

MODELOS DE ESTIMACIÓN DE INGRESOS EN EMPRESAS DE INTERNET

Alonso Conde, A. B.

Rojo Suárez, J.

Universidad Rey Juan Carlos

RESUMEN

El objetivo de este trabajo es establecer una metodología de estimación de ingresos para empresas del sector de Internet, con el propósito de llevar a cabo posteriormente una valoración de las mismas. En este trabajo se aplica el modelo al caso de la empresa Amazon.com, por ser una de las empresas más representativas de este sector. El método propuesto está basado en un modelo de regresión lineal de los ingresos tomando como variable explicativa los visitantes únicos de la empresa. Para realizar el pronóstico de los visitantes únicos se utilizará la metodología Box-Jenkins para el análisis de series temporales (ARIMA).

PALABRAS CLAVE: Empresas de Internet, Estimación de ingresos, Estimación de Visitantes Únicos, Modelos de Regresión Lineal, Modelos de Serie Temporal.

ABSTRACT

The aim of this paper is to establish a methodology to forecast revenues for Internet companies, and then it can be used to value them. The proposed method is based on a linear regression of incomes taken as an exogenous variable of the unique visitors of the firm. on the other hand, we use Box-Jenkins methodology for temporal series (ARIMA) to forecast unique visitors.

KEYWORDS: Internet Companies, Forecast of Revenues, Linear Regression, Time Series

1. INTRODUCCIÓN

Desde la aparición de Internet en el año 1983, el número de computadores conectados a la red crecía año a año de forma exponencial. Sin embargo, el potencial real de Internet para generar beneficios económicos, no fue tenido en consideración hasta 1995, cuando la empresa Netscape, una pequeña compañía de software para Internet que desarrolló uno de los navegadores web más populares de la historia, recibió una sustancial oferta pública por sus acciones, cuyo precio alcanzó unos valores notablemente altos comparados con su volumen de negocio. A partir de este momento, empezaron a surgir centenas de compañías con el apellido punto-com que de forma rápida, y sin tan siquiera haber demostrado la viabilidad del proyecto, conseguían obtener sustanciales cantidades de dinero con la venta inicial de sus acciones.

Durante el año 1999 y primer trimestre de 2000, la cotización de las acciones de la mayoría de las empresas de Internet experimentaron un crecimiento vertiginoso y el 10 de marzo de 2000, el índice Nasdaq alcanzaba su máximo histórico. Sin embargo, a partir de aquí, comenzaría una caída imparable, que culminaría el 14 de abril de 2000, día en que la Bolsa de Wall Street sufrió la caída más fuerte de su historia registrada en un solo día, siendo el mercado electrónico Nasdaq el más afectado, y especialmente la comunidad de las punto-com.

Este fenómeno, bautizado con el nombre de "la burbuja de Internet", fue provocado por varias causas:

- En primer lugar hay que destacar la fuerte corriente especulativa que arrastró a miles de inversores, grandes y pequeños, a invertir grandes cantidades de dinero en estas empresas. Se puede distinguir una primera etapa, en la que analistas e inversores expertos en este nuevo mercado creyeron en las enormes expectativas de las empresas de Internet y, a pesar de que ninguna de ellas generaba beneficios, decidieron invertir. A la vista de los enormes beneficios obtenidos por estos primeros inversores, aparece un nuevo tipo de inversor con un perfil más especulador, que ya no es tan experto en el nuevo mercado y cuyo objetivo es obtener grandes rentabilidades en poco tiempo. Estos a su vez arrastran a un cada vez mayor número de inversores, incluso particulares, sin conocimientos del sector y sin seguimiento de la evolución de los mercados bursátiles. Esto hace que la burbuja se vaya inflando cada vez más y que el precio de las acciones aumente de forma continua hasta que se produce el *crash*.

- En segundo lugar, existía una clara sobrevaloración de las empresas de Internet provocada por unas predicciones excesivamente optimistas por parte de los analistas. Ante la falta de datos históricos, se crearon expectativas poco realistas y se auguraban unas tasas de crecimiento de ingresos y beneficios que en la mayoría de los casos carecían de toda lógica. Para justificar dichas valoraciones, los analistas preveían que la cifra de ingresos de algunas compañías crecería en unos porcentajes muy elevados. El estudio de Perkins y Perkins (1999) para 133 empresas de Internet establecía un porcentaje de hasta un 80% anual durante los siguientes 5 años.

- A estos hechos, se sumaron otros factores no menos significativos, como la desaceleración de la economía norteamericana y el aumento de la inflación, la resolución de los tribunales estadounidenses de condenar por prácticas monopolistas a Microsoft, uno de los principales valores tecnológicos. Algunos meses después, los atentados del 11-S provocaron una fuerte acentuación de la crisis y algunos hechos más recientes, como los escándalos financieros de algunas importantes compañías norteamericanas (casos Enron, Worldcom, etc.), no han hecho sino agravar aún más la situación.

Tal y como se acaba de mencionar, una de las principales causas de la crisis de Internet fue la sobrevaloración de las empresas, provocada fundamentalmente por una estimación excesivamente optimista de los ingresos que la empresa podía ser capaz de generar en el futuro.

2. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

El objetivo de este trabajo es el desarrollo de una metodología para pronosticar de forma realista los ingresos de una empresa de Internet, que permita posteriormente realizar una valoración adecuada de la misma a través del método del descuento de flujos de caja. Para realizar la predicción de ingresos se analizará la información histórica disponible de la empresa, tanto financiera (ingresos históricos) como operativa (indicadores de tráfico web) y se tratará de encontrar el modelo econométrico que mejor se ajuste a los datos de partida.

A partir de los ingresos pronosticados, se puede realizar una estimación del resto de partidas que componen el flujo de caja de la empresa (beneficios, amortizaciones, inversiones en capital circulante y en inmovilizado material, etc.), proyectando éstas como un porcentaje estimado de los ingresos. Finalmente, aplicando la tasa de descuento adecuada a los flujos de caja estimados se obtiene una valoración de la empresa. No obstante esta última parte queda fuera del objetivo principal de este artículo, por lo que no se incluye en el presente trabajo (véase Alonso y Rojo, 2004, y Rojo y Alonso, 2004, para detalles sobre este aspecto).

El artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección 3 se realiza una revisión del método de valoración por descuento de flujos de caja, con el objeto de poner de manifiesto el importante papel de la predicción de ingresos en la valoración. La sección 4 recoge en detalle la metodología propuesta para pronosticar los ingresos de la empresa así como los resultados obtenidos. Finalmente la sección 5 recoge las principales conclusiones y trabajo futuro. Como caso práctico para el desarrollo de este trabajo se ha seleccionado la empresa Amazon.com, ya que se trata de una de las empresas más estudiadas y analizadas a lo largo de la historia de Internet.

3. EL PAPEL DE LA PREDICCIÓN DE INGRESOS EN LA VALORACIÓN DE EMPRESAS

La utilización del descuento de flujos de caja (DFC) como método para la toma de decisiones de inversión y valoración empresarial está fuertemente consolidada, tanto a nivel académico como a nivel práctico. La literatura financiera moderna ha profundizado en distintas aplicaciones del método, como son las técnicas llamadas “free-cash-flow” (Damodaran, 2001; Copeland et al, 2000) en el campo de la valoración o conceptos como el “Economic Value Added” (Stewart, 1991), el Valor Financiero Añadido (Rodríguez et al, 2001) o el “Cash Value Added” (Weissenrieder, 1997). En concreto, aparte de la controversia entre los conceptos flujo de caja frente a beneficio, han surgido numerosos artículos que proponen numerosas variaciones y alternativas o que discuten sobre la equivalencia de las mismas, por ejemplo Shrieves y Wachowicz (2000). En cualquier caso, el flujo de caja es un concepto fundamental en el ámbito económico y financiero, esencial para la gestión empresarial, siendo válido el método DFC para valorar empresas de Internet, a pesar de las distintas opiniones respecto al mismo. En Finanzas el valor de un activo se determina a partir de lo que se espera recibir de él. En el caso de una empresa de Internet, como en todo negocio, el valor de la misma vendrá dado por los flujos de caja que esa empresa sea capaz de generar en el futuro. Por tanto, es incorrecto afirmar que una empresa de este tipo no pueda ser valorada a través del descuento de flujos de caja. Esto es equivalente a afirmar que los inversores están dispuestos a emplear su dinero en un negocio cuya viabilidad no está asegurada y del cual se desconoce cuándo comenzará a ser rentable.

En particular, en este trabajo se ha considerado el modelo de *Flujo de caja disponible* (FCD) o *flujo de caja libre* (*free cash flow*) como método de valoración. El FCD se puede definir como aquellos fondos generados por las operaciones de la empresa menos o más, según el caso, las necesidades operativas de fondos (inversión en capital circulante) y menos o más, según el caso, aquellos fondos necesarios para la compra del inmovilizado necesario para el desarrollo del negocio.

Según este método, el valor de una empresa puede estimarse a través de la siguiente expresión:

$$valor = \sum_{j=1}^n \frac{fcd_j}{(1+k_0)^j} + \frac{vt}{(1+k_0)^n} \quad (1)$$

siendo:

- **Número de años (n).** Representa el periodo de análisis detallado de la empresa. En nuestro caso hemos considerado un periodo de 5 años (de 2002 a 2006). Después de este periodo de análisis, se supone que la empresa presentará un comportamiento más estable y mostrará un crecimiento constante de los flujos de caja generados.

• **Flujo de caja disponible (fcd_j).** Representa el flujo de caja disponible para la empresa en el año j y k_0 la tasa de descuento. Los flujos de caja futuros se estiman mediante la predicción de cada una de las partidas que lo componen, tal y como se muestra a continuación.

• **La tasa de descuento (k_0).** La tasa adecuada para descontar los flujos de caja disponibles es el coste medio ponderado de capital (WACC, *Weighted Average Cost of Capital*). Esta tasa se puede calcular ponderando el coste de la deuda y los fondos propios con respecto a la estructura financiera de la empresa. Para nuestro caso, se ha estimado una tasa WACC del 14%.

• **El valor terminal (vt).** Se puede estimar suponiendo que, a partir del último año del análisis, los flujos de caja de la empresa presentan un crecimiento constante y perpetuo de valor g . Bajo esta suposición, el valor terminal de la empresa viene dado por:

$$vt = \frac{fcd_n \cdot (1 + g)}{(k_0 - g)} \quad (2)$$

donde

fcd_n flujo de caja disponible correspondiente al último año del análisis
 g tasa de crecimiento constante esperada para los flujos de caja a partir del año n
 k_0 tasa de descuento (WACC)

El flujo de caja disponible en el año j (fcd_j), se puede estimar a través de la siguiente expresión:

$$fcd_j = (in_j - cv_j - gg_j - am_j)(1 - ti_j) + am_j - \Delta cc_j - \Delta im_j - \Delta oi_j \quad (3)$$

siendo:

in_j ingresos estimados para el año j
 cv_j coste de ventas estimado para el año j
 gg_j gastos generales estimados para el año j
 am_j amortización estimada para el año j
 ti_j tasa impositiva estimada para el año j
 Δcc_j inversión estimada en capital circulante para el año j ($\Delta cc_j = cc_j - cc_{j-1}$)
 Δim_j inversión estimada en inmovilizado material para el año j
 Δoi_j inversión estimada en otros inmovilizados para el año j

Las partidas que conforman el flujo de caja se pueden proyectar como un porcentaje esperado de los ingresos, de manera que la expresión anterior se puede transformar en esta otra:

$$fcd_j = in_j \cdot (1 - \rho_{cv}^j - \rho_{gg}^j - \rho_{am}^j) \cdot (1 - ti_j) + in_j \cdot \rho_{am}^j - in_j \cdot (\rho_{cc}^j + \rho_{im}^j + \rho_{oi}^j) + in_{j-1} \cdot (\rho_{cc}^{j-1} + \rho_{im}^{j-1} + \rho_{oi}^{j-1}) \quad (4)$$

siendo:

$$\begin{aligned} \rho_{cv}^j & \text{ ratio esperado "coste de ventas / ingresos" para el año } j \text{ (} cv_j = \rho_{cv}^j \cdot in_j \text{)} \\ \rho_{gg}^j & \text{ ratio esperado "gastos generales / ingresos" para el año } j \text{ (} gg_j = \rho_{gg}^j \cdot in_j \text{)} \\ \rho_{am}^j & \text{ ratio esperado amortización / ingresos para el año } j \\ (am_j = \rho_{am}^j \cdot in_j) \\ \rho_{cc}^j & \text{ ratio esperado capital circulante / ingresos para el año } j \text{ (} cc_j = \rho_{cc}^j \cdot in_j \text{)} \\ \rho_{im}^j & \text{ ratio esperado inmovilizado material / ingresos para el año } j \\ (im_j = \rho_{im}^j \cdot in_j) \\ \rho_{oi}^j & \text{ ratio esperado otro inmovilizado / ingresos para el año } j \text{ (} oi_j = \rho_{oi}^j \cdot in_j \text{)} \end{aligned}$$

De esta manera, el flujo de caja esperado para el año j se puede expresar en función de la cifra estimada de ingresos en los años j y $j-1$, de la tasa impositiva estimada para el año j y de los porcentajes esperados de las diferentes partidas del flujo de caja con respecto a los ingresos. Por tanto, como punto de partida para realizar una valoración de la empresa es imprescindible contar con una previsión adecuada de los ingresos de la misma.

4. MODELO DE PREDICCIÓN DE INGRESOS

4.1. Ajuste del modelo de predicción de ingresos

Dado que la principal actividad de las empresas de Internet se desarrolla a través sus páginas web, los ingresos de estas empresas estarán fuertemente ligados al nivel de audiencia o tráfico web de dichas páginas de Internet. En la literatura es posible encontrar varios trabajos que relacionan los indicadores de tráfico web con los ingresos de la empresa (Truemann, 2001) o su valor de mercado (Jorion y Talmor, 2000; Kozberg, 2001).

Existen numerosos indicadores que permiten medir el nivel de tráfico web de un sitio particular, tales como el número de visitantes únicos, número de páginas vistas, número de suscriptores, etc. Entre todas las medidas de tráfico web existentes, en este trabajo se ha empleado el número de visitantes únicos como principal variable explicativa para predecir los ingresos de la empresa. Este indicador representa el número de usuarios distintos que visitan la web de la empresa a lo largo de un mes. Los motivos por los cuales se ha seleccionado esta medida y no otra son varios:

- En primer lugar se trata de una medida que refleja fielmente el volumen de clientes de la empresa y por tanto es de esperar que tenga una notable influencia sobre los ingresos.
- Por otra parte, el número de visitantes únicos es una medida relativamente fácil de obtener, ya sea a través de la propia empresa o ya sea a través de informes y análisis elaborados por terceras empresas u organismos que se dedican a recabar este tipo de información. (Júpiter Media Metrix, AC Nielsen, Netvalue, OJD, etc.)

• Finalmente, si se consideran varias medidas de tráfico web en lugar de una sola se puede producir un efecto de *multicolinealidad*. Si el objetivo es desarrollar un modelo que relacione los ingresos (*in*) con varios indicadores web, como por ejemplo el número de visitantes (*vs*), el número de páginas vistas (*pg*) y el número de suscriptores (*ss*), se da la circunstancia de que estas medidas no son independientes, sino que son proporcionales entre sí, lo que se conoce como *multicolinealidad*. En efecto, cuanto mayor es el número de visitantes mayor es el número de páginas vistas ($pg = \alpha \cdot vs$); por otra parte el número de suscriptores es un subconjunto del número de visitantes ($ss = \beta \cdot vs$). Por tanto si el modelo de predicción de ingresos obtenido responde a una expresión lineal como la siguiente:

$$in = a + b \cdot vs + c \cdot pg + d \cdot ss \quad (5)$$

y teniendo en cuenta la relación lineal existente entre *pg-vs* y *ss-vs*, la expresión anterior se puede reducir a una relación lineal simple entre los ingresos y los visitantes únicos:

$$\begin{aligned} in &= a + b \cdot v + c \cdot \alpha \cdot v + d \cdot \beta \cdot v \\ &= a + (b + c \cdot \alpha + d \cdot \beta) \cdot v \\ &= a + b' \cdot v \end{aligned} \quad (6)$$

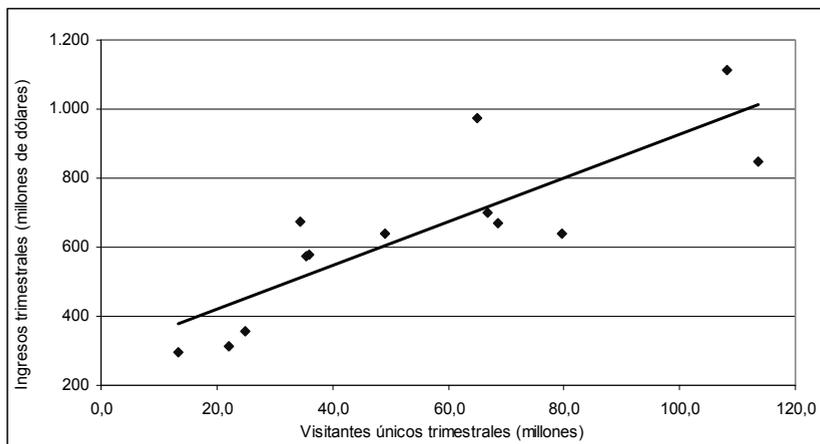
En Alonso (2004) se prueba que la utilización de estos indicadores si serían válidos para empresas de comercio electrónico dirigido al consumidor final y no para empresas cuya actividad esté centrada en la publicidad. En estos casos se debería utilizar nuevos inductores de valor como puede ser la cifra global de inversión por publicidad on-line fuertemente correlacionada con la cifra de ingresos.

En el caso particular de Amazon.com, su actividad principal se centra en las ventas on-line de distintos productos tales como libros, música, DVDs, vídeos, juguetes, electrónica de consumo, software, juegos de ordenador, telefonía móvil, electrodomésticos, viajes, suscripciones a revistas, etc. Es de esperar por tanto que su cifra de ingresos sea proporcional al número de clientes o visitantes únicos de los distintos sitios web de la compañía. La tabla 1 muestra las cifras trimestrales de ingresos y de visitantes únicos de Amazon entre los años 1999 y 2002. A partir de la representación gráfica de los ingresos frente a los visitantes (véase figura 1) puede apreciarse una cierta dependencia lineal entre ambas variables.

Tabla 1. Cifras trimestrales de visitantes únicos e ingresos para Amazon.com

Trimestre	1T-99	2T-99	3T-99	4T-99	1T-00	2T-00	3T-00	4T-00	1T-01	2T-01	3T-01	4T-01	1T-02	2T-02
Visitantes (millones)	19,1	22,1	24,9	34,4	35,5	36,0	49,0	65,1	66,7	68,6	79,6	108,2	113,5	108,6
Ingresos (Millones \$)	293,6	314,4	355,8	676,0	573,9	577,9	637,9	972,4	700,4	667,6	639,3	1115,2	847,4	805,6

Fuente: Nielsen NetRatings, Amazon Annual Reports 1999-2001 y Amazon Quaterly Reports Q1-02 y Q2-02

Figura 1. Ingresos vs. Visitantes para Amazon.com

A partir del análisis de regresión lineal simple de los ingresos frente a los visitantes únicos se obtienen los resultados recogidos en las tablas 2, 3 y 4 (salida generada por el programa SPSS).

En primer lugar, analizando la correlación entre ambas variables (véase tabla 2), se observa que el coeficiente de determinación corregido tiene un valor de 0,638. Esto se puede interpretar como la existencia de un grado de dependencia lineal razonable entre ingresos y visitantes. El análisis de varianza (véase tabla 3) muestra un valor elevado del test F (23,879) y un valor P prácticamente nulo (*Sig.* en la tabla ANOVA), lo que demuestra que el modelo lineal es significativo.

Tabla 2. Coeficientes de correlación y determinación entre ingresos y visitantes**Resumen del modelo^b**

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación
1	,816 ^a	,666	,638	142,0596

a. Variables predictoras: (Constante), VISITANTES

b. Variable dependiente: INGRESOS

Tabla 3. Análisis de varianza de ingresos y visitantes**ANOVA^b**

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	481910,245	1	481910,245	23,879	,000 ^a
	Residual	242171,164	12	20180,930		
	Total	724081,409	13			

a. Variables predictoras: (Constante), VISITANTES

b. Variable dependiente: INGRESOS

Tabla 4. Coeficientes de la recta de regresión entre ingresos y visitantes**Coeficientes^a**

Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
	B	Error típ.	Beta		
1 (Constante)	311,605	79,968		3,897	,002
VISITANT	5,792	1,185	,816	4,887	,000

a. Variable dependiente: INGRESOS

La tabla 4 recoge los coeficientes del modelo de regresión. Según estos resultados, la relación entre los ingresos y los visitantes únicos de Amazon.com puede aproximarse mediante la siguiente expresión lineal:

$$in = 5,792 \cdot vs + 311,605 + e \quad (7)$$

Siendo

in ingresos de Amazon.com

vs visitantes únicos de Amazon.com

e término de error.

4.2. Predicción de visitantes únicos

En el apartado anterior se ha establecido un modelo de predicción de ingresos para la empresa de Internet bajo estudio (Amazon.com), tomando como variable explicativa el número de visitantes únicos. El problema que se plantea ahora es que para predecir los ingresos a partir del modelo obtenido, es necesario predecir previamente los valores futuros de la variable explicativa de dicho modelo.

Para ello se parte de la hipótesis de que la variable explicativa es independiente, es decir, que no depende a su vez de otras variables explicativas, sino que sus valores futuros dependen únicamente de los valores pasados de la misma, y por tanto pueden predecirse mediante un modelo de serie temporal.

Para predecir los visitantes únicos de la empresa Amazon.com se empleará la metodología Box-Jenkins para el análisis de series temporales ARIMA (Box et al., 1994). El modelo parte de los datos históricos recabados por la empresa AC Nielsen sobre los visitantes únicos mensuales observados entre los años 1999 y 2002 recogidos en la tabla 5.

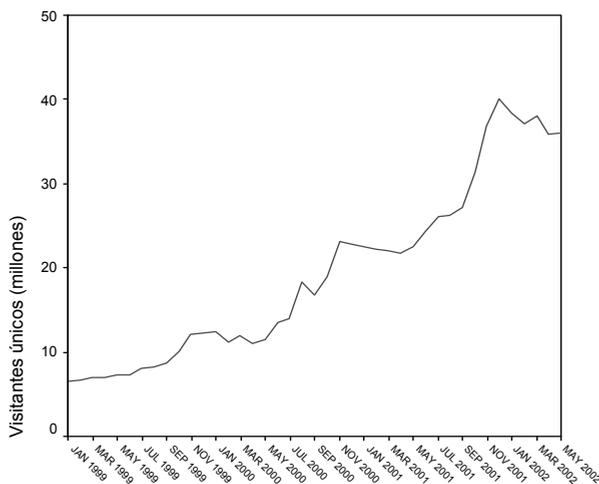
Tabla 5. Visitantes únicos mensuales de Amazon.com (cifras en millones)

	ene	feb	mar	abr	may	Jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic
1999	6,50	6,71	6,92	7,01	7,28	7,37	8,06	8,22	8,62	10,05	12,10	12,20
2000	12,36	11,18	11,92	10,99	11,52	13,53	13,91	18,31	16,75	18,99	23,19	22,90
2001	22,44	22,20	22,08	21,67	22,55	24,41	26,15	26,22	27,24	31,42	36,75	40,02
2002	38,32	37,04	38,09	35,87	35,99							

Fuente: Nielsen Netratings

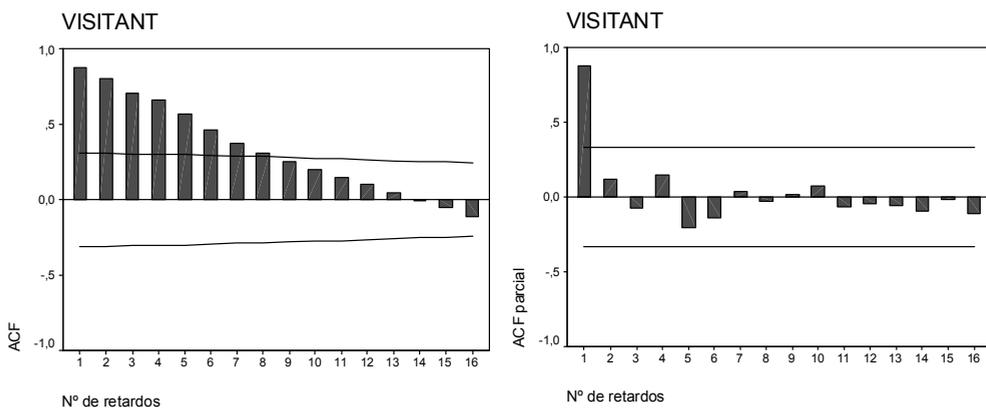
Para tratar de identificar el modelo ARIMA más adecuado, en primer lugar es imprescindible representar gráficamente los datos observados (véase figura 2) así como los coeficientes de correlación simple y parcial (correlogramas ACF y PACF, véase figura 3).

Figura 2. Visitantes únicos mensuales de Amazon.com



Fuente: Nielsen Netratings

Figura 3. Correlogramas ACF y PACF de visitantes únicos (sin diferenciar)



En la figura 2 puede verse como los datos observados presentan una clara tendencia creciente. Esta misma tendencia también se puede observar en el correlograma ACF, ya que los coeficientes de correlación simple decrecen muy lentamente. Para eliminar la tendencia de la serie es recomendable realizar una diferenciación de la misma. Las figuras 4 y 5 muestran respectivamente los gráficos de los datos de visitantes únicos y correlogramas ACF y PACF una vez tomadas diferencias de orden 1. Puede observarse en la figura 4 como la tendencia creciente ha desaparecido después de diferenciar la serie.

Figura 4. Visitantes únicos con diferenciación de orden 1

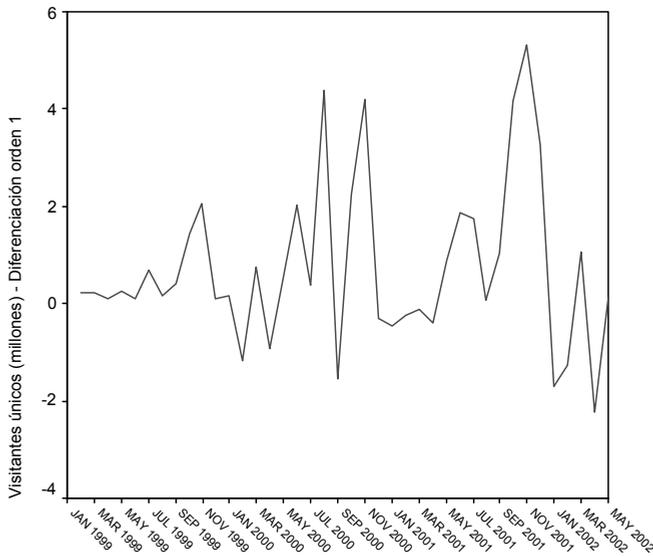
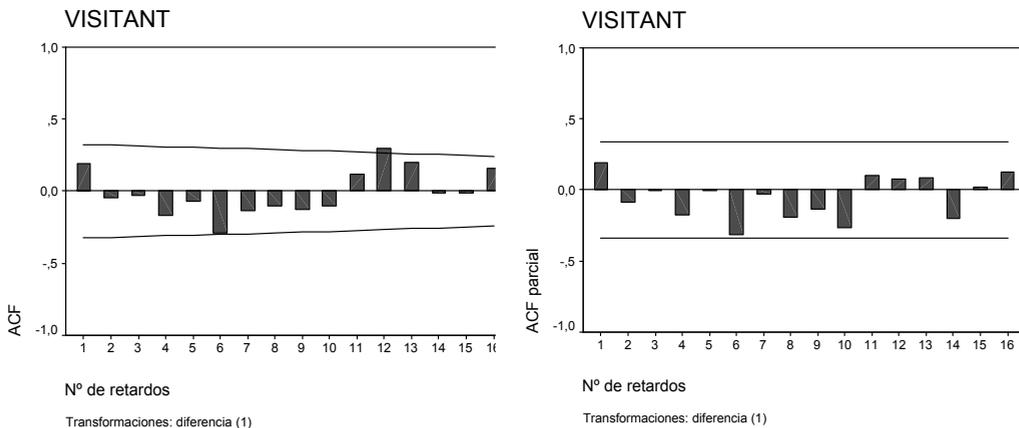


Figura 5. Correlogramas ACF y PACF de visitantes únicos con diferenciación de orden 1



El correlograma ACF con diferenciación 1 (véase figura 5) no muestra un patrón claramente reconocible en los índices de correlación, por lo que resulta complicado decidir que modelo se puede ajustar mejor a la serie diferenciada. Para hallar el modelo más adecuado se han ensayado todas las combinaciones de modelos autoregresivos de orden $AR=0, 1, 2$ y 3 , con modelos de medias móviles de orden $MA=0, 1, 2$ y 3 , con diferenciación de orden 0 y 1 . La tabla 6 resume los criterios de contraste de Akaike (AIC) y de Schwarz-Bayes (SBC) de los modelos analizados. A partir de estos resultados, la primera conclusión que puede obtenerse es que todos los modelos con diferenciación de orden 1 se ajustan mejor a los datos observados de la serie, ya que presentan valores inferiores de AIC y SBC que los modelos sin diferenciación.

Este resultado es lógico debido a la tendencia creciente que presenta la serie. A la vista de los criterios de contraste AIC y SBC, las series ARIMA que mejor se ajustan a los datos de visitantes únicos de la empresa Amazon son el modelo ARIMA(1,1,1) según el criterio AIC y el modelo ARIMA(0,1,0) según el criterio SBC.

Tabla 6. Resumen de modelos ARIMA analizados para Amazon.com

MODELO		ARIMA(0,0,1)	ARIMA(0,0,2)	ARIMA(0,0,3)
AIC		239,2939	220,333	215,89659
SBC		242,51574	225,16575	222,34026
MODELO	ARIMA(1,0,0)	ARIMA(1,0,1)	ARIMA(1,0,2)	ARIMA(1,0,3)
AIC	163,14894	161,69409	163,49351	162,89517
SBC	166,37078	166,52685	169,93718	170,94976
MODELO	ARIMA(2,0,0)	ARIMA(2,0,1)	ARIMA(2,0,2)	ARIMA(2,0,3)
AIC	161,27718	163,22713	162,07961	164,86987
SBC	166,10994	169,6708	170,1342	174,53538
MODELO	ARIMA(3,0,0)	ARIMA(3,0,1)	ARIMA(3,0,2)	ARIMA(3,0,3)
AIC	163,06589	163,98921	162,60698	165,40126
SBC	169,50956	172,0438	172,27249	176,67768
MODELO	ARIMA(0,1,0)	ARIMA(0,1,1)	ARIMA(0,1,2)	ARIMA(0,1,3)
AIC	146,66193	147,3467	149,10924	150,41178
SBC	148,24545	150,51374	153,8598	156,74585
MODELO	ARIMA(1,1,0)	ARIMA(1,1,1)	ARIMA(1,1,2)	ARIMA(1,1,3)
AIC	147,52143	145,79385	148,7012	150,64278
SBC	150,68847	150,54441	155,03527	158,56037
MODELO	ARIMA(2,1,0)	ARIMA(2,1,1)	ARIMA(2,1,2)	ARIMA(2,1,3)
AIC	149,3039	148,04586	150,43365	149,90427
SBC	154,05445	154,37993	158,35125	159,40538
MODELO	ARIMA(3,1,0)	ARIMA(3,1,1)	ARIMA(3,1,2)	ARIMA(3,1,3)
AIC	151,36455	149,9872	150,08697	151,8709
SBC	157,69863	157,90479	159,58808	162,95554

La tabla 7 muestra los parámetros finales del ajuste del modelo ARIMA(0,1,0) con SPSS. Según este modelo, la serie vendría definida por la siguiente expresión:

$$(1-L)y_t = c + e_t \quad (8)$$

Siendo c la constante del modelo. Desarrollando esta ecuación, se obtiene:

$$y_t = c + y_{t-1} + e_t \quad (9)$$

Sustituyendo c por su valor, la serie resultante es la siguiente:

$$y_t = 0,7576 + y_{t-1} + e_t \quad (10)$$

La tabla 8 muestra los parámetros finales del ajuste del modelo ARIMA(1,1,1) con SPSS. Según este modelo, la serie vendría definida por la siguiente expresión:

$$(1 - \phi_1 \cdot L)(1 - L)y_t = c + (1 - \theta_1 \cdot L)e_t \quad (11)$$

Siendo ϕ_1 el coeficiente de autorregresivo de orden 1 (AR1), θ_1 el coeficiente de medias móviles de orden 1 (MA1) y c la constante del modelo. Desarrollando esta ecuación, se obtiene:

$$y_t = c + (1 + \phi_1) \cdot y_{t-1} - \phi_1 \cdot y_{t-2} + e_t - \theta_1 \cdot e_{t-1} \quad (12)$$

Sustituyendo ϕ_1 , θ_1 y c por sus respectivos valores, se llega a la siguiente expresión:

$$y_t = 0,7577 + 0,3488 \cdot y_{t-1} + 0,6512 \cdot y_{t-2} + e_t + 0,9919 \cdot e_{t-1} \quad (13)$$

Tabla 7. Parámetros finales del modelo ARIMA(0,1,0)

FINAL PARAMETERS:				
Number of residuals	36			
Standard error	1,7950979			
Log likelihood	-72,330967			
AIC	146,66193			
SBC	148,24545			
Analysis of Variance:				
	DF	Adj. Sum of Squares	Residual Variance	
Residuals	35	117,21096	3,2223765	
Variables in the Model:				
	B	SEB	T-RATIO	APPROX. PROB.
CONSTANT	,75076923	,28744571	2,6118644	,01317546

Tabla 8. Parámetros finales del modelo ARIMA(1,1,1)

FINAL PARAMETERS:				
Number of residuals	36			
Standard error	1,6757115			
Log likelihood	-69,896925			
AIC	145,79385			
SBC	150,54441			
Analysis of Variance:				
	DF	Adj. Sum of Squares	Residual Variance	
Residuals	33	102,38325	2,8080091	
Variables in the Model:				
	B	SEB	T-RATIO	APPROX. PROB.
AR1	-,65120987	,17945479	-3,6288242	,00095170
MA1	-,99187816	,81386357	-1,2187278	,23158840
CONSTANT	,75770792	,32304373	2,3455274	,02516137

A partir de estos modelos puede realizarse una predicción de los visitantes únicos de Amazon, que se utilizará posteriormente para predecir los ingresos de la empresa. Las figuras 6 y 7 muestran respectivamente las predicciones de visitantes únicos al mes obtenidas con los modelos ARIMA(0,1,0) y ARIMA(1,1,1) hasta el año 2006, incluidos los correspondientes intervalos predicción para un margen de confianza del 90%.

Figura 6. Predicción de visitantes únicos para Amazon.com con el modelo ARIMA(0,1,0)

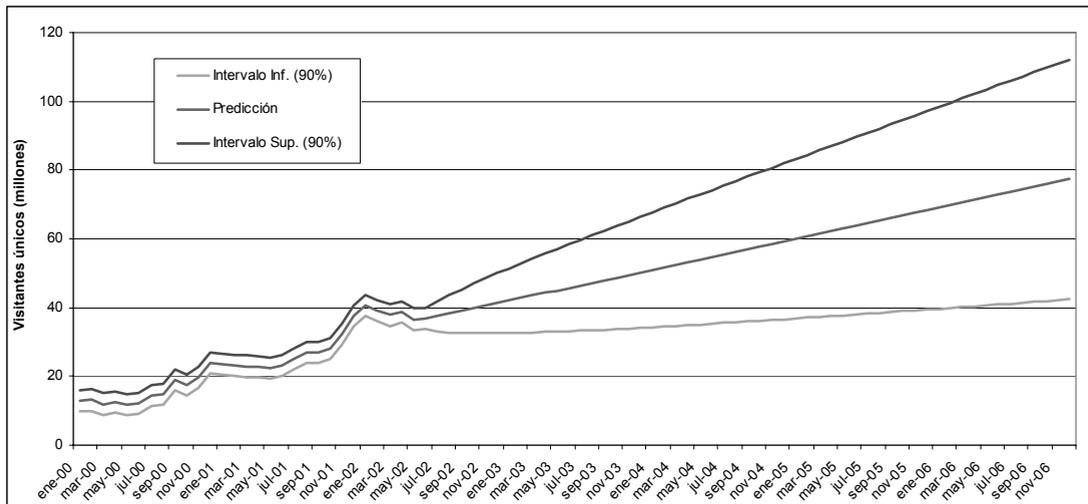
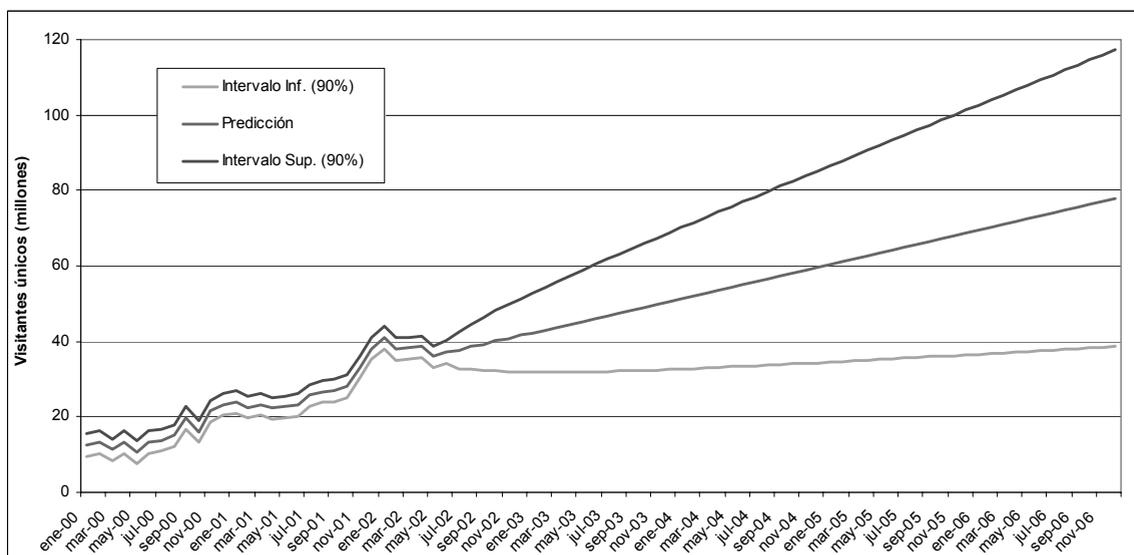


Figura 7. Predicción de visitantes únicos para Amazon.com con el modelo ARIMA(1,1,1)



Puede observarse como ambas gráficas de predicción son prácticamente idénticas, si bien la predicción correspondiente al modelo ARIMA(0,1,0) (figura 6) muestra unos intervalos de predicción ligeramente más reducidos que la predicción correspondiente al modelo ARIMA(1,1,1) (figura 7). Este hecho confirma que el modelo ARIMA(0,1,0) se ajusta mejor a los datos iniciales, por tanto se utilizará esta predicción de visitantes únicos de Amazon.com como punto de partida para la predicción de los ingresos de la empresa.

4.3. Resultados de predicción de ingresos

La ecuación (7) obtenida en el apartado 4.1, establece la relación lineal existente entre los ingresos de la empresa Amazon.com y los visitantes únicos, que viene dada por la siguiente expresión:

$$in = 5,792 \cdot vs + 311,605 + e$$

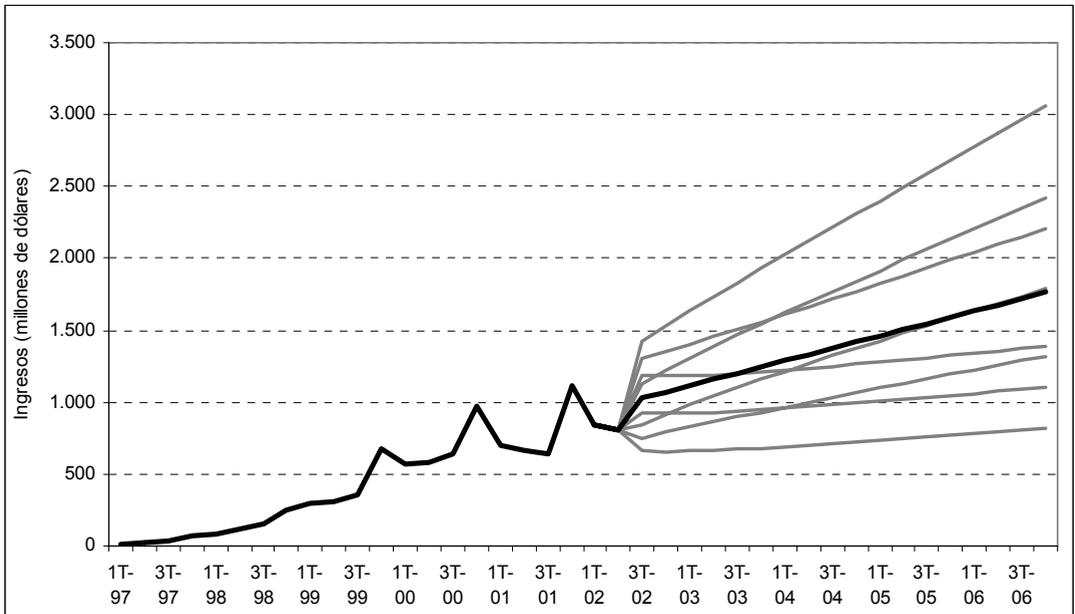
Por otra parte, la tabla 9 recoge los valores estimados de visitantes únicos trimestrales de Amazon según la predicción obtenida a través del análisis de series temporales. En esta tabla están recogidos tanto el valor central de la estimación de visitantes únicos como los intervalos de predicción inferior y superior para un margen de confianza del 90%.

Tabla 9. Valores estimados de visitantes únicos de Amazon.com (en millones) según modelo de serie temporal ARIMA(0,1,0)

	3T- 02	4T- 02	1T- 03	2T- 03	3T- 03	4T- 03	1T- 04	2T- 04	3T- 04	4T- 04	1T- 05	2T- 05	3T- 05	4T- 05	1T- 06	2T- 06	3T- 06	4T- 06
Predicción (central)	114,7	121,5	128,2	135,0	141,8	148,5	155,3	162,0	168,8	175,5	182,3	189,1	195,8	202,6	209,3	216,1	222,8	229,6
Intervalo Inf. (90%)	98,5	97,6	98,0	99,0	100,3	101,8	103,6	105,4	107,3	109,3	111,3	113,3	115,5	117,6	119,7	121,9	124,1	126,3
Intervalo Sup. (90%)	130,9	145,4	158,5	171,0	183,2	195,2	207,0	218,7	230,3	241,8	253,3	264,8	276,2	287,5	298,9	310,2	321,5	332,8

Tomando como datos de partida cada uno de los tres conjuntos de datos de visitantes únicos de la tabla 9 (predicción central, intervalo inferior e intervalo superior), obtenemos tres predicciones de ingresos distintas. A su vez, para cada una de estas predicciones de ingresos, se han calculado sus respectivos intervalos de predicción (para un margen de confianza del 90% en todos los casos). Esto genera un total de 9 curvas de predicción de ingresos distintas, que están representadas en la figura 8. La predicción marcada con trazo más oscuro es la denominada *Predicción Principal*, ya que corresponde con la predicción central de ingresos calculada a partir de la estimación central de visitantes únicos.

Figura 8. Curvas de predicción de ingresos de Amazon.com



La tabla 10 recoge los valores numéricos de las estimaciones de ingresos anuales correspondientes a cada una de las curvas de predicción de ingresos de la figura 8. Estas estimaciones de ingresos se utilizarán como punto de partida para el cálculo del resto de partidas del flujo de caja y posterior valoración de la empresa.

Tabla 10. Predicciones anuales de ingresos para Amazon.com

Predicciones de (millones de Ingresos dólares)		2002	2003	2004	2005	2006
Datos de partida:	Predicción Principal	3754,5	4721,9	5413,8	6106,3	6797,4
Predicción central de Visitantes únicos	Intervalo Inf. (90%)	3196,1	3513,3	4059,1	4584,4	5093,8
	Intervalo Sup. (90%)	4312,8	5930,6	6768,4	7628,1	8501,1
Datos de partida:	Predicción Central	3497,8	3733,8	3903,4	4108,8	4328,3
Intervalo Pred. Inferior de Visitantes únicos	Intervalo Inf. (90%)	2974,4	2681,9	2830,2	3006,7	3191,5
	Intervalo Sup. (90%)	4021,2	4785,7	4976,5	5210,9	5465,2
Datos de partida:	Predicción Central	4011,1	5710,1	6925,4	8103,0	9265,3
Intervalo Superior de Visitantes únicos	Intervalo Inf. (90%)	3407,4	4284,4	5186,2	6029,3	6844,4
	Intervalo Sup. (90%)	4614,8	7135,7	8664,7	10176,8	11686,2

Dado que la predicción de ingresos no es única, a la hora de realizar la valoración de la empresa puede resultar conveniente realizar un análisis sensibilidad del valor estimado con respecto a la predicción de ingresos. Este análisis proporcionará una valiosa información acerca de cómo pueden afectar los errores de la predicción a la valoración final de la empresa.

5. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado una metodología de predicción de ingresos aplicada al caso de la empresa Amazon.com y generalizable para aquellas empresas de Internet cuya principal actividad se dirija al consumidor final. El objetivo de este trabajo es presentar una metodología para estimar los ingresos de estas empresas, siendo éste uno de los principales problemas para una valoración realista de las mismas. El método propuesto parte de una previsión del número de visitantes únicos de la empresa, realizada mediante la metodología Box-Jenkins para análisis de series temporales ARIMA y subsiguientemente utiliza esta previsión para estimar los ingresos mediante un ajuste por regresión lineal entre ingresos y visitantes. Los resultados obtenidos para el caso de Amazon.com arrojan tasas de crecimiento anual de los ingresos que oscilan entre el 5% y el 15% para el último año del análisis (2006). En Alonso (2004) se analizan otras empresas como eBay, Yahoo y Terra, así el método propuesto proporciona unos valores promedio del 23,8%, 22,4% y 16,8%, respectivamente para la curva principal de ingresos. Estas previsiones pueden considerarse mucho más realistas que las realizadas por algunos analistas durante la fase de crecimiento de la burbuja de Internet, que auguraban tasas de crecimiento en torno al 80% anual durante varios años.

Una vez ha sido valorado el conjunto de los activos de la compañía, y como continuación al desarrollo del modelo teórico de valoración de empresas de Internet, se pretende estimar el valor de las acciones haciendo uso de un modelo de valoración de opciones reales, que permita desglosar entre fondos propios y ajenos, lo cual permitiría finalmente observar la adecuación de su valor de mercado con el valor teórico obtenido.

BIBLIOGRAFÍA

- ALONSO, A. B (2004): *Valoración de Empresas de Internet*, Dyckinson, Madrid.
- ALONSO, A. B. y ROJO, J. (2004): "Aplicación del modelo de valoración de opciones reales: La empresa Amazon.com bajo análisis". *Estrategia Financiera*, Nº 205, pp.12-22.
- BOX, G.E.P, JENKINGS, G.M. y REINSELL, G.C. (1994): *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 3ª ed., Englewood Cliffs – Prentice-Hall.
- COPELAND, T., KOLLER, T. y MURRIN, J. (2000): *Valuation*, 3ª ed., John Wiley & Sons, Estados Unidos.
- DAMODARAN, A. (2001): *The Dark Side of Valuation: Valuing Old Tech, New Tech, and New Economy Companies*, Prentice-Hall, Estados Unidos.
- DÍEZ DE CASTRO, L.T. y PASCUAL, J. (2001): *Dirección Financiera. Planificación, Gestión y Control*. Prentice-Hall, Madrid.
- JORION P. y TALMOR, E. (2000): "Value Relevance of Financial and Non Financial Information in Emerging Industries: The Changing Role of Web Traffic Data". *Working Paper, University of California at Irvine*.
- KOZBERG, A. (2001): "The Value Drivers of Internet Stocks: A Business Model Approach". *Working Paper, New York University*.
- OFEK, E. y RICHARDSON, M. (2001): "DotCom Mania: The Rise and Fall of Internet Stock Prices". *Working Paper FIN-01-037, Stern School of Business, New York*.
- PERKINS, A. B. y PERKINS, M.C. (1999): *The Internet Bubble: Inside the Overvalued World of High-Tech Stocks and What you Need to Know to Avoid the Coming Shakeout*, Harper Business.
- RODRÍGUEZ, A., FERNÁNDEZ, S. y OTERO, L. (2001): "El Valor Financiero Añadido". *Proceedings of the X AEDEM International Conference*. Reggio Calabria, pp. 957-967.

- ROJO, J. y ALONSO, A. B. (2004): "Modelos de valoración de opciones reales en la estimación del Precio de las acciones de empresas de Internet". *Estrategia Financiera*. Nº 204, pp. 24-31.
- SHRIEVES, R.E. y WACHOWICZ, J.M. (2000): "Free Cash Flow (FCF), Economic Value Added (EVATM), and Net Present Value (NPV): A Reconciliation of Variations of Discounted-Cash-Flow (DCF) Valuation". *Working Paper University of Tennessee*.
- STEWART, G.B. (1991): *The Quest for Value*, Harper Business.
- SUÁREZ, A.S. (2003): *Decisiones óptimas de inversión y financiación en la empresa*, 20ª ed., Pirámide, Madrid.
- TRUEMANN, B., WONG, M.H.F. y ZHANG, X.J. (2001): "Back to the Basics: Forecasting the Revenues of Internet Firms". *Review of Accounting Studies*, Vol 6, nº 2-3, Septiembre, pp. 302-329.
- WEISSENRIEDER, F. (1997): "Value Based Management: Economic Value Added or Cash Value Added". *Social Science Research Network*. (www. ssn.com)

La Revista *Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa* recibió este artículo el 27 de octubre de 2004 y fue aceptado para su publicación el 10 de febrero de 2005.

