

Redes neuronales diferenciales: Una alternativa confiable para analizar series financieras

Áreas de investigación: Finanzas

Agustin Ignacio Cabrera-Llanos
Unidad Profesional Interdisciplinaria de Biotecnología
Instituto Politécnico Nacional

Francisco Ortiz-Arango
Escuela de Ciencias Económicas y Empresariales
Universidad Panamericana

XVI CONGRESO INTERNACIONAL DE CONTADURÍA ADMINISTRACIÓN E INFORMÁTICA



Octubre 5, 6 y 7 de 2011
Ciudad Universitaria
México, D.F.

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



ANFECA
Asociación Nacional de Facultades y
Escuelas de Contaduría y Administración

División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

Redes neuronales diferenciales: Una alternativa confiable para analizar series financieras

Resumen.

El uso de las redes neuronales artificiales como técnica de descripción y análisis de sistemas no lineales data de la década de los 40's del siglo pasado, mostrando a lo largo de todo este tiempo su gran valía y utilidad. Fue desde hace poco más de 25 años que inició el uso de redes neuronales artificiales discretas en el análisis de temas financieros donde han demostrado su valía como herramienta adecuada para realizar estimaciones del comportamiento de variables financieras descrito mediante funciones no lineales, tal es el caso del análisis de rendimientos de títulos accionarios, precios de productos derivados y el análisis de carteras de crédito, entre otros temas financieros. Los resultados obtenidos hasta ahora han sido muy alentadores, sin embargo aún se presentan algunas limitantes para capturar de manera rápida los cambios de tendencia en las series analizadas mediante el uso de las redes neuronales discretas. Afortunadamente, dentro del ámbito de la Ingeniería se desarrolló recientemente una técnica más sofisticada y poderosa para analizar sistemas dinámicos complejos: Las Redes Neuronales Diferenciales o Dinámicas, las cuales se han venido empleando en procesos químicos, biotecnológicos y robótica fundamentalmente. El presente trabajo emplea esta técnica para hacer el análisis y reproducción del comportamiento de la evolución del precio de cinco títulos accionarios de la Bolsa Mexicana de Valores, correspondientes de manera respectiva a los sectores: Financiero, manufacturero, comercial, construcción y telecomunicaciones, durante el periodo del 1 de enero de 2003 al 30 de junio de 2011. Obteniéndose resultados extraordinarios en lo referente a la precisión.

Palabras clave: Serie financiera, red neuronal artificial, red neuronal diferencial, precio.

Octubre 5, 6 y 7 de 2011
Ciudad Universitaria
México, D.F.

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

Introducción.

El uso de la técnica de redes neuronales como técnica de descripción y análisis del comportamiento de sistemas no lineales se ha venido empleando exitosamente desde fines de la Segunda Guerra Mundial (McCulloch y Pitts 1943). Sin embargo tuvieron que pasar alrededor de 50 años para empezar a utilizarla en problemas de índole financiera, donde se ha venido utilizando con gran éxito como técnica de estimación de funciones no lineales que se aplican en finanzas (Haykin 1999; McNellis 2005), empleándolas en la aproximación de precios y productos derivados (Hutchinson 1994); el cálculo de la eficiencia en tarjetas de crédito (Jagielska 1996), o para el diseño de un portafolio de inversión (Hung 1996), en estas aplicaciones ha sido de utilidad para realizar tanto una identificación de la serie de tiempo de los datos (Chen 2001; Refenes 2001), así como un método de estimación (Baesens 2003; Kamruzzaman 2003), uno de los objetivos por lo cual a sido usada esta técnica es el hecho de servir como un sistema predictor con base en la información disponible en bases de datos tanto económicas como financieras (Kuan 1994; Smith 2000; Chen 2001; Refenes 2001). Las aplicaciones antes mencionadas tienen que ver con una clase de redes, las llamadas redes neuronales artificiales discretas o clásicas que utilizan preferentemente el método de propagación hacia atrás para llevar a cabo el cálculo de los pesos que permiten su aprendizaje. Recientemente se ha desarrollado una clase de redes basadas principalmente en el uso de las técnicas de la función de Liapunov para el desarrollo de las leyes de aprendizaje, estas redes son llamadas Redes Neuronales Diferenciales o Dinámicas, las cuales han sido aplicadas a campos como la biotecnología en la estimación de variables en un proceso de fermentación (A. I. Cabrera-Llanos 2002; A. I. Cabrera 2007), utilizando esquemas de observación y siendo una técnica que ha dado en llamarse sensor virtual (A. I. Cabrera Llanos 2007); en la estimación de dosis de fármacos para cáncer (Aguilar 2006) generando una señal de control en la dosificación de tal manera que el crecimiento de células cancerosas no sea grande. En este artículo se presenta un sistema de identificación de la serie de tiempo de los precios de cinco títulos accionarios: Banorte, Gruma, Comercial Mexicana (Comerci), Cemex y Telmex, de cinco empresas pertenecientes a los sectores financiero, manufacturero, comercial, construcción y telecomunicaciones, respectivamente, durante el periodo del 1 de enero de 2003 al 30 de junio de 2011. Obteniéndose resultados extraordinarios en la precisión de la reproducción del comportamiento del precio de cada título, en las cuales se utilizó una red neuronal diferencial para estimar y reproducir la evolución del precio de estas cinco acciones a lo largo de este periodo de tiempo.

Metodología

Redes Neuronales Diferenciales

La identificación de las series de tiempo de las acciones de Banorte, Gruma, Comercial Mexicana (Comerci), Cemex y Telmex durante el periodo del 1 de enero de 2003 al 30 de junio de 2011, se lleva a cabo mediante la descripción en forma general de la serie de datos proporcionados por un sistema no lineal del tipo



<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



ANFECA
Asociación Nacional de Facultades y
Escuelas de Contaduría y Administración

División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

$$\begin{aligned} x_t \in \mathbb{R}^n, y_t \in \mathbb{R}^p, u_t \in \mathbb{R}^m \\ C \in \mathbb{R}^{p \times n}, x_1 \in \mathbb{R}^n, y_2 \in \mathbb{R}^p \\ Q \in \mathbb{R}^{n \times n} \end{aligned}$$

Donde $x_t \in \mathbb{R}^n$ es el vector de estados en $t \geq 0$, $y_t \in \mathbb{R}^p$ es la salida correspondiente, disponible en cualquier tiempo t (es una combinación lineal de los elementos de estado), $u_t \in \mathbb{R}^m$ es la alimentación externa, $C \in \mathbb{R}^{p \times n}$ es la matriz de transformación del estado a la salida, $x_{1,t}$ y $x_{2,t}$ son los ruidos que no pueden ser medidos (pero si acotados) en la dinámica de los estados y la de la salida respectivamente:

$$y_t = Cx_t + u_t + v_t$$

que puede ser asociada con diferentes condiciones en el sistema que se analizó y los errores en la medición de la variable disponible (días de asueto distintos a sábado y domingo). Nótese que el sistema no lineal siempre puede ser descrito como:

$$\begin{aligned} \dot{x}_t &= f(x_t, u_t, t) + w_t \\ y_t &= g(x_t, u_t, t) + v_t \end{aligned}$$

Octubre 5, 6 y 7 de 2011
Ciudad Universitaria

México, Donde $f_0(x, u, t | Q)$ es conocida como la dinámica nominal, la cual puede ser seleccionada de acuerdo a los resultados teóricos de la red neuronal y f_t es el vector llamado dinámica no modelada, la cual debe ser minimizada durante el proceso de entrenamiento. Aquí el parámetro Q es sujeto a ser ajustado para obtener la completa entonación entre la dinámica nominal y la dinámica no modelada. Por otro lado la dinámica nominal se define como

$$\dot{x}_t = f_0(x_t, u_t, t) + w_t$$

$$\begin{aligned} y_t &= g_0(x_t, u_t, t) + v_t \\ y_t &= g_1(x_t, u_t, t) + v_t \end{aligned}$$

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>
informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90
52 (55) 5622.84.80

Fax 52 (55) 5616.03.08

División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

INFECA
Instituto Nacional de Facultades y
Escuelas de Contaduría y Administración

Las funciones de activación $s_i(\cdot)$ y $f(\cdot)$ son seleccionadas como funciones sigmoideas

$$s_j(t) = \frac{a_j}{1 + b_j \exp\left(\sum_{j=1}^n c_j x_j\right)}$$

$$f_k(t) = \frac{a_k}{1 + b_k \exp\left(\sum_{j=1}^n c_k x_j\right)}$$

$$j=1, n, k=1, n, l=1, m$$

cada componente de la función de activación satisface las siguientes condiciones:



Identificador de Estados.

Consideramos la dinámica del lote de precios de las cinco acciones durante el periodo establecido anteriormente las cuales quedan descritas por el sistema, donde el vector de estados (x_t) se conoce completamente (datos reales del mercado). La evolución de los estados puede ser identificada utilizando la red neuronal, buscando la mejor aproximación a este modelo no lineal usando los datos conocidos de entrada y salida. La descripción de este tipo de red neuronal es:



Donde $\hat{x}_t \in \hat{A}^n$ es el vector de estados de la red neuronal, $u_t \in \hat{A}^q$, es la acción de control, $\hat{A} \in \hat{A}^{n \times n}$ es una matriz Hurwitz, $W_{1,t} \in \hat{A}^{n \times k}$ es la matriz de pesos para la retroalimentación de los estados no lineales, $W_{2,t} \in \hat{A}^{n \times r}$ es la matriz de pesos de entrada, vector de campo $s(\cdot): \hat{A} \rightarrow \hat{A}$ es diseñado para tener elementos con una conducta de incremento monótonamente justo como función sigmoide. La función $f(\cdot)$ la transformación de \hat{A}^n a $\hat{A}^{r \times s}$ la cual es construida por una función sigmoide de activación en cada elemento. La función de entrada $u(\cdot)$ se asume a ser acotada como $u_t \in \bar{u}$. El diseño del identificador requiere de la siguiente condición: existe una matriz Hurwitz Q definida positiva tal que la ecuación de Riccati tiene una solución positiva $P = P^T > 0$

APRENDIZAJE

Teorema 1. Consideramos el sistema no lineal, el modelo del identificador de la red neuronal cuyos pesos son ajustados por las siguientes leyes de aprendizaje:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} W_{1t} &= -K_1 D_t \phi(x) \\ \frac{d}{dt} W_{2t} &= -K_2 D_t g(u) f(x) \\ D_t &= x - \hat{x} \end{aligned}$$

CONVERGENCIA

Donde K_1 y K_2 son matrices definidas positivas, P ($P = P^T > 0$) es la solución de la ecuación de Riccati. Se asume que la dinámica de los pesos son acotados, por lo cual se cumple que:

$$\|W_{1t}\| \leq M_1$$

$$\|W_{2t}\| \leq M_2$$

y estos convergen a sus mejores valores posibles, es decir:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} W_{1t} = W_{1^*}$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} W_{2t} = W_{2^*}$$

Además, es posible concluir que la identificación del proceso es asintóticamente consistente, de donde:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} D_t = 0$$

Octubre 5, 6 y 7 de 2011
Ciudad Universitaria
México, D.F.

El elemento principal para construir la prueba de convergencia en este esquema es construir una función de Lyapunov para derivar las leyes de aprendizaje. Esta función de Lyapunov fue seleccionada como:

$$V = \frac{1}{2} W_{1t}^T W_{1t} + \frac{1}{2} W_{2t}^T W_{2t} + \frac{1}{2} D_t^T P D_t$$

$$\dot{V} = -\lambda V$$

Resultados.

La identificación de la evolución de los precios de las acciones y la evolución de la red para cada caso se muestran en las gráficas 1 a la 5, donde se observa que los estados se encuentran muy cercanos entre sí, esto nos está indicado que el desempeño de la red es muy bueno pues logra reproducir con gran aproximación a las series reales del precio de estas acciones, esto se comprueba más adelante con el análisis de errores. Un punto importante que debe señalarse es

<http://congreso.investigacion.unam.mx/informacion>
Teléfonos

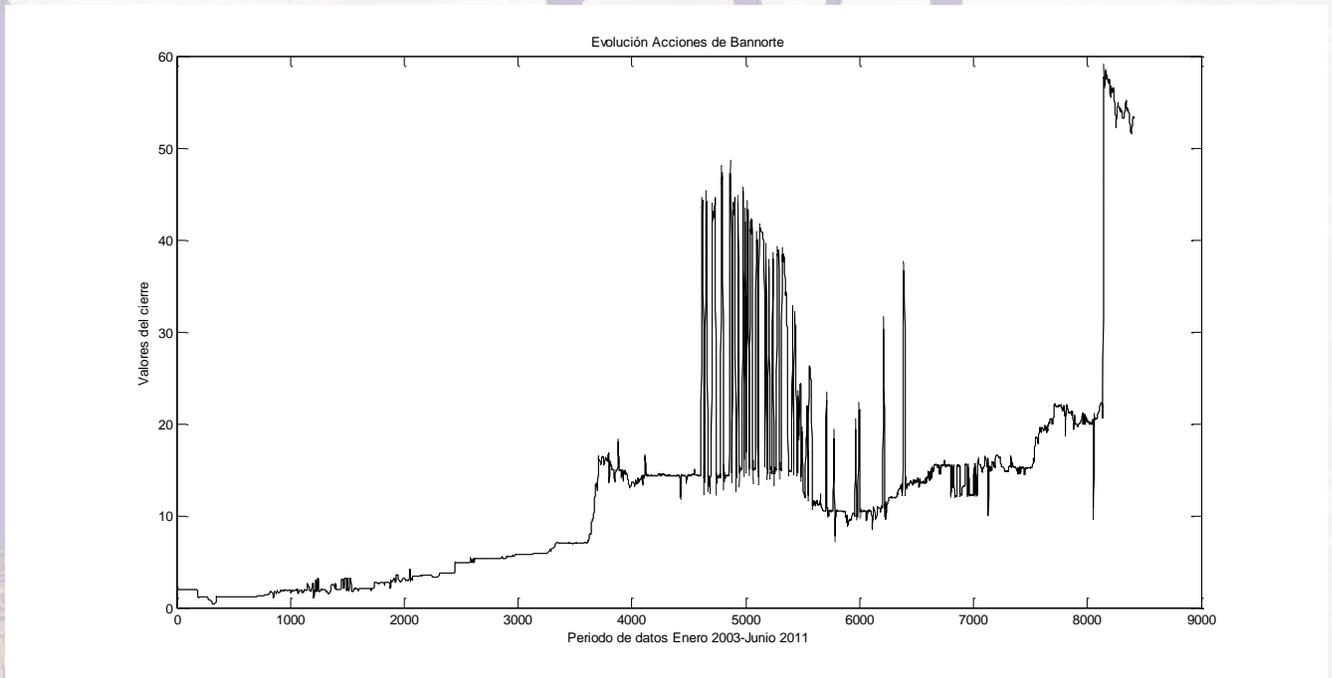
52 (55) 5622.84.90
52 (55) 5622.84.80

Fax 52 (55) 5616.03.08

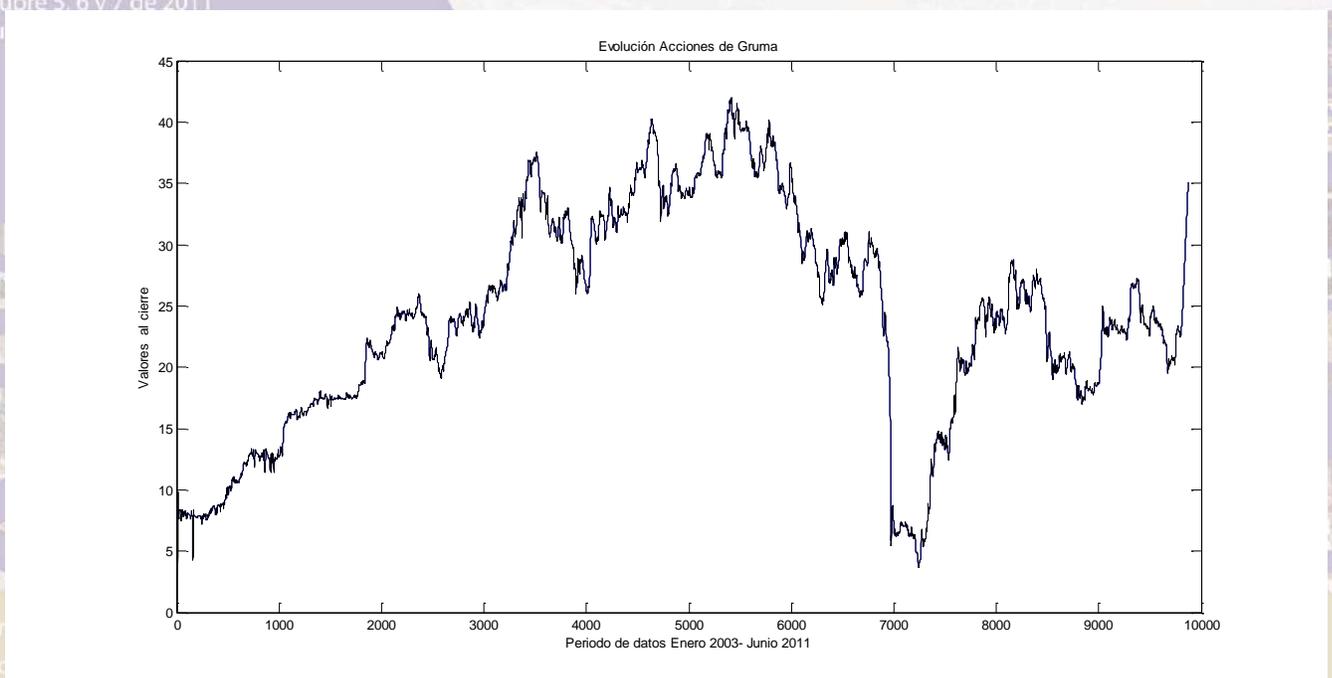
Asociación Nacional de Facultades y Escuelas de Contaduría y Administración

División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

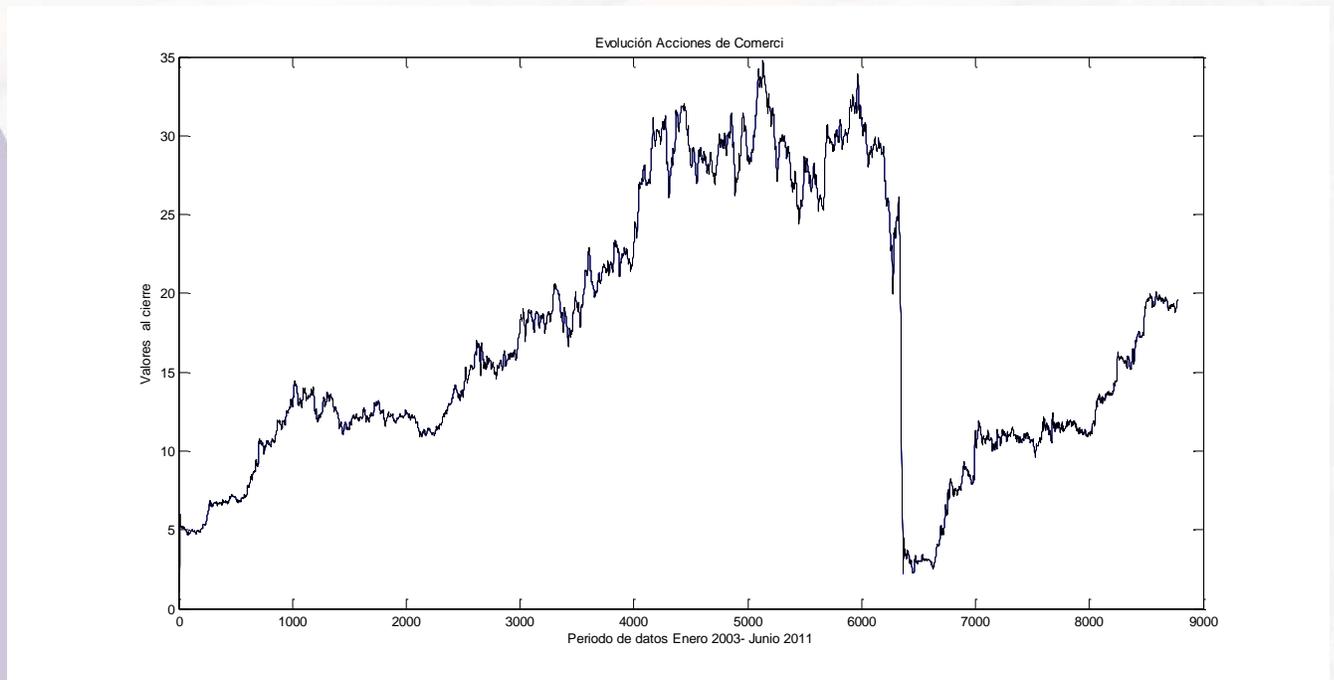
que las redes para hacer su descripción generan cuatro o cinco datos “intra-día” . Por este motivo en las gráficas se presentan muchos más datos de los registrados como datos reales que son 2187 datos.



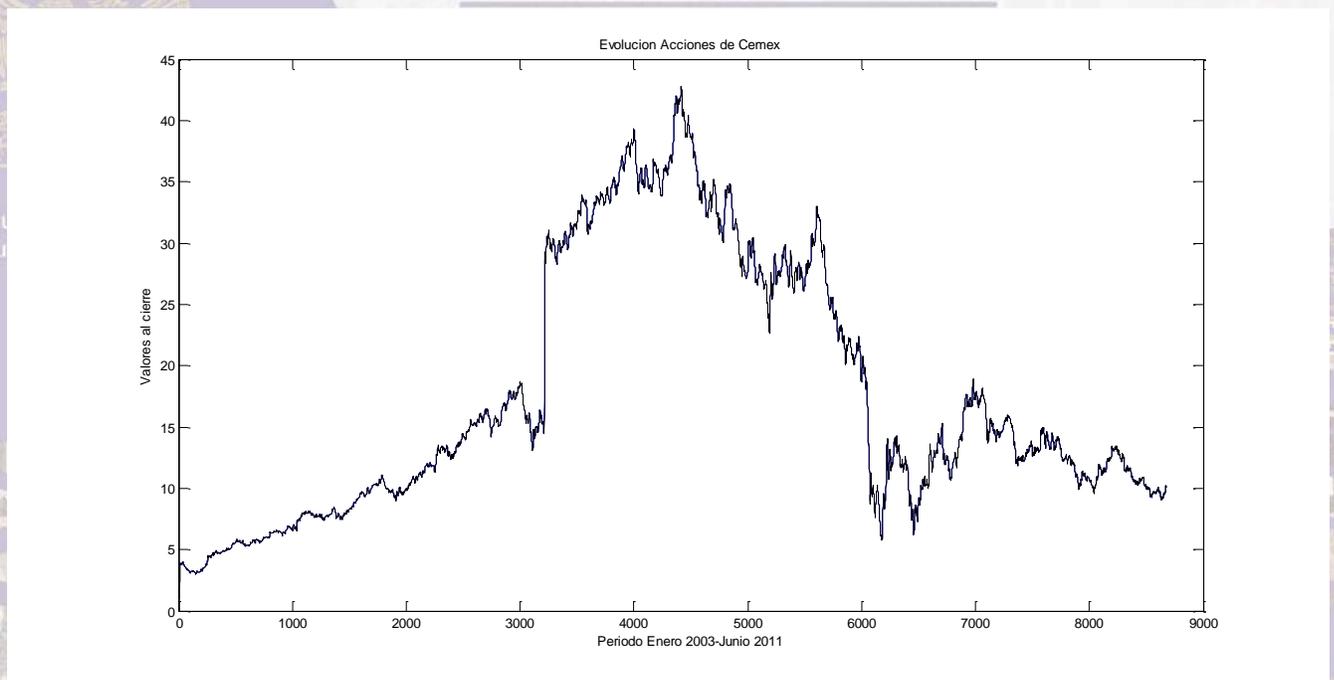
Gráfica 1. Evolución de precio de acciones de Banorte.



Gráfica 2. Evolución de precio de acciones de Gruma (Grupo Mazeca)



Gráfica 3. Evolución de precio de acciones de Comerci (Comercial Mexicana).



Gráfica 4. Evolución de precio de acciones de Cemex.

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

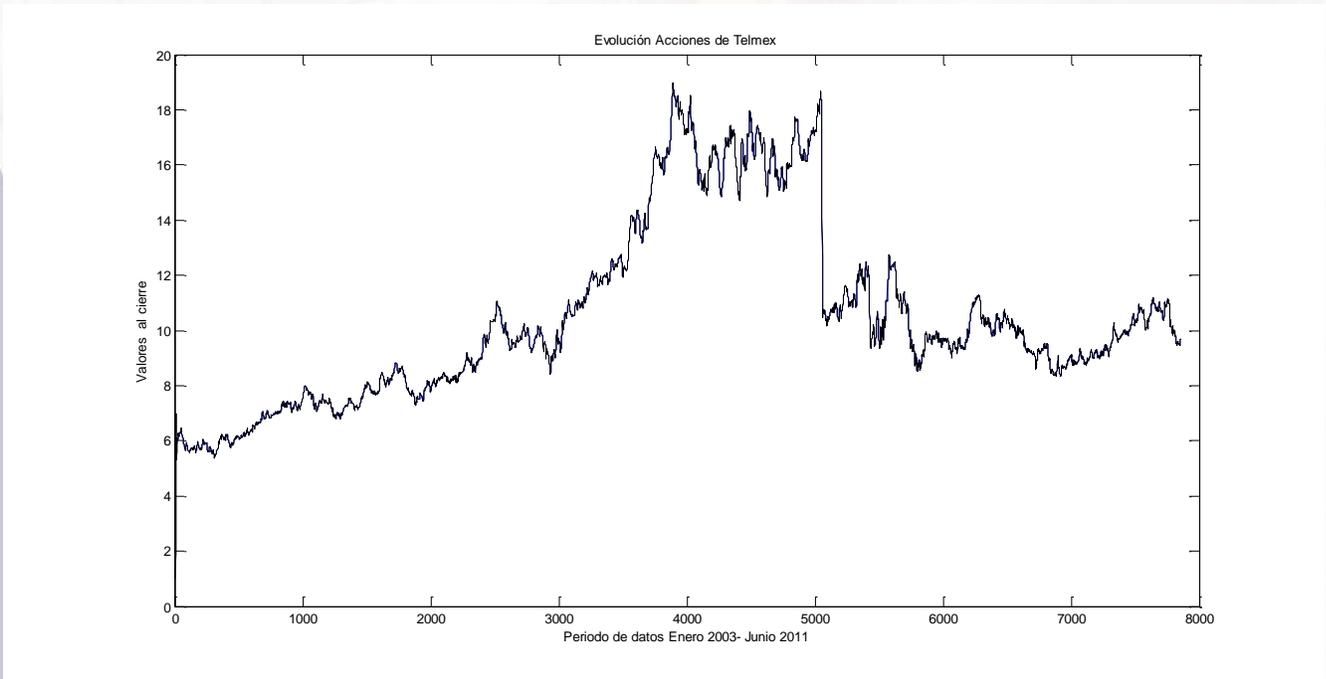
52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

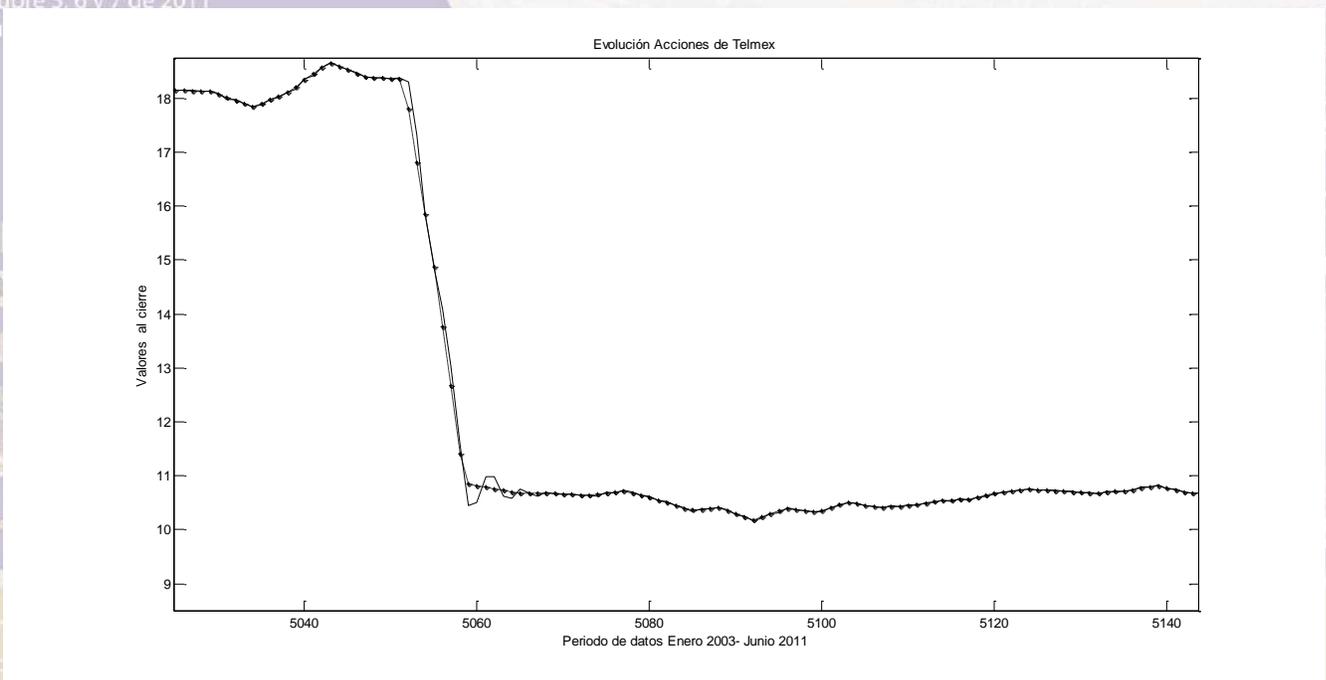


Gráfica 5. Evolución de precio de acciones de Telmex.

Como puede apreciarse en todos los casos, es imposible determinar a simple vista la separación entre las líneas continuas descritas por las series de datos reales y las series de valores generados con la red en líneas discontinuas y con puntos.

En la gráficas 6 y 7 se presenta una ampliación (zoom) que muestra mejor las similitudes entre los datos reales y los generados, se trata de las acciones de Telmex.

Octubre 5, 6 y 7 de 2011
Ciudad de México

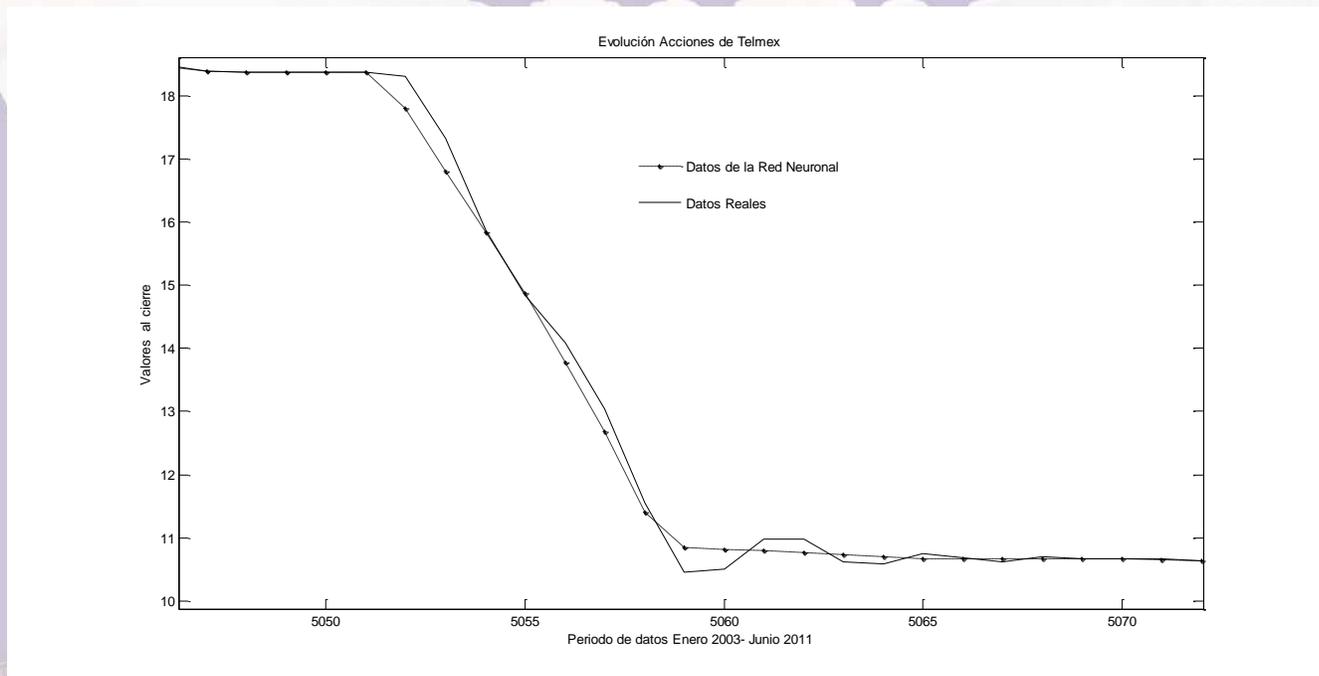


Gráfica 6. Primera ampliación de gráfica de evolución de precios de acciones de Telmex.

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax 52 (55) 5616.03.08

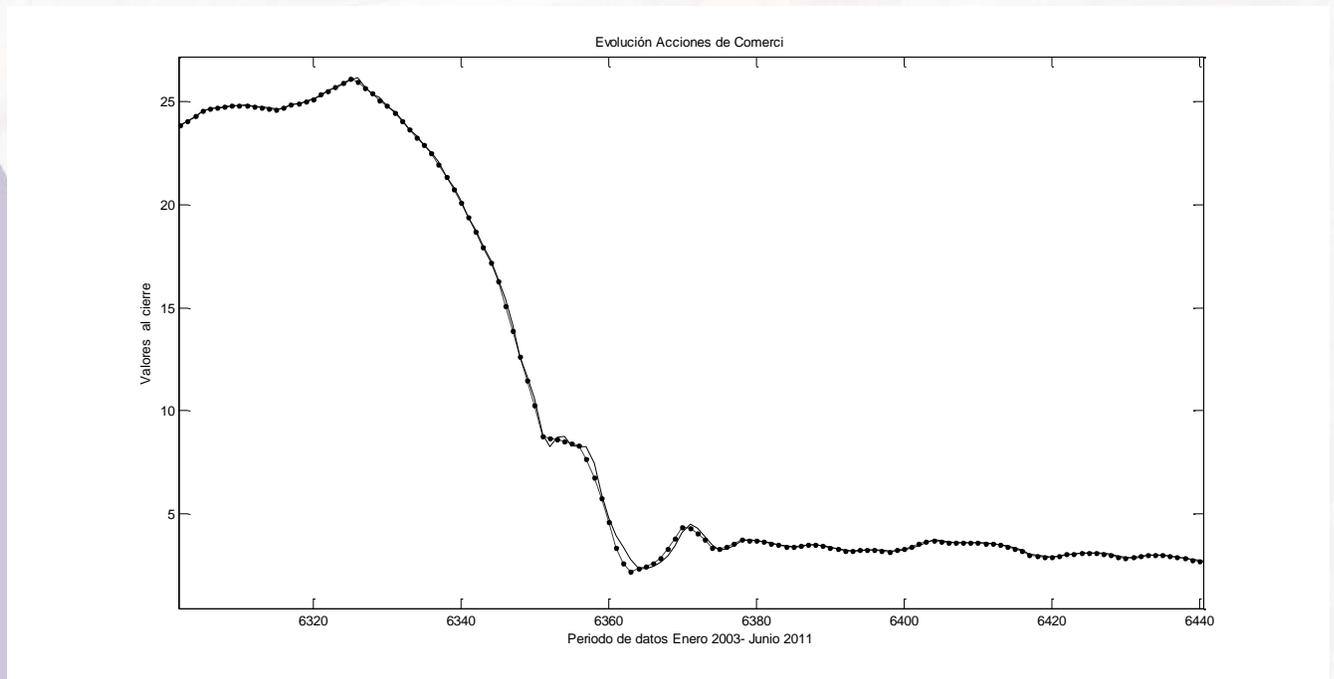


Gráfica 7. Segunda ampliación de gráfica de evolución de precios de acciones de Telmex.

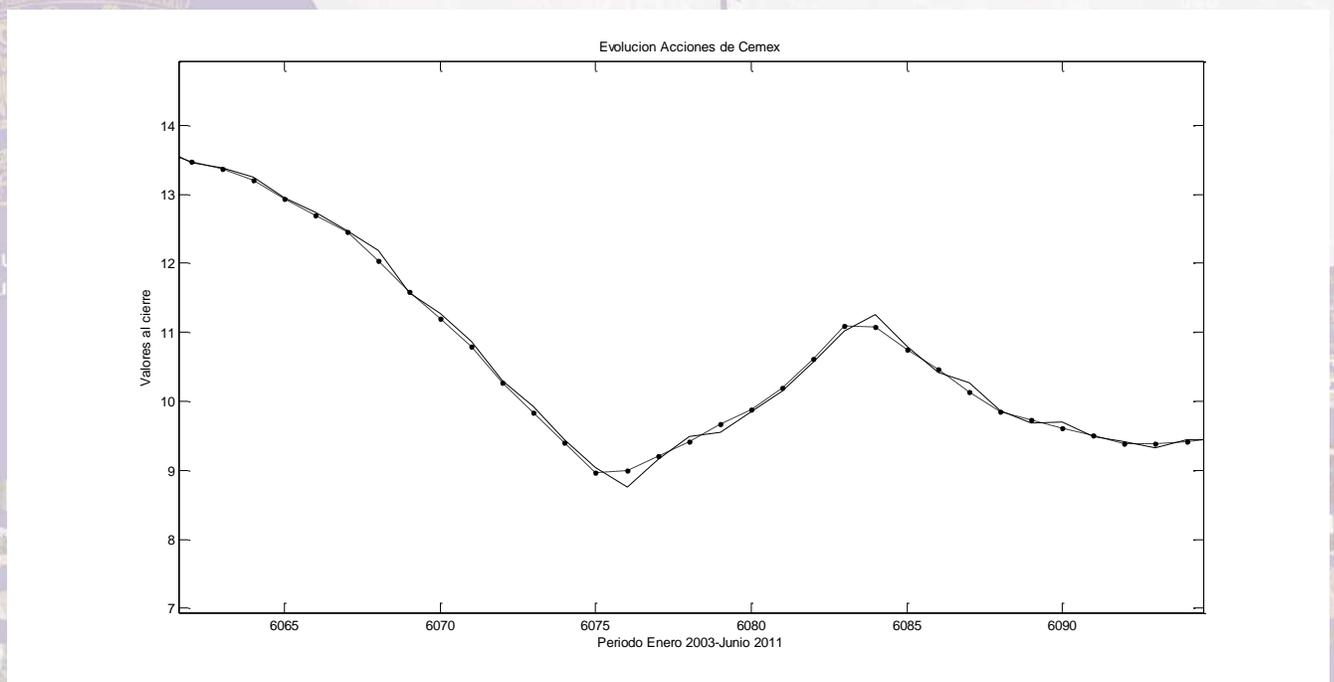
Como se puede observar en las gráficas 6 y 7 la red reproduce de manera muy precisa al evolución de los precios de la acción de Telmex, esto mismo ocurre con las demás acciones. Incluso en el caso de las acciones de Comercial Mexicana y Cemex que muestran cambios abruptos muy significativos, como se puede ver en las gráficas 8 y 9, aún estos saltos tan abruptos han podido ser reproducidos por la red neuronal.

México, D.F.

A continuación, en las gráfica 8 y 9, se muestran ampliaciones de la evolución comportamiento del precio de las acciones de Comercial Mexicana y Cemex, respectivamente.



Gráfica 8. Ampliación de gráfica de evolución de precios de acciones de Comercial Mexicana.



Gráfica 9. Ampliación de gráfica de evolución de precios de acciones de Cemex

La grafica No. 10 muestra los errores porcentuales de la diferencia entre los datos generados por la red neuronal y los valores reales de los precios de las acciones de Telmex.

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

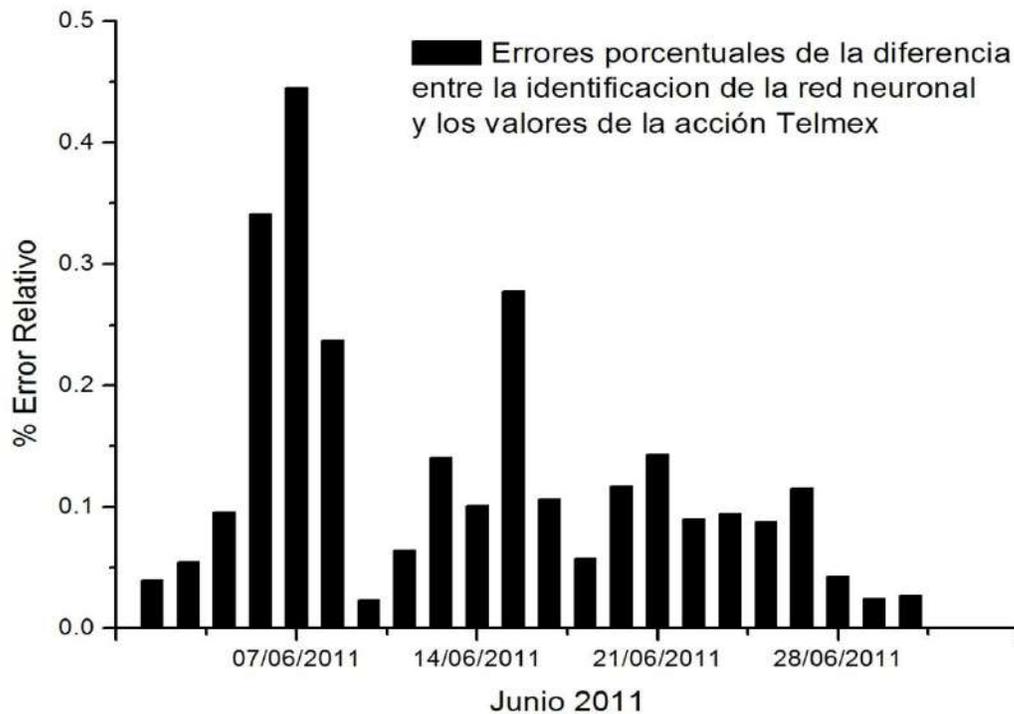
52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax 52 (55) 5616.03.08



División de Investigación. Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510



Gráfica 10. Errores porcentuales entre valores generados con red y valores reales de precios de acciones de Telmex durante el periodo del 1 al 30 de junio de 2011.

Como se puede apreciar los errores entre los valores reales y generados es muy pequeña, en la gráfica se ilustran los datos correspondientes al mes de junio de 2011, como muestra, es notable observar que el error oscila entre el 0.04% y el 0.44% en el caso más extremo.

Lo anterior muestra que el empleo de las redes neuronales para describir y reproducir la evolución de los precios de estas acciones es una técnica muy adecuada, pues la reproduce de manera muy precisa.

Conclusiones.

Como puede apreciarse de los resultados mostrados en el presente trabajo, el sistema de identificación basado en redes neuronales diferenciales muestra un excelente desempeño, esto nos permite considerar el uso de estas redes como una nueva herramienta viable, útil y robusta para el manejo de variables financieras, con un error de aproximación mejorado.

Con base en los resultados obtenidos, se abre la posibilidad de ampliar la función de la red como un sistema de predicción, el cual permitiría hacer estimaciones de la evolución del comportamiento de precios y rendimientos de cualquier índice de precios y cotizaciones de los distintos mercados bursátiles y en general del comportamiento del precio de una acción dentro de un mercado bursátil, lo cual brindaría enormes posibilidades de obtener altos beneficios en la operación diaria de compra-venta de valores bursátiles.

Referencias Bibliográficas.

- A. I. Cabrera-Llanos, A. P., T. Poznyak, J. S. Aranda (2002). "Identification of a Fedbatch Fermentation Process: Computational and Laboratory Experiments." *Bioprocess and Biosystems Engineering* 24: 319-327.
- A. I. Cabrera, I. C., J. S. Aranda (2007). Estimating the Trehalose Cytoplasmatic Content during a baker's yeast 10th International Symposium on Computer Applications on Biotechnology, Cancún, México, IFAC press.
- A. I. Cabrera Llanos, M. G. R. S. (2007). "Soft Sensors in biotechnology process (in spanish)." *Superficies y Vacío* 20(2): 1-5.
- Aguilar, N. C., A.; Chairez, I.; (2006). Neuro Tracking Control for Immunotherapy Cancer Treatment. IJCNN '06 International Joint Conference on Neural Networks. IEEE. Vancouver, BC: 5316 - 5323.
- Baesens, B., Rudy Setiono, Chistopher Mues, Jan Vanthienen (2003). "Uding neural network rule extraccion and decision tablews for credit risk evaluation." *Management Science* 49: 312-329.
- Chen, X., Jeffery Racine; Norman R. Swanson (2001). "Semiparametric ARX neural network models with an application to forecasting inflation." *IEEE Transactions on neural networks* 12: 674-683.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks a comprehensive foundation*, Prentice Hall.
- Hung, S. Y., Liang, T. P., & Liu, V. W. (1996). "Integrating arbitrage pricing theory and artificial neural networks to support portfolio management. *Decision Support Systems* 18: 301-316.
- Hutchinson, J. M., Andrew W. Lo, and Tomaso Poggio (1994). "A Nonparametric Approach to Pricing and Hedging Derivative Securities Via Learning Networks." *Journal of Finance* 49: 851-889.
- Jagielska, I., & Jaworski, J. (1996). "Neural network for predicting the performance of credit card accounts." *Computational Economics* 9(1): 77-82.
- Kamruzzaman, J., & Sarker, R. (2003). Forecasting of currency exchange rates using ANN: A case study. *IEEE International Conference on Neural Network & Signal Processing*.
- Kuan, C.-M., Halbert White (1994). "Artificial Neural Networks: An Econometric Perspective." *Econometric Reviews* 13: 1-91.
- McCulloch, W.S and Pitts, W. (1943). "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". *Bulletin of Mathematical Biology*, 5(4):115-133, 1943.
- McNelis, P. D. (2005). *Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market*. Academic Press. 2005.
- Pozniak, A. S., Sanchez. E., Yu, Wen. (2001) *Differential Neural Networks for Robust Nonlinear Control*. World Scientific, 2001.
- Refenes, A. P. N., & Holt, W. T. (2001). "Forecasting volatility with neural regression: A contribution to model adequacy." *IEEE Transactions on Neural Networks* 12(4): 850-865.
- Smith, K., & Gupta J. (2000). "Neural networks in business: Techniques and applications for the operations researcher " *Computer & Operation Research* 27: 1023-1044.

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510