

Estimación del tipo de cambio en Colombia comparando modelos econométricos Arimax-Garch y redes neuronales

Estimating the exchange rate in Colombia by comparing Arimax-Garch econometric models and neural networks

[Artículos]

Leonardo Rojas Rivera¹

Recibido: 15 de mayo de 2023

Revisado: 20 de junio de 2023

Aprobado: 10 de julio de 2023

Citar como:

Rojas Rivera, L. (2023). Estimación del tipo de cambio en Colombia comparando modelos econométricos

Arimax-Garch y redes neuronales. *Revista CIFE: Lecturas De Economía Social*, 25(43), 57–97.

<https://doi.org/10.15332/22484914.9921>



Resumen

El presente trabajo de investigación propone comparar modelos econométricos como la combinación de modelos Arimax-Garch contra redes neuronales, con el objetivo de encontrar un mejor predictor de la tasa representativa del mercado en Colombia (trm); los resultados del ejercicio evidencian que con la combinación del modelo Arimax-Garch para la proyección y el análisis de una variable tan volátil, se obtiene una mejor estimación que con la implementación de la redes neuronales.

Palabras clave: tipo de cambio, Colombia, econometría, redes neuronales.

Abstract

The work proposes to compare econometric models such as the combination of Arimax-Garch models against neural networks, with the objective of finding a better predictor of the representative market rate in Colombia (trm), the results of the exercise show that the combination of the Arimax-Garch model for the projection and analysis of such a volatile variable allows obtaining a better estimate than with the implementation of neural networks.

¹ Profesional en economía, analista de planeación financiera, leonardorojas@alpina.com

Keywords: exchange rate, Colombia, econometrics, neural networks.

Introducción

El funcionamiento de un país depende en gran medida de su capacidad de evolucionar, es así, que el funcionamiento de la economía tendrá que ver directamente con el nivel de desarrollo de cada nación. Para la presente investigación el lugar elegido es Colombia, pues al ser un país en vías de desarrollo, se encuentra que se genera en él una dependencia de economías desarrolladas, por lo cual las coyunturas que se evidencian en economías más fuertes ocasionan afectaciones en el mercado nacional; una muestra de ello es la tasa representativa de mercado (en adelante trm). En el caso de Colombia, la Junta Directiva del Banco de la República (en adelante banrep), que en 1999 toma la decisión de adoptar un tipo de cambio flexible, esto ligado a los objetivos de mantener la inflación y la facilidad de fijar e intercambiar la tasa de interés según se considere oportuno.

Definir una tasa de interés oportuna es un reto para el banrep, dado que una economía en desarrollo está sujeta a las especulaciones del mercado y a factores externos que producen afectaciones de manera directa e indirecta en el comercio, en un país como Colombia en el cual se importan más bienes y servicios de los que se exportan. De acuerdo con las cifras del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (dane), en el 2022 se importaron usd \$77 413 millones y se exportaron usd \$57 115, lo cual incrementa la exposición al riesgo cambiario en la economía nacional.

Dicha exposición, se permite relacionar con la dependencia económica y esta dependencia tiene varios factores; uno de estos es el comercio, pues al importar una cantidad significativa de insumos como materias primas o productos terminados, los importadores están sujetos a la escasez o las bonanzas que puedan presentar los países proveedores.

Además, el factor comercio está directamente relacionado con el flujo de capitales, lo que conceptualmente se entiende de la siguiente manera: en un momento de escasez los costos de venta se incrementan para regular la demanda, lo cual se traduce en un incremento del flujo de divisas al exterior; junto a estos efectos están relacionadas las especulaciones y coyunturas económicas en el mundo. Por ejemplo, se toma como referencia sucesos recientes en los cuales para controlar la tasa de inflación, el Sistema de la Reserva Federal (fed por sus siglas en inglés) aumenta la tasa de interés con el fin de frenar el consumo, y este movimiento externo ocasiona un flujo de capitales, pues es más atractivo para los inversionistas en época de incertidumbre trasladar su capital a activos más seguros; es entonces que estos factores ocasionan una importante y difícil estimación de los valores de la trm.

Teniendo en cuenta que en la última década la trm ha presentado una variación significativa y con tendencia al alza, según los datos obtenidos de banrep, estos aumentos presentan afectaciones en el mercado colombiano, tanto en positivo como en negativo, ya que si las empresas o personas naturales perciben ingresos en dólares (usd), tendrán efectos positivos en sus estados de resultados, pero si los pagos que realizan son en usd, tendrán evidentemente sobrecostos.

Sin embargo, es pertinente mencionar que la afectación anteriormente nombrada en su mayoría es negativa. Para recordar las cifras del dane, en el 2022 se importaron usd \$77 413 millones y se exportaron usd \$57 115, confirmando, de esta manera, el fuerte impacto que tuvieron las compañías y el incremento de precios en una gran cantidad de productos que se consumen en el mercado nacional; es entonces un punto clave resaltar que la balanza comercial colombiana permanece en números rojos, por lo cual es de vital importancia la política de intervención del banrep.

Lo anterior, debido a que a pesar de establecer un tipo de cambio flexible el banrep como autoridad monetaria, tiene la potestad de interferir en el mercado cambiario, con el único fin de mantener un objetivo de inflación. Esta no es una intervención que establezca un precio fijo, pues está dada para promover la acumulación de reservas, mantener el nivel de riesgo para la financiación mediante crédito y mitigar todos los efectos ajenos a la economía nacional que generan afectaciones significativas en la inflación, y, además, moderar aquellas desviaciones que afecten el mercado financiero.

Tal como el banrep tiene métodos para mitigar el riesgo que ocasiona mantener un tipo de cambio flexible, el mercado financiero cuenta con instrumentos financieros que mitigan el riesgo brindando coberturas, como las opciones put y call, las cuales básicamente dan al portador la opción de comprar y vender divisas a un precio establecido, con una fecha límite para realizar la transacción; por otra parte, están los *forwards* que permiten al comprador fijar un precio determinado para el uso de divisas en una fecha establecida. Por lo general se adquieren estas coberturas en los momentos que se considera un precio bajo.

Sin embargo, adquirir este tipo de coberturas genera un gasto adicional y requiere contar con el flujo necesario para obtener dicho modelo de coberturas, los cuales están sujetos al flujo de la compañía o la capacidad para financiar estas coberturas, pues esto crea limitaciones importantes para las empresas, por lo que no todas pueden adquirir estas coberturas y tampoco en la totalidad de sus obligaciones en dólares.

A partir de esta premisa, y teniendo claro lo anterior, se identifica la necesidad de un elemento adicional que permita mitigar estas variaciones para cualquier compañía. Es entonces que siguiendo los datos anteriormente mencionados, el presente estudio plantea la identificación de un método econométrico Arimax-Garch y redes neuronales, que permitan tomar acciones preventivas ante fluctuaciones de la trm por factores externos a la economía nacional. En la investigación, se revisan las variables y los sucesos que afectan la volatilidad del tipo de cambio y se describen los modelos que se implementan en el ejercicio tanto de Arimax-Garch como de redes neuronales, lo cual posibilita demostrar que ambos modelos proyectan la varianza del modelo de manera cercana a la real; pese a esto, el ejercicio establecido en el modelo Arimax-Garch evidencia un menor error de pronóstico.

Justificación

La planificación financiera es fundamental para una buena ejecución, ya que permite alcanzar objetivos y trabajar conforme a estos; según expresa Valle Núñez (2020), “la planificación financiera es la herramienta clave que comprende y otorga control, mejora el proceso de toma de decisiones, así como el nivel de logro de objetivo y las metas organizacionales” (párr. 1). Para las empresas que tienen negociaciones internacionales, dentro de su planificación es importante, e incluso determinante, proyectar los efectos que podría tener por la diferencia de sus operaciones, dado que la fluctuación del tipo de cambio ha generado una prolongada devaluación del peso colombiano en la última década.

Esta devaluación ocasiona afectaciones en el margen bruto de las operaciones y pronósticos negativos para dichas compañías, tomando como referencia las expectativas de Corficolombiana (2022), junto con la inflación presentada en Estados Unidos y los efectos que esto conlleva. Se percibe entonces una salida de capitales en los países con economías débiles, lo cual crea la necesidad de proyectar estas fluctuaciones en la tasa de cambio y de obtener una planificación previa, con respecto a estos choques económicos.

Es evidente que planificar un panorama complicado, puede permitir obtener resultados favorables; sin embargo, estas especulaciones pueden resultar costosas si se toman decisiones de forma acelerada. Es así que dentro de las opciones que surgieron para estabilizar la economía colombiana, se cuestiona la posible dolarización; pese a esto, algunos economistas como), se pronunciaron al respecto, indicando que en su opinión esta decisión perjudicaría la productividad del país. Adicional a esto, el banrep renunciaría a la independencia en su política monetaria anulando las intervenciones del banco para estabilizar la economía.

Es necesario comprender que la independencia de la política monetaria es fundamental para contrarrestar choques coyunturales, establecer una tasa de interés que permita alcanzar la inflación objetivo y mantener la competitividad. Teniendo en cuenta esta posición y confirmando que no es necesario tomar estas medidas tan extremas, es claro que las compañías acceden a cubrirse mediante instrumentos financieros, pero se evidencia que estas coberturas deben tener una correcta planificación. En pocas palabras, se trata de fijar el precio del dólar para las transacciones futuras, por lo cual es importante asegurarse de adquirir dichos instrumentos en el mejor momento posible, de tal manera que la variación favorezca la compañía.

Dichos instrumentos, a pesar de cubrir y evitar sobrecostos, requieren una inversión que en definitiva termina afectando el ejercicio de las compañías; no obstante, no todas pueden acceder a estos, o al menos no pueden cubrir todo su gasto en moneda extranjera. Dado lo anterior, resulta interesante lograr proyectar sus distintas variaciones disminuyendo el riesgo de exposición para realizar pagos directos o adquirir coberturas financieras de manera más eficiente.

Antecedentes

El efecto que tiene el tipo de cambio en términos macroeconómicos se convirtió en materia de investigación, lo cual ocasionó la búsqueda de pronósticos de los tipos de cambio en el mundo, y para lograr esto, es indispensable comprender las variables que pueden afectar la trm para Colombia.

El tipo de cambio es la cantidad de pesos que se deben entregar en el mercado para adquirir un dólar. En Colombia, a partir de 1999 el banrep toma la decisión de abordar un sistema cambiario flexible mediante el cual se disminuye la intervención directa de dicha institución en el precio del dólar. Al tomar esta decisión, el banco mencionado presenta un cumplimiento de los objetivos propuestos al tomar estas decisiones. En ese sentido, según Clavijo (2001), se obtuvieron cifras de inflación de un dígito o incluso menores, conservando el poder adquisitivo y permitiendo así sostener una tasa de cambio real más competitiva.

Se concluye, entonces, que el tipo de cambio flexible genera una competitividad favorable, dado que facilita la adaptación a los cambios que se dan por los flujos de divisas, lo cual permite que el banrep establezca tasas de interés en pro de los objetivos. Adicionalmente, mantiene su autonomía para la intervención en el mercado cuando este lo requiera. Lo anterior no es para fijar un precio del dólar, pero sí para mantener la inflación objetivo, disminuir los efectos de la variación de la trm que no concuerden con el comportamiento de los fundamentales de la economía y mantener unas reservas internacionales que permitan mejoras en las condiciones de acceso a crédito externo.

Este ejercicio se realiza conforme la Junta Directiva del banrep lo considere pertinente, ya que se tiene en cuenta los costos, las afectaciones a la economía nacional y los estados financieros del banco, por lo cual para garantizar que la intervención sea competitiva, se esterilizan tanto la compra como la venta de las divisas, según se requiera para la estabilización de la tasa de interés en el corto plazo. Esto con el fin de mantener un crecimiento y desarrollo económico.

Identificar la proporción de crecimiento de una economía es fundamental cuando se habla de análisis macroeconómicos y el impacto de variables como el tipo de cambio que generan en este indicador. Por otra parte, se encuentran las afectaciones microeconómicas que, de acuerdo con algunos estudios, en los que resaltan a Mundell (1960), Fleming (1961) y Edwards y Ahamed (1986), plantean las distintas afectaciones que ocasionan las variaciones del tipo de cambio asociadas a las distintas actividades en las que incurren las compañías, debido a que algunas tienen sus ingresos en cop y sus costos total o parcialmente en usd , y otras reciben ingresos en usd y costos en cop, lo cual hace que la depreciación de la moneda local permita que algunos obtengan beneficios, y otros, significativas afectaciones negativas.

Es así que con el objetivo de favorecer esta variación, se busca realizar proyecciones económicas de la trm; sin embargo, Granger y Terasvirta (1993) clasifican las predicciones de la trm como un posible problema económico debido a su dificultad para proyectar, en el corto, mediano y largo plazos, pues algunos estudios como el de Kilian y Taylor (2003) indican que estas dificultades en la predicción están dadas por su dinámica no lineal, lo cual ocasiona múltiples modelos de proyección que difieren entre sí en métodos y margen de error.

A pesar de hablar de tipo de cambio, no todos estos presentan una fluctuación igual de pronunciada; a pesar de ello, se busca evaluar si los mismos factores pueden influir, aunque en distintas proporciones, para el modelo de tipo de cambio dólar-euro (Apergis et ál., 2012), enfocados en determinar la tasa óptima partiendo de la posible relación entre estas divisas y algunas variables macroeconómicas que se consideran determinantes, como el precio del barril de petróleo en dólares y la diferencia entre la tasa de interés de Estados Unidos y la Unión Europea. Este ejercicio muestra una importante correlación entre el tipo de cambio y las variaciones que presenta la tasa de interés de ee. uu. y la zona euro. Esta relación es positiva en el corto, mediano y largo plazos, lo cual permite concluir que la política monetaria y las decisiones de los bancos centrales tienen incidencia en las variaciones del tipo de cambio.

Estas afectaciones están sustentadas mediante la teoría de la paridad de tasas de interés cubierta y descubierta, la cual se basa en la comparación de las variaciones que establezcan los bancos

centrales en la tasa de interés y cómo esto afecta a otras economías. Para este caso, si ee. uu. aumenta la tasa de interés, se espera que el euro se devalúe con respecto al dólar, y, de esta forma, compensar los rendimientos por cambio de tasa. Con base en lo anterior, se han realizado en el pasado importantes investigaciones como la que desarrollan en 1960 Johnson y Mundell en la teoría de las áreas monetarias óptimas, en la cual se concluye que en países con tasas de interés y economías similares es más fácil acoger una misma moneda.

En contraste con la paridad de tasas de interés, la investigación de Miller (2018) se enfoca en la paridad del poder adquisitivo, dado que esta teoría plantea que el precio de un bien en un país debe ser equivalente al precio de ese mismo bien en otro país, con las variaciones dadas por la tasa de cambio y la inflación de los países en comparación; esta teoría tiene implicaciones en flujos de capital y comercio teniendo en cuenta que si el precio de un bien en el país x es más alto comparado con el país y, la moneda del país x se considera más débil, lo cual afecta la competitividad de los bienes y servicios que se producen en el país, lo que ocasiona importantes variaciones en los flujos de capital e incentiva a prácticas como el arbitraje, que terminarían apreciando la moneda y, por lo tanto, impactaría la tasa de cambio nominal.

Para esta investigación, Miller (2018) tomó la inflación de cada país para definir el tipo de cambio óptimo, planteando allí que la inflación y las expectativas de crecimiento en economías subdesarrolladas son influyentes en el tipo de cambio, por lo cual el trabajo concluye con que la inflación de ambas partes comparadas, Estados Unidos y México, afecta el tipo de cambio. En consecuencia, el aumento de la inflación en un país en mayor proporción que el país de referencia, se traduce en depreciación de la moneda, lo cual repercute en volatilidad, dado que los inversionistas apostan en contra de la moneda de economías emergentes, adquiriendo obligaciones financieras con estos, con la especulación de aumentos de inflación y tasas de interés, que son canceladas en el momento en que las monedas se deprecian.

Contrario a la variación que puede darse por la ppa, se reconocen activos que no tienen fuertes variaciones en su precio; sin embargo, sí tienen afectaciones en el tipo de cambio. En la investigación de Koutsoyiannis (1983), se encontró que los precios del oro se afectan directamente por las condiciones económicas de Estados Unidos, mediante la afirmación que el tipo de cambio estadounidense proporciona liquidez internacionalmente, con lo cual se concluye que el dólar y el precio del oro tienen una relación negativa.

En el caso colombiano, se confirma esta teoría con el trabajo de Apergis (2014), en el cual investiga el impacto que puede tener el precio del oro en la variación del tipo de cambio nominal y real del

dólar, tanto estadounidense como australiano, con la implementación de un modelo de corrección de errores, mediante el cual se obtiene que la capacidad predictiva con esta variable es robusta y fuerte. Se entiende, entonces, que los efectos son favorables para los países exportadores de oro y negativos para aquellos que no cuentan con una fuerte exportación de oro, con la premisa que este metal se considera un activo de refugio debido a su estabilidad. Por su parte, la investigación de Sjaastad (2007) analiza la relación entre los precios del oro y los tipos de cambio, compara el dólar estadounidense, la libra, el yen y el marco alemán, y encuentra una relación constante entre los precios.

En otro estudio de Ghosh et ál. (2001), se toma como referencia los datos mensuales entre 1976 y 1979, en el cual se compara la inflación de Estados Unidos y el resto del mundo, y se toman las perturbaciones ocasionales que afectaban el precio del oro y del dólar, mediante un modelo var. Se concluyó que el precio del oro tiene una significativa relación con la inflación, los tipos de interés de ee. uu. y el tipo de cambio del dólar.

Debido a su estabilidad, el oro se considera como un activo de refugio por su percepción histórica y el valor intrínseco que le otorgan los inversionistas en periodos de especulación.

Las intervenciones del banrep tienen afectaciones inmediatas en los bancos comerciales, por lo que la Dirección de Inversiones del banco bbva, en su análisis sobre los factores que afectan el tipo de cambio, contempla la inflación, la balanza de pagos y los tipos de interés, e indica que la paridad de poder adquisitivo (ppa), tomando como referencia el índice Big Mac, demuestra que una inflación superior, comparada con alguna otra economía, en este caso Colombia vs. Estados Unidos, es una inflación positiva comparada con ee. uu., pues se interpreta como un aumento de riesgo y una disminución de poder adquisitivo para los portadores de la moneda local. Un ejercicio comparable se presenta en la balanza de pagos, enfocado en la cuenta corriente y el impacto de esta al permanecer en un déficit, ya que la explicación de una cuenta corriente negativa es que hay un flujo de divisas desde el país hacia el resto del mundo, lo cual, en el largo plazo, deprecia la moneda local. Adicionalmente, en este informe está el impacto de los tipos de interés, el cual se plantea como un factor externo, dado que si Estados Unidos aumenta el interés de los bonos del Tesoro, al ser más seguros y mejorar su rentabilidad, atraerán capital; igualmente, al comprarse en dólares aumentará su demanda y depreciará monedas de economías emergentes (Dirección de Inversiones bbva Banca Privada, 2020).

Tomando como referencia la cuenta corriente y los productos que pueden apreciar la moneda local, Toro et ál. (2015) investigan el impacto que pueden ocasionar las variaciones del precio del petróleo en el tipo de cambio, y concluyen que dadas las exportaciones que se realizan de este producto, así como las especulaciones en el aumento de la demanda o la disminución de este, tendrán efectos en la trm.

Las épocas de incertidumbre y de recesión como la pandemia dan lugar a que Corficolombiana (2022) analice la situación actual, además de los efectos de la inflación de Estados Unidos y su incremento en la tasa de interés, y plantea una posible fuga de capitales en la cual el alza del petróleo no es suficiente para contrarrestar, y especula un dólar caro en el 2022.

Cuando estas y otras especulaciones se hacen fuertes en el mercado bursátil generan afectaciones en la percepción. Así, los estudios de Longin y Solnik (1995) tomaron los cambios operativos para demostrar la correlación entre los mercados bursátiles, presentando un incremento progresivo en los efectos que ocasionan las variaciones de los índices, como el vix (de volatilidad en tiempo real), el precio del oro y activos considerados de refugio.

Junto con este trabajo, se destaca en Latinoamérica la investigación realizada por Christofi y Pericli (1999), quienes destacan la relación entre las tasas de interés y su tipo de cambio. También son relevantes los aportes de Mundell (1960) y Fleming (1961), quienes afirman que cambios en la tasa de interés generan movimientos en el tipo de cambio de un país.

Por lo tanto, en un repaso de las variables que presuntamente afectan el tipo de cambio, se puede concluir que los sucesos de hoy afectarán el futuro en el corto plazo, lo cual permite contemplar en estudios económicos el uso de la inteligencia artificial como, por ejemplo, redes neuronales. En este ámbito se resalta el trabajo de Chatterrje et ál. (2000) quienes aplican técnicas de redes neuronales en el mercado financiero y concluyen que las redes neuronales, de acuerdo con su capacidad de aprendizaje, permiten detectar patrones; sin embargo, en el corto plazo el sesgo tiende a ser potencialmente mayor comparado con modelos econométricos convencionales.

Por su parte, Moshiri y Cameron (2000) realizaron un análisis con redes neuronales mediante los rezagos de las variables, y evidenciaron que estas técnicas permiten hacer estimaciones significativamente comparables con los tradicionales modelos econométricos; pero no concluyen que estos resultados presentan un margen de error menor a los obtenidos a través de modelos econométricos tradicionales. A conclusiones similares llegaron Stock y Watson (2001), quienes compararon la capacidad de predicción de algunos modelos univariados que incluyen redes neuronales con propagación hacia adelante.

Siguiendo la tendencia de implementar inteligencia artificial, Velásquez Henao y González Rivera (2006) desarrollan una investigación, en la cual comparan redes neuronales con modelos lineales. Concluyen que la implementación de redes neuronales resulta ser mejor predictor que un modelo lineal, aunque plantean que si se realiza el ejercicio con modelos no lineales, los resultados pueden variar significativamente.

De manera similar, Salcedo Parra (2004) compara pronósticos para la trm mediante modelos Garch y redes neuronales artificiales, y concluye que las redes neuronales obtienen en el corto plazo un menor error cuadrático medio que los modelos Garch. Esto se puede comparar con la investigación planteada en este artículo, aunque este trabajo se considera un complemento, ya que si implementa un modelo Arimax-Garch, este no solo modela la varianza, sino también tiene en cuenta la media de la serie, con lo que se espera un mejor resultado de pronóstico en los métodos tradicionales, en comparación con los resultados del modelo Garch por sí solo.

La aplicación de herramientas como rrnn ha tenido un reconocimiento importante y la evolución tecnológica ha permitido que esta sea más accesible. Por eso se incentiva su uso por los resultados obtenidos en otros campos, como lenguaje o imágenes. Estas muestras consideradas como símbolo de evolución y calidad generan intriga en cuanto al alcance que se puede llegar a tener con estas herramientas, tal como lo plantea Varían (2014), quien resalta las oportunidades que se generan a partir de la inteligencia artificial, con un importante enfoque en la predicción. Por otro lado, la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (ocde) explora la posibilidad que brinda la inteligencia artificial debido al incremento en el interés de implementar métodos de aprendizaje automatizados en temas económicos.

Los estudios recientes coinciden con la dificultad de los modelos para la predicción del tipo de cambio, y la mayoría de estos análisis ponen énfasis en encontrar el mejor predictor para las tasas de cambio, a lo cual se suma este trabajo, con el fin de encontrar un modelo que proyecte con el menor sesgo el tipo de cambio cop/usd, que se basa en la implementación de redes neuronales y modelos tradicionales como Arimax y Garch.

Metodología

De acuerdo con las investigaciones consultadas, se da forma a la base de datos para correr el modelo, por medio de la información recopilada de las distintas bases institucionales como el banrep y el dane. Además, se describen los modelos considerados para la estimación de la trm y la selección de

variables en relación con la literatura y las iteraciones estadísticas, que permitan definir la influencia de cada una de estas variables exógenas sobre la variable explicativa.

Modelos arima

Para la investigación se realizará un pronóstico con ayuda de modelos autorregresivos integrados de media móvil, mejor conocidos como arima. Dada su integración autorregresiva de variables y medias móviles, estos modelos han presentado distintas utilidades por su fácil adaptación a las series de tiempo en investigaciones recientes.

Estos modelos fueron propuestos por Box y Jenkins (1970), con series de tiempo estacionarias que dependen de sí mismas linealmente; el objetivo de estos modelos está basado en la predicción de variables con base en su propio comportamiento en el pasado. Estos pronósticos se obtienen de tres factores: el primero consiste en los valores rezagados de la serie (ar); la segunda está dada por los rezagos de los errores, los cuales se originan debido a su carácter estocástico (ma); y por último se obtiene el factor de diferenciación con el que debe contar la serie para la correcta estimación del modelo, que se basa en series temporales, cuantificando patrones autorregresivos y de media móvil, para poder realizar los pronósticos. Así mismo, para su correcta utilización es necesario que la serie sea estacionaria, ya sea por características iniciales de la serie o por realizar su transformación correspondiente. Los modelos arima (p,q) se representan en la siguiente fórmula:

$$\gamma_t = \phi_1 \gamma_{t-1} + \dots + \phi_p \gamma_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

En la cual:

γ_t es la variable dependiente,

ϕ corresponde a los parámetros autorregresivos,

θ se refiere a los parámetros de medias móviles,

ε_t se refiere al error.

Para transformar una serie de tiempo en estacionaria se debe diferenciar el modelo de arima diferenciado, que se reconoce como (p,d,q), para lo cual la d representa la cantidad de veces que tuvo que ser diferenciada la serie. La ecuación correspondiente está representada por polinomios de rezagos para los parámetros ar y ma del modelo $(1 + \phi_1 B + \dots + \phi_p B^p)$ y $(1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q)$. Estos polinomios se pueden expresar como $\phi(B)$ y θB , y se representa el modelo arima con la siguiente ecuación:

$$\phi(B)(1 - B)^d \gamma_t = \theta(B)\varepsilon_t$$

En la cual:

d es el número de la diferenciación de la serie,

B es el operador de rezagos. Este indica que se implementan retardos en la serie, y para el modelo se usan dos tipos: uno para el término autorregresivo de la variable y otro para la media móvil de esta.

Dependiendo de las circunstancias, las series de tiempo pueden ser afectadas por algunos factores externos e inciertos, los cuales se consideran variables exógenas en la generación de los pronósticos. Cuando se requiere tener en cuenta este tipo de variables, el modelo arima tiene una transformación en modelo Arimax.

Como complemento del arima, están los modelos Arimax, los cuales permiten que al modelo se le incluyan variables exógenas que afecten el pronóstico de la variable dependiente; usualmente representadas como X_t , las series de tiempo de este tipo de variables también deben ser estacionarias, en caso contrario se debe transformar para poder realizar una correcta proyección de la variable dependiente.

Newsham y Birt (2010) proponen un modelo Arimax de forma general con la estructura (p,d,q) (P,D,Q,), representada en la siguiente ecuación:

$$(1 - B)^d(1 - B)^D \gamma_t = \mu + \psi_i(B) X_{i,t} + \frac{\theta(B)\theta_s(B^S)}{\phi(B)\phi_s(B^S)} a_t$$

En la cual:

γ_t es la serie temporal dependiente,

$X_{i,t}$ es un conjunto de series temporales de predictores externos. Para el modelo implementado se toman como variables exógenas, dado que no interfiere la trm en su valor, y la sustentación completa se presenta en la explicación de las variables relacionadas en el modelo.

a_t es una serie de tiempo de ruido blanco que representa el error aleatorio, los valores de esta y los métodos de estimación utilizados para el modelo más adecuado.

t indica el tiempo.

μ es la meda de la serie (= 0 cuando la serie se diferencia).

B es el operador de retroceso; i.e. $BY_t = Y_{t-1}; B^{12}Y_{t-12}; BB^{12}Y_{t24} = B^{13}Y_{t24}$

$\phi(B)$ es un polinomio autorregresivo de orden p en el operador de retroceso.

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$$

$\phi_s(B)$ es similar al operador estacional autorregresivo, un polinomio de orden P (en el ejercicio se implementa con prueba dfa)

$$\phi_s(B^S) = 1 - \phi_{s,1} B^S - \dots - \phi_{s,p} B^{SP}$$

$\theta(B)$ es el operador del promedio móvil, polinomio de orden q en el operador del retroceso.

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$$

$\theta_s(B)$ es, de manera similar, el promedio móvil estacional operador, un polinomio de orden Q .

$$\theta_s(B) = 1 - \theta_{s,1} B^S - \dots - \theta_{s,q} B^{SQ}$$

$\psi_i(B)$ es una función de transferencia para el efecto de $X_{i,t}$ en γ_t

$$\psi_i(B) = \frac{\varpi_i(B)\varpi_{s,i}(B^S)}{\delta_i(B)\delta_{s,i}(B^S)} (1 - B)^{d_i} (1 - B^S)^{D_i} B^{k_i}$$

$\delta_i(B)$ es el polinomio denominador en el retroceso del operador, para el i – ésimo predictor.

$$\delta_i(B) = 1 - \delta_{i,1} B - \dots - \delta_{i,p_i} B^{p_i}$$

$\delta_{s,i}(B)$ es el denominador estacional del polinomio, para el i –ésimo predictor.

$$\delta_{s,i}(B) = 1 - \delta_{s,i,1} B - \dots - \delta_{s,i,p_i} B^{p_i}$$

$\varpi_i(B)$ es el polinomio numerador en el retroceso Operador, para el i – ésimo predictor.

$$\varpi_i(B) = \varpi_{i,0} - \varpi_{i,1} B - \dots - \varpi_{i,q_i} B^{q_i}$$

$\varpi_{s,i}(B)$ es el numerador estacional del polinomio para el i –ésimo predictor.

$$\varpi_{s,i}(B) = \varpi_{s,i,0} - \varpi_{s,i,1} B - \dots - \varpi_{s,i,q_i} B^{q_i}$$

K_I corresponde al retardo de tiempo para el efecto de i -ésimo predictor (si el predictor no puede afectar la variable dependiente).

Para la construcción del modelo se deben tener en cuenta estos supuestos:

1. No colinealidad perfecta
2. Muestreo aleatorio
3. Linealidad en parámetros
4. Media condicional cero
 - a) No hay variables omitidas
 - b) Sesgo de simultaneidad
 - c) Error de medición

[T3] Modelos arch

La distinción de estos modelos se caracteriza por su varianza, debido a un condicional relacionado con la fluctuación que tiene en el tiempo, por lo cual dichas series de tiempo presentan temporadas de alta volatilidad. Basado en esto, Engle (1982) desarrolló los modelos arch, que permiten que sus variaciones rezagadas expliquen la varianza condicional, siendo este supuesto válido para proyecciones, puesto que su variación actual ayuda a proyectar su variable condicional para el futuro, proponiendo adicionalmente usar medidas ponderadas de los errores cuadrados, basados en una varianza ponderada. Estos modelos se plantean en la siguiente ecuación:

$$\sigma_t^2 = \delta_0 + \delta_1 \varepsilon_{t-1}^2$$


En la cual:

δ_0 coeficiente tal que $\delta_0 > 0$

δ_1 coeficiente tal que $0 < \delta_1 < 1$

Poco tiempo después, Bollerslev (1986) dio paso a una nueva generación de modelos arch, y encontró un modelo autorregresivo de medias móviles denominado Garch. Este modelo tiene tres funciones: inicia por la frecuencia en la variación, la cual se transforma en la media; la segunda está conformada por la proyección que se realiza con base en un $t-1$; y la tercera es una proyección acorde con las actualizaciones de información que no se evidenciaban en periodos rezagados. Una

Revista CIFE

ISSN: 0124-3551 | e-ISSN: 2248-4914 |  <https://doi.org/10.15332/22484914>

Vol. 25 N.º 43 | julio-diciembre del 2023

ponderación de estas tres características permite determinar la proporción del cambio a través del tiempo en la varianza.

El modelo Garch (1,1) se aplica frecuentemente en series financieras, según las dinámicas de las series de rendimientos financieros. Para Engle (2004), este modelo es frecuentemente aplicado para la predicción de la volatilidad, y está conformado por la siguiente ecuación:

$$\sigma_t^2 = \delta_0 + \delta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \theta_1 \sigma_{t-1}^2$$

En la cual:

δ_0 coeficiente tal que $\delta_0 > 0$

δ_1 y θ_1 coeficiente tal que δ_1 y $\theta_1 \geq 0$: $0 \leq (\delta_1 + \theta_1) < 1$

Este tipo de modelos arch se puede aplicar a la serie de tiempo que se desee, sin embargo han tenido un éxito significativo en las series de tiempo de carácter financiero, dado que los rendimientos financieros son muy volátiles, pero tienden a presentar agrupaciones en el tiempo tanto para sus valores extremos como para los periodos de calma. Teniendo en cuenta que los modelos arch tienen la posibilidad de predecir patrones dinámicos que tienden a regresar a su media, para la investigación en curso se pretende incluir ese tipo de modelos para eliminar la heterocedasticidad en la varianza.

[T3] **Redes neuronales**

La mente humana es un complejo sistema neuronal, el cual se basa en la toma de decisiones en uno o varios acontecimientos, por lo cual la intención de crear un modelo computacional que se asemeje a este funcionamiento se denomina neurocomputación.

Basadas en la mente humana, las redes neuronales están construidas por interconexiones neuronales a las que se les denomina nodos y se componen de capas, las cuales son la estructura de las redes neuronales. Las más básicas tienen tres “capas”, reconocidas como input layer, que, por su traducción, son la capa de entrada. Luego está la hidden layer, o capa intermedia, y por último se tiene la output layer o capa de salida.

El principal componente de las redes neuronales son sus nodos matemáticos. Estos nodos (neuronas) son los elementos que reciben la información y la procesan mediante funciones matemáticas, pasando por cada una de las capas hasta llegar a la salida. Este proceso es clave, ya que la información es tratada mediante la función de activación, entregando en el ejercicio resultados ponderados para la siguiente capa y definiendo la rigidez de conexión entre las capas, según el peso de la información que se transmite entre las neuronas.

Las redes neuronales, como cualquier modelo econométrico, requieren de variables explicativas; sin embargo, estas variables en este modelo tienen asignado un peso, sea fijo o aleatorio, de acuerdo con su relación con la variable por explicar. Se tiene, entonces, un elemento nuevo conocido como pesos sinápticos, que explica la relación que hay entre las neuronas. Además, el peso de esta sinapsis permite definir lo robusta de la correlación entre las neuronas, y se distingue entre 0 y 1. Si es más cercano a 0 indica que hay menos relación entre las variables.

Según la información recolectada anteriormente, se estructuran algunos pasos para la formación de una red neuronal. Cuando se habla de la entrada, se presume que entran una cantidad de variables x , que se denomina entrada global, es decir, se convierte en una sola entrada en la red neuronal y su función se distingue de la siguiente manera:

$$e_i = (x_{i1} \cdot w_{i1}) * (x_{i2} \cdot w_{i2}) * \dots * (x_{in} \cdot w_{in})$$

Se tiene que e_i es el valor de entrada a la neurona i^* que representa el operador apropiado, n el número de neuronas de entradas y W el peso, que al no estar restringido no interfiere en la cantidad de variables y puede no tener una fuerte influencia. Si las variables de entrada tienen pesos pequeños mediante estos ajustes de entrada y asignación de pesos sinápticos, la red se torna capaz de adaptarse a cualquier entorno y realizar la actividad que se le asigne, por lo cual el paso por seguir se fundamenta en el potencial de interacción de la neurona i^* con las neuronas vecinas.

Esto se denomina regla de propagación. A continuación se evidencia la suma de todas las entradas ponderadas con su peso correspondiente:

$$net_i(t) = \sum_{j=1}^N W_{ij} * X_j(t)$$

La función de activación de la neurona determina el estado actual de la neurona. Con base en el potencial resultante net_i , la función está definida como:

$$a_i(t) = f(net_i(t))$$

Para este trabajo específicamente, se implementa la función de activación sigmoideal en la cual se normaliza la serie para asignar valores de entrada de entre 0 y 1. Se aplica un algoritmo de retropropagación, el cual se considera acertado dado que consta de dos fases: hacia atrás y hacia adelante. La propagación hacia atrás calcula el error en la red y se prolonga para ajustar los pesos de entrada. La otra fase consiste en su propagación hacia adelante, en la cual, toma los datos de entrada a través de la red y proporciona los valores de salida, acorde con la disminución o el incremento del error con respecto a la cota establecida por el algoritmo. Este puede detenerse o continuar con su ejecución, en caso de conseguir el error preestablecido, continuando con la propagación en las redes y permitiéndole reasignar mejores resultados de salida.

Por último, la función de salida es el valor que se obtiene de la neurona, lo cual determina qué valor se transfiere a las neuronas que se encuentran vinculadas. La función de activación se define con umbrales, lo cual limita a la salida, si está por debajo del umbral determinado los resultados obtenidos no pasarán a la siguiente neurona. Usualmente estos rangos se definen entre [0,1] [-1.1]. A partir de lo anterior, algunas posibles salidas son ninguna y binaria.

En el caso de no obtener resultado (ninguna), se define como:

$$Predicción_i(t) = F_i(a_i(t)) = a_i(t)$$

Si es binaria:

$$F_i(a_i(t)) = \begin{cases} 1 & \text{si } a_i(t) \geq \varepsilon_i \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

En la cual ε_i es el umbral de aceptación.

En estos modelos se tiene la función de coste, la cual mide lo bien o mal que el modelo estima la relación de las variables de entrada con las de salida. Esta función se conoce como función de costo, y el objetivo de las redes neuronales es minimizar esta función, sea mediante mse (mean squared error), mae (mean absolute error) o mape (mean absolute porcentaje error).

Las redes neuronales se comparan con el cerebro humano por su capacidad de aprendizaje, el cual está basado en entrenamientos de muestra. Estos entrenamientos se basan en el reproceso del código, pues este realiza de manera repetitiva los procesos y otorga distintos pesos a las variables, permitiéndoles converger a su peso óptimo para obtener la mejor respuesta en el modelo.

Este proceso de aprendizaje consta de etapas: la inicialización de la red en la cual $n = 0$, en la cual se asignan pesos aleatorios a las neuronas. En este paso se calcula el primer error de predicción. A continuación, la información pasa de manera unidireccional desde su ingreso hasta su salida, y así de manera independiente con cada uno de los instantes. Se analiza el valor de entrada y su respectivo patrón, con el objetivo de optimizar el procedimiento y mejorar el nivel de error obtenido en la etapa anterior.

En términos generales, las redes neuronales son de gran utilidad en áreas que permiten seguir una secuencia, brindándoles a este tipo de instrumentos una importante capacidad de “predecir”, aumentando su atractivo para la proyección de series de tiempo económicas, dado que estas tienden a tomar como referencia en las estimaciones futuras los comportamientos pasados de las variables en análisis. En términos económicos, se permite relacionar el lenguaje de las redes neuronales con la fase cíclica, dependiente tanto de su amplitud como de la duración de la etapa del ciclo. En el momento de analizar esta información y almacenarla en la serie, sirve como referencia para las estimaciones correspondientes.

Teniendo en cuenta que en términos económicos la información histórica en series temporales suele ser relevante tanto en el periodo T-1 como en el T-n, se presume una buena alternativa el trabajo con redes neuronales. Bengio y Simard (1994) plantean algunos escenarios en los cuales las redes neuronales pueden tener problemas de eficiencia, en especial para los ejercicios que requieren un aumento considerable en la memoria a largo plazo, dentro de los cuales resaltan: el trade-off, porque recuerda la dificultad que tienen las redes neuronales para memorizar dependencias en el largo plazo y en los modelos económicos es relevante contar con información en corto y largo plazos.

Debido a la importancia que representa en economía el poder relacionar información del pasado, presente y futuro, Hochreiter y Schmidhuber (1997) presentan un desarrollo que permite contar con redes con larga memoria de corto plazo, en adelante lstm, por sus siglas en inglés (Long Short-Term Memory). Este tipo de redes tienen la capacidad de almacenar las dependencias en el largo plazo, dado que almacenan en una capa la información que consideran relevante para el cálculo correspondiente.

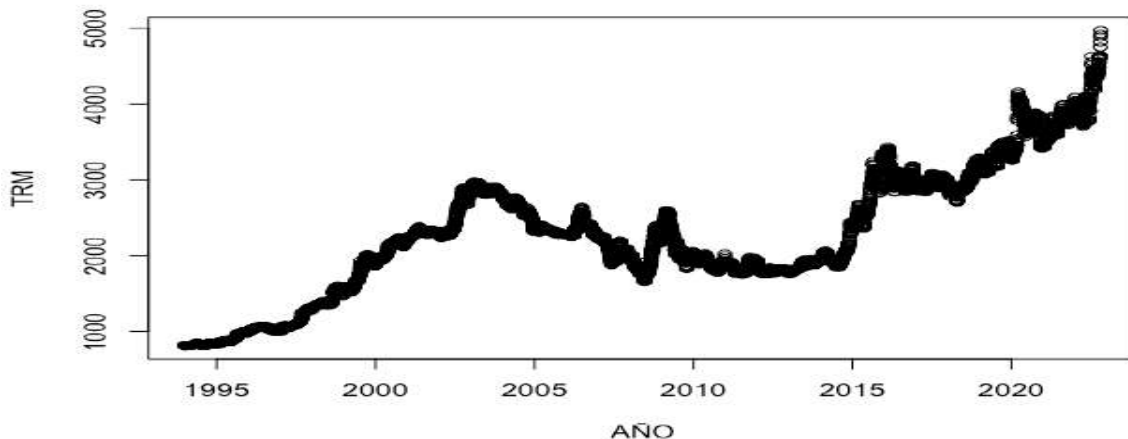
Construcción del modelo

La estructura del modelo se basa en la serie de tiempo correspondiente a la trm para Colombia, establecida por el Banco de la República, que comprende desde enero de 1994 hasta octubre del 2022, para un total de 7519 datos, en cinco días a la semana. En los días festivos se tomó como referencia el valor conocido del día hábil inmediatamente anterior.

En la figura 1 se observa el comportamiento de la trm, la cual evidencia una tendencia en la serie, que indica que no permanece en un rango definido, lo cual es una señal de que la serie no es estacionaria y debe ser transformada.

Figura 1.

Comportamiento de la trm 1994-2022



Fuente: Banco de la República

Para cumplir con el objetivo del modelo, y con el fin de pronosticar la trm, se plantea la utilización de modelos Arimax junto con un modelo Garch, los cuales posibilitan mejorar el pronóstico de la variable mediante la disminución de la volatilidad.

Para formar el Arimax, se define como variable objetivo la tasa representativa del mercado y como variables exógenas/explicativas se define el precio del petróleo, los precios del oro, el índice vix, los bonos del Tesoro estadounidense con plazo 10y y el usd Index; estas variables se eligieron según la afectación que pueden generar en la variable dependiente, para el ejercicio (trm), y que se pueda contar con información actualizada para comparar y tomar decisiones.

Estas variables son seleccionadas por sus características, que se considera afectan el precio del dólar en Colombia. En el caso del petróleo, la economía colombiana es productora y exportadora de petróleo, lo cual promueve una relación inversa en el precio de este producto y la trm: si el precio de este aumenta por defecto, se ve un incremento en el flujo de divisas desde el exterior, lo que ocasiona una baja en la trm.

Por otro lado, está el índice vix, el cual puede considerarse una abstracción de especulaciones, ya que sus variaciones generan una expectativa de volatilidad e incremento del riesgo, y un incremento significativo alerta a los inversionistas, por lo que estos buscan activos más seguros y aumenta la demanda de dólares estadounidenses, lo que afecta el tipo de cambio en Colombia. Muy relacionado con este tipo de acciones están los bonos del Tesoro de Estados Unidos, que se consideran activos fijos por su baja probabilidad de impago, ya que mientras más rentables sean,

mayor será su demanda y, por lo tanto, la demanda de dólares, lo que impacta de manera indirecta el tipo de cambio.

De forma similar, el colcap al ser el índice bursátil de referencia en Colombia, con incrementos significativos, permite generar confianza y atraer inversionistas, fomentando la entrada de divisas en la economía, lo cual de manera indirecta impacta el tipo de cambio.

Por último, Colombia es una economía que exporta oro, por lo cual un incremento en el precio de este activo fomentaría el flujo de divisas, en épocas de fuerte especulación. Al ser considerado un activo de refugio, este producto ayuda a mitigar las fuertes fluctuaciones de la trm por la salida de capitales en búsqueda de inversiones más seguras.

Para la construcción del modelo se realiza un análisis previo sobre la correlación de las variables. En ese sentido, el coeficiente de correlación de Pearson permite obtener una relación lineal entre las variables, por lo cual se implementa en el modelo, como primer paso de construcción y de esta manera poder evidenciar qué relación tienen las variables exógenas con la variable dependiente. En la tabla 1 se puede evidenciar que la relación de dichas variables es significativa y permite continuar con la implementación de estas en el modelo.

Tabla 1.

Correlación

	BASEDEF.TRM	BASEDEF.Oro	BASEDEF.Petroleo	BASEDEF.VIX	BASEDEF..BONOS.10.Y.	BASEDEF.COLCAP
BASEDEF.TRM	1.000	0.907	-0.548	0.871	-0.438	-0.286
BASEDEF.Oro	0.907	1.000	-0.282	0.691	-0.561	-0.055
BASEDEF.Petroleo	-0.548	-0.282	1.000	-0.624	0.374	0.475
BASEDEF.VIX	0.871	0.691	-0.624	1.000	-0.406	-0.178
BASEDEF..BONOS.10.Y.	-0.438	-0.561	0.374	-0.406	1.000	-0.174
BASEDEF.COLCAP	-0.286	-0.055	0.475	-0.178	-0.174	1.000

Fuente: elaboración propia

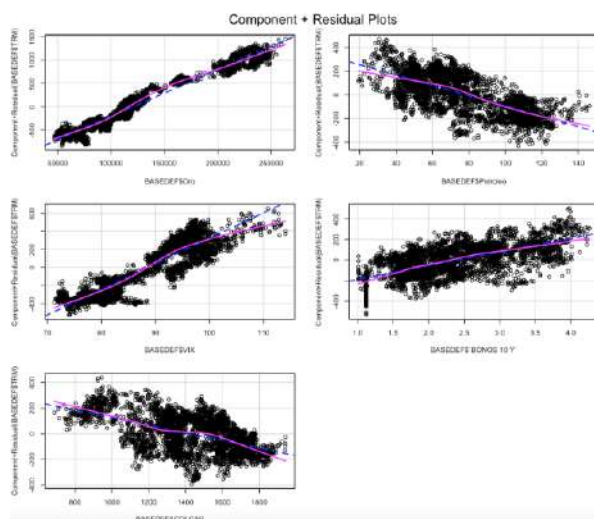
Adicionalmente, la matriz de correlación permite confirmar que se está cumpliendo con el supuesto de no colinealidad perfecta, dado que se evidencia un valor cercano a uno, pero ninguno es exacto, lo cual confirma que el precio del oro es sumamente importante y las especulaciones tienen fuertes implicaciones. También se evidencia que hay variables con correlación baja, lo cual indica que aunque no está tan cerca a uno como se podría desear,

supone una relación explicativa, por lo que se mantienen dentro de la estructura del modelo.

Por otro lado, en la confirmación de los supuestos la información se recolectó según la disposición de las bases de datos de la Dirección de Impuestos y Aduanas Nacionales (dian) o históricos del banrep, de manera aleatoria con las fechas establecidas para cumplir con el supuesto de muestreo aleatorio. La linealidad en parámetros se confirma en la figura 2.

Figura 2.

Linealidad en parámetros



Fuente: elaboración propia

Continuando con la estructura y construcción del modelo, se valida que las variables sean estacionarias, por lo cual se realiza la prueba de Dickey Fuller aumentada (adf, por sus siglas en inglés, Augmented Dickey-Fuller test), para cada una de las variables incluidas en el modelo. Esta prueba consiste en plantear la hipótesis nula con la existencia de raíz unitaria en la serie. En la tabla 2 se agregan los resultados de la prueba para cada una de las variables en su serie original, lo cual permite concluir si las series son estacionarias o no.

Tabla 2.

Prueba adf

TRM	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: BASE_DE_DATOS_\$TRM</p> <p>Dickey-Fuller = -0.022791, Lag order = 0, p-value = 0.99</p> <p>alternative hypothesis: stationary</p>
PRECIO ORO	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: BASE_DE_DATOS_\$oro</p> <p>Dickey-Fuller = -0.6189, Lag order = 0, p-value = 0.9764</p> <p>alternative hypothesis: stationary</p>
Petroleo	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: BASE_DE_DATOS_\$Petroleo</p> <p>Dickey-Fuller = -2.2488, Lag order = 0, p-value = 0.473</p> <p>alternative hypothesis: stationary</p>
VIX	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: BASE_DE_DATOS_\$VIX</p> <p>Dickey-Fuller = -1.367, Lag order = 0, p-value = 0.8465</p> <p>alternative hypothesis: stationary</p>
COLCAP	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: FINS\$COLCAP</p> <p>Dickey-Fuller = -2.0674, Lag order = 0, p-value = 0.5498</p> <p>alternative hypothesis: stationary</p>
BONOS Y	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: BASE_DE_DATOS_\$'BONOS 10 Y'</p> <p>Dickey-Fuller = -2.2201, Lag order = 0, p-value = 0.4851</p> <p>alternative hypothesis: stationary</p>

Fuente: elaboración propia

La prueba adf elimina la autocorrelación e indica si una serie es estacionaria o no mediante:

Ho : No estacionariedad


Ha : Estacionariedad

Se evidencia en la tabla 2 que en las variables existe una tendencia: a partir de la interpretación, en la cual se rechaza el Dicky Fuller, el "P" valor que se obtiene es mayor al 5 %, por lo cual se acepta la Ho. Hay que tener en cuenta que el aceptar la Ho es confirmación de tendencia, por lo cual las series requieren ser transformadas, para obtener I(0). En la tabla 3 se muestran los resultados de la prueba Dicky Fuller con las series diferenciadas, la cual se realizó con un nivel de significancia del 5 %. En la tabla 3 se evidencia que el "P" valor es menor, por lo cual permite rechazar la hipótesis nula.

Tabla 3.

Variables diferenciadas

Revista CIFE

ISSN: 0124-3551 | e-ISSN: 2248-4914 |  <https://doi.org/10.15332/22484914>

Vol. 25 N.º 43 | julio-diciembre del 2023

TRM	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: TRMDIF Dickey-Fuller = -15.245, Lag order = 15, p-value = 0.01 alternative hypothesis: stationary</p>
PRECIO ORO	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: ORODIF Dickey-Fuller = -14.724, Lag order = 15, p-value = 0.01 alternative hypothesis: stationary</p>
Petroleo	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: PETROLEODIF Dickey-Fuller = -13.932, Lag order = 15, p-value = 0.01 alternative hypothesis: stationary</p>
VIX	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: VIXDIF Dickey-Fuller = -15.511, Lag order = 15, p-value = 0.01 alternative hypothesis: stationary</p>
BONOS Y	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: BY10DIF Dickey-Fuller = -15.02, Lag order = 15, p-value = 0.01 alternative hypothesis: stationary</p>
COLCAP	<p>Augmented Dickey-Fuller Test</p> <p>data: COLDIF Dickey-Fuller = -54.779, Lag order = 0, p-value = 0.01 alternative hypothesis: stationary</p>

Fuente: elaboración propia

Siguiendo con la elaboración del modelo, se observan los gráficos acf y pacf de la serie correspondiente a la trm, con el propósito de entender el orden que tiene la serie de tiempo y por lo tanto su estructura Arimax; según esto, se elabora un proceso de construcción del modelo con la búsqueda de las variables que presenten coeficientes significativos al momento de realizar proyecciones concretas de la trm. El proceso permitió evidenciar una estructura autorregresiva en la serie, y con los análisis realizados y los valores obtenidos, se confirma el modelo Arimax, con las variables que permiten ser significativas, con una confianza del 95 % para las variables como petróleo, oro, índice vix, los bonos del Tesoro a diez años y el colcap con sus distintivos rezagos.

Basados en estos resultados, se construye el modelo Arimax. A partir de las pruebas Dickey Fuller se define que el modelo debe ser diferenciado una vez y adicionalmente se identifican parámetros autorregresivos hasta el 3 rezago, por lo cual se define la estructura ar(3). En la observación se logra identificar que la media móvil tiene significancia en el 3 rezago, por lo cual se estructura ma(3) (véase el anexo 1), definiendo el modelo Arimax (3,1,3), lo cual permite identificar que una variación hoy en la trm tiene influencia en sí misma hasta tres días posteriores.

Revista CIFE

ISSN: 0124-3551 | e-ISSN: 2248-4914 | [doi https://doi.org/10.15332/22484914](https://doi.org/10.15332/22484914)

Vol. 25 N.º 43 | julio-diciembre del 2023

Según la mejor muestra del modelo, se realiza una validación inicial de la significancia que puedan llegar a tener las variables preseleccionadas en el modelo, es decir, qué tanto afecta la variable dependiente la variación de cada una de estas variables, o qué tanto realmente explican estas variables las fluctuaciones que pueda tener la variable explicativa, en lo cual se obtiene que las variables preseleccionadas de los bonos del Tesoro a 10 años no son significativamente explicativas, al indicar un “p” valor superior al 5 %, como se evidencia en la tabla 4, en las validaciones semejantes, por lo cual se remueve del modelo.

Tabla 4.

Modelo con bonos del Tesoro

Variable	Coef	S.E	t	P V
ar1	0,5603	0,0123	45,5528455	0,000
ar2	0,5513	0,0134	41,141791	2,07E-03
ar3	-0,978	0,008	-122,25	0,000
ma1	-0,5365	0,0121	-44,338843	0,000
ma2	-0,5519	0,0082	-67,304878	0,000
ma3	0,9738	0,0099	98,3636364	0,000
Oro	0,0076	0,0002	38	7,22E-10
Petroleo	-0,4812	0,2019	-2,3833581	0,01720428
Vix	3,4056	0,7512	4,53354633	5,98E-06
BONOS 10 Y	-1,6343	5,7602	-0,2837228	0,7766383
Colcap	-0,0501	0,0226	-2,2168142	0,0266947

Fuente: elaboración propia

En la tabla 5 se evidencia la modificación del modelo, dejando un modelo con cada una de las variables explicativas y significativas, lo cual permite suponer que el modelo se va ajustando de manera correcta para lograr las estimaciones deseadas.

Tabla 5.

Modelo corregido sin bonos

Variable	Coef	S.E	t	P V
ar1	0,5604	0,0058	96,6206897	0.000
ar2	0,5476	0,008	68,45	0,00206765
ar3	-0,9722	0,01	-97,22	0.000
ma1	-0,5353	0,0065	-82,353846	0.000
ma2	-0,5488	0,0081	-67,753086	0.000
ma3	0,9698	0,0099	97,959596	0.000
Oro	0,0076	0,0002	38	7,21793E-10
Petroleo	0,4374	0,2018	2,16749257	0.03025914
Vix	3,9147	0,751	5,2126498	0,1960568
Colcap	-0,0478	0,0226	-2,1150442	0.03449101

Fuente: elaboración propia

Con la necesidad de confirmar una correcta construcción del modelo, se aplica la prueba estadística de Ljung-Box para descartar la existencia de autocorrelación en los residuos del modelo. Como se evidencia en la tabla 6 y se observa en el correlograma (véase el anexo 2), los valores obtenidos de “p” valor superiores a 5 % rechazan la H_0 , lo cual indica que el modelo está en la capacidad de obtener la correlación existente en el corto plazo, permitiendo asumir que las variables identificadas para la construcción del modelo y tanto sus rezagos como las transformaciones necesarias son adecuadas. El hecho de rechazar esta hipótesis nula también permite asociar que se cumple el supuesto de media condicional cero, dada la independencia entre los errores del modelo.

Tabla 6.

Prueba de Ljung-Box, Arimax

Box-Pierce test

data: residuos

X-squared = 2.4524, df = 1, p-value = 0.1173

Fuente: elaboración propia

Se confirma que no hay correlación en los modelos, por lo cual se realiza una prueba para confirmar que no exista heterocedasticidad en los residuos al cuadrado. El ejercicio se hace mediante el test arch, que tiene como hipótesis nula la existencia de heterocedasticidad en el modelo, por lo cual el objetivo es rechazar dicha hipótesis; sin embargo, el resultado obtenido en la tabla 7 confirma dicha existencia. Por la serie de tiempo que se analiza en esta investigación, no sorprende dicho resultado, debido a la fuerte volatilidad de estas series de tiempo, lo cual posibilita confirmar la necesidad de adicionar un modelo Garch que permita disminuir este efecto en el modelo y mejorar la estimación correspondiente.

Tabla 7.

Prueba de heterocedasticidad

ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects

data: residuos

Chi-squared = 154.81, df = 1, p-value < 2.2e-16

Fuente: elaboración propia

Para corregir esta dependencia de sus rezagos en los residuos, se procede a realizar una estimación de la varianza condicional mediante la implementación del modelo Garch(1,1), lo cual permite modelar conjuntamente la varianza y la media, por lo que se estima el modelo Arimax(3,1,3)-Garch(1,1), que tiene como característica la asimetría en su volatilidad. Se plantea que la volatilidad de estas series de tiempo es mayor cuando sus respectivos precios son negativos, que cuando evidencian resultados positivos.

El modelo Garch es aplicado a los residuos al cuadrado, ya que es en estos donde se evidencia la heterocedasticidad. En la tabla 8 se refleja el resultado del incluir el modelo Garch.


Tabla 8.

Modelo Arimax-Garch

Variable	coef	S.e	T	P V
mu	987,1575	233,7649	4,2229	0,000024
ar1	0,358236	0,000465	769,9612	0,000000
ar2	0,316863	0,000465	769,9612	0,000000
ar3	0,315519	0,000529	596,6726	0,000000
ma1	-0,215720	0,004118	-52,3884	0,000000
ma2	-0,456488	0,000240	-1903,117	0,000000
ma3	-0,295885	0,000808	-366,2061	0,000000
Oro	0,012451	0,000848	14,6822	0,000000
Petroleo	-0,438709	2,341175	-3,3153	0,000000
Vix	-7,761793	0,725513	-7,8617	0,000000
Colcap	-5,703736	0,725513	-7,8617	0,000000
Omega	5807,997	744,85	7,7975	0,000000
Alpha1	0,262509	0,011392	23,0437	0,000000
Betha1	0,736491	0,012406	47,8041	0,000000

Fuente: elaboración propia

Revista CIFE

ISSN: 0124-3551 | e-ISSN: 2248-4914 |  <https://doi.org/10.15332/22484914>

Vol. 25 N.º 43 | julio-diciembre del 2023

En el modelo calculado se evidencia que las variables seleccionadas son significativas. Por eso se realiza la prueba de Ljung-Box y test de arch, a los residuos y residuos al cuadrado, respectivamente, con el fin de confirmar que este modelo continúe sin correlación en los residuos y comprobar la corrección de heterocedasticidad.

Tabla 9.

Prueba de Ljung-Box, Arimax-Garch

```
Box-Pierce test
data: residuos_gen
X-squared = 1.4572, df = 1, p-value = 0.2274
```

Fuente: elaboración propia

Tabla 10.

Prueba de heterocedasticidad, Arimax-Garch

```
ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects
data: resgenq
Chi-squared = 0.1749, df = 12, p-value = 1
```

Fuente: elaboración propia

Adicional a las pruebas se elaboran los correlogramas, en los cuales es posible evidenciar que tanto los residuos como los residuos al cuadrado muestran un “p” valor superior al 5 %, lo que permite aceptar que los residuos no tienen una dependencia temporal en la varianza y son ruido blanco.

Los resultados del modelo presentados en la tabla 1 permiten interpretar que una variación de una unidad porcentual que se presente en el precio del oro ocasionará un aumento en el tipo de cambio del 0.01 %, y el aumento del precio del petróleo disminuiría la tasa de cambio en un 0.44 %. La misma variación del índice vix ocasionaría una disminución en el tipo de cambio del 7.76 % y la variación del índice colcap generaría una reducción del 5.7 % en la trm. Estos resultados de las

afectaciones al tipo de cambio por las variables seleccionadas coinciden con las persistentes variaciones en el tipo de cambio y las afectaciones en el mercado de valores.

Por lo cual, se obtiene que la representación matemática del modelo Arimax-Garch es:

$$TRM = 987,1575 + 0,358236TRM_{t-1} + 0,316863TRM_{t-2} + 0,315519TRM_{t-3} - 0,215720\varepsilon_{t-1} - 0,456488\varepsilon_{t-2} - 0,295885\varepsilon_{t-3} + 0,012451Oro - 0,438709Petroleo - 7,761793Vix - 5,703734Colcap$$

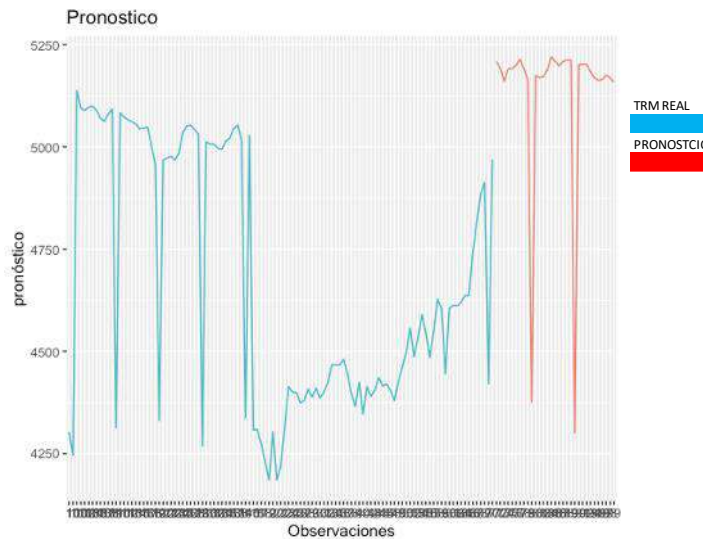
Se obtiene además la siguiente ecuación de la varianza:

$$\sigma_t^2 = 5807,997 + 0,262509\varepsilon_{t-1} + 0,736491\sigma_{t-1}^2$$

En la figura 4 se evidencian los resultados del pronóstico, posterior al 25 de octubre, dado que es la última fecha que se incluyó en las observaciones. Así mismo, en el pronóstico se observa un incremento de 200 pesos, aproximadamente, con significativas variaciones, pero en general el pronóstico permite intuir una continuidad en el incremento de la trm que se viene conociendo en el mercado colombiano.

Figura 1.

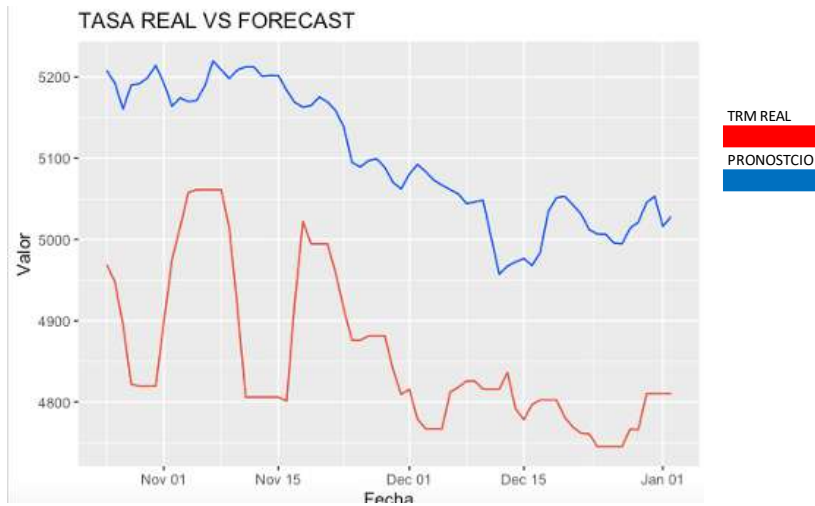
Linealidad en parámetros



Fuente: elaboración propia

Figura 2.

Pronóstico de la trm



Fuente: elaboración propia

En la figura 4 se evidencia la comparación entre los valores que presenta el banrep, y el pronóstico que se obtuvo del ejercicio para las fechas establecidas, es decir, del 26 de octubre del 2022 al 3 de enero del 2023. Se observa que a pesar de las diferencias que se evidencian entre el pronóstico y el valor real, es posible apreciar la volatilidad tanto del pronóstico como de los valores reales. Estas variables al ser sujetas de especulaciones y factores políticos presentan valores atípicos que aumentan la dificultad para pronosticar; sin embargo, la volatilidad y el cambio en las proyecciones del ejercicio permiten comparar las variaciones reales, y a pesar de no tener un acierto del 100 %, se obtienen variaciones acertadas que podrían proyectar periodos de variación.

Construcción de la red neuronal

Con el fin de realizar comparaciones entre los modelos y su porcentaje de acierto, se toma como referencia las variables exógenas seleccionadas para el modelo Arimax-Garch. A continuación, se referencian las cuatro variables seleccionadas para la estimación del modelo.

Tabla 11.

Datos rnn

Variable	Descripción
TRM	Tasa representativa del mercado, tipo de cambio COP/USD
Precio petróleo	En esta variable se tomara como referencia el Brent, este sirve como referencia para Colombia
VIX Index	Este índice mide la volatilidad lo desarrolla la bolsa de chicago y se basa en la variación en las opciones de compra y venta sobre el índice S&P500, mide la perspectiva de los inversionistas.
Oro	El Oro es un Commodity utilizado como refugio en situaciones de incertidumbre, esto se debe a sus características, no sufre importantes alteraciones en situaciones de alta volatilidad

Fuente: Definición propia de acuerdo con la teoría

A partir de la estructura que se define para el modelo y con las validaciones de que todas estas son significativas, se procede a escalarlas para que tengan una contribución similar en las proyecciones (Burger, 2018), y el énfasis en escalar las variables o normalizarlas con valores entre 0 y 1, permitiendo que el modelo asigne el peso a cada una de estas de manera adecuada y se genere una mejora en el entrenamiento de la red neuronal.

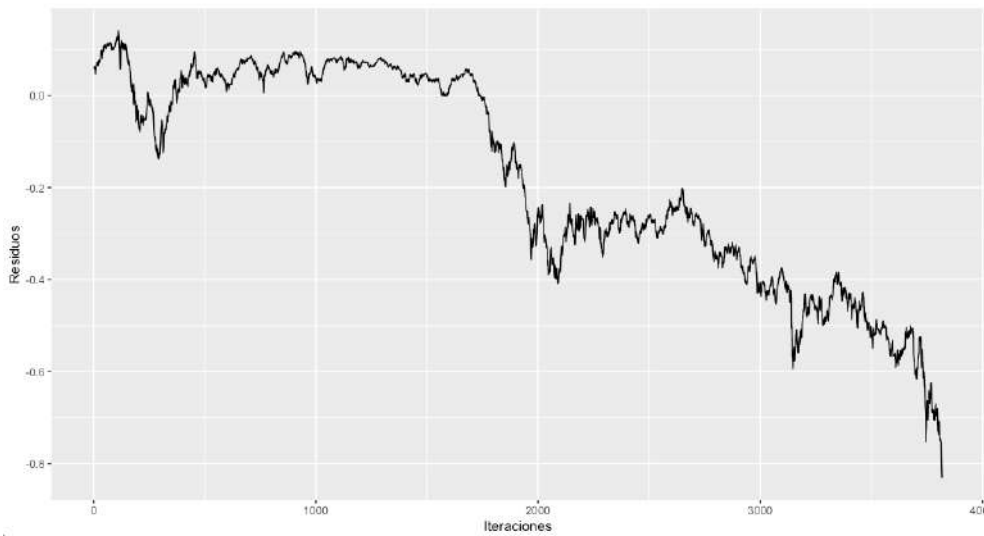
En la escala, las variables exógenas están en datos entre 0 y 1, lo cual lleva a una función de iniciación sigmoidea, lo cual indica que dependiendo del valor de entrada que reciba la red, más cercano a 0 o más cercano a 1, será el valor de salida, es decir, que mientras más alto sea el valor de salida, tendrá una influencia mayor sobre la variable que se busca explicar.

Entrenamiento

En este ejercicio se decide entrenar la red, tomando como referencia el 80 % de la información recolectada. La parte restante de los datos servirá como base para comprobar la eficiencia del modelo. En la figura 5 se puede evidenciar la variación que tienen los errores y cómo al inicio trata de mantenerse y converger a 0, sin embargo, en el entrenamiento de la red neuronal es evidente cómo se aleja de 0 y este comportamiento se refleja en el pronóstico que se presenta en las figuras 5 y 6.

Figura 5.

Comportamiento residuos rnn

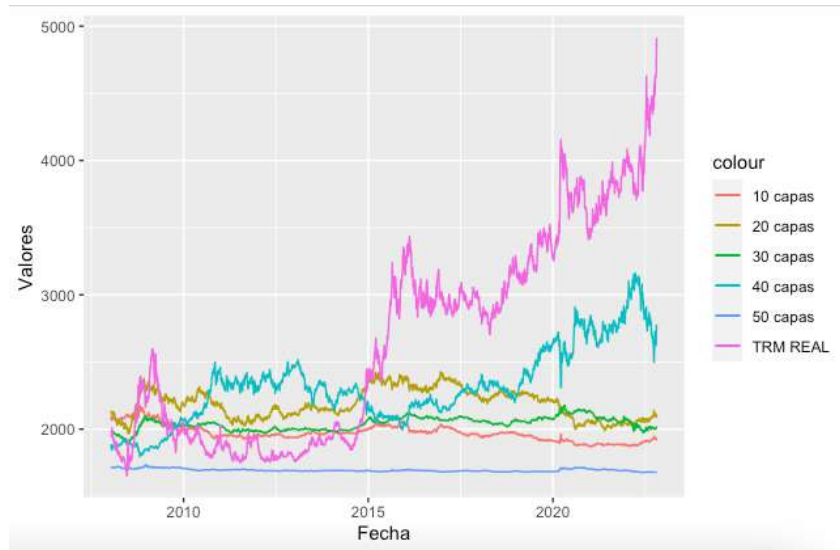


Fuente: elaboración propia

En la figura 6 se observa una comparación de los resultados obtenidos mediante la variación en las capas, es decir, la complejidad de algoritmo aplicado en las RNN, en el cual se puede comprobar que más capas ocultas en las redes neuronales no significa un mayor acierto en los pronósticos. Incluir más capas de las que se pueden considerar precisas para el modelo, tiende a sobreajustarlo, lo que evidencia un pronóstico con sesgo significativo.

Figura 6.

Resultados rnn vs. valores reales



Fuente: cálculos propios

Revista CIFE

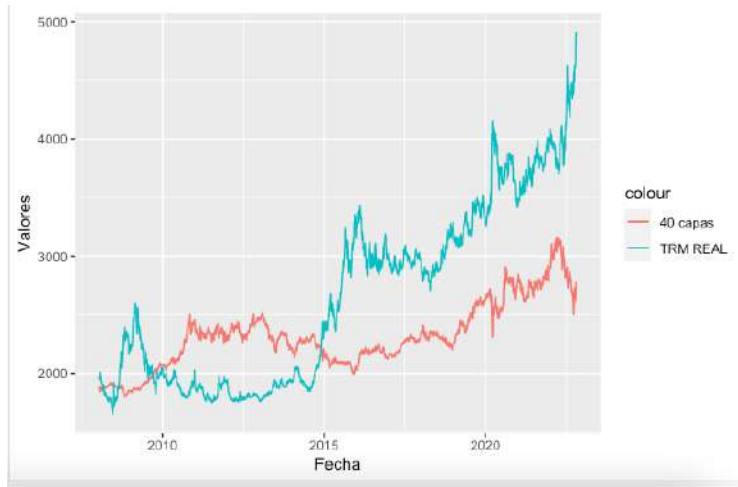
ISSN: 0124-3551 | e-ISSN: 2248-4914 | [doi https://doi.org/10.15332/22484914](https://doi.org/10.15332/22484914)

Vol. 25 N.º 43 | julio-diciembre del 2023

En la figura 7 está la comparación de múltiples iteraciones, variando la cantidad de capas ocultas para modelar la red neuronal y el valor real de la trm, en la cual es posible concluir que con una cantidad de 40 capas ocultas se obtiene el mejor pronóstico para este modelo.

Figura 7.

rnn definitiva vs. trm real

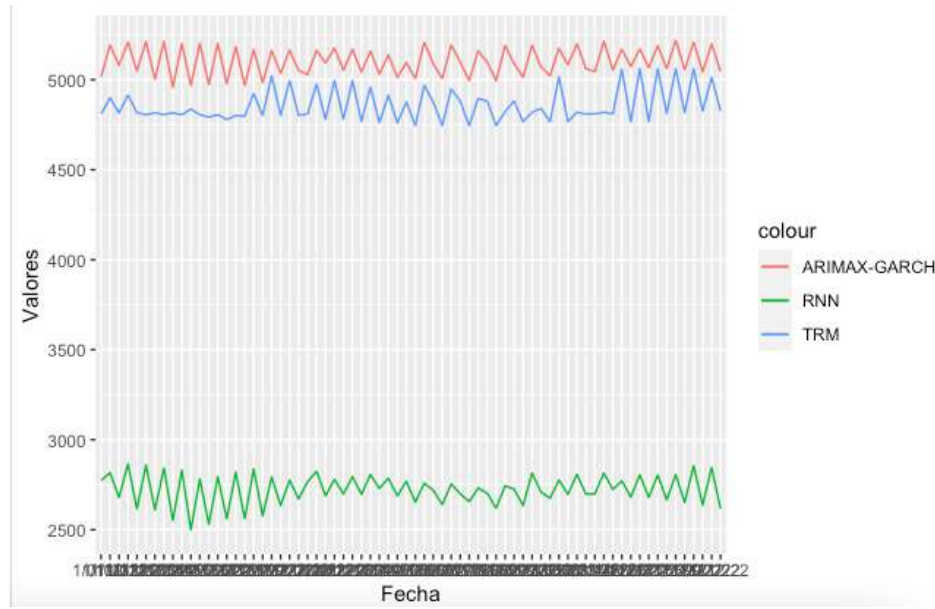


Fuente: cálculos propios

En la figura 8 está la comparación del modelo que mejor relación se obtuvo con respecto a la trm. A pesar de las diferencias entre los valores que se estiman y los valores reales, se puede apreciar una variación que puede ser comparable, a pesar de la influencia de algunos factores que afectan el mercado y no se han podido capturar en el modelo.

Figura 8.

Comparación de pronósticos



Fuente: cálculos propios


Tabla 12.

Comparación real vs. pronósticos

Fecha	TRM (COP/USD)	ARIMAX-GARCH	RNN
25/10/22	4.968,94	5.207,97	2.759,30
26/10/22	4.948,14	5.192,55	2.755,42
27/10/22	4.895,29	5.160,41	2.731,50
28/10/22	4.821,92	5.190,14	2.744,76
29/10/22	4.819,42	5.191,63	2.814,96
30/10/22	4.819,42	5.198,86	2.807,86
31/10/22	4.819,42	5.214,14	2.814,82
1/11/22	4.898,74	5.192,16	2.817,29
2/11/22	4.975,58	5.164,01	2.823,87
3/11/22	5.015,84	5.174,33	2.775,65
4/11/22	5.058,02	5.169,50	2.771,58
5/11/22	5.061,21	5.171,16	2.804,96
6/11/22	5.061,21	5.188,77	2.804,19
7/11/22	5.061,21	5.219,66	2.805,72
8/11/22	5.061,21	5.208,79	2.856,12
9/11/22	5.013,20	5.197,96	2.845,52
10/11/22	4.914,71	5.208,78	2.865,72
11/11/22	4.806,07	5.212,41	2.859,16
12/11/22	4.806,07	5.212,39	2.841,60
13/11/22	4.806,07	5.200,90	2.830,96
14/11/22	4.806,07	5.201,93	2.782,23
15/11/22	4.806,07	5.201,59	2.794,92
16/11/22	4.801,06	5.183,71	2.819,35
17/11/22	4.922,70	5.168,55	2.837,68
18/11/22	5.022,03	5.162,88	2.792,79
19/11/22	4.994,61	5.164,86	2.774,89
20/11/22	4.994,61	5.175,30	2.779,87
21/11/22	4.994,61	5.169,17	2.794,52
22/11/22	4.958,42	5.158,53	2.806,31
23/11/22	4.914,34	5.137,99	2.786,11
24/11/22	4.875,91	5.094,75	2.769,76
25/11/22	4.875,91	5.089,10	2.719,19
26/11/22	4.881,41	5.097,02	2.699,81
27/11/22	4.881,41	5.099,32	2.703,55
28/11/22	4.881,41	5.088,79	2.725,26
29/11/22	4.840,60	5.070,45	2.709,05
30/11/22	4.809,51	5.062,19	2.698,40
1/12/22	4.815,59	5.080,30	2.679,70
2/12/22	4.779,06	5.092,25	2.688,30
3/12/22	4.767,19	5.083,53	2.697,00
4/12/22	4.767,19	5.072,96	2.681,25
5/12/22	4.767,19	5.066,78	2.679,91
6/12/22	4.812,37	5.061,31	2.665,52
7/12/22	4.818,32	5.056,12	2.652,01
8/12/22	4.825,83	5.044,12	2.637,28
9/12/22	4.825,83	5.045,98	2.615,57
10/12/22	4.815,99	5.048,51	2.615,38
11/12/22	4.815,99	5.003,03	2.611,41
12/12/22	4.815,99	4.957,35	2.551,58
13/12/22	4.836,24	4.967,10	2.499,82
14/12/22	4.791,57	4.972,47	2.530,82
15/12/22	4.778,28	4.976,63	2.561,22
16/12/22	4.797,02	4.967,95	2.561,50
17/12/22	4.802,48	4.983,80	2.577,22
18/12/22	4.802,48	5.034,72	2.635,07
19/12/22	4.802,48	5.051,37	2.671,00
20/12/22	4.781,28	5.052,99	2.698,31
21/12/22	4.769,29	5.042,71	2.697,12
22/12/22	4.761,64	5.031,23	2.729,78
23/12/22	4.760,61	5.012,10	2.688,44
24/12/22	4.745,04	5.006,61	2.653,19
25/12/22	4.745,04	5.006,44	2.639,53
26/12/22	4.745,04	4.995,87	2.656,50
27/12/22	4.745,04	4.994,69	2.619,92
28/12/22	4.766,82	5.013,87	2.634,45
29/12/22	4.765,92	5.021,35	2.675,07
30/12/22	4.810,20	5.045,36	2.699,63
31/12/22	4.810,20	5.053,16	2.723,76
1/01/23	4.810,20	5.016,00	2.773,31
2/01/23	4.810,20	5.028,22	2.767,36

Fuente: cálculos propios

Revista CIFE

ISSN: 0124-3551 | e-ISSN: 2248-4914 |  <https://doi.org/10.15332/22484914>

Vol. 25 N.º 43 | julio-diciembre del 2023

En la figura 8 y la tabla 12 se evidencia la comparación de los dos modelos que se aplicaron para el pronóstico y el valor real con ambos modelos Arimax-Garch y redes neuronales.

Conclusiones

- Las empresas colombianas reciben fuertes impactos por la fluctuación del tipo de cambio, a pesar de disponer de instrumentos financieros para realizar coberturas. Según los valores presentados por el banrep, la trm pasó de estar en enero del 2022 en 3981.16 a terminar el 31 de diciembre del mismo año en 4810.20, es decir, se requiere de \$829 pesos más para adquirir un dólar. Es evidente un aumento en los costos que tienen afectación en dólares, de más del 20 % en el transcurso del año.
- La combinación de los modelos Arimax-Garch tiene un menor error de pronóstico que las redes neuronales. Sin embargo, los dos ejemplares evidencian una fluctuación similar, comparando las proyecciones con la variación real del tipo de cambio.
- La correcta implementación y actualización adecuada del modelo permitirá plantear análisis complementarios, como métodos preventivos para la toma de decisiones, tanto en coberturas como en asignación de recursos.

La trm está sujeta a especulaciones que no son de fácil abstracción, no obstante, la combinación de las variables exógenas del modelo con el conocimiento técnico de la afectación por estas especulaciones dará un valor adicional al modelo para la toma de decisiones.

Referencias

- Aggarwal, R., Inclán, C. y Leal, R. (1999). Volatility in emerging stock markets. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 34(1), 33-55. <https://doi.org/bt7xf2>
- Aguirre, Á. y Calderón, C. (2005). *Real exchange misalignments and economic performance*. Documentos de Trabajo (Banco Central de Chile), n.º 315. <https://shorturl.at/dgoMY>
- Apergis, N. (2014). Can gold prices forecast the Australian dollar movements? *Review of Economics and Finance*, 29(C), 75-82. <https://doi.org/f5pb2r>
- Apergis, N., Zestos, G. y Shaltayev, D. (2012). Do market fundamentals determine the Dollar-Euro exchange rate? *Journal of Policy Modeling*, 34(1), 1-15. <https://doi.org/dcj2d7>
- Bengio, Y. y Simard, P. Y. (1994). Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *EEE Transactions on Neural Networks*, 5(2), 157-166. https://t.ly/b_es
- Bollerslev, T. (1986). "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity," *Journal of Econometrics*, Elsevier, vol. 31(3), pages 307-327, April.
- Box, G. and Jenkins, G. (1970) *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco.
- Burger, S. V. (2018). *Introduction to machine learning with r*. O'Reilly Media.
- Chatterrje, A., Ayadi, O. y Boone, B. (2000). Artificial neural network and the financial markets: a survey. *Managerial Finance*, 26(12), 32-45. <https://doi.org/bffcsq>
- Clavijo, S. (2001). *El régimen de flotación cambiaria en Colombia*. Banco de la República (banrep).

Revista CIFE

ISSN: 0124-3551 | e-ISSN: 2248-4914 |  <https://doi.org/10.15332/22484914>
Vol. 25 N.º 43 | julio-diciembre del 2023

- Christofi, A. & Pericli, A., (1999). "[Correlation in price changes and volatility of major Latin American stock markets](#)," *Journal of Multinational Financial Management*, Elsevier, vol. 9(1), pages 79-93, January.
- Corficolombiana. (2022). *Devaluación del peso: causa y efectos*. Corficolombiana.
- Dirección de Inversiones bbva Banca Privada. (2020, octubre). *Factores que afectan el tipo de cambio*. <https://t.ly/0alk2>
- Edwards, S and Ahamed L, (1986), [Introduction to "Economic Adjustment and Exchange Rates in Developing Countries"](#) in , NBER Chapters, National Bureau of Economic Research, Inc
- Engle, R.F. (1982) Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1007.
- Engle, R. (2004). "Risk and Volatility: Econometric Models and Financial Practice." *American Economic Review*, 94 (3): 405–420.
- Fleming, J. (1961). Internal financial policies under fixed and floating exchange rates. *Cambridge Journal of Economics*, 273-288.
- Ghosh, D., Levin, E., Macmillan, P. y Wright, R. (2001). 'Gold as an Inflation Hedge?'. *Studies in Economics and Finance*, 22(1). <https://doi.org/dnmhxr>
- Granger, C. y Terasvirta, T. (1993). *Modeling nonlinear economic relationships*. Oxford University Press.
- Hochreiter, S. y Schmidhuber, J. (1997, 15 de noviembre). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780. <https://doi.org/bxd65w>
- Jaimes Cárdenas, D. A. y Ojeda Joya, J. (2010). Reglas de Taylor y previsibilidad fuera de muestra de la tasa de cambio en Latinoamérica. *Borradores de Economía*, (619). banrep. <https://shorturl.at/kzEP2>
- Kilian, L. y Taylor, M. (2003). Why is it so difficult to beat the random walk forecast of exchange rates? *Journal of International Economics*, 60(1), 85-107. <https://shorturl.at/tDRST>
- Koutsoyiannis, A. (1983). A short-run pricing model for a speculative asset, tested with data from the gold bullion market. *Applied Economics*, 15(1), 563-581. <https://doi.org/df247c>
- Longin, F. y Solnik, B. (1995). Is the correlation in the international equity returns constant: 1960- 1990? *Journal of International Money and Finance*, 14(1), 3-26. <https://t.ly/WrRjF>
- Martínez, M., Guzmán, D., Pérez, F. y Marín, N. (2018). Modelo cuantitativo Arimax-Egarch para la predicción de la tasa de cambio colombiana (cop/usd). *Espacios*, 39(7), 1-16. <https://shorturl.at/gzBSX>
- Miller, J. L. (2018). Determinantes del tipo de cambio y su volatilidad. *Economía unam*, 15(45), 70-88. <https://t.ly/dT1ys>
- Moshiri, S. y Cameron, N. (2000). Neural network vs econometric models in forecasting inflation. *Journal of Forecasting*, 19, 201-217. <https://t.ly/btXvo>
- Mundell, R. (1960). The monetary dynamics of international adjustment. *Quarterly Journal of Economics*, 74(2), 227-257. <https://doi.org/c43wg5>
- Murcia, A. y Rojas, D. (2014). Determinantes de la tasa de cambio en Colombia: un enfoque de microestructura de mercados. *Ensayos sobre Política Económica*, 32(74), 52-67. <https://t.ly/14cWl>
- Newsham, G. R., & Birt, B. (2010). Building-level occupancy data to improve ARIMA-based electricity use forecast. Proceedings of the 2nd ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Building (págs. 13-18). Zurich, Switzerland: ACM
- Prasad, K. y Suprabha, K. R. (2015). Measurement of exchange rate exposure: capital market approach versus cash flow approach. *Procedia Economics and Finance*, 25, 394-399. <https://doi.org/k22x>
- Romero, M., Ramírez, E. y Lozano, F. (2007). La tasa de cambio es gerenciable? *Estudios Gerenciales*, 23(104), 131-156. <https://t.ly/PegAT>
- Salcedo Parra, O. J. (2004). *Pronóstico de la tasa de cambio nominal utilizando métodos alternativos* [tesis de maestría, Universidad de los Andes]. <https://shorturl.at/ikuCF>
- Sallenave, A. (2010). Real exchange rate misalignments and economic performance for the G20 countries. *International Economics*, 121, 59-80.
- Sjaastad, L. (2007). *The price of gold and the exchange rates: once again*. Economics Discussion / Working Papers 07-20, The University of Western Australia, Department of Economics. <https://t.ly/LI8A>

- Stock, J. y Watson, M. (2001). *A comparison of linear and nonlinear univariate models for forecasting macroeconomic time series*. Cambridge University Press. <https://t.ly/4aRhI>
- Toro, J., Garavito, A., López, D. y Montes, E. (2015). El choque petrolero y sus implicaciones en la economía colombiana. *Borradores de Economía*, 906, 1-65. <https://doi.org/k22z>
- Tsay, R. (2018). *Analysis of financial times series*. John Willey & Sons. <https://t.ly/YCPwQ>
- Valle Núñez, A. P. (2020). La planificación financiera una herramienta clave para el logro de los objetivos empresariales. *Universidad y Sociedad*, 12(3), 160-166. <https://shorturl.at/dfquB>
- Varian, H. (2014). "Big Data: New Tricks for Econometrics." *Journal of Economic Perspectives*, 28 (2): 3–28.
- Velásquez Henao, J. D. y González Rivera, L. M. (2006). Modelado del índice de tipo de cambio real colombiano usando redes neuronales artificiales. *Cuadernos de Administración*, 19(32), 319-336. <https://shorturl.at/diFGJ>

Anexos

Anexo 1. Correlograma TRM, PACF y ACF

Included observations: 3819

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.152	0.152	88.674	0.000
		2	0.033	0.010	92.738	0.000
		3	0.024	0.018	94.986	0.000
		4	-0.021	-0.028	96.683	0.000
		5	-0.026	-0.020	99.261	0.000
		6	-0.041	-0.034	105.67	0.000
		7	-0.002	0.011	105.69	0.000
		8	0.007	0.007	105.87	0.000
		9	0.051	0.051	116.01	0.000
		10	0.016	-0.002	116.96	0.000
		11	-0.002	-0.008	116.98	0.000
		12	0.026	0.024	119.50	0.000
		13	-0.002	-0.007	119.52	0.000
		14	-0.009	-0.006	119.85	0.000
		15	-0.023	-0.019	121.91	0.000
		16	-0.023	-0.016	123.89	0.000
		17	-0.008	-0.002	124.14	0.000
		18	-0.032	-0.031	128.02	0.000
		19	0.015	0.024	128.88	0.000
		20	0.016	0.010	129.84	0.000
		21	0.044	0.037	137.18	0.000
		22	0.015	-0.001	138.09	0.000
		23	-0.017	-0.021	139.18	0.000
		24	-0.040	-0.038	145.36	0.000
		25	-0.028	-0.010	148.31	0.000
		26	-0.027	-0.017	151.17	0.000
		27	0.010	0.026	151.58	0.000
		28	0.011	0.005	152.06	0.000
		29	-0.040	-0.049	158.14	0.000
		30	0.016	0.021	159.12	0.000
		31	-0.004	-0.013	159.18	0.000
		32	-0.062	-0.059	174.03	0.000
		33	-0.002	0.018	174.04	0.000
		34	0.001	0.003	174.04	0.000
		35	0.031	0.035	177.70	0.000
		36	0.027	0.017	180.44	0.000

Fuente: cálculos propios

Anexo 2. Correlograma de residuos modelo

Date: 02/26/23 Time: 21:50

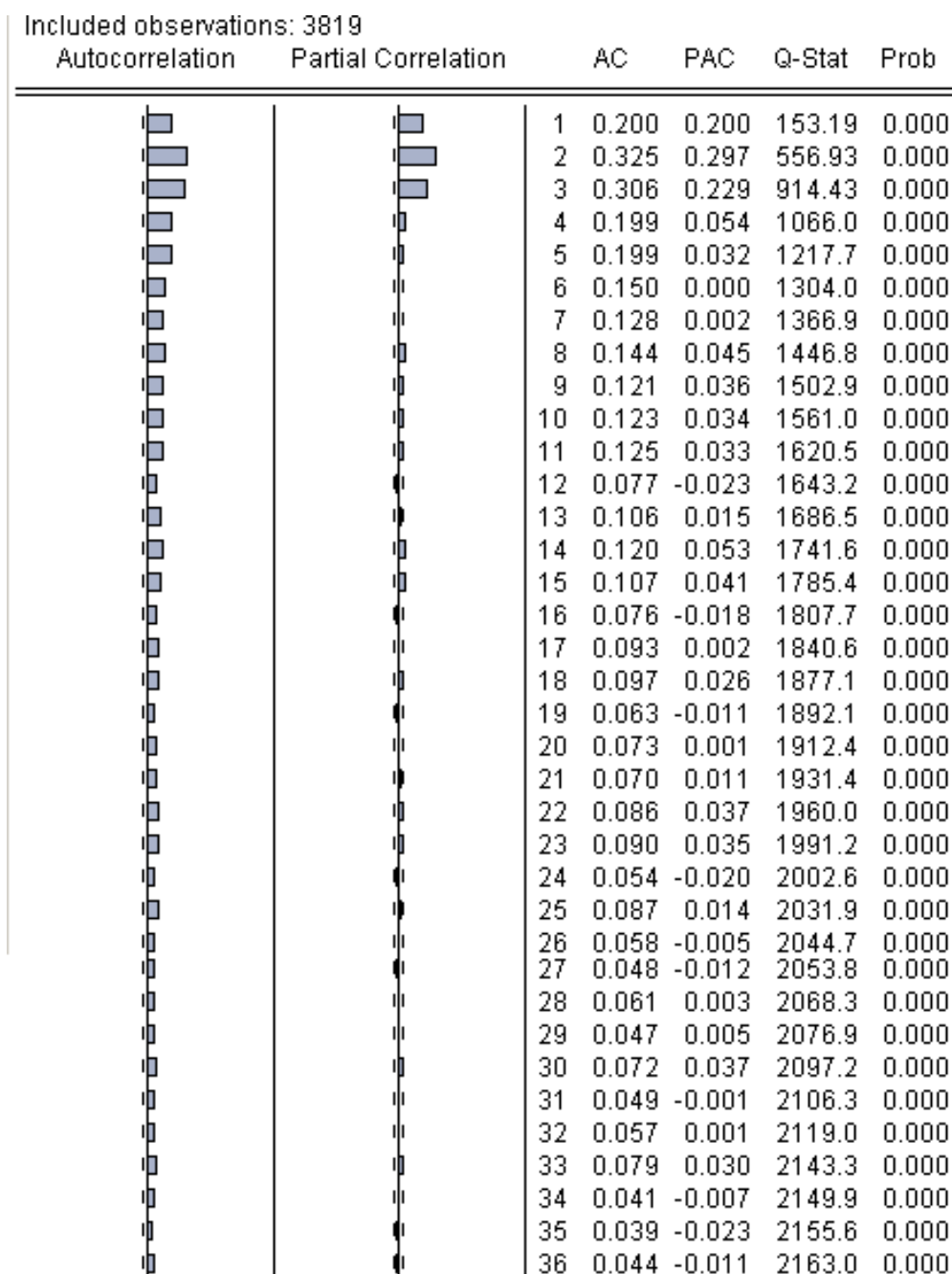
Sample: 1 3819

Included observations: 3819

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
			1	0.004	0.004	0.0718	0.789
			2	0.015	0.015	0.9294	0.628
			3	-0.005	-0.005	1.0114	0.798
			4	0.001	0.001	1.0183	0.907
			5	0.015	0.015	1.8601	0.868
			6	-0.007	-0.007	2.0365	0.916
			7	0.025	0.025	4.4498	0.727
			8	-0.004	-0.004	4.5107	0.808
			9	0.031	0.030	8.1467	0.519
			10	-0.020	-0.020	9.6342	0.473
			11	-0.032	-0.033	13.616	0.255
			12	0.020	0.021	15.153	0.233
			13	-0.018	-0.017	16.444	0.226
			14	0.029	0.027	19.718	0.139
			15	-0.033	-0.032	23.963	0.066
			16	0.011	0.010	24.425	0.081
			17	-0.016	-0.015	25.421	0.086
			18	-0.031	-0.030	29.001	0.048
			19	0.006	0.006	29.143	0.064
			20	-0.010	-0.006	29.532	0.078
			21	0.031	0.026	33.234	0.044
			22	0.006	0.009	33.362	0.057
			23	-0.007	-0.009	33.562	0.072
			24	-0.025	-0.023	35.932	0.056
			25	-0.007	-0.005	36.143	0.069
			26	-0.001	-0.004	36.148	0.089
			27	0.005	0.010	36.250	0.110
			28	0.015	0.009	37.139	0.116
			29	-0.017	-0.016	38.263	0.117
			30	0.020	0.018	39.861	0.108
			31	-0.013	-0.012	40.508	0.118
			32	-0.036	-0.033	45.555	0.057
			33	-0.000	-0.001	45.555	0.072
			34	0.002	0.004	45.570	0.089
			35	0.030	0.025	49.020	0.058

Fuente: cálculos propios

Anexo 3. Correlograma de residuos al cuadrado Arimax



Fuente: cálculos propios

Anexo 4. Correlograma de residuos al cuadrado Arimax-Garch

Included observations: 3819

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
			1	0.006	0.006	0.1369	0.711
			2	0.021	0.021	1.7639	0.414
			3	0.003	0.003	1.7989	0.615
			4	0.007	0.006	1.9754	0.740
			5	0.001	0.001	1.9778	0.852
			6	-0.005	-0.005	2.0703	0.913
			7	0.001	0.001	2.0738	0.956
			8	0.003	0.003	2.1150	0.977
			9	0.006	0.006	2.2468	0.987
			10	-0.005	-0.005	2.3279	0.993
			11	-0.001	-0.001	2.3299	0.997
			12	0.002	0.002	2.3486	0.999
			13	0.025	0.025	4.7785	0.980
			14	0.010	0.009	5.1292	0.984
			15	-0.003	-0.004	5.1591	0.991
			16	0.015	0.015	6.0667	0.987
			16	0.015	0.015	6.0667	0.987
			17	-0.001	-0.001	6.0693	0.993
			18	-0.003	-0.004	6.1079	0.996
			19	0.004	0.004	6.1683	0.997
			20	0.004	0.004	6.2184	0.999
			21	0.002	0.001	6.2277	0.999
			22	0.016	0.016	7.2557	0.999
			23	-0.003	-0.003	7.2969	0.999
			24	-0.004	-0.005	7.3649	1.000
			25	0.003	0.003	7.4081	1.000
			26	-0.001	-0.001	7.4107	1.000
			27	-0.002	-0.003	7.4332	1.000
			28	-0.007	-0.007	7.6136	1.000
			29	0.027	0.027	10.461	0.999
			30	0.017	0.017	11.561	0.999
			31	-0.002	-0.003	11.573	0.999
			32	0.012	0.011	12.099	0.999
			33	0.018	0.017	13.303	0.999
			34	-0.001	-0.002	13.309	0.999
			35	-0.000	-0.001	13.309	1.000
			36	-0.003	-0.003	13.341	1.000

Fuente: cálculos propios