



<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

PRONÓSTICO DE TASAS USD/COP Y EUR/COP MEDIANTE DIFERENTES TÉCNICAS

Forecasting usd/cop and eur/cop rates using different forecasting techniques

LINDA YURLEY ZAPATA RODRÍGUEZ¹, MANUELA MEDINA JIMÉNEZ²,
ROMARIO ADEMIR CONTO LÓPEZ³

Recibido: 06 de mayo de 2024 Aceptado: 27 de mayo de 2024

DOI: <https://doi.org/10.21017/rimci.1077>

RESUMEN

En este artículo se realiza una aplicación de modelos de pronóstico para las tasas de cambio dólar y euro con relación al peso colombiano, con el objetivo de determinar cuál es el mejor método para predecir estas divisas. Son aplicados los modelos ARIMA, Suavizamiento Exponencial de Holt y Redes Neuronales, cuya eficiencia fue estudiada mediante el uso del error absoluto medio (MAE) y el error porcentual absoluto medio (MAPE). Se obtuvo que, tanto en el ajuste al histórico como el cálculo de predicciones futuras para ambas divisas, el mejor modelo fue la Red Neuronal Artificial ajustada, seguido por el suavizamiento Holt implementado y por último el modelo ARIMA (0,1,2) ajustado.

Palabras clave. Métodos de pronóstico, ARIMA, Suavizamiento Holt, Redes Neuronales.

Clasificación JEL: C01, F31, C22

ABSTRACT

In this paper, we have an application of forecast models for the dollar and euro exchange rates in relation to the Colombian peso, which aims to determine the best method to predict these currencies. ARIMA models, Holt exponential smoothing, and neural networks are applied, and each method's accuracy was studied using the mean absolute error (MAE) and mean absolute percentage error (MAPE). It was obtained that, both in the historical adjustment and in the calculation of future predictions for both currencies, the most model was the adjusted Artificial Neural Network, followed by the implemented Holt smoothing and finally the ARIMA (0,1,2) model.

Keywords. Forecasting and Prediction Methods, ARIMA, Holt smoothing, neural networks.

Jel classification: C01, F31, C22

I. INTRODUCCIÓN

EL BANCO de la República, como autoridad cambiaria, con la finalidad de conservar una tasa de inflación baja y estable, y de contribuir con la preservación y equilibrio económico, estableció en 1999 el régimen de tasa de cambio flexible, en la cual la oferta y la demanda del mercado es quien

determina la Tasa Representativa de Mercado (TRM). Este indicador hace referencia a la cantidad de pesos colombianos con respecto a la divisa más representativa en la actualidad, lo que convierte al par USD/COP en una de las figuras de más importancia para la economía del país. Por otra parte, las monedas se negocian en pares para expresar el valor relativo de una contra el valor de

1 Ingeniera Financiera; Tecnóloga en análisis de costos y presupuestos, Instituto Tecnológico Metropolitano, Medellín, Colombia. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7674-221X> Correo electrónico: lindazapata230958@correo.itm.edu.co.

2 Ingeniera Financiera; Tecnóloga en análisis de costos y presupuestos, Instituto Tecnológico Metropolitano, Medellín, Colombia. Correo electrónico: manuelamedina240174@correo.itm.edu.co.

3 Ingeniero Administrador; Magister en Estadística; Ph(c) en Ingeniería Industria y Organizaciones, Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia. Docente ocasional, Departamento de finanzas, Instituto Tecnológico Metropolitano, Medellín, Colombia. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9944-137X>. Correo electrónico: romarioconto@itm.edu.co.

otra. La primera moneda en el par se conoce como la moneda base, mientras que la segunda es la cotizada.

En el mercado existen pares cambiarios semejantes al USD/COP (TRM), como lo es el euro-peso colombiano (EUR/COP). El euro es denominado moneda firme o dura, es libremente convertible y es empleado como moneda de reserva y referencia por las demás economías del mundo frente a sus monedas [1]. Las elecciones de estas monedas representan una importancia significativa en el mercado de intercambio de monedas extranjeras. Gallón y Gómez [2] mencionan que, en la bolsa de valores de Colombia, de las transacciones realizadas en dólares y euros, el 99,9% se realizan en dólares y el 0,1% en euros.

El uso de método eficiente para la predicción de estas divisas es de gran interés para el actual comportamiento de los mercados financieros, principalmente el mercado de divisas, puesto que este influye en la expansión y crecimiento económico de un país [3]. La búsqueda de una buena predicción de las tasas de cambio tiene alta importancia, ya que son variables clave para cualquier país e influyen significativamente en la toma de decisiones financieras, siendo evidente que la incertidumbre acerca del comportamiento de las tasas de cambio tiene consecuencias negativas para las diferentes actividades económicas del país [4]. Por lo anterior surge la necesidad de desarrollar un modelo de predicción de las tasas de cambio.

Diferentes investigaciones han empleado modelos de series de tiempo como ARIMA, suavizamiento exponencial de Holt y redes neuronales artificiales para predecir el precio de divisas, arrojando importantes resultados. Por ejemplo, Ayala y Bucio [5] generan un pronóstico para la tasa de cambio USD/COP mediante un modelo ARIMA, aplicando adicionalmente el método de ventanas deslizantes y cambio estructural, obteniendo pronósticos eficientes. Puertas y Monterroza [6] implementan modelos clásicos de pronóstico como el suavizamiento exponencial de Holt y ARIMA, donde realizan una comparación entre estos métodos y determinan que para predecir la serie del USD/COP se prefiere el modelo ARIMA. Estudios posteriores han evidenciado que se pueden hacer predicciones más exactas con la presencia de dinámicas no lineales, ya que el comportamiento de las

tasas de cambio es no lineal, y se proponen métodos basados en redes neuronales artificiales. Esta aplicación de redes neuronales evidencia buenos resultados, ajustando de forma muy precisa la tasa de cambio y finalmente obteniendo una buena predicción para los siguientes días [7].

De acuerdo con lo anterior, esta investigación busca implementar los modelos de pronóstico ARIMA, suavizamiento exponencial de Holt y redes neuronales artificiales realizando un estudio comparativo para determinar la eficiencia en su capacidad de pronóstico con el objetivo de identificar cuál es la mejor técnica para predecir la tasa de cambio USD/COP y el par EUR/COP para el período estudiando; el uso de estos modelos está sustentado en que en la literatura son usados métodos clásicos de pronóstico para series de tiempo univariadas como el modelo ARIMA y suavizamiento Holt, los cuales son comparados con el rendimiento de métodos de Machine Learning como las redes neuronales artificiales. Para ello, este artículo está estructurado de la siguiente manera: en la primera sección se plantea el problema de investigación, en la segunda se especifican las tres metodologías a implementar para el pronóstico de las tasas de cambio. En la tercera sección, se mencionan las bases de datos utilizadas y se realiza un análisis descriptivo de las mismas. En la cuarta sección se presentan los resultados obtenidos y, por último, se presentan las conclusiones.

II. MARCO TEÓRICO

Son diversos los modelos aplicados con fines predictivos, la importancia de estos métodos es ayudar a desarrollar valoraciones más precisas acerca de los eventos futuros para la toma de decisiones y en la aplicación de estos métodos las matemáticas resultan indispensables. Algunos estudios que se emplean para la predicción de la tasa USD/COP y el par EUR/COP, son el uso de modelos ARIMA, suavizamiento exponencial de Holt y redes neuronales artificiales.

A. Modelo ARIMA

El modelo ARIMA es una técnica paramétrica formada por medio de regresiones lineales. En el algoritmo ARIMA se emplean estadísticas funda-

mentales, la función de autocorrelación (ACF), la función de autocorrelación parcial (PACF) para confirmar la validez del modelo y modificaciones para determinar patrones y elementos del modelo, además, este método facilita tasaciones a través de mínimos cuadrados y máxima verosimilitud[8].

Esta metodología es un proceso estocástico para el análisis de series temporales en temas económicos, según [9], el modelo se deduce de tres factores: 1) AR (Autorregresivo), apunta a los precios rezagados de la serie. 2) I (Integrado), es el componente de diferenciación de la serie para la estimación del modelo. 3) MA (Medias móviles), se da a través de los rezagos de los errores que se causan por la naturaleza estocástica.

Su aplicación es importante por la capacidad de ajuste a una serie de tiempo y pronóstico de series univariantes, es decir, no considera variables exógenas aprovechando únicamente los datos históricos contenidos del pasado, cuantificando modelos autorregresivos y de media móvil para generar las predicciones. Para su adecuada aplicación se necesita que la series sea estacionaria, o transformarla en estacionaria. Como se puede ver en la ecuación 1, del modelo ARMA (p, q), que está dado por la siguiente expresión:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Donde, Y_t es la variable dependiente, ϕ_i representan los coeficientes autorregresivos, ϕ_j los coeficientes de medias móviles y ε_t es al error aleatorio.

Así mismo, el modelo diferenciado ARIMA (p, d, q), es un modelo con la serie diferenciada y la cual denota un número de veces (d) en la que fue diferenciada la serie (Martínez, Guzmán, Pérez & Marín. 2018), por consiguiente, se tiene la ecuación 2, como un modelo ARIMA (p, d, q) expresada de la siguiente manera:

$$\phi(B)(1 - B)^d Y_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (2)$$

Donde d es el número de la diferenciación de la serie y B es el operador de los rezagos.

B. Suavizamiento exponencial de Holt

Es un modelo de suavizamiento exponencial doble, dado que posibilita un suavizamiento tanto del nivel como de la tendencia. Aplica dos funciones de suavizamiento con los parámetros α y β : una para actualizar el nivel y otra para actualizar la pendiente como lo muestra las ecuaciones 3 y 4 respectivamente:

$$S_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(T_{t-1} + G_{t-1}) \quad (3)$$

$$G_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 + \beta)G_{t-1} \quad (4)$$

Donde: S_t es el valor del nivel en el tiempo t y G_t es el valor de la pendiente en el tiempo t . El pronóstico de τ pasos adelante está dado por la ecuación 5:

$$F_{t,t+\tau} = S_t + \tau G_t \quad (5)$$

Con $F_{t,t+\tau}$ igual al pronóstico realizado en el tiempo t para cualquier periodo futuro.

C. Redes neuronales

Este método utilizado en el aprendizaje profundo o Deep learning consiste en un algoritmo computacional que se entrena a partir de datos históricos, aprendiendo con el tiempo el comportamiento de un evento específico. Son algoritmos de inteligencia artificial, que buscan la resolución de problemas complejos, los cuales no son posibles de resolver con métodos algorítmicos habituales.

Las redes neuronales están agrupadas en capas, las cuales se diferencian tres tipos: capa de entrada, capa de salida y capas ocultas; en la primera, se obtienen los datos del entorno, para la segunda, se da resultado a los estímulos de entrada y por último, la tercera capa, se ocupa de procesamientos internos, sin obtener ni proporcionar información a las otras.

Aplicado a la serie de tiempo de los precios USD/COP y EUR/COP, partiendo de unos valores de entrada que corresponden a los precios de cierre, las conexiones entre las neuronas del algoritmo generan memoria y permiten predecir los posibles valores futuros de dichos pares [11]. En la Fig. 1 se puede observar una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida en una red neuronal artificial.

El número de entradas depende directamente de los datos disponibles para ser estructurada, mientras que las unidades de la capa oculta se enlazan unidireccionalmente, es decir todas con todas. Por último, el número de neuronas de salida depende de las clases clasificadas.

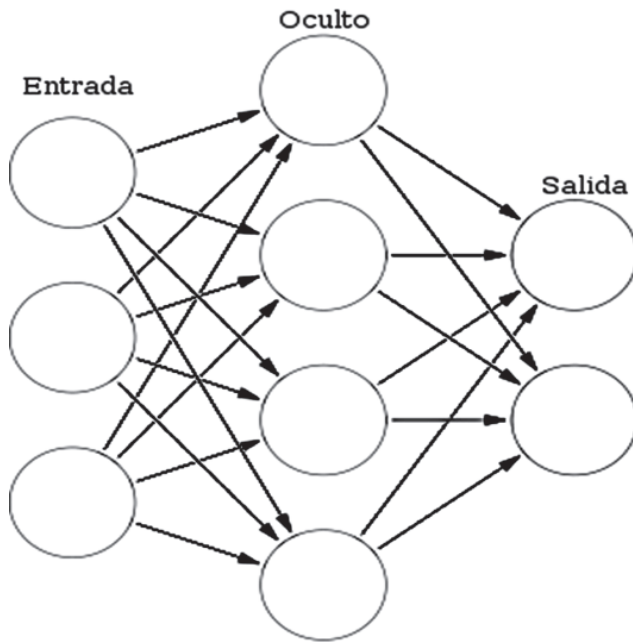


Fig. 1. Red neuronal de propagación hacia adelante.
Fuente: Elaboración propia.

III. DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS

Las series temporales consideradas son la cotización del tipo de cambio USD/COP y EUR/COP de los días hábiles bursátiles correspondientes a 3 años, comprendidos desde el 31 de agosto del 2018 al 31 de agosto de 2021 con una frecuencia diaria de lunes a viernes, que reúne un conjunto de 783 observaciones, a fin de tener una cantidad importante de períodos para analizar en la muestra. El período se eligió con la finalidad de incluir información sobre la pandemia del Covid-19 y estudiar si esta generó cambios en el comportamiento de las divisas. Los datos se obtuvieron del portal Investing.com el cual es público y de acceso libre, además este conjunto de datos fue ajustado para ser cargados a R Project y Python.

El conjunto de datos comprende únicamente los precios de USD/COP y EUR/COP organizados en dos columnas, precios y fechas correspondientes, dichos precios están expresados en pesos colombianos (COP). El horizonte temporal pronosticado es hasta el 10 de septiembre de 2021. En efecto se intentará pronosticar el precio del tipo de cambio USD/COP y el par EUR/COP para 8 días fuera de la muestra.

Observando los precios históricos presentados en la Fig. 2, se infiere que el comportamiento del

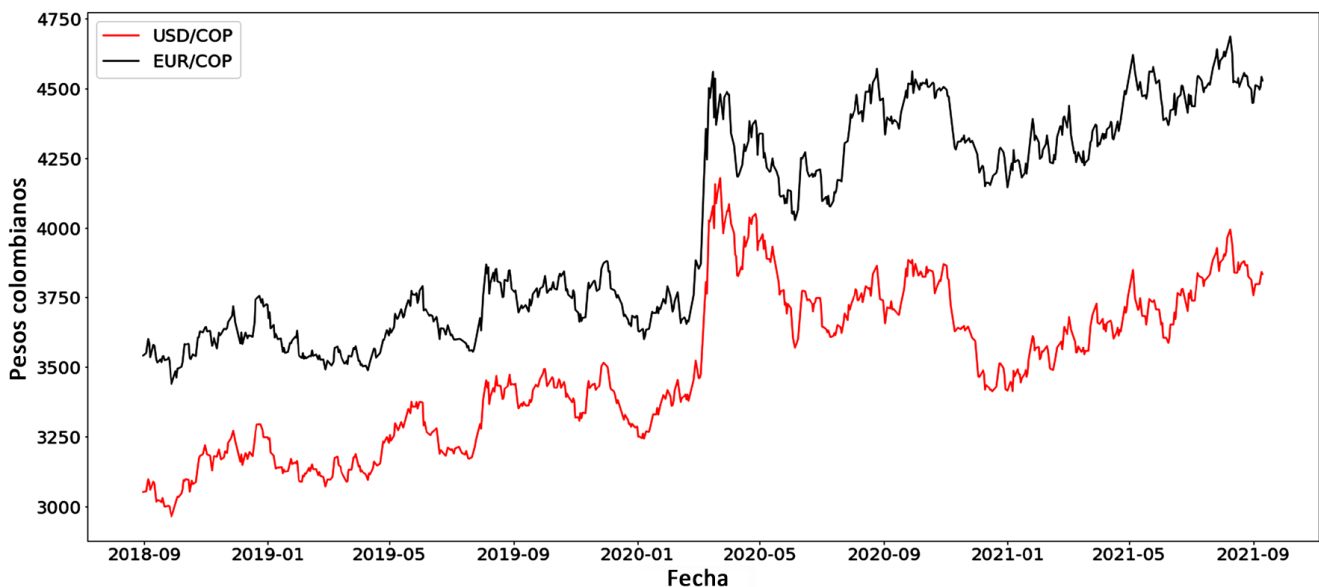


Fig. 2. Histórico de precios de las tasas cambiarias. Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos de Investing.

par USD/COP durante los tres periodos ha mantenido una tendencia alcista, además se puede notar un cambio brusco en el mes de marzo de 2020 a comienzos de la pandemia, debido al cierre de las economías y del fuerte descenso del precio del petróleo lo que impactó negativamente al peso (COP), corrigiéndose posteriormente por el ajuste en la producción del petróleo, teniendo en cuenta que la producción del petróleo era demasiado alta frente al consumo y sin precedentes históricos. Igualmente, en el par EUR/COP se puede observar un comportamiento similar a la anterior tasa, tanto en la tendencia como en el impacto por la pandemia mundial.

De igual manera, en la Fig. 2 se puede observar cómo los pares USD/COP y EUR/COP presentan una correlación directamente proporcional entre sí, en cuya ventana de observación el coeficiente

de correlación es de 0.92. La tabla 1 detalla las medidas descriptivas encontradas para el histórico de las series temporales del USD/COP y EUR/COP.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

De acuerdo con la metodología fueron implementados los métodos ARIMA y Holt en R Project y ARN en Python. El resultado de la arquitectura de los modelos se puede ver en la Tabla II. El modelo ARIMA seleccionado en ambos casos es ARIMA (0,1,2), indicando que las series deben ser diferenciadas una vez y que su diferencia sigue un modelo de medias móviles de orden dos. Este modelo fue el que presentó mejores medidas de evaluación, respecto al MAE y MAPE, dentro de los modelos ARIMA considerados.

Tabla I. Estadísticas descriptivas.

Medidas descriptivas	USD/COP	EUR/COP
Observaciones	783	783
Mínimo	2962,8	3439,5
Máximo	4178	4687
Primer Cuartil	3247,975	3648
Tercer Cuartil	3721,675	4365
Media	3490,445	4007,096
Mediana	3461,220	3878
error estándar de la media (SEM)	9,817	13,3098
Límite de control superior (UCL)	3509,715	4033,23
Límite de control inferior (LCL)	3471,175	3980,969
Varianza	75456,035	138708,023
Desviación estándar	274,693	372,435
Sesgo	0,137	0,112
Curtosis	-1,023	-1,610

Fuente: Elaboración propia.

Tabla II. Arquitectura de los modelos.

Arquitectura de los modelos					
	Arima	Holt		Arn	
USD/COP	(0,1,2)	Alfa	1	<ul style="list-style-type: none"> Entrada: 7 y 12 neuronas 	Épocas: 100
		Beta	0		Pasos:7
EUR/COP	(0,1,2)	Alfa	0,956	<ul style="list-style-type: none"> Una capa oculta con sus pasos Salida:1 neurona 	Épocas: 140
		Beta	0,007		Pasos: 12

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto al modelo Holt se obtuvo que el mejor ajuste se lograba con un alfa y beta especificado en la Tabla II para cada divisa. Por último, la red neuronal se construyó, en cada caso, con una capa de entrada de 7 neuronas para el par UDS/COP y de 12 para el par EUR/COP, una capa oculta con una cantidad de pasos descritos en la Tabla II y la capa de salida conformada por una 1 neurona donde se entregan los precios pronosticados.

Los valores obtenidos del MAE y el MAPE correspondiente a los precios históricos se pueden observar en la Tabla III. Demostrando que la red neuronal entrenada arroja un MAE y un MAPE más bajo para ambas tasas de cambio.

Posteriormente son calculadas las métricas para estudiar la capacidad de pronóstico de los modelos,

esto al considerar los valores reales contra los pronosticados para los siguientes 8 días futuros. Se obtuvo que la red neuronal tuvo la mayor eficiencia con un MAE de 16,93 y un MAPE de 0,44 para predecir el precio del par dólar/peso. De igual manera la red neuronal tuvo el mejor MAE de 31,23 y un MAPE 0,69 en las predicciones del par euro/peso como se ve en la Tabla IV.

Finalmente, los datos presentados en la Tabla V corresponden a las predicciones realizadas con los diferentes modelos para el periodo de tiempo comprendido entre el 1 de septiembre de 2021 y el 10 de septiembre del mismo año. El comportamiento de estos precios pronosticados se observa en las Fig. 3 y 4 para las series USD/COP y EUR/COP, respectivamente. Donde se pueden comparar los precios pronosticados frente a los precios reales.

Tabla III. Métricas de los modelos con los precios históricos.

Métricas	Histórico					
	USD/COP			EUR/COP		
	ARIMA	HOLT	ARN	ARIMA	HOLT	ARN
MAE	21,064	21,246	0,037	24,264	24,355	0,054
MAPE	0,594	0,599	0,150	0,598	0,600	0,103

Fuente: Elaboración propia.

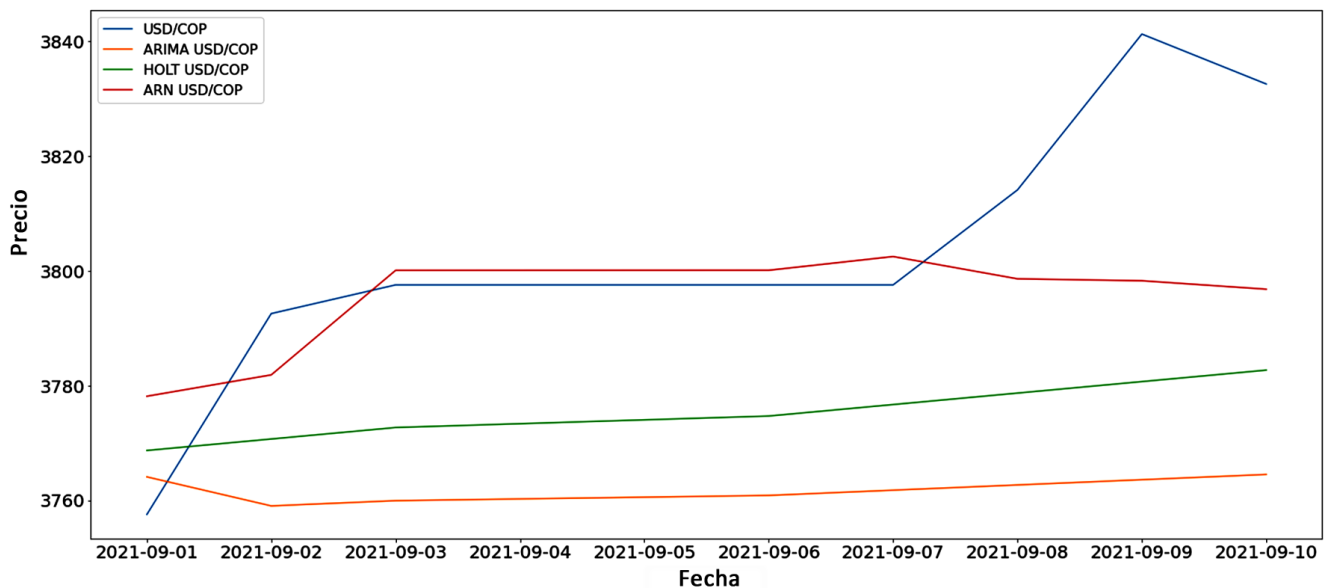


Fig. 3. Pronóstico de precios del dólar/peso. Fuente: Elaboración propia.

Tabla IV. Métricas de los modelos con los precios pronosticados.

Métricas	Pronósticos					
	USDCOP			EURCOP		
	ARIMA	HOLT	ARN	ARIMA	HOLT	ARN
MAE	43,398	30,919	16,939	58,919	53,855	31,234
MAPE	1,137	0,810	0,444	1,305	1,192	0,692

Fuente: Elaboración propia.

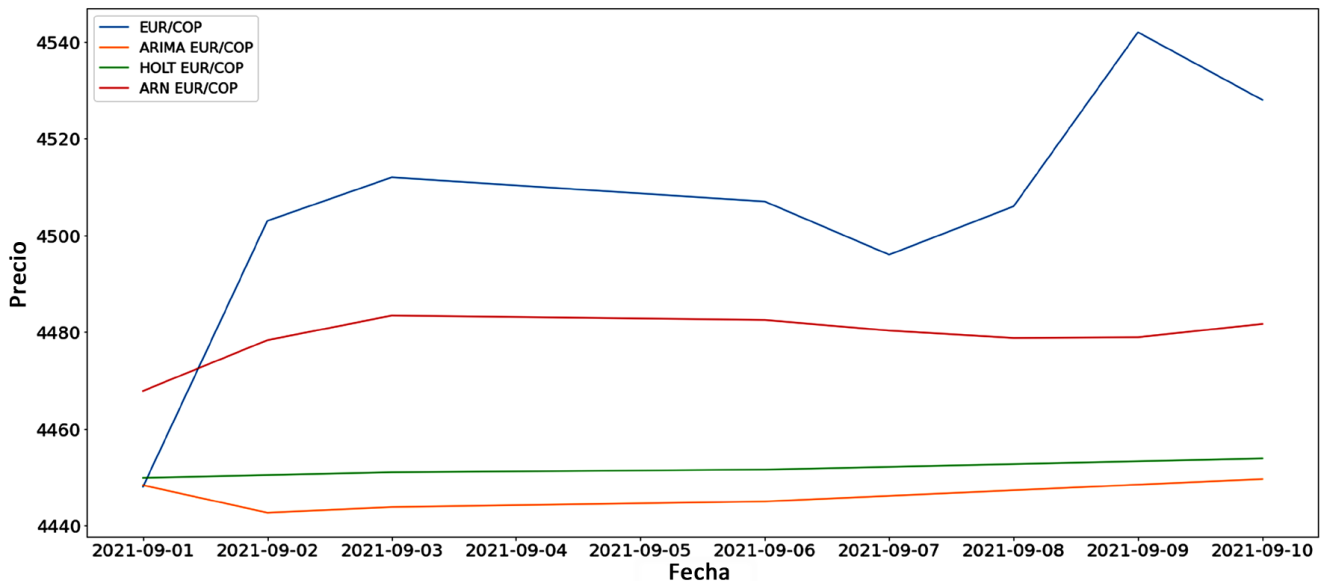


Fig. 4. Pronóstico de precios del Euro/peso. Fuente: Elaboración propia.

Tabla V. Precios pronosticados.

Fecha	Precios pronosticados					
	USDCOP			EURCOP		
	ARIMA	HOLT	ARN	ARIMA	HOLT	ARN
1/9/2021	3764,081	3768.68	3778,127	4448,34	4449,853	4467,836
2/9/2021	3759,022	3770.68	3781,850	4442,665	4450,426	4478,332
3/9/2021	3759,935	3772.68	3800,062	4443,824	4450,999	448,402
6/9/2021	3760,848	3774.68	3800,075	4444,982	4451,572	4482,503
7/9/2021	3761,761	3776.68	3802,469	4446,141	4452,145	4480,308
8/9/2021	3762,674	3778.68	3798,586	4447,3	4452,717	4478,787
9/9/2021	3763,587	3780.68	3798,249	4448,459	4453,29	4478,935
10/9/2021	3764,5	3782.68	3796,781	4449,618	4453,863	4481,693

Fuente: Elaboración propia.

V. CONCLUSIONES

De acuerdo con los resultados, es posible ver como mediante el uso de métodos de pronóstico univariados de series de tiempo se pueden realizar

pronósticos futuros eficientes que permiten la toma de decisiones objetivas en diferentes ámbitos financieros, como lo es el mercado de divisas. En este caso, el uso de las redes neuronales artificiales fue el método que arrojó pronósticos más precisos, tanto

para la tasa USD/COP como para la EUR/COP, en comparación con los modelos estadísticos clásicos como lo son los modelos ARIMA y el suavizamiento Holt para series con cambios sostenidos en la media y sin estacionalidad. La eficacia de la red neuronal se logra creando una arquitectura adecuada que posibilite conseguir una mejor estimación en el pronóstico de los precios de las divisas. Si bien los precios pronosticados reflejan una buena estimación de la tendencia de las tasas de cambio en el tiempo estudiado, se debe tener precaución en no tomar decisiones a largo plazo, ya que estas no son eficientes, a causa de factores naturales, económicos, políticos y sociales del mercado.

Este trabajo permitió incursionar en el uso de métodos de Machine Learning en la predicción univariada de divisas, donde la red neuronal mostró ser una herramienta eficiente para reducir la incertidumbre que se tiene en este mercado. Como trabajo futuro es posible mencionar la idea de continuar explorando el uso de diferentes modelos de pronóstico en el mercado de divisas mediante otras técnicas de Machine Learning. También es posible extender este estudio a un ámbito multivariado, para estudiar el efecto que otras variables del entorno, como el precio del petróleo, ejercen en el comportamiento de las divisas.

REFERENCIAS

- [1] E. Ramírez, M. Cajigas Romero & F. Lozano Reyes, La tasa de cambio: ¿es gerenciable? *Estudios Gerenciales*, 23(104), 131-156. <http://www.scielo.org.co/pdf/eg/v23n104/v23n104a06.pdf>, 2017.
- [2] S. Gallón Gómez & K. Gómez Portilla, K. Distribución condicional de los retornos de la tasa de cambio colombiana: Un ejercicio empírico a partir de modelos GARCH multivariados. *Revista de Economía Del Rosario*, 10(2), 127-152. DOI: <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/economia/a.1119>. 2007.
- [3] L. C. Roldán Martínez, Pronóstico de divisas latinoamericanas con modelos de Volatilidad Estática y Estocástico [Universidad Distrital Francisco José de Caldas]. <https://www.redalyc.org/journal/4988/498858075004/498858075004.pdf>. 2018.
- [4] C. F. Hernández, R. C. Fortich Mesa & I. Vélez-Pareja, Proyección de la tasa de cambio de Colombia bajo condiciones de ppa: evidencia empírica usando var1,2. *Estudios Gerenciales*, 25(113), 211-226. DOI [https://doi.org/10.1016/s0123-5923\(09\)70095-6](https://doi.org/10.1016/s0123-5923(09)70095-6). 2009.
- [5] R. F. Ayala Castrejón & C. Bucio Pacheco, Modelo ARIMA aplicado al tipo de cambio peso-dólar en el periodo 2016-2017 mediante ventanas temporales deslizantes. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época*, 15, 331-354. DOI: <https://doi.org/10.21919/remef.v15i3.466>. 2020.
- [6] B. E. Puertas Vega & D. Monterroza, Comparación y evaluación de pronósticos de la tasa representativa de mercado (TRM) [Trabajo de grado]. <https://biblioteca.utb.edu.co/notas/tesis/0049996.pdf>. 2008.
- [7] F. Villada, N. Muñoz y E. Henao, Aplicación de las Redes Neuronales al Pronóstico de Precios en el Mercado de Valores. *Información Tecnológica*, 23(4), 110-20. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642012000400003>. 2012.
- [8] N. Dinh-Thuan & L. Huu-Vinh, Predicting the Price of Bitcoin Using Hybrid ARIMA and Machine Learning [University of Information Technology]. https://www.researchgate.net/publication/337461909_Predicting_the_Price_of_Bitcoin_Using_Hybrid_ARIMA_and_Machine_Learning. 2019.
- [9] G. E. Coy Mondragón, Ó. Granados & O. García Bedoya, Predicción de la serie temporal del indicador bancario de referencia (IBR) con redes neuronales. *Revista Mutis*, 11(1), 65-76. DOI: <https://doi.org/10.21789/22561498.1748>. 2021.
- [10] M. A. Martínez Orozco, D. S. Guzmán Aguilar, F. O. Pérez Ramírez & N. J. Marín Rodríguez, Modelo cuantitativo ARIMAX-EGARCH para la predicción de la tasa de cambio colombiana (COP/USD). *Espacios*, 39(7). <http://www.revistaespacios.com/a18v39n07/a18v39n07p16.pdf>. 2018.
- [11] M. A. Rey Vesga & J. A. Chamorro Chamorro, Comparación de cuatro métodos de predicción para dos acciones en la bolsa de valores de Colombia. [Universidad de la Salle]. https://ciencia.lasalle.edu.co/cgi/viewcontent.cgi?article=1139&context=ing_industrial. 2019.
- [12] A. P. Paredes, J. A. C. de los Ángeles, A. M. G. Villalobos & V. J. Fonseca, Importancia de los pronósticos en la toma de decisiones en las MIPYMES. *Revista GEON (Gestión, Organizaciones Y Negocios)*, 5(1), 97-114. DOI: <https://doi.org/10.22579/23463910.17>. 2018.
- [13] F. V. Duque, W. M. Trejos & M. A. Henao, Pronóstico de las tasas de cambio. Una aplicación al Yen Japonés mediante redes neuronales artificiales. *Scientia et Technica*, 1(30). https://www.scielo.cl/scielo.php?pid=S0718-07642011000600012&script=sci_arttext&tln=en. 2006.