



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

Análisis de Series Temporales
Trabajo Práctico N° 2

Integrantes:

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

Resumen Ejecutivo

La predicción de la circulación monetaria constituye una herramienta clave para la gestión de la política monetaria y la planificación logística del Banco Central de la República Argentina (BCRA). Una proyección adecuada de esta variable permite optimizar la compra de la fabricación de billetes, reducir los costos asociados al almacenamiento y distribución de numerario, y anticipar la necesidad de nuevas denominaciones. En este contexto, contar con modelos de pronóstico robustos y confiables es esencial, no solo para evitar escenarios de escasez de efectivo, sino también para reducir el exceso de billetes en circulación que deriva en costos adicionales para el sistema financiero y, en última instancia, para la sociedad.

En este trabajo se compararon diferentes enfoques metodológicos, tanto modelos estadísticos tradicionales como SARIMA y SARIMA-X, que ya han sido abordados previamente, así como también modelos más recientes basados en *machine learning* y *deep learning*. Mientras que los modelos tradicionales mostraron un rendimiento aceptable y confirmaron la utilidad de incluir variables exógenas como la tasa de interés, fueron los modelos de aprendizaje automático los que evidenciaron un mayor potencial para capturar las dinámicas no lineales y complejas propias de la economía argentina.

Los resultados obtenidos permiten concluir que, descartando desempeños que respondieron a sobreajustes poco realistas, los modelos de *machine learning* ofrecieron una clara ventaja frente a los enfoques puramente estadísticos. En particular, se destacan dos alternativas: un modelo híbrido basado en un *LightGBM* y una regresión tradicional con términos polinomiales, y N-BEATSx. El primero combina la solidez de los algoritmos de *boosting* con la capacidad de modelar relaciones no lineales de la serie, mostrando un equilibrio notable entre precisión, robustez e interpretabilidad. El segundo, por su parte, representa un enfoque de *deep learning* especialmente diseñado para series temporales, capaz de identificar patrones de tendencia y estacionalidad de manera flexible y eficiente.

Contenido¹

Resumen Ejecutivo.....	1
Introducción	3
Marco Teórico	5
Series Temporales.....	5
Modelos de <i>Machine Learning</i>	6
Modelo 1 – <i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM)	8
Modelo 2 – <i>Temporal Convolutional Networks</i> (TCN)	11
Modelo 3 – <i>Neural Basis Expansion Analysis for Time Series</i> (N-BEATS).....	12
Modelo 4 – <i>Prophet</i>	15
Modelo 5 – <i>Neural Prophet</i>	17
Modelo 6 – <i>LightGBM</i>	18
Modelo 7 – <i>Time-series Dense Encoder</i> (TiDE).....	21
Modelo 8 - Herramienta AutoML.....	23
Análisis de Resultados	24
Resultados obtenidos de modelos de Series Temporales tradicionales.....	24
Comparación de resultados de modelos para pronosticar la Circulación Monetaria	25
Conclusiones	27
Referencias	29
Apéndice A. Variables obtenidas con las APIs del BCRA.....	32

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, las distintas tasas de instrumentos que releva el propio BCRA, como asociación a la política monetaria y el Índice de Precios al Consumidor (IPC) y el Coeficiente de Estabilización de Referencia (CER) para representar a la inflación. Además, se propone incorporar una mayor cantidad de variables debido a que se utilizarán algoritmos de *machine learning*, los cuales permiten la utilización de una gran cantidad de dimensiones sin perder su funcionalidad y eficacia, por lo que, en función de ello, se propone incorporar cotizaciones de distintas divisas que releva el BCRA, así como también la cotización del dólar paralelo en Argentina y los precios de cierre de distintos activos financieros, más precisamente el índice Merval, representando a la bolsa de valores argentina, el índice *Standard and Poors 500*, representando la bolsa estadounidense, el índice del dólar (DXY) para conocer la valorización de esa moneda frente a otras del mundo, y distintos activos que agrupan rendimientos ponderados de bolsas de países en desarrollo, bonos de estos países y bonos del tesoro de Estados Unidos. Asimismo, se incorporan, también del BCRA, datos de distintas transacciones realizadas por pagos electrónicos y movimientos de pagos minoristas. Además, es importante mencionar que se utilizarán todos los datos que puedan encontrarse disponibles del mes de enero de 2003 hasta junio de 2025. También, resulta menester comentar que se utilizarán 8 (ocho) modelos de aprendizaje automático para realizar los pronósticos.

Para finalizar, se compararán los resultados de todos los modelos aplicados para realizar los pronósticos a través de sus métricas y se incorporarán los resultados de trabajos anteriores que desarrollaron Cancelas, Filipuzzi, Gallardo y Nicolau en Cancelas et al (2025a), donde se realizaron modelos tradicionales de series temporales para los pronósticos de la variable de interés, con sus matices respecto del presente.

Por último, todo el código aplicado para el presente trabajo se encuentra dispuesto en <https://colab.research.google.com/drive/11MgUN05C-FFwQDxayr1YNqSSFsAteAx8?usp=sharing>.

Marco Teórico

Series Temporales

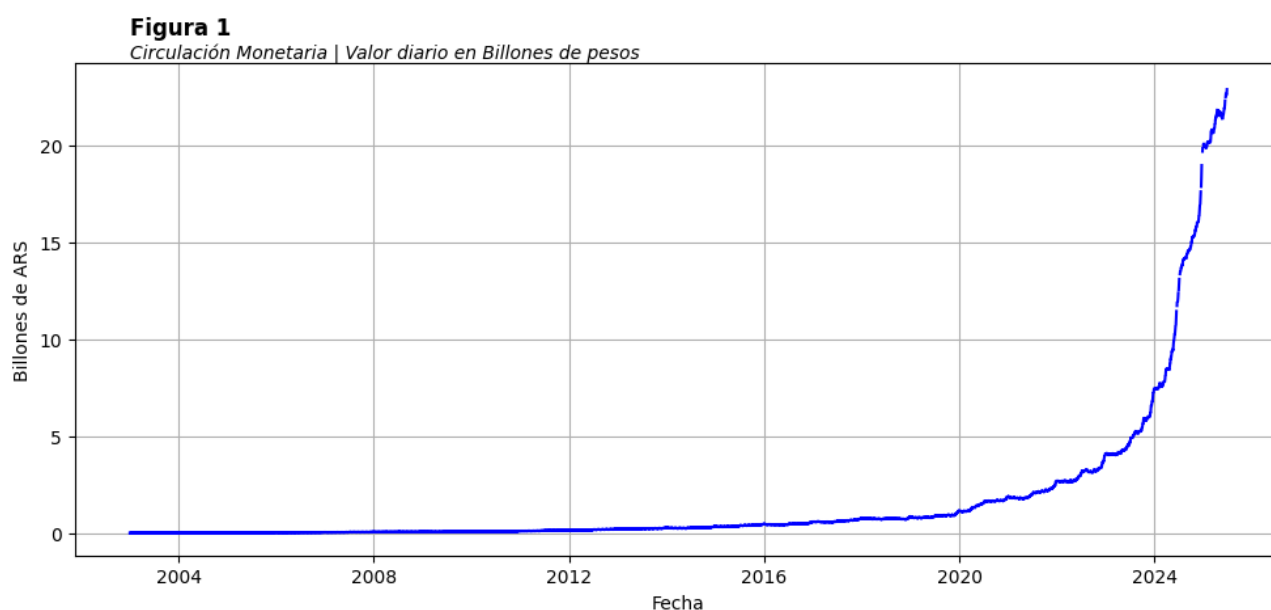
A partir de lo expresado en Gujarati y Porter (2010) y Mauricio (2007), es posible definir a una Serie Temporal como un conjunto de observaciones sobre los valores de una variable en diferentes momentos temporales, las cuales se recopilan en intervalos regulares, son equidistantes y se encuentran ordenadas 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 utilizaron las APIs del BCRA para todas las variables que se encuentran en las Tablas A1 y A2, *datasets* del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC) de Argentina para el EMAE y el IPC, y, también, *datasets* para precios de dólar paralelo, índices y ETFs bursátiles, y datos del sistema de pagos minoristas. Debido a que la mayoría de las variables mencionadas son diarias y solo algunas pocas son mensuales, se unificarán los registros temporales y se utilizarán datos diarios. Sobre ello, a aquellas variables con valores mensuales se les imputarán diariamente el mismo valor que el dato mensual haya arrojado con fecha el primer día de cada mes. En aquellos casos donde los registros de una fecha superen un umbral de nulidad, se optó por la eliminación del registro completo, no así la eliminación de variables completas.

En la Figura 1 se presenta el recorrido de las variable de interés recolectada a lo largo del período de tiempo mencionado anteriormente:



Fuente: Elaboración propia en base a datos de BCRA

Modelos de *Machine Learning*

Los modelos de aprendizaje automático son un subconjunto de la inteligencia artificial. IBM (2021) define que esta rama se centra en la mejora del rendimiento y precisión de las máquinas y computadoras, y que estas realicen tareas de forma autónoma, a través de la experiencia y exposición a más datos, imitando la forma en la que aprenden los humanos. En igual sentido, *Syracuse University* (2025) lo define como el proceso mediante el cual las computadoras pueden

reconocer patrones y mejorar su rendimiento en el tiempo sin necesidad de ser programadas para cada escenario posible. En definitiva, se busca una mejora continua de los modelos a través del aprendizaje en exposición a una gran cantidad de datos.

Los modelos de aprendizaje automático introducen formas innovadoras de abordar los problemas de predicción, modelando las relaciones entre las variables. Estos modelos son capaces de identificar estructuras y patrones complejos en los datos de series temporales, incluyendo la no linealidad. Tal como describen Siarni-Namini y Siarni Namin (2018), los algoritmos de aprendizaje profundo, es decir, modelos de aprendizaje automático, han introducido nuevos enfoques para los problemas de predicción, donde las relaciones entre variables se modelan en una jerarquía profunda y estratificada, ya que la predicción de datos de series temporales económicas y financieras es una tarea compleja, principalmente debido a los cambios sin precedentes en las tendencias y condiciones económicas, por un lado, y a la información incompleta, por otro.

A la hora de comparar ambos enfoques, y de acuerdo con lo expresado en Kakkos et al (2023), los modelos de *machine learning* muestran un rendimiento de predicción superior en la mayoría de las aplicaciones allí investigadas. Sin embargo, también determinan que ARIMA tiende a ser más robusto y eficiente cuando los datos son predominantemente lineales, y puede tener ventaja en el pronóstico a corto plazo o con conjuntos de datos pequeños, ya que los modelos de aprendizaje automático, y especialmente los de aprendizaje profundo, requieren una gran cantidad de datos para entrenarse eficazmente. Por su parte, Lolea, Petrariu y Giurgiu (2021) encontraron que, para experimentos empíricos sobre pronósticos de precios de acciones del mercado financiero, modelos de redes neuronales resultaron superiores a modelos ARIMA, aunque estos se ubicaron en segunda posición, superando a modelos de vecinos más cercanos y *Prophet*, desarrollado por *Facebook*. En igual sentido, Siarni-Namini y Siarni Namin (2018) en sus pronósticos para series económicas y financieras, demostraron que los modelos de redes neuronales recurrentes de memoria a corto y largo plazo (LSTM por sus siglas en inglés) han tenido un promedio de reducción de las tasas de error de entre 84% y 87% por sobre los ARIMA tradicionales.

ARIMA se enfoca principalmente en series univariadas, mientras que los modelos de *machine learning* pueden manejar conjuntos de datos multivariados. Asimismo, la estacionariedad considerada por los modelos tradicionales, donde se asumen media y varianza constante, entre otros, no siempre se cumple en la práctica. Asimismo, Kakkos et al (2023) destacan que los modelos ARIMA se caracterizan por su baja complejidad temporal y menores requisitos computacionales, y que el entrenamiento de redes neuronales y algoritmos de aprendizaje profundo puede ser muy complejo y exige mayores demandas de hardware y computacionales. Además, los mismos autores mencionan que, en comparación con los modelos complejos de aprendizaje automático, ARIMA es un enfoque relativamente explicable e intuitivo, ampliamente utilizado debido a su flexibilidad y

fiabilidad, y que, los segundos, suelen ser considerados ‘cajas negras’ y pueden ser menos interpretables.

A pesar de lo expuesto precedentemente, los últimos autores mencionados concluyen que, si bien como fuera desarrollado, los modelos de aprendizaje automático son superiores a los estadísticos en la mayoría de los casos, ambos casos son superados por la utilización de modelos híbridos, es decir, aquellos que combinan modelos tradicionales y de inteligencia artificial, ya que se aprovechan las mejores características algorítmicas de ambos mundos.

Por último, es importante mencionar que, para la utilización de los modelos de aprendizaje automático, se optimizó el conjunto de datos eliminando registros con más del 80% de valores nulos, con el objetivo de reducir los días no laborables, debido a que, la variable objetivo, solo tiene movimientos los días hábiles.

Modelo 1 – Long Short-Term Memory (LSTM)

Introducidas por Hochreiter y Schmidhuber en 1997, las *Long Short-Term Memory networks* (LSTM) fueron diseñadas para superar los problemas de desvanecimiento y explosión del gradiente que afectaban a las RNN tradicionales, lo que limitaba su capacidad para capturar relaciones temporales extensas. A través de una arquitectura especializada que incluye compuertas de entrada, olvido y salida, las LSTM pueden conservar información relevante a lo largo de muchas etapas temporales, resultando útiles para tareas de predicción, clasificación y generación de secuencias en dominios tan diversos como el procesamiento del lenguaje natural, la robótica y la economía.

En el contexto de series temporales económicas como la circulación monetaria en Argentina, donde existen fuertes dependencias secuenciales, estacionalidades y posibles shocks, las LSTM ofrecen una alternativa potente a los modelos estadísticos clásicos. A diferencia de modelos lineales como ARIMA, las LSTM no requieren supuestos de estacionariedad y pueden capturar relaciones no lineales complejas entre observaciones pasadas y futuras.

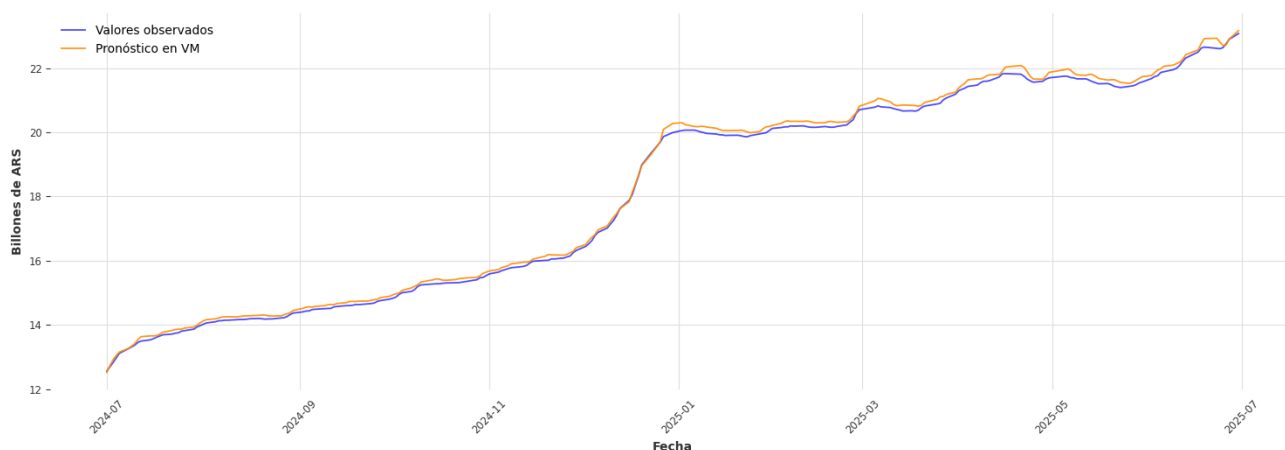
Sin embargo, las LSTM también presentan desafíos. Requieren grandes volúmenes de datos para entrenar correctamente, son sensibles a la elección de hiperparámetros, y su interpretación resulta más opaca en comparación con modelos estadísticos. Además, su entrenamiento puede ser computacionalmente costoso y propenso al sobreajuste, especialmente en contextos con alta autocorrelación o con estructuras de datos mal definidas.

Para la creación de este algoritmo se implementó un modelo secuencial simple utilizando *Keras* con una capa LSTM de 50 unidades y una capa de salida densa de una sola neurona, que produce la predicción puntual. Se utilizó la función de activación *tanh*, comúnmente recomendada para las unidades LSTM, y se definió una forma de entrada de $(n_lags, 1)$, lo que indica que el modelo

recibe n_lags observaciones pasadas de la serie como secuencia univariada. El optimizador seleccionado fue *Adam*, ampliamente utilizado por su eficiencia y adaptabilidad, y se minimizó la pérdida de error cuadrático medio. El entrenamiento se llevó a cabo durante 50 épocas con un tamaño de *batch* de 16 muestras. Los resultados métricos reportados fueron notablemente bajos: RMSE: \$ 130,4 mil millones, MAE: \$ 118,5 mil millones, MAPE: 0,65%.

Figura 2

LSTM | Pronóstico de la Circulación Monetaria y valores observados



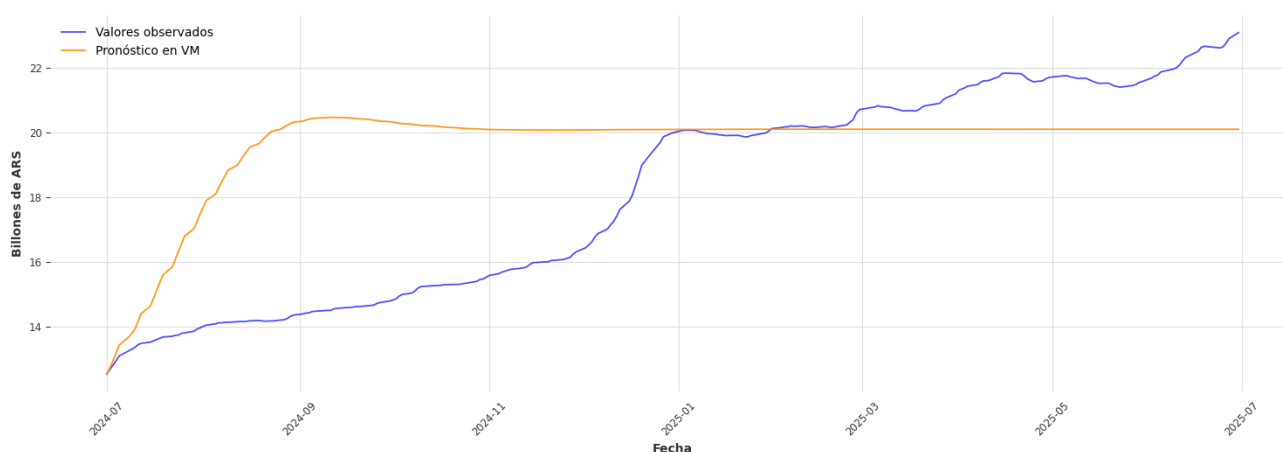
Estos valores sugieren una predicción extremadamente precisa sobre los datos de *test*. Sin embargo, esta aparente exactitud es engañosa. El motivo de esta concordancia casi perfecta entre predicción y valor real se debe a un error metodológico común en modelos de series temporales: durante la creación de las secuencias de entrada para la predicción, se incluyeron ventanas de datos que abarcaban el período de test completo. Como resultado, el modelo no está realmente prediciendo a futuro, sino que está usando datos posteriores o simultáneos a la fecha de predicción, invalidando su uso como herramienta de *forecasting*.

Para resolver este problema y evaluar verdaderamente la capacidad del modelo de predecir hacia adelante, se propuso una segunda versión basada en un enfoque autorregresivo puro. En este nuevo enfoque, la predicción para el día $t + 1$ se genera exclusivamente con datos previos al tiempo t . Luego, esa predicción se utiliza como entrada para estimar el valor en $t + 2$, y así sucesivamente, repitiendo el ciclo hasta completar el horizonte deseado (en este caso, 365 días). Este tipo de estrategia es conceptualmente análoga a los modelos ARIMA de tipo “recursivo”, y permite evaluar si el modelo es capaz de sostener una trayectoria de predicción coherente sin acceso a los valores reales futuros. El objetivo fue construir una predicción real a un año vista, empleando un enfoque autorregresivo, en el cual cada predicción generada por el modelo se utiliza como insumo para calcular la siguiente, sin acceder a los valores reales posteriores. Este enfoque permite evaluar la verdadera capacidad del modelo para proyectar tendencias en el largo plazo.

Una vez entrenado, el modelo se utilizó en modo autorregresivo para generar las predicciones a futuro. Para ello, se tomó la última secuencia conocida del conjunto de entrenamiento y, en cada paso, se generó una predicción para el día siguiente, que luego se incorporó al final de la secuencia para predecir el día subsiguiente, y así sucesivamente durante 365 días.

El resultado se muestra en el gráfico generado. Se observa que la predicción inicialmente sigue la tendencia creciente de la serie real, pero rápidamente sobreestima el crecimiento, estabilizándose en un valor elevado que no refleja las fluctuaciones reales del período. Esta conducta es típica de modelos LSTM cuando operan en modo recursivo, ya que los errores se van acumulando progresivamente en el tiempo y no se corrigen, debido a la ausencia de retroalimentación con datos reales.

Figura 3
LSTM Autorregresivo | Pronóstico de la Circulación Monetaria y valores observados



Las métricas de error obtenidas en esta predicción a un año fueron las siguientes: RMSE: \$ 3, 24 billones, MAE: \$ 2,53 billones y MAPE: 15,93%.

A diferencia del modelo anterior (no autorregresivo), estos valores reflejan un error más elevado y una menor precisión relativa. Sin embargo, son mucho más representativos de la realidad, ya que el modelo fue evaluado de manera estricta en condiciones que simulan un escenario real de *forecasting*.

Este ejercicio pone en evidencia la dificultad que presentan las LSTM para sostener una proyección estable y precisa en horizontes extendidos, especialmente cuando se enfrentan a series con comportamiento no lineal abrupto o altamente afectado por eventos externos, como suele ser el caso de variables monetarias en economías inestables. A pesar de estas limitaciones, el enfoque autorregresivo representa una estrategia metodológicamente sólida para validar modelos y construir pronósticos que se alineen con escenarios de implementación práctica.

Modelo 2 – *Temporal Convolutional Networks (TCN)*

Arquitectura de *deep learning* diseñada para modelar secuencias, presentada formalmente por Shaojie Bai, J. Zico Kolter y Vladlen Koltun en 2018 como alternativa a las redes recurrentes (RNN, LSTM, GRU) que dominaban entonces el campo. A diferencia de los modelos recurrentes, las TCN procesan las secuencias mediante convoluciones causales unidimensionales, lo que garantiza que la predicción en un momento dado dependa solo de información pasada o presente, respetando la causalidad temporal. Incorporan además convoluciones dilatadas, que permiten ampliar de forma exponencial el campo receptivo sin incrementar significativamente la complejidad computacional, logrando capturar dependencias de largo plazo con menos capas. Esta arquitectura se complementa con conexiones residuales que facilitan el entrenamiento de redes profundas y mejoran la estabilidad del gradiente, junto con técnicas como normalización y *dropout* para favorecer la generalización.

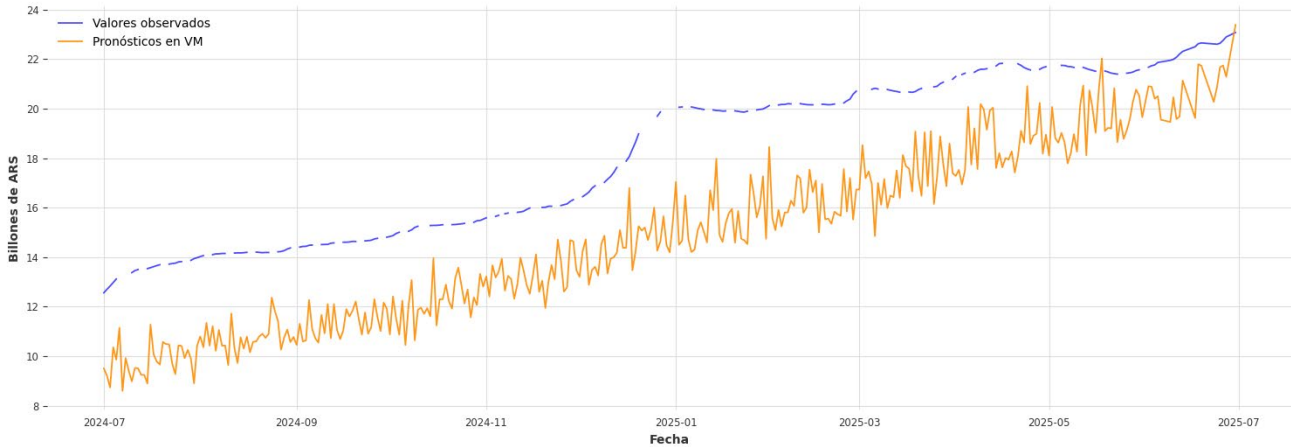
En su momento, las TCN supusieron una innovación relevante al demostrar que arquitecturas convolucionales podían superar a las LSTM y GRU en múltiples *benchmarks* de modelado secuencial, ofreciendo entrenamientos mucho más rápidos gracias a la paralelización total de datos. Entre sus ventajas se encuentran la capacidad para manejar dependencias temporales extensas sin sufrir problemas graves de desvanecimiento del gradiente, la eficiencia en entrenamiento y la flexibilidad para adaptarse a diferentes escalas temporales ajustando parámetros como profundidad, tamaño de *kernel* y factor de dilatación. Sin embargo, presentan también limitaciones, como la posible explosión en el número de parámetros al buscar campos receptivos muy grandes, la ausencia de una memoria interna explícita como en LSTM, cierta sensibilidad a la configuración de hiperparámetros y una adopción más limitada en librerías y entornos de alto nivel.

Las aplicaciones reales de TCN abarcan ámbitos muy variados. En *forecasting* de series temporales se han utilizado para predecir demanda eléctrica, tráfico de red, indicadores económicos o circulación monetaria. En visión por computador, han servido para reconocimiento de acciones en secuencias de video, mientras que en procesamiento de audio se aplican al reconocimiento de voz y separación de fuentes sonoras. También han demostrado utilidad en biomedicina para analizar señales como ECG o EEG, donde la detección de patrones temporales extensos es fundamental, y en modelado de texto para tareas como predicción de secuencias lingüísticas o análisis de sentimientos.

En este caso se implementó un modelo TCN utilizando la librería *NeuralForecast* con el objetivo de predecir la circulación monetaria. Se configuró un límite de 20 pasos de entrenamiento (*max_steps* = 20) para evitar sobreajuste y acelerar el cálculo, se utilizó un escalador robusto (*scaler_type* = '*robust*') para normalizar las variables y se incluyó una lista de variables exógenas históricas que aportan contexto adicional a la serie objetivo.

Finalmente, se calcularon las métricas de error que fueron RMSE: \$ 3,45 billones; MAE: \$ 3,25 billones; MAPE: 18,77%.

Figura 4
TCN multivariado | Pronóstico de Circulación Monetaria



Estos valores muestran que el modelo presenta un error promedio relativamente elevado en relación con los niveles de la variable, lo que indica que, si bien el TCN captura la tendencia general, tiene dificultades para replicar con precisión la magnitud y variabilidad de la circulación monetaria en el horizonte previsto. Esto puede deberse a que el período de *test* contiene cambios abruptos y aceleraciones en la serie que no se encontraban en el histórico de entrenamiento, así como a la complejidad de la dinámica monetaria, que puede requerir mayor ajuste de hiperparámetros, un horizonte de entrada más extenso o la inclusión de variables exógenas adicionales.

Modelo 3 – Neural Basis Expansion Analysis for Time Series (N-BEATS)

El modelo N-BEATS (*Neural Basis Expansion Analysis for Interpretable Time Series Forecasting*) representa un hito en la predicción de series temporales mediante redes neuronales. Fue desarrollado por Boris N. Oreshkin et al (2020) y presentado por primera vez en la conferencia ICLR 2020. Esta arquitectura se destaca por ser puramente neuronal, sin recurrir a supuestos estadísticos explícitos ni preprocesamiento complejo. Uno de sus principales aportes fue demostrar que una red totalmente conectada, bien estructurada, puede superar a modelos tradicionales como ARIMA o ETS, e incluso a enfoques híbridos como *Prophet*, logrando mejorar en un 11% el error sobre modelos estadísticos y superando en un 3% al modelo ganador del concurso M4.

La arquitectura de N-BEATS se basa en la descomposición de una serie en bloques secuenciales que operan sobre una ventana del pasado (*backcast*) y generan una predicción del futuro (*forecast*). Cada bloque está compuesto por capas densas (*fully connected*) y produce tanto una estimación del pronóstico como una reconstrucción del pasado. La diferencia no explicada (residuo) es transmitida al siguiente bloque, permitiendo una especie de ensamblado secuencial

análogo al *boosting*. Esta estrategia permite al modelo capturar patrones complejos y ajustar progresivamente las predicciones. Además, el diseño admite dos variantes: una genérica, donde el modelo aprende funciones arbitrarias sin restricciones; y otra interpretable, donde se imponen bases polinómicas para capturar tendencias y funciones sinusoidales para representar estacionalidades, otorgando transparencia a la salida del modelo.

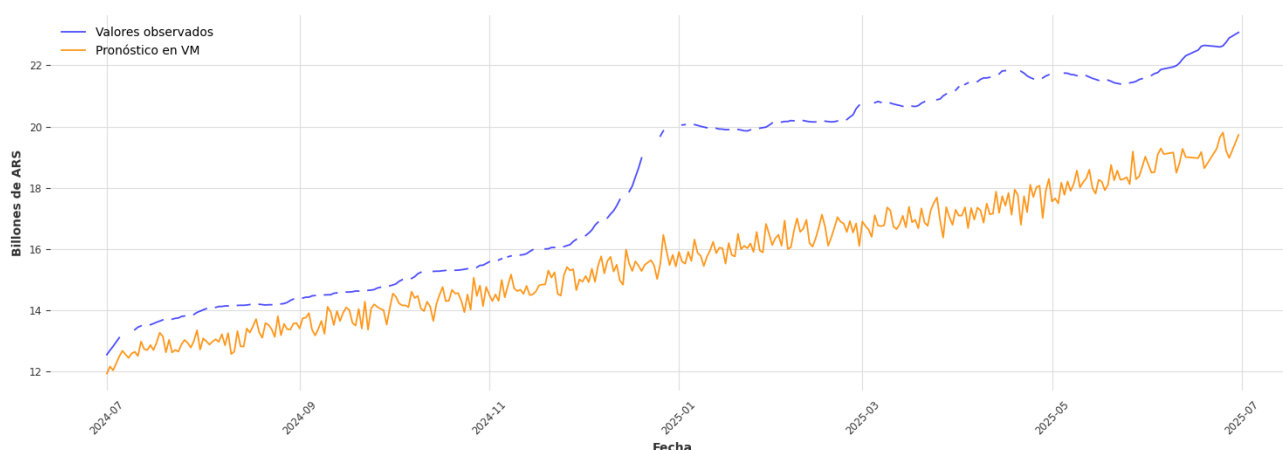
En 2021 se presentó N-BEATSx, una extensión desarrollada por Kin G. Olivares et al. Esta variante introduce la capacidad de incorporar variables exógenas (futuras o contemporáneas), lo cual permite mejorar la precisión en contextos donde la dinámica de la serie está influida por factores externos, como precios de energía, indicadores económicos o eventos específicos. N-BEATSx ha demostrado ser especialmente efectivo en el pronóstico de precios eléctricos, reduciendo el error de predicción hasta un 20% en comparación con su predecesor. Asimismo, la versión N-BEATS(P), diseñada por Philippe Chatigny y colaboradores, logró paralelizar el entrenamiento en múltiples series a la vez, optimizando el uso de recursos computacionales sin pérdida significativa de precisión, lo cual facilita su aplicación en entornos industriales y de *big data*.

En cuanto a sus aplicaciones reales, N-BEATS ha demostrado ser altamente competitivo en *benchmarks* clásicos como M3, M4 y *Tourism*, convirtiéndose en un estándar de referencia para modelos neuronales en *forecasting*. Además, ha sido aplicado en dominios industriales como el pronóstico eléctrico, planificación de recursos, logística y finanzas. Herramientas como *NeuralForecast* o *PyTorch – Forecasting* han facilitado su uso en entornos productivos, promoviendo su adopción tanto en investigación académica como en soluciones comerciales.

En la presente evaluación se realizó la predicción de la circulación monetaria diaria en Argentina utilizando el modelo N-BEATS implementado mediante la librería *NeuralForecast*. El objetivo fue evaluar la capacidad del modelo para anticipar el comportamiento de esta variable económica clave, incorporando información histórica.

Para esta predicción, se entrenó un modelo N-BEATS con horizonte de predicción igual al período deseado (alrededor de un año) y un tamaño de ventana de 3 veces dicho horizonte, lo que permite al modelo capturar patrones temporales extendidos, incluyendo estacionalidades anuales o tendencias de largo plazo. La función de pérdida seleccionada fue MAE (*Mean Absolute Error*), priorizando la minimización del error absoluto medio, lo cual favorece la estabilidad frente a valores atípicos, en contraste con métricas cuadráticas como RMSE. Además, se utilizó un escalador robusto que se considera apropiado para series con fuerte crecimiento y posibles picos como en este caso. El entrenamiento fue limitado a 50 pasos, un valor razonable para evitar sobreajuste en contextos con recursos computacionales acotados.

Figura 5
NBEATS | Pronóstico de la Circulación Monetaria y valores observados



Es evidente una subestimación progresiva de los valores reales por parte del modelo, especialmente a medida que avanza el tiempo. Esto puede deberse a varios factores, entre ellos: la explosiva aceleración de la variable real (visible a partir de noviembre de 2024) puede deberse a eventos exógenos no capturados por el modelo (cambio de gobierno y políticas monetarias excepcionales) o una limitación en la capacidad del modelo para extrapolar tendencias crecientes no observadas en los datos de entrenamiento.

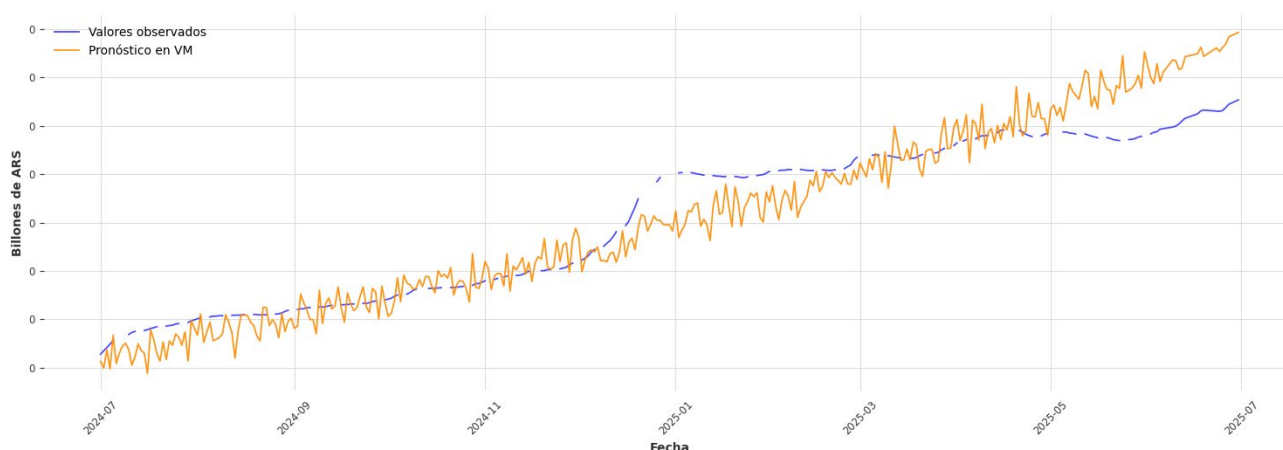
Respecto al desempeño del modelo, se informaron los siguientes valores en el conjunto de *test*: RMSE (raíz del error cuadrático medio): \$ 2,78 billones; MAE (error absoluto medio): \$ 2,37 billones; MAPE (error porcentual absoluto medio): 12,23%.

El valor de MAPE cercano al 12% indica una desviación promedio del modelo respecto a la realidad que, si bien es considerable, puede interpretarse como razonable considerando el contexto de fuerte crecimiento monetario y alta volatilidad. No obstante, sugiere espacio de mejora, especialmente si se incorporan variables exógenas más informativas, como tasas de interés, agregados monetarios complementarios, o eventos de política económica.

En una segunda fase de la explotación del modelo, se procedió a entrenar un modelo N-BEATSx, que permite incorporar variables exógenas tanto contemporáneas como históricas. Entre ellas se incluyeron: saldo de cuentas corrientes en pesos en el BCRA, saldo de préstamos personales en pesos, tasas de interés de política monetaria, cotización del dólar (*Divisa_USD*), índice de precios al consumidor (IPC), monto de operaciones de pases entre terceros, índices bursátiles SPY y Merval.

Se intentó realizar un procesamiento con más variables exógenas y ampliando el horizonte pero se interrumpía la máquina virtual por excesivo uso de memoria RAM.

Figura 6
NBEATSx | Pronóstico de la Circulación Monetaria y valores observados



Como se observa en el gráfico generado, en contraste con la versión anterior del modelo (sin exógenas), puede notarse que la predicción se ajusta de forma mucho más precisa a la serie real, capturando tanto la pendiente general de crecimiento como la variabilidad interdiaria.

Esta mejora en el ajuste también se refleja claramente en las métricas de desempeño: RMSE: \$ 1,20 billones; MAE: \$ 930,6 mil millones; MAPE: 4,94%.

Comparado con los resultados obtenidos previamente, el N-BEATSx logró reducir el error absoluto en más de un 60% y mejorar la precisión relativa en casi 14 puntos porcentuales, lo cual confirma que la incorporación de información contextual relevante mejora significativamente la capacidad predictiva del modelo.

Modelo 4 – Prophet

Prophet, desarrollado por el equipo de Facebook (Meta), es un modelo aditivo de series temporales diseñado para manejar de forma robusta tendencias no lineales, estacionalidades múltiples y efectos de días festivos. A diferencia de enfoques puramente estadísticos como ARIMA, *Prophet* combina principios de regresión generalizada con una estructura modular, facilitando la interpretación y el ajuste de hiperparámetros.

En este trabajo, la implementación de *Prophet* se realizó empleando un enfoque multivariable, incorporando regresores externos para capturar relaciones macroeconómicas relevantes. La variable objetivo (y) corresponde a la circulación monetaria diaria, mientras que las fechas (ds) representan el índice temporal. Se añadieron cuatro regresores adicionales: tipo de cambio blue, actividad económica medida por el EMAE, índice de precios al consumidor y coeficiente de estabilización de referencia.

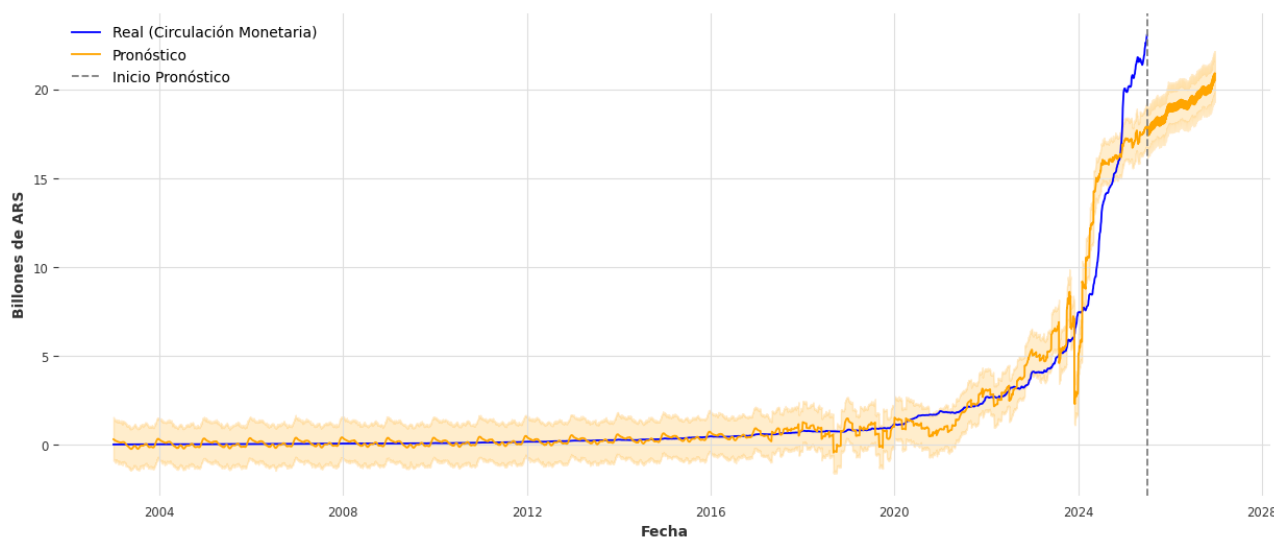
Dado que los regresores presentaban frecuencias y granularidades distintas (diarias, mensuales y series con días faltantes), se construyó un rango completo de fechas desde el inicio de la serie hasta 18 meses en el futuro, realizando imputación bidireccional, para asegurar la completitud de los datos. El modelo *Prophet* se configuró en su forma aditiva por defecto, y se añadieron explícitamente los regresores mediante `model.add_regressor()`. Una vez entrenado, se generó el *DataFrame* futuro con 18 meses de horizonte, manteniendo los regresores proyectados mediante el mismo esquema de imputación.

Finalmente, se evaluó el ajuste sobre el período histórico mediante métricas RMSE, MAE, MAPE y R², y se visualizó la predicción con sus bandas de confianza, destacando el punto de corte entre datos reales y pronóstico.

RMSE: \$ 899,9 mil millones, MAE: \$ 414,3 mil millones, MAPE: 124,20%, R²: 0.9477

Figura 7

Prophet | Pronóstico de Circulación Monetaria con dólar blue, EMAE, IPC y CER como regresores



En el análisis comparativo entre la proyección generada por *Prophet* y la serie temporal real, se identifica una divergencia estructural inmediatamente posterior al punto de corte. Mientras la serie empírica mantiene un comportamiento relativamente estable en el corto plazo, la predicción modelada exhibe una caída sostenida.

Este sesgo descendente puede interpretarse como una consecuencia de la ponderación que *Prophet* asigna a las últimas observaciones antes del horizonte de predicción. Dado que el algoritmo integra de forma conjunta la tendencia y la estacionalidad mediante funciones aditivas o multiplicativas, la presencia de valores decrecientes hacia el final del set de entrenamiento puede haber reforzado un patrón descendente implícito, amplificando su proyección más allá del comportamiento observado.

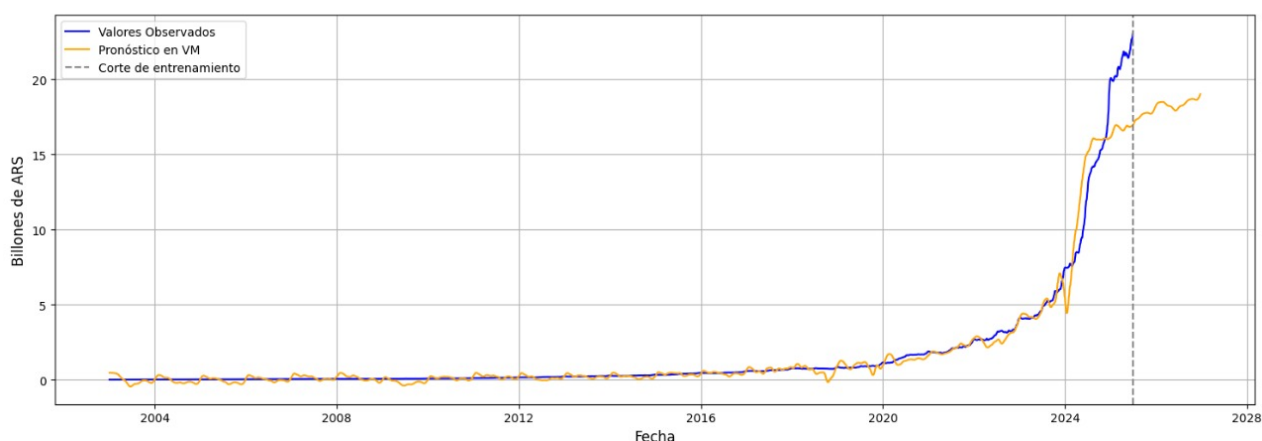
Asimismo, la magnitud de la desviación sugiere que el modelo pudo haber sobreajustado componentes de tendencia a partir de fluctuaciones locales, interpretándolas como un cambio de régimen en lugar de variabilidad transitoria.

Modelo 5 – *Neural Prophet*

NeuralProphet es una extensión de *Prophet* que incorpora arquitecturas de redes neuronales para modelar patrones temporales más complejos y no lineales. Basado en *PyTorch*, permite aprovechar la capacidad de aprendizaje profundo para capturar interacciones no aditivas y dinámicas de largo plazo en las series temporales, integrando capas de regresores adicionales y mecanismos de aprendizaje de estacionalidad más flexibles. A diferencia del *Prophet* tradicional, que utiliza un modelo aditivo generalizado con suavizado mediante splines y ajuste de estacionalidades por transformaciones trigonométricas, *NeuralProphet* introduce una capa de “*autoregressive lagged terms*” que funciona de manera similar a un componente AR en modelos clásicos, pero con la ventaja de ser optimizado junto al resto de los parámetros del modelo vía descenso de gradiente estocástico. Esto permite que el modelo se adapte mejor en escenarios donde la serie presenta relaciones temporales complejas o retardos significativos.

Además, *NeuralProphet* requiere un mayor cuidado en el preprocesamiento y la selección de regresores *lagged*, ya que su arquitectura basada en aprendizaje profundo puede ser más sensible a ruido o valores atípicos en las variables exógenas. Si bien su capacidad para modelar relaciones no lineales y dependencias temporales más complejas lo hace particularmente útil en contextos con retardos significativos o interacción entre múltiples factores, esto también implica una mayor demanda computacional y una curva de ajuste de hiperparámetros más pronunciada. Sin embargo, esta complejidad adicional puede traducirse en mejores resultados predictivos cuando las series temporales poseen dinámicas intrincadas o patrones que escapan a los supuestos de aditividad y linealidad.

Figura 8
NeuralProphet | Pronóstico de Circulación Monetaria



El modelo *NeuralProphet* presenta un comportamiento de predicción muy alineado con la serie histórica observada, reflejando de manera coherente las tendencias generales y las fluctuaciones estacionales de la circulación monetaria. Al igual que *Prophet*, *NeuralProphet* incorpora múltiples regresores externos que enriquecen el ajuste y permiten capturar efectos adicionales sobre la variable objetivo. La similitud entre ambos modelos en la predicción sugiere que *NeuralProphet* logra una adecuada representación de la dinámica temporal sin sobreajustar ni subestimar la serie, manteniendo un equilibrio entre precisión y generalización. Esta consistencia en el pronóstico refuerza la robustez del enfoque basado en modelos aditivos con componentes de regresores y su capacidad para modelar series temporales económicas complejas.

RMSE: \$ 772,5 mil millones, MAE: \$ 327,5 mil millones, MAPE: 161,25%, R^2 : 0.9614

Modelo 6 – *LightGBM*

La biblioteca *LightGBM* es un *framework* de *Gradient Boosting* (GBM) que utiliza un algoritmo de aprendizaje supervisado basado en una estructura de árboles. Es de código abierto desarrollada por *Microsoft*, tal como lo describe Del Rosso (2025b). En la misma línea, Ke et al (2017) detallan que esta librería es una implementación eficiente del algoritmo GBDT (*Gradient Boosting Decision Tree*) que incorpora dos técnicas novedosas para mejorar la eficiencia y la escalabilidad: *Gradient-based One-Side Sampling* (GOSS), la cual modifica la forma de realizar su muestreo, ya que prioriza la retención de instancias con gradientes grandes, es decir, las que están peor entrenadas, y realiza un muestreo aleatorio en las instancias con gradientes pequeños, lo cual permite obtener una estimación precisa de la ganancia de información con un tamaño de datos mucho menor, y *Exclusive Feature Bundling* (EFB), la cual agrupa características mutuamente excluyentes en una sola característica, lo que deriva en una reducción de la cantidad de estas, reduciendo la dimensionalidad. Asimismo, los autores destacan la velocidad, eficiencia y precisión que ofrece esta librería en comparación con otros algoritmos de árboles.

Para el pronóstico de series temporales, la bibliografía considera de utilidad *lightGBM* debido a su adaptabilidad a la ingeniería de características, como la incorporación de valores rezagados, ventanas móviles y transformaciones, y este, al ser un algoritmo de *boosting*, se enfoca en reducir el sesgo del modelo, lo que se considera ventajoso para capturar patrones complejos y relaciones no lineales en series temporales.

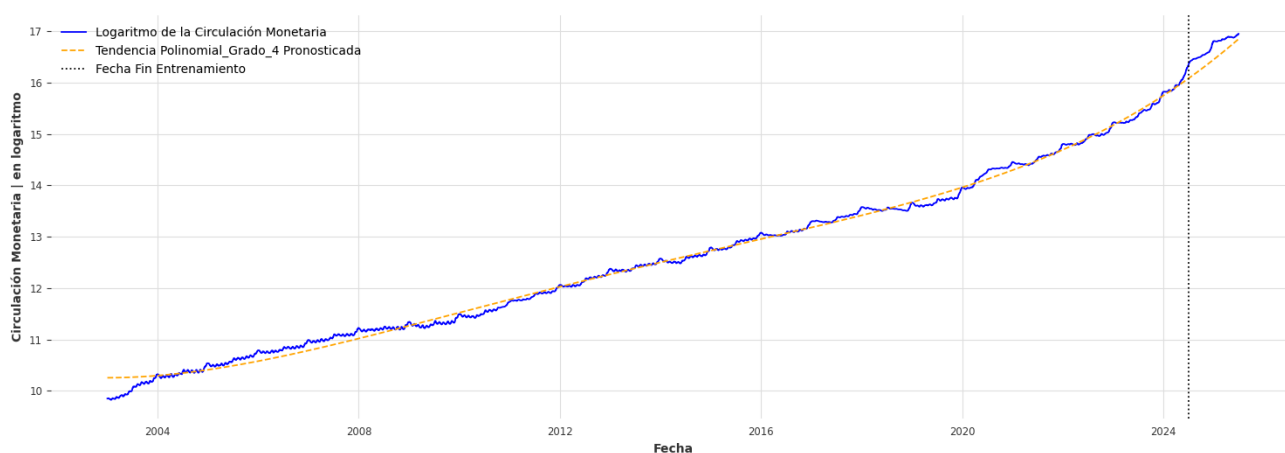
En la aplicación a la serie de Circulación Monetaria, se procedió, en primer lugar, al ordenamiento de los nombres de columnas para garantizar el correcto funcionamiento del algoritmo. En segunda instancia, se realizó una ingeniería de características, agregando distintas variables referentes al tiempo, es decir, el año, trimestre, mes, día, día de la semana, semana del año, entre

otras, así como también dicotómicas indicando si la fecha responde a ser el inicio de mes o bien si pertenece a fin de semana. Además, se agregaron funciones seno y coseno para crear una representación circular que muestra la proximidad de los meses de forma más precisa evitando la limitación de que el modelo interprete que, por ejemplo, el mes 12 está muy alejado del mes 1. A continuación, se incorporaron más variables, en referencia a distintos rezagos sobre algunas variables relevantes. También, se agregaron medias, desvíos y medianas móviles para capturar tendencia y la volatilidad reciente de las variables. Posteriormente, y en búsqueda de asegurar el correcto funcionamiento del modelo, se agregan fechas y completan con valores anteriores o posteriores, según corresponda, en cada variable. De manera siguiente, y debido a la dispersión que tiene una variable económica durante tanto tiempo en Argentina, donde la inflación distorsiona la nominalidad, se transformó la variable objetivo a logaritmo, creándose una nueva variable, estabilizando la varianza y reduciendo el espectro de valores.

Una vez obtenido el conjunto de datos para ejecutar el modelo predictivo, se realizó la separación de datos, donde el conjunto de entrenamiento utilizó valores desde la primera fecha, 1 de enero de 2003 y hasta el 30 de junio de 2024, y el conjunto de prueba el último año disponible, del 1 de julio de 2024 al 30 de junio de 2025. Sobre la extensión de la serie es importante enfatizar que, al tratarse de una variable a la cual le impactan distintos componentes exógenos, su tendencia no es lineal, y como el algoritmo de árboles no fue creado para ello, se decidió combinar una regresión polinómica, para modelar la tendencia de la serie, junto con el *LightGBM* para modelar los residuos, por lo que el grado del polinomio con mejor interpretación de la tendencia resultó ser de cuarto grado. Como es posible observar en la Figura 9, esta regresión polinómica captura muy bien la tendencia de la serie a lo largo de todo el período observado.

Figura 9

Ajuste de la tendencia del logaritmo de la Circulación Monetaria a través de polinomio de 4° grado



Atento a lo expuesto, la ecuación de este polinomio está determinada por:

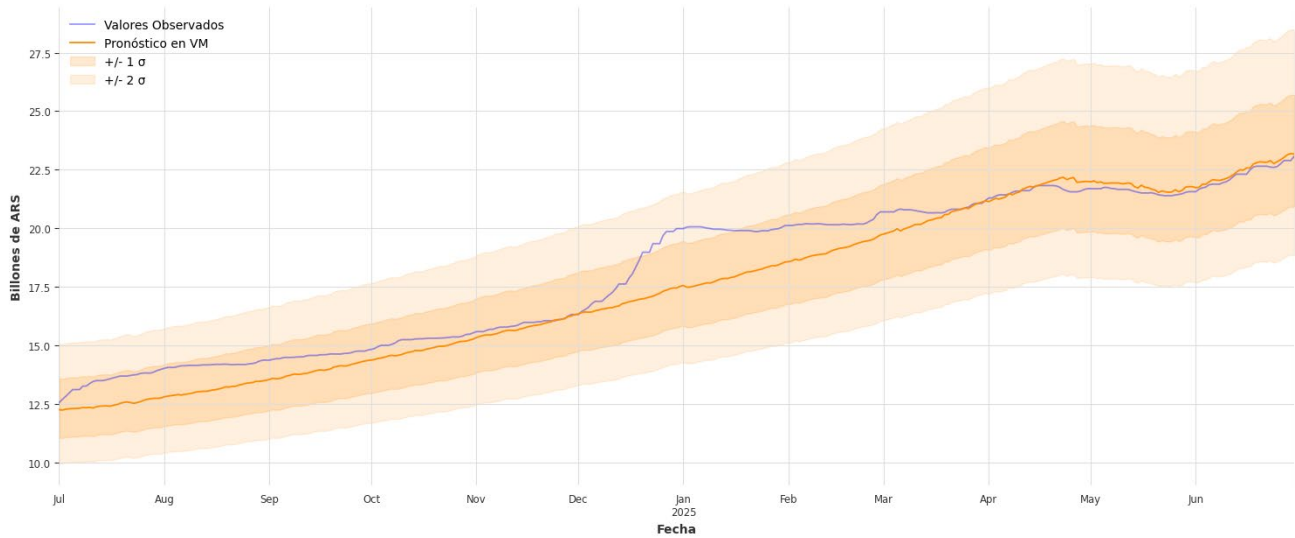
$$y = 0,0000000000000005x^4 - 0,0000000000069517x^3 + 0,000000340000318x^2 + 0,000000000170559x + 10,2526,$$

donde x representa el tiempo, comenzando por 0 en la primera fecha y aumentando en 1 por cada día sucesivo, e y representa el valor del logaritmo de la Circulación Monetaria a lo largo del tiempo.

Cabe mencionar que fueron probados polinomios de primero, segundo, tercero, quinto y sexto grado, los cuales no resultaron de utilidad para el modelado de la tendencia debido a distintos motivos, generalmente explosivos, divergentes y alejados de lo resultante con el polinomio de grado 4. No se han incorporado cada prueba para no extender el desarrollo.

Regresando al modelado de la variable a pronosticar, se incorporaron veinte columnas con ruido aleatorio y, a través de la importancia de variables, se eliminaron todas aquellas columnas que no representaran mayor importancia para la selección del modelo que el mejor de estas veinte variables aleatorias, resultando el conjunto final en 116 variables para el entrenamiento y utilización del predictor. Y, a continuación, se realizó una optimización bayesiana de los hiperparámetros del modelo final a utilizar, mediante validación cruzada y buscando la minimización de la raíz del error cuadrático medio, guardando el resultado de esta optimización en una base de datos, la cual es llamada durante el proceso para evitar la repetición de la optimización constantemente. Finalmente, se seleccionó el mejor conjunto de hiperparámetros para el entrenamiento del modelo final, y se realizó la predicción sobre el logaritmo de la variable contra el conjunto de prueba con este modelo entrenado. En siguiente instancia, se reconstruye la predicción sobre los valores reales, y se obtuvieron las métricas del rendimiento del modelo y, como es visible en la Figura 10, el pronóstico realizado y la dinámica real de la Circulación Monetaria.

Figura 10
LightGBM + polinomio 4° grado | Pronóstico de la Circulación Monetaria y valores observados



Las métricas del modelo arrojan un error promedio ponderado de \$ 963,8 mil millones, el error absoluto medio alcanza los \$ 720,6 mil millones y el promedio de los errores respecto de los valores reales representan el 4,16%.

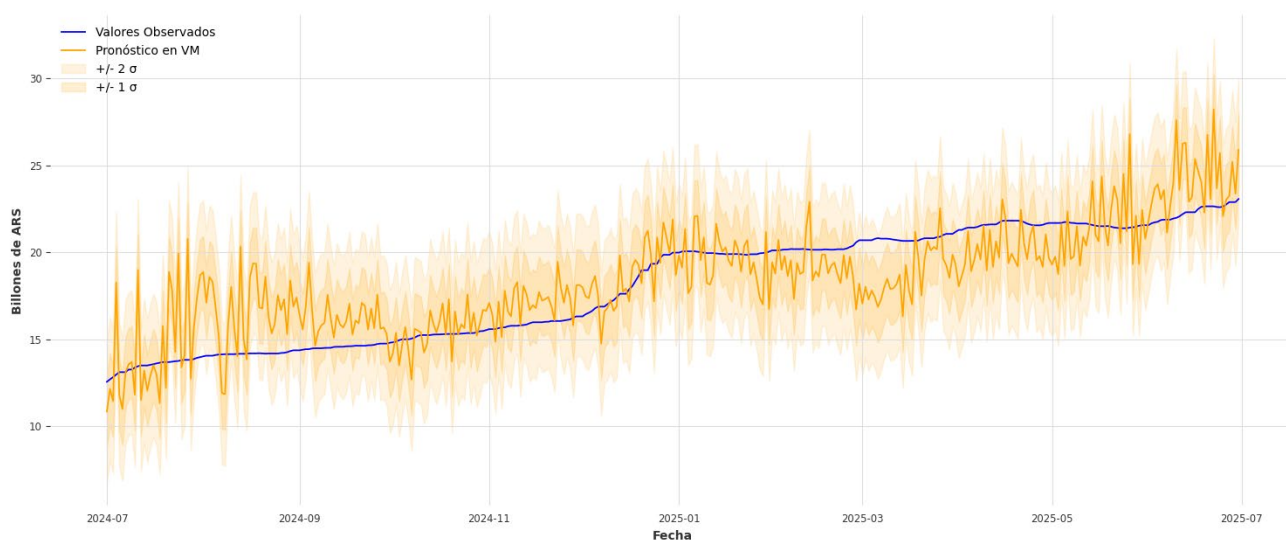
Modelo 7 – *Time-series Dense Encoder* (TiDE)

En Das et al (2024), los autores desarrollan la creación del modelo TiDE, de aprendizaje profundo para la previsión de series temporales a largo plazo. Es un modelo basado en *Multi-layer Perceptrons* (MLP), lo que lo hace muy simple y eficiente, sin mecanismos de auto-atención, recurrentes o convolucionales que se encuentran en otros modelos, como los *Transformers*. Entre sus capacidades, destacan que el modelo combina la simplicidad y velocidad de modelos lineales, al tiempo que es capaz de manejar covariables y dependencias no lineales. Asimismo, enfatizan en que este modelo es eficaz en el pronóstico a largo plazo, de hasta 720 pasos, aproximadamente. Finalmente, estos hacen hincapié en que, para una previsión precisa, es importante contar con presencia de covariables por sobre la búsqueda de un número óptimo de variables.

En la variable de interés de este trabajo, se garantizó el índice correlativo de fechas, se imputaron los valores faltantes de igual forma que en el modelo previo y, también, se aplicó logaritmo a la Circulación Monetaria para disminuir la dispersión de sus valores. Los datos se dividieron para realizar el pronóstico sobre los últimos 365 días y se normalizaron, escalando, los datos para que cuenten con una media igual a 0 y su desvío estándar igual a 1. Asimismo, y para evitar recurrencia y pérdidas de tiempo, el entrenamiento del modelo se guardó en una base a la cual se la llama previamente para evitar repetidos entrenamientos. Con el modelo entrenado, se generaron 100 escenarios posibles de resultados, se revirtió el escalado y el logaritmo para regresar a la escala original, además de calcular la mediana de los escenarios planteados. Finalmente, en la Figura 11 se compararon los pronósticos realizados, sus desvíos estándar, y el recorrido del conjunto de prueba, obteniendo un error promedio ponderado de \$ 2,08 billones, un error medio absoluto de \$ 1,65 billones y un promedio de errores del 9,49%.

Figura 11

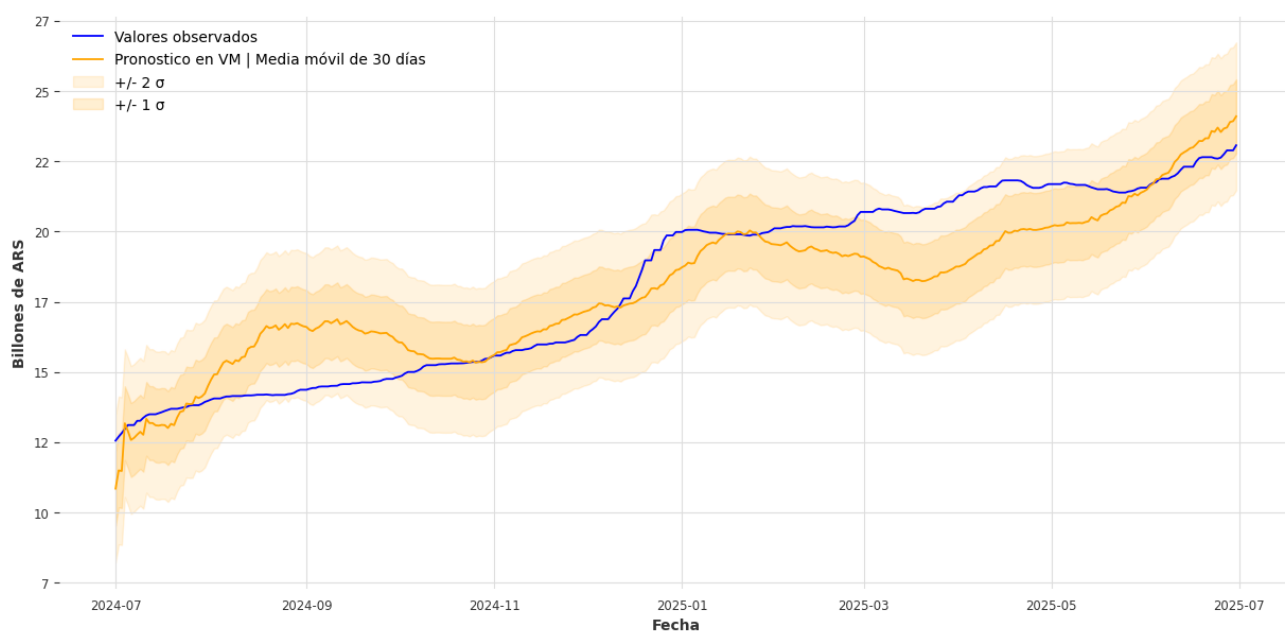
TiDE | Pronóstico de la Circulación Monetaria y valores observados



Asimismo, habiendo observado un movimiento amplio en el pronóstico, se propuso, como es observable en la Figura 12, un suavizado a través de una media móvil de este con un período de 30 días. El nuevo cálculo de métricas arrojó un resultado más auspicioso, donde es posible visualizar un error promedio ponderado de \$ 1,33 billones, así como \$ 1,07 billones de error medio absoluto y un 6,03% que reflejó el promedio de errores.

Figura 12

TiDE | Media móvil (30) del Pronóstico de la Circulación Monetaria y valores observados



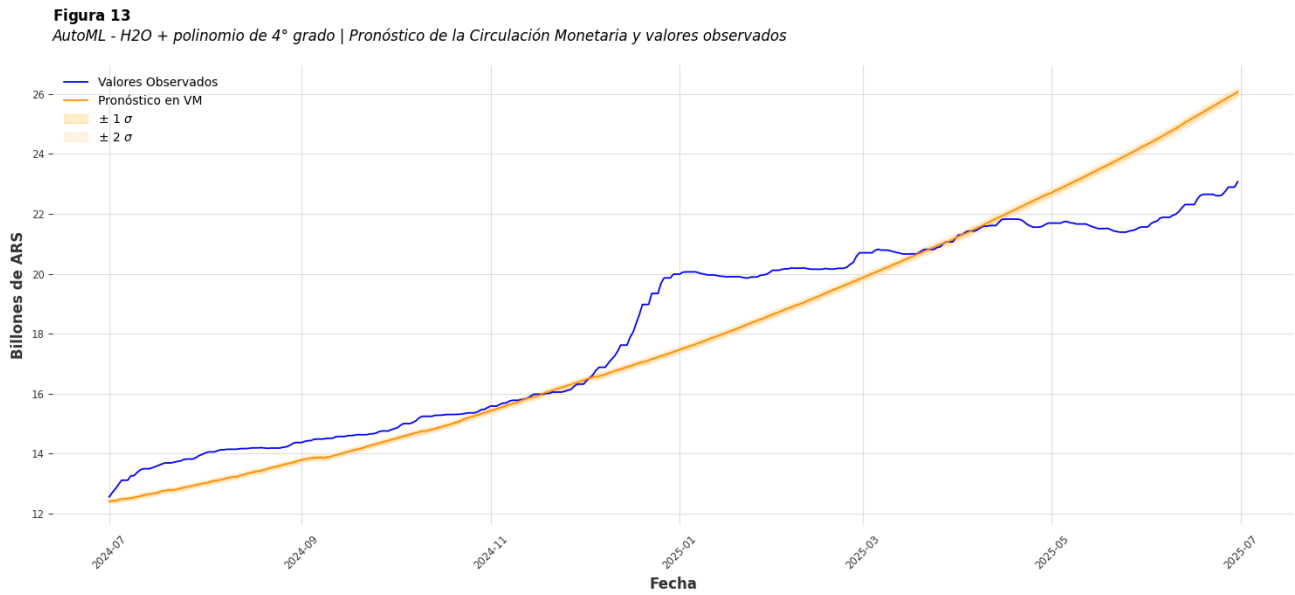
Modelo 8 - Herramienta AutoML

Tal como definen Del Rosso (2025c) y Lutkevich (2024), AutoML, aprendizaje automático automatizado, consiste en aplicar modelos de aprendizaje automático a problemas reales mediante la automatización, en automatizar la aplicación de técnicas de *data mining* para la resolución de estos problemas. El objetivo principal de este proceso es el de mecanizar la mayor cantidad de pasos del pipeline de *data mining* y aprendizaje automático, reduciendo la intervención del usuario sin comprometer el rendimiento del modelo. Entre las funcionalidades que aporta este proceso, sumando lo expresado en LeDell y Poirier (2020) y Pandey (2019), se encuentra la generación y optimización de diversos modelos, mediante una combinación de búsqueda aleatoria rápida y ensambles apilados (*Stacked Ensembles*), una base de algoritmos con valores preespecificados, optimización de hiperparámetros decidido por el mismo algoritmo, así como el rango de optimización y la búsqueda aleatoria, los *stacked ensembles* mencionados anteriormente, los cuales encuentran la combinación óptima de modelos base, produciendo mejores modelos que cualquier modelo individual de la ejecución de AutoML, y la selección del mejor modelo entre los producidos a partir de métricas de rendimiento específicas para el tipo de problema ubicándolos en una tabla de *leaderboard*. Lutkevich (2024) menciona que AutoML también puede automatizar la selección de la métrica de evaluación, el monitoreo y la comprobación de problemas, y el análisis de resultados, por lo tanto, permite a usuarios con conocimientos mínimos de aprendizaje automático interactuar con los modelos a través de lenguajes de codificación como *Python*, aunque el poco conocimiento de los usuarios puede recaer en interpretaciones erróneas, por lo que se recomienda la utilización prudencial. Como bien describe Del Rosso (2025c), esta herramienta no reemplaza la comprensión del negocio, la validación crítica de resultados no soluciona problemas de calidad de datos, ni garantiza la generalización en contextos desconocidos.

Los autores destacan la eficiencia, ahorro de costos, accesibilidad, escalabilidad, flexibilidad, capacidad de despliegue, interpretabilidad, soporte multi-idioma y rendimiento superior sobre el uso de AutoML. En series temporales, AutoML permite la selección del modelo, optimización de parámetros, validación e ingeniería de variables, así como el uso de librerías específicas, como *AutoTS*, optimizada y con varias configuraciones; *PyCaret TS*, que permite integrarla con ARIMA o *Prophet*, entre otros; *H2O AutoML*, robusta y con variedad de modelos que permite utilizarse en series temporales; *AutoGluon*, con alta precisión aunque limitada en series temporales; TPOT, la cual, indirectamente, puede utilizarse en series temporales aunque no tiene un soporte nativo.

En el marco del presente trabajo, se realizaron pruebas con la librería *AutoTS*, no pudiendo obtener resultados satisfactorios, sino, más bien, distintos errores y conflictos con los entrenamientos, saturación de memoria e imposibilidad de predicción. En siguiente instancia, se probó con *H2O AutoML*, logrando procesar el conjunto de datos, entrenando un modelo y pronosticando con el mismo. Sobre este caso, al igual que en la mayoría de los casos anteriores, se

garantizó el formato de datos del índice de fechas, se convirtió a logaritmo la variable objetivo y se imputaron los valores nulos. Se modeló la tendencia a partir de un polinomio de grado 4 para capturarla, se le agregó la variable objetivo rezagada y se separaron los datos en los conjuntos de entrenamiento y prueba. Posteriormente, se entrenaron los modelos, librando esto al proceso realizado por la librería automatizada, y obteniendo los residuos de estos para que, finalmente, se realice el pronóstico y evalúe el rendimiento del modelo elegido por H2O. Este resultado se observa en la Figura 13.



Asimismo, las métricas, como en el resto de casos, también se obtuvieron para este modelo, alcanzando los \$ 1,34 billones como RMSE, \$ 1,004 billones de MAE y 5,28% de MAPE.

Análisis de Resultados

Resultados obtenidos de modelos de Series Temporales tradicionales

Habiéndose obtenido, precedentemente, los distintos pronósticos para la Circulación Monetaria utilizando modelos de *machine learning*, resulta menester verificar el rendimiento de cada uno. Sumado a ello, en Cancelas et al (2025a) se hayan modelos tradicionales de Series Temporales con sus respectivos pronósticos.

Si bien el objetivo del presente, así como también del trabajo mencionado anteriormente, es realizar un pronóstico robusto y confiable del monto en pesos de los billetes y monedas que habrá en el público y en las entidades financieras en los próximos 12 meses, el abordaje desde ambas metodologías cuenta con algunas diferencias. Fundamentalmente, para la aplicación de modelos autorregresivos, de medias móviles e integrados, es necesario que la variable de interés sea estacionaria, al menos en el sentido débil de la palabra, esto es, como fuera desarrollado por los

autores, media constante, varianza constante e idéntica autocovarianza en momentos equidistantes del tiempo. Asimismo, los modelos ARIMA permiten que la variable a pronosticar utilice distintos *lags* de ella misma entre sus coeficientes, así como también promedios móviles a lo largo del tiempo. También, la integración permite diferenciar la variable en el tiempo para cumplir con el requisito de estacionariedad, así como también, se permite la diferenciación estacional con el objetivo de reducir los efectos de movimientos repetitivos en momentos puntuales del tiempo, como es el caso de la estacionalidad semestral de la Circulación Monetaria debido a los pagos de aguinaldo en Argentina. Finalmente, estos modelos permiten la incorporación de variables regresoras para la construcción de un nuevo modelo SARIMA-X, sin embargo, es necesario que los coeficientes de las regresoras sean significativos para poder tener un modelo confiable. En tal caso, todos estos mencionados modelos, fueron desarrollados en el trabajo comentado anteriormente. En el caso de los modelos de aprendizaje automático, no es un requisito excluyente la estacionariedad de la serie temporal de interés, así como tampoco es restrictiva la utilización de variables complementarias que permitan mejorar los modelos para pronosticar correctamente, o mejor, la serie en cuestión. Además, no es necesario ahondar en la estacionalidad ya que los modelos trabajarán sobre ello. Por último, en distintos aspectos han demostrado funcionar de mejor manera que modelos estadísticos tradicionales para el pronóstico de distintas variables de interés.

A continuación, se desarrollan los resultados obtenidos al utilizar modelos tradicionales de series temporales. En la Tabla 1 se reiteran las distintas métricas y criterios de selección obtenidos con modelos ARIMA para el pronóstico del promedio mensual de la Circulación Monetaria.

Tabla 1
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)	\$ 1,381,685,827,126	\$ 1,330,541,670,495	7.59%	-317.88	-301.75	-311.44
3	SARIMA-X (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6) con tasa_pf	\$ 1,479,605,676,990	\$ 1,436,729,584,104	8.02%	-321.26	-309.74	-316.66
4	SARIMA-X (0, 1, 1) (1, 1, 1, 12) con tasa_pf	\$ 1,428,146,815,775	\$ 1,302,375,670,403	7.17%	-261.09	-250.45	-256.91

Nota. La Tabla anterior corresponde a la Tabla 5 de Cancelas et al (2025a)

Comparación de resultados de modelos para pronosticar la Circulación Monetaria

En Tabla 2 se presentan las distintas métricas que se han recolectado de los resultados de cada modelo de *machine learning* desarrollado en el presente trabajo, las cuales se han agregado a las expuestas anteriormente respecto de los modelos SARIMA y SARIMA-X.

Tabla 2
Desempeño de modelos SARIMA, SARIMA-X y modelos de Machine Learning

	Modelo	RMSE	MAE	MAPE (%)	AIC	BIC	HQIC	R2
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	N/A
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	N/A
2	SARIMA-X (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6)	\$ 1,381,685,827,126	\$ 1,330,541,670,495	7.59%	-317.88	-301.75	-311.44	N/A
3	SARIMA-X (0, 1, 1) (1, 1, 1, 6) con tasa_pf	\$ 1,479,605,676,990	\$ 1,436,729,584,104	8.02%	-321.26	-309.74	-316.66	N/A
4	SARIMA-X (0, 1, 1) (1, 1, 1, 12) con tasa_pf	\$ 1,428,146,815,775	\$ 1,302,375,670,403	7.17%	-261.09	-250.45	-256.91	N/A
5	LSTM	\$ 130,351,803,543	\$ 118,530,962,963	0.65%	N/A	N/A	N/A	99.83%
6	LSTM Autorregresivo	\$ 3,243,077,601,953	\$ 2,533,893,934,156	15.93%	N/A	N/A	N/A	-3.03%
7	TCN	\$ 3,451,297,201,388	\$ 3,249,329,341,564	18.77%	N/A	N/A	N/A	-16.69%
8	N-BEATS	\$ 2,778,441,943,967	\$ 2,373,698,020,576	12.23%	N/A	N/A	N/A	24.38%
9	N-BEATSx	\$ 1,204,274,110,381	\$ 930,597,053,498	4.94%	N/A	N/A	N/A	85.79%
10	Prophet	\$ 899,880,061,921	\$ 414,323,218,062	124.20%	N/A	N/A	N/A	94.77%
11	Neural Prophet	\$ 772,482,930,000	\$ 327,459,240,000	161.25%	N/A	N/A	N/A	96.14%
12	LightGBM + Polinomio 4° grado	\$ 963,841,491,544	\$ 720,629,881,889	4.16%	N/A	N/A	N/A	90.85%
13	TIDE	\$ 2,079,784,772,909	\$ 1,647,263,135,077	9.49%	N/A	N/A	N/A	57.38%
14	TIDE (suavizado)	\$ 1,325,704,873,037	\$ 1,070,049,483,944	6.03%	N/A	N/A	N/A	82.68%
15	AutoML: H2O + Polinomio 4° grado	\$ 1,340,899,510,512	\$ 1,004,164,562,846	5.28%	N/A	N/A	N/A	82.28%

La comparación de modelos en la predicción de la circulación monetaria muestra resultados muy heterogéneos según el enfoque utilizado. Los modelos SARIMA y SARIMA-X logran desempeños aceptables, con errores porcentuales en torno al 7–9%, y mejoran claramente cuando se incorporan variables exógenas como la tasa de interés de plazo fijo, lo que indica que dichas variables aportan información relevante para explicar la dinámica de la serie.

Al analizar el desempeño de los modelos de *machine learning* se observa un panorama muy contrastante. Algunos algoritmos muestran dificultades claras para adaptarse a la complejidad de la serie temporal, mientras que otros logran resultados notablemente superiores. El caso más extremo es el LSTM simple, que en principio parece ofrecer un desempeño extraordinario con un MAPE de apenas 0,65% y un R^2 casi perfecto. Sin embargo, tal precisión resulta inverosímil en un problema tan ruidoso y sujeto a múltiples factores externos como la circulación monetaria, lo que indica un problema en el diseño del modelo y la confección de las predicciones. Dicho comportamiento vuelve al modelo inaplicable para predicciones reales, ya que en la práctica perdería poder predictivo frente a datos nuevos.

Descartando este resultado anómalo, los modelos que mejor se adaptan son *LightGBM* con polinomio de cuarto grado y N-BEATSx. La superioridad de *LightGBM* en este caso se explica porque combina la capacidad de los árboles de decisión potenciados en *boosting* con la incorporación de términos polinomiales que ayudan a capturar no linealidades y curvaturas de la serie. Esto le permite modelar tanto relaciones locales como tendencias más estructurales, alcanzando un MAPE de 4,16%

y un R^2 de más del 90%. La robustez de *LightGBM* radica también en su resistencia al ruido y su capacidad para manejar interacciones entre variables exógenas sin necesidad de una gran ingeniería manual, lo que lo hace especialmente eficiente en problemas económicos caracterizados por múltiples factores influyentes.

Por su parte, N-BEATSx muestra un desempeño también sobresaliente, con un MAPE de 4,94% y un R^2 de 85,79%. Su fortaleza proviene de la arquitectura basada en bloques neuronales que descomponen la serie en componentes de tendencia y estacionalidad, lo que resulta muy adecuado para series como la monetaria que presentan patrones recurrentes y cambios estructurales simultáneos. La ventaja de N-BEATSx sobre otros modelos neuronales radica en que evita depender de supuestos fuertes sobre la forma de la estacionalidad, aprendiendo directamente de los datos los patrones más relevantes, lo que le otorga una gran flexibilidad.

La diferencia respecto a modelos como *Prophet*, *NeuralProphet*, TCN o LSTM autorregresivo se explica porque estos últimos no logran capturar correctamente la magnitud de las fluctuaciones de la circulación monetaria, ya sea por limitaciones en sus supuestos, por dificultades de ajuste o por sensibilidad excesiva al ruido. En cambio, *LightGBM* y N-BEATSx sobresalen porque ofrecen un balance adecuado entre capacidad de ajuste, generalización y manejo de no linealidades. En este contexto particular, caracterizado por la influencia combinada de variables macroeconómicas, estacionalidades complejas y shocks externos, estos dos modelos logran representar mejor la dinámica subyacente de la serie, lo que justifica considerarlos como las alternativas más confiables para la predicción.

Conclusiones

A diferencia de lo realizado en Cancelas et al (2025a), a lo largo del presente se ha abordado el entrenamiento de modelos y el pronóstico de la Circulación Monetaria en Argentina, acompañando el conjunto de datos con una cuantía muy importante de variables agregadas. Asimismo, el desafío de tratar con datos con frecuencia diaria se asemeja un poco más al recorrido real de esta variable. No de menor importancia se considera la incorporación de datos con mayor antigüedad a los presentados en el trabajo anterior.

A lo largo del desarrollo de los distintos modelos de *machine learning* presentados anteriormente, han surgido distintas particularidades y complicaciones, que han permitido definir que no es sencillo realizar distintos pronósticos de una serie temporal con cualquier tipo de modelo. Sin embargo, la incorporación de modelos que no son específicos de este tipo de variables ha resultado de gran interés al interpretar sus resultados. La utilización de modelos basados en árboles y aquellos propiciados por la herramienta de AutoML, quienes no tienen en cuenta la tendencia que puede tener

particularmente una serie temporal, han permitido la creación de modelos híbridos, modelando la tendencia de largo plazo con un polinomio y los residuos diarios del pronóstico con del modelos de aprendizaje automático.

Las distintas métricas comparadas anteriormente concluyen que *LightGBM*, adicionado a una regresión polinómica para el modelado de la tendencia, y N-BEATSx sobresalen por encima de los otros modelos y se presentan, al menos en nuestro análisis, como herramientas sólidas y reproducibles en la generación de modelos predictivos de series de tiempo.

Por último, resulta de gran importancia enfatizar en continuar con las pruebas sobre esta variable, considerando un *mix* entre los realizado en trabajos anteriores y este, permitiéndose hacer un modelo híbrido entre SARIMA y *machine learning*, buscando lo mejor de ambos mundos para servir de *benchmark* contra lo realizado tanto en el anterior escrito como en este. Por lo expuesto, resultará interesante poder abordar estas combinaciones, o, asimismo, poder ponderar resultados de distintos modelos que han ajustado buenos pronósticos para poder lograr una mejora.

Referencias

- Bai, S., Kolter, J. Z., & Koltun, V. (2018). *An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling*. arXiv preprint arXiv:1803.01271. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.01271>
- Banco Central de la República Argentina. (22 de octubre de 1992). Ley 24.144 | Carta Orgánica del BCRA. https://www.bcra.gob.ar/Institucional/Carta_Organica.asp
- Cancelas, M., Filipuzzi, J. M., Gallardo, A. E. y Nicolau, J. E. (2025a). *Análisis de Series Temporales. Trabajo Práctico N° 1* [Archivo PDF]. https://alumniiaeedu-my.sharepoint.com/:b:/g/personal/mcancelas_mail_austral_edu_ar/EUIRzBBZJalJpbDsSoXZ76YBukhCr06fOcU6qKsdFTF3Rw?e=ltVT0J
- Cancelas, M., Filipuzzi, J. M., Gallardo, A. E. y Nicolau, J. E. (2025b). *Análisis de Series Temporales - Trabajo práctico N° 2* [Script Google Colab]. <https://colab.research.google.com/drive/11MgUN05C-FFwQDxayr1YNqSSFsAteAx8?usp=sharing>
- Chatfield, C. y Xing, H. (2019). *The Analysis of Time Series. An Introduction with R*. (7ª ed.). CRC Press
- Das, A. et al. (2024). *Long-term Forecasting with TiDE: Time-series Dense Encoder*. *OpenReview.net*. <https://openreview.net/pdf?id=pCbC3aQB5W>
- 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 6 - Ensamblajes para Series de Tiempo* [Archivo PDF]. https://campusvirtual.austral.edu.ar/pluginfile.php/3284499/mod_resource/content/3/Clase%206%20-%20Ensamblajes.pdf
- Del Rosso, R. (2025c). *Análisis de Series Temporales. Clase 7 - AutoML para Series de Tiempo* [Archivo PDF]. https://campusvirtual.austral.edu.ar/pluginfile.php/3284499/mod_resource/content/3/Clase%206%20-%20Ensamblajes.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/>

- 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.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- IBM. (22 de septiembre de 2021). *What is machine learning?*, IBM. <https://www.ibm.com/think/topics/machine-learning>
- Kakkos, I. et al. (2023). *A Review of ARIMA vs. Machine Learning Approaches for Time Series Forecasting in Data Driven Networks*. MDPI. <https://doi.org/10.3390/fi15080255>
- Ke, G. et al. (2017). *LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree*. 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/6449f44a102fde848669bdd9eb6b76fa-Paper.pdf
- LeDell, E. y Poirier, S. (2020). *H2O AutoML: Scalable Automatic Machine Learning*. 7th ICML Workshop on Automated Machine Learning (2020). https://www.automl.org/wp-content/uploads/2020/07/AutoML_2020_paper_61.pdf
- Lolea, I. C., Petrariu, I. R. y Giurgiu, A. (2018). *ARIMA vs. Machine learning in terms of equity market forecasting*. *Annals of Faculty of Economics, University of Oradea, Faculty of Economics*, vol. 30(2), pp. 299-308.
- Lutkevich, B. (24 de junio de 2024). *automated machine learning (AutoML)*. TechTarget. <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/automated-machine-learning-AutoML>
- 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.
- Olivares, K. G., Challu, C., Marcjasz, G., Weron, R., & Dubrawski, A. (2021). *Neural basis expansion analysis with exogenous variables: Forecasting electricity prices with NBEATSx*. arXiv preprint. <https://arxiv.org/abs/2104.05522>

- Oreshkin, B. N., Carpo, D., Chapados, N., & Bengio, Y. (2020). *N-BEATS: Neural basis expansion analysis for interpretable time series forecasting*. International Conference on Learning Representations (ICLR). <https://arxiv.org/abs/1905.10437>
- Pandey, P. (14 de octubre de 2019). *A Deep dive into H2O's AutoML*. Towards data science. <https://towardsdatascience.com/a-deep-dive-into-h2os-automl-4b1fe51d3f3e/>
- Siami-Namini, S. y Siami Namin, A. (2018). *Forecasting Economics and Financial Time Series: ARIMA vs. LSTM*. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.06386>
- Syracuse University. (14 de febrero de 2025). *What Is Machine Learning? Key Concepts and Real-World Uses*. Syracuse University. <https://ischool.syracuse.edu/what-is-machine-learning/>
- Zheng, Y., Liu, Q., Chen, E., Ge, Y., & Zhao, J. L. (2014). Time Series Classification Using Multi-Channels Deep Convolutional Neural Networks. *Web-Age Information Management*.

Apéndice A. Variables obtenidas con las APIs del BCRA

Tabla A1

Variables obtenidas con la API de Estadísticas Monetarias del BCRA

ID	Variable	ID	Variable
46	Total de factores de explicación de la variación de la Base Monetaria (en millones de \$)	123	Saldo de préstamos en dólares mediante tarjetas de crédito otorgados al sector privado(en millones de USD)
47	Efecto monetario de las compras netas de divisas al sector privado y otros (en millones de \$)	124	Saldo de otros préstamos en dólares otorgados al sector privado (en millones de USD)
48	Efecto monetario de las compras netas de divisas al Tesoro Nacional (en millones de \$)	125	Saldo total de préstamos otorgados al sector privado en dólares (en millones de USD)
49	Efecto monetario de los adelantos transitorios al Tesoro Nacional (en millones de \$)	126	Saldo total de préstamos otorgados al sector privado en dólares expresado en pesos (en millones de \$)
50	Efecto monetario de las transferencias de utilidades al Tesoro Nacional (en millones de \$)	127	Saldo total de préstamos otorgados del sector privado en pesos y moneda extranjera expresado en pesos (en millones de \$)
51	Efecto monetario del resto de operaciones con el Tesoro Nacional (en millones de \$)	128	Tasa de interés de depósitos a plazo fijo en pesos de 30-44 días total de operaciones TNA (en %)
52	Efecto monetario de las operaciones de pases (en millones de \$)	129	Tasa de interés de depósitos a plazo fijo en pesos de 30-44 días hasta \$100.000 TNA (en %)
53	Efecto monetario de las LELIQ y NOTALIQ (en millones de \$)	130	Tasa de interés de depósitos a plazo fijo en pesos de 30-44 días hasta \$100.000 TEA (en %)
54	Efecto monetario de los redescuentos y adelantos (en millones de \$)	131	Tasa de interés de depósitos a plazo fijo en pesos de 30-44 días de más de \$1.000.000 TNA (en %)
55	Efecto monetario de los intereses primas y remuneración de cuentas corrientes asociados a op. de pases LEL	132	Tasa de interés de depósitos a plazo fijo en dólares de 30-44 días total de operaciones TNA (en %)
56	Efecto monetario de las LEBAC y NOBAC (en millones de \$)	133	Tasa de interés de depósitos a plazo fijo en dólares de 30-44 días hasta \$100.000 TNA (en %)
57	Efecto monetario del rescate de cuasimonedas (en millones de \$)	134	Tasa de interés de depósitos a plazo fijo en dólares de 30-44 días de mas de USD1.000.000 TNA (en %)
58	Efecto monetario de las operaciones con Letras Fiscales de Liquidez (en millones de \$)	135	TAMAR total bancos TNA (en %)
59	Otras operaciones que explican la variación de la base monetaria (en millones de \$)	136	TAMAR de bancos privados TNA (en %)
60	Variación diaria de billetes y monedas en poder del público (en millones de \$)	137	TAMAR de bancos privados TEA (en %)
61	Variación diaria de billetes y monedas en entidades financieras (en millones de \$)	138	BADLAR total bancos TNA (en %)
62	Variación diaria de cheques cancelatorios (en millones de \$)	139	BADLAR de bancos privados TNA (en %)
63	Variación diaria de cuentas corrientes en pesos en el BCRA (en millones de \$)	140	BADLAR de bancos privados TEA (en %)
64	Variación diaria de la base monetaria (en millones de \$)	141	TM20 total bancos TNA (en %)
65	Variación diaria de cuasimonedas (en millones de \$)	142	TM20 de bancos privados TNA (en %)
66	Variación diaria de la base monetaria más variación diaria de cuasimonedas (en millones de \$)	143	TM20 de bancos privados TEA (en %)
67	Saldo de billetes y monedas en poder del público (en millones de \$)	144	Tasa de interés de préstamos personales en pesos TNA (en %)
68	Saldo de billetes y monedas en entidades financieras (en millones de \$)	145	Tasa de interés por adelantos en cuenta corriente en pesos con acuerdo de 1 a 7 días y de 10 millones o má
69	Saldo de cheques cancelatorios (en millones de \$)	146	Tasa de interés por operaciones de préstamos entre entidades financieras locales privadas (BAIBAR TNA en
70	Saldo de cuentas corrientes en pesos en el BCRA (en millones de \$)	147	Monto de operaciones de préstamos entre entidades financieras locales privados (BAIBAR en millones de \$)
71	Saldo de base monetaria (en millones de \$)	148	Tasa de interes por operaciones de préstamos entre entidades financieras locales TNA (en %)
72	Saldo de cuasimonedas (en millones de \$)	149	Monto de operaciones de préstamos entre entidades financieras locales (en millones de \$)
73	Saldo de base monetaria más cuasimonedas (en millones de \$)	150	Tasa de interes por operaciones de pases entre terceros a 1 día TNA (en %)
74	Saldo de reservas internacionales (excluidas asignaciones DEG 2009 en millones de USD)	151	Monto de operaciones de pases entre terceros (en millones de \$)
75	Saldo de oro divisas colocaciones a plazo y otros activos de reserva (en millones de USD)	152	Saldo total de pases pasivos para el BCRA (incluye pases pasivos con FCI en millones de \$)
76	Saldo de divisas-pase pasivo en dólares con el exterior (en millones de USD)	153	Saldo de pases pasivos del BCRA con fondos comunes de inversión (en millones de \$)
77	Total de variación diaria de las reservas internacionales (en millones de USD)	154	Saldo de pases activos para el BCRA (en millones de \$)
78	Variación diaria de reservas internacionales por compra de divisas (en millones de USD)	155	Saldo de LELIQ y NOTALIQ (en millones de \$)
79	Variación diaria de reservas internacionales por operaciones con organismos internacionales (en millones de \$)	156	Saldo de LEBAC y NOBAC en Pesos LEGAR y LEMIN (en millones de \$)
80	Variación diaria de reservas internacionales por otras operaciones del sector público (en millones de USD)	157	Saldo de LEBAC y NOBAC en Pesos de Entidades Financieras (en millones de \$)
81	Variación diaria de reservas internacionales por efectivo mínimo (en millones de USD)	158	Saldo de LEBAC en dólares LEDIV y BOPREAL (en millones de USD)
82	Variación diaria de reservas internacionales por otras operaciones no incluidas en otros rubros (en millones de \$)	159	Saldo de NOCOM (en millones de \$)

ID	Variable	ID	Variable
83	Saldo de Asignaciones de DEGs del año 2009 (en millones de USD)	160	Tasas de interés de política monetaria TNA (en %)
84	Tipo de cambio peso / dólar estadounidense de valuación contable	161	Tasas de interés de política monetaria TEA (en %)
85	Saldo de depósitos en pesos en cuentas corrientes de los sectores público y privado no financieros (en millo	162	Tasas de interés del BCRA para pases pasivos en pesos a 1 día TNA (en %)
86	Saldo de depósitos en pesos en cajas de ahorro de los sectores público y privado no financieros (en millones	163	Tasas de interés del BCRA para pases pasivos en pesos a 7 días TNA (en %)
87	Saldo de depósitos en pesos a plazo no ajustables por CER/UVAs de los sectores público y privado no financie	164	Tasas de interés del BCRA para pases activos en pesos a 1 días TNA (en %)
88	Saldo de depósitos en pesos a plazo ajustables por CER/UVAs de los sectores público y privado no financieros	165	Tasas de interés del BCRA para pases activos en pesos a 7 días TNA (en %)
89	Saldo de otros depósitos en pesos de los sectores público y privado no financieros (en millones de \$)	166	Tasas de interés de LEBAC en Pesos / LELIQ de 1 mes TNA (en %)
90	Saldo de CEDROS con CER de los sectores público y privado no financieros (en millones de \$)	167	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 2 meses TNA (en %)
91	Saldo de los depósitos en pesos de los sectores público y privados no financieros más CEDROS (en millones de	168	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 3 meses TNA (en %)
92	Saldo de BODEN de los sectores público y privado no financieros (en millones de \$)	169	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 4 meses TNA (en %)
93	Saldo de los depósitos en pesos de los sectores público y privados no financieros más CEDRO más BODEN (en mi	170	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 5 meses TNA (en %)
94	Saldo de depósitos en pesos cuentas corrientes del sector privado no financiero (en millones de \$)	171	Tasas de interés de LEBAC en Pesos / LELIQ a 6 meses TNA (en %)
95	Saldo de depósitos en pesos en cajas de ahorro del sector privado no financiero (en millones de \$)	172	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 7 meses TNA (en %)
96	Saldo de depósitos en pesos a plazo no ajustables por CER/UVAs del sector privado no financiero (en millones	173	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 8 meses TNA (en %)
97	Saldo de depósitos en pesos a plazo ajustables por CER/UVAs del sector privado no financiero (en millones de	174	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 9 meses TNA (en %)
98	Saldo de otros depósitos en pesos del sector privado no financiero (en millones de \$)	175	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 10 meses TNA (en %)
99	Saldo de CEDROS con CER del sector privado no financiero (en millones de \$)	176	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 11 meses TNA (en %)
100	Saldo de los depósitos en pesos del sector privado no financiero más CEDROS (en millones de \$)	177	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 12 meses TNA (en %)
101	Saldo de BODEN del sector privado no financiero (en millones de \$)	178	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 18 meses TNA (en %)
102	Saldo de los depósitos en pesos del sector privado no financiero más CEDRO más BODEN (en millones de \$)	179	Tasas de interés de LEBAC en Pesos de 24 meses TNA (en %)
103	Saldo de depósitos en dólares de los sectores público y privado no financieros expresados en pesos (en mil	180	Tasas de interés de LEBAC en pesos ajustables por CER de 6 meses TNA (en %)
104	Saldo de depósitos en dólares del sector privado no financiero expresados en pesos (en millones de \$)	181	Tasas de interés de LEBAC en pesos ajustables por CER de 12 meses TNA (en %)
105	Saldo de depósitos en pesos y en dólares de los sectores público y privado no financieros expresados en pe	182	Tasas de interés de LEBAC en pesos ajustables por CER de 18 meses TNA (en %)
106	Saldo de depósitos en pesos y dólares del sector privado no financiero expresados en pesos (en millones de	183	Tasas de interés de LEBAC en pesos ajustables por CER de 24 meses TNA (en %)
107	Saldo de depósitos en dólares de los sectores público y privado no financieros expresados en dólares (en m	184	Tasas de interés de LEBAC en dólares con liquidación en pesos de 1 mes TNA (en %)
108	Saldo de depósitos en dólares del sector privado no financiero expresados en dólares (en millones de USD)	185	Tasas de interés de LEBAC en dólares con liquidación en pesos de 6 meses TNA (en %)
109	Saldo del agregado monetario M2 (billetes y monedas en poder del público y depósitos en cuenta corriente y	186	Tasas de interés de LEBAC en dólares con liquidación en pesos de 12 meses TNA (en %)
110	Saldo de préstamos otorgados al sector privado mediante adelantos en cuenta corriente en pesos (en millones	187	Tasas de interés de LEBAC en dólares con liquidación en dólares de 1 mes TNA (en %)
111	Saldo de préstamos otorgados al sector privado mediante documentos en pesos (en millones de \$)	188	Tasas de interés de LEBAC en dólares con liquidación en dólares de 3 meses TNA (en %)
112	Saldo de préstamos hipotecarios en pesos otorgados al sector privado (en millones de \$)	189	Tasas de interés de LEBAC en dólares con liquidación en dólares de 6 meses TNA (en %)
113	Saldo de préstamos prendarios en pesos otorgados al sector privado (en millones de \$)	190	Tasas de interés de LEBAC en dólares con liquidación en dólares de 12 meses TNA (en %)
114	Saldo de préstamos personales en pesos (en millones de \$)	191	Margen sobre BADLAR Bancos Privados de NOBAC de 9 meses (en %)
115	Saldo de préstamos en pesos mediante tarjetas de crédito otorgados al sector privado (en millones de \$)	192	Margen sobre Bancos Privados de NOBAC de 12 meses (en %)
116	Saldo de otros préstamos en pesos otorgados al sector privado (en millones de \$)	193	Margen sobre BADLAR Total de NOBAC de 2 Años (en %)
117	Saldo total de préstamos al sector privado en pesos (en millones de \$)	194	Margen sobre BADLAR Bancos Privados de NOBAC de 2 Años (en %)
118	Saldo de préstamos otorgados al sector privado mediante adelantos en cuenta corriente en dólares (en millon	195	Margen sobre Tasa de Política Monetaria de NOTALIQ en Pesos de 190 días (en %)
119	Saldo de préstamos otorgados al sector privado mediante documentos en dólares (en millones de USD)	196	Saldo de Letras Fiscales de Liquidez en cartera de entidades financieras en valor técnico (en millones de
120	Saldo de préstamos hipotecarios en dólares otorgados al sector privado (en millones de USD)	197	Saldo del agregado monetario M2 transaccional privado (billetes y monedas en poder del público y depósitos
121	Saldo de préstamos prendarios en dólares otorgados al sector privado (en millones de USD)	198	Otros
122	Saldo de préstamos personales en dólares (en millones de USD)		

Tabla A2*Variables obtenidas con la API de Estadísticas Cambiarias del BCRA*

ID	Variable	ID	Variable
ARS	Peso	NIO	Córdoba Nicaragüense
AUD	Dólar Australia	NOK	Coronas Noruega
AWG	Florín (Antillas Holandesas)	NZD	Dólar Neozelandés
BOB	Bolivianos	PEN	Soles
BRL	Real	PYG	Guaraníes
CAD	Dólar Canadiense	REF	Dólar Referencia Com. A3500
CHF	Franco Suizo	RSD	Dinar Serbia
CLP	Peso Chileno	RUB	Rusia
CNH	Yuan CNH Renminbi Off Shore	SEK	Coronas Suecas
CNY	Yuan CNY Renminbi	SGD	Dólar De Singapur
COP	Colombianos	TRY	Lira Turca
CZK	Coronas Checas	USD	Dólar E.E.U.U.
DKK	Coronas Danesas	UYU	Peso Uruguayo
EUR	Euro	VEB	Bolívares
GBP	Libra Esterlina	VND	Dong Vietnam (C/1.000 Unidades)
HKD	Dólar Hong Kong	XAG	Plata - Onza Troy
ILS	Libra Israelí	XAU	Oro Fino (1 Onza)
INR	Rupia (India)	XDR	DEG
JPY	Yenes	ZAR	Rand Sud
MXP	Peso Mexicano	ZAR	Rand Sud