

Propuesta de predicción de la tasa de cambio del peso colombiano (TRM) con respecto al dólar estadounidense empleando inteligencia computacional.

Yate Gonzalez, Mateo. Quintero Amaya, Arley Esteban.
Facultad de Ingeniería. Universidad Distrital Francisco José de Caldas.
Bogotá D.C., Colombia.

myateg@correo.udistrital.edu.co
aequintero@correo.udistrital.edu.co

Resumen — El mercado cambiario es uno de los elementos fundamentales de la economía y permite establecer una equivalencia entre divisas de diferentes países y comunidades económicas en función de innumerables variables que establecen el rumbo de la economía de un país. Sin embargo y en razón de la dificultad del establecimiento de un número reducido e ideal de variables claras que permitan conocer el comportamiento de una moneda respecto a otra se hace necesario entender de mejor manera los factores principales que afectan a una tasa cambiaria en particular para con ello poder establecer una predicción clara, concisa y confiable que permita comprender cómo se comportará dicha moneda en un determinado espacio de tiempo. De esta manera, la presente investigación aborda la predicción en serie de tiempo de la tasa de cambio del peso colombiano respecto al dólar estadounidense (TRM). Para ello se realizaron 3 etapas empleando inteligencia computacional: el planteamiento de un sistema de lógica difusa, diseño de un sistema en red neuronal y finalmente y expuesto en este documento un sistema de lógica difusa empleando algoritmos de optimización. Así, fue posible concluir que el sistema de lógica difusa optimizado se comporta de manera errática en periodos de tiempo con variaciones constantes y de menor valor (cerca a \$300 pesos colombianos) y de manera medianamente acertada en periodos con una tendencia marcada al alza o a la baja constante.

Palabras clave - Tasa de cambio; predicción; algoritmos de optimización; inteligencia computacional.

Abstract — The exchange market is one of the fundamental elements of the economy and it allows to establish an equivalence between currencies of different countries and economic communities based on innumerable variables that establish the direction of the economy of a country. However, due to the difficulty of establishing a reduced and ideal and concise number of variables that allow us to know the behavior of one currency respect to another, it's necessary to have a better understand of the main factors that affect a particular exchange rate in order to be able to establish a clear, concise and reliable prediction of that exchange rate. This research talks about the time series prediction of the exchange rate of the Colombian Peso against the US dollar (TRM). For this, 3 stages were carried out using computational intelligence: the approach of a fuzzy logic system, design of a

neural network system and a fuzzy logic system using optimization algorithms which is exposed in this document. In that way, it was possible to conclude that the optimized fuzzy logic system behaves erratically in periods of time with constant variations and of lower values (close to \$ 300 Colombian pesos) and fairly correctly in periods with a constant upward or downward constantly.

Keywords - Exchange rate; prediction; optimization algorithms; computational intelligence.

I. INTRODUCCIÓN

El presente proyecto de investigación busca realizar una estimación para los valores en promedio mensuales de la tasa de cambio del peso colombiano (TRM) frente al dólar estadounidense empleando diversas entradas [1-3] como lo pueden ser el precio del barril Brent (en \$USD) o el volumen de exportaciones de petróleo en promedio mensual (en ton. métricas) teniendo en cuenta investigaciones similares realizadas con otras monedas [4-5].

Para ello, el proyecto contó con tres fases: la primera fue la puesta en funcionamiento de un sistema de lógica difusa [6-7], la segunda constó de la implementación de un sistema de predicciones utilizando redes neuronales [8-10] y la tercera (expuesta en el presente documento) expone el diseño de un sistema de predicciones empleando optimización a un sistema de lógica difusa tipo Mamdani.

II. CASO DE APLICACIÓN

Dentro del marco del cambio de divisas, conocer el comportamiento de una moneda respecto a otra ha sido históricamente un trabajo complicado puesto que las conductas de dichas divisas no se manifiesta de una manera fácil de predecir si no que por el contrario cuentan con un sinfín de variables que dificultan pronosticar cómo se comportará una moneda en un periodo de tiempo determinado.

Así, puesto que los ingresos de Colombia radican en su mayoría en sectores petroleros, de explotación y afines se hace necesario conocer y predecir de una manera acertada el comportamiento que tendrá el dólar estadounidense (moneda

principal que se emplea para cotizar y negociar dentro de estos sectores) respecto a la moneda nacional (Esta tasa de cambio se conoce como TRM por las siglas de Tasa Representativa del Mercado).

El Banco de la República fija esta tasa teniendo en cuenta diferentes factores asociados como lo pueden ser las exportaciones del país en toneladas métricas de petróleo, el precio del barril Brent o el comportamiento de monedas similares al peso colombiano en un contexto regional de países latinoamericanos (Como lo puede ser el Sol Peruano o el Real Brasileiro).

De este modo, el modelo diseñado consiste en la predicción de la tasa de cambio TRM promedio mensual mediante la optimización de un sistema de lógica difusa tipo Mamdani a través de diversas variables de las que depende este valor como las descritas anteriormente entre otras.

El sistema de lógica difusa permitió clasificar cada una de las entradas en conjuntos difusos, los cuales encierran un diverso rango de valores ajustado a cada uno de los rangos de entrada de las variables mencionadas.

Además, el uso de algoritmos genéticos y del gradiente (Cuasi-Newton) ofrecen la posibilidad de encontrar mínimos globales para una función objetivo asignada mediante la configuración de los rangos de las funciones de pertenencia del sistema de lógica difusa, de modo que cada una de sus iteraciones devuelve un valor cada vez menor, hasta que dicho algoritmo considere que ha encontrado un mínimo local o que las condiciones de interrupción asignadas inicialmente se cumplan.

III. PROPUESTA ORIGINAL

La propuesta planteada inicialmente (Configuración C1) consta de 3 variables estudiadas con anterioridad y extraídas de fuentes oficiales como el Banco de la República entre otros. Dichas variables son: Precio del Barril de petróleo Brent (\$USD), Tasa de cambio del Sol Peruano (\$PEN) y las Exportaciones de petróleo (Ton. Métricas). La implementación principal de este modelo puede apreciarse en la Fig. 1.

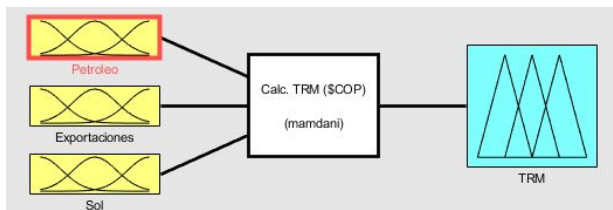


Fig. 1. Visualización del sistema de lógica difusa implementado de manera inicial mediante la herramienta fuzzy de MATLAB. (Fuente: Elaboración propia).

Para la salida del sistema de lógica difusa, fueron establecidas 7 funciones de pertenencia distintas para la posterior valoración numérica de la salida, expresada en pesos colombianos (\$COP) (Véase Fig. 2).

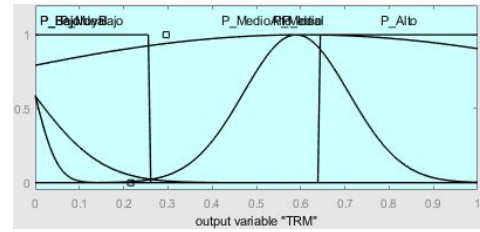


Fig. 2. Visualización de las 7 funciones de pertenencia de la salida del sistema de la configuración original, con sus rangos ya optimizados por el algoritmo bio-inspirado y gradiente. (Fuente: Elaboración propia).

IV. CONFIGURACIONES ADICIONALES

Del mismo modo, a continuación se exponen las 3 configuraciones adicionales diseñadas en la implementación del sistema de lógica difusa que se iba a optimizar posteriormente empleando los algoritmos descritos anteriormente.

A. Configuración 2 (C2)

Esta configuración presenta su variación en la añadidura de una nueva variable de entrada. Para este caso se tomó en cuenta la inflación mensual extraída del Banco de la República, y para la salida del sistema la tasa TRM contó con 7 conjuntos consecuentes al igual que la configuración C1. A continuación se ilustra el sistema de lógica difusa con la variación descrita anteriormente (Véase Fig. 3).

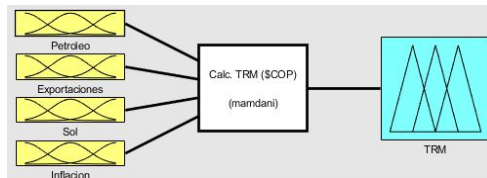


Fig. 3. Estructura del sistema de lógica difusa correspondiente a la configuración C2 (Fuente: Elaboración propia).

B. Configuración 3 (C3)

La configuración C3 presentó su varianza en relación a la eliminación de una de las entradas dispuestas originalmente en la configuración C1. Para ello, la entrada excluida fue la relacionada a las exportaciones de petróleo. Es de resaltar que el número de conjuntos consecuentes de la salida a la tasa TRM se mantuvo exactamente igual que las configuraciones anteriores. Fuzzy normal. A continuación se ilustra de manera gráfica la singularidad de esta configuración en el editor de lógica difusa de MATLAB. (Véase Fig. 4).

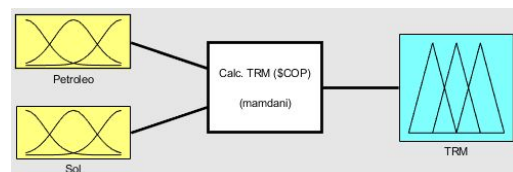


Fig. 4. Estructura del sistema de lógica difusa correspondiente a la configuración C3. (Fuente: Elaboración propia).

C. Configuración 4 (C4)

Finalmente, esta configuración tuvo su particularidad en que, respecto a la configuración C1 original esta incluyó únicamente 3 conjuntos de consecuente en la salida a la tasa TRM. Dichos conjuntos pasaron de dividirse en los niveles empleados para las anteriores configuraciones los cuales estaban dados por Medio Bajo (MB), Bajo (B), Bajo Ideal (BI), Ideal (I), Medio (M), Medio Alto (MA), Alto (A) a dividirse en los niveles Bajo (B), Normal (N) y Alto (A).

Es de destacar que las entradas se mantuvieron igual que la disposición original planteada en la configuración C1. A continuación se expone de manera gráfica la singularidad asociada a esta configuración mediante la visualización de los conjuntos de consecuente planteados para C4. (Véase Fig. 5).

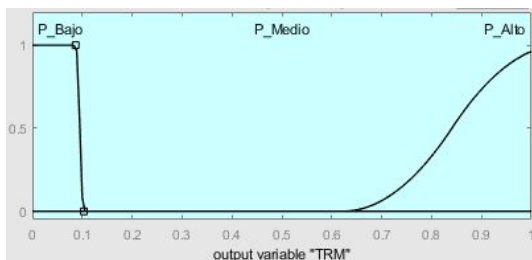


Fig. 5. Visualización de las 3 funciones de pertenencia de la salida del sistema de la C4, con sus rangos ya optimizados por el algoritmo bio-inspirado y gradiente. (Fuente: Elaboración propia).

V. RESULTADOS CUANTITATIVOS

Inicialmente, se dividieron los resultados obtenidos en ejecuciones realizadas para la optimización del sistema de lógica difusa empleando de manera inicial un algoritmo genético y posteriormente el algoritmo de Cuasi-Newton. Así, luego de realizar la ejecución de ambos algoritmos 10 veces en cada configuración se obtuvieron los siguientes resultados cuantitativos que ilustran los valores del MSE (Error cuadrático medio) para cada ejecución en cada configuración. (Véase Tabla 1).

TABLA I

Valor del MSE obtenido en cada ejecución realizada con el algoritmo genético para cada una de las configuraciones. (Fuente: Elaboración propia).

	C1	C2	C3	C4
1ra ejec.	2,32E+05	3,37E+05	1,11E+05	1,79E+05
2da ejec.	1,94E+05	3,52E+05	5,23E+04	9,99E+04
3ra ejec.	2,93E+05	3,17E+05	1,31E+05	2,13E+05
4ta ejec.	1,83E+05	3,86E+05	1,44E+05	9,40E+04
5ta ejec.	2,50E+05	3,74E+05	1,15E+05	1,16E+05
6ta ejec.	2,23E+05	4,11E+05	1,19E+05	9,67E+04
7ma ejec.	2,19E+05	3,44E+05	9,86E+04	1,28E+05
8va ejec.	2,80E+05	3,92E+05	6,59E+04	1,15E+05

9na ejec.	2,53E+05	3,33E+05	1,03E+05	1,36E+05
10ma ejec.	2,73E+05	3,41E+05	1,63E+05	1,04E+05

A partir de la tabla expuesta anteriormente es posible obtener algunas métricas que permiten evidenciar de una manera más clara y concisa el comportamiento de las ejecuciones realizadas. Para ello la tabla expuesta a continuación ilustra el valor máximo del MSE en las ejecuciones para cada configuración, su valor mínimo, el promedio del MSE de las ejecuciones y la desviación estándar asociada a las 10 ejecuciones realizadas. (Véase Tabla 2).

TABLA II

Métricas de cada una de las configuraciones en relación a las 10 ejecuciones realizadas utilizando la optimización con el algoritmo genético. (Fuente: Elaboración propia).

	C1	C2	C3	C4
Máx. MSE	2,93E+05	4,11E+05	1,63E+05	2,13E+05
Mín. MSE	1,83E+05	3,17E+05	5,23E+04	9,40E+04
Promedio	2,40E+05	3,58E+05	1,10E+05	1,28E+05
Desv. Estándar.	3,66E+04	3,04E+04	3,33E+04	3,91E+04

De manera similar a lo expuesto en la Tabla 1 pero asociado a las ejecuciones realizadas empleando el algoritmo de optimización de Cuasi-Newton, a continuación se presentan los valores del MSE para cada una de las ejecuciones en cada una de las configuraciones planteadas utilizando el algoritmo descrito anteriormente. (Véase Tabla 3).

TABLA III

Valor del MSE obtenido en cada ejecución realizada con el algoritmo Cuasi-Newton para cada una de las configuraciones. (Fuente: Elaboración propia).

	C1	C2	C3	C4
1ra ejec.	9,35E+04	4,89E+04	5,72E+04	3,98E+04
2da ejec.	4,26E+04	8,02E+04	2,14E+04	4,23E+04
3ra ejec.	3,33E+04	2,33E+04	7,76E+04	4,57E+04
4ta ejec.	1,04E+05	1,88E+05	8,21E+04	7,21E+04
5ta ejec.	1,15E+05	1,12E+05	2,57E+04	4,59E+04
6ta ejec.	5,73E+04	2,01E+05	6,56E+04	1,25E+04
7ma ejec.	5,78E+04	2,35E+05	5,78E+04	9,95E+04
8va ejec.	4,95E+04	2,42E+05	5,28E+04	4,63E+04
9na ejec.	3,05E+04	1,32E+05	6,81E+04	9,32E+04
10ma ejec.	4,19E+04	1,69E+05	1,27E+05	4,62E+04

Finalmente y siguiendo los parámetros descritos en la Tabla 2, se expone de manera seguida las métricas obtenidas para las ejecuciones del algoritmo de optimización de Cuasi-Newton. (Véase Tabla 4).

TABLA IV

Métricas de cada una de las configuraciones en relación a las 10 ejecuciones realizadas utilizando la optimización con el algoritmo Cuasi-Newton. (Fuente: Elaboración propia).

	C1	C2	C3	C4
Máx. MSE	1,15E+05	2,42E+05	1,27E+05	9,95E+04
Mín. MSE	3,05E+04	2,33E+04	2,14E+04	1,25E+04
Promedio	6,26E+04	1,43E+05	6,35E+04	5,44E+04
Desv. Estándar.	3,06E+04	7,64E+04	2,98E+04	2,63E+04

VI. RESULTADOS CUALITATIVOS

Como se evidenció en los resultados cuantitativos ilustrados anteriormente, la mejor configuración producida empleando la optimización con el algoritmo genético fue la obtenida mediante la ejecución número 2 de la configuración 3 (C3), cuyo valor del MSE se acerca a 5,23E+04.

De manera similar, referente al algoritmo de optimización de Cuasi-Newton la mejor configuración producida fue la referente a la ejecución número 6 de la configuración 4 (C4), cuyo valor del MSE es cercano a 1,25E+04.

A. Mejor resultado del algoritmo genético

En concordancia con lo expuesto anteriormente se ilustra a continuación los resultados cualitativos obtenidos de la ejecución con el mejor resultado empleando el algoritmo genético (Véase Fig. 6).

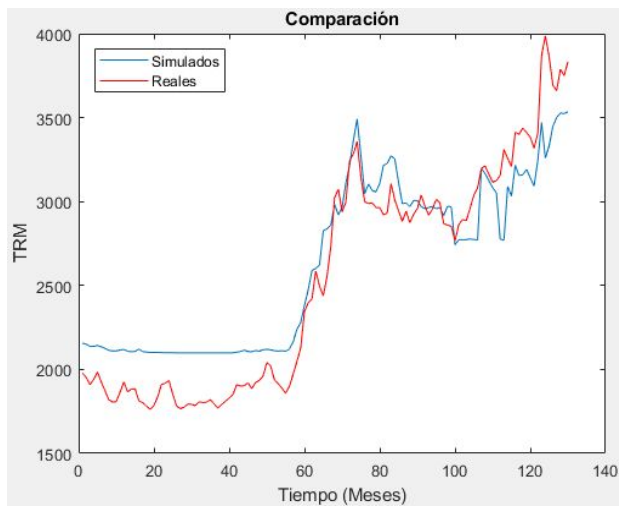


Fig. 6. Visualización gráfica de los datos reales de la tasa TRM y los datos generados por el sistema de lógica difusa optimizado con la configuración 3 en la ejecución 2 del algoritmo genético. (Fuente: Elaboración propia).

B. Mejor resultado del algoritmo Cuasi-Newton

Siguiendo la línea con lo ilustrado anteriormente, a continuación se exponen los resultados cualitativos obtenidos de la ejecución con el mejor resultado empleando el algoritmo de optimización de Cuasi-Newton. (Véase Fig. 7).

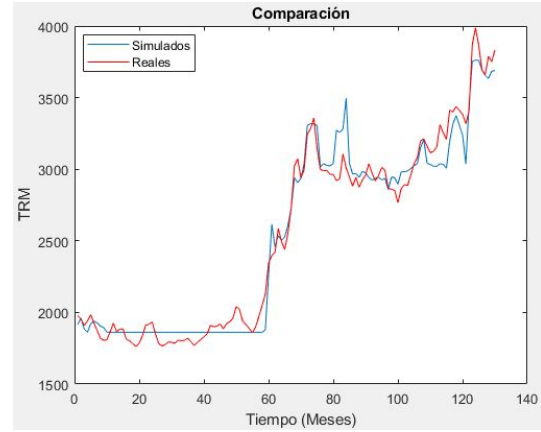


Fig. 7. Visualización gráfica de los datos reales de la tasa TRM y los datos generados por el sistema de lógica difusa optimizado de la configuración 4 en la ejecución 6 del algoritmo de optimización de Cuasi-Newton (Fuente: Elaboración propia).

VII. COMPARACIÓN DE RESULTADOS

Con base en lo expuesto en entregas anteriores y en el presente artículo de investigación fue posible establecer una comparación entre los resultados obtenidos en las diferentes etapas e instancias de la investigación como se ilustra a continuación.

A. Comparación entre los resultados obtenidos mediante el Algoritmo genético y el Algoritmo de Cuasi-Newton.

El algoritmo genético fue desarrollado de tal manera que al finalizar su ejecución ofreciera el punto inicial de búsqueda para la ejecución del algoritmo de optimización de Cuasi-Newton. El emplear esta herramienta causó que las ejecuciones del algoritmo Cuasi-Newton ilustran como resultado datos aún más precisos que las ejecuciones del algoritmo genético.

Sorprendentemente, las mejores ejecuciones del algoritmo genético (discriminadas por su MSE) no siempre generaban los mejores puntos de búsqueda iniciales para el algoritmo de optimización de Cuasi-Newton, ya que algunas ejecuciones del algoritmo genético con un MSE alto ofrecían un punto de búsqueda inicial más efectivo con mira a que la ejecución de Cuasi-Newton diese como resultado un MSE más bajo en comparación con otras ejecuciones cuyo punto de búsqueda inicial era ofrecido por la ejecución del algoritmo genético con el menor MSE de respuesta.

B. Comparación entre los resultados obtenidos en las diferentes etapas del proceso investigativo.

A manera ilustrativa se presentan a continuación los resultados obtenidos en la etapa 1 de la implementación de un sistema de lógica difusa (Véase Fig. 8) y en la etapa 2 relacionada a redes neuronales (Véase Fig. 9)

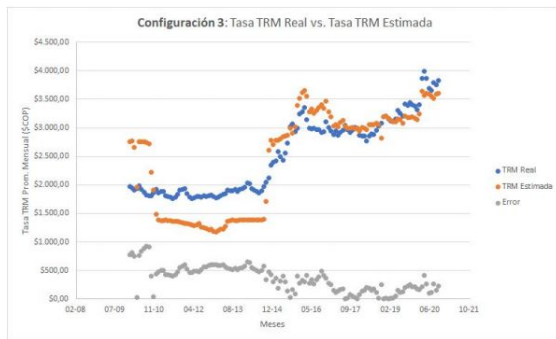


Fig. 8. Visualización del mejor resultado de la implementación del sistema de lógica difusa (etapa 1). (Fuente: Elaboración propia)

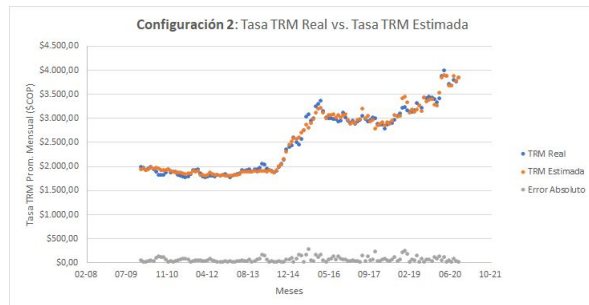


Fig. 9. Visualización del mejor resultado de la implementación del modelo de redes neuronales (etapa 2). (Fuente: Elaboración propia)

Para analizar de una manera más clara y concisa los resultados obtenidos en las diferentes etapas (Incluyendo la etapa en cuestión expuesta e ilustrada en la figura 7) se ilustra a continuación una tabla que relaciona los valores de los Errores Cuadráticos Medios (MSE) de las mejores ejecuciones y configuraciones obtenidas en cada una de las etapas mencionadas anteriormente.

TABLA V

Comparativa de los valores del MSE para las mejores configuraciones de cada una de las etapas (Etapa 1 del Sistema de lógica difusa, etapa 2 del modelo de redes neuronales y etapa 3 de la optimización del sistema de lógica difusa).

	Etapa 1	Etapa 2	Etapa 3
MSE	176.913,68	5.657,45	12.547,99

Lo anterior evidencia que lo expuesto teóricamente relacionado al uso de estos diferentes modelos para la predicción de series de tiempo se cumplió de una manera acertada en el presente proyecto investigativo.

Los sistemas de lógica difusa como el desarrollado y expuesto anteriormente evidencian una significancia en los datos de una manera muy relevante, en contraparte los sistemas de redes neuronales no ofrecen significancia más sin embargo y como se evidencia en la Tabla 5 que expone que el menor valor de MSE estuvo asociado al sistema en red neuronal, dichos modelos permiten tener una precisión mayor en la predicción.

Ahora bien, podría creerse que un sistema de lógica difusa optimizado con algoritmos como los expuestos anteriormente (Genético y Cuasi-Newton) serían la solución definitiva en términos de significancia y precisión y superarían por un amplio margen a los sistemas expuestos en etapas anteriores.

Sin embargo, como lo evidencia el desarrollo del presente proyecto esto es una falacia, y es que el uso de estos algoritmos permite un punto medio en la balanza de la significancia y de la precisión más esto no quiere decir que utilizar dichos algoritmos sea la solución definitiva y debe tenerse en cuenta que es lo que se está buscando al realizar la predicción de una serie de tiempo determinada. Si se desea obtener una mayor significancia, un valor mejor en la precisión o si se desea un punto medio entre ambos factores.

VIII. CONCLUSIONES

Del presente trabajo investigativo fue posible obtener las siguientes conclusiones.

- La inserción de la inflación mensual en el sistema de lógica difusa optimizado dio como resultado la configuración con los MSE más altos de todas las configuraciones. Esto puede sustentarse en que los valores de esta variable no demostraron un cambio significativo entre ellos.
- El sistema de lógica difusa optimizado empleando el algoritmo de Cuasi-Newton no obtuvo unos resultados acertados en el periodo que comprende entre 2010 y 2014 (Véase Fig. 7, meses 0 a 60). Lo cual permite evidenciar que este sistema no percibe ni pronóstica de una manera acertada variaciones limitadas (Entre \$100 y \$300) en la predicción obtenida.
- Para variaciones atípicas como la ocurrida entre abril de 2018 y diciembre de 2019 (Véase Fig. 7, meses 100 a 120) el sistema de lógica difusa optimizado se comporta de una manera adecuada simulando el constante cambio de la tasa TRM, lo cual permite evidenciar que este tipo de sistemas tienen un buen nivel de precisión en este panorama de casos donde los cambios no son estables como el periodo entre 2010 y 2014 (Véase Fig. 7, meses 0 a 60).
- Las configuraciones del sistema de lógica difusa optimizado que dieron como resultado los MSE más bajos fueron justamente las configuraciones con menos entradas (C3) y con menos funciones de pertenencia en el consecuente (C4). Esto podría significar que, en la predicción de la TRM no siempre el aumento de variables y de conjuntos difusos se traducen en una mayor precisión de la respuesta obtenida.

REFERENCIAS

- [1] J. Henao Velásquez and L. González Rivera, "Modelado del índice de tipo de cambio real colombiano usando redes neuronales artificiales", *Cuadernos de Administración*, vol. 19, no. 32, pp. 319-336, 2021. [Accessed 1 March 2021].
- [2] M. Iturbe and A. Mejía, "Efecto de factores globales de riesgo en la predicción de la volatilidad del tipo de cambio peso-dólar estadounidense: construcción de un modelo de red neuronal multicapa y un modelo Garch", *Universidad Autónoma Del Estado De México, Toluca, México.*, 2019. [Accessed 1 March 2021].
- [3] W. Huang, K. Lai, Y. Nakamori and S. Wang, "Forecasting foreign exchange rates with artificial neural networks: a review", *International Journal of Information Technology & Decision Making*, vol. 03, no. 01, pp. 145-165, 2004. Available: 10.1142/s0219622004000969 [Accessed 1 March 2021].

- [4] J. Villamil and J. Delgado, "Entrenamiento de una red neuronal multicapa para la tasa de cambio euro - dólar (EUR/USD)", *Ingeniería e Investigación*, vol. 27, no. 3, pp. 106-117, 2007. [Accessed 1 March 2021].
- [5] A. Radityo, Q. Munajat and I. Budi, "Prediction of Bitcoin exchange rate to American dollar using artificial neural network methods", *2017 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*, pp. 433-438, 2017. Available: 10.1109/icacsis.2017.8355070 [Accessed 1 March 2021].
- [6] C. Molina, "Modelo de lógica difusa para pronosticar la inflación en Colombia (Tesis de maestría)", *Universidad EAFIT, Medellín, Colombia*, 2019. [Accessed 1 March 2021].
- [7] C. Martínez, "Uso de las técnicas de procesamiento de datos e Inteligencia Artificial (Lógica Difusa) en la clasificación/predicción del riesgo bancario.", *Ingeniería en Sistemas*, Universidad de los Andes, Mérida, Venezuela., 2007.
- [8] M. Alakhras, "Neural network-based fuzzy inference system for exchange rate prediction", *J Comput Sci (Special Issue)*, pp. 112-120, 2005. [Accessed 1 March 2021].
- [9] V. Pacelli, V. Bevilacqua and M. Azzollini, "An Artificial Neural Network Model to Forecast Exchange Rates", *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*, vol. 03, no. 02, pp. 57-69, 2011. Available: 10.4236/jilsa.2011.32008 [Accessed 1 March 2021].
- [10] G. Zhang and V. Berardi, "Time series forecasting with neural network ensembles: an application for exchange rate prediction", *Journal of the Operational Research Society*, vol. 52, no. 6, pp. 652-664, 2001. Available: 10.1057/palgrave.jors.2601133 [Accessed 1 March 2021].