

# **PREDICCIÓN DEL IBEX-35 A MUY CORTO PLAZO, UTILIZANDO LA METODOLOGÍA DE LAS REDES NEURONALES.**

**Alberto Aragón Torre**  
**Alfredo García Güemes**  
Departamento de Economía  
Universidad de Burgos.

## **INTRODUCCIÓN.**

En principio, parece que el mercado bursátil actúa de forma desordenada y caótica, sin embargo, entendemos que lo que realmente ocurre, es que tal como propugna, la hipótesis débil de la eficiencia de los mercados, es tal el número de procesos aleatorios que actúan en el mismo, que hacen que la evolución del mismo, sea impredecible.

Quizá es necesario distinguir dos conceptos distintos: valor y precio de un título o paquete de títulos. Parece obvio, que predecir el valor de un título, es en principio más fácil, en el sentido de que la formación del mismo, se basa en datos fundamentales de la actividad en cuestión. Grosso modo se trata de predecir el valor de la empresa y dividir dicho valor entre el número de títulos. Si la predicción que se desea realizar fuera a medio plazo o largo plazo, parece razonable predecir el valor del título como precio del mismo. Ahora bien en nuestro caso la predicción se desea realizar a muy corto plazo, por lo que interesa el precio del mismo, y a muy corto plazo, las variaciones en el precio de los valores no se guían necesariamente por las magnitudes fundamentales que forman su valor.

Predecir el rendimiento de un título, es una vieja aspiración, no solo de los analistas financieros, sino en general de cualquier mortal. La complejidad de la tarea, ha hecho que se haya intentado utilizando los más diversos caminos, apropiándose de conocimientos en principio pensados para otras ramas del conocimiento. Además de los consabidos métodos econométricos clásicos, distintas teorías de cartera y análisis técnicos, se están utilizando por ejemplo análisis psicológicos (Tvede L. 1993), Teoría del caos (Lobato Javierre A. 1996) y la Inteligencia Artificial, como ejemplos más significativos.

En este trabajo se realiza un intento de predicción de Ibex-35, utilizando dentro de la Inteligencia Artificial la metodología de las Redes Neuronales Artificiales (ANS). En concreto se utilizará una red de propagación hacia atrás, que es la red más habitualmente utilizada en este tipo de estudios, por ejemplo Refenes A.P., Zapranis A.D. y Francis G. (1995) y Baestaens D.E. y Bergh W.M. (1995) como dos de los más significativos.

El principal motivo por el cual se utilizará esta metodología, es que existen estudios que indican la existencia de relaciones no lineales entre distintas variables financieras. Hinich, M.J. y Patterson, D.M. (1985). Por otra parte, los estudios de regresión múltiple o la metodología Box-Jenkins, intentando predecir el comportamiento de una acción o un índice no han dado buenos resultados.

En concreto partir del trabajo de Withe, H. (1988), se han sucedido múltiples trabajos que intentan

extraer regularidades no lineales de series económicas temporales, utilizando la metodología ANS.

Un problema importante que se va a presentar, es la aparición de ruidos catastróficos aparentes, en los vectores de entrenamiento. Entendemos que gran parte de estos ruidos, se deben a circunstancias que en la modelización habitual, no son consideradas. Por lo general solo se consideran variables económicas relacionadas con el Ibex, sin tener en cuenta quizá las expectativas o aquellos movimientos del mercado no muy explicables mediante un análisis fundamental. Es lo que en la literatura, se conoce como "irracionalidad" del inversor.

Por tanto vamos a intentar añadir en este modelo, algunas de las figuras más interesantes del análisis técnico. En concreto, como quiera que las predicciones se van a realizar para el día siguiente, se utilizarán las líneas de tendencia a corto plazo, volumen y la vuelta de un día. El resto de figuras, no parece que tenga mucho sentido, para una predicción a tan corto plazo.

Existen ciertos efectos que no van a ser considerados y que sin embargo parece que si que tienen una influencia en los rendimientos del Ibex, como son "día de la semana", "semana del mes", (Fernandez P. e Yzaguirre J. 1996) y "números redondos" (Murphy J.J. 1990).

También conviene indicar, que existe una variable que en ocasiones es decisiva y que sin embargo tampoco va a ser introducida en este trabajo, y es el comportamiento en la apertura del índice de Nueva York.

## **LAS VARIABLES.**

La elección de las variables, resulta muy a menudo arbitraria. No parece que exista ninguna teoría contrastada, que indique qué variables inciden en el rendimiento diario del índice. Podemos sospechar de algunas de ellas; sin embargo las complejas relaciones no lineales existentes así como los cambios estructurales que se producen, hace que sea muy difícil discernir en cada momento cuales son significativas y cuales no.

A lo más que llega la teoría más moderna y a su vez ya clásica (ATP), es a considerar que existen unos factores que influyen en el rendimiento de los títulos, como función lineal de la exposición de ese título a esos factores. En concreto para un título y n factores:

$$R = a + \sum_{j=1}^n f_j b_j + e$$

Naturalmente, no se considerará que existe linealidad. En concreto no se supondrá nada acerca del tipo de relación que pueda existir entre los factores y el rendimiento del Ibex al día siguiente. Debe de ser la red quién extraiga si es posible esas relaciones, que aún cuando seguirán siendo desconocidas para nosotros, quedarán reflejadas en los resultados.

Las variables que vamos a considerar, las dividiremos en cuatro grupos: índices de otras bolsas,

tipos de cambio entre las principales monedas, evolución de los valores líderes del mercado y una valoración de las principales figuras del análisis técnico.

Como quiera que si consideramos todas las variables posibles con sus correspondientes retardos, el número de las mismas se dispara, es preciso adoptar alguna medida para evitarlo. Hay autores que consideran la conveniencia de eliminar las variables que presenten una alta correlación entre ellas (multicolinealidad). Dado que esta situación se presentará sin duda, proponen utilizar la técnica de componentes principales, de forma que, con unos pocos factores apenas se pierda información. Como quiera que el mayor problema de la multicolinealidad es importante únicamente en tanto en cuanto haya demasiadas variables y por tanto afecta a la dimensión de la red, con el consiguiente perjuicio en cuanto al tiempo de entrenamiento necesario (Refenes A.P. 95), se eliminarán únicamente aquellas variables cuya correlación sea superior a 0,95 y presenten menor correlación con el índice en el momento  $t$ .

En este punto, conviene indicar que al parecer y concediendo un margen de confianza a quienes propugnan un comportamiento caótico a la evolución de los rendimientos en los mercados bursátiles, existen factores nimios, en principio faltos de representatividad, que hacen que su entrada en los mercados, hacen que un sistema medianamente estable se tambalee. (Lobato Javierre A. 1996). Este es el motivo por el que se consideran también variables que no parecen ser muy decisivas.

En un principio, se han considerado las siguientes variables, propias de un análisis fundamental<sup>1</sup>:

- a) El Ibex y los índices de N.Y, Alemania, Francés e Inglés.
- b) Tipos de cambio de la peseta, el marco, la libra y el franco con el dolar.
- c) Cotizaciones de los valores líderes del mercado: Telefónica, Repsol, BBV, Endesa e Iberbrola.

En total se dispone de 14 variables. Tal como se ha indicado, se han calculado, las siguientes correlaciones:

$$r_{ibex}(h) = \frac{\sum_{t=1}^{T-h} (IBEX_{t+h} - \overline{IBEX})(IBEX_t - \overline{IBEX})}{\frac{T-h}{S_{IBEX}^2}} \quad h = 1, 2, 5, 22$$

(autocorrelación de lag  $h^2$ ).

$$r_{ibex, X_i}(h) = \frac{\sum_{t=1}^{T-h} (IBEX_{t+h} - \overline{IBEX})(X_{it} - \overline{X_{it}})}{\frac{T-h}{S_{IBEX} S_{X_i}}} \quad \begin{matrix} h = 1, 2, 5, 22 \\ i = 1, 2, \dots, 34 \end{matrix}$$

---

1. Los datos han sido proporcionados por Cajaburgos y la Bolsa de Madrid.

2. El hecho de tomar  $h=5$  es por el número de sesiones semanales.  $h=22$ , se justifica por el número de sesiones mensual.

Se han eliminado, aquellas variables que no superaron el test  $t$ ,  $\alpha = 0'01$ .

Entre las variables seleccionadas se ha calculado su correlación:

$$r_{X_i, X_j} = \frac{\sum_{t=1}^T (X_{it} - \bar{X}_i)(X_{jt} - \bar{X}_j)}{T S_{X_i} S_{X_j}}$$

Eliminándose como ya se ha dicho, aquellas que presentaban una correlación superior a 0'95. Antes de realizar ningún cálculo, se han considerado, no los valores absolutos de los datos, sino las variaciones porcentuales diarias de los mismos.

Las variables seleccionadas, junto a las correlaciones obtenidas, con el IBEX, se presentan en la siguiente tabla:

Cotización Iberdrola	CI(1)	0'1722
	CI(2)	0'1425
Cotización BBV	CB(1)	0'1059
Cotización Endesa	CE(1)	0'0987
IBEX-35 desplazado	IB(1)	0'1453
DOW-JONES desplazado	DJ(1)	0'1759
	DJ(5)	-0'1159
Indice alemán desplazado	IA(1)	0'1218
Indice de París desplazado	IP(5)	-0'1349
	IP(22)	0'1299
Paridad Peseta /Dolar	PD(1)	0'1613
Paridad Marco/Dolar	MD(1)	0'1875

En definitiva, se van a utilizar 12 variables, de las que hemos denominado correspondientes al análisis fundamental.

En cuanto a las variables correspondientes al análisis técnico, se van a considerar, la tendencia, el volumen y la vuelta de un día.

## LOS DATOS

El entrenamiento de la red se efectuará con 534 vectores<sup>3</sup>, que son los valores que han tomado las distintas variables entre el 15 de Octubre de 1993 y el 4 de Diciembre de 1995. Por otra parte, para comprobar el aprendizaje de la red se utilizarán 56 vectores, comprendidos entre el 4 de Diciembre de 1995 y el 20 de Marzo de 1996.

En lo que respecta a las variables que se han considerado propias de un análisis fundamental, esto es las 12 anteriores, y que ya vienen dadas en variaciones porcentuales, con el fin de que no se produzca una parálisis de la red, se han realizado con ellas las siguientes transformaciones lineales:

$$XESc_t = P \bullet X_t + Q$$

$$P = \frac{0,9 - 0,1}{X_{\max} - X_{\min}}$$

$$Q = 0,9 - \frac{0,9 - 0,1}{x_{\max} - X_{\min}} X_{\max}$$

donde:

$XESc_t$  es el valor de la variable  $X$  escalada en  $t$ .

$X_{\max}$  es la mayor variación porcentual de  $X$  en la serie.

$X_{\min}$  es la menor variación porcentual de  $X$  en la serie.

Así pues, los datos de salida estarán comprendidos entre 0,1 y 0,9.

Por lo que respecta a la utilización del análisis técnico, la figura principal, para la predicción al día siguiente son las vueltas de un día. Entenderemos que se produce una vuelta de un día de techo, cuando en una tendencia alcista, el máximo de la cotización del día supera la del día anterior, pero el precio de cierre es inferior al del día anterior. Análogamente la vuelta de un día de suelo, se produce cuando en una tendencia bajista, el mínimo del día es inferior al del día anterior, cerrando a un precio superior. Estas vueltas de un día, según el análisis técnico, suponen un cambio de tendencia.

Se utilizará un nodo de entrada, para estas vueltas, aplicando un valor de 0,9, si la vuelta de un día es de techo y de 0,1 cuando sea de suelo. En cuanto a la tendencia, se harán las siguientes consideraciones.

a) Para considerar que existe una tendencia alcista, será preciso que los mínimos de tres días consecutivos, sean cada uno mayor que el anterior. La fuerza de la tendencia, vendrá dada por la pendiente de la recta que une el mínimo de los días primero y tercero. De forma similar para la tendencia bajista, con los máximos de los días primero y tercero.

b) Si se ha producido una vuelta de un día, ya se considerará que existe una nueva tendencia, simétrica con respecto a la tendencia anterior.

Finalmente, se va a considerar el volumen. Como muy bien saben los analistas técnicos del

---

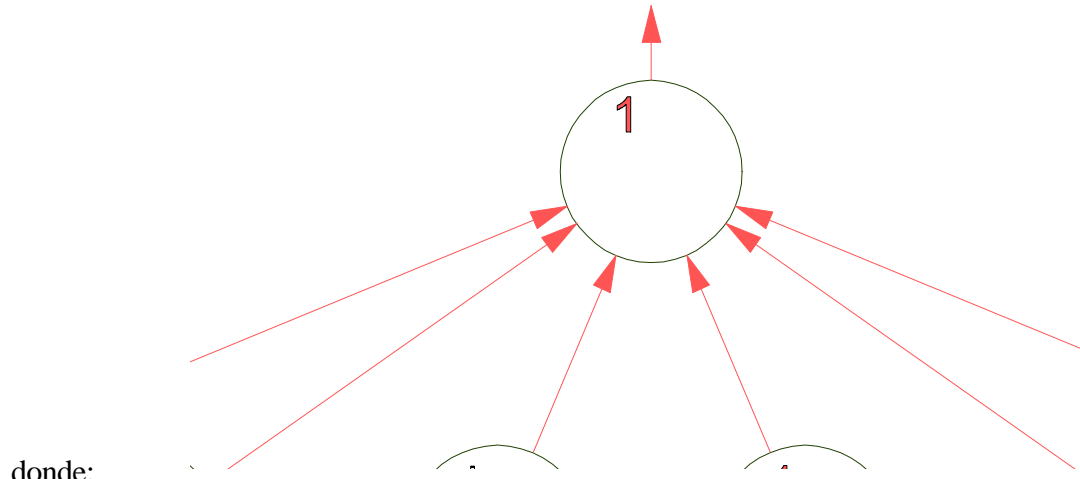
3. En realidad se dispone de 22 vectores más, si bien estos se pierden al considerar como variable, el índice de la bolsa de París desplazado 22 días.

mercado, este es un indicador muy importante, hasta el punto de ser considerado en muchas ocasiones como el precursor de un cambio de tendencia.

Tanto los valores de las pendientes de las rectas de tendencia como los valores correspondientes al volumen, se escalarán entre 0,9 y 0,1 tal como ya se ha visto.

## ARQUITECTURA DE LA RED.

Se utilizará una red de propagación hacia atrás con dos capas ocultas, con 15 nodos de entrada y uno de salida, donde no se interconectarán los nodos provenientes de variables técnicas con los de las variables fundamentales, tal como se presenta en la siguiente figura.



$$O_1 = f_1^0(neta_1^0)$$

$$neta_1^0 = \sum_{k=1}^L w_{1k}^0 i_k + \sum_{p=1}^R w_{1p}'^0 i_p'$$

$$i_k = f_k^h(neta_k^h) i_k' = f_p^h(neta_k'^h)$$

$$neta_k^h = \sum_{i=1}^N w_{ki}^h x_i$$

$$neta_p'^h = \sum_{j=1}^M w_{pj}'^h x_j'$$

Se utilizará el algoritmo de la delta generalizada, con una función de transferencia que será una sigmoide asimétrica:

$$f(neta) = \frac{1}{1 + e^{-neta}}$$

El parámetro de velocidad de aprendizaje es un valor aleatorio que oscila entre 0,05 y 0,15, constante durante todo el entrenamiento.

La función a minimizar, será el error cuadrático medio.

## RESULTADOS

Utilizando el aula de informática de la Escuela U. de Empresariales de Burgos, dotada con Pentium a 100 mz., se ha entrenado la red, para las siguientes combinaciones de nodos en la capa oculta. Entre 4 y 20 nodos para la capa oculta correspondiente a las variables fundamentales y entre 2 y 15 para las correspondientes a las variables técnicas.

Algunos de los resultados aparecen recogidos en la siguiente tabla:

nodos	4-2	6-4	8-6	20-15
ECM	$3'94 * 10^{-3}$	$2'87 * 10^{-3}$	$2'91 * 10^{-3}$	$6,52 * 10^{-3}$
Máximo error	$9,66 * 10^{-1}$	$3,64 * 10^{-1}$	$2,04 * 10^{-1}$	$8,76 * 10^{-1}$
Mínimo error	$6,52 * 10^{-3}$	$1,25 * 10^{-3}$	$1,58 * 10^{-3}$	$6,57 * 10^{-3}$
Tiempo	26' 15"	34' 54"	53' 11"	1h 33' 2"

donde:

ECM es el error cuadrático medio.

Máximo error y mínimo error, son los errores máximo y mínimo, en valor absoluto, que se produce en el test.

## CONCLUSIONES Y EXTENSIONES.

Los resultados obtenidos mejoran los obtenidos para otra red similar, en la que no se incluyen variables técnicas (Aragón Torre A. y García Güemes A. 1996). Uno de estos resultados, es que

excepto para valores extremos en cuanto al número de nodos, no es esta una variables que influya decisivamente en los resultados. En efecto, tal como se observa en el cuadro la diferencia entre utilizar 6-4 u 8-6 nodos en la capa oculta no es significativa.

Las posibilidades de intervenir en el mercado, en función de las predicciones que se puedan obtener con esta red, son en principio mínimas, por dos motivos; por una parte, puede que gran parte de la variación diaria, quede recogida en la apertura de la sesión; por otra los costes de intermediación, hacen que sea por lo general muy oneroso si se debe de cambiar de posición con cierta frecuencia.

Por tanto, parece que deben de realizarse predicciones o bien a un plazo mayor, o bien en tiempo real. En este sentido, parece mejor predecir la apertura en lugar del cierre, y a mitad de sesión, hacer una predicción del cierre, en función de la apertura del mercado de N.Y.

Otras variables que no se han considerado, son las variaciones del tipo de descuento a distintos plazos. Tal como se plantea el modelo, que no hace predicciones en tiempo real, la red utilizando los tipos de descuento, tiende a memorizar, despreciando el resto de las variables. Una posible solución que no ha sido probada, es añadir a la red considerada, un grupo de variables que recojan este extremo, si bien dicha red tampoco puede estar totalmente conectada. Es más, posiblemente habrá que considerar para este grupo de variables, una segunda capa con un nodo.

## **BIBLIOGRAFÍA**

- ARAGÓN TORRE A. Y GARCÍA GÜEMES A. (1996)  
Prediction of the ibex-35 index by using neural network methodology.  
International Conference on intelligent Tecnologies. Proceedings. León-Spain.
- BAESTAENS D.E. Y BERGH W.M. (1995)  
Tracking the Amsterdam stock index using neural networks.  
Ed. Refenes A.P. John Wiley & Sons. Chichester. pp.149-162
- FERNANDEZ P. E YZAGUIRRE J. (1996)  
IBEX-35. Análisis e investigaciones  
Ediciones internacionales universitarias.Barcelona.
- FREEMAN J.A. Y SKAPURA D.M. (1993)  
Redes neuronales, algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación.  
Addison-Wesley Iberoamericana. Wilmington, Delaware.E.U.A.
- HINICH M.J. Y PATTERSON D.M. (1985)  
Evidence of nonlinarity in daily stocks returns.  
Journal of bussines and Economics Statistics. 3,1 pp. 69-77
- LOBATO JAVIERRE A. (1996)



Formación aleatoria del precio de las acciones.  
Bolsa de Madrid. nº 42 Marzo. pp.5-14.

- MONTERO J.M. Y SANCHEZ M.A. (1996)  
El idioma de un nuevo paradigma financiero.  
Bolsa de Madrid nº 42. Marzo. pp.4-14.

- MURPHY J.J. (1990)  
Análisis técnico de los mercados de futuros.  
Gesmovasa. Madrid.

- REFENES A.P. (1995))  
Neural network desing considerations.  
Ed. Refenes A.P. John Wiley & Sons. Chichester. pp.15-32

- REFENES A.P., ZAPRANIS A.D. y FRANCIS G. (1994)  
Stock Perfomance modeling using neural networks: A comparative study with  
regression models.  
Neural Networks vol.7 nº 2. pp. 375-388

- TVEDE L. (1993)  
Psicología del mercado bursátil.  
Alianza Universidad. Madrid.

- WHITE H. (1988)  
Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns.  
Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. pp. II451-

II458.