

EVALUACIÓN EMPÍRICA DE LOS CONTRASTES DE LA GESTIÓN DEL RESULTADO*

FRANCISCO POVEDA FUENTES
Universidad de Alicante

Los escándalos contables que han salpicado a los mercados de capitales internacionales en los últimos años, convierten la línea de investigación del *earnings management* en tema de especial relevancia y oportunidad. Aunque cada vez es mayor la preocupación por parte de los organismos supervisores de los mercados de capitales sobre la fiabilidad y transparencia de la información financiera suministrada por los emisores de valores, la realidad es que existe una asimetría informativa entre el interior y el exterior de las firmas que permite cierto grado de discrecionalidad a la hora de revelar dicha información a los inversores. En este contexto, el presente trabajo trata de proporcionar a los analistas e inversores del mercado de capitales español, una referencia de los tamaños reales de contraste y de la capacidad de detección de los modelos de estimación del componente anormal del resultado publicado por las compañías.

Palabras clave: ajustes por devengo, manipulación de beneficios.

Clasificación JEL: M41.

Un aspecto esencial en el análisis de la información financiera de las compañías cotizadas son las posibles manipulaciones introducidas de forma discrecional por los directivos en la información que dan a conocer a los usuarios. De este tipo de cuestiones se ocupa la línea de investigación de *earnings management* que actualmente constituye un tema de especial relevancia y oportunidad ante los diversos escándalos contables que han salpicado a los mercados de capitales internacionales en los últimos años. Una de las definiciones de *earnings management* que aún con mayor acierto simplicidad y rigor, puede encontrarse en Schipper (1989): intervenciones deliberadas en el proceso de elaboración y revelación de la información financiera, con el objeto de alcanzar fines unilaterales. En este sentido, este tipo de acciones pueden tener un contenido real, o ser puramente contables. Por un lado, el

(*) La presente versión de este trabajo se ha beneficiado de las sugerencias y comentarios de dos evaluadores anónimos, así como de los editores de la Revista de Economía Aplicada. Gracias a todos ellos por sus valiosas aportaciones y por su decisiva contribución a una continua mejora del trabajo. Cualquier error que pueda subsistir es de mi exclusiva responsabilidad.

earnings management real sería el resultado de transacciones reales instrumentadas por los responsables de la empresa, orientando sus decisiones hacia el efecto que puedan tener sobre el resultado. Por otro lado, el *earnings management* artificial o contable vendría dado por aquellas acciones exclusivamente contables que tienen impacto sobre el resultado, pero que no afectan a los flujos de tesorería reales.

Dentro esta línea de investigación, las dificultades metodológicas son especialmente relevantes y existe un amplio debate metodológico en torno a los contrastes de *earnings management* que ha estado presente durante la década de los noventa y que sigue candente en la actualidad. Concretamente destacan dos grandes líneas de trabajo para la detección de manipulación sobre resultados:

– Por un lado, la línea de investigación básica del *earnings management* durante los noventa ha girado en torno a la metodología de los denominados ajustes por devengo¹, definidos como la diferencia entre el resultado contable y el flujo de caja de las operaciones. La cuestión clave en esta metodología consiste en descomponer la variable observable ajustes por devengo totales, en dos componentes no observables que vendrían dados por su parte normal, dados los factores que afectan a dicha variable, y su parte anormal, que se toma como estimador de la discrecionalidad implementada sobre el beneficio publicado. Ante esta cuestión, las posibilidades de éxito para el investigador pasan por modelizar el comportamiento del componente normal, que no es observable en sí mismo, pero depende, en su mayor grado, de variables observables.

Este planteamiento genérico también se aplica sobre ajustes por devengo individuales desde el trabajo pionero de McNichols y Wilson (1988)². Al centrarse en la modelización de un componente individual, el porcentaje de variabilidad que se consigue explicar superará a los modelos agregados y la precisión a la hora de aislar la parte anormal o discrecional será mayor, reduciendo así la probabilidad de error tipo I. Como contrapartida, frente a los modelos agregados, presentan una potencia inferior al ser capaces de pronunciarse, exclusivamente, sobre la partida individual analizada y no poder decir nada sobre el resto. En definitiva, adoptar un enfoque individual o un enfoque agregado se ha planteado como un *trade-off* entre mayor precisión - menor rango o menor precisión - mayor rango. Ante esta disyuntiva, si se revisan las publicaciones en las principales revistas del área, los modelos agregados derivados del pionero modelo de Jones (1991) copan la práctica totalidad de los trabajos publicados sobre *earnings management*³.

(1) No existe una coincidencia semántica plena entre el término anglosajón *accruals* y su traducción como ajustes por devengo. No obstante, se emplea este término por no encontrar una traducción mejor.

(2) Una excelente aplicación de este enfoque individual ha sido desarrollada en nuestro país por Saurina (1999) en relación a las provisiones para insolvencias en las cajas de ahorro.

(3) En McNichols (2000) se realiza una búsqueda bibliográfica de artículos sobre *earnings management* en el periodo 1993-1999 en ocho revistas científicas, identificando en un 52,8% de los casos el empleo de modelos de ajustes por devengo agregados, seguidos de un 18,2% que emplean modelos de ajustes concretos o individuales.

Por otro lado, los trabajos de Burgstahler y Dichev (1997) y DeGeorge *et al.* (1999) abren una línea de investigación complementaria que consiste en obtener la distribución empírica del resultado publicado y analizar la concentración de frecuencias en intervalos adyacentes en torno a determinados umbrales de referencia, como puede ser la predicción de consenso de los analistas, el beneficio del ejercicio previo, etc. Si se asume la hipótesis de ausencia de manipulaciones, se espera observar una distribución de frecuencias alisada sin que destaquen discontinuidades relevantes. No obstante, en el mencionado trabajo de Burgstahler y Dichev (1997) se detectan frecuencias inusualmente bajas de compañías con pequeñas pérdidas, y frecuencias inusualmente altas de compañías con pequeños beneficios. Dichas anomalías en la función de distribución se consideran como evidencia de la presencia de *earnings management* alcista que permita saltar de pequeñas pérdidas a pequeños beneficios.

De cara a la posible aplicación profesional de los procedimientos de detección del *earnings management* que están siendo desarrollados por la comunidad académica, el análisis de las distribuciones proporcionaría información muy genérica, aunque de gran utilidad para los reguladores de los mercados. Por su parte, la potencial utilidad de los modelos de ajustes por devengo anormales, reside en su capacidad de aislamiento del componente anormal que permita corregir adecuadamente las valoraciones de las empresas en concreto. En este contexto, el presente trabajo centra la atención en evaluar la metodología de estimación y contraste de los ajustes por devengo anormales, tratando de proporcionar a los inversores y analistas del mercado de capitales español una referencia de los tamaños reales de contraste y de la capacidad de detección de los modelos ante cualquier tipo de análisis fundamental.

Una vez ubicado el trabajo, en el siguiente apartado se define la variable objetivo de ajustes por devengo. A continuación, se presentan los rasgos básicos del contraste de ajustes por devengo anormales. En el cuarto apartado se presenta una descripción detallada de la muestra sobre la que se lleva a cabo el posterior estudio empírico prestando especial atención a los ajustes por devengo. En el apartado quinto, se lleva a cabo el análisis de especificación de los contrastes al objeto de que los usuarios puedan disponer de una estimación de la probabilidad que existe de atribuir incorrectamente prácticas de manipulación a empresas limpias. En el sexto apartado, se presenta el análisis de la potencia de los contrastes para tratar de estimar en qué medida dichos contrastes son capaces de detectar efectivamente la presencia de *earnings management*. Seguidamente se presenta un análisis de la sensibilidad de los resultados ante variaciones en el tamaño de las muestras de evento, así como su aplicación en distintos subperiodos. Finalmente, en el séptimo apartado se sintetizan las principales conclusiones que se pueden extraer del trabajo realizado y las implicaciones que pueden tener para los posibles usuarios de estas técnicas de detección de manipulaciones en el resultado publicado.

1. VARIABLE OBJETIVO: AJUSTES POR DEVENGO DE CIRCULANTE

A la hora de analizar el resultado básico de una empresa, que es el que se deriva de su actividad principal de explotación, la prensa económica especializada y

los analistas financieros suelen emplear en sus informes el denominado *ebitda* que se define como el resultado antes de intereses, impuestos y depreciaciones. De este modo se pretende conseguir una medida menos sujeta a la posible discrecionalidad de los directivos al eliminar dotaciones a la amortización, provisiones, etc., que son puramente contables y no implican movimiento de tesorería. No obstante, si atendemos a la verdadera composición del *ebitda*, dicha magnitud se puede descomponer entre flujo de caja y ajustes por devengo.

Los flujos de caja son una medida objetiva de rendimiento en el sentido de que no están sujetos a discrecionalidad contable, simplemente se trata del movimiento neto de tesorería que se haya producido en el ejercicio. Sin embargo, dicha medida no acompaña adecuadamente el rendimiento obtenido con los recursos empleados a tal efecto. En esta situación, dos de los principios básicos que guían la contabilidad de las empresas imponen la necesaria correlación entre ingresos y gastos de un ejercicio, así como el reflejo de ambos cuando se produzca su devengo, independientemente de su fecha de cobro o pago. Como resultado de la aplicación de este tipo de principios se obtiene el beneficio o pérdida que una compañía ha generado durante un ejercicio económico por el desarrollo de su actividad y que diferirá del flujo de caja en una magnitud heterogénea que denominamos ajustes por devengo.

Dicha magnitud se define de manera directa como diferencia entre el resultado contable ordinario y el flujo de caja de las operaciones. No obstante, dado que en España no existe un estado de flujos de caja estandarizado, se calculan de manera indirecta a través de los datos de los balances de situación normalizados presentados por las compañías emisoras de valores a la CNMV. Concretamente, en el presente trabajo se emplea la definición estándar desde el artículo de referencia de Dechow *et al.* (1995), centrándonos en este caso en los ajustes por devengo de circulante⁴:

$$ADC_{it} = (\Delta AC_{it} - \Delta \text{Tesorería y equivalentes}_{it}) - (\Delta PC_{it} - \Delta \text{Deudas financieras}_{it})$$

Donde, ADC_{it} son los ajustes por devengo de circulante, ΔAC_{it} es la variación en el activo circulante, $\Delta \text{Tesorería y equivalentes}_{it}$ es la variación en las partidas de tesorería así como otras partidas de liquidez inmediata como las inversiones financieras temporales, ΔPC_{it} es la variación en el pasivo circulante, y $\Delta \text{Deudas financieras}_{it}$ es la variación en las deudas con entidades de crédito y otras emisiones de deuda.

Son muchos los trabajos que han detectado comportamientos anormales relacionados con los ajustes por devengo ante muy diversos estímulos (remuneración de directivos, ampliaciones de capital, salidas a bolsa, dividendos, cláusulas ante prestamistas, predicciones de analistas, tasas de crecimiento, etc.) sin que existan salvedades en los informes de auditoría correspondientes que señalen dichos comportamientos oportunistas. Se trata de prácticas opacas al usuario de la informa-

(4) En las bases de datos contables de la CNMV no aparece el nivel de inmovilizado bruto que se requiere como variable de control para la amortización. Por tanto, se trabaja con ajustes por devengo de circulante.

ción financiera y, pese a que los auditores desempeñen su trabajo con la máxima diligencia y profesionalidad, la cobertura total de estas áreas en empresas cotizadas es prácticamente inviable. En estas circunstancias, los ajustes por devengo constituyen un instrumento idóneo para la gestión de resultados por parte de los directivos.

Es importante matizar que el abanico de posibilidades de que disponen los directivos para ejercer comportamientos oportunistas sobre la información financiera revelada al mercado, abarca un amplio número de instrumentos que no sólo incluyen a los ajustes por devengo y que presentan distintas implicaciones en su tratamiento y análisis. Existen otras muchas alternativas como provisiones para riesgos y gastos, financiación con partidas fuera de balance, consideración de gastos de I+D, capitalización de intereses y diferencias de cambio, etc., que pueden afectar al resultado contable sin que se alteren los ajustes por devengo y, por tanto, quedan fuera del alcance de este tipo de modelos. En este sentido, se ha de tener presente que los modelos de ajustes por devengo constituyen una técnica de examen analítico que cumple con la definición expuesta en la Resolución del ICAC de 20 de junio de 2000. En cierto modo, dado que los investigadores sólo disponemos de información externa para detectar posibles alteraciones en el resultado, nos vemos limitados forzosamente a la aplicación de técnicas analíticas con la información financiera disponible. Sin embargo, las técnicas de revisión analítica y cálculos globales no son aplicables en todas las partidas de unas cuentas anuales, sino que en función de su naturaleza y de la posibilidad de establecer las interrelaciones entre variables a las que hace referencia la norma técnica, se podrán aplicar con determinada solvencia o serán rechazadas de entrada. En los temas de provisiones para riesgos y gastos, financiación con partidas fuera de balance, consideración de gastos de I+D, etc., se trata de variables que no siguen pautas concretas que dependan de variables observables, por lo que no han sido objeto de modelización.

2. MARCO ESTADÍSTICO: CONTRASTE DE AJUSTES POR DEVENGO

Una vez se dispone de la magnitud observable ajustes por devengo de circulante (ADC_{it}), se trata de plantear una partición teórica en sus dos componentes no observables que vendrían dados por su parte normal ($ADCN_{it}$) y su parte anormal ($ADCA_{it}$). En caso de que dicha descomposición fuese observable, el componente anormal se tomaría como medida de *earnings management* y los contrastes se basarían en el siguiente modelo⁵:

$$ADCA_{it} = \alpha + \beta PART_{it} + \varepsilon_{it} \quad [1]$$

donde $ADCA_{it}$ son los ajustes por devengo anormales o discrecionales, $PART_{it}$ es una variable binaria que divide la muestra en dos subgrupos tomando el valor 1 para las observaciones en las que el investigador espera *a priori* que exista *ear-*

(5) En Boynton *et al.* (1992) y en Dechow *et al.* (1995) se pueden consultar generalizaciones de este modelo.

arnings management y 0 para el resto. De este modo, α es el valor medio de los ADCA para las observaciones de la categoría base, y $\alpha + \beta$ es el valor medio de los ADCA del subgrupo de empresas para las que el investigador supone *earnings management*. Por tanto β mide la variación de los ajustes por devengo discrecionales medios de un grupo respecto del otro. La hipótesis nula de no existencia de *earnings management* como respuesta al estímulo identificado por el investigador será rechazada si el coeficiente estimado para la variable PART es estadísticamente significativo y tiene el signo esperado según el estímulo concreto planteado.

Los denominados modelos de ajustes por devengo tratan de modelizar el comportamiento de dicha variable que se debe a motivos objetivos y, por diferencia con los ajustes por devengo totales, se estiman los ajustes por devengo anormales. En este sentido, se dispondrá de tantas estimaciones de $ADCA_{it}$ como modelos de estimación empleados. De este modo, en el presente trabajo se trata de evaluar la especificación y potencia en el mercado de capitales español de los modelos más representativos desarrollados durante los noventa que se presentan en el Anexo I.

$$\underbrace{ADCA_{it}}_{\text{observable}} = \underbrace{ADCN_{it}^m + \boxed{ADCA_{it}^m}}_{\text{no observable (depende del modelo "m")}} \rightarrow \text{Modelos de estimación Anexo I}$$

El punto de partida de la formulación estadística planteada por McNichols y Wilson (1988) viene dado por el hecho de que el investigador trabajará con una *proxy* $ADCA^m$ que mide los ADCA con error ($ADCA_{it}^m = ADCA_{it} + \eta_{it}^m$). Dado que dicho error de medida no es un ruido blanco incorrelacionado sino que tiene una estructura inducida por el modelo de estimación “m” que se haya empleado, el hecho de no aparecer como variable explicativa puede provocar problemas de endogeneidad pues realmente estamos ante los modelos siguientes:

$$\text{Modelo estructural [1]: } ADCA^m = \alpha + \beta PART + \eta^m + \varepsilon$$

$$\text{Modelo estimado [2]: } ADCA^m = \alpha^m + \beta^m PART + \varepsilon^m$$

Por tanto, el coeficiente que realmente estima un investigador al tratar de contrastar la existencia de *earnings management* (β^m) dependerá del modelo de estimación “m” empleado para obtener el $ADCA^m$, y podría presentar sesgos positivos o negativos en función de la correlación existente entre el error de medida y la variable de partición. Además del sesgo, McNichols y Wilson (1988) señalan que incluso cuando no existe correlación entre el error de medida y la variable de partición, pese a que las estimaciones serán insesgadas, la estimación de la varianza del término de error estará sesgada al alza independientemente de las condiciones de ortogonalidad. Consecuentemente, el estadístico de contraste estará infraestimado aumentando así la probabilidad de error tipo II. En este contexto, es fundamental realizar un análisis de especificación y potencia que permita calibrar dichas magnitudes para cada uno de los modelos existentes y dentro del mercado de capitales español.

3. DATOS EMPLEADOS EN EL ESTUDIO EMPÍRICO

El estudio empírico se realiza sobre los estados financieros consolidados que las sociedades emisoras de valores (no financieras ni aseguradoras) han presentado a la CNMV en los ejercicios 1991-2002. Una vez disponible la población de empresas y años señalada, se eliminan todas aquellas observaciones que presentan un importe nulo en la cifra de negocios para no incluir empresas en situación de inactividad. A su vez, de cara a la estimación de los modelos, se exige que en cada combinación sector-año haya un mínimo de tres observaciones, y que cada empresa tenga un mínimo de cuatro observaciones consecutivas en serie temporal. Con estos filtros, la muestra final queda compuesta por 377 empresas pertenecientes a 11 sectores según la clasificación sectorial de la CNMV a 2 dígitos. El total de observaciones empresa-año asciende a 2510 lo que implica una media de 6,67 observaciones por empresa. En el cuadro 1 se presenta la composición de la muestra por sectores y años donde podemos observar que para la estimación de los paneles sectoriales, a los que se hace referencia en el Anexo I, se dispone de un rango desde 37 hasta 584 observaciones empresa-año.

Cuadro 1: COMPOSICIÓN DE LA MUESTRA: SECTORES Y AÑOS

	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	Total
Agricultura y pesca	0	0	3	3	4	3	3	4	4	4	5	4	37
Mat. de construcción	8	12	20	18	17	17	17	16	13	11	10	8	167
Comercio y otros servic.	5	6	28	24	24	21	21	21	23	22	19	18	232
Construcción	5	9	12	12	11	11	10	10	9	9	9	9	116
Energía y agua	19	19	29	26	28	27	24	24	18	18	18	16	266
Industria química	5	9	12	10	10	10	10	5	5	5	4	3	88
Inmobiliarias	8	13	44	46	49	45	42	42	40	37	37	34	437
Metálicas básicas	6	7	15	14	13	12	12	12	10	10	8	8	127
Nuevas tecnologías	3	4	5	5	5	5	6	6	7	10	11	12	79
Otras industrias transf.	17	27	61	60	59	55	54	53	54	50	50	44	584
Transportes y comunicac.	14	18	50	48	45	35	33	30	27	27	26	24	377
Total	90	124	279	266	265	241	232	223	210	203	197	180	2.510

En el cuadro 2 se presenta la composición de la rentabilidad económica de estas empresas. Si atendemos al promedio de cada año vemos que el ROA medio varía en un rango que va desde el 6,74% en 1993 hasta un 10,58% en 1998. Si descomponemos esta rentabilidad económica en la parte debida al flujo de caja generado por las operaciones de explotación y la parte debida a los ajustes por devengo de circulante, podemos observar que la influencia de este último componente contable puede llegar a representar más de un cincuenta por ciento del

ROA. Concretamente, en el año 2000 se obtiene un promedio de rentabilidad económica de un 9,74% que viene dado por 4,52 puntos porcentuales de flujo de caja y 5,22 de ajustes por devengo de circulante. En definitiva, dado el peso que los ajustes por devengo pueden representar en los datos de rentabilidad económica que suelen aparecer en numerosos informes de valoración, dicha variable se convierte en un objetivo de análisis relevante puesto que puede ser empleada por los directivos para influir sensiblemente sobre las expectativas de los inversores.

Cuadro 2: COMPOSICIÓN DE LA RENTABILIDAD SOBRE ACTIVOS (ROA)

Año	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002
ROA	9,50%	8,07%	6,74%	8,85%	9,96%	8,84%	9,83%	10,58%	9,74%	9,96%	9,15%	9,31%
CFO	6,22%	6,28%	5,81%	10,36%	10,22%	10,53%	8,75%	9,79%	4,52%	5,46%	7,14%	8,11%
ADC	3,27%	1,79%	0,93%	-1,51%	-0,26%	-1,69%	1,08%	0,79%	5,22%	4,49%	2,01%	1,20%
PESO	34,47%	22,15%	13,83%	17,02%	2,63%	19,12%	10,98%	7,46%	53,62%	45,13%	21,95%	12,88%
N	90	124	279	266	265	241	232	223	210	203	197	180

ROA: media de la rentabilidad económica; CFO: media del flujo de caja de las operaciones de explotación deflactado por el activo total al inicio del ejercicio; ADC: media de los ajustes por devengo de circulante deflactados por el activo total al inicio del ejercicio; PESO: participación media del componente ADC sobre la rentabilidad ROA; N: número de empresas.

4. ANÁLISIS DE ESPECIFICACIÓN: ERRORES TIPO I

Este primer análisis trata de proporcionar a los usuarios de este tipo de técnicas, una estimación de la probabilidad que existe de atribuir incorrectamente *earnings management* a empresas con ausencia de manipulaciones. El error de tipo I se define como la probabilidad de rechazar la hipótesis nula cuando ésta es cierta. Por tanto, se requiere que en la muestra de evento sobre la que se aplique el contraste se cumpla la hipótesis nula de no *earnings management*. A estos efectos, partiendo de las 2510 observaciones que componen la muestra total, se extrae una muestra aleatoria de 50 observaciones sin reemplazamiento, a las que se asigna $PART=1$ en la variable binaria de partición⁶. De este modo se asegura la incorrelación de la variable de partición con el error de medida y, a su vez, se asegura que la hipótesis nula de no *earnings management* sea cierta, tal y como requiere el análisis de error tipo I. Una vez extraída una submuestra aleatoria, se estiman los modelos del Anexo I para cada panel sectorial, empleando las observaciones fuera de evento y se lleva a cabo el contraste de *earnings management* descrito en el apartado tercero⁷.

(6) Se ha replicado el estudio con y sin reemplazamiento y se ha ido alterando la semilla del generador de números aleatorios sin que los resultados se vean alterados.

(7) Todos los contrastes se llevan a cabo en cada simulación sobre la misma muestra aleatoria para asegurar así la comparabilidad de resultados entre distintos modelos.

Estas etapas se replican en cada una de las 100 iteraciones que componen la simulación y se van contabilizando los rechazos que se observan en los contrastes ante particiones aleatorias ausentes de *earnings management*, de forma que se obtiene la frecuencia de errores tipo I que implica una estimación del tamaño real del contraste que se sintetiza en el cuadro 3. Si atendemos al contraste bilateral con un nivel de significación teórico del 5%, la mayoría de los modelos giran en torno a dicho tamaño con un rango de variación que básicamente se mueve entre 3% y 5% con la excepción de Kang y Shivaramakrishnan (1998). En el contraste bilateral, la mayoría de los modelos muestran un tamaño real de contraste menor al nominal. Esta tendencia generalizada en contra del rechazo se muestra más claramente cuando el nivel de tamaño nominal de los contrastes se reduce al 1%. En ese caso, los tamaños reales de contraste están más lejos, en términos relativos, de su nominal. Concretamente, cinco de los modelos analizados no registran rechazo alguno en ninguna de las iteraciones.

Cuadro 3: ANÁLISIS DE ESPECIFICACIÓN: SIMULACIÓN DE ERRORES TIPO I

	Contraste bilateral		Contraste cola derecha		Contraste cola izquierda	
	5%	1%	5%	1%	5%	1%
cah	3%	0%	7%	1%	4%	0%
dss	4%	1%	8%	2%	4%	0%
bdp	4%	0%	7%	0%	5%	0%
shv	5%	1%	6%	3%	3%	0%
kss	8%	1%	7%	1%	8%	1%
ppy	2%	0%	6%	0%	2%	0%
mcl	2%	0%	7%	0%	4%	0%
ggk	1%	0%	6%	1%	4%	0%

cah: modelo de Cahan (1992); dss: modelo de Dechow, Sloan y Sweeney (1995); bdp: modelo de Boynton, Dobbins y Plesko (1992); shv: modelo de Shivakumar (1996); kss: modelo de Kang y Shivaramakrishnan (1995); ppy: modelo de Peanell, Pope y Young (1998); mcl: modelo de McCulloch (1998); ggk: modelo de Garza-Gómez, Okumura y Kunimura (1999).

Entrando ya en los contrastes unilaterales, cabe destacar que la mayoría de los modelos presentan asimetría a la derecha con unos niveles de significación observados en dicha cola que se sitúan generalmente por encima de los niveles teóricos, ocurriendo lo contrario en los contrastes de cola izquierda. Esta pauta de comportamiento indica que los modelos presentan cierta tendencia al rechazo en cola derecha que va en contra de la detección de manipulaciones bajistas del resultado de las compañías. Por término medio, si los contrastes se realizan con tamaño nominal del 5% en cola derecha en lugar de cola izquierda, el tamaño real del contraste puede aumentar de 2 a 4 puntos porcentuales. Si rebajamos el nivel

de significación teórico hasta un 1% se observa más claramente esa asimetría ya que casi todos los modelos analizados no presentan rechazos en cola izquierda, mientras que sí que lo hacen en cola derecha.

5. ANÁLISIS DE POTENCIA: SIMULACIÓN DE ERRORES TIPO II

En este apartado se trata de estimar en qué medida son capaces los modelos de ajustes por devengo de detectar efectivamente la presencia de alteraciones en el resultado. La potencia de un contraste se define como la probabilidad de rechazar la hipótesis nula cuando realmente es falsa. Dado que la hipótesis nula en el contraste que nos ocupa es no *earnings management*, se requiere un diseño experimental que asegure al investigador que dicha hipótesis nula es falsa y analizar en dicho contexto la frecuencia de rechazos que arrojan sus contrastes en un proceso iterativo de simulación.

El procedimiento seguido es exactamente el mismo que se describía en el apartado quinto, pues paralelamente se han llevado a cabo ambos procesos para asegurar que especificación y potencia estaban analizadas en base a las mismas muestras aleatorias. La diferencia estriba en que, una vez extraída cada submuestra aleatoria, se introducen intencionadamente manipulaciones en los componentes de los ajustes por devengo de explotación según el procedimiento que se describirá en cada subapartado para asegurar que la hipótesis nula de no *earnings management* es falsa. Por lo que respecta al importe de las manipulaciones inducidas, obviamente no será el mismo para todos los integrantes de cada una de las submuestras aleatorias pues no tendría el mismo impacto en empresas de tamaño distinto. Por este motivo el importe de manipulación será un porcentaje del activo total en el año de evento. Este porcentaje será del 1% y del 5% del activo total de cada compañía para analizar el crecimiento de la función de potencia⁸.

En cuanto a las partidas sobre las que calcular la potencia de las manipulaciones, las posibilidades son elevadas y forzosamente se ha de centrar la atención en aquellos casos genéricos que abarquen el mayor número de posibilidades. En definitiva, las acciones que afectan a los ajustes por devengo se pueden sintetizar en aquellas que vienen dadas por modificaciones en cuentas de ingresos con contrapartida en el activo circulante, o modificaciones en las cuentas de gastos con contrapartida en el pasivo circulante. Si atendemos al efecto neto sobre los ajustes por devengo y el resultado, el efecto de ambos tipos de manipulación sería el mismo y lo que varía es el impacto en las variables de control introducidas por los modelos expuestos en el Anexo I y, por tanto, varía la estimación del componente anormal estimado en cada caso.

5.1. Alteraciones en resultados basadas en cuentas de ingresos

En el panel A del cuadro 4 se analiza la sensibilidad de los modelos a la hora de captar alteraciones en resultados relacionadas con cuentas de ingresos de

(8) Las funciones de potencia en estos contrastes presentan formas cóncavas con elevados incrementos de potencia ante los primeros incrementos en el nivel de manipulación inducido. Por tanto, es esta primera región la que concentra el interés en el análisis de los distintos modelos.

forma que, para las 50 observaciones empresa-año que forman cada una de las muestras aleatorias de evento, se adelantan ventas del ejercicio $t+1$ al ejercicio t mediante su contabilización prematura como ventas a crédito siendo t el año de evento. El objetivo que se consigue con esta manipulación es un aumento del resultado publicado en el año de evento que revierte en el ejercicio posterior del que se habían sustraído ventas manipulando el corte de operaciones en t . En los dos niveles de manipulación inducida de este panel A se observa un desplazamiento de las frecuencias de rechazo hacia la cola derecha mostrando así la pauta correcta ante las alteraciones alcistas. No obstante, la potencia de los contrastes en un primer nivel de manipulación, que viene dado por el 1% del activo total, es relativamente baja si tenemos en cuenta que los modelos con mejor comportamiento se sitúan en un rango que va desde el 8% hasta el 15% de detecciones cuando el tamaño nominal de contraste es del 5%. Dichas frecuencias aumentan como cabe esperar cuando aumenta el grado de manipulación hasta un 5% del activo total, donde ya tenemos una probabilidad aproximada de detectar las anomalías introducidas en el resultado de las compañías que varía desde un 33% para el modelo de Boynton *et al.* (1992) hasta un 85% para el caso de Kang y Shivaramakrishnan (1995).

Una excepción significativa al aumento de potencia ante manipulaciones en las ventas viene dado por la baja sensibilidad del modelo de Peasnell *et al.* (1998). Esta escasa potencia puede atribuirse, desde un punto de vista técnico, a la presencia de las ventas en niveles como regresor en el modelo de estimación de la *proxy* de discrecionalidad. Este hecho provoca que, en el caso de que existan manipulaciones en dicha variable, como es precisamente el caso que nos ocupa, exista correlación clara entre el comportamiento discrecional que se pretende captar en el residuo con el propio regresor, de forma que se extrae de la *proxy* de discrecionalidad prácticamente toda la manipulación, y esto provoca que el beta del contraste de *earnings management* esté sesgado hacia cero reduciendo notablemente la potencia del contraste.

También podemos percibir los problemas de endogeneidad que provoca la presencia de las ventas entre los regresores, aunque en menor medida, en el modelo de Cahan (1992) que no es más que la estimación por datos de panel del modelo original de Jones (1991). Dicho modelo no se muestra tan afectado por el problema descrito en el párrafo previo por no emplear las ventas en niveles sino en primeras diferencias. Sin embargo, se puede observar nítidamente cómo la corrección introducida por Dechow *et al.* (1995) mejora los resultados. En efecto, para el contraste unilateral de cola derecha a un tamaño teórico del 5%, el modelo de Cahan (1992) muestra un 8% de rechazos al primer nivel de manipulación ascendiendo hasta un 40% en el segundo nivel. Por su parte, el modelo de Jones modificado parte en ese mismo contraste de una potencia estimada del 11% para situarse en un 57% cuando el nivel de manipulación alcanza el 5% del activo total.

En el panel B del cuadro 4 se invierte el signo de las manipulaciones de forma que, para las 50 observaciones empresa-año que forman cada una de las muestras aleatorias de evento, se retrasan ventas a crédito del ejercicio t al ejercicio $t+1$ siendo t el año de evento. El objetivo que se consigue con esta manipula-

Cuadro 4: ANÁLISIS DE POTENCIA: MANIPULACIÓN SOBRE INGRESOS A CRÉDITO

PANEL A: Potencia contrastes de ajustes por devengo anormales ante manipulaciones alcistas								
	Manipulación Alcista del 1% sobre AT				Manipulación Alcista del 5% sobre AT			
	Cola derecha		Cola izquierda		Cola derecha		Cola izquierda	
	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%
cah	8%	1%	1%	0%	40%	19%	0%	0%
dss	11%	2%	1%	0%	57%	30%	0%	0%
bdp	10%	1%	1%	0%	33%	17%	0%	0%
shv	13%	5%	1%	0%	65%	43%	0%	0%
kss	15%	6%	1%	0%	85%	61%	0%	0%
ppy	4%	0%	2%	0%	1%	0%	4%	1%
mcl	8%	2%	0%	0%	35%	17%	0%	0%
gk	13%	2%	0%	0%	62%	47%	0%	0%

PANEL B: Potencia contrastes de ajustes por devengo anormales ante manipulaciones bajistas								
	Manipulación Bajista del 1% sobre AT				Manipulación Bajista del 5% sobre AT			
	Cola derecha		Cola izquierda		Cola derecha		Cola izquierda	
	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%
cah	2%	0%	7%	0%	0%	0%	49%	24%
dss	2%	1%	6%	0%	0%	0%	57%	28%
bdp	2%	0%	7%	1%	0%	0%	43%	23%
shv	4%	0%	11%	1%	0%	0%	77%	49%
kss	2%	0%	15%	3%	0%	0%	78%	53%
ppy	6%	0%	2%	0%	8%	0%	1%	0%
mcl	3%	1%	6%	0%	0%	0%	37%	15%
gk	1%	0%	11%	1%	0%	0%	64%	47%

cah: modelo de Cahan (1992); dss: modelo de Dechow, Sloan y Sweeney (1995); bdp: modelo de Boynton, Dobbins y Plesko (1992); shv: modelo de Shivakumar (1996); kss: modelo de Kang y Sivaramakrishnan (1995); ppy: modelo de Peanell, Pope y Young (1998); mcl: modelo de McCulloch (1998); gk: modelo de Garza-Gómez, Okumura y Kunimura (1999).

ción es una disminución del resultado publicado en el año de evento que revierte en el ejercicio posterior. En este segundo panel podemos ver básicamente las mismas pautas de comportamiento, aunque en este caso la presencia de manipulaciones bajistas desplaza claramente las frecuencias hacia la cola izquierda de los contrastes. Se puede observar que, en general, ante los mismos niveles de manipulación, la potencia de los contrastes es ligeramente inferior si se trata de manipulaciones a la baja, dadas las pequeñas asimetrías que mostraban los modelos en el análisis de especificación. De nuevo se pone de manifiesto la gravedad de los problemas de simultaneidad que afectan al modelo de Peasnell *et al.* (1998), así como la mejora que implica la corrección introducida por Dechow *et al.* (1995) al modelo original de Jones (1991).

5.2. Alteraciones en resultados basadas en cuentas de gastos

En el panel A del cuadro 5 se presenta la potencia de los contrastes basados en los ajustes por devengo anormales para captar alteraciones en el corte de operaciones instrumentadas mediante un retraso en el reconocimiento de las compras a crédito en las observaciones aleatorias de evento que provoca en dicho ejercicio un aumento artificial en los resultados publicados por la empresa, así como una reducción en las cuentas de acreedores por operaciones de tráfico. Como contrapartida, en el ejercicio siguiente al año de evento se reconocen estas compras penalizando por tanto el resultado como consecuencia de la reversión. En este caso deberían observarse frecuencias de rechazo anormalmente elevadas en los contrastes unilaterales de cola derecha, pues la alteración descrita conlleva una elevación del resultado publicado del ejercicio. Efectivamente, en el panel A de este cuadro 5 se observa que en ambos niveles de manipulación se produce un desplazamiento de las frecuencias de rechazo hacia la cola derecha. Para un primer nivel de manipulación del 1% del activo total, la frecuencia con que se detecta a un nivel de significación del 5% va desde un 10% en el caso de Cahan (1992) hasta un 19% en el caso de Shivakumar (1996). Si se eleva el importe de la manipulación hasta un 5% del activo, la potencia de los contrastes aumenta considerablemente situándose por encima del 60% en este mismo contraste y con un máximo de rechazos del 88% obtenido por el modelo de Kang y Sivaramakrishnan (1995).

En general, podemos observar que la potencia de los contrastes es sensiblemente superior para la mayoría de modelos cuando la manipulación no afecta a la cifra de ventas. En este sentido destaca el modelo de Peasnell *et al.* (1998) que alcanza una frecuencia de rechazo en torno al 70% en contraste unilateral de cola derecha al 5%. Este resultado contrasta con la escasa potencia que mostraban los contrastes en base a este mismo modelo cuando la alteración en el corte de operaciones venía instrumentada en la manipulación de las ventas a crédito. La diferencia entre ambos casos está en que uno de los regresores del modelo viene dado por las ventas, que en el caso anterior estaban manipuladas y que en este caso están totalmente limpias, lo que permite al lector hacerse una idea de las consecuencias de los problemas de endogeneidad sobre la potencia de los posteriores contrastes.

Este tipo de problemas de simultaneidad se reflejan en todos aquellos modelos en los que intervenían las ventas como regresor, pues al liberar dicha variable de las manipulaciones aplicadas en el subapartado previo, dichas manipulaciones van a parar directamente al residuo o error de predicción formando parte de la *proxy* de discrecionalidad. Este hecho se traduce en un aumento generalizado en la potencia de todos los contrastes para todos estos modelos. Concretamente, a parte del ejemplo señalado en el párrafo previo, destaca la comparación entre el modelo de Cahan (1992) y la versión modificada de Dechow *et al.* (1995) cuyas frecuencias de rechazo están mucho más parejas que en el subapartado anterior.

En el panel B del cuadro 5 se invierte el signo de las manipulaciones adelantando el reconocimiento de las compras a crédito en las observaciones aleatorias de evento del ejercicio $t+1$ al ejercicio t , que provoca en dicho ejercicio una caída artificial en los resultados publicados por la empresa. Como contrapartida, en el

Cuadro 5: ANÁLISIS DE POTENCIA: MANIPULACIÓN SOBRE LAS GASTOS A CRÉDITO

PANEL A: Potencia contrastes de ajustes por devengo anormales ante manipulaciones alcistas								
	Manipulación Alcista del 1% sobre AT				Manipulación Alcista del 5% sobre AT			
	Cola derecha		Cola izquierda		Cola derecha		Cola izquierda	
	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%
cah	10%	3%	1%	0%	62%	35%	0%	0%
dss	18%	3%	0%	0%	61%	37%	0%	0%
bdp	12%	4%	0%	0%	58%	36%	0%	0%
shv	19%	8%	0%	0%	79%	61%	0%	0%
kss	16%	6%	1%	0%	88%	65%	0%	0%
ppy	13%	2%	1%	0%	70%	50%	0%	0%
mcl	16%	7%	0%	0%	77%	65%	0%	0%
gk	13%	2%	0%	0%	62%	47%	0%	0%

PANEL B: Potencia contrastes de ajustes por devengo anormales ante manipulaciones bajistas								
	Manipulación Bajista del 1% sobre AT				Manipulación Bajista del 5% sobre AT			
	Cola derecha		Cola izquierda		Cola derecha		Cola izquierda	
	5%	1%	5%	1%	5%	1%	5%	1%
cah	2%	0%	12%	0%	0%	0%	62%	37%
dss	3%	1%	6%	0%	0%	0%	51%	28%
bdp	2%	0%	10%	0%	0%	0%	58%	32%
shv	3%	0%	11%	2%	0%	0%	84%	68%
kss	2%	0%	15%	4%	0%	0%	82%	60%
ppy	0%	0%	9%	2%	0%	0%	75%	54%
mcl	0%	0%	11%	1%	0%	0%	84%	62%
gk	1%	0%	11%	1%	0%	0%	64%	47%

cah: modelo de Cahan (1992); dss: modelo de Dechow, Sloan y Sweeney (1995); bdp: modelo de Boynton, Dobbins y Plesko (1992); shv: modelo de Shivakumar (1996); kss: modelo de Kang y Sivaramakrishnan (1995); ppy: modelo de Peanell, Pope y Young (1998); mcl: modelo de McCulloch (1998); gk: modelo de Garza-Gómez, Okumura y Kunimura (1999).

ejercicio siguiente al año de evento aumenta el resultado como consecuencia de la reversión. En este caso se observa que, en ambos niveles de manipulación, se produce un desplazamiento de las frecuencias de rechazo hacia la cola izquierda indicando la reducción de resultados artificial. De nuevo podemos observar que la potencia de los contrastes es sensiblemente superior para la mayoría de modelos cuando la manipulación no afecta a la cifra de ventas. Como modelos destacados tenemos una vez más a los de Shivakumar (1996) y Kang y Sivaramakrishnan (1995), con un porcentaje de rechazos que supera el 80% para un tamaño de contraste del 5% y una manipulación del 5% del activo total. A su vez, destaca el buen comportamiento del modelo de McCulloch (1998) que mejora los niveles de potencia respecto de los contrastes en cola derecha sin que se detectara asime-

tría en este sentido en el análisis de especificación. En cuanto a los problemas genéricos de endogeneidad, son de aplicación los comentarios realizados para el panel A.

6. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD

6.1. *Sensibilidad ante variaciones en el tamaño de la muestra de evento*

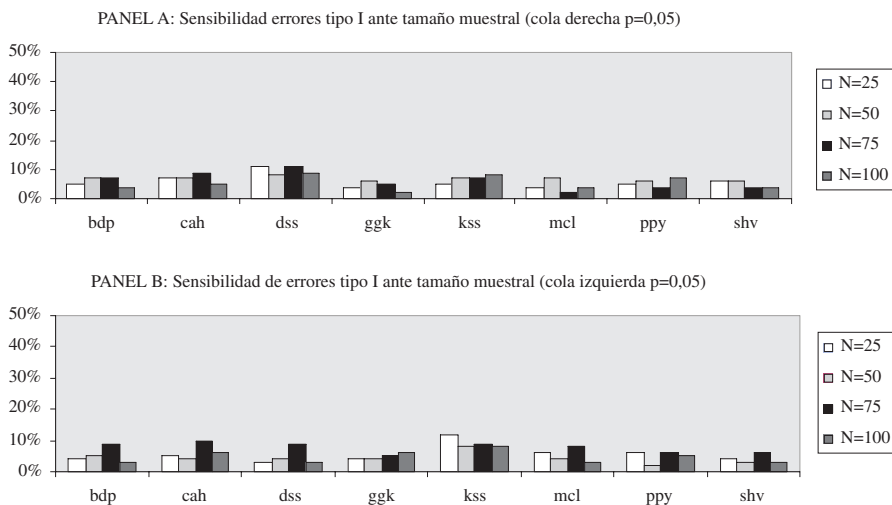
Todos los resultados que han sido expuestos en los apartados previos procedían de las simulaciones descritas en el diseño experimental con una extracción aleatoria de las muestras de evento constituida por 50 observaciones empresa-año. En este subapartado se analizará si dicho parámetro afecta a la especificación y potencia de los contrastes replicando el experimento para un rango de observaciones de 25, 50, 75 y 100 que constituirán la muestra de evento⁹.

En el gráfico 1 se representan, para cada modelo analizado, los tamaños reales del contraste de *earnings management* a un nivel de significación teórico del 5% para cada uno de los tamaños muestrales analizados. Si atendemos a los resultados de los contrastes en cola derecha que se representan en el panel A, podemos observar que no existe una relación directa entre el tamaño de las muestras de evento y la frecuencia de errores tipo I generada por cada modelo. En general, podemos observar que para muestras pequeñas de evento (25 observaciones), que son relativamente frecuentes en estudios relativos al mercado español, los niveles de error tipo I no aumentan respecto a los registrados con muestras más grandes de hasta 100 observaciones. En este sentido, los resultados expuestos en apartados anteriores relativos a muestras de 50 observaciones pueden considerarse representativos ya que las conclusiones que se extraen son prácticamente idénticas en lo que a especificación se refiere. En cuanto a los contrastes de cola izquierda que se representan en el panel B del gráfico 1, son de aplicación los mismos comentarios puesto que tampoco se observa una dirección clara en la relación entre tamaño muestral y errores tipo I. En definitiva, la especificación de los contrastes no se ve severamente afectada por el tamaño de las muestras de evento ya que la frecuencia de errores tipo I se mantiene en todo momento por debajo del 10% para tamaños nominales del 5% incluso para las muestras más pequeñas.

Una vez comprobado que la especificación de los contrastes se mantiene dentro de niveles razonables para los distintos tamaños de muestra, cobra especial relevancia el análisis de la potencia de los contrastes, donde cabe esperar cierta mejora conforme aumenta el número de observaciones de evento disponibles para el contraste. En el gráfico 2 se presenta la evolución de la potencia de los contrastes conforme aumenta el tamaño de las muestras de evento manteniendo constante en cada panel el nivel de manipulación y el nivel de significación teórico. De este modo, cada uno de los paneles de este gráfico 2 muestra la frecuencia con que se detectaría una misma manipulación con cada modelo, según se disponga de una muestra de evento de 25, 50, 75 ó 100 observaciones empresa-año.

(9) Para simplificar la presentación de resultados se sintetizarán en gráficos empleando un tamaño nominal de contraste del 5% siendo de aplicación todos los comentarios para los contrastes al 1%.

Gráfico 1: ANÁLISIS DE ESPECIFICACIÓN: SENSIBILIDAD AL TAMAÑO MUESTRAL



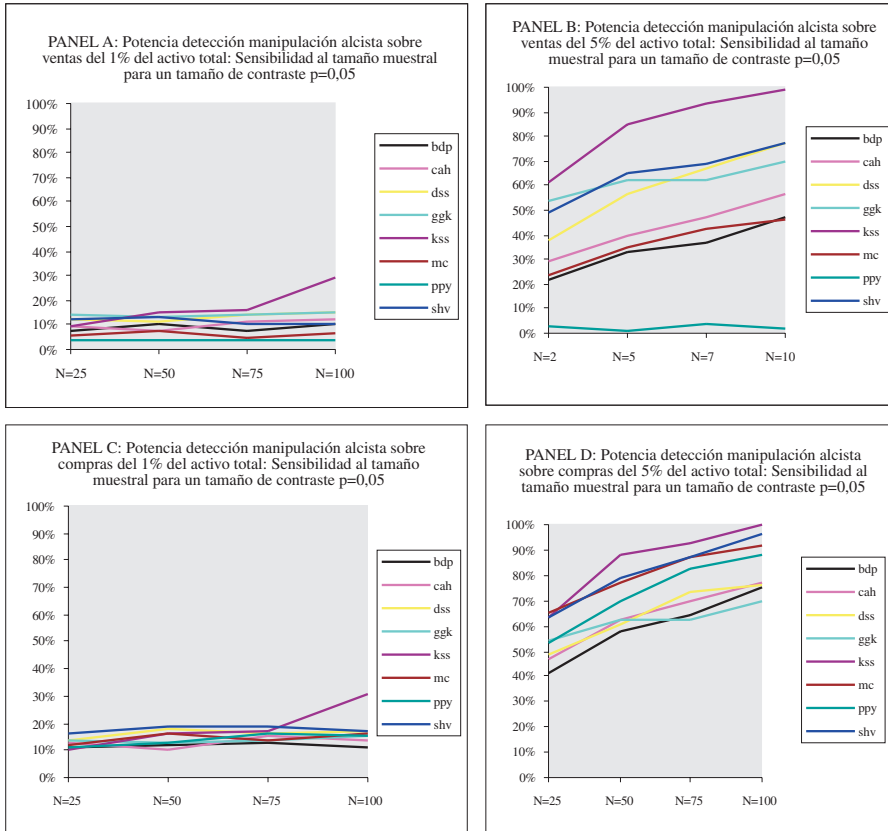
cah: modelo de Cahan (1992); dss: modelo de Dechow, Sloan y Sweeney (1995); bdp: modelo de Boynton, Dobbins y Plesko (1992); shv: modelo de Shivakumar (1996); kss: modelo de Kang y Sivaramakrishnan (1995); ppy: modelo de Peanell, Pope y Young (1998); mcl: modelo de McCulloch (1998); ggk: modelo de Garza-Gómez, Okumura y Kunimura (1999).

En el panel A del gráfico 2 se muestra el caso de manipulación alcista de un importe del 1% implementada a través de las ventas a crédito¹⁰. Tal y como veíamos en el apartado de potencia para un tamaño muestral de 50 observaciones empresa-año, la capacidad de detección de los modelos ante este primer nivel de manipulación es realmente escasa. Adicionalmente, podemos comprobar en este gráfico que la potencia no aumenta conforme aumenta el tamaño de las muestras de evento pues prácticamente se mantienen inalterables los niveles de rechazo desde las muestras de 25 hasta las de 100. La única excepción se halla en el modelo de Kang y Sivaramakrishnan (1995) que sí que muestra un leve crecimiento en su capacidad de detección en los primeros tamaños muestrales, y que se corrobora con una importante subida para muestras de evento de 100 observaciones empresa-año donde alcanza una potencia en torno al 30% que lo sitúa por encima del resto de modelos analizados.

Atendiendo al panel C del mismo gráfico 2, podemos observar los resultados del análisis de sensibilidad cuando este primer nivel de manipulación (1% del activo total) se implementa a través de las compras a crédito. En este caso se percibe

(10) Los resultados obtenidos para manipulaciones bajistas son prácticamente idénticos.

Gráfico 2: SENSIBILIDAD DE LA POTENCIA DE CONTRASTE ANTE EL TAMAÑO MUESTRAL



cah: modelo de Cahan (1992); dss: modelo de Dechow, Sloan y Sweeney (1995); bdp: modelo de Boynton, Dobbins y Plesko (1992); shv: modelo de Shivakumar (1996); kss: modelo de Kang y Sivaramakrishnan (1995); ppy: modelo de Peanell, Pope y Young (1998); mcl: modelo de McCulloch (1998); ggk: modelo de Garza-Gómez, Okumura y Kunimura (1999).

una elevación generalizada de la potencia de los contrastes para todos los tamaños de muestra que viene dada por la no afectación de la cifra de ventas que reduce problemas de simultaneidad. No obstante, son de aplicación los mismos comentarios expuestos para el panel A puesto que no se percibe un aumento claro en la potencia de los contrastes cuando se aumenta el tamaño de las muestras de evento. De nuevo destaca como excepción el crecimiento experimentado por el modelo de Kang y Sivaramakrishnan (1995) que lo sitúa, también en este contexto, a la cabeza del resto de modelos.

Si elevamos los niveles de manipulación hasta un importe del 5% del activo total de las compañías, la potencia de los contrastes aumenta considerablemente y se marcan claras pautas de comportamiento relacionadas con el tamaño de las muestras de evento empleadas. Si dicha manipulación se implementa a través de las ventas a crédito, en el panel B del gráfico 2 se puede observar cómo los modelos registran un crecimiento monótono desde las muestras de 25 hasta las de 100 observaciones donde alcanzan su máximo. En cuanto a la jerarquía entre los modelos, no se producen severos cambios en función del tamaño muestral. Únicamente el modelo de Garza-Gómez *et al.* (1999) presenta un ritmo de crecimiento algo inferior al resto y eso provoca una pérdida de posiciones conforme aumenta el tamaño de las muestras de evento, a favor de los modelos de Dechow *et al.* (1995) y Shivakumar (1996). Por último, si la manipulación del 5% del activo total se instrumenta mediante las compras a crédito y sin alterar la cifra de negocios de las compañías, se reitera la elevación generalizada de frecuencias para todo tamaño muestral destacando en este sentido los registros alcanzados por el modelo de Peasnell *et al.* (1998). En este caso las distancias entre modelos se acortan y la potencia de los contrastes para muestras de evento de 100 observaciones se aproxima e incluso supera el 90% de los casos para los modelos de Kang y Sivaramakrishnan (1995), Shivakumar (1996), McCulloch (1998) y Peasnell *et al.* (1998).

Si nos centramos de nuevo en la comparación entre los paneles B y D de este gráfico 2 podemos corroborar los comentarios sobre la incidencia en los contrastes del empleo de variables explicativas susceptibles de manipulación. Efectivamente, pese a que el impacto de las manipulaciones de ambos paneles sobre el resultado es el mismo, el empleo de variables instrumentales en el caso de Kang y Sivaramakrishnan (1995) mantiene la potencia del modelo en niveles similares en ambos casos. Por el contrario, al margen del claro ejemplo de Peasnell *et al.* (1998), podemos observar los casos de Shivakumar (1996) y Boynton *et al.* (1992) que pasan de la última posición del grupo en el panel B, a situarse en segundo lugar en el panel D.

6.2. Sensibilidad ante el espacio temporal de estudio

Al margen de la sensibilidad de los resultados ante el tamaño de las muestras de evento, en el presente subapartado se pretende analizar si el comportamiento de los modelos es estable en el tiempo, descomponiendo el periodo muestral inicial (1991-2002) en dos subperiodos 1991-1996 y 1997-2002. A estos efectos, para apoyar la posterior interpretación de los resultados, se presenta el cuadro 6 con una estadística descriptiva de los ajustes por devengo de circulante en ambos subperiodos.

Si atendemos al panel A del cuadro 6 podemos observar que los ajustes por devengo de circulante son negativos, tanto en media como en mediana, en el primer subperiodo que abarca los años 1991 al 1996. Adicionalmente, se registra una fuerte asimetría a la izquierda en la distribución de ajustes por devengo. Por el contrario, en el panel B de este mismo cuadro se puede comprobar que los ajustes por devengo de circulante del segundo subperiodo 1997-2002 son positivos en

Cuadro 6: COMPORTAMIENTO DE LOS AJUSTES POR DEVENGO EN DISTINTOS SUBPERIODOS

Panel A: Subperiodo 1991-1996							
	N	Media	Desv. Típica	Mediana	RIQ	Asimetría	Kurtosis
ROA	1321	0,086	0,078	0,087	0,098	-0,039	4,351
CFO	1293	0,108	0,202	0,106	0,179	-0,050	9,004
ADC	1293	-0,020	0,196	-0,009	0,142	-0,309	10,820
PANEL B: Subperiodo 1997-2002							
	N	Media	Desv. Típica	Mediana	RIQ	Asimetría	Kurtosis
ROA	1284	0,098	0,077	0,092	0,095	0,390	5,464
CFO	1270	0,075	0,156	0,085	0,141	-0,239	10,064
ADC	1270	0,024	0,145	0,014	0,103	-0,035	11,784

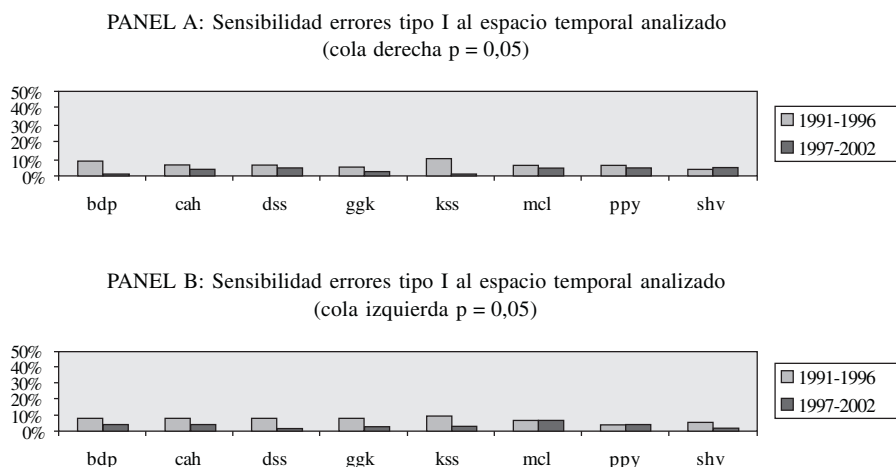
ROA: rentabilidad económica; CFO: flujo de caja generado por las operaciones de explotación deflactado por el activo total al inicio del ejercicio; ADC: ajustes por devengo de circulante deflactados por el activo total al inicio del ejercicio; N: número de observaciones; RIQ: recorrido intercuartílico.

media y en mediana con un coeficiente de asimetría mucho más cercano a cero que en el subperiodo previo. No obstante, uno de los datos con mayor impacto en los posteriores modelos y contrastes de *earnings management* hay que buscarlo en la variabilidad de la variable objetivo. En este aspecto, tanto la desviación estándar como el recorrido intercuartílico de los ajustes por devengo del segundo subperiodo son inferiores a sus homólogos del primer subperiodo. Este hecho puede provocar diferencias de precisión en los contrastes a favor del segundo subperiodo donde cabe esperar que una variable objetivo más estable nos lleve a estimaciones más precisas de los ajustes por devengo anormales.

Nos centramos en primer lugar en el análisis de especificación tomando como medida la frecuencia de errores tipo I que se deriva del experimento descrito en el subapartado 5.1. aplicado por separado a cada uno de los subperiodos en los que se ha descompuesto la muestra global. En el gráfico 3 se muestran, para cada modelo, los tamaños reales de contraste registrados en cola derecha (panel A) y en cola izquierda (panel B) para un tamaño nominal del 5%¹¹. En ambos casos se observa exactamente la misma pauta de comportamiento que viene dada por una mayor frecuencia de errores tipo I en el primer subperiodo para todos los modelos analizados. Este hecho apunta en la dirección señalada en el párrafo previo pues las estimaciones más precisas de los ajustes por deven-

(11) Los resultados para estos mismos contrastes al 1% son similares por lo que son de aplicación todos los comentarios expuestos.

Gráfico 3: ERRORES TIPO I EN DISTINTOS SUBPERIODOS



cah: modelo de Cahan (1992); dss: modelo de Dechow, Sloan y Sweeney (1995); bdp: modelo de Boynton, Dobbins y Plesko (1992); shv: modelo de Shivakumar (1996); kss: modelo de Kang y Sivaramakrishnan (1995); ppy: modelo de Peanell, Pope y Young (1998); mcl: modelo de McCulloch (1998); ggk: modelo de Garza-Gómez, Okumura y Kunimura (1999).

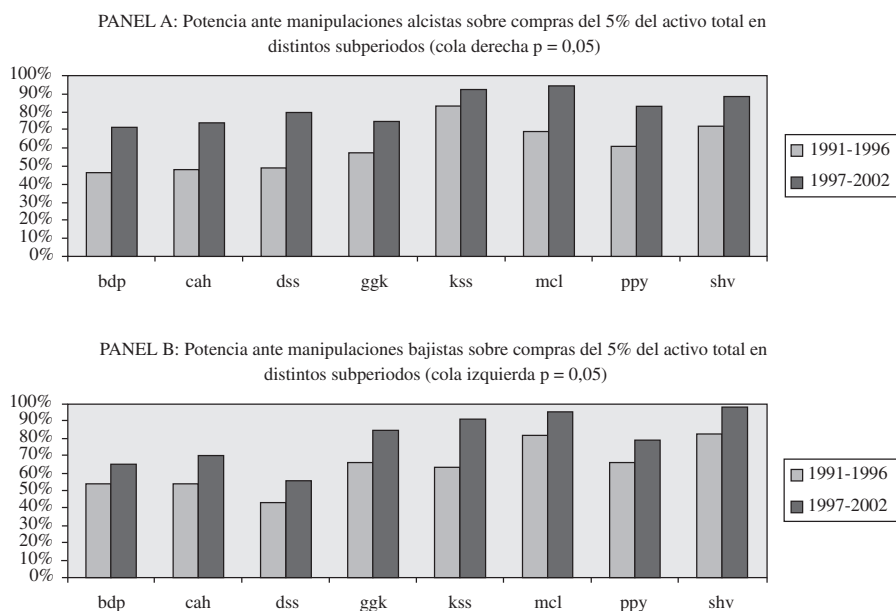
go anormales que se consiguen en el segundo subperiodo hacen que no se rechace la hipótesis de ausencia de *earnings management* ante extracciones aleatorias limpias en promedio. Por el contrario en el primer subperiodo, se registra una mayor frecuencia de rechazos erróneos (error tipo I) que no vienen provocados por manipulación alguna, sino por los problemas de estimación del componente anormal.

En relación al análisis de potencia, en el gráfico 4 se presentan los resultados del experimento descrito en el subapartado 6.1. centrandó la atención en las manipulaciones ejercidas a través de las compras para evitar solapar las conclusiones de este análisis con los problemas de simultaneidad que afectan a determinados modelos cuando se altera la cifra de ventas¹². En el panel A de este gráfico se muestran los resultados de potencia a la hora de captar manipulaciones alcistas sobre compras de un importe del 5% del activo total. Dichos resultados corroboran las intuiciones apuntadas más arriba con una mayor potencia en todos los modelos cuando el análisis se realiza en el segundo subperiodo donde la variable objetivo presenta menor variabilidad y asimetría. Concretamente, podemos ob-

(12) Para las ventas los resultados son prácticamente idénticos salvo los problemas expuestos anteriormente en modelos como Peasnell *et al.* (1998). También son similares los resultados para distintos tamaños nominales de contraste y distintos importes de manipulación.

servar en este gráfico que el paso del primer subperiodo al segundo supone aumentos importantes en la potencia de los contrastes que puede llegar hasta más de veinte puntos porcentuales, como es el caso de los modelos de Boynton *et al.* (1992), Cahan (1992) o Dechow *et al.* (1995). En cuanto al panel B de este gráfico 4 se presentan las frecuencias de rechazo ante manipulaciones bajistas del 5% del activo total implementadas a través de las compras a crédito. En este caso las frecuencias observadas corresponden a la cola izquierda por tratarse de manipulaciones bajistas y los resultados son similares a los observados en el panel A. La potencia de los modelos aumenta en el segundo subperiodo en el que se trabaja con unos ajustes por devengo con menor variabilidad y asimetría.

Gráfico 4: ANÁLISIS DE POTENCIA EN DISTINTOS SUBPERIODOS



cah: modelo de Cahan (1992); dss: modelo de Dechow, Sloan y Sweeney (1995); bdp: modelo de Boynton, Dobbins y Plesko (1992); shv: modelo de Shivakumar (1996); kss: modelo de Kang y Sivaramakrishnan (1995); ppy: modelo de Peanell, Pope y Young (1998); mcl: modelo de McCulloch (1998); ggk: modelo de Garza-Gómez, Okumura y Kunimura (1999).

7. CONCLUSIONES

Tal y como se apuntaba en la introducción, las posibles alteraciones presentes en el resultado de explotación que las compañías cotizadas deciden hacer público, adquieren en el contexto actual una especial relevancia de cara al análisis de la información financiera por parte de los participantes en el mercado de capitales. En efecto, cualquier analista, inversor, supervisor, etc., que trate de descomponer la cifra de resultados en su componente de *cash flow* y sus componentes normal y anormal de ajustes por devengo, dispone de una larga lista de posibles modelos a aplicar. En este sentido, el presente trabajo permite disponer a dichos usuarios de una aproximación al tamaño real de cada contraste y a su potencia en el mercado de capitales español. En relación a la especificación de los modelos analizados, tanto en los contrastes bilaterales como en los unilaterales, los tamaños reales de contraste observados no se alejan demasiado de los niveles de significación teórica. Para tamaños nominales de contraste del 5%, la máxima frecuencia de errores tipo I se sitúa en un 8%, mientras que para contrastes al 1% la máxima frecuencia está en el 3%. Dichos niveles se consideran tolerables y podemos concluir que los contrastes basados en los ajustes por devengo anormales están correctamente especificados. Adicionalmente, se observa que dicha especificación se mantiene en distintos tamaños desde muestras de evento de tan sólo 25 observaciones hasta muestras mayores de 100 observaciones. Por otro lado, se ha comprobado que el tamaño real de los contrastes puede verse alterado en función de las características propias del periodo de análisis. Estas variaciones mantienen los niveles de significación dentro de un margen razonable, pero se han de tener en cuenta en potenciales aplicaciones de los modelos analizados.

En lo que a potencia se refiere, el análisis se ha fraccionado en dos bloques para tratar de captar las peculiaridades de las manipulaciones basadas en cuentas de ingresos frente a las basadas en cuentas de gastos. En este sentido, se revela claramente el problema de simultaneidad presente en alguno de los modelos analizados en diversos grados de intensidad. Desde el momento en que eliminamos el restrictivo supuesto de que las ventas están ausentes de manipulación, queda en entredicho la validez de los modelos que emplean dicha variable entre los regresores para aislar los ajustes por devengo relacionados precisamente con la manipulación en las ventas, pues quedarán en parte extraídos del residuo al estar presentes tanto en la variable dependiente como en la independiente. El caso más claro se da en el modelo de Peasnell *et al.* (1998) que detecta manipulaciones alcistas con nitidez cuando la variable ventas está limpia, y sin embargo, cuando las manipulaciones se basaban precisamente en las ventas, la potencia del modelo quedaba prácticamente anulada, ante cualquier nivel de manipulación, si la comparamos con la del resto de modelos.

Dentro del análisis de potencia en general, es importante destacar que todos los modelos analizados presentan una sensibilidad muy baja ante el primer nivel de manipulación analizado que venía dado por el 1% del activo total de la compañía. Los niveles de potencia, salvo contadas excepciones, se situaban en torno al 10% para tamaños nominales de contraste del 5% unilateral. Esto quiere decir que las compañías podrían aumentar o disminuir su ROA en un punto porcentual y tan

sólo serían detectadas por los analistas en torno a un 10% de las ocasiones. Por el contrario, si la alteración es de mayor nivel y se acerca a los cinco puntos porcentuales, la efectividad de determinados modelos permite detectar dichas anomalías por encima del 90% de las veces. De cara a la aplicación de este tipo de modelos para el análisis de casos concretos, se ha de tener en cuenta que el tamaño de las muestras de evento disponibles influye sobre la capacidad de detección de los modelos. En este sentido se ha comprobado que el aumento de tamaño en las muestras de evento conlleva importantes aumentos en la potencia de todos los contrastes. A su vez, la potencia puede verse afectada por las características propias del periodo de análisis. Cuanto más estable es el comportamiento de la variable objetivo ajustes por devengo, mejores son las estimaciones obtenidas por los modelos y mayor la potencia alcanzada en los posteriores contrastes.

Por último, como conclusión final, se puede afirmar que el debate metodológico sobre el desarrollo de modelos de estimación del componente anormal de los ajustes por devengo y su aplicación al contraste de *earnings management* sigue abierto y constituye uno de los temas de actualidad más interesantes sobre el que se requiere un esfuerzo investigador adicional.

ANEXO I

A) Modelos de ajustes por devengo analizadas

$$[1] \text{ Cahán (1992)} \left\{ \frac{ADC_{it}}{A_{it-1}} = \beta_1 \left(\frac{1}{A_{it-1}} \right) + \beta_2 \left(\frac{\Delta REV_{it}}{A_{it-1}} \right) + \beta_3 YR_{it} + \beta_4 YR_{it-1} + \beta_5 YR_{it-2} + \dots + \beta_{T+2} YR_{it} + \beta_{T+3} FIRM_{it} + \beta_{T+4} FIRM_{it-1} + \dots + \beta_{T+N+2} FIRM_{it} + \varepsilon_{it} \right\} \Rightarrow \boxed{ADCA_{it}^{coh}}$$

$$[2] \text{ Boynton, Dobbins y Plesko (1992)} \left\{ \left(\frac{ADC_{it}}{A_{it-1}} - \mu_{ADC_{it}} \right) = \beta_1 \left(\frac{\Delta REV_{it}}{A_{it-1}} - \mu_{\Delta REV_{it}} \right) + \beta_2 \left(\frac{\Delta REV_{it}}{A_{it-1}} - \mu_{\Delta REV_{it}} \right) LG + \beta_3 \left(\frac{\Delta REV_{it}}{A_{it-1}} - \mu_{\Delta REV_{it}} \right) SM + \varepsilon_{it} \right\} \Rightarrow \boxed{ADCA_{it}^{sbp}}$$

$$[3] \text{ Dechow, Sloan y Sweeney (1995)} \left\{ \frac{ADC_{it}}{A_{it-1}} = \beta_1 \left(\frac{1}{A_{it-1}} \right) + \beta_2 \left(\frac{\Delta REV_{it} - \overset{\text{modificación}}{\Delta REC_{it}}}{A_{it-1}} \right) + \varepsilon_{it} \right\} \Rightarrow \boxed{ADCA_{it}^{obs}}$$

$$[4] \text{ Shivakumar (1996)} \left\{ \frac{ADC_{it}}{A_{it-1}} = \alpha + \beta_1 \left(\frac{\Delta REV_{it}}{A_{it-1}} \right) + \beta_2 DI_{it} \left(\frac{CFO_{it}}{A_{it-1}} \right) + \dots + \beta_6 D5_{it} \left(\frac{CFO_{it}}{A_{it-1}} \right) + \varepsilon_{it} \right\} \Rightarrow \boxed{ADCA_{it}^{shv}}$$

$$[5] \text{ Kang y Shivaramakrishnan (1995)} \left\{ \frac{ABC_{it}}{A_{it-1}} = \phi_0 + \phi_1 \left[\delta_1 \frac{REV_{it}}{A_{it-1}} \right] + \phi_2 \left[\delta_2 \frac{EXP_{it}}{A_{it-1}} \right] + \varepsilon_{it} \right\} \Rightarrow \boxed{ADCA_{it}^{kss}}$$

$$[6] \text{ Peasnell, Pope y Young (1998)} \left\{ \frac{ADC_{it}}{A_{it-1}} = \alpha + \beta_1 \frac{REV_{it}}{A_{it-1}} + \beta_2 \frac{CR_{it}}{A_{it-1}} + u_{it} \right\} \Rightarrow \boxed{ADCA_{it}^{ppy}}$$

$$[7] \text{ McCulloch (1998)} \left\{ \frac{ADC_{it}}{A_{it-1}} = \beta_0 + \beta_1 \frac{REC_{it}}{A_{it-1}} + \beta_2 \left(\frac{REV_{it} \cdot REC_{it}}{REC_{it-1}} \right) / A_{it-1} + \beta_3 \left(\frac{CFO_{it}}{A_{it-1}} + \sum_{j=1}^n \theta_j \frac{NEWDA_{it-j}}{A_{it-1}} + NEWDA_{it} \right) \right\} \Rightarrow \boxed{ADCA_{it}^{net}}$$

$$[8] \text{ Garza-Gómez, Okumura y Kunimura (1999)} \left\{ \frac{ADC_{it}}{A_{it-1}} = \phi_0 + \phi_1^s \frac{ADC_{it-1}}{A_{it-1}} + \phi_2^s \frac{CFO_{it}}{A_{it-1}} + \phi_3^s \frac{CFO_{it-1}}{A_{it-1}} + \varepsilon_{it} \right\} \Rightarrow \boxed{ADCA_{it}^{gfk}}$$

Donde, ADC_{it} : ajustes por devengo de circulante en el año t para la empresa i; ΔREV_{it} : ventas del año t menos ventas del año t-1 para la empresa i; A_{it-1} : activo total de la empresa i al inicio del año t; YR_{it} : variable binaria que toma el valor 1 para el año t y 0 para el resto; $FIRM_{it}$: variable binaria que toma el valor 1 para la empresa i y 0 para el resto; LG : variable binaria que toma el valor 1 para las empresas grandes de cada sector y cero para el resto; SM : variable binaria que toma el valor 1 para las empresas pequeñas de cada sector y cero para el resto; $\mu_{X_{it}}$: media de la variable X para la empresa i en el periodo de estimación; REC_{it} : volumen de cuentas a cobrar de la empresa i en el ejercicio t; CFO_{it} : flujo de caja generado por las operaciones de la empresa i en el ejercicio t; D_j : variable binaria que toma el valor 1 si el nivel de CFO pertenece al quintil j y cero en caso contrario; ABC_{it} : son niveles de ajustes por devengo de la empresa i en el ejercicio t; REV_{it} : son las ventas de la empresa i en el ejercicio t; EXP_{it} son los gastos de explotación de la empresa i en el ejercicio t y

$$\delta_1 = \frac{AR_{it-1}}{REV_{it-1}}, \delta_2 = \frac{APB_{it-1}}{EXP_{it-1}}$$

siendo AR_{it} el nivel de las cuentas a cobrar de la empresa i en el ejercicio t y APB_{it} el nivel de las cuentas a pagar de la empresa i en el ejercicio t ; CR_{it} : tesorería recibida por la empresa i en el año t ; $NEWDA_{it}$ son los ajustes por devengo discrecionales generados en el periodo t ; θ_h son los parámetros de reversión de los ajustes por devengo discrecionales de los periodos previos siendo H el horizonte de reversión

$$(\theta_h \in [-1, 0] \forall h / \sum_{h=1}^H \theta_h = -1). ADCA_{it}^H;$$

componente anormal de los ajustes por devengo de circulante para la empresa i en el año t según el modelo de estimación m (residuos o errores de predicción); ε_{it} : término de error del año t para la empresa i ; $i = 1, \dots, N$ índice de empresas y $t = 1, \dots, T$ índice de años.

B) Método de estimación de los modelos analizados

En relación al método de estimación más adecuado para los modelos de ajustes por devengo presentados en este Anexo I, el problema de simultaneidad adquiere especial relevancia. Si tenemos en cuenta los datos con los que se trabaja en el campo del *earnings management*, es más probable que las variables explicativas que se introducen en los modelos estén correlacionadas con el residuo que engloba infinidad de motivos no considerados. Por tanto, al margen de las variables que cada autor propone, el problema de endogeneidad seguirá estando presente, en mayor o menor medida, en la estimación del componente anormal de los ajustes por devengo.

Por este motivo, para que todos los modelos sean tratados en igualdad de condiciones, se afronta para todos ellos el problema de endogeneidad a través de la introducción de un componente de heterogeneidad inobservable. Dicho componente recogería una serie de características propias de la empresa que no son observables en sí mismas, o no son identificadas por el investigador y que pueden estar correlacionadas con el residuo que trata de emplearse como *proxy* de discrecionalidad. Podríamos citar características propias de cada empresa como un sistema de control interno más o menos efectivo que permita menor o mayor grado de discrecionalidad sobre la variable dependiente en cuestión. O bien, podría asociarse a la mayor o menor aversión al riesgo de los directivos de la empresa de que la discrecionalidad ejercida sea detectada en los procesos de auditoría y cause efectos negativos en su remuneración, status directivo, etc. Todos estos motivos pueden estar correlacionados con los regresores, por lo que cada una de las ecuaciones que se estiman en el trabajo, se estimará como un modelo de efectos fijos aplicado a cada uno de los paneles sectoriales que configuran la muestra descrita en el apartado cuarto del trabajo.



REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Boynton, C., P. Dobbins y G. Plesko (1992): "Earnings Management and the Corporate Alternative Minimum Tax", *Journal of Accounting Research*, vol. 30, Supplement 1992, págs. 131-160.
- Burgstahler, D. y I. Dichev (1997): "Earnings Management to avoid earnings decreases and losses", *Journal of Accounting and Economics*, vol. 24, n.º 1, págs. 99-126.
- Cahan, S.F. (1992): "The Effect of Antitrust Investigation on Discretionary Accruals: A Refined Test of the Political-Cost Hypothesis", *The Accounting Review*, vol. 67, n.º 1, enero, págs. 77-95.
- Dechow, P.M., R.G. Sloan y A.P. Sweeney (1995): "Detecting Earnings Management", *The Accounting Review*, vol. 70, n.º 2, April, págs. 193-225.
- DeGeorge, F., J. Patel, y R. Zeckhauser (1999): "Earnings Management to exceed thresholds", *Journal of Business Research*, vol. 72, n.º 1, págs. 1-33.
- Garza-Gómez, X., M. Okumura y M. Kunimura (1999): "Discretionary Accrual Models and the Accounting Process", Working Paper, Nagoya City University, WP n.º 259. October.
- Huber, P.J. (1967): "The behaviour of maximum likelihood estimates under non-standard conditions", Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Berkeley, CA, University of California Press, 1, págs. 221-233.
- Jones, J. (1991): "Earnings Management During Import Relief Investigations", *Journal of Accounting Research*, vol. 29, n.º 2, Autumn, págs. 193-228.
- Kang, S.H. y K. Sivaramakrishnan (1995): "Issues in Testing Earnings Management and an Instrumental Variable Approach", *Journal of Accounting Research*, vol. 33, n.º 2, págs. 353-367.
- McCulloch, B. (1998): "Multi-period incentives and alternative dials for Earnings Management", Working Paper, The Treasury, Wellington, New Zealand.
- McCulloch, B. (1998): "Relations among components of Accruals under Earnings Management", Working Paper, The Treasury, Wellington, New Zealand.
- McNichols, M. (2000): "Research Design Issues in Earnings Management Studies", *Journal of Accounting and Public Policy*, vol. 19, n.º 4-5, págs. 313-345.
- McNichols, M. y P. Wilson (1988): "Evidence of Earnings Management from the Provision for Bad Debts", *Journal of Accounting Research*, vol. 26, Supplement, págs 1-31.
- Peasnell, K., P. Pope y S. Young (1998): "Detecting Earnings Management Using Cross-Sectional Abnormal Accrual Models", Working Paper, Lancaster University, UK.
- Rogers, W.H. (1993): "Regression Standard Errors in Clustered Samples", *Stata Technical Bulletin 13*, págs. 19-23.
- Satterthwaite, F.E. (1946): "An Approximate Distribution of Estimates of Variance Components", *Biometrics*, Bulletin 2.
- Shivakumar, L. (1996): "Essays Related to Equity Offerings and Earnings Management", Dissertation, Vanderbilt University.
- Shivakumar, L.L. (1996): "Estimating Abnormal Accruals for Detection of Earnings Management", Working Paper, Vanderbilt University.
- White, H. (1980): "A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity", *Econometrica*, n.º 50, págs. 1-25.

Fecha de recepción del original: agosto, 2003

Versión final: enero, 2005

ABSTRACT

The accounting scandals that have tainted international capital markets in recent years have increased the relevance and current importance of earnings management research. Despite the increasing concern of capital market supervisors about the reliability and transparency of financial information, there is an information asymmetry between the insiders and outsiders of quoted firms that lets managers introduce discretionary components into disclosed information. In this context, the present article tries to give Spanish capital market analysts and investors an estimation of the real size and power of the tests based on models that estimate the discretionary component of disclosed earnings.

Key words: accruals management, earnings management.

JEL classification: M41.