



El poder predictivo de Gemini: Un nuevo horizonte para predecir la inflación.

Germán Camilo Vásquez Herrera

Facultad de Ciencias - Estadística
Universidad Nacional de Colombia - Bogotá, Colombia
Subgerencia Técnica - SG-PMIE
Banco de La República - Bogotá, Colombia
25 de Julio de 2025

El poder predictivo de Gemini: Un nuevo horizonte para predecir la inflación.

Germán Camilo Vásquez Herrera

Trabajo escrito presentado como requisito parcial para optar por el título de:
Pregrado en Estadística - Prácticas

Tutor Universidad:

Prof. Dr. Juan Camilo Sosa Martínez
Profesor Asociado - Estadística
Facultad de Ciencias
Universidad Nacional de Colombia

Tutor Banco:

Dr. Aarón Levi Garavito Acosta
Economista - SG-PMIE
Subgerencia Técnica
Banco de La República

Facultad de Ciencias - Estadística
Universidad Nacional de Colombia - Bogotá, Colombia
Subgerencia Técnica - SG-PMIE
Banco de La República - Bogotá, Colombia
25 de Julio de 2025

Cita.

It always seems impossible until it's done - Siempre parece imposible hasta que se hace...

Nelson Mandela

Declaración

Me permito afirmar que he realizado este proyecto de grado de manera autónoma y con la única ayuda de los medios permitidos y no diferentes a los mencionados el presente texto. Todos los pasajes que se han tomado de manera textual o figurativa de textos publicados y no publicados, los he reconocido en el presente trabajo. Ninguna parte del presente trabajo se ha empleado en ningún otro proyecto de grado.

Bogotá, 25 de Julio de 2025

Germán Camilo Vásquez Herrera

Agradecimientos

En primer lugar, quiero extender mi más profundo agradecimiento al profesor **Juan Camilo Sosa**, mi tutor en la universidad. Su dirección no solo fue esencial para dar forma a este trabajo, sino que también iluminó el sendero en la recta final de mi carrera. Sus conocimientos, su habilidad para enseñar de forma sencilla lo más complejo y su constante aliento para emprender nuevos proyectos estudiantiles, han marcado un antes y un después en mi formación académica y personal. ¡Gracias por tanto!

De igual manera, mi reconocimiento a **Aarón Garavito**, mi tutor en el Banco de la República. Durante los últimos ocho meses, Aarón ha sido un mentor excepcional. Su paciencia, su empatía y su vasto conocimiento fueron el motor que impulsó mi desarrollo profesional y personal. Gracias a él, pude adquirir una experiencia laboral inestimable y ganar la confianza necesaria para desenvolverme en cualquier situación.

No puedo dejar de mencionar a **Millonarios F.C.**, el amor de mi vida. Este club, que me ha acompañado en cada alegría y en cada revés, no solo ha sido una fuente inagotable de inspiración, sino que también fue una influencia decisiva en la elección de mi profesión, una que hoy me llena de plenitud. Mi corazón siempre latirá en azul y blanco.

Finalmente, y con un cariño inmenso, agradezco a mi madre, **Beatriz Herrera**. Su apoyo incondicional durante la segunda mitad de mi carrera fue mi mayor combustible. Su confianza ciega en mis capacidades, su motivación constante y su ejemplo de perseverancia fueron la luz que me guio hacia mis metas. Este logro, mamá, es tan tuyo como mío.

A todos ustedes, que de una u otra forma hicieron posible este trabajo y forjaron mi camino académico, profesional y personal, mi más sincero y eterno agradecimiento.

Resumen

El poder predictivo de Gemini: Un nuevo horizonte para predecir la inflación.

El presente estudio compara la capacidad predictiva de tres metodologías para pronosticar la inflación: el modelo de inteligencia artificial Gemini de Google, las estimaciones de los analistas de mercado obtenidas del Banco de la República y las proyecciones de los empresarios colombianos, también recopiladas por el Banco de la República. La evaluación de su desempeño se realizó utilizando las métricas de error RMSE (Error Cuadrático Medio) y MAE (Error Absoluto Medio). Los resultados indican que Gemini demostró ser el método más preciso en los pasos 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11 y 12, en cualquiera de sus configuraciones. A pesar de su exactitud, su implementación práctica enfrentó desafíos técnicos significativos, incluyendo la caducidad de las claves API y la variabilidad en los formatos de respuesta, lo que impidió una automatización completa del proceso. Por otro lado, la encuesta mensual del Banco de la República a los analistas del mercado exhibió un mejor rendimiento en los pasos 0, 1, 2 y 3, mientras que la encuesta trimestral del Banco de la República a los empresarios colombianos consistentemente arrojó los peores resultados. Adicionalmente, se identificaron diversos factores externos, tales como el conflicto en Ucrania, las interrupciones en las cadenas de suministro globales y eventos climáticos extremos, que contribuyeron a la volatilidad inflacionaria durante el período analizado (enero de 2022 a marzo de 2025). Con base en estos hallazgos, se sugieren mejoras para futuras implementaciones, como el desarrollo de un sistema más robusto para la gestión de claves API y la exploración de otras plataformas de IA. Este trabajo subraya el potencial de los modelos basados en inteligencia artificial para perfeccionar la precisión de las predicciones económicas, si bien su puesta en marcha exige la superación de obstáculos técnicos y operativos.

Palabras clave: Inflación, Gemini, empresarios, analistas, error, automatización.

Abstract

Gemini's Predictive Power: A New Horizon for Inflation Forecasting

The present study compares the predictive capacity of three methodologies for forecasting inflation: the artificial intelligence model Gemini from Google, the estimates from market analysts collected by the Banco de la República, and the projections from Colombian entrepreneurs, also gathered by the Banco de la República. The evaluation of their performance was carried out using the error metrics RMSE (Root Mean Squared Error) and MAE (Mean Absolute Error). The results indicate that Gemini proved to be the most accurate method in steps 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, and 12, in all its configurations. Despite its accuracy, its practical implementation faced significant technical challenges, including the expiration of API keys and the variability in response formats, which prevented full automation of the process. On the other hand, the Banco de la República's monthly survey of market analysts showed better performance in steps 0, 1, 2, and 3, while the Banco de la República's quarterly survey of Colombian entrepreneurs consistently yielded the worst results. Additionally, various external factors were identified, such as the conflict in Ukraine, disruptions in global supply chains, and extreme climatic events, which contributed to inflation volatility during the analyzed period (January 2022 to March 2025). Based on these findings, improvements for future implementations are suggested, such as developing a more robust system for API key management and exploring other AI platforms. This work underscores the potential of artificial intelligence-based models to enhance the accuracy of economic predictions, although their deployment requires overcoming technical and operational hurdles.

Keywords: Inflation, Gemini, entrepreneurs, analysts, error, automation.

Lista de figuras

6-1	Predicciones de inflación de octubre de 2022 a octubre de 2023	11
6-2	Predicciones de inflación de noviembre de 2022 a noviembre de 2023	11
6-3	Predicciones de inflación de enero de 2023 a enero de 2024	11
6-4	Predicciones de inflación de mayo de 2023 a mayo de 2024	11
6-5	Predicciones de inflación de julio de 2023 a julio de 2024.	12
6-6	Predicciones de inflación de octubre de 2023 a octubre de 2024	12
6-7	Predicciones de inflación de marzo de 2024 a marzo de 2025	12
6-8	Predicciones de inflación de abril de 2024 a abril de 2025	12
6-9	Dispersión de predicciones de inflación para junio de 2023	13
6-10	Dispersión de predicciones de inflación para septiembre de 2023	13
6-11	Dispersión de predicciones de inflación para diciembre 2023	13
6-12	Dispersión de predicciones de inflación para marzo 2024	13
6-13	Dispersión de predicciones de inflación para junio de 2024.	14
6-14	Dispersión de predicciones de inflación para septiembre de 2024	14
6-15	Dispersión de predicciones de inflación para diciembre de 2024	14
6-16	Dispersión de predicciones de inflación para marzo de 2025	14
6-17	Boxplot de predicciones de inflación para junio de 2023	15
6-18	Boxplot de predicciones de inflación para septiembre de 2023	15
6-19	Boxplot de predicciones de inflación para diciembre de 2023	15
6-20	Boxplot de predicciones de inflación para marzo de 2024	15
6-21	Boxplot de predicciones de inflación para junio de 2024	16
6-22	Boxplot de predicciones de inflación para septiembre de 2024	16
6-23	Boxplot de predicciones de inflación para diciembre de 2024	16
6-24	Boxplot de predicciones de inflación para marzo de 2025	16

Lista de tablas

6-1	Resultados RMSE	17
6-2	Resultados MAE	18

Contenido

Agradecimientos	II
Resumen	III
Abstract	IV
Lista de figuras	V
Lista de tablas	VI
Contenido	VII
1 Planteamiento del Problema	1
1.1 Problema	1
1.2 Justificación del problema	1
2 Preguntas de Investigación	2
3 Objetivos	3
3.1 Objetivo General	3
3.2 Objetivos Específicos	3
4 Evaluación del Planteamiento	4
5 Metodología	5
5.1 Insumos	5
5.1.1 Inteligencia Artificial en la Predicción de la Inflación	5
5.1.2 Encuesta Mensual del Banco de La República a los Analistas del Mercado	6
5.1.3 Encuesta Trimestral del Banco de La República a los Empresarios de Colombia	6
5.1.4 Funciones de pérdida	6
5.2 Desarrollo	7
5.2.1 Método 1: Predicción con IA (Gemini de Google)	7
5.2.2 Método 2: Encuesta Mensual del Banco de la República a los Analistas del Mercado (EME)	8
5.2.3 Método 3: Encuesta Trimestral del Banco de la República a los Empresarios de Colombia (ETE)	8
5.2.4 Evaluación y Comparación de Métodos	9

El poder predictivo de Gemini: Un nuevo horizonte para predecir la inflación.

6 Resultados	11
6.1 Gráficos	11
6.1.1 Series de Tiempo	11
6.1.2 Gráficos de dispersión	13
6.1.3 Gráficos Boxplot	15
6.2 Comparación mediante métricas de error	17
7 Discusión de resultados	19
7.1 Desempeño de los Métodos de Predicción	19
7.2 Factores Externos que Influenciaron la Inflación	19
7.3 Limitaciones de Gemini	20
8 Conclusiones	21
9 Recomendaciones	22
Referencias Bibliográficas	23

1 Planteamiento del Problema

1.1 Problema

Las proyecciones de inflación son cruciales para las decisiones político-económicas. No obstante, generarlas conlleva altos costos computacionales y un acceso restringido a datos de entrenamiento, lo que complica la replicabilidad de los resultados. Este estudio busca automatizar las consultas a la plataforma de IA Gemini para producir predicciones de inflación diarias a lo largo de todo el año. Luego, estas se compararán con los pronósticos de analistas del mercado y empresarios colombianos con el fin de evaluar su precisión y utilidad.

1.2 Justificación del problema

La inflación es un fenómeno económico crucial que afecta directamente la capacidad de compra de las personas, la estabilidad financiera y la confianza del mercado. Por ello, tener pronósticos exactos y a tiempo es clave para crear políticas económicas efectivas, planificar estrategias financieras y evitar crisis macroeconómicas. No obstante, los enfoques tradicionales para predecir la inflación tienen grandes limitaciones, como el alto costo computacional y los problemas para conseguir datos de entrenamiento de buena calidad, lo que complica su replicabilidad y precisión.

La aplicación de herramientas avanzadas, como la inteligencia artificial, ofrece una oportunidad para superar estas desventajas. Plataformas como Gemini permiten la automatización de procesos, la reducción de gastos operativos y una mayor eficiencia en la creación de pronósticos. Además, comparar distintos métodos predictivos, incluyendo modelos de inteligencia artificial, encuestas a expertos del mercado y empresarios colombianos, enriquece el conocimiento académico y aporta información valiosa para futuras investigaciones y usos prácticos.

Considerando la complejidad creciente de la economía global, influenciada por factores como conflictos geopolíticos, interrupciones en las cadenas de suministro y fenómenos climáticos extremos, es urgente desarrollar métodos predictivos que sean más sólidos y adaptables. Este estudio no solo responde a una necesidad importante en el campo económico, sino que también establece las bases para futuros avances en la predicción de la inflación.

2 Preguntas de Investigación

1. ¿Cuál es el nivel de exactitud de las proyecciones de inflación obtenidas a través de la plataforma de Inteligencia Artificial Gemini?
2. ¿Cómo se comportan estas predicciones en contraste con las elaboradas por los analistas del mercado y empresarios colombianos?
3. ¿Qué obstáculos técnicos se presentan al intentar automatizar las consultas diarias a la plataforma de IA?

3 Objetivos

3.1 Objetivo General

Automatizar la generación de proyecciones de inflación utilizando la plataforma de Inteligencia Artificial Gemini y comparar estas proyecciones con las estimaciones de la Encuesta Mensual de Expectativas (EME) del Banco de la República (dirigida a analistas de mercado) y las predicciones de la Encuesta Trimestral de Expectativas (ETE) (aplicada a empresarios en Colombia), con el fin de evaluar su precisión y determinar la aplicabilidad de los métodos propuestos.

3.2 Objetivos Específicos

1. Desarrollar un sistema con capacidad de automatizar las consultas diarias a la plataforma de IA Gemini.
2. Evaluar la exactitud de los pronósticos generados por la IA Gemini en contraste con los de la Encuesta Mensual de Expectativas (EME) del Banco de la República (analistas de mercado) y la Encuesta Trimestral de Expectativas (ETE) del Banco de la República (empresarios colombianos).
3. Identificar las limitaciones de índole técnica y computacional presentes en el proceso de predicción.
4. Formular recomendaciones para futuras implementaciones, basándose en los resultados y las lecciones aprendidas durante la investigación.

4 Evaluación del Planteamiento

Este estudio se centra en el desafío de predecir la inflación utilizando la plataforma de inteligencia artificial Gemini. El objetivo principal es doble: por un lado, automatizar el proceso de obtención de pronósticos inflacionarios de Gemini y, por otro, comparar sistemáticamente estos pronósticos con proyecciones existentes en el mercado. Esta aproximación no solo busca evaluar la capacidad predictiva de la IA en un ámbito económico crucial, sino también desarrollar metodologías eficientes para su integración en análisis financieros, contribuyendo a una toma de decisiones más informada y ágil.

La investigación es factible y de alta relevancia. La plataforma Gemini es accesible, y las herramientas de automatización y los recursos técnicos necesarios están disponibles, lo que facilita su implementación. Además, la inflación es una variable macroeconómica fundamental con un impacto directo en las decisiones políticas y económicas a nivel global. El enfoque es original, ya que la automatización de consultas a plataformas de IA para la comparación de pronósticos es un área poco explorada. Se ha establecido un sistema de variables bien definido que incluye la exactitud de las predicciones, la frecuencia de las consultas, los costos computacionales y la comparación con los pronósticos del mercado. Finalmente, el estudio es éticamente y prácticamente viable, sin riesgos identificados, lo que asegura una implementación responsable y con aplicaciones tangibles.

5 Metodología

5.1 Insumos

Para evaluar la capacidad predictiva de la Inteligencia Artificial (Gemini) sobre la inflación en Colombia, se utilizaron los siguientes insumos clave:

5.1.1 Inteligencia Artificial en la Predicción de la Inflación

La Inteligencia Artificial (IA) ha transformado radicalmente los métodos de pronóstico económico, incluyendo la estimación de la inflación. Sin embargo, su implementación en este campo no está exenta de desafíos considerables. El presente documento examina tanto los beneficios como las restricciones inherentes a la aplicación de la IA en este contexto, basándose en la perspectiva de autores influyentes en la materia.

La IA ha demostrado una aptitud sobresaliente para procesar grandes volúmenes de información y para identificar patrones intrincados. De acuerdo con *Athey & Imbens* [2019], los algoritmos de aprendizaje automático tienen la capacidad de potenciar la precisión de los pronósticos inflacionarios al integrar fuentes de datos no estructuradas, tales como artículos de prensa y actividad en redes sociales. Adicionalmente, *Stock & Watson* [2002b] subraya cómo las metodologías basadas en IA pueden aventajar a los modelos econométricos convencionales en escenarios caracterizados por una alta dimensionalidad de datos.

A pesar de sus notables ventajas, la IA se enfrenta a diversas limitaciones. *Makridakis et al.* [2018] argumenta que los modelos de IA pueden comportarse como "cajas negras", lo que implica una falta de acceso a sus datos de entrenamiento e imposibilita la replicación de sus resultados por parte del usuario. Por otro lado, *Mullainathan & Spiess* [2017] emite una advertencia sobre el riesgo de sobreajuste (overfitting), un problema que surge especialmente cuando los modelos son entrenados con conjuntos de datos insuficientes o que presentan sesgos.

En conclusión, si bien la Inteligencia Artificial proporciona herramientas poderosas para la predicción de la inflación, su adopción debe ser objeto de una cuidadosa consideración, tomando en cuenta sus inherentes limitaciones. Las investigaciones futuras deberían orientarse hacia la mejora de la transparencia y la robustez de estos modelos predictivos.

5.1.2 Encuesta Mensual del Banco de La República a los Analistas del Mercado

La Encuesta de Expectativas Económicas (EME) se erige como un instrumento crucial para comprender los mecanismos de transmisión de la política monetaria. Desde su implementación en octubre de 2003, la Encuesta Mensual de Expectativas (EME), conducida por el *Banco de la República* [Banco. 2023], se encarga de compilar las proyecciones de analistas económicos. Estas proyecciones abarcan variables esenciales como la inflación, la tasa de intervención del Banco Central, la tasa representativa del mercado (TRM) y la expansión del producto interno bruto (PIB) en diversos horizontes temporales. Dicha encuesta posibilita el estudio del nivel de anclaje de las expectativas inflacionarias y la obtención de datos directos sobre las expectativas económicas, lo que enriquece el análisis de la política monetaria.

5.1.3 Encuesta Trimestral del Banco de La República a los Empresarios de Colombia

La Encuesta Trimestral de Expectativas Económicas (ETE) busca captar la percepción y las proyecciones de los empresarios colombianos respecto a los indicadores económicos más relevantes del país. Esta herramienta es fundamental para el análisis económico y la toma de decisiones, no solo para la Junta Directiva del Banco de la República (JDBR), sino también para otras entidades públicas y privadas.

Desde el año 2000, la ETE conducida por el *Banco de la República* [Banco. 2023], se lleva a cabo trimestralmente, abarcando una muestra representativa de diversos sectores económicos. Incluye la Industria Manufacturera y Minería, el Sistema Financiero, Grandes Cadenas de Almacenes, Transporte y Comunicaciones, así como Académicos y Consultores, y Sindicatos. La encuesta se aplica en las cuatro principales ciudades de Colombia: Bogotá, Medellín, Cali y Barranquilla, y cubre variables clave como la inflación, los salarios, la tasa de cambio, las tasas de interés, la disponibilidad de crédito y liquidez, el crecimiento económico y el empleo.

5.1.4 Funciones de pérdida

Error cuadrático medio (RMSE)

El Error Cuadrático Medio (RMSE, por sus siglas en inglés), una métrica de gran difusión, sirve para cuantificar la exactitud de los modelos predictivos. Se calcula como la raíz cuadrada del promedio de las diferencias al cuadrado entre los valores observados y sus correspondientes predicciones. Su expresión matemática es la siguiente:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2},$$

donde y_i representa los valores observados, \hat{y}_i denota los valores pronosticados y n es la cantidad total de observaciones.

El RMSE es particularmente valioso dado que impone una penalización más severa a los errores de gran magnitud en comparación con los errores menores, lo que lo convierte en un indicador sólido para evaluar la

calidad de las predicciones [*Hyndman & Koehler*. 2006]. Asimismo, su principal ventaja radica en que sus unidades son idénticas a las de la variable de interés, lo que simplifica considerablemente la interpretación de los resultados [*Chai & Draxler*. 2014].

Error absoluto medio (MEA)

El Error Absoluto Medio (MAE, por sus siglas en inglés) constituye una métrica esencial para evaluar la exactitud de los modelos de predicción. Su definición corresponde al promedio de los valores absolutos de las disparidades entre los valores observados (y_i) y aquellos que han sido pronosticados (\hat{y}_i). Su formulación matemática es la siguiente:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|,$$

donde n representa el número total de observaciones.

El MAE goza de gran popularidad gracias a su sencillez y a la facilidad con la que se puede interpretar, puesto que se expresa en las mismas unidades que la variable de interés. A diferencia del RMSE, el MAE no aplica una penalización desproporcionada a los errores de gran magnitud, lo que lo hace más idóneo en escenarios donde los errores extremos no deberían tener un peso excesivo [*Willmott & Matsuura*. 2005]. Adicionalmente, es menos susceptible a la influencia de valores atípicos, lo que lo convierte en una métrica robusta para la evaluación de modelos en presencia de datos con ruido [*Chai & Draxler*. 2014].

5.2 Desarrollo

En este informe, contrastamos la capacidad predictiva de tres metodologías distintas para pronosticar la inflación, empleando el Error Cuadrático Medio (RMSE) y el Error Absoluto Medio (MAE) como métricas de evaluación. Se incluyen la Inteligencia Artificial (IA), concretamente el modelo Gemini de Google; las proyecciones de los analistas del mercado, obtenidas de la encuesta mensual del Banco de la República; y los pronósticos de los empresarios colombianos, recopilados mediante la encuesta trimestral del Banco de la República. A continuación, se detalla el procesamiento de cada método y los ajustes realizados para evaluar la aptitud predictiva de la IA (Gemini).

5.2.1 Método 1: Predicción con IA (Gemini de Google)

El primer método se basa en el uso del modelo de inteligencia artificial Gemini, desarrollado por Google *Pichai & Hassabis* [2023]; *Sean* [2025]. Para optimizar el proceso, se implementó un código en Python *Sweigart* [2021]; *Campbell* [2021] que automatiza las consultas al modelo. Este código gestiona una lista de claves API *Jscrambler* [2023]; *Biehl* [2016], las cuales son esenciales para acceder a los servicios de Gemini. Dado que Google puede bloquear o invalidar una clave API por motivos de seguridad o límites de uso, se emplean múltiples claves para garantizar la continuidad en la recolección de datos. También se debe revisar en el momento de la ejecución del código que el modelo de Gemini configurado en este, coincide con el de las claves API generadas, ya que este modelo es constantemente cambiado por Gemini.

Una vez establecida la conexión, se diseñó un prompt claro y específico *Chang et al.* [2024]; *Liu et al.* [2021] para solicitar a Gemini predicciones de inflación a 12 meses adelante, cubriendo el período desde enero de 2022 hasta febrero de 2025. Las respuestas generadas por la IA se almacenan en una base de datos para su posterior procesamiento. Dado que estas respuestas pueden variar en formato y estructura, se utilizó el lenguaje R *Wickham & Grolemund* [2022]; *Wickham* [2014] para realizar una limpieza exhaustiva de los datos, estandarizando las predicciones y asegurando que todas estén en un formato uniforme para su análisis.

La metodología inicial empleada se fundamenta en la utilización del modelo de inteligencia artificial **Gemini**, desarrollado por Google *Pichai & Hassabis* [2023]; *Sean* [2025]. Con el fin de optimizar el procedimiento, se implementó un script en **Python** *Sweigart* [2021]; *Campbell* [2021] diseñado para automatizar las interacciones con el modelo. Este código administra un conjunto de **claves API** *Jscrambler* [2023]; *Biehl* [2016], elementos indispensables para acceder a los servicios de Gemini. Considerando que Google puede inhabilitar o invalidar una clave API por razones de seguridad o debido a límites de uso, se recurrió a la gestión de múltiples claves para asegurar la continuidad en la recopilación de datos. Es crucial verificar, al momento de ejecutar el código, que la versión del modelo Gemini configurada en el script sea consistente con la de las claves API generadas, dado que este modelo es objeto de actualizaciones constantes por parte de Gemini.

Una vez establecida la conexión, se elaboró un **prompt** (instrucción) claro y preciso *Chang et al.* [2024]; *Liu et al.* [2021] con el objetivo de solicitar a Gemini pronósticos inflacionarios a un horizonte de 12 meses, abarcando el período comprendido entre enero de 2022 y febrero de 2025. Las respuestas generadas por la IA se resguardaron en una base de datos para su ulterior procesamiento. En virtud de la posible variabilidad en el formato y estructura de estas respuestas, se empleó el lenguaje R *Wickham & Grolemund* [2022]; *Wickham* [2014] para llevar a cabo una depuración exhaustiva de los datos, estandarizando las predicciones y garantizando su uniformidad para el análisis subsiguiente.

5.2.2 Método 2: Encuesta Mensual del Banco de la República a los Analistas del Mercado (EME)

El segundo enfoque metodológico adoptado en este estudio destaca por su relativa simplicidad, dado que implica la descarga directa de los resultados provistos por la **encuesta mensual del Banco de la República de la República** [2023]. Esta encuesta, una fuente consolidada de información, compila específicamente los pronósticos de inflación elaborados por los **analistas del mercado**. No obstante, una limitación significativa inherente a esta base de datos es su alcance temporal; únicamente ofrece predicciones para el mes en curso en que se lleva a cabo la encuesta, el cierre del año (específicamente diciembre) y un horizonte de 12 meses hacia adelante. Esta característica establece una clara diferencia con el método basado en **Gemini**, el cual, como se mencionó previamente, tiene la capacidad de proporcionar predicciones con una granularidad mensual para la totalidad del período analizado, lo que permite un seguimiento más continuo y detallado de las expectativas inflacionarias.

5.2.3 Método 3: Encuesta Trimestral del Banco de la República a los Empresarios de Colombia (ETE)

El tercer enfoque metodológico de este estudio, similar al segundo, es bastante directo, pues consiste en descargar directamente los resultados de la **encuesta trimestral del Banco de la República de la República** [2023]. Esta reconocida fuente de datos recopila específicamente los pronósticos de inflación elaborados por los **empresarios de Colombia**. Sin embargo, una limitación importante de esta base de datos es su cobertura temporal: solo proporciona predicciones para los pasos 2, 5, 8 y 11 hacia adelante. Esta particularidad la diferencia claramente del método basado en **Gemini**, el cual, como ya se mencionó,

puede ofrecer pronósticos con una granularidad mensual para todo el periodo analizado, permitiendo así un seguimiento más continuo y detallado de las expectativas inflacionarias.

5.2.4 Evaluación y Comparación de Métodos

Segunda forma de la base

Una vez que las bases de datos originales de los tres métodos están preparadas, con la primera columna indicando la fecha de la predicción y las subsiguientes columnas conteniendo los pronósticos desde el paso 0 hasta el paso 12, se procede a transformarlas a un segundo formato. Este nuevo formato tiene como objetivo simplificar la lectura y facilitar la generación de gráficos.

La transformación consiste en mantener la columna de la fecha en que se realizó cada predicción, pero las demás columnas se reestructuran para representar directamente el mes predicho. Es decir, cada columna pasará a ser una etiqueta de mes específica, como "January 2022", "February 2022", y así sucesivamente, hasta alcanzar el último mes disponible en las predicciones, que en este caso podría ser "February 2026". Es crucial considerar que, debido a su naturaleza trimestral, la base de datos de la encuesta a los empresarios en Colombia no abarcará todos los meses del periodo analizado. Por lo tanto, se debe prestar especial atención al desarrollar la función encargada de generar estas bases de datos en su segundo formato, asegurando que maneje adecuadamente las ausencias de datos mensuales inherentes a la periodicidad de la encuesta trimestral. Este cuidado metodológico garantizará la coherencia y la validez de los análisis posteriores.

Generación de gráficos

Tres funciones especializadas fueron desarrolladas para la generación de gráficos, los cuales serán presentados más adelante en este análisis. La primera función ha sido diseñada para la visualización de una serie de tiempo. Esta función permite comparar, a lo largo de un período de un año, los pronósticos generados por el modelo **Gemini** con las expectativas recopiladas a través de las encuestas del Banco de la República, y contrastar ambos con los valores reales observados. Esto facilita la apreciación de la trayectoria de la inflación y la capacidad de cada método para seguirla a lo largo del tiempo.

La segunda función está dedicada a la creación de gráficos de dispersión. Su propósito es mostrar la relación entre las predicciones de **Gemini**, los pronósticos de las encuestas del Banco de la República y el valor real de la inflación para un mes específico. Este tipo de visualización es crucial para evaluar qué tan cerca se encuentran las predicciones de los diferentes métodos del valor real, así como para observar la dispersión y variabilidad inherente a los valores pronosticados por el método de **Gemini**.

Finalmente, la tercera función se enfoca en la generación de gráficos **Boxplot** para las predicciones del método de **Gemini**. Estos gráficos son particularmente útiles para obtener una visión detallada de la distribución de las predicciones, permitiendo identificar la media, la mediana, los cuartiles y la presencia de datos atípicos (aquellos que se encuentran fuera de los "bigotes" del boxplot). Además, esta función superpone los valores reales y las predicciones de las encuestas del Banco de la República sobre los boxplots de **Gemini**. Esto proporciona una forma clara de discernir si existe una alta variabilidad en las predicciones de **Gemini** y qué tan bien se alinean con el valor real o con las expectativas del mercado capturadas por las encuestas del Banco.

Cálculo de Métricas de Error

Finalmente, se busca calcular las métricas de error **RMSE** *Hyndman & Koehler* [2006] y **MAE** *Willmott & Matsuura* [2005] con el fin de comparar el desempeño predictivo de los tres métodos analizados. Sin embargo, antes de proceder con este cálculo, se consideró una particularidad importante: tanto los analistas de mercado como los empresarios en Colombia disponen de un período específico de días para responder a las encuestas del Banco de la República. No sería equitativo comparar los pronósticos generados por la **IA Gemini**, que tiene la capacidad de producir predicciones diarias para un mes completo, con encuestas que solo recogen datos durante un número limitado de días. Para abordar esta disparidad y asegurar una comparación más justa, las predicciones de la **IA Gemini** fueron procesadas en cinco diferentes configuraciones:

1. **Gemini Mensual Media:** Esta configuración considera que la encuesta mensual a los analistas del mercado del Banco de la República se responde dentro de un número variable de días (por ejemplo, 10, 13 o 15 días) dentro del mes. Dado que la fecha de realización de la encuesta está registrada, se identificó la cantidad de días que tuvo el analista para responder. Posteriormente, se tomaron solo esas predicciones diarias de la **IA Gemini** correspondientes a esos mismos días y se calculó su media. Este ajuste permite una comparación más 'equitativa' con la encuesta mensual. Por ejemplo, si los analistas tuvieron los primeros 13 días de junio de 2025 para responder la encuesta y la **IA Gemini** generó pronósticos para cada uno de los 30 días de junio, solo se considerarían las primeras 13 predicciones de Gemini (hasta el 13 de junio) para calcular su media.
2. **Gemini Trimestral Media:** Similarmente, esta segunda configuración tiene en cuenta que la encuesta trimestral dirigida a los empresarios de Colombia suele ser respondida durante los primeros 20 días del mes en que se realiza. En consecuencia, se extrajeron las predicciones de la **IA Gemini** correspondientes a esos primeros 20 días y se calculó su media. Esto busca equiparar la base de comparación con la naturaleza de la encuesta trimestral.
3. **Gemini Mensual Mediana:** Para esta tercera configuración, se siguió el mismo procedimiento que en la **Gemini Mensual Media**, con la única diferencia de que, en lugar de calcular la media de las predicciones de **Gemini** para el período relevante, se utilizó la mediana.
4. **Gemini Trimestral Mediana:** En esta cuarta configuración, se replicó el método de la **Gemini Trimestral Media**, pero se sustituyó el cálculo de la media por el de la mediana para las predicciones de **Gemini**.
5. **Gemini Total:** La quinta y última configuración no aplica ninguna modificación a las predicciones de la **IA Gemini**. Para el cálculo de las métricas de error, se consideran la totalidad de las respuestas generadas por el modelo sin filtros temporales.

Una vez definidas y construidas las cinco variantes de las predicciones de la **IA Gemini**, se procedió al cálculo de las métricas de error (RMSE y MAE) para cada paso (del 0 al 12). Este cálculo se realizó para cada una de estas cinco configuraciones de Gemini, así como para la encuesta mensual del Banco de la República a los analistas de mercado y la encuesta trimestral a los empresarios colombianos. Es relevante señalar que, dada la estructura de la encuesta mensual, siempre existirá al menos una predicción para cada mes debido al 'paso 0'. En ocasiones, podría haber dos si el mes incluye la predicción del 'paso 12' o si coincide con el mes de diciembre, cuya predicción siempre se incluye (por ejemplo, una encuesta de febrero podría tener diciembre como 'paso 10', mientras que una de octubre lo tendría como 'paso 2'). Esto asegura la disponibilidad de predicciones para cada paso en la encuesta mensual. Por el contrario, la encuesta trimestral, debido a su periodicidad, solo dispone de información para los pasos 2, 5, 8 y 11, lo que implica la ausencia de datos en los pasos intermedios. Estas métricas son fundamentales para determinar cuál de los enfoques proporciona las predicciones más precisas y confiables en el contexto de la inflación. Los resultados derivados de esta comparación ofrecerán *insights* valiosos sobre la efectividad relativa de la inteligencia artificial, los pronósticos de expertos y los modelos econométricos en el ámbito de la predicción inflacionaria.

6 Resultados

6.1 Gráficos

6.1.1 Series de Tiempo

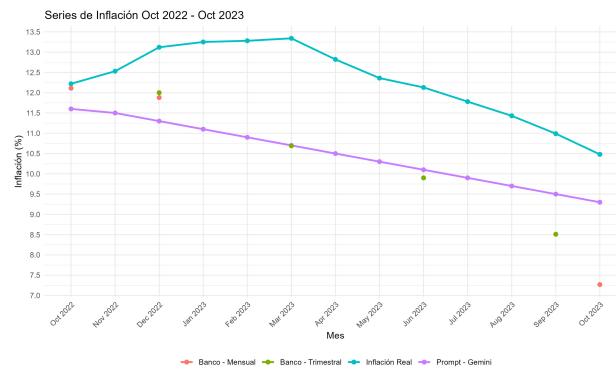


Figura 6-1: Predicciones de inflación de octubre de 2022 a octubre de 2023

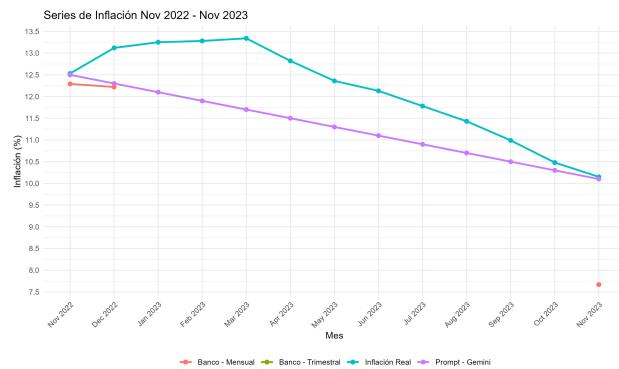


Figura 6-2: Predicciones de inflación de noviembre de 2022 a noviembre de 2023

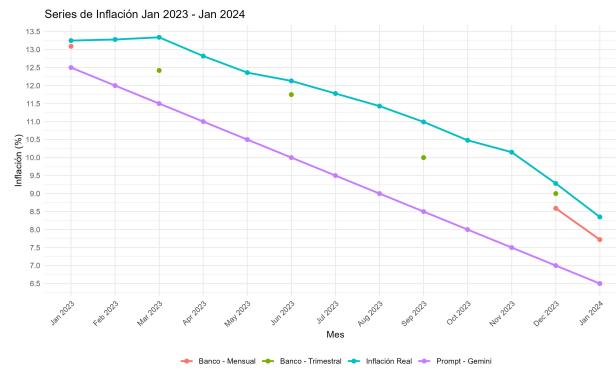


Figura 6-3: Predicciones de inflación de enero de 2023 a enero de 2024

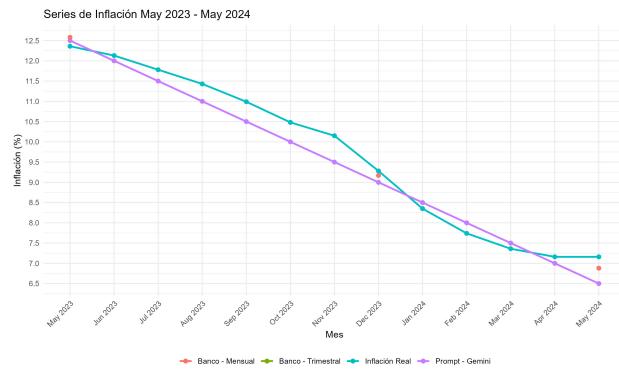


Figura 6-4: Predicciones de inflación de mayo de 2023 a mayo de 2024

6.1. Gráficos

6. Resultados

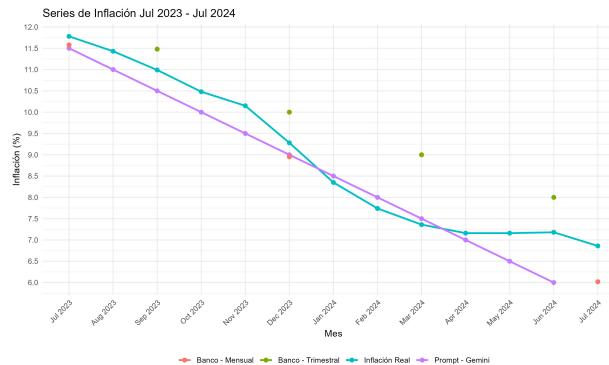


Figura 6-5: Predicciones de inflación de julio de 2023 a julio de 2024

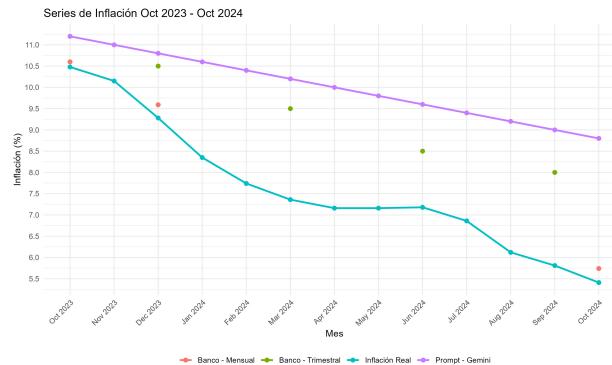


Figura 6-6: Predicciones de inflación de octubre de 2023 a octubre de 2024

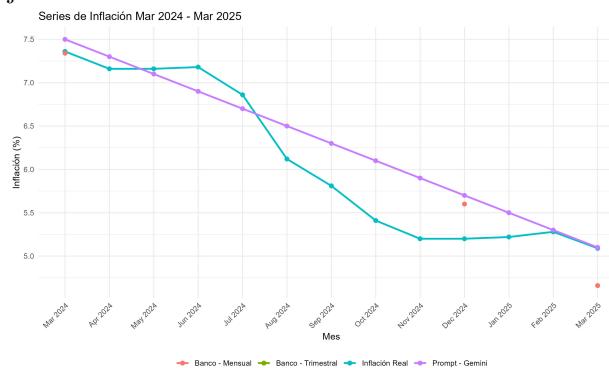


Figura 6-7: Predicciones de inflación de marzo de 2024 a marzo de 2025

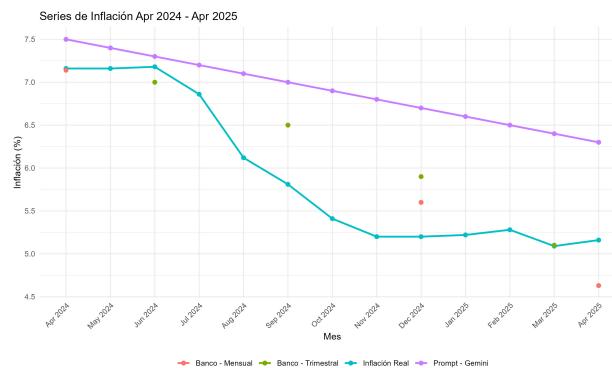


Figura 6-8: Predicciones de inflación de abril de 2024 a abril de 2025

Al analizar las proyecciones de inflación desde octubre de 2022, se observa una variabilidad en la precisión predictiva. Dependiendo del período examinado, las estimaciones proporcionadas por las encuestas o por **Gemini** pueden mostrar una mayor cercanía a los valores reales de inflación, especialmente durante los primeros meses del lapso de estudio, según se ilustra en las Figuras 6-1, 6-2, 6-3 y 6-4. Inicialmente, en la fase temprana del estudio, las predicciones derivadas de las encuestas del banco a los analistas de mercado y a los empresarios en Colombia exhibieron una desviación más pronunciada respecto a los datos observados en comparación con las de **Gemini**. Este patrón sugiere que, en las etapas iniciales, el modelo basado en inteligencia artificial (**Gemini**) demostró un rendimiento superior en la captura de las dinámicas inflacionarias.

Sin embargo, al revisar las predicciones a partir de julio de 2023, se percibe un cambio en la tendencia de precisión, como se detalla en las Figuras 6-5, 6-6, 6-7 y 6-8. Durante este período más reciente, las estimaciones de las encuestas del banco exhibieron un alineamiento más estrecho con los valores reales de inflación, manifestando un grado de acierto notable. Por el contrario, los pronósticos generados por **Gemini** comenzaron a distanciarse significativamente, lo que indica una disminución en su efectividad predictiva hacia el final del período analizado.

Este comportamiento contrastante a lo largo del tiempo sugiere que, dependiendo del período, cualquiera de los tres métodos puede ofrecer las predicciones más consistentes y próximas a los valores reales de inflación. Estos hallazgos visuales preliminares indican que no es posible emitir una afirmación concluyente sobre la superioridad de un método sobre otro sin antes realizar una comparación rigurosa mediante las métricas de error propuestas.

6. Resultados

6.1. Gráficos

6.1.2 Gráficos de dispersión

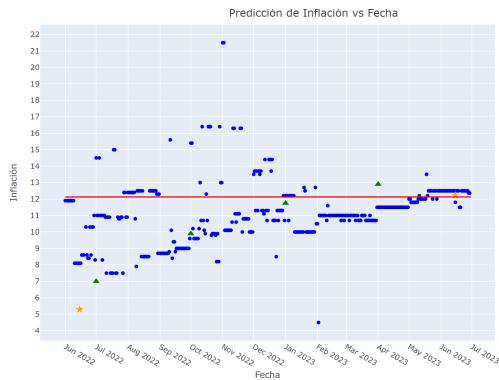


Figura 6-9: Dispersión de predicciones de inflación para junio de 2023

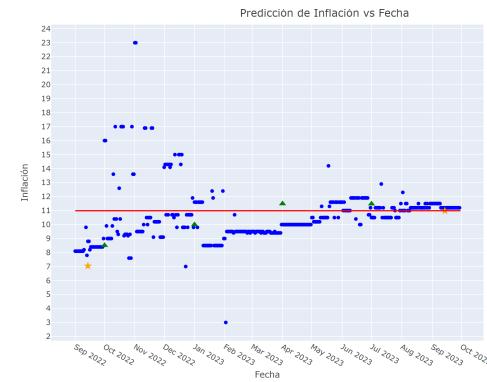


Figura 6-10: Dispersión de predicciones de inflación para septiembre de 2023

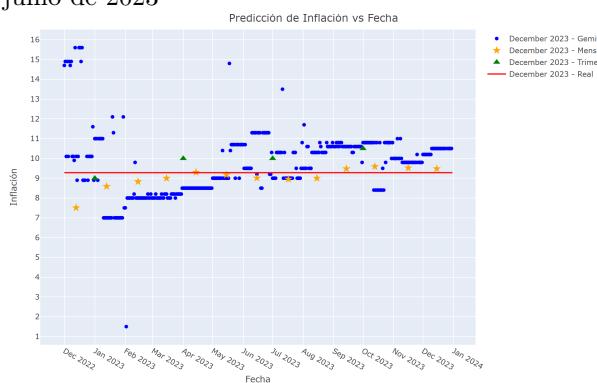


Figura 6-11: Dispersión de predicciones de inflación para diciembre 2023

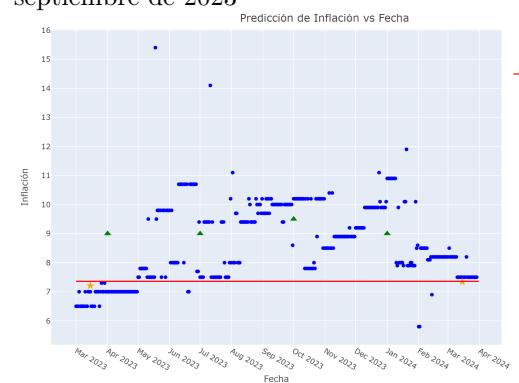


Figura 6-12: Dispersión de predicciones de inflación para marzo 2024

6.1. Gráficos

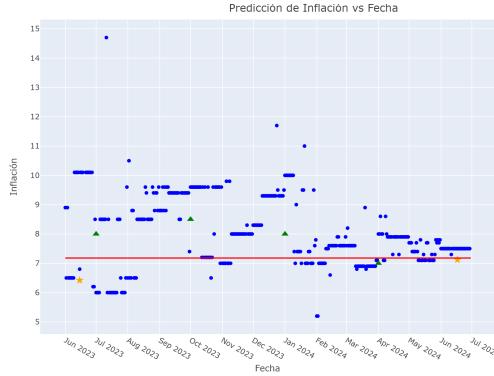


Figura 6-13: Dispersión de predicciones de inflación para junio de 2024

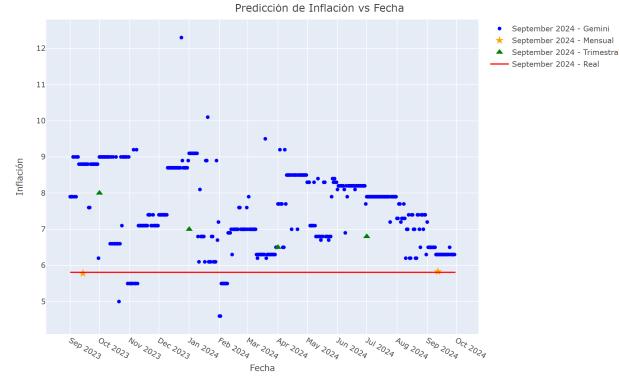


Figura 6-14: Dispersión de predicciones de inflación para septiembre de 2024

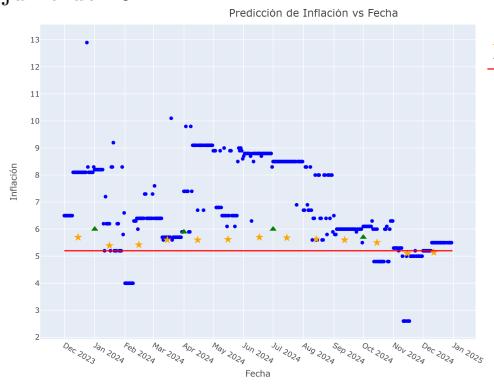


Figura 6-15: Dispersión de predicciones de inflación para diciembre de 2024

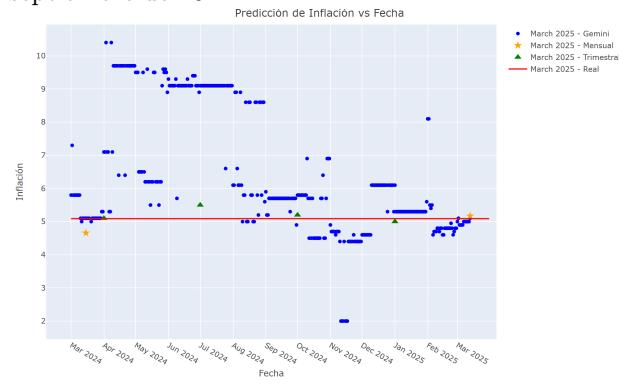


Figura 6-16: Dispersión de predicciones de inflación para marzo de 2025

Al examinar los gráficos de dispersión, se evidencia una relación lógica: cuanto mayor es la distancia temporal entre la fecha de una predicción y el mes al que se refiere, más se aleja esta del valor observado. Asimismo, se aprecia que, durante los primeros meses del periodo de análisis, la variabilidad en las respuestas de **Gemini** no parece ser excesivamente alta, a pesar de la presencia de algunos datos atípicos. Esto último es completamente esperable, dado que las consultas son diarias y un evento puntual, ya sea a nivel global o nacional, podría modificar la predicción, o incluso podría deberse a un error inherente a la **IA**. En este segmento inicial del estudio, la encuesta mensual muestra un comportamiento superior a la encuesta trimestral, tal como se observa en las Figuras 6-9, 6-10, 6-11 y 6-12. En consecuencia, en esta fase inicial, la encuesta trimestral parece rezagarse frente a la encuesta mensual y la **IA Gemini**, ambas exhibiendo un mejor desempeño en la predicción de la inflación.

No obstante, al revisar las predicciones a partir de junio de 2024, se constata un incremento considerable en la variabilidad de los pronósticos de la **IA Gemini**, particularmente cuando la predicción se realiza con una antelación significativa al mes objetivo. Este aumento viene acompañado de un notable incremento en la cantidad de datos atípicos, como se detalla en las Figuras 6-13, 6-14, 6-15 y 6-16. Durante este periodo más reciente, las estimaciones de la encuesta trimestral del banco mostraron un alineamiento más estrecho con los valores reales de inflación, evidenciando una mejoría notoria y un considerable grado de acierto. Pese a esto, no parece superar el desempeño de la encuesta mensual, la cual continúa mostrando una conducta favorable y una mayor precisión en sus pronósticos.

Con base en este análisis preliminar, la encuesta mensual (dirigida a analistas del mercado) parece obtener una ventaja sobre los otros dos métodos, posicionándose como la opción más confiable. Este hallazgo inicial será corroborado o refutado más adelante con el apoyo de las métricas de error propuestas.

6. Resultados

6.1. Gráficos

6.1.3 Gráficos Boxplot

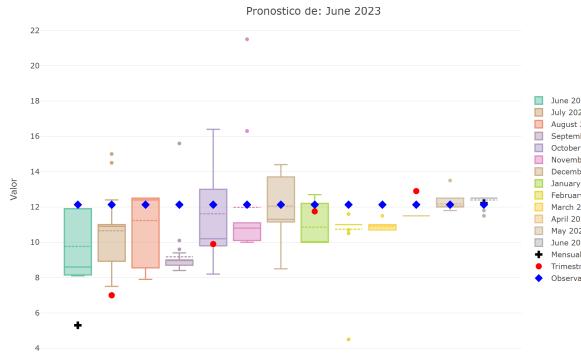


Figura 6-17: Boxplot de predicciones de inflación para junio de 2023

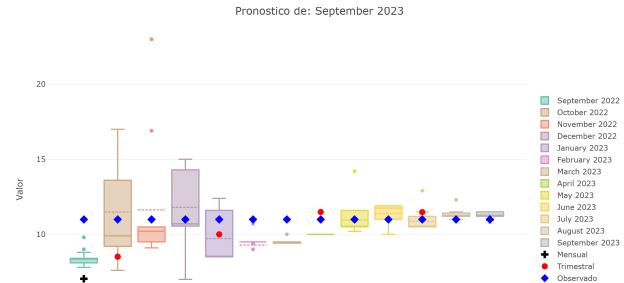


Figura 6-18: Boxplot de predicciones de inflación para septiembre de 2023

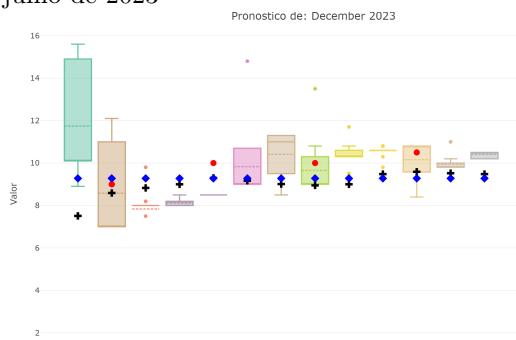


Figura 6-19: Boxplot de predicciones de inflación para diciembre de 2023

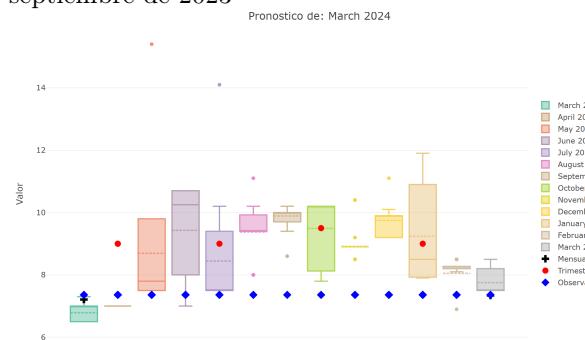


Figura 6-20: Boxplot de predicciones de inflación para marzo de 2024

6.1. Gráficos

6. Resultados

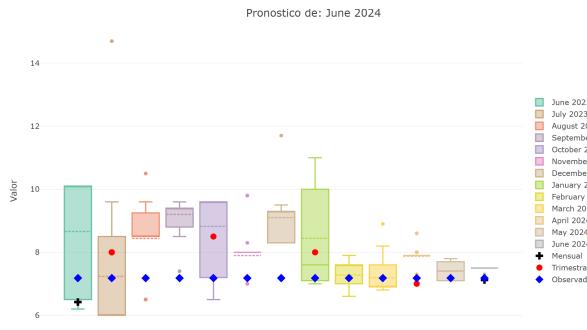


Figura 6-21: Boxplot de predicciones de inflación para junio de 2024

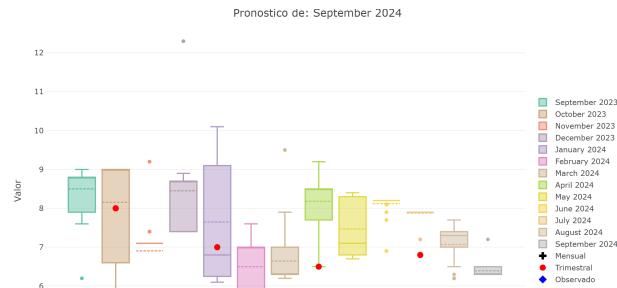


Figura 6-22: Boxplot de predicciones de inflación para septiembre de 2024

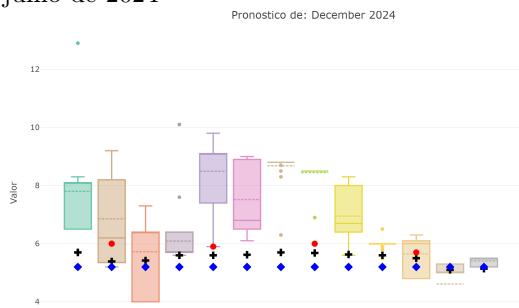


Figura 6-23: Boxplot de predicciones de inflación para diciembre de 2024

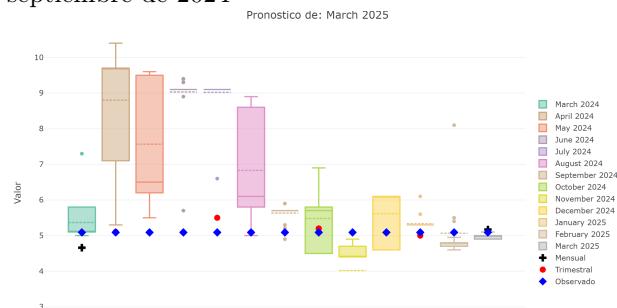


Figura 6-24: Boxplot de predicciones de inflación para marzo de 2025

Al observar los diagramas de cajas, se aprecia que, al menos durante los meses iniciales del período de estudio, las predicciones de **Gemini** muestran un comportamiento adecuado, acercándose en la mayoría de los casos al valor real observado y exhibiendo una baja variabilidad en una parte considerable de sus pronósticos (aunque existen excepciones). Paralelamente, la encuesta mensual también parece desempeñarse bastante bien, un comportamiento que es particularmente notorio en los meses de diciembre (dada la práctica de esta encuesta de incluir siempre una predicción para el cierre de año), como se ilustra en las Figuras 6-17, 6-18, 6-19 y 6-20. En contraste, la encuesta trimestral presenta un patrón más errático y sus predicciones se alejan considerablemente del valor real. Por lo tanto, en la fase inicial del estudio, la encuesta mensual y la IA **Gemini** demuestran un mejor rendimiento en términos de predicción de inflación.

No obstante, al revisar las predicciones a partir de junio de 2024, se constata un aumento considerable en la variabilidad de los pronósticos de la **IA Gemini** en muchos más casos, especialmente cuando la predicción se realiza con una antelación significativa al mes objetivo. Además, a pesar de esta mayor variabilidad, sus predicciones se desvían más del valor real observado, lo que sugiere una aparente pérdida de capacidad predictiva en esta etapa final del estudio, como se detalla en las Figuras 6-21, 6-22, 6-23 y 6-24. Durante este período más reciente, las estimaciones de la encuesta trimestral del banco mostraron una mejoría notoria en comparación con el período inicial del estudio, pero aún así quedaron bastante lejos de la encuesta mensual y, en varias ocasiones, exhibieron comportamientos similares a las respuestas de la **IA Gemini**.

Con base en este análisis preliminar, la encuesta mensual (dirigida a analistas del mercado) parece obtener una ventaja sobre los otros dos métodos, posicionándose como la opción más confiable. Cabe destacar que **Gemini**, a lo largo del estudio, no parece estar muy lejos en términos de precisión, especialmente en el período inicial. Este hallazgo preliminar será corroborado o refutado más adelante con el apoyo de las métricas de error propuestas.

6.2 Comparación mediante métricas de error

Para facilitar la comprensión de las siguientes tablas, a continuación se presenta el significado de las siglas utilizadas en sus encabezados y contenido:

- **G.M. Media:** Predicciones mensuales de Gemini (promedio), ajustadas según el número de días disponibles para que los analistas de mercado respondieran la encuesta.
- **G.T. Media:** Predicciones trimestrales de Gemini (promedio), basadas en los 20 días asignados a los empresarios colombianos para responder la encuesta trimestral.
- **G.M. Mediana:** Predicciones mensuales de Gemini (mediana), ajustadas según el número de días disponibles para que los analistas de mercado respondieran la encuesta.
- **G.T. Mediana:** Predicciones trimestrales de Gemini (mediana), basadas en los 20 días asignados a los empresarios colombianos para responder la encuesta trimestral.
- **G. Total:** Total de predicciones de Gemini, presentadas sin modificaciones ni ajustes adicionales.
- **B.M.:** Predicciones mensuales de los analistas de mercado, obtenidas de la encuesta mensual realizada por el Banco de la República.
- **B.T.:** Predicciones trimestrales de los empresarios colombianos, obtenidas de la encuesta trimestral realizada por el Banco de la República.

Error Cuadrático Medio (RMSE)							
Paso	G.M. Media	G.T. Media	G.M. Mediana	G.T. Mediana	G. Total	B.M.	B.T.
Paso 0	0.819	0.797	0.906	0.776	0.943	1.267	
Paso 1	0.957	0.935	1.130	1.002	1.188	0.541	
Paso 2	1.193	1.156	1.353	1.268	1.420	0.758	1.778
Paso 3	1.421	1.378	1.565	1.503	1.660	1.065	
Paso 4	1.631	1.587	1.766	1.714	1.874	1.883	
Paso 5	1.835	1.794	1.955	1.918	2.092	2.277	2.553
Paso 6	2.005	1.970	2.100	2.105	2.296	2.619	
Paso 7	2.136	2.114	2.216	2.232	2.465	2.852	
Paso 8	2.220	2.198	2.306	2.356	2.600	3.541	3.445
Paso 9	2.298	2.285	2.394	2.474	2.736	3.879	
Paso 10	2.353	2.346	2.462	2.551	2.859	4.443	
Paso 11	2.403	2.405	2.553	2.649	2.953	5.005	4.028
Paso 12	2.316	2.345	2.565	2.605	2.782	4.278	

Tabla 6-1: Resultados RMSE

Al analizar los valores de **RMSE** presentados en la Tabla 6-1, se evidencia que la encuesta trimestral del Banco de la República dirigida a los empresarios colombianos muestra el peor desempeño con una diferencia notable. Este resultado es coherente, dado que la experiencia empresarial no garantiza experticia en la predicción inflacionaria. Por otro lado, la encuesta mensual del Banco de la República a los analistas de mercado supera a **Gemini** en todas sus configuraciones para los pasos 1, 2 y 3.

Sin embargo, en el resto de los pasos, cualquier configuración de **Gemini** presenta valores de **RMSE** inferiores en comparación con ambas encuestas aplicadas por el banco. Específicamente, para los pasos 0, 4, 5, 6, 7, 8, 9 y 10, la variante de **Gemini** que considera los 20 días de respuesta de la encuesta trimestral

6.2. Comparación mediante métricas de error

6. Resultados

del Banco de la República a empresarios colombianos (promediando) es la que registra los valores más bajos, indicando un mejor ajuste. Finalmente, para los pasos 11 y 12, la configuración de **Gemini** que toma en cuenta la cantidad de días disponibles para responder la encuesta mensual del Banco de la República a los analistas de mercado (promediando) es la que exhibe los valores más bajos y, por ende, un mejor ajuste.

Error Absoluto Medio (MAE)							
Paso	G.M. Media	G.T. Media	G.M. Mediana	G.T. Mediana	G. Total	B.M.	B.T.
Paso 0	0.619	0.572	0.676	0.569	0.632	0.492	
Paso 1	0.777	0.739	0.887	0.800	0.904	0.413	
Paso 2	0.997	0.949	1.107	1.044	1.142	0.617	1.426
Paso 3	1.181	1.130	1.277	1.244	1.366	0.797	
Paso 4	1.381	1.299	1.476	1.451	1.571	1.310	
Paso 5	1.571	1.493	1.668	1.657	1.775	1.570	1.974
Paso 6	1.733	1.688	1.792	1.846	1.961	1.757	
Paso 7	1.855	1.817	1.895	1.939	2.094	1.817	
Paso 8	1.905	1.885	1.950	2.009	2.176	2.180	2.581
Paso 9	1.929	1.949	1.987	2.055	2.241	2.460	
Paso 10	1.931	1.968	2.017	2.092	2.313	2.783	
Paso 11	1.919	1.935	2.052	2.143	2.340	3.173	2.938
Paso 12	1.885	1.886	2.052	2.101	2.179	2.829	

Tabla 6-2: Resultados MAE

Al analizar los valores de **MAE** que se muestran en la Tabla 6-2, se confirma, al igual que en la Tabla 6-1, que la encuesta trimestral del Banco de la República dirigida a empresarios colombianos es la que presenta los peores resultados. A diferencia de la Tabla 6-1, esta tabla 6-2 exhibe una mayor variedad en los resultados. Específicamente, en los pasos 0, 1, 2 y 3, la encuesta mensual del Banco de la República a analistas de mercado registra valores más bajos que cualquier configuración de **Gemini**.

Para los pasos 4 y 5, solo la configuración de **Gemini** que considera los días que tuvieron los analistas de mercado para responder la encuesta mensual del Banco de la República (calculando el promedio) mostró valores inferiores a los de la encuesta mensual. En los pasos 6 y 7, las configuraciones de **Gemini** que tomaron en cuenta los días de respuesta de los analistas de mercado para la encuesta mensual, y la que consideró los 20 días de respuesta de los empresarios para la encuesta trimestral (ambas promediando), obtuvieron valores más bajos (o iguales) que la encuesta mensual del Banco de la República a analistas de mercado.

Para el resto de los pasos, cualquier configuración de **Gemini** presenta valores inferiores a los de la encuesta mensual del Banco de la República a analistas de mercado. Destaca, con los valores más bajos, la configuración de **Gemini** que considera los días de respuesta de los analistas de mercado para la encuesta mensual (promediando) en los pasos 9, 10, 11 y 12. La única excepción es el paso 8, donde la configuración de **Gemini** que tuvo en cuenta los 20 días de respuesta de los empresarios para la encuesta trimestral (promediando) obtuvo el valor más bajo.

7 Discusión de resultados

7.1 Desempeño de los Métodos de Predicción

El análisis de las métricas de error revela una distinción clara en el desempeño de los métodos predictivos. Si el objetivo es generar pronósticos para los pasos 0, 1, 2 y 3, la **encuesta mensual del Banco de la República a los analistas del mercado** se perfila como la opción más idónea. Sin embargo, cuando las predicciones se orientan a un plazo más extendido, abarcando los pasos 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11 y 12, las configuraciones de **Gemini** que promedian las respuestas correspondientes a los días de encuesta (tanto la mensual de analistas de mercado como la trimestral de empresarios colombianos) demuestran ser la alternativa superior.

Esto sugiere que los analistas de mercado poseen una mayor agudeza en el análisis de la inflación a corto plazo, mientras que la **IA Gemini** sobresale en la proyección a largo plazo. Por lo tanto, la incorporación de la **IA Gemini** para predicciones con horizontes temporales más distantes podría ser una estrategia valiosa.

Por otra parte, la encuesta trimestral del Banco de la República dirigida a empresarios colombianos, así como las configuraciones de **Gemini** que utilizan la totalidad de los datos o emplean la mediana en lugar de la media, quedan rezagadas y se consolidan como las 'perdedoras' de este estudio. En consecuencia, se desaconseja su uso para futuras predicciones.

La superioridad de **Gemini** en el largo plazo puede atribuirse a su inherente capacidad para acceder y procesar un vasto volumen de información proveniente de una diversidad de fuentes, muchas de las cuales no están al alcance de los analistas de mercado. Esta ventaja competitiva le permite integrar factores globales y dinámicas económicas complejas que inciden en la inflación, lo que se traduce en pronósticos más precisos para horizontes temporales extendidos.

7.2 Factores Externos que Influenciaron la Inflación

Durante el período comprendido entre enero de 2022 y febrero de 2025, la inflación experimentó una volatilidad considerable e inesperada. Esta fluctuación fue impulsada por una serie de factores predominantemente externos, cuya naturaleza no se vincula directamente con las dinámicas económicas tradicionales.

La **invasión de Ucrania** por parte de Rusia en 2022 tuvo un impacto significativo en la inflación global. Las sanciones internacionales impuestas a Rusia, un exportador clave de petróleo y gas natural, dispararon los precios de la energía. Al mismo tiempo, la interrupción de las exportaciones de cereales y fertilizantes desde Ucrania y Rusia elevó los costos de los alimentos a nivel mundial. A esto se sumaron las prolongadas **disrupciones en las cadenas de suministro globales** debido a la pandemia de COVID-19, que causaron

escasez de contenedores, cuellos de botella en puertos y déficit de mano de obra. Estos factores, junto con el aumento en los costos de transporte, contribuyeron a la inflación mundial.

Además, diversos **fenómenos climáticos extremos** jugaron un papel importante. Sequías severas en América del Sur y Europa, así como inundaciones y huracanes en regiones clave, afectaron la producción agrícola y la extracción de petróleo y gas, resultando en una reducción de la oferta y un incremento de los precios de alimentos y energía. Las **tensiones geopolíticas** también añadieron incertidumbre a los mercados internacionales, especialmente las sanciones económicas contra Rusia y conflictos regionales como los de Oriente Medio, lo que repercutió en el comercio global y generó volatilidad en los precios de la energía y otras materias primas.

El **incremento en los costos de las materias primas** fue otro factor determinante. La creciente demanda de metales como el litio, cobalto y níquel, impulsada por la transición hacia energías renovables, provocó un alza en sus precios. La escasez de madera y materiales de construcción, consecuencia de la alta demanda durante la pandemia, también mantuvo los costos elevados. Las **modificaciones en las políticas comerciales**, como el auge del proteccionismo con aranceles y restricciones a las exportaciones, redujeron la disponibilidad de ciertos productos y aumentaron sus precios, mientras que la renegociación o cancelación de acuerdos comerciales inyectó incertidumbre en los mercados.

Por último, el **impacto de la transición energética** generó presiones inflacionarias. La presión global por reducir las emisiones de carbono disminuyó la inversión en combustibles fósiles, limitando su oferta y elevando sus precios. Los costos iniciales asociados a la transición hacia energías renovables también se tradujeron en precios finales más altos para los consumidores. Acontecimientos políticos y sociales, como **protestas y huelgas**, causaron interrupciones en la producción y distribución, contribuyendo a la inflación, y la incertidumbre política también generó volatilidad. Finalmente, la **especulación en los mercados** de materias primas también contribuyó a la volatilidad y al aumento de precios, con inversores buscando refugio en activos como el oro ante la incertidumbre económica.

7.3 Limitaciones de Gemini

A pesar de su notable rendimiento en la predicción a largo plazo, el modelo **Gemini** presenta limitaciones significativas que deben ser cuidadosamente evaluadas. En primer lugar, la imposibilidad de acceder a los datos de entrenamiento utilizados por **Gemini** complica sustancialmente la replicabilidad de los resultados obtenidos. Adicionalmente, el proceso de automatización de las consultas para la predicción de inflación con **Gemini** a 12 pasos adelante enfrentó desafíos técnicos considerables.

Las claves API, indispensables para interactuar con Gemini desde Python, poseen una validez restringida y un cupo máximo mensual, lo que exige la generación periódica de nuevas claves. Es importante destacar que estas claves API pueden cambiar su modelo Gemini asociado según las decisiones de Google, lo que podría incrementar la variabilidad inherente en las respuestas del modelo. Se ha observado una notable diversidad en el formato de las respuestas proporcionadas por Gemini, incluso cuando se emplea el mismo prompt, lo cual dificulta las fases de limpieza y procesamiento de los datos, dado que se requiere identificar y gestionar múltiples formatos posibles. Consecuentemente, la sostenibilidad del código de limpieza de datos es limitada, ya que existe una alta probabilidad de que futuras consultas generen nuevos formatos de respuesta que no han sido contemplados previamente. Por lo tanto, se hace indispensable la intervención constante de un experto en programación para el mantenimiento y la actualización continua del sistema.

Estas restricciones implican que el objetivo de automatizar por completo las consultas de predicción de inflación a **Gemini** solo pudo ser alcanzado de forma parcial. Aunque **Gemini** es, indudablemente, una herramienta potente, su implementación práctica exige un mantenimiento constante y adaptaciones frecuentes.

8 Conclusiones

Tras la realización del presente estudio, se exponen a continuación las conclusiones más destacadas, organizadas en torno a los aspectos fundamentales evaluados, ofreciendo una perspectiva clara y estructurada de los hallazgos obtenidos.

Inicialmente, se logró establecer un sistema de consultas diarias a la plataforma de IA Gemini con un grado de automatización parcial. No obstante, este proceso se vio confrontado por significativas limitaciones técnicas. Consecuentemente, el sistema no opera de forma completamente autónoma, requiriendo actualizaciones periódicas para asegurar su funcionalidad continua.

Luego, en lo que respecta a la precisión a largo plazo, Gemini demostró una superioridad notable frente a las encuestas del Banco de la República, tanto la mensual dirigida a analistas de mercado como la trimestral aplicada a empresarios colombianos. Al comparar los pasos del 4 al 12, Gemini en sus diversas configuraciones presentó los valores más bajos de RMSE y MAE (en la mayoría de los casos), lo que indica una mayor proximidad a los valores reales de inflación. Por el contrario, la encuesta mensual del Banco de la República a los analistas de mercado exhibió un mejor desempeño en las predicciones para los pasos 0, 1, 2 y 3. Estos resultados subrayan el potencial de los modelos basados en inteligencia artificial para incrementar la exactitud de las predicciones económicas a largo plazo.

También, el proceso predictivo se enfrentó a diversas restricciones de índole técnica y computacional. Entre ellas, la caducidad y el cupo limitado de las claves API en las cuentas de Google impusieron la necesidad de generar nuevas claves de manera periódica. Adicionalmente, la variabilidad en los formatos de respuesta de Gemini complejizó la automatización de la limpieza de datos, incidiendo negativamente en la eficiencia y sostenibilidad del sistema automatizado.

Por último, para futuras implementaciones, se sugieren diversas mejoras. Estas incluyen el desarrollo de un sistema de gestión de claves API más robusto, la implementación de un módulo flexible para el procesamiento de datos capaz de manejar múltiples formatos de respuesta hasta alcanzar el formato deseado, y la exploración de la viabilidad de emplear otras plataformas de IA distintas a Gemini. Estas propuestas buscan superar las limitaciones identificadas y optimizar el proceso de predicción.

9 Recomendaciones

Basándose en los hallazgos y las limitaciones identificadas en este estudio, se proponen a continuación una serie de recomendaciones dirigidas a potenciar la precisión y eficiencia de los métodos de pronóstico de la inflación, así como a abordar los desafíos técnicos y metodológicos surgidos durante la investigación.

En primer lugar, aunque Gemini se destacó como la opción superior a largo plazo en términos de precisión y consistencia predictiva, es imperativo optimizar su implementación práctica. Una mejora fundamental sugerida es el desarrollo de un sistema automatizado para la gestión de claves API. Este sistema permitiría una rotación y renovación eficiente de las claves, previniendo interrupciones en la recopilación de datos. Además, se propone trabajar en la estandarización de los formatos de respuesta generados por Gemini. Esto podría lograrse mediante el diseño de prompts más robustos o la implementación de algoritmos de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) capaces de manejar múltiples formatos de forma automática. Estas medidas no solo reducirían la dependencia de intervenciones manuales, sino que también contribuirían a la sostenibilidad del sistema a largo plazo.

También, los gráficos de dispersión y los Boxplots revelaron la presencia de una cantidad considerable de valores atípicos en las predicciones diarias de la IA Gemini. Para mitigar este problema, se sugiere modificar el prompt existente o crear uno intermedio. Este nuevo prompt tendría la función de corregir los valores atípicos (basándose en un umbral predefinido) cada vez que se presenten. El objetivo es reducir la variabilidad de las predicciones de la IA Gemini, mejorando aún más su capacidad predictiva, especialmente en el corto plazo.

Luego, la implementación efectiva de estas recomendaciones exige, sin duda, un equipo con habilidades en herramientas avanzadas como Python, R y técnicas de procesamiento de lenguaje natural. Por ello, se aconseja establecer programas de capacitación continua para los analistas y desarrolladores involucrados en el proceso. Asimismo, resulta crucial mantener una actualización constante de los sistemas y algoritmos empleados, dada la rápida evolución de las tecnologías de inteligencia artificial y los contextos económicos globales.

Finalmente, se propone una profundización en el estudio de los factores externos que inciden en la inflación, tales como los efectos de la transición energética, las tensiones geopolíticas y los cambios en las políticas comerciales. Un análisis más exhaustivo de estas variables permitiría la creación de modelos predictivos más robustos y adaptativos, capaces de responder a escenarios complejos y dinámicos. Adicionalmente, se recomienda explorar el uso de otras herramientas de inteligencia artificial, como GPT-4 o modelos especializados en economía, para comparar su desempeño con Gemini y así ampliar las opciones disponibles. Este enfoque no solo enriquecería el análisis, sino que también sentaría una base más sólida para la toma de decisiones en un entorno económico cada vez más impredecible.

Referencias Bibliográficas

- Athey, S. & Imbens, G. W.:**, 2019; The impact of machine learning on economics; *The Economics of Artificial Intelligence*: 507--552; URL <https://www.nber.org/books-and-chapters/economics-artificial-intelligence-agenda/impact-machine-learning-economics>.
- Banco, d. l. R.:**, 2023; Encuesta de expectativas económicas (eme); URL <https://suameca.banrep.gov.co/estadisticas-economicas/#/encuestas>; consultado el 2024-11-15.
- Biehl, M.:**, 2016; *RESTful API Design: Best Practices in API Design with REST*; Amazon; URL <https://www.amazon.com/-/es/Matthias-Biehl-ebook/dp/B01L6STMVW>.
- Campbell, A.:**, 2021; *Python for Data Science: A Comprehensive Guide*.
- Chai, T. & Draxler, R. R.:**, 2014; Root mean square error (rmse) or mean absolute error (mae)?; *Geoscientific Model Development*; **7** (3): 1247–1250; URL <https://gmd.copernicus.org/articles/7/1247/2014/>.
- Chang, K.; Xu, S.; Wang, C.; Luo, Y.; Liu, X.; Xiao, T. & Zhi, J.:**, 2024; Efficient prompting methods for large language models: A survey; *arXiv preprint*; [arXiv:2404.01077v2](https://arxiv.org/abs/2404.01077v2); URL <https://arxiv.org/html/2404.01077v2>.
- Cloud, G.:**, 2023; Modelos de lenguaje grandes (llms) en google cloud; https://cloud.google.com/ai/llms?hl=es_419.
- DANE:**, 2023; Indicador de seguimiento a la economía (ise); URL <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/cuentas-nacionales/indicador-de-seguimiento-a-la-economia-ise>; consultado el [Fecha de acceso].
- de la República, B.:**, 2020; Índice de tasa de cambio real (itcr) con base en el ipc; *Informe técnico*; Banco de la República de Colombia; URL <https://totoro.banrep.gov.co/estadisticas-economicas/>; consultado el 2024-11-15.
- de la República, B.:**, 2023; Banco de la república de colombia; <https://www.banrep.gov.co/es>.
- Easterly, W. & Fischer, S.:**, 2001; Inflation and the poor; *Journal of Money, Credit and Banking*; **33** (2): 160--178; URL <https://www.jstor.org/stable/2673879>.
- Edwards, S.:**, 1989; Real exchange rates in the developing countries: Concepts and measurement; *NBER Working Paper Series*; (2950); URL <https://www.nber.org/papers/w2950>.
- Hamilton, J. D.:**, 1994; Time series analysis; *Princeton University Press*; URL <http://mayoral.iae-csic.org/timeseries2021/hamilton.pdf>.
- Hodrick, R. J. & Prescott, E. C.:**, 1997; Postwar u.s. business cycles: An empirical investigation; *Journal of Money, Credit and Banking*; **29** (1): 1--16; URL <https://www.jstor.org/stable/2953682>.
- Hyndman, R. J. & Koehler, A. B.:**, 2006; Another look at measures of forecast accuracy; *International Journal of Forecasting*; **22** (4): 679--688; URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169207006000239>.
- Jscrambler:**, 2023; Best practices to ensure api security; <https://jscrambler.com/blog/best-practices-to-ensure-api-security>; consultado el 10 de diciembre de 2023.
- Kilian, L. & Lütkepohl, H.:**, 2017; Structural vector autoregressive analysis; *Cambridge University Press*; URL <https://www.cambridge.org/core/books/structural-vector-autoregressive-analysis/DAF4217439EA585D10902D58A8849E06>.
- Liu, P.; Yuan, W.; Fu, J.; Jiang, Z.; Hayashi, H. & Neubig, G.:**, 2021; Pre-train, prompt, and predict: A systematic survey of prompting methods in natural language processing; *arXiv preprint*; [arXiv:2107.13586](https://arxiv.org/abs/2107.13586); URL <https://arxiv.org/abs/2107.13586>; consultado el 10 de diciembre de 2023.
- Lütkepohl, H.:**, 2005; *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*; Springer, Berlin.
- Makridakis, S.; Spiliotis, E. & Assimakopoulos, V.:**, 2018; Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward; *Plos One*; **13** (3): e0194889; URL <https://journals.plos.org/plosone/article/authors?id=10.1371/journal.pone.0194889>.
- Mishkin, F. S.:**, 2007; *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets*; Pearson Education, Boston.
- Mullainathan, S. & Spiess, J.:**, 2017; Machine learning: An applied econometric approach; *Journal of Economic Perspectives*; **31** (2): 87--106; URL <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.31.2.87>.

El poder predictivo de Gemini: Un nuevo horizonte para predecir la inflación.

- Pichai, S. & Hassabis, D.: ,** 2023; Introducing gemini: our largest and most capable ai model; *Making AI more helpful for everyone*; URL <https://blog.google/technology/ai/google-gemini-ai/>.
- Ravn, M. O. & Uhlig, H.: ,** 2002; On adjusting the hodrick-prescott filter for the frequency of observations; *Review of Economics and Statistics*; **84** (2): 371--376; URL https://pages.stern.nyu.edu/~dbackus/GE_asset_pricing/ms/Filters/RavnUhlig%20RES%2002.pdf.
- Sean, M. K.: ,** 2025; Google gemini 2.0 explained: Everything you need to know; *TechTarget*; URL <https://www.techtarget.com/whatis/feature/Google-Gemini-2-0-explained-Everything-you-need-to-know>.
- Sims, C. A.: ,** 1980; Macroeconomics and reality; *Econometrica*; **48** (1): 1--48; URL <https://www.jstor.org/stable/1912017>.
- Stock, J. H. & Watson, M. W.: ,** 2002a; Forecasting using principal components from a large number of predictors; *Journal of the American Statistical Association*; **97** (460): 1167--1179.
- Stock, J. H. & Watson, M. W.: ,** 2002b; Macroeconomic forecasting using diffusion indexes; *Journal of Business & Economic Statistics*; **20** (2): 147--162; URL https://scholar.harvard.edu/files/stock/files/macroeconomic_forecasting_using_diffusion_indexes.pdf.
- Sweigart, A.: ,** 2021; *Automate the Boring Stuff with Python*; No Starch Press; ISBN 978-1-59327-992-9.
- Wickham, H.: ,** 2014; Tidy data; *Journal of Statistical Software*; **59** (10): 1--23; doi:10.18637/jss.v059.i10; URL <https://www.jstatsoft.org/article/view/v059i10>.
- Wickham, H. & Grolemund, G.: ,** 2022; *R for Data Science: Import, Tidy, Transform, Visualize, and Model Data*; O'Reilly Media.
- Willmott, C. J. & Matsuura, K.: ,** 2005; Advantages of the mean absolute error (mae) over the root mean square error (rmse) in assessing average model performance; *Climate Research*; **30** (1): 79--82; URL <https://www.jstor.org/stable/24869236>.