

Técnicas metaheurísticas para pronosticar el tipo de cambio del dólar de Estados Unidos con respecto al peso mexicano

Adaptation of Metaheuristic Techniques to Forecast the USD Dollar-MXN Peso Exchange Rate

Gustavo López Malpica*

Luis Fernando Hoyos Reyes**

Domingo Rodríguez Benavides***

Roman Anselmo Mora Gutiérrez****

(Fecha de recepción: 23 de abril de 2021. Fecha de aceptación: 14 de junio de 2021)

RESUMEN

El documento explica el proceso a través del cual, mediante el uso de metaheurísticas se pronostica el tipo de cambio del dólar americano respecto al peso. Para tal fin se emplean las cotizaciones de esta moneda entre el 2 de enero de 2018 y el 13 de diciembre de 2019, posteriormente se comparan los pronósticos con las cotizaciones observadas de esta divisa en el periodo comprendido entre el 16 de diciembre de 2019 y el 31 de enero de 2020, evitando de esta manera el periodo de turbulencia derivado de la pandemia por el COVID-19

Clasificación JEL: C45, C60, G17

Palabras clave: metaheurísticas, paridad peso-dólar, algoritmo genético, colonia de hormigas, búsqueda tabú, recocido simulado, búsqueda en vecindades variables.

Departamento de Sistemas,
Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Azcapotzalco,
Ciudad de México, México

* al2183802933@azc.uam.mx, Orcid: 0000-0001-5327-2980

** hrlf@azc.uam.mx, Orcid: 0000-0001-6456-0259

*** dorobe@azc.uam.mx, Orcid: 0000-0002-9169-687X

**** ing.romanmora@gmail.com, Orcid: 0000-0002-2112-7049

ABSTRACT

This paper explains the process through which the USD to MXN exchange rate is forecasted using metaheuristic techniques. The currency prices between January 2, 2018 and December 13, 2019 were used to carry out the forecast, later on these forecasts were compared with the observed values within the period between December 16, 2019 and January 1, 2020, avoiding the turbulent period caused by the COVID-19 pandemic.

JEL Classification: C45, C60, G17

Keywords: *Metaheuristics, peso-dollar parity, genetic algorithm, ant colony, tabu search, simulated annealing, variable neighborhood search.*

Introducción

El estudio de las series de tiempo permite definir patrones de comportamiento en la evolución de alguna variable, y mediante la aplicación de metaheurísticos es posible pronosticar su comportamiento a futuro. Las aplicaciones abarcan un sin número de campos: industrial, científico, financiero, económico, de negocios, meteorológico, por mencionar algunos.

El término “heurístico” se usa dentro del campo de la Inteligencia Artificial, aplicado en aspectos relacionados con el empleo de conocimiento en la realización dinámica de tareas, son técnicas, métodos o procedimientos inteligentes usados para realizar tareas que no requieren de un análisis formal riguroso, sino de conocimiento experto sobre el tema.

Existen procedimientos heurísticos exitosos en la resolución de problemas específicos, basados en razonamientos que producen un buen desempeño al aplicarlos en problemas o en contextos complejos, lo que ha contribuido al desarrollo científico del campo de las heurísticas, extendiendo su aplicación. Esto ha permitido obtener estrategias de diseño generales de resolución de problemas con procedimientos heurísticos, desarrollando algoritmos que quedan por encima de las heurísticas, denominados metaheurísticas (Melián *et al.* 2003).

Las metaheurísticas se integran como sistemas expertos que facilitan el uso genérico y mejoran el rendimiento (Melián *et al.* 2003), por lo que han sido usadas ampliamente en el pronóstico de materias primas y variables económicas.

Este trabajo tiene como objetivo estimar el comportamiento del dólar americano, mediante técnicas metaheurísticas en series de tiempo del mer-

cado mexicano de divisas, con apoyo de herramientas de cómputo. Para tal fin se definió un modelo que permite analizar los datos históricos de la cotización peso mexicano–dólar estadounidense a través de las mencionadas técnicas para pronosticar su comportamiento en el corto plazo, específicamente en un lapso de uno a cinco días. Con tal objetivo, se busca responder entre otras cuestiones la siguiente pregunta: ¿Será posible identificar las técnicas metaheurísticas que tengan mejor desempeño y que proporcionen una efectividad de por lo menos 90%?

Este trabajo está conformado por las siguientes secciones: en la primera se efectúa la revisión de la literatura, en la que se analizan investigaciones anteriores sobre el tema. A continuación se explican las diferentes técnicas metaheurísticas usadas. En la tercera sección se presenta el modelo de pronóstico utilizado y se detallan los parámetros usados en los experimentos. En la cuarta parte se analizan los resultados obtenidos y se hace un comparativo de los mismos y por último se presentan las conclusiones.

1. Revisión de la literatura

Carrasco *et al.* (2014), plantean aplicar algoritmos genéticos para pronosticar la variación en los precios del cobre (Cu) en Chile, con el fin de mejorar el grado de certeza al incorporar la inversa del porcentaje de pronóstico de signo (PPS), obteniendo un máximo de 67.12% y una rentabilidad 9.66%, versus una rentabilidad *Buy and Hold* del -2.0% para 73 días de observación.

Bezyanur *et al.* (2016), proponen el uso de un método que integra algoritmos genéticos y el modelo de auto regresión de media móvil (ARMA) para pronosticar el consumo de gas natural en Estambul.

De Greiff y Rivera (2018), explican en optimización de portafolios de inversión con costos de transacción utilizando un algoritmo genético multiobjetivo, la optimización de portafolios teniendo en cuenta restricciones impuestas por los mercados financieros y condiciones de proyectos con exceso de liquidez.

Ortiz *et al.* (2011), en su trabajo modelan el comportamiento del tipo de cambio peso–dólar mediante redes neuronales diferenciales, explican cómo se ha consolidado el uso de redes neuronales diferenciales (RND) para el análisis de variables económicas, y que actualmente se utilizan para modelar el comportamiento del mercado de divisas en Europa. Sostienen que las RND superan a los modelos lineales en pronósticos a corto plazo, y que representan una herramienta útil y robusta en la descripción del compor-

tamiento de las variables que interactúan en sistemas de descripción con variables financieras, como es el comportamiento del tipo de cambio peso mexicano-dólar estadounidense.

Las redes neuronales diferenciales pueden ser en un futuro una de las herramientas más usadas y confiables para la descripción de variables económicas y financieras.

López Herrera *et al.* (2011), sostienen que la apertura de los mercados ha incrementado las relaciones de intercambio comercial y las fluctuaciones del tipo de cambio.

La volatilidad cambiaria de divisas con paridad flotante ha sido aproximadamente similar a la volatilidad de divisas con paridad fija, sin embargo, esto no significa que el riesgo sea trivial y que la volatilidad sea irrelevante.

México ha tenido un régimen de paridad flotante desde mediados de los años 70's, y ha padecido una serie de crisis recurrentes hasta épocas recientes. El tipo de cambio ha sufrido una serie de depreciaciones en la búsqueda de una paridad fija, en enero de 1991 la paridad se fijó con un sistema de bandas de flotación. Los eventos nacionales e internacionales de 1994 y las acciones del banco central para mantener la paridad usando las reservas internacionales presionaron el tipo de cambio y el 20 de diciembre de 1994 la banda superior se elevó, ajustando la paridad peso dólar con una depreciación de 15%, el 22 de diciembre, las autoridades monetarias abandonaron los esfuerzos para mantener el régimen cambiario, derivando en una recesión cuyos efectos se prolongaron hasta mediados de 1996. El Banco de México realizó esfuerzos con el fin de alcanzar la estabilidad con un conjunto de reglas mediante las cuales intervino en el mercado cambiario buscando incrementar las reservas internacionales para fortalecer la moneda, sin intervenir con el régimen de libre flotación. Desde entonces, la moneda mexicana ha mostrado una volatilidad relativamente estable y su tendencia, desde que se adoptó el modelo de libre flotación, ha sido al alza, sin embargo, hay analistas que sugieren que el peso está sobrevaluado.

Ayala y Bucio (2020), pronostican el tipo de cambio peso-dólar en el periodo 2016-2017 mediante ventanas temporales deslizantes. Explican cómo con un modelo auto regresivo integrado de media móvil (ARIMA) (1,1,1) se realizan pronósticos del tipo de cambio peso-dólar en el periodo 2016-2017, y muestran cómo las interacciones comerciales entre países que cuentan con divisas propias establecen acuerdos de valoración que requieren una conversión, entre las monedas, que presentan variaciones, las cuales son da-

das de acuerdo con la situación del país en relación del nivel de inversión, producción, inflación y capacidad de exportación.

Los regímenes cambiarios de los países son fijo y de libre flotación, para lo que requieren un punto de referencia globalmente establecido, como es el dólar, por lo que la mayoría de las transacciones internacionales se realizan en esta moneda.

Para realizar el pronóstico, se utilizan modelos de series de tiempo ARIMA (p,d,q), que son una representación matemática de una serie temporal que permite capturar las características de un fenómeno real a partir de la información contenida en los datos y posteriormente generar un pronóstico, basándose únicamente en los datos de entrada.

Específicamente, proponen emplear un modelo ARIMA (1,1,1) con implementación de ventanas temporales deslizantes, identificando problemas de cambio estructural y proponiendo un ajuste óptimo, mejorando la precisión del pronóstico

El pronóstico a 30 días, tanto de ventanas deslizantes como de ventanas deslizantes crecientes por la derecha, es viable, con un intervalo de confianza de 95% se tienen 12 registros de 30 dentro del rango del valor real del tipo de cambio peso-dólar.

Ibarra *et al.* (2017), exponen en su trabajo, que la crisis económica de mediados de los años 90's aceleró el proceso de cambio en la política cambiaria, el cual terminó con la adopción un régimen cambiario más flexible.

En la primera década del siglo XXI se identifican al menos dos etapas con un comportamiento diferenciado en el tipo de cambio, la variación del valor del peso frente al dólar, fue menor de enero de 2005 a septiembre de 2008 que en los meses posteriores. La menor estabilidad cambiaria se atribuye en buena medida a la crisis global del crédito, surgida en 2008 y vinculada a la burbuja de precios en el sector inmobiliario de Estados Unidos de Norteamérica, conocida como crisis de las hipotecas *subprime*.

El cambio en la política cambiaria suma relevancia al estudio de los determinantes del tipo de cambio; mientras que el evidente comportamiento diferencial del tipo de cambio a partir de los últimos meses de 2008 requiere determinar si, en efecto, hubo un cambio estructural en su evolución.

El diferencial de tasas de interés entre México (MX) y Estados Unidos de América (USA) explica la evolución del tipo de cambio, los resultados muestran evidencia de cambio estructural en la evolución del tipo de cambio a partir del último trimestre de 2008.

La relación directa entre el diferencial de tasas de interés y el tipo de cambio nominal es consistente con la predicción del modelo monetario. Las expectativas de inflación pueden explicar un aumento en ese diferencial de tasas, lo que provoca una reducción en la demanda de dinero y consecuentemente una depreciación de la moneda.

Capistran, *et al.* (2012), estiman el traspaso de movimientos del tipo de cambio a los precios con un análisis a través de un modelo de vectores autorregresivos (VAR) con datos mensuales de enero de 1997 a diciembre de 2010. Los efectos de la fluctuación del tipo de cambio a la inflación se calculan utilizando los impulsos respuesta acumulados de un choque al tipo de cambio que se identifica mediante el método recursivo. Sus resultados muestran que el impacto de la fluctuación del precio del dólar en los precios de las importaciones es completo, pero que el grado de traspaso disminuye a lo largo de la cadena de distribución de tal manera que el efecto en los precios al consumidor es menor a 20%. Además, se encuentra que el traspaso a los precios al consumidor parece disminuir considerablemente a partir de 2001, lo cual coincide con la adopción del esquema de objetivos de inflación por parte del Banco de México.

También se han aplicado las técnicas metaheurísticas en otros ámbitos, por ejemplo Valdiviezo (2017) expone los principales problemas que en las últimas décadas se han agravado en las diferentes ciudades del mundo, que es el congestionamiento vehicular y los efectos que esto ocasiona.

2. Técnicas metaheurísticas

Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos imitan el comportamiento natural de una población, donde cada individuo representa una solución factible a un problema, cuanto mayor sea la adaptación del individuo al problema, mayor será la probabilidad de sea seleccionado para reproducirse cruzando su material genético con otro ejemplar seleccionado de igual forma. Este cruce producirá nuevos individuos, descendientes de los anteriores, los cuales comparten las mejores características de sus padres, de esta manera se produce una nueva población de posibles soluciones.

Si el algoritmo genético ha sido bien diseñado, la población convergerá hacia una solución óptima del problema.

El algoritmo genético desarrollado de tipo elitista, con proceso de selección que asegura la convergencia hacia el individuo con el valor óptimo en cada generación.

El cromosoma está formado por dos genes, A y B de la función utilizada para pronosticar, la representación utilizada fue la forma directa, consistiendo en un vector de números reales.

La selección es con base en el método de la ruleta mejorado, con el que la probabilidad que tiene un individuo de reproducirse es proporcional a su valor de adaptación, la función de adaptación, *fitness*, es:

$$cul_j = \frac{\sum_{i=1}^j fit_{raw}}{\sum_{i=1}^{NPopSize} fit_{raw}} \quad (1)$$

donde:

fit: Valor de aptitud, el error de estimación calculado de cada cromosoma,

cul: Valor acumulado del total de fit.

El coeficiente de adaptación es:

$$fit_{scale} = \frac{fit_{max} - fit + \gamma}{fit_{max} - fit_{min} + \gamma} \quad (2)$$

La función de optimización es:

$$Fo = 2.5(fit_{max} - fit_{min}) \quad (3)$$

La regla de selección es:

$$cul_{n-1} \leq r_k \leq cul_n, \quad 1 \leq n \leq NPopSize \quad (4)$$

La función de cruzamiento es $\alpha = 0.5BLX$, además, si el cromosoma tiene más de un gen, este operador puede ser aplicado a cada uno de los genes con una probabilidad de $PBLX - \alpha$.

$$c'_{i=} \begin{cases} \text{si } \tau = 0, & c_i + \Delta(t, b_i - c_i) \\ \text{si } \tau = 1, & c_i + \Delta(t, c_i - a_i) \end{cases} \quad (5)$$

La mutación no-uniforme se define de la siguiente manera:

$$\Delta(t, y) = y \left(1 - r \left(\frac{t}{g_{\max}} \right)^b \right) \quad (6)$$

Si es aplicado en una generación t , y g_{\max} es el número máximo de generaciones, donde τ es un número aleatorio el cual puede tener el valor de cero o uno.

Colonia de Hormigas

El algoritmo de optimización por colonia de hormigas es una técnica para resolver problemas combinatorios complejos, se inspira en el comportamiento de las hormigas, fue propuesto por Marco Dorigo en 1992.

La colonia de hormigas es capaz de encontrar la ruta más corta desde el hormiguero a la fuente de alimento desprendiendo feromonas, una vez que la hormiga encuentra comida y regresa a su hormiguero, marcando el camino que el resto de la colonia tenderá a seguir.

Por el tamaño de las poblaciones de hormigas, son varias las hormigas que encuentran diferentes rutas de diferente distancia entre el hormiguero y la comida.

Debido a la volatilidad de las feromonas, la intensidad decrece con el tiempo por lo que las rutas más largas, que requieren más tiempo para ser recorridas, las largas presentan un rastro menos intenso que las cortas, resultan menos atractivas y son recorridas con menos frecuencia, las rutas más cortas se recorren con mayor frecuencia y el rastro de feromonas es reforzado.

Esta técnica se aplica para encontrar soluciones alternativas a problemas clásicos como el del Agente Viajero, que presenta la ventaja de adaptarse dinámicamente a cambios en las condiciones del problema.

Colonia de hormigas puede ser utilizado en problemas reales relacionados con enrutamiento, es muy útil por ejemplo para empresas de paquetería, ya que combina de forma eficiente dos elementos de información, la distancia entre puntos de los diferentes caminos trazados (cuanto más cerca tie-

nes el siguiente punto más probable es dirigirte a él); y la feromona, es decir, la información de soluciones exploradas previamente. Así, cuando se parte de un punto A, los más cercanos son más atractivos, pero en soluciones anteriores el ir de A, a cada punto dio lugar a mejores o peores soluciones. Este algoritmo combina de forma equilibrada las dos fuentes de información.

Vecindades Variables

La búsqueda en vecindades variables está basada en cambios sistemáticos de estructuras de vecindad. Esta idea ayuda a escapar de óptimos locales y explorar otras zonas del espacio de soluciones.

El algoritmo básico genera una solución dentro del entorno de la búsqueda actual, ejecutando una búsqueda monótona local desde ella hasta alcanzar un óptimo local, que reemplaza a la solución actual si ha habido una mejora y modifica la estructura de entorno en caso contrario.

Se reinicia la búsqueda y modifica la estructura de entornos, la otra vía para evitar quedarse atrapados en un óptimo local es admitir la posibilidad de pasos de no mejora, lo que da lugar a las estrategias de búsqueda no monótonas.

Las metaheurísticas proponen principalmente controlar la aceptación de movimientos que no sean de mejora para que, al menos a la larga, se vayan mejorando las soluciones encontradas, y utilizar información histórica del proceso de búsqueda para controlar cuándo el recorrido se está estancando en un mínimo local y evitar la formación de ciclos.

Las metaheurísticas fundamentales que aplican estas estrategias son el recocido simulado y la búsqueda tabú.

Búsqueda Tabú

La búsqueda tabú es una metaheurística cuya característica distintiva es el uso de memoria adaptativa y de estrategias especiales de resolución de problemas. Su filosofía se basa en la explotación de diversas estrategias inteligentes para la resolución de problemas, basadas en procedimientos de aprendizaje. La memoria adaptativa explota la historia del proceso de resolución del problema haciendo referencia a cuatro dimensiones principales, consistentes en la propiedad de ser reciente, en frecuencia, en calidad, y en influencia.

El algoritmo de búsqueda tabú simple aplica la búsqueda local con el criterio de “la mejor solución encontrada” como componente básico y usa

una memoria de corto plazo para poder escapar de óptimos locales y evitar ciclos en la búsqueda. La memoria de corto plazo está implementada como una lista tabú que mantiene registro de las soluciones visitadas más recientemente y prohíbe movimientos hacia ellas.

La implementación de la memoria a corto plazo como una lista que contiene soluciones completas puede no ser efectiva, por lo que, en lugar de almacenar soluciones, se almacenan atributos de soluciones como por ejemplo componentes de soluciones, movimientos o diferencias entre dos soluciones. De esta forma, se restringe la vecindad de la solución actual a soluciones que no pertenecen a la lista tabú.

Recocido Simulado

El recocido simulado es una metaheurística de búsqueda local, capaz de evadir los óptimos locales, evitando que la búsqueda finalice en óptimos locales. Su facilidad de implementación, propiedades de convergencia y su capacidad para evadir de los óptimos locales lo han convertido en una técnica popular en las últimas dos décadas. Por lo general, se utiliza para abordar problemas de optimización discretos y, en menor medida, continuos.

Su nombre se debe a la analogía de los procesos físicos de recocido de sólidos en los cuales un sólido cristalino es calentado y después se deja enfriar lentamente hasta que alcanza la mayor configuración de trama más regular posible y así un cristal libre de defectos.

Este método asocia soluciones factibles de problemas de optimización combinatoria a estados de un sistema físico, teniendo costos asociados a estos estados de energía.

3. Modelo para el Pronóstico

Estimar el precio del dólar americano dentro de una banda dada $\pm \Delta y$, que se calcula con base al precio del día actual más menos un error que se calcula usando alguna de las metaheurísticas mencionada, dentro de uno a cinco días.

Para este estudio se consideran los históricos de los precios del dólar americano y del euro desde el 1 de enero de 2018 hasta el 13 de diciembre de 2019, y para comparar la eficacia de las metaheurísticas se usarán los datos históricos de las cotizaciones de las monedas mencionadas del 16 de diciembre de 2019 al 31 de enero de 2020, periodo en el que la turbulencia

en los mercados derivada de la pandemia de COVID-19 aún no era evidente, es decir que se considera un periodo de estabilidad.

El valor del euro se usa como correlación al precio del dólar.

Se define el modelo:

$$\Delta Y = \theta (\beta_y \Delta y + \beta_x \Delta x + \epsilon) \quad (7)$$

donde

ΔY = Diferencia de calculada de Y

$$\Delta y = y_t - y_{t-1} \quad (8)$$

$$\Delta x = x_t - x_{t-1} \quad (9)$$

$$\beta_y = \sigma y * \bar{y} \quad (10)$$

\bar{y} = media de y

$$\beta_x = \sigma x * \bar{x} \quad (11)$$

\bar{x} = promedio de c

ϵ = un choque o error

θ = constante

$$\epsilon \sim N(0, C)^2$$

$$\text{Min. } \Sigma (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (12)$$

Sujeto a (7)

Parámetros de Experimentación

Para este trabajo se tomaron datos históricos de los tipos de cambio USD/MXN y EUR/MXN de Banco de México (2020) del 1 de enero de 2018 hasta el 13 de diciembre de 2019, lo que representa una población total de 523 datos. Se realizaron muestreos aplicando el modelo de algoritmo genético y el modelo de medias móviles, y se compararon los resultados obtenidos. En este artículo se emplearán las siguientes metaheurísticas: Algoritmo Genético, Búsqueda Tabú, Colonia de Hormigas, Recocido Simulado y Vecindades Variables, entre otras, con la finalidad de obtener una mejor precisión de los estimadores.

Algoritmo Genético

Se empleó un algoritmo genético

Con base en esta información se generó una población inicial con 20 individuos que se cruzaron con el siguiente criterio:

$$hiji_{(i,j)} = \sum_1^{10} \frac{padre_i + padre_j}{2} \quad (13)$$

La mutación de los hijos se hizo por medio de la siguiente función:

$$M = hijo_{(i,j)} * rndn \quad (14)$$

Se generó un conjunto de 100 hijos, seleccionando los 50 mejores.

No existe un criterio de aspiración, se realizan 500 iteraciones.

La función de aptitud empleada se muestra a continuación:

$$\widehat{\Delta Y} = \sum_1^n \sqrt{\frac{y_t^2 - y_{t-1}^2}{y}} \quad (15)$$

Búsqueda Tabú

El tamaño del vecindario es $6+2*(a2-1)$, donde $a2$ es la longitud de la base de datos, el tamaño de la vecindad es de 10, el tamaño de la lista es de 10 y el límite del vecindario es de 0.1.

Búsqueda en Vecindades Variables

El tamaño del vecindario es igual al tamaño de la base de datos, el tamaño de las vecindades es de 10.

Colonia de Hormigas

Para este estudio se generaron 10 hormigas con mecanismos de caminata aleatoria y difusión de rastro de feromonas, además tienen la capacidad de percibir el rastro de feromonas que han depositado otras hormigas, la tasa de evaporación de las feromonas es de 0.03.

Recocido Simulado

En la aplicación del algoritmo de recocido simulado, donde se toma como temperatura inicial 100° y temperatura final 1° , con una tasa de enfriamiento de 0.9.

La función de aceptación es:

$$f(y) = \frac{1}{c} \frac{f(i)}{c} \quad (16)$$

Donde y es el diferencial del valor del dólar y c es la tasa de enfriamiento.

4. Resultados

Algoritmo Genético

Se obtuvo una promedio Δy de: ± 0.122607667 pesos, el mejor pronóstico generado es a cinco días con 96.43% de efectividad.

La Tabla 1 muestra los resultados obtenidos aplicando el algoritmo genético a la serie temporal de la cotización peso-dólar.

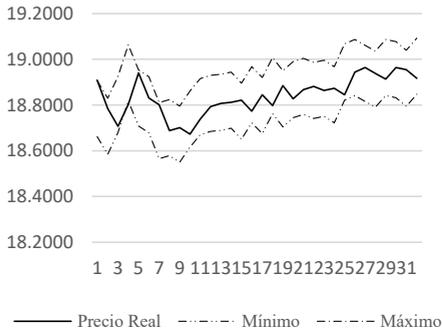
Tabla 1. Resultados Algoritmo Genético

Algoritmo Genético			
Pronóstico	Muestra	Aciertos	Porcentaje
T+1 día	32	30	93.75%
T+2 días	31	28	90.32%
T+3' días	30	25	83.33%
T+4 días	29	27	93.10%
T+5 días	28	27	96.43%

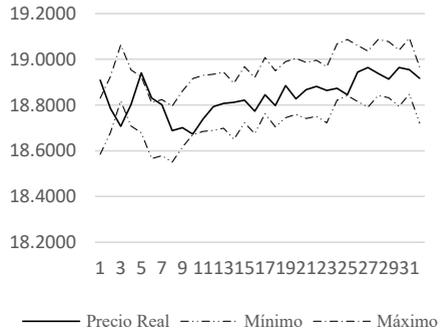
Fuente: elaboración propia.

La Gráfica 1 muestra el comportamiento del precio del dólar dentro de la banda que se genera en el intervalo de $\pm \Delta y$ con base a los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo genético al histórico de cotizaciones.

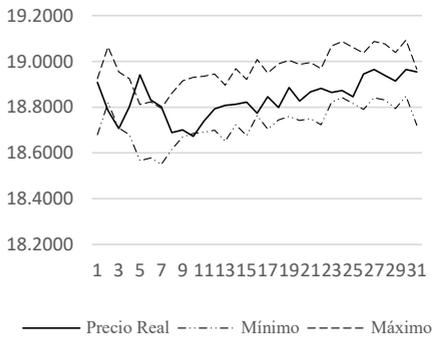
Gráfica 1. Pronóstico del precio del dólar de 1 a 5 días usando el algoritmo genético



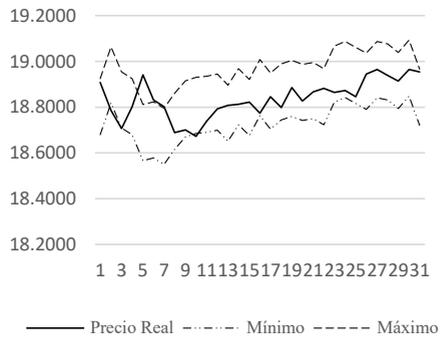
A.- Un día



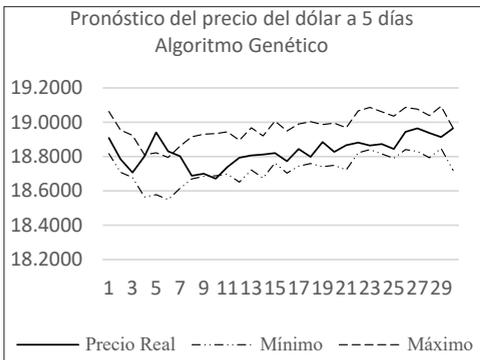
B.- Dos días



C.- Tres días



D.- Cuatro días



E.- Cinco días

Fuente: elaboración propia.

Con este algoritmo el intervalo $\pm\Delta y$, es del orden de 0.23 pesos, los pronósticos van de un máximo de 96.43% a un mínimo de 83.33% de efectividad.

Búsqueda tabú

Se obtuvo una Δy promedio de: ± 0.11401333 pesos, el mejor pronóstico generado es a un día con 93.75% de efectividad.

La Tabla 2 muestra los resultados obtenidos aplicando el algoritmo de búsqueda tabú a la serie temporal de la cotización peso-dólar.

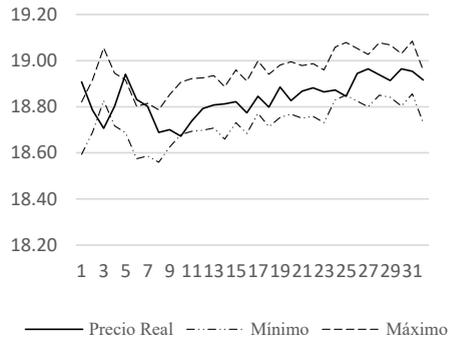
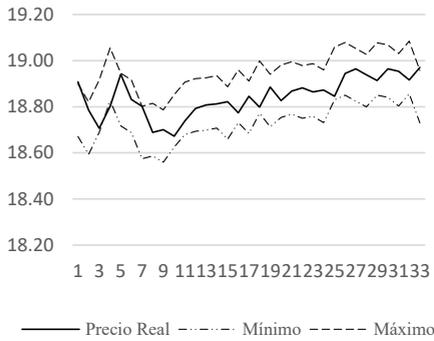
Tabla 2. Resultados Búsqueda Tabú

Búsqueda Tabú			
Pronóstico	Muestra	Aciertos	Porcentaje
T+1 día	32	30	93.75%
T+2 días	31	26	83.87%
T+3 días	30	25	83.33%
T+4 días	29	27	93.10%
T+5 días	28	25	89.29%

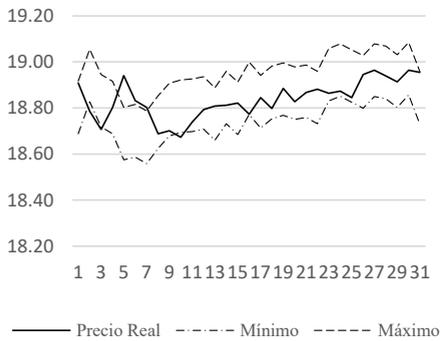
Fuente: elaboración propia.

La Gráfica 2 muestra el comportamiento del precio del dólar dentro de la banda que se genera en el intervalo de $\pm\Delta y$ con base en los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo de búsqueda tabú al histórico de cotizaciones.

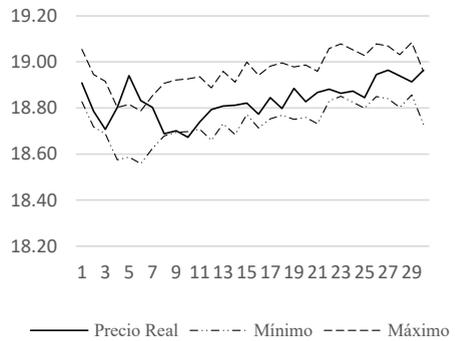
Gráfica 2. Pronóstico del precio del dólar de 1 a 5 días, usando el algoritmo de Búsqueda Tabú



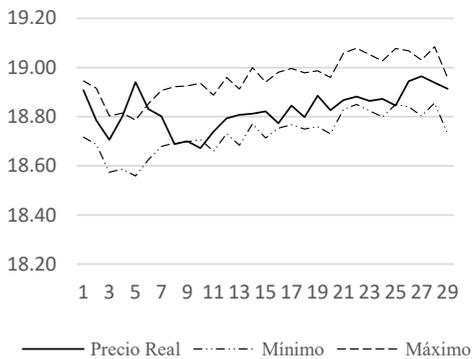
A.- Un día



B.- Dos días



C.- Tres días



D.- Cuatro días

E.- Cinco días

Fuente de elaboración propia.

Con este algoritmo el intervalo $\pm\Delta y$, es del orden de 0.14 pesos, los pronósticos van de un máximo de 93.75% a un mínimo de 83.33% de efectividad.

Búsqueda en Vecindades variables

Se obtuvo una Δy promedio de: ± 0.0734 pesos, el mejor pronostico generado es a dos días con 78.13% de efectividad.

La Tabla 3 muestra los resultados obtenidos aplicando el algoritmo de búsqueda en vecindades variables a la serie temporal de la cotización peso-dólar.

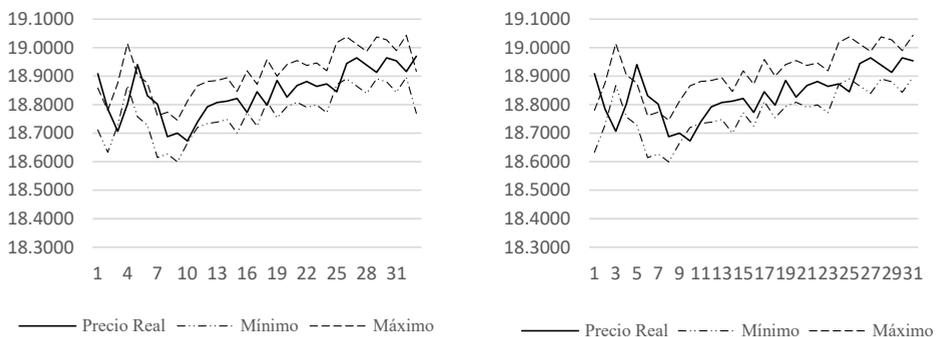
Tabla 3. Resultados Vecindades Variables

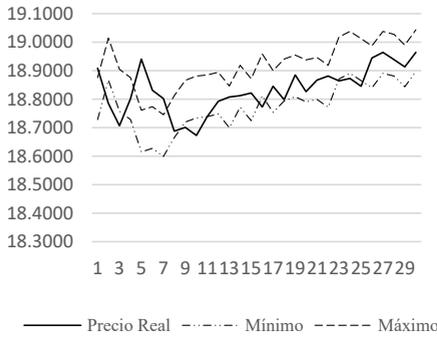
Búsqueda en Vecindades Variables			
Pronóstico	muestra	Aciertos	Porcentaje
T+1 día	33	24	72.73%
T+2 días	32	25	78.13%
T+3 días	31	18	58.06%
T+4 días	30	19	63.33%
T+5 días	29	17	58.62%

Fuente: elaboración propia.

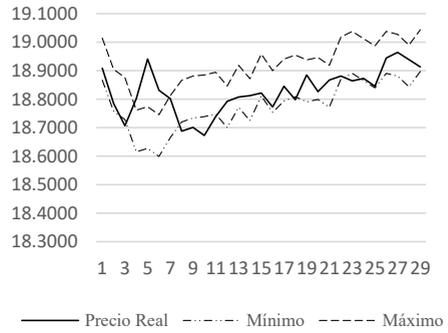
La Gráfica 3 muestra el comportamiento del precio del dólar dentro de la banda que se genera en el intervalo de $\pm\Delta y$ con base a los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo de búsqueda en vecindades variables al histórico de cotizaciones.

Gráfica 3. Pronóstico del precio del dólar de 1 a 5 días usando Vecindades Variables

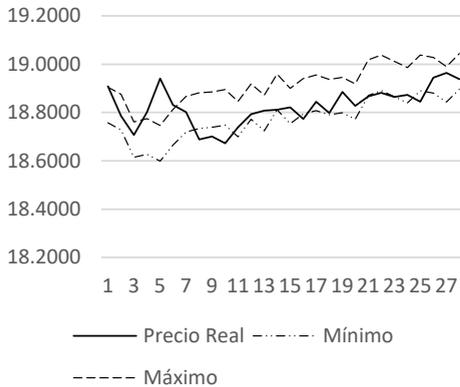




C.- Tres días



D.- Cuatro días



E.- Cinco días

Fuente: elaboración propia.

Con este algoritmo el intervalo $\pm\Delta y$, es del orden de 0.14 pesos, los pronósticos van de un máximo de 78.13% a un mínimo de 58.06% de efectividad.

Colonia de Hormigas

Se obtuvo una Δy promedio de: ± 0.0789 pesos, el mejor pronóstico generado es a dos días con 80.65% de efectividad.

La Tabla 4 muestra los resultados obtenidos aplicando el algoritmo colonia de hormigas a la serie temporal de la cotización peso-dólar.

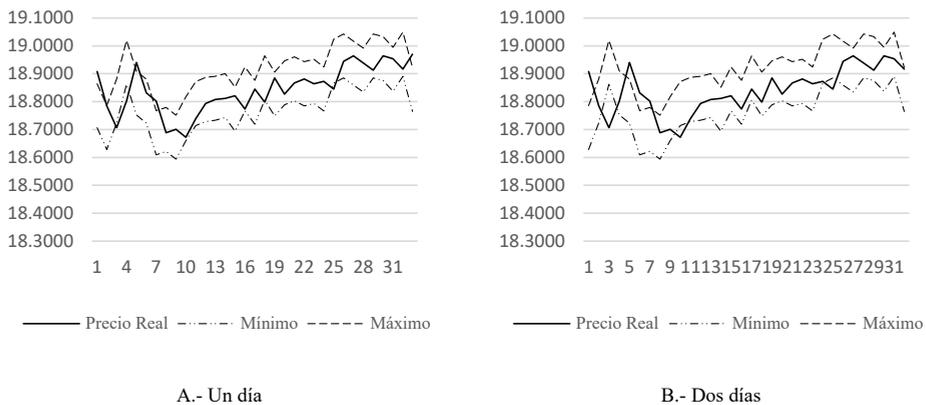
Tabla 4. Resultados Colonia de Hormigas

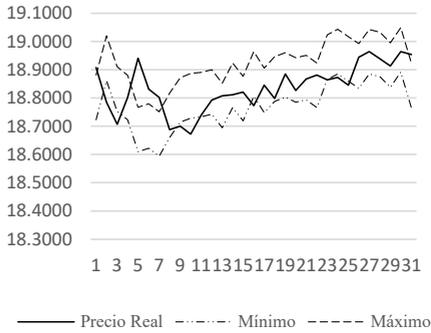
Colonia de Hormigas			
Pronóstico	Muestra	Aciertos	Porcentaje
T+1 día	32	25	78.13%
T+2 días	31	25	80.65%
T+3 días	30	18	60.00%
T+4 días	29	19	65.52%
T+5 días	28	20	71.43%

Fuente: elaboración propia.

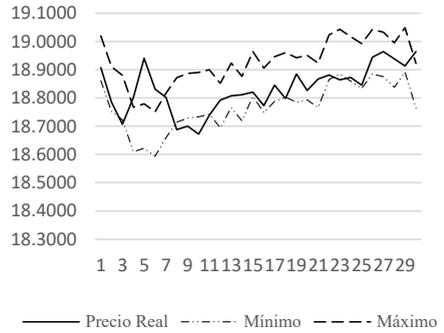
La Gráfica 4 muestra el comportamiento del precio del dólar dentro de la banda que se genera en el intervalo de $\pm\Delta y$ con base con los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo Colonia de hormigas en los datos históricos de las cotizaciones.

Gráfica 4. Pronóstico del precio del dólar de 1 a 5 días, usando Colonia de Hormigas

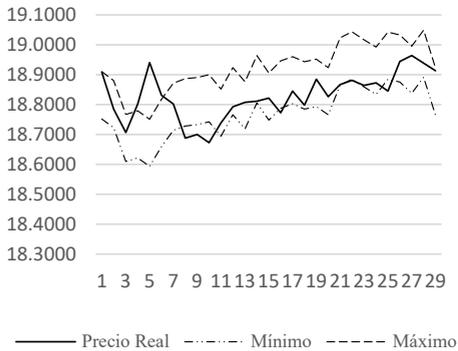




C.- Tres días



D.- Cuatro días



E.- Cinco días

Fuente: elaboración propia.

Con este algoritmo el intervalo $\pm\Delta y$, es del orden de 0.16 pesos, los pronósticos van de un máximo del 80.65% a un mínimo de 60.0% de efectividad.

Recocido Simulado

Se obtuvo una Δy promedio de: ± 0.11464 pesos, el mejor pronóstico generado es de un día con 93.75% de efectividad.

La Tabla 5 muestra los resultados obtenidos aplicando el algoritmo Recocido simulado a la serie temporal de la cotización peso-dólar.

Tabla 5. Resultados Recocido Simulado

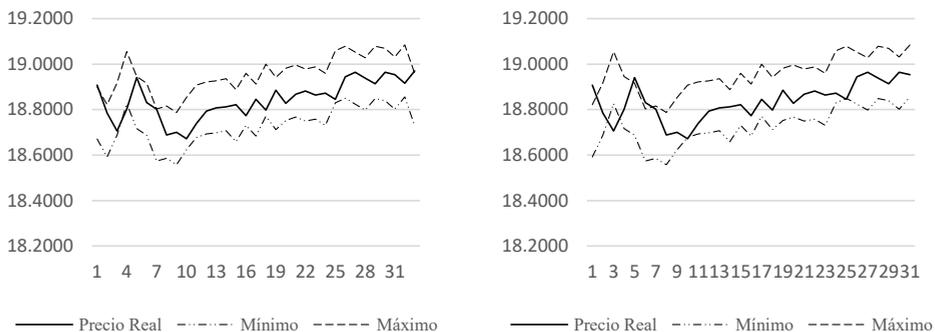
Recocido Simulado			
Pronóstico	Muestra	Aciertos	Porcentaje
T+1 día	32	30	93.75%
T+2 días	31	26	83.87%
T+3 días	30	24	80.00%
T+4 días	29	26	89.66%
T+5 días	28	25	89.29%

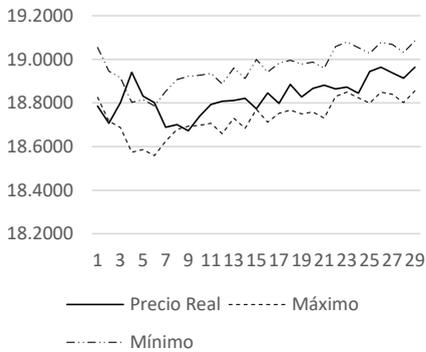
Fuente: elaboración propia.

La Gráfica 5 muestra el comportamiento del precio del dólar dentro de la banda que se genera en el intervalo de $\pm\Delta y$ con base a los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo Recocido simulado a los datos históricos de las cotizaciones.

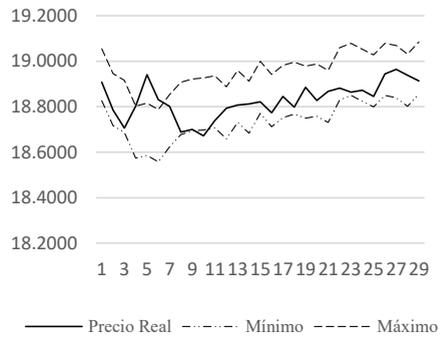
Con este algoritmo el intervalo $\pm\Delta y$, es del orden de 0.23 pesos, los pronósticos van de un máximo del 93.75% a un mínimo de 80.0% de efectividad.

Gráfica 5. Pronóstico del precio del dólar de 1 a 5 días usando recocido simulado

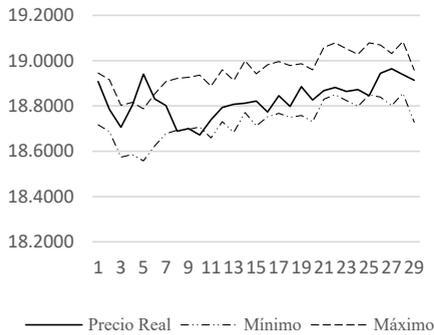




C.- Tres días



D.- Cuatro días



Fuente de elaboración propia.

Análisis comparativo de desempeño de metaheurísticas

Tabla 6. Resumen de resultados

Metaheurística	Pronóstico	Efectividad	(\$)
Algoritmo Genético	T+5 días	96.43 %	0.123
Búsqueda Tabú	T+1 día	93.75 %	0.114
Recocido Simulado	T+1 día	93.75 %	0.114
Colonia de Hormigas	T+2 días	80.65 %	0.079
Vecindades Variables	T+2 días	78.13 %	0.073

Fuente: de elaboración propia.

Como se puede observar en la Tabla 6, el algoritmo genético presenta los mejores resultados. El pronóstico a 5 días es de 96.43% de efectividad, ya que en cuatro de cinco pronósticos obtiene más del 90% y el más bajo, en $T+3$ días es de 83.33%.

Los algoritmos de Búsqueda Tabú y Recocido Simulado tienen un comportamiento similar, el mejor resultado obtenido por los dos es de 93.75 % de efectividad en $T+1$ día, sin embargo, con búsqueda Tabú el resultado más bajo es de 83.33% en $T+3$ y recocido simulado es de 80.00% también en $T+3$.

Los resultados obtenidos con las metaheurísticas de Colonia de hormigas y Vecindades variables no son tan buenos como los de las anteriores, el mejor resultado de Colonia de hormigas es de 80.65 % en $T+2$ y el peor es del 60% en $T+3$. El mejor resultado de vecindades variables es de 78.13, en $T+2$ y el más bajo es de 58.06% en $T+3$.

Conclusiones

Se definieron los modelos con base en los datos históricos de la cotización peso mexicano-dólar estadounidense utilizando distintas técnicas metaheurísticas.

Con base en los resultados obtenidos se puede mencionar que el algoritmo genético presenta las mejores características para la resolución de este problema, de acuerdo con lo mostrado en la Tabla 6; ya que, los valores obtenidos oscilan entre 96% y 83%, con una desviación estándar de 5%, lo que significa una diferencia de 0.1226 pesos.

Los algoritmos de Búsqueda Tabú y Recocido Simulado presentaron un comportamiento similar, sus resultados son buenos, ya que oscilan entre el 93% y 80% con una desviación estándar de 5% y una diferencia de 0.114 pesos.

Las metaheurísticas de Colonia de Hormigas y Vecindades Variables son menos eficientes que con las anteriores, oscilan entre 80% y 58% con una desviación estándar de 8.9% y una diferencia de 0.78 pesos.

Es posible pronosticar el precio futuro del dólar estadounidense con respecto al peso mexicano a corto plazo (de 1 a 5 días) y el intervalo de variación usando técnicas metaheurísticas.

Se puede concluir que por las características de los datos históricos que se están analizando, una predicción para $T+3$, es poco eficiente.

Buscando optimizar los resultados, se propone para trabajos futuros el desarrollo de metaheurísticas híbridas, donde banda de inferior a 0.23 pesos y muy cercana a 0.15 pesos, donde la efectividad sea superior a 85% y muy cercana a 90%.

Con base en lo anterior se puede afirmar el cumplimiento de la hipótesis de este trabajo, que a la letra dice “¿Será posible identificar las técnicas metaheurísticas que tengan mejor desempeño y que proporcionen una efectividad de al menos 90%?”, así mismo se cumple con el objetivo de pronosticar el valor del dólar a corto plazo mediante el uso de las técnicas mencionadas.

En trabajos futuros se realizará la combinación entre Vecindades Variables y Algoritmo Genético, o Colonia de Hormigas y Recocido Simulado; con el objeto de diseñar estrategias híbridas que mejoren los resultados obtenidos hasta el momento.

Referencias bibliográficas

- Ayala, R. F. y Bucio, C. (2020). “Modelo ARIMA aplicado al tipo de cambio peso-dólar en el periodo 2016-2017 mediante ventanas temporales deslizantes”. *Revista mexicana de economía y finanzas*, vol. 15, núm. 3, pp. 331-354. <https://doi.org/10.21919/remef.v15i3.466>
- Banco de México (2020). Cotización de las divisas respecto al peso mexicano. <https://www.banxico.org.mx/SieInternet/consultarDirectorioInternetAction.do?accion=consultarCuadro&idCuadro=CF307§or=6&locale=es> (enero - febrero 2020)
- Bezzanur, E., Omer, B. y Selim, Z. (2016). “Model Estimation of ARMA Using Genetic Algorithms: A Case Study of Forecasting Natural Gas Consumption”. *12th International Strategic Management Conference, ISMC 2016*, pp. 537-545.
- Capistran, C., Ibarra, R. y Ramos, M. (2012). “El traspaso de movimientos del tipo de cambio a los precios. Un análisis para la economía mexicana”. *El trimestre económico*, vol. 79, núm. 316, 813-838. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2448-718X2012000400813&lng=es&tlng=es. (enero 2020)
- Carrasco R, Soto I, Adasme P, Alfaro M, (2014). “Pronósticos de precios del cobre usando algoritmos genéticos”. *XXI Congreso ACCA, Asociación Chilena de Control Automático*, pp. 1-7.
- De Greiff, S. y Rivera, J. C. (2018). “Optimización de portafolios de inversión con costos de transacción utilizando un algoritmo genético multiobjetivo: ca-

- so aplicado a la Bolsa de Valores de Colombia”. *Estudios Gerenciales*, vol. 34, núm. 146, pp.74-87.
- Gendreau M., Potvin J. Y. (2010). *Handbook of Metaheuristics* (2nd Ed.), Unites States: Springer.
- Ibarra, J., Salazar, J. J. y Navarro, R. (2017). “Estimación de modelos estructurales y la evolución del tipo de cambio Peso-Dólar después de la crisis subprime”. *Revista mexicana de economía y finanzas*, vol. 12, núm. 4, pp. 405-429. <https://doi.org/10.21919/remef.v12i4.241>
- López Herrera, F., Rodríguez Benavides, D. y Ortiz Arango, F. (2011). “Volatilidad estocástica del tipo de cambio peso-dólar: El régimen flotante en México”. *Investigación Económica*, vol. 70, núm. 276, pp. 19-50.
- Melián, B., Moreno. J. A. y Moreno, M. (2003). “Metaheurísticas: una visión global. *Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial* núm. 19, pp. 7-28.
- Ortiz, F., Cabrera, A. I. y Cruz, F. (2012). “Modelado del comportamiento del tipo de cambio peso-dólar mediante redes neuronales diferenciales”. *Estocástica: Finanzas y Riesgo*, vol. 2, núm. 1, pp. 49-63.
- Valdiviezo, M. F. (2017). *Diseño y Aplicación de Técnicas Metaheurísticas para el Control de Tráfico*. Valencia, España: Universidad Politécnica de Valencia.

