OM no entran en los algoritmos de su fórmula. Analizando el resto de modos de cálculo del Factor K se observa que la diferencia entre los dos métodos en el índice de Torri et al. es extremadamente dependiente de la arcilla, mientras que el índice de Wang et al. lo es de la OM. Estos son aspectos muy determinantes desde el punto de vista de la utilización de un determinado índice, y por lo tanto la capacidad de seleccionar o de mejorar las distintas capas de información necesarias. Un aspecto interesante de este resumen es que el seleccionar índices del Factor K cuyas variaciones sean más dependientes de la OM que de la textura puede tener la ventaja de que la estimación de la OM a escala regional se realiza con mucha mayor fiabilidad que la de la textura (*Arcilla: 0,21; Limo: 0,25; Arena: 0,31; OM: 0,47. Valores del coeficiente de determinación (R2) para el modelo uni-resolución 400)*.

Otra particularidad relevante, a diferencia de lo sucedido con las *Diferencias* de las pF del capítulo anterior, es la escasa relación que se muestra con las variables ambientales analizadas, lo que nos indica una cierta similitud en los dos métodos respecto a estas variables. La capa del mapa de suelos del LUCDEME entra a formar parte de todos los modelos de textura, lo que impone, de partida una fuerte semejanza en la estructura espacial basada en los polígonos de dicha cartografía. Esta similaridad difumina la asociación entre las diferencias y otras variables ambientales. La variable Slp es una de

las pocas que muestran asociación moderadamente elevada con las *Diferencias*, su inclusión en la estimación del Factor K mediante las propiedades del suelo modelizadas se presenta interesante ya que la pendiente es un elemento muy importante en los procesos de erosión. En un reciente trabajo (Shabani et al., 2013) se ha obtenido una alta correlación entre erosionabilidad y pendiente, y aunque el efecto de la pendiente ya está contemplado en el modelo USLE o RUSLE el autor propone su uso en cálculos mejorados del Factor K.

La siguiente parte de la discusión se centra en evaluar cuál es el grado de cambio que genera el empleo de diferentes algoritmos para la estimación de la erosionabilidad, aunque hay que recordar que son tasas de cambio son muy reducidas, ya que para el 95% de los valores no se sobrepasa los +/- 0,015 Mg*ha*h / ha*MJ*mm. Atendiendo a los valores acumulados de las *Diferencias* entre métodos respecto a los tres índices utilizados en este capítulo, se puede decir que el índice de Wang et al. es el que muestra menos diferencias en los cálculos, independientemente del tipo de valores de textura y OM utilizados en su cómputo, donde la divergencia entre métodos nos muestra que la mayor parte de sus píxeles (ND) se encuentran en un rango de +/- 0,005 Mg*ha*h / ha*MJ*mm. Por su parte, el índice de Römkens et al. tiene unos valores parecidos al índice anterior, pero mostrando una parte de sus valores más extremos en ambos métodos. Esto nos sugiere que para estimaciones de erosionabilidad a escala regional este índice puede ocasionar sobrevaloraciones en los cálculos del Factor K, que están asociados (en nuestro caso particular) a un aumento de la estimación de erosionabilidad en áreas relacionadas con leptosoles y cambisoles cálcicos, cuando utiliza las texturas y OM modelizadas, y cuando estas propiedades se han obtenido directamente de la cartografía LUCDEME, sobreestima la erosionabilidad en suelos localizados en la comarca del Altiplano de depósitos aluviales o coluviales de origen calizo. Finalmente, el índice de Torri et al. presenta unos valores de erosionabilidad más altos para el método de datos modelizados, con más de un 35% de sus ND con diferencias mayores a 0,005 Mg*ha*h / ha*MJ*mm, lo que indica una sobrestimación del Factor K con estas propiedades del suelo. Es evidente que los efectos de la erosionabilidad en el suelo no solo van a depender de los factores ambientales como los litológicos, topográficos o climatológicos, sino que va a estar influenciado de manera directa por las diferentes

coberturas existentes en el territorio (Kosmas et al., 1997; García-Ruiz, 2010), y el estado de estas dependerán de la gestión y el manejo a la que se verán sometidos los usos del suelo que las compongan (Cerdà, 1997; Kairis et al., 2013). Esto nos ha llevado a enfocar el análisis anterior hacia una segmentación del área de estudio en diferentes coberturas que participen de unas características comunes, y nos ofrezca una perspectiva más homogénea con la que poder evaluar los índices del Factor K.

Analizando el estimador del error absoluto medio (EAM) observamos que los valores son muy bajos entre los tres algoritmos empleados, y en algunos casos como en la cobertura agrícola se presentan muy similares, lo que nos indica a priori que la selección del estimador de cálculo de la erosionabilidad será independiente del tipo de datos de entrada que se tengan para el estudio. Pero si valoramos los datos de los porcentajes obtenidos para el error relativo medio (%ERM) vemos que las diferencias se acentúan, marcándose las tendencias respecto a los índices utilizados. En un primer análisis para toda el área de estudio, el índice de Römkens et al. nos indica que es el índice con menor influencia respecto al origen de los datos al mostrar un porcentaje de 1,3. En cambio, los índices de Wang et al. y Torri et al. ofrecen una mayor divergencia en los valores de las *Diferencias*, en las que el primero con -4,88% muestra una menor erosionabilidad y el segundo una mayor (8,14%) siempre que se utilice como valores de entrada las texturas y OM elaboradas por el método convencional. Pero si en el análisis se utiliza la segmentación del territorio en coberturas análogas, vemos como Torri et al., aunque infravalora el Factor K con el método convencional, es el más estable en todos los casos. Mientras que Römkens et al. y Wang et al. tienen una tendencia similar, ofreciendo valores distintos para las coberturas *Agrícola* y *Suelo Desnudo*, respecto a las de *Forestal* y *Vegetación Natural* (Figura 84).

Estos resultados nos sugieren que los índices de Römkens et al. y Wang et al. en el cálculo de la erosionabilidad son más sensibles al método con el que representemos la variabilidad del territorio. Por su parte, el índice de Torri et al. nos muestra una mayor estabilidad a las zonas de coberturas heterogéneas.

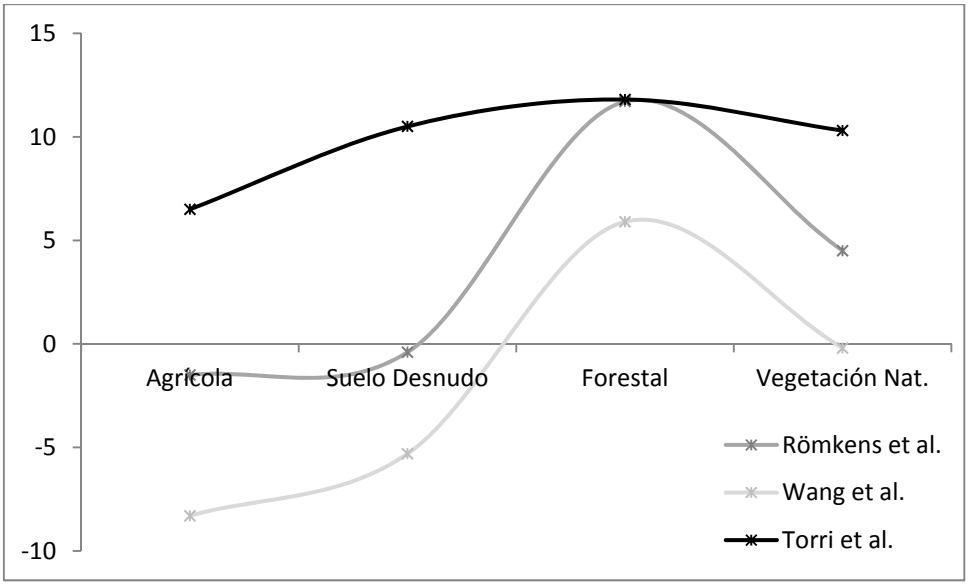


Figura 84. Estimación de la erosionabilidad analizada por distintas coberturas del terreno. En valores positivos, sobreestimación del Facto K en el método de *Modelización*; en valores negativos, sobreestimación del Facto K en el método *Convencional.*

6. BIBLIOGRAFÍA

Alatorre, L.C. y Beguería, S. 2009. Los modelos de erosión: una revisión. Rev. C. & G., 23 (1-2) : 29-48.

Arnold J.G., Williams J.R., Srinivasan R., King K.W. and Griggs R.H. 1994. SWAT, Soil and Water Assessment Tool. USDA-ARS, 808 East Blackland road, Temple, Texas 76502.

Arnold, J.G. & Fohrer, N. 2005. *SWAT2000: current capabilities and research opportunities in applied watershed modelling.* Hydrological Processes, 19 (3) : 563–572.

Beasley, D.B., Huggins, L.F. & Monke, E.J. 1989. *ANSWERS: a model for watershed planning.* Transactions of ASAE, 23 (4) : 938–944.

Belmonte Serrato, F., Romero Diaz, A. 1998. *A simple technique for measuring rainfall interception by small shrub: "Interception flow collection box".* Hydrological Processes 12 (3) : 471-481

Bertoni, J. and Lombardi Neto, F. 1985. Conservaçao do Solo. Piracicaba, Livroceres, 392 p.

Boix-Fayos, C., de Vente, J., Albaladejo, J., Martínez-Mena, M. 2009. *Soil carbon erosion and stock as affected by land use changes at the catchment scale in Mediterranean ecosystems.* Agriculture, Ecosystems and Environment 133 (1-2) : 75-85

Bonilla, C.A., Johnson, O.I. 2012. *Soil erodibility mapping and its correlation with soil properties in Central Chile.* Geoderma 189-190 : 116-123

Bouyoucos, G.J. 1935. The clay ratio as a criterion of susceptibilit y of soils to erosion. J. Amer. Soc. Agron. 27(9) : 738–41

Bryan, R.B., 1968. *The development, use and efficiency of indices of soil erodibility*. Geoderma 2 : 5–26.

Cerdà, A. 1997. *Soil erosion after land abandonment in a semiarid environment of southeastern Spain.* Arid Soil Research and Rehabilitation 11 (2) : 163-176

Cerdà, A., Doerr, S.H. 2007. *Soil wettability, runoff and erodibility of major dry-Mediterranean land use types on calcareous soils.* Hydrological Processes 21 (17) : 2325-2336

Cerdà, A., Brazier, R., Nearing, M., de Vente, J. 2013. *Scales and erosion*. Catena 102 : 1-2

De La Rosa, D., Moreno, J.A., Mayol, F., Bonsón, T. 2000. *Assessment of soil erosion vulnerability in western Europe and potential impact on crop productivity due to loss of soil depth using the Impe1ERO model.* Agriculture, Ecosystems and Environment 81 (3) : 179-190

de Vente, J., Poesen, J., Govers, G., Boix-Fayos, C. 2009. *The implications of data selection for regional erosion and sediment yield modelling*. Earth Surface Processes and Landforms 34 (15) : 1994-2007

de Vente, J., Poesen, J., Verstraeten, G., Van Rompaey, A., Govers, G. 2008. *Spatially distributed modelling of soil erosion and sediment yield at regional scales in Spain.* Global and Planetary Change 60 (3-4) : 393-415

FAO. 1974. Soil Map of the World. Vol I.

FAO-UNESCO. 1977. Guía para la descripción de perfiles de suelos. Roma.

FAO. 1998. World Reference Base for Soil Resources. Roma.

Foster, G.R., McCool, D.K., Renard, K.G., Modenhauer, W.C., 1981. *Conversion of the universal soil loss equation to SI metric units.* Journal of Soil & Water Conservation 36 (6) : 355-359

García Ruiz, J.M. y López Bermudez, F. 2009. La erosión del suelo en España. Sociedad Española de Geomorfología. Zaragoza, 441 pp.

García-Ruiz, J.M. 2010. *The effects of land uses on soil erosion in Spain: A review.* Catena 81 (1) : 1-11

Heuvelink, G.B.M., and J.A. Huisman. 2000. Choosing between abrupt and gradual spatial variation. In: H.T. Mowrer and R.G. Congalton, editors, Quantifying spatial uncertainty in natural resources. Ann Arbor Press, Chelsea, MI. p. 111–117.

Hontoria, C., Velásquez, R., Benito, M., Almorox, J., Moliner, A. 2009. *Bradford-reactive soil proteins and aggregate stability under abandoned versus tilled olive groves in a semi-arid calcisol.* Soil Biology and Biochemistry 41 (7) : 1583-1585

Hudson NW. 1982. *Soil conservation, research and training requirements in developing tropical countries. In: Soil erosion and conservation in the tropics.* Special Publication 43. Madison (WI): American Society of Agronomy. 121–43

Kairis, O., Karavitis, C., Kounalaki, A., Salvati, L., Kosmas, C. 2013. *The effect of land management practices on soil erosion and land desertification in an olive grove.* Soil Use and Management. Article in Press

Kirkby, M.J., Le Bissonais, Y., Coulthard, T.J., Daroussin, J. & McMahon, M.D. 2000. *The development of Land Quality Indicators for Soil Degradation by Water Erosion*. Agriculture, Ecosystems and Environment, 81 : 125–136.

Kosmas, C., Danalatos, N., Cammeraat, L.H., Chabart, M., Diamantopoulos, J., Farand, R., Gutierrez, L., Jacob, A., Marques, H., Martinez-Fernandez, J., Mizara, A., Moustakas, N., Nicolau, J.M., Oliveros, C., Pinna, G., Puddu, R., Puigdefabregas, J., Roxo, M., Simao, A., Stamou, G., Tomasi, N., Usai, D., Vacca, A. 1997. *The effect of land use on runoff and soil erosion rates under Mediterranean conditions.* Catena 29 (1) : 45-59

Kozak, J.A., Ahuja, L.R., Green, T.R., Ma, L. 2007. *Modelling crop canopy and residue rainfall interception effects on soil hydrological components for semi-arid agriculture.* Hydrological Processes 21 (2) : 229-241

Liu, X.Y., Liu, Y.J., 2007. *Effect of forest fire on soil anti-corrosion and permeability in phyllostachyr pubescens.* Journal of Southwest China Normal University (Natural Science Edition) 32 (6) : 114–118

Martínez-Mena, M., López, J., Almagro, M., Albaladejo, J., Castillo, V., Ortiz, R., Boix-Fayos, C. 2012. *Organic carbon enrichment in sediments: Effects of rainfall characteristics under different land uses in a Mediterranean area.* Catena 94 : 36-42

Merritt, W.S., Letcher, R.A. & Jakeman, A.J. (2003). A review of erosion and sediment transport models. Environmental Modelling & Software, 18 : 761–799.

Middleton, H. E. and Byers, H. G. 1934. *The Settling Volume of Soils*. Soil Science. Volume 37 - Issue 1 : 15-28

Morgan, R.P.C., Quinton, J.N., Smith, R.E., Govers, G., Poesen, J.W.A., Auerswald, K., Chisci, G., Torri, D. & Styczen, M.E. 1998. *The European soil erosion model (EUROSEM): a dynamic pproach for predicting sediment transport from fields and small catchments.* Earth Surface Processes and Landforms, 23 : 527–544.

Mutchler, C.K., Carter, C.E., 1983. *Soil erodibility variation during the year*. Transactions of ASAE 26 : 1102–1104.

Nearing, M.A., Foster, G.R., Lane, L.J. & Finkner, S.C. 1989. *A process–based soil erosion model for USDA: water erosion prediction project technology.* Transactions of ASAE, 32 : 1587–1593.

NCRS. 2000. Technical Guide RUSLE. Section I-C. Part 1. Minnesota.

Neitsch, S. L., Arnold, J. G., Kiniry, J. R. and Williams, J. R. 2011. Soil Water Assesment Tool. v.9. Temple, Texas: Blackland Research Center – Texas Agricultural Experiment Station.

Paustian, K., Levine, E., Post, W.M., Ryzhova, I.M. 1997. *The use of models to integrate information and understanding of soil C at the regional scale.* Geoderma 79 (1-4) : 227-260

Pimentel, D., Harvey, C., Resosudarmo, P., Sinclair, K., Kurz, D., McNair, M., Crist, S., Shpritz, L., Fitton, L., Saffouri, R., Blair, R. 1995. *Environmental and Economic Costs of Soil Erosion and Conservation Benefits.* Science. Vol. 267, (5201) : 1117-1123

Poesen, J.W., Torri, D., Bunte, K.. 1994. *Effects of rock fragments on soil erosion by water at different spatial scales: a review.* Catena 23 (1-2) : 141-166

Poesen, J., Nachtergaele, J., Verstraeten, G., Valentin, C. 2003. *Gully erosion and environmental change: Importance and research needs*. Catena 50 (2-4) : 91-133

Renard, K. G., Foster, G. R., Weesies, G. A., McCool, D. K. & Yoder, D. C. (1997). Prediction rainfall erosion by water, a guild to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). USDA Agricultural Handbook No. 703. Washington, DC: U.S. Government Printing Office.

Römkens, M. J. M. (1985). The soil erodibility factor: A perspective. In S. A. El-Swaify, W. C. Moldenhauer and A. Lo (eds.) Soil Erosion and Conservation (Ankeny, IA: Soil Conservation Society of America) : 445-461.

Römkens et. al. (1986) performed a regression analysis on a world-wide dataset of all measured K-values, which yielded the following equation (revised in Renard et al., 1997)

Römkens, M. J. M., Poesen, J. W. A. & Wang, J. Y. 1988. Relationship between the USLE soil erodibility factor and soil properties. In: S. Rimwanichland (ed.) Conservation for Future Generations (Bangkok: Department of Land Development) : 371-385.

Römkens, M. J. M., Young, R. A., Poesen, J. W. A., McCool, D. K., El-Swaify, S. A. & Bradford, J. M. (1997). Chapter 3. Soil erodibility factor (K). In K. G. Renard, G. R. Foster, G. A. Weesies, D. K. McCool and D. C. Yoder (eds.) Predicting soil erosion by water: A guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). Agriculture Handbook No 703. Washington, DC: US Department of Agriculture) : 65-99.

Shabani, F., Kumar, L., Esmaeili, A. 2013. *Improvement to the prediction of the USLE K factor.* Geomorphology. Article in Press

Schuler, J., Sattler, C. 2010. *The estimation of agricultural policy effects on soil erosion- An application for the bio-economic model OMDAM.* Land Use Policy 27 (1) : 61-69

Shirazi, M. A. & Boersma, L. 1984. A unifying quantitative analysis of soil texture. Soil Science Society of America Journal, 48 : 142-147.

Shirazi, M.A., Boersma, L., Hart, W., 1988. A unifying analysis of soil texture: improvement of precision and extension of scale. Soil Sci. Soc. Am. J. 52 : 181-190.

Shpritz, L., Fitton, L., Saffouri, R. Blair, R. 1995. *Environmental and economic cost of soil erosion and conservation benefits.* Science, 267 : 1117-1123.

Thornes, J.B. 2007. *Modelling soil erosion by grazing: Recent developments and new approaches*. Geographical Research 45 (1) : 13-26

Torri, D., Poesen, J., Borselli, L. 1997. Predictability and uncertainty of the soil erodibility factor using a global dataset. Catena 31 (1-2) : 1-22

Torri, D., Santi, E., Marignani, M., Rossi, M., Borselli, L., MacCherini, S. 2013. *The recurring cycles of biancana badlands: Erosion, vegetation and human impact.* Catena 106 : 22-30

Turner, M.G., O'Neill, R.V., Gardner, R.H., Milne, B.T. 1989. *Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern.* Landscape Ecology 3 : 153-162.

USDA SCS, 1965. USDA Agriculture Handbook 282

Van Oost, K., Govers, G. & Desmet, P.J.J. 2000. *Evaluating the effects of changes in landscape structure on soil erosion by water and tillage*. Landscape Ecology, 15 (6) : 579–591.

Voznesensky, A.S., Artsruui, A.B., 1940. *A laboratory method for determining the antierosion resistance of soils*. Soils and Fertilizers 10, 289.

Wang, B., Zheng, F., Römkens, M.J.M. 2012. *Comparison of soil erodibility factors in USLE, RUSLE2, EPIC and Dg models based on a Chinese soil erodibility database.* Acta Agriculturae Scandinavica Section B: Soil and Plant Science 63 (1) : 69-79

Wang, B., Zheng, F., Römkens, M.J.M., Darboux, F. 2013. *Soil erodibility for water erosion: A perspective and Chinese experiences.* Geomorphology 187 : 1-10

Wei, W., Chen, L., Yang, L., Fu, B., Sun, R. 2012. *Spatial scale effects of water erosion dynamics: Complexities, variabilities, and uncertainties.* Chinese Geographical Science 22 (2) : 127-143

Wischmeier, W.H. and Mannering, J.V. 1969. *Relation of soil properties to its erodibility*. Soil Sci. Soc. Am. Proc. 33 : 131-137.

Wischmeier, W. H., Johnson, C. B. & Cross, B. V. (1971). A soil erodibility nomograph for farmland and construction sites. Journal of Soil and Water Conservation, 26 : 189-193.

Wischmeier, W.H. & Smith, D.D. 1978. Predicting rainfall erosion losses: A guide to conservation planning, Agriculture Handbook. U.S. Department of Agriculture, Washington D.C. (USA), 537 pp.

Young, R.A., Romkens, M.J.M., McCool, D.K. 1990. *Temporal variations in soil erodibility*. Catena Supplement 17 : 41-53

Zhang, K. L., Shu, A. P., Xu, X. L., Yang, Q. K. & Yu, B. 2008. Soil erodibility and its estimation for agricultural soils in China. Journal of Arid Environments, 72 : 1002-1011.

Conclusiones Generales

1. CONCLUSIONES

El primer aspecto importante es que los modelos en las resoluciones 25 a 100 m son muy similares en su poder predictivo y peores que los de 200 y 400 m, siendo el de 400 m el que mejor resultado presenta. En el nivel de detalle al que se ha llegado en este trabajo resulta difícil y especulativo discernir si esto se debe a que los procesos ambientales implicados en la formación de suelo a través de la erosión y sedimentación se expresan mejor a esas resoluciones, o a que la falta de precisión de las coordenadas de las muestras influyen de manera importante. No obstante, desde el punto de vista aplicado la conclusión evidente es que si se desea tener un mejor modelo de textura del suelo a escala regional, con los datos disponibles, se debe optar por la resolución de 400 m. Pero esta conclusión, no invalida el resto de modelos obtenidos a otras resoluciones. Si la aplicación que se desea requiere mayor resolución no hay mayor problema en utilizar los modelos a otras resoluciones, aceptando que tendrán un nivel de incertidumbre superior.

En los procesos de modelización que combinan las diferentes resoluciones se predice mejor cada clase de suelo al combinar características del terreno expresadas a distintas resoluciones. Los modelos multiresolución obtienen valores de AIC claramente mejores (salvo para los limos) y porcentajes de varianza explicada mayores, lo que en principio aconsejaría utilizar siempre los modelos multiresolución. Sin embargo, cuando el efecto de las variables se representa en detalle aparecen problemas importantes. La mayoría de las variables que aparecen a múltiples resoluciones lo hacen con efectos contrarios y muy intensos. Todo esto genera modelos con un alto grado de 'artificialidad' y a pesar de ser seleccionados por sus bajos AICs deberían usarse con prudencia y en el estado actual de desarrollo sería mejor optar por un modelo uni-resolución.

Respecto a las distintas implicaciones que ejercen los patrones geoecológicos sobre la génesis y distribución espacial de la textura en el suelo. Se puede señalar que en nuestros resultados la variable suelos (*SLu*) aparece siempre como un elemento básico de todos los modelos a todas las resoluciones. Y aunque existen un gran número de

variables que intervienen en los modelos predictivos, en la mayoría de los casos la cartografía de suelos continúa aportando información y mejora de manera sustancial el modelo, por lo que esta capa de información destaca como una buena base para la obtención de un mapa de texturas. El hecho de que los modelos siempre adoptan estructuras bastante más complejas indica que la predicción de la textura del suelo puede ser mejorada respecto de la que se obtiene del mero uso de la cartografía de suelos.

La relación entre litología y textura es trivial, pero su importancia después de haber incluido en los modelos una cartografía de suelos es interesante porque indica la cantidad de información que añade a la de la pura taxonomía del suelo. En este sentido, si están disponibles, parece sumamente recomendable en futuros procesos de modelización que se realicen en otras zonas se incluyan los datos de litología. Respecto a la zona aquí estudiada la disponibilidad de la nueva serie MAGNA de mucha mayor calidad puede mejorar los modelos.

De las variables topográficas, la altitud (DEM) y la pendiente (Slp) son las que ejercen mayor efecto en los distintos modelos de fracciones texturales, siendo más débiles y menos persistentes para las curvaturas (CuP y CuPP) y acumulación de flujo (FAc). En general las curvaturas se representan mejor en mayores resoluciones (menor tamaño de píxel) y acumulación de flujo en las menores resoluciones.

Las variables climáticas tienen un efecto importante a pesar de la relativa pobre calidad de los modelos de clima utilizados. Es llamativo que para los modelos de arcilla sea tan importante el peso tanto de precipitación (Pr) como temperatura (Tmp), mientras que para los modelos de limo lo es básicamente la temperatura, y para los modelos de arena la precipitación. Estas diferencias merecen ser investigadas en el futuro con mejores modelos climáticos porque podrían mostrar diferencias sustanciales en los procesos formadores del suelo. Las variables de radiación aparecen abundantemente en los modelos lo que es fundamental en ecosistemas semiáridos templados dónde las diferencias de radiación entre solana y umbría son tan acusadas.

Se puede afirmar que en nuestros resultados la información aportada por teledetección permite mejorar los modelos. El NDVI es un buen indicador del tipo básico de ecosistema y por ello ayuda a optimizar la estimación basada en meras variables físicas. Los índices orientados al suelo también han aportado bastante información, como aporte complementario a los valores ambientales, pero también de manera evidente sobre procesos mineralógicos que ayudan a procedimientos predictivos de la textura. Por lo tanto, el uso de datos obtenidos por sensores remotos puede ser recomendable en combinación con el resto de variables ambientales, justificado, porque el conjunto de variables ambientales de los bloques anteriormente descritos predicen la textura al estar relacionados con los procesos que controlan su dinámica, mientras que las observaciones de teledetección pudieran añadir información sobre la textura en sí misma. Una medida indirecta y alternativa a las que se hacen en laboratorio a partir de las muestras de campo.

Las estimaciones de la OM en las resoluciones utilizadas en el estudio han alcanzado unos coeficientes de determinación bastante más elevados que en el caso de las texturas (R^2= 0,48). Se observa una tendencia generalizada en ir mejorando el modelo a medida que aumenta el tamaño del pixel, determinando que el modelo uni-resolución 400 es el que mejores valores de AIC ha obtenido en los criterios de selección de los modelos.

Respecto al efecto de las variables ambientales en el modelo 400, son los factores del relieve los que tienen un efecto más importante, siendo la pendiente (Slp) y las curvaturas (CuP y CuPP) los elementos primordiales. En los tres casos existe un relación directa con la disminución de la OM en las áreas llanas o de escasa pendiente que están asociadas en gran parte a superficies agrícolas, mientras que las zonas más escarpadas determinan áreas de mayor contenido en OM por su relación con la vegetación natural que en nuestro ámbito de estudio está más representada en zonas de mayor relieve. Esta relación directa entre vegetación y la predicción de la OM se observa de igual manera para las variables NDVIjul y FAc. Finalmente, también ejerce un importante papel de la variable (SLu), mejorando la precisión de modelos en la predicción de la OM.

Los análisis del potencial de succión obtenido mediante el método directo no se ven afectado por el cambio de resolución de las variables de entrada a los modelos de pF (en términos de calidad del modelo medida con AIC). Lo que nos puede llevar a dos conclusiones, en primer lugar al ya mencionado efecto de la precisión en las coordenadas de las muestras que pueden influir de manera muy importante; y por otro lado, sin ser contraria a la primera conclusión, es que en esta invarianza no se puede excluir que los procesos que rigen las propiedades hídricas de los suelos son menos dependientes a los cambios de escala. Es por tanto una vía abierta a la investigación en el futuro.

Aclarado este punto, se puede comenzar a examinar las *Diferencias* encontradas entre métodos mediante el análisis de los coeficientes de correlación obtenidos entre los valores de las *Diferencias* y los valores de texturas y OM en un primer nivel, y con los valores de las variables ambientales en un segundo nivel.

Respecto al análisis de las *Diferencias* en los dos métodos de pF, se ha detectado una elevada influencia de las texturas y OM, lo que implica que la variabilidad espacial de nuestras predicciones de las texturas tiene un grado de discordancia respecto a las predicciones de pF. Por lo tanto, el análisis sobre las variables ambientales servirá de ayuda en la determinación de las *Diferencias*.

En los aspectos topográficos (TG), la variable DEM tiene un valor fuertemente negativo en las diferencias, esto es lógico ya que entra en los modelos de pF pero no en los de texturas. Los coeficientes nos indican que la pendiente (Slp) también muestra grandes diferencias entre los métodos, debido a que aparece en los modelos de textura y OM pero no en los de pF. Las numerosas diferencias encontradas en las variables climáticas podrían estar relacionadas con el hecho de que el modelo de pF toma el DEM como sucedáneo climático, aspecto que no sucede con los modelos de texturas y OM, con lo que las variables climáticas (Tmp y Pr) complementan el efecto de las DEM y por tanto pueden tener respuestas muy diferentes a la que se muestran en las fracciones de textura. Interesante es el caso de NDVIjul, incluida en el bloque las variables [RS], que aparece tanto en los modelos de textura y OM, así como de pF. Esta información resulta

bastante consistente, generando poco sesgo en el tipo de ecosistema en cuanto a la actividad de la vegetación, que es lo que realmente muestra esta variable.

Se puede señalar que el problema de consistencia entre los distintos modelos analizados proviene de usar conjuntos de variables ambientales diferentes para cada modelo. Esto se aplica también a las texturas, que para cada una de las cuáles se obtiene el 'mejor' modelo posible. Esto nos hace plantearnos que hay que explorar vías de elaborar modelos estructuralmente iguales, es decir que para la predicción de distintas propiedades del suelo se utilicen los mismos predictores.

En relación al cálculo del Factor K, parece obvio que es preferible el uso de las texturas y OM obtenidas mediante modelización por disponer de una distribución espacial más detallada, ya que la homogeneidad de los recintos de las capas del método LUCDEME no tiene en cuenta la variabilidad y diversidad del territorio, siendo poco fiable la estimación de la erosividad de un determinado suelo con base únicamente en su orden taxonómico.

En los resultados mostrados por los cálculos del Factor K dependiendo del origen de los datos se observa gran asociación entre las texturas, OM respecto a las *Diferencias*. Estos resultados nos indican que el índice de Torri et al. es extremadamente dependiente de la arcilla, mientras que el índice de Wang et al. lo es de la OM. Estos son aspectos muy determinantes desde el punto de vista de la utilización de un determinado índice, y de la capacidad de seleccionar o de mejorar las distintas capas de información necesarias. Por lo tanto, será preferible seleccionar índices del Factor K cuyas variaciones sean más dependientes de la OM que de la textura, ya que puede tener la ventaja de que la estimación de la OM a escala regional se realiza con mucha mayor fiabilidad que la de la textura (*Arcilla: 0,21; Limo: 0,25; Arena: 0,31; OM: 0,47. Valores del coeficiente de determinación (R2) para el modelo uni-resolución 400)*.

Por el contrario, relevante es la escasa relación que se muestra con las variables ambientales analizadas, lo que nos indica una cierta similitud en los dos métodos respecto a estas variables. La capa del mapa de suelos del LUCDEME entra a formar

parte de todos los modelos de textura, lo que impone, de partida una fuerte semejanza en la estructura espacial basada en los polígonos de dicha cartografía. Esta similaridad difumina la asociación entre las diferencias y otras variables ambientales. La variable Slp es una de las pocas que muestran asociación moderadamente elevada con las *Diferencias*, su inclusión en la estimación del Factor K mediante las propiedades del suelo modelizadas se presenta interesante ya que la pendiente es un elemento muy importante en los procesos de erosión.

El grado de cambio, a nivel general, que produce el empleo de diferentes algoritmos para la estimación de la erosionabilidad es muy reducidas, ya que para el 95% de los valores no se sobrepasa los +/- 0,015 Mg*ha*h / ha*MJ*mm.

La segmentación del territorio en diferentes coberturas genera importantes cambios en las estimaciones del Factor K. El índice de Torri et al., aunque infravalora el Factor K con el método *Convencional*, es el más estable en todas las coberturas. Mientras que Römkens et al. y Wang et al. tienen una tendencia similar, ofreciendo valores distintos para las coberturas *Agrícola* y *Suelo Desnudo*, respecto a las de *Forestal* y *Vegetación Natural*. Estos resultados nos sugieren que los índices de Römkens et al. y Wang et al. en el cálculo de la erosionabilidad son más sensibles al método con el que representemos la variabilidad del territorio. Por su parte, el índice de Torri et al. nos muestra una mayor estabilidad a las zonas de coberturas heterogéneas.

ANEXOS

LISTA DE ACRÓNIMOS Y SÍMBOLOS

(AIC), Criterio de Información de Akaike (Método de selección estadístico)

(ASTER), *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*

(ASTER GDEM), Modelo Digital del Elevaciones Global del radiometro ASTER

(BD), Densidad aparente (*Bulk Density*)

(C), Variables climatológicas (agrupación de variables)

(Clay - Cl), Arcillas

(CLC), *CoORdination of INformation of the Environment* (CORINE) *Land Cover*

(CMIfeb), Índice de Composición Mineral, (*Clay Minerals*) 14/02/2009

(CMIjul), Índice de Composición Mineral, (*Clay Minerals*) 24/07/2009

(Collu), Coluvios

(Congl), Conglomerados

(CSIC), Consejo Superior de Investigaciones Científicas

(CuP), Curvatura perpendicular

(CuPP), Curvatura del perfil

(DEM), Modelo Digital de Elevaciones (*Digital Elevation Model*)

(Dolom), Dolomías

(EAM), Error Absoluto Medio

(ERM), Error Relativo Medio

(FAO), *Food and Agriculture Organization of the United Nations*

(FAc), Cálculo de Acumulación de Flujo

(Factor K), Índice de erosionabilidad del suelo, expresado en Mg*ha*h / ha*MJ*mm

(FC), Capacidad de campo

(FMIfeb), Índice de Composición Mineral, (*Ferrous Minerals*) 14/02/2009

(FMIjul), Índice de Composición Mineral, (*Ferrous Minerals*) 24/07/2009

(FluC), Fluvisoles calcáricos

(IGME), Instituto Geológico y Minero de España

(ISRIC), *International Soil Reference and Information Centre*

(ISSS), *International Soil Science Society*

(IOIfeb), Índice de Composición Mineral, (*Iron Oxide*) 14/02/2009

(IOIjul), Índice de Composición Mineral, (*Iron Oxide*) 24/07/2009

(Keup), Materiales Keuper

(LBI), Laboratorio de Biogeografía Informática

(LimSt), Calizas

(Lit), Litosoles

(Lit_Xerc), Litosoles y Xerosoles cálcicos

(LM), Mapa de Litología (Fuente: MAGNA)

(LUCDEME), Proyecto de Lucha contra la Desertificación en el Mediterráneo

(Marg), Margas

(MAGNA), Mapa Geológico Nacional 1:50.000

(MAUP), Problema de la Unidad de Área Modificable (*Modifiable Areal Unit Problem*)

(Met-Sil), Metamórfico – Silíceo

(DTM), Modelo Digital del Terreno (*Digital Terrain Modelling*)

(MUSLE), *Modified Universal Soil Loss Ecquation*

(NDVIfeb), Índice de vegetación de diferencia normalizada. (*Normalized Difference Vegetation Index*) 14/02/2009

(NDVIjul), Índice de vegetación de diferencia normalizada. (*Normalized Difference Vegetation Index*) 24/07/2009

(ND), Nivel Digital o valor numérico de un píxel

(OC), Carbono orgánico (*Organic Carbon*)

(OM), Materia orgánica (*Organic Matter*)

(pF), Potencial de succión calculado por el logaritmo de base 10 de una columna de agua en cm (pF=1=10cm)

(Pr), Mapa de Precipitación Media Anual expresado en mm.

(PTFs), Funciones de pedotransferencia (*Pedotransfer Functions*)

(QuaUnd), Cuaternario indiferenciado

(RaDi), Mapa de Radiación Difusa, expresada en Wh/m2

(RaDr), Mapa de Radiación Directa, expresada en Wh/m2

(RaDu), Mapa de Duración de Radiación, expresada en horas

(RegC), Regosoles calcáricos

(RegC_XerC), Regosoles calcáricos y Xerosoles cálcicos

(RegL), Regosoles litosólicos

(RegL_XerC), Regosoles litosólicos y Xerosoles cálcicos

(R), Lenguaje y un entorno de programación utilizada para el análisis estadístico

(RIC), Rango Inter Cuartil

(RS), Variables teledetección (agrupación de variables) (*Remote Sensing*)

(RUSLE), *Revised Universal Soil Loss Ecquation*

(Sand - S), Arenas

(SandSt), Areniscas

(SIG), Sistema de Información Geográfica

(SL), Tipos de suelos y litología (agrupación de variables)

(Slp), Pendientes, expresada en grados

(SLu), Mapa de Suelos (Fuente: Proyecto LUCDEME)

(SPLu), Fase Salina, mapa de Suelos (Fuente: Proyecto LUCDEME)

(Tmp), Mapa de Temperatura Media Anual, expresada en °C

(TG), Topografía y aspectos geomorfológicos (agrupación de variables)

(USDA), *United States Department of Agriculture*

(USLE), *Universal Soil Loss Ecquation*

(WP), Punto de marchitamiento (*Wilting Point*)

(XerC), Xerosoles cálcicos

(XerC_XerP), Xerosoles cálcicos y Xerosoles petrocálcicos

(XerP), Xerosoles petrocálcicos

($\vartheta_{fc} - \vartheta_{0.33}$), Contenido de agua en el suelo a capacidad de campo

($\vartheta_{wp} - \vartheta_{15}$), Contenido de agua en el suelo en el punto de marchitamiento

ANEXO I

Variables ambientales:

Variable (1). Modelo Digital de Elevaciones (DEM)
Variable (2). Mapa de Pendientes [Slp].
Variable (3). Mapa de Curvaturas del perfil [CuP].
Variable (4). Mapa de Curvaturas del perfil [CuPP].
Variable (5). Mapa de Acumulación de Flujo [FAc],
Variable (6). Mapa de Suelos (LUCDEME) [SLu].
Variable (7). Mapa áreas en Fase Salina (LUCDEME) [SPLu].
Variable (8). Mapa de Litología (MAGNA) [LM].
Variable (9). Mapa de Precipitación [Pr].
Variable (10). Mapa de Temperatura [Tmp].
Variable (11). Mapa de Radiación Solar Directa [RaDr]
Variable (12). Mapa de Radiación Solar Difusa [RaDi]
Variable (13). Mapa de Duración de Radiación Solar [RaDu]
Variable (14). Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) [NDVIfeb].
Variable (15). Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) [NDVIjul].
Variable (16). Índice de Composición Mineral “Clay Minerals” (CMI) [CMIfeb].
Variable (17). Índice de Composición Mineral “Ferrous Minerals” (FMI) [FMIfeb].
Variable (18). Índice de Composición Mineral “Iron Oxide” (IOI) [IOIfeb].
Variable (19). Índice de Composición Mineral “Clay Minerals” (CMI) [CMIjul].
Variable (20). Índice de Composición Mineral “Ferrous Minerals” (FMI) [FMIjul].
Variable (21). Índice de Composición Mineral “Iron Oxide” (IOI) [IOIjul].

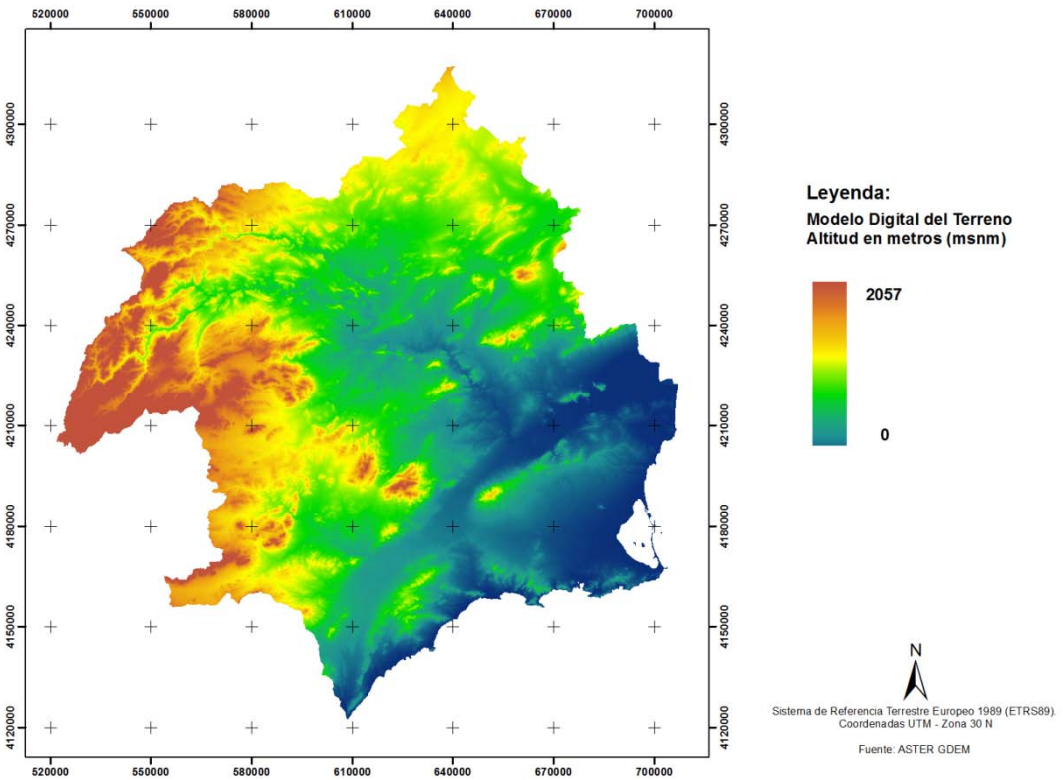


Figura 85. Variable (1). Modelo Digital de Elevaciones (DEM) obtenido por el satélite ASTER, con resolución espacial de 30m. Valores de altitud expresados en metros sobre el nivel del mar (msnm). Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

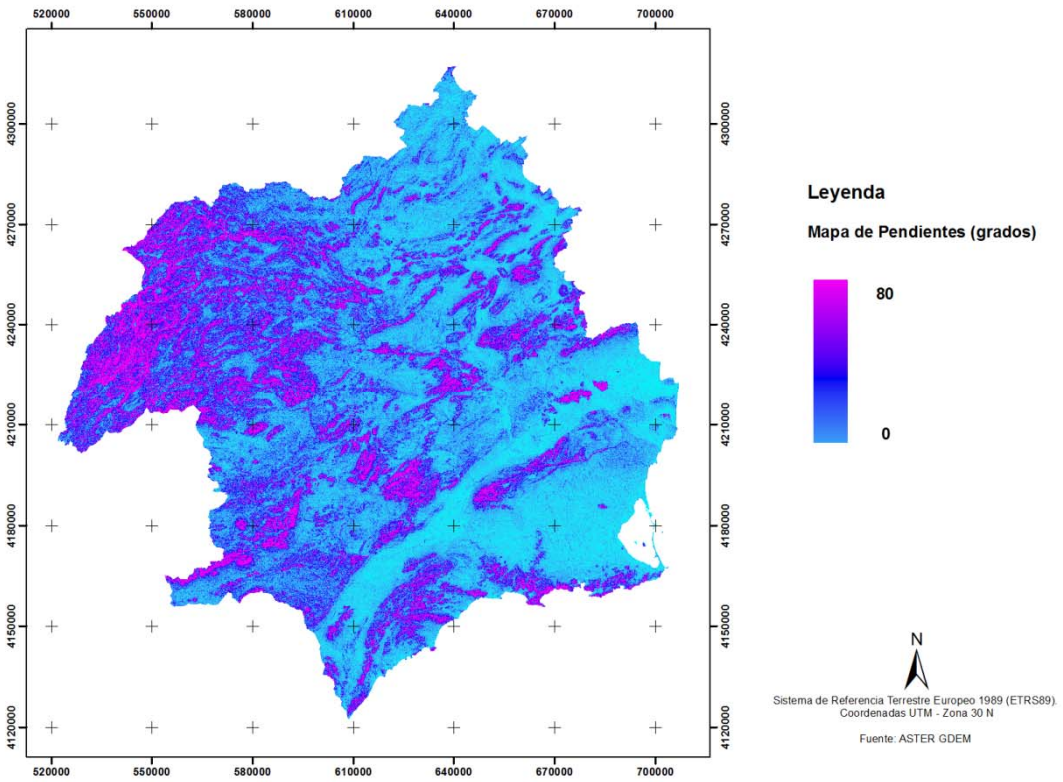


Figura 86. Variable (2). Mapa de Pendientes [Slp]. Valores de pendiente expresada en grados, generada a partir del ASTER GDEM. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

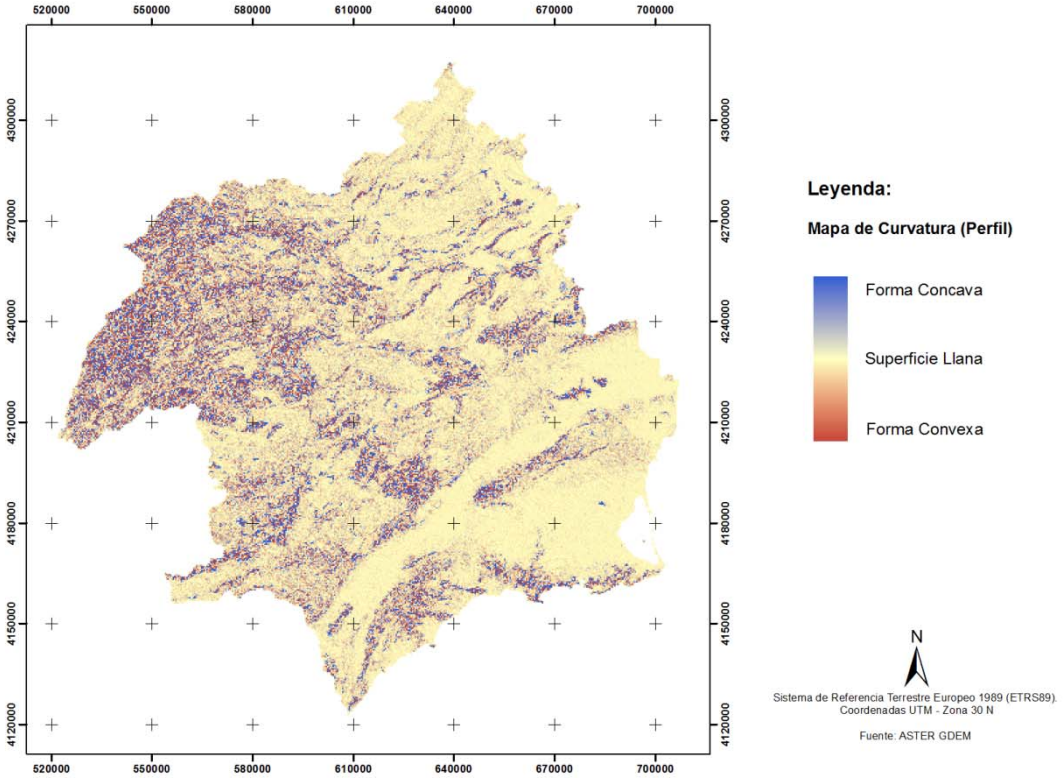


Figura 87. Variable(3). Mapa de Curvaturas del perfil [CuP]. Valores de curvaturas generados a partir del ASTER GDEM, se calculan a partir de la dirección de máxima pendiente y expresan las formas cóncavas o convexas del terreno. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

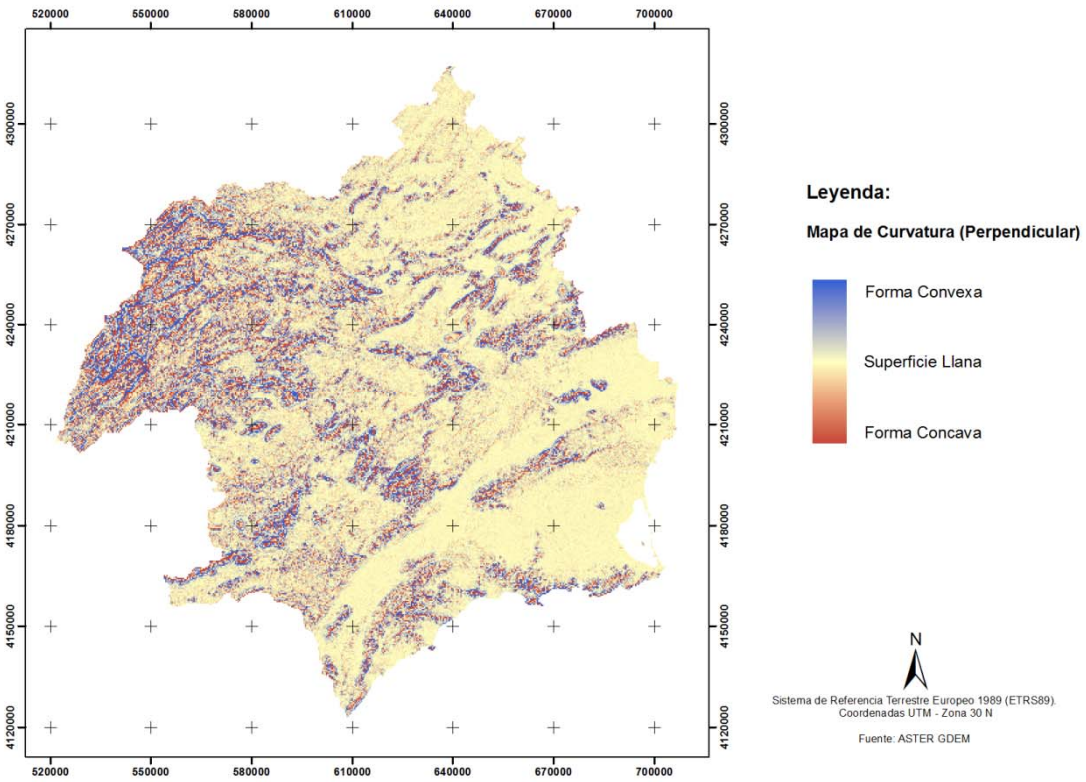


Figura 88. Variable (4). Mapa de Curvaturas del perfil [CuPP]. Valores de curvaturas generados a partir del ASTER GDEM, se calculan con los valores perpendiculares a la dirección de máxima pendiente y expresan las formas cóncavas o convexas del terreno. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

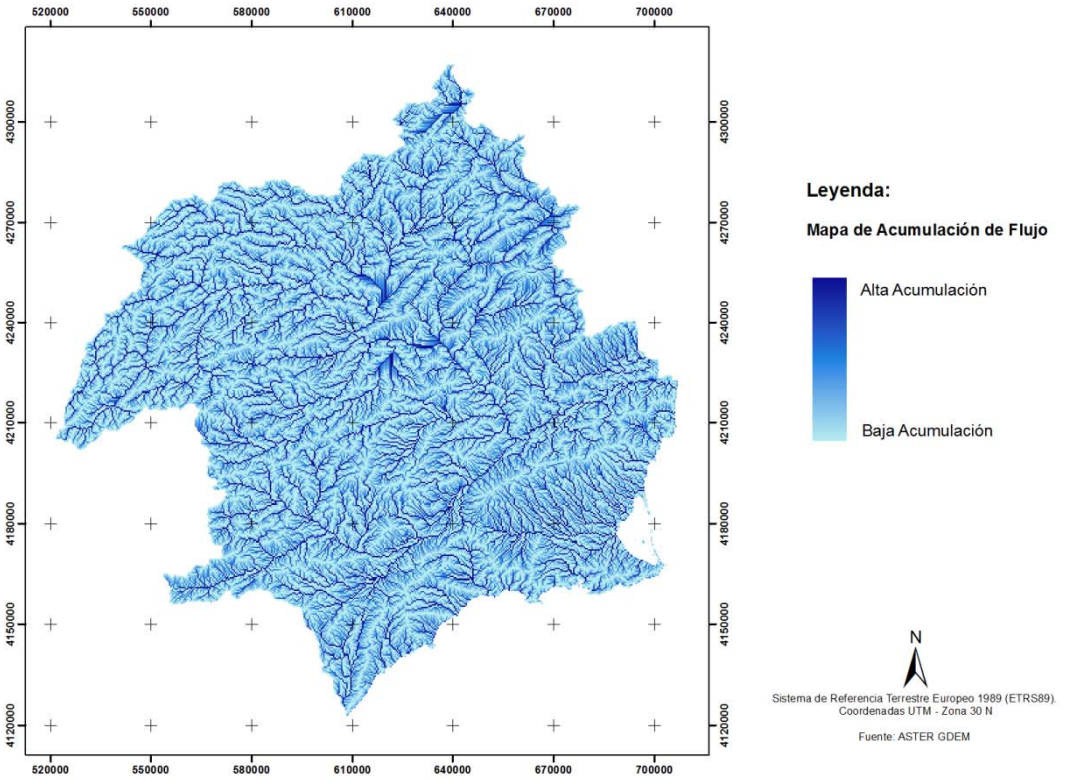


Figura 89. Variable (5). Mapa de Acumulación de Flujo [FAc], generado a partir del ASTER GDEM. Se expresa como el peso acumulado de todas las celdas que fluyen en cada celda aguas abajo en la capa raster. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

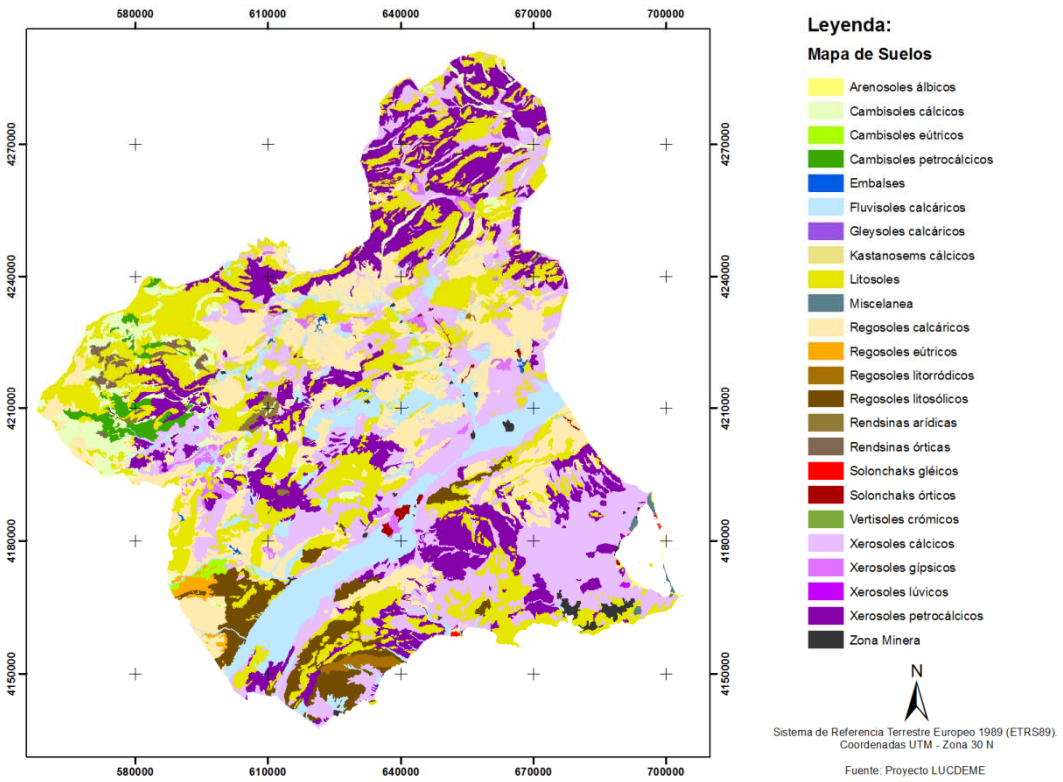


Figura 90. Variable (6). Mapa de Suelos (LUCDEME) [SLu]. Mapa de Suelos del Proyecto LUCDEME. E. 1:100.000. Clasificación taxonómica elaborada bajo en el Sistema World Soil Classification (FAO 1974). Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

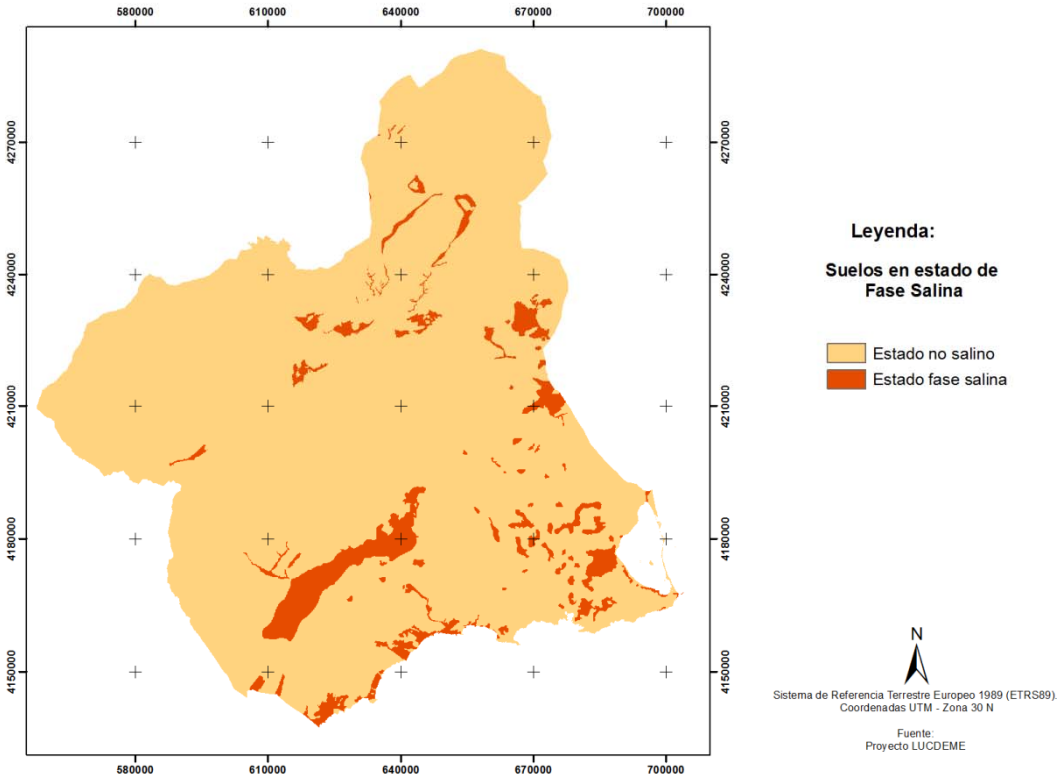


Figura 91. Variable (7). Mapa áreas en Fase Salina (LUCDEME) [SPLu]. Mapa de Suelos del Proyecto LUCDEME. E. 1:100.000. Las superficies se describen en fase salina cuando han superado una conductividad eléctrica de 2 mmhos/cm a una temperatura de 25°C. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

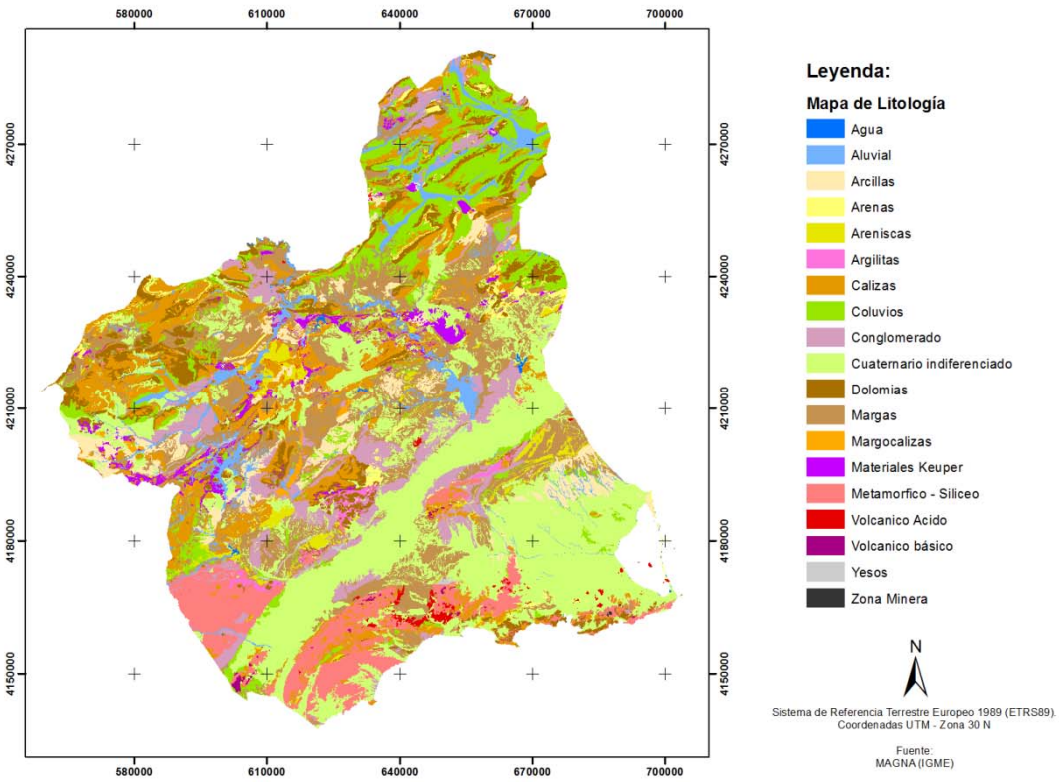


Figura 92. Variable (8). Mapa de Litología (MAGNA) [LM]. Clases litológicas reclasificadas de las categorías de la Cartografía Geológica MAGNA, E. 1:50.000. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

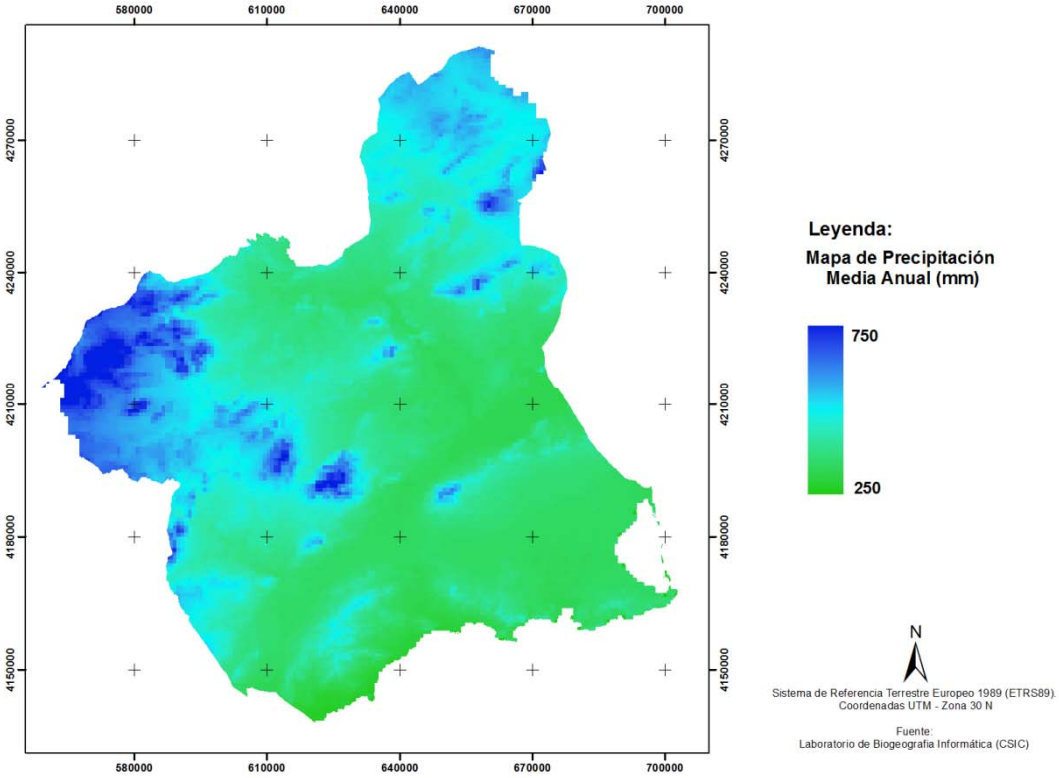


Figura 93. Variable (9). Mapa de Precipitación [Pr]. Valores de precipitación Media Anual expresada en milímetros de agua (mm). Datos obtenidos del Laboratorio de Biogeografía Informática (LBI) del CSIC. Resolución espacial de 800m de píxel. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

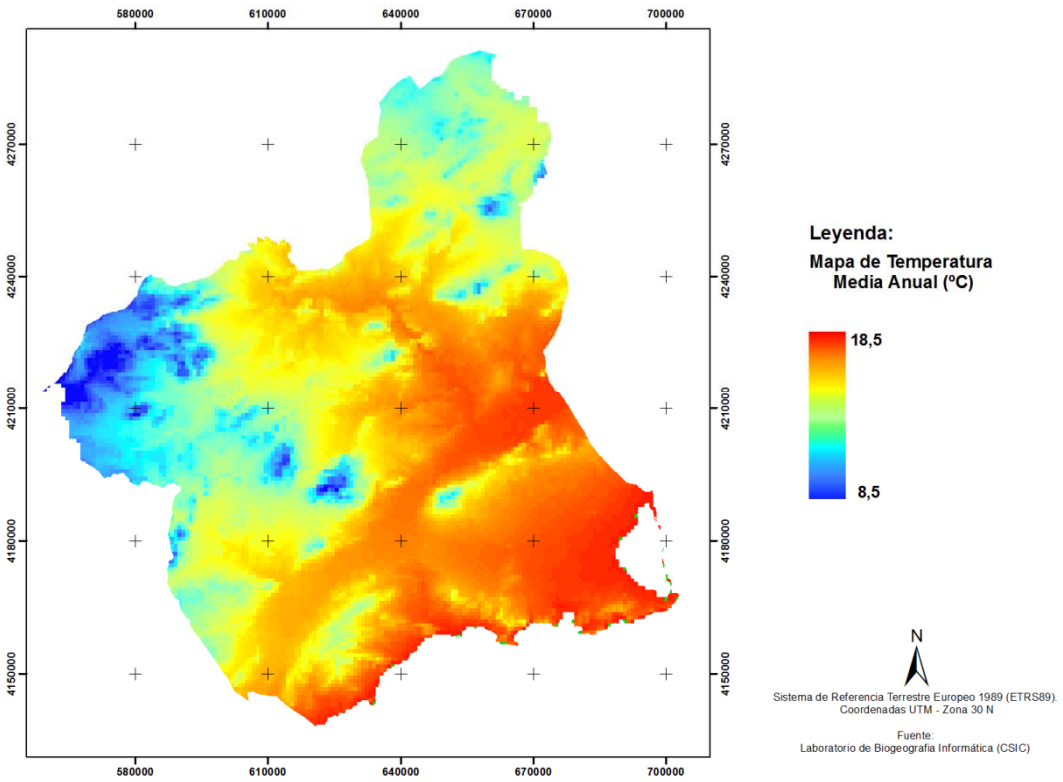


Figura 94. Variable (10). Mapa de Temperatura [Tmp]. Valores de temperatura Media Anual expresada en grados Celsius (°C). Datos obtenidos del Laboratorio de Biogeografía Informática (LBI) del CSIC. Resolución espacial de 800m de píxel. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

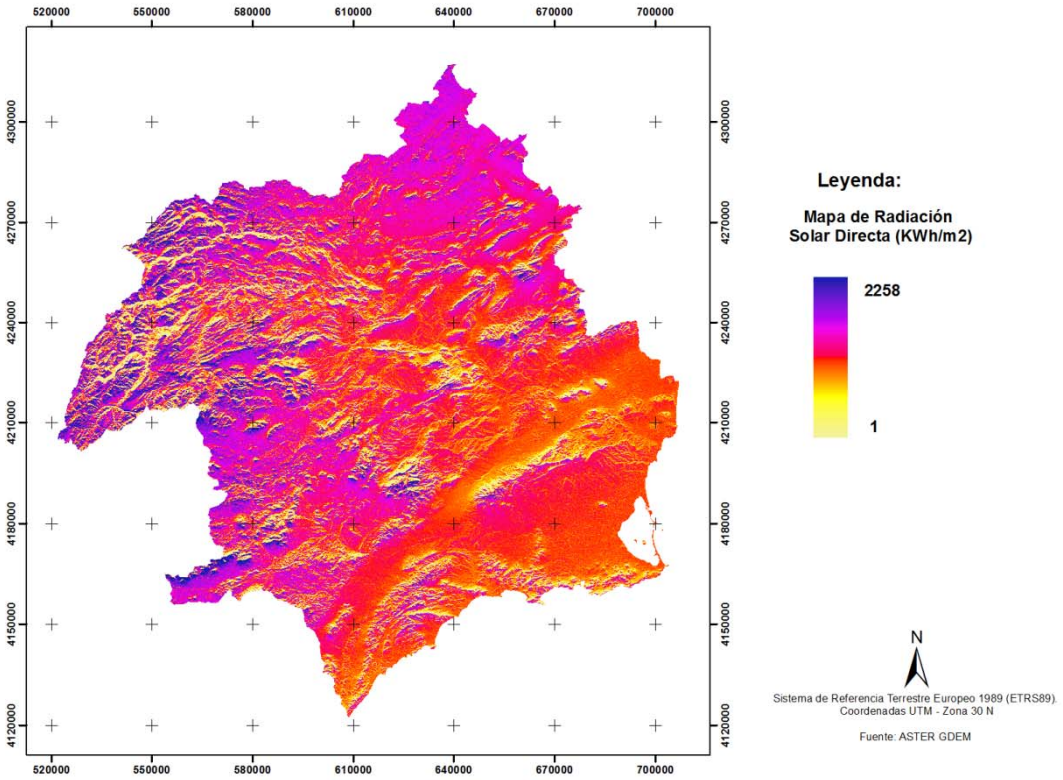


Figura 95. Variable (11). Mapa de Radiación Solar Directa [RaDr] generado a partir del ASTER GDEM. Valores de radiación expresados en Kilovatios hora por metro cuadrado (KWh/m2). Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

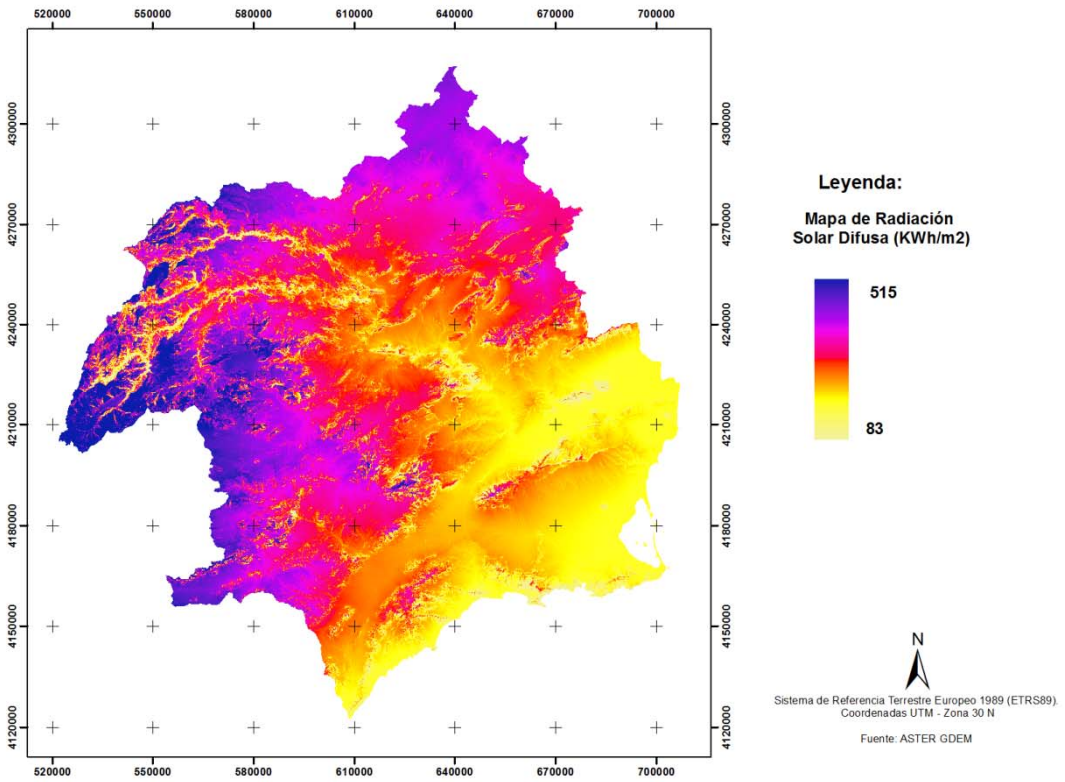


Figura 96. Variable (12). Mapa de Radiación Solar Difusa [RaDi] generado a partir del ASTER GDEM. Valores de radiación expresados en Kilovatios hora por metro cuadrado (KWh/m2). Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

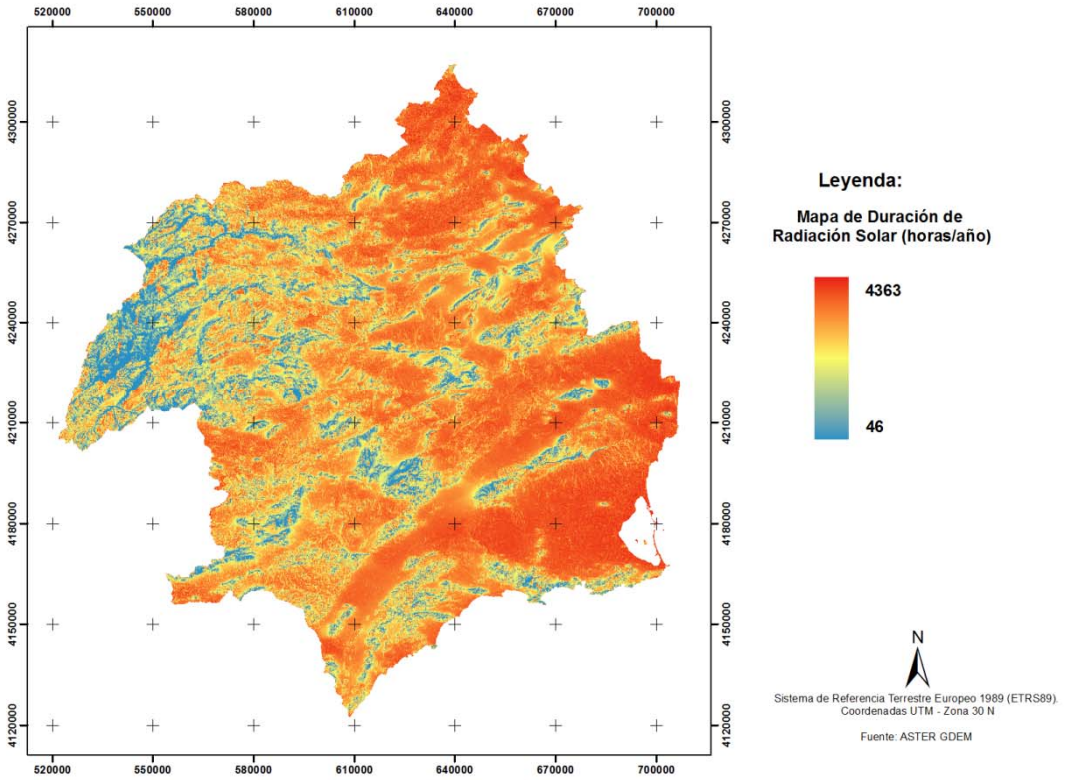
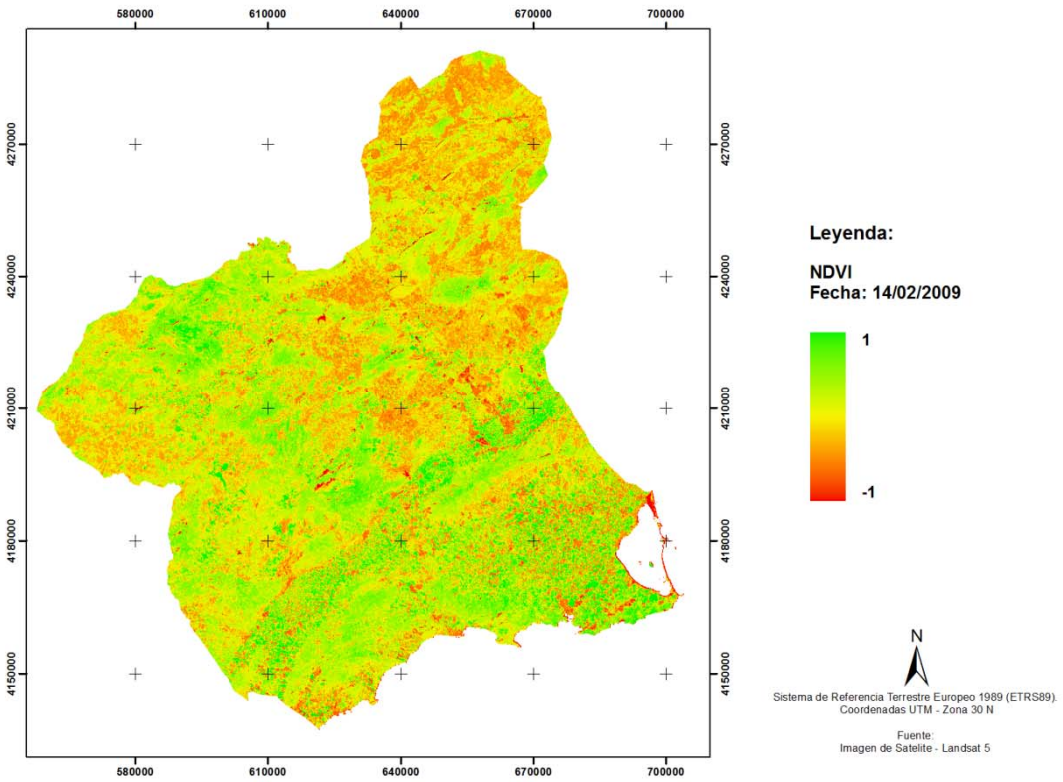


Figura 97. Variable (13). Mapa de Duración de Radiación Solar [RaDu] generada a partir del ASTER GDEM. Valores de radiación expresados en horas por año (h/año). Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.



igura 98. Variable (14). Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) [NDVIfeb]. Valores de NDVI, (Landsat 5) Resolución espacial de 30m (fecha de captura 14/02/2009). Representación del nivel de verdor vegetal, expresados en valores entre -1,0 y 1,0. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

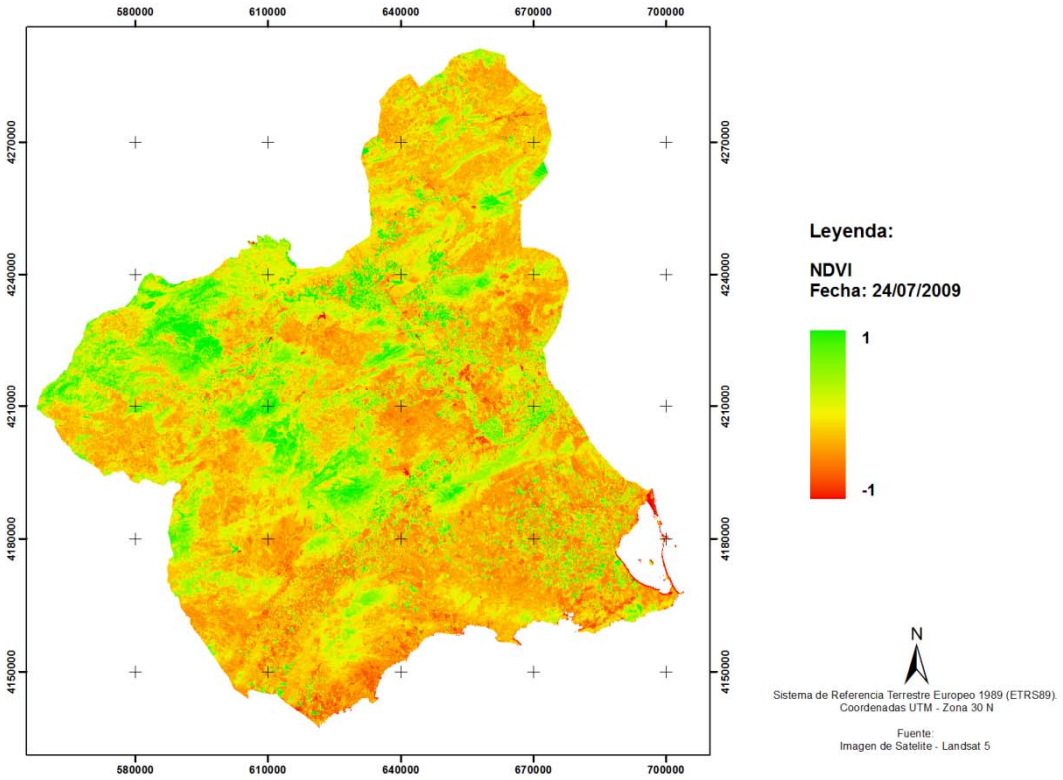


Figura 99. Variable (15). Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) [NDVIjul]. Valores de NDVI, (Landsat 5) Resolución espacial de 30m (fecha de captura 24/07/2009). Representación del nivel de verdor vegetal, expresados en valores entre -1,0 y 1,0. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

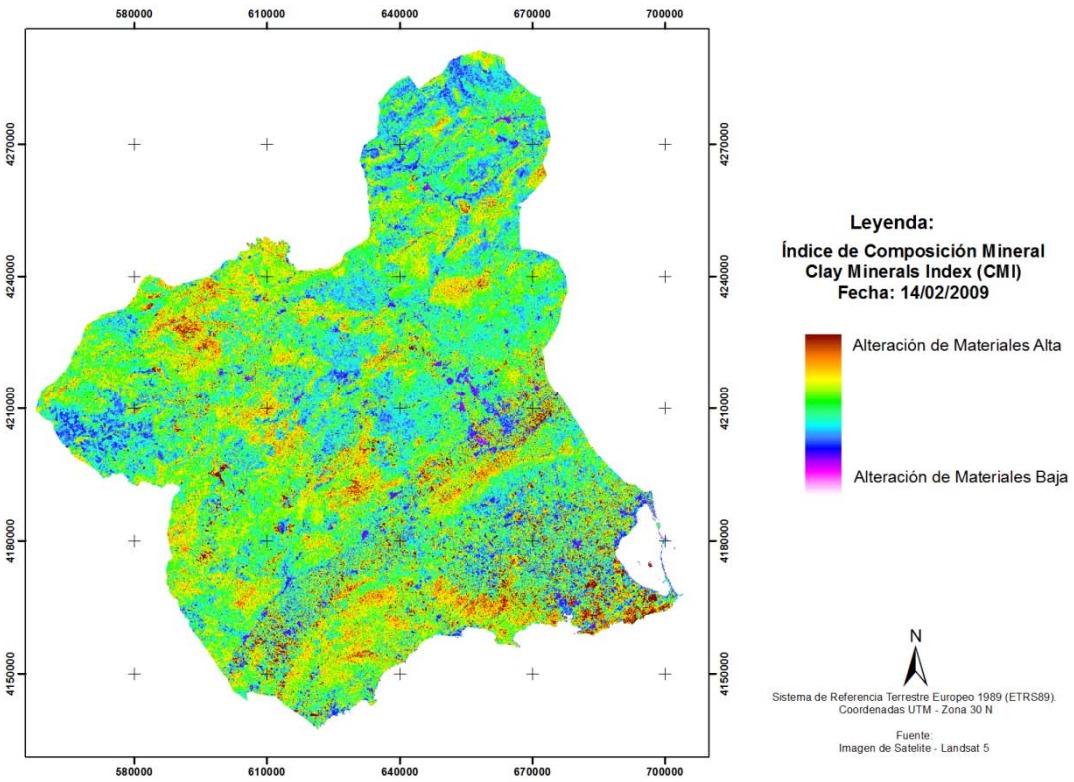


Figura 100. Variable (16). Índice de Composición Mineral "Clay Minerals" (CMI) [CMIfeb]. Valores de CMI, (Landsat 5) Resolución espacial de 30m (fecha de captura 14/02/2009). Representación del nivel de alteración de los minerales detectados en los intervalos de longitudes de onda específicas para este índice. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

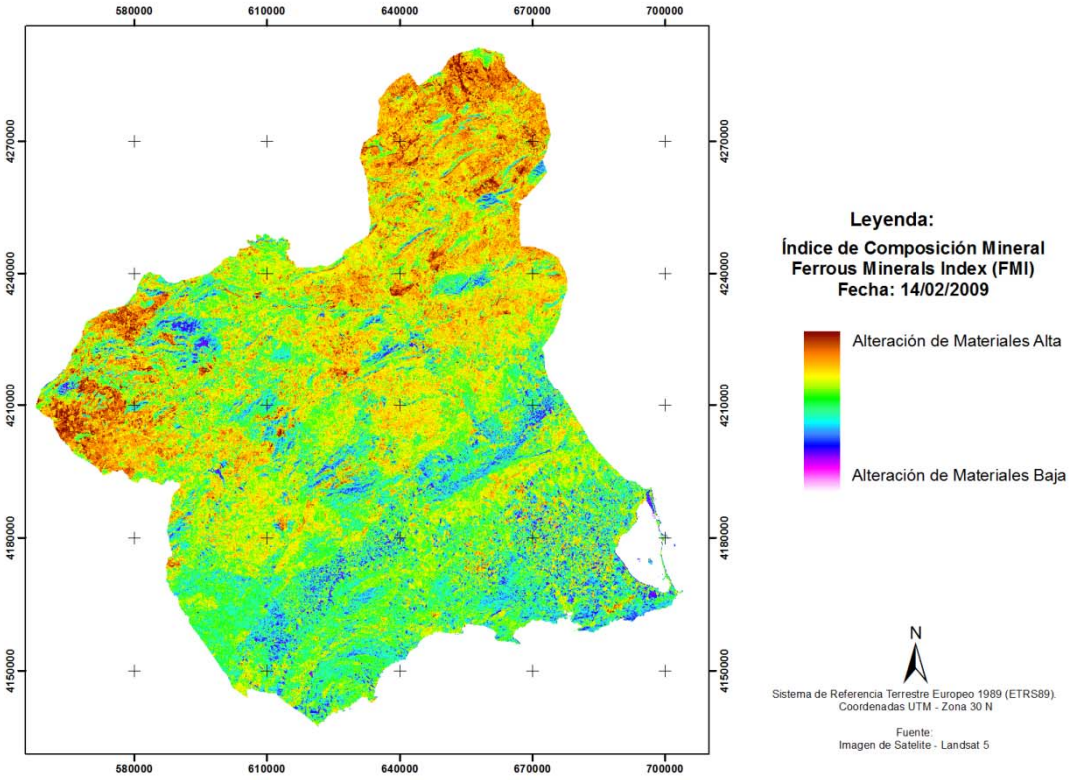


Figura 101. Variable (17). Índice de Composición Mineral "Ferrous Minerals" (FMI) [FMIfeb]. Valores de FMI, (Landsat 5) Resolución espacial de 30m (fecha de captura 14/02/2009). Representación del nivel de alteración de los minerales detectados en los intervalos de longitudes de onda específicas para este índice. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

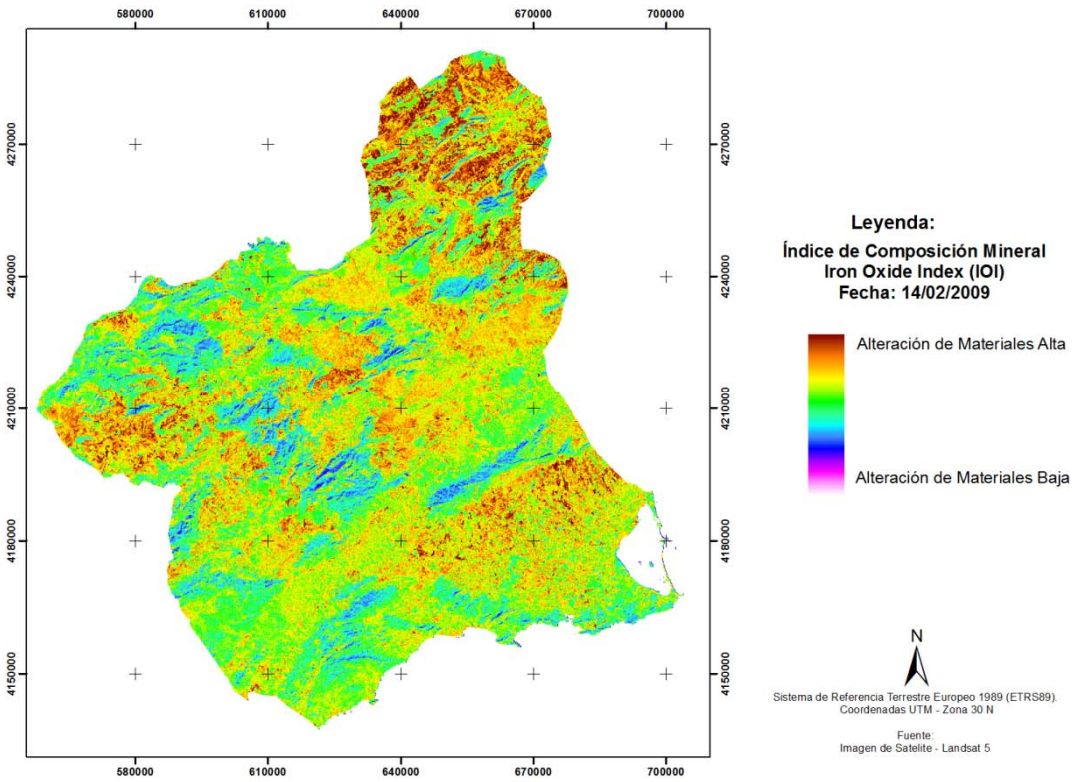


Figura 102. Variable (18). Índice de Composición Mineral "Iron Oxide" (IOI) [IOIfeb]. Valores de IOI, (Landsat 5) Resolución espacial de 30m (fecha de captura 14/02/2009). Representación del nivel de alteración de los minerales detectados en los intervalos de longitudes de onda específicas para este índice. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

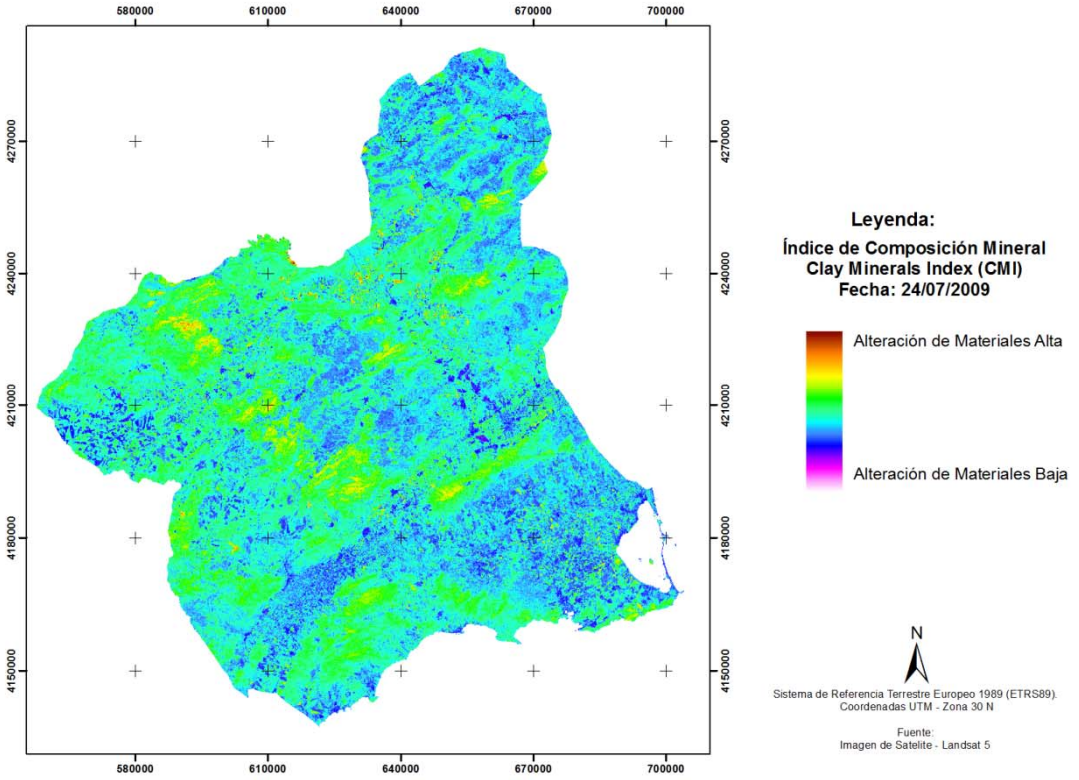


Figura 103. Variable (19). Índice de Composición Mineral "Clay Minerals" (CMI) [CMIjul]. Valores de CMI, (Landsat 5) Resolución espacial de 30m (fecha de captura 24/07/2009). Representación del nivel de alteración de los minerales detectados en los intervalos de longitudes de onda específicas para este índice. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

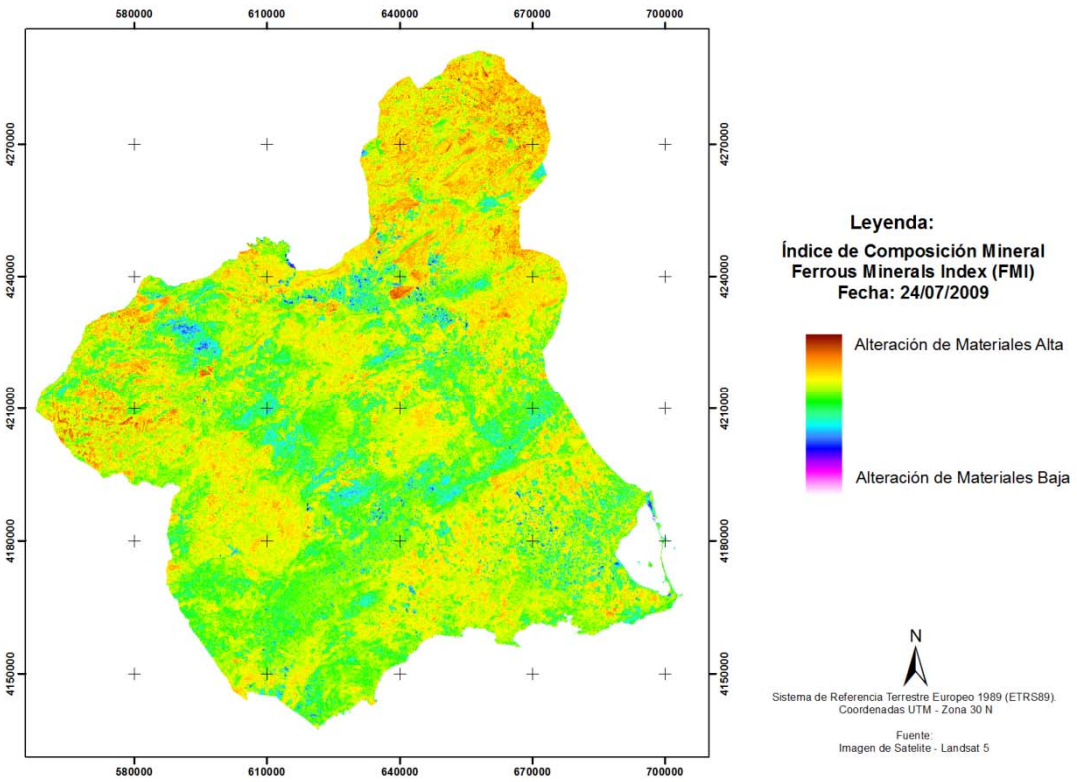


Figura 104. Variable (20). Índice de Composición Mineral "Ferrous Minerals" (FMI) [FMIjul]. Valores de FMI (Landsat 5) Resolución espacial de 30m (fecha de captura 24/07/2009). Representación del nivel de alteración de los minerales detectados en los intervalos de longitudes de onda específicas para este índice. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

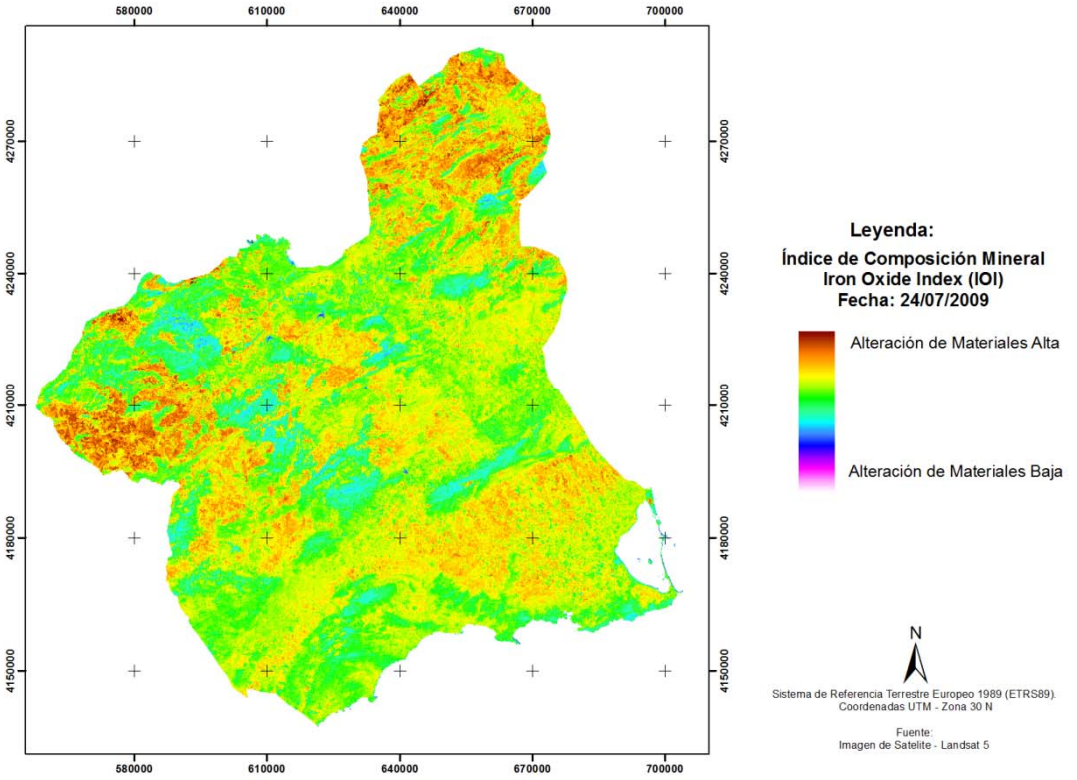


Figura 105. Variable (21). Índice de Composición Mineral "Iron Oxide" (IOI) [IOIjul]. Valores de IOI, (Landsat 5) Resolución espacial de 30m (fecha de captura 24/07/2009). Representación del nivel de alteración de los minerales detectados en los intervalos de longitudes de onda específicas para este índice. Información representada en el Sistema de Referencia Europeo de 1989 (ETRS89) con coordenadas UTM zona 30N.

ANEXO II

En este apartado se expone la información relativa a los modelos elaborados en el trabajo. Cada modelo se compone de tres secciones de datos, en primer lugar la estructura de las variables que entran a formar parte del modelo; en segundo lugar, los residuales de los estadísticos; y por último, los valores de los coeficientes obtenidos.

Los modelos se expondrán en tres grupos, comenzando con los elaborados para las tres fracciones de textura (FAO y USDA), seguido de los modelos de OM y finalmente los elaborados para los potenciales de succión (pF). Todos los modelos están replicados en las resoluciones 25, 50, 100, 200 y 400 m, así como un modelo Multi-resolución en el que se ejecuta con el total de variables a todas las resoluciones (Tabla 55).

Tabla 55. Relación de modelos respecto a la variable a predecir y resoluciones utilizadas.

	R-25	R-50	R-100	R-200	R-400	R-Multi
Arcilla	X	X	X	X	X	X
Limo (FAO)	X	X	X	X	X	X
Arena (FAO)	X	X	X	X	X	X
Limo (USDA)	X	X	X	X	X	X
Arena (USDA)	X	X	X	X	X	X
OM	X	X	X	X	X	X
pF 2,5	X	X	X	X	X	X
pF 4,2	X	X	X	X	X	X

Modelo 25 Arcilla = Slp_25 + Slp2_25 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDi_25 + RaDi2_25 + CMIfeb_25 + IOIfeb_25 + CMIjul_25 + IOIjul_25 + NDVIJul_25 + LM_25 + SLu_25 + SPLu_25

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-23.5494	-4.4874	-0.3009	3.9723	30.5905

Coefficients:

Variable	Estimate	Std. Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-6,55E+04	1,62E+05	-0.404	0.686363	
Slp_25	-2,69E+02	1,07E+02	-2.513	0.012117	*
Slp2_25	8,14E+00	3,29E+00	2.471	0.013630	*
Tmp	-3,20E+04	8,30E+03	-3.850	0.000126	***
Tmp2	1,08E+03	2,48E+02	4.343	1.55e-05	***
Pr	4,50E+02	8,31E+01	5.416	7.66e-08	***
Pr2	-5,32E-01	1,15E-01	-4.632	4.11e-06	***
RaDi_25	1,66E+06	1,10E+06	1.512	0.130962	
RaDi2_25	-2,93E+06	1,95E+06	-1.505	0.132611	
CMIfeb_25	1,70E+03	9,21E+02	1.847	0.065088	.
IOIfeb_25	4,18E+03	2,59E+03	1.610	0.107646	
CMIjul_25	-4,02E+03	1,78E+03	-2.255	0.024346	*
IOIjul_25	-6,08E+03	3,85E+03	-1.578	0.114892	
NDVIJul_25	6,85E+03	4,55E+03	1.506	0.132492	
LM_2512	-1,34E+03	1,52E+03	-0.885	0.376355	
LM_2513	-5,07E+03	2,75E+03	-1.841	0.065915	.
LM_2514	2,99E+03	2,13E+03	1.401	0.161412	
LM_2515	1,03E+03	2,85E+03	0.360	0.718596	
LM_2516	-1,29E+03	1,39E+03	-0.929	0.352944	
LM_2517	-3,36E+03	1,37E+03	-2.455	0.014274	*
LM_2518	-2,41E+03	1,41E+03	-1.709	0.087703	.
LM_2519	4,94E+02	1,23E+03	0.402	0.688057	
LM_2520	-2,70E+03	1,69E+03	-1.592	0.111623	
LM_2523	-8,91E+02	1,27E+03	-0.700	0.483876	
LM_2524	5,75E+02	4,60E+03	0.125	0.900550	
LM_2525	-1,93E+03	2,36E+03	-0.818	0.413476	
LM_2526	-4,63E+03	1,87E+03	-2.474	0.013532	*
LM_2527	-7,17E+03	3,07E+03	-2.335	0.019750	*
LM_2528	2,65E+04	7,45E+03	3.561	0.000387	***
LM_2529	-8,49E+03	3,89E+03	-2.184	0.029222	*
SLu_25111399	6,32E+01	8,03E+03	0.008	0.993714	
SLu_25111599	-7,50E+02	7,86E+03	-0.095	0.924044	
SLu_25112199	-9,71E+03	1,05E+04	-0.928	0.353543	
SLu_25112699	4,83E+03	7,73E+03	0.624	0.532588	
SLu_25119999	4,68E+02	7,66E+03	0.061	0.951292	
SLu_25122299	-4,15E+03	1,05E+04	-0.397	0.691735	
SLu_25132699	-2,32E+03	8,58E+03	-0.270	0.787068	
SLu_25139999	-7,51E+02	7,89E+03	-0.095	0.924233	
SLu_25149999	-3,50E+03	1,03E+04	-0.339	0.734799	
SLu_25152199	5,55E+03	7,66E+03	0.725	0.468799	
SLu_25152928	-3,98E+03	8,43E+03	-0.473	0.636407	
SLu_25153199	1,26E+03	7,63E+03	0.165	0.868589	
SLu_25159999	4,51E+03	7,39E+03	0.610	0.542147	
SLu_25179999	-9,87E+03	1,04E+04	-0.946	0.344228	
SLu_25181199	2,24E+03	7,72E+03	0.290	0.771983	
SLu_25182099	1,07E+04	1,08E+04	0.991	0.321938	
SLu_25182199	-3,38E+03	7,89E+03	-0.429	0.668230	
SLu_25182499	-1,63E+02	8,05E+03	-0.020	0.983885	
SLu_25182599	-4,71E+03	7,84E+03	-0.601	0.547866	
SLu_25182699	9,78E+03	8,61E+03	1.136	0.256246	
SLu_25182899	2,70E+04	1,06E+04	2.549	0.010961	*
SLu_25183199	3,15E+02	7,46E+03	0.042	0.966357	
SLu_25183299	1,23E+04	9,24E+03	1.326	0.185036	
SLu_25183499	-3,73E+03	7,79E+03	-0.479	0.632261	
SLu_25189999	1,16E+03	7,46E+03	0.155	0.876857	
SLu_25199999	-1,03E+04	9,39E+03	-1.101	0.271265	
SLu_25211199	-3,94E+03	8,35E+03	-0.471	0.637464	
SLu_25212299	-3,87E+03	1,05E+04	-0.370	0.711482	
SLu_25212422	-1,02E+03	8,38E+03	-0.121	0.903472	
SLu_25212499	7,59E+01	1,04E+04	0.007	0.994187	
SLu_25213199	2,58E+03	7,44E+03	0.347	0.728886	
SLu_25213299	5,06E+03	8,41E+03	0.602	0.547577	
SLu_25213499	6,18E+03	9,00E+03	0.687	0.492248	
SLu_25219999	3,41E+03	7,40E+03	0.461	0.644954	
SLu_25222499	-4,99E+03	8,29E+03	-0.601	0.547821	
SLu_25229999	-3,92E+03	1,05E+04	-0.374	0.708394	
SLu_25239999	-1,16E+03	8,64E+03	-0.135	0.893030	
SLu_25242199	-5,44E+03	9,05E+03	-0.601	0.548254	
SLu_25243199	-1,42E+02	7,59E+03	-0.019	0.985058	
SLu_25249999	2,23E+03	7,72E+03	0.288	0.773123	
SLu_25253199	1,46E+03	9,06E+03	0.161	0.872472	
SLu_25269999	1,25E+04	8,08E+03	1.543	0.123157	
SLu_25299999	2,72E+03	8,51E+03	0.320	0.749163	
SLu_25312599	-1,46E+03	1,04E+04	-0.140	0.888725	
SLu_25313299	-5,61E+02	7,99E+03	-0.070	0.944062	
SLu_25313399	-9,33E+03	1,05E+04	-0.885	0.376508	
SLu_25313499	-5,04E+01	7,48E+03	-0.007	0.994629	
SLu_25319999	9,09E+02	7,42E+03	0.122	0.902547	
SLu_25329999	1,13E+03	7,64E+03	0.148	0.882550	
SLu_25339999	9,66E+03	1,05E+04	0.923	0.356104	
SLu_25349999	3,29E+02	7,41E+03	0.044	0.964605	
SLu_25359999	-1,31E+04	9,06E+03	-1.442	0.149685	
SLu_25379999	-5,97E+03	8,31E+03	-0.718	0.472827	
SPLu_25SI	4,43E+03	1,02E+03	4.347	1.52e-05	***

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.256 on 975 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2863,

Adjusted R-squared: 0.2255 F-statistic: 4.712 on 83 and 975 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 50 Arcilla = Slp_50 + Slp2_50 + CuP2_50 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDi_50 + RaDi2_50 + IOIjul_50 + LM_50 + SLu_50 + SPLu_50

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-24.3733	-4.2679	-0.2089	4.1436	31.2945

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-1,33E+05	1,63E+05	-0.813	0.416673	
Slp_50	-3,24E+02	1,22E+02	-2.660	0.007931	**
Slp2_50	1,10E+01	4,07E+00	2.688	0.007310	**
CuP2_50	-1,22E+04	7,35E+03	-1.657	0.097759	.
Tmp	-3,31E+04	8,25E+03	-4.016	6.36e-05	***
Tmp2	1,12E+03	2,46E+02	4.542	6.27e-06	***
Pr	4,65E+02	8,26E+01	5.631	2.34e-08	***
Pr2	-5,48E-01	1,14E-01	-4.803	1.80e-06	***
RaDi_50	2,14E+06	1,12E+06	1.906	0.056956	.
RaDi2_50	-3,76E+06	2,00E+06	-1.885	0.059773	.
IOIjul_50	-4,37E+03	2,66E+03	-1.643	0.100801	
LM_5012	-9,47E+02	1,52E+03	-0.624	0.532480	
LM_5013	-5,18E+03	2,66E+03	-1.950	0.051519	.
LM_5014	2,60E+03	2,05E+03	1.269	0.204876	
LM_5015	1,91E+03	3,01E+03	0.636	0.524628	
LM_5016	-9,25E+02	1,38E+03	-0.669	0.503492	
LM_5017	-2,89E+03	1,38E+03	-2.099	0.036058	*
LM_5018	-2,27E+03	1,41E+03	-1.609	0.107924	
LM_5019	8,24E+02	1,24E+03	0.667	0.505215	
LM_5020	-2,77E+03	1,69E+03	-1.638	0.101750	
LM_5023	-5,74E+02	1,28E+03	-0.448	0.653905	
LM_5024	1,52E+03	4,61E+03	0.329	0.742472	
LM_5025	-2,08E+03	2,45E+03	-0.849	0.395886	
LM_5026	-4,91E+03	1,85E+03	-2.661	0.007910	**
LM_5027	-6,61E+03	2,87E+03	-2.301	0.021604	*
LM_5028	2,60E+04	7,45E+03	3.493	0.000499	***
LM_5029	-9,26E+03	4,41E+03	-2.102	0.035821	*
SLu_50111599	-1,71E+02	4,16E+03	-0.041	0.967331	
SLu_50112199	-9,28E+03	7,90E+03	-1.175	0.240441	
SLu_50112699	5,18E+03	3,72E+03	1.392	0.164208	
SLu_50119999	4,30E+02	3,58E+03	0.120	0.904362	
SLu_50122299	-3,45E+03	8,03E+03	-0.429	0.667695	
SLu_50132699	-2,78E+03	5,22E+03	-0.532	0.595091	
SLu_50139999	-6,61E+02	3,98E+03	-0.166	0.868060	
SLu_50149999	-3,73E+03	7,94E+03	-0.470	0.638377	
SLu_50152199	5,51E+03	3,78E+03	1.459	0.144772	
SLu_50152928	-3,14E+03	5,28E+03	-0.593	0.553008	
SLu_50153199	9,88E+02	3,68E+03	0.269	0.788048	
SLu_50159999	4,62E+03	3,33E+03	1.385	0.166492	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_50179999	-1,16E+04	7,99E+03	-1.457	0.145340	
SLu_50181199	2,88E+03	3,74E+03	0.772	0.440129	
SLu_50182199	-3,22E+03	4,15E+03	-0.776	0.438034	
SLu_50182499	1,71E+02	4,39E+03	0.039	0.968973	
SLu_50182599	-4,51E+03	4,03E+03	-1.119	0.263246	
SLu_50182699	8,33E+03	5,27E+03	1.580	0.114424	
SLu_50182899	2,70E+04	8,12E+03	3.328	0.000907	***
SLu_50183199	5,15E+02	3,27E+03	0.158	0.874855	
SLu_50183299	1,30E+04	6,31E+03	2.056	0.040079	*
SLu_50183499	-3,69E+03	4,04E+03	-0.913	0.361456	
SLu_50189999	1,49E+03	3,22E+03	0.462	0.644017	
SLu_50199999	-1,52E+04	6,12E+03	-2.482	0.013240	*
SLu_50211199	-3,74E+03	4,75E+03	-0.787	0.431241	
SLu_50212299	-4,45E+03	8,03E+03	-0.554	0.579437	
SLu_50212422	-3,10E+02	4,97E+03	-0.062	0.950245	
SLu_50212499	5,28E+02	7,94E+03	0.067	0.946988	
SLu_50213199	2,65E+03	3,27E+03	0.812	0.416975	
SLu_50213299	5,20E+03	5,24E+03	0.992	0.321211	
SLu_50213499	6,76E+03	6,03E+03	1.122	0.262332	
SLu_50219999	3,24E+03	3,21E+03	1.009	0.313301	
SLu_50222499	-5,03E+03	4,85E+03	-1.037	0.299877	
SLu_50229999	-2,92E+03	8,04E+03	-0.363	0.716497	
SLu_50239999	-6,17E+02	5,47E+03	-0.113	0.910115	
SLu_50242199	-4,70E+03	6,07E+03	-0.775	0.438619	
SLu_50243199	-1,68E+02	3,62E+03	-0.046	0.962985	
SLu_50249999	1,96E+03	3,87E+03	0.507	0.611934	
SLu_50253199	1,35E+03	6,07E+03	0.223	0.823911	
SLu_50269999	1,23E+04	4,40E+03	2.805	0.005130	**
SLu_50299999	2,85E+03	5,27E+03	0.542	0.588274	
SLu_50312599	-1,10E+03	7,98E+03	-0.138	0.890601	
SLu_50313299	-3,35E+02	4,39E+03	-0.076	0.939183	
SLu_50313399	-8,83E+03	8,08E+03	-1.093	0.274788	
SLu_50313499	-1,70E+02	3,33E+03	-0.051	0.959355	
SLu_50319999	1,04E+03	3,17E+03	0.328	0.743081	
SLu_50329999	9,05E+02	3,79E+03	0.239	0.811311	
SLu_50339999	9,74E+03	7,95E+03	1.226	0.220651	
SLu_50349999	4,18E+02	3,15E+03	0.133	0.894590	
SLu_50359999	-1,39E+04	6,07E+03	-2.290	0.022220	*
SLu_50379999	-6,25E+03	4,85E+03	-1.290	0.197307	
SPLu_50SI	4,45E+03	1,00E+03	4.443	9.89e-06	***

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.262 on 980 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2814,

Adjusted R-squared: 0.2242 F-statistic: 4.92 on 78 and 980 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 100 Arcilla = Slp_100 + Slp2_100 + FAc_100 + FAc2_100 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + IOIjul_100 + LM_100 + SLu_100 + SPLu_100

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-23.5726	-4.3553	-0.2202	4.1807	31.3933

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	1,45E+05	6,34E+04	2.283	0.022632	*
Slp_100	-4,15E+02	1,42E+02	-2.932	0.003449	**
Slp2_100	1,29E+01	5,05E+00	2.553	0.010825	*
FAc_100	6,04E+02	3,17E+02	1.907	0.056752	.
FAc2_100	-8,88E+01	4,57E+01	-1.941	0.052587	.
Tmp	-3,22E+04	8,22E+03	-3.916	9.63e-05	***
Tmp2	1,09E+03	2,46E+02	4.440	1.00e-05	***
Pr	4,95E+02	8,19E+01	6.044	2.14e-09	***
Pr2	-5,81E-01	1,13E-01	-5.122	3.63e-07	***
IOIjul_100	-4,37E+03	2,62E+03	-1.669	0.095462	.
LM_10011	1,01E+04	7,65E+03	1.316	0.188572	
LM_10012	8,73E+03	7,64E+03	1.142	0.253528	
LM_10013	4,47E+03	7,90E+03	0.565	0.572279	
LM_10014	1,25E+04	7,76E+03	1.614	0.106854	
LM_10015	1,07E+04	7,93E+03	1.352	0.176546	
LM_10016	9,41E+03	7,60E+03	1.238	0.216154	
LM_10017	6,89E+03	7,64E+03	0.903	0.366879	
LM_10018	8,09E+03	7,60E+03	1.064	0.287783	
LM_10019	1,07E+04	7,56E+03	1.415	0.157270	
LM_10020	7,34E+03	7,67E+03	0.957	0.338661	
LM_10023	9,22E+03	7,59E+03	1.215	0.224761	
LM_10024	1,11E+04	8,80E+03	1.256	0.209363	
LM_10025	7,13E+03	7,84E+03	0.909	0.363343	
LM_10026	4,91E+03	7,54E+03	0.650	0.515556	
LM_10027	2,71E+03	8,03E+03	0.338	0.735701	
LM_10028	3,71E+04	1,06E+04	3.511	0.000466	***
LM_10029	2,68E+03	8,49E+03	0.315	0.752851	
SLu_100111599	1,72E+02	4,15E+03	0.041	0.966980	
SLu_100112199	-1,05E+04	7,90E+03	-1.326	0.185291	
SLu_100112699	5,46E+03	3,68E+03	1.485	0.137805	
SLu_100119999	1,14E+02	3,57E+03	0.032	0.974551	
SLu_100122299	-2,93E+03	8,03E+03	-0.364	0.715780	
SLu_100132699	-3,17E+03	5,25E+03	-0.604	0.546037	
SLu_100139999	-1,31E+03	4,11E+03	-0.319	0.749903	
SLu_100149999	-4,11E+03	7,95E+03	-0.517	0.605185	
SLu_100152199	6,07E+03	3,76E+03	1.616	0.106451	
SLu_100152928	-2,14E+03	5,28E+03	-0.406	0.684944	
SLu_100153199	1,29E+03	3,66E+03	0.353	0.724474	
SLu_100159999	4,92E+03	3,32E+03	1.481	0.138799	
SLu_100181199	2,80E+03	3,71E+03	0.754	0.450825	
SLu_100182099	9,37E+03	8,44E+03	1.111	0.266946	
SLu_100182199	-2,64E+03	4,14E+03	-0.638	0.523853	
SLu_100182499	-2,05E+02	4,37E+03	-0.047	0.962591	
SLu_100182599	-4,47E+03	3,99E+03	-1.120	0.262881	
SLu_100182699	7,84E+03	5,26E+03	1.490	0.136663	
SLu_100182899	2,92E+04	8,10E+03	3.604	0.000329	***
SLu_100183199	5,07E+02	3,26E+03	0.156	0.876272	
SLu_100183299	1,40E+04	6,28E+03	2.231	0.025931	*
SLu_100183499	-3,71E+03	3,92E+03	-0.947	0.344101	
SLu_100189999	1,47E+03	3,20E+03	0.460	0.645802	
SLu_100199999	-1,48E+04	6,11E+03	-2.416	0.015853	*
SLu_100211199	-4,29E+03	4,76E+03	-0.902	0.367478	
SLu_100212299	-3,98E+03	8,03E+03	-0.496	0.620132	
SLu_100212422	-2,39E+01	4,97E+03	-0.005	0.996160	
SLu_100212499	6,05E+02	7,93E+03	0.076	0.939230	
SLu_100213199	2,83E+03	3,24E+03	0.872	0.383539	
SLu_100213299	2,95E+03	4,88E+03	0.604	0.546183	
SLu_100213499	1,64E+04	7,95E+03	2.065	0.039177	*
SLu_100219999	3,74E+03	3,19E+03	1.174	0.240740	
SLu_100222499	-4,45E+03	4,85E+03	-0.917	0.359120	
SLu_100229999	-3,30E+03	8,04E+03	-0.411	0.681303	
SLu_100239999	-1,78E+02	5,45E+03	-0.033	0.973947	
SLu_100242199	-4,62E+03	6,07E+03	-0.761	0.446638	
SLu_100243199	9,59E+02	3,61E+03	0.266	0.790425	
SLu_100249999	2,72E+03	3,89E+03	0.699	0.484412	
SLu_100253199	2,11E+03	6,05E+03	0.349	0.727259	
SLu_100269999	1,27E+04	4,38E+03	2.909	0.003710	**
SLu_100299999	3,49E+03	5,26E+03	0.665	0.506372	
SLu_100312599	-1,62E+03	7,99E+03	-0.202	0.839632	
SLu_100313299	2,84E+02	4,35E+03	0.065	0.948020	
SLu_100313399	-1,47E+04	7,98E+03	-1.843	0.065585	.
SLu_100313499	1,37E+02	3,29E+03	0.042	0.966726	
SLu_100319999	1,10E+03	3,15E+03	0.350	0.726550	
SLu_100329999	8,92E+02	3,77E+03	0.237	0.813041	
SLu_100339999	9,56E+03	7,96E+03	1.202	0.229558	
SLu_100349999	6,38E+02	3,13E+03	0.204	0.838768	
SLu_100359999	-1,40E+04	6,08E+03	-2.310	0.021119	*
SLu_100379999	-7,41E+03	4,83E+03	-1.535	0.125186	
SPLu_100SI	4,48E+03	1,01E+03	4.430	1.05e-05	***

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.271 on 980 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2798,

Adjusted R-squared: 0.2224 F-statistic: 4.88 on 78 and 980 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 200 Arcilla = Slp_200 + Slp2_200 + CuP2_200 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDr_200 + RaDr2_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + FMIfeb_200 + CMIjul_200 + FMIjul_200 + IOIjul_200 + NDVIFeb_200 + LM_200 + SLu_200 + SPLu_200

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-25.3586	-4.4887	-0.1469	4.0621	30.7921

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	2,00E+05	9,47E+04	2.114	0.034788	*
Slp_200	-4,17E+02	2,00E+02	-2.087	0.037177	*
Slp2_200	2,47E+01	9,34E+00	2.643	0.008349	**
CuP2_200	-3,34E+04	1,42E+04	-2.342	0.019370	*
Tmp	-2,78E+04	8,43E+03	-3.297	0.001011	**
Tmp2	9,41E+02	2,52E+02	3.741	0.000194	***
Pr	4,18E+02	8,34E+01	5.013	6.37e-07	***
Pr2	-4,88E-01	1,16E-01	-4.194	2.99e-05	***
RaDr_200	1,12E+05	5,99E+04	1.867	0.062231	.
RaDr2_200	-4,02E+04	2,22E+04	-1.811	0.070433	.
RaDu_200	-6,43E+04	3,83E+04	-1.677	0.093950	.
RaDu2_200	8,21E+03	4,87E+03	1.684	0.092562	.
FMIfeb_200	2,58E+03	1,08E+03	2.398	0.016668	*
CMIjul_200	-6,77E+03	1,87E+03	-3.629	0.000299	***
FMIjul_200	-4,08E+03	1,35E+03	-3.032	0.002497	**
IOIjul_200	-5,16E+03	3,21E+03	-1.609	0.107888	
NDVIFeb_200	9,53E+03	2,98E+03	3.193	0.001453	**
LM_20012	-1,74E+03	1,61E+03	-1.082	0.279391	
LM_20013	-5,15E+03	2,55E+03	-2.018	0.043861	*
LM_20014	2,10E+03	1,96E+03	1.068	0.285750	
LM_20015	2,06E+03	3,11E+03	0.662	0.508201	
LM_20016	-1,47E+03	1,46E+03	-1.008	0.313588	
LM_20017	-3,18E+03	1,39E+03	-2.287	0.022434	*
LM_20018	-2,64E+03	1,49E+03	-1.775	0.076289	.
LM_20019	-6,71E+02	1,29E+03	-0.521	0.602617	
LM_20020	-2,69E+03	1,75E+03	-1.533	0.125663	
LM_20023	-1,13E+03	1,34E+03	-0.842	0.400101	
LM_20024	-3,13E+03	4,87E+03	-0.642	0.521080	
LM_20025	-2,11E+03	2,49E+03	-0.846	0.397969	
LM_20026	-3,96E+03	1,80E+03	-2.206	0.027649	*
LM_20027	-7,95E+03	3,27E+03	-2.435	0.015065	*
LM_20028	1,06E+04	5,49E+03	1.928	0.054100	.
LM_20029	-7,63E+03	5,40E+03	-1.414	0.157534	
SLu_200111599	9,84E+02	4,28E+03	0.230	0.817910	
SLu_200112199	-9,01E+03	7,94E+03	-1.134	0.257100	
SLu_200112699	5,48E+03	3,71E+03	1.476	0.140245	
SLu_200119999	1,24E+03	3,56E+03	0.348	0.728196	
SLu_200122299	-4,79E+03	8,05E+03	-0.595	0.552205	
SLu_200132699	-8,41E+02	5,26E+03	-0.160	0.872991	
SLu_200139999	-6,88E+02	4,13E+03	-0.167	0.867754	
SLu_200149999	-2,16E+03	7,97E+03	-0.271	0.786785	
SLu_200152199	6,05E+03	3,79E+03	1.593	0.111387	
SLu_200152928	-4,78E+02	6,09E+03	-0.079	0.937381	
SLu_200153199	1,82E+03	3,65E+03	0.498	0.618649	
SLu_200159999	6,12E+03	3,35E+03	1.826	0.068107	.
SLu_200181199	4,41E+03	3,72E+03	1.186	0.235736	
SLu_200182199	-1,90E+03	4,17E+03	-0.456	0.648686	
SLu_200182499	6,81E+02	4,63E+03	0.147	0.883016	
SLu_200182599	-3,50E+03	4,26E+03	-0.822	0.411392	
SLu_200182699	5,96E+03	4,94E+03	1.208	0.227195	
SLu_200182899	2,97E+04	8,19E+03	3.622	0.000307	***
SLu_200183199	1,93E+03	3,28E+03	0.588	0.556526	
SLu_200183299	1,47E+04	6,35E+03	2.313	0.020920	*
SLu_200183499	-3,11E+03	4,05E+03	-0.768	0.442532	
SLu_200189999	2,20E+03	3,24E+03	0.680	0.496351	
SLu_200199999	-1,13E+04	8,23E+03	-1.368	0.171681	
SLu_200211199	-3,97E+03	4,79E+03	-0.829	0.407397	
SLu_200212422	-1,93E+03	6,17E+03	-0.312	0.754748	
SLu_200212499	2,15E+03	7,98E+03	0.269	0.788238	
SLu_200213199	4,39E+03	3,29E+03	1.331	0.183339	
SLu_200213299	5,57E+03	5,46E+03	1.020	0.307916	
SLu_200213499	1,72E+04	7,98E+03	2.153	0.031599	*
SLu_200219999	4,52E+03	3,23E+03	1.403	0.161008	
SLu_200222499	-2,51E+03	4,44E+03	-0.565	0.572229	
SLu_200229999	-4,56E+03	6,19E+03	-0.737	0.461092	
SLu_200239999	-2,13E+03	5,44E+03	-0.392	0.695041	
SLu_200242199	-5,43E+03	6,09E+03	-0.891	0.373108	
SLu_200243199	-2,41E+02	3,61E+03	-0.067	0.946880	
SLu_200249999	1,86E+03	3,91E+03	0.476	0.634413	
SLu_200253199	7,52E+03	6,52E+03	1.153	0.249323	
SLu_200269999	1,45E+04	4,27E+03	3.388	0.000731	***
SLu_200299999	3,81E+03	5,30E+03	0.718	0.473132	
SLu_200312599	-8,30E+02	8,05E+03	-0.103	0.917946	
SLu_200313299	1,59E+03	4,37E+03	0.364	0.715660	
SLu_200313399	-1,11E+04	8,03E+03	-1.379	0.168112	
SLu_200313499	9,59E+02	3,32E+03	0.289	0.772550	
SLu_200319999	2,27E+03	3,19E+03	0.711	0.477410	
SLu_200329999	1,66E+03	3,74E+03	0.442	0.658472	
SLu_200339999	1,07E+04	8,00E+03	1.340	0.180605	
SLu_200349999	1,53E+03	3,16E+03	0.485	0.628004	
SLu_200359999	-1,04E+04	6,13E+03	-1.701	0.089301	.
SLu_200379999	-1,12E+03	4,86E+03	-0.230	0.818262	
SPLu_200SI	3,62E+03	9,98E+02	3.632	0.000296	***

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.292 on 976 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2785,

Adjusted R-squared: 0.2179 F-statistic: 4.594 on 82 and 976 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 400 Arcilla = Slp_400 + Slp2_400 + CuPP2_400 + FAc2_400 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDu_400 + RaDu2_400 + CMIjul_400 + NDVIJul_400 + LM_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-20.741	-4.796	-0.501	3.980	32.091

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	3,71E+05	1,40E+05	2.659	0.007948	**
Slp_400	-3,65E+02	2,23E+02	-1.639	0.101575	
Slp2_400	2,62E+01	1,23E+01	2.125	0.033832	*
CuPP2_400	-2,04E+05	1,01E+05	-2.023	0.043293	*
FAc2_400	5,56E+01	1,76E+01	3.154	0.001657	**
Tmp	-2,82E+04	7,78E+03	-3.621	0.000308	***
Tmp2	9,17E+02	2,32E+02	3.950	8.34e-05	***
Pr	3,23E+02	7,64E+01	4.227	2.58e-05	***
Pr2	-4,13E-01	1,06E-01	-3.892	0.000106	***
RaDu_400	-1,00E+05	6,13E+04	-1.632	0.102919	
RaDu2_400	1,27E+04	7,62E+03	1.668	0.095559	.
CMIjul_400	-5,78E+03	2,05E+03	-2.812	0.005010	**
NDVIJul_400	1,96E+04	4,18E+03	4.696	3.01e-06	***
LM_40011	8,00E+03	7,65E+03	1.045	0.296263	
LM_40012	5,05E+03	7,62E+03	0.664	0.507079	
LM_40013	4,47E+03	7,79E+03	0.574	0.566106	
LM_40014	9,62E+03	7,72E+03	1.246	0.213041	
LM_40015	6,66E+03	7,93E+03	0.839	0.401800	
LM_40016	6,63E+03	7,57E+03	0.876	0.381387	
LM_40017	3,86E+03	7,59E+03	0.508	0.611668	
LM_40018	4,34E+03	7,59E+03	0.572	0.567714	
LM_40019	7,21E+03	7,55E+03	0.955	0.340053	
LM_40020	3,38E+03	7,62E+03	0.443	0.657938	
LM_40023	6,92E+03	7,56E+03	0.915	0.360480	
LM_40024	7,59E+03	8,27E+03	0.917	0.359156	
LM_40025	8,99E+03	7,77E+03	1.157	0.247676	
LM_40026	2,14E+03	7,58E+03	0.282	0.777864	
LM_40027	-2,57E+02	8,11E+03	-0.032	0.974680	
LM_40028	1,16E+04	8,68E+03	1.340	0.180421	
LM_40029	4,01E+03	9,17E+03	0.437	0.662108	
SPLu_400SI	5,19E+03	9,11E+02	5.696	1.60e-08	***

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.43 on 1028 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.211, Adjusted R-squared: 0.188 F-statistic: 9.166 on 30 and 1028 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo Multi Arcilla = DEM_25 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + IOIfeb_25 + CMIjul_25 + IOIjul_25 + NDVIFeb_25 + DEM_50 + CuP_50 + RaDr_50 + RaDr2_50 + CMIfeb_50 + CMIjul_50 + NDVIFeb_50 + DEM_100 + DEM2_100 + CuP_100 + CuPP2_100 + FAc_100 + FAc2_100 + CMIfeb_100 + FMIfeb_100 + IOIfeb_100 + FMIjul_100 + NDVIFeb_100 + LM_100 + SLu_100 + Slp_200 + Slp2_200 + CuP_200 + CuP2_200 + CuPP2_200 + FAc2_200 + RaDi2_200 + RaDr_200 + RaDr2_200 + FMIfeb_200 + CMIjul_200 + FMIjul_200 + NDVIFeb_200 + DEM_400 + DEM2_400 + Slp2_400 + CuPP2_400 + FAc2_400 + RaDi2_400 + RaDu_400 + RaDu2_400 + CMIfeb_400 + CMIjul_400 + NDVIFeb_400 + NDVIJul_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-22.0941	-4.2978	-0.0186	4.0155	30.7403

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	2,35E+05	1,52E+05	1.546	0.122443	
DEM_25	2,78E+02	1,57E+02	1.769	0.077201	.
Tmp	-2,01E+04	1,12E+04	-1.805	0.071337	.
Tmp2	7,04E+02	3,53E+02	1.993	0.046543	*
Pr	3,66E+02	8,40E+01	4.360	1.45e-05	***
Pr2	-4,26E-01	1,16E-01	-3.673	0.000253	***
IOIfeb_25	1,19E+04	4,17E+03	2.855	0.004396	**
CMIjul_25	-8,78E+03	2,67E+03	-3.288	0.001046	**
IOIjul_25	-7,27E+03	3,52E+03	-2.068	0.038891	*
NDVIFeb_25	1,16E+04	5,90E+03	1.967	0.049506	*
DEM_50	-3,58E+02	2,20E+02	-1.631	0.103315	
CuP_50	7,17E+03	3,33E+03	2.152	0.031630	*
RaDr_50	-6,25E+04	3,71E+04	-1.685	0.092354	.
RaDr2_50	2,42E+04	1,46E+04	1.666	0.096117	.
CMIfeb_50	4,09E+03	2,02E+03	2.022	0.043436	*
CMIjul_50	1,14E+04	3,16E+03	3.614	0.000318	***
NDVIFeb_50	-1,07E+04	7,07E+03	-1.518	0.129437	
DEM_100	1,37E+02	9,76E+01	1.399	0.162112	
DEM2_100	-3,62E-02	1,82E-02	-1.984	0.047593	*
CuP_100	-1,11E+04	5,44E+03	-2.042	0.041430	*
CuPP2_100	-1,69E+04	1,21E+04	-1.405	0.160234	
FAc_100	7,47E+02	3,54E+02	2.109	0.035173	*
FAc2_100	-9,87E+01	4,84E+01	-2.039	0.041764	*
CMIfeb_100	-2,55E+03	1,89E+03	-1.346	0.178534	
FMIfeb_100	-3,89E+03	1,39E+03	-2.801	0.005204	**
IOIfeb_100	-8,13E+03	4,43E+03	-1.834	0.067010	.
FMIjul_100	3,53E+03	1,71E+03	2.063	0.039373	*
NDVIFeb_100	-1,13E+04	5,95E+03	-1.895	0.058348	.
LM_10011	1,71E+04	8,21E+03	2.085	0.037384	*
LM_10012	1,57E+04	8,16E+03	1.921	0.055026	.
LM_10013	1,03E+04	8,37E+03	1.231	0.218575	
LM_10014	2,01E+04	8,31E+03	2.421	0.015682	*
LM_10015	1,62E+04	8,38E+03	1.937	0.053065	.
LM_10016	1,65E+04	8,10E+03	2.031	0.042557	*
LM_10017	1,41E+04	8,13E+03	1.737	0.082714	.
LM_10018	1,53E+04	8,12E+03	1.880	0.060477	.
LM_10019	1,76E+04	8,10E+03	2.172	0.030134	*
LM_10020	1,44E+04	8,14E+03	1.769	0.077265	.
LM_10023	1,59E+04	8,11E+03	1.959	0.050442	.
LM_10024	1,70E+04	9,23E+03	1.838	0.066316	.
LM_10025	1,49E+04	8,39E+03	1.778	0.075696	.
LM_10026	1,31E+04	8,07E+03	1.623	0.105002	
LM_10027	9,51E+03	8,44E+03	1.126	0.260316	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
LM_10028	4,08E+04	1,08E+04	3.792	0.000159	***
LM_10029	8,76E+03	8,84E+03	0.990	0.322380	
SLu_100111599	1,49E+03	4,09E+03	0.365	0.715415	
SLu_100112199	-1,05E+04	7,65E+03	-1.367	0.171882	
SLu_100112699	5,53E+03	3,61E+03	1.533	0.125669	
SLu_100119999	1,99E+03	3,47E+03	0.573	0.566954	
SLu_100122299	-3,79E+03	7,82E+03	-0.484	0.628204	
SLu_100132699	-2,65E+03	5,11E+03	-0.519	0.603996	
SLu_100139999	-3,59E+02	3,98E+03	-0.090	0.928209	
SLu_100149999	-3,56E+03	7,71E+03	-0.462	0.644259	
SLu_100152199	6,24E+03	3,65E+03	1.708	0.087963	.
SLu_100152928	-3,29E+02	5,11E+03	-0.064	0.948705	
SLu_100153199	1,83E+03	3,57E+03	0.512	0.608496	
SLu_100159999	4,64E+03	3,24E+03	1.433	0.152075	
SLu_100181199	3,55E+03	3,67E+03	0.969	0.333008	
SLu_100182099	1,20E+04	8,23E+03	1.458	0.145215	
SLu_100182199	-1,51E+03	4,07E+03	-0.372	0.710286	
SLu_100182499	-8,70E+02	4,33E+03	-0.201	0.840717	
SLu_100182599	-2,69E+03	3,92E+03	-0.685	0.493211	
SLu_100182699	8,92E+03	5,27E+03	1.694	0.090626	.
SLu_100182899	2,74E+04	8,00E+03	3.420	0.000654	***
SLu_100183199	1,07E+03	3,21E+03	0.334	0.738158	
SLu_100183299	1,61E+04	6,14E+03	2.620	0.008938	**
SLu_100183499	-2,81E+03	3,82E+03	-0.734	0.462933	
SLu_100189999	1,89E+03	3,13E+03	0.604	0.545888	
SLu_100199999	-1,39E+04	6,58E+03	-2.118	0.034412	*
SLu_100211199	-4,28E+03	4,64E+03	-0.923	0.356333	
SLu_100212299	-6,99E+03	7,81E+03	-0.896	0.370495	
SLu_100212422	-2,08E+03	4,90E+03	-0.425	0.671135	
SLu_100212499	2,82E+02	7,78E+03	0.036	0.971097	
SLu_100213199	3,67E+03	3,17E+03	1.159	0.246841	
SLu_100213299	3,82E+03	4,76E+03	0.802	0.422585	
SLu_100213499	1,87E+04	7,76E+03	2.410	0.016142	*
SLu_100219999	4,20E+03	3,12E+03	1.348	0.177874	
SLu_100222499	-2,57E+03	4,78E+03	-0.537	0.591680	
SLu_100229999	-5,06E+03	7,96E+03	-0.636	0.524862	
SLu_100239999	-2,08E+03	5,43E+03	-0.382	0.702409	
SLu_100242199	-6,52E+03	5,97E+03	-1.092	0.275165	
SLu_100243199	7,90E+02	3,54E+03	0.223	0.823364	
SLu_100249999	2,80E+03	3,84E+03	0.727	0.467226	
SLu_100253199	2,01E+03	6,03E+03	0.333	0.739130	
SLu_100269999	1,28E+04	4,35E+03	2.949	0.003271	**
SLu_100299999	6,17E+03	5,19E+03	1.188	0.235014	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)		Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_100312599	-1,71E+03	7,82E+03	-0.219	0.826508		RaDr2_200	-7,64E+04	2,98E+04	-2.566	0.010455	*
SLu_100313299	-1,93E+03	4,30E+03	-0.450	0.652948		FMIfeb_200	2,77E+03	1,33E+03	2.081	0.037696	*
SLu_100313399	-9,83E+03	7,83E+03	-1.256	0.209298		CMIjul_200	-6,18E+03	2,13E+03	-2.901	0.003810	**
SLu_100313499	6,40E+02	3,21E+03	0.199	0.841916		FMIjul_200	-3,36E+03	1,68E+03	-1.999	0.045946	*
SLu_100319999	1,12E+03	3,08E+03	0.362	0.717178		NDVIFeb_200	9,70E+03	3,67E+03	2.643	0.008350	**
SLu_100329999	1,94E+03	3,70E+03	0.525	0.599911		DEM_400	-6,11E+01	3,25E+01	-1.882	0.060098	.
SLu_100339999	1,10E+04	7,73E+03	1.417	0.156830		DEM2_400	3,94E-02	1,86E-02	2.123	0.034049	*
SLu_100349999	8,54E+02	3,06E+03	0.279	0.780302		Slp2_400	2,63E+01	1,07E+01	2.451	0.014425	*
SLu_100359999	-1,13E+04	5,94E+03	-1.899	0.057910	.	CuPP2_400	-2,36E+05	1,17E+05	-2.009	0.044826	*
SLu_100379999	-5,83E+03	4,78E+03	-1.219	0.223246		FAc2_400	7,33E+01	1,78E+01	4.108	4.34e-05	***
Slp_200	-6,19E+02	1,92E+02	-3.226	0.001298	**	RaDi2_400	1,15E+06	7,22E+05	1.595	0.111031	
Slp2_200	1,90E+01	1,09E+01	1.745	0.081299	.	RaDu_400	-1,39E+05	6,36E+04	-2.191	0.028701	*
CuP_200	1,54E+04	7,37E+03	2.092	0.036687	*	RaDu2_400	1,73E+04	7,80E+03	2.216	0.026957	*
CuP2_200	-4,51E+04	1,91E+04	-2.361	0.018421	*	CMIfeb_400	3,24E+03	1,58E+03	2.058	0.039899	*
CuPP2_200	4,26E+04	2,26E+04	1.885	0.059751	.	CMIjul_400	-5,13E+03	2,29E+03	-2.241	0.025282	*
FAc2_200	-4,09E+01	2,00E+01	-2.041	0.041514	*	NDVIFeb_400	-6,86E+03	3,29E+03	-2.089	0.036988	*
RaDi2_200	-9,68E+05	4,65E+05	-2.083	0.037545	*	NDVIJul_400	1,60E+04	4,91E+03	3.253	0.001181	**
RaDr_200	2,14E+05	8,01E+04	2.675	0.007608	**	SPLu_400SI	4,86E+03	9,74E+02	4.985	7.39e-07	***

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 6.994 on 937 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3628,

Adjusted R-squared: 0.2805 F-statistic: 4.409 on 121 and 937 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 25 Limos (FAO) = DEM2_25 + CuP_25 + Tmp2 + Pr + Pr2 + LM_25 + SLu_25 + SPLu_25

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-24.675	-5.041	0.000	4.905	40.089

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-7,91E+04	2,30E+04	-3.443	0.000601	***
DEM2_25	6,84E-03	2,43E-03	2.818	0.004929	**
CuP_25	2,61E+03	9,63E+02	2.707	0.006916	**
Tmp2	1,51E+02	2,81E+01	5.358	1.05e-07	***
Pr	2,44E+02	6,69E+01	3.652	0.000274	***
Pr2	-2,23E-01	7,14E-02	-3.126	0.001826	**
LM_2512	-3,00E+01	1,63E+03	-0.018	0.985285	
LM_2513	-5,12E+01	2,95E+03	-0.017	0.986172	
LM_2514	-2,75E+02	2,28E+03	-0.121	0.904067	
LM_2515	1,60E+03	3,02E+03	0.532	0.594727	
LM_2516	-4,27E+02	1,46E+03	-0.293	0.769785	
LM_2517	-4,99E+03	1,46E+03	-3.425	0.000639	***
LM_2518	2,18E+02	1,51E+03	0.145	0.884785	
LM_2519	3,50E+02	1,32E+03	0.266	0.790029	
LM_2520	1,98E+02	1,78E+03	0.111	0.911707	
LM_2523	-4,74E+02	1,36E+03	-0.348	0.727574	
LM_2524	1,71E+03	4,97E+03	0.344	0.730988	
LM_2525	-5,75E+02	2,53E+03	-0.227	0.820095	
LM_2526	-9,39E+02	1,98E+03	-0.475	0.634618	
LM_2527	-4,12E+03	3,26E+03	-1.262	0.207287	
LM_2528	-1,49E+04	7,99E+03	-1.862	0.062911	.
LM_2529	1,29E+03	4,10E+03	0.314	0.753689	
SLu_25111399	3,19E+03	8,62E+03	0.370	0.711774	
SLu_25111599	3,02E+03	8,44E+03	0.357	0.720905	
SLu_25112199	-3,25E+02	1,12E+04	-0.029	0.976946	
SLu_25112699	3,87E+03	8,29E+03	0.467	0.640506	
SLu_25119999	4,59E+03	8,23E+03	0.558	0.576961	
SLu_25122299	-3,96E+02	1,13E+04	-0.035	0.971999	
SLu_25132699	1,30E+04	9,20E+03	1.417	0.156848	
SLu_25139999	4,05E+03	8,47E+03	0.478	0.632880	
SLu_25149999	8,66E+02	1,11E+04	0.078	0.937979	
SLu_25152199	1,06E+04	8,24E+03	1.286	0.198808	
SLu_25152928	4,08E+03	9,07E+03	0.449	0.653192	
SLu_25153199	3,74E+03	8,20E+03	0.455	0.648852	
SLu_25159999	1,00E+04	7,96E+03	1.262	0.207399	
SLu_25179999	6,81E+03	1,12E+04	0.608	0.543066	
SLu_25181199	5,74E+03	8,27E+03	0.694	0.487852	
SLu_25182099	6,41E+03	1,16E+04	0.555	0.579242	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)
SLu_25182199	5,50E+03	8,48E+03	0.648	0.517126
SLu_25182499	2,27E+03	8,65E+03	0.263	0.792975
SLu_25182599	2,26E+03	8,42E+03	0.269	0.788084
SLu_25182699	3,55E+02	9,23E+03	0.038	0.969334
SLu_25182899	-3,76E+02	1,14E+04	-0.033	0.973599
SLu_25183199	4,83E+03	8,01E+03	0.603	0.546694
SLu_25183299	-6,72E+03	9,94E+03	-0.676	0.498949
SLu_25183499	7,80E+02	8,39E+03	0.093	0.925922
SLu_25189999	1,92E+03	8,02E+03	0.239	0.811400
SLu_25199999	-3,71E+03	9,83E+03	-0.377	0.706178
SLu_25211199	1,64E+03	8,96E+03	0.183	0.854742
SLu_25212299	-4,16E+02	1,13E+04	-0.037	0.970550
SLu_25212422	-2,02E+03	9,01E+03	-0.224	0.822902
SLu_25212499	5,21E+03	1,12E+04	0.465	0.642057
SLu_25213199	3,87E+03	8,00E+03	0.484	0.628486
SLu_25213299	1,45E+04	9,05E+03	1.602	0.109467
SLu_25213499	6,29E+03	9,67E+03	0.651	0.515419
SLu_25219999	7,41E+03	7,96E+03	0.931	0.352002
SLu_25222499	-2,73E+03	8,92E+03	-0.306	0.759968
SLu_25229999	-7,30E+02	1,13E+04	-0.065	0.948355
SLu_25239999	-4,22E+01	9,27E+03	-0.005	0.996367
SLu_25242199	-2,81E+03	9,73E+03	-0.289	0.772990
SLu_25243199	2,03E+03	8,16E+03	0.249	0.803730
SLu_25249999	3,35E+03	8,30E+03	0.403	0.686695
SLu_25253199	6,02E+03	9,69E+03	0.621	0.534575
SLu_25269999	7,72E+03	8,68E+03	0.890	0.373526
SLu_25299999	1,13E+04	9,17E+03	1.237	0.216563
SLu_25312599	3,29E+03	1,12E+04	0.294	0.768667
SLu_25313299	3,50E+03	8,59E+03	0.407	0.683966
SLu_25313399	-5,94E+03	1,13E+04	-0.524	0.600480
SLu_25313499	-1,86E+02	8,05E+03	-0.023	0.981566
SLu_25319999	3,61E+03	7,98E+03	0.453	0.650756
SLu_25329999	3,72E+03	8,22E+03	0.452	0.651368
SLu_25339999	-1,70E+04	1,12E+04	-1.509	0.131715
SLu_25349999	2,55E+03	7,97E+03	0.319	0.749458
SLu_25359999	-1,15E+04	9,73E+03	-1.178	0.238956
SLu_25379999	-4,37E+03	8,92E+03	-0.489	0.624737
SPLu_25SI	2,17E+03	1,09E+03	1.982	0.047780

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.818 on 983 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2217,

Adjusted R-squared: 0.1623 F-statistic: 3.733 on 75 and 983 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 50 Limos (FAO) = DEM_50 + CuP2_50 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + CMIjul_50 + NDVIJul_50 + LM_50 + SLu_50 + SPLu_50

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-24.465	-5.157	-0.023	4.950	40.639

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-3,17E+03	7,32E+04	-0.043	0.965477	
DEM_50	1,11E+01	4,51E+00	2.451	0.014403	*
CuP2_50	-1,36E+04	7,67E+03	-1.779	0.075576	.
Tmp	-1,28E+04	9,04E+03	-1.416	0.157001	
Tmp2	5,78E+02	2,65E+02	2.177	0.029707	*
Pr	3,08E+02	8,84E+01	3.477	0.000529	***
Pr2	-3,13E-01	1,23E-01	-2.553	0.010831	*
CMIjul_50	4,53E+03	2,05E+03	2.210	0.027349	*
NDVIJul_50	-6,39E+03	4,30E+03	-1.486	0.137503	
LM_5012	8,48E+01	1,64E+03	0.052	0.958704	
LM_5013	1,51E+02	2,85E+03	0.053	0.957700	
LM_5014	-3,54E+02	2,21E+03	-0.161	0.872423	
LM_5015	1,48E+03	3,20E+03	0.463	0.643362	
LM_5016	-3,80E+02	1,48E+03	-0.257	0.797165	
LM_5017	-4,84E+03	1,49E+03	-3.260	0.001151	**
LM_5018	5,87E+02	1,52E+03	0.387	0.698806	
LM_5019	4,00E+02	1,34E+03	0.300	0.764605	
LM_5020	9,35E+01	1,80E+03	0.052	0.958590	
LM_5023	-4,24E+02	1,38E+03	-0.307	0.758636	
LM_5024	3,14E+03	4,96E+03	0.633	0.526986	
LM_5025	-2,02E+02	2,63E+03	-0.077	0.938751	
LM_5026	-1,22E+03	1,99E+03	-0.612	0.540723	
LM_5027	-4,52E+03	3,11E+03	-1.453	0.146569	
LM_5028	-1,55E+04	8,01E+03	-1.935	0.053243	.
LM_5029	2,76E+03	4,73E+03	0.583	0.560021	
SLu_50111599	-4,11E+02	4,48E+03	-0.092	0.926929	
SLu_50112199	-4,17E+03	8,51E+03	-0.490	0.623951	
SLu_50112699	3,27E+02	3,98E+03	0.082	0.934551	
SLu_50119999	7,04E+02	3,84E+03	0.183	0.854731	
SLu_50122299	-4,77E+03	8,64E+03	-0.552	0.580760	
SLu_50132699	9,61E+03	5,62E+03	1.709	0.087688	.
SLu_50139999	4,08E+02	4,28E+03	0.095	0.923998	
SLu_50149999	-1,99E+03	8,54E+03	-0.233	0.815423	
SLu_50152199	7,54E+03	4,04E+03	1.866	0.062359	.
SLu_50152928	1,84E+03	5,68E+03	0.324	0.746081	
SLu_50153199	4,17E+02	3,93E+03	0.106	0.915513	
SLu_50159999	6,72E+03	3,56E+03	1.886	0.059533	.
SLu_50179999	3,24E+03	8,57E+03	0.378	0.705593	
SLu_50181199	2,17E+03	3,98E+03	0.546	0.585085	
SLu_50182199	1,79E+03	4,46E+03	0.401	0.688399	
SLu_50182499	2,02E+02	4,70E+03	0.043	0.965767	
SLu_50182599	-3,88E+02	4,30E+03	-0.090	0.928123	
SLu_50182699	-3,11E+03	5,67E+03	-0.549	0.583418	
SLu_50182899	-5,00E+03	8,74E+03	-0.572	0.567267	
SLu_50183199	1,38E+03	3,49E+03	0.396	0.692146	
SLu_50183299	-1,00E+04	6,80E+03	-1.472	0.141269	
SLu_50183499	-2,44E+03	4,34E+03	-0.563	0.573649	
SLu_50189999	-1,49E+03	3,43E+03	-0.434	0.664308	
SLu_50199999	-8,98E+03	6,65E+03	-1.351	0.176969	
SLu_50211199	-8,89E+02	5,11E+03	-0.174	0.861904	
SLu_50212299	-4,00E+03	8,63E+03	-0.464	0.642900	
SLu_50212422	-5,18E+03	5,33E+03	-0.971	0.331808	
SLu_50212499	1,08E+03	8,53E+03	0.127	0.898961	
SLu_50213199	4,88E+02	3,49E+03	0.140	0.888833	
SLu_50213299	9,26E+03	5,62E+03	1.649	0.099416	.
SLu_50213499	2,81E+03	6,50E+03	0.432	0.665836	
SLu_50219999	4,06E+03	3,43E+03	1.184	0.236659	
SLu_50222499	-6,98E+03	5,21E+03	-1.340	0.180586	
SLu_50229999	-3,71E+03	8,63E+03	-0.430	0.667277	
SLu_50239999	-3,83E+03	5,86E+03	-0.653	0.513826	
SLu_50242199	-5,97E+03	6,52E+03	-0.916	0.359854	
SLu_50243199	-1,33E+03	3,86E+03	-0.344	0.731156	
SLu_50249999	-6,09E+02	4,14E+03	-0.147	0.883053	
SLu_50253199	1,76E+03	6,50E+03	0.271	0.786577	
SLu_50269999	4,46E+03	4,69E+03	0.950	0.342199	
SLu_50299999	8,87E+03	5,65E+03	1.569	0.116985	
SLu_50312599	-3,88E+02	8,56E+03	-0.045	0.963882	
SLu_50313299	2,59E+02	4,72E+03	0.055	0.956334	
SLu_50313399	-1,05E+04	8,69E+03	-1.206	0.227980	
SLu_50313499	-3,41E+03	3,56E+03	-0.959	0.337991	
SLu_50319999	3,67E+02	3,39E+03	0.108	0.913841	
SLu_50329999	-1,77E+02	4,07E+03	-0.044	0.965229	
SLu_50339999	-2,08E+04	8,57E+03	-2.426	0.015461	*
SLu_50349999	-1,02E+03	3,37E+03	-0.302	0.762578	
SLu_50359999	-1,62E+04	6,53E+03	-2.489	0.012978	*
SLu_50379999	-6,98E+03	5,22E+03	-1.338	0.181235	
SPLu_50SI	2,33E+03	1,08E+03	2.151	0.031750	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.818 on 982 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2224,

Adjusted R-squared: 0.1622 F-statistic: 3.695 on 76 and 982 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 100 Limos (FAO) = DEM2_100 + Slp2_100 + CuPP2_100 + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDr_100 + RaDr2_100 + RaDu_100 + RaDu2_100 + IOIfeb_100 + NDVIJul_100 + LM_100 + SLu_100 + SPLu_100

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-23.413	-5.194	0.000	4.882	40.463

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-3,38E+04	6,10E+04	-0.554	0.579537	
DEM2_100	8,15E-03	2,72E-03	2.995	0.002817	**
Slp2_100	5,73E+00	3,06E+00	1.870	0.061767	.
CuPP2_100	-1,32E+04	8,74E+03	-1.504	0.132777	
Tmp2	1,44E+02	2,90E+01	4.980	7.51e-07	***
Pr	2,61E+02	6,90E+01	3.781	0.000165	***
Pr2	-2,55E-01	7,60E-02	-3.359	0.000812	***
RaDr_100	1,07E+05	4,35E+04	2.461	0.014013	*
RaDr2_100	-4,05E+04	1,65E+04	-2.455	0.014263	*
RaDu_100	-5,81E+04	3,28E+04	-1.773	0.076589	.
RaDu2_100	7,60E+03	4,18E+03	1.818	0.069356	.
IOIfeb_100	-6,31E+03	2,44E+03	-2.591	0.009726	**
NDVIJul_100	-6,66E+03	3,50E+03	-1.904	0.057157	.
LM_10011	2,32E+03	8,19E+03	0.283	0.777393	
LM_10012	1,58E+03	8,16E+03	0.194	0.846282	
LM_10013	1,66E+03	8,44E+03	0.197	0.844083	
LM_10014	1,92E+03	8,27E+03	0.232	0.816593	
LM_10015	5,41E+03	8,47E+03	0.639	0.522988	
LM_10016	1,81E+03	8,11E+03	0.223	0.823377	
LM_10017	-3,11E+03	8,15E+03	-0.382	0.702448	
LM_10018	2,33E+03	8,12E+03	0.287	0.774298	
LM_10019	2,01E+03	8,08E+03	0.249	0.803519	
LM_10020	1,60E+03	8,18E+03	0.195	0.845456	
LM_10023	1,07E+03	8,10E+03	0.133	0.894613	
LM_10024	5,01E+03	9,40E+03	0.534	0.593744	
LM_10025	1,83E+03	8,37E+03	0.219	0.826825	
LM_10026	9,49E+02	8,05E+03	0.118	0.906169	
LM_10027	-3,20E+03	8,58E+03	-0.373	0.709297	
LM_10028	-1,50E+04	1,13E+04	-1.330	0.183825	
LM_10029	3,22E+03	9,06E+03	0.355	0.722440	
SLu_100111599	3,19E+02	4,48E+03	0.071	0.943280	
SLu_100112199	-4,64E+03	8,48E+03	-0.546	0.584863	
SLu_100112699	5,94E+01	3,95E+03	0.015	0.987994	
SLu_100119999	5,43E+02	3,83E+03	0.142	0.887250	
SLu_100122299	-6,05E+03	8,62E+03	-0.702	0.482850	
SLu_100132699	9,53E+03	5,61E+03	1.699	0.089616	.
SLu_100139999	-1,03E+02	4,41E+03	-0.023	0.981310	
SLu_100149999	-2,55E+03	8,51E+03	-0.299	0.765039	
SLu_100152199	6,93E+03	4,03E+03	1.719	0.086018	.
SLu_100152928	1,12E+03	5,65E+03	0.198	0.842715	
SLu_100153199	5,00E+01	3,93E+03	0.013	0.989854	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_100159999	6,17E+03	3,57E+03	1.730	0.083923	.
SLu_100181199	1,87E+03	3,98E+03	0.470	0.638225	
SLu_100182099	4,10E+03	9,02E+03	0.455	0.649516	
SLu_100182199	1,81E+03	4,45E+03	0.406	0.684912	
SLu_100182499	-1,20E+03	4,67E+03	-0.256	0.797671	
SLu_100182599	-1,08E+03	4,27E+03	-0.252	0.800748	
SLu_100182699	-4,55E+03	5,68E+03	-0.801	0.423561	
SLu_100182899	-4,42E+03	8,68E+03	-0.509	0.610730	
SLu_100183199	6,54E+02	3,49E+03	0.187	0.851582	
SLu_100183299	-9,88E+03	6,73E+03	-1.468	0.142340	
SLu_100183499	-3,26E+03	4,22E+03	-0.774	0.439366	
SLu_100189999	-2,19E+03	3,44E+03	-0.637	0.524572	
SLu_100199999	-1,09E+04	6,65E+03	-1.638	0.101726	
SLu_100211199	-9,60E+02	5,10E+03	-0.188	0.850632	
SLu_100212299	-5,76E+03	8,61E+03	-0.669	0.503821	
SLu_100212422	-6,24E+03	5,32E+03	-1.173	0.240915	
SLu_100212499	-1,94E+02	8,52E+03	-0.023	0.981821	
SLu_100213199	2,17E+01	3,48E+03	0.006	0.995031	
SLu_100213299	1,05E+04	5,24E+03	2.010	0.044713	*
SLu_100213499	7,74E+03	8,53E+03	0.908	0.363928	
SLu_100219999	3,80E+03	3,43E+03	1.108	0.268249	
SLu_100222499	-7,62E+03	5,22E+03	-1.459	0.144861	
SLu_100229999	-6,24E+03	8,63E+03	-0.723	0.469669	
SLu_100239999	-4,53E+03	5,84E+03	-0.776	0.437998	
SLu_100242199	-7,53E+03	6,50E+03	-1.158	0.247016	
SLu_100243199	-2,55E+03	3,88E+03	-0.658	0.510770	
SLu_100249999	-1,66E+03	4,16E+03	-0.399	0.689958	
SLu_100253199	4,12E+02	6,53E+03	0.063	0.949680	
SLu_100269999	5,06E+03	4,70E+03	1.076	0.282267	
SLu_100299999	7,86E+03	5,65E+03	1.392	0.164330	
SLu_100312599	5,99E+02	8,56E+03	0.070	0.944229	
SLu_100313299	-6,69E+02	4,67E+03	-0.143	0.886085	
SLu_100313399	-1,08E+04	8,58E+03	-1.254	0.210091	
SLu_100313499	-3,60E+03	3,54E+03	-1.017	0.309293	
SLu_100319999	-8,70E+01	3,39E+03	-0.026	0.979510	
SLu_100329999	-1,05E+02	4,05E+03	-0.026	0.979338	
SLu_100339999	-2,15E+04	8,55E+03	-2.512	0.012156	*
SLu_100349999	-1,00E+03	3,37E+03	-0.298	0.766020	
SLu_100359999	-1,65E+04	6,53E+03	-2.529	0.011588	*
SLu_100379999	-8,14E+03	5,21E+03	-1.563	0.118354	
SPLu_100SI	2,15E+03	1,08E+03	1.984	0.047552	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.797 on 977 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2305,

Adjusted R-squared: 0.1667 F-statistic: 3.614 on 81 and 977 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 100 Limos (FAO) =Slp2_200 + FAc_200 + FAc2_200 + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDi_200 + RaDi2_200 + RaDr_200 + RaDr2_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + FMIfeb_200 + FMIjul_200 + IOIjul_200 + NDVIFeb_200 + NDVIJul_200 + LM_200 + SLu_200 + SPLu_200

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-21.645	-5.140	0.000	4.811	40.536

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	4,12E+05	2,80E+05	1.468	0.142331	
Slp2_200	2,00E+01	4,93E+00	4.062	5.26e-05	***
FAc_200	5,51E+02	3,14E+02	1.755	0.079585	.
FAc2_200	-5,87E+01	4,15E+01	-1.413	0.157860	
Tmp2	1,20E+02	3,79E+01	3.167	0.001591	**
Pr	2,28E+02	6,61E+01	3.454	0.000576	***
Pr2	-2,01E-01	6,93E-02	-2.896	0.003869	**
RaDi_200	-3,08E+06	1,99E+06	-1.551	0.121168	
RaDi2_200	5,75E+06	3,46E+06	1.662	0.096749	.
RaDr_200	2,02E+05	6,71E+04	3.002	0.002746	**
RaDr2_200	-7,60E+04	2,50E+04	-3.040	0.002433	**
RaDu_200	-9,88E+04	3,98E+04	-2.482	0.013227	*
RaDu2_200	1,30E+04	4,99E+03	2.594	0.009640	**
FMIfeb_200	2,38E+03	1,29E+03	1.847	0.064995	.
FMIjul_200	-4,92E+03	1,89E+03	-2.598	0.009506	**
IOIjul_200	-1,01E+04	3,94E+03	-2.561	0.010579	*
NDVIFeb_200	1,03E+04	3,46E+03	2.959	0.003163	**
NDVIJul_200	-2,05E+04	6,17E+03	-3.325	0.000919	***
LM_20012	2,47E+02	1,72E+03	0.143	0.886070	
LM_20013	-1,89E+03	2,72E+03	-0.693	0.488669	
LM_20014	-2,80E+02	2,09E+03	-0.134	0.893348	
LM_20015	2,28E+03	3,32E+03	0.687	0.492006	
LM_20016	-1,04E+03	1,55E+03	-0.670	0.502787	
LM_20017	-4,26E+03	1,48E+03	-2.873	0.004160	**
LM_20018	7,28E+02	1,58E+03	0.461	0.644736	
LM_20019	5,84E+02	1,37E+03	0.425	0.670820	
LM_20020	-1,14E+03	1,87E+03	-0.609	0.542888	
LM_20023	-2,09E+02	1,44E+03	-0.146	0.884226	
LM_20024	3,49E+03	5,18E+03	0.673	0.500858	
LM_20025	1,09E+03	2,66E+03	0.410	0.682120	
LM_20026	-1,54E+02	1,93E+03	-0.080	0.936189	
LM_20027	-4,38E+03	3,47E+03	-1.260	0.208030	
LM_20028	-1,05E+04	5,83E+03	-1.795	0.072947	.
LM_20029	-4,65E+02	5,73E+03	-0.081	0.935353	
SLu_200111599	-1,34E+02	4,55E+03	-0.029	0.976562	
SLu_200112199	-4,46E+03	8,45E+03	-0.527	0.597986	
SLu_200112699	7,98E+02	3,94E+03	0.203	0.839469	
SLu_200119999	1,62E+03	3,79E+03	0.428	0.669076	
SLu_200122299	-5,94E+03	8,59E+03	-0.692	0.489005	
SLu_200132699	9,70E+03	5,59E+03	1.736	0.082834	.
SLu_200139999	1,85E+02	4,40E+03	0.042	0.966531	
SLu_200149999	-1,83E+03	8,49E+03	-0.216	0.828913	
SLu_200152199	7,38E+03	4,05E+03	1.825	0.068265	.
SLu_200152928	1,98E+03	6,48E+03	0.305	0.760605	
SLu_200153199	4,26E+02	3,89E+03	0.110	0.912812	
SLu_200159999	6,12E+03	3,58E+03	1.711	0.087411	.
SLu_200181199	2,05E+03	3,94E+03	0.520	0.602883	
SLu_200182199	2,03E+03	4,46E+03	0.454	0.649835	
SLu_200182499	2,34E+03	4,86E+03	0.481	0.630356	
SLu_200182599	-5,42E+02	4,53E+03	-0.120	0.904698	
SLu_200182699	-2,23E+03	5,25E+03	-0.426	0.670220	
SLu_200182899	-7,25E+03	8,69E+03	-0.834	0.404348	
SLu_200183199	1,70E+03	3,49E+03	0.489	0.624928	
SLu_200183299	-1,05E+04	6,75E+03	-1.561	0.118902	
SLu_200183499	-2,49E+03	4,32E+03	-0.577	0.563963	
SLu_200189999	-9,17E+02	3,45E+03	-0.266	0.790218	
SLu_200199999	-2,57E+04	8,92E+03	-2.879	0.004078	**
SLu_200211199	-1,04E+02	5,08E+03	-0.021	0.983639	
SLu_200212422	-5,52E+03	6,58E+03	-0.839	0.401755	
SLu_200212499	1,79E+03	8,51E+03	0.210	0.833447	
SLu_200213199	1,17E+03	3,51E+03	0.333	0.739153	
SLu_200213299	9,66E+03	5,83E+03	1.659	0.097450	.
SLu_200213499	9,49E+03	8,50E+03	1.117	0.264375	
SLu_200219999	4,57E+03	3,44E+03	1.329	0.184156	
SLu_200222499	-7,91E+03	4,73E+03	-1.671	0.094992	.
SLu_200229999	-7,64E+03	6,62E+03	-1.155	0.248360	
SLu_200239999	-6,29E+03	5,80E+03	-1.086	0.277870	
SLu_200242199	-8,24E+03	6,51E+03	-1.266	0.205912	
SLu_200243199	-2,59E+03	3,85E+03	-0.672	0.502045	
SLu_200249999	-3,52E+03	4,18E+03	-0.842	0.400188	
SLu_200253199	4,80E+03	6,94E+03	0.692	0.489240	
SLu_200269999	6,94E+03	4,57E+03	1.519	0.129026	
SLu_200299999	9,01E+03	5,73E+03	1.573	0.116002	
SLu_200312599	-4,93E+02	8,59E+03	-0.057	0.954222	
SLu_200313299	7,94E+02	4,66E+03	0.171	0.864636	
SLu_200313399	-1,08E+04	8,56E+03	-1.259	0.208466	
SLu_200313499	-2,37E+03	3,54E+03	-0.669	0.503744	
SLu_200319999	9,52E+02	3,40E+03	0.280	0.779678	
SLu_200329999	9,23E+02	3,98E+03	0.232	0.816540	
SLu_200339999	-2,09E+04	8,52E+03	-2.456	0.014210	*
SLu_200349999	-4,49E+02	3,37E+03	-0.133	0.894135	
SLu_200359999	-1,47E+04	6,53E+03	-2.246	0.024911	*
SLu_200379999	-2,26E+03	5,18E+03	-0.435	0.663375	
SPLu_200SI	1,86E+03	1,06E+03	1.744	0.081391	.

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.757 on 975 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2399,

Adjusted R-squared: 0.1752 F-statistic: 3.707 on 83 and 975 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 200 Limos (FAO) = Slp_400 + Slp2_400 + CuPP2_400 + FAc2_400 + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDi_400 + RaDi2_400 + RaDr_400 + RaDr2_400 + RaDu_400 + RaDu2_400 + FMIjul_400 + IOIjul_400 + NDVIJul_400 + LM_400 + SLu_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-22.533	-5.280	-0.051	4.781	40.242

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	6,78E+05	3,84E+05	1.766	0.077770	.
Slp_400	-4,81E+02	2,48E+02	-1.940	0.052667	.
Slp2_400	5,21E+01	1,54E+01	3.374	0.000770	***
CuPP2_400	-2,05E+05	1,06E+05	-1.930	0.053957	.
FAc2_400	4,16E+01	1,89E+01	2.202	0.027903	*
Tmp2	1,36E+02	4,15E+01	3.281	0.001070	**
Pr	2,72E+02	6,78E+01	4.015	6.39e-05	***
Pr2	-2,69E-01	7,42E-02	-3.628	0.000300	***
RaDi_400	-4,29E+06	2,62E+06	-1.639	0.101527	
RaDi2_400	8,11E+06	4,51E+06	1.799	0.072314	.
RaDr_400	2,47E+05	1,09E+05	2.264	0.023776	*
RaDr2_400	-8,95E+04	3,98E+04	-2.251	0.024611	*
RaDu_400	-1,76E+05	6,79E+04	-2.590	0.009732	**
RaDu2_400	2,16E+04	8,41E+03	2.566	0.010429	*
FMIjul_400	-3,43E+03	1,60E+03	-2.138	0.032747	*
IOIjul_400	-1,53E+04	3,84E+03	-3.968	7.79e-05	***
NDVIJul_400	-1,66E+04	5,67E+03	-2.922	0.003560	**
LM_40011	2,06E+04	8,38E+03	2.463	0.013960	*
LM_40012	1,98E+04	8,34E+03	2.378	0.017588	*
LM_40013	2,09E+04	8,48E+03	2.461	0.014046	*
LM_40014	1,81E+04	8,39E+03	2.154	0.031458	*
LM_40015	2,05E+04	8,61E+03	2.383	0.017376	*
LM_40016	1,85E+04	8,25E+03	2.237	0.025479	*
LM_40017	1,47E+04	8,31E+03	1.773	0.076543	.
LM_40018	1,91E+04	8,29E+03	2.308	0.021192	*
LM_40019	1,95E+04	8,26E+03	2.358	0.018559	*
LM_40020	1,76E+04	8,27E+03	2.130	0.033402	*
LM_40023	1,86E+04	8,26E+03	2.256	0.024276	*
LM_40024	2,32E+04	9,00E+03	2.574	0.010206	*
LM_40025	1,84E+04	8,51E+03	2.163	0.030788	*
LM_40026	1,82E+04	8,25E+03	2.212	0.027196	*
LM_40027	1,56E+04	8,80E+03	1.774	0.076346	.
LM_40028	1,56E+04	9,33E+03	1.671	0.095032	.
LM_40029	2,14E+04	1,01E+04	2.129	0.033525	*
SLu_400111599	-1,93E+03	5,03E+03	-0.384	0.700983	
SLu_400112199	-5,21E+03	8,50E+03	-0.613	0.540134	
SLu_400112699	-1,02E+03	4,13E+03	-0.247	0.804676	
SLu_400119999	1,81E+03	4,02E+03	0.450	0.652833	
SLu_400122299	-7,96E+03	8,63E+03	-0.922	0.356571	
SLu_400132699	3,71E+03	5,26E+03	0.705	0.481155	
SLu_400139999	1,25E+03	4,72E+03	0.264	0.791492	
SLu_400152199	6,87E+03	4,33E+03	1.587	0.112778	
SLu_400152928	1,14E+03	6,56E+03	0.174	0.861841	
SLu_400153199	1,07E+03	4,12E+03	0.260	0.794593	
SLu_400159999	5,72E+03	3,80E+03	1.504	0.132901	
SLu_400179999	2,33E+03	8,59E+03	0.271	0.786099	
SLu_400181199	1,75E+03	4,19E+03	0.417	0.676869	
SLu_400182199	4,72E+03	4,53E+03	1.042	0.297459	
SLu_400182499	3,37E+03	5,03E+03	0.670	0.502722	
SLu_400182599	-1,88E+03	4,39E+03	-0.429	0.668314	
SLu_400182699	-1,62E+03	5,38E+03	-0.300	0.763929	
SLu_400182899	-4,60E+03	8,77E+03	-0.524	0.600075	
SLu_400183199	8,99E+02	3,77E+03	0.239	0.811340	
SLu_400183299	-1,54E+04	8,79E+03	-1.746	0.081050	.
SLu_400183499	-2,85E+03	4,32E+03	-0.661	0.508829	
SLu_400189999	-8,78E+02	3,70E+03	-0.238	0.812295	
SLu_400211199	6,57E+02	5,24E+03	0.125	0.900231	
SLu_400212299	-7,20E+03	8,64E+03	-0.833	0.404865	
SLu_400212422	-7,03E+03	5,89E+03	-1.194	0.232619	
SLu_400212499	4,62E+02	8,55E+03	0.054	0.956935	
SLu_400213199	-3,99E+02	3,74E+03	-0.107	0.915067	
SLu_400213299	8,24E+03	5,47E+03	1.505	0.132536	
SLu_400213499	9,71E+03	8,55E+03	1.136	0.256126	
SLu_400219999	3,86E+03	3,69E+03	1.047	0.295332	
SLu_400222499	-7,48E+03	5,11E+03	-1.463	0.143927	
SLu_400229999	-9,05E+03	8,65E+03	-1.046	0.295800	
SLu_400239999	-3,95E+03	6,00E+03	-0.659	0.510075	
SLu_400242199	-8,24E+03	6,60E+03	-1.249	0.211952	
SLu_400243199	-2,29E+03	4,08E+03	-0.562	0.574045	
SLu_400249999	-2,73E+03	4,27E+03	-0.638	0.523824	
SLu_400253199	2,63E+03	6,81E+03	0.386	0.699819	
SLu_400269999	6,32E+03	4,86E+03	1.301	0.193732	
SLu_400272999	-3,47E+04	9,24E+03	-3.758	0.000182	***
SLu_400299999	9,42E+03	5,78E+03	1.630	0.103327	
SLu_400312599	3,04E+03	8,59E+03	0.354	0.723739	
SLu_400313299	-1,03E+01	4,85E+03	-0.002	0.998300	
SLu_400313399	-9,23E+03	8,72E+03	-1.058	0.290392	
SLu_400313499	-1,99E+03	3,78E+03	-0.527	0.598171	
SLu_400319999	9,84E+02	3,66E+03	0.269	0.787835	
SLu_400329999	1,38E+03	4,16E+03	0.332	0.740074	
SLu_400339999	-2,06E+04	8,56E+03	-2.406	0.016317	*
SLu_400349999	-3,89E+02	3,64E+03	-0.107	0.914797	
SLu_400359999	-1,43E+04	6,63E+03	-2.161	0.030941	*
SLu_400379999	-1,61E+03	5,78E+03	-0.278	0.780800	
SPLu_400SI	2,33E+03	1,04E+03	2.239	0.025366	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.689 on 974 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.254,

Adjusted R-squared: 0.1897 F-statistic: 3.949 on 84 and 974 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo Multi Limos (FAO) = Slp_25 + CuP_25 + CuP2_25 + FAc2_25 + Tmp + Pr + Pr2 + RaDi2_25 + RaDu_25 + RaDu2_25 + FMIfeb_25 + Slp2_50 + CuP2_50 + FAc2_50 + RaDi_50 + RaDi2_50 + RaDr_50 + RaDr2_50 + RaDu_50 + RaDu2_50 + FMIfeb_50 + CMIjul_50 + DEM_100 + Slp_100 + CuP2_100 + RaDi_100 + RaDi2_100 + RaDu_100 + RaDu2_100 + FMIjul_100 + IOIjul_100 + SLu_100 + DEM_200 + DEM2_200 + CuPP2_200 + FAc_200 + FAc2_200 + RaDi2_200 + RaDr_200 + RaDr2_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + FMIfeb_200 + FMIjul_200 + IOIjul_200 + NDVIFeb_200 + NDVIJul_200 + SPLu_200 + DEM2_400 + Slp_400 + Slp2_400 + CuPP_400 + FAc_400 + FAc2_400 + FMIfeb_400 + FMIjul_400 + IOIjul_400 + NDVIJul_400 + LM_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-19.934	-4.804	0.000	4.542	37.535

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)		Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	7,47E+05	3,24E+05	2.305	0.02141	*	SLu_100159999	6,74E+03	3,53E+03	1.908	0.05672	.
Slp_25	-2,40E+02	1,79E+02	-1.342	0.18008		SLu_100181199	4,39E+03	4,01E+03	1.093	0.27468	
CuP_25	1,92E+03	1,24E+03	1.553	0.12086		SLu_100182099	5,13E+03	9,09E+03	0.564	0.57260	
CuP2_25	-2,33E+03	1,05E+03	-2.209	0.02740	*	SLu_100182199	3,66E+03	4,44E+03	0.825	0.40955	
FAc2_25	-3,63E+01	2,28E+01	-1.589	0.11238		SLu_100182499	4,88E+01	4,70E+03	0.010	0.99172	
Tmp	5,65E+03	1,77E+03	3.200	0.00142	**	SLu_100182599	6,34E+02	4,30E+03	0.147	0.88290	
Pr	1,89E+02	7,41E+01	2.553	0.01083	*	SLu_100182699	-3,29E+03	5,64E+03	-0.584	0.55934	
Pr2	-1,37E-01	9,52E-02	-1.442	0.14951		SLu_100182899	-5,19E+03	8,70E+03	-0.596	0.55103	
RaDi2_25	-1,10E+06	5,50E+05	-1.995	0.04629	*	SLu_100183199	1,84E+03	3,48E+03	0.529	0.59716	
RaDu_25	-5,77E+04	3,39E+04	-1.700	0.08941	.	SLu_100183299	-1,01E+04	6,75E+03	-1.487	0.13728	
RaDu2_25	8,94E+03	4,65E+03	1.922	0.05485	.	SLu_100183499	-1,15E+03	4,15E+03	-0.278	0.78126	
FMIfeb_25	2,45E+03	1,81E+03	1.356	0.17533		SLu_100189999	8,09E+01	3,39E+03	0.024	0.98098	
Slp2_50	1,14E+01	6,52E+00	1.749	0.08063	.	SLu_100199999	-1,38E+04	7,13E+03	-1.939	0.05279	.
CuP2_50	-2,07E+04	9,83E+03	-2.106	0.03551	*	SLu_100211199	2,55E+02	5,03E+03	0.051	0.95958	
FAc2_50	3,70E+01	2,13E+01	1.735	0.08299	.	SLu_100212299	-7,38E+03	8,56E+03	-0.862	0.38873	
RaDi_50	7,72E+06	4,86E+06	1.588	0.11255		SLu_100212422	-5,48E+03	5,31E+03	-1.031	0.30269	
RaDi2_50	-1,21E+07	8,84E+06	-1.364	0.17277		SLu_100212499	1,83E+03	8,44E+03	0.217	0.82843	
RaDr_50	-9,39E+04	6,24E+04	-1.505	0.13268		SLu_100213199	1,74E+03	3,45E+03	0.503	0.61481	
RaDr2_50	3,34E+04	2,37E+04	1.407	0.15967		SLu_100213299	1,13E+04	5,27E+03	2.133	0.03315	*
RaDu_50	1,59E+05	8,47E+04	1.882	0.06013	.	SLu_100213499	1,16E+04	8,37E+03	1.391	0.16468	
RaDu2_50	-2,21E+04	1,11E+04	-1.983	0.04767	*	SLu_100219999	5,48E+03	3,39E+03	1.616	0.10637	
FMIfeb_50	-3,20E+03	2,16E+03	-1.482	0.13868		SLu_100222499	-6,61E+03	5,23E+03	-1.265	0.20634	
CMIjul_50	4,98E+03	1,99E+03	2.507	0.01235	*	SLu_100229999	-7,63E+03	8,62E+03	-0.885	0.37637	
DEM_100	-8,17E+01	4,30E+01	-1.898	0.05800	.	SLu_100239999	-2,65E+03	5,87E+03	-0.451	0.65186	
Slp_100	3,33E+02	2,23E+02	1.492	0.13591		SLu_100242199	-3,99E+03	6,45E+03	-0.619	0.53626	
CuP2_100	1,93E+04	1,38E+04	1.392	0.16411		SLu_100243199	-1,17E+03	3,87E+03	-0.303	0.76201	
RaDi_100	-1,35E+07	6,12E+06	-2.203	0.02783	*	SLu_100249999	-1,86E+03	4,18E+03	-0.446	0.65604	
RaDi2_100	2,44E+07	1,09E+07	2.234	0.02572	*	SLu_100253199	3,22E+02	6,34E+03	0.051	0.95952	
RaDu_100	-1,04E+05	7,08E+04	-1.468	0.14234		SLu_100269999	7,65E+03	4,79E+03	1.597	0.11063	
RaDu2_100	1,33E+04	9,29E+03	1.427	0.15402		SLu_100299999	1,23E+04	5,73E+03	2.138	0.03278	*
FMIjul_100	3,60E+03	1,84E+03	1.958	0.05057	.	SLu_100312599	-1,15E+03	8,49E+03	-0.135	0.89243	
IOIjul_100	7,69E+03	4,75E+03	1.618	0.10602		SLu_100313299	2,80E+01	4,63E+03	0.006	0.99518	
SLu_100111599	2,22E+03	4,50E+03	0.493	0.62244		SLu_100313399	-8,29E+03	8,54E+03	-0.970	0.33221	
SLu_100112199	-4,27E+03	8,33E+03	-0.513	0.60791		SLu_100313499	-2,25E+03	3,50E+03	-0.644	0.51979	
SLu_100112699	1,57E+03	3,91E+03	0.400	0.68891		SLu_100319999	1,82E+03	3,35E+03	0.542	0.58768	
SLu_100119999	2,95E+03	3,77E+03	0.781	0.43522		SLu_100329999	1,23E+03	4,08E+03	0.301	0.76381	
SLu_100122299	-4,32E+03	8,49E+03	-0.508	0.61142		SLu_100339999	-1,94E+04	8,37E+03	-2.315	0.02084	*
SLu_100132699	1,05E+04	5,55E+03	1.884	0.05982	.	SLu_100349999	9,91E+02	3,34E+03	0.297	0.76647	
SLu_100139999	4,26E+02	4,32E+03	0.098	0.92157		SLu_100359999	-1,28E+04	6,48E+03	-1.976	0.04848	*
SLu_100149999	-4,88E+02	8,36E+03	-0.058	0.95341		SLu_100379999	-6,21E+03	5,16E+03	-1.203	0.22910	
SLu_100152199	7,36E+03	3,99E+03	1.846	0.06528	.	DEM_200	9,70E+01	4,35E+01	2.228	0.02612	*
SLu_100152928	2,88E+03	5,53E+03	0.521	0.60272		DEM2_200	-2,64E-02	1,36E-02	-1.941	0.05259	.
SLu_100153199	2,13E+03	3,87E+03	0.551	0.58175		CuPP2_200	-5,42E+04	2,22E+04	-2.440	0.01487	*

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)		Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
FAc_200	5,95E+02	3,40E+02	1.752	0.08016	.	IOIjul_400	-1,29E+04	4,69E+03	-2.744	0.00619	**
FAc2_200	-8,98E+01	4,31E+01	-2.082	0.03764	*	NDVIJul_400	-9,60E+03	6,43E+03	-1.495	0.13537	
RaDi2_200	-9,40E+05	6,11E+05	-1.538	0.12439		LM_40011	2,13E+04	8,55E+03	2.487	0.01304	*
RaDr_200	3,03E+05	9,55E+04	3.175	0.00155	**	LM_40012	2,02E+04	8,54E+03	2.358	0.01856	*
RaDr2_200	-1,13E+05	3,54E+04	-3.196	0.00144	**	LM_40013	2,11E+04	8,67E+03	2.426	0.01543	*
RaDu_200	-1,10E+05	8,19E+04	-1.347	0.17844		LM_40014	1,82E+04	8,59E+03	2.113	0.03491	*
RaDu2_200	1,45E+04	1,04E+04	1.396	0.16292		LM_40015	1,87E+04	8,82E+03	2.119	0.03435	*
FMIfeb_200	2,19E+03	1,46E+03	1.500	0.13385		LM_40016	1,90E+04	8,42E+03	2.252	0.02454	*
FMIjul_200	-5,91E+03	2,25E+03	-2.620	0.00895	**	LM_40017	1,51E+04	8,50E+03	1.778	0.07572	.
IOIjul_200	-1,11E+04	5,66E+03	-1.969	0.04930	*	LM_40018	1,98E+04	8,47E+03	2.341	0.01943	*
NDVIFeb_200	9,10E+03	3,62E+03	2.511	0.01221	*	LM_40019	2,01E+04	8,44E+03	2.385	0.01726	*
NDVIJul_200	-2,15E+04	7,07E+03	-3.047	0.00238	**	LM_40020	1,88E+04	8,50E+03	2.216	0.02693	*
SPLu_200SI	-4,18E+03	2,52E+03	-1.657	0.09792	.	LM_40023	1,88E+04	8,44E+03	2.223	0.02648	*
DEM2_400	2,36E-02	1,24E-02	1.896	0.05821	.	LM_40024	2,32E+04	9,38E+03	2.472	0.01363	*
Slp_400	-5,83E+02	2,91E+02	-2.006	0.04518	*	LM_40025	1,92E+04	8,74E+03	2.197	0.02827	*
Slp2_400	3,41E+01	1,64E+01	2.081	0.03768	*	LM_40026	1,80E+04	8,44E+03	2.138	0.03281	*
CuPP_400	3,05E+04	1,33E+04	2.299	0.02172	*	LM_40027	1,51E+04	9,07E+03	1.661	0.09712	.
FAc_400	-5,23E+02	3,56E+02	-1.469	0.14225		LM_40028	1,36E+04	9,70E+03	1.400	0.16174	
FAc2_400	9,77E+01	4,39E+01	2.224	0.02642	*	LM_40029	1,86E+04	1,03E+04	1.814	0.06997	.
FMIfeb_400	1,38E+03	1,01E+03	1.359	0.17457		SPLu_400SI	6,60E+03	2,51E+03	2.630	0.00867	**
FMIjul_400	-3,36E+03	1,82E+03	-1.843	0.06566	.						

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.581 on 932 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3061,

Adjusted R-squared: 0.2123 F-statistic: 3.264 on 126 and 932 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 25 Arenas (FAO) = DEM2_25 + CuP_25 + CuP2_25 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDr_25 + RaDr2_25 + RaDu_25 + RaDu2_25 + CMIfeb_25 + LM_25 + SLu_25 + SPLu_25

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-39.136	-8.432	0.000	8.373	42.215

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-7,25E+04	1,38E+05	-0.524	0.600337	
DEM2_25	-8,93E-03	4,87E-03	-1.832	0.067260	.
CuP_25	-4,63E+03	1,69E+03	-2.741	0.006246	**
CuP2_25	2,47E+03	1,51E+03	1.638	0.101743	
Tmp	3,39E+04	1,64E+04	2.064	0.039281	*
Tmp2	-1,29E+03	4,83E+02	-2.665	0.007824	**
Pr	-7,56E+02	1,43E+02	-5.300	1.44e-07	***
Pr2	8,49E-01	1,98E-01	4.295	1.92e-05	***
RaDr_25	-6,71E+04	4,89E+04	-1.371	0.170750	
RaDr2_25	2,64E+04	1,87E+04	1.408	0.159340	
RaDu_25	6,99E+04	3,51E+04	1.988	0.047118	*
RaDu2_25	-9,31E+03	4,54E+03	-2.051	0.040570	*
CMIfeb_25	-1,94E+03	1,39E+03	-1.399	0.162188	
LM_2512	2,14E+03	2,63E+03	0.813	0.416694	
LM_2513	5,02E+03	4,76E+03	1.054	0.292326	
LM_2514	-1,93E+03	3,67E+03	-0.524	0.600230	
LM_2515	-2,30E+03	4,90E+03	-0.470	0.638486	
LM_2516	2,14E+03	2,36E+03	0.906	0.365043	
LM_2517	8,25E+03	2,35E+03	3.504	0.000478	***
LM_2518	2,69E+03	2,43E+03	1.110	0.267220	
LM_2519	-4,02E+02	2,13E+03	-0.189	0.850281	
LM_2520	2,29E+03	2,93E+03	0.782	0.434376	
LM_2523	1,86E+03	2,19E+03	0.848	0.396583	
LM_2524	-1,36E+03	7,99E+03	-0.170	0.865412	
LM_2525	3,05E+03	4,07E+03	0.750	0.453413	
LM_2526	6,54E+03	3,20E+03	2.045	0.041150	*
LM_2527	1,25E+04	5,28E+03	2.362	0.018367	*
LM_2528	-8,93E+03	1,30E+04	-0.690	0.490533	
LM_2529	8,22E+03	6,76E+03	1.217	0.223936	
SLu_25111399	-1,26E+03	1,39E+04	-0.091	0.927446	
SLu_25111599	-2,04E+03	1,36E+04	-0.150	0.880866	
SLu_25112199	1,09E+04	1,81E+04	0.603	0.546871	
SLu_25112699	-7,24E+03	1,34E+04	-0.541	0.588652	
SLu_25119999	-3,44E+03	1,33E+04	-0.260	0.795303	
SLu_25122299	3,82E+03	1,81E+04	0.210	0.833365	
SLu_25132699	-8,71E+03	1,48E+04	-0.587	0.557008	
SLu_25139999	-1,45E+03	1,36E+04	-0.106	0.915513	
SLu_25149999	3,62E+03	1,79E+04	0.202	0.839569	
SLu_25152199	-1,51E+04	1,33E+04	-1.136	0.256364	
SLu_25152928	4,48E+02	1,46E+04	0.031	0.975503	
SLu_25153199	-3,64E+03	1,32E+04	-0.276	0.782578	
SLu_25159999	-1,35E+04	1,28E+04	-1.058	0.290420	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_25179999	4,49E+03	1,80E+04	0.249	0.803570	
SLu_25181199	-7,12E+03	1,34E+04	-0.533	0.594029	
SLu_25182099	-1,56E+04	1,86E+04	-0.836	0.403547	
SLu_25182199	-1,57E+03	1,37E+04	-0.115	0.908213	
SLu_25182499	-4,94E+02	1,40E+04	-0.035	0.971782	
SLu_25182599	3,68E+03	1,36E+04	0.272	0.786014	
SLu_25182699	-7,04E+03	1,49E+04	-0.473	0.636303	
SLu_25182899	-2,43E+04	1,83E+04	-1.329	0.184092	
SLu_25183199	-4,38E+03	1,29E+04	-0.339	0.734620	
SLu_25183299	-4,87E+03	1,60E+04	-0.305	0.760673	
SLu_25183499	4,21E+03	1,35E+04	0.312	0.755006	
SLu_25189999	-2,14E+03	1,29E+04	-0.166	0.868383	
SLu_25199999	1,73E+04	1,59E+04	1.085	0.278249	
SLu_25211199	4,60E+03	1,44E+04	0.319	0.750036	
SLu_25212299	5,80E+03	1,81E+04	0.320	0.748939	
SLu_25212422	4,13E+03	1,45E+04	0.285	0.775967	
SLu_25212499	-3,62E+03	1,80E+04	-0.201	0.840926	
SLu_25213199	-5,17E+03	1,29E+04	-0.402	0.688090	
SLu_25213299	-1,88E+04	1,46E+04	-1.293	0.196470	
SLu_25213499	-1,19E+04	1,55E+04	-0.768	0.442923	
SLu_25219999	-9,83E+03	1,28E+04	-0.767	0.442998	
SLu_25222499	8,51E+03	1,44E+04	0.593	0.553562	
SLu_25229999	6,18E+03	1,81E+04	0.341	0.733044	
SLu_25239999	2,45E+03	1,49E+04	0.164	0.869680	
SLu_25242199	9,34E+03	1,57E+04	0.597	0.550817	
SLu_25243199	-1,28E+03	1,31E+04	-0.097	0.922448	
SLu_25249999	-5,35E+03	1,34E+04	-0.400	0.689316	
SLu_25253199	-6,00E+03	1,57E+04	-0.383	0.701440	
SLu_25269999	-1,93E+04	1,40E+04	-1.380	0.168049	
SLu_25299999	-1,34E+04	1,48E+04	-0.905	0.365504	
SLu_25312599	-1,37E+03	1,80E+04	-0.076	0.939293	
SLu_25313299	-1,87E+03	1,38E+04	-0.135	0.892475	
SLu_25313399	1,53E+04	1,83E+04	0.835	0.403807	
SLu_25313499	1,68E+03	1,29E+04	0.130	0.896620	
SLu_25319999	-3,36E+03	1,28E+04	-0.262	0.793438	
SLu_25329999	-4,29E+03	1,32E+04	-0.324	0.745995	
SLu_25339999	8,43E+03	1,81E+04	0.466	0.641103	
SLu_25349999	-1,74E+03	1,28E+04	-0.135	0.892262	
SLu_25359999	2,47E+04	1,57E+04	1.573	0.116102	***
SLu_25379999	1,13E+04	1,44E+04	0.784	0.433083	
SPLu_25SI	-6,69E+03	1,77E+03	-3.788	0.000161	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 12.57 on 976 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2834,

Adjusted R-squared: 0.2232 F-statistic: 4.707 on 82 and 976 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 50 Arenas (FAO) = Slp_50 + Slp2_50 + CuP_50 + CuP2_50 + FAc_50 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + IOIjul_50 + LM_50 + SLu_50 + SPLu_50

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-38.232	-7.974	0.000	8.015	43.237

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-1,40E+05	1,10E+05	-1.279	0.201222	
Slp_50	3,77E+02	2,07E+02	1.821	0.068965	.
Slp2_50	-1,32E+01	6,52E+00	-2.017	0.043975	*
CuP_50	-8,02E+03	4,04E+03	-1.983	0.047645	*
CuP2_50	3,19E+04	1,32E+04	2.415	0.015928	*
FAc_50	-3,81E+02	2,77E+02	-1.377	0.168750	
Tmp	5,05E+04	1,42E+04	3.559	0.000390	***
Tmp2	-1,75E+03	4,24E+02	-4.125	4.03e-05	***
Pr	-7,88E+02	1,42E+02	-5.554	3.59e-08	***
Pr2	9,07E-01	1,96E-01	4.623	4.29e-06	***
IOIjul_50	7,32E+03	4,49E+03	1.631	0.103276	
LM_5012	4,75E+02	2,62E+03	0.181	0.856271	
LM_5013	4,29E+03	4,60E+03	0.933	0.351088	
LM_5014	-3,35E+03	3,55E+03	-0.943	0.345941	
LM_5015	-3,79E+03	5,18E+03	-0.732	0.464244	
LM_5016	1,01E+03	2,39E+03	0.422	0.673315	
LM_5017	7,43E+03	2,38E+03	3.124	0.001838	**
LM_5018	1,48E+03	2,44E+03	0.605	0.545055	
LM_5019	-1,65E+03	2,14E+03	-0.771	0.440610	
LM_5020	2,78E+03	2,93E+03	0.948	0.343140	
LM_5023	5,54E+02	2,22E+03	0.250	0.802962	
LM_5024	-4,93E+03	7,99E+03	-0.617	0.537565	
LM_5025	1,85E+03	4,24E+03	0.437	0.662091	
LM_5026	5,80E+03	3,20E+03	1.814	0.070025	.
LM_5027	1,03E+04	4,97E+03	2.075	0.038237	*
LM_5028	-1,17E+04	1,29E+04	-0.910	0.363027	
LM_5029	6,09E+03	7,63E+03	0.797	0.425614	
SLu_50111599	2,95E+02	7,17E+03	0.041	0.967151	
SLu_50112199	1,37E+04	1,37E+04	1.000	0.317558	
SLu_50112699	-5,76E+03	6,43E+03	-0.896	0.370240	
SLu_50119999	-1,07E+03	6,20E+03	-0.172	0.863536	
SLu_50122299	7,23E+03	1,39E+04	0.520	0.602834	
SLu_50132699	-5,87E+03	9,07E+03	-0.647	0.517914	
SLu_50139999	2,38E+02	6,91E+03	0.034	0.972541	
SLu_50149999	6,41E+03	1,38E+04	0.466	0.641516	
SLu_50152199	-1,36E+04	6,51E+03	-2.087	0.037122	*
SLu_50152928	1,63E+03	9,11E+03	0.178	0.858452	
SLu_50153199	-1,91E+03	6,32E+03	-0.303	0.762276	
SLu_50159999	-1,14E+04	5,73E+03	-1.985	0.047469	*
SLu_50179999	8,83E+03	1,38E+04	0.641	0.521887	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_50181199	-5,07E+03	6,41E+03	-0.791	0.429095	
SLu_50182199	9,60E+02	7,17E+03	0.134	0.893613	
SLu_50182499	-7,86E+02	7,60E+03	-0.103	0.917607	
SLu_50182599	4,28E+03	6,94E+03	0.618	0.536887	
SLu_50182699	-6,83E+03	9,14E+03	-0.747	0.455152	
SLu_50182899	-2,30E+04	1,41E+04	-1.638	0.101761	
SLu_50183199	-2,46E+03	5,66E+03	-0.434	0.664329	
SLu_50183299	-3,12E+03	1,09E+04	-0.286	0.774859	
SLu_50183499	5,39E+03	6,96E+03	0.775	0.438815	
SLu_50189999	-6,21E+02	5,56E+03	-0.112	0.911044	
SLu_50199999	2,28E+04	1,06E+04	2.153	0.031567	*
SLu_50211199	4,65E+03	8,25E+03	0.564	0.572664	
SLu_50212299	8,42E+03	1,39E+04	0.606	0.544611	
SLu_50212422	4,74E+03	8,60E+03	0.551	0.581712	
SLu_50212499	-2,39E+03	1,37E+04	-0.174	0.861783	
SLu_50213199	-3,52E+03	5,62E+03	-0.626	0.531607	
SLu_50213299	-1,56E+04	9,07E+03	-1.719	0.085840	.
SLu_50213499	-1,03E+04	1,04E+04	-0.987	0.324095	
SLu_50219999	-7,49E+03	5,52E+03	-1.356	0.175273	
SLu_50222499	1,14E+04	8,38E+03	1.358	0.174731	
SLu_50229999	4,86E+03	1,40E+04	0.348	0.727845	
SLu_50239999	2,71E+03	9,44E+03	0.287	0.773894	
SLu_50242199	1,01E+04	1,05E+04	0.958	0.338482	
SLu_50243199	1,10E+03	6,24E+03	0.177	0.859815	
SLu_50249999	-2,39E+03	6,70E+03	-0.357	0.721181	
SLu_50253199	-4,18E+03	1,05E+04	-0.398	0.690549	
SLu_50269999	-1,73E+04	7,57E+03	-2.283	0.022673	*
SLu_50299999	-1,13E+04	9,08E+03	-1.241	0.214806	
SLu_50312599	1,67E+03	1,38E+04	0.121	0.903945	
SLu_50313299	3,65E+02	7,58E+03	0.048	0.961627	
SLu_50313399	1,76E+04	1,40E+04	1.257	0.209098	
SLu_50313499	3,24E+03	5,73E+03	0.565	0.571926	
SLu_50319999	-1,75E+03	5,45E+03	-0.322	0.747564	
SLu_50329999	-1,24E+03	6,53E+03	-0.190	0.849175	
SLu_50339999	1,12E+04	1,38E+04	0.811	0.417652	
SLu_50349999	1,54E+02	5,42E+03	0.028	0.977361	
SLu_50359999	2,96E+04	1,05E+04	2.810	0.005059	**
SLu_50379999	1,41E+04	8,36E+03	1.686	0.092184	.
SPLu_50SI	-6,65E+03	1,74E+03	-3.835	0.000134	***

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 12.57 on 980 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2807,

Adjusted R-squared: 0.2234 F-statistic: 4.903 on 78 and 980 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 100 Arenas (FAO) = DEM2_100 + Slp2_100 + CuPP2_100 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDr_100 + RaDr2_100 + RaDu_100 + RaDu2_100 + FMIfeb_100 + LM_100 + SLu_100 + SPLu_100

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-37.559	-8.252	0.000	8.262	43.938

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-1,02E+05	1,57E+05	-0.649	0.51652	
DEM2_100	-7,23E-03	5,14E-03	-1.405	0.16046	
Slp2_100	-8,70E+00	4,96E+00	-1.754	0.07975	.
CuPP2_100	2,49E+04	1,41E+04	1.770	0.07704	.
Tmp	3,66E+04	1,68E+04	2.180	0.02950	*
Tmp2	-1,35E+03	4,92E+02	-2.752	0.00603	**
Pr	-7,62E+02	1,42E+02	-5.356	1.06e-07	***
Pr2	8,66E-01	1,98E-01	4.384	1.29e-05	***
RaDr_100	-1,53E+05	7,01E+04	-2.181	0.02944	*
RaDr2_100	5,68E+04	2,66E+04	2.135	0.03303	*
RaDu_100	1,02E+05	5,30E+04	1.926	0.05443	.
RaDu2_100	-1,34E+04	6,75E+03	-1.980	0.04799	*
FMIfeb_100	1,77E+03	1,24E+03	1.428	0.15358	
LM_10011	-9,22E+03	1,32E+04	-0.699	0.48471	
LM_10012	-6,85E+03	1,32E+04	-0.521	0.60277	
LM_10013	-2,68E+03	1,36E+04	-0.197	0.84405	
LM_10014	-1,10E+04	1,33E+04	-0.826	0.40907	
LM_10015	-1,29E+04	1,37E+04	-0.945	0.34507	
LM_10016	-7,85E+03	1,31E+04	-0.601	0.54829	
LM_10017	-8,19E+02	1,32E+04	-0.062	0.95035	
LM_10018	-6,72E+03	1,31E+04	-0.513	0.60779	
LM_10019	-9,46E+03	1,30E+04	-0.727	0.46758	
LM_10020	-5,79E+03	1,32E+04	-0.439	0.66072	
LM_10023	-6,85E+03	1,31E+04	-0.524	0.60026	
LM_10024	-1,25E+04	1,52E+04	-0.826	0.40905	
LM_10025	-5,18E+03	1,35E+04	-0.385	0.70069	
LM_10026	-2,71E+03	1,30E+04	-0.209	0.83483	
LM_10027	3,47E+03	1,38E+04	0.251	0.80224	
LM_10028	-1,81E+04	1,82E+04	-0.993	0.32108	
LM_10029	-2,27E+03	1,46E+04	-0.155	0.87647	
SLu_100111599	3,50E+02	7,19E+03	0.049	0.96124	
SLu_100112199	1,40E+04	1,37E+04	1.024	0.30594	
SLu_100112699	-4,76E+03	6,37E+03	-0.747	0.45496	
SLu_100119999	-7,60E+02	6,17E+03	-0.123	0.90205	
SLu_100122299	9,99E+03	1,39E+04	0.719	0.47223	
SLu_100132699	-6,84E+03	9,04E+03	-0.756	0.45003	
SLu_100139999	1,98E+03	7,09E+03	0.279	0.78054	
SLu_100149999	4,83E+03	1,37E+04	0.352	0.72516	
SLu_100152199	-1,29E+04	6,50E+03	-1.982	0.04777	*
SLu_100152928	1,52E+03	9,12E+03	0.167	0.86721	
SLu_100153199	-1,04E+03	6,34E+03	-0.163	0.87020	
SLu_100159999	-1,10E+04	5,76E+03	-1.900	0.05766	.
SLu_100181199	-4,21E+03	6,41E+03	-0.657	0.51140	
SLu_100182099	-1,40E+04	1,46E+04	-0.964	0.33515	
SLu_100182199	7,37E+02	7,17E+03	0.103	0.91813	
SLu_100182499	1,39E+03	7,59E+03	0.182	0.85534	
SLu_100182599	5,84E+03	6,90E+03	0.846	0.39757	
SLu_100182699	-2,83E+03	9,17E+03	-0.309	0.75752	
SLu_100182899	-2,38E+04	1,40E+04	-1.695	0.09048	.
SLu_100183199	-1,13E+03	5,64E+03	-0.201	0.84077	
SLu_100183299	-4,60E+03	1,09E+04	-0.424	0.67156	
SLu_100183499	7,54E+03	6,80E+03	1.109	0.26787	
SLu_100189999	7,45E+02	5,54E+03	0.134	0.89307	
SLu_100199999	2,35E+04	1,06E+04	2.219	0.02674	*
SLu_100211199	5,35E+03	8,22E+03	0.651	0.51530	
SLu_100212299	8,73E+03	1,39E+04	0.629	0.52963	
SLu_100212422	7,05E+03	8,57E+03	0.822	0.41137	
SLu_100212499	4,78E+02	1,37E+04	0.035	0.97222	
SLu_100213199	-2,93E+03	5,62E+03	-0.522	0.60189	
SLu_100213299	-1,37E+04	8,45E+03	-1.622	0.10503	
SLu_100213499	-2,49E+04	1,37E+04	-1.811	0.07041	.
SLu_100219999	-7,52E+03	5,52E+03	-1.362	0.17365	
SLu_100222499	1,17E+04	8,41E+03	1.389	0.16519	
SLu_100229999	9,46E+03	1,39E+04	0.681	0.49629	
SLu_100239999	5,14E+03	9,41E+03	0.546	0.58523	
SLu_100242199	1,28E+04	1,05E+04	1.216	0.22419	
SLu_100243199	2,14E+03	6,25E+03	0.343	0.73149	
SLu_100249999	-1,07E+03	6,72E+03	-0.160	0.87318	
SLu_100253199	-1,58E+03	1,05E+04	-0.150	0.88071	
SLu_100269999	-1,77E+04	7,58E+03	-2.333	0.01983	*
SLu_100299999	-1,16E+04	9,11E+03	-1.270	0.20431	
SLu_100312599	3,70E+02	1,38E+04	0.027	0.97857	
SLu_100313299	-1,05E+02	7,53E+03	-0.014	0.98888	
SLu_100313399	2,39E+04	1,38E+04	1.732	0.08365	.
SLu_100313499	3,86E+03	5,70E+03	0.677	0.49834	
SLu_100319999	-6,37E+02	5,46E+03	-0.116	0.90728	
SLu_100329999	-8,49E+02	6,53E+03	-0.130	0.89666	
SLu_100339999	1,27E+04	1,38E+04	0.923	0.35644	
SLu_100349999	6,61E+02	5,42E+03	0.122	0.90308	
SLu_100359999	2,90E+04	1,05E+04	2.757	0.00595	**
SLu_100379999	1,46E+04	8,37E+03	1.748	0.08072	.
SPLu_100SI	-6,52E+03	1,75E+03	-3.734	0.00020	***

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 12.56 on 977 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2835,

Adjusted R-squared: 0.2241 F-statistic: 4.773 on 81 and 977 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 200 Arenas (FAO) = DEM2_200 + Slp_200 + Slp2_200 + CuP2_200 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDr_200 + RaDr2_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + FMIfeb_200 + CMIjul_200 + FMIjul_200 + IOIjul_200 + NDVIFeb_200 + NDVIJul_200 + LM_200 + SLu_200 + SPLu_200

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-37.256	-8.119	-0.075	8.126	43.621

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-7,31E+04	1,74E+05	-0.419	0.675202	
DEM2_200	-8,34E-03	5,20E-03	-1.604	0.108986	
Slp_200	6,37E+02	3,43E+02	1.856	0.063771	.
Slp2_200	-4,76E+01	1,61E+01	-2.963	0.003119	**
CuP2_200	5,71E+04	2,50E+04	2.285	0.022536	*
Tmp	2,59E+04	1,70E+04	1.525	0.127656	
Tmp2	-1,01E+03	4,98E+02	-2.035	0.042171	*
Pr	-6,72E+02	1,43E+02	-4.698	3,00E-06	***
Pr2	7,32E-01	2,00E-01	3.661	0.000265	***
RaDr_200	-2,98E+05	1,04E+05	-2.874	0.004141	**
RaDr2_200	1,10E+05	3,85E+04	2.867	0.004233	**
RaDu_200	1,55E+05	6,68E+04	2.326	0.020229	*
RaDu2_200	-2,01E+04	8,48E+03	-2.368	0.018082	*
FMIfeb_200	-4,97E+03	2,07E+03	-2.397	0.016718	*
CMIjul_200	5,13E+03	3,49E+03	1.471	0.141641	
FMIjul_200	8,63E+03	3,08E+03	2.799	0.005229	**
IOIjul_200	1,54E+04	6,47E+03	2.381	0.017465	*
NDVIFeb_200	-1,91E+04	5,60E+03	-3.413	0.000670	***
NDVIJul_200	2,20E+04	1,09E+04	2.028	0.042797	*
LM_20012	1,73E+03	2,76E+03	0.626	0.531291	
LM_20013	7,27E+03	4,36E+03	1.665	0.096213	.
LM_20014	-1,75E+03	3,36E+03	-0.519	0.604044	
LM_20015	-3,89E+03	5,35E+03	-0.727	0.467456	
LM_20016	2,49E+03	2,49E+03	0.999	0.318023	
LM_20017	7,34E+03	2,38E+03	3.081	0.002120	**
LM_20018	1,89E+03	2,55E+03	0.744	0.457245	
LM_20019	2,97E+02	2,21E+03	0.135	0.892973	
LM_20020	3,69E+03	3,00E+03	1.229	0.219457	
LM_20023	1,47E+03	2,30E+03	0.641	0.521483	
LM_20024	-6,71E+02	8,35E+03	-0.080	0.935893	
LM_20025	1,17E+03	4,27E+03	0.275	0.783644	
LM_20026	4,06E+03	3,11E+03	1.306	0.191836	
LM_20027	1,24E+04	5,60E+03	2.218	0.026773	*
LM_20028	-2,90E+02	9,42E+03	-0.031	0.975443	
LM_20029	7,58E+03	9,23E+03	0.821	0.411760	
SLu_200111599	-3,39E+02	7,32E+03	-0.046	0.963065	
SLu_200112199	1,29E+04	1,36E+04	0.953	0.340937	
SLu_200112699	-5,55E+03	6,35E+03	-0.874	0.382123	
SLu_200119999	-2,71E+03	6,10E+03	-0.443	0.657666	
SLu_200122299	1,18E+04	1,38E+04	0.853	0.393782	
SLu_200132699	-8,85E+03	9,00E+03	-0.984	0.325263	
SLu_200139999	1,16E+03	7,07E+03	0.164	0.869669	
SLu_200149999	4,33E+03	1,36E+04	0.318	0.750803	
SLu_200152199	-1,32E+04	6,49E+03	-2.038	0.041829	*
SLu_200152928	-7,61E+02	1,04E+04	-0.073	0.941763	
SLu_200153199	-1,84E+03	6,24E+03	-0.295	0.767781	
SLu_200159999	-1,16E+04	5,74E+03	-2.027	0.042909	*
SLu_200181199	-6,26E+03	6,37E+03	-0.983	0.326041	
SLu_200182199	5,02E+02	7,15E+03	0.070	0.944070	
SLu_200182499	-2,95E+03	7,94E+03	-0.371	0.710649	
SLu_200182599	4,48E+03	7,28E+03	0.615	0.538535	
SLu_200182699	-3,96E+03	8,44E+03	-0.469	0.639437	
SLu_200182899	-2,22E+04	1,40E+04	-1.581	0.114254	
SLu_200183199	-3,41E+03	5,62E+03	-0.607	0.543814	
SLu_200183299	-3,86E+03	1,09E+04	-0.355	0.722737	
SLu_200183499	5,97E+03	6,93E+03	0.861	0.389353	
SLu_200189999	-7,42E+02	5,54E+03	-0.134	0.893490	
SLu_200199999	3,86E+04	1,44E+04	2.679	0.007498	**
SLu_200211199	4,10E+03	8,19E+03	0.500	0.617224	
SLu_200212422	8,07E+03	1,06E+04	0.763	0.445625	
SLu_200212499	-3,51E+03	1,37E+04	-0.256	0.797684	
SLu_200213199	-5,15E+03	5,64E+03	-0.914	0.360784	
SLu_200213299	-1,44E+04	9,37E+03	-1.537	0.124557	
SLu_200213499	-2,54E+04	1,37E+04	-1.862	0.062879	.
SLu_200219999	-8,59E+03	5,52E+03	-1.556	0.119922	
SLu_200222499	1,09E+04	7,60E+03	1.436	0.151241	
SLu_200229999	1,24E+04	1,06E+04	1.170	0.242368	
SLu_200239999	8,69E+03	9,32E+03	0.932	0.351331	
SLu_200242199	1,49E+04	1,05E+04	1.423	0.154978	
SLu_200243199	3,32E+03	6,19E+03	0.536	0.592193	
SLu_200249999	2,18E+03	6,72E+03	0.325	0.745246	
SLu_200253199	-1,14E+04	1,12E+04	-1.022	0.307167	
SLu_200269999	-2,05E+04	7,31E+03	-2.806	0.005121	**
SLu_200299999	-1,17E+04	9,07E+03	-1.293	0.196343	
SLu_200312599	1,67E+03	1,38E+04	0.121	0.903994	
SLu_200313299	-2,10E+03	7,48E+03	-0.281	0.778900	
SLu_200313399	2,26E+04	1,38E+04	1.640	0.101274	
SLu_200313499	1,72E+03	5,68E+03	0.303	0.761785	
SLu_200319999	-2,68E+03	5,46E+03	-0.491	0.623837	
SLu_200329999	-2,16E+03	6,40E+03	-0.337	0.735950	
SLu_200339999	1,05E+04	1,37E+04	0.770	0.441665	
SLu_200349999	-6,77E+02	5,41E+03	-0.125	0.900567	
SLu_200359999	2,53E+04	1,05E+04	2.413	0.016013	*
SLu_200379999	3,58E+03	8,32E+03	0.431	0.666856	
SPLu_200SI	-5,51E+03	1,71E+03	-3.223	0.001311	**

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 12.47 on 974 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2963,

Adjusted R-squared: 0.2356 F-statistic: 4.882 on 84 and 974 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 400 Arenas (FAO) = Slp_400 + Slp2_400 + CuPP2_400 + FAc2_400 + Tmp + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDi2_400 + RaDr_400 + RaDr2_400 + RaDu_400 + RaDu2_400 + CMIjul_400 + FMIjul_400 + IOIjul_400 + LM_400 + SLu_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-36.871	-7.923	0.000	7.917	43.195

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-3,22E+05	2,50E+05	-1.285	0.199067	
Slp_400	7,47E+02	3,93E+02	1.899	0.057859	.
Slp2_400	-7,28E+01	2,38E+01	-3.062	0.002260	**
CuPP2_400	4,31E+05	1,71E+05	2.526	0.011698	*
FAc2_400	-9,40E+01	3,03E+01	-3.104	0.001961	**
Tmp	3,11E+04	1,46E+04	2.139	0.032664	*
Tmp2	-1,21E+03	4,28E+02	-2.832	0.004718	**
Pr	-6,58E+02	1,41E+02	-4.685	3.20e-06	***
Pr2	7,17E-01	1,96E-01	3.665	0.000261	***
RaDi2_400	-7,92E+05	3,84E+05	-2.060	0.039677	*
RaDr_400	-2,81E+05	1,64E+05	-1.707	0.088105	.
RaDr2_400	1,00E+05	5,99E+04	1.671	0.095041	.
RaDu_400	2,94E+05	1,09E+05	2.692	0.007233	**
RaDu2_400	-3,63E+04	1,35E+04	-2.684	0.007406	**
CMIjul_400	4,88E+03	3,12E+03	1.566	0.117599	
FMIjul_400	4,48E+03	2,11E+03	2.121	0.034152	*
IOIjul_400	1,43E+04	5,58E+03	2.557	0.010709	*
LM_40011	-2,97E+04	1,29E+04	-2.294	0.021978	*
LM_40012	-2,68E+04	1,29E+04	-2.074	0.038364	*
LM_40013	-2,55E+04	1,32E+04	-1.940	0.052712	.
LM_40014	-2,90E+04	1,30E+04	-2.229	0.026011	*
LM_40015	-2,80E+04	1,34E+04	-2.092	0.036702	*
LM_40016	-2,64E+04	1,28E+04	-2.067	0.039003	*
LM_40017	-2,03E+04	1,29E+04	-1.574	0.115905	
LM_40018	-2,54E+04	1,29E+04	-1.971	0.048994	*
LM_40019	-2,78E+04	1,28E+04	-2.174	0.029943	*
LM_40020	-2,16E+04	1,28E+04	-1.688	0.091669	.
LM_40023	-2,58E+04	1,28E+04	-2.014	0.044245	*
LM_40024	-3,04E+04	1,40E+04	-2.170	0.030271	*
LM_40025	-2,72E+04	1,32E+04	-2.054	0.040214	*
LM_40026	-2,26E+04	1,29E+04	-1.754	0.079753	.
LM_40027	-1,66E+04	1,37E+04	-1.210	0.226666	
LM_40028	-2,87E+04	1,47E+04	-1.960	0.050252	.
LM_40029	-2,67E+04	1,58E+04	-1.686	0.092076	.
SLu_400111599	2,59E+03	8,07E+03	0.321	0.747992	
SLu_400112199	1,59E+04	1,37E+04	1.164	0.244809	
SLu_400112699	-9,23E+02	6,62E+03	-0.139	0.889203	
SLu_400119999	-1,57E+03	6,45E+03	-0.243	0.807851	
SLu_400122299	1,43E+04	1,39E+04	1.029	0.303644	
SLu_400132699	2,41E+03	8,46E+03	0.284	0.776096	
SLu_400139999	3,39E+02	7,58E+03	0.045	0.964314	
SLu_400152199	-1,23E+04	6,94E+03	-1.778	0.075684	.
SLu_400152928	1,69E+03	1,05E+04	0.160	0.872790	
SLu_400153199	-1,02E+03	6,61E+03	-0.154	0.877870	
SLu_400159999	-9,42E+03	6,11E+03	-1.542	0.123450	
SLu_400179999	9,52E+03	1,38E+04	0.690	0.490446	
SLu_400181199	-2,77E+03	6,74E+03	-0.411	0.681248	
SLu_400182199	-4,65E+03	7,26E+03	-0.640	0.522316	
SLu_400182499	-2,05E+03	8,13E+03	-0.252	0.800854	
SLu_400182599	5,81E+03	7,03E+03	0.827	0.408542	
SLu_400182699	-2,34E+03	8,64E+03	-0.271	0.786393	
SLu_400182899	-2,04E+04	1,41E+04	-1.445	0.148739	
SLu_400183199	-2,04E+03	6,05E+03	-0.336	0.736667	
SLu_400183299	8,71E+03	1,41E+04	0.617	0.537103	
SLu_400183499	7,28E+03	6,92E+03	1.052	0.293202	
SLu_400189999	-1,59E+02	5,93E+03	-0.027	0.978577	
SLu_400211199	5,45E+03	8,42E+03	0.647	0.517814	
SLu_400212299	1,17E+04	1,39E+04	0.844	0.399005	
SLu_400212422	1,06E+04	9,45E+03	1.123	0.261639	
SLu_400212499	1,26E+03	1,37E+04	0.092	0.926715	
SLu_400213199	-2,04E+03	6,00E+03	-0.340	0.734127	
SLu_400213299	-8,44E+03	8,76E+03	-0.963	0.335590	
SLu_400213499	-2,61E+04	1,37E+04	-1.906	0.056973	.
SLu_400219999	-6,70E+03	5,92E+03	-1.132	0.257741	
SLu_400222499	1,04E+04	8,20E+03	1.268	0.205150	
SLu_400229999	1,40E+04	1,39E+04	1.010	0.312530	
SLu_400239999	5,06E+03	9,56E+03	0.529	0.596744	
SLu_400242199	1,38E+04	1,06E+04	1.307	0.191571	
SLu_400243199	3,10E+03	6,54E+03	0.474	0.635436	
SLu_400249999	1,00E+03	6,83E+03	0.146	0.883622	
SLu_400253199	-5,34E+03	1,09E+04	-0.488	0.625500	
SLu_400269999	-1,76E+04	7,81E+03	-2.249	0.024712	*
SLu_400272999	4,35E+04	1,39E+04	3.139	0.001745	**
SLu_400299999	-1,33E+04	9,28E+03	-1.429	0.153392	
SLu_400312599	-2,61E+03	1,38E+04	-0.189	0.850281	
SLu_400313299	1,61E+03	7,79E+03	0.207	0.835901	
SLu_400313399	1,78E+04	1,40E+04	1.270	0.204481	
SLu_400313499	2,69E+03	6,06E+03	0.444	0.657397	
SLu_400319999	-1,44E+03	5,86E+03	-0.245	0.806462	
SLu_400329999	5,13E+02	6,67E+03	0.077	0.938684	
SLu_400339999	1,24E+04	1,37E+04	0.906	0.365299	
SLu_400349999	7,83E+02	5,83E+03	0.134	0.893164	
SLu_400359999	2,56E+04	1,06E+04	2.409	0.016200	*
SLu_400379999	2,82E+03	9,28E+03	0.304	0.761327	
SPLu_400SI	-7,11E+03	1,67E+03	-4.266	2.18e-05	***

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 12.35 on 974 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3102,

Adjusted R-squared: 0.2507 F-statistic: 5.214 on 84 and 974 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo Multi Arenas (FAO) = Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDu2_25 + CMIjul_25 + Slp2_50 + CuP2_50 + RaDi_50 + RaDr_50 + CMIjul_50 + DEM2_100 + FAc_100 + FAc2_100 + RaDu_100 + FMIfeb_100 + FMIjul_100 + NDVIFeb_100 + LM_100 + SLu_100 + FAc2_200 + RaDi2_200 + RaDr_200 + RaDr2_200 + RaDu2_200 + FMIfeb_200 + FMIjul_200 + NDVIFeb_200 + NDVIJul_200 + DEM2_400 + Slp_400 + Slp2_400 + CuPP2_400 + FAc2_400 + RaDu_400 + RaDu2_400 + FMIfeb_400 + CMIjul_400 + FMIjul_400 + IOIjul_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-36.307	-7.488	0.047	7.373	34.997

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-8,30E+04	2,36E+05	-0.352	0.72496	
Tmp2	-2,39E+02	5,92E+01	-4.038	5.81e-05	***
Pr	-5,36E+02	1,12E+02	-4.779	2.04e-06	***
Pr2	5,18E-01	1,26E-01	4.117	4.18e-05	***
RaDu2_25	-1,24E+03	6,42E+02	-1.925	0.05455	.
CMIjul_25	1,01E+04	4,49E+03	2.238	0.02547	*
Slp2_50	-1,86E+01	6,19E+00	-2.998	0.00279	**
CuP2_50	2,46E+04	1,27E+04	1.940	0.05266	.
RaDi_50	-7,58E+05	3,27E+05	-2.320	0.02055	*
RaDr_50	1,43E+04	9,33E+03	1.532	0.12594	
CMIjul_50	-1,58E+04	5,30E+03	-2.985	0.00291	**
DEM2_100	3,24E-02	1,76E-02	1.845	0.06538	.
FAc_100	-1,06E+03	5,56E+02	-1.899	0.05787	.
FAc2_100	1,23E+02	7,98E+01	1.540	0.12379	
RaDu_100	1,60E+04	7,89E+03	2.031	0.04251	*
FMIfeb_100	4,98E+03	2,37E+03	2.098	0.03615	*
FMIjul_100	-7,05E+03	3,00E+03	-2.348	0.01906	*
NDVIFeb_100	1,08E+04	6,09E+03	1.773	0.07651	.
LM_10011	-1,84E+04	1,31E+04	-1.405	0.16030	
LM_10012	-1,63E+04	1,30E+04	-1.252	0.21076	
LM_10013	-1,05E+04	1,34E+04	-0.782	0.43413	
LM_10014	-1,99E+04	1,32E+04	-1.513	0.13060	
LM_10015	-1,91E+04	1,35E+04	-1.417	0.15689	
LM_10016	-1,72E+04	1,29E+04	-1.333	0.18301	
LM_10017	-1,02E+04	1,30E+04	-0.785	0.43280	
LM_10018	-1,66E+04	1,30E+04	-1.277	0.20189	
LM_10019	-1,88E+04	1,29E+04	-1.452	0.14673	
LM_10020	-1,52E+04	1,30E+04	-1.165	0.24436	
LM_10023	-1,51E+04	1,29E+04	-1.166	0.24379	
LM_10024	-2,28E+04	1,49E+04	-1.533	0.12569	
LM_10025	-1,56E+04	1,33E+04	-1.173	0.24120	
LM_10026	-1,07E+04	1,29E+04	-0.835	0.40404	
LM_10027	-5,18E+03	1,36E+04	-0.381	0.70356	
LM_10028	-1,97E+04	1,82E+04	-1.085	0.27827	
LM_10029	-1,21E+04	1,45E+04	-0.836	0.40319	
SLu_100111599	-1,23E+03	7,05E+03	-0.174	0.86176	
SLu_100112199	1,59E+04	1,33E+04	1.201	0.23011	
SLu_100112699	-4,07E+03	6,20E+03	-0.657	0.51162	
SLu_100119999	-2,61E+03	6,00E+03	-0.434	0.66416	
SLu_100122299	1,07E+04	1,35E+04	0.792	0.42827	
SLu_100132699	-5,12E+03	8,80E+03	-0.582	0.56078	
SLu_100139999	7,31E+02	6,90E+03	0.106	0.91569	
SLu_100149999	6,27E+03	1,33E+04	0.471	0.63780	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_100339999	1,20E+04	1,34E+04	0.898	0.36915	
SLu_100349999	5,56E+01	5,27E+03	0.011	0.99159	
SLu_100359999	2,92E+04	1,03E+04	2.844	0.00455	**
SLu_100379999	1,47E+04	8,23E+03	1.790	0.07380	.
SLu_100152199	-1,25E+04	6,31E+03	-1.984	0.04756	*
SLu_100152928	-1,46E+03	8,83E+03	-0.165	0.86888	
SLu_100153199	-9,99E+02	6,16E+03	-0.162	0.87134	
SLu_100159999	-8,59E+03	5,60E+03	-1.533	0.12549	
SLu_100181199	-6,04E+03	6,29E+03	-0.960	0.33728	
SLu_100182099	-1,37E+04	1,42E+04	-0.967	0.33394	
SLu_100182199	1,76E+02	7,01E+03	0.025	0.97999	
SLu_100182499	1,92E+03	7,38E+03	0.260	0.79468	
SLu_100182599	4,37E+03	6,75E+03	0.647	0.51776	
SLu_100182699	-4,98E+03	9,02E+03	-0.552	0.58114	
SLu_100182899	-1,93E+04	1,36E+04	-1.418	0.15646	
SLu_100183199	-1,85E+03	5,49E+03	-0.336	0.73693	
SLu_100183299	-4,00E+03	1,06E+04	-0.379	0.70477	
SLu_100183499	6,34E+03	6,61E+03	0.959	0.33795	
SLu_100189999	3,24E+02	5,38E+03	0.060	0.95198	
SLu_100199999	3,34E+04	1,12E+04	2.986	0.00289	**
SLu_100211199	5,48E+03	8,01E+03	0.684	0.49418	
SLu_100212299	1,33E+04	1,35E+04	0.986	0.32461	
SLu_100212422	6,39E+03	8,44E+03	0.757	0.44950	
SLu_100212499	6,53E+02	1,34E+04	0.049	0.96117	
SLu_100213199	-3,36E+03	5,46E+03	-0.615	0.53837	
SLu_100213299	-1,26E+04	8,22E+03	-1.533	0.12551	
SLu_100213499	-3,21E+04	1,34E+04	-2.395	0.01681	*
SLu_100219999	-7,76E+03	5,37E+03	-1.445	0.14873	
SLu_100222499	1,17E+04	8,23E+03	1.418	0.15645	
SLu_100229999	1,32E+04	1,37E+04	0.962	0.33607	
SLu_100239999	2,78E+03	9,24E+03	0.301	0.76333	
SLu_100242199	1,16E+04	1,03E+04	1.130	0.25855	
SLu_100243199	1,91E+03	6,11E+03	0.312	0.75530	
SLu_100249999	4,71E+02	6,59E+03	0.071	0.94305	
SLu_100253199	4,51E+02	1,04E+04	0.043	0.96539	
SLu_100269999	-1,69E+04	7,45E+03	-2.274	0.02322	*
SLu_100299999	-1,58E+04	8,98E+03	-1.760	0.07869	.
SLu_100312599	3,38E+03	1,36E+04	0.249	0.80324	
SLu_100313299	3,93E+03	7,33E+03	0.536	0.59235	
SLu_100313399	2,16E+04	1,35E+04	1.602	0.10948	
SLu_100313499	3,43E+03	5,53E+03	0.621	0.53486	
SLu_100319999	-7,18E+02	5,31E+03	-0.135	0.89251	
SLu_100329999	4,96E+02	6,38E+03	0.078	0.93810	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)		Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
FAc2_200	7,57E+01	3,41E+01	2.223	0.02647	*	Slp2_400	-4,73E+01	2,35E+01	-2.016	0.04409	*
RaDi2_200	1,61E+06	7,69E+05	2.096	0.03632	*	CuPP2_400	5,46E+05	1,92E+05	2.851	0.00445	**
RaDr_200	-2,65E+05	9,23E+04	-2.873	0.00415	**	FAc2_400	-1,27E+02	3,10E+01	-4.089	4.69e-05	***
RaDr2_200	9,49E+04	3,36E+04	2.825	0.00483	**	RaDu_400	2,77E+05	1,09E+05	2.535	0.01139	*
RaDu2_200	-1,94E+03	1,20E+03	-1.625	0.10443		RaDu2_400	-3,39E+04	1,36E+04	-2.488	0.01302	*
FMIfeb_200	-5,17E+03	2,35E+03	-2.195	0.02839	*	FMIfeb_400	-2,28E+03	1,58E+03	-1.447	0.14824	
FMIjul_200	7,48E+03	3,39E+03	2.204	0.02776	*	CMIjul_400	6,21E+03	3,42E+03	1.815	0.06980	.
NDVIFeb_200	-1,76E+04	6,17E+03	-2.844	0.00456	**	FMIjul_400	6,23E+03	2,41E+03	2.581	0.00999	**
NDVIJul_200	2,09E+04	8,54E+03	2.448	0.01454	*	IOIjul_400	1,78E+04	5,65E+03	3.148	0.00169	**
DEM2_400	-5,01E-02	1,78E-02	-2.820	0.00490	**	SPLu_400SI	-8,12E+03	1,67E+03	-4.851	1.43e-06	***
Slp_400	7,29E+02	4,18E+02	1.744	0.08153	.						

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 12.13 on 952 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3492,

Adjusted R-squared: 0.2767 F-statistic: 4.819 on 106 and 952 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 25 Limos (USDA) = DEM_25 + DEM2_25 + CuP_25 + FAc_25 + FAc2_25 + I_tempR + Tmp2 + RaDr2_25 + FMIfeb_25 + FMIjul_25 + IOIjul_25 + NDVIFeb_25 + LM_25 + SLu_25

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-36.222	-6.074	0.422	6.746	31.633

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)		Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-1,51E+05	7,13E+04	-2.120	0.03428	*	SLu_25159999	2,54E+04	1,05E+04	2.411	0.01607	*
DEM_25	-2,02E+01	1,40E+01	-1.449	0.14778		SLu_25179999	2,64E+04	1,48E+04	1.788	0.07404	.
DEM2_25	1,98E-02	8,44E-03	2.350	0.01897	*	SLu_25181199	2,12E+04	1,09E+04	1.956	0.05078	.
CuP_25	3,14E+03	1,49E+03	2.103	0.03568	*	SLu_25182099	2,55E+04	1,53E+04	1.670	0.09530	.
FAc_25	8,39E+02	4,55E+02	1.846	0.06515	.	SLu_25182199	2,56E+04	1,11E+04	2.301	0.02162	*
FAc2_25	-1,22E+02	5,76E+01	-2.121	0.03419	*	SLu_25182499	2,10E+04	1,14E+04	1.852	0.06428	.
Tmp	2,29E+04	9,84E+03	2.324	0.02034	*	SLu_25182599	2,10E+04	1,10E+04	1.904	0.05720	.
Tmp2	-7,02E+02	3,34E+02	-2.103	0.03572	*	SLu_25182699	1,78E+04	1,21E+04	1.469	0.14228	
RaDr2_25	-2,11E+03	1,42E+03	-1.483	0.13835		SLu_25182899	2,21E+04	1,50E+04	1.474	0.14086	
FMIfeb_25	3,72E+03	1,27E+03	2.920	0.00358	**	SLu_25183199	1,96E+04	1,05E+04	1.870	0.06178	.
FMIjul_25	-3,24E+03	1,49E+03	-2.169	0.03035	*	SLu_25183299	7,32E+03	1,31E+04	0.559	0.57645	
IOIjul_25	-7,47E+03	3,77E+03	-1.981	0.04792	*	SLu_25183499	1,08E+04	1,10E+04	0.984	0.32525	
NDVIFeb_25	8,22E+03	3,40E+03	2.420	0.01571	*	SLu_25189999	1,83E+04	1,05E+04	1.739	0.08231	.
LM_2512	3,20E+03	2,19E+03	1.465	0.14333		SLu_25199999	1,14E+04	1,32E+04	0.864	0.38787	
LM_2513	-2,63E+03	3,94E+03	-0.667	0.50520		SLu_25211199	2,03E+04	1,18E+04	1.721	0.08548	.
LM_2514	6,07E+02	3,03E+03	0.200	0.84123		SLu_25212299	1,21E+04	1,48E+04	0.814	0.41581	
LM_2515	-1,24E+03	4,07E+03	-0.303	0.76176		SLu_25212422	1,29E+04	1,19E+04	1.088	0.27687	
LM_2516	-1,81E+02	1,97E+03	-0.092	0.92662		SLu_25212499	2,28E+04	1,48E+04	1.546	0.12238	
LM_2517	-5,73E+03	1,95E+03	-2.936	0.00340	**	SLu_25213199	2,20E+04	1,05E+04	2.098	0.03616	*
LM_2518	5,79E+02	2,01E+03	0.288	0.77308		SLu_25213299	2,84E+04	1,19E+04	2.388	0.01712	*
LM_2519	8,76E+02	1,76E+03	0.498	0.61842		SLu_25213499	2,54E+04	1,27E+04	1.999	0.04593	*
LM_2520	1,17E+03	2,43E+03	0.482	0.63017		SLu_25219999	2,61E+04	1,04E+04	2.504	0.01246	*
LM_2523	1,49E+03	1,82E+03	0.821	0.41211		SLu_25222499	8,54E+03	1,17E+04	0.728	0.46659	
LM_2524	1,32E+03	6,59E+03	0.201	0.84085		SLu_25229999	1,34E+04	1,49E+04	0.904	0.36640	
LM_2525	-8,07E+01	3,36E+03	-0.024	0.98086		SLu_25239999	1,38E+04	1,22E+04	1.133	0.25761	
LM_2526	-3,00E+03	2,66E+03	-1.128	0.25944		SLu_25242199	9,49E+03	1,28E+04	0.740	0.45963	
LM_2527	-7,89E+03	4,36E+03	-1.812	0.07034	.	SLu_25243199	1,24E+04	1,07E+04	1.159	0.24661	
LM_2528	-2,74E+04	1,06E+04	-2.583	0.00994	**	SLu_25249999	1,72E+04	1,09E+04	1.571	0.11644	
LM_2529	3,71E+03	5,49E+03	0.675	0.49978		SLu_25253199	2,30E+04	1,28E+04	1.795	0.07298	.
SLu_25111399	2,44E+04	1,13E+04	2.158	0.03117	*	SLu_25269999	2,67E+04	1,14E+04	2.340	0.01946	*
SLu_25111599	2,50E+04	1,11E+04	2.246	0.02491	*	SLu_25299999	3,50E+04	1,22E+04	2.878	0.00409	**
SLu_25112199	1,71E+04	1,48E+04	1.154	0.24859		SLu_25312599	3,35E+04	1,48E+04	2.269	0.02349	*
SLu_25112699	2,02E+04	1,09E+04	1.855	0.06391	.	SLu_25313299	2,03E+04	1,14E+04	1.785	0.07461	.
SLu_25119999	1,98E+04	1,08E+04	1.832	0.06722	.	SLu_25313399	1,94E+04	1,49E+04	1.306	0.19192	
SLu_25122299	1,39E+04	1,49E+04	0.933	0.35091		SLu_25313499	1,47E+04	1,06E+04	1.390	0.16470	
SLu_25132699	3,01E+04	1,21E+04	2.487	0.01303	*	SLu_25319999	2,08E+04	1,05E+04	1.986	0.04733	*
SLu_25139999	1,91E+04	1,11E+04	1.724	0.08502	.	SLu_25329999	2,34E+04	1,09E+04	2.149	0.03186	*
SLu_25149999	2,75E+04	1,47E+04	1.867	0.06222	.	SLu_25339999	-1,27E+03	1,48E+04	-0.086	0.93140	
SLu_25152199	3,01E+04	1,08E+04	2.779	0.00556	**	SLu_25349999	1,83E+04	1,05E+04	1.754	0.07973	.
SLu_25152928	2,86E+04	1,20E+04	2.384	0.01734	*	SLu_25359999	7,11E+03	1,28E+04	0.557	0.57782	
SLu_25153199	2,39E+04	1,08E+04	2.214	0.02708	*	SLu_25379999	1,24E+04	1,17E+04	1.060	0.28944	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 10.36 on 977 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.255,

Adjusted R-squared: 0.1933 F-statistic: 4.13 on 81 and 977 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 50 Limos (USDA) = DEM2_50 + Slp2_50 + CuP_50 + CuP2_50 + FAc_50 + Tmp + Tmp2 + RaDr_50 + RaDr2_50 + FMIfeb_50 + CMIjul_50 + FMIjul_50 + NDVIFeb_50 + LM_50 + SLu_50

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-34.714	-6.243	0.428	6.818	31.760

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-1,28E+05	6,25E+04	-2.049	0.04069	*
DEM2_50	1,05E-02	4,06E-03	2.571	0.01028	*
Slp2_50	5,35E+00	2,88E+00	1.860	0.06323	.
CuP_50	7,26E+03	3,35E+03	2.167	0.03045	*
CuP2_50	-2,14E+04	1,08E+04	-1.981	0.04787	*
FAc_50	4,80E+02	2,28E+02	2.107	0.03537	*
Tmp	1,22E+04	6,60E+03	1.855	0.06388	.
Tmp2	-2,99E+02	1,92E+02	-1.557	0.11978	
RaDr_50	7,43E+04	3,95E+04	1.880	0.06043	.
RaDr2_50	-3,16E+04	1,54E+04	-2.053	0.04035	*
FMIfeb_50	3,19E+03	1,48E+03	2.148	0.03198	*
CMIjul_50	4,78E+03	2,46E+03	1.946	0.05196	.
FMIjul_50	-2,76E+03	1,81E+03	-1.525	0.12755	
NDVIFeb_50	7,37E+03	4,07E+03	1.811	0.07041	.
LM_5012	3,75E+03	2,17E+03	1.727	0.08448	.
LM_5013	9,09E+02	3,79E+03	0.240	0.81046	
LM_5014	1,96E+03	2,91E+03	0.673	0.50105	
LM_5015	2,76E+02	4,31E+03	0.064	0.94894	
LM_5016	6,01E+02	1,96E+03	0.307	0.75921	
LM_5017	-4,92E+03	1,96E+03	-2.507	0.01232	*
LM_5018	1,75E+03	2,00E+03	0.876	0.38118	
LM_5019	1,58E+03	1,76E+03	0.895	0.37109	
LM_5020	1,11E+03	2,43E+03	0.457	0.64799	
LM_5023	2,23E+03	1,82E+03	1.226	0.22050	
LM_5024	2,49E+03	6,61E+03	0.377	0.70638	
LM_5025	7,35E+02	3,48E+03	0.211	0.83289	
LM_5026	-2,55E+03	2,65E+03	-0.963	0.33573	
LM_5027	-6,85E+03	4,12E+03	-1.663	0.09667	.
LM_5028	-2,81E+04	1,06E+04	-2.642	0.00836	**
LM_5029	2,64E+03	6,32E+03	0.418	0.67598	
SLu_50111599	9,90E+02	5,94E+03	0.167	0.86767	
SLu_50112199	-6,16E+03	1,13E+04	-0.545	0.58567	
SLu_50112699	-4,73E+03	5,32E+03	-0.889	0.37410	
SLu_50119999	-5,89E+03	5,12E+03	-1.151	0.24988	
SLu_50122299	-1,28E+04	1,15E+04	-1.119	0.26356	
SLu_50132699	5,00E+03	7,49E+03	0.668	0.50446	
SLu_50139999	-6,21E+03	5,70E+03	-1.090	0.27589	
SLu_50149999	1,93E+03	1,14E+04	0.170	0.86526	
SLu_50152199	5,76E+03	5,37E+03	1.071	0.28438	
SLu_50152928	5,44E+03	7,47E+03	0.728	0.46684	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_50153199	-6,34E+02	5,23E+03	-0.121	0.90344	
SLu_50159999	1,16E+03	4,71E+03	0.246	0.80593	
SLu_50179999	2,21E+03	1,14E+04	0.194	0.84612	
SLu_50181199	-2,57E+03	5,30E+03	-0.484	0.62833	
SLu_50182199	1,69E+03	5,92E+03	0.285	0.77545	
SLu_50182499	-4,45E+03	6,12E+03	-0.726	0.46772	
SLu_50182599	-3,22E+03	5,71E+03	-0.564	0.57322	
SLu_50182699	-6,92E+03	7,58E+03	-0.914	0.36116	
SLu_50182899	-2,96E+03	1,16E+04	-0.255	0.79864	
SLu_50183199	-5,18E+03	4,66E+03	-1.112	0.26648	
SLu_50183299	-1,62E+04	9,04E+03	-1.791	0.07364	.
SLu_50183499	-1,32E+04	5,77E+03	-2.281	0.02274	*
SLu_50189999	-6,57E+03	4,58E+03	-1.435	0.15175	
SLu_50199999	-1,23E+04	9,25E+03	-1.328	0.18463	
SLu_50211199	-3,70E+03	6,79E+03	-0.545	0.58588	
SLu_50212299	-1,08E+04	1,15E+04	-0.940	0.34728	
SLu_50212422	-1,09E+04	7,14E+03	-1.527	0.12706	
SLu_50212499	-3,90E+03	1,14E+04	-0.343	0.73148	
SLu_50213199	-2,89E+03	4,65E+03	-0.622	0.53387	
SLu_50213299	3,63E+03	7,49E+03	0.484	0.62851	
SLu_50213499	5,17E+02	8,64E+03	0.060	0.95229	
SLu_50219999	1,46E+03	4,57E+03	0.320	0.74896	
SLu_50222499	-1,63E+04	6,95E+03	-2.350	0.01899	*
SLu_50229999	-1,09E+04	1,16E+04	-0.943	0.34617	
SLu_50239999	-1,20E+04	7,78E+03	-1.540	0.12392	
SLu_50242199	-1,53E+04	8,70E+03	-1.761	0.07858	.
SLu_50243199	-1,22E+04	5,13E+03	-2.382	0.01740	*
SLu_50249999	-7,75E+03	5,51E+03	-1.406	0.16009	
SLu_50253199	-2,57E+03	8,71E+03	-0.295	0.76820	
SLu_50269999	3,14E+03	6,24E+03	0.503	0.61506	
SLu_50299999	8,39E+03	7,52E+03	1.115	0.26492	
SLu_50312599	6,85E+03	1,14E+04	0.602	0.54714	
SLu_50313299	-3,86E+03	6,25E+03	-0.616	0.53771	
SLu_50313399	-4,37E+03	1,15E+04	-0.379	0.70495	
SLu_50313499	-9,63E+03	4,74E+03	-2.033	0.04230	*
SLu_50319999	-3,69E+03	4,52E+03	-0.816	0.41471	
SLu_50329999	-1,05E+03	5,35E+03	-0.195	0.84508	
SLu_50339999	-2,58E+04	1,14E+04	-2.267	0.02358	*
SLu_50349999	-6,67E+03	4,48E+03	-1.487	0.13739	
SLu_50359999	-1,84E+04	8,66E+03	-2.120	0.03422	*
SLu_50379999	-1,10E+04	7,00E+03	-1.568	0.11718	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 10.37 on 978 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2525,

Adjusted R-squared: 0.1913 F-statistic: 4.129 on 80 and 978 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 100 Limos (USDA) = DEM_100 + DEM2_100 + Slp_100 + CuPP_100 + Pr + Pr2 + RaDr_100 + RaDr2_100 + CMIjul_100 + LM_100 + SLu_100 + SPLu_100

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-37.274	-6.384	0.272	6.940	28.618

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-6,32E+04	3,76E+04	-1.679	0.093462	.
DEM_100	-1,92E+01	7,01E+00	-2.737	0.006314	**
DEM2_100	1,87E-02	5,29E-03	3.529	0.000436	***
Slp_100	1,65E+02	9,00E+01	1.830	0.067564	.
CuPP_100	-6,74E+03	3,56E+03	-1.891	0.058942	.
Pr	1,89E+02	9,34E+01	2.026	0.043057	*
Pr2	-2,85E-01	1,13E-01	-2.511	0.012212	*
RaDr_100	1,05E+05	4,80E+04	2.180	0.029493	*
RaDr2_100	-4,08E+04	1,84E+04	-2.220	0.026661	*
CMIjul_100	4,79E+03	1,98E+03	2.420	0.015718	*
LM_10011	8,16E+03	1,09E+04	0.748	0.454696	
LM_10012	1,04E+04	1,09E+04	0.958	0.338381	
LM_10013	6,38E+03	1,13E+04	0.567	0.571060	
LM_10014	8,13E+03	1,10E+04	0.736	0.461834	
LM_10015	1,03E+04	1,13E+04	0.915	0.360417	
LM_10016	7,39E+03	1,08E+04	0.683	0.495042	
LM_10017	1,83E+03	1,09E+04	0.168	0.866419	
LM_10018	8,22E+03	1,08E+04	0.759	0.448112	
LM_10019	8,69E+03	1,08E+04	0.806	0.420190	
LM_10020	9,58E+03	1,09E+04	0.877	0.380555	
LM_10023	8,65E+03	1,08E+04	0.800	0.423915	
LM_10024	8,92E+03	1,26E+04	0.711	0.477505	
LM_10025	7,90E+03	1,12E+04	0.708	0.479275	
LM_10026	4,87E+03	1,08E+04	0.453	0.650892	
LM_10027	-1,33E+03	1,15E+04	-0.116	0.907874	
LM_10028	-1,98E+04	1,51E+04	-1.308	0.191088	
LM_10029	1,17E+04	1,21E+04	0.968	0.333305	
SLu_100111599	2,14E+03	5,95E+03	0.359	0.719638	
SLu_100112199	-6,57E+03	1,13E+04	-0.581	0.561604	
SLu_100112699	-5,61E+03	5,27E+03	-1.065	0.287191	
SLu_100119999	-5,73E+03	5,10E+03	-1.123	0.261560	
SLu_100122299	-1,29E+04	1,15E+04	-1.120	0.263083	
SLu_100132699	3,68E+03	7,52E+03	0.490	0.624390	
SLu_100139999	-6,87E+03	5,86E+03	-1.172	0.241537	
SLu_100149999	4,07E+03	1,14E+04	0.358	0.720130	
SLu_100152199	5,60E+03	5,37E+03	1.043	0.297380	
SLu_100152928	7,10E+03	7,53E+03	0.942	0.346181	
SLu_100153199	-3,07E+02	5,24E+03	-0.059	0.953223	
SLu_100159999	2,77E+03	4,75E+03	0.582	0.560801	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_100181199	-3,20E+03	5,30E+03	-0.605	0.545650	
SLu_100182099	3,93E+03	1,20E+04	0.327	0.743520	
SLu_100182199	2,29E+03	5,93E+03	0.386	0.699374	
SLu_100182499	-2,97E+03	6,22E+03	-0.478	0.632936	
SLu_100182599	-3,13E+03	5,70E+03	-0.549	0.583242	
SLu_100182699	-8,81E+03	7,59E+03	-1.161	0.245913	
SLu_100182899	-4,88E+03	1,16E+04	-0.421	0.674130	
SLu_100183199	-4,45E+03	4,66E+03	-0.955	0.340060	
SLu_100183299	-1,40E+04	8,98E+03	-1.562	0.118583	
SLu_100183499	-1,42E+04	5,62E+03	-2.526	0.011689	*
SLu_100189999	-6,90E+03	4,58E+03	-1.505	0.132773	
SLu_100199999	-1,87E+04	8,69E+03	-2.154	0.031515	*
SLu_100211199	-3,81E+03	6,80E+03	-0.560	0.575420	
SLu_100212299	-1,03E+04	1,15E+04	-0.898	0.369297	
SLu_100212422	-1,25E+04	7,10E+03	-1.762	0.078411	.
SLu_100212499	-2,55E+03	1,14E+04	-0.224	0.822415	
SLu_100213199	-1,99E+03	4,65E+03	-0.427	0.669317	
SLu_100213299	3,91E+03	7,00E+03	0.559	0.576570	
SLu_100213499	1,14E+04	1,14E+04	1.000	0.317649	
SLu_100219999	2,12E+03	4,57E+03	0.465	0.642111	
SLu_100222499	-1,73E+04	6,97E+03	-2.488	0.012997	*
SLu_100229999	-1,24E+04	1,15E+04	-1.072	0.283830	
SLu_100239999	-1,19E+04	7,81E+03	-1.517	0.129669	
SLu_100242199	-1,52E+04	8,68E+03	-1.752	0.080136	.
SLu_100243199	-1,22E+04	5,17E+03	-2.359	0.018542	*
SLu_100249999	-7,50E+03	5,55E+03	-1.352	0.176724	
SLu_100253199	-1,71E+03	8,69E+03	-0.196	0.844304	
SLu_100269999	1,24E+03	6,26E+03	0.198	0.842754	
SLu_100299999	8,66E+03	7,52E+03	1.152	0.249646	
SLu_100312599	9,34E+03	1,14E+04	0.821	0.412028	
SLu_100313299	-2,38E+03	6,22E+03	-0.383	0.701572	
SLu_100313399	-8,91E+03	1,14E+04	-0.782	0.434201	
SLu_100313499	-9,33E+03	4,71E+03	-1.980	0.047981	*
SLu_100319999	-3,83E+03	4,52E+03	-0.848	0.396370	
SLu_100329999	9,65E+02	5,41E+03	0.178	0.858381	
SLu_100339999	-2,63E+04	1,14E+04	-2.306	0.021344	*
SLu_100349999	-5,76E+03	4,49E+03	-1.284	0.199520	
SLu_100359999	-1,86E+04	8,68E+03	-2.146	0.032092	*
SLu_100379999	-1,37E+04	6,93E+03	-1.984	0.047508	*
SPLu_100SI	-1,99E+03	1,44E+03	-1.379	0.168275	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 10.4 on 980 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2466,

Adjusted R-squared: 0.1867 F-statistic: 4.113 on 78 and 980 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 200 Limos (USDA) = DEM_200 + DEM2_200 + Slp2_200 + CuPP_200 + CuPP2_200 + Tmp + Tmp2 + RaDr_200 + RaDr2_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + FMIfeb_200 + IOIfeb_200 + FMIjul_200 + NDVIFeb_200 + LM_200 + SLu_200 + SPLu_200

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-35.310	-6.483	0.361	6.664	27.802

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-1,68E+05	1,14E+05	-1.470	0.141877	
DEM_200	-2,91E+01	1,50E+01	-1.934	0.053403	.
DEM2_200	2,51E-02	9,04E-03	2.773	0.005664	**
Slp2_200	2,23E+01	6,21E+00	3.586	0.000352	***
CuPP_200	-1,43E+04	7,67E+03	-1.868	0.061993	.
CuPP2_200	-4,13E+04	2,35E+04	-1.758	0.079106	.
Tmp	2,86E+04	1,05E+04	2.718	0.006687	**
Tmp2	-9,07E+02	3,57E+02	-2.541	0.011210	*
RaDr_200	3,13E+05	8,65E+04	3.624	0.000305	***
RaDr2_200	-1,17E+05	3,20E+04	-3.643	0.000284	***
RaDu_200	-1,04E+05	5,23E+04	-1.982	0.047734	*
RaDu2_200	1,30E+04	6,58E+03	1.967	0.049416	*
FMIfeb_200	3,45E+03	1,55E+03	2.224	0.026343	*
IOIfeb_200	-8,85E+03	3,88E+03	-2.279	0.022884	*
FMIjul_200	-3,69E+03	1,68E+03	-2.193	0.028533	*
NDVIFeb_200	6,32E+03	4,24E+03	1.491	0.136238	
LM_20012	2,86E+03	2,26E+03	1.263	0.206737	
LM_20013	-4,17E+02	3,58E+03	-0.116	0.907374	
LM_20014	6,86E+02	2,73E+03	0.251	0.801507	
LM_20015	-1,16E+03	4,39E+03	-0.265	0.791031	
LM_20016	-2,34E+02	2,02E+03	-0.116	0.907580	
LM_20017	-5,65E+03	1,95E+03	-2.899	0.003829	**
LM_20018	1,14E+03	2,07E+03	0.552	0.580839	
LM_20019	6,10E+02	1,80E+03	0.338	0.735122	
LM_20020	1,09E+03	2,45E+03	0.443	0.657780	
LM_20023	9,88E+02	1,86E+03	0.530	0.596240	
LM_20024	3,18E+03	6,86E+03	0.463	0.643511	
LM_20025	3,45E+03	3,50E+03	0.984	0.325352	
LM_20026	-3,18E+03	2,50E+03	-1.272	0.203630	
LM_20027	-1,07E+04	4,59E+03	-2.326	0.020243	*
LM_20028	-1,52E+04	7,70E+03	-1.971	0.049047	*
LM_20029	1,06E+04	7,59E+03	1.393	0.163828	
SLu_200111599	1,11E+03	6,02E+03	0.184	0.853667	
SLu_200112199	-5,61E+03	1,12E+04	-0.502	0.616074	
SLu_200112699	-5,58E+03	5,21E+03	-1.072	0.284173	
SLu_200119999	-4,88E+03	5,02E+03	-0.972	0.331115	
SLu_200122299	-1,25E+04	1,14E+04	-1.097	0.272728	
SLu_200132699	7,37E+03	7,40E+03	0.995	0.319748	
SLu_200139999	-6,06E+03	5,82E+03	-1.042	0.297776	
SLu_200149999	3,38E+03	1,12E+04	0.301	0.763830	
SLu_200152199	5,07E+03	5,33E+03	0.951	0.341753	
SLu_200152928	4,75E+03	8,55E+03	0.555	0.578795	
SLu_200153199	-1,67E+03	5,12E+03	-0.327	0.743953	
SLu_200159999	1,85E+03	4,70E+03	0.393	0.694103	
SLu_200181199	-4,85E+03	5,22E+03	-0.929	0.353174	
SLu_200182199	7,65E+02	5,89E+03	0.130	0.896671	
SLu_200182499	-4,81E+02	6,37E+03	-0.076	0.939762	
SLu_200182599	-5,19E+03	5,96E+03	-0.870	0.384716	
SLu_200182699	-9,54E+03	6,95E+03	-1.372	0.170332	
SLu_200182899	-8,63E+03	1,15E+04	-0.749	0.454162	
SLu_200183199	-4,73E+03	4,60E+03	-1.027	0.304517	
SLu_200183299	-1,79E+04	8,92E+03	-2.010	0.044671	*
SLu_200183499	-1,53E+04	5,70E+03	-2.675	0.007599	**
SLu_200189999	-7,08E+03	4,55E+03	-1.556	0.119990	
SLu_200199999	-3,94E+04	1,16E+04	-3.406	0.000687	***
SLu_200211199	-3,04E+03	6,72E+03	-0.453	0.650875	
SLu_200212422	-7,23E+03	8,69E+03	-0.832	0.405723	
SLu_200212499	-3,19E+03	1,13E+04	-0.283	0.776961	
SLu_200213199	-2,30E+03	4,63E+03	-0.495	0.620439	
SLu_200213299	-4,19E+03	7,68E+03	-0.546	0.585466	
SLu_200213499	1,09E+04	1,13E+04	0.967	0.333753	
SLu_200219999	2,06E+03	4,54E+03	0.453	0.650744	
SLu_200222499	-1,69E+04	6,26E+03	-2.696	0.007140	**
SLu_200229999	-1,28E+04	8,72E+03	-1.465	0.143279	
SLu_200239999	-1,13E+04	7,69E+03	-1.472	0.141255	
SLu_200242199	-1,59E+04	8,60E+03	-1.849	0.064768	.
SLu_200243199	-1,22E+04	5,08E+03	-2.403	0.016443	*
SLu_200249999	-8,85E+03	5,50E+03	-1.609	0.107875	
SLu_200253199	-6,23E+02	9,18E+03	-0.068	0.945919	
SLu_200269999	3,26E+03	6,00E+03	0.543	0.587499	
SLu_200299999	8,48E+03	7,47E+03	1.135	0.256463	
SLu_200312599	5,66E+03	1,13E+04	0.500	0.617447	
SLu_200313299	-3,61E+03	6,17E+03	-0.584	0.559289	
SLu_200313399	-7,15E+03	1,13E+04	-0.633	0.526829	
SLu_200313499	-8,90E+03	4,68E+03	-1.903	0.057280	.
SLu_200319999	-4,02E+03	4,50E+03	-0.893	0.372212	
SLu_200329999	-4,57E+02	5,26E+03	-0.087	0.930793	
SLu_200339999	-2,69E+04	1,13E+04	-2.387	0.017162	*
SLu_200349999	-6,11E+03	4,46E+03	-1.369	0.171169	
SLu_200359999	-1,64E+04	8,60E+03	-1.907	0.056870	.
SLu_200379999	-5,07E+03	6,88E+03	-0.737	0.461507	
SPLu_200SI	-2,11E+03	1,40E+03	-1.502	0.133419	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 10.27 on 977 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.267,

Adjusted R-squared: 0.2062 F-statistic: 4.393 on 81 and 977 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 400 Limos (USDA) = Slp_400 + Slp2_400 + Tmp + Tmp2 + RaDi_400 + RaDi2_400 + RaDr_400 + RaDr2_400 + IOIjul_400 + NDVIJul_400 + LM_400 + SLu_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-34.742	-6.297	0.535	6.837	28.511

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	1,08E+06	4,64E+05	2.323	0.020385	*
Slp_400	-6,12E+02	3,06E+02	-1.997	0.046134	*
Slp2_400	7,32E+01	2,04E+01	3.596	0.000339	***
Tmp	1,86E+04	6,33E+03	2.928	0.003486	**
Tmp2	-5,61E+02	2,08E+02	-2.693	0.007197	**
RaDi_400	-1,06E+07	3,64E+06	-2.919	0.003592	**
RaDi2_400	1,88E+07	6,31E+06	2.980	0.002954	**
RaDr_400	4,52E+05	1,43E+05	3.173	0.001558	**
RaDr2_400	-1,66E+05	5,19E+04	-3.199	0.001421	**
IOIjul_400	-1,07E+04	5,08E+03	-2.102	0.035774	*
NDVIJul_400	9,20E+03	5,86E+03	1.570	0.116704	
LM_40011	2,17E+04	1,08E+04	2.003	0.045492	*
LM_40012	2,41E+04	1,08E+04	2.228	0.026109	*
LM_40013	2,32E+04	1,10E+04	2.122	0.034075	*
LM_40014	2,03E+04	1,09E+04	1.860	0.063176	.
LM_40015	2,04E+04	1,12E+04	1.820	0.069124	.
LM_40016	2,01E+04	1,07E+04	1.881	0.060331	.
LM_40017	1,48E+04	1,08E+04	1.375	0.169451	
LM_40018	2,09E+04	1,08E+04	1.942	0.052401	.
LM_40019	2,21E+04	1,07E+04	2.066	0.039119	*
LM_40020	1,95E+04	1,07E+04	1.824	0.068408	.
LM_40023	2,21E+04	1,07E+04	2.061	0.039527	*
LM_40024	2,61E+04	1,17E+04	2.224	0.026345	*
LM_40025	2,04E+04	1,11E+04	1.840	0.066070	.
LM_40026	1,82E+04	1,07E+04	1.692	0.090909	.
LM_40027	1,06E+04	1,14E+04	0.925	0.355376	
LM_40028	1,19E+04	1,22E+04	0.980	0.327458	
LM_40029	3,58E+04	1,31E+04	2.731	0.006431	**
SLu_400111599	2,91E+03	6,69E+03	0.435	0.663686	
SLu_400112199	-8,10E+03	1,13E+04	-0.714	0.475495	
SLu_400112699	-6,40E+03	5,51E+03	-1.160	0.246349	
SLu_400119999	-3,40E+03	5,37E+03	-0.634	0.526009	
SLu_400122299	-1,35E+04	1,15E+04	-1.170	0.242409	
SLu_400132699	-1,60E+03	7,03E+03	-0.228	0.819455	
SLu_400139999	-5,27E+03	6,30E+03	-0.836	0.403610	
SLu_400152199	5,68E+03	5,77E+03	0.985	0.325022	
SLu_400152928	4,82E+03	8,75E+03	0.551	0.581925	
SLu_400153199	-2,63E+03	5,47E+03	-0.480	0.631153	
SLu_400159999	1,42E+03	5,05E+03	0.281	0.779129	
SLu_400179999	1,10E+03	1,15E+04	0.096	0.923735	
SLu_400181199	-3,11E+03	5,60E+03	-0.555	0.578923	
SLu_400182199	2,36E+03	6,04E+03	0.391	0.695667	
SLu_400182499	2,70E+03	6,60E+03	0.409	0.682611	
SLu_400182599	-3,95E+03	5,85E+03	-0.675	0.499859	
SLu_400182699	-7,89E+03	7,18E+03	-1.098	0.272581	
SLu_400182899	-3,00E+03	1,17E+04	-0.256	0.797809	
SLu_400183199	-4,72E+03	5,03E+03	-0.940	0.347486	
SLu_400183299	-2,28E+04	1,17E+04	-1.942	0.052473	.
SLu_400183499	-1,49E+04	5,76E+03	-2.579	0.010059	*
SLu_400189999	-6,24E+03	4,93E+03	-1.265	0.206082	
SLu_400211199	-1,63E+03	7,00E+03	-0.234	0.815375	
SLu_400212299	-1,21E+04	1,15E+04	-1.046	0.296047	
SLu_400212422	-1,22E+04	7,84E+03	-1.553	0.120682	
SLu_400212499	-2,74E+03	1,14E+04	-0.240	0.810296	
SLu_400213199	-3,18E+03	4,99E+03	-0.638	0.523678	
SLu_400213299	-1,18E+03	7,29E+03	-0.161	0.871738	
SLu_400213499	9,12E+03	1,14E+04	0.800	0.423791	
SLu_400219999	1,72E+03	4,92E+03	0.350	0.726457	
SLu_400222499	-1,61E+04	6,82E+03	-2.359	0.018510	*
SLu_400229999	-1,47E+04	1,15E+04	-1.271	0.203891	
SLu_400239999	-1,16E+04	7,97E+03	-1.449	0.147731	
SLu_400242199	-1,56E+04	8,80E+03	-1.771	0.076893	.
SLu_400243199	-1,28E+04	5,42E+03	-2.353	0.018821	*
SLu_400249999	-7,91E+03	5,69E+03	-1.390	0.164787	
SLu_400253199	-2,59E+03	9,10E+03	-0.284	0.776210	
SLu_400269999	3,07E+03	6,48E+03	0.474	0.635428	
SLu_400272999	-3,91E+04	1,18E+04	-3.318	0.000939	***
SLu_400299999	8,63E+03	7,68E+03	1.123	0.261603	
SLu_400312599	1,05E+04	1,15E+04	0.914	0.360990	
SLu_400313299	-3,57E+03	6,47E+03	-0.552	0.581021	
SLu_400313399	-4,80E+03	1,16E+04	-0.415	0.678448	
SLu_400313499	-7,52E+03	5,04E+03	-1.493	0.135835	
SLu_400319999	-3,72E+03	4,88E+03	-0.762	0.446181	
SLu_400329999	1,65E+03	5,54E+03	0.298	0.765453	
SLu_400339999	-2,62E+04	1,14E+04	-2.297	0.021825	*
SLu_400349999	-5,77E+03	4,85E+03	-1.189	0.234785	
SLu_400359999	-1,62E+04	8,81E+03	-1.839	0.066149	.
SLu_400379999	-2,37E+03	7,70E+03	-0.307	0.758704	
SPLu_400SI	-2,01E+03	1,39E+03	-1.449	0.147684	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 10.27 on 980 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2647,

Adjusted R-squared: 0.2062 F-statistic: 4.523 on 78 and 980 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo Multi Limos (USDA) = Slp2_25 + CuPP2_25 + FAc_25 +FAc2_25 + Tmp + Tmp2 + RaDi_25 + RaDr_25 + RaDu_25 + RaDu2_25 + FMIfeb_25 + NDVIJul_25 + CuP2_50 + CuPP_50 + FAc2_50 + DEM_100 + Slp2_100 + CuP2_100 + IOIjul_100 + Slp2_200 + RaDr_200 + RaDr2_200 + IOIfeb_200 + CMIjul_200 + NDVIJul_200 + DEM_400 + RaDi_400 + RaDi2_400 + CMIjul_400 + IOIjul_400 + NDVIJul_400 + LM_400 + SLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-35.147	-5.998	0.120	6.466	26.988

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	1,28E+06	4,72E+05	2.704	0.006971	**
Slp2_25	1,56E+01	5,81E+00	2.680	0.007487	**
CuPP2_25	-9,21E+02	4,66E+02	-1.978	0.048169	*
FAc_25	7,27E+02	4,07E+02	1.787	0.074210	.
FAc2_25	-1,30E+02	5,56E+01	-2.339	0.019546	*
Tmp	1,80E+04	6,28E+03	2.871	0.004178	**
Tmp2	-5,28E+02	2,06E+02	-2.566	0.010451	*
RaDi_25	4,24E+05	2,14E+05	1.979	0.048122	*
RaDr_25	-1,14E+04	6,75E+03	-1.681	0.093109	.
RaDu_25	-4,34E+04	2,46E+04	-1.761	0.078633	.
RaDu2_25	5,90E+03	3,26E+03	1.811	0.070453	.
FMIfeb_25	1,67E+03	1,01E+03	1.655	0.098306	.
NDVIJul_25	1,22E+04	6,42E+03	1.896	0.058209	.
CuP2_50	-3,09E+04	1,26E+04	-2.457	0.014201	*
CuPP_50	-5,35E+03	2,71E+03	-1.978	0.048239	*
FAc2_50	4,52E+01	2,69E+01	1.677	0.093816	.
DEM_100	-4,66E+01	2,44E+01	-1.911	0.056360	.
Slp2_100	-1,53E+01	7,10E+00	-2.148	0.031973	*
CuP2_100	4,33E+04	1,66E+04	2.610	0.009191	**
IOIjul_100	1,06E+04	5,52E+03	1.928	0.054099	.
Slp2_200	3,22E+01	9,15E+00	3.522	0.000449	***
RaDr_200	3,95E+05	8,48E+04	4.655	3.69e-06	***
RaDr2_200	-1,45E+05	3,12E+04	-4.639	3.98e-06	***
IOIfeb_200	-9,35E+03	3,96E+03	-2.359	0.018502	*
CMIjul_200	4,65E+03	3,13E+03	1.486	0.137618	
NDVIJul_200	-1,21E+04	7,51E+03	-1.608	0.108173	
DEM_400	5,76E+01	2,73E+01	2.110	0.035111	*
RaDi_400	-1,13E+07	3,57E+06	-3.180	0.001519	**
RaDi2_400	1,88E+07	6,13E+06	3.063	0.002251	**
CMIjul_400	-4,54E+03	3,28E+03	-1.383	0.166944	
IOIjul_400	-1,25E+04	5,94E+03	-2.104	0.035660	*
NDVIJul_400	1,33E+04	8,08E+03	1.651	0.099161	.
LM_40011	2,78E+04	1,10E+04	2.515	0.012077	*
LM_40012	2,98E+04	1,10E+04	2.697	0.007115	**
LM_40013	2,85E+04	1,12E+04	2.552	0.010878	*
LM_40014	2,49E+04	1,11E+04	2.241	0.025259	*
LM_40015	2,43E+04	1,15E+04	2.121	0.034148	*
LM_40016	2,55E+04	1,09E+04	2.340	0.019503	*
LM_40017	2,02E+04	1,10E+04	1.845	0.065331	.
LM_40018	2,67E+04	1,10E+04	2.436	0.015047	*
LM_40019	2,75E+04	1,09E+04	2.524	0.011765	*
LM_40020	2,52E+04	1,10E+04	2.301	0.021595	*
LM_40023	2,74E+04	1,09E+04	2.512	0.012171	*

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
LM_40024	3,20E+04	1,20E+04	2.676	0.007585	**
LM_40025	2,54E+04	1,13E+04	2.243	0.025150	*
LM_40026	2,28E+04	1,09E+04	2.085	0.037314	*
LM_40027	1,59E+04	1,16E+04	1.374	0.169886	
LM_40028	1,58E+04	1,24E+04	1.271	0.204002	
LM_40029	4,25E+04	1,33E+04	3.189	0.001472	**
SLu_400111599	7,43E+02	6,66E+03	0.112	0.911179	
SLu_400112199	-6,98E+03	1,12E+04	-0.622	0.534367	
SLu_400112699	-7,65E+03	5,47E+03	-1.399	0.162002	
SLu_400119999	-3,69E+03	5,31E+03	-0.695	0.487252	
SLu_400122299	-1,33E+04	1,14E+04	-1.164	0.244657	
SLu_400132699	-1,14E+03	6,98E+03	-0.163	0.870254	
SLu_400139999	-5,08E+03	6,25E+03	-0.814	0.416131	
SLu_400152199	6,68E+03	5,70E+03	1.171	0.242084	
SLu_400152928	3,35E+03	8,65E+03	0.388	0.698395	
SLu_400153199	-2,34E+03	5,43E+03	-0.430	0.666955	
SLu_400159999	7,71E+02	4,97E+03	0.155	0.876883	
SLu_400179999	7,56E+02	1,13E+04	0.067	0.946800	
SLu_400181199	-3,64E+03	5,54E+03	-0.657	0.511560	
SLu_400182199	3,06E+03	5,98E+03	0.512	0.609004	
SLu_400182499	3,81E+02	6,59E+03	0.058	0.953925	
SLu_400182599	-3,67E+03	5,82E+03	-0.631	0.528332	
SLu_400182699	-9,06E+03	7,16E+03	-1.265	0.206251	
SLu_400182899	-4,48E+03	1,16E+04	-0.387	0.699090	
SLu_400183199	-4,66E+03	4,99E+03	-0.935	0.350153	
SLu_400183299	-2,43E+04	1,17E+04	-2.080	0.037807	*
SLu_400183499	-1,42E+04	5,77E+03	-2.468	0.013746	*
SLu_400189999	-5,91E+03	4,89E+03	-1.210	0.226566	
SLu_400211199	-2,80E+03	6,92E+03	-0.405	0.685450	
SLu_400212299	-1,37E+04	1,14E+04	-1.201	0.230131	
SLu_400212422	-9,46E+03	7,78E+03	-1.216	0.224287	
SLu_400212499	-6,70E+03	1,13E+04	-0.592	0.553913	
SLu_400213199	-3,30E+03	4,95E+03	-0.666	0.505774	
SLu_400213299	-1,29E+03	7,25E+03	-0.177	0.859157	
SLu_400213499	1,09E+04	1,13E+04	0.972	0.331350	
SLu_400219999	1,85E+03	4,88E+03	0.379	0.704741	
SLu_400222499	-1,57E+04	6,76E+03	-2.324	0.020350	*
SLu_400229999	-1,36E+04	1,15E+04	-1.187	0.235684	
SLu_400239999	-1,18E+04	7,89E+03	-1.495	0.135256	
SLu_400242199	-1,22E+04	8,73E+03	-1.393	0.164066	
SLu_400243199	-1,19E+04	5,42E+03	-2.188	0.028910	*
SLu_400249999	-5,89E+03	5,66E+03	-1.040	0.298373	
SLu_400253199	-4,50E+03	9,09E+03	-0.495	0.620760	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_400269999	4,06E+03	6,45E+03	0.629	0.529546	
SLu_400272999	-3,57E+04	1,17E+04	-3.044	0.002395	**
SLu_400299999	1,31E+04	7,74E+03	1.688	0.091769	.
SLu_400312599	1,00E+04	1,13E+04	0.885	0.376628	
SLu_400313299	-4,52E+03	6,40E+03	-0.707	0.480026	
SLu_400313399	-3,62E+03	1,15E+04	-0.316	0.752419	
SLu_400313499	-7,59E+03	5,00E+03	-1.518	0.129307	
SLu_400319999	-3,95E+03	4,84E+03	-0.817	0.414008	
SLu_400329999	1,27E+02	5,47E+03	0.023	0.981449	
SLu_400339999	-2,69E+04	1,13E+04	-2.382	0.017417	*
SLu_400349999	-5,88E+03	4,82E+03	-1.219	0.223122	
SLu_400359999	-1,83E+04	8,69E+03	-2.109	0.035180	*
SLu_400379999	-2,61E+03	7,66E+03	-0.341	0.733153	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 10.11 on 960 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.302,

Adjusted R-squared: 0.2307 F-statistic: 4.237 on 98 and 960 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 25 Arenas (USDA) = DEM_25 + DEM2_25 + CuP_25 + FAc_25 + FAc2_25 + Pr + Pr2 + NDVIJul_25 + LM_25 + SLu_25 + SPLu_25

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-35.532	-10.351	-0.155	9.066	50.970

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	1,36E+05	2,77E+04	4.930	9.63e-07	***
DEM_25	4,45E+01	9,56E+00	4.656	3.67e-06	***
DEM2_25	-3,29E-02	7,16E-03	-4.587	5.08e-06	***
CuP_25	-5,06E+03	2,05E+03	-2.463	0.013939	*
FAc_25	-9,42E+02	6,32E+02	-1.492	0.135971	
FAc2_25	1,29E+02	7,99E+01	1.612	0.107213	
Pr	-4,70E+02	1,28E+02	-3.664	0.000261	***
Pr2	5,88E-01	1,55E-01	3.795	0.000157	***
NDVIJul_25	-1,84E+04	5,56E+03	-3.306	0.000982	***
LM_2512	-1,27E+03	3,02E+03	-0.421	0.673630	
LM_2513	7,45E+03	5,47E+03	1.363	0.173174	
LM_2514	-3,37E+03	4,21E+03	-0.801	0.423167	
LM_2515	6,69E+02	5,59E+03	0.120	0.904758	
LM_2516	1,98E+03	2,70E+03	0.734	0.463236	
LM_2517	9,40E+03	2,70E+03	3.478	0.000528	***
LM_2518	1,97E+03	2,79E+03	0.708	0.479182	
LM_2519	-1,53E+03	2,44E+03	-0.626	0.531666	
LM_2520	1,37E+03	3,30E+03	0.416	0.677491	
LM_2523	-3,76E+02	2,52E+03	-0.149	0.881646	
LM_2524	-5,67E+02	9,15E+03	-0.062	0.950583	
LM_2525	2,90E+03	4,67E+03	0.621	0.534798	
LM_2526	8,02E+03	3,66E+03	2.195	0.028422	*
LM_2527	1,49E+04	6,03E+03	2.468	0.013755	*
LM_2528	2,38E+02	1,47E+04	0.016	0.987144	
LM_2529	4,04E+03	7,56E+03	0.534	0.593717	
SLu_25111399	-1,98E+04	1,59E+04	-1.248	0.212310	
SLu_25111599	-1,99E+04	1,56E+04	-1.278	0.201539	
SLu_25112199	-3,83E+03	2,07E+04	-0.185	0.853147	
SLu_25112699	-2,01E+04	1,53E+04	-1.313	0.189579	
SLu_25119999	-1,61E+04	1,52E+04	-1.060	0.289516	
SLu_25122299	-7,00E+03	2,07E+04	-0.338	0.735637	
SLu_25132699	-2,28E+04	1,70E+04	-1.345	0.178944	
SLu_25139999	-1,36E+04	1,56E+04	-0.873	0.383142	
SLu_25149999	-1,96E+04	2,05E+04	-0.953	0.340845	
SLu_25152199	-3,10E+04	1,52E+04	-2.046	0.041002	*
SLu_25152928	-2,14E+04	1,67E+04	-1.282	0.200007	
SLu_25153199	-2,07E+04	1,51E+04	-1.367	0.171926	
SLu_25159999	-2,67E+04	1,47E+04	-1.820	0.069119	.
SLu_25179999	-9,95E+03	2,06E+04	-0.482	0.629705	
SLu_25181199	-1,94E+04	1,53E+04	-1.271	0.204011	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_25182099	-2,93E+04	2,13E+04	-1.375	0.169523	
SLu_25182199	-1,84E+04	1,56E+04	-1.176	0.240051	
SLu_25182499	-1,56E+04	1,59E+04	-0.978	0.328376	
SLu_25182599	-1,15E+04	1,55E+04	-0.745	0.456694	
SLu_25182699	-2,14E+04	1,70E+04	-1.261	0.207761	
SLu_25182899	-4,70E+04	2,09E+04	-2.244	0.025025	*
SLu_25183199	-1,59E+04	1,48E+04	-1.080	0.280587	
SLu_25183299	-1,61E+04	1,83E+04	-0.876	0.381433	
SLu_25183499	-2,87E+03	1,54E+04	-0.186	0.852626	
SLu_25189999	-1,56E+04	1,48E+04	-1.055	0.291671	
SLu_25199999	5,33E+03	1,82E+04	0.293	0.769369	
SLu_25211199	-1,03E+04	1,65E+04	-0.627	0.531045	
SLu_25212299	-7,90E+03	2,07E+04	-0.381	0.703207	
SLu_25212422	-7,82E+03	1,66E+04	-0.471	0.637482	
SLu_25212499	-1,94E+04	2,06E+04	-0.940	0.347496	
SLu_25213199	-2,08E+04	1,47E+04	-1.410	0.158890	
SLu_25213299	-2,92E+04	1,67E+04	-1.750	0.080374	.
SLu_25213499	-2,75E+04	1,78E+04	-1.543	0.123182	
SLu_25219999	-2,56E+04	1,47E+04	-1.748	0.080828	.
SLu_25222499	6,71E+02	1,64E+04	0.041	0.967452	
SLu_25229999	-6,11E+03	2,07E+04	-0.295	0.768281	
SLu_25239999	-9,92E+03	1,70E+04	-0.582	0.560725	
SLu_25242199	-1,83E+03	1,79E+04	-0.102	0.918485	
SLu_25243199	-8,11E+03	1,50E+04	-0.540	0.589042	
SLu_25249999	-1,59E+04	1,53E+04	-1.040	0.298553	
SLu_25253199	-2,02E+04	1,79E+04	-1.131	0.258272	
SLu_25269999	-3,34E+04	1,60E+04	-2.092	0.036693	*
SLu_25299999	-3,42E+04	1,70E+04	-2.014	0.044279	*
SLu_25312599	-2,85E+04	2,06E+04	-1.385	0.166486	
SLu_25313299	-1,53E+04	1,58E+04	-0.963	0.335946	
SLu_25313399	-8,91E+03	2,08E+04	-0.428	0.668770	
SLu_25313499	-1,02E+04	1,48E+04	-0.690	0.490370	
SLu_25319999	-1,74E+04	1,47E+04	-1.184	0.236787	
SLu_25329999	-2,14E+04	1,52E+04	-1.409	0.159050	
SLu_25339999	-3,58E+03	2,07E+04	-0.173	0.862908	
SLu_25349999	-1,45E+04	1,47E+04	-0.990	0.322490	
SLu_25359999	9,07E+03	1,79E+04	0.507	0.612300	
SLu_25379999	-1,24E+03	1,65E+04	-0.075	0.939848	
SPLu_25SI	-3,18E+03	2,02E+03	-1.578	0.114812	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 14.39 on 980 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2855,

Adjusted R-squared: 0.2287 F-statistic: 5.021 on 78 and 980 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 50 Arenas (USDA) = DEM_50 + DEM2_50 + Slp2_50 + CuP_50 + CuP2_50 + FAc_50 + Pr + Pr2 + RaDr_50 + RaDr2_50 + FMIfeb_50 + FMIjul_50 + IOIjul_50 + NDVIFeb_50 +

LM_50 + SLu_50 + SPLu_50

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-34.603	-9.628	-0.467	8.990	48.904

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	1,72E+05	4,47E+04	3.845	0.000128	***
DEM_50	4,44E+01	9,64E+00	4.608	4.61e-06	***
DEM2_50	-3,23E-02	7,29E-03	-4.436	1.02e-05	***
Slp2_50	-8,21E+00	3,98E+00	-2.064	0.039295	*
CuP_50	-1,15E+04	4,64E+03	-2.476	0.013471	*
CuP2_50	3,63E+04	1,51E+04	2.411	0.016074	*
FAc_50	-6,70E+02	3,17E+02	-2.116	0.034626	*
Pr	-4,77E+02	1,29E+02	-3.693	0.000234	***
Pr2	5,83E-01	1,57E-01	3.709	0.000220	***
RaDr_50	-9,36E+04	5,50E+04	-1.703	0.088876	.
RaDr2_50	3,70E+04	2,14E+04	1.727	0.084435	.
FMIfeb_50	-3,80E+03	2,07E+03	-1.842	0.065756	.
FMIjul_50	4,45E+03	2,46E+03	1.811	0.070417	.
IOIjul_50	8,50E+03	5,81E+03	1.462	0.143942	
NDVIFeb_50	-9,37E+03	5,37E+03	-1.746	0.081157	.
LM_5012	-3,36E+03	3,02E+03	-1.110	0.267423	
LM_5013	3,94E+03	5,26E+03	0.749	0.453744	
LM_5014	-5,56E+03	4,07E+03	-1.366	0.172231	
LM_5015	-2,41E+03	5,98E+03	-0.402	0.687455	
LM_5016	1,97E+02	2,74E+03	0.072	0.942836	
LM_5017	7,85E+03	2,73E+03	2.881	0.004047	**
LM_5018	2,57E+02	2,80E+03	0.092	0.926926	
LM_5019	-3,00E+03	2,47E+03	-1.217	0.223998	
LM_5020	1,31E+03	3,39E+03	0.385	0.700477	
LM_5023	-1,93E+03	2,54E+03	-0.759	0.448078	
LM_5024	-3,97E+03	9,17E+03	-0.433	0.665420	
LM_5025	1,48E+03	4,85E+03	0.304	0.761032	
LM_5026	7,20E+03	3,70E+03	1.947	0.051765	.
LM_5027	1,26E+04	5,72E+03	2.195	0.028389	*
LM_5028	1,72E+03	1,48E+04	0.116	0.907700	
LM_5029	6,10E+03	8,77E+03	0.696	0.486513	
SLu_50111599	-1,75E+03	8,29E+03	-0.211	0.832578	
SLu_50112199	1,64E+04	1,57E+04	1.047	0.295508	
SLu_50112699	-1,70E+02	7,38E+03	-0.023	0.981594	
SLu_50119999	5,30E+03	7,11E+03	0.745	0.456498	
SLu_50122299	1,55E+04	1,59E+04	0.972	0.331438	
SLu_50132699	-2,74E+03	1,04E+04	-0.264	0.791712	
SLu_50139999	6,89E+03	7,92E+03	0.871	0.384221	
SLu_50149999	2,58E+03	1,58E+04	0.164	0.870052	
SLu_50152199	-1,11E+04	7,47E+03	-1.487	0.137231	
SLu_50152928	-2,65E+03	1,04E+04	-0.253	0.799943	
SLu_50153199	-4,55E+02	7,27E+03	-0.063	0.950101	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_50159999	-6,63E+03	6,61E+03	-1.003	0.315899	
SLu_50179999	1,17E+04	1,58E+04	0.742	0.458031	
SLu_50181199	8,10E+02	7,35E+03	0.110	0.912352	
SLu_50182199	2,12E+03	8,22E+03	0.258	0.796566	
SLu_50182499	5,62E+03	8,63E+03	0.652	0.514509	
SLu_50182599	8,28E+03	7,93E+03	1.044	0.296850	
SLu_50182699	-2,45E+03	1,05E+04	-0.232	0.816213	
SLu_50182899	-2,64E+04	1,61E+04	-1.639	0.101582	
SLu_50183199	4,88E+03	6,48E+03	0.754	0.451062	
SLu_50183299	2,64E+03	1,25E+04	0.211	0.833011	
SLu_50183499	1,59E+04	8,00E+03	1.989	0.046985	*
SLu_50189999	4,92E+03	6,37E+03	0.772	0.440031	
SLu_50199999	2,69E+04	1,29E+04	2.085	0.037322	*
SLu_50211199	9,02E+03	9,43E+03	0.956	0.339098	
SLu_50212299	1,48E+04	1,59E+04	0.929	0.353270	
SLu_50212422	1,20E+04	9,90E+03	1.214	0.224983	
SLu_50212499	3,58E+03	1,58E+04	0.227	0.820462	
SLu_50213199	1,31E+02	6,46E+03	0.020	0.983796	
SLu_50213299	-9,22E+03	1,04E+04	-0.886	0.375720	
SLu_50213499	-8,47E+03	1,20E+04	-0.706	0.480374	
SLu_50219999	-4,74E+03	6,35E+03	-0.746	0.456117	
SLu_50222499	2,16E+04	9,64E+03	2.241	0.025277	*
SLu_50229999	1,46E+04	1,60E+04	0.912	0.362034	
SLu_50239999	1,04E+04	1,08E+04	0.958	0.338138	
SLu_50242199	2,06E+04	1,21E+04	1.704	0.088606	.
SLu_50243199	1,31E+04	7,15E+03	1.826	0.068133	.
SLu_50249999	5,58E+03	7,68E+03	0.727	0.467639	
SLu_50253199	1,23E+03	1,21E+04	0.101	0.919203	
SLu_50269999	-1,47E+04	8,67E+03	-1.699	0.089690	.
SLu_50299999	-1,11E+04	1,04E+04	-1.065	0.287365	
SLu_50312599	-7,20E+03	1,58E+04	-0.455	0.649166	
SLu_50313299	4,40E+03	8,70E+03	0.506	0.612833	
SLu_50313399	1,16E+04	1,60E+04	0.724	0.469264	
SLu_50313499	9,30E+03	6,58E+03	1.412	0.158241	
SLu_50319999	2,31E+03	6,28E+03	0.368	0.713087	
SLu_50329999	-7,85E+02	7,50E+03	-0.105	0.916665	
SLu_50339999	1,62E+04	1,58E+04	1.026	0.305072	
SLu_50349999	5,60E+03	6,24E+03	0.898	0.369436	
SLu_50359999	3,07E+04	1,21E+04	2.549	0.010946	*
SLu_50379999	1,92E+04	9,73E+03	1.969	0.049287	*
SPLu_50SI	-2,75E+03	1,99E+03	-1.380	0.167852	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 14.39 on 976 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2889,

Adjusted R-squared: 0.2291 F-statistic: 4.835 on 82 and 976 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 100 Arenas (USDA) = DEM_100 + DEM2_100 + Slp2_100 + Pr + Pr2 + RaDr_100 + RaDr2_100 + NDVIJul_100 + LM_100 + SLu_100

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-35.155	-10.377	-0.375	9.079	51.629

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	2,38E+05	5,53E+04	4.307	1.82e-05	***
DEM_100	4,74E+01	9,71E+00	4.879	1.25e-06	***
DEM2_100	-3,47E-02	7,36E-03	-4.714	2.78e-06	***
Slp2_100	-9,73E+00	4,90E+00	-1.984	0.047574	*
Pr	-4,89E+02	1,30E+02	-3.768	0.000175	***
Pr2	6,07E-01	1,58E-01	3.848	0.000127	***
RaDr_100	-1,57E+05	7,17E+04	-2.182	0.029369	*
RaDr2_100	5,85E+04	2,74E+04	2.135	0.033005	*
NDVIJul_100	-1,32E+04	5,91E+03	-2.224	0.026355	*
LM_10011	-1,48E+04	1,51E+04	-0.978	0.328494	
LM_10012	-1,63E+04	1,51E+04	-1.080	0.280527	
LM_10013	-7,49E+03	1,56E+04	-0.480	0.631581	
LM_10014	-1,76E+04	1,53E+04	-1.147	0.251524	
LM_10015	-1,87E+04	1,57E+04	-1.192	0.233471	
LM_10016	-1,38E+04	1,50E+04	-0.917	0.359484	
LM_10017	-5,49E+03	1,51E+04	-0.364	0.715675	
LM_10018	-1,35E+04	1,50E+04	-0.899	0.369107	
LM_10019	-1,67E+04	1,50E+04	-1.117	0.264202	
LM_10020	-1,40E+04	1,51E+04	-0.925	0.355247	
LM_10023	-1,48E+04	1,50E+04	-0.985	0.324951	
LM_10024	-1,80E+04	1,74E+04	-1.034	0.301260	
LM_10025	-1,17E+04	1,55E+04	-0.758	0.448417	
LM_10026	-7,59E+03	1,49E+04	-0.509	0.610913	
LM_10027	1,91E+02	1,59E+04	0.012	0.990419	
LM_10028	-1,40E+04	2,09E+04	-0.667	0.504774	
LM_10029	-1,22E+04	1,67E+04	-0.729	0.466104	
SLu_100111599	-2,13E+03	8,23E+03	-0.259	0.795574	
SLu_100112199	1,67E+04	1,57E+04	1.064	0.287594	
SLu_100112699	-4,74E+02	7,30E+03	-0.065	0.948206	
SLu_100119999	5,32E+03	7,08E+03	0.752	0.452285	
SLu_100122299	1,60E+04	1,60E+04	1.003	0.315986	
SLu_100132699	-3,35E+03	1,04E+04	-0.323	0.746947	
SLu_100139999	8,06E+03	8,14E+03	0.991	0.321904	
SLu_100149999	2,75E+02	1,58E+04	0.017	0.986100	
SLu_100152199	-1,12E+04	7,46E+03	-1.506	0.132330	
SLu_100152928	-4,73E+03	1,04E+04	-0.455	0.649227	
SLu_100153199	-3,56E+02	7,27E+03	-0.049	0.960935	
SLu_100159999	-8,41E+03	6,53E+03	-1.287	0.198321	
SLu_100181199	5,89E+02	7,34E+03	0.080	0.936052	
SLu_100182099	-1,01E+04	1,67E+04	-0.609	0.542800	
SLu_100182199	1,44E+03	8,22E+03	0.175	0.860732	
SLu_100182499	5,57E+03	8,62E+03	0.646	0.518538	
SLu_100182599	8,10E+03	7,89E+03	1.027	0.304677	
SLu_100182699	3,00E+02	1,05E+04	0.029	0.977199	
SLu_100182899	-2,61E+04	1,60E+04	-1.628	0.103929	
SLu_100183199	4,74E+03	6,45E+03	0.734	0.462918	
SLu_100183299	7,92E+02	1,25E+04	0.064	0.949253	
SLu_100183499	1,78E+04	7,80E+03	2.285	0.022543	*
SLu_100189999	5,71E+03	6,35E+03	0.899	0.369041	
SLu_100199999	2,79E+04	1,22E+04	2.287	0.022434	*
SLu_100211199	8,68E+03	9,43E+03	0.920	0.357876	
SLu_100212299	1,36E+04	1,59E+04	0.854	0.393263	
SLu_100212422	1,23E+04	9,84E+03	1.253	0.210365	
SLu_100212499	1,46E+03	1,58E+04	0.093	0.926108	
SLu_100213199	-6,81E+02	6,45E+03	-0.106	0.915950	
SLu_100213299	-7,16E+03	9,69E+03	-0.739	0.460044	
SLu_100213499	-2,75E+04	1,58E+04	-1.742	0.081790	.
SLu_100219999	-5,47E+03	6,34E+03	-0.863	0.388304	
SLu_100222499	2,25E+04	9,64E+03	2.335	0.019749	*
SLu_100229999	1,67E+04	1,60E+04	1.047	0.295430	
SLu_100239999	1,08E+04	1,08E+04	1.002	0.316478	
SLu_100242199	1,91E+04	1,20E+04	1.582	0.113967	
SLu_100243199	1,27E+04	7,15E+03	1.772	0.076622	.
SLu_100249999	5,42E+03	7,69E+03	0.705	0.481027	
SLu_100253199	1,63E+03	1,20E+04	0.135	0.892555	
SLu_100269999	-1,33E+04	8,66E+03	-1.538	0.124421	
SLu_100299999	-1,15E+04	1,04E+04	-1.105	0.269602	
SLu_100312599	-8,12E+03	1,58E+04	-0.514	0.607145	
SLu_100313299	1,96E+03	8,60E+03	0.227	0.820130	
SLu_100313399	2,09E+04	1,58E+04	1.327	0.184952	
SLu_100313499	9,51E+03	6,54E+03	1.453	0.146413	
SLu_100319999	2,99E+03	6,27E+03	0.477	0.633132	
SLu_100329999	-2,23E+03	7,42E+03	-0.300	0.764059	
SLu_100339999	1,69E+04	1,58E+04	1.069	0.285329	
SLu_100349999	5,34E+03	6,23E+03	0.857	0.391400	
SLu_100359999	3,00E+04	1,20E+04	2.496	0.012731	*
SLu_100379999	2,03E+04	9,63E+03	2.104	0.035604	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 14.43 on 982 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.2804,

Adjusted R-squared: 0.2247 F-statistic: 5.034 on 76 and 982 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 200 Arenas (USDA) = DEM_200 + DEM2_200 + Slp_200 + Slp2_200 + FAc2_200 + Pr + Pr2 + RaDr_200 + RaDr2_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + FMIfeb_200 + FMIjul_200 + IOIjul_200 + NDVIFeb_200 + NDVIJul_200 + LM_200 + SLu_200

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-35.645	-10.192	-0.527	8.818	48.261

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	1,61E+05	1,34E+05	1.206	0.228157	
DEM_200	4,29E+01	9,67E+00	4.433	1.04e-05	***
DEM2_200	-3,25E-02	7,43E-03	-4.379	1.32e-05	***
Slp_200	9,05E+02	3,97E+02	2.281	0.022760	*
Slp2_200	-6,80E+01	1,84E+01	-3.700	0.000227	***
FAc2_200	5,08E+01	3,70E+01	1.373	0.170098	
Pr	-4,92E+02	1,29E+02	-3.829	0.000137	***
Pr2	6,01E-01	1,58E-01	3.805	0.000151	***
RaDr_200	-4,22E+05	1,17E+05	-3.622	0.000307	***
RaDr2_200	1,57E+05	4,33E+04	3.627	0.000302	***
RaDu_200	1,17E+05	7,39E+04	1.590	0.112114	
RaDu2_200	-1,51E+04	9,38E+03	-1.610	0.107647	
FMIfeb_200	-6,37E+03	2,36E+03	-2.703	0.006985	**
FMIjul_200	9,25E+03	3,48E+03	2.657	0.008017	**
IOIjul_200	1,48E+04	7,37E+03	2.008	0.044935	*
NDVIFeb_200	-1,93E+04	6,34E+03	-3.047	0.002375	**
NDVIJul_200	1,60E+04	1,13E+04	1.411	0.158561	
LM_20012	-7,45E+02	3,14E+03	-0.237	0.812695	
LM_20013	5,22E+03	4,99E+03	1.046	0.295775	
LM_20014	-3,48E+03	3,85E+03	-0.903	0.366602	
LM_20015	-5,57E+01	6,11E+03	-0.009	0.992731	
LM_20016	1,86E+03	2,84E+03	0.655	0.512310	
LM_20017	8,70E+03	2,71E+03	3.206	0.001391	**
LM_20018	1,30E+03	2,90E+03	0.446	0.655478	
LM_20019	2,49E+02	2,52E+03	0.099	0.921120	
LM_20020	2,23E+03	3,42E+03	0.651	0.515181	
LM_20023	1,03E+02	2,63E+03	0.039	0.968784	
LM_20024	9,98E+01	9,53E+03	0.010	0.991653	
LM_20025	-1,21E+03	4,87E+03	-0.249	0.803233	
LM_20026	7,69E+03	3,55E+03	2.167	0.030494	*
LM_20027	1,90E+04	6,39E+03	2.972	0.003030	**
LM_20028	5,20E+03	1,08E+04	0.483	0.628867	
LM_20029	-2,74E+03	1,06E+04	-0.260	0.795183	
SLu_200111599	-3,26E+03	8,30E+03	-0.393	0.694391	
SLu_200112199	1,44E+04	1,55E+04	0.930	0.352623	
SLu_200112699	-1,22E+02	7,24E+03	-0.017	0.986578	
SLu_200119999	3,53E+03	6,96E+03	0.507	0.612501	
SLu_200122299	1,65E+04	1,58E+04	1.045	0.296300	
SLu_200132699	-6,23E+03	1,03E+04	-0.607	0.544262	
SLu_200139999	7,55E+03	8,07E+03	0.936	0.349757	
SLu_200149999	-4,02E+02	1,56E+04	-0.026	0.979435	
SLu_200152199	-1,12E+04	7,41E+03	-1.509	0.131706	
SLu_200152928	-4,98E+03	1,19E+04	-0.420	0.674642	
SLu_200153199	-5,28E+02	7,12E+03	-0.074	0.940906	
SLu_200159999	-8,38E+03	6,49E+03	-1.292	0.196607	
SLu_200181199	1,34E+03	7,24E+03	0.185	0.852877	
SLu_200182199	1,87E+03	8,16E+03	0.229	0.818814	
SLu_200182499	-1,19E+03	8,98E+03	-0.132	0.894692	
SLu_200182599	8,50E+03	8,29E+03	1.025	0.305738	
SLu_200182699	3,77E+03	9,64E+03	0.391	0.695639	
SLu_200182899	-2,12E+04	1,60E+04	-1.327	0.184922	
SLu_200183199	2,66E+03	6,40E+03	0.416	0.677599	
SLu_200183299	4,81E+03	1,24E+04	0.389	0.697597	
SLu_200183499	1,88E+04	7,92E+03	2.379	0.017536	*
SLu_200189999	5,16E+03	6,32E+03	0.817	0.414050	
SLu_200199999	5,46E+04	1,64E+04	3.335	0.000885	***
SLu_200211199	6,54E+03	9,36E+03	0.699	0.484866	
SLu_200212422	9,97E+03	1,21E+04	0.825	0.409834	
SLu_200212499	-2,35E+01	1,56E+04	-0.002	0.998800	
SLu_200213199	-1,97E+03	6,42E+03	-0.307	0.758901	
SLu_200213299	-2,44E+02	1,07E+04	-0.023	0.981799	
SLu_200213499	-2,71E+04	1,56E+04	-1.739	0.082357	.
SLu_200219999	-6,16E+03	6,29E+03	-0.978	0.328112	
SLu_200222499	1,93E+04	8,67E+03	2.225	0.026296	*
SLu_200229999	1,70E+04	1,21E+04	1.401	0.161426	
SLu_200239999	1,38E+04	1,07E+04	1.299	0.194164	
SLu_200242199	2,19E+04	1,19E+04	1.830	0.067498	.
SLu_200243199	1,24E+04	7,05E+03	1.762	0.078326	.
SLu_200249999	6,68E+03	7,65E+03	0.874	0.382602	
SLu_200253199	-6,07E+03	1,27E+04	-0.476	0.633831	
SLu_200269999	-1,74E+04	8,34E+03	-2.090	0.036864	*
SLu_200299999	-1,42E+04	1,05E+04	-1.357	0.175094	
SLu_200312599	-4,25E+03	1,58E+04	-0.270	0.787240	
SLu_200313299	1,68E+03	8,51E+03	0.198	0.843345	
SLu_200313399	2,08E+04	1,57E+04	1.327	0.184964	
SLu_200313499	7,70E+03	6,48E+03	1.189	0.234697	
SLu_200319999	1,81E+03	6,23E+03	0.291	0.770996	
SLu_200329999	-1,74E+03	7,23E+03	-0.240	0.810439	
SLu_200339999	1,70E+04	1,57E+04	1.086	0.277646	
SLu_200349999	4,73E+03	6,18E+03	0.766	0.444026	
SLu_200359999	2,67E+04	1,19E+04	2.237	0.025513	*
SLu_200379999	6,24E+03	9,51E+03	0.656	0.512056	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 14.26 on 977 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3014,

Adjusted R-squared: 0.2435 F-statistic: 5.204 on 81 and 977 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 400 Arenas (USDA) = Slp_400 + Slp2_400 + CuPP2_400 + FAc2_400 + Tmp2 + Pr + Pr2 + RaDi_400 + RaDi2_400 + RaDr_400 + RaDr2_400 + RaDu_400 +

RaDu2_400 + CMIjul_400 + IOIjul_400 + NDVIJul_400 + LM_400 + SLu_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-34.834	-9.325	-0.656	8.744	48.254

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-1,92E+06	7,10E+05	-2.701	0.007041	**
Slp_400	8,43E+02	4,58E+02	1.841	0.065859	.
Slp2_400	-1,02E+02	2,84E+01	-3.580	0.000361	***
CuPP2_400	4,31E+05	1,96E+05	2.199	0.028100	*
FAc2_400	-7,13E+01	3,48E+01	-2.050	0.040636	*
Tmp2	-1,13E+02	7,65E+01	-1.479	0.139505	
Pr	-4,17E+02	1,23E+02	-3.382	0.000748	***
Pr2	4,80E-01	1,36E-01	3.535	0.000426	***
RaDi_400	1,42E+07	4,84E+06	2.937	0.003388	**
RaDi2_400	-2,53E+07	8,33E+06	-3.039	0.002441	**
RaDr_400	-6,09E+05	2,01E+05	-3.034	0.002481	**
RaDr2_400	2,22E+05	7,32E+04	3.030	0.002508	**
RaDu_400	2,44E+05	1,25E+05	1.948	0.051701	.
RaDu2_400	-3,01E+04	1,55E+04	-1.943	0.052279	.
CMIjul_400	8,89E+03	4,13E+03	2.151	0.031724	*
IOIjul_400	1,35E+04	7,10E+03	1.906	0.056901	.
NDVIJul_400	-2,87E+04	9,72E+03	-2.949	0.003264	**
LM_40011	-2,91E+04	1,51E+04	-1.934	0.053451	.
LM_40012	-2,95E+04	1,51E+04	-1.957	0.050663	.
LM_40013	-2,65E+04	1,52E+04	-1.740	0.082148	.
LM_40014	-2,96E+04	1,51E+04	-1.957	0.050595	.
LM_40015	-2,61E+04	1,56E+04	-1.675	0.094219	.
LM_40016	-2,62E+04	1,48E+04	-1.767	0.077603	.
LM_40017	-1,87E+04	1,50E+04	-1.251	0.211335	
LM_40018	-2,58E+04	1,49E+04	-1.724	0.085099	.
LM_40019	-2,90E+04	1,49E+04	-1.945	0.052072	.
LM_40020	-2,19E+04	1,49E+04	-1.473	0.140996	
LM_40023	-2,78E+04	1,49E+04	-1.865	0.062425	.
LM_40024	-3,17E+04	1,63E+04	-1.944	0.052167	.
LM_40025	-2,80E+04	1,54E+04	-1.818	0.069328	.
LM_40026	-2,08E+04	1,49E+04	-1.393	0.163857	
LM_40027	-1,05E+04	1,59E+04	-0.661	0.508920	
LM_40028	-2,36E+04	1,69E+04	-1.391	0.164541	
LM_40029	-4,01E+04	1,82E+04	-2.198	0.028184	*
SLu_400111599	-3,01E+03	9,25E+03	-0.326	0.744740	
SLu_400112199	2,11E+04	1,57E+04	1.346	0.178585	
SLu_400112699	3,71E+03	7,60E+03	0.488	0.625715	
SLu_400119999	2,97E+03	7,40E+03	0.401	0.688187	
SLu_400122299	1,91E+04	1,59E+04	1.203	0.229307	
SLu_400132699	7,04E+03	9,70E+03	0.726	0.468169	
SLu_400139999	6,72E+03	8,69E+03	0.773	0.439718	
SLu_400152199	-1,16E+04	7,97E+03	-1.460	0.144596	
SLu_400152928	-2,60E+03	1,21E+04	-0.215	0.829791	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_400153199	1,99E+03	7,58E+03	0.263	0.792686	
SLu_400159999	-5,78E+03	6,99E+03	-0.826	0.408916	
SLu_400179999	1,02E+04	1,58E+04	0.648	0.517146	
SLu_400181199	1,43E+03	7,73E+03	0.185	0.853178	
SLu_400182199	-3,17E+03	8,34E+03	-0.380	0.703780	
SLu_400182499	-1,45E+03	9,26E+03	-0.156	0.875969	
SLu_400182599	7,21E+03	8,08E+03	0.893	0.372319	
SLu_400182699	4,27E+03	9,92E+03	0.430	0.667048	
SLu_400182899	-2,33E+04	1,62E+04	-1.440	0.150131	
SLu_400183199	3,12E+03	6,94E+03	0.449	0.653221	
SLu_400183299	1,56E+04	1,62E+04	0.961	0.336599	*
SLu_400183499	1,86E+04	7,96E+03	2.334	0.019774	
SLu_400189999	4,63E+03	6,81E+03	0.680	0.496537	
SLu_400211199	8,07E+03	9,67E+03	0.834	0.404334	
SLu_400212299	1,67E+04	1,59E+04	1.046	0.295753	
SLu_400212422	1,52E+04	1,08E+04	1.404	0.160553	
SLu_400212499	4,69E+03	1,58E+04	0.298	0.765944	
SLu_400213199	-1,08E+02	6,89E+03	-0.016	0.987505	
SLu_400213299	-5,23E+02	1,01E+04	-0.052	0.958555	.
SLu_400213499	-2,61E+04	1,57E+04	-1.662	0.096796	
SLu_400219999	-5,34E+03	6,79E+03	-0.787	0.431746	.
SLu_400222499	1,79E+04	9,42E+03	1.905	0.057106	
SLu_400229999	2,01E+04	1,59E+04	1.259	0.208281	
SLu_400239999	9,87E+03	1,10E+04	0.894	0.371563	.
SLu_400242199	2,01E+04	1,21E+04	1.654	0.098515	.
SLu_400243199	1,25E+04	7,50E+03	1.671	0.095053	
SLu_400249999	4,92E+03	7,86E+03	0.627	0.531046	
SLu_400253199	-4,50E+02	1,26E+04	-0.036	0.971396	.
SLu_400269999	-1,57E+04	8,96E+03	-1.758	0.079141	**
SLu_400272999	4,63E+04	1,64E+04	2.829	0.004759	
SLu_400299999	-1,37E+04	1,06E+04	-1.290	0.197305	
SLu_400312599	-1,27E+04	1,59E+04	-0.804	0.421694	
SLu_400313299	4,94E+03	8,94E+03	0.552	0.580802	
SLu_400313399	1,13E+04	1,61E+04	0.706	0.480656	
SLu_400313499	7,54E+03	6,96E+03	1.084	0.278786	
SLu_400319999	2,51E+03	6,73E+03	0.373	0.709408	
SLu_400329999	-4,64E+02	7,65E+03	-0.061	0.951625	
SLu_400339999	1,78E+04	1,58E+04	1.127	0.259964	
SLu_400349999	5,39E+03	6,70E+03	0.804	0.421382	*
SLu_400359999	2,67E+04	1,22E+04	2.182	0.029335	
SLu_400379999	3,76E+03	1,06E+04	0.353	0.724320	
SPLu_400SI	-3,00E+03	1,92E+03	-1.564	0.118157	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 14.16 on 974 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3125,

Adjusted R-squared: 0.2532 F-statistic: 5.27 on 84 and 974 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo Multi Arenas (USDA) = Pr + Pr2 + RaDr2_25 + FMIfeb_25 + CMIjul_25 + NDVIJul_25 + CuP_50 + CuP2_50 + FAc2_50 + CMIjul_50 + DEM2_100 + FAc_100 + FAc2_100 + FMIfeb_100 + FMIjul_100 + IOIjul_100 + SLu_100 + Slp_200 + Slp2_200 + CuPP_200 + FAc2_200 + RaDr_200 + RaDr2_200 + FMIfeb_200 + FMIjul_200 + IOIjul_200 + NDVIFeb_200 + NDVIJul_200 + DEM2_400 + CuPP2_400 + FAc2_400 + RaDi_400 + RaDu_400 + RaDu2_400 + CMIjul_400 + NDVIJul_400 + LM_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-34.369	-9.020	-0.615	8.194	48.056

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-3,82E+05	2,44E+05	-1.568	0.117254	
Pr	-3,22E+02	1,09E+02	-2.969	0.003063	**
Pr2	4,36E-01	1,37E-01	3.176	0.001539	**
RaDr2_25	4,74E+03	3,44E+03	1.380	0.167942	
FMIfeb_25	-3,57E+03	2,15E+03	-1.666	0.096016	.
CMIjul_25	9,07E+03	5,27E+03	1.720	0.085711	.
NDVIJul_25	-1,50E+04	1,10E+04	-1.367	0.171855	
CuP_50	-1,09E+04	4,59E+03	-2.370	0.017992	*
CuP2_50	2,97E+04	1,47E+04	2.019	0.043757	*
FAc2_50	-6,42E+01	4,15E+01	-1.549	0.121637	
CMIjul_50	-1,38E+04	6,11E+03	-2.263	0.023869	*
DEM2_100	2,93E-02	1,80E-02	1.627	0.104137	
FAc_100	-1,57E+03	6,67E+02	-2.349	0.019023	*
FAc2_100	2,04E+02	9,74E+01	2.090	0.036874	*
FMIfeb_100	4,16E+03	2,75E+03	1.513	0.130499	
FMIjul_100	-8,53E+03	3,33E+03	-2.560	0.010633	*
IOIjul_100	-1,44E+04	8,87E+03	-1.625	0.104572	
SLu_100111599	-5,58E+03	8,24E+03	-0.677	0.498496	
SLu_100112199	1,61E+04	1,52E+04	1.063	0.287857	
SLu_100112699	7,70E+02	7,10E+03	0.108	0.913667	
SLu_100119999	3,70E+03	6,86E+03	0.539	0.589934	
SLu_100122299	1,76E+04	1,54E+04	1.139	0.255047	
SLu_100132699	-2,61E+03	1,01E+04	-0.258	0.796580	
SLu_100139999	7,38E+03	7,86E+03	0.939	0.348111	
SLu_100149999	2,56E+03	1,53E+04	0.167	0.867126	
SLu_100152199	-1,13E+04	7,25E+03	-1.555	0.120359	
SLu_100152928	-5,12E+03	1,01E+04	-0.506	0.613089	
SLu_100153199	-2,06E+03	7,04E+03	-0.293	0.769906	
SLu_100159999	-6,07E+03	6,40E+03	-0.948	0.343581	
SLu_100181199	1,45E+03	7,18E+03	0.202	0.840071	
SLu_100182099	-2,38E+04	1,66E+04	-1.434	0.151825	
SLu_100182199	1,59E+03	8,05E+03	0.197	0.843824	
SLu_100182499	2,27E+03	8,42E+03	0.270	0.787071	
SLu_100182599	7,87E+03	7,75E+03	1.015	0.310182	
SLu_100182699	-3,70E+03	1,03E+04	-0.359	0.719519	
SLu_100182899	-2,33E+04	1,58E+04	-1.472	0.141297	
SLu_100183199	2,96E+03	6,32E+03	0.469	0.639509	
SLu_100183299	3,61E+03	1,24E+04	0.292	0.770512	
SLu_100183499	1,61E+04	7,53E+03	2.132	0.033230	*
SLu_100189999	4,19E+03	6,19E+03	0.677	0.498511	
SLu_100199999	2,79E+04	1,30E+04	2.144	0.032270	*
SLu_100211199	5,27E+03	9,19E+03	0.573	0.566560	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_100212299	2,26E+04	1,55E+04	1.458	0.145180	
SLu_100212422	1,03E+04	9,64E+03	1.066	0.286660	
SLu_100212499	1,68E+03	1,54E+04	0.109	0.913043	
SLu_100213199	-1,53E+03	6,27E+03	-0.243	0.807931	
SLu_100213299	-5,14E+03	9,58E+03	-0.537	0.591612	
SLu_100213499	-3,05E+04	1,53E+04	-1.999	0.045917	*
SLu_100219999	-6,02E+03	6,16E+03	-0.978	0.328560	
SLu_100222499	1,98E+04	9,49E+03	2.086	0.037222	*
SLu_100229999	1,53E+04	1,56E+04	0.982	0.326553	
SLu_100239999	9,52E+03	1,06E+04	0.901	0.367742	
SLu_100242199	1,63E+04	1,18E+04	1.381	0.167570	
SLu_100243199	1,13E+04	6,94E+03	1.622	0.105037	
SLu_100249999	5,30E+03	7,51E+03	0.706	0.480287	
SLu_100253199	3,69E+03	1,14E+04	0.324	0.746212	
SLu_100269999	-1,38E+04	8,51E+03	-1.623	0.104965	
SLu_100299999	-1,68E+04	1,03E+04	-1.632	0.103096	
SLu_100312599	-3,21E+03	1,55E+04	-0.207	0.836108	
SLu_100313299	6,23E+03	8,47E+03	0.735	0.462466	
SLu_100313399	7,41E+03	1,55E+04	0.477	0.633171	
SLu_100313499	8,01E+03	6,37E+03	1.257	0.208983	
SLu_100319999	2,28E+03	6,10E+03	0.374	0.708221	
SLu_100329999	-6,27E+02	7,38E+03	-0.085	0.932257	
SLu_100339999	1,63E+04	1,53E+04	1.065	0.287324	
SLu_100349999	4,74E+03	6,06E+03	0.782	0.434219	
SLu_100359999	2,80E+04	1,17E+04	2.394	0.016867	*
SLu_100379999	1,72E+04	9,40E+03	1.833	0.067187	.
Slp_200	8,18E+02	3,82E+02	2.141	0.032517	*
Slp2_200	-5,72E+01	1,80E+01	-3.172	0.001565	**
CuPP_200	1,27E+04	8,73E+03	1.453	0.146595	
FAc2_200	1,01E+02	3,92E+01	2.583	0.009931	**
RaDr_200	-3,94E+05	1,05E+05	-3.766	0.000176	***
RaDr2_200	1,45E+05	3,90E+04	3.709	0.000220	***
FMIfeb_200	-5,55E+03	2,66E+03	-2.085	0.037352	*
FMIjul_200	1,26E+04	3,97E+03	3.159	0.001633	**
IOIjul_200	2,93E+04	9,96E+03	2.944	0.003315	**
NDVIFeb_200	-1,42E+04	6,38E+03	-2.229	0.026054	*
NDVIJul_200	4,41E+04	1,33E+04	3.328	0.000907	***
DEM2_400	-5,78E-02	1,96E-02	-2.955	0.003205	**
CuPP2_400	4,49E+05	2,01E+05	2.231	0.025893	*
FAc2_400	-8,73E+01	3,52E+01	-2.483	0.013211	*
RaDi_400	1,04E+06	2,66E+05	3.901	0.000102	***
RaDu_400	2,37E+05	1,22E+05	1.944	0.052184	.

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)		Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
RaDu2_400	-3,06E+04	1,50E+04	-2.035	0.042176	*	LM_40018	-2,45E+04	1,50E+04	-1.630	0.103327	
CMIjul_400	1,04E+04	4,51E+03	2.299	0.021694	*	LM_40019	-2,65E+04	1,50E+04	-1.774	0.076444	.
NDVIJul_400	-3,81E+04	1,01E+04	-3.764	0.000177	***	LM_40020	-2,12E+04	1,50E+04	-1.413	0.158093	
LM_40011	-2,73E+04	1,52E+04	-1.804	0.071611	.	LM_40023	-2,56E+04	1,50E+04	-1.710	0.087571	.
LM_40012	-2,74E+04	1,51E+04	-1.807	0.071016	.	LM_40024	-3,08E+04	1,66E+04	-1.858	0.063426	.
LM_40013	-2,50E+04	1,54E+04	-1.631	0.103159		LM_40025	-2,60E+04	1,55E+04	-1.680	0.093205	.
LM_40014	-2,87E+04	1,53E+04	-1.884	0.059823	.	LM_40026	-1,87E+04	1,50E+04	-1.249	0.212152	
LM_40015	-2,24E+04	1,55E+04	-1.444	0.148984		LM_40027	-3,54E+03	1,61E+04	-0.219	0.826452	
LM_40016	-2,52E+04	1,49E+04	-1.691	0.091128	.	LM_40028	-1,96E+04	1,70E+04	-1.152	0.249451	
LM_40017	-1,62E+04	1,51E+04	-1.078	0.281370		LM_40029	-3,23E+04	1,84E+04	-1.762	0.078397	.
						SPLu_400SI	-3,87E+03	1,92E+03	-2.013	0.044369	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 13.9 on 954 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3517,

Adjusted R-squared: 0.281 F-statistic: 4.975 on 104 and 954 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 25 OM = DEM2_25 + Slp_25 + CuPP_25 + Tmp + Tmp2 + RaDi_25 + RaDi2_25 + RaDr2_25 + RaDu_25 + RaDu2_25 + FMIfeb_25 + IOIfeb_25 + FMIjul_25 + NDVIJul_25 + SLu_25 + SPLu_25

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-5.3533	-0.8688	-0.2455	0.6166	11.1616

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	6,56E+04	3,50E+04	1.873	0.061339	.
DEM2_25	3,48E-03	7,25E-04	4.796	1.86e-06	***
Slp_25	4,25E+01	1,67E+01	2.547	0.011023	*
CuPP_25	2,63E+02	1,47E+02	1.785	0.074564	.
Tmp	3,73E+03	1,07E+03	3.473	0.000537	***
Tmp2	-1,03E+02	3,21E+01	-3.193	0.001454	**
RaDi_25	-8,28E+05	2,58E+05	-3.212	0.001359	**
RaDi2_25	1,48E+06	4,63E+05	3.198	0.001426	**
RaDr2_25	-4,74E+02	2,72E+02	-1.747	0.081033	.
RaDu_25	8,06E+03	3,56E+03	2.264	0.023808	*
RaDu2_25	-9,20E+02	4,64E+02	-1.980	0.047938	*
FMIfeb_25	2,66E+02	1,71E+02	1.560	0.119035	
IOIfeb_25	-1,48E+03	5,13E+02	-2.893	0.003896	**
FMIjul_25	8,58E+02	2,80E+02	3.066	0.002227	**
NDVIJul_25	3,94E+03	8,67E+02	4.542	6.26e-06	***
SLu_25111399	-1,79E+03	1,80E+03	-0.996	0.319420	
SLu_25111599	-1,33E+03	1,76E+03	-0.754	0.451153	
SLu_25112199	-5,75E+00	2,35E+03	-0.002	0.998044	
SLu_25112699	9,88E+01	1,73E+03	0.057	0.954418	
SLu_25119999	-1,09E+03	1,71E+03	-0.635	0.525695	
SLu_25122299	-1,64E+03	2,34E+03	-0.703	0.482372	
SLu_25132699	-2,49E+03	1,92E+03	-1.302	0.193207	
SLu_25139999	-7,97E+02	1,76E+03	-0.453	0.650886	
SLu_25149999	-1,36E+02	2,33E+03	-0.058	0.953615	
SLu_25152199	-1,14E+03	1,72E+03	-0.661	0.508618	
SLu_25152928	-8,35E+02	1,90E+03	-0.440	0.659880	
SLu_25153199	-6,32E+02	1,71E+03	-0.369	0.712216	
SLu_25159999	-2,07E+02	1,66E+03	-0.124	0.900952	
SLu_25179999	-1,75E+03	2,34E+03	-0.749	0.453961	
SLu_25181199	-6,03E+01	1,73E+03	-0.035	0.972173	
SLu_25182099	-9,97E+02	2,34E+03	-0.427	0.669620	
SLu_25182199	1,16E+03	1,77E+03	0.655	0.512575	
SLu_25182499	1,93E+03	1,80E+03	1.073	0.283681	
SLu_25182599	2,59E+02	1,75E+03	0.148	0.882591	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)
SLu_25182699	3,67E+03	1,93E+03	1.907	0.056865
SLu_25182899	-2,03E+03	2,33E+03	-0.870	0.384481
SLu_25183199	6,76E+02	1,67E+03	0.405	0.685778
SLu_25183299	5,83E+02	2,02E+03	0.288	0.773377
SLu_25183499	1,23E+02	1,75E+03	0.071	0.943749
SLu_25189999	7,49E+02	1,67E+03	0.449	0.653609
SLu_25199999	1,33E+03	2,07E+03	0.643	0.520450
SLu_25211199	5,25E+02	1,87E+03	0.281	0.778939
SLu_25212299	-5,98E+02	2,33E+03	-0.256	0.797833
SLu_25212422	-1,69E+03	1,86E+03	-0.911	0.362310
SLu_25212499	-2,34E+03	2,34E+03	-0.998	0.318332
SLu_25213199	-6,30E+02	1,67E+03	-0.377	0.706078
SLu_25213299	-5,66E+01	1,85E+03	-0.031	0.975601
SLu_25213499	-7,65E+02	2,02E+03	-0.378	0.705577
SLu_25219999	-1,07E+03	1,66E+03	-0.644	0.519980
SLu_25222499	-5,78E+02	1,85E+03	-0.312	0.754809
SLu_25229999	-6,17E+02	2,35E+03	-0.263	0.792801
SLu_25239999	2,74E+02	1,92E+03	0.143	0.886660
SLu_25242199	-1,47E+03	2,03E+03	-0.725	0.468873
SLu_25243199	-8,64E+02	1,70E+03	-0.509	0.610680
SLu_25249999	-7,84E+02	1,71E+03	-0.457	0.647521
SLu_25253199	4,37E+02	1,92E+03	0.228	0.820031
SLu_25269999	2,24E+03	1,81E+03	1.236	0.216827
SLu_25299999	-1,47E+02	1,91E+03	-0.077	0.938723
SLu_25312599	-9,93E+02	2,33E+03	-0.426	0.670427
SLu_25313299	-1,20E+03	1,78E+03	-0.675	0.499809
SLu_25313399	-3,31E+02	2,34E+03	-0.142	0.887379
SLu_25313499	-5,45E+02	1,67E+03	-0.325	0.744957
SLu_25319999	-5,33E+02	1,66E+03	-0.321	0.748226
SLu_25329999	-1,64E+03	1,71E+03	-0.962	0.336507
SLu_25339999	-2,02E+03	2,34E+03	-0.862	0.389021
SLu_25349999	-2,98E+02	1,66E+03	-0.179	0.857784
SLu_25359999	-1,38E+02	2,02E+03	-0.069	0.945359
SLu_25379999	-4,34E+02	1,85E+03	-0.234	0.814885
SPLu_25SI	3,54E+02	2,28E+02	1.550	0.121402

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 1.638 on 990 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.4392, Adjusted R-squared: 0.4007 F-statistic: 11.4 on 68 and 990 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 50 OM = DEM2_50 + Slp_50 + CuP_50 + CuPP2_50 + Tmp + Tmp2 + RaDi_50 + RaDi2_50 + RaDr2_50 + RaDu_50 + RaDu2_50 + IOIfeb_50 + CMIjul_50 + FMIjul_50 + NDVIFeb_50 + NDVIJul_50 + LM_50 + SLu_50 + SPLu_50

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-5.8102	-0.8052	-0.1814	0.5492	11.0006

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	6,26E+04	3,46E+04	1.811	0.070461	.
DEM2_50	3,85E-03	7,76E-04	4.959	8.38e-07	***
Slp_50	4,24E+01	1,89E+01	2.245	0.024969	*
CuP_50	-6,69E+02	4,90E+02	-1.365	0.172489	
CuPP2_50	-1,62E+03	6,27E+02	-2.577	0.010124	*
Tmp	4,11E+03	1,07E+03	3.847	0.000127	***
Tmp2	-1,16E+02	3,21E+01	-3.593	0.000343	***
RaDi_50	-9,62E+05	2,60E+05	-3.698	0.000230	***
RaDi2_50	1,66E+06	4,69E+05	3.547	0.000409	***
RaDr2_50	-5,02E+02	2,84E+02	-1.763	0.078136	.
RaDu_50	1,91E+04	5,08E+03	3.750	0.000187	***
RaDu2_50	-2,27E+03	6,47E+02	-3.505	0.000478	***
IOIfeb_50	-2,29E+03	6,04E+02	-3.793	0.000158	***
CMIjul_50	-7,65E+02	4,49E+02	-1.704	0.088732	.
FMIjul_50	1,80E+03	3,30E+02	5.445	6.57e-08	***
NDVIFeb_50	-1,27E+03	5,43E+02	-2.330	0.020027	*
NDVIJul_50	6,19E+03	1,12E+03	5.514	4.50e-08	***
LM_5012	8,27E+00	3,34E+02	0.025	0.980240	
LM_5013	1,13E+03	5,86E+02	1.931	0.053806	.
LM_5014	1,24E+02	4,51E+02	0.275	0.783087	
LM_5015	-5,16E+02	6,64E+02	-0.777	0.437164	
LM_5016	5,49E+02	3,04E+02	1.805	0.071398	.
LM_5017	-1,78E+02	3,02E+02	-0.590	0.555225	
LM_5018	2,08E+02	3,10E+02	0.670	0.502890	
LM_5019	7,01E+01	2,73E+02	0.257	0.797326	
LM_5020	9,11E+02	3,76E+02	2.421	0.015658	*
LM_5023	-3,92E+01	2,82E+02	-0.139	0.889190	
LM_5024	1,50E+03	1,01E+03	1.479	0.139348	
LM_5025	3,09E+02	5,37E+02	0.575	0.565669	
LM_5026	-4,32E+02	4,12E+02	-1.049	0.294324	
LM_5027	-6,25E+02	6,36E+02	-0.983	0.326019	
LM_5028	-2,88E+03	1,65E+03	-1.748	0.080740	.
LM_5029	2,43E+03	9,82E+02	2.471	0.013661	*
SLu_50111599	9,03E+02	9,21E+02	0.980	0.327329	
SLu_50112199	1,78E+03	1,73E+03	1.025	0.305529	
SLu_50112699	1,55E+03	8,20E+02	1.890	0.059114	.
SLu_50119999	7,56E+02	7,86E+02	0.961	0.336613	
SLu_50122299	7,88E+02	1,77E+03	0.447	0.655309	
SLu_50132699	-6,06E+02	1,15E+03	-0.528	0.597421	
SLu_50139999	1,13E+03	8,74E+02	1.297	0.194904	
SLu_50149999	1,35E+03	1,74E+03	0.777	0.437183	
SLu_50152199	7,54E+02	8,30E+02	0.908	0.364030	
SLu_50152928	1,18E+03	1,16E+03	1.020	0.308044	
SLu_50153199	1,35E+03	8,08E+02	1.669	0.095379	.
SLu_50159999	1,79E+03	7,32E+02	2.441	0.014833	*
SLu_50179999	-5,10E+02	1,75E+03	-0.291	0.771028	
SLu_50181199	1,61E+03	8,20E+02	1.957	0.050575	.
SLu_50182199	3,01E+03	9,13E+02	3.293	0.001027	**
SLu_50182499	3,25E+03	9,46E+02	3.430	0.000630	***
SLu_50182599	1,59E+03	8,80E+02	1.808	0.070987	.
SLu_50182699	5,17E+03	1,17E+03	4.434	1.03e-05	***
SLu_50182899	1,01E+02	1,78E+03	0.057	0.954916	
SLu_50183199	2,47E+03	7,20E+02	3.424	0.000642	***
SLu_50183299	2,39E+03	1,39E+03	1.723	0.085257	.
SLu_50183499	1,77E+03	8,89E+02	1.985	0.047420	*
SLu_50189999	2,12E+03	7,07E+02	2.998	0.002789	**
SLu_50199999	3,06E+03	1,47E+03	2.080	0.037787	*
SLu_50211199	2,23E+03	1,04E+03	2.134	0.033093	*
SLu_50212299	1,92E+03	1,76E+03	1.090	0.276108	
SLu_50212422	8,02E+02	1,10E+03	0.728	0.466930	
SLu_50212499	-8,50E+02	1,74E+03	-0.487	0.626231	
SLu_50213199	1,31E+03	7,17E+02	1.824	0.068451	.
SLu_50213299	7,73E+02	1,15E+03	0.671	0.502371	
SLu_50213499	1,41E+03	1,33E+03	1.063	0.288225	
SLu_50219999	7,74E+02	7,05E+02	1.098	0.272679	
SLu_50222499	1,29E+03	1,07E+03	1.203	0.229087	
SLu_50229999	1,55E+03	1,78E+03	0.871	0.384156	
SLu_50239999	2,80E+03	1,21E+03	2.326	0.020231	*
SLu_50242199	9,56E+02	1,34E+03	0.712	0.476623	
SLu_50243199	1,30E+03	7,94E+02	1.639	0.101441	
SLu_50249999	1,55E+03	8,53E+02	1.821	0.068897	.
SLu_50253199	1,42E+03	1,34E+03	1.059	0.290084	
SLu_50269999	3,50E+03	9,65E+02	3.624	0.000306	***
SLu_50299999	1,65E+03	1,16E+03	1.422	0.155446	
SLu_50312599	5,87E+02	1,75E+03	0.335	0.737514	
SLu_50313299	6,62E+02	9,63E+02	0.687	0.491973	
SLu_50313399	2,15E+03	1,78E+03	1.207	0.227554	
SLu_50313499	1,36E+03	7,30E+02	1.858	0.063411	.
SLu_50319999	1,30E+03	6,98E+02	1.869	0.061964	.
SLu_50329999	2,80E+02	8,32E+02	0.336	0.736641	
SLu_50339999	-2,45E+01	1,75E+03	-0.014	0.988827	
SLu_50349999	1,58E+03	6,92E+02	2.288	0.022328	*
SLu_50359999	1,16E+03	1,33E+03	0.868	0.385531	
SLu_50379999	1,48E+03	1,08E+03	1.367	0.171882	
SPLu_50SI	3,19E+02	2,21E+02	1.446	0.148561	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 1.592 on 974 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.4791,

Adjusted R-squared: 0.4341 F-statistic: 10.66 on 84 and 974 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 100 OM = DEM2_100 + Slp_100 + CuPP2_100 + FAc_100 + FAc2_100 + Tmp + Tmp2 + RaDi_100 + RaDi2_100 + RaDr_100 + RaDr2_100 + RaDu_100 + IOIfeb_100 + CMIjul_100 + FMIjul_100 + NDVIFeb_100 + NDVIJul_100 + SLu_100 + SPLu_100

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-5.8295	-0.8740	-0.1969	0.5650	10.4550

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	1,60E+05	4,82E+04	3.327	0.000909	***
DEM2_100	3,69E-03	8,07E-04	4.571	5.46e-06	***
Slp_100	6,99E+01	1,96E+01	3.571	0.000373	***
CuPP2_100	-5,66E+03	1,80E+03	-3.152	0.001671	**
FAc_100	1,11E+02	7,12E+01	1.560	0.119167	
FAc2_100	-1,88E+01	1,01E+01	-1.870	0.061714	.
Tmp	5,25E+03	1,10E+03	4.783	1.99e-06	***
Tmp2	-1,50E+02	3,36E+01	-4.484	8.18e-06	***
RaDi_100	-1,60E+06	3,57E+05	-4.474	8.56e-06	***
RaDi2_100	2,82E+06	6,36E+05	4.429	1.05e-05	***
RaDr_100	2,22E+04	7,98E+03	2.776	0.005615	**
RaDr2_100	-8,44E+03	3,07E+03	-2.746	0.006135	**
RaDu_100	1,18E+03	5,68E+02	2.078	0.037975	*
IOIfeb_100	-2,63E+03	6,05E+02	-4.352	1.49e-05	***
CMIjul_100	-6,18E+02	4,14E+02	-1.492	0.135973	
FMIjul_100	1,94E+03	3,16E+02	6.128	1.28e-09	***
NDVIFeb_100	-1,40E+03	5,58E+02	-2.515	0.012046	*
NDVIJul_100	7,23E+03	1,06E+03	6.807	1.73e-11	***
SLu_100111599	8,71E+02	9,07E+02	0.960	0.337166	
SLu_100112199	1,88E+03	1,72E+03	1.090	0.275847	
SLu_100112699	2,21E+03	7,94E+02	2.787	0.005422	**
SLu_100119999	8,45E+02	7,72E+02	1.094	0.274415	
SLu_100122299	7,33E+02	1,73E+03	0.423	0.672247	
SLu_100132699	-6,34E+02	1,15E+03	-0.554	0.580005	
SLu_100139999	1,23E+03	8,89E+02	1.387	0.165694	
SLu_100149999	1,53E+03	1,73E+03	0.883	0.377636	
SLu_100152199	8,07E+02	8,15E+02	0.991	0.322149	
SLu_100152928	1,24E+03	1,15E+03	1.079	0.280696	
SLu_100153199	1,48E+03	7,94E+02	1.866	0.062400	.
SLu_100159999	1,94E+03	7,18E+02	2.705	0.006942	**
SLu_100181199	1,88E+03	8,05E+02	2.338	0.019602	*
SLu_100182099	1,53E+03	1,74E+03	0.878	0.379919	
SLu_100182199	3,13E+03	8,96E+02	3.493	0.000498	***
SLu_100182499	3,69E+03	9,18E+02	4.014	6.42e-05	***
SLu_100182599	2,22E+03	8,57E+02	2.587	0.009822	**
SLu_100182699	5,44E+03	1,15E+03	4.744	2.41e-06	***
SLu_100182899	3,55E+02	1,73E+03	0.205	0.837662	
SLu_100183199	2,69E+03	6,99E+02	3.841	0.000130	***
SLu_100183299	2,86E+03	1,32E+03	2.168	0.030402	*
SLu_100183499	2,10E+03	8,52E+02	2.464	0.013910	*
SLu_100189999	2,71E+03	6,84E+02	3.962	7.96e-05	***
SLu_100199999	3,60E+03	1,44E+03	2.504	0.012449	*
SLu_100211199	2,39E+03	1,04E+03	2.310	0.021092	*
SLu_100212299	1,56E+03	1,73E+03	0.903	0.366716	
SLu_100212422	3,69E+02	1,05E+03	0.351	0.725554	
SLu_100212499	-4,53E+02	1,73E+03	-0.262	0.793393	
SLu_100213199	1,35E+03	7,04E+02	1.917	0.055477	.
SLu_100213299	2,09E+03	1,05E+03	1.998	0.045970	*
SLu_100213499	2,13E+02	1,73E+03	0.123	0.902029	
SLu_100219999	9,12E+02	6,90E+02	1.323	0.186247	
SLu_100222499	9,56E+02	1,05E+03	0.912	0.362026	
SLu_100229999	1,35E+03	1,75E+03	0.775	0.438305	
SLu_100239999	2,39E+03	1,16E+03	2.060	0.039689	*
SLu_100242199	8,10E+02	1,32E+03	0.613	0.539769	
SLu_100243199	1,17E+03	7,58E+02	1.544	0.122928	
SLu_100249999	1,14E+03	8,06E+02	1.408	0.159526	
SLu_100253199	2,65E+03	1,15E+03	2.303	0.021467	*
SLu_100269999	4,25E+03	9,50E+02	4.467	8.83e-06	***
SLu_100299999	2,20E+03	1,15E+03	1.917	0.055548	.
SLu_100312599	1,32E+03	1,73E+03	0.759	0.448038	
SLu_100313299	6,47E+02	9,36E+02	0.691	0.489703	
SLu_100313399	2,24E+03	1,75E+03	1.281	0.200506	
SLu_100313499	1,49E+03	7,11E+02	2.094	0.036531	*
SLu_100319999	1,49E+03	6,83E+02	2.181	0.029437	*
SLu_100329999	2,44E+02	8,25E+02	0.296	0.767123	
SLu_100339999	-1,16E+02	1,74E+03	-0.067	0.946891	
SLu_100349999	1,71E+03	6,77E+02	2.526	0.011688	*
SLu_100359999	1,42E+03	1,32E+03	1.069	0.285284	
SLu_100379999	1,71E+03	1,06E+03	1.616	0.106341	
SPLu_100SI	3,64E+02	2,21E+02	1.646	0.099985	.

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 1.59 on 989 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.4721,

Adjusted R-squared: 0.4352 F-statistic: 12.82 on 69 and 989 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 200 OM = DEM_200 + Slp_200 + CuP_200 + CuPP2_200 + Tmp + Pr + Pr2 + RaDi_200 + RaDi2_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + FMIfeb_200 + IOIfeb_200 + FMIjul_200 + IOIjul_200 + NDVIJul_200 + SLu_200 + SPLu_200

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-5.4077	-0.8662	-0.1956	0.5510	10.4052

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	2,27E+05	5,51E+04	4.121	4.09e-05	***
DEM_200	4,93E+00	1,57E+00	3.138	0.001750	**
Slp_200	6,61E+01	2,31E+01	2.860	0.004328	**
CuP_200	-1,70E+03	1,09E+03	-1.557	0.119733	
CuPP2_200	-7,45E+03	3,45E+03	-2.158	0.031193	*
Tmp	8,51E+02	2,98E+02	2.852	0.004432	**
Pr	2,44E+01	1,24E+01	1.965	0.049706	*
Pr2	-2,68E-02	1,32E-02	-2.038	0.041813	*
RaDi_200	-1,93E+06	3,80E+05	-5.074	4.66e-07	***
RaDi2_200	3,37E+06	6,64E+05	5.074	4.65e-07	***
RaDu_200	1,20E+04	7,35E+03	1.635	0.102326	
RaDu2_200	-1,34E+03	9,18E+02	-1.460	0.144594	
FMIfeb_200	4,54E+02	2,03E+02	2.240	0.025326	*
IOIfeb_200	-1,65E+03	7,10E+02	-2.320	0.020517	*
FMIjul_200	1,23E+03	3,32E+02	3.707	0.000221	***
IOIjul_200	-1,62E+03	9,71E+02	-1.663	0.096552	.
NDVIJul_200	3,64E+03	1,08E+03	3.373	0.000773	***
SLu_200111599	3,20E+02	9,09E+02	0.352	0.725027	
SLu_200112199	1,57E+03	1,73E+03	0.906	0.365203	
SLu_200112699	2,06E+03	7,87E+02	2.613	0.009124	**
SLu_200119999	9,20E+02	7,67E+02	1.199	0.230949	
SLu_200122299	5,16E+02	1,74E+03	0.297	0.766455	
SLu_200132699	-9,96E+00	1,13E+03	-0.009	0.992985	
SLu_200139999	1,06E+03	8,90E+02	1.195	0.232372	
SLu_200149999	1,73E+03	1,74E+03	0.999	0.318238	
SLu_200152199	6,24E+02	8,19E+02	0.762	0.446522	
SLu_200152928	1,41E+03	1,32E+03	1.065	0.287314	
SLu_200153199	1,33E+03	7,85E+02	1.690	0.091300	.
SLu_200159999	1,83E+03	7,17E+02	2.554	0.010802	*
SLu_200181199	1,75E+03	7,96E+02	2.192	0.028586	*
SLu_200182199	2,96E+03	9,03E+02	3.275	0.001095	**
SLu_200182499	4,90E+03	9,81E+02	4.996	6.93e-07	***
SLu_200182599	2,54E+03	9,04E+02	2.807	0.005102	**
SLu_200182699	4,32E+03	1,05E+03	4.110	4.29e-05	***
SLu_200182899	1,60E+02	1,74E+03	0.092	0.926395	
SLu_200183199	2,49E+03	7,01E+02	3.556	0.000394	***
SLu_200183299	2,60E+03	1,32E+03	1.967	0.049492	*
SLu_200183499	1,92E+03	8,75E+02	2.199	0.028121	*
SLu_200189999	2,61E+03	6,86E+02	3.801	0.000153	***
SLu_200199999	2,29E+03	1,82E+03	1.257	0.208998	
SLu_200211199	2,64E+03	1,04E+03	2.539	0.011282	*
SLu_200212422	1,92E+02	1,32E+03	0.146	0.884263	
SLu_200212499	-2,86E+02	1,74E+03	-0.164	0.869387	
SLu_200213199	1,15E+03	7,07E+02	1.623	0.104945	
SLu_200213299	1,88E+03	1,04E+03	1.802	0.071886	.
SLu_200213499	6,62E+02	1,73E+03	0.382	0.702777	
SLu_200219999	7,15E+02	6,94E+02	1.031	0.302837	
SLu_200222499	6,34E+02	9,43E+02	0.673	0.501377	
SLu_200229999	1,11E+03	1,33E+03	0.835	0.403830	
SLu_200239999	1,74E+03	1,16E+03	1.500	0.133945	
SLu_200242199	1,58E+02	1,32E+03	0.119	0.904962	
SLu_200243199	1,29E+03	7,56E+02	1.704	0.088752	.
SLu_200249999	6,80E+02	8,15E+02	0.835	0.404163	
SLu_200253199	2,66E+03	1,32E+03	2.010	0.044724	*
SLu_200269999	3,57E+03	9,26E+02	3.860	0.000121	***
SLu_200299999	1,98E+03	1,15E+03	1.715	0.086635	.
SLu_200312599	4,26E+02	1,74E+03	0.244	0.807122	
SLu_200313299	8,51E+02	9,40E+02	0.906	0.365418	
SLu_200313399	9,90E+02	1,75E+03	0.564	0.572642	
SLu_200313499	1,41E+03	7,10E+02	1.987	0.047157	*
SLu_200319999	1,36E+03	6,86E+02	1.982	0.047786	*
SLu_200329999	6,13E+02	8,15E+02	0.753	0.451923	
SLu_200339999	-1,14E+02	1,75E+03	-0.065	0.947847	
SLu_200349999	1,45E+03	6,80E+02	2.135	0.033023	*
SLu_200359999	1,50E+03	1,33E+03	1.125	0.260899	
SLu_200379999	1,00E+03	1,06E+03	0.946	0.344519	
SPLu_200SI	3,11E+02	2,16E+02	1.437	0.151168	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 1.596 on 992 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.4671,

Adjusted R-squared: 0.4316 F-statistic: 13.17 on 66 and 992 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 400 OM = Slp_400 + CuP_400 + CuPP_400 + FAc_400 + FAc2_400 + Tmp + Tmp2 + RaDi_400 + RaDi2_400 + IOIfeb_400 + CMIjul_400 + FMIjul_400 + IOIjul_400 + NDVIJul_400 + SLu_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-5.9257	-0.8910	-0.1796	0.6392	10.7586

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)		Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	3,22E+05	6,99E+04	4.612	4.51e-06	***	SLu_400183199	2,05E+03	7,53E+02	2.719	0.006653	**
Slp_400	1,41E+02	2,13E+01	6.584	7.40e-11	***	SLu_400183299	2,37E+03	1,75E+03	1.353	0.176245	
CuP_400	-4,20E+03	2,39E+03	-1.756	0.079419	.	SLu_400183499	1,31E+03	8,79E+02	1.489	0.136858	
CuPP_400	-5,08E+03	2,52E+03	-2.017	0.043940	*	SLu_400189999	2,16E+03	7,38E+02	2.934	0.003424	**
FAc_400	-1,05E+02	6,84E+01	-1.540	0.123843		SLu_400211199	2,03E+03	1,07E+03	1.895	0.058434	.
FAc2_400	1,55E+01	8,75E+00	1.770	0.077036	.	SLu_400212299	8,81E+02	1,75E+03	0.503	0.615311	
Tmp	3,38E+03	9,24E+02	3.657	0.000269	***	SLu_400212422	-3,78E+02	1,17E+03	-0.323	0.746750	
Tmp2	-9,38E+01	3,03E+01	-3.095	0.002026	**	SLu_400212499	-9,73E+02	1,74E+03	-0.558	0.577029	
RaDi_400	-2,57E+06	5,16E+05	-4.974	7.74e-07	***	SLu_400213199	7,52E+02	7,53E+02	0.998	0.318510	
RaDi2_400	4,68E+06	8,91E+05	5.259	1.77e-07	***	SLu_400213299	2,11E+03	1,07E+03	1.965	0.049701	*
IOIfeb_400	-7,49E+02	4,75E+02	-1.576	0.115452		SLu_400213499	-4,81E+02	1,74E+03	-0.276	0.782513	
CMIjul_400	-1,18E+03	4,56E+02	-2.593	0.009648	**	SLu_400219999	4,45E+02	7,41E+02	0.600	0.548442	
FMIjul_400	1,54E+03	3,11E+02	4.955	8.50e-07	***	SLu_400222499	4,12E+02	1,02E+03	0.405	0.685408	
IOIjul_400	-1,62E+03	7,94E+02	-2.036	0.042049	*	SLu_400229999	-6,59E+01	1,75E+03	-0.038	0.969962	
NDVIJul_400	6,81E+03	1,24E+03	5.515	4.44e-08	***	SLu_400239999	1,57E+03	1,19E+03	1.323	0.186105	
SLu_400111599	2,94E+02	1,01E+03	0.290	0.771893		SLu_400242199	-3,51E+02	1,34E+03	-0.261	0.793817	
SLu_400112199	1,70E+03	1,75E+03	0.972	0.331153		SLu_400243199	6,00E+02	8,03E+02	0.747	0.455173	
SLu_400112699	1,50E+03	8,32E+02	1.798	0.072532	.	SLu_400249999	6,60E+02	8,36E+02	0.789	0.430138	
SLu_400119999	9,30E+02	8,14E+02	1.142	0.253789		SLu_400253199	1,70E+03	1,34E+03	1.265	0.206086	
SLu_400122299	4,32E+02	1,75E+03	0.246	0.805356		SLu_400269999	3,49E+03	9,83E+02	3.550	0.000404	***
SLu_400132699	2,74E+02	1,07E+03	0.256	0.798288		SLu_400272999	4,33E+03	1,87E+03	2.323	0.020399	*
SLu_400139999	1,21E+03	9,62E+02	1.253	0.210419		SLu_400299999	1,42E+03	1,17E+03	1.207	0.227793	
SLu_400152199	3,47E+02	8,70E+02	0.399	0.689983		SLu_400312599	1,13E+03	1,75E+03	0.647	0.517516	
SLu_400152928	7,61E+02	1,34E+03	0.567	0.570542		SLu_400313299	2,02E+02	9,75E+02	0.208	0.835660	
SLu_400153199	8,27E+02	8,34E+02	0.991	0.321821		SLu_400313399	4,27E+02	1,75E+03	0.244	0.807420	
SLu_400159999	1,26E+03	7,65E+02	1.649	0.099564	.	SLu_400313499	9,04E+02	7,58E+02	1.192	0.233387	
SLu_400179999	-2,55E+02	1,75E+03	-0.145	0.884351		SLu_400319999	8,69E+02	7,36E+02	1.181	0.237938	
SLu_400181199	9,61E+02	8,49E+02	1.132	0.258016		SLu_400329999	1,25E+02	8,37E+02	0.149	0.881442	
SLu_400182199	1,93E+03	9,15E+02	2.112	0.034940	*	SLu_400339999	-6,30E+02	1,75E+03	-0.359	0.719545	
SLu_400182499	4,56E+03	9,97E+02	4.570	5.48e-06	***	SLu_400349999	1,01E+03	7,31E+02	1.376	0.169059	
SLu_400182599	1,60E+03	8,79E+02	1.819	0.069138	.	SLu_400359999	1,43E+03	1,34E+03	1.067	0.286340	
SLu_400182699	3,98E+03	1,08E+03	3.691	0.000236	***	SLu_400379999	2,31E+02	1,18E+03	0.196	0.844293	
SLu_400182899	-5,48E+02	1,75E+03	-0.313	0.754014		SPLu_400SI	3,45E+02	2,12E+02	1.627	0.104021	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 1.583 on 993 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.4747,

Adjusted R-squared: 0.4403 F-statistic: 13.8 on 65 and 993 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo Multi OM = DEM2_25 + CuP_25 + Tmp + RaDr2_25 + FMIjul_25 + DEM_50 + Slp2_50 + CuP2_50 + CuPP2_50 + RaDi_50 + RaDi2_50 + RaDr_50 + RaDr2_50 + FMIjul_50 + LM_50 + DEM_100 + DEM2_100 + Slp_100 + Slp2_100 + FAc_100 + FAc2_100 + RaDu_100 + RaDu2_100 + IOIfeb_100 + CMIjul_100 + FMIjul_100 + NDVIFeb_100 + NDVIJul_100 + SLu_100 + DEM2_200 + RaDi2_200 + RaDr2_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + FMIfeb_200 + NDVIFeb_200 + SPLu_200 + Slp_400 + CuPP_400 + FAc_400 + FAc2_400 + RaDi_400 + RaDi2_400 + RaDr_400 + FMIfeb_400 + CMIjul_400 + FMIjul_400 + IOIjul_400 + NDVIFeb_400 + NDVIJul_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-4.9729	-0.8247	-0.1255	0.6130	9.5925

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	3,41E+05	1,11E+05	3.084	0.002099	**
DEM2_25	3,75E-02	1,46E-02	2.562	0.010565	*
CuP_25	-3,16E+02	2,12E+02	-1.489	0.136813	
Tmp	1,02E+03	2,15E+02	4.758	2.26e-06	***
RaDr2_25	1,44E+03	1,06E+03	1.367	0.171989	
FMIjul_25	-8,30E+02	4,36E+02	-1.901	0.057569	.
DEM_50	-6,59E+01	3,23E+01	-2.042	0.041448	*
Slp2_50	5,92E+00	1,43E+00	4.131	3.93e-05	***
CuP2_50	-3,09E+03	1,66E+03	-1.862	0.062851	.
CuPP2_50	-1,66E+03	6,68E+02	-2.478	0.013385	*
RaDi_50	-7,60E+05	3,61E+05	-2.108	0.035299	*
RaDi2_50	1,56E+06	6,45E+05	2.413	0.016030	*
RaDr_50	1,83E+04	7,70E+03	2.375	0.017767	*
RaDr2_50	-8,50E+03	3,34E+03	-2.546	0.011066	*
FMIjul_50	1,88E+03	6,52E+02	2.881	0.004060	**
LM_5012	1,88E+01	3,24E+02	0.058	0.953646	
LM_5013	7,05E+02	5,77E+02	1.221	0.222543	
LM_5014	-2,96E+02	4,41E+02	-0.671	0.502542	
LM_5015	-4,05E+02	6,57E+02	-0.617	0.537367	
LM_5016	3,05E+02	2,99E+02	1.021	0.307701	
LM_5017	-1,93E+02	2,93E+02	-0.661	0.508692	
LM_5018	9,38E+01	3,02E+02	0.311	0.755914	
LM_5019	2,02E+01	2,66E+02	0.076	0.939316	
LM_5020	5,87E+02	3,68E+02	1.593	0.111388	
LM_5023	-1,73E+02	2,74E+02	-0.631	0.528313	
LM_5024	1,87E+03	9,94E+02	1.877	0.060869	.
LM_5025	1,68E+02	5,22E+02	0.322	0.747723	
LM_5026	-6,04E+02	4,04E+02	-1.495	0.135320	
LM_5027	-1,09E+03	6,49E+02	-1.676	0.094107	.
LM_5028	-3,88E+03	1,68E+03	-2.309	0.021160	*
LM_5029	1,99E+03	9,52E+02	2.093	0.036580	*
DEM_100	7,61E+01	3,26E+01	2.338	0.019581	*
DEM2_100	-4,95E-02	1,62E-02	-3.048	0.002371	**
Slp_100	5,57E+01	3,72E+01	1.497	0.134816	
Slp2_100	-6,83E+00	1,74E+00	-3.924	9.33e-05	***
FAc_100	1,43E+02	7,23E+01	1.976	0.048472	*
FAc2_100	-2,34E+01	1,01E+01	-2.315	0.020835	*
RaDu_100	-1,70E+04	1,12E+04	-1.515	0.130141	
RaDu2_100	2,12E+03	1,47E+03	1.447	0.148348	
IOIfeb_100	-2,00E+03	6,89E+02	-2.894	0.003895	**
CMIjul_100	-7,05E+02	4,46E+02	-1.582	0.114062	
FMIjul_100	9,87E+02	5,06E+02	1.951	0.051346	.
NDVIFeb_100	-1,42E+03	7,10E+02	-2.000	0.045784	*

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
NDVIJul_100	4,71E+03	1,23E+03	3.829	0.000137	***
SLu_100111599	1,15E+03	8,91E+02	1.292	0.196700	
SLu_100112199	1,77E+03	1,67E+03	1.060	0.289203	
SLu_100112699	1,68E+03	7,96E+02	2.112	0.034959	*
SLu_100119999	1,02E+03	7,57E+02	1.348	0.178057	
SLu_100122299	1,26E+03	1,70E+03	0.742	0.458295	
SLu_100132699	-5,29E+02	1,12E+03	-0.471	0.638001	
SLu_100139999	1,45E+03	8,67E+02	1.678	0.093745	.
SLu_100149999	1,46E+03	1,67E+03	0.873	0.383070	
SLu_100152199	1,02E+03	7,99E+02	1.281	0.200616	
SLu_100152928	1,37E+03	1,11E+03	1.237	0.216562	
SLu_100153199	1,53E+03	7,77E+02	1.966	0.049647	*
SLu_100159999	1,77E+03	7,06E+02	2.504	0.012437	*
SLu_100181199	1,33E+03	8,06E+02	1.650	0.099339	.
SLu_100182099	2,98E+03	1,79E+03	1.670	0.095237	.
SLu_100182199	2,92E+03	8,83E+02	3.309	0.000971	***
SLu_100182499	3,70E+03	9,26E+02	3.998	6.88e-05	***
SLu_100182599	1,62E+03	8,59E+02	1.883	0.059969	.
SLu_100182699	4,79E+03	1,14E+03	4.203	2.88e-05	***
SLu_100182899	-1,17E+02	1,72E+03	-0.068	0.945897	
SLu_100183199	2,58E+03	6,94E+02	3.718	0.000213	***
SLu_100183299	3,01E+03	1,35E+03	2.232	0.025880	*
SLu_100183499	1,72E+03	8,36E+02	2.060	0.039646	*
SLu_100189999	2,23E+03	6,82E+02	3.264	0.001136	**
SLu_100199999	3,82E+03	1,43E+03	2.674	0.007618	**
SLu_100211199	2,13E+03	1,02E+03	2.094	0.036542	*
SLu_100212299	1,87E+03	1,71E+03	1.095	0.273877	
SLu_100212422	1,00E+03	1,07E+03	0.938	0.348229	
SLu_100212499	-1,40E+03	1,69E+03	-0.832	0.405581	
SLu_100213199	1,39E+03	6,90E+02	2.018	0.043822	*
SLu_100213299	1,23E+03	1,12E+03	1.100	0.271479	
SLu_100213499	-1,26E+02	1,69E+03	-0.075	0.940519	
SLu_100219999	9,31E+02	6,79E+02	1.370	0.170865	
SLu_100222499	1,62E+03	1,04E+03	1.554	0.120540	
SLu_100229999	1,62E+03	1,72E+03	0.939	0.347874	
SLu_100239999	2,17E+03	1,16E+03	1.864	0.062594	.
SLu_100242199	9,29E+02	1,30E+03	0.718	0.473237	
SLu_100243199	1,24E+03	7,70E+02	1.610	0.107760	
SLu_100249999	1,69E+03	8,34E+02	2.030	0.042661	*
SLu_100253199	5,42E+02	1,32E+03	0.411	0.681172	
SLu_100269999	3,78E+03	9,41E+02	4.018	6.33e-05	***
SLu_100299999	2,16E+03	1,12E+03	1.931	0.053735	.
SLu_100312599	1,01E+03	1,70E+03	0.594	0.552822	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)		Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_100313299	8,04E+02	9,32E+02	0.863	0.388382		NDVIFeb_200	1,55E+03	7,39E+02	2.091	0.036831	*
SLu_100313399	2,00E+03	1,71E+03	1.166	0.244105		SPLu_200SI	3,71E+02	2,13E+02	1.741	0.082036	.
SLu_100313499	1,47E+03	7,00E+02	2.104	0.035661	*	Slp_400	4,93E+01	3,08E+01	1.600	0.109881	
SLu_100319999	1,37E+03	6,72E+02	2.045	0.041168	*	CuPP_400	-4,55E+03	2,71E+03	-1.677	0.093951	.
SLu_100329999	4,41E+02	8,04E+02	0.549	0.583399		FAc_400	-1,17E+02	6,78E+01	-1.730	0.083932	.
SLu_100339999	-4,45E+02	1,68E+03	-0.265	0.791300		FAc2_400	1,82E+01	8,56E+00	2.122	0.034096	*
SLu_100349999	1,63E+03	6,67E+02	2.439	0.014907	*	RaDi_400	-1,92E+06	9,23E+05	-2.081	0.037680	*
SLu_100359999	1,13E+03	1,29E+03	0.872	0.383676		RaDi2_400	3,35E+06	1,61E+06	2.086	0.037266	*
SLu_100379999	1,83E+03	1,05E+03	1.752	0.080057	.	RaDr_400	-4,14E+03	1,96E+03	-2.111	0.035001	*
DEM2_200	1,03E-02	5,09E-03	2.027	0.042979	*	FMIfeb_400	-5,63E+02	2,49E+02	-2.259	0.024135	*
RaDi2_200	-3,42E+05	1,11E+05	-3.080	0.002129	**	CMIjul_400	-6,66E+02	4,99E+02	-1.336	0.181840	
RaDr2_200	1,21E+03	8,31E+02	1.455	0.145933		FMIjul_400	7,26E+02	3,55E+02	2.046	0.041066	*
RaDu_200	2,65E+04	1,38E+04	1.923	0.054807	.	IOIjul_400	-1,63E+03	8,62E+02	-1.894	0.058483	.
RaDu2_200	-3,09E+03	1,76E+03	-1.759	0.078870	.	NDVIFeb_400	-1,07E+03	6,85E+02	-1.566	0.117602	
FMIfeb_200	5,51E+02	2,57E+02	2.148	0.031945	*	NDVIJul_400	4,68E+03	1,42E+03	3.293	0.001029	**

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 1.524 on 943 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.5376,

Adjusted R-squared: 0.4812 F-statistic: 9.534 on 115 and 943 DF, p-value: < 2.2e-16

Modelo 25 pF2,5 = DEM2_25 + Slp2_25 + CuP_25 + CuP2_25 + FAc_25 + FAc2_25 + Pr + Pr2 + RaDi_25 + RaDu_25 + RaDu2_25 + FMIfeb_25 + NDVIFeb_25 + SLu_ + SPLu_25

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-20.250	-3.630	0.000	3.562	19.952

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	2,46E+05	6,72E+04	3.667	0.000299	***
DEM2_25	1,81E-02	5,18E-03	3.485	0.000581	***
Slp2_25	-1,02E+01	5,85E+00	-1.746	0.082044	.
CuP_25	9,87E+03	2,61E+03	3.778	0.000197	***
CuP2_25	-9,20E+03	2,69E+03	-3.421	0.000727	***
FAc_25	1,26E+03	6,29E+02	2.011	0.045362	*
FAc2_25	-1,16E+02	8,47E+01	-1.375	0.170299	
Pr	1,62E+02	7,15E+01	2.266	0.024277	*
Pr2	-2,61E-01	8,79E-02	-2.967	0.003299	**
RaDi_25	-2,54E+05	1,80E+05	-1.413	0.158881	
RaDu_25	-6,91E+04	3,21E+04	-2.154	0.032178	*
RaDu2_25	7,91E+03	4,20E+03	1.885	0.060644	.
FMIfeb_25	-3,72E+03	1,59E+03	-2.335	0.020333	*
NDVIFeb_25	-7,74E+03	4,28E+03	-1.808	0.071775	.
SLu_111399	-2,60E+04	9,95E+03	-2.609	0.009613	**
SLu_111599	-1,84E+04	7,61E+03	-2.419	0.016259	*
SLu_112699	-2,74E+04	7,80E+03	-3.512	0.000527	***
SLu_119999	-1,98E+04	7,63E+03	-2.593	0.010057	*
SLu_122299	-3,82E+04	9,98E+03	-3.833	0.000160	***
SLu_132699	-2,58E+04	8,94E+03	-2.883	0.004275	**
SLu_139999	-3,10E+04	8,74E+03	-3.550	0.000460	***
SLu_152199	-2,51E+04	7,95E+03	-3.155	0.001801	**
SLu_153199	-2,30E+04	7,58E+03	-3.039	0.002626	**
SLu_159999	-1,95E+04	7,19E+03	-2.708	0.007233	**
SLu_179999	-2,01E+04	1,00E+04	-1.999	0.046708	*
SLu_181199	-2,32E+04	8,89E+03	-2.614	0.009500	**
SLu_181799	-2,68E+04	9,90E+03	-2.709	0.007205	**
SLu_182099	-1,27E+04	9,89E+03	-1.286	0.199454	
SLu_182199	-2,91E+04	8,69E+03	-3.346	0.000944	***
SLu_182499	-2,33E+04	8,15E+03	-2.858	0.004615	**
SLu_182599	-2,47E+04	8,44E+03	-2.927	0.003734	**
SLu_182699	-1,58E+04	7,97E+03	-1.976	0.049206	*
SLu_182899	-2,26E+04	1,00E+04	-2.262	0.024555	*
SLu_183199	-2,14E+04	7,29E+03	-2.933	0.003666	**
SLu_183499	-1,51E+04	8,52E+03	-1.771	0.077737	.
SLu_189999	-1,87E+04	7,37E+03	-2.530	0.012016	*
SLu_199999	-5,21E+04	1,04E+04	-5.005	1.05e-06	***
SLu_211199	-2,35E+04	8,06E+03	-2.914	0.003884	**
SLu_212299	-3,36E+04	1,01E+04	-3.343	0.000953	***
SLu_212422	-3,43E+04	1,00E+04	-3.431	0.000702	***
SLu_212499	-2,99E+04	1,00E+04	-2.984	0.003127	**
SLu_213199	-2,05E+04	7,37E+03	-2.780	0.005842	**
SLu_213299	-1,06E+04	8,66E+03	-1.228	0.220601	
SLu_219999	-2,06E+04	7,17E+03	-2.876	0.004366	**
SLu_222499	-2,14E+04	1,00E+04	-2.137	0.033579	*
SLu_239999	-2,31E+04	8,73E+03	-2.646	0.008667	**
SLu_242199	-3,26E+04	9,96E+03	-3.278	0.001194	**
SLu_243199	-2,62E+04	7,47E+03	-3.513	0.000525	***
SLu_249999	-1,42E+04	7,96E+03	-1.777	0.076753	.
SLu_253199	-1,90E+04	1,02E+04	-1.872	0.062388	.
SLu_269999	-3,41E+04	8,33E+03	-4.087	5.88e-05	***
SLu_299999	-2,07E+04	8,09E+03	-2.563	0.010951	*
SLu_313299	-1,62E+04	1,01E+04	-1.598	0.111268	
SLu_313399	-2,91E+04	9,92E+03	-2.937	0.003623	**
SLu_313499	-2,61E+04	7,56E+03	-3.451	0.000654	***
SLu_319999	-2,39E+04	7,08E+03	-3.372	0.000862	***
SLu_329999	-2,53E+04	7,64E+03	-3.310	0.001070	**
SLu_349999	-2,28E+04	7,15E+03	-3.183	0.001639	**
SPLu_25SI	2,95E+03	1,48E+03	1.990	0.047689	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 6.925 on 252 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3787, Adjusted R-squared: 0.2357 F-statistic: 2.649 on 58 and 252 DF, p-value: 9.267e-08

Modelo 50 pF2,5 = DEM_50 + CuPP_50 + FAc_50 + Tmp2 + FMIfeb_50 + IOIjul_50 + NDVIFeb_50 + NDVIJul_50 + SLu_ + SPLu_50

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-19.497	-3.450	0.000	4.181	21.526

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)		Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	3.346.430	19.530.964	0.171	0.864091		SLu_182899	-25.087.878	9.998.551	-2.509	0.012718	*
DEM_50	0.024085	0.007635	3.155	0.001798	**	SLu_183199	-18.274.533	7.256.043	-2.519	0.012393	*
CuPP_50	6.619.973	3.504.312	1.889	0.060005	.	SLu_183499	-13.963.368	8.664.670	-1.612	0.108292	
FAc_50	0.534909	0.276659	1.933	0.054278	.	SLu_189999	-15.179.931	7.405.482	-2.050	0.041397	*
Tmp2	0.124633	0.049706	2.507	0.012780	*	SLu_199999	-42.908.252	10.368.575	-4.138	4.75e-05	***
FMIfeb_50	-4.961.060	1.779.241	-2.788	0.005695	**	SLu_211199	-21.717.783	8.186.323	-2.653	0.008476	**
IOIjul_50	8.639.026	6.171.442	1.400	0.162767		SLu_212299	-27.131.477	10.151.856	-2.673	0.008009	**
NDVIFeb_50	-9.079.297	4.727.180	-1.921	0.055881	.	SLu_212422	-28.388.637	10.067.350	-2.820	0.005179	**
NDVIJul_50	15.268.489	6.211.600	2.458	0.014630	*	SLu_212499	-27.965.981	10.104.603	-2.768	0.006057	**
SLu_111399	-24.786.804	10.020.422	-2.474	0.014022	*	SLu_213199	-18.389.988	7.451.793	-2.468	0.014244	*
SLu_111599	-16.980.845	7.670.441	-2.214	0.027721	*	SLu_213299	-7.920.109	8.671.936	-0.913	0.361939	
SLu_112699	-21.731.510	7.714.465	-2.817	0.005224	**	SLu_219999	-18.884.328	7.211.695	-2.619	0.009354	**
SLu_119999	-18.987.793	7.697.835	-2.467	0.014292	*	SLu_222499	-21.113.463	10.031.258	-2.105	0.036283	*
SLu_122299	-34.566.545	9.995.336	-3.458	0.000636	***	SLu_239999	-20.797.741	8.671.010	-2.399	0.017174	*
SLu_132699	-21.624.122	8.900.176	-2.430	0.015800	*	SLu_242199	-28.800.768	10.063.804	-2.862	0.004559	**
SLu_139999	-23.569.381	8.398.285	-2.806	0.005393	**	SLu_243199	-24.481.739	7.473.758	-3.276	0.001199	**
SLu_152199	-22.399.041	7.977.607	-2.808	0.005372	**	SLu_249999	-13.656.427	7.910.630	-1.726	0.085488	.
SLu_153199	-22.512.094	7.568.409	-2.974	0.003214	**	SLu_253199	-17.137.916	10.051.723	-1.705	0.089408	.
SLu_159999	-19.121.815	7.238.598	-2.642	0.008756	**	SLu_269999	-28.983.198	8.409.696	-3.446	0.000663	***
SLu_179999	-14.432.899	10.069.079	-1.433	0.152962		SLu_299999	-18.392.817	8.132.351	-2.262	0.024553	*
SLu_181199	-21.027.473	8.810.991	-2.387	0.017734	*	SLu_313299	-19.762.193	10.263.117	-1.926	0.055263	.
SLu_181799	-23.700.100	9.952.235	-2.381	0.017976	*	SLu_313399	-27.158.162	9.922.249	-2.737	0.006631	**
SLu_182099	-7.926.680	9.987.539	-0.794	0.428127		SLu_313499	-25.434.072	7.550.422	-3.369	0.000872	***
SLu_182199	-27.874.989	8.276.692	-3.368	0.000874	***	SLu_319999	-22.530.971	7.139.376	-3.156	0.001791	**
SLu_182499	-22.889.496	8.376.945	-2.732	0.006723	**	SLu_329999	-23.521.528	7.707.623	-3.052	0.002514	**
SLu_182599	-22.721.139	8.251.460	-2.754	0.006315	**	SLu_349999	-21.128.519	7.232.187	-2.921	0.003794	**
SLu_182699	-10.400.932	7.857.222	-1.324	0.186765		SPLu_50SI	3.427.124	1.485.398	2.307	0.021838	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 6.982 on 257 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.356,

Adjusted R-squared: 0.2231 F-statistic: 2.68 on 53 and 257 DF, p-value: 1.395e-07

Modelo 100 pF2,5 = DEM_100 + CuPP2_100 + FMIfeb_100 + NDVIJul_100 + SPLu_100

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-22.5134	-4.6421	0.2691	4.5717	24.9159

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	25.561.499	1.764.597	14.486	<2,00E-16	***
DEM_100	0.004290	0.001437	2.986	0.00305	**
CuPP2_100	76.092.808	27.605.806	2.756	0.00620	**
FMIfeb_100	-2.630.509	1.212.964	-2.169	0.03088	*
NDVIJul_100	11.004.699	4.393.285	2.505	0.01277	*
SPLu_100SI	4.069.538	1.378.635	2.952	0.00340	**

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.452 on 305 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.1292,

Adjusted R-squared: 0.1149 F-statistic: 9.051 on 5 and 305 DF, p-value: 4.886e-08

Modelo 200 pF2,5 = DEM_200 + Slp_200 + CuP_200 + CuP2_200 + CuPP_200 + FAc_200 + FAc2_200 + NDVIFeb_200 + SPLu_200

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-20.8862	-4.1733	0.2499	4.4246	23.2048

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	22.541.533	0.993413	22.691	2,00E-16	***
DEM_200	0.002477	0.001418	1.747	0.08164	.
Slp_200	0.187087	0.102918	1.818	0.07009	.
CuP_200	-16.036.574	10.010.860	-1.602	0.11022	
CuP2_200	87.776.761	48.531.172	1.809	0.07150	.
CuPP_200	-20.659.770	9.934.689	-2.080	0.03841	*
FAc_200	-0.684489	0.482245	-1.419	0.15682	
FAc2_200	0.096196	0.052752	1.824	0.06921	.
NDVIFeb_200	10.995.908	4.491.943	2.448	0.01494	*
SPLu_200SI	4.177.573	1.416.625	2.949	0.00344	**

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.477 on 301 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.1348,

Adjusted R-squared: 0.109 F-statistic: 5.213 on 9 and 301 DF, p-value: 1.355e-06

Modelo 400 pF2,5 = DEM_400 + FAc2_400 + RaDi_400 + RaDr_400 + RaDu2_400 + FMIfeb_400 + NDVIJul_400 + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-20.8616	-4.5896	-0.3024	4.1869	21.9663

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	2,96E+05	1,02E+05	2.901	0.00400	**
DEM_400	3,69E+01	1,21E+01	3.057	0.00243	**
FAc2_400	8,06E+01	4,23E+01	1.907	0.05746	.
RaDi_400	-1,16E+06	4,14E+05	-2.813	0.00523	**
RaDr_400	1,86E+04	9,82E+03	1.894	0.05912	.
RaDu2_400	1,10E+03	7,43E+02	1.486	0.13839	
FMIfeb_400	-3,21E+03	1,18E+03	-2.722	0.00686	**
NDVIJul_400	1,37E+04	4,75E+03	2.878	0.00428	**
SPLu_400SI	3,43E+03	1,40E+03	2.440	0.01525	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 7.42 on 302 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.1452, Adjusted R-squared: 0.1226 F-statistic: 6.414 on 8 and 302 DF, p-value: 1.055e-07

Modelo Multi pF2,5 = DEM_25 + Slp_25 + CuP_25 + CuP2_25 + CuPP_25 + CuPP2_25 + FAc_25 + Tmp + Tmp2 + Pr2 + RaDi_25 + RaDi2_25 + RaDu_25 + RaDu2_25 + CMIfeb_25 + IOIfeb_25 + CMIjul_25 + FMIjul_25 + IOIjul_25 + NDVIFeb_25 + LM_25F + SPLu_25 + DEM_50 + Slp_50 + Slp2_50 + CuP_50 + CuP2_50 + CuPP_50 + FAc_50 + FAc2_50 + RaDi2_50 + RaDr_50 + RaDr2_50 + RaDu_50 + RaDu2_50 + FMIfeb_50 + IOIfeb_50 + FMIjul_50 + NDVIJul_50 + LM_50F + SLu_ + DEM2_100 + CuP_100 + CuP2_100 + CuPP_100 + FAc2_100 + RaDi_100 + RaDi2_100 + RaDr_100 + RaDr2_100 + RaDu2_100 + FMIfeb_100 + IOIfeb_100 + CMIjul_100 + IOIjul_100 + NDVIJul_100 + LM_100F + SLu_ + DEM_200 + DEM2_200 + CuPP_200 + CuPP2_200 + FAc_200 + FAc2_200 + RaDi_200 + RaDi2_200 + RaDr_200 + RaDr2_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + CMIfeb_200 + FMIfeb_200 + IOIfeb_200 + FMIjul_200 + LM_200F + SLu_ + DEM_400 + DEM2_400 + Slp_400 + Slp2_400 + CuP_400 + CuPP2_400 + RaDi_400 + RaDi2_400 + RaDr_400 + RaDr2_400 + RaDu_400 + RaDu2_400 + CMIfeb_400 + FMIfeb_400 + FMIjul_400 + NDVIFeb_400 + LM_400F + SLu_

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-10.998	-1.506	0.000	1.466	11.006

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	3,36E+06	3,42E+06	0.983	0.327943	
DEM_25	1,37E+03	8,09E+02	1.691	0.093777	.
Slp_25	2,69E+03	9,38E+02	2.870	0.004944	**
CuP_25	9,98E+03	5,48E+03	1.820	0.071562	.
CuP2_25	-1,29E+04	8,01E+03	-1.606	0.111247	
CuPP_25	7,22E+03	4,48E+03	1.612	0.109797	
CuPP2_25	1,23E+04	5,64E+03	2.174	0.031866	*
FAc_25	6,02E+02	4,59E+02	1.312	0.192310	
Tmp	1,28E+05	3,22E+04	3.973	0.000128	***
Tmp2	-3,43E+03	1,00E+03	-3.422	0.000880	***
Pr2	2,64E-01	9,42E-02	2.806	0.005950	**
RaDi_25	-4,97E+07	1,62E+07	-3.058	0.002810	**
RaDi2_25	9,97E+07	2,86E+07	3.484	0.000714	***
RaDu_25	-8,00E+05	1,77E+05	-4.509	1.66e-05	***
RaDu2_25	9,65E+04	2,38E+04	4.056	9.47e-05	***
CMIfeb_25	5,19E+03	2,95E+03	1.762	0.080929	.
IOIfeb_25	1,41E+04	1,41E+04	0.999	0.319815	
CMIjul_25	1,22E+04	5,37E+03	2.273	0.024996	*
FMIjul_25	-1,41E+04	6,11E+03	-2.305	0.023059	*
IOIjul_25	3,99E+04	1,10E+04	3.618	0.000453	***
NDVIFeb_25	-8,96E+03	7,00E+03	-1.280	0.203437	
LM_25F11	-9,27E+04	4,01E+04	-2.314	0.022558	*
LM_25F12	3,42E+04	3,30E+04	1.037	0.302252	
LM_25F14	4,29E+04	2,94E+04	1.457	0.148000	
LM_25F15	3,19E+04	2,05E+04	1.558	0.122234	
LM_25F16	-3,28E+04	2,83E+04	-1.157	0.249946	
LM_25F17	-1,90E+04	3,80E+04	-0.501	0.617314	
LM_25F18	3,00E+04	1,81E+04	1.662	0.099439	.
LM_25F19	-3,56E+04	2,23E+04	-1.595	0.113669	
LM_25F20	1,57E+05	4,38E+04	3.588	0.000502	***
LM_25F23	-3,90E+04	2,33E+04	-1.674	0.097114	.
LM_25F24	4,18E+04	2,88E+04	1.450	0.150066	
LM_25F25	-3,80E+04	2,55E+04	-1.492	0.138626	
LM_25F26	1,70E+04	3,00E+04	0.565	0.573532	
LM_25F27	-2,52E+04	1,94E+04	-1.297	0.197340	
LM_25F28	4,67E+04	1,97E+04	2.370	0.019567	*
LM_25F29	2,76E+04	1,96E+04	1.409	0.161797	
SPLu_25SI	3,41E+03	1,88E+03	1.816	0.072210	.
DEM_50	-7,45E+02	8,25E+02	-0.903	0.368527	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
Slp_50	-2,60E+03	1,07E+03	-2.427	0.016857	*
Slp2_50	-4,45E+01	3,56E+01	-1.247	0.215029	
CuP_50	-1,34E+04	1,30E+04	-1.036	0.302293	
CuP2_50	-7,25E+04	6,50E+04	-1.116	0.266821	
CuPP_50	-2,58E+04	1,12E+04	-2.304	0.023110	*
FAc_50	1,78E+03	1,04E+03	1.721	0.088138	.
FAc2_50	-2,35E+02	1,50E+02	-1.568	0.119885	
RaDi2_50	-1,07E+07	4,82E+06	-2.218	0.028648	*
RaDr_50	-2,00E+06	6,53E+05	-3.063	0.002764	**
RaDr2_50	7,64E+05	2,45E+05	3.123	0.002297	**
RaDu_50	2,15E+06	4,27E+05	5.031	1.95e-06	***
RaDu2_50	-2,66E+05	5,47E+04	-4.861	3.99e-06	***
FMIfeb_50	6,12E+03	4,26E+03	1.437	0.153551	
IOIfeb_50	-1,79E+04	1,62E+04	-1.103	0.272455	
FMIjul_50	2,20E+04	7,12E+03	3.089	0.002557	**
NDVIJul_50	4,07E+04	1,78E+04	2.288	0.024090	*
LM_50F11	1,19E+05	4,31E+04	2.764	0.006723	**
LM_50F16	5,51E+04	4,06E+04	1.357	0.177561	
LM_50F17	3,78E+04	4,96E+04	0.762	0.447731	
LM_50F19	5,31E+04	3,02E+04	1.759	0.081490	.
LM_50F23	4,47E+04	3,12E+04	1.431	0.155231	
LM_50F25	7,76E+04	3,35E+04	2.314	0.022545	*
LM_50F26	3,40E+04	4,37E+04	0.778	0.438025	
LM_50F27	4,93E+04	1,37E+04	3.607	0.000471	***
SLu_111399	-4,12E+04	1,29E+04	-3.180	0.001920	**
SLu_111599	1,50E+04	1,25E+04	1.198	0.233543	
SLu_112699	-4,38E+04	2,45E+04	-1.783	0.077426	.
SLu_119999	-4,40E+04	4,46E+04	-0.988	0.325432	
SLu_122299	-2,03E+04	1,26E+04	-1.614	0.109400	
SLu_132699	4,64E+03	1,67E+04	0.278	0.781386	
SLu_139999	-2,01E+03	1,19E+04	-0.169	0.866005	
SLu_152199	-3,12E+04	1,36E+04	-2.302	0.023274	*
SLu_153199	-1,29E+04	9,82E+03	-1.310	0.193075	
SLu_159999	-1,94E+03	1,58E+04	-0.123	0.902626	
SLu_181199	6,80E+04	1,95E+04	3.489	0.000703	***
SLu_182099	6,51E+03	1,97E+04	0.331	0.741008	
SLu_182199	1,18E+04	2,47E+04	0.478	0.633836	
SLu_182499	-1,24E+04	1,25E+04	-0.989	0.324733	
SLu_182599	5,41E+04	2,40E+04	2.253	0.026249	*

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_182699	-4,93E+04	1,33E+04	-3.720	0.000319	***
SLu_182899	-1,13E+04	2,38E+04	-0.475	0.635893	
SLu_183199	1,03E+04	1,79E+04	0.574	0.567075	
SLu_183499	-8,65E+03	1,11E+04	-0.779	0.437565	
SLu_189999	-3,60E+04	1,60E+04	-2.256	0.026081	*
SLu_199999	-4,47E+04	1,41E+04	-3.176	0.001945	**
SLu_211199	-3,59E+03	1,18E+04	-0.305	0.760890	
SLu_212299	-1,35E+04	1,30E+04	-1.033	0.304116	
SLu_212422	-2,43E+03	1,34E+04	-0.182	0.855979	
SLu_212499	-2,08E+04	1,25E+04	-1.663	0.099255	.
SLu_213199	-6,17E+03	1,36E+04	-0.453	0.651303	
SLu_213299	2,46E+03	1,11E+04	0.222	0.824791	
SLu_219999	-1,82E+04	1,15E+04	-1.581	0.116763	
SLu_222499	1,29E+04	1,34E+04	0.958	0.340407	
SLu_239999	-2,15E+04	1,71E+04	-1.256	0.211667	
SLu_242199	-3,00E+03	1,40E+04	-0.215	0.829934	
SLu_243199	-8,26E+03	1,03E+04	-0.803	0.423485	
SLu_249999	1,27E+03	1,08E+04	0.118	0.906515	
SLu_253199	-2,22E+04	2,58E+04	-0.861	0.391024	
SLu_269999	-2,67E+04	2,22E+04	-1.207	0.230004	
SLu_299999	-2,53E+04	1,33E+04	-1.905	0.059460	.
SLu_313299	-1,73E+03	1,50E+04	-0.115	0.908322	
SLu_313399	-2,39E+04	1,21E+04	-1.978	0.050468	.
SLu_313499	-3,59E+04	1,32E+04	-2.713	0.007758	**
SLu_319999	-1,21E+04	7,42E+03	-1.633	0.105436	
SLu_329999	-6,59E+03	1,14E+04	-0.580	0.562843	
SLu_349999	-1,21E+04	9,65E+03	-1.255	0.212291	
DEM2_100	-8,37E-01	1,75E-01	-4.791	5.32e-06	***
CuP_100	4,09E+04	1,46E+04	2.805	0.005976	**
CuP2_100	-1,74E+05	6,56E+04	-2.644	0.009408	**
CuPP_100	2,23E+04	2,37E+04	0.938	0.350397	
FAc2_100	-4,42E+01	3,14E+01	-1.408	0.161903	
RaDi_100	-7,17E+07	3,72E+07	-1.927	0.056645	.
RaDi2_100	1,23E+08	6,74E+07	1.824	0.070990	.
RaDr_100	1,87E+06	8,48E+05	2.208	0.029330	*
RaDr2_100	-7,13E+05	3,16E+05	-2.256	0.026111	*
RaDu2_100	1,21E+04	5,64E+03	2.150	0.033783	*
FMIfeb_100	-6,08E+03	3,97E+03	-1.530	0.129003	
IOIfeb_100	-1,55E+04	1,09E+04	-1.428	0.156308	
CMIjul_100	-1,56E+04	5,28E+03	-2.943	0.003977	**
IOIjul_100	-3,40E+04	1,29E+04	-2.646	0.009370	**
NDVIJul_100	-1,89E+04	1,73E+04	-1.095	0.276157	
LM_100F11	1,45E+04	2,06E+04	0.704	0.482716	
LM_100F16	3,24E+04	2,00E+04	1.616	0.108989	
LM_100F17	1,39E+04	2,31E+04	0.599	0.550139	
LM_100F19	1,13E+04	1,83E+04	0.620	0.536494	
LM_100F23	2,19E+04	1,92E+04	1.142	0.255783	
SLu_112699	2,69E+04	2,23E+04	1.207	0.230126	
SLu_119999	4,55E+04	4,27E+04	1.066	0.288656	
SLu_139999	-1,75E+04	9,14E+03	-1.918	0.057740	.
SLu_152199	2,57E+04	7,98E+03	3.220	0.001691	**
SLu_159999	-9,56E+03	1,39E+04	-0.688	0.492624	
SLu_183199	-6,11E+03	1,21E+04	-0.504	0.614959	
SLu_189999	3,37E+04	1,66E+04	2.030	0.044803	*
DEM_200	-1088	270,7	-4021	0.000108	***
DEM2_200	1,035	0,2324	4452	2.08e-05	***
CuPP_200	-85400	36170	-2361	0.020031	*
CuPP2_200	-323400	135600	-2385	0.018815	*
FAc_200	-529,2	556,9	-0.950	0.344163	
FAc2_200	90,35	64,02	1411	0.161010	
RaDi_200	189700000	56090000	3383	0.001000	**
RaDi2_200	-329900000	99920000	-3301	0.001305	**

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
RaDr_200	-1569000	580900	-2702	0.008006	**
RaDr2_200	574600	218800	2626	0.009894	**
RaDu_200	960000	564800	1700	0.092039	.
RaDu2_200	-135400	68410	-1979	0.050416	.
CMIfeb_200	6906	3579	1929	0.056320	.
FMIfeb_200	7113	3072	2315	0.022478	*
IOIfeb_200	26310	8390	3136	0.002206	**
FMIjul_200	-4943	3539	-1397	0.165341	
LM_200F11	-4689	26870	-0.174	0.861806	
LM_200F12	4,35E+03	2,55E+04	0.171	0.864859	
LM_200F14	-1,20E+04	2,23E+04	-0.539	0.591099	
LM_200F16	-1,99E+04	2,35E+04	-0.848	0.398356	
LM_200F17	-8,00E+03	2,41E+04	-0.333	0.740083	
LM_200F19	-4,81E+03	2,44E+04	-0.197	0.844007	
LM_200F20	-1,70E+05	4,07E+04	-4.168	6.22e-05	***
LM_200F23	-5,58E+03	2,47E+04	-0.226	0.821722	
LM_200F25	5,30E+04	3,18E+04	1.668	0.098241	.
LM_200F26	-2,92E+04	2,37E+04	-1.231	0.220897	
SLu_111599	-1,64E+04	1,04E+04	-1.569	0.119627	
SLu_182199	-9,68E+04	2,38E+04	-4.061	9.28e-05	***
SLu_182599	-3,38E+04	2,16E+04	-1.565	0.120531	
SLu_182699	-8,50E+04	2,91E+04	-2.925	0.004196	**
SLu_183199	-1,30E+04	1,05E+04	-1.237	0.218753	
SLu_189999	-3,12E+04	1,26E+04	-2.476	0.014840	*
SLu_219999	9,20E+03	6,85E+03	1.342	0.182491	
DEM_400	4,59E+02	1,59E+02	2.888	0.004684	**
DEM2_400	-1,81E-01	1,08E-01	-1.671	0.097596	.
Slp_400	-3,66E+03	1,12E+03	-3.256	0.001508	**
Slp2_400	6,22E+02	1,27E+02	4.890	3.54e-06	***
CuP_400	-1,40E+05	5,39E+04	-2.598	0.010688	*
CuPP2_400	1,27E+06	7,91E+05	1.605	0.111315	
RaDi_400	-1,03E+08	3,40E+07	-3.030	0.003061	**
RaDi2_400	1,82E+08	6,01E+07	3.027	0.003084	**
RaDr_400	2,45E+06	7,87E+05	3.109	0.002402	**
RaDr2_400	-8,70E+05	2,87E+05	-3.031	0.003052	**
RaDu_400	-2,47E+06	6,55E+05	-3.774	0.000263	***
RaDu2_400	3,06E+05	7,96E+04	3.847	0.000202	***
CMIfeb_400	-1,08E+04	4,07E+03	-2.661	0.008973	**
FMIfeb_400	-1,50E+04	3,20E+03	-4.706	7.54e-06	***
FMIjul_400	-5,15E+03	3,91E+03	-1.316	0.191085	
NDVIFeb_400	-7,90E+03	7,25E+03	-1.090	0.278300	
LM_400F12	-9,18E+01	6,89E+03	-0.013	0.989394	
LM_400F14	2,06E+03	1,30E+04	0.158	0.874446	
LM_400F16	4,34E+03	1,03E+04	0.420	0.675060	
LM_400F17	1,03E+04	8,74E+03	1.172	0.243726	
LM_400F18	1,10E+04	1,02E+04	1.085	0.280367	
LM_400F19	1,56E+04	8,70E+03	1.793	0.075845	.
LM_400F20	8,01E+04	1,93E+04	4.146	6.77e-05	***
LM_400F23	1,74E+04	9,15E+03	1.896	0.060573	.
LM_400F25	-4,35E+04	1,72E+04	-2.531	0.012801	*
LM_400F26	1,07E+04	1,34E+04	0.799	0.426071	
LM_400F27	1,15E+04	1,67E+04	0.693	0.489995	
SLu_111599	-5,66E+03	8,63E+03	-0.656	0.513501	
SLu_112699	-1,22E+04	1,37E+04	-0.887	0.377232	
SLu_159999	9,19E+02	6,73E+03	0.136	0.891685	
SLu_182699	3,26E+04	2,65E+04	1.231	0.220996	
SLu_183199	-8,38E+03	7,08E+03	-1.183	0.239373	
SLu_189999	3,36E+04	9,55E+03	3.520	0.000632	***
SLu_211199	-1,29E+04	7,71E+03	-1.667	0.098461	.
SLu_213199	-4,31E+03	8,18E+03	-0.526	0.599804	
SLu_299999	5,32E+03	1,03E+04	0.515	0.607321	
SLu_313499	1,89E+04	1,10E+04	1.725	0.087387	.
SLu_319999	6,43E+02	5,90E+03	0.109	0.913493	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 5.675 on 108 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.8211,

Adjusted R-squared: 0.4866 F-statistic: 2.455 on 202 and 108 DF, p-value: 2.802e-07

Modelo 25 pF4,2 = CuP_25 + CuP2_25 + CuPP_25 + CuPP2_25 + Tmp + Tmp2 + Pr2 + RaDu_25 + CMIjul_25 + NDVIJul_25 + LM_25F + SPLu_25

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-13.008	-3.064	0.000	2.644	19.129

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-1,35E+05	7,33E+04	-1.840	0.06680	.
CuP_25	3,60E+03	1,67E+03	2.162	0.03142	*
CuP2_25	-3,67E+03	2,01E+03	-1.823	0.06941	.
CuPP_25	1,97E+03	1,43E+03	1.373	0.17094	
CuPP2_25	-2,55E+03	1,34E+03	-1.897	0.05890	.
Tmp	1,78E+04	7,49E+03	2.380	0.01799	*
Tmp2	-4,91E+02	2,05E+02	-2.396	0.01723	*
Pr2	1,08E-01	4,66E-02	2.321	0.02100	*
RaDu_25	-6,88E+03	2,14E+03	-3.209	0.00149	**
CMIjul_25	4,55E+03	2,33E+03	1.952	0.05192	.
NDVIJul_25	5,85E+03	4,14E+03	1.412	0.15890	
LM_25F11	-1,05E+03	5,64E+03	-0.186	0.85252	
LM_25F12	-4,72E+03	5,72E+03	-0.826	0.40949	
LM_25F14	-1,12E+02	6,10E+03	-0.018	0.98538	
LM_25F15	-6,24E+03	6,20E+03	-1.006	0.31524	
LM_25F16	-5,37E+03	5,65E+03	-0.950	0.34299	
LM_25F17	-5,99E+03	5,63E+03	-1.063	0.28852	
LM_25F18	-5,50E+03	5,68E+03	-0.968	0.33391	
LM_25F19	-4,58E+03	5,53E+03	-0.828	0.40814	
LM_25F20	-1,87E+03	5,86E+03	-0.319	0.75011	
LM_25F23	-4,50E+03	5,60E+03	-0.804	0.42180	
LM_25F24	-1,75E+03	6,81E+03	-0.257	0.79763	
LM_25F25	-5,07E+03	5,97E+03	-0.850	0.39631	
LM_25F26	-1,17E+04	5,63E+03	-2.082	0.03828	*
LM_25F27	-6,37E+03	5,88E+03	-1.083	0.27972	
LM_25F28	-2,32E+03	7,81E+03	-0.297	0.76645	
LM_25F29	-1,19E+03	7,76E+03	-0.154	0.87804	
SPLu_25SI	2,83E+03	1,05E+03	2.696	0.00745	**

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 5.462 on 283 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.325,

Adjusted R-squared: 0.2606 F-statistic: 5.046 on 27 and 283 DF, p-value: 5.42e-13

Modelo 50 pF4,2 = DEM_50 + DEM2_50 + CuP_50 + CuPP2_50 + Tmp + Pr2 + RaDr2_50 + CMIjul_50 + NDVIJul_50 + LM_50F + SPLu_50

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-14.8183	-2.9979	-0.0657	2.6839	18.9173

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-8,07E+04	4,31E+04	-1.870	0.06250	.
DEM_50	2,35E+01	1,08E+01	2.177	0.03028	*
DEM2_50	-1,06E-02	4,94E-03	-2.140	0.03323	*
CuP_50	-4,76E+03	3,19E+03	-1.491	0.13713	
CuPP2_50	1,90E+04	6,97E+03	2.728	0.00676	**
Tmp	4,22E+03	2,19E+03	1.927	0.05503	.
Pr2	9,24E-02	4,16E-02	2.222	0.02705	*
RaDr2_50	-2,07E+03	1,39E+03	-1.484	0.13879	
CMIjul_50	4,78E+03	2,68E+03	1.783	0.07568	.
NDVIJul_50	7,15E+03	4,92E+03	1.454	0.14712	
LM_50F11	4,44E+03	5,72E+03	0.775	0.43895	
LM_50F12	8,11E+02	5,74E+03	0.141	0.88778	
LM_50F14	2,99E+03	6,11E+03	0.490	0.62462	
LM_50F15	1,24E+02	6,22E+03	0.020	0.98410	
LM_50F16	2,66E+02	5,69E+03	0.047	0.96273	
LM_50F17	2,37E+02	5,67E+03	0.042	0.96673	
LM_50F18	-1,38E+02	5,73E+03	-0.024	0.98084	
LM_50F19	1,32E+03	5,57E+03	0.237	0.81245	
LM_50F20	2,82E+03	5,88E+03	0.480	0.63177	
LM_50F23	1,91E+03	5,62E+03	0.339	0.73450	
LM_50F24	2,46E+03	6,83E+03	0.361	0.71849	
LM_50F25	1,97E+03	6,08E+03	0.324	0.74594	
LM_50F26	-5,84E+03	5,66E+03	-1.032	0.30284	
LM_50F27	-4,69E+01	6,05E+03	-0.008	0.99382	
LM_50F28	6,00E+03	7,83E+03	0.766	0.44438	
LM_50F29	4,24E+03	7,75E+03	0.547	0.58506	
SPLu_50SI	2,70E+03	1,05E+03	2.577	0.01046	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 5.459 on 284 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3232,

Adjusted R-squared: 0.2613 F-statistic: 5.217 on 26 and 284 DF, p-value: 3.153e-13

Modelo 100 pF4,2 = DEM2_100 + Slp_100 + CuP_100 + CuP2_100 + CuPP2_100 + Pr + RaDu_100 + RaDu2_100 + FMIfeb_100 + FMIjul_100 + NDVIJul_100 + LM_100F + SPLu_100

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-11.3993	-3.2373	-0.1193	2.9611	18.7733

Coefficients:

Variable	**Estimate**	**Std.Error**	**tvalue**	**Pr(>|t|)**	
(Intercept)	-2,53E+05	1,02E+05	-2.487	0.01348	*
DEM2_100	-5,09E-03	2,46E-03	-2.067	0.03964	*
Slp_100	2,95E+02	1,08E+02	2.748	0.00637	**
CuP_100	-1,08E+04	4,15E+03	-2.600	0.00982	**
CuP2_100	3,07E+04	1,38E+04	2.221	0.02717	*
CuPP2_100	7,29E+04	2,21E+04	3.295	0.00111	**
Pr	3,88E+01	1,67E+01	2.329	0.02058	*
RaDu_100	1,16E+05	5,10E+04	2.281	0.02328	*
RaDu2_100	-1,35E+04	6,41E+03	-2.112	0.03558	*
FMIfeb_100	-1,56E+03	9,74E+02	-1.603	0.11003	
FMIjul_100	3,20E+03	2,06E+03	1.554	0.12141	
NDVIJul_100	1,91E+04	5,45E+03	3.495	0.00055	***
LM_100F11	2,17E+03	3,97E+03	0.547	0.58448	
LM_100F12	-1,32E+03	4,10E+03	-0.323	0.74675	
LM_100F14	3,08E+03	4,53E+03	0.680	0.49686	
LM_100F15	-1,58E+03	4,72E+03	-0.334	0.73855	
LM_100F16	-1,13E+03	4,01E+03	-0.282	0.77817	
LM_100F17	-1,39E+03	3,98E+03	-0.350	0.72668	
LM_100F18	-2,08E+03	4,04E+03	-0.515	0.60704	
LM_100F19	-1,32E+03	3,83E+03	-0.343	0.73154	
LM_100F20	1,87E+03	4,34E+03	0.431	0.66678	
LM_100F23	5,78E+02	3,91E+03	0.148	0.88257	
LM_100F24	8,13E+02	5,39E+03	0.151	0.88027	
LM_100F25	3,38E+02	4,52E+03	0.075	0.94045	
LM_100F26	-7,42E+03	3,95E+03	-1.876	0.06166	.
LM_100F27	-3,15E+03	4,39E+03	-0.717	0.47397	
LM_100F28	3,15E+03	6,67E+03	0.472	0.63705	
LM_100F29	2,43E+03	6,54E+03	0.371	0.71090	
SPLu_100SI	2,98E+03	1,04E+03	2.857	0.00459	**

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 5.316 on 282 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3628, Adjusted R-squared: 0.2996 F-statistic: 5.735 on 28 and 282 DF, p-value: 1.473e-15

Modelo 200 pF4,2 = DEM_200 + DEM2_200 + Slp_200 + Slp2_200 + CuP_200 + CuPP2_200 + FAc_200 + FAc2_200 + Pr2 + RaDi_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + NDVIFeb_200 + LM_200F + SPLu_200

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-15.0236	-3.0774	-0.4318	3.1425	19.7814

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-5,04E+04	1,39E+05	-0.362	0.71747	
DEM_200	2,35E+01	8,36E+00	2.807	0.00536	**
DEM2_200	-7,63E-03	3,35E-03	-2.274	0.02370	*
Slp_200	4,49E+02	2,44E+02	1.837	0.06723	.
Slp2_200	-2,20E+01	1,03E+01	-2.122	0.03471	*
CuP_200	-1,28E+04	7,56E+03	-1.692	0.09167	.
CuPP2_200	6,93E+04	3,30E+04	2.100	0.03660	*
FAc_200	-8,66E+02	3,73E+02	-2.322	0.02098	*
FAc2_200	1,03E+02	3,96E+01	2.601	0.00978	**
Pr2	7,04E-02	2,26E-02	3.118	0.00201	**
RaDi_200	-7,83E+05	2,64E+05	-2.965	0.00328	**
RaDu_200	1,21E+05	6,90E+04	1.749	0.08147	.
RaDu2_200	-1,36E+04	8,58E+03	-1.589	0.11319	
NDVIFeb_200	1,06E+04	3,41E+03	3.111	0.00205	**
LM_200F11	4,33E+03	5,72E+03	0.757	0.44941	
LM_200F12	9,85E+02	5,76E+03	0.171	0.86432	
LM_200F14	3,15E+03	6,07E+03	0.519	0.60397	
LM_200F15	1,45E+03	6,22E+03	0.233	0.81577	
LM_200F16	-8,47E+02	5,72E+03	-0.148	0.88233	
LM_200F17	-1,40E+01	5,67E+03	-0.002	0.99803	
LM_200F18	-8,21E+01	5,76E+03	-0.014	0.98863	
LM_200F19	1,01E+03	5,56E+03	0.181	0.85665	
LM_200F20	2,63E+03	5,91E+03	0.446	0.65629	
LM_200F23	1,50E+03	5,63E+03	0.267	0.78966	
LM_200F24	3,70E+03	6,86E+03	0.540	0.58994	
LM_200F25	4,34E+03	6,13E+03	0.709	0.47911	
LM_200F26	-5,25E+03	5,69E+03	-0.923	0.35695	
LM_200F27	-1,30E+03	6,16E+03	-0.210	0.83358	
LM_200F28	2,83E+03	7,84E+03	0.361	0.71847	
LM_200F29	3,74E+03	7,78E+03	0.480	0.63131	
SPLu_200SI	2,25E+03	1,07E+03	2.108	0.03594	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 5.461 on 280 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3324, Adjusted R-squared: 0.2609 F-statistic: 4.648 on 30 and 280 DF, p-value: 1.769e-12

Modelo 400 pF4,2 = DEM_400 + DEM2_400 + CuP_400 + CuP2_400 + FAc2_400 + Tmp2 + Pr2 + RaDi_400 + RaDr_400 + NDVIJul_400 + LM_400F + SPLu_400

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-11.4469	-3.2036	-0.2969	2.5713	19.1843

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	1,08E+05	7,06E+04	1.533	0.12644	
DEM_400	4,45E+01	1,60E+01	2.778	0.00584	**
DEM2_400	-1,72E-02	6,24E-03	-2.761	0.00614	**
CuP_400	4,85E+04	1,74E+04	2.796	0.00553	**
CuP2_400	-2,40E+05	1,24E+05	-1.931	0.05448	.
FAc2_400	6,96E+01	3,37E+01	2.064	0.03988	*
Tmp2	1,46E+02	7,53E+01	1.944	0.05291	.
Pr2	1,18E-01	3,94E-02	2.991	0.00303	**
RaDi_400	-6,26E+05	2,66E+05	-2.350	0.01945	*
RaDr_400	1,15E+04	7,84E+03	1.463	0.14445	
NDVIJul_400	1,22E+04	3,72E+03	3.279	0.00117	**
LM_400F12	-2,54E+03	2,09E+03	-1.214	0.22570	
LM_400F14	-1,05E+03	2,89E+03	-0.364	0.71626	
LM_400F15	-1,93E+03	3,13E+03	-0.618	0.53687	
LM_400F16	-2,74E+03	1,80E+03	-1.521	0.12935	
LM_400F17	-4,28E+03	1,75E+03	-2.451	0.01486	*
LM_400F18	-3,32E+03	1,97E+03	-1.685	0.09300	.
LM_400F19	-3,05E+03	1,48E+03	-2.059	0.04040	*
LM_400F20	2,21E+03	2,61E+03	0.847	0.39765	
LM_400F23	-1,10E+03	1,58E+03	-0.692	0.48938	
LM_400F24	-1,66E+03	4,16E+03	-0.398	0.69094	
LM_400F25	-1,13E+03	2,65E+03	-0.427	0.66950	
LM_400F26	-7,42E+03	1,81E+03	-4.102	5.35e-05	***
LM_400F27	-3,34E+03	2,46E+03	-1.360	0.17481	
SPLu_400SI	2,30E+03	1,09E+03	2.118	0.03507	*

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 5.511 on 286 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.3056, Adjusted R-squared: 0.2473 F-statistic: 5.244 on 24 and 286 DF, p-value: 1.183e-12

Modelo Multi pF4,2 = DEM2_25 + Slp2_25 + CuP2_25 + CuPP2_25 + Tmp + Tmp2 + Pr2 + RaDi2_25 + RaDr_25 + RaDr2_25 + RaDu_25 + RaDu2_25 + CMIfeb_25 + FMIfeb_25 + CMIjul_25 + NDVIFeb_25 + LM_25F + SPLu_25 + DEM_50 + DEM2_50 + CuP_50 + CuPP_50 + RaDi_50 + RaDi2_50 + RaDu_50 + RaDu2_50 + FMIfeb_50 + CMIjul_50 + FMIjul_50 + IOIjul_50 + NDVIJul_50 + LM_50F + Slp2_100 + CuP_100 + CuPP_100 + FAc2_100 + RaDi2_100 + RaDu_100 + RaDu2_100 + FMIfeb_100 + IOIfeb_100 + CMIjul_100 + NDVIJul_100 + LM_100F + SLu_ + DEM_200 + DEM2_200 + Slp2_200 + CuP2_200 + CuPP_200 + CuPP2_200 + FAc2_200 + RaDi_200 + RaDi2_200 + RaDr_200 + RaDr2_200 + RaDu_200 + RaDu2_200 + CMIfeb_200 + FMIfeb_200 + IOIfeb_200 + CMIjul_200 + FMIjul_200 + NDVIJul_200 + LM_200F + SLu_ + DEM_400 + DEM2_400 + Slp2_400 + CuP_400 + CuP2_400 + FAc_400 + FAc2_400 + RaDi_400 + RaDi2_400 + RaDr_400 + RaDu_400 + RaDu2_400 + CMIfeb_400 + FMIfeb_400 + IOIfeb_400 + CMIjul_400 + FMIjul_400 + NDVIFeb_400 + NDVIJul_400 + LM_400F + SLu_

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-8.465	-1.339	0.000	1.206	16.718

Coefficients:

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
(Intercept)	-5,60E+05	2,61E+06	-0.214	0.830540	
DEM2_25	4,20E-01	4,49E-01	0.937	0.350897	
Slp2_25	5,22E+01	2,70E+01	1.930	0.056024	.
CuP2_25	-9,90E+03	5,97E+03	-1.658	0.100003	
CuPP2_25	1,48E+04	4,08E+03	3.624	0.000433	***
Tmp	8,61E+04	2,53E+04	3.404	0.000916	***
Tmp2	-2,40E+03	7,87E+02	-3.052	0.002827	**
Pr2	1,41E-01	7,33E-02	1.925	0.056656	.
RaDi2_25	5,31E+06	2,68E+06	1.985	0.049571	*
RaDr_25	1,88E+05	1,74E+05	1.077	0.283906	
RaDr2_25	-6,88E+04	6,46E+04	-1.064	0.289724	
RaDu_25	-3,02E+05	1,14E+05	-2.642	0.009378	**
RaDu2_25	3,27E+04	1,48E+04	2.202	0.029692	*
CMIfeb_25	3,22E+03	2,23E+03	1.443	0.151686	
FMIfeb_25	-4,59E+03	3,07E+03	-1.494	0.137800	
CMIjul_25	1,28E+04	6,00E+03	2.132	0.035119	*
NDVIFeb_25	-9,14E+03	5,71E+03	-1.602	0.111947	
LM_25F11	4,90E+04	3,32E+04	1.479	0.141874	
LM_25F12	3,36E+04	2,60E+04	1.294	0.198115	
LM_25F14	-1,53E+03	2,17E+04	-0.070	0.943969	
LM_25F15	1,20E+04	1,56E+04	0.771	0.442255	
LM_25F16	3,94E+04	2,23E+04	1.769	0.079486	.
LM_25F17	6,80E+04	2,74E+04	2.480	0.014600	*
LM_25F18	-2,37E+03	1,34E+04	-0.177	0.860099	
LM_25F19	1,66E+04	1,82E+04	0.912	0.363842	
LM_25F20	1,77E+04	2,94E+04	0.603	0.548012	
LM_25F23	1,14E+04	1,84E+04	0.621	0.536127	
LM_25F24	1,31E+04	2,01E+04	0.651	0.516525	
LM_25F25	3,18E+04	2,13E+04	1.490	0.138912	
LM_25F26	7,01E+04	2,66E+04	2.633	0.009627	**
LM_25F27	-9,99E+03	1,39E+04	-0.719	0.473334	
LM_25F28	3,50E+04	1,55E+04	2.255	0.026016	*
LM_25F29	6,76E+03	1,47E+04	0.461	0.645705	
SPLu_25SI	2,45E+03	1,35E+03	1.820	0.071372	.
DEM_50	3,11E+02	2,06E+02	1.512	0.133213	
DEM2_50	-7,54E-01	4,86E-01	-1.550	0.123862	
CuP_50	-1,80E+04	8,59E+03	-2.089	0.038874	*
CuPP_50	-1,65E+04	7,75E+03	-2.124	0.035803	*
RaDi_50	-3,47E+07	1,50E+07	-2.320	0.022090	*
RaDi2_50	6,21E+07	2,67E+07	2.327	0.021706	*

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
RaDu_50	1,00E+06	4,35E+05	2.301	0.023175	*
RaDu2_50	-1,20E+05	5,45E+04	-2.194	0.030226	*
FMIfeb_50	4,44E+03	3,75E+03	1.186	0.238080	
CMIjul_50	-7,07E+03	7,65E+03	-0.924	0.357339	
FMIjul_50	1,03E+04	3,31E+03	3.119	0.002292	**
IOIjul_50	1,98E+04	7,64E+03	2.586	0.010946	*
NDVIJul_50	1,75E+04	1,43E+04	1.224	0.223436	
LM_50F11	-5,00E+04	3,45E+04	-1.450	0.149701	
LM_50F16	-2,64E+04	2,74E+04	-0.967	0.335610	
LM_50F17	-7,89E+04	3,34E+04	-2.366	0.019672	*
LM_50F19	-9,85E+03	2,27E+04	-0.435	0.664364	
LM_50F23	-1,18E+04	2,32E+04	-0.511	0.610549	
LM_50F25	-6,42E+03	2,60E+04	-0.247	0.805317	
LM_50F26	-9,89E+04	3,68E+04	-2.687	0.008279	**
LM_50F27	7,47E+03	1,10E+04	0.679	0.498245	
Slp2_100	-3,96E+01	3,59E+01	-1.103	0.272472	
CuP_100	1,39E+04	1,04E+04	1.337	0.183844	
CuPP_100	4,19E+04	1,63E+04	2.579	0.011178	*
FAc2_100	-4,02E+01	2,30E+01	-1.750	0.082797	.
RaDi2_100	-7,53E+06	3,05E+06	-2.470	0.014963	*
RaDu_100	-1,06E+06	6,24E+05	-1.697	0.092466	.
RaDu2_100	1,33E+05	7,74E+04	1.712	0.089544	.
FMIfeb_100	-3,43E+03	3,26E+03	-1.054	0.294080	
IOIfeb_100	-1,21E+04	7,21E+03	-1.673	0.096958	.
CMIjul_100	-5,99E+03	5,14E+03	-1.164	0.246944	
NDVIJul_100	3,28E+04	1,17E+04	2.809	0.005848	**
LM_100F11	-1,23E+04	1,64E+04	-0.748	0.455902	
LM_100F12	-4,65E+04	1,96E+04	-2.380	0.018961	*
LM_100F16	-2,96E+04	1,74E+04	-1.700	0.091870	.
LM_100F17	-8,05E+03	1,86E+04	-0.432	0.666201	
LM_100F19	-2,95E+04	1,50E+04	-1.966	0.051713	.
LM_100F23	-2,04E+04	1,61E+04	-1.268	0.207253	
SLu_111399	-8,35E+03	9,25E+03	-0.903	0.368534	
SLu_111599	2,36E+04	8,91E+03	2.648	0.009227	**
SLu_112699	-4,63E+03	1,02E+04	-0.455	0.649834	
SLu_119999	-6,74E+04	3,06E+04	-2.201	0.029749	*
SLu_122299	2,32E+03	9,09E+03	0.255	0.799421	
SLu_132699	-5,46E+03	1,19E+04	-0.459	0.647262	
SLu_139999	-1,14E+04	8,16E+03	-1.403	0.163348	
SLu_152199	-9,65E+03	1,40E+04	-0.691	0.491070	

Variable	Estimate	Std.Error	tvalue	Pr(>|t|)	
SLu_153199	-4,31E+03	7,06E+03	-0.610	0.542742	
SLu_159999	-4,07E+04	1,56E+04	-2.604	0.010425	*
SLu_181199	-1,55E+03	1,11E+04	-0.140	0.889138	
SLu_182099	4,46E+03	1,50E+04	0.297	0.766631	
SLu_182199	7,68E+03	1,85E+04	0.416	0.678410	
SLu_182499	-7,21E+04	3,15E+04	-2.286	0.024104	*
SLu_182599	3,76E+04	1,92E+04	1.960	0.052467	.
SLu_182699	-2,47E+04	9,79E+03	-2.525	0.012915	*
SLu_183199	-1,49E+04	9,82E+03	-1.519	0.131481	
SLu_183499	-3,84E+03	7,87E+03	-0.489	0.625956	
SLu_189999	-1,36E+04	9,30E+03	-1.459	0.147294	
SLu_199999	-1,10E+04	1,20E+04	-0.920	0.359349	
SLu_211199	5,91E+03	8,79E+03	0.672	0.502934	
SLu_212299	-8,37E+02	9,29E+03	-0.090	0.928342	
SLu_212422	7,25E+01	9,41E+03	0.008	0.993869	
SLu_212499	8,00E+03	9,74E+03	0.822	0.412932	
SLu_213199	4,28E+03	9,79E+03	0.437	0.663049	
SLu_213299	1,75E+03	8,08E+03	0.217	0.828673	
SLu_219999	-2,39E+04	1,31E+04	-1.830	0.069900	.
SLu_222499	2,81E+04	9,52E+03	2.955	0.003794	**
SLu_239999	-4,28E+04	1,52E+04	-2.817	0.005713	**
SLu_242199	8,19E+03	1,02E+04	0.800	0.425368	
SLu_243199	2,22E+03	7,42E+03	0.299	0.765683	
SLu_249999	2,77E+02	7,89E+03	0.035	0.972000	
SLu_253199	-3,75E+03	1,63E+04	-0.230	0.818119	
SLu_269999	-5,68E+03	1,38E+04	-0.412	0.680761	
SLu_299999	-1,66E+04	9,86E+03	-1.685	0.094689	.
SLu_313299	1,16E+03	1,05E+04	0.111	0.912090	
SLu_313399	-5,87E+03	8,67E+03	-0.677	0.499577	
SLu_313499	-1,44E+04	8,27E+03	-1.738	0.084837	.
SLu_319999	-2,77E+04	1,15E+04	-2.397	0.018122	*
SLu_329999	-4,69E+03	8,24E+03	-0.569	0.570463	
SLu_349999	-2,07E+03	6,88E+03	-0.300	0.764408	
DEM_200	-4,45E+02	2,34E+02	-1.900	0.059983	.
DEM2_200	5,49E-01	1,60E-01	3.432	0.000835	***
Slp2_200	-1,90E+02	7,00E+01	-2.714	0.007675	**
CuP2_200	-2,47E+05	1,19E+05	-2.064	0.041279	*
CuPP_200	-9,65E+04	2,76E+04	-3.493	0.000679	***
CuPP2_200	-2,71E+05	1,19E+05	-2.282	0.024305	*
FAc2_200	5,30E+01	2,74E+01	1.932	0.055835	.
RaDi_200	6,76E+07	2,82E+07	2.396	0.018205	*
RaDi2_200	-1,29E+08	4,98E+07	-2.582	0.011077	*
RaDr_200	-1,38E+06	3,52E+05	-3.929	0.000146	***
RaDr2_200	4,96E+05	1,29E+05	3.846	0.000197	***
RaDu_200	2,03E+06	6,19E+05	3.273	0.001403	**
RaDu2_200	-2,45E+05	7,51E+04	-3.256	0.001486	**
CMIfeb_200	3,77E+03	2,81E+03	1.341	0.182497	
FMIfeb_200	9,33E+03	2,88E+03	3.243	0.001547	**
IOIfeb_200	1,22E+04	7,01E+03	1.738	0.084848	.
CMIjul_200	-1,10E+04	4,62E+03	-2.381	0.018906	*
FMIjul_200	-3,61E+03	3,01E+03	-1.199	0.233083	
NDVIJul_200	1,69E+04	8,02E+03	2.104	0.037597	*
LM_200F11	3,18E+04	1,98E+04	1.609	0.110419	
LM_200F12	2,49E+04	1,94E+04	1.283	0.202128	
LM_200F14	1,01E+04	1,68E+04	0.598	0.550957	
LM_200F16	2,88E+04	1,83E+04	1.572	0.118775	
LM_200F17	1,87E+04	1,83E+04	1.022	0.309075	
LM_200F19	2,30E+04	1,85E+04	1.246	0.215305	
LM_200F20	-2,67E+04	2,31E+04	-1.157	0.249637	
LM_200F23	1,83E+04	1,87E+04	0.981	0.328672	
LM_200F25	-2,12E+04	2,32E+04	-0.914	0.362455	
LM_200F26	2,12E+04	1,75E+04	1.209	0.229101	
SLu_111599	-1,89E+04	7,40E+03	-2.557	0.011847	*
SLu_112199	1,46E+04	1,21E+04	1.215	0.226926	
SLu_119999	6,91E+04	3,05E+04	2.268	0.025175	*
SLu_152199	1,28E+04	1,27E+04	1.011	0.314184	
SLu_159999	3,64E+04	1,44E+04	2.529	0.012802	*
SLu_182199	-5,92E+04	1,87E+04	-3.171	0.001950	**
SLu_182499	8,06E+04	3,31E+04	2.431	0.016599	*
SLu_182599	-3,70E+04	1,88E+04	-1.972	0.050984	.
SLu_182699	-7,29E+03	1,70E+04	-0.429	0.669085	
SLu_183199	8,91E+03	6,67E+03	1.335	0.184604	
SLu_189999	1,25E+03	7,57E+03	0.165	0.869147	
SLu_219999	2,45E+04	1,14E+04	2.145	0.034019	*
SLu_319999	2,04E+04	1,04E+04	1.961	0.052283	.
DEM_400	1,55E+02	1,23E+02	1.254	0.212514	
DEM2_400	-1,62E-01	7,77E-02	-2.083	0.039494	*
Slp2_400	2,08E+02	6,55E+01	3.170	0.001953	**
CuP_400	-8,33E+04	4,48E+04	-1.859	0.065547	.
CuP2_400	1,82E+06	5,86E+05	3.113	0.002337	**
FAc_400	-2,03E+03	6,63E+02	-3.054	0.002810	**
FAc2_400	3,40E+02	9,90E+01	3.434	0.000829	***
RaDi_400	-2,77E+07	2,33E+07	-1.189	0.237041	
RaDi2_400	5,69E+07	4,07E+07	1.398	0.164721	
RaDr_400	3,90E+04	3,11E+04	1.256	0.211630	
RaDu_400	-1,67E+06	4,98E+05	-3.353	0.001083	**
RaDu2_400	2,00E+05	6,03E+04	3.311	0.001242	**
CMIfeb_400	-7,92E+03	3,04E+03	-2.606	0.010387	*
FMIfeb_400	-8,40E+03	2,55E+03	-3.288	0.001341	**
IOIfeb_400	-5,81E+03	6,46E+03	-0.900	0.370063	
CMIjul_400	4,75E+03	3,78E+03	1.254	0.212206	
FMIjul_400	-3,15E+03	3,30E+03	-0.954	0.342238	
NDVIFeb_400	-1,14E+04	5,94E+03	-1.922	0.057060	.
NDVIJul_400	-1,42E+04	1,12E+04	-1.271	0.206182	
LM_400F12	5,96E+03	5,25E+03	1.135	0.258697	
LM_400F14	-1,60E+03	9,70E+03	-0.164	0.869700	
LM_400F16	6,39E+03	7,81E+03	0.818	0.415231	
LM_400F17	1,61E+04	6,68E+03	2.406	0.017738	*
LM_400F18	2,16E+04	7,24E+03	2.976	0.003560	**
LM_400F19	1,72E+04	6,33E+03	2.720	0.007550	**
LM_400F20	2,42E+04	1,09E+04	2.226	0.027979	*
LM_400F23	1,95E+04	6,76E+03	2.887	0.004644	**
LM_400F25	1,65E+04	1,19E+04	1.384	0.169030	
LM_400F26	1,81E+04	1,02E+04	1.770	0.079331	.
LM_400F27	1,70E+04	1,26E+04	1.351	0.179497	
SLu_111599	-2,56E+03	6,10E+03	-0.420	0.675354	
SLu_112699	-1,71E+04	1,03E+04	-1.662	0.099237	.
SLu_159999	3,57E+03	4,62E+03	0.772	0.441614	
SLu_182699	1,54E+04	1,66E+04	0.928	0.355270	
SLu_183199	6,71E+02	5,07E+03	0.132	0.894958	
SLu_189999	1,10E+04	5,02E+03	2.189	0.030586	*
SLu_211199	-1,23E+04	5,95E+03	-2.064	0.041244	*
SLu_213199	-5,66E+03	6,12E+03	-0.926	0.356503	
SLu_299999	8,40E+03	7,22E+03	1.163	0.247184	
SLu_313499	1,08E+04	6,78E+03	1.597	0.112963	
SLu_319999	4,84E+03	3,90E+03	1.241	0.216983	

Signif. codes: 0 '*' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1**

Residual standard error: 4.38 on 115 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.8236,

Adjusted R-squared: 0.5246 F-statistic: 2.754 on 195 and 115 DF, p-value: 5.446e-09

ANEXO III

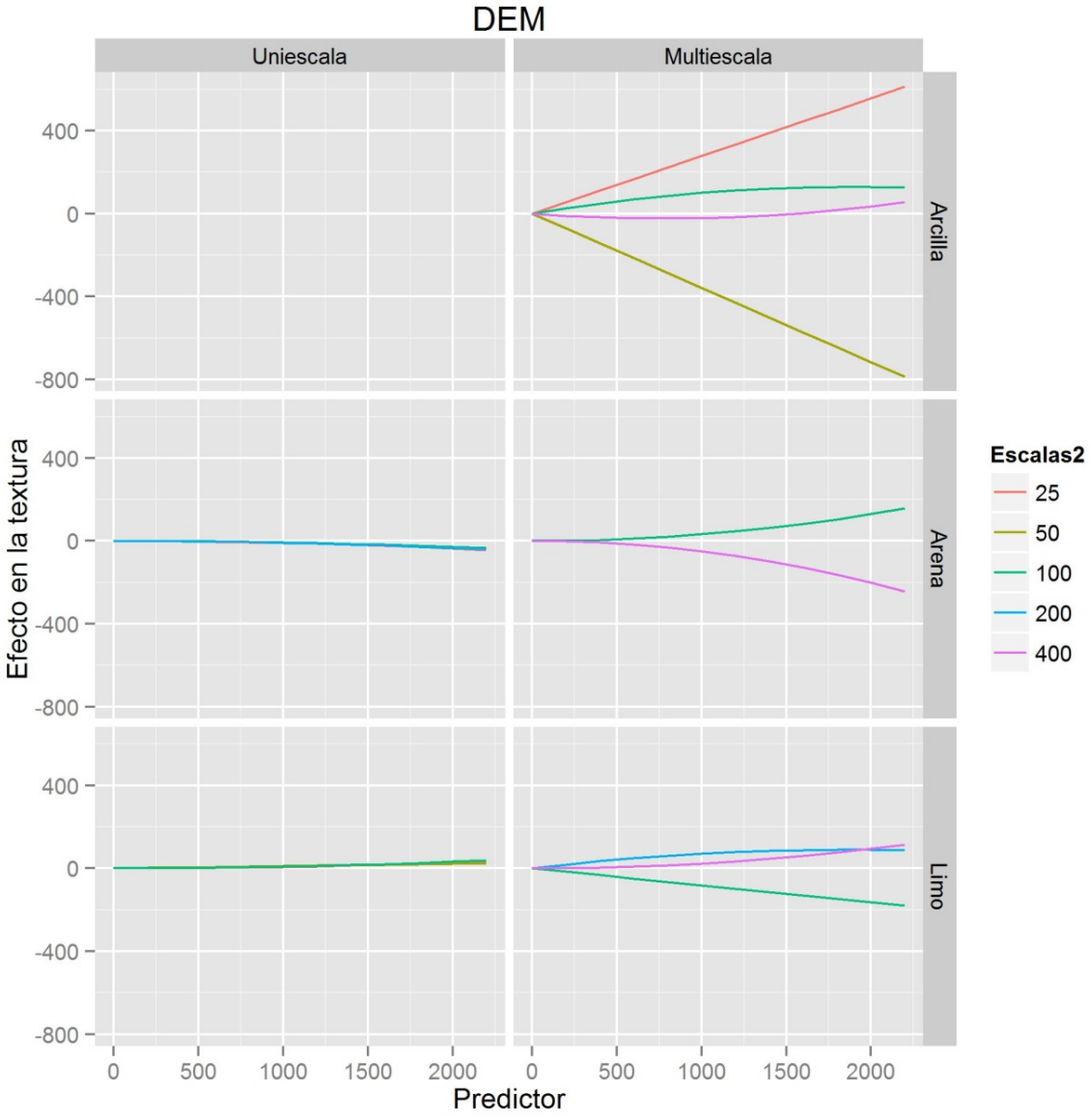


Figura 106. Representación de los valores de altitud (DEM), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

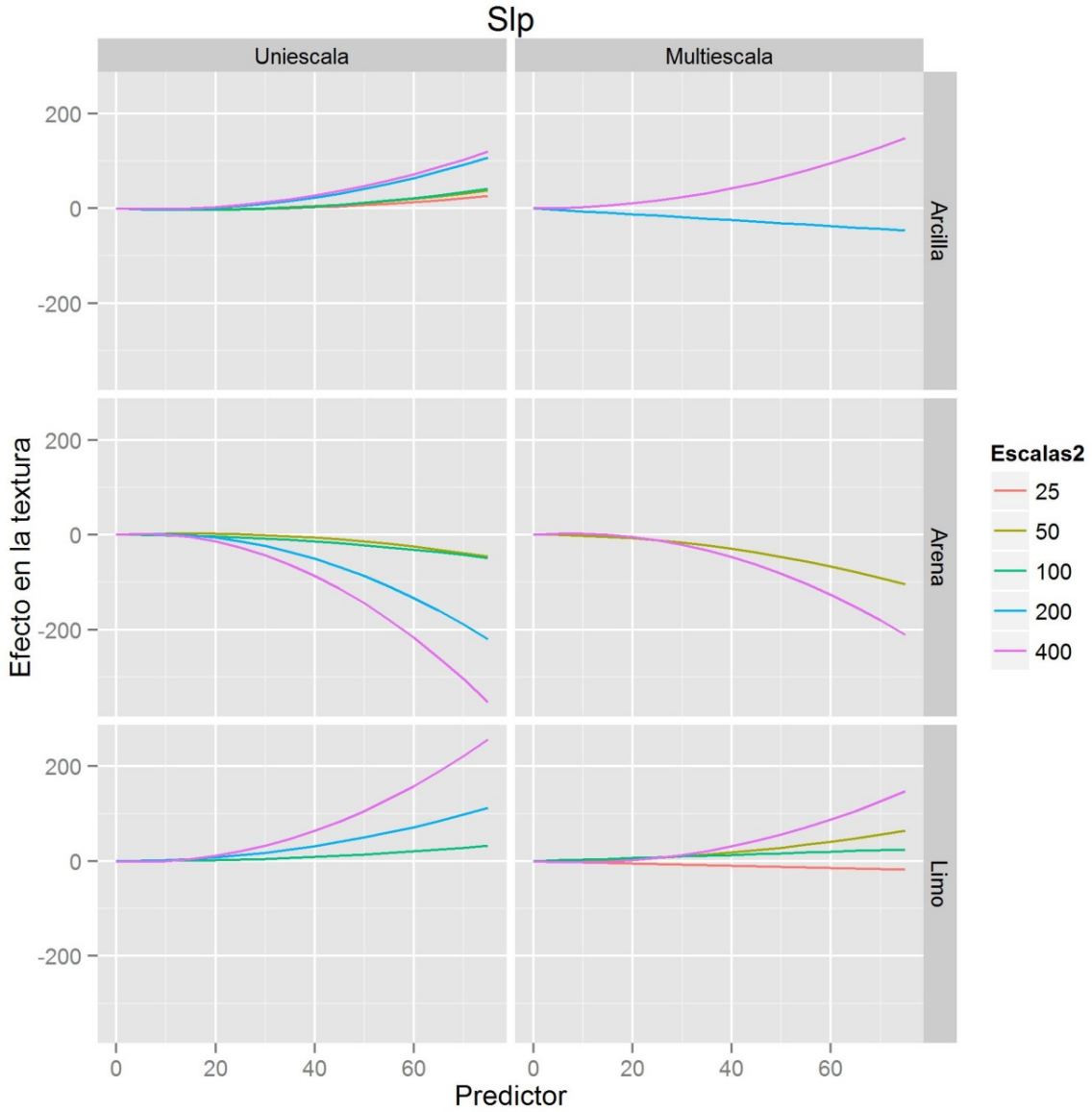


Figura 107. Representación de los valores de pendiente (Slp), expresada por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

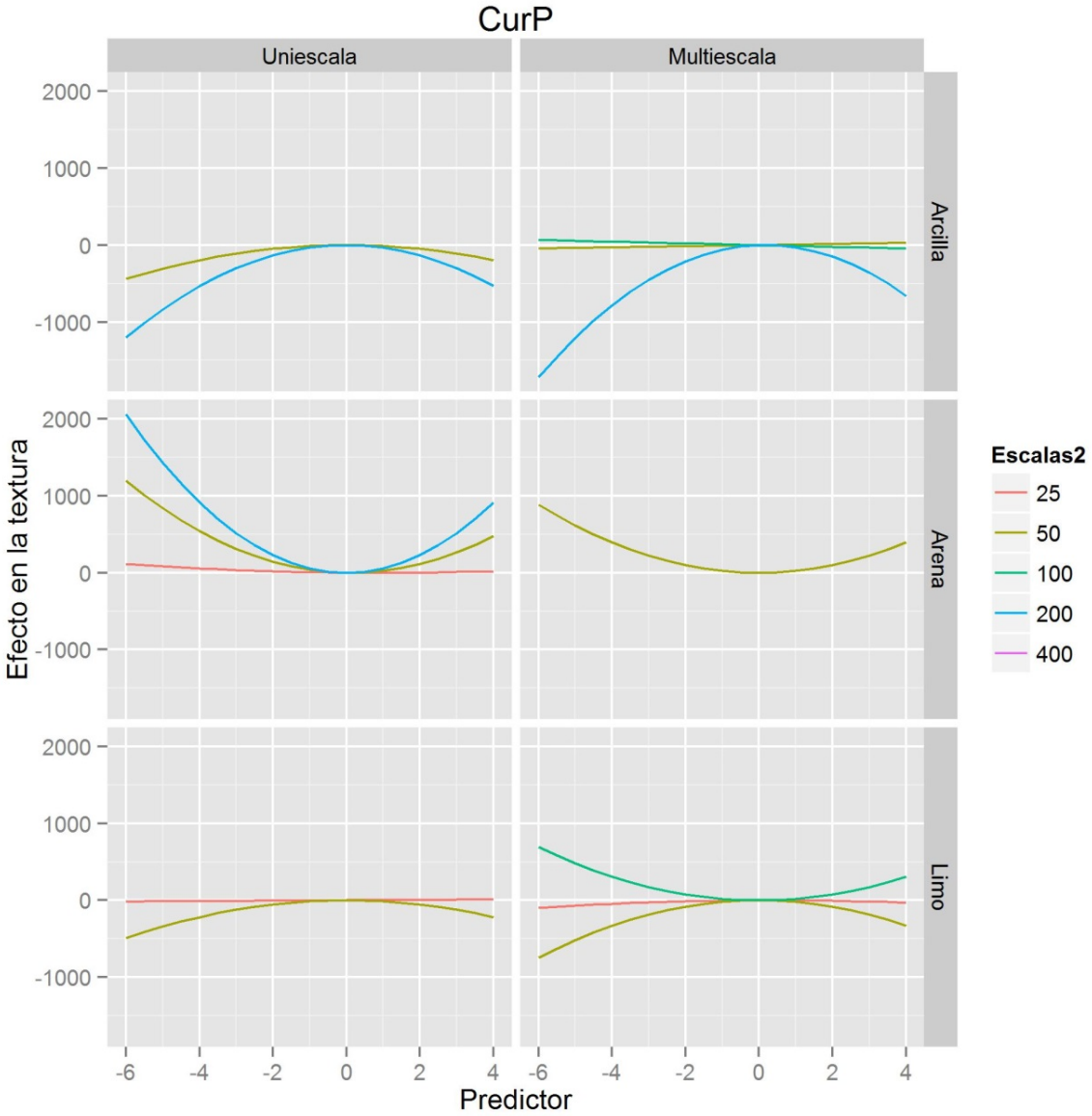


Figura 108. Representación de los valores de curvaturas del perfil de máxima pendiente (CuP), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

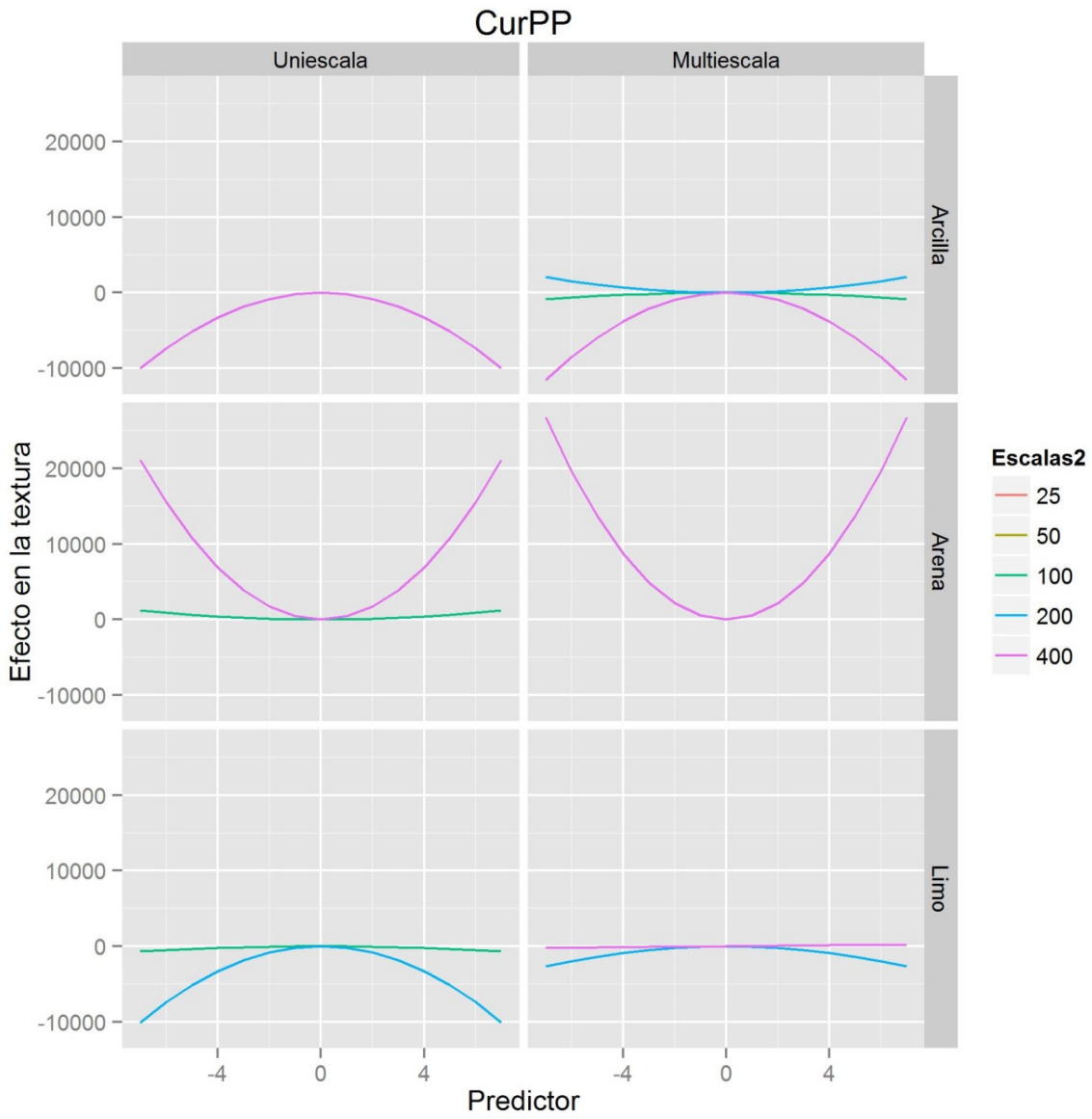


Figura 109. Representación de los valores de curvaturas perpendiculares al perfil de máxima pendiente (CuPP), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

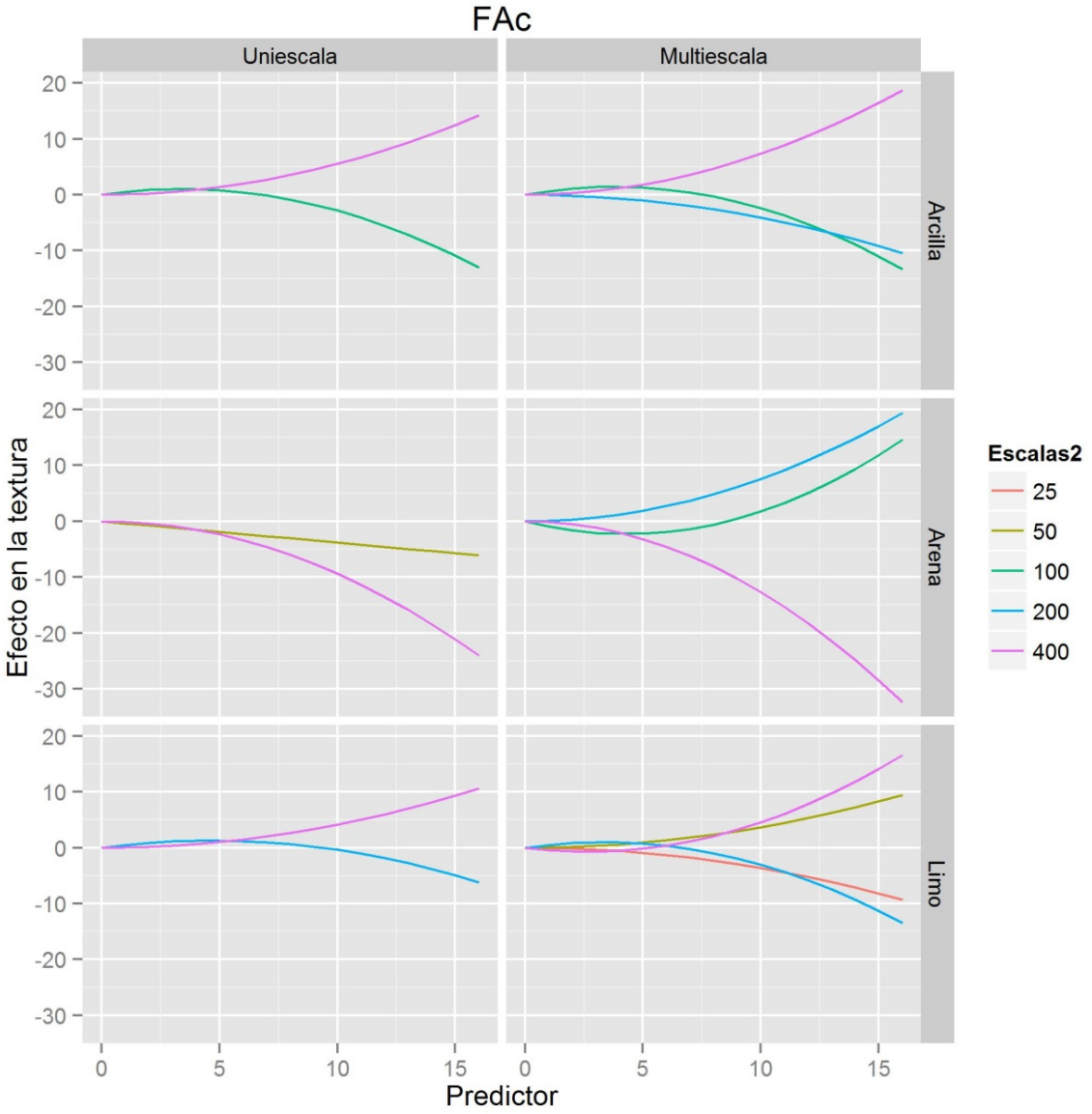


Figura 110. Representación de los valores de acumulación de flujo (FAc), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

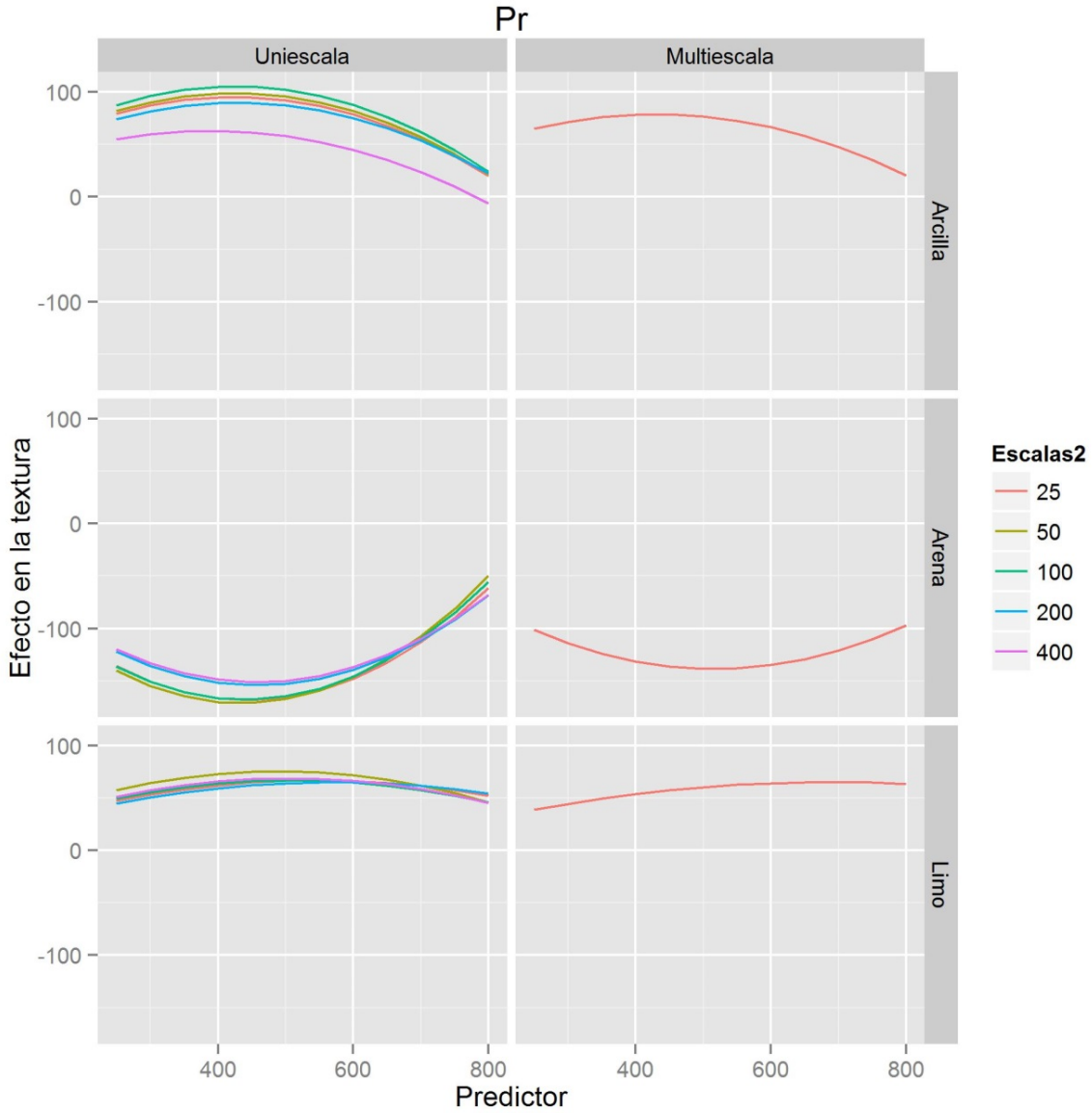


Figura 111. Representación de los valores de la precipitación media anual (Pr), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

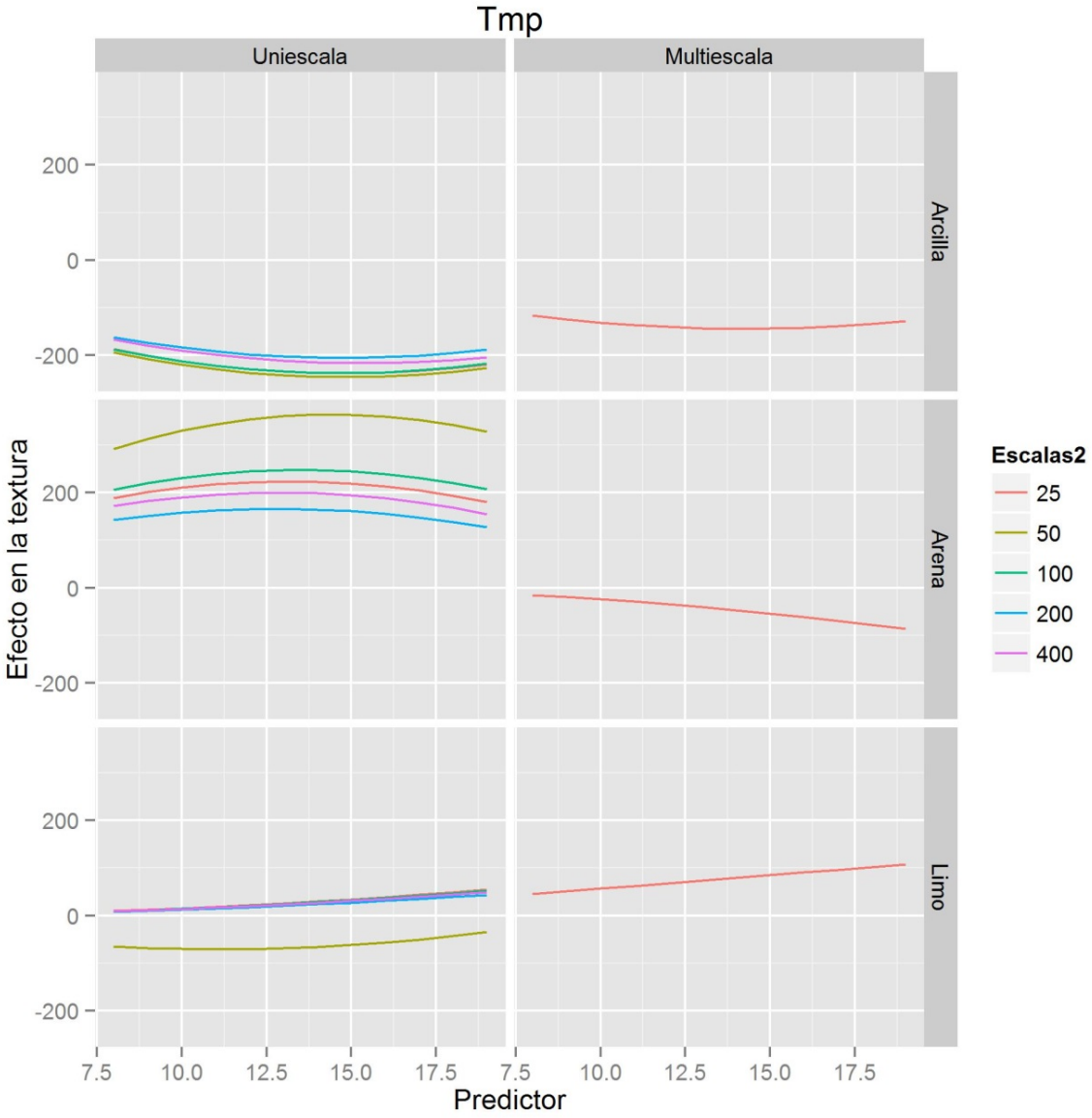


Figura 112. Representación de los valores de la temperatura media anual (Tmp), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

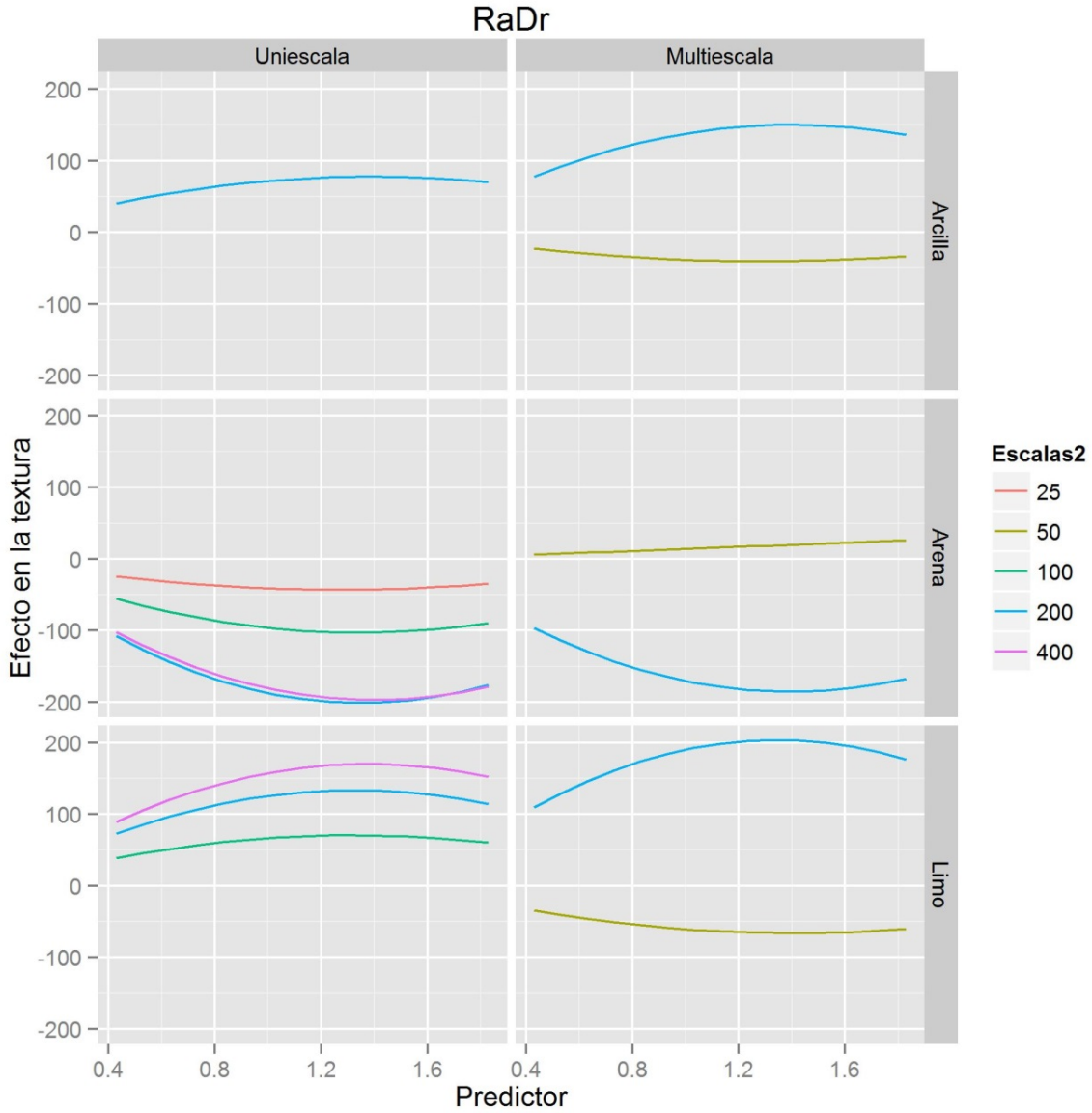


Figura 113. Representación de los valores de radiación directa (RaDr), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

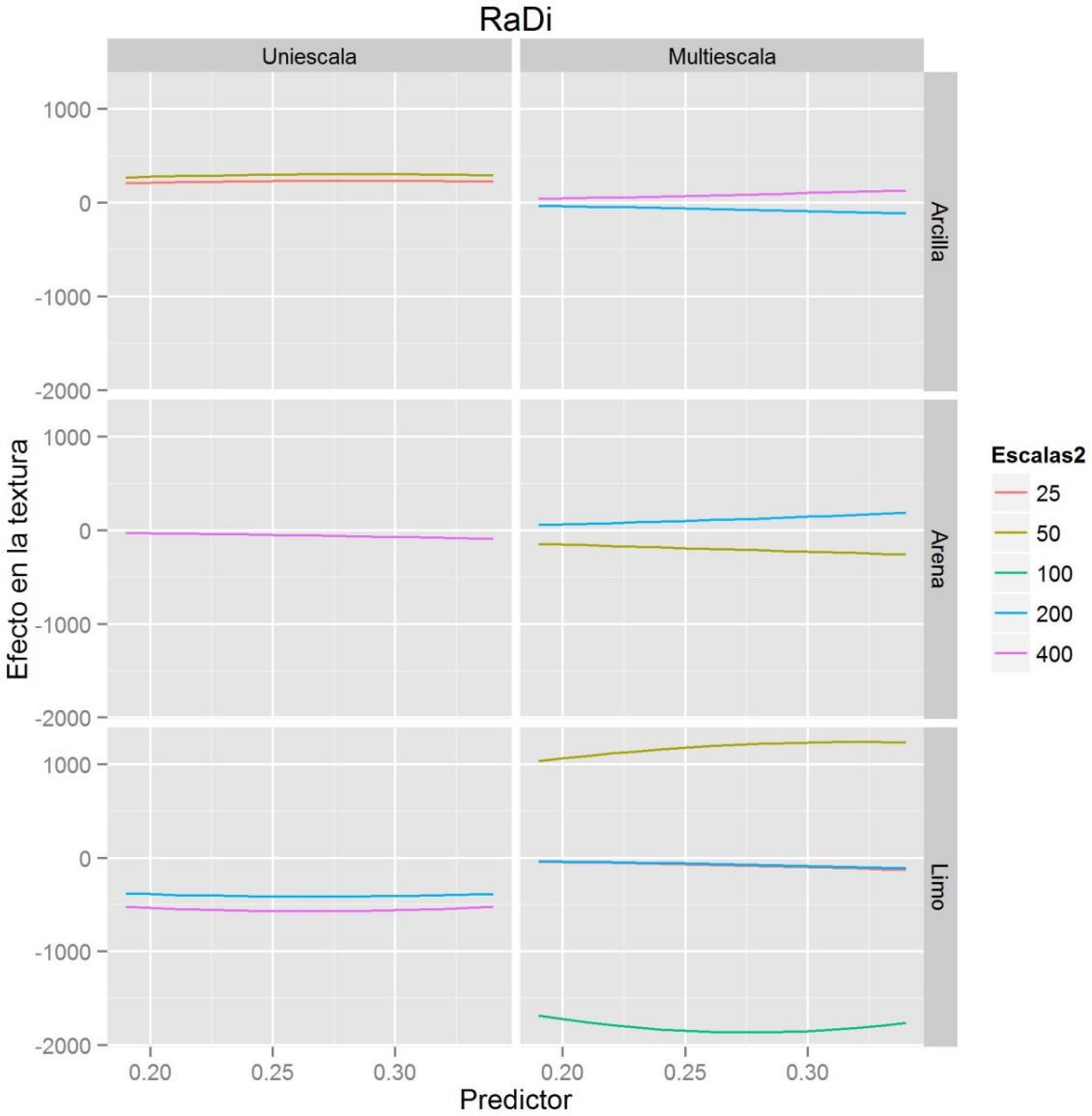


Figura 114. Representación de los valores de radiación difusa (RaDi), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

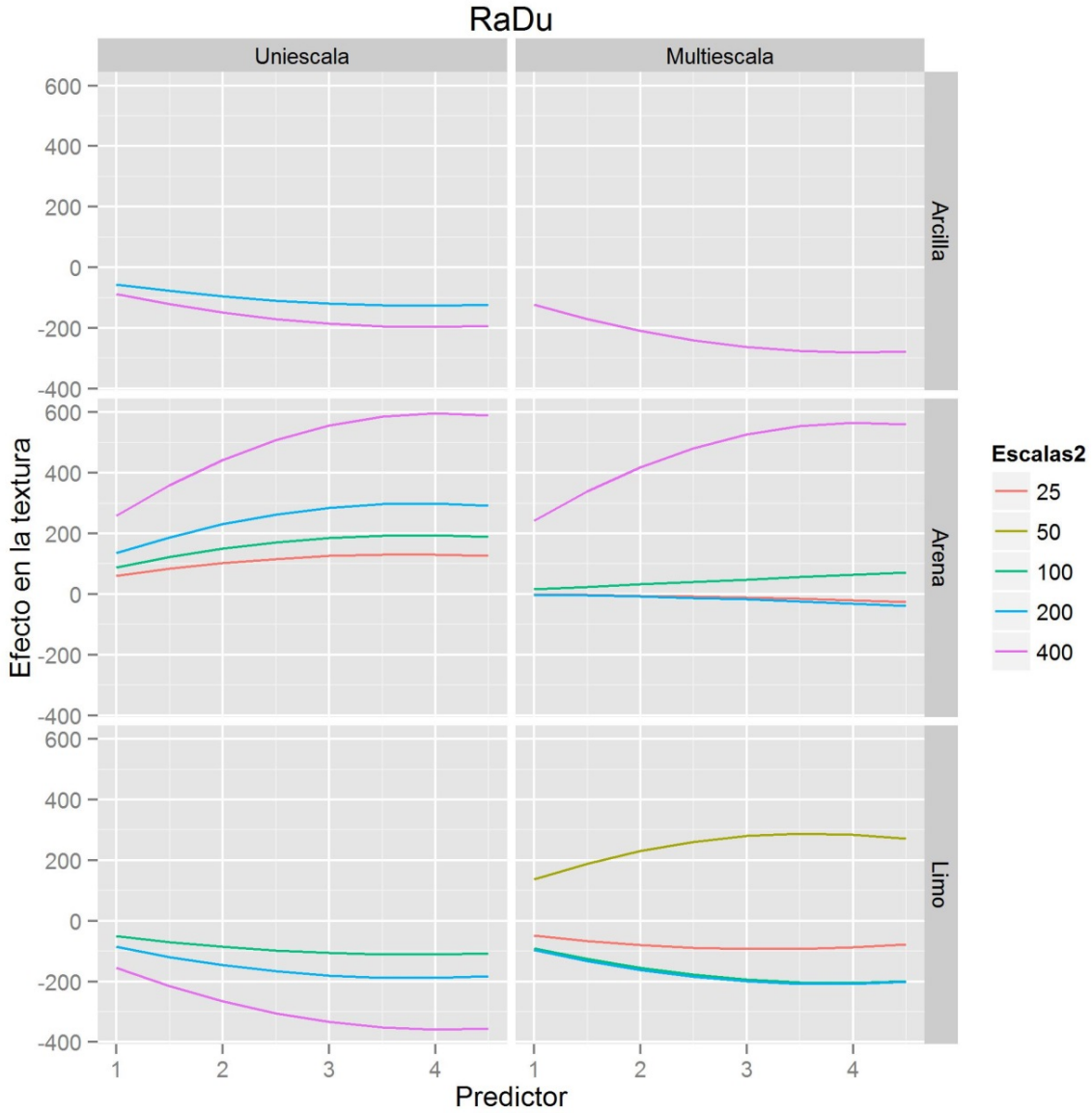


Figura 115. Representación de los valores de la duración de la radiación (RaDu), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

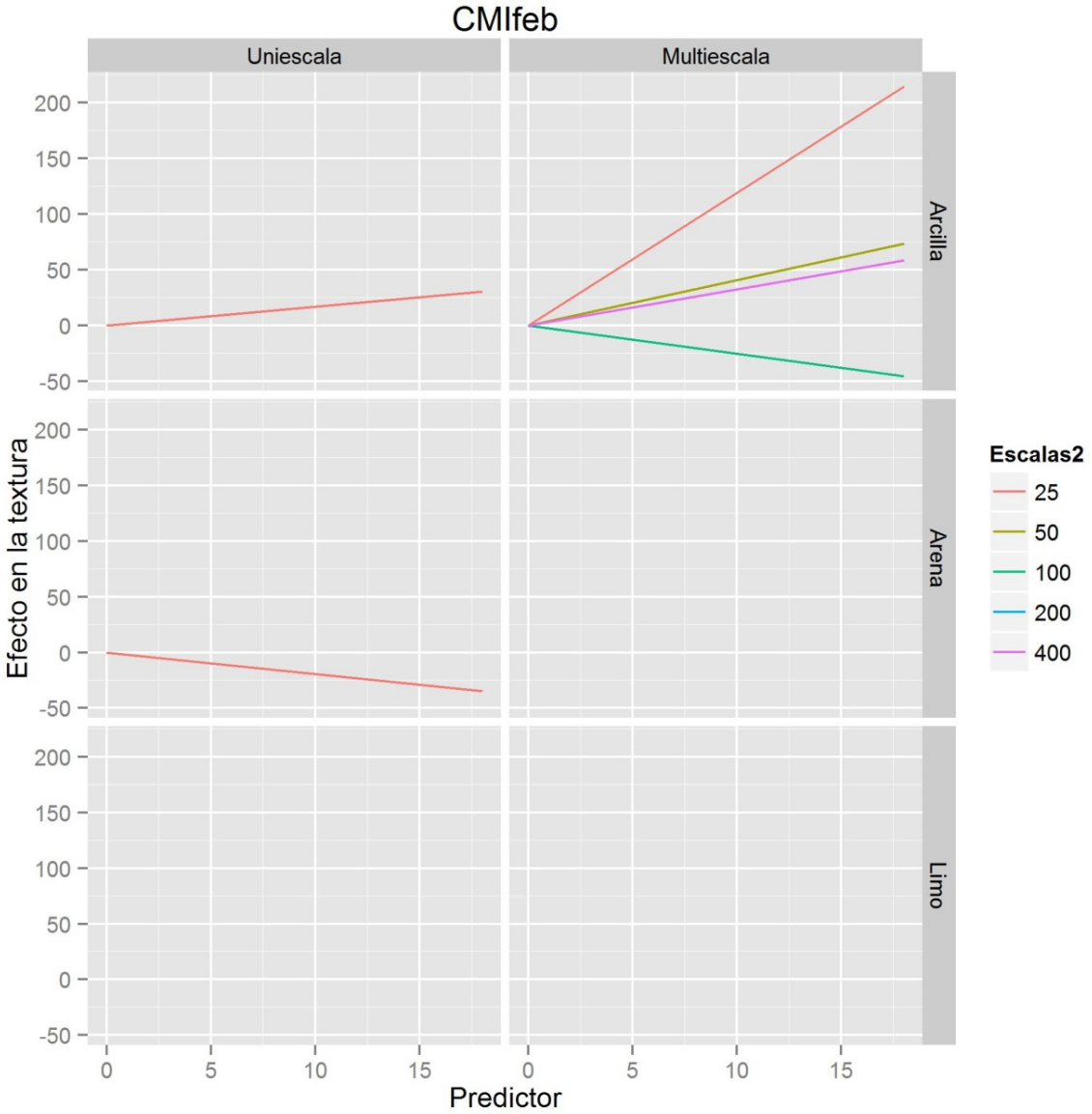


Figura 116. Representación de los valores del Índice de Composición Mineral "Clay Minerals" para la fecha 14/02/2009 (CMIfeb), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

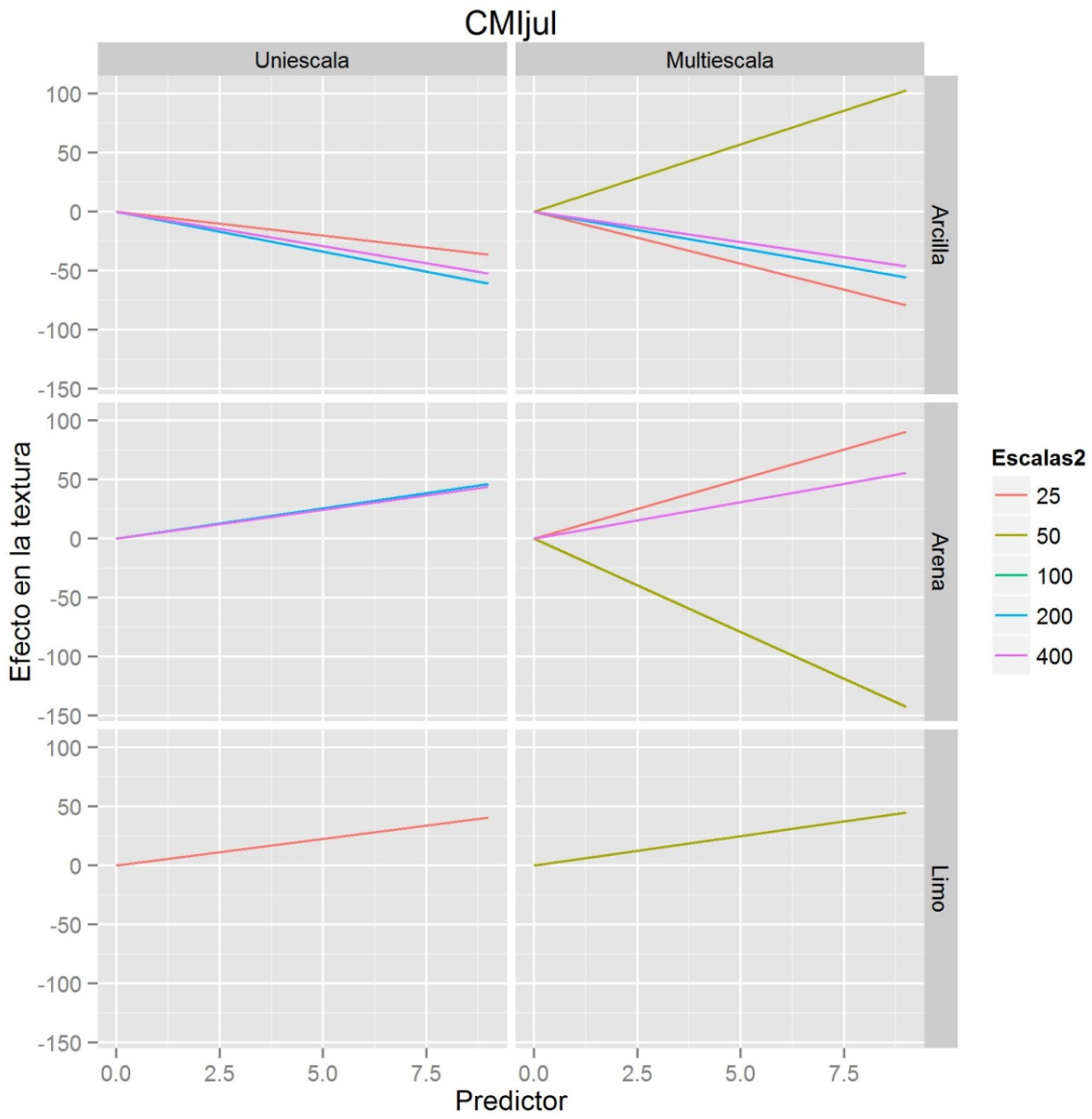


Figura 117. Representación de los valores del Índice de Composición Mineral "Clay Minerals" para la fecha 24/07/2009 (CMIjul), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha

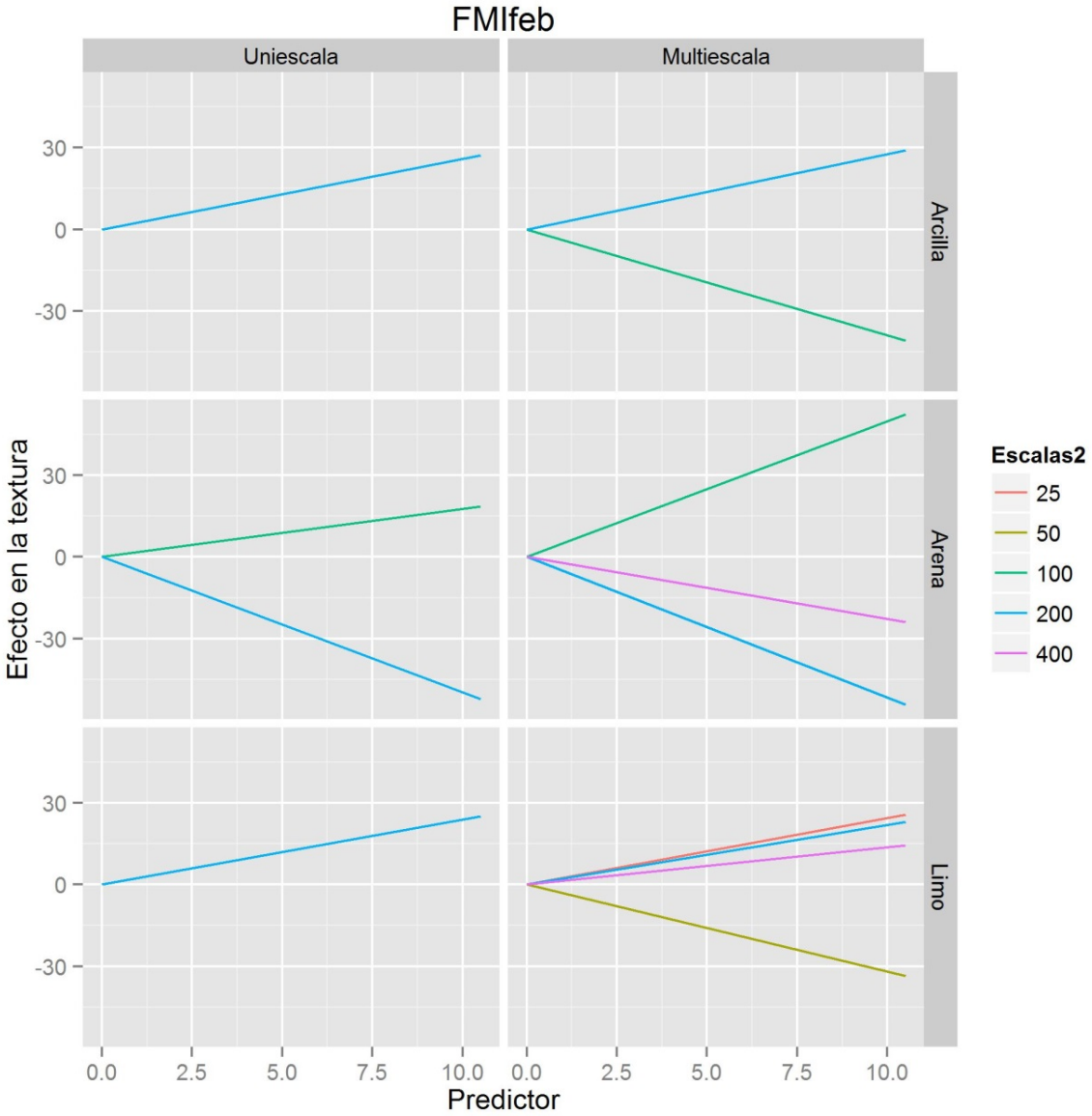


Figura 118. Representación de los valores del Índice de Composición Mineral "Ferrous Minerals" para la fecha 14/02/2009 (FMIfeb), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

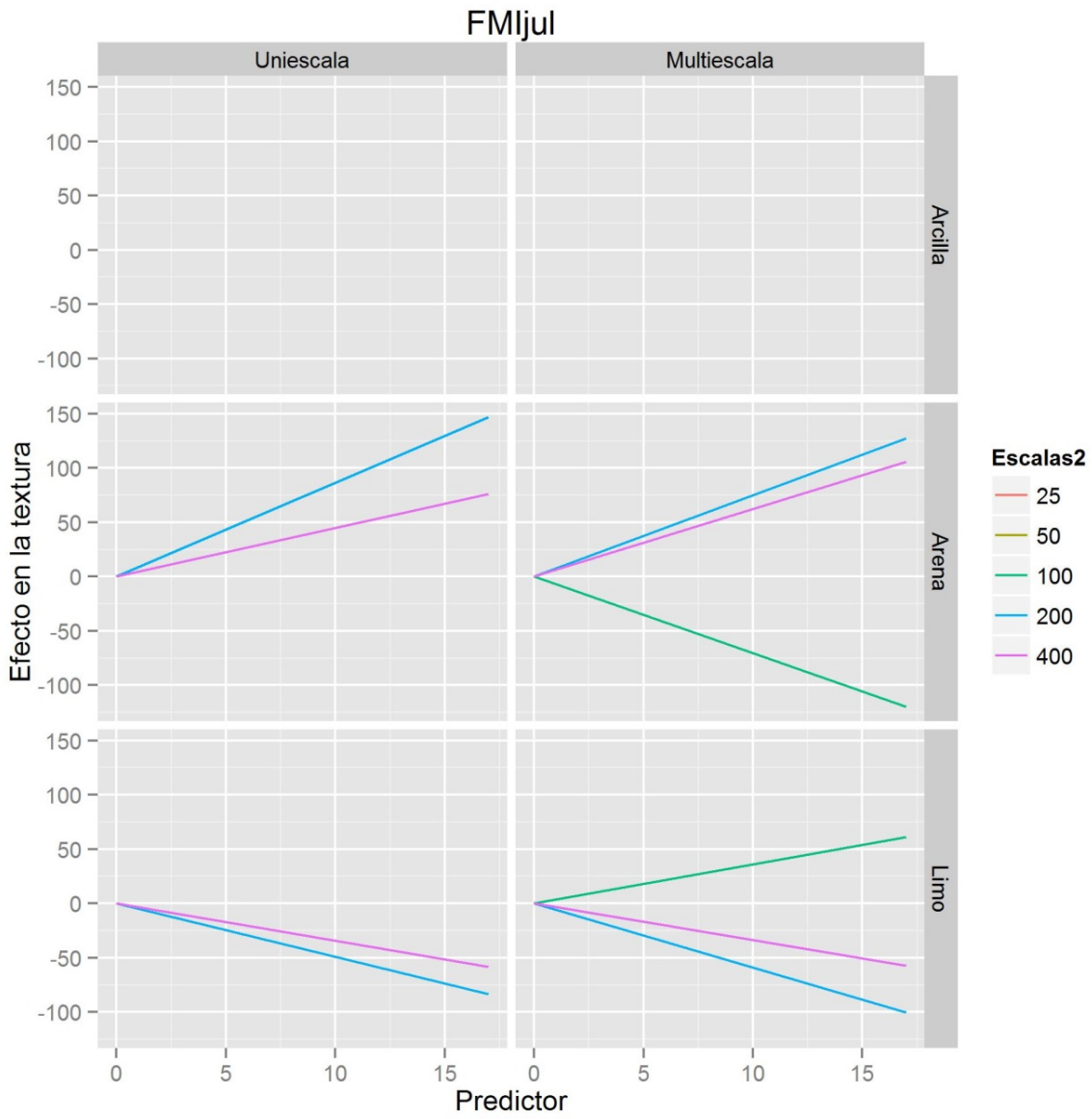


Figura 119. Representación de los valores del Índice de Composición Mineral "Ferrous Minerals" para la fecha 24/07/2009 (FMIjul), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

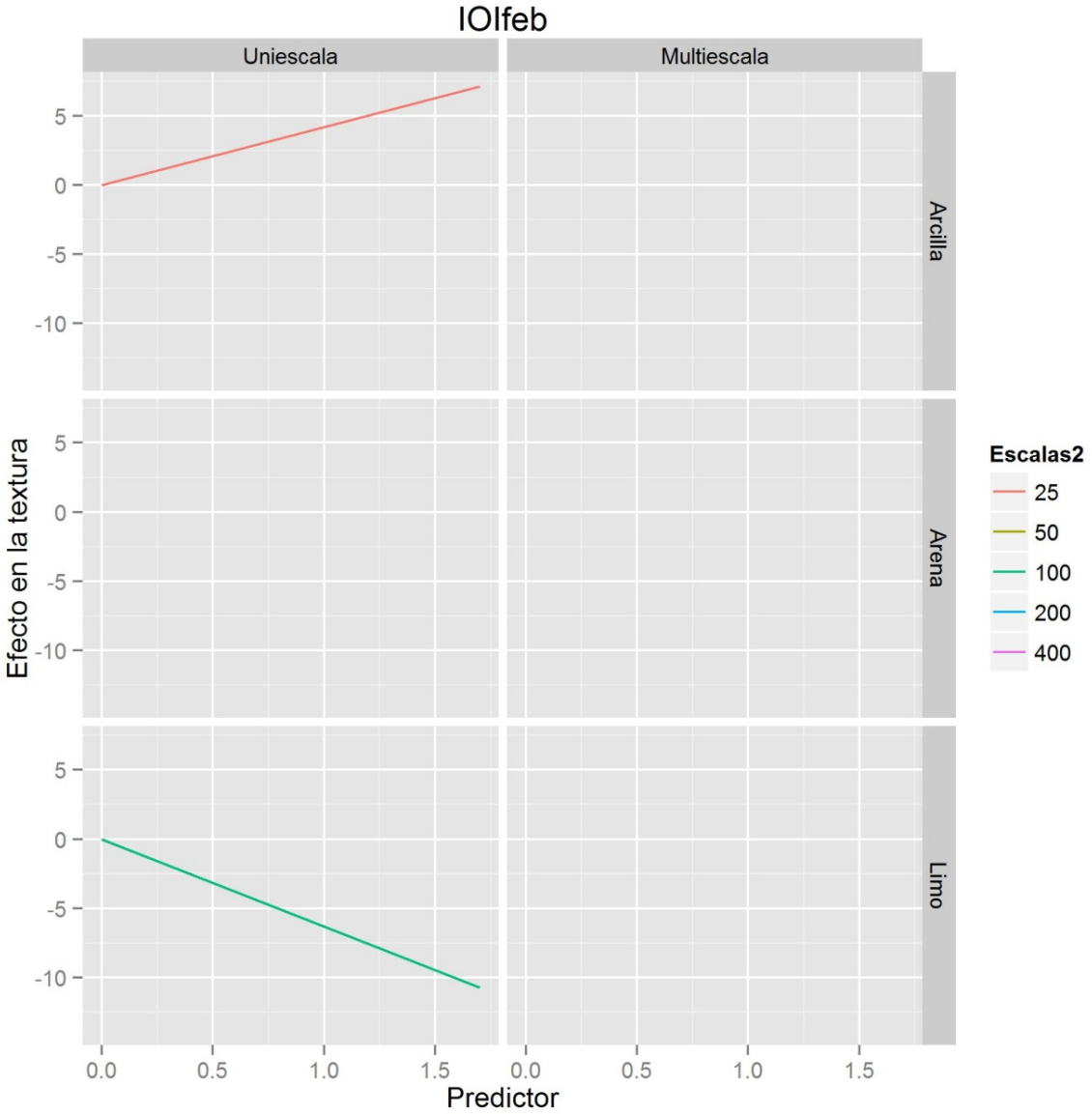


Figura 120. Representación de los valores del Índice de Composición Mineral "Iron Oxide" para la fecha 14/02/2009 (IOIfeb), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

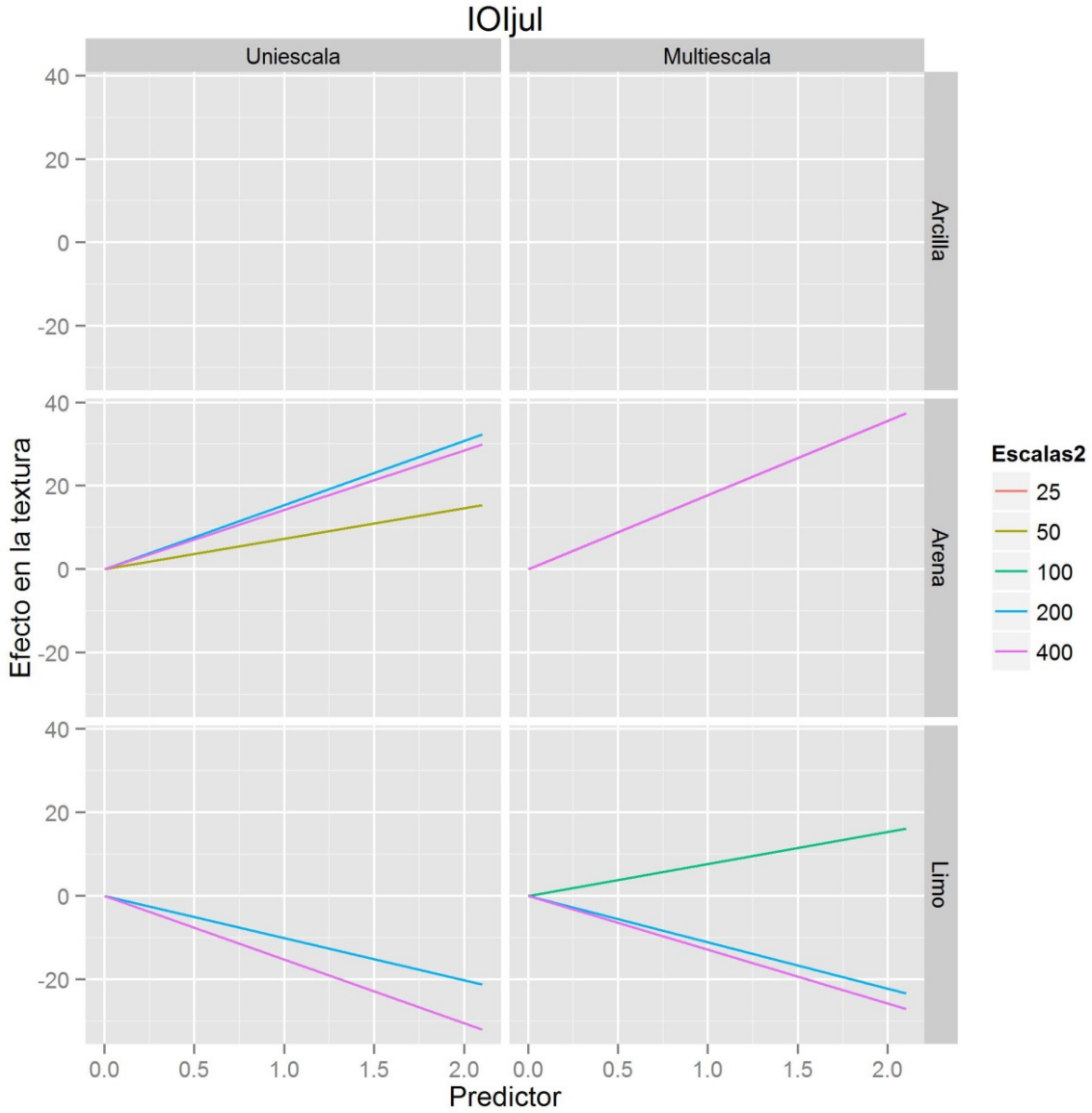


Figura 121. Representación de los valores del Índice de Composición Mineral "Iron Oxide" para la fecha 24/07/2009 (IOIjul), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

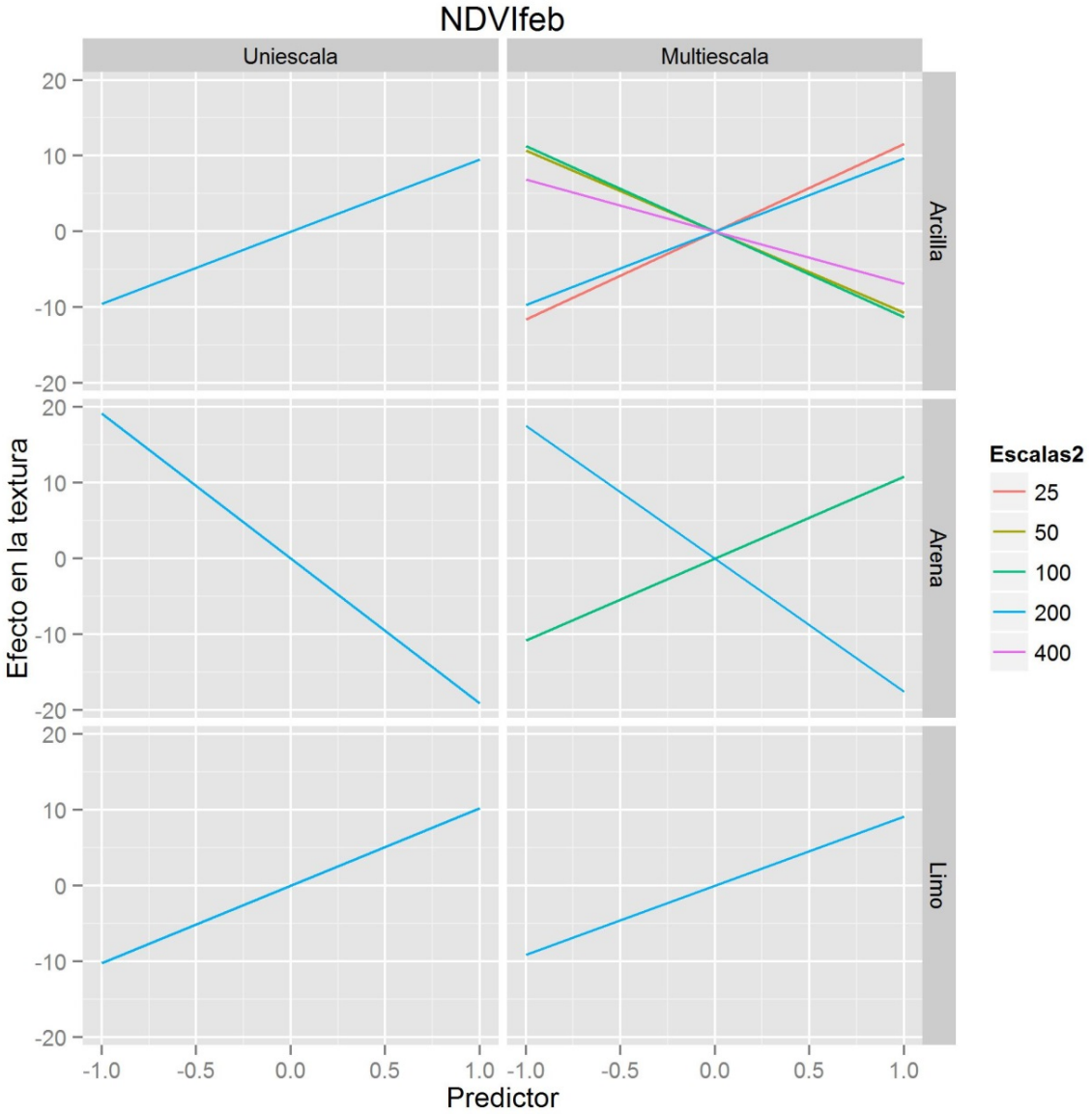


Figura 122. Representación de los valores del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada para la fecha 14/02/2009 (NDVIfeb), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

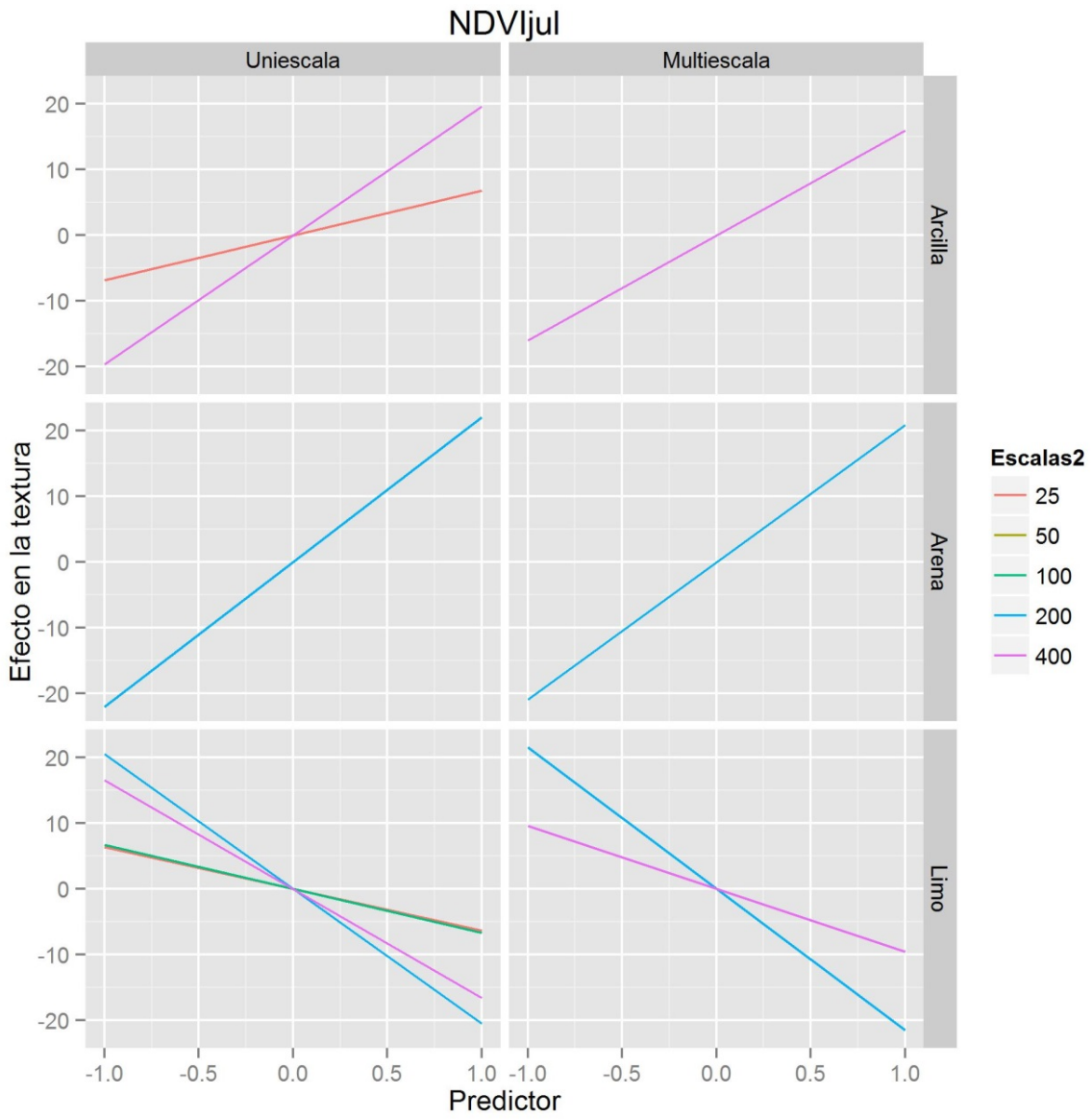


Figura 123. Representación de los valores del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada para la fecha 24/07/2009 (NDVIjul), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

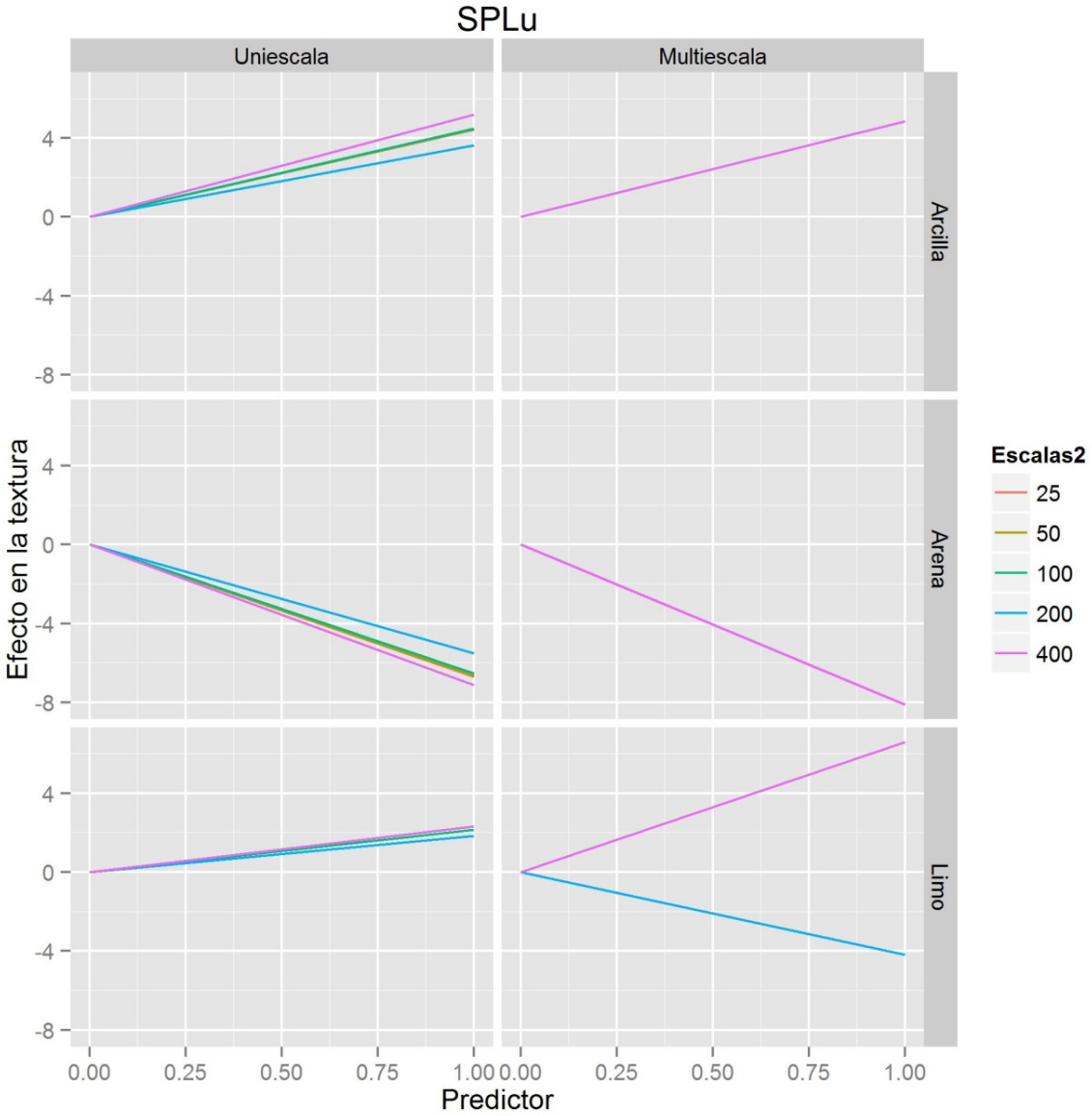


Figura 124. Representación de los valores de la fase salina del mapa de suelos LUCDEME (SPLu) expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

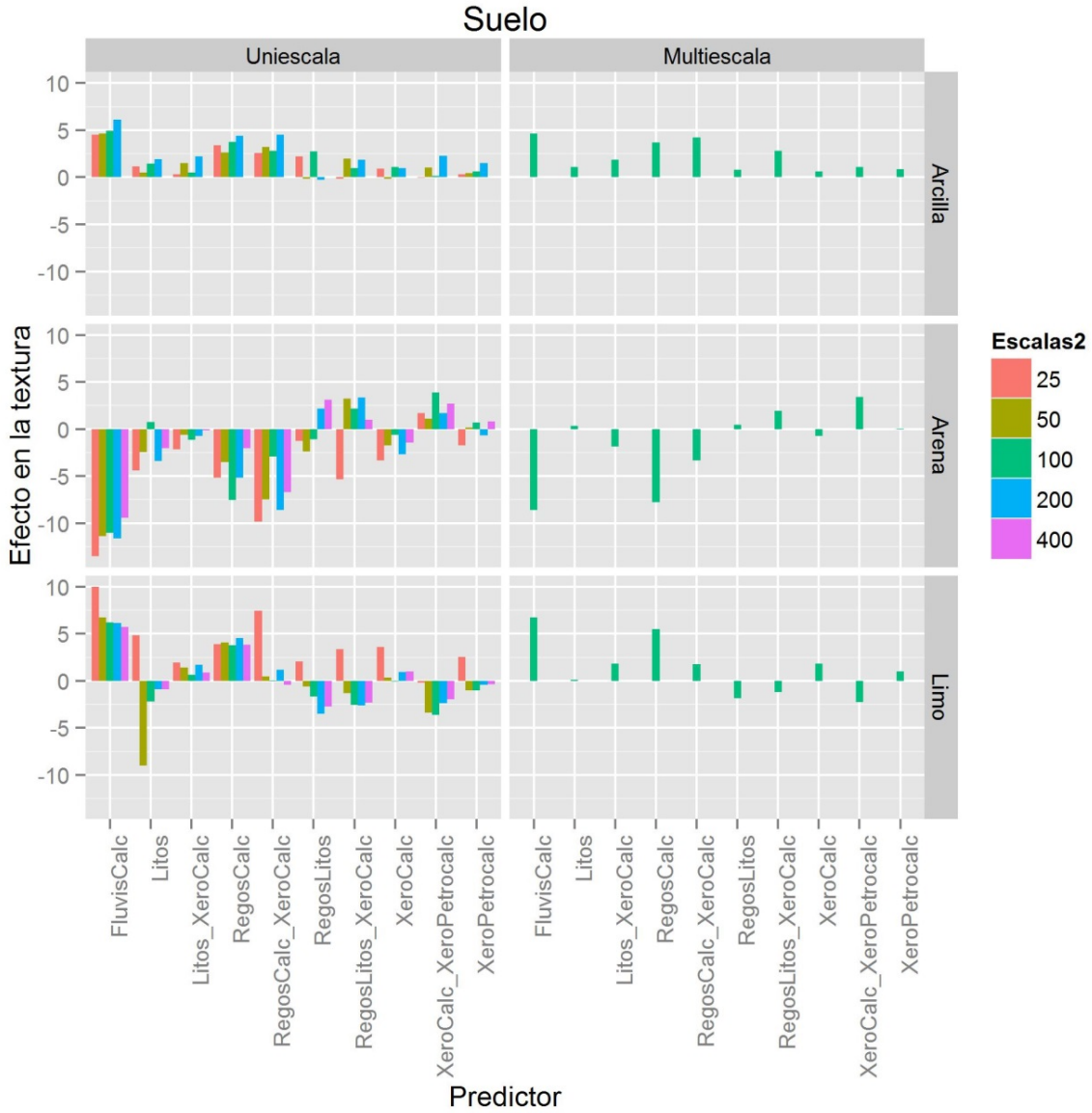


Figura 125. Representación de los valores de la reclasificación de las principales clases del Mapa de Suelos LUCDEME (SLu), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

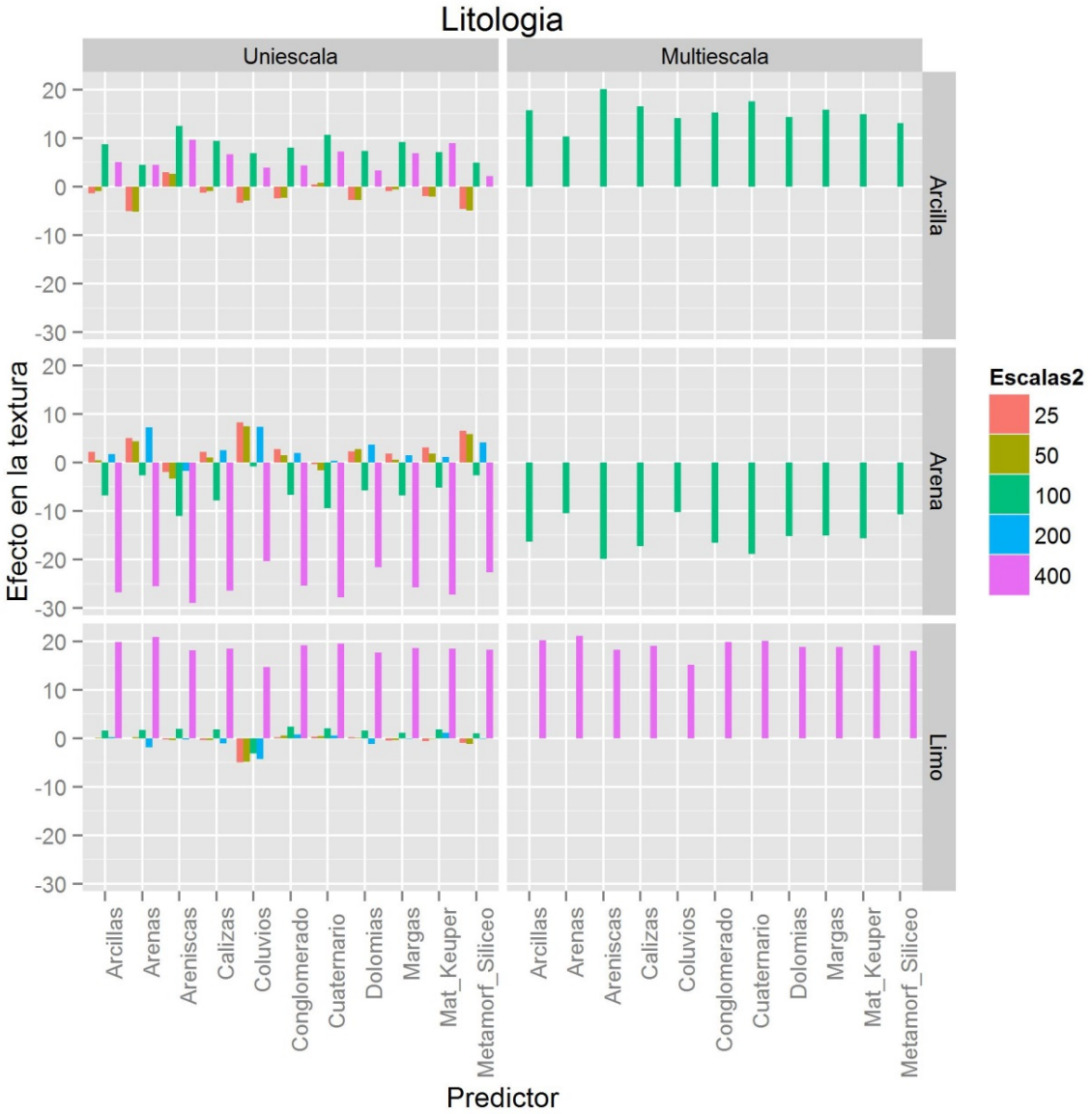


Figura 126. Representación de los valores de la reclasificación de las principales clases del Mapa de Litología (LM), expresados por el efecto producido en la textura y los valores predictores del modelo. Los resultados de los modelos uni-resolución a la izquierda y los resultado del modelo multirresolución a la derecha.

ANEXO IV

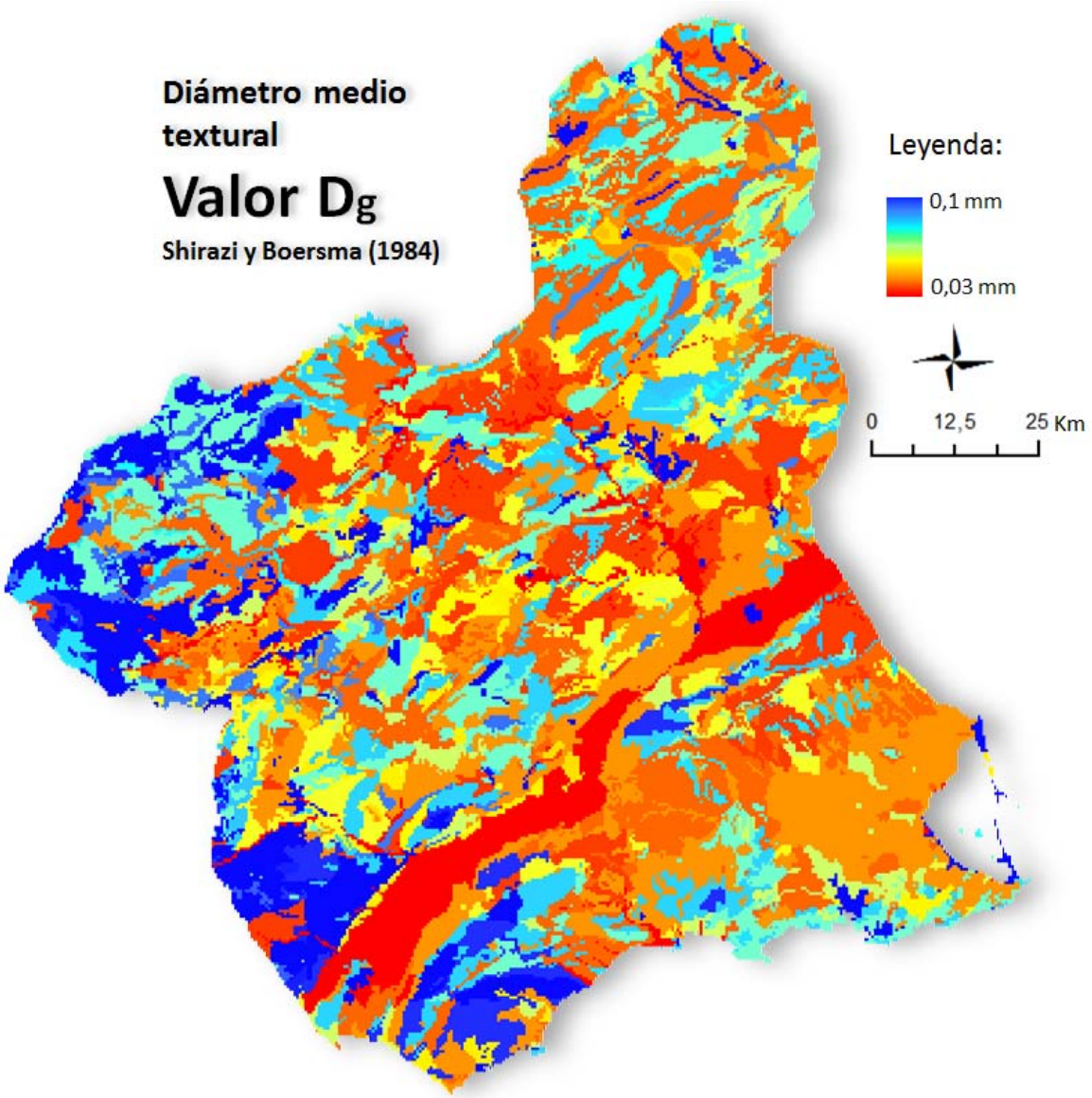


Figura 127. Capa raster del parámetro textural uniforme (D_g) expuesto por Shirazi y Boersma (1997), para la resolución 400 m (píxel) elaborada a partir de las capas raster de texturas obtenidas de las de los datos de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada por el tamaño de las partículas en milímetros (mm), en rojo los valores más pequeños y en azul los más grandes.

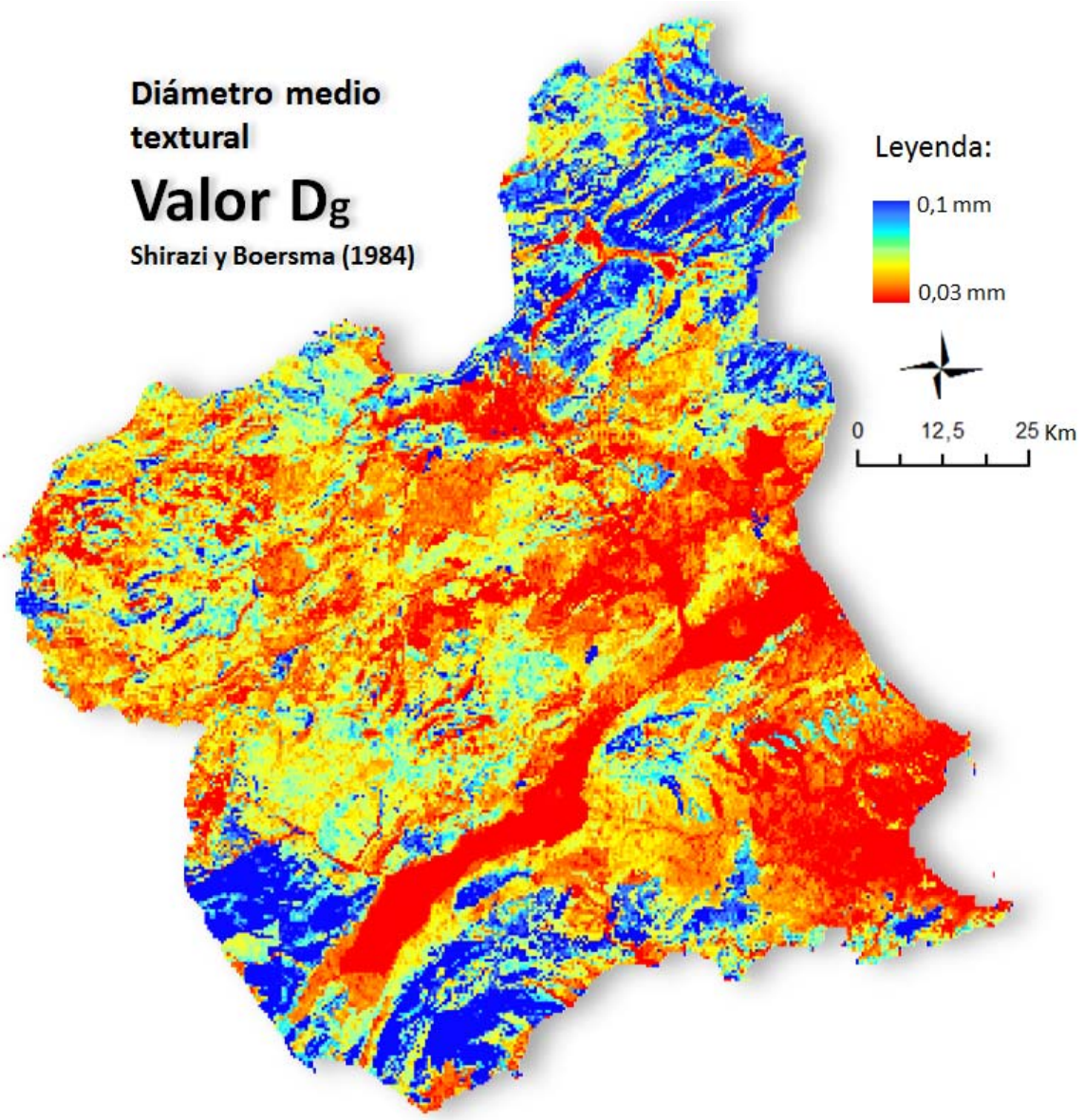


Figura 128. Capa raster del parámetro textural uniforme (D_g) expuesto por Shirazi y Boersma (1997), para la resolución 400 m (píxel) elaborada a partir de las capas raster de texturas y OM obtenidas de las modelizaciones de las variables ambientales. Expresada por el tamaño de las partículas en milímetros (mm), en rojo los valores más pequeños y en azul los más grandes.

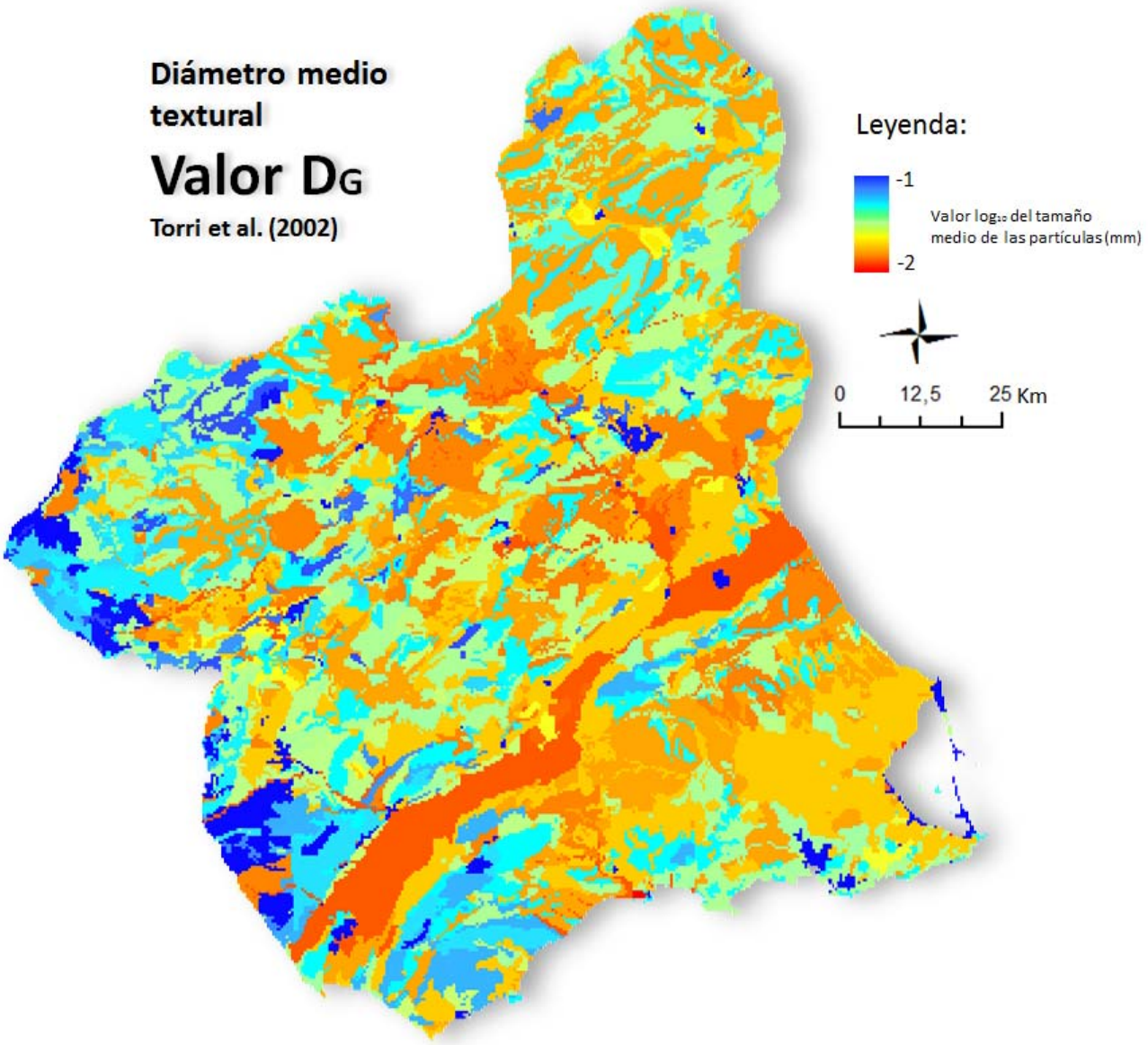


Figura 129. Capa raster del parámetro textural uniforme (D_G) expuesto por Torri (2002), para la resolución 400 m (píxel) elaborada a partir de las capas raster de texturas obtenidas de las de los datos de las determinaciones analíticas de los perfiles del proyecto LUCDEME. Expresada por el valor del logaritmo 10 del tamaño de las partículas en milímetros (mm), en rojo los valores más pequeños y en azul los más grandes.

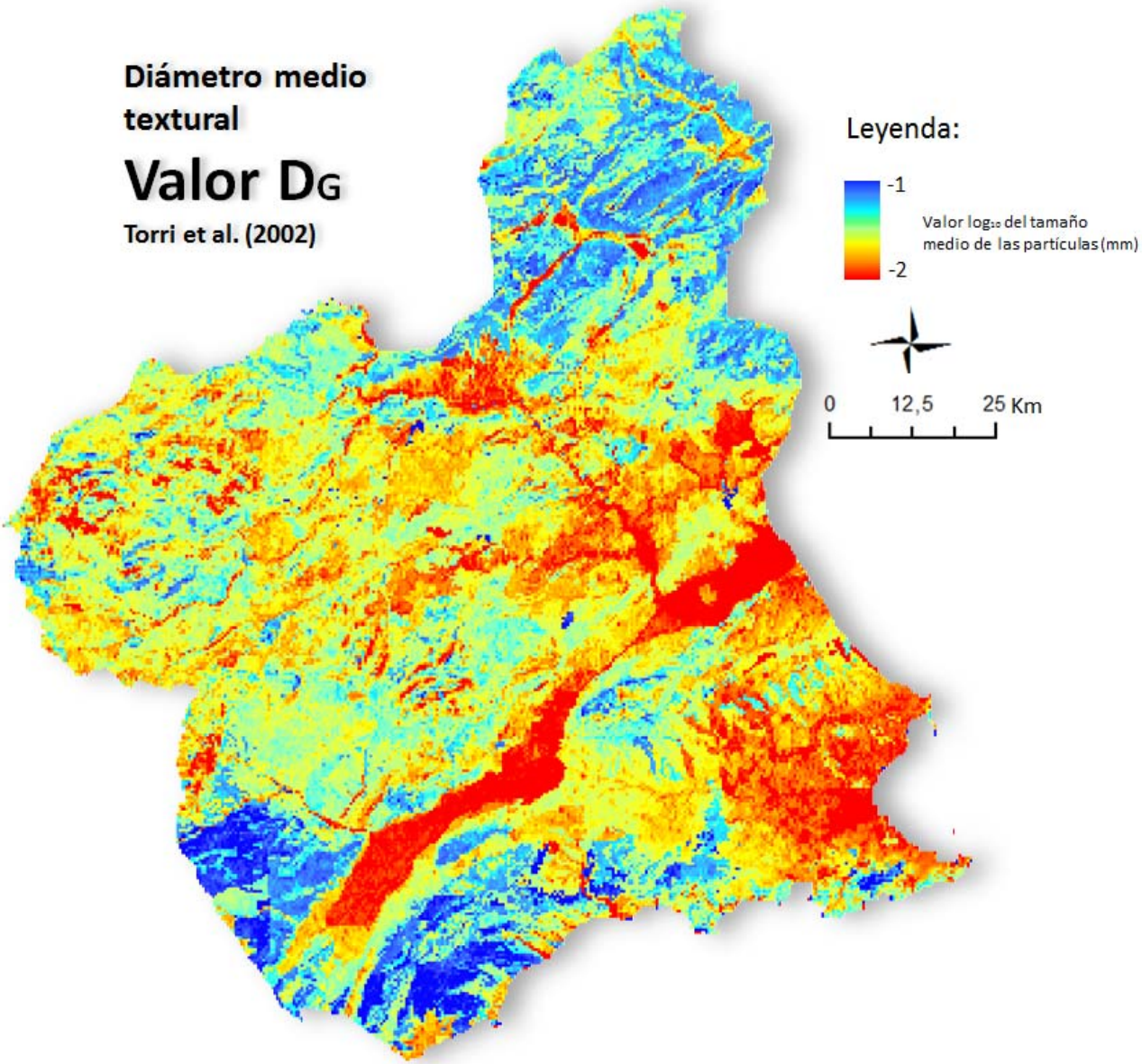


Figura 130. Capa raster del parámetro textural uniforme (D_G) expuesto por Torri (2002), para la resolución 400 m (píxel) elaborada a partir de las capas raster de texturas y OM obtenidas de las modelizaciones de las variables ambientales. Expresada por el valor del logaritmo 10 del tamaño de las partículas en milímetros (mm), en rojo los valores más pequeños y en azul los más grandes.