

Un modelo de regresión logística asimétrico que puede explicar la probabilidad de éxito en el rendimiento académico

An Asymmetric Logit Model to explain the likelihood of success in academic results

Nancy Dávila*

M^a Dolores García-Artiles*

José M^a Pérez-Sánchez**

Emilio Gómez-Déniz*

*Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, **Universidad de Granada

Resumen

En este estudio se pretende explicar la probabilidad de éxito en la asignatura Matemáticas Empresariales correspondiente al Grado en Administración y Dirección de Empresas en la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. Para ello se intentará detectar qué factores influyen en dicha probabilidad utilizando, primero un modelo de regresión logística clásico y, en segundo lugar, un modelo de regresión logística asimétrico Bayesiano. Los resultados obtenidos permiten concluir que las variables significativas que podrían determinar el rendimiento académico en términos de la probabilidad relativa de aprobar la asignatura son: la asistencia con regularidad a clases de teoría y prácticas, que el estudiante valore positivamente el material del que dispone para el seguimiento de la asignatura, el tipo de centro en que se cursaron los estudios preuniversitarios y la asistencia a clases de apoyo. La discusión abre líneas de trabajo futuras que analicen las relaciones entre algunas de las variables consideradas.

Palabras clave: rendimiento académico, educación superior, modelo de regresión logística asimétrico Bayesiano, matemáticas empresariales.

Correspondencia: Nancy Dávila Cárdenes, Departamento de Métodos Cuantitativos en Economía y Gestión, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, 35017-Las Palmas de G.C., España. E-mail: ndavila@dmc.ulpgc.es

Abstract

The aim of this work is to explain the probability of passing first year Mathematics, subject that is included in the Degree of Business Administration and Management at the University of Las Palmas de Gran Canaria. In order to reach this goal, this paper identifies some of the factors that influence this probability measure by using firstly a classic logistic regression model (logit) and, secondly, an asymmetric Bayesian logit model. The obtained results show that the significant variables that affect academic achievement in terms of the relative probability of passing the subject are: regular attendance to lectures and tutorials, student's opinion about material provided by lecturers to prepare the subject, the type of high-school where students took secondary studies and attendance to extra supporting lectures. Future extension of this work consists of analyzing the relationships between some of the explanatory variables considered.

Keywords: academic achievement, higher education, asymmetric Bayesian logit model, business mathematics.

Introducción

Los estudiantes son uno de los principales activos de la Universidad y su nivel de éxito durante los primeros semestres de permanencia en la misma tiene implicaciones importantes tanto en su continuidad, como en el desarrollo futuro de su vida personal y profesional.

Las tasas de éxito y fracaso en el inicio de la vida universitaria han de ser observadas cuidadosamente (Lassibille y Navarro, 2008), pues las asignaturas que se ofrecen en los primeros niveles de la etapa universitaria suelen ser las que menos gustan y las que menos entienden los estudiantes, lo que les ocasiona un rechazo y en consecuencia un posible abandono en un corto período de tiempo.

Los problemas parecen especialmente evidentes en asignaturas como la que se analiza en este trabajo, Matemáticas Empresariales, que se imparte en el primer semestre del Grado en Administración y Dirección de Empresas en la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria (ULPGC). Las matemáticas, salvo en las titulaciones específicas de ciencias donde son percibidas como absolutamente necesarias, en otras ramas del conocimiento, sin embargo, suelen venir precedidas de una desafección por parte de los estudiantes, que en las etapas previas de su formación tratan de evitarlas en cuanto tienen alguna alternativa. En el estudio llevado a cabo por García-García, Bienciento-López, Carpintero-Molina, Núñez del Río y Arteaga-Martínez (2013) en el que se aborda el bajo rendimiento en matemáticas, se muestra que a pesar de mejorar los resultados, cuando se promueve el logro del máximo aprendizaje y se refuerza el valor educativo de la diferencia, sin embargo, la actitud hacia la materia no mejora por parte de los estudiantes.

En el caso de la titulación que aquí se analiza, la materia objeto de estudio tiene un carácter instrumental y en ella se apoyan algunas de las otras asignaturas específicas del grado, por lo que una buena base adquirida podrá repercutir en un mejor entendimiento de otras disciplinas, a priori preferidas por el estudiante, por estar dentro del perfil profesional al que aspiran.

Cuando se habla de éxito o fracaso en la etapa universitaria, el término más comúnmente usado para medirlo es el rendimiento académico, pero éste es un concepto amplio que se puede valorar desde distintas perspectivas, bien a través de su identificación con los resultados obtenidos de forma inmediata, o bien con los resultados que se obtienen de forma diferida. Los resultados inmediatos se refieren a los obtenidos por los estudiantes a lo largo de su carrera, y los diferidos hacen referencia a la conexión con el mundo del trabajo. Por su parte, el rendimiento inmediato se puede considerar desde el punto de vista del éxito en las pruebas o exámenes, o de un modo más extenso, considerando el éxito como la finalización de los estudios en el período de tiempo marcado por la titulación. También el concepto de rendimiento académico puede estar referido a las tasas de presentación en las diferentes convocatorias de examen. Esta amplia concepción del rendimiento, recogida en Tejedor y García Valcárcel (2007), lleva a concluir que no hay una única forma de medir el mismo. En este trabajo el rendimiento académico se concreta en superar la asignatura en la convocatoria ordinaria, la primera del curso. A pesar del riesgo que implica usar las calificaciones de las pruebas de evaluación, entre otras razones como se indica en Ocaña (2011), por la posible subjetividad de los docentes, y también como afirma Willcox (2011), porque sería imposible estandarizar todos los mecanismos de evaluación, no obstante son las calificaciones el parámetro más usado para medir el rendimiento académico.

A su vez, las calificaciones finales pueden venir condicionadas por una serie de factores que van más allá del azar o del factor suerte al realizar una prueba. Entre ellos como demuestran García-Ros y Pérez-González (2011) las variables educativas previas al ingreso a la universidad son un predictor significativo del éxito. También en materias cuantitativas, González, Castellanos, González y Manzano (1999) y Limón et al. (2011) ponen de manifiesto el impacto del currículo previo en este tipo de asignaturas.

Asimismo, las variables actitudinales, es decir, las que van a medir la disposición y el grado de interés del estudiante por la materia pueden afectar al éxito en el estudio. En esta línea, Tejedor y García Valcárcel (2007) concluyen que, independientemente del punto de vista de quien lo considere, sean profesores o estudiantes, es importante demostrar interés por la asignatura, motivación por los estudios y asistir a clases para conseguir el éxito académico. Además los estudiantes, en cuanto a las variables inherentes a ellos, reconocen la falta de responsabilidad y la falta de esfuerzo, así como la falta de orientación o la falta de motivación por los estudios, entre los factores que influyen en su bajo rendimiento académico. Elosua, López-Jáuregui y Mujica (2012) corroboran esta afirmación sobre la unanimidad que existe al reconocer que en la actitud del estudiante se centran algunas de las causas del bajo rendimiento académico, aunque lo analicen sobre la asignatura de estadística que, no obstante, a diferencia de las matemáticas en una Facultad de Economía y Empresas, se sitúa entre las directamente relacionadas con el perfil profesional de sus egresados

La implantación de los nuevos planes de estudio, de forma generalizada, en el curso 2009-2010, como consecuencia de la adaptación al Espacio Europeo de Educación Superior, trajo consigo la incorporación de modificaciones en la metodología docente y en la evaluación en la mayor parte de las asignaturas. En el caso de la asignatura de Matemáticas Empresariales, en cuanto a la metodología docente, las clases se imparten de modo presencial en el formato de horas teóricas en grupos grandes y dividiendo el grupo en dos subgrupos en las clases prácticas.

Como material de apoyo, aunque ya se venía utilizando en los planes anteriores la plataforma virtual, se ha incorporado además material en formato multimedia, desarrollado a través de la plataforma Prometeo. Los estudiantes disponen, por tanto, de grabaciones en video del material teórico y de las clases prácticas, se pretende conseguir una participación más activa por parte de los estudiantes en el proceso de aprendizaje con el objetivo de pasar de una enseñanza transmisora a otra facilitadora de conocimientos (Correa y Paredes, 2009). La utilización de las tecnologías de la información y comunicación, TICs, mejora la comunicación profesor-estudiante e incrementa la motivación y la participación activa de los estudiantes al implicarlos directamente en su propio proceso de aprendizaje, en ello coinciden Palomares et al. (2007) y Berné, Lozano y Marzo (2011).

Por último, el trabajo personal del estudiante es la piedra angular sobre la que se define el crédito ECTS¹ de los actuales planes de estudio en el marco del Espacio Europeo de Educación Superior. Analizar la idoneidad del sistema ECTS, desde el punto de vista de la mejora del rendimiento académico, y cómo influyen las características personales académicas y organizativas del alumno ya fueron estudiadas por Florido, Jiménez y Santana (2011). La participación activa en las clases universitarias, el trabajo personal, la dedicación fuera del aula y los hábitos de estudio, cuestiones también consideradas por Tejedor (2003), en definitiva, la gestión del tiempo (Gleason y Walstad, 1988; Hernández-Pina, García-Sanz, Martínez-Clares, Hervás-Avilés y Maquillón-Sánchez, 2002; García-Ros y Pérez-González, 2011), son también variables importantes que intervienen en el rendimiento académico.

El trabajo está organizado de la siguiente manera. En la sección 2, se describen los objetivos del trabajo. En la sección 3 se analiza la metodología de la investigación describiendo los participantes, las variables y el procedimiento. En la sección 4, se expone la especificación de los modelos utilizados. La sección 5, incluye los resultados obtenidos con la aplicación de dichos modelos a la muestra de estudiantes, y finalmente, la sección 6 incluye la discusión sobre el trabajo realizado. Además se ha incorporado un Apéndice en el que se explican los enlaces simétricos y asimétricos utilizados

Objetivos

Objetivo general

El objetivo de este trabajo es analizar qué factores afectan a la probabilidad de éxito de los estudiantes de primer curso universitario en Matemáticas Empresariales a través del análisis de diferentes variables que pueden influir en el mismo.

Objetivos específicos

Para ello se considerará la información referente a la formación previa del estudiante, la disposición y grado de interés sobre la asignatura así como la valoración del material disponible para el seguimiento de la materia y el nivel de trabajo personal.

1 ECTS de las siglas en inglés European Credit Transfer System (sistema europeo de transferencia de créditos). Los créditos ECTS se basan en la carga de trabajo necesaria para que los estudiantes logren los resultados esperados del aprendizaje.

Metodología de la investigación

Participantes

La población se compone de 569 estudiantes matriculados en Matemáticas Empresariales del Grado de Administración y Dirección de Empresa (GADE) en la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria (ULPGC) en el curso académico 2011-2012.

Del total de estudiantes matriculados, el 26.01% son aptos en la convocatoria ordinaria, el resto de estudiantes son no aptos o no presentados, aunque hay que hacer notar que los estudiantes que han seguido la asignatura, y en consecuencia presentados al examen final, supone un 58.7% de la población, de los cuales el 44.31% supera la asignatura quedando como no aptos el 55.69% de los alumnos presentados.

El cuestionario, de carácter anónimo, sobre el que se elaboró la base de datos, recoge información de 279 estudiantes. Fue completado en el segundo semestre del curso, durante las horas de clase de Estadística Básica, asignatura que pertenece al mismo Departamento de Métodos Cuantitativos en Economía y Gestión, debido a que la asignatura objeto de análisis se imparte en el primer semestre y no tiene continuidad en el segundo semestre.

De los 279 estudiantes que contestaron la encuesta el 34.41% aprobaron la asignatura mientras que el 65.59% no la superó o no se presentó a la convocatoria ordinaria. La diferencia existente entre el porcentaje de aprobados de la población frente al de la muestra se debe a que en el momento en que se pasa la encuesta ya se ha producido un gran número de abandonos. De los estudiantes que siguen y que responden al cuestionario se encuentran los que superaron la asignatura así como aquellos que, no habiéndola superado, tienen expectativas de aprobar la asignatura de Estadística del segundo semestre, motivo por el que siguen asistiendo a clases.

Fiabilidad y validez de la encuesta

Siguiendo a Gil y Porras (2011) se entiende por validez de un cuestionario el hecho de que el mismo mida aquello que realmente quiera medir, mientras que la fiabilidad se ocupa de la ausencia de errores aleatorios e independencia de desviaciones producidas por errores causales. Dichos autores señalan, además, que a la hora de elaborar un cuestionario el investigador debe preocuparse más de la validez que de la fiabilidad.

Para la realización del cuestionario, se han seguido las pautas señaladas por Cardona (2002) y Gil y Porras (2011). En este sentido, la validez del cuestionario está garantizada porque en la elaboración del mismo se ha tenido en cuenta con bastante detalle la selección y redacción de las preguntas, asegurando que éstas sean lo más concretas posibles, sin dar lugar a interpretaciones. Además, se eligió la segunda semana del segundo semestre del curso, en una de las clases ordinarias la asignatura de Estadística, siendo la encuesta supervisada por los profesores que impartieron la asignatura de Matemáticas Empresariales, de modo que existió contacto directo con los estudiantes, y se les informó que la encuesta era para un estudio de investigación educativa que deseaban llevar a cabo los profesores de Matemáticas.

Es interesante notar que la variable respuesta que se está estudiando, aprobar la asignatura, ha tenido el mismo patrón de comportamiento, tanto en la muestra como en la población bajo estudio.

Variables

La encuesta se estructura en cuatro bloques. El primero de ellos hace referencia a la formación previa del estudiante (opción de acceso a la Universidad y tipo de centro de estudios de secundaria), el segundo está centrado en su opinión sobre la asignatura (contenidos e interés). En el tercero, se pregunta por la utilidad del material depositado en el Campus Virtual y en la plataforma Prometeo. En el último bloque la cuestiones giran en torno al trabajo personal del estudiante (asistencia a clases de teoría y prácticas presenciales en la Universidad, asistencia a clases extras, horas reales dedicadas al estudio, horas que consideran deben dedicar a trabajar la asignatura y asistencia a tutorías en el despacho del profesor).

Para introducir la información anterior en el modelo, se definen las variables siguientes. Con respecto a la formación previa, TECNOLÓGICO, HUMANIDADES, CICLO y OTROS, son las variables que se refieren a la opción cursada por el estudiante para acceder a la Universidad, éstas toman el valor 1 frente a la variable de referencia, la opción de Bachillerato de Ciencias Sociales, que toma el valor 0. La variable PRIVADO se refiere al tipo de centro donde se cursaron los estudios preuniversitarios que toma valor 1 si el centro de estudios fue privado, y 0 en otro caso.

Las variables utilizadas para valorar la opinión de los estudiantes sobre distintos aspectos de la asignatura son CONTENIDOS, que tomará el valor 1 si el estudiante cree que los contenidos de la asignatura le han resultado de mucha dificultad, y 0 en otro caso. La variable INTERÉS, es igual a 1 si, en general, al estudiante le ha parecido interesante lo estudiado en la asignatura, y 0 en otro caso. Las restantes variables hacen referencia a la utilidad del material disponible en el entorno virtual, tomando el valor 1 para una valoración positiva de CAMPUSVIRTUAL, PROMETEO y VIDEOS de práctica, y el valor 0 en caso contrario.

Por último, con respecto al trabajo personal del estudiante, las variables TEORÍA y PRÁCTICA serán iguales a 1, si el estudiante ha asistido a la mayoría de las clases de teoría y prácticas respectivamente, y 0 si lo ha hecho, aproximadamente, a la mitad o menos; la variable EXTRAS, tomará el valor 1 si el estudiante ha asistido a clases extras de la asignatura. La variable HORAS tomará el valor 1 si el estudiante ha dedicado entre media hora y 2 horas al día al estudio de la asignatura, e igual a 0 en otro caso. Por otro lado, si el estudiante considera que debería haber estudiado entre 2 y 3 horas semanales para llevar al día la asignatura, se le asigna el valor 1 a la variable CONSIDERA, y 0 en otro caso. A la pregunta sobre la asistencia a las tutorías en el despacho del profesor se le asigna la variable TUTORÍAS, que será igual a 1 si ha acudido a tutorías más de 5 veces, y 0 si su asistencia ha sido menor.

En la Tabla 1 se presenta un resumen de la codificación realizada para cada una de las variables relacionadas con los distintos aspectos analizados.

Tabla 1

Variables explicativas

	VARIABLE	DEFINICIÓN
FORMACIÓN PREVIA	TECNOLÓGICO	Igual a 1 si la opción de acceso a la Universidad es el Bachillerato Científico Tecnológico.
	HUMANIDADES	Igual a 1 si la opción de acceso a la Universidad es el Bachillerato de Humanidades.
	CICLO	Igual a 1 si la opción de acceso a la Universidad es un Ciclo Formativo.
	OTROS	Igual a 1 si la opción de acceso a Universidad es otra.
	PRIVADO	Igual a 1 si el centro de estudios preuniversitarios fue privado.
OPINIÓN SOBRE LA ASIGNATURA	CONTENIDOS	Igual a 1 si los contenidos de la asignatura le han resultado de mucha utilidad.
	INTERÉS	Igual a 1 si lo estudiado en la asignatura le ha resultado de interés.
UTILIDAD DEL MATERIAL DISPONIBLE	CAMPUSVIRTUAL	Igual a 1 si considera que el material del campus virtual es adecuado para el seguimiento de la asignatura.
	PROMETEO	Igual a 1 si ha utilizado la plataforma Prometeo para el seguimiento de la asignatura.
	VIDEO	Igual a 1 si considera que la visualización de vídeos de prácticas ha resultado de utilidad.
TRABAJO PERSONAL	TEORÍA	Igual a 1 si ha asistido a la mayoría de las clases de teoría.
	PRÁCTICAS	Igual a 1 si ha asistido a la mayoría de las clases prácticas.
	EXTRAS HORAS	Igual a 1 si ha asistido a clases extras de la asignatura.
	CONSIDERA	Igual a 1 si ha estudiado entre media hora y 2 horas al día.
	TUTORÍAS	Igual a 1 si considera que tenía que haber estudiado entre 2 y 3 horas semanales.
		Igual a 1 si ha asistido a tutorías más de 5 veces.

La variable dependiente a analizar es APROBAR la asignatura. Esta variable toma el valor 1 si el estudiante ha aprobado la asignatura, y 0 en caso contrario. Se obtuvo que esta variable tiene 96 valores 1, frente a 183 valores cero, existiendo por tanto una presencia predominante del valor cero de la variable dependiente, concluyéndose que el 65.59% de los estudiantes que completaron el cuestionario no superaron la asignatura. Un resumen descriptivo, en términos porcentuales, de todas las variables utilizadas en este estudio puede verse en las Figuras 1 y 2.

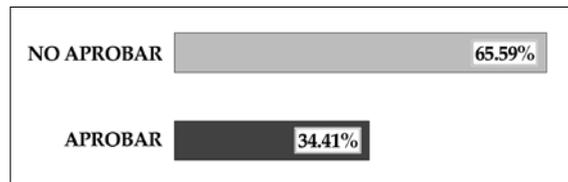


Figura 1. Porcentaje de ceros y unos observados para la variable dependiente aprobar.

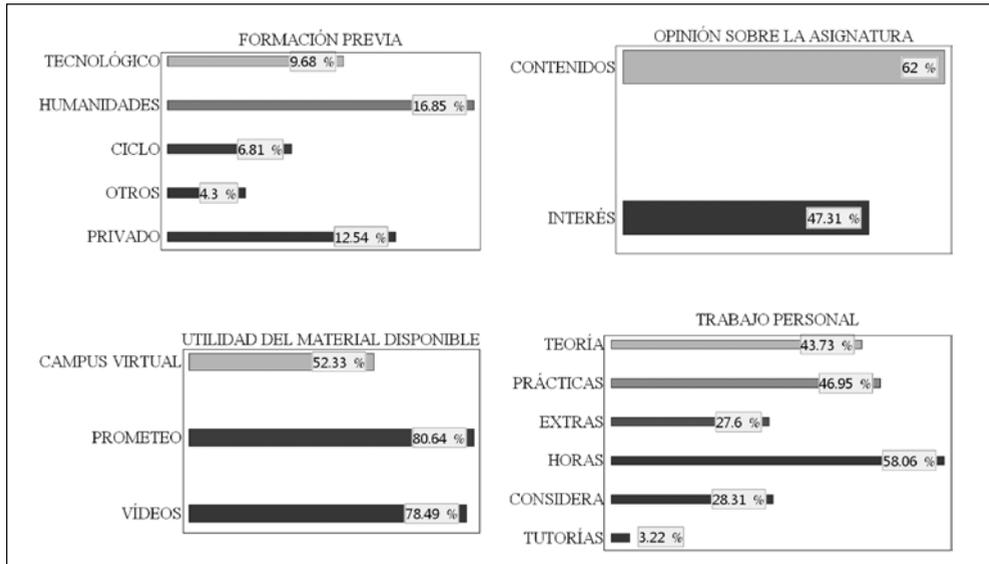


Figura 2. Porcentaje de unos observados para las distintas covariables consideradas en cada uno de los bloques.

Con respecto a la formación previa del estudiante, y tomando como variable de referencia el Bachillerato de Ciencias Sociales, se observa que, de entre las diferentes opciones de acceso, son los estudiantes del Bachillerato de Humanidades los que predominan. En cuanto al tipo de centro en que el estudiante cursó el bachillerato, el 12.54% lo hizo en un centro privado.

Sobre la opinión que los estudiantes tienen de la asignatura, el 62% considera que una de las dificultades que encuentran a la hora de seguir la asignatura son los contenidos, y solo un poco menos de la mitad opina que lo estudiado en la asignatura le resulta de interés. Sobre la utilidad del material depositado en el entorno virtual, los estudiantes reconocen mayoritariamente su utilidad.

En cuanto al trabajo personal de los estudiantes encuestados, alrededor del 45%, afirma haber asistido aproximadamente a la mayoría de las clases presenciales de teoría y prácticas en la Universidad, asimismo a la pregunta de si recurren a clases extras de la asignatura, el 27.6% reconoce asistir a las mismas.

Para finalizar, las variables que reflejan el tiempo real dedicado al estudio diario, así como el tiempo que considera el estudiante que debería estudiar semanalmente la asignatura, los resultados muestran que un 58.06% de los estudiantes encuestados reconocen estudiar entre media hora y dos horas al día, y consideran que deberían haber estudiado entre dos y tres horas semanales el 28.31%. Sobre la asistencia a tutorías es notorio que la gran mayoría de los estudiantes no acude a la tutoría académica en el despacho del profesor.

Procedimiento

Para analizar la información, los estudiantes completaron, una vez finalizado el primer semestre y concluida la fase de evaluación, un cuestionario que recoge, la información referente a los cuatro bloques que se han señalado, formación previa, opinión sobre la asignatura, utilidad del material disponible y trabajo personal. Con los datos obtenidos se elabora el estudio que a continuación se desarrolla y con el que se pretende explicar la probabilidad de éxito en la asignatura Matemáticas Empresariales. Para ello se intentará detectar los factores o covariables que influyen en dicha probabilidad. En primer lugar, con el modelo de regresión logística clásico se realizará la estimación de parámetros y se comparan los resultados con la estimación Bayesiana asimétrica del modelo de regresión logística. La principal ventaja de este último modelo es que se puede incorporar el efecto de asimetría que existe en los datos, pues a priori se conoce que entre los dos valores de la variable dependiente, que es aprobar la asignatura, mayoritariamente hay una predominancia del valor no aprobar. Con ello se trata de ver si se consigue una mejora en el ajuste de la probabilidad de aprobar. Por último, se analizan también las evaluaciones de ambos modelos. Se utilizará el programa WinBUGS² (*Windows Bayesian Inference Using Gibbs Sampling*, Lunn, Thomas, Best y Spiegelhalter, 2000; Carlin y Polson, 1992; Gilks, Richardson y Spiegelhalter, 1995), que permite estimar los parámetros del modelo utilizando la inferencia Bayesiana.

Se realizaron un total de 100.000 iteraciones (después de un período de quemado (burn-in) de otras 100.000 simulaciones). Se ejecutaron cinco cadenas y se evaluó la convergencia para todos los parámetros con los distintos tests incluidos en el software WinBUGS (*Convergence Diagnostics and Output Analysis*).

Especificación de los modelos utilizados

Los modelos de elección discreta (Novales, 1993; Greene, 2008) resultan apropiados para analizar los factores determinantes de la probabilidad de un suceso, como, por ejemplo, que un sujeto tome una determinada decisión, que pudiera ser la posibilidad de otorgar un préstamo, o no hacerlo, comprar o no comprar un determinado bien duradero, o bien elegir o no un determinado servicio de atención de salud.

2 Programa (*software* libre) desarrollado conjuntamente por el MRC Biostatistics Unit (University of Cambridge, Cambridge, UK) y el Imperial College School of Medicine en St. Mary's, London, basado en el muestreo Gibbs y aplicando técnicas de muestreo Monte Carlo mediante cadenas de Markov.

Este tipo de situación aparece en numerosas disciplinas científicas, como la Biología (Prentice, 1976); Educación (Ginés, 1997; Salas y Martín-Cobos, 2006; Belloc, Maruotti y Petrella, (2010) y Ciencias de la Salud (Hedeker, 2003), entre otras.

Cuando el modelo tiene sólo dos alternativas posibles mutuamente excluyentes, reciben el nombre de modelos de elección binaria. Este es el modelo que constituirá el referente fundamental de nuestro trabajo, pues permite, además de obtener estimaciones de la probabilidad de un suceso, identificar los factores de riesgo que determinan dichas probabilidades, así como la influencia o peso relativo que éstos tienen sobre las mismas.

En los modelos econométricos clásicos de regresión binaria (Novales, 1993) tradicionalmente se emplea la regresión logística, que se basa en el enlace simétrico de uso de la distribución logística.

En esta situación se desea explicar una variable asociada a dos opciones cualitativas denominadas éxito o fracaso, las cuales se denotan con los valores 1 y 0 respectivamente. En este caso, el problema que se plantea es estudiar los factores influyentes en la probabilidad de que un estudiante supere la asignatura (respuesta 1) o no la supere (respuesta 0). Por tanto, queda definida y_i como una variable dicotómica que toma el valor 1 si el estudiante aprueba y 0 si el estudiante suspende (ver Apéndice: enlace simétrico).

Sin embargo, cuando hay presencia predominante de uno de los valores de la variable dependiente, los enlaces simétricos son inadecuados. Nagler (1994) indica que cuando se usa la regresión logística se está asumiendo que un individuo con una probabilidad de 0.5 de éxito es más sensible a cambios en las variables independientes. Sin embargo, también sostiene que éste no es necesariamente el caso en otras situaciones, donde un individuo con una probabilidad del 0.4 de éxito puede ser más sensible ante un cambio de una unidad en un regresor que otro que tiene una probabilidad del 0.5 de éxito. Si es así, la distribución se dice sesgada. En este caso, las respuestas no son simétricas alrededor de 0.5 y por este motivo el uso del enlace asimétrico está justificado.

Teniendo en cuenta los porcentajes de ceros y unos que aparecen en la muestra utilizada para las dos respuestas de la variable APROBAR, variable que se pretende explicar, parece obvio que lo apropiado en este caso es utilizar un enlace de naturaleza asimétrica, como es el modelo de regresión logística asimétrico Bayesiano.

A partir del trabajo inicial de Prentice (1976), sobre la idoneidad de utilizar un enlace asimétrico, para el caso en que una de las respuestas sea mucho más frecuente que la otra, se han propuesto numerosos trabajos al efecto. En este sentido, cabe citar las contribuciones de Stukel (1988), Chen, Dey y Shao (1999) y Chen, Bakshi, Goel y Ungarala (2004), véase también las referencias incluidas en las mismas. En este trabajo se ha utilizado la metodología propuesta por Chen et al. (1999), que puede consultarse en el Apéndice: enlace asimétrico.

La novedad de esta formulación con respecto al modelo de regresión logística simétrico está en la incorporación del parámetro δ , que modela la asimetría. Así, $\delta > 0$ significa que el modelo incrementa la probabilidad de la respuesta $y_i = 1$ (probabilidad de aprobar), mientras que $\delta < 0$ señalaría justo el efecto contrario, y en consecuencia, disminuiría dicha respuesta. Obsérvese que el valor $\delta = 0$ reduce el modelo de regresión logística asimétrico Bayesiano al modelo de regresión logística simétrico clásico. Por tanto, es un modelo anidado que incluye como caso particular al modelo convencional que se ha venido utilizando en la literatura econométrica.

Para verificar la calidad del ajuste entre los dos modelos propuestos se utilizará el nivel de porcentaje de ajuste de los aprobados, que resulta útil en problemas de selección para modelos Bayesianos, donde se usa simulación Monte Carlo mediante cadenas de Markov y el valor del criterio de información de Akaike (AIC), que mide la bondad del ajuste del modelo estadístico utilizado. Resulta bien conocido que entre dos modelos estadísticos será preferido aquél con menor valor del AIC.

En la aplicación que se ha llevado a cabo, y que se muestra en la siguiente sección de este trabajo, la distribución *a posteriori* en el modelo asimétrico Bayesiano fue simulada haciendo uso del programa WinBUGS. Finalmente, con el uso del mismo programa, se muestreó (β, δ) utilizando la distribución *a posteriori* para obtener los estimadores de los parámetros del modelo.

Resultados

Se comparan en esta sección la estimación del modelo de regresión logística simétrico clásico con el modelo de regresión logística asimétrico Bayesiano, comprobándose que esta última estimación Bayesiana recoge el evidente efecto de asimetría que existe en los datos, además de mejorar notablemente el ajuste de la probabilidad de aprobar. Se analizan también las evaluaciones de ambos modelos.

Tabla 2

Resultados del modelo de regresión logística simétrico

Variables	Parámetros	Error estándar	p-valor
CONSTANTE	-1.6538	.6216	.008 ^{***}
TECNOLÓGICO	.8651	.6113	.157
HUMANIDADES	-1.3110	.5257	.013 ^{**}
CICLO	1.0203	.7392	.168
OTROS	-1.7076	1.2917	.186
PRIVADO	1.4651	.5289	.006 ^{***}
CONTENIDOS	-1.0705	.3894	.006 ^{***}
INTERÉS	.6391	.3602	.076 [*]
CAMPUSVIRTUAL	.9438	.3757	.012 ^{**}
PROMETEO	-0.9923	.5280	.060 [*]
VIDEOS	.4835	.5280	.355
TEORÍA	1.0701	.3716	.004 ^{***}
PRÁCTICAS	.7903	.4055	.050 ^{**}
EXTRAS	1.4538	.3855	.000 ^{***}
HORAS	-.5967	.3374	.077 [*]
CONSIDERA	-.5538	.4007	.167
TUTORÍAS	.3244	.7479	.664

Variable dependiente=APROBAR; AIC=269.166; Clasificación correcta=79.6%

^{***}: 99% de nivel de confianza

^{**}: 95% de nivel de confianza

^{*}: 90% de nivel de confianza

La estimación del modelo de regresión logística simétrico, donde la variable dependiente es APROBAR, se recoge en la Tabla 2. Como puede observarse, obtenemos cinco variables explicativas significativas al 1%: CONSTANTE, PRIVADO, CONTENIDOS, TEORÍA y EXTRAS. Obtenemos 3 variables explicativas significativas al 5%: HUMANIDADES, CAMPUSVIRTUAL y PRÁCTICAS. Las variables significativas que se relacionan negativamente con la probabilidad de aprobar, frente a la probabilidad de no aprobar, son que la opción de procedencia sea el Bachillerato de Humanidades y que el estudiante considere que los contenidos de la asignatura le han resultado de mucha dificultad. Sin embargo, la probabilidad relativa de aprobar la asignatura aumenta si el estudiante proviene de un centro privado, si considera que el material disponible en el Campus Virtual es adecuado para el seguimiento de la asignatura, si ha asistido a clases extras, y como era de esperar, si el estudiante ha asistido a la mayoría de las clases de teoría y prácticas.

En la Tabla 3, se resumen los resultados obtenidos mediante el modelo de regresión logística asimétrico Bayesiano considerando análogamente, APROBAR, como la variable dependiente. Como se puede observar se obtienen prácticamente las mismas variables

Tabla 3

Resultados del modelo de regresión logística asimétrico bayesiano

Variabes	Parámetros	Error estándar	Error cuadrático medio	Intervalo de credibilidad (95%)
CONSTANTE	-23.8000	4.9140	.1869	(-34.47, -15.15) ^{***}
TECNOLÓGICO	3.8590	3.5770	.0511	(-3.08, 11.07)
HUMANIDADES	-7.8380	3.9460	.0546	(-16.28, -.87) ^{**}
CICLO	3.3620	4.0950	.0456	(-5.04, 11.20)
OTROS	-11.3700	5.4720	.0557	(-22.69, -1.28) ^{**}
PRIVADO	8.1040	3.2090	.0608	(2.18, 14.77) ^{***}
CONTENIDOS	-8.2520	3.0610	.0738	(-14.87, -2.85) ^{***}
INTERÉS	3.5830	2.4110	.0541	(-.99, 8.55) _.
CAMPUSVIRTUAL	5.4370	2.3420	.0517	(1.17, 10.43) ^{**}
PROMETEO	-5.6580	3.6620	.1066	(-13.24, 1.17) _.
VIDEOS	3.2750	3.5320	.0962	(-3.67, 10.39)
TEORÍA	4.7100	2.7790	.0613	(-.46, 10.61) _.
PRÁCTICAS	6.7970	2.9700	.0731	(1.42, 13.05) ^{**}
EXTRAS	8.8060	2.8200	.0604	(3.63, 14.69) ^{***}
HORAS	-3.7260	2.3670	.0440	(-8.68, .65) _.
CONSIDERA	-3.8250	2.5190	.0382	(-9.08, .82) _.
TUTORÍAS	.5993	5.0330	.0506	(-9.79, 10.08)

Variable dependiente=APROBAR; AIC=73.67; Clasificación correcta=100%

^{***}: 99% de nivel de credibilidad

^{**}: 95% de nivel de credibilidad

_.: 90% de nivel de credibilidad

significativas al 1%, que bajo el modelo de regresión logística simétrico, CONSTANTE, PRIVADO, CONTENIDOS y EXTRAS. Se observa también que la variable OTROS aparece como nueva variable significativa al 5%, lo que indica que la probabilidad relativa de aprobar disminuye si el estudiante proviene de otras opciones de acceso a la universidad, frente a la de Ciencias Sociales.

Por otro lado, en este modelo la variable TEORÍA pierde su significatividad al 5%, manteniéndose para las variables HUMANIDADES, CAMPUSVIRTUAL y PRÁCTICAS. Obviamente, el signo de los coeficientes se mantiene, si bien se observa que los valores de los mismos difieren notablemente con respecto a los obtenidos en el modelo de regresión logística simétrico. Este hecho se acentúa aún más en la estimación de la CONSTANTE, por lo que hay que destacar que en el modelo anterior la constante estimada recoge parte del efecto asimetría que ha salido a la luz en este modelo.

En cuanto al parámetro δ , que mide la asimetría de los datos, se obtiene una estimación de 19.04, con error estándar de 3.8170 y error cuadrático medio .1353. El intervalo de credibilidad que se obtiene para este parámetro, a un nivel de credibilidad del 99% es (12.05, 27.16). Puesto que este intervalo no incluye el valor cero se concluye que el parámetro es estadísticamente significativo y positivo, por lo que es necesario tener en consideración la asimetría existente en los datos a la hora de especificar el modelo de estimación logística. Así, este coeficiente δ está ajustando la probabilidad estimada de aprobar, es decir, aumentando la probabilidad de aprobar de cada estudiante, captando de esta forma la menor cantidad de información con $y_i = 1$. Este hecho, sin duda, mejorará el ajuste en la estimación de la probabilidad de aprobar.

Con el modelo de regresión logística asimétrico se ha obtenido una mejora en la capacidad de clasificación de los datos, ya que el nivel de porcentaje de ajuste de los aprobados es perfecto (100%) frente al valor obtenido en el modelo de regresión logística simétrico (79.6%). Obviamente, el incremento en la probabilidad del ajuste de los casos, $y_i = 1$, inducido por el coeficiente de asimetría δ positivo explica estos resultados mientras que el modelo de regresión logística simétrico fallaba en el ajuste, sobre todo, de $y_i = 1$. Finalmente, los valores del AIC correspondientes a ambos modelos resultaron 269.166 para el modelo simétrico y 73.67 para el modelo asimétrico, que confirma la validez del modelo asimétrico frente al simétrico.

Conclusiones

En este trabajo se ha tratado de determinar las variables que pueden afectar positivamente la probabilidad de éxito en la asignatura Matemáticas Empresariales del Grado en Administración y Dirección de Empresas en la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. Para ello se ha utilizado el modelo de regresión logística simétrico clásico. La asimetría observada en los datos (predominancia de uno de los valores de la variable dependiente, APROBAR) motivó el uso de un modelo alternativo, el modelo de regresión logística asimétrico Bayesiano, que recoge esta asimetría y que mejora el ajuste para explicar los factores que influyen en la probabilidad de éxito en el rendimiento académico.

Los resultados obtenidos con los dos modelos utilizados coinciden en que las variables que podrían determinar la probabilidad relativa de aprobar la asignatura son la asistencia con regularidad a las clases de teoría y prácticas y que el estudiante considere que el material disponible en el Campus Virtual es adecuado para el seguimiento de la asignatura, estos resultados coinciden respectivamente con los obtenidos por De la Fuente, Sander y Putwain (2013) y Palomares (2011).

Llama la atención cómo afecta positivamente a la probabilidad de éxito en el rendimiento académico, con un nivel de credibilidad del 99%, la variable sobre el tipo de centro en el que se realizaron los estudios preuniversitarios, concretamente los estudiantes que cursan estudios previos en centros privados, a un resultado similar llegan González et al. (1999). Con el mismo nivel de credibilidad se muestra la variable que representa la asistencia a clases extras. El por qué el estudiante en los niveles universitarios acude a otras clases, además de las propias de la asignatura, puede estar relacionado con una cierta falta de autonomía para afrontar el trabajo personal de forma individual, o puede también estar relacionado con el autoconcepto y confianza en sus propias capacidades. Como afirman Van Dinther, Dochy y Segers (2011), los estudiantes que tienen una poca valoración de si mismos piensan que las tareas son más difíciles de lo que realmente son y por ello sienten la necesidad de un apoyo guiado de forma continua, asimismo no hay que perder de vista que son estudiantes de primer curso y el cambio del entorno de aprendizaje puede influir en todo esto, no obstante es una línea de trabajo abierta que puede ser analizada con más profundidad.

Por otra parte, afectan negativamente a la probabilidad de aprobar, la dificultad que los estudiantes encuentran en los contenidos de la asignatura, la procedencia del Bachillerato de Humanidades, y en el modelo de regresión logística asimétrico Bayesiano, se incorpora además el acceso a la Universidad por una vía distinta del Bachillerato o los Ciclos Formativos. Este modelo capta perfectamente la asimetría existente en los datos, ponderando el ajuste de la probabilidad para incorporar también los casos con menor frecuencia. Estos resultados podrían responder a que, en las distintas opciones de acceso, los contenidos cursados por los estudiantes no están acordes con lo que la titulación requiere, por lo que muchos estudiantes acceden a los estudios superiores sin las capacidades y actitudes necesarias para aprovechar al máximo el proceso de enseñanza-aprendizaje universitario. Esto no debería indicar que el estudiante carezca de potencial académico, pero dificulta el proceso de su formación y aumenta la probabilidad de abandono o de fracaso en la etapa universitaria. Esto coincide con los resultados de Salmerón, Gutiérrez, Salmerón y Rodríguez (2011), según estos autores los estudiantes cuya motivación hacia el aprendizaje es evitar el fracaso presentan carencias de regulación, esto es, tienen dificultades para entender qué se les está pidiendo en su proceso de aprender obteniendo peores resultados.

En cambio, con respecto a la variable horas dedicadas diariamente al estudio se observa que se muestra significativa con un nivel de credibilidad al 90% en ambos modelos, mientras que la variable que mide lo que el estudiante considera que semanalmente debería dedicar al estudio de la materia muestra el mismo nivel de credibilidad sólo en el modelo asimétrico. Este resultado puede ser consecuencia de

cómo se agruparon los datos de la muestra, ya que sería de esperar que estas variables resultasen con un nivel de significatividad mayor para explicar la probabilidad de éxito. De acuerdo con Broc (2011) las variables metacognitivas, como la gestión del tiempo y la regulación del esfuerzo, entre otras, son las que correlacionan el rendimiento, si se eliminan las variables que miden el rendimiento previo, que son las que mejor predicen el éxito académico. Además habría que considerar si los estudiantes han contabilizado en las horas de estudio de la asignatura el tiempo que emplean en sus clases extras, que podría verse como la forma de dedicar regularmente horas de estudio a la materia fuera del horario de clases, esto puede estar relacionado con las estrategias de aprendizaje que diseña el estudiante para optimizar su rendimiento académico (Hernández-Pina et al, 2002; Martín, García, Torbay y Rodríguez, 2008). Además, considerando que las horas de trabajo personal del alumno definen los créditos de la materia podría ser de interés realizar un análisis más pormenorizado sobre estas variables.

También es de destacar los resultados obtenidos en la variable tutorías, que no ha resultado significativa en ninguno de los casos, esto puede ser debido a que los estudiantes resuelven las dudas en clases de teoría, o en clases extras de la asignatura, o a través de los recursos de la web, o bien, como señala Sanz (2012) también puede ser consecuencia del desconocimiento de la acción tutorial, o la existencia de cierto miedo por parte de los estudiantes a ser evaluados cuando asisten a las tutorías.

Para finalizar, hay que reconocer que si todos los factores que parecen incidir en la probabilidad de éxito en la asignatura de Matemáticas Empresariales del Grado en Administración y Dirección de Empresas pudieran incorporarse en el modelo, entonces parece razonable que se pudieran establecer pautas de actuación en el futuro que permitan corregir determinados comportamientos, y que puedan llevar a un mayor éxito en el rendimiento académico de la asignatura analizada, todo ello sin perder de vista, que la medida del rendimiento académico no es única y que en el contexto universitario es si cabe, más complejo.

Apéndice

Enlace simétrico

El modelo de regresión logística simétrico clásico analiza datos distribuidos según una distribución de Bernoulli. Se trata de una variable binaria que toma los valores 1 con probabilidad p_i y 0 con probabilidad $1 - p_i$, tratando de estimar la probabilidad de que la misma tome el valor 1. Para ello se considera una muestra $y = (y_1, \dots, y_n)'$ que consiste en un vector de dimensión $n \times 1$ y un vector de dimensión $k \times 1$, $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ik})'$, de covariables o factores explicativos para cada uno de los $i = 1, \dots, n$ elementos muestrales. El modelo de regresión viene dado por $p_i = F(x_i' \beta)$, donde $F(s) = 1/(1 + e^{-s})$, $-\infty < s < \infty$, es la función de distribución logística simétrica (su función inversa se denomina enlace o *link*). $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_k)'$ es un vector de dimensión $k \times 1$ formado por los parámetros a estimar, y que representa el efecto de cada una de las covariables en el modelo.

Bajo estos supuestos, la función de verosimilitud, viene dada por

$$l(y|x, \beta) = \prod_{i=1}^n \left[F(x_i' \beta) \right]^{y_i} \left[1 - F(x_i' \beta) \right]^{1-y_i},$$

en donde los parámetros desconocidos β_j , $j = 1, 2, \dots, k$, se estimarán mediante máxima verosimilitud.

Enlace asimétrico

El modelo basado en el uso de un enlace asimétrico de Chen et al. (1999) asume el uso de variables auxiliares $w_i = 1, \dots, n$, incorporándolas de la siguiente manera:

$$y_i = \begin{cases} 1, & w_i \geq 0 \\ 0, & w_i \leq 0 \end{cases}$$

donde $w_i = x_i' \beta + \delta z_i + \varepsilon_i$, $z_i : G$, $\varepsilon_i : F$. Asumiremos independencia entre z_i y ε_i . De nuevo F representa la función de distribución logística, mientras que G es la función de distribución half-normal (estandarizada), dada por $g(z) = \sqrt{2/\pi} e^{-z^2/2}$, $z > 0$. Por otro lado, $\delta \in (-\infty, \infty)$ es el parámetro que regula el sesgo del modelo de regresión, dado por δz_i . Así, si $\delta > 0$, incrementa la probabilidad $p_i = 1$, por lo que la probabilidad de éxito del estudiante i , aumenta, mientras que si $\delta < 0$, se incrementa en este caso la probabilidad de fracaso $p_i = 0$. Bajo este modelo, la función de verosimilitud viene dada por

$$l(y|x, \beta, \delta) = \prod_{i=1}^n \int_0^{\infty} \left[F(x_i' \beta + \delta z_i) \right]^{y_i} \left[1 - F(x_i' \beta + \delta z_i) \right]^{1-y_i} g(z_i) dz_i.$$

Para la elección de la distribución *a priori* supondremos que esta es normal y no informativa para los coeficientes. Es decir, $\beta_j : N(0, \sigma^2)$, $j = 1, \dots, k$ y $\delta : N(0, \sigma^2)$, considerando $\sigma > 0$ suficientemente grande, indicando con ello nuestro total desconocimiento *a priori* sobre los parámetros de interés y facilitando también las comparaciones con el modelo clásico. Se asumirá $\sigma^2 = 10^{10}$.

Combinando la distribución *a priori* con la función de verosimilitud se obtiene, vía el teorema de Bayes, la distribución *a posteriori* de los parámetros β y δ , que resulta proporcional a $\pi(\beta, \delta|y, x) \propto l(y|x, \beta, \delta) \pi(\beta, \delta)$, donde $\pi(\beta, \delta)$ es la distribución *a priori* (bivalente) de (β, δ) .

Referencias

- Belloc, F., Maruotti, A. & Petrella, L. (2010). University drop-out: an Italian experience. *Higher Education*, 60, 127-138.
- Berné, C., Lozano, P. y Marzo, M. (2011). Innovación en la docencia universitaria a través de la metodología MTD. *Revista de Educación*, 355, 605-619.

- Broc, M.A. (2011). Voluntad para estudiar, regulación del esfuerzo, gestión eficaz del tiempo y rendimiento académico en alumnos universitarios. *Revista de Investigación Educativa*, 29(1), 171-185.
- Cardona, C. (2002). *Introducción a los métodos de investigación en educación*. Madrid: EOS.
- Carlin, B.P. & Polson, N.G. (1992). Monte Carlo Bayesian methods for discrete regression models and categorical time series. *Bayesian Statistics*, 4, 577-86.
- Correa, J.M. y Paredes, J. (2009). Cambio tecnológico, usos de plataformas de *e-learning* y transformación de la enseñanza en las universidades españolas: La perspectiva de los profesores. *Revista de Psicodidáctica*, 14(2), 261-278.
- Chen, M.H., Dey, D.K. & Shao, Q.M. (1999). A New Skewed Link Model for Dichotomous Quantal Response Data. *Journal of the American Statistical Association*, 94, 1172-1186.
- Chen, W.S., Bakshi, B.R., Goel, P.K. & Ungarala, S. (2004). Bayesian estimation of unconstrained nonlinear dynamic systems via sequential Monte Carlo sampling. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 43(14), 4012-4025.
- De la Fuente, J., Sander, P. y Putwain, D. (2013). Relación entre la confianza académica, los enfoques de aprendizaje y el rendimiento académico de estudiantes universitarios: el papel del género. *Revista de Psicodidáctica*, 18(2), 375-393.
- Elosua, P., López-Jáuregui, A. y Mujica, J. (2012). Actitudes hacia el análisis de datos: naturaleza y medida. *Revista de Psicodidáctica*, 17(2), 361-375.
- Florido, C., Jiménez, J. y Santana, I. (2011). Obstáculos en el camino hacia Bolonia: efectos de la implantación del Espacio Europeo de Educación Superior (EEES) sobre los resultados académicos. *Revista de Educación*, 354, 629-653.
- García-Ros, R. y Pérez-González, F. (2011). Validez predictiva e incremental de las habilidades de autorregulación sobre el éxito académico en la universidad. *Revista de Psicodidáctica*, 16(2), 231-250.
- García-García, M., Biencinto-López, Ch., Carpintero-Molina, E. Núñez del Río, M.C., Arteaga-Martínez, B. (2013). Rendimiento en matemáticas y actitud hacia la materia en centros inclusivos: estudio en la comunidad de Madrid. *Revista de Investigación Educativa*, 31(1), 117-132.
- Gil, P. y Porras, B. (2011). Análisis de validez y fiabilidad del cuestionario de encuesta a los estudiantes para la evaluación de la calidad de la docencia. Área de Calidad. Vicerrectorado de Calidad e Innovación Educativa. Universidad de Cantabria.
- Gilks, W.R., Richardson S. & Spiegelhalter D.J. (1995). *Introducing Markov Chain Monte Carlo*. In W.R. Gilks, S. Richardson & D.J. Spiegelhalter (Eds.), *Markov Chain Monte Carlo in Practice*. (pp. 1-19). London: Chapman and Hall.
- Ginés, J. (1997). Equity in Spanish higher education. *Higher Education*, 33, 233-249.
- Gleason, J. y Walstad, W. (1988). An Empirical Test of an Inventory Model of Student Study Time. *The Journal of Economic Education*, 19(4), 315-321.
- González, M.C., Castellanos, L., González, M.A. y Manzano, I. (1999). Influencia del currículo previo sobre el rendimiento en Matemáticas Empresariales: un estudio para la Universidad de Oviedo. *Revista de Educación*, 319, 223-238.
- Greene, W.H. (2008). *Econometric Analysis*. New Jersey, EE.UU: Prentice Hall (7th Edition).
- Hedeker, D. (2003). A mixed-effects multinomial logistic regression model. *Statistics in Medicine*, 22, 1433-1446.

- Hernández-Pina, F., García-Sanz, M.P., Martínez-Clares, P., Hervás-Avilés, R. y Maquillón-Sánchez, J. (2002). Consistencia entre motivos y estrategias de aprendizaje en estudiantes universitarios. *Revista de Investigación Educativa*, 20(2), 487-510.
- Lassibille, G y Navarro, L. (2008). Why do higher education students drop out? Evidence from Spain. *Education Economics*, 16(1), 89-105.
- Limón, L., Vílchez, M.L., Congregado, E., Gessa, A., García Machado, J., Velasco, F. Chamizo, C., Naranjo, C., García Sanz, M.E. (2011). Propuesta de programa de contenidos para la asignatura "Matemáticas" de los nuevos grados de ADE y FICO. *Revista de Investigación Educativa*, 29(2), 363-386.
- Lunn D.J., Thomas A., Best N. & Spiegelhalter D. (2000). WinBUGS: a Bayesian modelling framework: concepts, structure, and extensibility. *Statistics and Computing*, 10, 325-37.
- Martín, E., García, L.A., Torbay, A. y Rodríguez T. (2008). Estrategias de aprendizaje y rendimiento académico en estudiantes universitarios. *International Journal of Psychology and Psychological Therapy*, 8(3), 401-412.
- Nagler, J. (1994). Scobit: An alternative estimator to logit and probit. *American Journal of Political Science*, 38(1), 230-255.
- Novales, A. (1993). *Econometría*. Madrid: McGraw-Hill/Interamericana de España.(2^a Edición).
- Prentice, R. (1976). A Generalization of the Probit and Logit Methods for Dose-Response Curves. *Biometrics*, 32(4), 761-768.
- Ocaña, Y. (2011). Variables académicas que influyen en el rendimiento de los estudiantes universitarios. *Investigación Educativa*, 15(27), 165-179.
- Palomares, A. (2011). El modelo docente universitario y el uso de las nuevas metodologías de enseñanza, aprendizaje y evaluación. *Revista de Educación*, 355, 591-604.
- Palomares, T., Fernández, K., Modroño, J.I., González, J., Sáez, F.J., Chica, Y., Torres, A., Chomón, M.J. y Bilbao, P. (2007). Las tecnologías de la información y la comunicación en la enseñanza universitaria: influencia sobre la motivación, el autoaprendizaje y la participación activa del alumno. *Revista de Psicodidáctica*, 12 (1), 51-78.
- Salas, M. y Martín-Cobos, M. (2006). La demanda de educación superior: un análisis microeconómico con datos de corte transversal. *Revista de Educación*, 339, 637-660.
- Salmerón, H., Gutiérrez, C., Salmerón, P. y Rodríguez, S. (2011). Metas de logro, estrategias de regulación y rendimiento académico en diferentes estudios universitarios. *Revista de Investigación Educativa*, 29(2), 467-486.
- Sanz, M.T. (2012). Estudio de la acción tutorial como paso previo a la implantación del EEES en la licenciatura de administración y dirección de empresas de la universidad de Huelva. *Revista de Investigación Educativa*, 30(1), 145-160.
- Stukel, T. (1988). Generalized logistic model. *Journal of the American Statistical Association*, 83, 426-431.
- Tejedor, F.J. (2003). El poder explicativo de algunos determinantes del rendimiento en los estudios universitarios. *Revista Española de Pedagogía*, 61(224), 5-32.
- Tejedor, F.J. y García-Valcárcel, A. (2007). Causas del bajo rendimiento del estudiante (en opinión de profesores y alumnos). Propuestas de mejora en el marco del EEES. *Revista de Educación*, 342, 443-473.
- Van Dinther, M., Cochy, F & Segers, M. (2011). Factors affecting students' self- efficacy in higher education. *Educational Research Review*, 6, 95-108.

Willcox, M.R. (2011). Factores de riesgo y protección para el rendimiento académico: Un estudio descriptivo en estudiantes de Psicología de una universidad privada. *Revista Iberoamericana de Educación*, 55, 1-9.

Fecha de recepción: 5 de julio de 2013.

Fecha de revisión: 7 de julio de 2013.

Fecha de aceptación: 27 de junio de 2014.

