

Autor(es): **Enrique García Pérez y Benjamín Manchado.**

Título: **Un modelo econométrico del fraude académico en una universidad española**

Resumen: El fraude académico es un fenómeno que, en un futuro próximo, adquirirá gran interés en España, debido a la implantación de los Reglamentos de Disciplina Académica en las Universidades. En el presente trabajo empírico se estudian los factores determinantes de las modalidades de fraude global y fraude específico en exámenes, mediante la estimación de modelos de elección discreta logit multinomiales, a partir de una muestra obtenida en la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de una universidad española.

---

**Enrique García Pérez.**

**Dpto. de Estadística e Investigación Operativa II (Métodos de Decisión). Universidad Complutense de Madrid**

**Benjamín Manchado.**

**Dpto. de Métodos Cuantitativos. Universidad Pontificia Comillas de Madrid**

## **AGRADECIMIENTOS**

Los autores expresan su agradecimiento a Tim Fry por sus valiosos comentarios y su colaboración. Los errores que aparezcan son únicamente responsabilidad de los autores.

## **RESUMEN**

El fraude académico es un fenómeno que, en un futuro próximo, adquirirá gran interés en España, debido a la implantación de los Reglamentos de Disciplina Académica en las Universidades. En el presente trabajo empírico se estudian los factores determinantes de las modalidades de fraude global y fraude específico en exámenes, mediante la estimación de modelos de elección discreta logit multinomiales, a partir de una muestra obtenida en la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de una universidad española.

Como resultado de las estimaciones de nuestros modelos se encontró que tanto características individuales como de las clases influían en el comportamiento individual de fraude académico de un estudiante. Se encontró que una mayor percepción de los estudiantes acerca del fraude en la clase y una menor conciencia de la gravedad del mismo, vendrían acompañadas de una probabilidad superior de cometer fraude en exámenes, así como en exámenes y trabajos conjuntamente. Por otra parte, la

posibilidad de recibir una mayor severidad en la sanción reduciría tales probabilidades de fraude.

## **PALABRAS CLAVE**

Fraude Académico, Logit Multinomial, Independencia de Alternativas Irrelevantes.

## **1. INTRODUCCIÓN**

El comportamiento defraudador de las personas en sus actuaciones cotidianas es un fenómeno que, desgraciadamente, está presente en gran parte de los ámbitos de la sociedad, y que se manifiesta de múltiples maneras. Una de ellas, denominada fraude académico universitario (traducción del término anglosajón *undergraduate cheating*), ha recibido una escasa atención en España, aunque no se puede decir que, en otros países europeos, ese interés haya sido mucho mayor. Como señalan Franklyn-Stokes y Newstead (1995), se puede afirmar, sin ninguna duda, que el protagonismo absoluto en su estudio corresponde a Estados Unidos. La preocupación por dicho tema es de tal magnitud en aquel país, que incluso se han llevado a cabo estudios a gran escala para investigar su incidencia en diversas universidades norteamericanas (McCabe y Trevino (1996)).

El primer paso es definir qué se entiende por fraude académico. Para encontrar un significado que le dé contenido, se puede acudir a las normas legales vigentes en materia universitaria, que son la Ley de Reforma Universitaria de 25 de agosto de 1983 y el Reglamento de Disciplina Académica, aprobado por Decreto el 8 de septiembre de 1954. Sin embargo, en ellas no aparece recogido un concepto de fraude académico, o bien, una enumeración de comportamientos que puedan considerarse como tal. En su lugar, se indica que cada Universidad tiene autonomía para establecer un Reglamento de Disciplina Académica propio, a propuesta del Consejo de Universidades, lo cual, por ahora, no ha ocurrido de forma masiva, sino, más bien, todo lo contrario (sobre la aplicación del Decreto de 1954 en la actualidad y la necesidad de una nueva regulación de la disciplina académica pueden consultarse los trabajos de Pemán (1994) y Chinchilla (1989)).

Una manera de definir el fraude es, como se ha dicho, considerar aquellos comportamientos que son generalmente reconocidos como fraudulentos en el entorno académico y, más concretamente, en el universitario. Hay numerosos trabajos donde se recogen algunos de esos comportamientos, como, por ejemplo, McCabe y Trevino (1996) y Roberts y Toombs (1993), aunque es de especial interés, dada su cercanía geográfica, el de Franklyn-Stokes y Newstead (1995). Sin embargo, debe mencionarse que la percepción que tienen los profesores y los estudiantes universitarios de que dichos comportamientos son realmente constitutivos de fraude (así como la gravedad de los mismos) difiere en ocasiones (Cloninger y Hodgkin (1986), Franklyn-Stokes y Newstead (1995), McCabe y Trevino (1996), Roberts y Toombs (1993)). En nuestro trabajo, al igual que en Bunn, Caudill y Gropper (1992), se considera como fraude académico cualquier comportamiento no lícito de un estudiante universitario, en torno a exámenes o a trabajos escritos, realizados como requisito para superar una asignatura. La diferencia con Bunn *et al.* (1992) es el trato diferenciado que se le da al fraude cometido en trabajos escritos

respecto al de exámenes. Tal distinción se debe a que la evaluación en las Universidades españolas se apoya mayormente en exámenes de desarrollo y trabajos escritos, mientras que en las norteamericanas emplean, sobre todo, pruebas objetivas de respuesta múltiple (naturalmente, sin marginar los trabajos, como se deduce, por ejemplo, de Franklyn-Stokes y Newstead (1995) o McCabe y Trevino (1996)).

El presente trabajo pretende explicar los factores determinantes del fraude académico en la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de una Universidad española, distinguiendo entre una conducta específica de fraude (en exámenes o trabajos), y una conducta generalizada (fraude en ambos), y constituye una extensión de los artículos de Bunn *et al.* (1992), Kerkvliet (1994), Mixon (1996) y Nowell y Laufer (1997). Todos ellos analizan el fraude académico empleando modelos econométricos apoyados en la racionalidad económica del comportamiento humano, definida a partir del modelo del delito de Becker (1968). Según dicho modelo, el sujeto (en este caso, el alumno) cometerá un crimen (fraude académico) cuando los beneficios esperados derivados de tal comportamiento superen a los costes esperados del mismo.

Puesto que los beneficios esperados del fraude corresponden exclusivamente a los alumnos, parece claro suponer que el elevar los costes esperados es una tarea de los profesores; por ejemplo, realizando distintos tipos de exámenes, reduciendo la densidad de los estudiantes en el aula o aumentando el número de profesores presentes en las aulas durante la celebración de los exámenes (Bunn *et al.* (1992), Houston (1986), Malinowski y Smith (1985), McCormick y Tollison (1984), Mixon (1996)). También la propia Universidad podría elevar los costes implantando un código de honor (Bunn *et al.* (1992)) como los existentes en numerosas Universidades norteamericanas (no así en España), a cuya observación se comprometieran los alumnos y los profesores (o un Reglamento de Disciplina Académica, como se terminará por hacer en todas las Universidades españolas). Sin embargo, esto no significa que dicho código sea un medio eficaz para reducir el fraude (Roberts y Toombs (1993)), o, al menos, que se perciba como tal (lo que, a efectos del aumento de los costes, puede ser lo mismo); McCabe y Trevino (1996) consideran que la verdadera eficacia de un código de honor reside en el traspaso de responsabilidades al alumno. Por último, debe señalarse que existen algunas situaciones en que, sin reducirse los costes, puede, sin embargo, aumentar la probabilidad de incidencia de fraude académico, debido a situaciones contextuales; por ejemplo, en presencia de presión o necesidad (Franklyn-Stokes y Newstead (1995), Malinowski y Smith (1985), Roberts y Rabinowitz (1992)).

En nuestro trabajo se encontró que una mayor percepción de los estudiantes acerca del fraude en la clase vendría acompañada de una probabilidad superior de cometer fraude en exámenes, así como en exámenes y trabajos conjuntamente, mientras que una sanción percibida como excesivamente severa reduciría tales probabilidades. Por otra parte, la actitud de fraude en exámenes apareció relacionada con la espontaneidad provocada por el temor del alumno y con su colocación física en el aula.

El trabajo se desarrolla como sigue. En la Sección 2 se describe la fase de recogida de la información utilizada. Los modelos econométricos empleados, así como la validez de los mismos, se exponen en la Sección 3. Los resultados de las estimaciones realizadas aparecen en la Sección 4. La Sección 5 finaliza el trabajo con las conclusiones y las futuras extensiones al mismo.

## 2. LA RECOGIDA DE LA INFORMACIÓN

La información empleada en el presente trabajo fue obtenida a través de una encuesta similar a la incluida en el estudio original de Bunn *et al.* (1992), y que aparece condensada en el Anexo 1. El cuestionario fue suministrado a 250 estudiantes de la Licenciatura de Administración y Dirección de Empresas de una Universidad de Madrid, de primer y segundo curso (igualmente representados en la muestra), quienes contestaron de forma voluntaria (Nota 1). La definición de fraude se dejó abierta a la interpretación de cada alumno, pero haciendo explícita la distinción entre el fraude académico en exámenes y el que se produce respecto a trabajos escritos; para ello se incluyeron las siguientes preguntas:

3. ¿Has engañado alguna vez en un examen en la Universidad?

A. Sí. (149)

B. No. (98)

C. NS/NC. (3)

4. ¿Has engañado alguna vez en la realización de un trabajo escrito en la Universidad?

A. Sí. (79)

B. No. (167)

C. NS/NC. (4)

Los números entre paréntesis indican la frecuencia de respuesta de cada una de las categorías de las preguntas (Nota 2). Además se les informó que la investigación tenía carácter anónimo, por lo que las respuestas debían ser sinceras, ya que, de no serlo, invalidarían el cuestionario. Por tanto, la técnica empleada en la recogida de la información fue la denominada de pregunta directa, ya que los propios estudiantes informaron de su comportamiento directamente a través de la encuesta. Este enfoque es el empleado en Bunn *et al.* (1992) y Mixon (1996), mientras que Kerkvliet (1994) y Nowell y Laufer (1997) utilizan métodos de respuesta aleatorizada. Nowell y Laufer (1997) se sirven, además, de la observación directa, aunque para estudiar un concepto de fraude distinto al considerado, y que puede denominarse fraude *post-examen* (en concreto, se refiere al que se produce en la autocorrección de ejercicios realizados en clase, mientras que en este trabajo se hizo referencia al fraude *durante* la realización de un examen o trabajo escrito).

Por otra parte, el hecho de limitar la muestra a estudiantes de los primeros años respondió a varios objetivos: primeramente, se buscó la posibilidad de comparar nuestros resultados con los obtenidos en otros estudios (en especial, los de Bunn *et al.* (1992) y Mixon (1996)); en segundo lugar, se evitó sobrestimar el fraude real cometido, debido a la mayor posibilidad que tendrían los alumnos de cursos superiores de haberlo realizado en alguna ocasión (aunque viniera únicamente causado por el hecho de haber realizado una cantidad superior de exámenes y trabajos, y no por otros motivos), como indican Bunn *et al.* (1992). Otro motivo para no extender el estudio a los cursos superiores fue la coexistencia de Planes de Estudios distintos en la misma Facultad. Básicamente, los Planes Nuevos de Estudios conllevan la semestralización de las materias, lo que implica que, en un periodo breve de tiempo, se puedan haber realizado un número de exámenes y, sobre todo, de trabajos escritos, muy elevado en comparación con los Planes Antiguos (Franklyn-Stokes y Newstead (1995) muestran este mismo punto en las Universidades inglesas). La finalidad de comparación se justificó por el hecho de que, en general, los resultados de las encuestas sobre fraude académico son difícilmente generalizables (Nowell y Laufer (1997)), especialmente en un entorno tan diferente al norteamericano, como es el europeo (Franklyn-Stokes y Newstead (1995)).

El estudio trató de analizar la propensión de los estudiantes universitarios encuestados a cometer algún tipo de fraude académico, según la definición dada anteriormente. Como tales propensiones son, por definición, no observables, se emplearon como aproximaciones las respuestas a las preguntas acerca del fraude cometido a lo largo de la carrera, construyendo una variable que desempeñó el papel de endógena (FRAUDE) y que podía tomar los siguientes valores: 0 si el alumno declaró que no cometió fraude, 1 si el alumno admitió defraudar en exámenes pero no en trabajos, 2 si declaró haber engañado sólo en trabajos, y 3 si respondió afirmativamente en ambas preguntas. El número de observaciones para cada categoría de la variable fue de 78, 87, 18 y 60, respectivamente. Mediante esta variable endógena, estudiamos aquellos factores que permiten discriminar entre no engañar (categoría 0), fraude específico (categorías 1 y 2) y generalizado (categoría 3). Mientras que Mixon (1996) estudia los determinantes del fraude habitual sin distinguir entre sus tipos, nosotros argumentamos que una conducta generalizada de fraude podría tener más incidencia en el futuro que una específica; por tanto, la habitualidad ya estaría implícita.

También obtuvimos una variable dicotómica (FRAUDBIN), que midió la realización de cualquier forma de fraude en el valor 1, siendo 0 en caso contrario (similar a la incluida en Bunn *et al.* (1992)). Esta variable fue empleada para realizar la comparación, y se construyó a partir de los valores de FRAUDE (es decir, 78 y 165 observaciones para los valores 0 y 1, respectivamente).

Las variables explicativas incluidas en las especificaciones que se propusieron trataron de aproximarse a los beneficios y costes esperados del comportamiento, elegido en cada caso por los alumnos, de fraude académico. Se podría distinguir, al igual que en Nowell y Laufer (1997), entre características individuales y de la clase de cada estudiante. Kerkvliet (1994), por su parte, emplea variables de rendimiento académico, hábitos personales y características socioeconómicas.

En primer lugar, se incluyó la variable dicotómica VERENGEX que tomó el valor 1 si el alumno observó a algún otro alumno defraudando en un examen, durante el tiempo que llevaba en la Universidad, y 0 si

no lo observó. Se pensó que esta variable estaría positivamente correlacionada con la endógena, debido a que la percepción de una baja probabilidad de ser sorprendido implicaría un menor coste esperado. Los resultados de Bunn *et al.* (1992) y Mixon (1996) apoyan, por otra parte, tal conclusión. (Pregunta 1)

La variable COLECTIVO midió el número de alumnos que cada encuestado consideró que defraudaban habitualmente en un examen, en distintos intervalos que son 0-1, 2-5, 6-10, 11-15 y más de 15, tomando, por tanto, valores entre 1 y 5. Debería estar positivamente correlacionada con el fraude, ya que un mayor número de estudiantes implicados supondría que la probabilidad de ser sorprendido sería baja y, de esta forma, los costes no serían muy altos. En las encuestas de Bunn *et al.* (1992) y Mixon (1996) se recoge esta variable en forma de porcentaje pero, en nuestro caso, se consideró más conveniente esta codificación. (Pregunta 2)

La variable AMIGOS se usó para recoger, de alguna forma, el entorno de amistades del alumno. La respuesta se codificó como 1 si el alumno conocía a alguien que defraudase sistemáticamente en los exámenes y 0, caso de no conocerlo. Naturalmente, esto influiría de forma positiva a la hora de cometer el fraude en la Universidad (Bunn *et al.* (1992), Kerkvliet (1994), Mixon (1996), Moffatt (1990)). (Pregunta 5)

La variable SEVER respondió a la pregunta sobre la severidad percibida en las sanciones impuestas por parte de la Universidad, en caso de detectarse el fraude académico. Era de suponer que, a una mayor severidad percibida, le correspondería un mayor coste esperado, por lo que debería estar correlacionada de forma negativa (Bunn *et al.* (1992), Mixon (1996)). Se consideró cuantitativa en orden creciente de severidad, entre los valores 1 y 5. (Pregunta 6)

La variable ESPONT recogió la importancia que las distintas situaciones contextuales tienen a la hora de producirse el fraude, ya fuera espontáneamente o por temor (valor 1), frente al hecho de actuar de manera premeditada, que se recogió con el valor 0 (Bunn *et al.* (1992), Franklyn-Stokes y Newstead (1995), Malinowski y Smith (1985), Roberts y Rabinowitz (1992)). Respecto a esta variable, no se hizo hipótesis alguna acerca de su comportamiento. (Pregunta 7)

La variable dicotómica POSICION indicó la influencia de la colocación física en el aula sobre el fraude tomando valor 1 si se respondió afirmativamente y 0, en caso contrario. La influencia de la colocación es una variable ampliamente señalada como influyente a la hora de analizar el fraude en el aula (Cloninger y Hodgkin (1986), Roberts y Toombs (1993), y, especialmente, Houston (1986)). Se consideró que la influencia de esta variable sería positiva. (Pregunta 8)

La variable categórica PROBLEMA se transformó en dicotómica con valores 1 si el fraude no era percibido como un problema o era un problema leve, y 0 si era considerado un problema (Bunn *et al.*

(1992)). Siguiendo a Malinowski y Smith (1985), se consideró que a menor conciencia moral del alumno (lo que significaría un valor de PROBLEMA=1), la propensión a defraudar sería mayor, por lo que esta variable debería estar positivamente correlacionada con el fraude. (Pregunta 9)

La variable SEXO recogió el sexo del encuestado, codificando 1 si era hombre y 0 si era mujer. Los resultados en los diversos trabajos han sido contradictorios: en algunos se encuentran diferencias significativas (véase Kerkvliet (1994)) mientras que otros no encuentran evidencia significativa de tal relación (Franklyn-Stokes y Newstead (1995), Nowell y Laufer (1997), Roberts y Toombs (1993)). (Pregunta 10) (Nota 3)

Los modelos econométricos que se emplearon para el análisis de los datos fueron de los denominados modelos de elección discreta, concretamente, modelos logit multinomiales y binomiales. Una aplicación de los modelos de elección discreta para la detección del fraude en el Impuesto sobre la Renta en España puede encontrarse en García, Raymond y Valdés (1986) y en Raymond y Valdés (1985).

### 3. LOS MODELOS

#### 3.1. EL MODELO LOGIT MULTINOMIAL

Generaremos los modelos a utilizar a partir de la Teoría de la Utilidad Aleatoria formalizada por McFadden (1973) y Manski (1977) considerando el conjunto de decisores formado por los  $n$  estudiantes ( $i = 1, \dots, n$ ) y el conjunto de alternativas ( $k = 0, 1, 2, 3$ ) constituido por las cuatro categorías que se han asignado a la variable FRAUDE:

k = 0	"No engañar"
k = 1	"Engañar, copiando sólo en exámenes"
k = 2	"Engañar, copiando sólo en trabajos"
k = 3	"Engañar, copiando en ambos, exámenes y trabajos"

Representando por el vector de variables  $X_i$  al conjunto de características individuales de cada decisor que hemos denominado: VERENGEX, COLECTIVO, AMIGOS, SEVER, ESPONT, POSICION,

PROBLEMA y SEXO, se define la función de utilidad aleatoria como aquella función que dependiendo de dichas características y de un conjunto de parámetros nos proporciona la utilidad neta, incluyendo todas las ventajas e inconvenientes, que obtiene el estudiante  $i$  al optar por la alternativa  $k$ . Descomponiéndose en una parte sistemática y otra aleatoria :

$$U(b_k, X_i) = U_{ki} = V_{ki} + e_{ki} \quad (3.1)$$

donde:  $V_{ki} = b_{k0} + b_{k1} X_{1i} + \dots + b_{kH} X_{hi}$  (parte sistemática).

$e_{ki}$  : conjunto de variables aleatorias independientes con distribución de probabilidad denominada de "tipo I de valor extremo" o distribución de Gumbel, con función de distribución:

$$F(x) = e^{-e^{-x}} \quad x \in \mathbb{R}$$

y función de densidad:

$$f(x) = e^{-x} \cdot e^{-e^{-x}} \quad x \in \mathbb{R} \quad \begin{cases} E(x) = \gamma \text{ (constante de Euler)} \\ V(x) = \frac{\pi^2}{6} \end{cases}$$

Un estudiante cualquiera  $i$  tomará la decisión de seguir la alternativa  $j$  si su utilidad neta es superior a la de cualquier otra alternativa  $k$  :

$$U_{ji} > U_{ki} \quad \forall k \neq j$$

y, así, se podrá expresar la probabilidad de que el estudiante  $i$  opte por la alternativa  $j$  como :

$$P_i(j) = P[U_{ji} > U_{ki}] \quad \forall k \neq j$$

que sustituyendo por su expresión en (3.1):

$$P_i(j) = P[V_{ji} + e_{ji} > V_{ki} + e_{ki}] = P[e_{ki} < e_{ji} + V_{ji} - V_{ki}] \quad k=1,2,3$$

y como se demuestra en Ben-Akiva y Lerman (1993), bajo el supuesto de la distribución de Gumbel para  $e_{ki}$ , se obtiene que:

$$P_i(j) = \frac{e^{-V_{ji}}}{\sum_{k=0}^3 e^{-V_{ki}}} = \frac{e^{-\beta_{j0} - \sum_{h=1}^H \beta_{jh} \cdot X_{hi}}}{\sum_{k=0}^3 e^{-\beta_{k0} - \sum_{h=1}^H \beta_{kh} \cdot X_{hi}}}$$

normalizándose para la alternativa  $k = 0$  :

$$P_i(j) = \frac{e^{-\beta_{j0} - \sum_{h=1}^H \beta_{jh} \cdot X_{hi}}}{1 + \sum_{k=1}^3 e^{-\beta_{k0} - \sum_{h=1}^H \beta_{kh} \cdot X_{hi}}} \quad j = 1,2,3$$

$$P_i(0) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^3 e^{-\beta_{k0} - \sum_{h=1}^H \beta_{kh} \cdot X_{hi}}} \quad (3.2)$$

que es la expresión del modelo Logit Multinomial (Nerlove y Press (1973)).

Para el estudiante  $i$ -ésimo se pueden definir los "odds-ratio" o "ventajas" como:

$$\frac{P_i(j)}{P_i(0)} = e^{\beta_{j0} + \sum_{h=1}^H \beta_{jh} \cdot X_{hi}} \quad \text{para } j = 1, 2, 3 \quad (3.3)$$

y tomando logaritmos neperianos, nos queda el modelo definido por las tres ecuaciones siguientes en forma lineal:

$$\begin{aligned} \log \frac{P_i(1)}{P_i(0)} &= \beta_{10} + \sum_{h=1}^H \beta_{1h} \cdot X_{hi} \\ \log \frac{P_i(2)}{P_i(0)} &= \beta_{20} + \sum_{h=1}^H \beta_{2h} \cdot X_{hi} \\ \log \frac{P_i(3)}{P_i(0)} &= \beta_{30} + \sum_{h=1}^H \beta_{3h} \cdot X_{hi} \end{aligned} \quad (3.4)$$

para  $i = 1 \dots n$ .

Si se hubiesen considerado únicamente las 2 categorías asignadas a la variable FRAUDBIN (defraudar frente a no defraudar), el modelo (3.4) se reduciría a la expresión del denominado modelo Logit Binario:

$$\log \frac{P_i}{1 - P_i} = \beta_0 + \sum_{h=1}^H \beta_h \cdot X_{hi} \quad \text{para } i = 1 \dots n. \quad (3.5)$$

La estimación de estos modelos se realizará aplicando el método de Máxima Verosimilitud, incorporado en los programas econométricos utilizados (TSP, LIMDEP y SPSS).

## 3.2. LA PROPIEDAD DE INDEPENDENCIA DE ALTERNATIVAS IRRELEVANTES EN EL MODELO LOGIT MULTINOMIAL.

### 3.2.1. DEFINICION DE LA PROPIEDAD DE IAI.

Como se puede observar en cada ecuación del modelo Logit Multinomial se explica la "ventaja" de elección de una alternativa "j" frente a la alternativa tomada como referencia ( $k=0$ ). Si obtuviéramos las "ventajas" de cualquier alternativa "j" frente a otra alternativa distinta "j'" por cociente de ecuaciones (3.3), tendríamos:

$$\frac{P_i(j)}{P_i(j')} = \frac{e^{\beta_{j0} + \sum_{h=1}^H \beta_{jh} \cdot X_{hi}}}{e^{\beta_{j'0} + \sum_{h=1}^H \beta_{j'h} \cdot X_{hi}}} \quad \text{para } j \neq j' \quad (3.6)$$

Resultando que la elección de la alternativa "j" frente a la alternativa "j'" es independiente de todas las demás alternativas, sus características y del número de ellas. Esta propiedad recibe el nombre de "Independencia de Alternativas Irrelevantes" (de ahora en adelante IAI) y supone un determinado comportamiento de los decisores ante la elección entre alternativas.

Por tanto, una especificación del modelo Logit Multinomial como la expuesta en (3.4), en la que se distinguen tantas ecuaciones como alternativas enfrentadas a la tomada por referencia, necesita el cumplimiento de la propiedad IAI para aceptarse como válida, y de ahí la necesidad de contrastarla empíricamente. En el siguiente epígrafe planteamos y aplicamos a nuestros datos una serie de contrastes estadísticos propuestos, para tal fin, en la actualidad.

### 3.2.2. CONTRASTACION DE LA PROPIEDAD DE IAI.

Para aceptar el cumplimiento de la propiedad de IAI existe una serie de contrastes estadísticos, que pueden clasificarse en dos grupos (Fry y Harris (1996)). Por una parte, están aquellos contrastes basados en una partición del conjunto de elección y, por otra, los que comparan el modelo logit multinomial con modelos alternativos que no requieran el cumplimiento de la IAI. En algunos trabajos recientes se estudian, mediante simulaciones de Monte Carlo, las propiedades de potencia y tamaño de los contrastes de IAI en muestras finitas, así como de combinaciones de los del primer grupo, en modelos con tres, cuatro y seis alternativas en el conjunto de elección (Brooks, Fry y Harris (1995, 1997), Fry y Harris (1996, 1998)).

Los contrastes basados en la partición del conjunto de elección son los tests de Hausman-McFadden (HM) (Hausman y McFadden (1984)), de McFadden-Train-Tye (MTT) (McFadden, Train y Tye (1981)), de Horowitz (H) (Horowitz (1981)) y de Small-Hsiao (SH) (Small y Hsiao (1985)). Para una descripción detallada de dichos tests pueden consultarse los trabajos citados en el párrafo anterior. En las Tablas 1-4 se ofrecen los resultados para dichos contrastes que hemos obtenido utilizando las estimaciones de los parámetros para las cinco especificaciones que propondremos en el siguiente epígrafe, suprimiendo, en cada caso, una alternativa del conjunto de elección. Por depender los tests de las alternativas eliminadas, Brooks *et al.* (1997) sugieren calcular todas las posibles versiones de tales contrastes, aunque nosotros no consideramos aquellas versiones que eliminan más de una alternativa a la vez.

TABLA 1

Contrastes de Hausman-McFadden para la propiedad de IAI.

	1	2	3	4	5
HM0	0,1846	-4,0471	-0,1983	0,4563	-4,2128
HM1	-1,4515	-0,7764	0,3384	0,3464	56,2000*
HM2	0,1432	-4,7626	-1,3513	-1,7197	-0,9376
HM3	-0,4054	-0,3621	-1,6408	-13,4690	-1,0914
G.L.	8	12	14	16	18

Nota: El número se refiere a la alternativa eliminada para calcular cada contraste.

\* Indica significación al 5%.

TABLA 2

Contrastes de McFadden-Train-Tye para la propiedad de IAI.

	1	2	3	4	5
MTT0	0,0444	0,0413	0,0820	0,1729	0,0962
MTT1	0,1874	0,0889	0,7413	0,9276	1,5472
MTT2	0,0053	0,0177	0,0444	0,0879	0,1085
MTT3	0,0348	0,0753	0,1842	0,1734	0,2739

Nota: El número se refiere a la alternativa eliminada para calcular cada contraste.

\* Indica significación al 5%.

TABLA 3

Contrastes de Horowitz para la propiedad de IAI (submuestras A y B de tamaños teóricos 121 y 122).

	1	2	3	4	5
H0	18,0318*	35,1944*	33,4915*	36,8304*	62,6994*
H1	34,2442*	57,5066*	54,8121*	66,2378*	67,7192*
H2	19,5958*	36,7205*	36,9311*	43,1384*	63,1331*
H3	35,5883*	49,6035*	50,6701*	59,5393*	86,5135*

Nota: El número se refiere a la alternativa eliminada para calcular cada contraste.

\* Indica significación al 5%.

TABLA 4

Contrastes de Small-Hsiao para la propiedad de IAI (submuestras A y B de tamaños teóricos 121 y 122).

	1	2	3	4	5

SH0	9,2335	16,7175	16,8371	18,6535	16,2755
SH1	18,1755*	26,8316*	26,4879*	33,7955*	20,5306
SH2	9,8939	14,4703	15,8540	19,1121	31,5058*
SH3	19,2150*	26,8260*	27,1131*	32,1487*	37,2901*

Nota: El número se refiere a la alternativa eliminada para calcular cada contraste.

\* Indica significación al 5%.

Como puede observarse, todos los tests HM, con excepción de uno, son favorables a la aceptación de la hipótesis nula de IAI, incluidos los valores negativos (Hausman y McFadden (1984)). Los contrastes MTT también nos llevarían a aceptar dicha hipótesis en todos los casos, mientras que los tests H nos indicarían que IAI no se verifica. Sin embargo, el test MTT está sesgado hacia cero (aceptación de hipótesis de IAI), mientras que H está sesgado positivamente (rechazo de IAI) (Small y Hsiao (1985)). Nuestros resultados reprodujeron tales conclusiones.

Los contrastes SH (que aparecen en la Tabla 4) muestran, en dos de las alternativas, una mayoría de resultados significativos (es decir, que nos llevarían a rechazar el cumplimiento de IAI), mientras que en las otras no rechazaríamos dicha hipótesis. Este test es preferible a los dos anteriores, ya que carece de sesgos asintóticos.

Los tests de modelos alternativos empleados en este trabajo son el test de los Multiplicadores de Lagrange (LM) de Tse (1987) y el test Localmente Más Potente en Media (LMMP) de Fry y Harris (1996), aplicados contra un modelo dogit (Gaudry y Dagenais (1979)). Este modelo permite el cumplimiento de IAI entre algunas alternativas, sin tener que darse en todas. El modelo dogit es, asimismo, adecuado en situaciones en las que el decisor es "cautivo" frente a ciertas elecciones, aunque esto no es del todo necesario (Bordley (1990)).

En este trabajo, la cautividad ante una elección puede interpretarse por el hecho de que, una persona que haya cometido cualquier forma específica de fraude en un momento dado de sus estudios, verá su futura respuesta a la encuesta limitada a aquellas opciones que incluyan dicha alternativa (fraudes específico y generalizado). Naturalmente, el modelo dogit no es la única posibilidad de modelo que comprenda al logit multinomial como caso particular. En Hausman y McFadden (1984) se considera el modelo logit anidado como especificación alternativa que no requiere el cumplimiento de IAI. Sin embargo, aquí no se consideró dicha opción, ya que tal modelo requeriría establecer una jerarquía de las elecciones que es desconocida (por lo que se deberían considerar todas aquellas que resultaran razonables), lo cual está más allá del alcance del presente trabajo. Tampoco se consideró la especificación probit multinomial, dada la carga computacional que requieren estos modelos para su estimación (aunque este aspecto está dejando de ser un problema, como señalan Fry y Harris (1998)).

En la Tabla 5 se incluyen los tests LM y LMMP contra una especificación dogit. En todos los casos se acepta la hipótesis nula que supone que el modelo restringido (logit multinomial) es adecuado. Sin embargo, Fry y Harris (1996) encuentran que estos tests están sesgados hacia la aceptación de la hipótesis nula en el caso de tres alternativas, y en el caso de seis alternativas (Fry y Harris (1998)). (Nota 4)

TABLA 5

Contrastes LM y LMMP contra una especificación dogit.

	1	2	3	4	5
LM	0,1863	0,1896	0,4566	0,4979	0,2855
LMMP	-0,0067	-0,0193	-0,0240	-0,0260	0,0005

Nota: \* Indica significación al 5%.

Además de los tests anteriores, Brooks *et al.* (1995, 1997) sugieren utilizar combinaciones de ellos, como son el mínimo (mín), el máximo (máx) y el mediano (med). Estos aparecen en la Tabla 6. Según dichos autores, de tener que optar por un test en el caso de cuatro alternativas, se elegiría SHmed, el cual nos llevaría a aceptar la hipótesis de IAI en 4 de los 5 modelos (aunque en el modelo en el que se rechaza se obtiene un p-valor del 4%, próximo a la región de aceptación para un tamaño del 5%). Por tanto, en adelante supondremos que en nuestros modelos se verifica la propiedad de IAI.

TABLA 6

Contrastes combinados para la propiedad de IAI.

	1	2	3	4	5
HMmín	-1,4515	-4,7626	-1,6408	-13,4690	-4,2128
HMmed	-0,1311	-2,4118	-0,7748	-0,6867	-1,0145
HMmáx	0,1846	-0,3621	0,3384	0,4563	56,2000*
MTTmín	0,0053	0,0177	0,0444	0,0879	0,0962
MTTmed	0,0396	0,0583	0,1331	0,1731	0,1912
MTTmáx	0,1874	0,0889	0,7413	0,9276	1,5472
Hmín	18,0318*	35,1944*	33,4915*	36,8304*	62,6994*
Hmed	26,9200*	43,1620*	43,8006*	51,3389*	65,4262*
Hmáx	35,5883*	57,5066*	54,8121*	66,2378*	86,5135*
SHmín	9,2335	14,4703	15,8540	18,6535	16,2755
SHmed	14,0347	21,7717*	21,6625	25,6304	26,0182
SHmáx	19,2150*	26,8316*	27,1131*	33,7955*	37,2901*

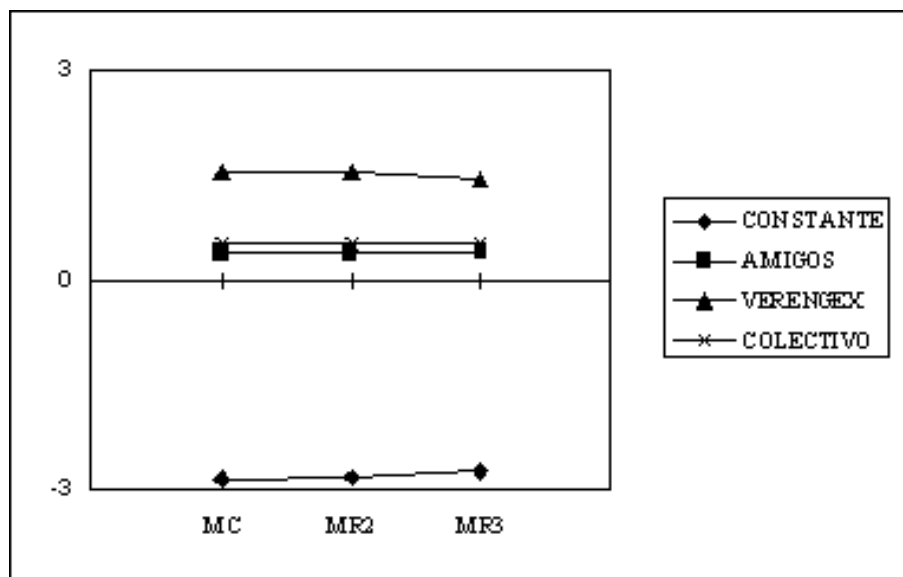
Nota: \* Indica significación al 5%.

Una manera alternativa, y totalmente distinta, de comprobar el cumplimiento de la propiedad de IAI consistiría en calcular, primeramente, las estimaciones de los modelos logit multinomiales completo y restringidos (que serían aquéllos que se estiman eliminando, cada vez, una alternativa del conjunto de elección). A continuación podríamos construir, para cada elección, un gráfico donde se representen las estimaciones de los coeficientes de dicha elección en los modelos completo y restringidos, y verificar que estén alineadas en línea recta, es decir, que no varíen entre las distintas especificaciones. Por tanto, se trataría de estudiar la estabilidad de los coeficientes.

Los gráficos de estabilidad siguientes corresponden a los coeficientes de las variables para la primera de las especificaciones, en las alternativas de fraude en exámenes, en trabajos y de fraude en ambos conjuntamente. En el eje de ordenadas se representan las estimaciones para el modelo completo (MC) y para dos modelos restringidos (MR1, donde se omite la alternativa de fraude en exámenes; MR2, donde se omite el fraude en trabajos y MR3 que omite el fraude en exámenes y trabajos). Puede apreciarse claramente que las estimaciones de cada parámetro apenas varían entre los modelos.

### GRAFICO 1

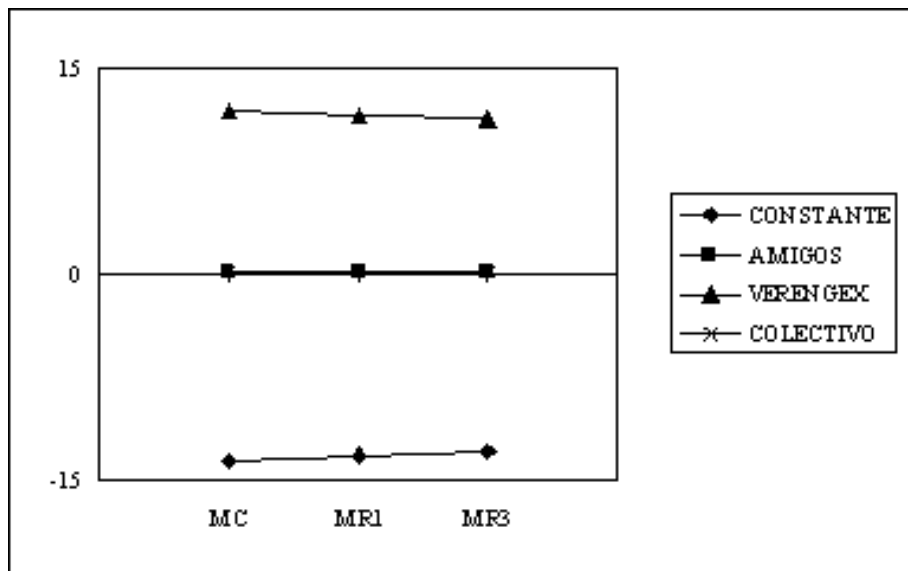
Gráfico de estabilidad de los coeficientes para la primera alternativa



Nota: Los coeficientes han sido normalizados para el valor de la variable dependiente=0

### GRAFICO 2

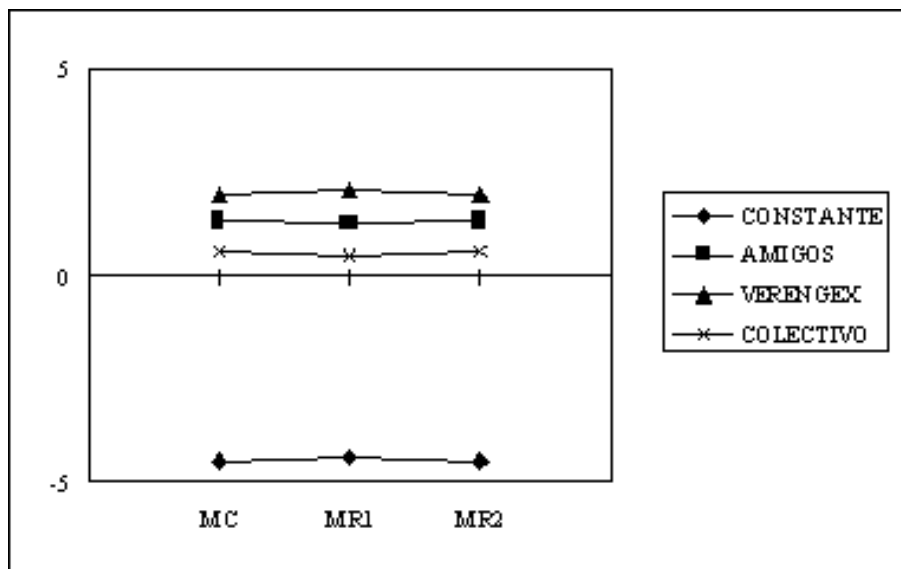
Gráfico de estabilidad de los coeficientes para la segunda alternativa



Nota: Los coeficientes han sido normalizados para el valor de la variable dependiente=0

GRAFICO 3

Gráfico de estabilidad de los coeficientes para la tercera alternativa



Nota: Los coeficientes han sido normalizados para el valor de la variable dependiente=0

## 4. RESULTADOS

### 4.1. ESTIMACIÓN DE LOS MODELOS

Se estimaron cinco especificaciones diferentes de los modelos logit multinomiales, que suponían una progresiva introducción de variables respecto de la ecuación inicial. Los resultados de la estimación de los modelos para la variable endógena FRAUDE aparecen en la Tabla 7. Los números que acompañan al nombre de cada regresor representan la categoría de la variable dependiente FRAUDE, habiéndose normalizado a cero los coeficientes para la categoría correspondiente a no defraudar.

Los estadísticos CHI-CUADRADO de significación conjunta, calculados a partir de la razón de verosimilitudes, indicaron que todos los modelos resultaron significativos al 5%. También puede observarse que los coeficientes de las variables para las distintas categorías de la variable dependiente resultaron ser relativamente estables entre los distintos modelos (con excepción de alguna variable en la última especificación, más general que las otras).

La variable AMIGOS resultó significativa para la categoría de fraude generalizado, mientras que no lo fue en el resto, luego podría considerarse como un factor de comportamiento de fraude generalizado, no siendo determinado únicamente por un tipo específico de fraude (es decir, aunque ambos tengan influencia, ninguno es, por sí mismo, determinante). Además, como el signo fue positivo en la categoría significativa (aunque no en la categoría de trabajos para ciertas ecuaciones), indicó que el hecho de conocer gente que defrauda sistemáticamente, aumenta la propensión a defraudar de forma generalizada.

La estimación correspondiente a la variable VERENGEX fue significativa tanto para el fraude en exámenes como para el fraude global, situación que se repitió para COLECTIVO y PROBLEMA (aunque ésta última, sólo en determinadas especificaciones, consiguió ciertaa significatividad en fraude en exámenes). Esto se interpretó como que, aunque las tres son determinantes del fraude global, deben gran parte de su significatividad al fraude específico en exámenes. De esta forma, cuanto más gente se haya visto defraudar o se perciba que lo hace, así como a menor conciencia de la gravedad del engaño, los alumnos se verán más inclinados a cometer el fraude en exámenes primero, y el generalizado, después (dado que los signos son positivos). Nótese, sin embargo, que ninguna de estas variables resultó significativa en la categoría de fraude específico en trabajos.

La variable SEVER únicamente resultó significativa para la categoría de fraude en exámenes, no siéndolo en las restantes. Su signo negativo reflejó la menor intención de defraudar en exámenes por parte de los alumnos cuanto más severa se percibiera la sanción ante tal comportamiento.

La variable SEXO indicó que las mujeres parecían más propensas al fraude global (única categoría significativa) que los hombres, siendo éstos más propensos a cometerlo en trabajos escritos (aunque no

de manera significativa).

Por último, aunque las variables POSICION y ESPONT no fueron significativas en ninguno de los casos, los signos de los coeficientes reflejaron el hecho de que la colocación física en el aula influía positivamente en el fraude, así como que el temor pudo influir positivamente en que se cometiera fraude en exámenes y global, aunque el fraude en trabajos parecía ser una conducta más premeditada.

TABLA 7

Resultados de la estimación de los modelos logit multinomiales para FRAUDE

	1	2	3	4	5
CONSTANTE 1	-2,8630*	-2,5341*	-2,4528*	-2,5955*	-2,6945**
AMIGOS 1	(3,682)	(2,203)	(2,074)	(2,120)	(1,796)
VERENGEX 1	0,3733	0,3822	0,3764	0,3763	0,5822
COLECTIVO 1	(0,975)	(0,903)	(0,864)	(0,861)	(1,201)
SEVER 1	1,5398*	1,8674*	1,9655*	1,9866*	2,7467*
PROBLEMA 1	(2,232)	(2,232)	(2,306)	(2,333)	(2,401)
SEXO 1	0,5004*	0,4448*	0,4360*	0,4096*	0,2768
POSICION 1	(2,921)	(2,400)	(2,285)	(2,110)	(1,339)
ESPONT 1	—	-0,3633**	-0,4174*	-0,4361*	-0,4449**
CONSTANTE 2	—	(1,932)	(2,063)	(2,114)	(1,931)
AMIGOS 2	—	0,7508	0,8866**	0,9177**	0,6835
VERENGEX 2	—	(1,636)	(1,888)	(1,940)	(1,325)
COLECTIVO 2	—	—	-0,0079	-0,0089	-0,5761
SEVER 2	-13,624	—	(0,019)	(0,022)	(1,273)
PROBLEMA 2	(0,068)	—	—	0,2926	0,2736
SEXO 2	0,1112	-12,105	—	(0,516)	(0,457)

POSICION 2	(0,173)	(0,090)	-12,301	—	0,2146
ESPONT 2	11,866	-0,1901	(0,091)	-12,426	(0,461)
CONSTANTE 3	(0,059)	(0,276)	-0,2328	(0,092)	-13,451
AMIGOS 3	0,1446	10,968	(0,335)	-0,2404	(0,093)
VERENGEX 3	(0,494)	(0,082)	10,920	(0,346)	0,0064
COLECTIVO 3	—	0,1019	(0,081)	10,949	(0,008)
SEVER 3	—	(0,338)	0,1707	(0,081)	10,704
PROBLEMA 3	—	-0,0752	(0,562)	0,1503	(0,074)
SEXO 3	—	(0,234)	-0,1724	(0,483)	0,2142
POSICION 3	—	-0,1923	(0,516)	-0,1864	(0,625)
ESPONT 3	-4,5128*	(0,290)	-0,1007	(0,554)	-0,0979
CHI-CUADRADO (G.L.)	(3,733)	—	(0,151)	-0,0772	(0,240)
Nº OBSERVACIONES	1,2867*	—	0,6287	(0,114)	-0,1242
% DE CLASIFICADOS	(2,875)	—	(0,919)	0,6304	(0,165)
CORRECTAMENTE	1,9376**	-5,5000*	—	(0,921)	1,0165
	(1,756)	(3,553)	—	0,2299	(1,160)
	0,5720*	1,2667*	-5,1343*	(0,254)	0,6821
	(2,950)	(2,630)	(3,227)	—	(0,583)
	—	2,0732**	1,2721*	-6,0046*	-0,3490
	—	(1,807)	(2,506)	(3,456)	(0,453)
	—	0,5533*	2,3030*	1,2121*	-6,2749*
	—	(2,672)	(1,962)	(2,370)	(3,352)
	—	-0,2618	0,4853*	2,3597*	1,4919*
	52,9518 (9)*	(1,224)	(2,245)	(2,005)	(2,631)
	215	2,1469*	-0,2636	0,4209**	2,2295**
	47,44%	(3,313)	(1,119)	(1,904)	(1,799)
	—	—	2,2066*	-0,3072	0,4575*
	—	—	(3,316)	(1,275)	(1,964)

		—	-0,8960**	2,2454*	-0,2480
		59,8239 (15)*	(1,858)	(3,375)	(0,947)
		187	—	-0,8724**	1,8553*
		49,20%	—	(1,800)	(2,669)
			62,4953 (18)*	1,3078	-1,0986*
			177	(1,510)	(2,099)
			49,72%	—	1,1850
				65,2330 (21)*	(1,330)
				177	0,8445
				49,15%	(1,576)
					65,2276 (24)*
					154
					49,35%

Notas: Entre paréntesis aparecen los t-valores asintóticos en valor absoluto. Los coeficientes han sido normalizados para el valor de FRAUDE=0. \* Indica significación al 5%. \*\* Indica significación al 10%.

En la parte inferior de la tabla se incluyó el porcentaje de alumnos clasificados correctamente en las distintas categorías de FRAUDE. Sin embargo, es preciso decir que ninguno de los modelos consiguió clasificar a un solo alumno (correcta o incorrectamente) dentro de la categoría de fraude en trabajos (FRAUDE=2). Por otra parte, ninguna de las variables había resultado significativa para dicha alternativa en las ecuaciones propuestas y, además, el número de respuestas para esa opción fue únicamente de 18 (es decir, un número relativamente bajo respecto al total). Todo esto nos llevó a pensar acerca de la posible irrelevancia de dicha alternativa respecto a las otras que se ofrecían.

Como quedó establecido en el apartado anterior, nuestros modelos superaron los contrastes habituales de cumplimiento de la hipótesis de Independencia de Alternativas Irrelevantes (IAI). Por tanto, se decidió suprimir aquellas observaciones (18 en total) para las que FRAUDE=2 (fraude específico en trabajos escritos), por lo que se construyó una nueva variable denominada FRAUDE3, que empleamos como endógena para estimar los modelos reducidos (con las restantes 225 observaciones útiles). La categoría de fraude generalizado tomó el valor 2 de la nueva variable dependiente. Los resultados de la estimación de los modelos reducidos se muestran en la Tabla 8.

Todos los coeficientes tomaron valores muy similares a los de los modelos completos, por lo que nos pareció apropiado trabajar, desde ese momento, con los modelos reducidos, ya que los iniciales no añadían información relevante (no eran significativos para tal alternativa). La no significatividad en el modelo inicial pudo deberse a varias razones: por una parte, el número de individuos en esa categoría fue muy inferior al de las otras, y por otra parte, las preguntas formuladas en la encuesta de Bunn *et al.* (1992), y que prácticamente fueron las mismas empleadas aquí, no incluían preguntas sobre el fraude específico en trabajos escritos (como, por ejemplo, si una mayor extensión exigida o un menor plazo de tiempo para realizar un trabajo escrito aumentarían la propensión a defraudar).

Los modelos continuaron siendo significativos en su conjunto, y la significatividad individual de las variables se mantuvo: SEVER fue un factor determinante exclusivamente del fraude en exámenes, y AMIGOS y SEXO, del fraude global, siendo VERENGEX, COLECTIVO y PROBLEMA determinantes de ambos tipos de fraude (pese a que esta última variable lo fue sólo, para fraude en exámenes, en determinadas especificaciones). Una comparación de los t-valores de los coeficientes entre las alternativas permitiría conocer qué tipo de fraude se ve más influido por cada regresor (por ejemplo, VERENGEX pareció ser más determinante del fraude en exámenes que del global).

El porcentaje de clasificación correcta se vio incrementado, como era previsible, aunque no de manera importante. Por otra parte, el objetivo de este trabajo fue el de ofrecer los factores que distinguieran entre fraude específico y generalizado, y no el de proponer un modelo predictivo que, en todo caso, no debería buscar la minimización de la tasa de error (o la maximización del porcentaje de clasificación correcta), sino que, a nuestro juicio, debería minimizar la tasa de mal clasificados dentro de la categoría de no defraudar. Este objetivo sería más interesante, ya que un valor alto para dicha tasa supondría que, para reducirla, la Universidad y los profesores deberían elevar los costes del fraude (en la medida en que esto fuera posible). Si el error se produjera a la inversa (es decir, prediciendo que un alumno defraudaría, no ocurriendo en realidad), no habría por qué reducir los costes (una vez que ya han sido asumidos), sino que concederían un margen de "tranquilidad" a los profesores.

TABLA 8

Resultados de la estimación de los modelos logit multinomiales reducidos

	1	2	3	4	5

CONSTANTE 1	-2,8421*	-2,4820*	-2,3607*	-2,4629*	-2,4775**
AMIGOS 1	(3,666)	(2,152)	(1,974)	(1,973)	(1,645)
VERENGEX 1	0,3791	0,3682	0,3577	0,3606	0,5776
COLECTIVO 1	(0,990)	(0,871)	(0,821)	(0,827)	(1,191)
SEVER 1	1,5444*	1,8852*	1,9908*	2,0033*	2,7831*
PROBLEMA 1	(2,241)	(2,254)	(2,330)	(2,349)	(2,421)
SEXO 1	0,4915*	0,4324*	0,4229*	0,4033*	0,2737
POSICION 1	(2,890)	(2,358)	(2,236)	(2,096)	(1,324)
ESPONT 1	—	-0,3680**	-0,4305*	-0,4372*	-0,4761**
CONSTANTE 2	—	(1,921)	(2,083)	(2,094)	(2,039)
AMIGOS 2	—	0,7406	0,8694**	0,8905**	0,6134
VERENGEX 2	—	(1,612)	(1,852)	(1,887)	(1,187)
COLECTIVO 2	—	—	-0,0267	-0,0208	-0,6399
SEVER 2	-4,4769*	—	(0,065)	(0,050)	(1,396)
PROBLEMA 2	(3,715)	—	—	0,1847	0,1789
SEXO 2	1,2944*	-5,4439*	—	(0,329)	(0,301)
POSICION 2	(2,893)	(3,503)	-4,9519*	—	0,2646
ESPONT 2	1,9428**	1,2362*	(3,096)	-5,8414*	(0,568)
CHI-CUADRADO (G.L.)	(1,763)	(2,559)	1,2285*	(3,305)	-5,9918*
Nº OBSERVACIONES	0,5584*	2,0839**	(2,415)	1,1936*	(3,191)
% DE CLASIFICADOS	(2,903)	(1,822)	2,3186*	(2,332)	1,4619*
CORRECTAMENTE	—	0,5399*	(1,978)	2,3319*	(2,570)
	—	(2,623)	0,4665*	(1,990)	2,2319**
	—	-0,2554	(2,173)	0,4133**	(1,802)
	—	(1,174)	-0,2877	(1,884)	0,4536*
				-0,2975	(1,947)

	—	2,1164*	(1,193)		
	48,2123 (6)*	(3,257)	2,1551*	(1,222)	-0,2753
	201	—	(3,234)	2,1749*	(1,042)
	50,75%	—	-0,8746**	(3,271)	1,7336*
		—	(1,801)	-0,8175**	(2,497)
		52,4294 (10)*	—	(1,675)	-1,1315*
		174	—	1,1912	(2,143)
		52,87%	53,4645 (12)*	(1,379)	1,1050
			164	—	(1,243)
			51,83%	55,8071 (14)*	0,8800
				164	(1,633)
				53,05%	55,5149 (16)*
					144
					52,08%

Notas: Entre paréntesis aparecen los t-valores asintóticos en valor absoluto. Los coeficientes han sido normalizados para el valor de la variable dependiente FRAUDE3=0.

\* Indica significación al 5%.

\*\* Indica significación al 10%.

En la Tabla 9 se muestran los resultados de la estimación de los modelos logit binarios para la variable dependiente FRAUDBIN. Los coeficientes tuvieron los mismos signos que en las estimaciones anteriores de los modelos reducidos (de hecho, excepto para la constante del primer modelo, todos los resultados fueron intermedios entre los modelos originales y los reducidos); debe tenerse en cuenta que, para estimar los modelos binarios, se utilizaron las mismas observaciones que para los reducidos (es decir, excluyendo aquellas para las que la variable FRAUDE era igual a 2), aunque recodificando los individuos que cometieron cualquier tipo de fraude en el valor 1 de FRAUDBIN. Como puede observarse, todos los modelos binarios fueron significativos y el porcentaje de clasificación correcta resultó más elevado que en los modelos anteriores.

TABLA 9

Resultados de la estimación de los modelos logit binarios para FRAUDBIN

	1	2	3	4	5
CONSTANTE	-2,7088*	-2,8009*	-2,5017*	-2,7899*	-2,8504*
AMIGOS	(3,774)	(2,642)	(2,262)	(2,386)	(2,160)
VERENGEX	0,7069*	0,6895**	0,6537	0,6395	0,8779**
COLECTIVO	(1,989)	(1,763)	(1,611)	(1,572)	(1,941)
SEVER	1,6500*	1,9624*	2,1070*	2,1167*	2,5522*
PROBLEMA	(2,617)	(2,669)	(2,781)	(2,801)	(2,788)
SEXO	0,5145*	0,4696*	0,4361*	0,4045*	0,3375**
POSICION	(3,213)	(2,737)	(2,448)	(2,230)	(1,741)
ESPONT	—	-0,3268**	-0,3809**	-0,3914**	-0,4077**
CHI-CUADRADO (G.L.)	—	(1,797)	(1,923)	(1,948)	(1,825)
Nº OBSERVACIONES	—	1,1709*	1,2545*	1,2827*	0,9679**
% DE CLASIFICADOS	—	(2,674)	(2,795)	(2,848)	(1,955)
CORRECTAMENTE	—	—	-0,3080	-0,2922	-0,8165**
	41,2314 (3)*	—	(0,798)	(0,754)	(1,902)
	201	—	—	0,4586	0,4357
	75,12%	41,8797 (5)*	—	(0,847)	(0,759)
		174	40,4356 (6)*	—	0,4826
		74,71%	164	41,1471 (7)*	(1,107)
			73,78%	164	42,3223 (8)*

				74,40%	144
					74,31%

Notas: Entre paréntesis aparecen los t-valores asintóticos en valor absoluto. Los coeficientes han sido normalizados para el valor de FRAUDBIN=0. \* Indica significación al 5%. \*\* Indica significación al 10%.

Con estos resultados, procedimos a la comparación con los obtenidos en trabajos anteriores. Las variables VERENGEX y COLECTIVO fueron significativas, al igual que en Bunn *et al.* (1992) y en Mixon (1996). AMIGOS también lo fue, confirmando los resultados de Kerkvliet (1994), que recoge esta variable de forma genérica, y de Mixon (1996); sin embargo, Bunn *et al.* (1992) no encontraron evidencia empírica de tal relación. Las variables SEVER y PROBLEMA resultaron asimismo significativas, al contrario que en Bunn *et al.* (1992). Sin embargo, en el caso de SEVER, fue únicamente significativa al 10%, mientras que Mixon (1996) encontró significación al 5%. La significación de la variable SEXO (aunque al 10%), supuso una diferencia respecto a Kerkvliet (1994) y Nowell y Laufer (1997). Por último, no se encontró significatividad en las variables ESPONT y POSICION.

## 4.2. INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

Para la interpretación de los resultados se siguió el esquema propuesto por Liao (1994), según el cual, el primer paso es definir los efectos marginales sobre los odds-ratios (definidos respecto a la categoría 0 de la variable dependiente, es decir, no defraudar) ante variaciones unitarias de las variables del modelo, y que se incluyen en la Tabla 10.

TABLA 10

Efectos marginales sobre los odds-ratios de los modelos logit multinomiales reducidos

	1	2	3	4	5
CONSTANTE 1	0,0583	0,0836	0,0944	0,0852	0,0840
AMIGOS 1	(-0,9417)	(-0,9164)	(-0,9056)	(-0,9148)	(-0,9160)
VERENGEX 1	1,4610	1,4451	1,4301	1,4342	1,7818
COLECTIVO 1	(0,4610)	(0,4451)	(0,4301)	(0,4342)	(0,7818)
SEVER 1	4,6852	6,5877	7,3214	7,4135	16,1691
PROBLEMA 1	(3,6852)	(5,5877)	(6,3214)	(6,4135)	(15,1691)
SEXO 1	1,6347	1,5409	1,5263	1,4967	1,3148
POSICION 1	(0,6347)	(0,5409)	(0,5263)	(0,4967)	(0,3148)
ESPONT 1	—	0,6921	0,6502	0,6458	0,6212
CONSTANTE 2	—	(-0,3079)	(-0,3498)	(-0,3542)	(-0,3788)
AMIGOS 2	—	2,0971	2,3855	2,4364	1,8467
VERENGEX 2	—	(1,0971)	(1,3855)	(1,4364)	(0,8467)
COLECTIVO 2	—	—	0,9736	0,9794	0,5273
SEVER 2	0,0114	—	(-0,0264)	(-0,0206)	(-0,4727)
PROBLEMA 2	(-0,9886)	—	—	1,2029	1,1959
SEXO 2	3,6488	0,0043	—	(0,2029)	(0,1959)
POSICION 2	(2,6488)	(-0,9957)	0,0071	—	1,3030
ESPONT 2	6,9783	3,4425	(-0,9929)	0,0029	(0,3030)
	(5,9783)	(2,4425)	3,4161	(-0,9971)	0,0025
	1,7478	8,0357	(2,4161)	3,2989	(-0,9975)
	(0,7478)	(7,0357)	10,1614	(2,2989)	4,3141
	—	1,7158	(9,1614)	10,2975	(3,3141)
	—	(0,7158)	1,5945	(9,2975)	9,3176
	—	0,7746	(0,5945)	1,5118	(8,3176)

	—	(-0,2254)	0,7500	(0,5118)	1,5740
	—	8,3012	(-0,2500)	0,7427	(0,5740)
		(7,3012)	8,6288	(-0,2573)	0,7594
	—		(7,6288)	8,8013	(-0,2406)
	—		0,4170	(7,8013)	5,6610
	—		(-0,5830)	0,4416	(4,6610)
			—	(-0,5584)	0,3225
			—	3,2910	(-0,6775)
				(2,2910)	3,0192
				—	(2,0192)
					2,4108
					(1,4108)

Notas: Entre paréntesis aparecen las tasas de variación de los odds-ratios ante variaciones unitarias de las variables. Los odds-ratio se definen respecto al valor de la variable dependiente FRAUDE3=0.

Los efectos para cada variable  $X_h$  se calcularon como:

$$\text{Efecto marginal sobre } \frac{P_i(1)}{P_i(0)} = e^{\beta_{jh}} \text{ para } j = 1, 2, 3$$

También se ofrecen las tasas de variación de los odds-ratios ante dichas variaciones en las variables, calculados como:

$$\text{Tasa de variación de } \frac{P_i(j)}{P_i(0)} = e^{\beta_{jh}} - 1 \quad \text{para } j = 1, 2, 3$$

Naturalmente, a todos aquellos coeficientes estimados con signo negativo les correspondieron efectos sobre los odds-ratios inferiores a la unidad y tasas de variación negativas. No se incluyeron los resultados para la categoría 0, ya que todos los efectos eran iguales a la unidad para dicha categoría.

Para la interpretación de los resultados de la Tabla 10 veamos un ejemplo. Si se produjera, por ejemplo, un aumento unitario en la variable COLECTIVO en el modelo 1 (por aumentar la gente que se percibe que engaña en un examen) *caeteris paribus*, el odds-ratio correspondiente a P(1) sería 1,6347 veces el odds-ratio antes de la variación (se incrementaría en un 63,47%) y el odds-ratio para P(2) sería 1,7478 veces el inicial (su incremento sería del 74,78%). El único resultado notable que encontramos fue para la variable VERENGEX en el modelo más amplio para el odds-ratio de P(1), que resultó excesivo en comparación con las otras ecuaciones. Los efectos marginales sobre los odds-ratios correspondientes a los modelos logit binarios son los que aparecen en la Tabla 11.

TABLA 11

Efectos marginales sobre los odds-ratios de los modelos logit binarios

	1	2	3	4	5
CONSTANTE	0,0667	0,0608	0,0819	0,0614	0,0578
AMIGOS	(-0,9333)	(-0,9392)	(-0,9181)	(-0,9386)	(-0,9422)
VERENGEX	2,0278	1,9928	1,9227	1,8956	2,4058
COLECTIVO	(1,0278)	(0,9928)	(0,9227)	(0,8956)	(1,4058)
SEVER	5,2070	7,1164	8,2235	8,3037	12,8353
PROBLEMA	(4,2070)	(6,1164)	(7,2235)	(7,3037)	(11,8353)
SEXO	1,6728	1,5993	1,5467	1,4985	1,4014

POSICION	(0,6728)	(0,5993)	(0,5467)	(0,4985)	(0,4014)
ESPONT	—	0,7212	0,6833	0,6761	0,6652
	—	(-0,2788)	(-0,3167)	(-0,3239)	(-0,3348)
	—	3,2249	3,5061	3,6064	2,6325
	—	(2,2249)	(25061)	(2,6064)	(1,6325)
	—	—	0,7349	0,7466	0,4420
		—	(-0,2651)	(-0,2534)	(-0,5580)
		—	—	1,5818	1,5460
			—	(0,5818)	(0,5460)
				—	1,6203
					(0,6203)

Notas: Entre paréntesis aparecen las tasas de variación de los odds-ratios ante variaciones unitarias de las variables. Los odds-ratio se definen respecto al valor de FRAUDBIN=0.

En segundo lugar, Liao (1994) sugiere calcular la predicción de las probabilidades de las distintas alternativas, para un conjunto de valores dados de las variables explicativas. Nos pareció interesante el cálculo de dichas probabilidades para los valores medios de cada una de las variables, con vistas al cálculo de los efectos marginales sobre las probabilidades, que estudiaremos más adelante.

En la Tabla 12 se recogen las medias y las desviaciones típicas para las variables explicativas de los modelos reducidos y binarios, con los que calculamos las predicciones de las probabilidades de dichos modelos, que figuran en las Tablas 13 y 14, respectivamente. Las probabilidades, en el caso de los modelos reducidos, se calcularon como:

$$P(j) = \frac{e^{\beta_{j0} + \sum_{h=1}^H \beta_{jh} \bar{X}_h}}{1 + \sum_{k=1}^3 e^{\beta_{k0} + \sum_{h=1}^H \beta_{kh} \bar{X}_h}} \quad j = 1, 2$$

$$P(0) = 1 - P(1) - P(2)$$

Se puede observar que las predicciones de las probabilidades se mantuvieron relativamente estables a lo largo de las distintas especificaciones de los modelos reducidos y binarios. En concreto, la probabilidad de no defraudar se mantuvo en torno al 30%, mientras que las de fraude global y en exámenes se situaron sobre un 25% y un 45%, respectivamente.

TABLA 12

Medias y desviaciones típicas de los factores determinantes del fraude académico

	1	2	3	4	5
AMIGOS	0,5274	0,5230	0,5244	0,5244	0,5486
VERENGEX	(0,5005)	(0,5009)	(0,5009)	(0,5009)	(0,4994)
COLECTIVO	0,9055	0,9081	0,9085	0,9085	0,9097
SEVER	(0,2933)	(0,2898)	(0,2892)	(0,2892)	(0,2876)
PROBLEMA	3,2587	3,2299	3,2256	3,2256	3,2361
SEXO	(1,2177)	(1,2184)	(1,2301)	(1,2301)	(1,2289)
POSICION	—	3,1322	3,1890	3,1890	3,1597
ESPONT	—	(1,0697)	(1,0306)	(1,0306)	(1,0422)
	—	0,7989	0,7927	0,7927	0,7986

	—	(0,4020)	(0,4066)	(0,4066)	(0,4024)
	—	—	0,4695	0,4695	0,4583
		—	(0,5006)	(0,5006)	(0,5000)
		—	—	0,8659	0,8542
			—	(0,3419)	(0,3542)
				—	0,5278
					(0,5010)

Nota: Entre paréntesis aparecen las desviaciones típicas. Estos resultados no incluyen las observaciones para las que FRAUDE=2.

TABLA 13

Predicción de las probabilidades de los modelos logit multinomiales reducidos

	1	2	3	4	5
P(0)	0,3090	0,3271	0,3243	0,3254	0,3307
P(1)	0,4419	0,4233	0,4393	0,4432	0,4211
P(2)	0,2491	0,2496	0,2364	0,2314	0,2482

Nota: Todas las probabilidades han sido calculadas con las variables en sus valores medios (Tabla 12).

TABLA 14

Predicción de las probabilidades de los modelos logit binarios

	1	2	3	4	5

P(0)	0,3027	0,3165	0,3106	0,3097	0,3138
P(1)	0,6973	0,6835	0,6894	0,6903	0,6862

Nota: Todas las probabilidades han sido calculadas con las variables en sus valores medios (Tabla 12).

No obstante, como hemos dicho, estas predicciones cobran un mayor sentido cuando las variables toman valores dados, especialmente en el caso de las variables dicotómicas. En las Tablas 15 y 16 hemos incluido las predicciones de las probabilidades de los modelos reducidos y binarios, respectivamente, cuando se consideraron los distintos valores de VERENGEX, dejando las demás variables en sus valores medios. Se observó cómo las probabilidades se mantuvieron estables cuando la variable tomó el valor 1, no así cuando fue igual a 0, observándose un incremento de P(0) y una disminución en P(1) según aumentó el número de variables incluidas en el modelo.

TABLA 15

Predicción de las probabilidades para los valores de VERENGEX (modelos logit multinomiales reducidos)

	1		2		3		4		5	
	V=0	V=1	V=0	V=1	V=0	V=1	V=0	V=1	V=0	V=1
P (0)	0,6702	0,2760	0,7415	0,2888	0,7630	0,2836	0,7656	0,2844	0,8335	0,2813
P (1)	0,2368	0,4567	0,1732	0,4444	0,1693	0,4608	0,1689	0,4652	0,0844	0,4605
P (2)	0,0930	0,2673	0,0853	0,2668	0,0677	0,2556	0,0655	0,2504	0,0821	0,2582

Nota: Todas las probabilidades han sido calculadas con las demás variables en sus valores medios (Tabla 12).

TABLA 16

Predicción de las probabilidades para los valores de VERENGEX (modelos logit binarios)

	1		2		3		4		5	
	V=0	V=1	V=0	V=1	V=0	V=1	V=0	V=1	V=0	V=1
P (0)	0,6591	0,2708	0,7334	0,2788	0,7534	0,2709	0,7542	0,2699	0,8234	0,2664
P (1)	0,3409	0,7292	0,2666	0,7212	0,2466	0,7291	0,2458	0,7301	0,1766	0,7336

Nota: Todas las probabilidades han sido calculadas con las demás variables en sus valores medios (Tabla 12).

Por último, se calcularon los efectos marginales sobre las probabilidades de las distintas alternativas, es decir, cómo variarían aquéllas ante variaciones *caeteris paribus* en los valores de las variables explicativas de los distintos modelos. En las Tablas 17 y 18 aparecen dichos efectos marginales sobre las probabilidades con todas las variables en sus valores medios tanto para los modelos reducidos como para los binarios. No se incluyeron los efectos marginales sobre la probabilidad de no defraudar P (0), pero es fácilmente calculable como la suma de los efectos marginales correspondientes a las mismas variables en las alternativas restantes, cambiadas de signo. Esto se debe a que la suma de los efectos marginales sobre las probabilidades para todas las alternativas ha de anularse (ver Anexo 2). El cálculo de los efectos marginales sobre las probabilidades se hizo como:

$$\frac{\partial P(j)}{\partial X_k} = P(j) \cdot \left[ \beta_{jk} - \sum_{\forall} P(j) \cdot \beta_{jk} \right]$$

en los modelos logit multinomiales reducidos, o como:

$$\frac{\partial P(1)}{\partial X_k} = P(1) \cdot [1 - P(1)] \beta_k$$

en los modelos logit binarios. Por otra parte, por calcularse con todas las variables en sus medias, se hubieron de emplear las probabilidades que se mostraron en las Tablas 13 y 14. Los efectos marginales no tuvieron por qué coincidir en signo con las estimaciones de los parámetros del modelo, como señala Greene (1991).

La variable AMIGOS obtuvo efectos marginales negativos para el fraude en exámenes, y positivos para el fraude global; luego una variación unitaria *caeteris paribus* en dicha variable implicaría un aumento en la probabilidad de cometer fraude global de magnitud superior a la disminución producida en la probabilidad de fraude en exámenes (y, por tanto, disminuiría la probabilidad de no cometer ningún tipo de fraude).

TABLA 17

Efectos marginales sobre las probabilidades de los modelos logit multinomiales reducidos

	1	2	3	4	5
CONSTANTE 1	-0,2082	-0,0308	-0,0672	-0,0087	0,0223
AMIGOS 1	-0,0490	-0,0407	-0,0395	-0,0334	-0,0120
VERENGEX 1	0,1670	0,2401	0,2496	0,2552	0,4452
COLECTIVO 1	0,0597	0,0485	0,0557	0,0571	0,0193
SEVER 1	—	-0,0629	-0,0762	-0,0774	-0,0873
PROBLEMA 1	—	-0,0428	-0,0096	-0,0033	-0,0317
SEXO 1	—	—	0,0842	0,0787	-0,0377
POSICION 1	—	—	—	-0,0766	-0,0719
ESPONT 1	—	—	—	—	-0,0275
CONSTANTE 2	-0,5245	-0,7573	-0,6488	-0,7864	-0,8591
AMIGOS 2	0,2004	0,1926	0,1846	0,1753	0,2124
VERENGEX 2			0,2118	0,2093	0,1256

COLECTIVO 2	0,1934	0,1911			
	0,0503	0,0554	0,0403	0,0322	0,0560
SEVER 2	—	-0,0090	-0,0072	-0,0081	-0,0016
PROBLEMA 2	—	0,3181	0,2987	0,2955	0,2594
SEXO 2	—	—	-0,1551	-0,1433	-0,1443
POSICION 2	—	—	—	0,1929	0,1875
ESPONT 2	—	—	—	—	0,1365

Nota: Todos los efectos marginales han sido calculados con las variables en sus valores medios (Tabla 12).

TABLA 18

Efectos marginales sobre las probabilidades de los modelos logit binarios

1

2

3

4

5

CONSTANTE	-0,5717	-0,6059	-0,5357	-0,5964	-0,6138
AMIGOS	0,1492	0,1492	0,1400	0,1367	0,1890
VERENGEX	0,3483	0,4245	0,4511	0,4525	0,5496
COLECTIVO	0,1086	0,1016	0,0934	0,0865	0,0727
SEVER	—	-0,0707	-0,0815	-0,0837	-0,0878
PROBLEMA	—	0,2533	0,2686	0,2742	0,2084
SEXO	—	—	-0,0660	-0,0625	-0,1758
POSICION	—	—	—	0,0980	0,0938
ESPONT	—	—	—	—	0,1039

Nota: Todos los efectos marginales han sido calculados con las variables en sus valores medios (Tabla 12).

Los efectos marginales para VERENGEX y COLECTIVO fueron, por lo general, superiores en valor absoluto para el fraude en los exámenes, aunque tanto éstos como los correspondientes al fraude global eran positivos.

Para la variable SEVER los efectos marginales resultaron negativos para ambos tipos de fraude, aunque la disminución en la probabilidad de fraude en exámenes fue superior a la caída en la probabilidad del fraude global.

En el caso de variaciones unitarias *caeteris paribus* para PROBLEMA, POSICION y ESPONT, se producirían aumentos para fraude global de magnitud superior a las disminuciones producidas en fraude en exámenes.

Finalmente, los efectos marginales para SEXO fueron negativos para el fraude global y positivos (aunque inferiores) para el fraude en exámenes, indicando que los hombres eran menos propensos hacia el fraude global que las mujeres, aunque más hacia el fraude específico en exámenes.

Sin embargo, Liao (1994) señala que las derivadas a las que intentan aproximar tales efectos marginales son imprecisas cuando se trata de variables dicotómicas, por lo que un enfoque más correcto para estimarlos sería calcular la diferencia entre las probabilidades previstas  $P(0)$ ,  $P(1)$  y  $P(2)$

(en el caso de los modelos reducidos), para los valores de dichas variables. De esta forma, podríamos calcular, por ejemplo, los efectos marginales sobre las probabilidades para VERENGEX empleando los resultados ofrecidos en las Tablas 15 y 16.

Por tanto, los efectos marginales cobrarán verdadero significado cuando se trate de variables no categóricas (o que, al menos, estén medidas en escala de intervalo). En nuestros modelos sólo se incluyeron dos variables de este tipo: COLECTIVO y SEVER, ambas tomando valores entre 1 y 5. En las Tablas 19 y 20 se ofrecen los efectos marginales sobre las probabilidades para los distintos valores de COLECTIVO en los modelos reducidos y binarios, y, en las Tablas 21 y 22, los efectos correspondientes a los distintos valores de SEVER. Para simplificar, sólo se eligieron la especificación más simple y la más completa de cada modelo.

TABLA 19

Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de COLECTIVO (logit multinomiales reducidos 1 y 5)

	1					5				
	C=1	C=2	C=3	C=4	C=5	C=1	C=2	C=3	C=4	C=5
COLECTIVO 0	- 0,1243	- 0,1278	- 0,1154	- 0,0925	- 0,0674	- 0,0811	- 0,0811	- 0,0769	- 0,0691	- 0,0590
COLECTIVO 1	0,0777	0,0761	0,0641	0,0461	0,0278	0,0403	0,0327	0,0221	0,0098	- 0,0025
COLECTIVO 2	0,0466	0,0517	0,0513	0,0464	0,0396	0,0408	0,0484	0,0548	0,0593	0,0615

Nota: Todos los efectos marginales han sido calculados con las demás variables en sus valores medios (Tabla 12).

TABLA 20

Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de COLECTIVO (logit binarios 1 y 5)

	1					5				
	C=1	C=2	C=3	C=4	C=5	C=1	C=2	C=3	C=4	C=5
COLECTIVO 0	- 0,1252	- 0,1275	- 0,1140	- 0,0907	- 0,0658	- 0,0844	- 0,0816	- 0,0748	- 0,0651	- 0,0543
COLECTIVO 1	0,1252	0,1275	0,1140	0,0907	0,0658	0,0844	0,0816	0,0748	0,0651	0,0543

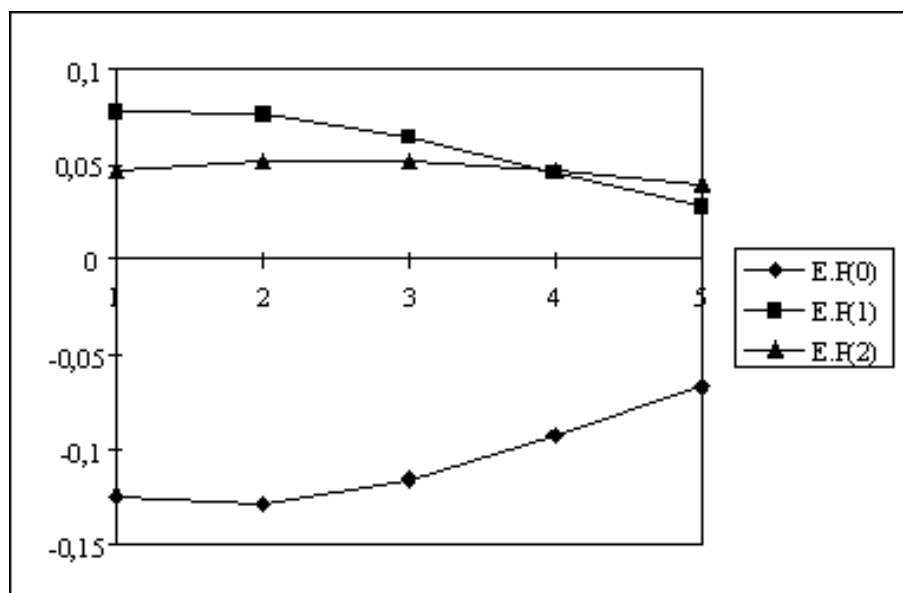
Nota: Todos los efectos marginales han sido calculados con las demás variables en sus valores medios (Tabla 12).

Respecto a la Tabla 19 se observa que los coeficientes para el modelo 1 fueron, generalmente, superiores en valor absoluto a los del modelo 5 (el mismo hecho se observó en los modelos binarios de la Tabla 20). La interpretación de todos estos resultados se ayudó de algunas representaciones gráficas, que describimos a continuación.

Los Gráficos 4 y 5 representan los efectos marginales de los modelos 1, y 5, respectivamente. Los valores positivos implican incrementos de probabilidades frente a variaciones de los valores de las variables, siendo los negativos un signo de disminución en dichas probabilidades.

GRAFICO 4

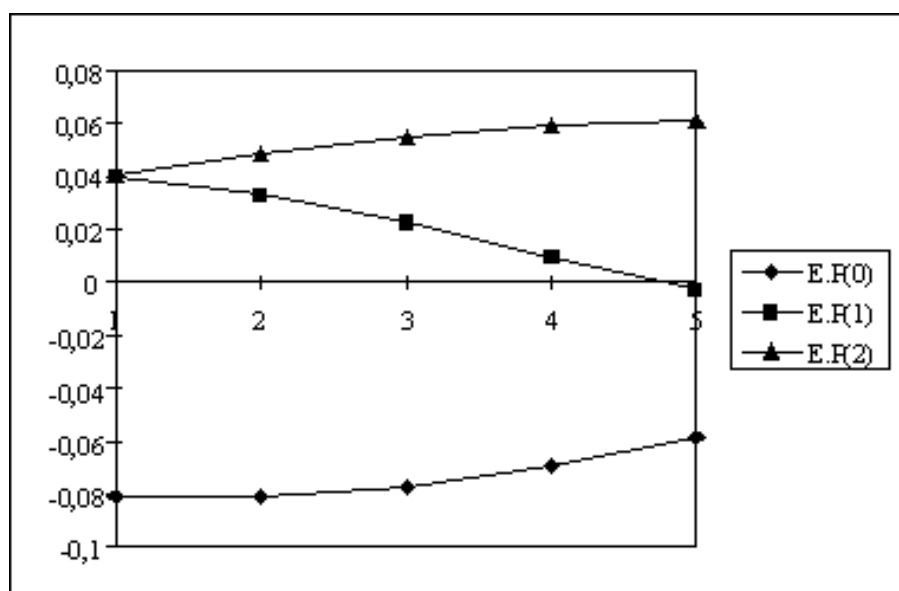
Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de COLECTIVO (logit multinomial reducido 1)



Nota: Los valores de la variable COLECTIVO se colocan en el eje de abscisas

GRAFICO 5

Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de COLECTIVO (logit multinomial reducido 5)

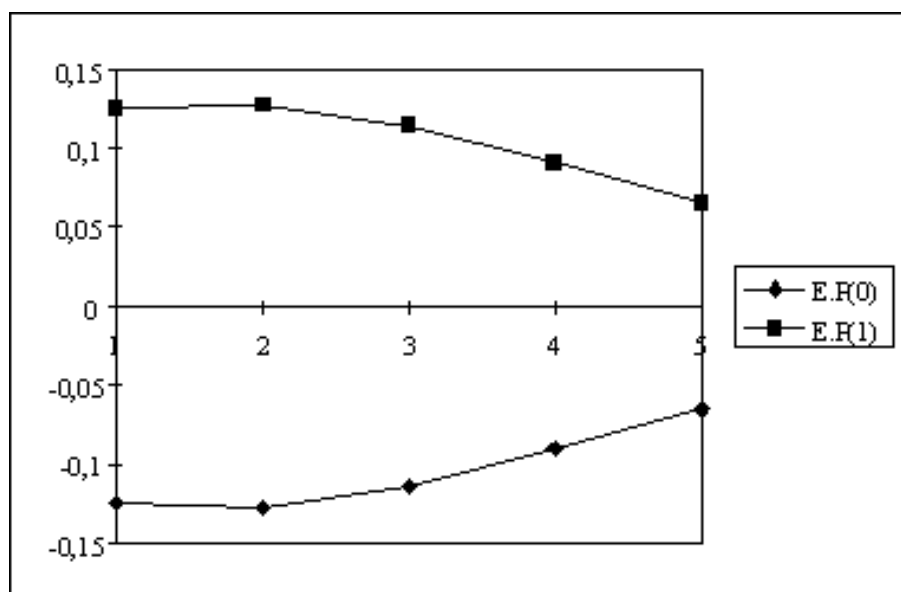


Nota: Los valores de la variable COLECTIVO se colocan en el eje de abscisas

En el Gráfico 4 observamos que para valores bajos de COLECTIVO, los efectos marginales sobre las probabilidades se mantuvieron estables, y fueron decreciendo en valor absoluto conforme se incrementó la percepción respecto al número de estudiantes que defraudaban en un examen (aunque los decrecimientos en los efectos sobre  $P(2)$  fueron mucho más leves, llegando incluso a aumentar en valores bajos de la variable). Su interpretación podría ser que cuando los alumnos opinaban que el fraude en el resto de la clase era bajo (digamos, hasta unos cinco individuos), los cambios de los efectos sobre las probabilidades no serían muy relevantes, hasta que llegara un momento en que, si el fraude percibido era muy elevado, los decrecimientos de las probabilidades de no defraudar serían menores, así como los incrementos de las probabilidades de defraudar. La gente tendería hacia un comportamiento de fraude generalizado y no solamente en exámenes, y, por supuesto, el comportamiento no fraudulento sería la excepción. Por otra parte, en el modelo más amplio, que se representa mediante el Gráfico 5 fue aún mucho más claro ese trasvase hacia el fraude generalizado, ya que los efectos marginales para dicha probabilidad crecieron con los valores de COLECTIVO.

GRAFICO 6

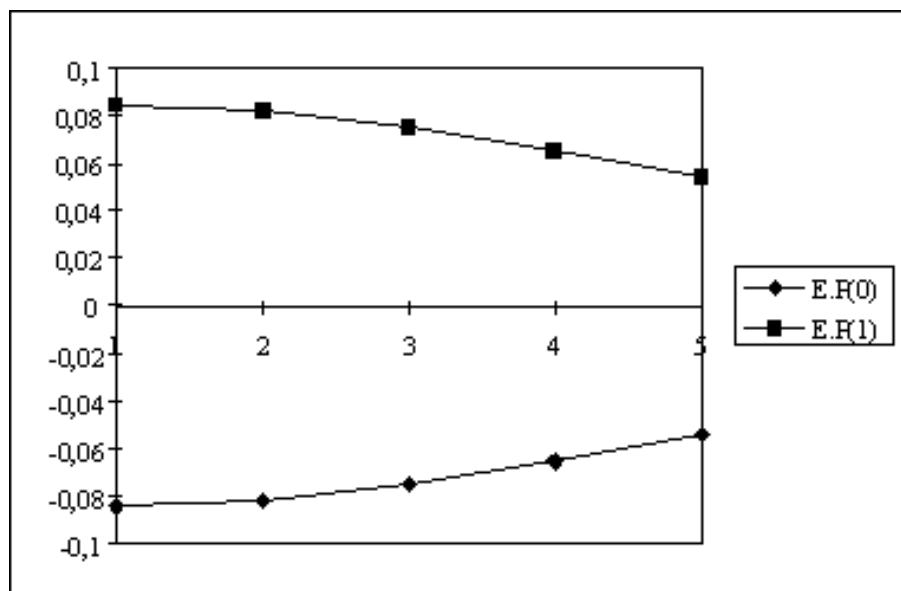
Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de COLECTIVO (logit binario 1)



Nota: Los valores de la variable COLECTIVO se colocan en el eje de abscisas

GRAFICO 7

Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de COLECTIVO (logit binario 5)



Nota: Los valores de la variable COLECTIVO se colocan en el eje de abscisas

En los Gráficos 6 y 7, que representan aquellos modelos binarios incluidos en la Tabla 20, se obtuvieron conclusiones similares, es decir, para valores bajos de COLECTIVO, los cambios en las probabilidades fueron estables, decreciendo conforme nos acercábamos a valores superiores de la variable. Así, conforme iba siendo menor el clima percibido de fraude en el aula, la gente era más propensa a no tener un comportamiento de fraude generalizado (aunque hubiera gente que lo que haría entonces es defraudar sólo en exámenes); sin embargo, según crecía esa percepción, la gente iba tendiendo más a defraudar (en exámenes y, sobre todo, en ambos tipos de fraude), y a no defraudar en menos ocasiones.

TABLA 21

Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de SEVER (logit multinomiales reducidos 2 y 5)

	2					5				
	S=1	S=2	S=3	S=4	S=5	S=1	S=2	S=3	S=4	S=5
SEVER 0	0,0520	0,0620	0,0708	0,0771	0,0799	0,0590	0,0742	0,0872	0,0951	0,0959
SEVER 1	-	-	-	-	-0,0608	-	-	-	-	-
	0,0552	0,0598	0,0626	0,0631		0,0761	0,0839	0,0873	0,0848	0,0765
SEVER 2	0,0032	-	-	-	-0,0191	0,0171	0,0097	0,0001	-	-
		0,0022	0,0082	0,0140					0,0103	0,0194

Nota: Todos los efectos marginales han sido calculados con las demás variables en sus valores medios (Tabla 12).

TABLA 22

Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de SEVER (logit binarios 2 y 5)

	2					5				
	S=1	S=2	S=3	S=4	S=5	S=1	S=2	S=3	S=4	S=5
SEVER 0	0,0498	0,0600	0,0696	0,0771	0,0812	0,0546	0,0704	0,0856	0,0972	0,1019
SEVER 1	-	-	-	-	-0,0812	-	-	-	-	-
	0,0498	0,0600	0,0696	0,0771		0,0546	0,0704	0,0856	0,0972	0,1019

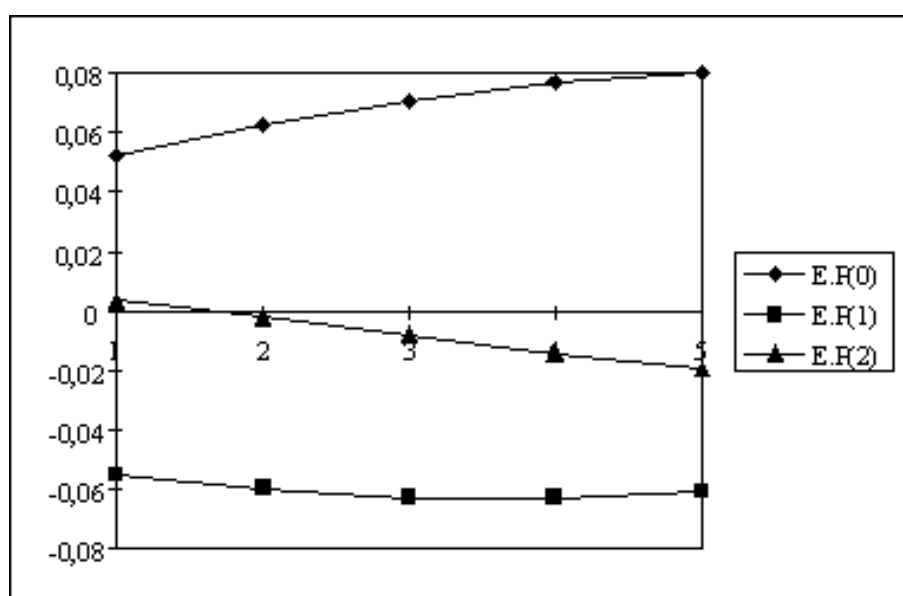
Nota: Todos los efectos marginales han sido calculados con las demás variables en sus valores medios (Tabla 12).

En la Tabla 21 se muestran los efectos marginales sobre las probabilidades para los distintos valores de la variable SEVER (que, al igual que COLECTIVO, varía entre 1 y 5) en dos especificaciones de los

modelos reducidos, y en la Tabla 22, los correspondientes a los modelos binarios. En ambos casos, los valores absolutos de los efectos fueron superiores para los modelos con mayor número de variables (salvo alguna excepción, producida por la propiedad de suma nula de los efectos marginales).

GRAFICO 8

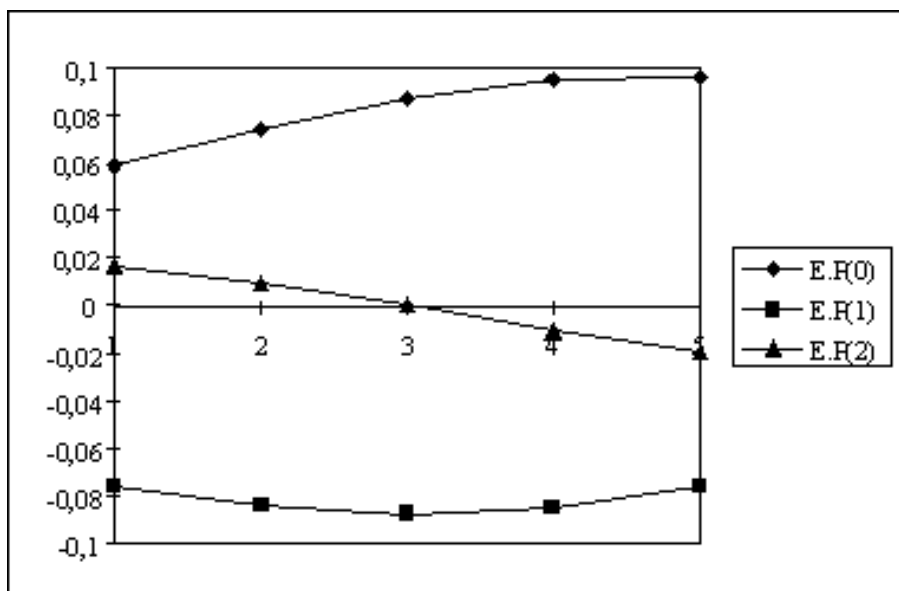
Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de SEVER (logit multinomial reducido 2)



Nota: Los valores de la variable SEVER se colocan en el eje de abscisas

GRAFICO 9

Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de SEVER (logit multinomial reducido 5)

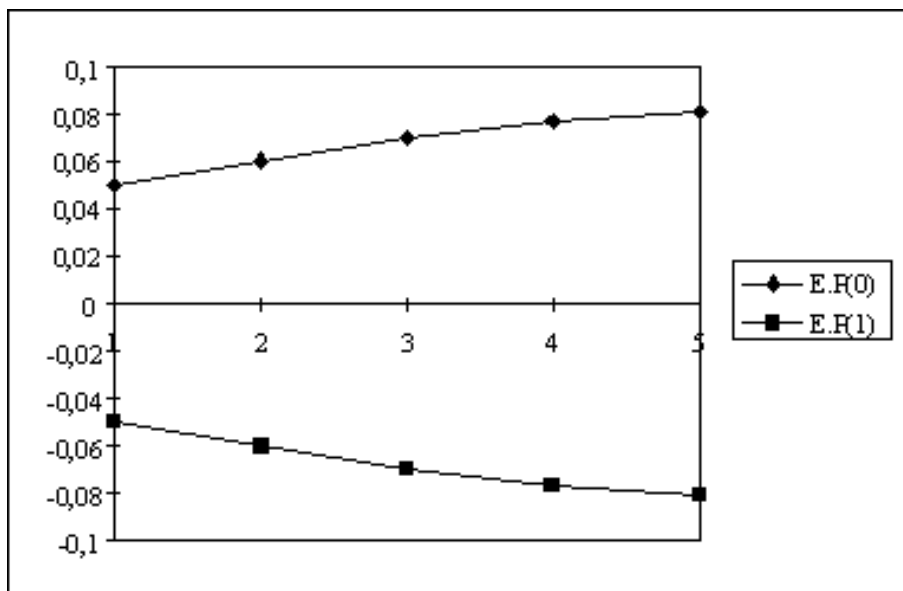


Nota: Los valores de la variable SEVER se colocan en el eje de abscisas

Los Gráficos 8 y 9 indicaron que según se fuera percibiendo la sanción como más severa, el ritmo de crecimiento de la probabilidad de no defraudar (efecto marginal sobre  $P(0)$ ) sería cada vez menos pronunciado. Por su parte, los efectos marginales sobre la probabilidad de fraude global se fueron haciendo cada vez menores (llegando incluso a hacerse negativos), mientras que los correspondientes al fraude en exámenes se mantuvieron relativamente estables, todos ellos con signo negativo. Todo ello pudo significar que, conforme se fuera incrementando la percepción de una sanción como severa, los alumnos tenderían a defraudar cada vez menos, especialmente de forma generalizada. Por otra parte, el hecho de que los efectos correspondientes al fraude en los exámenes no variaran mucho pudo deberse al posible trasvase de alumnos que dejarían de defraudar en los trabajos y lo harían sólo en exámenes; o bien, que quienes defraudaran en exámenes lo hicieran teniendo en cuenta otros factores, con independencia del sanción que se les aplicara en caso de ser detectados (por tanto, un sanción más severa no supondría un aumento percibido de costes para tales alumnos). Sin embargo, como los efectos marginales sobre  $P(0)$  se mantuvieron prácticamente constantes en los valores más elevados de SEVER se sugirió la posibilidad de que una variación en una sanción percibida como excesivamente severa, no supondría cambios en el ritmo de crecimiento de la probabilidad de no defraudar.

GRAFICO 10

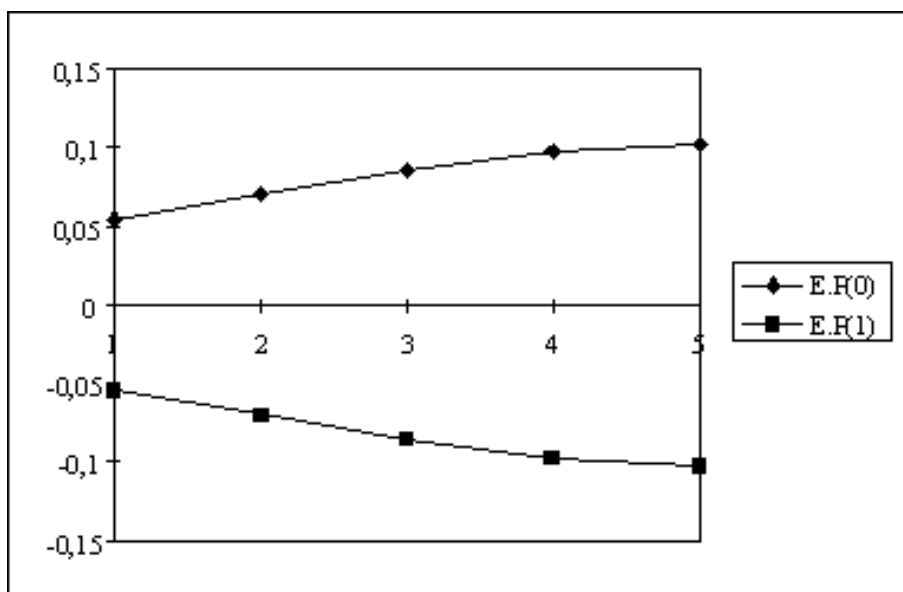
Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de SEVER (logit binario 2)



Nota: Los valores de la variable SEVER se colocan en el eje de abscisas

GRAFICO 11

Efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de SEVER (logit binario 5)



Nota: Los valores de la variable SEVER se colocan en el eje de abscisas

Para concluir, en los Gráficos 10 y 11 se tienen los efectos marginales sobre las probabilidades para los valores de SEVER en los modelos binarios, donde asimismo se apreció el hecho de que, a sanciones

más severas, les corresponderían mayores efectos marginales sobre las probabilidades de no defraudar (aunque cada vez su crecimiento fuera menor). Ello significaría que la probabilidad de no defraudar se incrementaría, y, por tanto, las probabilidades de cometer fraude en cualquiera de sus formas serían menores.

## 5. CONCLUSIONES

En este trabajo hemos estudiado el comportamiento de fraude académico universitario, en sus modalidades de fraude global y fraude específico en exámenes, a través de modelos logit multinomiales. En primer lugar, se estableció la validez empírica de dichos modelos, demostrando que se cumplía la propiedad de "Independencia ante Alternativas Irrelevantes", lo que nos permitió centrar nuestro estudio en un menor número de alternativas (omitiendo la categoría de fraude específico en trabajos, para cuyo estudio deberían ser incluidas en la encuesta preguntas concretas).

Como resultado de las estimaciones de nuestros modelos se encontró que tanto características individuales como de las clases influían en el comportamiento individual de fraude académico de un estudiante. La percepción que los estudiantes poseen acerca del fraude, representada por las variables VERENGEX, COLECTIVO y AMIGOS, pareció tener un papel fundamental. Así, cuanto más gente se vea (o simplemente, se perciba) defraudando en la clase, en especial los amigos del estudiante, mayor será la probabilidad de los fraudes en exámenes y global.

Ya en los resultados de la encuesta se encontró que los estudiantes no consideraban grave el hecho de cometer fraude en la realización de los exámenes y trabajos, de forma que a menor conciencia de dicha gravedad, representada por la variable PROBLEMA, le corresponderá una mayor incidencia de fraude. Por otra parte, como parece lógico, la posibilidad de recibir una mayor severidad en la correspondiente sanción, representada por la variable SEVER, reducirá tales probabilidades de fraude.

Finalmente, los modelos obtuvieron unas probabilidades medias de defraudar, para un estudiante genérico de este colectivo, en torno al 45% para el fraude específico en exámenes, y cerca del 25% para la conducta de fraude generalizado, representando el restante 30% la probabilidad de no cometer fraude.

Como futura extensión a este trabajo se encontraría, en primer lugar, la ya mencionada inclusión de variables específicas de los trabajos escritos (que hicieran de la alternativa fraude en trabajos una opción no irrelevante) y de características socioeconómicas del estudiante. También podría compararse la validez predictiva de este tipo de modelos de fraude académico con otros modelos no paramétricos de clasificación, por ejemplo, las redes neuronales artificiales. Una comparación entre estos modelos,

aplicados a la predicción de la quiebra bancaria, puede hallarse en Olmeda y Fernández (1997).

## NOTAS:

Nota 1: La encuesta se limitó a la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, ya que el objetivo de este trabajo no fue la comparación del fraude entre distintas Facultades Universitarias. Esta comparación, sin embargo, sí es realizada por Moffatt (1990) y Nowell y Laufer (1997), dando resultados distintos, en lo que se refiere a los estudiantes de Administración y Dirección de Empresas.

Nota 2: Para los análisis posteriores fueron eliminadas aquellas observaciones correspondientes a respuestas de tipo "C" en estas preguntas (que en total fueron 7 observaciones).

Nota 3: A partir de la encuesta original se recogieron otras variables citadas en los trabajos sobre fraude académico, como son NOTAS y VERCOGEX (influencia sobre la propensión a defraudar según el expediente académico que se tuviera hasta ese momento, o en función de haber visto o no a otros estudiantes siendo sorprendidos por los profesores cometiendo el fraude). No obstante, ambas variables se excluyeron de los análisis por resultar no significativas en todos los casos. En los otros artículos, los resultados son diversos: por ejemplo, en Bunn *et al.* (1992) y Moffatt (1990) aparecen correlaciones negativas entre la nota media y el fraude, o bien, inversas respecto al carácter habitual del fraude (Mixon (1996)); sin embargo, en otros, esa diferencia no es significativa (Kerkvliet (1994), Nowell y Laufer (1997), Roberts y Toombs (1993)) o es muy baja (Roberts y Rabinowitz (1992)); por otra parte, en Mixon (1996) sí resulta significativo el ver cómo un estudiante era cogido cometiendo fraude, mientras que no ocurre lo mismo en Bunn *et al.* (1992).

Nota 4: En trabajos como Brooks *et al.* (1995, 1997) o Fry y Harris (1996, 1997), se recomienda el uso de algunos de estos tests, aunque siempre empleando tamaños empíricos del propio contraste obtenidos por simulación, en lugar de tamaños asintóticos. La limitación de estas recomendaciones consiste que los resultados de las simulaciones de Monte Carlo (en cuanto a tamaño y potencia de los contrastes) dependen completamente de los datos empleados inicialmente, por lo que cualquier extrapolación de las conclusiones debe hacerse con extrema precaución.

## **ANEXO 1.**

Preguntas del cuestionario sobre fraude académico empleadas en el trabajo:

1. ¿Has observado alguna vez a otro/a estudiante engañar en un examen?

A. Sí. (225)

B. No. (23)

C. NS/NC. (2)

2. Basándote en tu experiencia en la Universidad, ¿qué número de estudiantes crees que engañan en un examen cualquiera?

A. 0 ó 1. (13)

B. Entre 2 y 5. (64)

C. Entre 6 y 10. (75)

D. Entre 11 y 15. (36)

E. Más de 15. (49)

F. NS/NC. (13)

3. ¿Has engañado alguna vez en un examen en la Universidad?

A. Sí. (149)

B. No. (98)

C. NS/NC. (3)

4. ¿Has engañado alguna vez en la realización de un trabajo escrito en la Universidad?

- A. Sí. (79)
- B. No. (167)
- C. NS/NC. (4)

5. ¿Conoces a algún/a estudiante que engañe en los exámenes frecuentemente o "por sistema"?

- A. Sí. (122)
- B. No. (112)
- C. NS/NC. (16)

6. Si fueras cogido/a engañando en las respuestas de un examen, ¿qué esperarías que ocurriera?

- A. Ser regañado/a sin mayores consecuencias. (24)
- B. Ser obligado/a a repetir el examen. (45)
- C. Obtener una nota más baja en el examen. (36)
- D. Obtener un suspenso por curso. (122)
- E. Ser expulsado/a de la Universidad un semestre. (1)
- F. NS/NC. (22)

7. ¿Crees que el engaño en los exámenes es mayormente provocado por miedo (espontáneo) o es premeditado?

- A. Provocado por miedo. (107)
- B. Premeditado. (109)
- C. NS/NC. (34)

8. ¿Crees que la colocación física en el aula de examen influye en el comportamiento de engaño?

A. Sí. (211)

B. No. (37)

C. NS/NC. (2)

9. En tu opinión, el engaño (en exámenes y/o trabajos) en tu Universidad:

A. No es un problema. (95)

B. Es un problema leve. (90)

C. Es un problema que requiere alguna atención. (43)

D. Es un problema grave. (8)

E. NS/NC. (14)

10. Indica tu sexo:

A. Mujer. (123)

B. Hombre. (113)

C. NS/NC. (14)

Nota: entre paréntesis aparece el número de respuestas en cada categoría.

## **ANEXO 2.**

Propiedad de suma nula de los efectos marginales en modelos logit:

Diferenciando la expresión del modelo logit multinomial respecto a una variable cualquiera  $X_h$  se llega a la expresión de los efectos marginales de los regresores sobre las probabilidades  $P(j)$ :

$$\frac{\partial P(j)}{\partial X_k} = P(j) \cdot \left[ \beta_{jk} - \sum_{\forall j} P(j) \cdot \beta_{jk} \right]$$

Si los sumamos para todas las alternativas posibles,  $j=0\dots J$ , incluyendo la tomada como referencia tenemos que:

$$\sum_{\forall j} \frac{\partial P(j)}{\partial X_k} = 0$$

La demostración es inmediata:

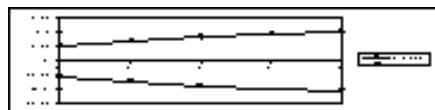
$$\begin{aligned} \sum_{\forall j} \frac{\partial P(j)}{\partial X_k} &= \sum_{\forall j} P(j) \left[ \beta_{jk} - \sum_{\forall j} P(j) \beta_{jk} \right] = \sum_{\forall j} P(j) \beta_{jk} - \sum_{\forall j} P(j) \left( \sum_{\forall j} P(j) \beta_{jk} \right) = \\ &= \sum_{\forall j} P(j) \beta_{jk} - \sum_{\forall j} P(j) \beta_{jk} = 0 \end{aligned}$$

ya que para  $j=0$ , los coeficientes para todos los regresores (incluyendo el término constante) se normalizan a cero, es decir,  $\beta_{0k} = 0$  para  $h=1\dots H$ .

Esta propiedad se cumple también para el modelo logit binario, que no es más que un caso particular del logit multinomial cuando las alternativas son dos ( $j=0, 1$ ). En este caso, el efecto marginal sobre  $P(1)$  será:

$$\frac{\partial P(1)}{\partial X_k} = P(1) \cdot [1 - P(1)] \beta_k$$

y sobre  $P(0)$ :



donde se han omitido los subíndices 1 de los coeficientes del modelo  $b_{1h}$ . Es evidente que ambas expresiones suman cero, ya que se cumple que  $P(0) + P(1) = 1$ .

## 6. REFERENCIAS

- Aldrich, J. H., y F. D. Nelson. 1984. *Linear probability, logit, and probit models*. Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences, 07-045. Beverly Hills, CA.: Sage Publications.
- Becker, G. S. 1968. Crime and punishment: An economic approach. *Journal of Political Economy* 76 (2): 169-217.
- Ben-Akiva, M., y S. R. Lerman. 1993. *Discrete choice analysis*. Cambridge: MIT Press.
- Bordley, R. F. 1990. The dogit model is applicable even without perfectly captive buyers. *Transportation Research* 24B (4): 315-323.
- Börsch-Supan, A. 1985. *Econometric analysis of discrete choice with applications on the demand for housing in the U.S. and West-Germany*. New York: Springer-Verlag.
- Brooks, R. D., T. R. L. Fry, y M. N. Harris. 1995. Combining choice set partition tests for IIA: Size properties in the four alternative setting. *Working Papers*. Monash University, Econometrics n° 1/95.
- Brooks, R. D., T. R. L. Fry, y M. N. Harris. 1997. The size and power properties of combining choice set partition tests for the IIA property in the logit model. *Journal of Quantitative Economics* 13 (2): 45-61.
- Bunn, D. N., S. B. Caudill, y D. M. Gropper. 1992. Crime in the classroom: An economic analysis of undergraduate student cheating behavior. *Journal of Economic Education* 23 (3): 197-207.
- Cloninger, D., y R. Hodgins. 1986. An economic analysis of student-reported grading errors. *Journal of Economic Education* 17 (1): 25-33.

- Chinchilla, C. 1989. El nuevo régimen disciplinario de los alumnos no universitarios. *Revista Española de Derecho Administrativo* 64 (4): 547-568.
- Franklyn-Stokes, A., y S. E. Newstead. 1995. Undergraduate cheating: Who does what and why?. *Studies in Higher Education* 20 (2): 159-172.
- Fry, T. R. L., R. D. Brooks, B. R. Comley, y J. Zhang. 1993. Economic motivations for limited dependent and qualitative variable models. 1979. *Economic Record* 69 (2): 193-205.
- Fry, T. R. L., y M. N. Harris. 1996. A Monte Carlo study of tests for the independence of irrelevant alternatives property. *Transportation Research* 30B (1): 19-30.
- Fry, T. R. L., y M. N. Harris. 1998. Testing for independence of irrelevant alternatives: Some empirical results. *Sociological Methods and Research* 26 (3), 402-424.
- García, J., J. L. Raymond, y T. Valdés. 1986. La detección del fraude en la imposición de la renta: Un análisis microeconómico. *Cuadernos Económicos de I.C.E.* 34 (3): 45-63.
- Gaudry, M. J. I., y M. G. Dagenais. 1979. The dogit model. *Transportation Research* 13B (2): 105-112.
- Greene, W. H. 1991. *LIMDEP version 6.0: User's manual*. Bellport, N. Y.: Econometric Software.
- Hausman, J. A., y D. McFadden. 1984. Specification tests for the multinomial logit model. *Econometrica* 52 (5): 1219-1240.
- Horowitz, J. 1981. Identification and diagnosis of specification errors in the multinomial logit models. *Transportation Research* 15B (5): 345-360.
- Houston, J. P. 1986. Classroom answer copying: Roles of acquaintanceship and free versus assigned seating. *Journal of Educational Psychology* 78 (3): 230-232.
- Kerkvliet, J. 1994. Cheating by economics students: A comparison of survey results. *Journal of Economic Education* 25 (2): 121-133.
- Liao, T. F. 1994. *Intepreting probability models: Logit, probit, and other generalized linear models*. Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences, 07-101. Thousand Oaks, CA.: Sage Publications.
- Maddala, G. S. 1983. *Limited-dependent and qualitative variables in Econometrics*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Maddala, G. S. 1993. Contrastes de especificación en modelos de variable dependiente limitada. *Cuadernos Económicos de I.C.E.* 55 (3): 185-223.
- Malinowski, C. I., y C. P. Smith. 1985. Moral reasoning and moral conduct: An investigation prompted by Kohlberg's theory. *Journal of Personality and Social Psychology* 49 (4): 1016-1027.
- Manski, C. F. 1977. The structure of random utility models. *Theory and Decision* 8: 229-254.

- McCabe, D., y L. K. Trevino. 1996. What we know about cheating in college. *Change* 28 (1): 29-33.
- McCormick, R. E., y R. D. Tollison. 1984. Crime on the Court. *Journal of Political Economy* 92 (2): 223-235.
- McFadden, D. 1973. Conditional logit analysis of qualitative choice behavior, en P. Zarembka (ed.), *Frontiers in Econometrics*: 105-142. New York: Academic Press.
- McFadden, D., K. Train, y W. B. Tye. 1981. An application of diagnostic tests for the independence of irrelevant alternatives property of the multinomial logit model. *Transportation Research Record* 637 (1): 39-46.
- Mixon, F. G. 1996. Crime in the classroom: an extension. *Journal of Economic Education* 27 (3): 195-200.
- Moffat, M. 1990. *Undergraduate cheating*. Mimeo. Rutgers University.
- Nerlove, M., y S. Press. 1973. *Univariate and multivariate log-linear and logistic models*. RAND-R1306-EDA/NIH. Santa Monica: Rand Corporation.
- Nowell, C., y D. Laufer. 1997. Undergraduate student cheating in the fields of Business and Economics. *Journal of Economic Education* 28 (1): 3-12.
- Olmeda, I., y E. Fernández. 1997. Hybrid classifiers for financial multicriteria decision making: The case of bankruptcy prediction. *Computational Economics*, 10 (4): 317-335.
- Pemán, J. 1994. Régimen disciplinario de los estudiantes universitarios: Sobre la vigencia y aplicabilidad del Reglamento de Disciplina Académica. *Revista Administración Pública* 135 (3): 435-471.
- Raymond, J. L., y T. Valdés. 1985. Aplicación de modelos de elección discreta para la detección del fraude en la imposición sobre la renta. *Papeles de Economía Española* 23 (2): 372-381.
- Roberts, D. M., y R. Toombs. 1993. A scale to assess perceptions of cheating in examination-related situations. *Educational and Psychological Measurement* 53: 755-762.
- Roberts, D. M., y W. Rabinowitz. 1992. An investigation of student perceptions of cheating in academic situations. *The Review of Higher Education* 15 (1): 179-190.
- Small, K. A., y C. Hsiao. 1985. Multinomial logit specification tests. *International Economic Review* 26 (3): 619-627.
- Train, K. 1993. *Qualitative choice analysis*. Cambridge: MIT Press.
- Tse, Y. K. 1987. A diagnostic test for the multinomial logit model. *Journal of Business & Economic Statistics* 5 (2): 283-286.