

UN MODELO PARA ESTIMAR LAS ACCIONES A APLICAR A LOS ALUMNOS DE E.S.O.

Antonio Muñoz Ledesma*¹ y José Manuel Cadenas Figueredo*²

RESUMEN

Proponemos un complemento a la información que aportan las primeras notas del alumno (inteligencias lingüística y lógico-matemática) en Lengua y Matemáticas. Se comprueba que determinados parámetros relacionados con esas capacidades, afectan decisivamente a las decisiones a tomar por los departamentos de Orientación, Lengua y Matemáticas con un alumno recién llegado al IES, y que se clasifican en:

- realizar apoyo en Lengua o Matemáticas,
- realizar refuerzo en Lengua o Matemáticas,
- no tomar decisión,
- cuestionar rendimiento según capacidades.

Mediante el uso de técnicas de descubrimiento de conocimiento en bases de información se ha obtenido y confirmado que esos parámetros son buenos predictores de las acciones a realizar con cada alumno aportando resultados que superan el 80% de conformidad. Se trató, así, de ayudar a predecir mediante el valor de estos parámetros qué acciones se deben realizar para mejorar inicialmente el rendimiento en Lengua y Matemáticas.

Palabras Clave: Minería de Datos, Predictores del rendimiento, Acciones a tomar, Inteligencias lógico-matemática y lingüística.

1 Instituto de Educación Secundaria "SANJE". Carretera de Mula Km 1'5. 30820. Alcantarilla (Murcia). E-mail: aml_jmmr@ono.com

2 Dpto. Ingeniería de la Información y las Comunicaciones. Facultad de Informática. Campus de Espinardo. 30100 Espinardo (Murcia). E-mail: jcadenas@um.es

ABSTRACT

We propose a complement to the information provided by the first grades the pupils obtain in Spanish and Mathematics (logical-mathematical and linguistics intelligences). It can be seen that certain parameters related to these abilities have a big impact when determining the decisions that the Guidance, Spanish and Mathematics Departments should take as regards the pupils who have just arrived to school. These decisions can be classified as follows:

- to give Spanish and Mathematics support lessons,
- to give Spanish and Mathematics reinforcement lessons,
- absence of decision,
- to question performance according to pupils ability.

Using Knowledge Discovery Techniques in Data Bases, it has been proved and confirmed that those parameters are good predictors of the actions to be taken with each as they give results of over 80% of conformity. Thus, we endeavoured, through the values obtained in these parameters, to predict which actions should be adopted in order to improve from the beginning performance in Spanish and Mathematics.

Key words: Data Mining, Performance Predictors, the actions to be taken, logical-mathematical and linguistics intelligences.

I. INTRODUCCIÓN

En su teoría de las **Inteligencias Múltiples** (IM), Gardner plantea una perspectiva amplia y pragmática de la inteligencia y desde esta perspectiva multidimensional asume que la inteligencia es funcional y que se manifiesta de diferentes maneras en diversos contextos (Ballester, Bermejo, Ferrándiz, Prieto, 2004). Para este autor existirían siete tipos diferentes de inteligencia: lingüística; lógico-matemática; musical; espacial; cinestésicocorporal; personal dirigida hacia los demás (interpersonal); y la inteligencia personal dirigida hacia la propia persona, es decir, autoconciencia.

En el estudio de Andrade et al. 2001, se observa que las variables independientes *Inteligencias Lógico-Matemáticas* y *Condiciones del Hogar* logran predecir el rendimiento en castellano en un 11'8%; mientras que en matemáticas, las variables independientes *Inteligencias Lógico-Matemáticas* e *Inteligencia Lingüística*, predicen un 16'1% del rendimiento en matemáticas.

“La naturaleza de las aptitudes está esencialmente asociada a la predicción”. Este aspecto diferencia los tests de rendimiento y de aptitudes, dentro del continuo establecido entre ambos. Esta característica ha sido reafirmada por varios autores, entre ellos Walsh (1989) y Snow (1991, 1992), (Frez, 1993). Así, “la predicción implica necesariamente la estimación de ciertos resultados de una capacitación o rendimientos laborales en el futuro” (Frez, 1993). Sabemos que para valorar sus aptitudes o sus capacidades, se les aplica a los alumnos la batería de cuestiones del test **BADyG-renovado** (Yuste, Martínez y Galve, 2002), que consta de seis tests que ayudan a identificar las aptitudes generales y diferenciadas del alumno en vistas a conocer el desarrollo de sus habilidades mentales, lógicas, numéricas, verbales. Incluye tests de inteligencia verbal, intelligen-

cia no verbal, comprensión verbal, aptitud numérica, razonamiento lógico y aptitud espacial.

También existe otra variable que afecta al rendimiento académico, de acuerdo con los trabajos de Musitu, García y Gutiérrez (1997): el auto-concepto; que puede entenderse como la percepción que el individuo tiene de sí mismo, basado en sus experiencias con los demás y en las atribuciones de su propia conducta. Involucra componentes emocionales, sociales, físicas, familiares y académicas. Estos autores idean el test “**AF5: Autoconcepto Forma 5**” (García y Musitu, 1999), que valora los cinco aspectos del autoconcepto del alumno. Además sabemos por otro trabajo que “el autoconcepto no académico, predice de forma negativa el logro escolar (en lengua y matemáticas), mientras que el autoconcepto académico predice de forma potente y positiva tanto el logro general, como el de lengua y el de matemáticas” (Peralta y Sánchez, 2003; Broc, 2000). Por otro lado, en el trabajo “Autoconcepto y desempeño académico en adolescentes. Relaciones con sexo, edad e institución” (Urquijo, 2002), también se corrobora esto, al afirmarse que “existen correlaciones estadísticamente significativas entre diversas formas de autoconcepto y el desempeño académico, tanto en lengua cuanto en matemáticas”.

En el análisis del rendimiento académico, se analiza también, el grado de adaptación del alumno, ya que sabemos que “el fracaso escolar es una consecuencia de la inadaptación”. (Ramírez, Herrera y Herrera, 2003; Fullana, 1996, 1998; Castejón y Pérez, 1998). Para este análisis se hace uso del test “**TAMAI. Test Autoevaluativo Multifactorial de Adaptación Infantil**”, (Hernández, 1983), destinado a la apreciación del grado de adaptación, que ofrece la novedad de distinguir, en cada uno de los aspectos clásicos de ésta, unos subfactores que se asocian entre sí formando conglomerados o clusters, permitiendo determinar las raíces de la inadaptación. Analiza también las actitudes educadoras de los padres y entre los diversos factores evaluados figuran los siguientes: Infravaloración, Regresión, Indisciplina, Conflicto con las normas, Desconfianza social y Relaciones con los padres.

La información que aportan estos tres tests permitirá analizar el rendimiento académico respecto de tres grupos de subescalas que miden las capacidades del alumno, su autoconcepto y su adaptación. En una gran base de datos producto de la fusión de tres fuentes de información será posible extraer el conocimiento que necesitamos para buscar modelos que ayuden a predecir el rendimiento.

Son pocos los trabajos publicados en los que se hace uso de la Minería de Datos orientada a la Educación (Pedagogía, Psicología, aplicaciones a las Ciencias Sociales en general). Entre ellos, destacaríamos los siguientes:

El trabajo “Minería de datos para descubrir estilos de aprendizaje”, realizado en la Licenciatura en Sistemas de Información (LSI) de la Facultad de Ciencias Exactas y Tecnologías perteneciente a la Universidad Nacional de Santiago del Estero (UNSE) en Argentina, en el que se analizan las características del perfil de aprendizaje de sus estudiantes para, en función de ellas, adecuar las estrategias de enseñanza (Durán y Costaguta, 2007). En este trabajo se hace uso de WEKA, librería de algoritmos de aprendizaje para tareas de Data Mining (Witten, Frank, Trigg, Holmes y Cunningham, 1999; Witten y Frank, 2000).

Desde un punto de vista socioeconómico de la educación, se puede destacar también, el trabajo de aproximación a la tesis doctoral que elabora el autor (Santín, 1999.) en el artículo

“Detección de alumnos de riesgo y medición de la eficiencia de centros escolares mediante redes neuronales”. Aquí se hace uso de redes neuronales artificiales en el ámbito de la economía de la educación para predecir el rendimiento académico de los alumnos y detectar así a los alumnos con mayor riesgo de fracaso, a fin de invertir mayores recursos en ellos, mejorando de esta forma la eficiencia y la equidad del sistema educativo en su conjunto.

Por último destacar, los trabajos “La modelación jerárquica y los efectos de grupo en la predicción del rendimiento académico”, (Bacallao, Parapar, Roque y Bacallao, 2004) y “Árboles de regresión y otras opciones metodológicas aplicadas a la predicción del rendimiento académico” (Bacallao, Parapar, Roque y Bacallao, 2004), como referencias a tener en cuenta en el uso de técnicas de minería de datos en la predicción del rendimiento académico. En el primero de esos trabajos se muestra que el grupo es un modificador de la relación entre el rendimiento académico y sus predictores y así, fundamentar la necesidad de recurrir a la modelación jerárquica para la predicción del rendimiento haciendo uso de modelos multinivel. En el segundo de ellos, se construyó un algoritmo para detectar estudiantes con alto riesgo de fracaso académico e identificar los mejores predictores del rendimiento utilizando (árboles de clasificación que permiten asignar los sujetos a grupos de riesgo, identificar los predictores relevantes, y ubicar sus puntos de corte óptimos; y modelos de “regresión ordinal” para evaluar la importancia relativa del predictor elegido y seleccionar una métrica óptima para la operacionalización de dichos predictores).

2. METODOLOGÍA UTILIZADA

De las siete **IM** que Gardner plantea, hemos centrado este estudio en dos de ellas que afectan de forma decisiva a dos asignaturas que son fundamentales para el buen rendimiento de los alumnos de la E.S.O. en un Instituto de Educación Secundaria (IES): la Lengua y las Matemáticas (Andrade, Miranda y Freixas, 2001).

Se empezaron a medir las habilidades implícitas a cada una de esas inteligencias (lingüística y lógico-matemática, Gardner 1994), complementando la información que aportan las primeras notas del alumno en Lengua y en Matemáticas. Dicha medición se realizó mediante el test psicométrico BADyG-renovado del que extraemos aquellas subescalas relacionadas con las capacidades de estas asignaturas. En esta idea, y en la *validez y fiabilidad de los distintos instrumentos utilizados en la evaluación de las Inteligencias Múltiples* (Ballester, Bermejo, Ferrándiz, Prieto, 2004), es en lo que se fundamenta la utilización de dos parámetros que construimos, PLEN y PMAT, como posibles predictores del rendimiento en Lengua y Matemáticas.

Comprobamos, así, que dichos parámetros (PLEN, PMAT) relacionados con esas capacidades, afectan decisivamente a las *decisiones a tomar* por los departamentos de Orientación, Lengua y Matemáticas con un alumno recién llegado al IES, y que se clasifican en:

- realizar apoyo en Lengua o en Matemáticas (RAL o RAM),
- realizar refuerzo en Lengua o en Matemáticas (RRL o RRM),
- no tomar decisión alguna (X),
- cuestionar el rendimiento según capacidades (?).

El parámetro PLEN es la media aritmética de los parámetros **Rv** (Analogía Verbales), **Mv** (Memoria Visual Ortográfica), **Ma** (Memoria de Relato Oral), **De** (Atención: Discriminar diferencias) y **Sv** (Completar oraciones); mientras que el parámetro PMAT es la media aritmética de los parámetros **RL** (Razonamiento lógico), **Rn** (Series Numéricas), **Sn** (Problemas Numéricos), **Mv** (Memoria Visual Ortográfica), **Ma** (Memoria de Relato Oral) y **De** (Atención: Discriminar diferencias) (Anexo II).

Mediante el uso de técnicas de descubrimiento de conocimiento en bases de información (Data Mining, DM), se ha obtenido y confirmado que PLEN y PMAT son buenos predictores de las acciones a realizar con cada alumno aportando resultados que superan el 80% de conformidad. Se trató, así, de ayudar a predecir mediante el valor de estos parámetros qué acciones se deben realizar para mejorar inicialmente el rendimiento en Lengua y Matemáticas.

La principal técnica de DM utilizada ha sido los árboles de clasificación, que se emplea para asignar sujetos a las clases de una variable dependiente a partir de sus mediciones en uno o más predictores. Modernamente, los árboles de clasificación (AC) constituyen uno de los recursos instrumentales básicos de la llamada "minería de datos". Son más flexibles que otras técnicas de clasificación porque permiten incorporar predictores medidos virtualmente en cualquier escala: continua, ordinal o mezclas de ambas escalas. Cualquier transformación monótona en la escala de medición que preserve el orden en las categorías de una variable ordinal, preserva también la clasificación que se obtiene si se emplea un AC. (Bacallao, Parapar, Roque y Bacallao, 2004).

Como información complementaria aportada a la base de información, se valoró también el autoconcepto del alumno (Peralta y Sánchez, 2003; Broc, 2000) y su grado de adaptación, (Ramírez, Herrera, Ramirez, 2003; Fullana, 1996, 1998). (Castejón y Pérez, 1998)

Para la extracción de la información adecuada al fin propuesto, a través de los datos necesarios, se han realizado en los dos últimos años, varias iniciativas asesoradas desde el C.P.R. II de Murcia en institutos de secundaria y en las que participaron los Departamentos de Orientación, Matemáticas y Lengua Española: Un total de 484 alumnos de primero de E.S.O. compusieron la población que aportó para el análisis una información completa.

En ambos trabajos se ha seguido la misma metodología:

- Se han manejado 3 fuentes de información:
 - o la primera con los **resultados de los 3 tests psicométricos**;
 - o la segunda con los **resultados académicos** de los primeros de la E.S.O: en el IES Sangonera La Verde de los cursos 2003-04, 04-05, 05-06, y en el IES Sanje de Alcantarilla del curso académico 2006-07;
 - o y la tercera con datos personales extraídos del programa de gestión de centros *IES2000*.
- Para completar el primero de los archivos se realizaron 3 tipos de tests que medían:
 - o Capacidades del alumno (test BADyG renovado), (Yuste, C. et al. 2002).
 - o su autoconcepto (test AF5), (García, F. & Musitu, G., 1999).
 - o y su adaptación a diferentes ámbitos (TAMAI). (Hernández, P., 1983).

- A continuación, y haciendo uso de los resultados de las evaluaciones, medimos su rendimiento global y su rendimiento en Lengua y Matemáticas.

Esa información fue recogida por el Dpto de Orientación del IES en una ficha personal para cada alumno (anexo I). Además, todos los parámetros medidos en los tests fueron valorados de forma numérica y nominal según pueden apreciarse en la tabla 1.

TABLA 1
VALORACIÓN NUMÉRICA Y NOMINAL EN LOS TESTS

EMPIEZA EN	MB MUY BAJO	B BAJO	CB CASI BAJO	M MEDIO	CA CASI ALTO	A ALTO	MA MUY ALTO
TAMAI	1	6	21	41	61	81	95
AF5	1	16	21	41	61	81	95
EMPIEZA EN	MB MUY BAJO	B BAJO	mB MEDIO BAJO	M MEDIO	mA MEDIO ALTO	A ALTO	MA MUY ALTO
BADyG	1	6	16	31	71	85	95

En los análisis realizados, se confirmó la alta correlación que había entre las notas de Lengua y Matemáticas, y los resultados globales del alumno. También fue alta o muy alta la correlación entre los parámetros PLEN y PMAT con las variables que permiten su cálculo (sus subescalas) y con las notas de Lengua y Matemáticas (Anexo III).

Después de estudiar los resultados de las distintas iniciativas, se analizaron las notas de las evaluaciones (desde el curso 2003-2004 al 2005-2006). Los datos manejados, se agruparon en un fichero con 484 registros o instancias (alumnos) y 141 atributos (entre los que nos encontramos con el número de matrícula, notas obtenidas en las distintas asignaturas, valores de los parámetros PLEN y PMAT, Acciones a realizar en Lengua, Acciones a realizar en Matemáticas, autoconcepto, adaptación, etc). A este fichero de información se le ha denominado SV-SJ-484-TIP-ALUMNOS-1ESO-VARIOS-CURSOS-ACCIONES.

Inicialmente, se ha comprobado la fiabilidad y consistencia interna de los datos de este fichero mediante el Alfa de Cronbach, obteniendo un valor superior al 82% (valores entre 88%-90% se califican como de un nivel bueno).

TABLA 2
ESTADÍSTICOS DE FIABILIDAD DE LOS ATRIBUTOS EXTRAÍDOS
DEL FICHERO DE INFORMACIÓN

ALFA DE CRONBACH	ALFA DE CRONBACH BASADO EN ELEMENTOS TIPIFICADOS	Nº DE ELEMENTOS
0,829	0,895	50

A partir de este fichero, con toda la información relevante seleccionada de los alumnos, pretendemos obtener modelos que puedan proporcionar comportamientos relacionales entre los distintos atributos asociados a los alumnos. Esto se ha realizado mediante el proceso de extracción de conocimiento utilizando técnicas de minería de datos. (Hernández, J., et al.2004). En concreto, hemos utilizado las acciones a realizar en Lengua (ACCIONLEN) y Matemáticas (ACCIONMAT) como los atributos que queremos clasificar, es decir, queremos obtener, de forma automática, la/s relación/es existente/s entre los demás atributos asociados a los alumnos y dichos atributos.

3. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

Al aplicar las técnicas de minería de datos observamos que ambos parámetros PMAT y PLEN son buenos *predictores* de las acciones a realizar con cada alumno. Todas las técnicas utilizadas obtienen, con un alto grado de fiabilidad, que estos parámetros PMAT y PLEN tiene una relación directa sobre *las acciones a realizar*. Así, se emplearon diferentes tipos de árboles de clasificación para identificar los posibles predictores relevantes y sus puntos de corte óptimos (Bacallao, Parapar, Roque y Bacallao, 2004). Los resultados permiten decidir si un alumno debe recibir apoyo en matemáticas o en lengua (RAM o RAL), recibir refuerzo (RRM o RRL), no realizar acción alguna (X) o cuestionarse que ese alumno tiene capacidades pero no las desarrolla (?).

Aunque mostraremos la tabla de todas las técnicas aplicadas con su grado de fiabilidad, a continuación presentamos una de las técnicas junto con su modelo obtenido, que debido a su alta interpretabilidad, nos sirve como justificación de los resultados obtenidos.

3.1. Modelo obtenido con un árbol de clasificación

La bondad de los *predictores* de *las acciones a realizar* ha sido corroborada, entre otras, con la técnica de minería de datos *árboles de clasificación*. En concreto, con la implementada en WEKA *Simple Cart* obtenemos un 100% de fiabilidad en las relaciones encontradas: la clasificación, según las acciones a realizar de todos los alumnos, ha sido perfecta. Esta técnica, *Classification and Regression Trees*, lleva a cabo una "búsqueda exhaustiva de todas las posibles cortaduras para minimizar el porcentaje de clasificación incorrecta" (Bacallao, C. J., et al., 2004),

Los datos de ejecución y los resultados obtenidos los mostramos a continuación:

- Para el atributo ACCIONLEN

Los datos de ejecución son los siguientes:

```

=== Run information ===
Scheme: weka.classifiers.trees.SimpleCart -S 1 -M 2.0 -N 5 -C 1.0
Relation: SV-SJ-484-TIP-ALUMNOS-1ESO-VARIOS-CURSOS-ACCIONES.txt
Instances: 484
Attributes: 141 [list of attributes omitted]
Test mode:10-fold cross-validation (validación cruzada de 10 capas)

```

Los resultados obtenidos son los siguientes:

```

=== Classifier model (full training set) ===
CART Decision Tree
  PLEN-NOM=(A) | (B)
    VARNMLEN03040506-NUM < 6.55556
      PLEN < 50.5: RAL__(149.0/0.0)
      PLEN >= 50.5: ?__(23.0/0.0)
    VARNMLEN03040506-NUM >= 6.55556
      PLEN < 49.9: ?__(25.0/0.0)
      PLEN >= 49.9: RRL(22.0/0.0)
  PLEN-NOM!=(A) | (B)
    VARNMLEN03040506-NUM < 3.5: RAL__(38.0/0.0)
    VARNMLEN03040506-NUM >= 3.5: X_(227.0/0.0)
Number of Leaf Nodes: 6
Size of the Tree: 11
Time taken to build model: 3.75 seconds

```

```

=== Stratified cross-validation ===   === Summary ===
Correctly Classified Instances          484    100%
Incorrectly Classified Instances    0      0%
Kappa statistic                        1
Mean absolute error                    0
Root mean squared error                0
Relative absolute error                 0%
Root relative squared error             0%
Total Number of Instances             484

```


=== Confusion Matrix ===					
a	b	c	d	e	
187	0	0	0	0	a
0	227	0	0	0	b
0	0	22	0	0	c
0	0	0	48	0	d
0	0	0	0	0	e

<-- classified as

RAL

X

RRL

?

?

Observamos en la Matriz de Confusión que hay 187 alumnos que deben recibir apoyo en Lengua (RAL), 227 que obviamos, 22 alumnos que deben recibir refuerzo en Lengua (RRL) y por último, 48 alumnos que no desarrollan sus capacidades de forma adecuada y nos cuestionamos el porqué. El modelo obtenido es el siguiente:

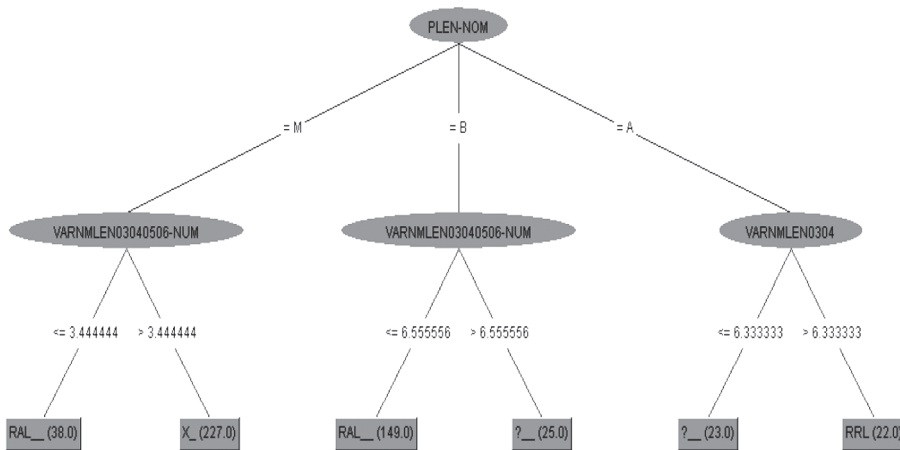


Figura 1
Árbol de clasificación Simple-Cart para PLEN-NOM

Si analizamos esta estructura de árbol, vemos que el atributo PLEN-NOM (parámetro PLEN con valores nominales) puede tomar los valores B (bajo), M (medio) y A (alto), y según la rama que elijamos observamos:

- o Que si PLEN-NOM es **B**, vemos que “la variación de la nota media en Lengua durante los cursos 2003-2004 al 2005-2006” (VARNMLEN03040506-NUM, atributo de tipo numérico) se divide a su vez si es menor o mayor que 6,55555, adoptando en cada caso una acción (RAL ó ?).

- o Que si PLEN-NOM es **M**, vemos que “la variación de la nota media en Lengua durante los cursos 2003-2004 al 2005-2006” (VARNMLEN03040506-NUM, atributo de tipo numérico) se divide a su vez si es menor o mayor que 3,44444, adoptando en cada caso una acción (RAL ó X).
- o Que si PLEN-NOM es **A**, vemos que “la variación de la nota media en Lengua durante el curso 2003-2004” (VARNMLEN0304-NUM, atributo de tipo numérico) se divide a su vez si es menor o mayor que 6,33333, adoptando en cada caso una acción (? ó RRL). Observemos que en esta última rama del árbol de decisión bastó el considerar que en ese curso y en una primera ocasión su nivel era alto.

- Para el atributo ACCIONMAT

De forma análoga, para el atributo ACCIONMAT con el mismo procedimiento obtenemos los resultados siguientes:

```

=== Summary ===
  Correctly Classified Instances      484      100%
  Incorrectly Classified Instances     0         0%
  Kappa statistic                     1
  Mean absolute error                 0
  Root mean squared error             0
  Relative absolute error             0%
  Root relative squared error         0%
  Total Number of Instances          484
    
```

```

=== Confusion Matrix ===
    
```

	a	B	c	d	e	f		
0	0	0	0	0	0	0	a	RAM
0	177	0	0	0	0	0	b	RAM
0	0	226	0	0	0	0	c	X
0	0	0	28	0	0	0	d	RRM
0	0	0	0	0	0	0	e	X
0	0	0	0	0	0	53	f	?

Observamos en esta Matriz de Confusión que hay 177 alumnos que deben recibir apoyo en Matemáticas (RAM), 226 que obviamos, 28 alumnos que deben recibir refuerzo y por último, 53 alumnos que no desarrollan sus capacidades de forma adecuada y nos cuestionamos el porqué. La estructura de árbol obtenida es la siguiente:

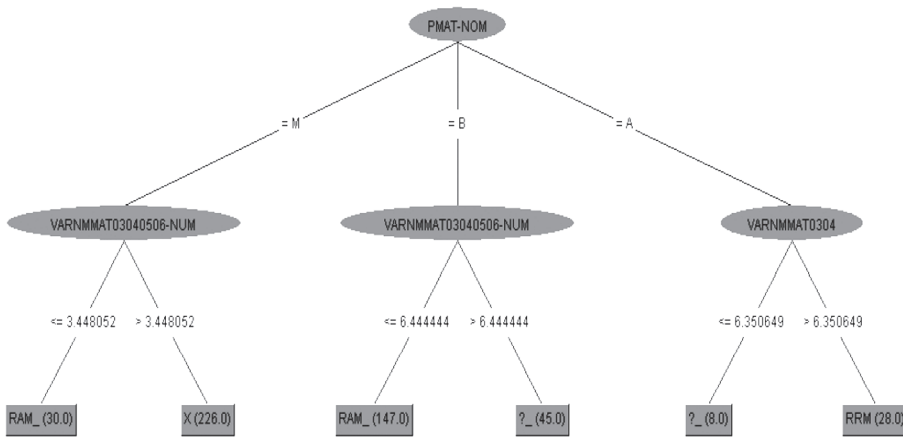


Figura 2
Árbol de clasificación Simple-Cart para MAT-NOM

3.2. Otros resultados obtenidos

Otros procedimientos de la librería WEKA para los atributos ACCIONLEN y ACCIONMAT, muestra resultados análogos como podemos ver en la tabla 2.

4. CONCLUSIONES Y FUTUROS TRABAJOS

Aplicando técnicas de extracción de conocimiento a la base de datos construida con la información relevante de 1º de la ESO en un IES, hemos obtenido, y comprobado con una fiabilidad alta, un modelo que relaciona los parámetros PLEN y PMAT, con las primeras valoraciones del rendimiento en Lengua y Matemáticas, para predecir las acciones a tomar y así aumentar el rendimiento escolar en estas materias.

Después de haber obtenido estos resultados destacados, debemos comprobar como un futuro análisis, de qué manera se ve afectado el rendimiento de las restantes asignaturas en base a nuestro conocimiento del rendimiento en Lengua y en Matemáticas. Y por tanto, si las acciones a tomar en Lengua y Matemáticas aumentarán el rendimiento escolar en las demás asignaturas (rendimiento general).

Además, adaptaremos y mejoraremos los valores de los atributos PLEN y PMAT (actualmente se toman como valores nominales), que mediremos mediante “etiquetas lingüísticas”, para ganar potencia en la medición de las capacidades asociadas a los alumnos y así, que el departamento de Orientación de los centros de secundaria pueda reflejar de manera más usual dichas capacidades.

TABLA 3
 PORCENTAJES DE FIABILIDAD DE DIFERENTES PROCEDIMIENTOS
 DE LA LIBRERÍA WEKA

PROCEDIMIENTO	INSTANCIAS CORRECTAMENTE CLASIFICADAS	ATRIBUTO ESTIMADO	PORCENTAJE DE FIABILIDAD DEL MODELO
Árboles Random Forest	428	ACCIONLEN	88.4298 %
Árboles Random Forest	437	ACCIONMAT	90.2893 %
Bayes Net	424	ACCIONLEN	87.6033 %
Bayes Net	414	ACCIONMAT	85.5372 %
Naive Bayes	391	ACCIONLEN	80.7851 %
Naive Bayes	393	ACCIONMAT	81.1983 %
meta.AttributeSelectedClassifier	484	ACCIONLEN	100%
meta.AttributeSelectedClassifier	483	ACCIONMAT	99.7934 %
meta.Bagging	481	ACCIONLEN	99.3802 %
meta.Bagging	479	ACCIONMAT	98.9669 %
meta.ClassificationViaRegression	472	ACCIONLEN	97.5207 %
meta.ClassificationViaRegression	476	ACCIONMAT	98.3471 %
meta.OrdinalClassClassifier	481	ACCIONLEN	99.3802 %
meta.OrdinalClassClassifier	478	ACCIONMAT	98.7603 %
rules.JRip	475	ACCIONLEN	98.1405 %
rules.JRip	473	ACCIONMAT	97.7273 %
rules.Part	479	ACCIONLEN	98.9669 %
rules.Part	481	ACCIONMAT	99.3802 %
rules.Ridor	474	ACCIONLEN	97.9339 %
rules.Ridor	480	ACCIONMAT	99.1736 %

AGRADECIMIENTOS

Los autores desean agradecer su aportación desinteresada y siempre dispuesta a la Dra Fuensanta Hernández Pina del Dpt. de Métodos de Investigación y Diagnóstico en Educación. Facultad de Educación (Murcia).

Los autores agradecen al “Ministerio de Educación y Ciencia” y al “Fondo Europeo de Desarrollo Regional” (FEDER) por el soporte parcial, bajo el proyecto TIN2005-08404-C04-02, para el desarrollo de este trabajo.

BIBLIOGRAFÍA

- ANDRADE, M., MIRANDA, C. & FREIXAS, G. (2001). Predicción del rendimiento académico lingüístico y lógico matemático por medio de las variables modificables de las inteligencias múltiples y del hogar. *Revista Digital de Educación y Nuevas Tecnologías: Contexto Educativo*, 17.
- BACALLAO, C. J., PARAPAR, J.M., ROQUE, M. & BACALLAO, J. (2004 a). La modelación jerárquica y los efectos de grupo en la predicción del rendimiento académico. *Revista Cubana Educación Médica Superior*, 18(2).
- BACALLAO, C. J., PARAPAR, J.M., ROQUE, M. & BACALLAO, J. (2004 b). Árboles de regresión y otras opciones metodológicas aplicadas a la predicción del rendimiento académico. *Revista Cubana Educación Médica Superior*, 18(3).
- BALLESTER, P., BERMEJO, M.R., FERRÁNDIZ, C. & PRIETO, M.D. (2004). Validez y fiabilidad de los instrumentos de evaluación de las Inteligencias Múltiples en los primeros niveles instruccionales. *Psicothema*, 16(1), 7-13.
- BROC M.A. (2000). Autoconcepto, autoestima y rendimiento académico en alumnos de 4º de E.S.O. Implicaciones psicopedagógicas de futuro. *Revista de Investigación Educativa*, 18(1), 119-146.
- CASTEJÓN, J.L., PÉREZ, A.M. & MALDONADO, A. (1998). Un Modelo causal-explicativo sobre la influencia de las variables psicosociales en el rendimiento académico. *Revista Bordón*, 50(2), 171-185.
- CASTEJÓN, J.L., NAVAS, L. & SAMPASCUAL, G. (1996). Un modelo estructural del rendimiento académico en matemáticas en la educación secundaria. *Revista de Psicología General y Aplicada*, 49(1), 27-43.
- DE LA ORDEN, A. & GONZÁLEZ, C. (2005). Variables que discriminan entre alumnos de bajo y medio-alto rendimiento académico. *Revista de Investigación Educativa*, 23(2), 573-600.
- DONSEZ, D. & GRISLIN, E. (1996, 2000). *Systèmes d'information décisionnels. (Data Warehouse/Data Mining)*. Université de Valenciennes. Institut des Sciences et Techniques de Valenciennes.
- EDEL, R. (2003). Factores asociados al rendimiento académico. *Revista Iberoamericana de Educación. Sección investigación*, 20-09-2003.
- EDEL, R. (2004). Hacia la construcción de un instrumento predictivo del éxito Académico. *Revista Iberoamericana de Educación*, 33/8.
- FERRÁDIZ, C., BERMEJO, M.R., PRIETO, M.D. & FERRANDO, M. (2006). Fundamentos psicopedagógicos de las inteligencias múltiples. *Revista española de pedagogía*, 64(2-3), 5-19.
- FREZ, G. (1993). Aptitudes y predicción del rendimiento en la educación media técnico-profesional (EMTP). *Revista de Psicología (Departamento de Psicología, Facultad de Ciencias Sociales Universidad de Chile)*, V, 5-16.

- FULLANA, J. (1996). La prevención del fracaso: Un modelo para analizar las variables que influyen en el riesgo de fracaso escolar. *Revista Bordón*, 48(2), 151-165.
- FULLANA, J. (1998). La búsqueda de factores protectores del fracaso escolar en niños en situación de riesgo mediante un estudio de casos. *Revista de Investigación Educativa*, 16(1), 47-70.
- GARCÍA, F. & MUSITU, G. (1999). *AF5: Autoconcepto Forma 5*. Madrid: Ediciones TEA.
- GARDNER, H. (1994). *Estructura de la mente. La teoría de las inteligencias múltiples*. México: Fondo de Cultura Económica (2ª Edición).
- GARDNER, H. (1995). Reflections on multiple intelligences. *Phi Delta Kappan*, 77(3), 200-209.
- GARDNER, H. (1996). Patrones creativos (traducción de Edison Otero B). *Talón de Aquiles*, 4, 1-9.
- GOBERNA, M.A., LÓPEZ, M.A. & PASTOR, J.T. (1987). La predicción del rendimiento como criterio para el ingreso en la Universidad. *Revista de Educación (Universidad de Alicante)*, 283, 235-248.
- GONZALEZ, T. (2000). Metodología para la enseñanza de las matemáticas a través de la resolución de problemas: un estudio evaluativo. *Revista de Investigación Educativa*, 18(1), 175-199.
- HERAN & VILLARROEL (1987). *Caracterización de algunos factores del alumno y su familia de escuelas urbanas y su incidencia en el rendimiento de Castellano y Matemática en el primer ciclo de Enseñanza General Básica*. Chile: Ed. CPEIP.
- HERNÁNDEZ, J., RAMÍREZ, M.J. & FERRI, C. (2004). *Introducción a la Minería de Datos*. Pearson-Prentice Hall.
- HERNÁNDEZ, J. & FERRI, C. (2006). *Práctica de Minería de Datos. Introducción al WEKA*. Curso de doctorado Extracción Automática de Conocimiento en Bases de Datos e Ingeniería del Software. Universidad Politécnica de Valencia.
- HERNÁNDEZ, P. (1983). "TAMAI. Test Autoevaluativo Multifactorial de Adaptación Infantil". Madrid: Ediciones TEA.
- HERNÁNDEZ, P. (1983). *Rendimiento, adaptación e intervención psicoeducativa*. Secretariado de Publicaciones de la Universidad de La Laguna, Tenerife.
- INMON, W.H. & HACKTHORN, R.D. (1994). *Using the Data Warehouse*. Wiley-QED Publication.
- KIMBALL, R. (1996). *The Data Warehouse Toolkit. Practical Techniques for Building Dimensional Data Warehouses*. Wiley Computer Publishing.
- KIMBALL, R. & ROSS, M. (2002). *The Data Warehouse Toolkit. Second Edition. The Complete Guide to Dimensional Modeling*. Wiley Computer Publishing.
- LAVÍN, M., ALÉ, O., RIVERO, R. & CORBELLE, J. (2002). Grados de asociación entre las evaluaciones frecuentes, parcial y final de Bioquímica en Medicina. *Revista Habanera de Ciencias Médicas*, 1(3).
- MUÑOZ E. & GÓMEZ J. (2005). Enfoques de aprendizaje y rendimiento académico de los estudiantes universitarios. *Revista de Investigación Educativa*, 23(2), 417-432.
- PERALTA, F.J. & SÁNCHEZ M.D. (2003). Relaciones entre el autoconcepto y el RA, en alumnos de Educación Primaria. Orientadores de Centros de Secundaria. Almería. España. *Revista Científica y Profesional de Psicología Educativa*, 1(1), 95-120.

- PÉREZ, A., CASTEJÓN, J.L. & MALDONADO, A. (2001). *Contribución a la predicción del rendimiento académico de diversos factores psicosociales según el estatus sociométrico de los alumnos*. II Congreso Iberoamericano de Psicología.
- PIZARRO, R., LAZCANO, S. & CLARK (2000). *Inteligencia Múltiple Lógico-Matemática y Aprendizajes Escolares Científicos. Logical Mathematical Multiple Intelligence and Scientific Learning at School. Revista de psicología Universidad de Chile. 9, 1-17.*
- RAMÍREZ M^a I., HERRERA F., HERRERA I. (2003). *¿Qué ocurre con la adaptación y el rendimiento académico de los alumnos, en un contexto educativo pluricultural?. Revista Iberoamericana de Educación.*
- REYES, Y.N. (2003). *Relación entre el rendimiento académico, la ansiedad ante los exámenes, los rasgos de personalidad, el autoconcepto y la asertividad en estudiantes del 1º año de psicología de la UNMSM*. Tesis Doctoral. Lima. Perú.
- SANTÍN, D. (1999). *Detección de alumnos de riesgo y medición de la eficiencia de centros escolares mediante redes neuronales*. Documentos de trabajo de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales (Universidad Complutense de Madrid, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales), n° 2.
- URQUIJO, S. (2002). *Auto-concepto y desempeño académico en adolescentes. Relaciones con sexo, edad e institución. Psico-USF, 7(2), 211-218.*
- WITTEN, I.H. & FRANK, E. (2000). *Data Mining: Practical machine learning tools with Java implementations*. San Francisco: Morgan Kaufmann.
- WITTEN, I.H., FRANK, E., TRIGG, L., HOLMES, & CUNNINGHAM, S.J. (1999). *Weka: Practical machine learning tools and techniques with java implementations*. New Zealand: The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems.
- YUSTE, C., MARTÍNEZ, R. & GALVE, J. L. (2002). *Manual Técnico. Batería de aptitudes diferenciales y generales*. BADyG. Ediciones CEPE.

Anexo I: FICHA PERSONAL DEL ALUMNO

NOMBRE	APELLIDOS				CURSO		EDAD	
	Centil	Muy bajo	Bajo	Medio Bajo	Medio	Medio Alto	Alto	Muy Alto
APTITUDES								
Razonamiento lógico								
Relaciones analógicas								
Series numéricas								
Completar oraciones								
Problemas numéricos								
Memoria auditiva								
Memoria visual								
Atención								
AUTOCONCEPTO	Centil	Muy bajo	Bajo	Medio Bajo	Medio	Medio Alto	Alto	Muy Alto
Académico/laboral								
Social								
Emocional								
Familiar								
Físico								
ADAPTACIÓN	Centil	Muy bajo	Bajo	Medio Bajo	Medio	Medio Alto	Alto	Muy Alto
Personal								
Escolar								
Social								
Familiar								

Anexo II: PARÁMETROS MEDIDOS

Test BADyG Renovado (Aptitudes-Capacidades)

- En Lengua:
 - o **Rv**: Analogía Verbales
(Encontrar relaciones analógicas entre conceptos. Una nos la dan completa y a la otra le falta un término que hay que buscar entre las 5 posibles respuestas)
 - o **Mv**: Memoria Visual Ortográfica
(Buscar la palabra que está ortográficamente mal escrita (acentos y tildes bien))
 - o **Ma**: Memoria de Relato Oral
(Responder a una serie de preguntas acerca del texto escuchado inmediatamente antes)

- o **De:** Atención: Discriminar diferencias
(Buscar en cada grupo de 3 dibujos el que tiene alguna diferencia)
- o **Sv:** Completar oraciones
(Encontrar el concepto o palabra que complete o cierre mejor el sentido de una oración (elegir una entre 5 posibles))
- En Matemáticas:
 - o **RL:** Razonamiento Lógico
 - o **Rn:** Series Numéricas
(Completar cada serie numérica con el siguiente elemento. Los números están ordenados siguiendo una secuencia lógica que se debe descubrir)
 - o **Sn:** Problemas Numéricos
(Comparar las cantidades resultantes de resolver problemas numéricos para determinar cual es la mayor. Cuando las dos son iguales, la respuesta correcta será la tercera alternativa)
 - o **Mv:** Memoria Visual Ortográfica
(Buscar la palabra que está ortográficamente mal escrita (acentos y tildes bien))
 - o **Ma:** Memoria de Relato Oral
(Responder a una serie de preguntas acerca del texto escuchado inmediatamente antes)
 - o **De:** Atención: Discriminar diferencias
(Buscar en cada grupo de 3 dibujos el que tiene alguna diferencia)
- Otros parámetros medidos:
 - o **Re:** Matrices de figuras
(Buscar en cada ejercicio el dibujo que debe ir donde está la ?, teniendo en cuenta que están ordenados siguiendo una lógica)
 - o **Se:** Orientación Espacial: Encajar figuras
(Buscar la figura que complete perfectamente la parte que se ha recortado de una superficie)
 - o **CI:** Cociente Intelectual.
Test AF5 (Autoconcepto)
 - o **ACADLAB:** Autoconcepto académico-laboral
 - o **SOCIAL:** Autoconcepto social
 - o **EMOCIONAL:** Autoconcepto emocional
 - o **FAMILIAR:** Autoconcepto familiar
 - o **FISICO:** Autoconcepto físico
Test TAMAI (Adaptación del Alumno)
 - o **P:** personal
 - o **E:** escolar
 - o **S:** social
 - o **Pa:** a los padres
 - o **M:** a las madres
 - o **F:** familiar
 - o **H:** a los hermanos

Los parámetros **NM1EV0506**, **NM2EV0506**, **NMEFMAT0506** y **NMEFLEN0506** son respectivamente Nota Media 1ª Evaluación, Nota Media 2ª Evaluación, Nota Media de Matemáticas en el Curso y Nota Media de Lengua en el Curso.

Anexo III: ALGUNAS CORRELACIONES DESTACABLES

En esta sección mostramos algunas de las correlaciones² destacables entre los resultados obtenidos en los tres tipos de tests (Aptitudes, Autoconcepto y Adaptación) y las variables que afectan a los parámetros PLEN y PMAT para los alumnos de Primero de E.S.O.

Éstas son las correlaciones destacables entre Cociente Intelectual (CI) y

APTITUDES										
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De	
MUY FUERTE	MUY FUERTE	MUY FUERTE	FUERTE	MUY FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	
0'943	0'793	0'792	0'705	0'799	0'702	0'611	0'542	0'503	0'389	
ADAPTACIÓN del ALUMNO										
PERSONAL		ESCOLAR		SOCIAL		PADRE		MADRE		HERMANOS
						DÉBIL				
						-0'267				
LENGUA / MATEMÁTICAS										
PLEN		PMAT		NM1EV0506		NM2EV0506		NMEFMAT		NMEFLEN
MUY FUERTE		MUY FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE
0'821		0'923		0'536		0'494		0'538		0'412

2 El Coeficiente de Correlación de Pearson r varía entre -1 y $+1$. Así, y por simplificar, diremos que existe una correlación

⇒ Positiva muy alta (MUY FUERTE) si r toma un valor por encima de $0,75$

⇒ Positiva alta (FUERTE) si r toma un valor por encima de $0,35$ y por debajo de $0,75$

⇒ Negativa muy baja (MUY DÉBIL) si r toma un valor por debajo de $-0,75$

⇒ Negativa baja (DÉBIL) si r toma un valor por encima de $-0,75$ y por debajo de $-0,35$

Además, solo valoraremos aquellas cuya correlación es estadísticamente significativas ($p < 0'001$). (Sign. Bilateral).

■ Estas son las correlaciones destacables entre Razonamiento Lógico RL y

APTITUDES										
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De	
	MUY FUERTE	MUY FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	
	0'833	0'848	0'718	0'734	0'603	0'459	0'526	0'479	0'357	
AUTOCONCEPTO del ALUMNO										
ACAD/LAB		SOCIAL		EMOCIONAL		FAMILIAR		FISICO		
								DÉBIL		
								-0'217		
ADAPTACIÓN del ALUMNO										
PERSONAL		ESCOLAR		SOCIAL		PADRE		MADRE		HERMANOS
						DÉBIL				
						-0'276				
LENGUA / MATEMÁTICAS										
PLEN		PMAT		NM1EV0506		NM2EV0506		NMEFMAT		NMEFLEN
MUY FUERTE		MUY FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE
0'797		0'914		0'452		0'412		0'507		0'333

■ Estas son las correlaciones destacables entre Relaciones Analógicas Rv y

APTITUDES										
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De	
		MUY FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	
		0'567	0'432	0'725	0'456	0'369	0'610	0'427	0'317	
LENGUA / MATEMÁTICAS										
PLEN		PMAT		NM1EV0506		NM2EV0506		NMEFMAT		NMEFLEN
MUY FUERTE		MUY FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE
0'845		0'765		0'445		0'392		0'421		0'349

- Estas son las correlaciones destacables entre Series Numéricas Rn y

APTITUDES									
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De
			FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE
			0'463	0'571	0'524	0'317	0'343	0'338	0'279
ADAPTACIÓN del ALUMNO									
PERSONAL	ESCOLAR	SOCIAL		PADRE		MADRE	HERMANOS		
					DÉBIL				
					-0'229				
LENGUA / MATEMÁTICAS									
PLEN	PMAT	NM1EV0506	NM2EV0506	NMEFMAT	NMEFLEN				
FUERTE	MUY FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE
0'57	0'808	0'366	0'309	0'431	0'257				

- Estas son las correlaciones destacables entre Matrices de Figuras Re y

APTITUDES									
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De
				FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE
				0'436	0'493	0'434	0'276	0'368	0'298
AUTOCONCEPTO del ALUMNO									
ACAD/LAB	SOCIAL		EMOCIONAL		FAMILIAR		FISICO		
									DÉBIL
									-0'212
ADAPTACIÓN del ALUMNO									
PERSONAL	ESCOLAR	SOCIAL		PADRE		MADRE	HERMANOS		
					DÉBIL				
					-0'296				
LENGUA / MATEMÁTICAS									
PLEN	PMAT	NM1EV0506	NM2EV0506	NMEFMAT	NMEFLEN				
FUERTE	FUERTE		FUERTE	FUERTE					
0'486	0'621	0'274	0'278	0'403	0'171				

■ Estas son las correlaciones destacables entre Completar Oraciones Sv y

APTITUDES									
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De
					FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE
					0'438	0'386	0'657	0'522	0'283
ADAPTACIÓN del ALUMNO									
PERSONAL		ESCOLAR		SOCIAL		PADRE		MADRE	
						DÉBIL			
						-0'273			
LENGUA / MATEMÁTICAS									
PLEN		PMAT		NM1EV0506		NM2EV0506		NMEFMAT	
MUY FUERTE		MUY FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE	
0'863		0'759		0'447		0'399		0'391	
								0'386	

■ Estas son las correlaciones destacables entre Problemas Numéricos Sn y

APTITUDES									
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De
						FUERTE		FUERTE	FUERTE
						0'304	0'257	0'392	0'283
AUTOCONCEPTO del ALUMNO									
ACAD/LAB		SOCIAL		EMOCIONAL		FAMILIAR		FISICO	
FUERTE									
0'309									
LENGUA / MATEMÁTICAS									
PLEN		PMAT		NM1EV0506		NM2EV0506		NMEFMAT	
FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE	
0'447		0'678		0'579		0'556		0'526	
								0'459	

- Estas son las correlaciones destacables entre Atención Se y

APTITUDES									
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De
								FUERTE	FUERTE
							0'242	0'309	0'461
LENGUA / MATEMÁTICAS									
PLEN	PMAT	NM1EV0506	NM2EV0506	NMEFMAT	NMEFLEN				
FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE				
0'474	0'494	0'414	0'402	0'345	0'361				

- Estas son las correlaciones destacables entre Memoria de Relato Oral Ma y

APTITUDES									
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De
								FUERTE	FUERTE
								0'283	0'266
AUTOCONCEPTO del ALUMNO									
ACAD/LAB	SOCIAL	EMOCIONAL	FAMILIAR	FISICO					
				DÉBIL					
				-0'264					
ADAPTACIÓN del ALUMNO									
PERSONAL	ESCOLAR	SOCIAL	PADRE	MADRE	HERMANOS				
		FUERTE	FUERTE						
		0'242	-0'251						
LENGUA / MATEMÁTICAS									
PLEN	PMAT	NM1EV0506	NM2EV0506	NMEFMAT	NMEFLEN				
MUY FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE	FUERTE				
0'767	0'636	0'359	0'296	0'320	0'262				

■ Estas son las correlaciones destacables entre Memoria Visual Mv y

APTITUDES										
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De	
									FUERTE	
									0'320	
AUTOCONCEPTO del ALUMNO										
ACAD/LAB		SOCIAL		EMOCIONAL		FAMILIAR		FISICO		
FUERTE										
0'303										
LENGUA / MATEMÁTICAS										
PLEN		PMAT		NM1EV0506		NM2EV0506		NMEFMAT		NMEFLEN
FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE
0'659		0'638		0'560		0'525		0'502		0'551

■ Estas son las correlaciones destacables entre Discriminar Diferencias De y

APTITUDES										
RL	Rv	Rn	Re	Sv	Sn	Se	Ma	Mv	De	
ADAPTACION del ALUMNO										
PERSONAL		ESCOLAR		SOCIAL		PADRE		MADRE		HERMANOS
FUERTE										
0'226										
LENGUA / MATEMÁTICAS										
PLEN		PMAT		NM1EV0506		NM2EV0506		NMEFMAT		NMEFLEN
FUERTE		FUERTE		FUERTE		FUERTE				FUERTE
0'581		0'550		0'296		0'258		0'178		0'304

Fecha de recepción: 27 de noviembre de 2007.

Fecha de aceptación: 15 de abril de 2008.

