



Facultad de Ingeniería
Maestría en Ciencia de Datos – 2024/2025

Análisis de Series Temporales
Trabajo Práctico N° 1

Integrantes:

- Cancelas, Martín.
- Filipuzzi, Juan Manuel.
- Gallardo, Ezequiel.
- Nicolau, Jorge.

Resumen Ejecutivo

El presente trabajo aborda la necesidad del Banco Central de la República Argentina (BCRA) de contar con pronósticos robustos y confiables sobre la Circulación Monetaria, definida como el *stock* de billetes y monedas en poder del público y los bancos. Esta capacidad predictiva es fundamental para la óptima asignación de recursos públicos en la impresión y logística de billetes, buscando evitar tanto la escasez como el exceso de numerario y guiar la decisión de elaborar nuevas denominaciones. En el contexto económico argentino, marcado por períodos de inestabilidad económica y la influencia de variables como el crecimiento económico, la política monetaria y la inflación, la precisión de estos pronósticos es vital. Las demoras pasadas en la emisión de billetes de mayor denominación han generado ineficiencias y costos adicionales para las entidades financieras, subrayando la urgencia de estas predicciones.

Para lograr estos pronósticos, el estudio se centra en el Análisis de Series Temporales, dado que la Circulación Monetaria y otras variables económicas exhiben correlación e "inercia" que requieren métodos de inferencia específicos. Una propiedad fundamental es la estacionariedad, que se evalúa mediante Funciones de Autocovarianza (FAS), Autocorrelación (FAC) y Autocorrelación Parcial (FACP), y se somete a pruebas formales de raíces unitarias. Los análisis preliminares confirmaron que la Circulación Monetaria, la Tasa de Plazo Fijo y el IPC son series no estacionarias. Para la Circulación Monetaria, se aplicó una transformación logarítmica para estabilizar la varianza, seguida de una diferenciación integrada y estacional, logrando así que la serie transformada sea estacionaria y apta para el modelado SARIMA.

En esta línea, se estimaron modelos SARIMA con estacionalidades de 6 y 12 meses para capturar patrones estacionales relevantes, evaluando el desempeño mediante métricas de error y criterios de información. Posteriormente, se avanzó hacia modelos SARIMA-X incorporando regresores exógenos, primero incluyendo todas las variables disponibles y luego restringiendo el modelo únicamente a la tasa de plazo fijo. Se mantuvo la comparación entre estacionalidades semestrales y anuales. Si bien el modelo con estacionalidad anual mostró mejores métricas de error, el análisis económico sugiere que la estacionalidad semestral (junio-diciembre) — coincidente con pagos de aguinaldos — refleja de forma más realista el comportamiento de la circulación monetaria. Por ello, se propone continuar refinando el modelo $SARIMA - X(0, 1, 1)(1, 1, 1, 6)$ con tasa de interés como única regresora, buscando mayor precisión y parsimonia sin perder interpretabilidad.

Contenido¹

Resumen Ejecutivo.....	2
Introducción	4
Marco Teórico y Análisis de Resultados	6
Series Temporales.....	6
Estacionariedad	8
Funciones de autocovarianza, autocorrelación y autocorrelación parcial	10
Pruebas de raíces unitarias.....	13
Pruebas de raíces unitarias estacionales	15
Selección del modelo y estimación de sus coeficientes para la Circulación Monetaria.....	16
Pronósticos con el modelo seleccionado.....	20
Modelo SARIMA-X.....	22
Conclusiones	25
Referencias	28

¹ Para el presente trabajo se utilizó la Guía de Normas APA 7° Edición, disponible en <https://normas-apa.org/>

Introducción

El Banco Central de la República Argentina (BCRA), a través de su carta orgánica, en su Artículo 17, establece que es el único ente facultado para la emisión de billetes y monedas. Asimismo, atribuye a su directorio, en el Artículo 14, establecer las denominaciones y características de los billetes y monedas. En la actualidad se cuenta con 10 (diez) denominaciones distintas, las cuales conforman el *stock* de billetes y monedas en poder del público y los bancos. Formalmente, a esta cantidad de numerario, también representada en su valor nominal, se la denomina Circulación Monetaria, y es una de las dos variables que conforman la Base Monetaria (económicamente M0) junto con el dinero en cuentas corrientes de las entidades financieras.

El BCRA realiza un seguimiento periódico de la evolución de esta variable, así como también distintos pronósticos sobre su evolución a futuro, tanto en valor nominal como en cantidades por denominación, principalmente por dos motivos que confluyen en un tercero. Este último mencionado, que es aquel de mayor importancia, refiere a la necesidad de numerario en efectivo por parte de las personas, intermediadas por las entidades financieras. Por lo que, los dos primeros motivos, la contratación de distintas instituciones que se dedican a la impresión de billetes para la compra de aquellas cantidades que el regulador considere necesarias, y la logística por parte de esa institución a lo largo y ancho del país, para atesorar en distintas ciudades a la espera de la demanda por parte de los bancos, sirven de soluciones previas para la atención de estas necesidades de numerario, principalmente en épocas de pico de pago importantes, como ser los dos períodos del Sueldo Anual Complementario (SAC) en cada año.

Atento a lo expuesto anteriormente, se destaca la importancia de realizar pronósticos de forma correcta debido a la optimización de los recursos públicos a la hora de realizar contratos sobre grandes compras de billetes y la contratación de todos los medios necesarios para la logística de estos. Asimismo, el seguimiento de esta variable permite alertar al directorio del organismo acerca de la necesidad de elaboración de una nueva denominación. Dado el contexto histórico argentino, en los últimos años, la conclusión ha sido la necesidad de denominaciones mayores a las existentes. Sin embargo, tal como destaca Diamante (2024), la postergación en la emisión e impresión de billetes de denominaciones mayores a las existentes en distintos momentos del tiempo implicó que la variación nominal de la Circulación Monetaria se deba cubrir con mayor cantidad de billetes de denominaciones menores. Como consecuencia de lo previo, las entidades financieras aumentan sus costos, tanto de almacenamiento como de procesamiento de los billetes, así como también, una reducción significativa en la duración de billetes dentro de los cajeros automáticos, lo que implica recursos para su reposición constante y un desarrollo ineficiente de las tareas relacionadas.

En el último tiempo, la decisión del BCRA de incorporar dos nuevas denominaciones, de \$ 10.000.- y \$ 20.000.-, sirven de paliativos al retirar numerario de menores denominaciones en

reemplazo de estas. Como se menciona en Filas (2025), el volumen de billetes en circulación se redujo alrededor del 24%. Sin embargo, en la actualidad continúa habiendo un exceso de billetes que no permite un desarrollo normal de las transacciones de los agentes.

En función de lo expuesto, surge la necesidad de contar con pronósticos robustos y confiables sobre la Circulación Monetaria, pues ello implica una correcta asignación de recursos, evita una potencial escasez de numerario o, como sucede en la actualidad y destacan las notas periodísticas, un exceso de este que deriva en costos innecesarios para la sociedad en su conjunto. Asimismo, un pronóstico correcto del valor nominal esperado permitirá, en una segunda instancia, determinar qué cantidad de billetes de cada denominación es la óptima. Por lo tanto, el interés de este trabajo radica en el uso de las distintas herramientas disponibles para lograr pronósticos confiables sobre el monto en moneda nacional de los billetes y monedas que se encontrarán en el público, empresas y entidades financieras en determinados momentos del tiempo. Sobre ello, es menester comentar la incidencia que pueden tener el crecimiento económico y la política monetaria, así como la inflación. El primero de ellos implica un cambio, en igual sentido que su variación, en la demanda de dinero, ya sea este electrónico o físico. Lo mismo sucede con el aumento generalizado de los precios de la economía, lo que se traduce en una mayor necesidad de numerario para transacciones. Por su parte, la política monetaria, a través de la tasa de interés, impacta de forma contraria contra la demanda de dinero y de efectivo. Por lo tanto, se propone la incorporación de variables que representen lo mencionado, como el Estimador Mensual de Actividad Económica (EMAE), como un *proxy* del Producto Bruto Interno (PBI) para el crecimiento, la tasa de interés de plazo fijo en pesos a 30-44 días, como asociación a la política monetaria y el Índice de Precios al Consumidor (IPC) para representar a la inflación. Finalmente, y debido a la disponibilidad de datos, se utilizarán todos aquellos a partir del mes de enero de 2017 hasta junio de 2025.

En conclusión, contar con pronósticos robustos y confiables de la Circulación Monetaria en Argentina permite la optimización de los recursos públicos del Banco Central de la República Argentina en la impresión de billetes y su logística de distribución, evitando tanto la escasez como el exceso de numerario. El BCRA, como único ente facultado para la emisión de billetes y monedas, también define sus denominaciones y características. La particular historia económica de Argentina en los últimos 30 años, marcada por diversos regímenes cambiarios, controles de capital y políticas monetarias, ha generado cambios significativos y "quiebres estructurales" en las variables que inciden directamente en la demanda de numerario. La Circulación Monetaria es influenciada por el crecimiento económico (EMAE), la política monetaria (tasa de interés de plazo fijo) y la inflación (IPC), donde un aumento generalizado de precios, por ejemplo, se traduce en una mayor necesidad de efectivo. Además, las decisiones del BCRA de incorporar nuevas denominaciones (ej. \$10.000 y \$20.000) actúan como intervenciones deliberadas que cambian la dinámica de la serie, al retirar numerario de menores denominaciones. Por otro lado, la postergación en la emisión de billetes de

mayores denominaciones en el pasado también representó una "no-intervención" con consecuencias significativas, como el aumento de costos para las entidades financieras y la reducción de la duración de los billetes en cajeros automáticos. Todos estos eventos deben ser identificados y modelados para asegurar la precisión del pronóstico.

Por último, todo el código aplicado para el presente trabajo se encuentra dispuesto en <https://colab.research.google.com/drive/1bwqSAtlE3GMqG3Xzi-OCgQFtivW-a9Nm?usp=sharing>.

Marco Teórico y Análisis de Resultados

Series Temporales

A partir de lo expresado en Gujarati y Porter (2010) y Mauricio (2007), es posible definir a una Serie Temporal como un conjunto de observaciones sobre los valores de una variable en diferentes momentos temporales, las cuales se recopilan en intervalos regulares, son equidistantes y se encuentran ordenadas cronológicamente. Con intervalos regulares se refiere a períodos de tiempo como pueden ser días, semanas, trimestres, años, o, inclusive, datos en tiempo real por segundo. En esencia, como menciona Del Rosso (2025a), una serie temporal es una realización particular finita de un proceso estocástico, lo que puede entenderse como una secuencia de variables aleatorias ordenadas en el tiempo.

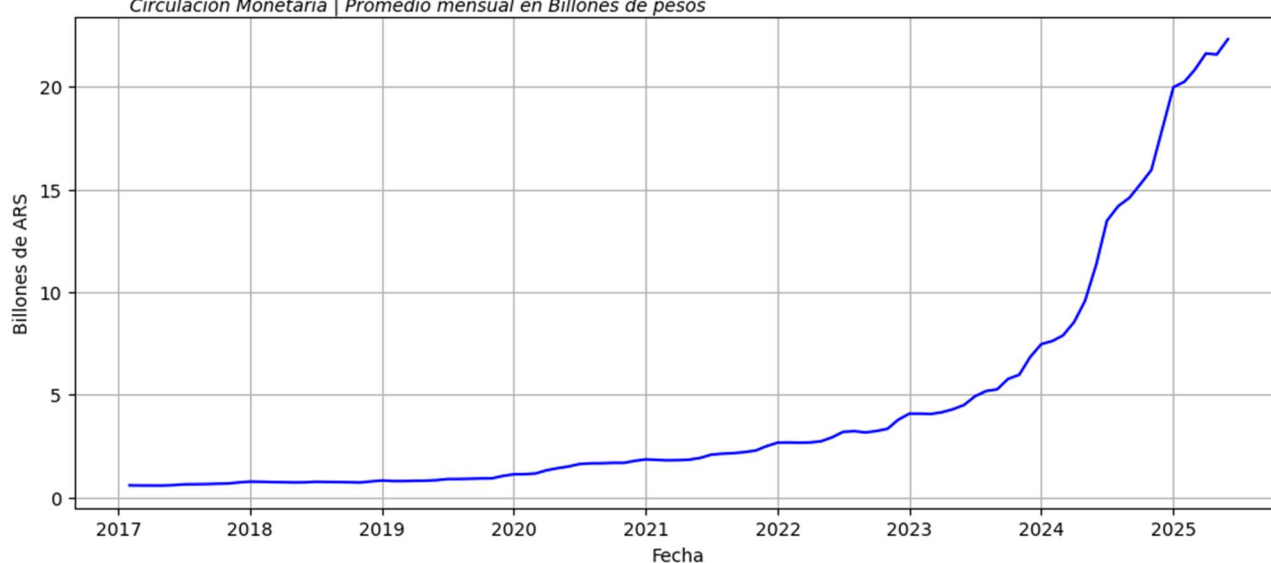
Se destaca la importancia de entender que los distintos datos de una serie temporal tienen un orden natural respecto del tiempo, lo que permite abordar preguntas de causalidad, tendencias y la probabilidad de resultados futuros según Nielsen (2020), y que las sucesivas observaciones suelen tener algún tipo de correlación, en especial cuando se mide en intervalos cada vez más cortos de tiempo, lo que invalida la inferencia clásica, ya que los supuestos del modelo clásico de regresión lineal, como la ausencia de autocorrelación de los residuos, no suelen cumplirse en las series temporales, por lo que se requiere del desarrollo de nuevos métodos de inferencia. Los autores enfatizan en la existencia de cierta 'inercia', principalmente en series económicas, donde el valor de una serie en un punto del tiempo está influenciado por sus valores anteriores. A diferencia de esto, por ejemplo, los datos de corte transversal consisten en información recopilada en un momento determinado para diferentes unidades, individuos, empresas, estados, entre otros. Asimismo, el principal objetivo del análisis de series temporales es elaborar un modelo estadístico que describa adecuadamente la procedencia de la serie y poder describir la evolución observada de la serie y las relaciones entre sus componentes por un lado, así como prever la evolución futura de esta, tal como mencionan Chatfield y Xing (2019), las series temporales pueden predecirse, parcialmente, en función de sus valores pasados, los cuales condicionan a la distribución de probabilidad de estas a futuro.

Durante el presente trabajo, para la recolección de los datos de las series de interés, se utilizarán las APIs del BCRA para las variables de Circulación Monetaria y la Tasa de Plazo Fijo a 30-44 días, y *datasets* del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC) de Argentina para el EMAE y el IPC. Debido a que las dos primeras variables mencionadas son diarias y las dos segundas son mensuales, se unificarán los registros temporales y se utilizarán promedios mensuales para los datos diarios. Asimismo, se propone, en futuros trabajos, poder abordar la descomposición de las predicciones sobre las series mensualizadas en valores diarios para mayor especificidad.

En las Figuras 1 a 4, se presenta el recorrido de las variables de interés recolectadas a lo largo del período de tiempo mencionado anteriormente:

Figura 1

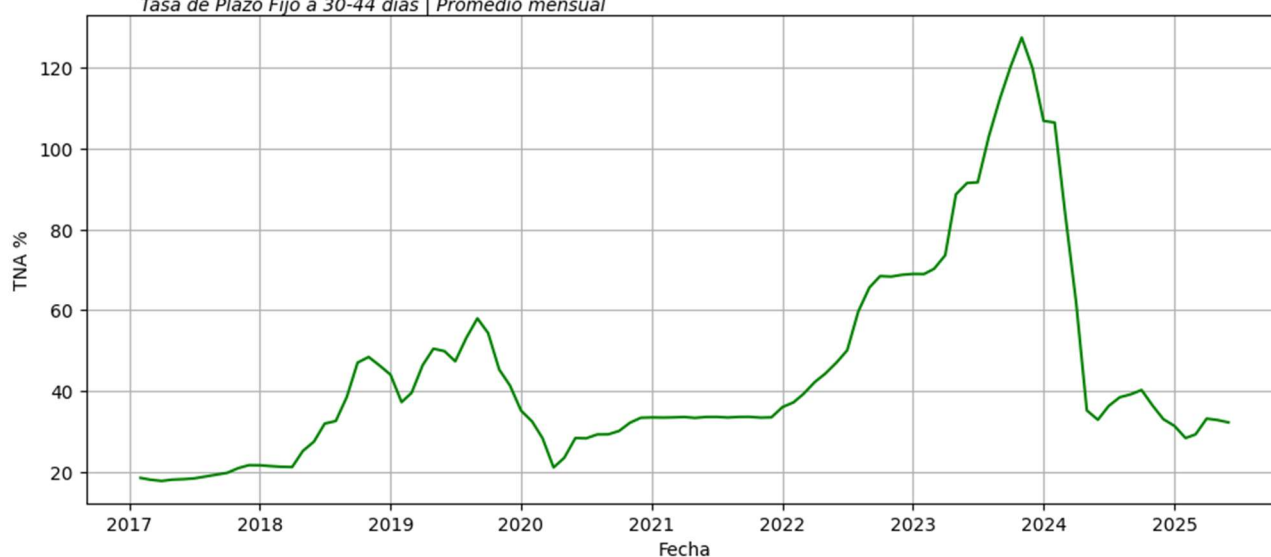
Circulación Monetaria | Promedio mensual en Billones de pesos



Fuente: Elaboración propia en base a datos de BCRA

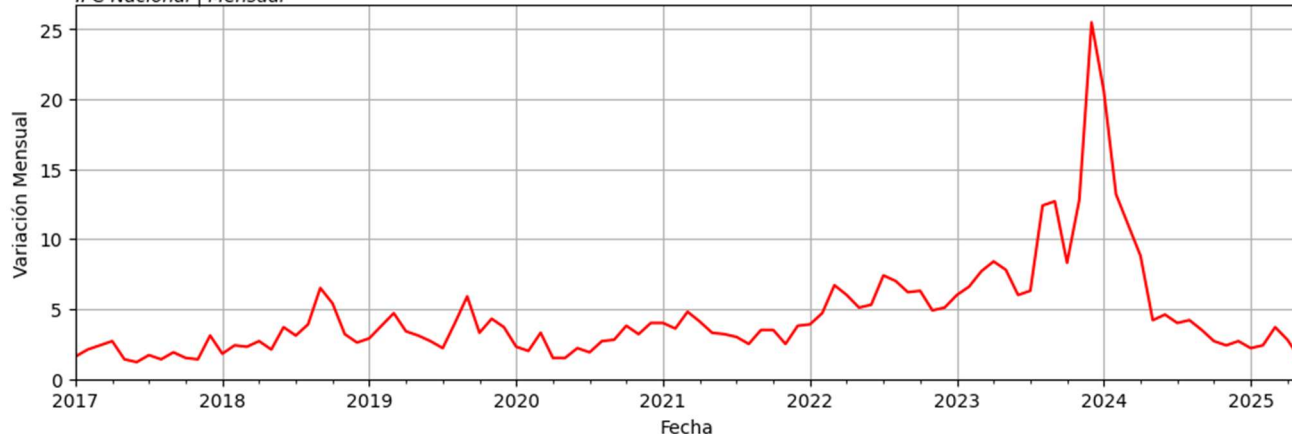
Figura 2

Tasa de Plazo Fijo a 30-44 días | Promedio mensual



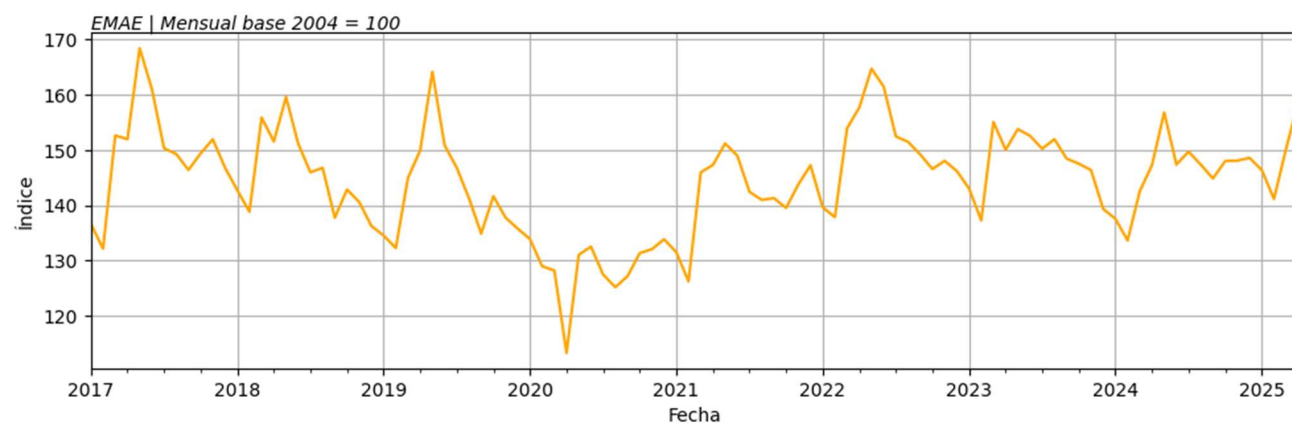
Fuente: Elaboración propia en base a datos de BCRA

Figura 3
IPC Nacional | Mensual



Fuente: Elaboración propia en base a INDEC

Figura 4



Fuente: Elaboración propia en base a INDEC

Estacionariedad

Una propiedad fundamental de las series temporales es la estacionariedad. Para considerar que una serie es estacionaria, se le exige que su estructura de momentos o de probabilidades se mantenga fija o invariante a lo largo del tiempo, es decir, todas sus propiedades estadísticas, no solamente la media y varianza, sino también los momentos de orden superior, deben ser constantes a lo largo del tiempo. Matemáticamente, $F[Y(t_1), Y(t_2), \dots, Y(t_n)] = F[Y(t_{1+k}), Y(t_{2+k}), \dots, Y(t_{n+k})]$, $\forall n, \forall k$, lo que implica que la distribución de probabilidad conjunta de cualquier conjunto de observaciones de la serie temporal es idéntica a la distribución de probabilidad conjunta del mismo conjunto de observaciones si ese conjunto se desplaza en el tiempo. Esta definición se denomina estacionariedad fuerte o en sentido estricto. Sin embargo, como describe Del Rosso (2025b), existe la posibilidad de aproximarse a considerar que una serie es estacionaria débilmente, por lo que, deberá cumplir con tres condiciones:

- Media constante a lo largo del tiempo, $\mu(t) = E[Y(t)] = \mu, \forall t$

- Varianza constante a lo largo del tiempo, $\gamma(t) = Var[Y(t)] = E\{[Y(t) - \mu(t)]^2\} = \sigma_Y^2, \forall t$
- La autocovarianza, es decir la covarianza de la serie consigo misma en momentos equidistantes del tiempo, debe ser idéntica, $\gamma(t + k, t) = \gamma(t - k, t) = Cov[Y(t + k), Y(t)] = Cov[Y(t - k), Y(t)], \forall t, \forall k$

Para el presente, se considerará que una serie es estacionaria en el sentido débil. Asimismo, Box, Jenkins y Reinsel (2008) subrayan que un proceso estacionario se asume que está en una forma específica de equilibrio estadístico y, en particular, varía de manera estable alrededor de una media fija. La estacionariedad es un factor fundamental para una serie temporal, ello debido a que permite la generalización para distintos períodos y la realización de pronósticos e inferencias confiables, así como para obtener estimaciones consistentes de las propiedades de un proceso a partir de una única realización finita.

Los procesos estacionarios pueden clasificarse de tres maneras: determinísticos, de predicción perfecta, no cuentan con perturbaciones, siendo estos difíciles de observar como series temporales; semi-determinísticos, entre los cuales permiten predicciones, pero no son exactas, donde se encuentran los modelos autorregresivos (AR), de medias móviles (MA) y mixtos (ARMA); y los procesos aleatorios puros, los cuales son imposibles de predecir, entre los cuales se encuentra, por ejemplo, el ruido blanco. Hyndman y Athanasopoulos (2018) brindan otros ejemplos, mencionando que series temporales con tendencia o estacionalidad, no son estacionarias, ya que estos componentes afectarán los valores de la serie en distintos momentos, o bien, series con comportamientos cíclicos, pero sin tendencia ni estacionalidad, que son consideradas estacionarias, debido a que los ciclos no tienen una duración fija, por lo que no es posible saber dónde se ubicarán los picos y valles de los ciclos. Asimismo, los autores enfatizan en que una serie temporal estacionaria no presentará patrones predecibles a largo plazo.

En la práctica, la mayoría de las series temporales son no estacionarias, tal como se explica en Chatfield y Xing (2019). Los autores describen que, para ajustar un modelo estacionario, es necesario eliminar las fuentes de variación no estacionarias. En el caso de que la serie no sea estacionaria en la media, es posible diferenciarla, esto es, sencillamente, restarle a la variable de interés, su valor desplazado un período hacia atrás. En pocas palabras, se obtiene la variación periódica de la variable al diferenciarla. A partir de esto, podría resolverse la variabilidad de los momentos de la serie, ya que se lograría estabilizar la media de una serie temporal al eliminar cambios en su nivel, reduciendo las tendencias y la estacionalidad. También permitiría la aplicación de modelos estacionarios, ARMA o ARIMA, por ejemplo. A su vez, se evitarían regresiones espurias causadas por la regresión entre dos series no estacionarias, así como mejorar la predicción y el comportamiento del modelo. Por último, facilitaría la identificación del modelo a partir de su función de autocorrelación.

En función de lo expuesto, y analizando las variables de interés, es posible mencionar que, la Circulación Monetaria presenta, a la vista, una tendencia creciente y sostenida a lo largo del tiempo, lo que indicaría que esta serie es no estacionaria. Así como también sucede con el Estimador Mensual de Actividad Económica, se visualiza una marcada estacionalidad, con caídas repetitivas al inicio de cada año y una recuperación los meses subsiguientes. En los casos de la Tasa de Plazo Fijo a 30-44 días y el Índice de Precios al Consumidor, muestran fluctuaciones más abruptas, con valores que oscilan según la política monetaria del período por un lado, y la variación generalizada de los precios por otro. Además, se observan momentos con cierta estabilidad y otros con cambios bruscos. Visualmente, podría haber tramos estacionarios, aunque el comportamiento general sugiere realizar una verificación formal. En conclusión de lo expuesto, es posible inferir, preliminarmente, que al menos dos de las cuatro series requerirán ser diferenciadas, debido a ser no estacionarias, para poder aplicarles distintos modelos.

Funciones de autocovarianza, autocorrelación y autocorrelación parcial

Brockwell y Davis (2016) determinan que, dada la definición de un proceso débilmente estacionario, $\gamma_X(t+h, t)$ es independiente de t para cada h , y, en vista de ello, refieren que al hablar de función de covarianza en una serie temporal, esta será representada por la Función de Autocovarianza (FAS), la cual estará definida por $\gamma_X(h) := \gamma_X(h, 0) = \gamma_X(t+h, t)$. En esencia, esta es una medida de la dependencia lineal entre las observaciones de una serie temporal en diferentes puntos en el tiempo.

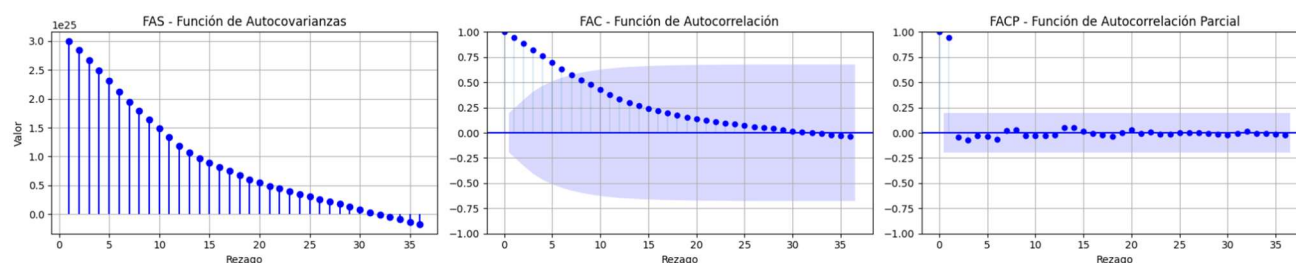
Por su parte, Nielsen (2020) explica que la Función de Autocorrelación (FAC) mide la correlación de una serie temporal con sus propios valores pasados en diferentes rezagos, es decir, la medición se realiza en función de los valores de la propia serie en distintos momentos temporales. Asimismo, como describen Gujarati y Porter (2010), como solo se cuenta con una muestra, es posible calcular la función de autocorrelación muestral, la cual define como $\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0}$, donde $\hat{\gamma}_k = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{n}$ y $\hat{\gamma}_0 = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y})^2}{n}$, es decir, el cociente entre la covarianza en el rezago k y la varianza muestral. Gráficamente, esta función permite inferir la potencial estacionariedad de una serie temporal. Para una serie temporal estacionaria, el correlograma tiende a desvanecerse rápidamente – aproximadamente cero – a medida que aumenta el rezago. Si el correlograma de una serie se parece al de un proceso de ruido blanco, donde las autocorrelaciones en los rezagos 1 y superiores son cero, la serie es probablemente estacionaria. Para series no estacionarias, la FAC disminuye muy lentamente hacia cero a medida que el rezago se prolonga, o es persistentemente alta, y se dice que la serie tiene memoria ‘infinita’.

Además, como desarrolla Brownlee (2019), la Función de Autocorrelación Parcial (FACP) mide la correlación entre una observación de la serie temporal y una observación rezagada específica, eliminando la influencia o el efecto de las observaciones entre ellas. Esta es una herramienta importante para la identificación del orden de los modelos.

En las Figuras 5 a 8 es posible visualizar las tres funciones previamente mencionadas para cada una de las cuatro series en análisis. Para ello, se seleccionaron 36 rezagos para cada serie, lo que equivale a tres años de observaciones mensuales. Esta elección se basa en prácticas consolidadas en estudios econométricos aplicados a series macroeconómicas, donde se busca capturar tanto patrones de dependencia de corto plazo como ciclos económicos de mediano plazo, incluyendo estacionalidades anuales (rezago 12), bienales (rezago 24) y trianuales (rezago 36). Por ejemplo, Hamilton (1994) sugiere incluir múltiples rezagos mensuales cuando se sospecha de estructuras cíclicas o estacionales en series macroeconómicas. De manera similar, estudios como Stock y Watson (2001) emplean ventanas de limitados rezagos para capturar dinámicas económicas persistentes. En consecuencia, el uso de 36 rezagos permite un análisis detallado sin introducir un exceso de ruido gráfico o pérdida de interpretabilidad, equilibrando profundidad temporal con claridad visual. Asimismo, la elección brinda la posibilidad de una observación prolija de las figuras, sin tener un exceso de sobrecarga de datos en cada una de ellas.

Figura 5

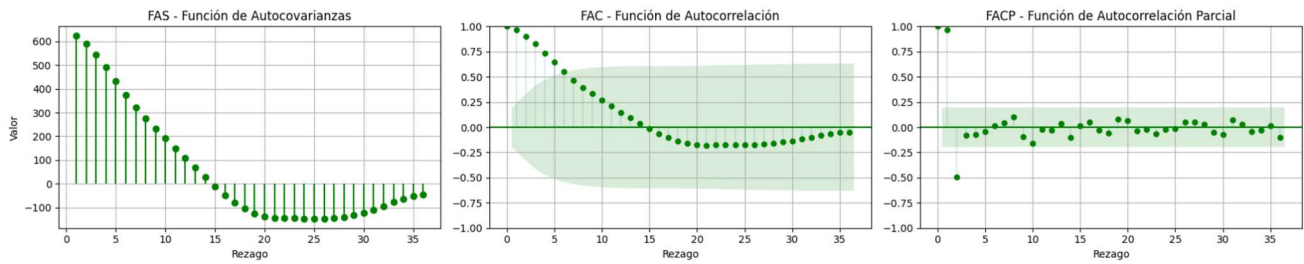
Circulación Monetaria | Funciones de Autocovarianzas, Autocorrelación y Autocorrelación Parcial



En las vistas de los Billetes y Monedas en poder del público y los bancos puede observarse una caída suave y sostenida desde valores muy altos, sin cortarse claramente en ningún rezago, lo que advierte la presencia de ‘memoria infinita’. Esto indica un fuerte componente de tendencia y una alta persistencia temporal, lo que convierte a la serie, gráficamente, en no estacionaria. Sobre la Función de Autocorrelación Parcial, muestra significancia solo en el primer rezago y valores cercanos a cero luego, lo que podría sugerir un modelo AR(1), aunque la tendencia dominante indica que se requiere diferenciación. De esta forma la gráfica de la serie de la Circulación Monetaria impresiona ser no estacionaria con presencia de tendencia.

Figura 6

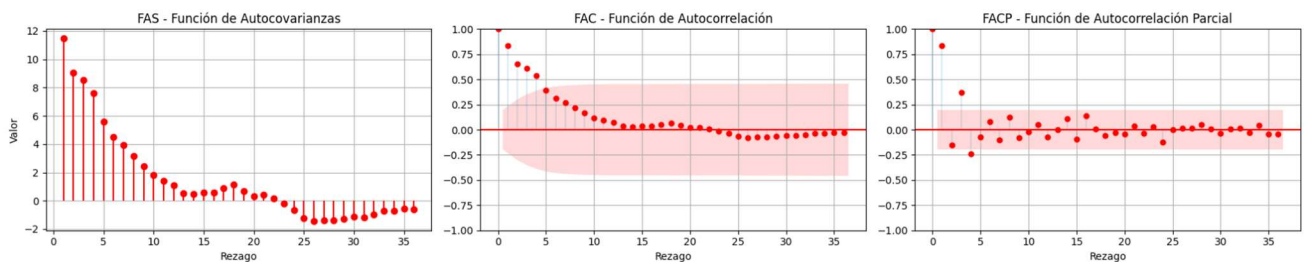
Tasa de Plazo Fijo a 30-44 días | Funciones de Autocovarianzas, Autocorrelación y Autocorrelación Parcial



En el caso de la tasa de interés para las colocaciones a plazo de las personas y empresas en las entidades financieras, el comienzo de la trayectoria es similar al caso anterior, sin embargo no tienen un comportamiento idéntico, aunque con una menor persistencia. La FACP tiene picos significativos en los primeros rezagos, lo que podría indicar un componente autorregresivo más complejo, AR(1) o AR(2). La serie muestra cierta dependencia temporal, pero no evidencia una tendencia marcada. Podría tratarse de una serie estacionaria pero deberá comprobarse estadísticamente al verificar la presencia, o no, de raíces unitarias.

Figura 7

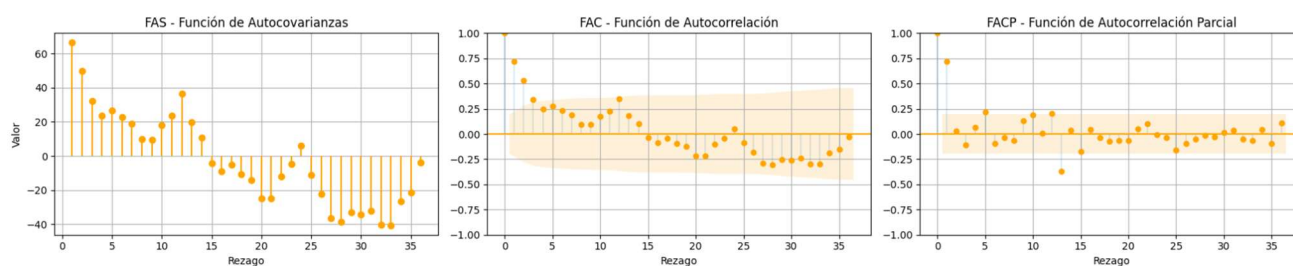
Índice de Precios al Consumidor | Funciones de Autocovarianzas, Autocorrelación y Autocorrelación Parcial



Al observar la dinámica del IPC, parece tener un comportamiento similar a los casos previos, donde se muestra un patrón de decaimiento gradual desde valores altos en los primeros rezagos, aunque la caída inicial no es abrupta y sugiere una persistencia en las autocovarianzas. Los valores significativos de la FAC, en los primeros rezagos, señalan la presencia de tendencia o un componente de raíz unitaria en la serie. La FACP muestra un patrón interesante. El primer rezago es altamente significativo, superando claramente la banda de confianza. Luego, esta cae rápidamente dentro de las bandas de confianza y se mantiene mayormente no significativa para la mayoría de los rezagos subsiguientes, con algunas excepciones aisladas que podrían ser ruido. Si la serie fuera estacionaria, un corte abrupto de la FACP después del primer rezago sugeriría un modelo AR(1). Sin embargo, es probable que la serie tenga una tendencia que impide concebirla de forma estacionaria.

Figura 8

Estimador Mensual de Actividad Económica | Funciones de Autocovarianzas, Autocorrelación y Autocorrelación Parcial



En el último caso, para el EMAE se desprende un decaimiento más errático en comparación con las series anteriores. La caída a valores negativos y la subsiguiente oscilación es un indicio de que la serie podría tener componentes cíclicos muy pronunciados. La FAC exhibe un decaimiento lento y gradual en los primeros rezagos, manteniendo valores significativos, lo que podría indicar no estacionariedad y la probable presencia de un componente de raíz unitaria. Por su parte, después del primer rezago, la FACP cae abruptamente dentro de las bandas de confianza y permanece mayormente no significativa para la mayoría de los rezagos subsiguientes. Hay algunos picos aislados que cruzan o rozan las bandas de confianza y algunos otros más adelante, que podrían ser ruido o indicar alguna otra dinámica menor. Lo más notable es que, similar a la serie del IPC, la FACP se "corta" después del primer rezago. Al fin y al cabo, el componente cíclico mencionado en esta serie podría indicar una potencial estacionariedad, tal como desarrollaron Hyndman y Athanasopoulos (2018), pero, por otra parte, y como fuera mencionado previamente, la presencia de cierto patrón estacional a la vista genera incertidumbre acerca de la existencia de raíces unitarias. Por lo tanto, es muy apropiado, principalmente en este caso, la aplicación de pruebas de raíces unitarias para determinar estadísticamente si la serie es estacionaria o no lo es.

Pruebas de raíces unitarias

Las pruebas de raíces unitarias son *tests* estadísticos para determinar, formalmente, si una serie temporal es o no estacionaria. La presencia de raíces unitarias implica que las perturbaciones tienen un efecto permanente sobre la media de la serie, lo que la hace no estacionaria, por lo tanto, permite dar la pauta de que la serie debe diferenciarse d veces para convertirse en estacionaria.

El *test* de Dickey-Fuller (DF) es la prueba más común para la búsqueda de raíces unitarias en series temporales. En esta, la hipótesis nula determina la inexistencia de información estadística suficiente para asumir que no hay alguna raíz unitaria, $H_0: \delta = 0$, por lo tanto la serie es no estacionaria, y la hipótesis alternativa define que posiblemente la serie sea estacionaria alrededor de una tendencia determinística, $H_1: \delta < 0$.

A continuación, el *test* de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) se describe, en Gujarati y Porter (2010) como una variante del previo, dejando caer un supuesto implícito en ese, el cual determina que el término de error, u_t , no está correlacionado. El aumento al anterior se da cuando este término se encuentra correlacionado e implica adicionar valores rezagados de la variable dependiente ΔY_t , junto con un término de ruido blanco puro, ε_t , y donde, por ejemplo, $\Delta Y_{t-1} = Y_{t-1} - Y_{t-2}$. Finalmente, los autores mencionan que deben agregarse tantos rezagos como sea necesario para que el término de error no esté serialmente relacionado y sea posible obtener una estimación insesgada de δ , el coeficiente de Y_{t-1} rezagado. Y, tal como la prueba anterior, la hipótesis nula determina la no estacionariedad, y la alternativa que habría evidencia significativa para rechazar la no estacionariedad.

Asimismo, es posible la incorporación de una tercera prueba complementaria, la cual tiene hipótesis opuestas a los casos anteriores. El *test* de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS) define, en su hipótesis nula, que la serie es estacionaria, y en la hipótesis alternativa que la serie tiene raíz unitaria. Por lo expuesto, y como menciona Levendis (2018), las pruebas anteriores tienen una baja potencia, lo que implica el no rechazo de la hipótesis nula con suficiente frecuencia, este *test* ‘inverso’, permite una doble verificación de la serie.

El uso conjunto de estos tres *tests* permite una caracterización más robusta del comportamiento estocástico de las series, especialmente en contextos económicos donde suelen coexistir tendencias, *shocks* persistentes y componentes estacionales. Finalmente, en la “Tabla 1” se presentan las distintas pruebas realizadas a las series seleccionadas.

Tabla 1
Pruebas de raíces unitarias

Variable	Significancia	DF estadístico	DF crítico	DF conclusión	ADF estadístico	ADF p-valor	ADF crítico	ADF conclusión	KPSS estadístico	KPSS p-valor	KPSS crítico	KPSS conclusión
0 Circulación Monetaria	1%	8.3817	-3.4300	No Estacionaria	2.7310	0.9991	-3.5079	No Estacionaria	1.1952	0.0100	0.7390	No Estacionaria
1 Circulación Monetaria	5%	8.3817	-2.8600	No Estacionaria	2.7310	0.9991	-2.8954	No Estacionaria	1.1952	0.0100	0.4630	No Estacionaria
2 Circulación Monetaria	10%	8.3817	-2.5700	No Estacionaria	2.7310	0.9991	-2.5848	No Estacionaria	1.1952	0.0100	0.3470	No Estacionaria
3 Tasa de Plazo Fijo	1%	-1.3247	-3.4300	No Estacionaria	-2.3915	0.1442	-3.4982	No Estacionaria	0.6137	0.0214	0.7390	No Estacionaria
4 Tasa de Plazo Fijo	5%	-1.3247	-2.8600	No Estacionaria	-2.3915	0.1442	-2.8912	No Estacionaria	0.6137	0.0214	0.4630	No Estacionaria
5 Tasa de Plazo Fijo	10%	-1.3247	-2.5700	No Estacionaria	-2.3915	0.1442	-2.5826	No Estacionaria	0.6137	0.0214	0.3470	No Estacionaria
6 IPC Nacional	1%	-2.9072	-3.4300	Estacionaria	-2.5708	0.0992	-3.4996	No Estacionaria	0.6097	0.0218	0.7390	No Estacionaria
7 IPC Nacional	5%	-2.9072	-2.8600	Estacionaria	-2.5708	0.0992	-2.8918	No Estacionaria	0.6097	0.0218	0.4630	No Estacionaria
8 IPC Nacional	10%	-2.9072	-2.5700	Estacionaria	-2.5708	0.0992	-2.5829	No Estacionaria	0.6097	0.0218	0.3470	No Estacionaria
9 EMAE	1%	-3.7898	-3.4300	Estacionaria	-1.8420	0.3598	-3.5079	No Estacionaria	0.2306	0.1000	0.7390	Estacionaria
10 EMAE	5%	-3.7898	-2.8600	Estacionaria	-1.8420	0.3598	-2.8954	No Estacionaria	0.2306	0.1000	0.4630	Estacionaria
11 EMAE	10%	-3.7898	-2.5700	Estacionaria	-1.8420	0.3598	-2.5848	No Estacionaria	0.2306	0.1000	0.3470	Estacionaria

De acuerdo con los distintos niveles de significatividad, las tres pruebas coinciden en señalar que la serie de Circulación Monetaria es claramente no estacionaria, lo cual se corresponde con el análisis gráfico, la tendencia creciente y la fuerte autocorrelación, por lo que requiere diferenciación para su modelado. Para la Tasa de Plazo Fijo, también los *tests* son coherentes en rechazar la estacionariedad. Si bien visualmente la serie puede mostrar tramos estables, estadísticamente presenta comportamiento no estacionario. Por lo tanto, también requerirá diferenciación. En el caso del IPC, aparece la primera divergencia entre las pruebas, donde DF permite una posible

estacionariedad y ADF y KPSS determinan que, para los tres niveles de significatividad, la serie es no estacionaria, por lo que es posible mencionar que también, como para las series anteriores, será necesario diferenciar para continuar. Por último, el EMAE parecería ser estacionaria para las pruebas de Dickey-Fuller y Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin, pero no es el caso en la Aumentada de los primeros. En conclusión, como las pruebas no son todas consistentes entre ellas, no es posible afirmar acerca de la potencial estacionariedad de esta serie. Para finalizar, se desprende de las pruebas estadísticas la necesidad de diferenciar las cuatro series participantes para volverlas estacionarias.

Pruebas de raíces unitarias estacionales

Dada la naturaleza característica de la Circulación Monetaria como uno de los componentes de la demanda de dinero, se presentan dos momentos en cada año donde esta variable tiene un movimiento típico, motivado por el pago del sueldo anual complementario. Dada dicha circunstancia, se considera apropiado probar la presencia de raíces unitarias estacionales. Levendis (2018) detalla que la prueba de raíces unitarias estacionales sigue los mismos lineamientos que la de raíces unitarias no estacionales. Por lo tanto, si las raíces del polinomio característico se encuentran en el círculo unitario, entonces se está en presencia de raíces unitarias estacionales. Para realizar una prueba de raíces unitarias estacionales es necesario aplicar un *test* modificado al de Dickey-Fuller, el cual fue desarrollado por Hylleberg, Engle, Granger y Yoo (1990) y se denomina prueba de HEGY en función de sus autores. Enders (1948) amplía en que se considera una serie temporal y_t generada por un proceso autorregresivo $A(L)y_t = \varepsilon_t$, donde $A(L)$ se formula como un polinomio de orden superior que puede capturar la dinámica estacional. Considerando que la posibilidad de que la serie de Billetes y Monedas potencialmente cuenta con estacionalidad semestral, se probó el *test* HEGY. Es importante destacar que, para esta prueba es necesario la construcción de variables para la regresión, por lo que la ecuación a probar viene determinada por $y_t - y_{t-s} = \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 (-1)^t y_{t-1} + \alpha_3 Z_1 + \alpha_4 W_1 + \alpha_5 Z_2 + \alpha_6 W_2 + \varepsilon_t$, donde se representa $\Delta^s y_t = y_t - y_{t-s}$.

Para la prueba HEGY a la variable de Circulación Monetaria se ajustó una regresión OLS, obteniéndose $\Delta^6 y_t = -2,171 \times 10^{11} + 9,467 \times 10^8 y_{t-1} - 0,0064 (-1)^t y_{t-1} - 2,365 \times 10^8 Z_{1,t} - 2,368 \times 10^8 W_{1,t} + 2,359 \times 10^8 Z_{2,t} - 2,375 \times 10^8 W_{2,t} + \varepsilon_t$, donde $\Delta^6 y_t = y_t - y_{t-6}$, la diferencia estacional con $s = 6$, y_{t-1} como rezago simple, $(-1)^t y_{t-1}$ como la parte alternativa para la raíz -1, y Z_j y W_j como combinaciones lineales con $\cos(2\pi j/s)$ que capturan raíces complejas. Respecto de los coeficientes obtenidos en la regresión, es posible confirmar la presencia de raíz unitaria en el primer lag, por lo que la serie tiene no estacionariedad estacional a nivel semestral y, aunque también se observa raíz unitaria en la alternancia, el coeficiente no es significativo, por lo que no hay alternancia entre los períodos (i. e. no hay un comportamiento de 'zig-zag'). Asimismo, hay evidencia

de estacionalidad no estacionaria con raíces complejas, dada la significatividad del resto de coeficientes de la regresión. A su vez, el modelo tiene un ajuste importante a los datos, con un coeficiente de determinación que alcanza a más del 93%. Por su parte, hay presencia de autocorrelación positiva y multicolinealidad. En conclusión, la serie de Circulación Monetaria tiene una evidencia importante de raíces unitarias estacionales, por lo que se considera apropiado considerar transformaciones que consideren diferenciación estacional para poder convertir la serie en estacionaria.

Selección del modelo y estimación de sus coeficientes para la Circulación Monetaria

Tal como se desarrolla en Chatfield y Xing (2019), los autores Box y Jenkins proporcionaron una estrategia general para la predicción de series temporales, que enfatiza la importancia de identificar un modelo apropiado de forma iterativa. Además, estos demostraron cómo el uso de la diferenciación puede extender los modelos ARMA a los modelos ARIMA, abordando series no estacionarias y diferenciándolas, y cómo incorporar términos estacionales en los modelos ARIMA estacionales (SARIMA). A este proceso se lo suele denominar Metodología de Box-Jenkins. El objetivo de esta metodología, de acuerdo con lo expresado en Gujarati y Porter (2010), es identificar y estimar un modelo estadístico que se interprete como generador de los datos muestrales. El proceso iterativo se basa en determinar los órdenes apropiados así como los órdenes estacionales, diferenciar para lograr estacionariedad, estimar eficientemente los coeficientes del modelo, verificar los residuos de este y utilizarlo para pronosticar.

Como se expresó anteriormente, la variable Circulación Monetaria es una serie no estacionaria, por lo tanto, es necesario realizar alguna transformación para poder convertirla en ello y realizar estimaciones y pronósticos a partir de modelos autorregresivos, de medias móviles o integrados. Para ello, se propusieron distintas transformaciones con el objetivo de encontrar aquella que permita ser utilizada. En las Figuras 9 a 13 se presentan las distintas propuestas, donde se diferencia la variable con y sin estacionalidad, y se aplica logaritmo natural a esta y luego se diferencia con y sin estacionalidad. En este último caso, se utilizan dos períodos de estacionalidad, un anual, representado en 12 meses, y semestral, 6 meses.

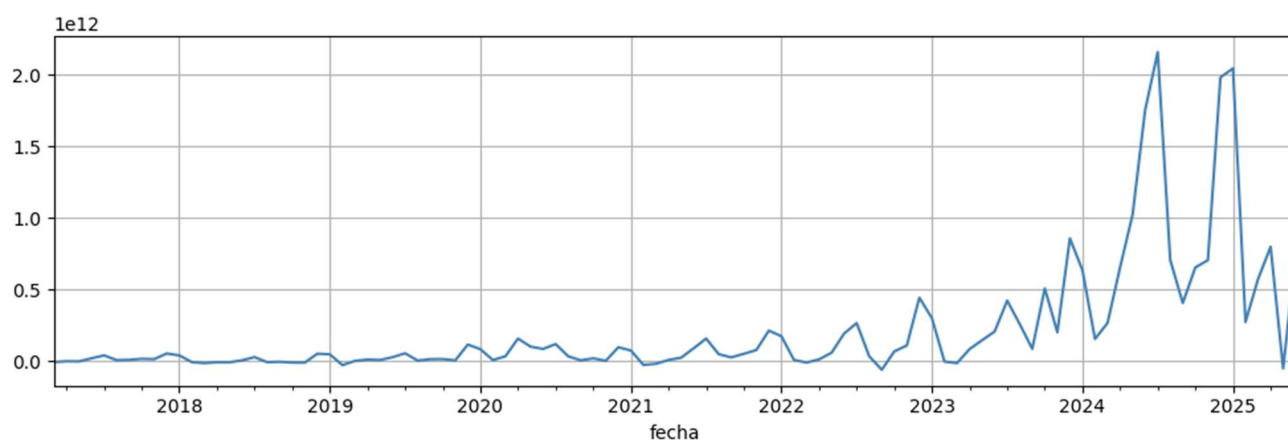
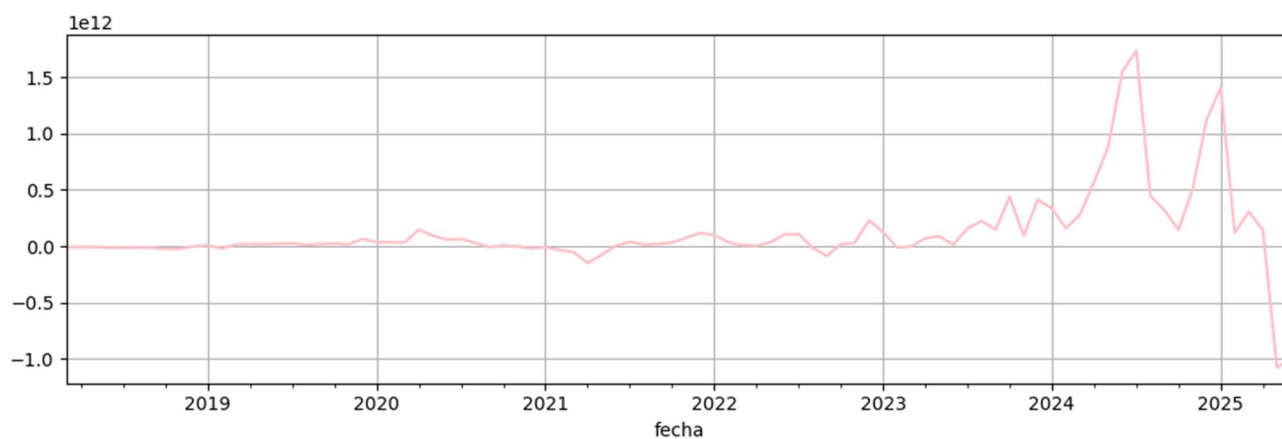
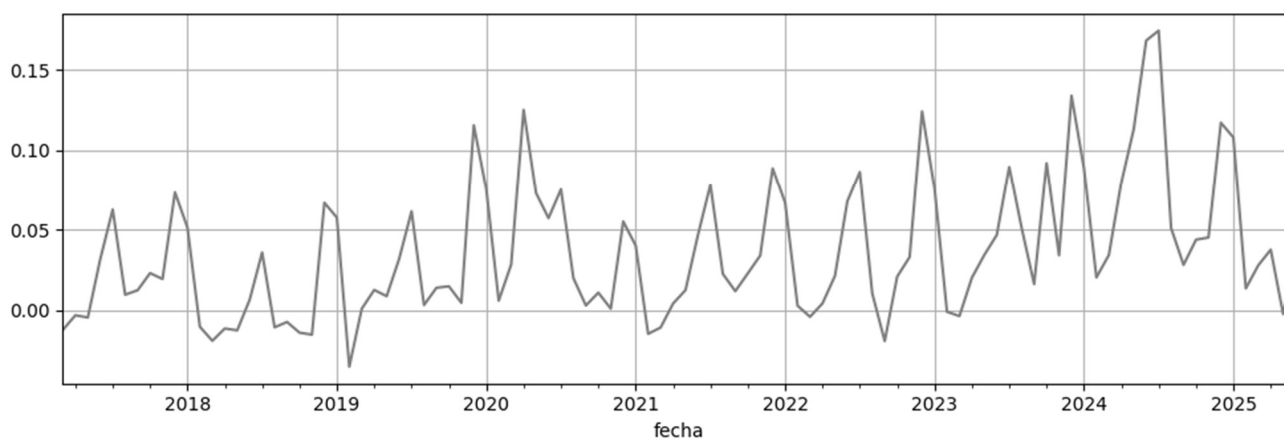
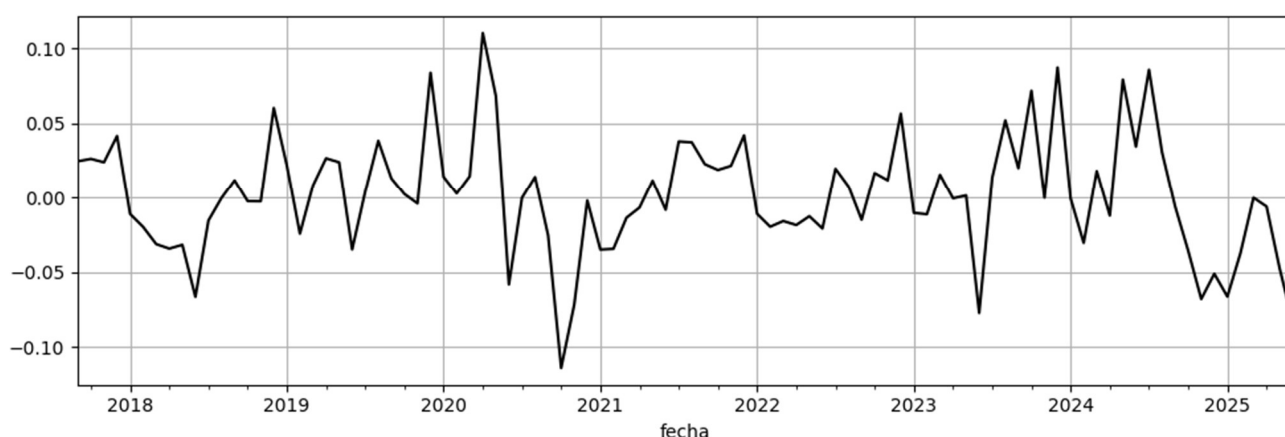
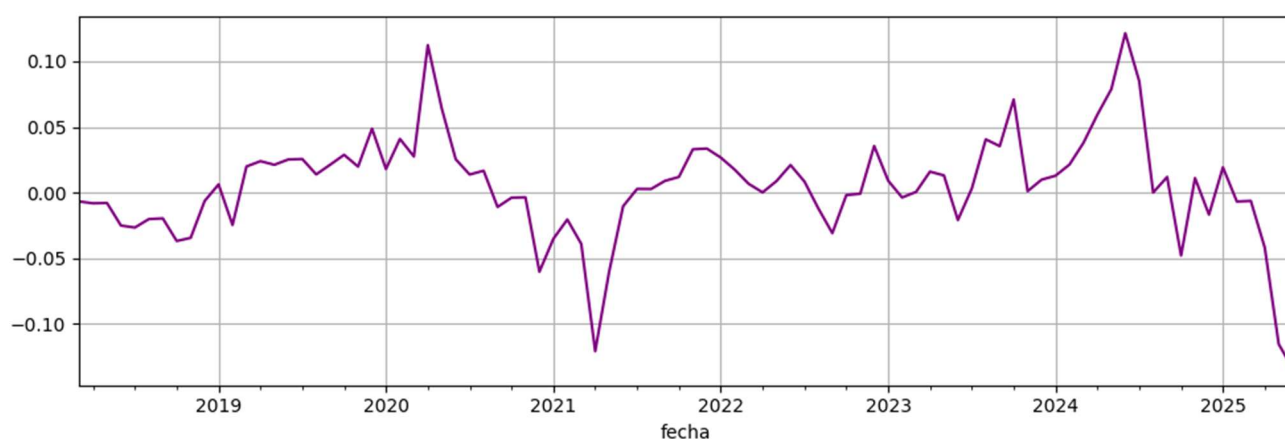
Figura 9*Circulación Monetaria con diferenciación ($d = 1$)***Figura 10***Circulación Monetaria con diferenciación estacional ($1, 1, 12$)***Figura 11***Circulación Monetaria transformada con logaritmo y diferenciación regular*

Figura 12

Circulación Monetaria transformada con logaritmo y diferenciación estacional (1, 1, 6)

**Figura 13**

Circulación Monetaria transformada con logaritmo y diferenciación estacional (1, 1, 12)



Asimismo, en la Tabla 2 se verifica la estacionariedad de cada una de las transformaciones propuestas con los mismos *test* utilizados anteriormente.

Tabla 2
Tests de raíces unitarias para series transformadas

	Transformación	Significancia	DF estadístico	DF crítico	DF conclusión	ADF estadístico	ADF p-valor	ADF crítico	ADF conclusión	KPSS estadístico	KPSS p-valor	KPSS crítico	KPSS conclusión
0	Diferenciación Regular (d=1)	1%	-4.1064	-3.4300	Estacionaria	-5.6720	0.0000	-3.5079	Estacionaria	1.0296	0.0100	0.7390	No Estacionaria
1	Diferenciación Regular (d=1)	5%	-4.1064	-2.8600	Estacionaria	-5.6720	0.0000	-2.8954	Estacionaria	1.0296	0.0100	0.4630	No Estacionaria
2	Diferenciación Regular (d=1)	10%	-4.1064	-2.5700	Estacionaria	-5.6720	0.0000	-2.5848	Estacionaria	1.0296	0.0100	0.3470	No Estacionaria
3	Diferenciación Estacional (1, 1, 12)	1%	-3.1004	-3.4300	Estacionaria	-4.8749	0.0000	-3.5183	Estacionaria	0.4941	0.0430	0.7390	No Estacionaria
4	Diferenciación Estacional (1, 1, 12)	5%	-3.1004	-2.8600	Estacionaria	-4.8749	0.0000	-2.8999	Estacionaria	0.4941	0.0430	0.4630	No Estacionaria
5	Diferenciación Estacional (1, 1, 12)	10%	-3.1004	-2.5700	Estacionaria	-4.8749	0.0000	-2.5872	Estacionaria	0.4941	0.0430	0.3470	No Estacionaria
6	Log + Diferenciación Regular	1%	-6.0191	-3.4300	Estacionaria	-2.5167	0.1115	-3.5079	No Estacionaria	0.9319	0.0100	0.7390	No Estacionaria
7	Log + Diferenciación Regular	5%	-6.0191	-2.8600	Estacionaria	-2.5167	0.1115	-2.8954	No Estacionaria	0.9319	0.0100	0.4630	No Estacionaria
8	Log + Diferenciación Regular	10%	-6.0191	-2.5700	Estacionaria	-2.5167	0.1115	-2.5848	No Estacionaria	0.9319	0.0100	0.3470	No Estacionaria
9	Log + Diferenciación Estacional (1, 1, 6)	1%	-6.0357	-3.4300	Estacionaria	-3.5667	0.0064	-3.5127	Estacionaria	0.0778	0.1000	0.7390	Estacionaria
10	Log + Diferenciación Estacional (1, 1, 6)	5%	-6.0357	-2.8600	Estacionaria	-3.5667	0.0064	-2.8975	Estacionaria	0.0778	0.1000	0.4630	Estacionaria
11	Log + Diferenciación Estacional (1, 1, 6)	10%	-6.0357	-2.5700	Estacionaria	-3.5667	0.0064	-2.5859	Estacionaria	0.0778	0.1000	0.3470	Estacionaria
12	Log + Diferenciación Estacional (1, 1, 12)	1%	-2.9585	-3.4300	Estacionaria	-2.8721	0.0487	-3.5207	Estacionaria	0.0805	0.1000	0.7390	Estacionaria
13	Log + Diferenciación Estacional (1, 1, 12)	5%	-2.9585	-2.8600	Estacionaria	-2.8721	0.0487	-2.9009	Estacionaria	0.0805	0.1000	0.4630	Estacionaria
14	Log + Diferenciación Estacional (1, 1, 12)	10%	-2.9585	-2.5700	Estacionaria	-2.8721	0.0487	-2.5878	Estacionaria	0.0805	0.1000	0.3470	Estacionaria

En función de lo expuesto, es posible utilizar la variable Circulación Monetaria transformada mediante la aplicación de logaritmo natural a sus valores y con diferenciación regular y estacional de 6 y 12 meses. Ello, debido a la estacionariedad que se presenta en los movimientos de esta variable

en función de los pagos de sueldo anual complementario en junio y diciembre de cada año. Se utilizaron ambas series transformadas para estimar con modelos SARIMA. Para ambos se realizó la partición en datos de entrenamiento y de prueba, utilizando, en este último caso, los últimos 12 meses.

El primer modelo utilizado es un $SARIMA(0,1,1)(1,1,1,6)$, es decir, para la serie con transformación logarítmica y diferenciaciones regular y estacional semestral. La ecuación obtenida del modelo se expresa con $w_t = (1 + \theta_1 B) \times (1 + \theta_1 B^6) \varepsilon_t + \Phi_1 B^6 w_t$, donde $1 + \theta_1 B = \theta(B)$ representa el MA(1) no estacional, $1 - \Phi_1 B^6 = \phi_s(B^6)$ el AR(1) estacional, y $1 + \theta_1 B^6 = \theta_s(B^6)$ el MA(1) estacional. La ecuación se explicita de la siguiente manera: $w_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-6} + \theta_1 \theta_1 \varepsilon_{t-7} + \Phi_1 w_{t-6}$. En consecuencia, el modelo obtenido se representa como sigue: $w_t = \varepsilon_t + 0,4909 \varepsilon_{t-1} - 0,4114 \varepsilon_{t-6} + 0,4909 \times (-0,4114) \times \varepsilon_{t-7} - 0,4520 w_{t-6}$. Entonces, la ecuación del modelo queda representada por $w_t = \varepsilon_t + 0,4909 \varepsilon_{t-1} - 0,4114 \varepsilon_{t-6} - 0,2020 \varepsilon_{t-7} - 0,4520 w_{t-6}$. Sobre este, es posible mencionar que todos los coeficientes son estadísticamente significativos.

Sobre el diagnóstico de los residuos, el *test* de Ljung-Box, el cual, se utiliza para evidenciar la presencia o ausencia de autocorrelación serial entre los residuos del modelo, hasta un cierto rezago. Se verifica si estos se comportan como un proceso de ruido blanco. Si esto último se cumple, no queda ninguna estructura de dependencia no modelada en la serie. En el resultado de este modelo, se representa que hay ausencia de autocorrelación de los residuos, por lo que el modelo captura bien la dependencia temporal y no quedan patrones de autocorrelación sin explicar. En segunda instancia, la prueba de Jarque-Bera determina que se rechaza la normalidad de los residuos, posiblemente por la asimetría o por colas pesadas. Por su parte, no se rechaza la homocedasticidad, por lo que la varianza permanece constante, como señal positiva. Por último, el Criterio de Información de Akaike (AIC) resulta en un valor de -312,579, el Bayesiano (BIC), alcanza los -303,363, y el de Hannan-Quinn los -308,903.

En segunda instancia, la alternativa se modeló con un $SARIMA(0,1,1)(0,1,1,12)$, ajustado a la serie con transformación logarítmica y diferenciaciones regular y estacional anual. La ecuación obtenida del modelo se expresa con $w_t = (1 - B) \times (1 - B^{12}) y_t$, donde la ecuación explícita es: $w_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-12}$. Reemplazando por los resultados de la regresión, $w_t = \varepsilon_t + 0,5437 \varepsilon_{t-1} - 0,5557 \varepsilon_{t-12}$. En este caso, y al igual que en el anterior, todos los coeficientes son estadísticamente significativos. Tal como sucede en el primer caso, se rechaza la normalidad de los residuos, la varianza es homocedástica y la autocorrelación serial está ausente. Sobre los criterios de selección, AIC alcanza los -258,505, BIC los -252,123 y HQIC los -255,999.

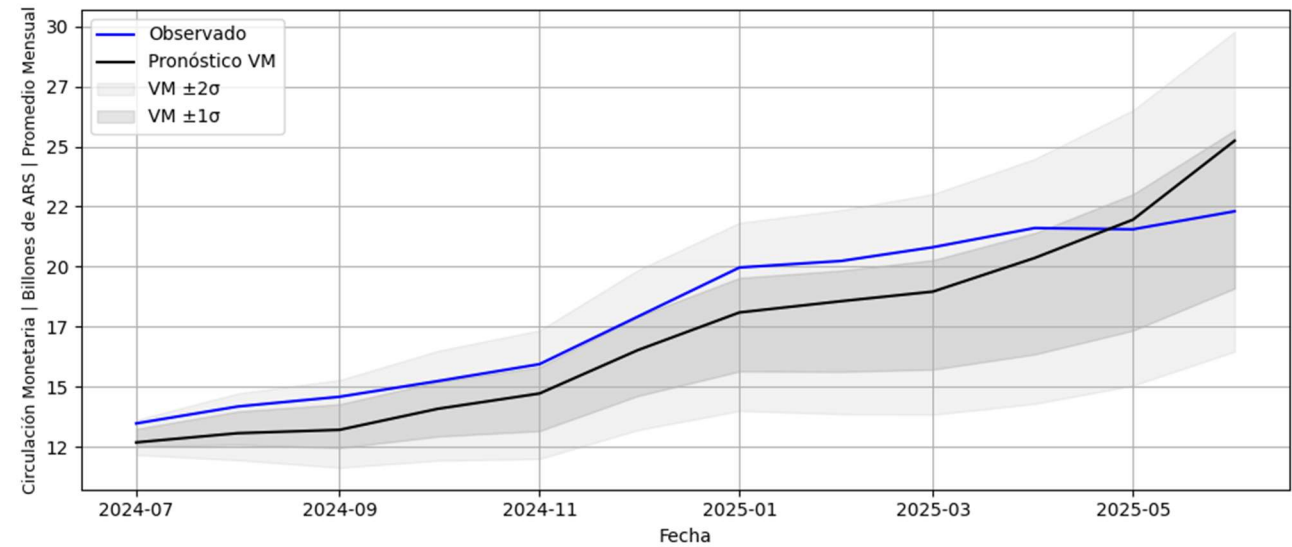
En función de los resultados anteriores, es posible seleccionar como mejor modelo el $SARIMA(0,1,1)(1,1,1,6)$, el cual pertenece a la serie temporal de Circulación Monetaria transformada en logarítmica y con diferenciación regular y estacional de 6 períodos. Ello se

fundamenta en que los tres criterios de selección son menores en ese caso, concluyendo en que la serie puede tener un patrón estacional más fuerte de forma semestral que anual.

Pronósticos con el modelo seleccionado

Realizada la selección del modelo, y aunque se viole el supuesto de Gauss-Markov de normalidad de los residuos, se presenta el pronóstico de este en la Figura 14. En este es posible observar un ajuste donde los datos observados se encuentran, durante gran parte del período probado, por encima del valor medio pronosticado. Es destacable que, partir de octubre de 2024 y hasta el final del período pronosticado es posible visualizar que el valor observado se encuentra dentro de las bandas del primer desvío respecto al valor medio pronosticado. Entre los meses de abril y mayo de 2025 se presencia una aproximación entre el pronóstico y el valor real observado, intercambiando posiciones entre ellos, y finalizando el período, el valor real, por debajo de la media pronosticada.

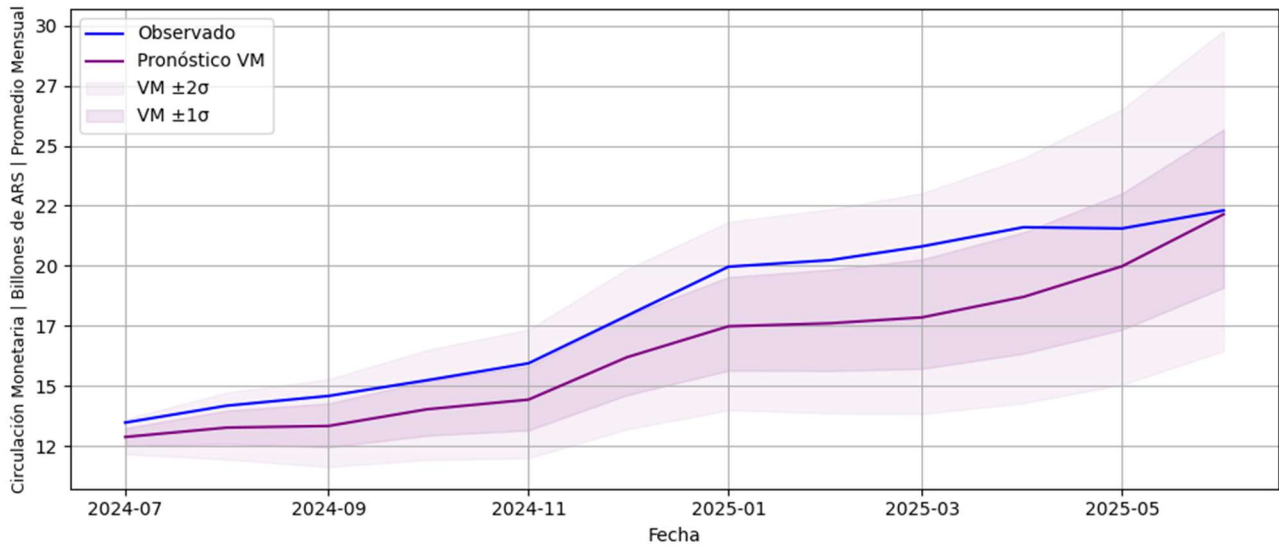
Figura 14
Pronóstico SARIMA (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6) con bandas $\pm 1\sigma$ y $\pm 2\sigma$



Por su parte, en la Figura 15 puede observarse el pronóstico realizado en comparación con los datos observados para el modelo descartado, el cual tenía una diferenciación estacional de 12 períodos.

Figura 15

Pronóstico SARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1, 12) con bandas $\pm 1\sigma$ y $\pm 2\sigma$



A la vez de lo expuesto en el acápite anterior, es posible comparar los pronósticos de los modelos estimados a través de alguna métrica de *performance*, entre las que se pueden detallar la raíz del error cuadrático medio (RMSE), la cual mide el promedio del cuadrado de los errores, el error absoluto medio (MAE), que mide el promedio de los errores, en absoluto, entre las predicciones y los valores reales, y el error porcentual absoluto medio (MAPE), que representa el porcentaje promedio de error entre los valores reales contra las predicciones. Para la obtención de estas es necesario regresar los valores desde sus logaritmos a la serie original. Los resultados de estas métricas se presentan en la Tabla 3, donde se observa que, nuevamente, es preferente la elección del modelo que se aplica sobre la serie transformada con diferenciación regular y diferenciación estacional de 6 períodos, donde es menor el resultado de las tres mediciones.

Tabla 3

Comparación de desempeño de modelos SARIMA

	Modelo	RMSE	MAE	MAPE (%)
0	SARIMA (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6)	\$ 1,543,616,752,305	\$ 1,418,923,817,818	7.79%
1	SARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1, 12)	\$ 1,875,118,184,716	\$ 1,658,585,862,741	8.96%

De lo previo se desprende que, eligiendo el modelo con estacionalidad de 6 meses en la serie, tiene un error promedio ponderado de \$1,54 billones y un error absoluto promedio de \$1,42 billones, aproximadamente. Este mismo modelo comete un promedio de error del 7,79% sobre el valor real del conjunto de pruebas. En el segundo modelo, los números aumentan a, aproximadamente, \$1,87 billones de error promedio ponderado y \$1,66 billones de error absoluto promedio, con un 8,96% de error contra los valores reales.

Modelo SARIMA-X

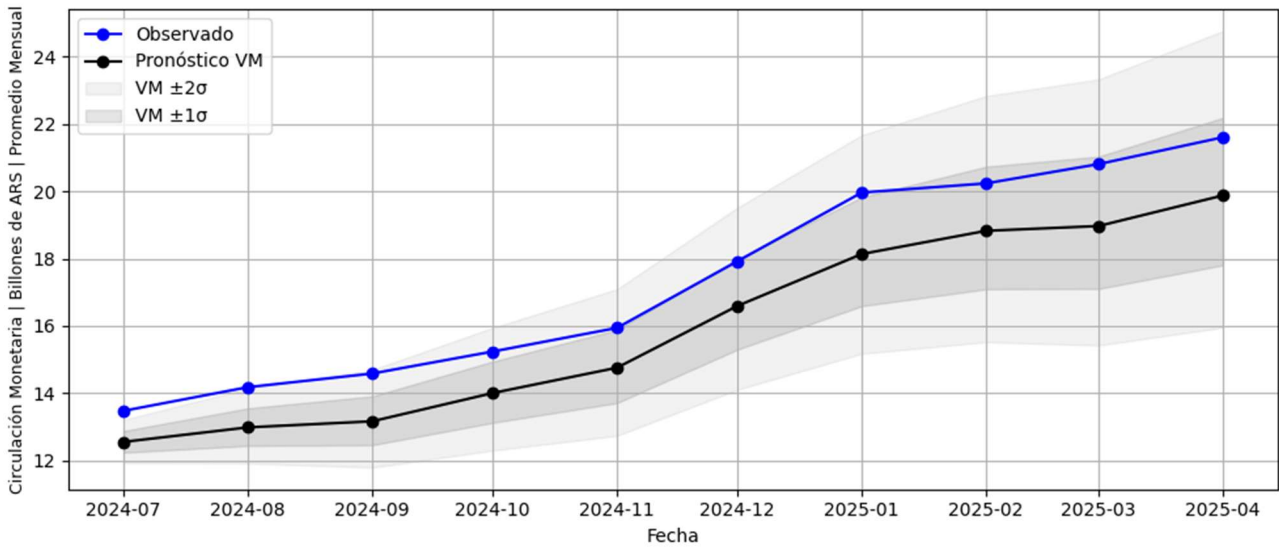
Un modelo SARIMA-X parte del modelo tradicional ARIMA, adicionando el componente estacional y, en este caso, va un paso más allá, agregando la posibilidad de utilizar variables exógenas como regresoras para la serie estimada. En el presente, se pronosticaron los valores medios de la Circulación Monetaria para los últimos 12 meses del conjunto de datos, utilizando como variables explicativas al IPC, el EMAE y la Tasa de Plazo Fijo. A todas estas variables, se les aplicó una transformación logarítmica.

El resultado del modelo se expresa con $\Delta\Delta_6 y_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \Phi \Delta\Delta_6 y_{t-6} + \Theta_1 \varepsilon_{t-6} + \beta_1 tasa_{pft} + \beta_2 ipc_t + \beta_3 emae_t + \varepsilon_t$, donde $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$, $\Delta_6 y_t = y_t - y_{t-6}$ y la diferenciación regular y estacional representada por $\Delta\Delta_6 y_t = (y_t - y_{t-1}) - (y_{t-6} - y_{t-7})$. Por lo tanto, la ecuación de la regresión del SARIMA-X(0,1,1)(1,1,1,6) resulta en $\Delta\Delta_6 y_t = 0,3501\varepsilon_{t-1} - 0,5022\Delta\Delta_6 y_{t-6} - 0,4174\varepsilon_{t-6} - 0,0862tasa_{pft} - 0,0047ipc_t - 0,0434emaet + \varepsilon_t$. De esto es importante mencionar que los coeficientes, tanto del IPC como del EMAE, resultaron no significativos, por lo que no existe evidencia estadística suficiente para afirmar que estas variables afecten a la variación de la Circulación Monetaria. Por su parte, sí se encuentra significativo el coeficiente que acompaña a la tasa de plazo fijo, por lo que puede mencionarse que un aumento de un punto porcentual de esta impactará, en promedio, en una reducción del 8,62% del promedio mensual de los billetes y monedas en poder del público y los bancos. Asimismo, hay efectos del error anterior del MA(1), AR estacional semestral y MA estacional, los cuales confirman la fuerte influencia del ciclo semestral sobre la variable en la actualidad. La varianza del error también se encuentra significativa.

Como ha ocurrido en los modelos anteriores, existe evidencia para mencionar la ausencia de autocorrelación entre los residuos, así como tampoco se observa heterocedasticidad, y, nuevamente, los residuos no se distribuyen normalmente, por lo que le caben iguales advertencias que lo expresado anteriormente. Finalmente, los criterios de selección se expresaron en -317,877, -301,748 y -311,443 para AIC, BIC y HQIC, respectivamente. Asimismo, en la Figura 16 se observa gráficamente el pronóstico realizado por este modelo y su comparación contra el recorrido real de la variable analizada. El pronóstico de este modelo alcanza los \$1,44 billones de error promedio ponderado, \$1,40 billones de error absoluto promedio y un promedio de error del 8,09%. De forma, es posible observar que el segundo desvío superior capta gran parte de los valores observados durante el pronóstico de 2024, y, para el año siguiente, son captados por el primer desvío superior.

Figura 16

Pronóstico SARIMAX (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6) con regresoras y con bandas $\pm 1\sigma$ y $\pm 2\sigma$



Adicionalmente se evaluó el poder explicativo exclusivamente de la tasa de interés de plazo fijo sobre la evolución de la Circulación Monetaria promedio en Argentina, aplicando modelos de series temporales $SARIMA - X$ con distinta estacionalidad: $SARIMA - X(0, 1, 1) (1, 1, 1, 6)$ y $SARIMA - X(0, 1, 1) (1, 1, 1, 12)$. Ambos modelos utilizaron como única variable exógena la tasa de interés en escala logarítmica, dado que en el análisis previo fue aquella que mostró una relación estadísticamente significativa con la variable endógena. Las demás variables consideradas (IPC y EMAE) no presentaron significancia y fueron descartadas en esta fase para evitar sobreajuste.

El modelo $SARIMA - X$ con estacionalidad de 6 meses que se puede observar en la figura 17 mostró mejor desempeño en cuanto a los criterios de información (AIC -321.260, BIC -309.739 y HQIC -316.664), lo cual sugiere un mejor ajuste general. Sin embargo, el modelo con estacionalidad de 12 meses, presente en la Figura 18 presenta mejores métricas de error de predicción fuera de muestra (RMSE \$1,4 billones, MAE \$1,3 billones, MAPE 7.17%).

Figura 17

Pronóstico SARIMAX (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6) con regresora tasa de PF

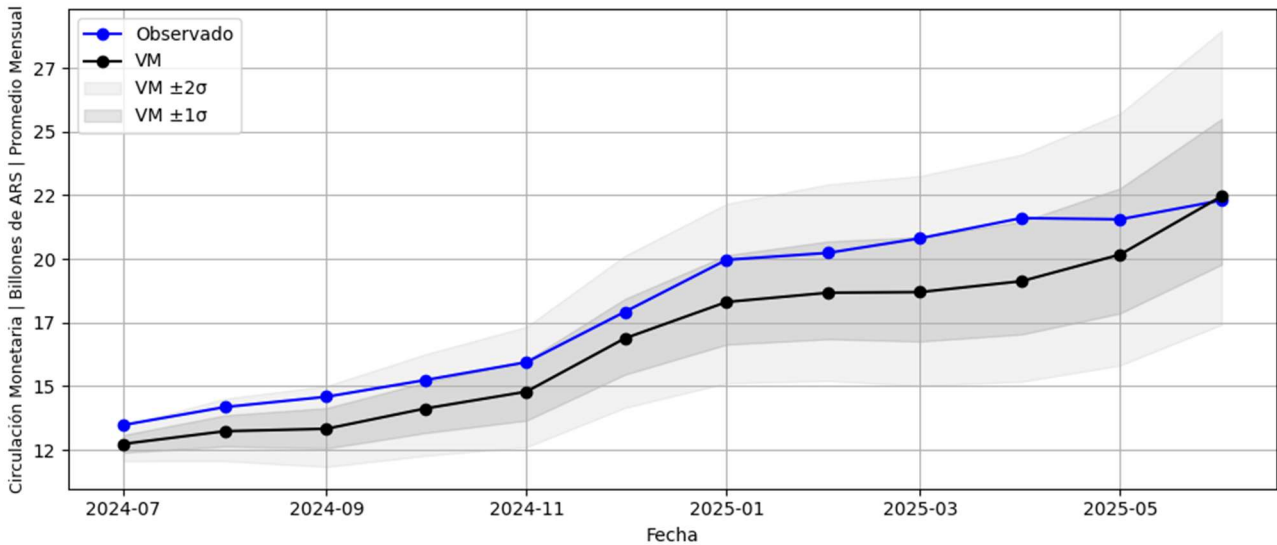
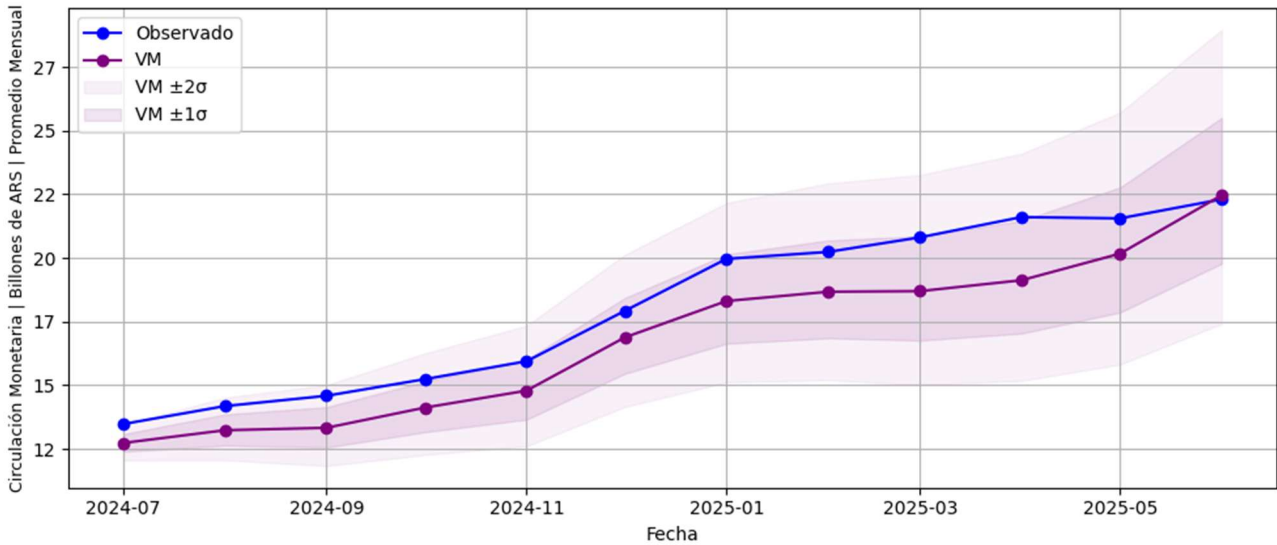


Figura 18

Pronóstico SARIMAX (0, 1, 1)(1, 1, 1, 12) con regresora tasa de PF



Esto plantea una disyuntiva interesante: el modelo con mejor ajuste no necesariamente ofrece la mejor capacidad predictiva. En contextos de aplicación práctica, especialmente en planificación económica y financiera, puede priorizarse la capacidad de predicción, en cuyo caso el modelo anual podría ser preferido, aunque no debe descartarse el semestral como base de comparación o para seguimiento a corto plazo.

Los *tests* aplicados a los residuos resultan de igual forma que en los modelos anteriores, donde estos no pueden afirmarse normales, no existe autocorrelación serial y la varianza permanece constante.

Para finalizar, se comparan las métricas de estos tres modelos en la Tabla 4, concluyendo en que sería más apropiado la utilización del modelo que utiliza *lags* de 12 meses tomando como única variable exógena a la tasa de plazo fijo.

Tabla 4
Comparación de desempeño de modelos SARIMA-X

	Modelo	RMSE	MAE	MAPE (%)
0	SARIMA-X (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6)	\$ 1,438,787,687,990	\$ 1,409,508,923,384	8.09%
1	SARIMA-X tasa_pf (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6)	\$ 1,479,608,338,147	\$ 1,436,732,184,576	8.02%
2	SARIMA-X tasa_pf (0, 1, 1) (1, 1, 1, 12)	\$ 1,428,149,910,146	\$ 1,302,378,494,194	7.17%

Por último, en la Tabla 5 se presenta, nuevamente, la comparación de los 5 modelos estimados, donde se concluye finalmente, a pesar de lo expuesto anteriormente, que el más apropiado, teniendo en cuenta que ninguno de ellos ha cumplido con el supuesto de normalidad en los residuos, y que hay disparidad entre los mejores criterios de información y aquellos que reducen en mayor cuantía los errores, resulta ser el *SARIMA – X* (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6) *con tasa_pf*, porque tiene los menores criterios de información de Akaike, Bayesiano y Hanna-Quinn. Asimismo, a pesar de que el *SARIMA – X* (0, 1, 1)(1, 1, 1, 12)*con tasa_pf* es aquel que reduce al mínimo los errores, se prioriza la selección por los criterios ante promedios de errores similares, considerando que un valor diferencial de \$100.000 millones entre los errores no parece ser un gran fundamento en valores promedios mayores a \$14 billones.

Tabla 5
Comparación de desempeño de modelos SARIMA y SARIMA-X

	Modelo	RMSE	MAE	MAPE (%)	AIC	BIC	HQIC
0	SARIMA (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6)	\$ 1,543,616,752,305	\$ 1,418,923,817,818	7.79%	-312.58	-303.36	-308.90
1	SARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1, 12)	\$ 1,875,118,184,716	\$ 1,658,585,862,741	8.96%	-258.50	-252.12	-256.00
2	SARIMA-X (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6)	\$ 1,438,787,687,990	\$ 1,409,508,923,384	8.09%	-317.88	-301.75	-311.44
3	SARIMA-X (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6) con tasa_pf	\$ 1,479,608,338,147	\$ 1,436,732,184,576	8.02%	-321.26	-309.74	-316.66
4	SARIMA-X (0, 1, 1) (1, 1, 1, 12) con tasa_pf	\$ 1,428,149,910,146	\$ 1,302,378,494,194	7.17%	-261.09	-250.45	-256.91

Conclusiones

Durante el presente trabajo se ha abordado la serie temporal de la Circulación Monetaria, aquella que representa la cantidad total de billetes y monedas en manos de las personas, empresas y entidades financieras, medido en moneda nacional. Se ha destacado la importancia de contar con pronósticos robustos de esta variable debido a las implicancias logísticas y de atesoramiento y transacción que esta supone, tanto para el Banco Central de la República Argentina para la compra

de nuevos lotes de numerario a las casas impresoras y su posterior guarda y distribución, así como para los distintos bancos y su carga de cajeros automáticos, y las personas y empresas con sus transacciones en efectivo. Asimismo, se adicionaron las variables de Tasa de Interés de Plazo Fijo a 30-44 días como un *proxy* de las decisiones de política monetaria del país, el Estimador Mensual de Actividad Económica, también como un acercamiento al crecimiento de la producción bruta de la Argentina, y el Índice de Precios al Consumidor, representando la inflación mensual en los distintos precios de la economía. Estas tres variables se presentaron conjuntamente con la principal como aquellas que pueden tener injerencia en las variaciones de esa a lo largo del tiempo.

En primer lugar, se verificó que ninguna de las cuatro series presentadas es estacionaria per se, tanto de forma estricta, así como débilmente. Sus funciones de autocovarianzas, autocorrelación y autocorrelación parcial señalaron estructuras de memoria infinita y estructura de persistencia temporal y tendencia, señales visuales de que no se cumplirán las condiciones necesarias para considerar estacionaria a una serie. Asimismo, las pruebas estadísticas de raíces unitarias confirmaron lo expuesto, robusteciendo lo expresado anteriormente, es decir, demostrando la no estacionariedad de estas cuatro variables. Adicionalmente, se realizó una prueba de raíces unitarias estacionales, considerando este componente repetitivo en la serie principal debido al aumento de efectivo en la economía en los períodos de pago del Sueldo Anual Complementario, en los meses de junio y diciembre de cada año, obteniéndose, como era esperable, una confirmación de presencia de raíces unitarias estacionales en esa serie. En conclusión, se propusieron diversas transformaciones a la variable a tratar, entre ellas: diferenciación regular (integrada), diferenciación estacional cada 12 períodos, logaritmo a la serie original, y las mismas dos diferenciaciones a la serie transformada con logaritmos. Estas dos últimas transformaciones quedaron demostradas convertir a la variable en estacionaria al pasar los *tests* de raíces unitarias, negando la presencia de estas.

Habida cuenta de que se verificó la estacionalidad en la serie, se realizaron dos modelos SARIMA considerando estacionalidad, para las transformaciones elegidas. En dicho caso, las estacionalidades elegidas fueron semestral y anualmente, obteniéndose un mejor resultado, tanto en reducción de los promedios de errores, así como en los criterios de selección, con un modelo SARIMA (0,1,1) (1,1,1,6). Si bien, el promedio de los errores resulta relativamente alto para lo que implica el movimiento de valores que representen los montos de estos errores, resultó en el mejor modelo a priori. Sin embargo, es importante mencionar que, para ambos modelos, el análisis de los residuos arrojó la no-normalidad de estos, por lo que el uso de cada uno de ellos debe ser tomando en consideración que se viola uno de los supuestos de Gauss-Markov para la realización de pronósticos de estos modelos.

Posteriormente, se avanzó en la estimación de modelos *SARIMA – X*, incorporando variables exógenas. Inicialmente, se utilizó un enfoque general que incluyó todos los regresores disponibles,

para luego simplificar el modelo dejando únicamente la tasa de interés de plazo fijo como variable explicativa. Se mantuvieron las dos estructuras estacionales evaluadas previamente (6 y 12 meses). El modelo con estacionalidad anual presentó métricas de error ligeramente mejores (RMSE, MAE y MAPE), lo que sugiere una mejor capacidad predictiva. No obstante, considerando que la Circulación Monetaria mensual está fuertemente influenciada por factores como el pago de aguinaldos (junio y diciembre), lo que introduce un patrón semestral característico, se considera que el modelo $SARIMA - X(0, 1, 1)(1, 1, 1, 6)$ con la tasa de plazo fijo como única regresora no solo representa una alternativa más parsimoniosa y con mejores criterios de información, sino también más coherente desde el punto de vista económico. Por lo tanto, se propone continuar con la exploración de dicho modelo, ajustando sus parámetros y validando su desempeño, con el fin de mejorar la capacidad explicativa sin perder de vista la interpretabilidad del fenómeno.

Referencias

- Banco Central de la República Argentina. (22 de octubre de 1992). Ley 24.144 | Carta Orgánica del BCRA. https://www.bkra.gob.ar/Institucional/Carta_Organica.asp
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M. y Reinsel, G. C. (2008). *Time Series Analysis. Forecasting and Control*. (4ª ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Brockwell, P. J. y Davis, R. A. (2016). *Introduction to Time Series and Forecasting*. (3ª ed.). Springer
- Brownlee, J. (2019). *Deep Learning for Time Series Forecasting. Predict the Future with MLPs, CNNs and LSTMs in Python*. Jason Brownlee.
- Cancelas, M., Filipuzzi, J. M., Gallardo, A. E. y Nicolau, J. E. (2025). *Análisis de Series Temporales - Trabajo práctico N° 1* [Script Google Colab]. <https://colab.research.google.com/drive/1bwqSATIE3GMqG3Xzi-OCgQFtivW-a9Nm?usp=sharing>
- Canova, F. (2011). *Methods for applied macroeconomic research*. Princeton university press.
- Chatfield, C. y Xing, H. (2019). *The Analysis of Time Series. An Introduction with R*. (7ª ed.). CRC Press
- Del Rosso, R. (2025a). *Análisis de Series Temporales. Clase 1- Introducción* [Archivo PDF]. https://campusvirtual.austral.edu.ar/pluginfile.php/3284433/mod_resource/content/1/Clase%201%20-%20Asincrónico.pdf
- Del Rosso, R. (2025b). *Análisis de Series Temporales. Clase 1- Introducción* [Archivo PDF]. https://campusvirtual.austral.edu.ar/pluginfile.php/3284436/mod_resource/content/3/Clase%201%20-%20Introducción%20a%20Series%20Temporales.pdf
- Diamante, S. (30 de julio de 2024). *Los bancos hablan de una situación “desesperante” en las bóvedas por acumulación de billetes viejos*. La Nación. <https://www.lanacion.com.ar/economia/los-bancos-hablan-de-una-situacion-desesperante-en-las-bovedas-por-acumulacion-de-billetes-viejos-nid30072024/>
- Enders, W. (1948). *Applied Econometric Time Series*. (4ª ed.). Wiley.
- Filas, C. (21 de junio de 2025). *Bóvedas hasta el techo, un sistema que no alcanza y el caso de Brasil: por qué el BCRA estudia quemar billetes*. Clarín.

https://www.clarin.com/economia/bovedas-techo-sistema-alcanza-caso-brasil-bcra-estudia-quemar-billetes_0_3PrVLLvZ6N.html

Gujarati, D. N. y Porter, D. C. (2010). *Econometría*. (5ª ed.). McGraw-Hill.

Hamilton, J. D. (1994). *Time series analysis*. Princeton university press.

Hyndman, R. J. y Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice*. (5ª ed.). Otexts.

Levendis, J. D. (2018). *Time Series Econometrics. Learning Through Replication*. Springer.

Mauricio, J. A. (2007). *Introducción al Análisis de Series Temporales*. Universidad Complutense de Madrid.

Nielsen, A. (2020). *Practical Time Series Analysis. Prediction with Statistics and Machine Learning*. O'Reilly Media, Inc.

Stock, J. H., y Watson, M. W. (2001). *Vector autoregressions*. Journal of Economic perspectives, 15(4), 101-115.