
PRONOSTICÓ DEL TIPO DE CAMBIO DEL PESO VERSUS EL DÓLAR ESTADOUNIDENSE USANDO SISTEMA HÍBRIDO INTELIGENTE NEURO-DIFUSO DEL TIPO UNO

Dr. Pascual Noradino Montes Dorantes¹

Dr. Gerardo Maximiliano Méndez²

Dra. Adriana Mexicano Santoyo¹

Dr. Jesús Carlos Carmona Frausto¹

Dra. Dulce Citlalli Martínez Peón³

¹Departamento de Posgrado TecNM-Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria, Ciudad Victoria, Tamaulipas, México

pascualresearch@gmail.com; adriana.mexicano@itcv.edu.mx; jesus.cf@cdvictoria.tecnm.mx

²Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica TecNM-Instituto Tecnológico de Nuevo León Guadalupe, México; gerardo.maximiliano.mendez@gmail.com;

³Departamento de Ingeniería Mecatrónica TecNM-Instituto Tecnológico de Nuevo León Guadalupe, México; dulce.mp@nuevoleon.tecnm.mx;

Resumen

This paper shows an application of the hybrid intelligent system of Adaptive Network Fuzzy Inference Systems (ANFIS) without supervised training to forecast the exchange rate of the MX peso versus US dollar using an individual base inference method (IBI). The results show that the proposed ANFIS model type is the best option to forecast the Exchange rate when it is compared with other methodologies as: type-1 singleton fuzzy logic system (T1 SFLS), type-1 radial basis function neural network (T1 RBFNN), interval type-2 fuzzy logic system (IT2) and general type-2 singleton fuzzy logic system (GT2). The proposed model shows an error rate below the 1% in the forecast only comparable with advanced type-2 models with training as IT2 and GT2.

1. Introducción

El tipo de cambio entre las diferentes monedas es de vital importancia para la economía, una acertada predicción de este puede arruinar o enriquecer la economía de un país, empresa o persona debido a las fluctuaciones de los tipos de cambio. Dados diversos factores las economías, particularmente de los países en desarrollo como México dependen de sus recursos naturales tales como el petróleo generando que los precios internacionales deprecian

o aprecian el peso, García, Saucedo y Velasco (2018).

Por otra parte, las técnicas utilizadas para predecir la volatilidad o paridad cambiaria de las divisas en el mundo presentan el uso de series de tiempo, el poder de compra o la demanda, modelos auto-regresivos, funciones de similitud y razonamiento humano (Durán Bustamante, Hernández del Valle y Ortiz Ramírez, 2019). Finalmente, Bush y Noria (2019) mencionan que la volatilidad cambiaria procede de la incertidumbre de diferentes fuentes como: económica, política y finanzas, de manera doméstica como internacional. Por eso es adecuado recurrir a los modelos de los sistemas inteligentes para realizar la predicción cambiaria ya que manejan y procesan a la incertidumbre en base a series de datos. En el caso del proceso de pronóstico cambiario se recurre a datos históricos como conocimiento fuente para la predicción.

2. Materiales y métodos

2.1 Sistema ANFIS

Un sistema ANFIS es el resultado de la hibridación de una red neuronal artificial y un sistema de inferencia difusa. Básicamente se puede describir como una red neuronal de cinco capas de las cuales tres de ellas están ocultas y realizan todos los cálculos de la parte de inferencia. La capa inicial y final cubren los trabajos de realizar la parte difusa conocida como fusificación y defusificación que significan la conversión de los datos de entrada ya sean números o palabras a valores difusos y viceversa, es decir, actúan como traductor hombre-máquina. El algoritmo base de esta red es el siguiente y fue obtenido de Jang et al. (1997).

La capa 1 genera los valores difusos mediante (1) a partir de las entradas. Este tipo de sistemas se activan por medio de reglas difusas (2).

$$gaussiana(x; c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (1)$$

dónde: x representa el valor a evaluar, c presenta la media del conjunto difuso y σ representa la dispersión de dicho conjunto,

$$\text{Regla } n: \text{ si } X_i \text{ es } A_i \text{ y } Y_i \text{ es } B_i, \text{ entonces } f(x,y) = p \cdot x_i + q \cdot y_i + r_i \quad (2)$$

dónde: p , q y r son los coeficientes de las variables de la regla difusa.

La salida de esta capa arrojará (3, 4) teniendo así los valores de activación de cada variable en cada regla,

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-n}}(y), \quad \text{para } i = (n + 1), (n + 2), \dots, m \quad (4)$$

donde los parámetros $\mu_A(x)$, $\mu_{B_{i-n}}(y)$ se obtendrán de (1).

La capa 2 genera los pesos sinápticos de la red también llamados w_i que indican el grado de activación para cada regla por medio del producto de la activación de las variables (5). En esta capa los nodos son fijos.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_A(x) \cdot \mu_B(y), \quad i = 1,2 \quad (5)$$

Aquí se obtiene la salida del lado izquierdo de cada regla.

La capa 3 generará un vector donde se agrupan los valores de salida de cada estado en el punto i (6)

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1,2 \quad (6)$$

La capa 4 generará los valores de salida de la función equivalente a la salida fuzificada de cada regla activada (7) en el sistema Sugeno.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (7)$$

La capa 5 genera el valor real del sujeto mediante la función (8).

$$O_{5,i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (8)$$

2.2 Serie de tiempo

Se asume que dado que son valores exactos obtenidos de eventos del pasado, la muestra de datos $s(k)$ está libre de ruido, y no está corrompida por ruido estacionario uniformemente distribuido $n(k)$, entonces (9) y su radio de señal de ruido es igual a 0 dB.

$$x(k) = s(k) \quad (9)$$

En el modelado del sistema se usaron como entradas los cuatro días previos a la predicción y la salida es igual a (10) teniendo el valor del día cinco en la generación de las reglas.

$$y = x(k). \quad (10)$$

3 Discusión y resultados

Para verificar el funcionamiento de la red propuesta ANFIS se realizaron pruebas con diferentes modelos. Dentro de los modelos probados se usaron: una red neuronal de base radial del tipo uno (T1 RBFNN), un sistema difuso puro del tipo uno en versión singleton (T1 SFLS) además de los sistemas difusos de intervalo tipo 2 (IT-2) y General tipo 2 (GT2).

Para el modelado de los diferentes sistemas se usó la base de inferencia individual procedente de Wang (1999) y a partir de ella se ensamblaron los sistemas usando una serie de tiempo para dar como resultado un sistema de cuatro variables de entrada y una de salida (MISO). El sistema consta de 19 valores para prueba y de 495 reglas generadas a partir de los datos de tipo de cambio dentro del periodo 01/01/2019 a 31/08/2022, obtenidos de la escuela de negocios de la Universidad de la Columbia Británica (2022).

En la tabla 1 puede observarse el comportamiento de la predicción de los diferentes sistemas destacando que el sistema ANFIS es más acertado en la en la predicción en un 68.42 % de los casos mientras que el sistema GT2 muestra mejor precisión solo en seis casos representando el 31.58%.

La tabla 2 presenta los valores obtenidos de la raíz de error cuadrado medio para los diferentes modelos en pesos mexicanos.

La figura 1 muestra los valores obtenidos de la métrica de la raíz del error cuadrado medio (RMSE) usado como estimador para medir la precisión del pronóstico de los diferentes sistemas evaluados. Se destaca que al no tener entrenamiento el sistema T1 SFLS y T1 RBFNN no muestran capacidad de predicción teniendo tasas de error entre el 30 % y el 99% para el sistema T1 SFLS y la red T1 RBFNN respectivamente. El sistema GT2 presenta valores alfa (σ) los cuales representan los cortes o variaciones usuales en este tipo de sistemas sin cortes, con un corte y con 10 cortes.

Tabla 1. Comparativo del valor estimado del peso versus el dólar para las 19 pruebas.

Prueba	Valor Real	T1 SFLS	T1 RBFNN	T1 ANFIS	IT2	GT2
1	21.746	14.389	0.0091	21.486	21.16031	21.395268
2	21.517	14.178	0.0091	21.711	21.24111	21.415756
3	21.332	14.764	0.0090	21.239	21.11819	21.357244
4	21.302	15.332	0.0088	21.238	20.89310	21.282854
5	21.11	14.429	0.0091	21.234	20.93826	21.197649
6	21.061	15.616	0.0087	21.024	20.73466	21.043029
7	21.032	15.985	0.0083	21.006	20.65712	20.949204
8	20.979	15.798	0.0083	20.985	20.62082	20.878762
9	20.993	14.210	0.0080	20.934	20.71010	20.828887
10	21.478	14.509	0.0080	20.962	20.72043	20.823313
11	21.576	14.805	0.0080	21.532	21.07296	21.133276
12	22.153	15.257	0.0081	21.566	21.21720	21.255638
13	22.305	15.162	0.0081	22.218	21.47821	21.454134
14	22.383	15.781	0.0086	22.281	21.60098	21.497647
15	22.450	15.304	0.0088	22.332	21.68796	21.535012
16	22.359	13.041	0.0098	22.377	21.51947	21.533403

17	22.154	12.971	0.0102	22.252	21.41741	21.523007
18	21.912	10.146	0.0106	22.022	21.22640	21.516048
19	21.738	12.736	0.0107	21.772	21.01519	21.498214

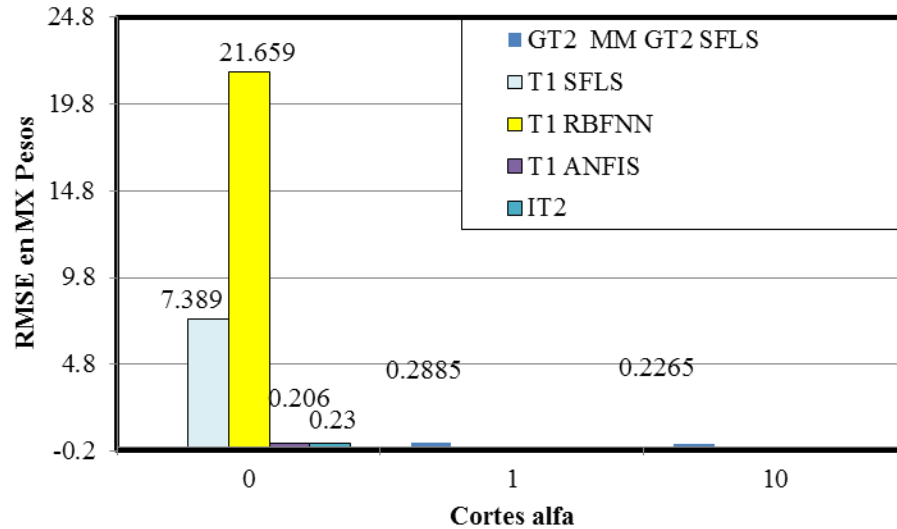


Figura 1. Comparación del error en los resultados de pronóstico con los diferentes modelos. Valores en pesos mexicanos.

Tabla 2. Error promedio en pesos mexicanos en el pronóstico del tipo de cambio del peso versus el dólar.

T1 SFLS	T1 RBFNN	T1 ANFIS	IT2	GT2 1 α	GT2 10 α
7.389	21.659	0.2060	0.23	0.285	0.2265

4 Conclusiones

Como se muestra en la Fig. 1 el RMSE los sistemas T1 SFLS y T1 RBFNN no son capaces de generar un valor de pronóstico acertado dada la forma en como realizan la inferencia. Por otra parte el modelo T1 ANFIS al ser un sistema del tipo Sugeno con una salida del tipo función tiene una serie de coeficientes que funcionan como estimadores y muestra un error cercano al 1% al igual que los sistemas de intervalo IT2 y GT2.

Por otra parte los sistemas T1 SFLS y T1 RBFNN al tener una salida comúnmente llamada crisp o en forma de número o palabra no son capaces de generar una precisión aceptable de salida sin el necesario entrenamiento.

5 Referencias

Bush, G. y Noria, G. L. (2019). *Uncertainty and exchange rate volatility: the case of Mexico*.

Durán Bustamante, M., Hernández del Valle, A. y Ortiz Ramírez, A. (2019). The Google trends effect on the behavior of the exchange rate Mexican peso-US dollar. *Contaduría y administración*, 64(2).

García, S., Saucedo, E. y Velasco, A. (2018). The effects of oil prices on the spot exchange rate (MXN/USD) a VAR analysis for Mexico from 1991 to 2017. *Análisis económico*, 33(84), 33-56.

Jang R.S., Sun C, Mizutani E. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing. A computational approach to learning and machine intelligence*. pp. 95-168 Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.

University of British Columbia, Sauder School of Business, *Pacific Exchange rate*. Recuperado (18 de diciembre de 2022), de (<http://pacific.commerce.ubc.ca/xr/>)

Wang, L. X. *A course in fuzzy systems*. First Edition, (pp. 258-265). Prentice-Hall press, USA, 1999.