

# Rendimiento en salidas a Bolsa: Un estudio mediante perceptrones multicapa<sup>1</sup>

Quintana, David  
Isasi, Pedro

1 Los autores agradecen la financiación prestada por el MCyT y CAM-UC3M a través de los proyectos OPLINK, Ref: TIN2006-08818-C04-02 y Computación con inspiración biológica para la minería de datos. Ref: UC3M-DEC-05-029.

**Quintana, David**  
Doctor en Ciencias Empresariales  
Profesor Ayudante del Departamento  
de Informática, Universidad Carlos III  
España  
[dquintan@inf.uc3m.es](mailto:dquintan@inf.uc3m.es)

Recibido: 12-02-07  
Revisado: 16-06-07  
Aceptado: 29-06-07

**Isasi, Pedro**  
Doctor en Informática  
Catedrático del Departamento de  
Informática, Universidad Carlos III  
España  
[isasii@ia.uc3m.es](mailto:isasii@ia.uc3m.es)

En este trabajo se estudia la conveniencia de usar perceptrones multicapa como alternativa a la regresión lineal en el dominio de las salidas a bolsa. Para conseguir este propósito, se ha modelado la relación entre el rendimiento inicial y la estructura de la colocación de una muestra de compañías estadounidenses. Los resultados muestran una ligera mayor capacidad de los primeros frente a los segundos. Por otro lado, la comparación de las predicciones patrón a patrón muestra que la relación entre las variables explicativas y la variable dependiente podría ser de tipo lineal.

**Palabras clave:** salida a bolsa, rendimiento inicial, perceptrón multicapa.

**RESUMEN**

This paper analyzes the convenience of using multilinear perceptrons as an alternative to ordinary least squares regression in the IPO domain. This has been studied modeling the relation between the initial return and the structure of the offering for a sample of US companies. The results show that the first type of model outperforms the second one in terms of predictive accuracy. In addition to that, the comparison of the prediction error committed by each model on a pattern by pattern basis suggests that the relation between the dependant and the independent variables might be mostly linear.

**Key words:** initial public offering, underpricing, multilayer perceptron.

**ABSTRACT**

## 1. Introducción

A lo largo de los últimos cuarenta años, se ha observado de forma recurrente cómo el precio de las acciones recién admitidas a cotización se comporta de una de una forma difícilmente explicable. Estos movimientos, documentados inicialmente por Stoll y Curley (1970), tienden a concretarse en una diferencia anormalmente alta entre el precio de oferta y el de cierre del primer día. Como ejemplo de su magnitud, Ritter y Welch (2002) encontraron un rendimiento medio del 18,8% sobre una muestra de 6.249 salidas a bolsa que tuvieron lugar entre 1980 y 2001<sup>2</sup> en los Estados Unidos; por otra parte, este fenómeno no se circunscribe a este país tal como lo registra Ritter (2003), en cuanto a que existen numerosas evidencias de su ocurrencia generalizada.

En torno a esta anomalía se ha generado una gran cantidad de literatura académica postulando diferentes teorías acerca de la naturaleza del fenómeno. Entre las más consolidadas, están las que vinculan el rendimiento inicial a distintos aspectos relativos a la estructura de la colocación. Será en distintas facetas relacionadas con este aspecto en las que las que se apoyen los modelos ajustados en este estudio.

Desde el punto de vista instrumental, las herramientas más frecuentemente empleadas para modelar la relación entre las diferentes variables explicativas propuestas, y el rendimiento inicial son los modelos lineales. Entre estos, la regresión lineal es la más utilizada. El objetivo de este trabajo es comparar la capacidad de la regresión lineal y de un tipo de red de neuronas artificiales, el perceptrón multicapa, para capturar

la influencia de una serie de variables relativas a la estructura de colocación sobre el rendimiento inicial de las salidas a bolsa.

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 abordar tareas diversas como la clasificación, en análisis de conglomerados o la predicción. Quizá el representante más conocido de esta familia sea el perceptrón multicapa. 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 bursátil o el análisis de la solidez financiera. 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.

## 2. Análisis

En este apartado se presentará la metodología a emplear para hacer a continuación una introducción al perceptrón multicapa. Posteriormente, se aportarán detalles sobre las variables explicativas y la muestra empleada. Por último, se abordará la sección dedicada a los

---

<sup>2</sup> Media no ponderada de la diferencia entre los precios de salida y el primer precio de cierre.

resultados.

## 2.1. Metodología

Como punto de partida, se definirá formalmente la variable objetivo. 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 que cotiza, es decir:

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

Donde:

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

$Po$  = Precio de oferta de la acción  $i$ .

$Pc_i$  = 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 en que fuese admitida a cotización la compañía.

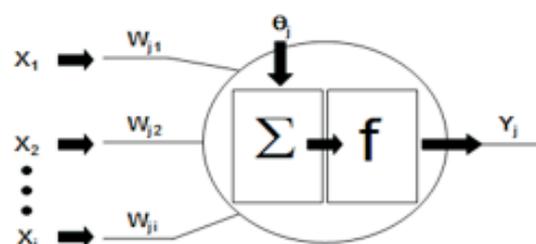
La muestra de datos históricos sobre las que se operará relaciona el rendimiento inicial de un conjunto de compañías con una serie de variables explicativas de corte transversal. Teniendo esto presente, la metodología a seguir es bastante sencilla. La muestra será filtrada para evitar la influencia de elementos extremos, aleatorizada y, acto seguido, dividida 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 de cada uno de ellos.

La comparación de los modelos se hará de dos formas. Por un lado, se hará comparando el error cuadrático promedio de cada uno de los modelos. Así mismo, se hará un contraste de igualdad de medias sobre los errores de predicción incurridos en cada caso.

## 2.2. 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 mediante un tipo de enlace llamado peso. Por medio 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.



**Gráfico 1.** Modelo de neurona artificial

**Fuente:** Elaboración propia

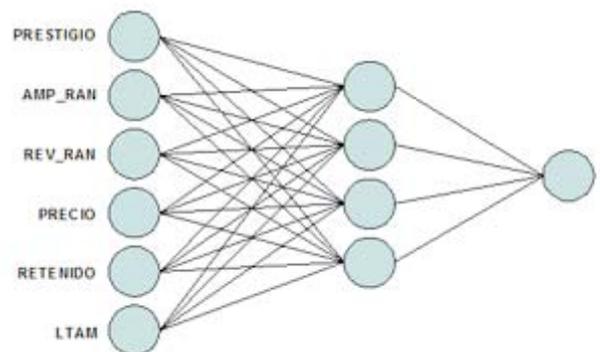
En el gráfico 1 se muestra el diseño de una neurona artificial del tipo a utilizar en el trabajo. En este caso, la neurona  $j$ , recibe unos estímulos que se corresponden con salidas  $X_i$  de otras neuronas ponderadas por los pesos  $w_{ji}$ . La suma de estos estímulos entrantes es un valor  $h_j$ . 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  $\theta_j$  que se representa como una entrada  $X_0$  de valor fijo e igual a uno ponderado por un  $w_{j0}$  que, de hecho, es  $-\theta_j$ .

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

La función de transferencia puede ser de muchos tipos. Normalmente se corresponde con la función logística, tangente hiperbólica, umbral o lineal. En este 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 (Bishop, 1995:127). 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

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

En este trabajo se emplearán redes alimentadas hacia adelante (feedforward). Estas 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 2 se puede apreciar la estructura de una red tipo de esta familia. Se observa 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. A continuación se encuentra 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.



**Gráfico 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 algoritmo más frecuentemente utilizado, el de retropropagación (Rumelhart et al, 1986).

### **2.3. Variables explicativas**

La forma de organizar la operación de colocación tiene una enorme importancia a la hora de determinar el comportamiento a corto plazo de las acciones. Son muchos los académicos que, bajo distintos enfoques, han hecho de este aspecto el centro de su investigación. Este trabajo 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.

#### **2.3.1. Prestigio de los asesores financieros (PRESTIGIO)**

Uno de los factores en el ámbito de las salidas a bolsa cuya influencia ha sido más estudiada es la elección de coordinador global. La literatura ha tratado extensamente la influencia de la reputación del banco de inversiones sobre el comportamiento de la acción a corto plazo. Merecen especial mención los trabajos de Neuberger y Hammond (1974); Beatty y Ritter (1986); y, Carter y Manaster (1990), que muestran

una relación inversa entre el prestigio y el rendimiento del primer día. Un trabajo posterior de Beatty y Welch (1996) mostró que esta relación podría haber cambiado de signo a principios de los años noventa.

La influencia de los asesores se modelará mediante una variable que acumula los índices de prestigio asociados a todos 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).

#### **2.3.2. 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 la elección de un rango indicador de precios para presentar a los inversores en las primeras etapas del proceso de salida a bolsa.

La literatura tradicionalmente sostiene que rangos amplios están asociados a rendimientos más elevados. La justificación sería que estos denotan 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.

Siguiendo a Hanley (1993) se usará como índice explicativo el porcentaje sobre el precio mínimo del rango que supone el precio máximo.

#### **2.3.3. 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 (2005), 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:

$$x = \frac{P_f - P_{med}}{P_M - P_{med}}$$

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 dado por la expresión:

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

#### 2.3.4. 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. Un trabajo posterior de Brennan y Hughes (1991) también abunda en la relevancia

de esta variable.

Tal y como ocurría en el caso de la reputación de los asesores financieros, la tendencia documentada por Chalk y Peavy (1987) podría haber cambiado en los años noventa. Beatty y Welch (1996) detallan cómo el cambio de muestra desde la primera versión de su estudio, que empleaba datos de los años ochenta, hasta la última conllevó un cambio de signo en esta relación que la hacía inconsistente con las teorías clásicas.

#### 2.3.5. 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).

Desgraciadamente, 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 por medio 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.

#### 2.3.6. Tamaño de la colocación (LTAM)

Esta variable representa el logaritmo del tamaño de la emisión medido en millones de dólares excluyendo la opción de sobresuscripción. La literatura ha recogido desde Ritter (1980) 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. En general, las compañías de mayor tamaño se caracterizan por tener una base accionarial 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.

#### 2.4. Descripción de la muestra

La muestra empleada recoge información sobre 1.164 salidas a bolsa que tuvieron lugar en los Estados Unidos entre 1996 y 1999. Los datos son relativos a los tres principales mercados,

NYSE, NASDAQ y AMEX, y excluye ADRs y unit offerings.

La información se obtuvo del proveedor de información Hoovers Online. En algunos casos, se recurrió a IPO Data Systems e IPO.com como fuentes suplementarias.

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.

El cuadro 1 muestra los principales estadísticos descriptivos correspondientes a las distintas variables explicativas.

**Cuadro 1**  
Estadísticos descriptivos

	AMP_RAN	INFR_AJ	LTAM	PRECIO	RETENIDO	REV_RAN	PRESTIGIO
Media	0,15	0,23	1,55	12,04	0,60	-0,01	0,01
Mediana	0,15	0,10	1,55	12,00	0,40	0,00	0,00
Máximo	1,33	6,06	3,36	34,00	14,73	2,77	0,06
Mínimo	0,00	-0,32	0,00	3,50	0,06	-2,71	0,00
Desv. Típ.	0,09	3,04	0,44	4,83	1,05	1,33	0,01

**Fuente:** Cálculos propios

#### 2.5. Resultados

Siguiendo el esquema propuesto, a continuación se exponen los resultados obtenidos a partir de los modelos ajustados sobre las muestras recién presentadas. Tal y como se avanzó en la sección metodológica, se descartaron una serie de patrones con el objeto de evitar distorsiones provocadas por valores extremos. Tuvieron este tratamiento todos los

casos que cumplían al menos una de las siguientes condiciones:  $LTAM > 3$ ,  $RETE > 2,5$ ,  $PRESTIGIO > 0,035$ ,  $AMP\_RAN > 1$ ,  $INFR\_AJ > 2,5$ . El resultado fue una muestra de trabajo de 1.118 elementos, lo que supuso una cesión del 4% del conjunto original. De estos, 700 formaron parte del conjunto de entrenamiento. Los restantes 418 fueron asignados al conjunto de test.

**Cuadro 2**  
 Modelo de regresión

Variable dependiente: INFR_AJ				
Observaciones incluidas: 700				
Desv. típ. y covarianzas consistentes con heterocedasticidad según White				
Variable	Parámetro	Desv. típ.	Estadístico t	Prob.
C	0,20	0,05	3,67	0,00
AMP_RAN	-0,26	0,16	-1,61	0,11
PRECIO	0,01	0,00	2,18	0,03
PRESTIGIO	6,90	2,30	2,99	0,00
RETENIDO	-0,13	0,03	-4,21	0,00
REV_RAN	0,10	0,01	9,14	0,00
R <sup>2</sup>	0,25	Estadístico F		45,80
R <sup>2</sup> corregido	0,24	Prob (Estadístico F)		0,00
Durbin-Watson	2,05			

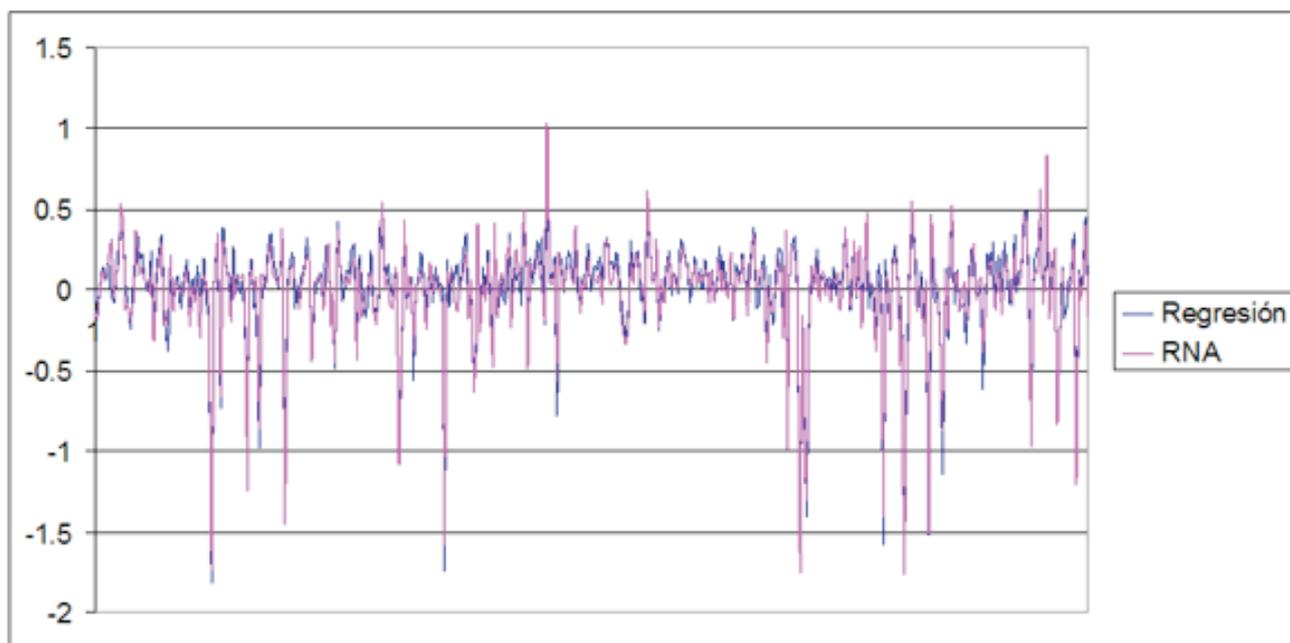
**Fuente:** Cálculos propios

Como paso previo a la estimación del modelo de regresión lineal<sup>3</sup>, se aplicó el contraste de heterocedasticidad de White al 5%. Esto permitió determinar si se cumplía la hipótesis básica de la regresión lineal en cuanto a que la varianza de los residuos del modelo es constante. Dado que no se pudo rechazar la hipótesis de heterocedasticidad, se emplearon covarianzas y desviaciones consistentes con la presencia de ésta con el objeto de conseguir unos estadísticos que permitiesen determinar con precisión la relevancia de las variables explicativas. El resultado de estimar el

modelo lineal sobre el conjunto de entrenamiento se muestra en el cuadro 2, en la cual se puede apreciar que la capacidad de ajuste del modelo es limitada. La regresión tiene un estadístico R<sup>2</sup> asociado de 0,25 y todas las variables propuestas menos una, la amplitud del rango de precios, resultan significativas a niveles del 5%.

En cuanto a los perceptrones multicapa, se usaron modelos de tres capas alimentados hacia delante. La primera capa incluyó seis neuronas, una por variable explicativa, y la tercera una única neurona. Con respecto a capa oculta, se probaron

<sup>3</sup> Todos los modelos de regresión contenidos en este trabajo han sido estimados con Econometric Views 3.1.



**Gráfico 3.** Error de la regresión y de la red de neuronas para cada elemento del conjunto del test

**Fuente:** Elaboración propia

configuraciones con dos, cuatro, seis y ocho neuronas. El ajuste de la red se hizo mediante retropropagación empleando tasas en aprendizaje de entre 0,001 y 0,004 durante un máximo de 2.000 iteraciones. El conjunto de entrenamiento se subdividió a su vez en un subconjunto de 500 datos que fueron mostrados a la red y otro de 200 empleados como conjunto de validación con el objeto de hacer early stopping. Dado que el valor inicial de los pesos se fijó de forma aleatoria, el entrenamiento se repitió cinco veces para combinación de parámetros.

Los resultados sobre el conjunto de test expresan una ligera superioridad del perceptrón multicapa sobre la regresión. El error cuadrático promedio cometido por la regresión asciende a 0,1123 frente a 0,1113. La diferencia, siendo pequeña, es lo suficientemente elevada para que un contraste t de igualdad de medias permita

rechazar la hipótesis básica de igualdad de medias al 1%.

Una cuestión interesante que se deriva del análisis de los resultados patrón a patrón, es el parecido de las predicciones facilitadas por ambos modelos. El gráfico 3 muestra los errores de predicción cometidos tanto por la regresión como por la red de neuronas artificiales para todos y cada uno de los elementos del conjunto de test. Tal como se puede apreciar, los errores son muy similares lo cual sugeriría que, por un lado, los modelos no pueden explicar por completo el comportamiento de las acciones durante el primer día mediante las variables propuestas y, lo más relevante, que pasar de modelos lineales como la regresión lineal a modelos no lineales, no mejora mucho las cosas. Esto podría entenderse como un indicio de que la relación entre las variables propuestas y el rendimiento inicial es básicamente

lineal. Esto merece ser destacado porque, la mayor parte de la literatura se ha construido sobre la base de regresiones que aportan muchas ventajas relativas a la identificación del papel que desempeña cada variable sobre el comportamiento de la variable objetivo.

### 3. Conclusiones

En este trabajo se ha estudiado mediante modelos de regresión lineal y perceptrones multicapa la influencia de una serie de variables relacionadas con la forma de estructurar una salida a bolsa sobre el rendimiento del primer día.

Los resultados muestran una cierta superioridad de las redes neuronales artificiales sobre las regresiones. Las predicciones de las primeras sobre el conjunto de test ofrecen un menor error cuadrático promedio. Siendo esto así, los resultados también revelan que las predicciones de ambos modelos son muy parecidas. Esto resulta interesante porque las regresiones son modelos lineales y los perceptrones multicapa no lo son. De esto podrían derivarse indicios de que la relación entre las variables independientes propuestas y la dependiente es básicamente lineal. Eso daría un argumento a favor del uso de las primeras por tratarse de modelos más parsimoniosos e inteligibles.

En todo caso, los resultados obtenidos se ciñen a este conjunto de variables concreto. De cara al futuro, podría resultar interesante hacer nuevas evaluaciones que incluyesen variables adicionales con el objeto de evaluar la solidez de la idea de que la relación es, efectivamente, lineal. En caso contrario, los investigadores sobre rendimiento inicial de salidas a bolsa deberían considerar introducir entre su instrumental habitual herramientas como la presentada que permiten operar en esas circunstancias con bastante

eficacia.

### 4. Referencias bibliográficas

- Aggarwal, R. K.; Krigman, L. y Womack, K. L. (2002). Strategic IPO underpricing, information momentum and lockup expiration selling. **Journal of Financial Economics**. Vol. 66, No. 1, pp. 105-137.
- 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**. Vol. 63, No. 4, pp. 605-622.
- Beatty, R. P. (1989). Auditor reputation and the pricing of initial public offerings. **Accounting Review**. Vol. 64, No. 4, pp. 693-709.
- Beatty, R. P. y Ritter, J. R. (1986). Investment banking, reputation, and the underpricing of initial public offerings. **Journal of Financial Economics**, Vol. 15, No. 1/2, pp. 213-232.
- Beatty, R. P. y Welch, I. (1996). Issuer expenses and legal liability in initial public offerings. **Journal of Law and Economics**, Vol. 39, pp. 545-602.
- Bishop, C. M. (1995). **Neural networks for pattern recognition**. Oxford University Press, Oxford.
- Brennan, M. y Hughes, P. (1991). Stock prices and the supply of information. **The Journal of Finance**, No. 56.
- 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**, Vol. 53, pp. 285-311.
- Carter, R. B., y Manaster, S. (1990). Initial public offering and underwriter reputation. **Journal of Finance**, Vol. 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**, No. 43.
- Grinblatt, M. y Hwang, C. Y. (1989). Signalling and the pricing of new issues. **Journal of Finance**, Vol. 44, pp. 393-420.
- Hanley, K. W. (1993). The underpricing of initial public offerings and the partial adjustment phenomenon. **Journal of Financial Economics**, Vol. 34, No. 2, pp. 231-250.
- Hansen, R. S. y Torregrosa, P. (1992). Underwriter compensation and corporate monitoring. **Journal of Finance**, Vol. 47, No. 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**, Vol. 23, pp. 49-84.
- Leland, H. y Pyle, D. (1977). Informational asymmetries, financial structure and financial intermediation. **Journal of Finance**, Vol. 32, pp. 371-387.
- Megginson, W. L. y Weiss, K. A. (1991). Venture capitalist certification in initial public offerings. **Journal of Finance**, Vol. 46, No. 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**, Vol. 9, No. 2, pp. 165-177.
- Quintana, D. e 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**, Vol. 94, pp. 47-64.
- Ritter, J. R. (1980). The 'hot issue' market of 1980. **Journal of Business**, Vol. 57, No. 2, pp. 215-241.
- Ritter, J. R. y Welch, I. (2002). A review of IPO activity, pricing, and allocations. **Journal of Finance**, Vol. 57, N°4, pp. 1795-1828.
- Rumelhart, D. E.; Hinton, G. E. y Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. **Nature**, Vol. 323, pp. 533-536.
- Stoll, H. R., y Curley, A. J. (1970). Small business and the new issues market for equities. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, Vol. 5, No. 3, pp. 309-322.