

Predicción del rendimiento inicial en .../ Quintana D., Isasi P.

## PREDICCIÓN DEL RENDIMIENTO INICIAL EN MERCADOS SEGMENTADOS MEDIANTE REDES DE NEURONAS.

DAVID QUINTANA<sup>1</sup> Y PEDRO ISASI<sup>2</sup>

### RESUMEN

En este trabajo se propone un sistema de predicción del rendimiento inicial de las acciones en mercados segmentados, a través del estudio del caso particular del sector tecnológico. El modelo incorpora, además de una serie de variables de corte transversal, un indicador de inercia en el mercado y una medida de fiabilidad de este último. Los resultados obtenidos sugieren que los perceptrones multicapa permiten ponderar la información relativa al estado del mercado de forma que las predicciones resulten más ajustadas.

Palabras claves: salida a bolsa, tecnología, predicción, rendimiento inicial, perceptrón multicapa.

### ABSTRACT

This paper presents an IPO underpricing prediction system for segmented markets using as an example tech IPOs. The model combines cross-sectional variables with both an index for the state of the market, and an indicator for the reliability of the mentioned index. The results show that multilayer perceptrons can be effective weighting the information regarding the market, which results in enhanced predictive accuracy.

Key words: initial public offering, technology, prediction, underpricing, multilayer perceptron.

### I. INTRODUCCIÓN

El comportamiento de los rendimientos iniciales de las compañías admitidas a cotización ha sido objeto de interés entre los investigadores durante cerca de cuatro décadas. Desde un primer trabajo de Stoll y Curley (1970), han sido muchos los autores que han constatado que la diferencia entre el precio de oferta y el de cierre del primer día suele ser superior a lo que cabría esperar. En torno a esta anomalía, que suele tomar la forma de subida de precios, se ha generado una gran cantidad de literatura académica postulando diferentes teorías acerca de la naturaleza del fenómeno.

Desde el punto de vista instrumental, las herramientas más frecuentemente empleadas para modelar la relación entre las diferentes variables

1 Universidad Carlos III de Madrid, Departamento de Informática, Avda. Universidad 30, Leganés 28911, Madrid, España. [dquintan@inf.uc3m.es](mailto:dquintan@inf.uc3m.es)

2 Universidad Carlos III de Madrid, Departamento de Informática.

explicativas y el rendimiento inicial, son los modelos lineales, concretamente las regresiones lineales múltiples. Esta elección tiene la hipótesis implícita de que la relación entre las variables es fundamentalmente lineal. La cuestión es que la incorporación a los modelos de variables que no cumplan con esta restricción, podría hacer que la calidad de los resultados se resintiese. En este trabajo, se propone incorporar una variable que potencialmente tiene la característica mencionada. Por esta razón, se ha considerado pertinente valorar por un lado, si esta variable aporta algo en términos de mejora de la capacidad predictiva de los modelos y, por otro, estudiar si podría tener sentido utilizar una aproximación alternativa a la lineal que pueda extraer con más eficacia la relación existente entre las variables y el rendimiento inicial. Concretamente, se propone recurrir a las redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales constituyen una amplia familia de técnicas representadas dentro de lo que se conoce como inteligencia artificial subsimbólica. Es sus distintas configuraciones, permiten abortar tareas diversas como la clasificación, en análisis de conglomerados o la predicción. Quizá el representante más conocido de esta familia sea el perceptrón multicapa. Frente a otros tipos de redes neuronales, estas son especialmente adecuadas para abordar problemas de predicción con aprendizaje supervisado. Esta técnica, cuyos orígenes se remontan a mediados del siglo pasado, es de aplicación en muchos dominios como alternativa a técnicas econométricas clásicas. Su uso está muy extendido en dominios financieros como la predicción de bursátil o el análisis de la solidez financiera. Como fuentes de referencias adicionales sobre estos temas se pueden mencionar trabajos como los de Trippi y Turban (1993), Refenes (1995) o Atiya (2001). Entre las características más deseables de estos modelos estarían la capacidad de aproximar relaciones no lineales o el no requerir ningún tipo de información sobre la distribución de los datos. Como puntos oscuros estarían un esfuerzo computacional elevado para su ajuste y la dificultad para analizar la relación existente entre las variables explicativas y la variable dependiente, razón por la cual es frecuente que reciba la consideración de modelo de caja negra.

La variable que se propone introducir en el modelo predictivo tiene relación con la posibilidad de existencia de un mercado segmentado en función del sector de actividad durante la burbuja tecnológica de la segunda mitad de la década de los '90. En ese periodo, podría haberse producido entre las compañías tecnológicas cierta inercia en el rendimiento de las acciones admitidas a cotización. Su naturaleza podría ser similar a la observada por Ritter (1984) a principios de los '80 entre las compañías dedicadas a los campos petrolíferos y de gas, actividades de refino o extracción de carbón. Quintana e Isasi (2007) propusieron incluir en los modelos una estimación para el estado del mercado en el día en que la compañía debutase en los mercados. En el estudio que se presenta, se sugiere ampliar el conjunto de variables utilizadas en el caso anterior

con un indicador adicional para una muestra de compañías de corte tecnológico. Este indicador está relacionado con la calidad de la predicción mencionada con anterioridad y permitiría ponderar esta cifra en función de su fiabilidad. Como se ha mencionado, este cambio aconseja recurrir a modelos que permitan gestionar la posibilidad de existencia de relaciones no lineales.

El resto del trabajo se compone de una sección dedicada a explicar la metodología a emplear. A continuación, se presentará la sección dedicada al análisis empírico, que incluye la presentación de la muestra y los resultados de la estimación de los modelos. Por último, se dedicará la parte final del trabajo a presentar las principales conclusiones.

## **II. METODOLOGIA**

En este apartado se presentará la metodología a emplear, prestando especial atención a la técnica básica, el perceptrón multicapa. Posteriormente, se definirá formalmente la variable independiente y se aportarán detalles sobre las variables explicativas.

La muestra de datos históricos sobre las que se operará relaciona el rendimiento inicial de un conjunto de compañías con una serie de variables explicativas de corte transversal. Teniendo esto presente, la metodología a seguir consistirá en ajustar distintos modelos y comparar los errores cuadráticos medios cometidos por cada uno de ellos. Para esto, el primer paso consistirá en aleatorizar la muestra para, acto seguido, dividirla en dos secciones. Sobre la primera, que se denominará conjunto de entrenamiento, se hará el ajuste de los modelos. La segunda, el conjunto de test, será utilizada para evaluar las capacidades predictivas.

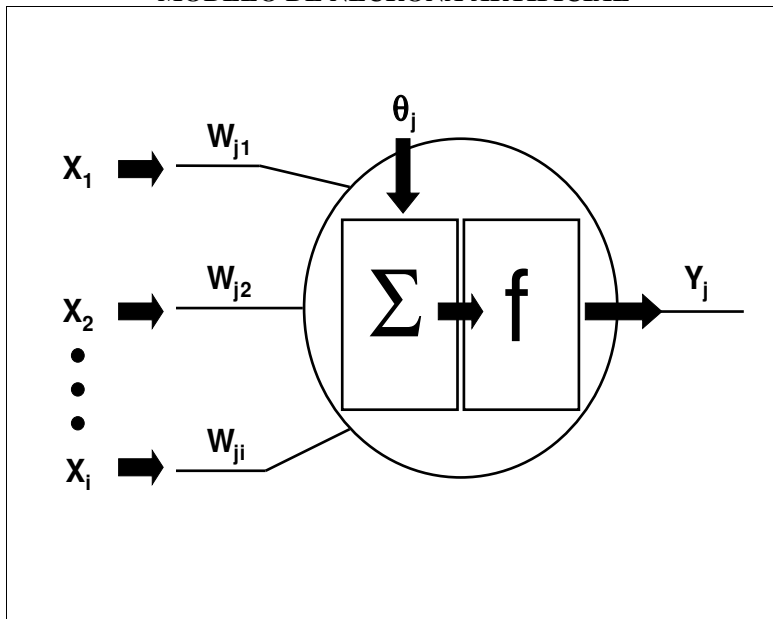
El primer modelo que se ajustará será una regresión lineal múltiple. Para esto se contará con seis variables explicativas básicas más una predicción para el estado del mercado. Se realizará el contraste de White al 5% con el objeto de identificar la posible heteroscedasticidad,. De ser necesario, se recurriría al uso de matrices de varianzas-covarianzas robustas con la presencia de esta para evaluar mejor la significatividad de las variables escogidas. El paso siguiente consistirá en añadir una variable adicional, el índice de fiabilidad de la predicción para el estado del mercado. Se considera que incluir este indicador en modelo de regresión no tendría demasiado sentido. Por sí solo es irrelevante y la función que lo relacionase de forma adecuada con el estado previsto del mercado no tendría por qué ser de tipo lineal. Es por esto que sólo se usará con un modelo no lineal, como la red neuronal, capaz de extraer y explotar esta relación. Para cubrir la posible contingencia de que los resultados de este modelo sean mejores no por el efecto de la nueva variable, sino por el incremento de grados de libertad, se ajustará otra red neuronal sobre muestra inicial sobre la que se estimó la regresión.

A continuación se hará una breve introducción al funcionamiento del perceptrón multicapa, el tipo de red de neuronas que será utilizado con posterioridad.

### II.1. Introducción a las redes de neuronas

La técnica básica sobre la que descansa este trabajo es el perceptrón multicapa. Este modelo de inspiración biológica se compone de una serie de unidades elementales, con capacidad de procesamiento simple, denominadas neuronas. Éstas se agrupan formando capas y se conectan entre sí a través de un tipo de enlace llamado peso. A través de estos pesos, la neurona puede tanto recibir como propagar la señal suministrada por otra neurona. Los pesos tienen la capacidad de atenuar o amplificar el resultado del procesamiento realizado en la unidad. El trabajo paralelo de procesamiento de estos elementos ponderados por la fuerza de estas conexiones permite aproximar una gran variedad de funciones.

**FIGURA N°1**  
**MODELO DE NEURONA ARTIFICIAL**



Fuente: Elaboración propia.

En la Figura N°1 se muestra el diseño de una neurona artificial del tipo a utilizar

en el trabajo. En este caso, la neurona  $j$ , recibe unos estímulos que se corresponden con salidas  $X_i$  de otras neuronas ponderadas por los pesos  $w_{ji}$ . La suma de estos estímulos entrantes es un valor  $h_j$ . Éste es procesado aplicándole una función de transferencia  $f$ . El resultado de esta transformación es un valor  $Y_j$  que se propagará a una o más neuronas. Otro elemento a destacar es el sesgo de la neurona  $\theta_j$ . Este valor corrige la función que, de otra manera, estaría centrada en el origen. En ocasiones, no es necesario explicitar el valor  $\theta_j$  y éste se representa como una entrada  $X_0$  de valor fijo e igual a uno ponderado por un  $w_{j0}$  que, de hecho, es  $-\theta_j$ .

$$Y_j = f(h_j, \theta_j) = f\left(\sum w_{ji} \cdot x_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

La función de transferencia puede ser de muchos tipos. Normalmente se corresponde con la función logística, tangente hiperbólica, umbral o lineal. En éste estudio se recurrirá a la tangente hiperbólica como función de transferencia en todas las neuronas a excepción de la de salida. La razón es que empíricamente se ha visto que la tangente hiperbólica suele estar asociada a entrenamientos más cortos<sup>3</sup>. La elección de una salida lineal se justifica para evitar limitar las posibles salidas al rango dinámico de la tangente hiperbólica. Matemáticamente, esta función tiene la forma

$$\tanh(a) = \frac{e^a - e^{-a}}{e^a + e^{-a}} \quad (2)$$

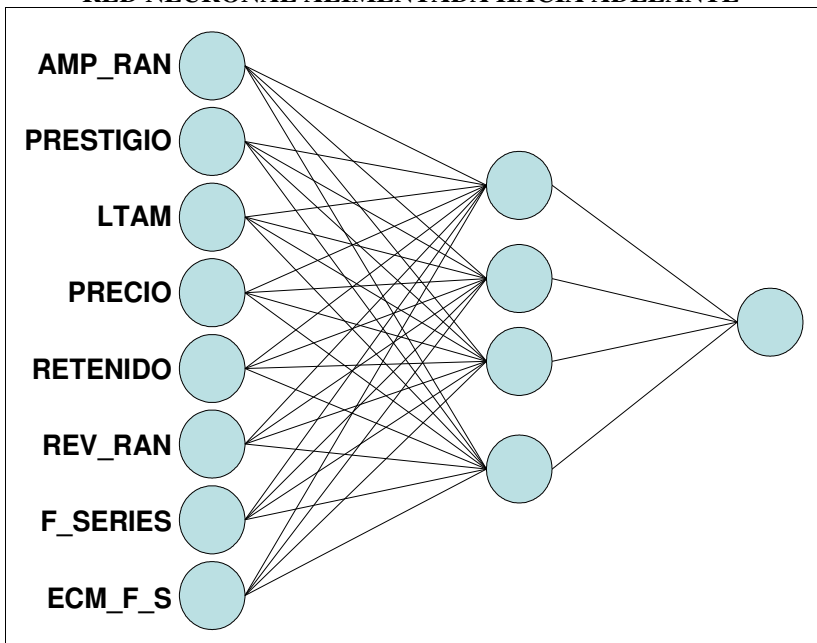
donde  $a$  representa el conjunto de estímulos de los que depende  $f$  en (1).

En este trabajo se emplearán redes alimentadas hacia adelante (feedforward). Éstas se caracterizan por constar de una serie de capas de neuronas interconectadas entre sí de manera que cada capa se alimenta de la salida de las neuronas de una capa anterior, es decir, no existe ningún mecanismo de retroalimentación que haga que la salida de una neurona de una capa sirva de entrada a una neurona capa anterior. En el gráfico se puede apreciar la estructura de una red tipo de esta familia. En él queda de manifiesto la existencia de tres tipos de capas. La primera de ellas, conocida como capa de entrada, tiene por objeto introducir la información externa a la red. En este caso concreto, las entradas han sido etiquetadas con los nombres de las variables explicativas que serán presentadas en la sección que sigue. A continuación se encuentran las capas intermedias u ocultas, que pueden ser varias o ninguna y se caracterizan porque no tienen ningún tipo de contacto directo con el exterior. Finalmente se encuentra la capa de salida, que es la encargada de suministrar al exterior los resultados ofrecidos por el modelo.

---

<sup>3</sup> Bishop (1995), p. 127.

**FIGURA N°2**  
**RED NEURONAL ALIMENTADA HACIA ADELANTE**



Fuente: Elaboración propia.

Según esto, una vez determinado el tipo de neurona a utilizar, la estructura básica de estas redes neuronales quedaría determinada por el número de capas de la red; la cantidad de neuronas en cada capa y la estructura de conexión entre éstas. Una vez definidos estos parámetros, es necesario determinar el conjunto de valores en los pesos que facilite el valor deseado ante un determinado patrón de entrada. Para ello se suele utilizar un algoritmo de ajuste, también llamado “de aprendizaje” o “de entrenamiento”. En este caso se recurrirá al de retropropagación (Rumelhart et al, 1986).

## II.2. Variables

En primer lugar, se presentará formalmente la variable dependiente. Se denominará rendimiento inicial de una acción a la diferencia en términos porcentuales entre el precio de oferta al precio de cierre del primer día menos el rendimiento del índice general del mercado en el que vaya a ser admitida a cotización, es decir:

$$R_i = \left( \frac{Pc_i - Po_i}{Po_i} \right) - \left( \frac{Mc_i - Ma_i}{Ma_i} \right) \quad (3)$$

donde:

$R_i$ : Rendimiento inicial de la acción  $i$ .

$P_{0i}$ : Precio de oferta de la acción  $i$ .

$P_{Ci}$ : Precio de cierre de la acción  $i$ .

$Ma_i$ : Índice de mercado al cierre del día anterior en que la acción  $i$  fue admitida a cotización.

$Mc_i$ : Índice de mercado al cierre del día en que la acción  $i$  fue admitida a cotización.

Los índices que se emplearán en el análisis serán el S&P 500, el NASDAQ Composite y el AMEX Composite en función del mercado que corresponda.

Entre los objetivos básicos de este trabajo está estudiar si tiene sentido incluir en los modelos que pretenden explicar el rendimiento inicial de las salidas a bolsa un índice que permita determinar hasta qué punto podría ser aconsejable tener en cuenta la predicción en relación al estado del mercado el día previsto para la colocación. Con este objeto, además de considerar las dos variables mencionadas, se incluirán otras de control identificadas como potencialmente relevantes mediante revisión de literatura. Estas variables tienen que ver, fundamentalmente, con la forma de organizar la operación de colocación. Este estudio abarcará seis variables relacionadas con este particular: prestigio de los asesores financieros; rango inicial de precios; revisión final del precio; precio de la colocación; porcentaje de capital emitido y el tamaño de la colocación. A estas se sumarán el indicador de situación del mercado y su error de predicción. Todas ellas aparecen descritas a continuación.

### **II.2.1. Prestigio de los asesores financieros (prestigio)**

Una de las cuestiones más extensamente tratadas en relación a la forma de organizar las colocaciones ha sido la influencia de la reputación de los bancos de inversiones encargados de su coordinación. Entre los trabajos que se cabría mencionar estarían los de Neuberger y Hammond (1974), Beatty y Ritter (1986) o Carter y Manaster (1990). La influencia de los asesores se modelará mediante una variable que acumula unos índices de prestigio asociados a los bancos que ejercieron el papel de director o codirectores en la salida a bolsa. Estos índices, que dependen de la cantidad de capital colocado y del número de operaciones lideradas, se elaborarán siguiendo el método propuesto por Quintana e Isasi (2005).

### **II.2.2. Rango inicial de precios (AMP\_RAN)**

Tras considerar la importancia de elegir un buen grupo de colocadores, se procederá a tratar la influencia de una de sus funciones principales, que es proponer un rango orientativo de precios que presentar a los inversores en las primeras etapas del proceso de salida a bolsa. Los trabajos de investigación realizados tienden a coincidir en que rangos amplios suelen venir acompañados

de rendimientos más elevados. Esto se explicaría por dificultad por parte del emisor y sus asesores para establecer una valoración adecuada, lo que a su vez debería traducirse en primas de riesgo más elevadas que, a su vez, forzarían un mayor descuento en el precio de colocación. Siguiendo a Hanley (1993), se usará como índice explicativo el porcentaje sobre el precio mínimo del rango que supone el precio máximo.

### II.2.3. Revisión final del precio de venta (REV\_RAN)

Hanley (1993) propone que la relación entre el precio final de oferta y el rango no vinculante puede interpretarse como un signo de incertidumbre sobre las expectativas de la compañía y, por tanto, es susceptible de influir en el rendimiento a corto plazo. Según esta autora, una importante revisión al alza o a la baja del precio podría ser interpretado por el mercado como un mayor riesgo a priori, que se reflejaría en un mayor rendimiento inicial. La variable que se propone para medir este efecto es la propuesta por Quintana e Isasi (2006) y parte de la relación entre la diferencia del precio y el punto medio del rango ofertado y la desviación entre el precio máximo y éste mismo punto. Es decir:

$$x = \frac{P_f - P_{med}}{P_M - P_{med}} \quad (4)$$

donde  $P_f$  es el precio final de la oferta;  $P_{med}$  el punto medio del rango y  $P_M$  el límite superior del rango propuesto.

El índice final de revisión  $R(x)$ , vendría por el resultado de aplicar a la relación anterior,  $x$ , la función definida por tramos que se especifica a continuación:

$$R(x) = \begin{cases} -1 > x & 2 \cdot \left( \frac{|x|-1}{|x|} \right) - 1 \\ -1 \leq x \leq 1 & x^3 \\ 1 < x & 2 \cdot \left( \frac{|x|-1}{|x|} \right) + 1 \end{cases} \quad (5)$$

### II.2.4. Precio final de oferta (precio)

El indicador recién presentado se apoyaba para su cálculo en el precio de emisión. Esta misma cifra, sin ninguna alteración, puede ser incluida como variable explicativa. Chalk y Peavy (1987) encontraron una relación inversa entre el precio de emisión y el rendimiento durante el primer día. La tendencia documentada por Chalk y Peavy podría haber cambiado en los '90. Beatty y Welch (1996) detallan cómo el cambio de muestra desde la primera versión de su estudio, que empleaba datos de los '80, hasta la última conllevó un cambio de signo en esta relación que la hacía inconsistente con las teorías clásicas. Independientemente del signo, son varios los estudios en los que la variable



resultaba tener capacidad explicativa.

### **II.2.5. Proporción de capital emitido (RETENIDO)**

En numerosos trabajos se ha puesto de manifiesto la existencia de relación entre el movimiento de precios del primer día y el porcentaje de capital retenido por los accionistas iniciales en la colocación. Entre otros, se pueden mencionar los trabajos de Leland y Pyle (1977), Grinblatt y Hwang (1989) o Aggarwal et al (2002). Lamentablemente, para un buen porcentaje de las operaciones no se dispone de un desglose del porcentaje de acciones primarias y secundarias que fueron colocadas. Por esta razón, se ha aproximado esta variable a través de la proporción de acciones que se colocó en la salida a bolsa con respecto al número de acciones de la compañía que no formaron parte de la operación.

### **II.2.6. Tamaño de la Colocación (LTAM)**

La literatura ha recogido desde Ritter (1984) una relación inversa entre el tamaño de la colocación y el rendimiento. Beatty y Ritter (1986) emplean el inverso del tamaño como indicador a priori de la incertidumbre asociada a la compañía. Muchos artículos posteriores como Megginson y Weiss (1991), Hansen y Torregrosa (1992) o Jain y Kini (1999), entre otros, recurren a una representación alternativa que coincide con la que se usará en este trabajo, concretamente el logaritmo del tamaño de la emisión medido en millones de dólares excluyendo la opción de sobresuscripción. En general, las compañías de mayor tamaño se caracterizan por tener una base accionaria más amplia y ser más conocidas por los posibles inversores, hecho que se traduciría en una menor asimetría de información y, por tanto, en un menor riesgo de inversión.

### **II.2.7. Indicador de situación del mercado (F\_SERIES)**

Este índice pretende aproximar el estado previsto en el mercado para la compañía pendiente de admisión a cotización. Valores altos reflejarían cierta inercia del mercado hacia rendimientos iniciales altos y viceversa. El cálculo de la variable sigue la metodología propuesta en Quintana e Isasi (2007). Siguiendo esta aproximación, se generarán tres índices diarios de rendimiento inicial a partir de los cuales se elaborarán las predicciones para el estado del mercado. A continuación, se escogerá la que se considere más adecuada en función de su capacidad para explicar el pasado a través de un proceso de votación. El resultado de este proceso será un conjunto de predicciones sobre la situación del mercado para cada una de las operaciones que serán recogidas por la variable F\_SERIES.

### **II.2.8. Error de predicción (ECM\_F\_S)**

Como ya se explicó, la variable F\_SERIES recoge las predicciones sobre las condiciones del mercado para cada operación. Las series predictivas a partir de las cuales se derivan sus valores presentan una capacidad de ajuste variable en

distintos momentos. Por esta razón, se estima que la incorporación de un índice de credibilidad de estas predicciones debería conducir a una mejora de los resultados. El índice elegido ha sido el error cuadrático medio de la serie empleada para hacer la predicción durante las cinco jornadas anteriores a la correspondiente a la operación estudiada. Este valor, normalizado dividiéndolo entre la varianza de la serie a predecir calculada sobre los mismos días, será el que incorporemos como ECM\_F\_S. Valores altos indicarían, bien que en un periodo determinado el mercado no tiene inercia, o que los modelos de predicción tienen dificultad para capturarla, por lo que las predicciones para el estado del mercado serían poco fiables. Por el contrario, valores bajos serían síntomas de que los modelos a partir de los cuales se elaboraron las predicciones, han tenido cierto éxito en el pasado reciente y, por tanto, merecen más crédito.

### **III. ANÁLISIS EMPÍRICO**

Este apartado está dedicado al análisis empírico. Esto supone empezar describiendo la muestra a partir de la cual se construirán los modelos que serán presentados justo a continuación.

#### **III.1. Descripción de la muestra**

La muestra básica de partida recoge información sobre 865 salidas a bolsa que tuvieron lugar en los Estados Unidos entre enero de 1998 y diciembre 1999. Los datos cubren los tres principales mercados, NYSE, NASDAQ y AMEX, y excluye ADRs y unit offerings. La información se obtuvo del proveedor de Hoovers Online. En aquellos casos en los que esta no era completa, se recurrió a IPO Data Systems como fuente suplementaria. Adicionalmente, el estudio exige el uso de índices que permitan seguir la evolución de los mercados mencionados. La información relativa a los composites del NASDAQ y AMEX se obtuvo de la National Association of Securities Dealers y se usó Bloomberg como fuente de los cierres diarios del S&P 500.

De entre estos valores, se seleccionaron las compañías de tipo tecnológico. Esta selección se hizo a partir de información proveniente de IPO Data Systems. Esta firma elabora todos los años un informe sobre las actividades de emisión de acciones en el sector tecnológico. El criterio que se ha seguido para calificar a una salida a bolsa como tecnológica y, por tanto, incluirla en la muestra, ha sido el hecho de aparecer en estos informes. La clasificación que hay detrás de estos se hace a partir de los códigos de actividad industrial declarados por las compañías. Por otro lado, el ajuste de los modelos de series temporales necesarios para tener predicciones para el estado del mercado y su estimación de error supuso ceder una buena parte de la muestra, con lo que el conjunto inicial quedó reducido a 120 elementos para los que se contaba con la información necesaria para elaborar todos los indicadores necesarios.

La Tabla N°1 muestra los principales estadísticos descriptivos correspondientes a las distintas variables explicativas.

**TABLA N°1  
ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS**

	INFR_AJ	AMP_RAN	INDI_RAN	LTAM	PRECIO	PRESTIGIO	RETE	F_SERIES	ECM_F_S
<b>Media</b>	0,534	0,157	0,602	1,648	12,607	0,006	0,353	0,477	2,065
<b>Mediana</b>	0,323	0,182	1,000	1,649	12,000	0,003	0,272	0,391	1,480
<b>Máximo</b>	2,470	0,313	2,667	2,585	24,000	0,034	1,405	1,568	8,030
<b>Mínimo</b>	-0,152	0,000	-2,200	0,806	4,000	0,000	0,056	-0,013	0,917
<b>Desv. Típ.</b>	0,610	0,077	1,276	0,311	4,409	0,007	0,244	0,394	1,577

Fuente: Elaboración propia.

Las correlaciones cruzadas de la primera de éstas se muestran a continuación en la Tabla N° 2. Como era de esperar, ECM\_F\_S no manifiesta una correlación lineal fuerte con ninguna de las otras variables

**TABLA N°2  
CORRELACIONES CRUZADAS**

	INFR_AJ	AMP_RAN	INDI_RAN	LTAM	PRECIO	PRESTIGIO	RETE	F_SERIES	ECM_F_S
<b>INFR_AJ</b>	1,000	-0,255	0,450	0,288	0,545	0,158	-0,299	0,352	0,055
<b>AMP_RAN</b>	-0,255	1,000	-0,040	0,047	-0,206	0,063	-0,061	0,040	-0,105
<b>INDI_RAN</b>	0,450	-0,040	1,000	0,427	0,629	0,115	-0,179	0,363	0,000
<b>LTAM</b>	0,288	0,047	0,427	1,000	0,674	0,145	-0,200	0,330	0,006
<b>PRECIO</b>	0,545	-0,206	0,629	0,674	1,000	0,218	-0,334	0,335	-0,024
<b>PRESTIGIO</b>	0,158	0,063	0,115	0,145	0,218	1,000	-0,295	0,165	-0,062
<b>RETE</b>	-0,299	-0,061	-0,179	-0,200	-0,334	-0,295	1,000	-0,097	0,005
<b>F_SERIES</b>	0,352	0,040	0,363	0,330	0,335	0,165	-0,097	1,000	0,020
<b>ECM_F_S</b>	0,055	-0,105	0,000	0,006	-0,024	-0,062	0,005	0,020	1,000

Fuente: Elaboración propia.

**III.2. Resultados**

Tal y como se adelantó, el primer paso consistirá en la división de la muestra en dos secciones, concretamente, un 70% para ajustar los modelos y un 30% de la muestra para hacer predicción. Como resultado de esto, la muestra inicial de 120 elementos quedará repartida en una de 84 para ajuste y 36 para test. Una vez hecho esto, siguiendo el procedimiento propuesto, tras rechazar la presencia de heterocedasticidad mediante el test de White, se empezará por ajustar una regresión sobre el conjunto de entrenamiento.

**TABLA N°3  
MODELO DE REGRESIÓN**

<b>Variable dependiente: INFR_AJ</b>				
<b>Observaciones incluidas: 84</b>				
Variable	Parámetro	Desv. tip.	Estadístico t	Prob.
C	1,028	0,376	2,733	0,008
AMP_RAN	-1,135	0,711	-1,597	0,115
INDI_RAN	0,066	0,055	1,202	0,233
LTAM	-0,753	0,309	-2,440	0,017
PRECIO	0,068	0,022	3,039	0,003
PRESTIGIO	4,505	7,740	0,582	0,562
RETE	-0,486	0,220	-2,215	0,030
F_SERIES	0,336	0,149	2,253	0,027
R <sup>2</sup>	0,373	Estadístico F		6,452
R <sup>2</sup> corregido	0,315	Prob(Estadístico F)		0,000
Durbin-Watson	2,017			

Fuente: Elaboración propia.

A la vista de los primeros resultados, se aprecia que hay tres variables que no presentan capacidad explicativa a niveles convencionales de significación del 5%. Estas variables son la amplitud del rango de oferta, el índice de reajuste del precio y la variable que aproxima el prestigio de los asesores financieros. Tal y como se aprecia, la regresión resulta significativa con un estadístico F de 6,452 y un R<sup>2</sup> de 0,373.

A continuación, se diseñará una red neuronal a partir de las mismas variables. Para esto, se probarán distintas configuraciones de red y parámetros de entrenamiento, lo que debería conducir a la combinación que proporcione un mejor ajuste sobre el conjunto de entrenamiento.

**TABLA N°4  
PARÁMETROS USADO PARA ENTRENAR LAS RED  
ES NEURONALES**

<b>Parámetro</b>	<b>Mín.</b>	<b>Máx.</b>	<b><math>\Delta</math></b>
Neuronas	2	9	1
Tasa de aprendizaje	0,0010	0,004	0,0005
Constante de momento	0,0000	0,003	0,0005
Ciclos de entrenamiento	2000		
Repeticiones	20		

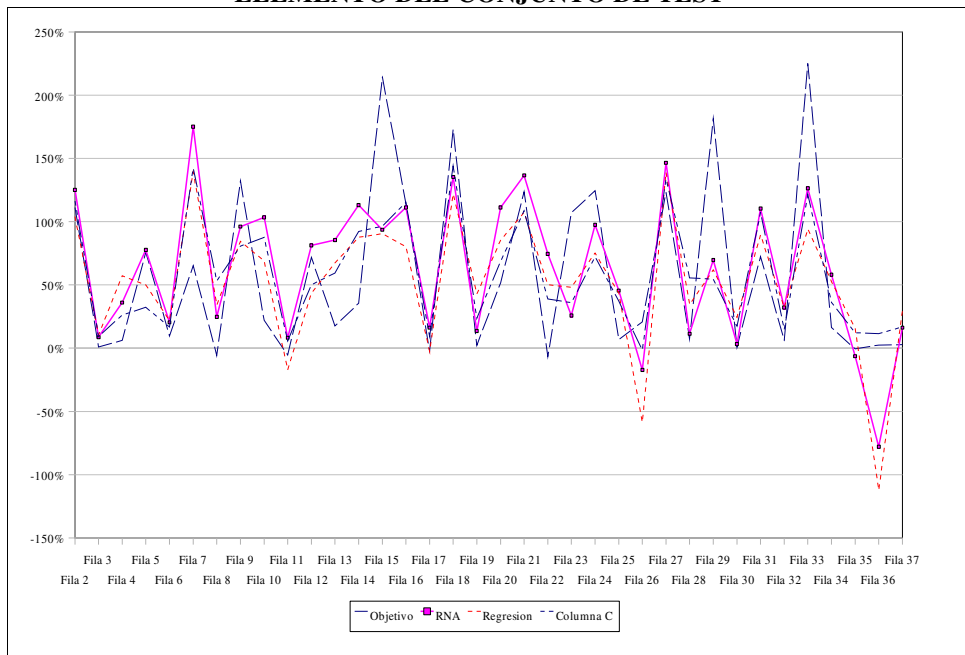
Fuente: Elaboración propia.

La red con mejores capacidades de ajuste sobre el conjunto de entrenamiento que se identificó tras las pruebas descritas, consta de 6 neuronas en la capa intermedia y fue entrenada empleando una tasa de aprendizaje de 0,0015 y 0,001 como constante de momento.

El paso siguiente será el ajuste de una nueva red neuronal sobre la muestra, una vez que se incorpora como variable explicativa el índice de credibilidad de las predicciones sobre el estado del mercado (ECM\_F\_S). La búsqueda de la combinación de parámetros adecuada se hizo a partir del mismo conjunto de posibilidades. El mejor resultado sobre entrenamiento se obtuvo con 8 neuronas en la capa intermedia, una tasa de aprendizaje de 0,0025 y una constante de momento de 0,002.

Si se compara el error cuadrático medio de predicción sobre test de los distintos modelos sobre la muestra común, se aprecia que las redes neuronales, con un error de 0,287, baten a la regresión, que ofrece como resultado 0,303. Al añadir la variable propuesta, el error cometido por la red de neuronas baja a 0,230, lo que parece indicar que, efectivamente, la red es capaz de ponderar el peso de las predicciones en relación al estado del mercado. Los p-valores asociados al contraste F de igualdad de varianzas realizado con el objeto de evaluar la reducción de varianza conseguida por los modelos de predicción son de 0,101, 0,076 y 0,020, respectivamente, para la regresión, la red neuronal ajustada sobre el conjunto base y la red neuronal ajustada sobre el conjunto extendido respectivamente. Estos resultados ponen de manifiesto que añadir la variable propuesta refuerza la calidad de las predicciones, como queda demostrado por el hecho de que la significatividad de los contrastes baja del 10% al 5%.

**FIGURA N°3**  
**ERROR DE LA REGRESIÓN Y DE LA RED DE NEURONAS PARA CADA**  
**ELEMENTO DEL CONJUNTO DE TEST**



Fuente: Elaboración propia.

Por último, cabe destacar en relación a la diferencia en la calidad de las predicciones obtenidas sobre el conjunto básico de variables, que los resultados obtenidos son consistentes con los de estudios previos. Ciertamente, parece que en este contexto las capacidades predictivas de la regresión y de las redes de neuronas son similares hasta que se introduce la no-linealidad.

#### IV CONCLUSIONES

En este trabajo se ha estudiado la conveniencia de ampliar un modelo de predicción básico para el rendimiento inicial de salidas bolsa en el sector tecnológico que incluye variables de corte transversal y un indicador para el estado previsto del mercado. Específicamente, se ha propuesto la inclusión de una variable que representa la calidad prevista de la predicción para el estado del mercado. Ante la dificultad para especificar la relación entre la predicción y el indicador de calidad estimada de la predicción, se propone utilizar redes

neuronales artificiales como alternativa a las regresiones tan frecuentemente encontradas en la literatura. Estos modelos, tienen la capacidad de aproximar relaciones no lineales entre las variables de entrada. Los resultados ponen de manifiesto una notable mejora en la capacidad predictiva del modelo ampliado.

Si bien el trabajo cuenta con la limitación evidente de estar centrado en un momento muy concreto y en un segmento específico, el fundamento y los resultados sugieren que esta aproximación podría tener sentido en otros instantes del tiempo. El mismo proceso que se dio en la primera mitad de la década de los '80 con las compañías dedicadas a la extracción de determinadas materias primas o en la segunda mitad de los '90 con la tecnología, podría repetirse en el futuro, bien en uno de estos sectores o en otros distintos. En esas circunstancias, los investigadores podrían intentar controlar la influencia de un mercado segmentado sobre sus modelos, a través de la combinación de índices sobre el estado del mercado e indicadores relativos a la fiabilidad de los anteriores combinados en modelos capaces de aproximar relaciones no lineales como los perceptrones multicapa.

Entre las posibles extensiones del trabajo que se podrían proponer estarían la replicación del estudio en otros periodos en los que hubiese sospechas de existencia de mercados segmentados o desarrollar especificaciones alternativas para el índice de fiabilidad.

## **VI. AGRADECIMIENTOS**

Los autores agradecen a los evaluadores anónimos sus valiosos comentarios y la financiación prestada por el MEC a través del proyecto OPLINK, Ref: TIN2006-08818-C04-02.

## **REFERENCIAS**

- AGGARWAL, R.K., KRIGMAN, L. y WOMACK, K.L. 2002. Strategic IPO underpricing, information momentum, and lockup expiration selling. *Journal of Financial Economics* 66, N° 1, pp. 105-137.
- ATIYA, A.F. 2001 Bankruptcy Prediction For Credit Risk Using Neural Networks: A Survey And New Results. *IEEE Transactions on Neural Networks* 12, N° 4, pp 929-935.
- BALVERS, R.J., MCDONALD, B. y MILLER, R.E. 1988. Underpricing of new issues and the choice of auditor as a signal of investment banker reputation. *Accounting Review* 63, N°4, pp. 605-622.
- BEATTY, R.P. y RITTER J.R. 1986. Investment banking, reputation, and the underpricing of initial public offerings. *Journal of Financial Economics* 15, N°1/2, pp. 213-232.
- BEATTY, R.P. 1989. Auditor reputation and the pricing of initial public offerings. *Accounting Review* 64, N°4, pp. 693-709.

- BEATTY, R.P. y WELCH, I. 1996. Issuer expenses and legal liability in initial public offerings. *Journal of Law and Economics* 39, pp. 545-602.
- BISHOP, C.M. 1995. *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press. Oxford.
- CARTER, R.B., DARK, F.H. y SINGH, A.K. 1998. Underwriter reputation, initial returns, and the long-run performance of IPO stocks. *Journal of Finance* 53, pp. 285-311.
- CARTER, R.B., y MANASTER, S. 1990. Initial public offering and underwriter reputation. *Journal of Finance* 45, pp. 1045-1067.
- CHALK, A.J. y PEAVY, J.W. III. 1987. Initial public offerings: daily returns, offering types and the price effect. *Financial Analyst Journal*, 43, N°5, pp. 65-69.
- GRINBLATT, M. y HWANG, C.Y. 1989. Signalling and the pricing of new issues. *Journal of Finance* 44, pp. 393-420.
- HANLEY, K.W. 1993. The underpricing of initial public offerings and the partial adjustment phenomenon. *Journal of Financial Economics* 34, N°2, pp. 231-250.
- HANSEN, R.S. y TORREGROSA, P. 1992. Underwriter compensation and corporate monitoring. *Journal of Finance* 47, N°4, pp. 1537-1555.
- JAIN, B.A. y KINI, O. 1999. On investment banker monitoring in the new issues market. *Journal of Banking and Finance* 23, pp. 49-84.
- LELAND, H. y PYLE, D. 1977. Informational asymmetries, financial structure and financial intermediation. *Journal of Finance* 32, pp. 371-387.
- MEGGINSON, W.L. y WEISS, K.A. 1991. Venture capitalist certification in initial public offerings. *Journal of Finance* 46, N°3, pp. 799-903.
- NEUBERGER, B.M. y HAMMOND, C.T. 1974. A study of underwriters' experience with unseasoned new issues. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 9, N°2, pp. 165-177.
- QUINTANA, D. y ISASI, P. 2005. Revisión de precios y reputación de asesores financieros: dos propuestas de índices para explicar el rendimiento a corto plazo de las salidas a bolsa. *Estudios Gerenciales* 94, pp. 47-64.
- QUINTANA, D. y ISASI, P. 2007. Integrando información de carácter temporal y transversal en la predicción del rendimiento inicial de las salidas a bolsa. *Estudios Gerenciales* 103, pp. 85-96.
- REFENES, A.P. 1995. *Neural Networks in the Capital Markets*, Wiley.
- RITTER, J.R. 1984. The 'hot issue' market of 1980. *Journal of Business* 57, N°2, pp. 215-241.
- RITTER, J.R. y WELCH, I. 2002. A review of IPO activity, pricing, and allocations. *Journal of Finance* 57, N°4, pp. 1795-1828.
- RUMELHART, D.E., HINTON, G.E. y WILLIAMS R.J. 1986. Learning Representations by Back-propagating Errors. *Nature* 323, pp. 533-536.
- STOLL, H.R. y CURLEY, A.J. 1970. Small business and the new issues market



Predicción del rendimiento inicial en .../ Quintana D., Isasi P.

for equities, Journal of Financial and Quantitative Analysis 5, N°3, pp. 309-322.

TRIPPI, R.R. y TURBAN, E. 1993. Neural Networks in Finance and Investing. Probus Publishing Company.