



Vigilada Mineducación

# **Análisis de cobertura de créditos constructores, mediante derivados financieros para mitigar el riesgo inflacionario**

**Sebastián Palacio López**

*spalaciol@eafit.edu.co*

**Fray David Urango Romero**

*fdurangor@eafit.edu.co*

Trabajo de grado bajo la modalidad de trabajo de campo para la obtención del título académico de Magister en Administración Financiera

Asesor: Juan Felipe Cardona Llano, Mag.

**Universidad EAFIT**

**Escuela Finanzas, Economía y Gobierno**

**Maestría en Administración Financiera – MAF**

**Medellín**

**2025**

## Resumen

Este trabajo tiene como objetivo diseñar y evaluar estrategias de cobertura, mediante derivados financieros disponibles en el mercado colombiano, para convertir créditos constructores indexados a inflación en deuda a tasa fija, mitigando el impacto de la variación inflacionaria sobre el costo total del financiamiento. Se tomará como referencia un crédito constructor real de un proyecto inmobiliario y se recopilarán datos históricos de inflación, UVR e IBR, así como precios de instrumentos derivados ofrecidos por entidades financieras en Colombia. Mediante simulaciones financieras, se compararán escenarios con y sin cobertura, analizando su efecto en el flujo de caja y en el costo total del crédito. Se espera demostrar que, mediante el uso de derivados, es posible estabilizar los pagos, optimizar la planeación financiera y proponer una estrategia de cobertura para mejorar la gestión del riesgo inflacionario y la estabilidad financiera de los proyectos.

**Palabras clave:** Derivados financieros (G13), Cobertura de riesgo (G32), Inflación (E31), Crédito constructor (G21), UVR – Unidad de Valor Real (E43).

(American Economic Association, s.f.)

## Abstract

This study aims to design and evaluate hedging strategies using financial derivatives available in the Colombian market, with the objective of converting inflation-indexed construction loans into fixed-rate debt, thereby mitigating the impact of inflation fluctuations on the total financing cost. A real construction loan from a housing project will be used as a reference, and historical data on inflation, UVR, and IBR will be collected, along with derivative prices offered by financial institutions in Colombia. Through financial simulations, scenarios with and without hedging will be compared, analyzing their effect on cash flow and the total cost of the loan. The expected outcome is to demonstrate that, through the use of derivatives, it is possible to stabilize payments, optimize financial planning, and propose a hedging strategy to improve inflation risk management and enhance the financial stability of projects.

**Key words:** Financial derivatives (G13), Risk hedging (G32), Inflation (E31), Construction loan (G21), UVR – Real Value Unit (E43).

(American Economic Association, n.d.)

## Contenido

1. Introducción .....	7
1.1 La crisis del UPAC y la creación de la UVR .....	11
1.2 Funcionamiento de los créditos en UVR .....	12
2. Objetivos .....	13
2.1 Objetivo General .....	13
2.2 Objetivos Específicos .....	13
3. Marco de referencia conceptual .....	13
3.1 Inflación y riesgo en créditos indexados .....	13
3.2 Derivados como instrumentos de cobertura inflacionaria .....	14
3.2.1 Forward .....	14
3.2.2 Futuros .....	15
3.2.3 Opciones .....	15
3.3 Desafíos y riesgos en el uso de derivados .....	15
3.4 Integración conceptual .....	15
3.5 Modelo Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average (SARIMA) .....	16
4. Metodología .....	17
4.1 Datos y fuentes .....	17
4.2 Ajuste del modelo SARIMA .....	18
4.3 Generación del pronóstico y proyección de la UVR .....	18
4.4 Cálculo de tasas efectivas anuales (EA) .....	19
4.5 Recolección de datos de entidades bancarias .....	20
4.6 Oportunidades de tomar un crédito constructor en tasa fija y sus implicaciones .....	21
5. Resultados y tablas .....	22
5.1 Datos históricos .....	22

5.2 Ajuste del modelo SARIMA .....	23
5.3 Generación del pronóstico y proyección de la UVR.....	31
5.4 Cálculo de tasas efectivas anuales (EA).....	40
5.5 Tablas de coberturas.....	43
5.5.1 Cálculo modelo UVR.....	43
5.5.2 Cálculo modelo UVR proyectado por Bancolombia.....	43
5.6 Oportunidades de tomar un crédito constructor en tasa fija y sus implicaciones .....	44
6. Backtesting y conclusiones .....	46
7. Recomendaciones .....	51
Referencias.....	52
Cronograma.....	55
Anexos .....	56

## Lista de Ilustraciones

Ilustración 1. Histórico UVR en Colombia .....	10
Ilustración 2. Importación y descripción de las librerías utilizadas en el desarrollo del modelo SARIMA .....	24
Ilustración 3. Carga y preparación de los datos de inflación en Python para el modelo SARIMA. 24	
Ilustración 4. Conversión de los datos de inflación en una serie temporal mensual en Python ...	25
Ilustración 5. Resultado del rango temporal y número de observaciones de la serie mensual del IPC.....	26
Ilustración 6. Ajuste del modelo SARIMA (1,1,1)(1,1,1,12) en Python mediante la función SARIMAX.....	26
Ilustración 7. Función en Python para calcular el número de meses entre dos fechas .....	27
Ilustración 8. Función en Python para generar pronósticos del modelo SARIMA hasta una fecha objetivo .....	28
Ilustración 9. Ejecución del pronóstico del modelo SARIMA hasta el año 2030 en Python .....	29
Ilustración 10. Resultados del pronóstico del IPC generado por el modelo SARIMA con intervalos de confianza (2025–2030).....	30
Ilustración 11. Pronóstico de la inflación mensual (MoM) en Colombia mediante el modelo SARIMA (1,1,1)(1,1,1,12).....	30
Ilustración 12. Valor proyectado del IPC y su intervalo de confianza para agosto de 2027 según el modelo SARIMA .....	31
Ilustración 13. Configuración inicial del script en Python para la proyección de la UVR.....	31
Ilustración 14. Función en Python para leer los datos históricos de la UVR desde un archivo de Excel .....	32
Ilustración 15. Función en Python para convertir los pronósticos en una serie mensual y normalizar valores del modelo SARIMA .....	33
Ilustración 16. Función en Python para mapear la inflación mensual al ciclo diario de la UVR... 34	
Ilustración 17. Función en Python para proyectar la UVR diaria aplicando la regla 16-15 del Banco de la República .....	35
Ilustración 18. Función en Python para convertir la inflación mensual en tasa efectiva anual (EA) .....	36
Ilustración 19. Lectura de la UVR base desde Excel y asignación de la fecha correspondiente en Python .....	36

Ilustración 20. Validación y transformación del pronóstico en una serie mensual para la proyección de la UVR .....	37
Ilustración 21. Ejecución del modelo para proyectar la UVR diaria hasta la fecha objetivo .....	37
Ilustración 22. Impresión de los resultados finales del modelo: tasa efectiva anual y últimos días de la proyección UVR .....	38
Ilustración 23. Resultados de la UVR proyectada, tasas efectivas anuales (EA) y últimos días del pronóstico.....	39
Ilustración 24. Configuración del tramo histórico previo y lectura de datos de UVR desde Excel	40
Ilustración 25. Integración del tramo histórico con la proyección diaria de la UVR .....	40
Ilustración 26. Cálculo de la tasa efectiva anual (EA) acumulada e interanual a partir de la UVR interpolada.....	41
Ilustración 27. Generación del tramo final de la proyección con diagnóstico de tasas efectivas (EA).....	42
Ilustración 28. Resultados de la UVR proyectada con tasas efectivas acumuladas e interanuales	42

### **Lista de Tablas**

Tabla 1. Condiciones del crédito constructor indexado a UVR y alternativas de cobertura ofrecidas por Bancolombia .....	20
Tabla 2. Datos históricos de inflación con variación mensual en Colombia (2003–2025) .....	22
Tabla 3. Valores diarios de la Unidad de Valor Real (UVR) 16 agosto a 15 septiembre de 2025.	23
Tabla 4. Cálculo del modelo UVR sin cobertura (proyección base 2025–2027) .....	43
Tabla 5. Cálculo del modelo UVR proyectado por Bancolombia (escenario con cobertura) .....	43
Tabla 6. Comparativo de tasas efectivas anuales (EA) entre modelo UVR y tasa fija.....	45
Tabla 7. Créditos constructores analizados para validación del modelo de cobertura .....	46
Tabla 8. Resultados del backtesting del modelo SARIMA aplicado a créditos constructores .....	47

## 1. Introducción

La trayectoria de Constructora Capital inicia en 1992 en Medellín, bajo el nombre COMPACTO Ltda. Al año siguiente se iniciaron los primeros proyectos: Balcones de Triana en Itagüí y Mirador Azul en Copacabana y en 1997 se construyó el conjunto Cerro de Oro en Robledo, Medellín, con un total de 102 viviendas. Posteriormente, en 2002, la compañía cambió su razón social a CONSTRUVIS, destacándose con el proyecto Parques de la Estrella (Constructora Capital, 2025).

Durante la etapa de consolidación y expansión (2003 – 2010), la constructora dio inicio a su primer proyecto de apartamentos en Envigado, denominado Tierra del Sol, así como el desarrollo de Portal del Norte en Bello. En 2005 adoptó el nombre de **Constructora Capital**, y un año más tarde presentó Torres del Futuro en El Poblado. En 2007 incursionó en Bogotá con el proyecto Tierra del Sol (Constructora Capital, 2025).

Entre 2011 y 2018, la compañía fortaleció su crecimiento tanto a nivel regional como en el ámbito tecnológico. En 2011 dio inicio al proyecto Paseo de San Francisco en Sabaneta; en 2013 desarrolló Puerto Nuevo en Mosquera; y en 2016 amplió su participación con los proyectos Los Álamos en Zipaquirá y Aquia en Chía. Durante 2017 y 2018 incorporó avances digitales, entre ellos, los módulos en línea de posventa y las plataformas Zona clientes, Zona Asesores y la aplicaciones de Zonas Obras (Constructora Capital, 2025).

El periodo 2019 y 2021 se vio marcado por un importante crecimiento nacional en el sector de la construcción, acompañado de un gran compromiso ambiental. En 2019 la empresa alcanzó más de 64.000 viviendas entregadas y 160 proyectos desarrollados, destacándose con el lanzamiento de La Prosperidad en Madrid e introduciendo el uso de firmas digitales. En 2020 obtuvo la certificación Great Place to Work, presentó a la asesora digital ADA y estableció la certificación ambiental como requisito para todos sus proyectos futuros. En 2021 se lanzaron los programas sociales Mujeres que Construyen y Premio al Periodismo Social y Ambiental, además del inicio del proyecto número 200 (Constructora Capital, 2025).

Durante 2022 y 2023 la empresa fortaleció su compromiso con la innovación social y sostenibilidad. Ese año se iniciaron los proyectos Villafuerte y Armonía, enfocados en mejorar los trabajadores de obra, y recibió reconocimientos en responsabilidad social empresarial por parte de Camacol, Portafolio y PREAD. En 2023 se entregaron oficialmente los proyectos Villafuerte en Medellín y Armonía en Bogotá, en el marco del programa Sueños Capital Mi Nuevo Hogar. Asimismo, el proyecto Puerta del Sol en Mosquera obtuvo la certificación internacional EDGE, y la compañía fue premiada por sus iniciativas de responsabilidad social, inclusión laboral con enfoque de género y desarrollo sostenible (Constructora Capital, 2025).

En 2024, Constructora Capital reafirmó su compromiso con el medio ambiente y social, mediante una jornada de siembra de 700 árboles en la Ciudadela Belari (Mosquera), que contó con la participación de clientes, familias y voluntarios. Ese mismo año, la empresa hizo la entrega oficial del Parque Novaterra a las autoridades municipales de Mosquera, consolidando así su propósito de contribuir al desarrollo urbano, social y ambiental de las comunidades donde opera (Constructora Capital, 2025).

En los últimos seis años, el sector de la construcción en Colombia ha atravesado transformaciones relevantes ligadas a la coyuntura económica. La construcción representa una porción importante de la economía nacional y genera una significativa cantidad de empleo. Durante la pandemia de 2020, la actividad edificadora se desaceleró fuertemente debido a las restricciones sanitarias y a la contracción general de la demanda. No obstante, entre 2021 y 2022 se evidenció una recuperación notable, impulsada por políticas de estímulo, subsidios a la vivienda y la reducción temporal de las tasas de interés. Sin embargo, en 2023 el sector volvió a mostrar una tendencia descendente, afectado por el aumento de los costos financieros, la inflación y la reducción en la demanda de vivienda nueva (DANE, 2025). Este mismo año cerró con una caída cercana al 45% en las ventas de vivienda frente a 2022, afectando especialmente el segmento de Vivienda de Interés Social (VIS) (Camacol, 2025). Esta contracción estuvo relacionada con ajustes en programas de subsidio **Mi Casa Ya** y el incremento de los créditos hipotecarios, factores que redujeron la capacidad de compra de los hogares (Camacol, 2025).

El contexto macroeconómico ha tenido un papel decisivo en la evolución del sector. Después de la reducción histórica de la tasa de interés del Banco de la República al 1,75% anual en 2020, la inflación comenzó a incrementarse desde 2021 debido a choques de oferta globales y

recuperación de la demanda. Para contener el acelerado crecimiento de precios, el Banco de la República efectuó 14 incrementos consecutivos de su tasa de política entre octubre de 2021 y mediados de 2023, alcanzando un nivel de 13,25% (Banco de la República, 2023). Este ajuste se transmitió a las tasas de interés de los créditos hipotecarios, leasing habitacional y créditos constructores, encareciendo sustancialmente el financiamiento de proyectos (La República, 2023).

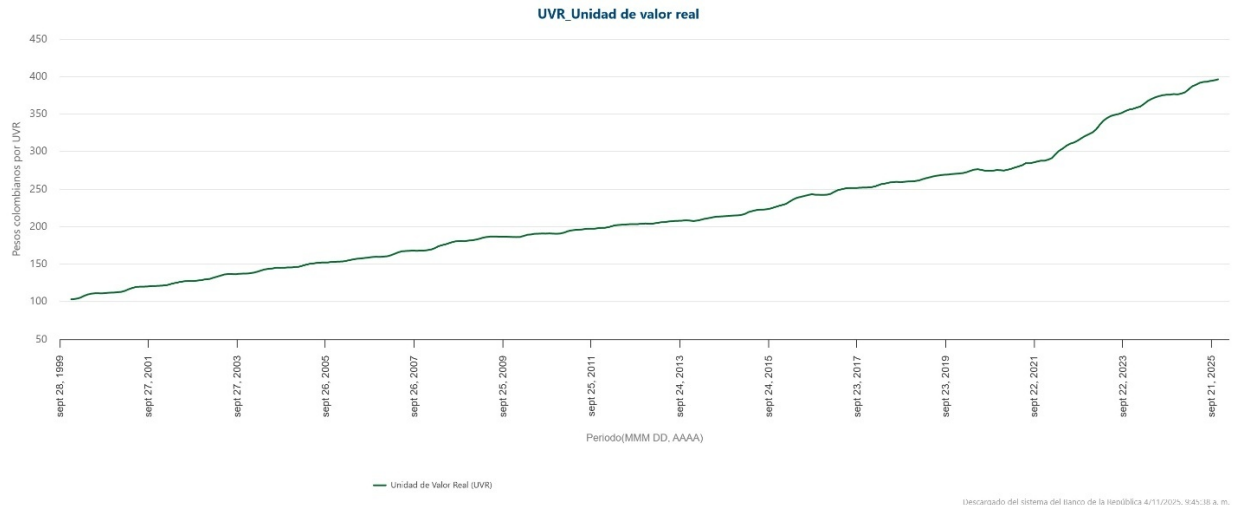
En este escenario, empresas como **Constructora Capital**, líderes en vivienda VIS y No VIS, han tenido que encontrar un equilibrio entre impulso gubernamental a la vivienda social con las presiones de costos crecientes en el periodo post-pandemia.

En Colombia, los proyectos inmobiliarios típicamente se financian mediante una combinación de recursos propios, preventas y créditos de construcción. Desde la perspectiva del constructor, el crédito constructor es una línea de crédito destinada para financiar la construcción de proyectos de vivienda. Por lo general, las entidades financieras desembolsan estos préstamos de manera progresiva conforme avanza la obra, requiriendo garantías hipotecarias y un nivel mínimo de preventas y recaudo de cuotas iniciales.

La mayor parte de estos créditos están indexados a la inflación en lugar de establecerse en una tasa fija nominal. Es común que se pacten en términos de UVR (Unidad de Valor Real) o en tasas variables referenciadas al IBR (Indicador Bancario de Referencia) (Banco de la República, 2025). De hecho, durante la última década se estima que aproximadamente el 77% de los desembolsos de crédito constructor se realizaron a tasas indexadas a la UVR, reflejando la preferencia del sector por este mecanismo (Bancolombia, 2022).

## Ilustración 1

### *Histórico UVR en Colombia*



Fuente: Banco de la República de Colombia (2025). Datos históricos de la Unidad de Valor Real (UVR) al 29 de mayo de 2025.

El comportamiento histórico de la UVR muestra un crecimiento sostenido durante los últimos 25 años. Esta tendencia responde a su naturaleza de indexación a la inflación, lo que significa que en un país emergente como Colombia, sus efectos serán de gran impacto; entre las principales variables se encuentran temas de economía informal, desempleo, desigualdad social, lo cual limita a los hogares y empresas para enfrentar choques inflacionarios; por otra parte, existe un poco de incertidumbre en lo que respecta a la política del país y hacia donde se proyecta durante los próximos años y, a su vez, el sector constructor depende en gran manera de los subsidios que otorga el gobierno como lo son Mi casa ya.

Con base en lo anterior, el valor en pesos de los créditos expresados en UVR siempre aumenta con el tiempo debido a que la UVR se capitaliza al saldo de la obligación, por lo tanto, las empresas constructoras enfrentan un riesgo financiero estructural: a medida que se incrementa la inflación, también crecen los saldos y las cuotas en pesos, afectando los flujos de caja y la rentabilidad de los proyectos.

En un país como Colombia donde gran parte de los créditos están indexados a la UVR, se hace necesario implementar instrumentos de cobertura que permitan convertir los créditos

indexados en obligaciones de tasa fija, mitigando la incertidumbre y estabilizando los costos financieros.

No obstante, este tipo de apalancamiento expone a las compañías a la volatilidad de los costos financieros: si la inflación se acelera, el servicio de la deuda (intereses y capital) aumenta en la misma proporción (Cardozo & Christensen, 2024). En períodos de alta inflación, las empresas enfrentan desviaciones presupuestales que reducen la rentabilidad de los proyectos (Osorio-Barreto, Mora & Sierra, 2025).

### **1.1 La crisis del UPAC y la creación de la UVR**

El sistema de financiación hipotecaria en Colombia vivió una de sus mayores transformaciones a finales del siglo XX, cuando se produjo la crisis del UPAC (Unidad de Poder Adquisitivo Constante). Este mecanismo, creado en 1972, buscaba proteger los créditos de vivienda de la inflación, permitiendo que las cuotas mantuvieran su valor real en el tiempo. Durante dos décadas funcionó como un instrumento que facilitó el acceso al crédito hipotecario y apoyó la expansión de la construcción de vivienda.

El origen del problema se remonta a las reformas financieras de los años noventa, las cuales modificaron la fórmula de cálculo del UPAC y lo ataron a las tasas de interés del sistema financiero. En un contexto de recesión y encarecimiento del crédito, las cuotas hipotecarias comenzaron a aumentar a un ritmo muy por encima de los ingresos de los hogares. Entre 1997 y 1999, con una economía en contracción y un crecimiento en el nivel de desempleo, miles de familias entraron en mora, lo que generó una crisis social marcada por embargos masivos y movilizaciones de deudores (Villar, Gómez, Murcia, Cabrera & Vargas, 2023).

La gravedad de la crisis llevó a la Corte Constitucional a declarar inconstitucional el sistema UPAC mediante la Sentencia C-700 de 1999, al determinar que vulneraba el derecho a la vivienda digna y trasladaba de manera desproporcionada los riesgos financieros a los deudores (Corte Constitucional, 1999). En consecuencia, el Congreso expidió la Ley 546 de 1999, que eliminó el UPAC y creó la Unidad de Valor Real (UVR), indexada únicamente al Índice de Precios al Consumidor (IPC). Con esta reforma se buscó otorgar mayor transparencia y sostenibilidad al

sistema hipotecario, equilibrando los intereses de deudores y entidades financieras (Congreso de la República, 1999).

Como resultado, la UVR se consolidó como el nuevo referente para créditos hipotecarios y constructores en Colombia, instaurando un modelo que aún hoy constituye la base del sistema de financiación de vivienda en el país

La UVR fue creada por el Banco de la República mediante la Ley 546 de 1999, con el propósito de mantener constante el poder adquisitivo de los créditos de vivienda. Según el Banco de la República (2025), la UVR “refleja el poder adquisitivo con base en la variación del Índice de Precios al Consumidor (IPC) durante el mes calendario inmediatamente anterior” (párr. 1). Su valor en pesos se ajusta diariamente en función de la inflación implícita, de modo que al final de cada mes el incremento acumulado coincide con la inflación observada (DANE, 2025).

El resultado es que cuando la inflación sube, el valor en pesos de la UVR sube en la misma magnitud. Por tanto, todo crédito en UVR traslada automáticamente la inflación a los pagos en pesos (Infopro Digital Limited, 2012).

## **1.2 Funcionamiento de los créditos en UVR**

Cuando un constructor adquiere un crédito denominado en UVR, el préstamo se contabiliza en dichas unidades y así se mantiene, aunque los desembolsos y pagos se realicen en pesos. El saldo en UVR es constante, pero su equivalente en pesos crece con la inflación. Paralelamente, los intereses se calculan como una tasa real (ejemplo: UVR + 8%), lo que implica que el costo en pesos de los intereses también se eleva a medida que sube la UVR (Banco de la República, 2025).

Esto significa que los créditos denominados en UVR reducen la presión de caja en etapa inicial, pero a medida que pasa el tiempo los montos tienden a aumentar. En contextos de alta inflación, como en 2022-2023, este efecto provocó encarecimiento significativo del costo total de los créditos constructores (Villar, Gómez, Murcia, Cabrera & Vargas, 2023).

El financiamiento en UVR brinda beneficios en términos de flujo inicial, pero transfiere al constructor el riesgo inflacionario. La experiencia de los últimos años en Colombia demuestra que la inflación puede superar ampliamente las proyecciones, lo que genera aumentos significativos

en el valor a pagar y en los intereses (ONI Finance, 2019). Por eso, las constructoras de gran tamaño han empezado a considerar coberturas financieras como swaps y forwards para convertir deuda indexada a inflación en obligaciones de tasa fija (Cardozo & Christensen, 2024).

## **2. Objetivos**

### **2.1 Objetivo General**

Diseñar y evaluar estrategias de cobertura, mediante derivados financieros disponibles en el mercado colombiano, que permitan transformar créditos constructores indexados a inflación en instrumentos de tasa fija, reduciendo así el impacto de la variación inflacionaria sobre el costo total del financiamiento.

### **2.2 Objetivos Específicos**

- Identificar los instrumentos derivados disponibles en Colombia que permiten cubrir el riesgo inflacionario en créditos indexados a UVR.
- Diseñar una estrategia de cobertura adaptada a las características de un crédito constructor real, considerando el plazo, monto, y condiciones del financiamiento.
- Simular escenarios con y sin cobertura para cuantificar el impacto sobre el flujo de caja y el costo total del crédito.
- Aplicar estrategias de cobertura a un proyecto real y realizar backtesting para evaluar su efectividad en la mitigación del riesgo inflacionario.

## **3. Marco de referencia conceptual**

### **3.1 Inflación y riesgo en créditos indexados**

En economías emergentes, la inflación constituye un fenómeno complejo influido por factores de oferta y demanda. De acuerdo con la teoría de expectativas racionales (Muth, 1961),

se explica que los agentes económicos ajustan sus decisiones financieras con base en la información disponible, pero en mercados incompletos, dichas proyecciones pueden ser imprecisas, generando desviaciones significativas (Osorio-Barreto et al., 2025).

En Colombia, tanto la UVR, creada por la Ley 546 de 1999, como la IBR, establecido por el Banco de la República, son indicadores que trasladan la variabilidad inflacionaria al costo de la deuda, según Villar (2023); en más del 50% de los últimos nueve años, la inflación efectiva ha superado las expectativas, lo que ha impactado negativamente márgenes de rentabilidad, generando sobrecostos financieros en proyectos inmobiliarios (Rincón, 2022).

### **3.2 Derivados como instrumentos de cobertura inflacionaria**

De acuerdo con Ederington (1979), el objetivo de una cobertura óptima busca minimizar la varianza de los retornos, mediante ajustes adecuados del tamaño y tipo de instrumento derivado utilizado. En el caso de créditos indexados, los swaps de inflación y forwards permiten “fijar” los pagos futuros, mitigando la exposición a variaciones del IPC (Cardozo & Christensen, 2024).

Las experiencias en América Latina destacan la importancia de los instrumentos financieros: en Chile, el mercado de bonos y swaps denominados en UF (Unidad de Fomento), se ha consolidado como un referente regional en la cobertura frente al riesgo inflacionario (Ceballos & Quiroga, 2019), y en Brasil, los swaps sobre IPCA han desempeñado un papel fundamental en el financiamiento de proyectos de infraestructura (De Mello, García & Silva, 2021).

En Colombia, diversas investigaciones académicas (Peña Sánchez, 2017; Castaño Ramírez, 2021) evidencian que el uso de derivados puede reducir el costo total del crédito y mejorar indicadores como VPN y TIR, aunque advierten sobre limitaciones por liquidez y costos de transacción.

#### **3.2.1 Forward**

Un *forward* es un contrato bilateral a medida entre dos partes, para comprar o vender un activo en una fecha futura a un precio pactado hoy, caracterizado por negociación directa (OTC) y

flexibilidad en términos como cantidad o fecha. Su uso principal es la cobertura de riesgos específicos (Islam, 2016).

### **3.2.2 Futuros**

Un *futures contract* es similar a un forward, pero estandarizado y negociado en una bolsa de valores o mercado organizado. Incluye márgenes, ajuste diario (mark-to-market) y menor riesgo de contraparte gracias a la intervención de una cámara de compensación (Cambridge University Press, 2001).

### **3.2.3 Opciones**

Las *opciones* ofrecen al comprador el derecho, pero no la obligación, de comprar o vender un activo subyacente a un precio establecido (strike) en o antes de una fecha determinada. Son herramientas flexibles para cobertura o especulación y requieren el pago de una prima (Subrahmanyam & Anusha, 2024).

## **3.3 Desafíos y riesgos en el uso de derivados**

Si bien los derivados aportan estabilidad financiera, conllevan riesgos que deben evaluarse:

- Riesgo de contraparte en operaciones OTC (Hull, 2022).
- Costos de transacción que pueden disminuir la efectividad de la cobertura (Anderson & Danthine, 1981).
- Restricciones regulatorias que pueden limitar el acceso a determinados instrumentos (ONI Finance, 2019).

Además, la literatura señala que, en mercados financieros poco profundos, las coberturas pueden no realizarse de manera perfecta en la exposición inflacionaria, generando riesgo de base (Fabozzi, Mann & Choudhry, 2021).

## **3.4 Integración conceptual**

Este estudio adopta un enfoque aplicado, combinando:

- Modelos teóricos de cobertura óptima (Ederington, 1979; Johnson, 1960).

- Evidencia empírica nacional y regional.
- Evaluación crítica de beneficios y limitaciones.

Con ello se busca no solo demostrar la viabilidad de coberturas inflacionarias en créditos constructores colombianos, sino también aportar lineamientos prácticos para su implementación.

### 3.5 Modelo Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average (SARIMA)

El modelo SARIMA es una extensión del ARIMA que incorpora la estacionalidad en los procesos temporales. Este resulta especialmente útil cuando las series presentan simultáneamente tendencia, estacionalidad y dependencia temporal, características propias de variables macroeconómicas como la inflación y, por ende, la UVR.

Tal como señalan Box y Jenkins (1994), los modelos ARIMA y sus extensiones estacionales permiten capturar patrones de comportamiento en series históricas para realizar pronósticos confiables en horizontes de corto y mediano plazo.

#### Ecuación 1. Expresión General Modelo SARIMA

$$SARIMA = (p, d, q) * (P, D, Q, s)$$

Donde:

Parte no estacionaria.

- $p$  = número de rezagos autorregresivos
- $d$  = diferenciaciones para volver la serie estacionaria
- $q$  = rezagos de los errores (media móvil)

Parte estacionaria.

- $P$  = número de rezagos autorregresivos en intervalos de  $s$
- $D$  = diferenciaciones para volver la serie estacionaria, pero en saltos de  $s$
- $Q$  = rezagos de los errores, pero cada  $s$

- $s$  = Tamaño de ciclo estacional

## 4. Metodología

Para el desarrollo del presente trabajo de grado se emplearon diferentes herramientas computacionales que permitieron estructurar, procesar y proyectar la información relacionada con la inflación y la Unidad de Valor Real (UVR). Estas herramientas se implementaron a través del lenguaje de programación **Python**, apoyándonos en librerías especializadas que facilitan tanto el manejo de datos como el modelamiento estadístico de series temporales.

- Pandas: manejo y análisis de datos en forma de tablas.
- numpy: cálculos numéricos eficientes, vectores y matrices.
- Matplotlib: graficar datos en 2D.
- Statsmodels: modelar y pronosticar series de tiempo usando el modelo SARIMA.
- pandas.tseries.offsets.MonthEnd: trabajar con fechas ajustándolas al final de mes.
- Os: Interactuar con el sistema operativo.

En conjunto, estas librerías facilitaron el desarrollo de un proceso que abarcó desde la recolección y tratamiento de la información, hasta la construcción de modelos econométricos y la generación de proyecciones. Este enfoque metodológico garantizó rigor técnico y soporte cuantitativo para la evaluación de escenarios de inflación y su efecto en la UVR, elemento clave en la estructuración de coberturas financieras para el sector de la construcción.

### 4.1 Datos y fuentes

El primer paso consistió en definir el horizonte temporal del crédito que se proyectaría, ya que esta fecha condiciona la necesidad de realizar estimaciones de inflación y, en consecuencia, de la UVR. A partir de dicho horizonte, se procedió a recopilar la información histórica de las principales variables:

- **IPC (histórica)**: se utilizó la mensual de la variación del índice de precios al consumidor publicada por el DANE, la cual brinda la referencia oficial para medir la inflación en Colombia.

- **UVR (histórica):** se empleó la serie diaria de la Unidad de Valor Real (UVR) publicada por el Banco de la República, indicador que se ajusta en función de la inflación y que sirve como base de cálculo en los créditos indexados.

## 4.2 Ajuste del modelo SARIMA

Se procedió a ajustar el modelo de pronóstico. Para este trabajo se utilizó un modelo SARIMA (1,1,1)×(1,1,1,12), el cual combina tres componentes fundamentales:

- **Parte no estacional (1,1,1):**
  - $p=1$ : la inflación de un mes depende de la del mes inmediatamente anterior.
  - $d=1$ : se aplica una diferenciación para eliminar la tendencia de largo plazo.
  - $q=1$ : se incorporan los errores pasados en el cálculo, corrigiendo desviaciones de los pronósticos.
- **Parte estacional (1,1,1,12):**
  - $P=1$ : se considera la dependencia con la inflación de hace 12 meses (un año atrás).
  - $D=1$ : se elimina la tendencia estacional anual mediante una diferenciación.
  - $Q=1$ : se incluyen los errores asociados a la inflación de hace un año.
  - $s=12$ : se establece la periodicidad de la estacionalidad en 12 meses, adecuada para series mensuales.

Este modelo fue seleccionado porque refleja adecuadamente las características de la inflación en Colombia: presencia de tendencia, dependencia temporal y patrones recurrentes anuales.

## 4.3 Generación del pronóstico y proyección de la UVR

Con el modelo SARIMA (1,1,1)×(1,1,1,12) ajustado, se procedió a generar el pronóstico de la inflación mensual para el horizonte de análisis definido. El resultado fue una serie proyectada de la inflación mensual esperada, expresada en porcentaje, que constituye la base para el cálculo de la UVR futura.

La Unidad de Valor Real (UVR) se ajusta diariamente de acuerdo con la inflación observada. Para proyectar su evolución, se utilizó como punto de partida el valor histórico más reciente de la UVR (publicado por el Banco de la República) y se aplicó la siguiente metodología:

- **Regla operativa 16–15:** la UVR del período comprendido entre el **16 de un mes y el 15 del mes siguiente** se calcula con base en la inflación observada del mes anterior.
- **Pronóstico de inflación:** en lugar de la inflación observada, se utilizó el valor proyectado por el SARIMA para cada mes, lo que permitió construir una UVR futura.
- **Proyección diaria:** la inflación mensual proyectada se distribuyó en factores de crecimiento diario, asegurando que al final del mes se alcanzara la variación estimada.
- **Redondeo:** siguiendo el estándar del Banco de la República, los valores proyectados de la UVR se redondearon a 4 decimales.

De esta forma, se obtuvo la serie diaria proyectada de la UVR hasta la fecha objetivo (por ejemplo, 15 de septiembre de 2027), la cual refleja la trayectoria esperada bajo los supuestos de inflación generados por el modelo SARIMA.

#### 4.4 Cálculo de tasas efectivas anuales (EA)

Una vez obtenida la serie proyectada de la UVR, el siguiente paso consistió en calcular las tasas efectivas anuales (EA), que permiten interpretar en términos financieros la evolución del índice. Para ello, se aplicaron dos enfoques complementarios:

- **EA acumulado:** mide la tasa anualizada desde la fecha base de la UVR hasta una fecha futura  $t$ . Se calculó con la fórmula:

#### **Ecuación 2. Cálculo de la tasa efectiva anual acumulada (EA acumulado) a partir de la UVR**

$$EA_{acumulada}(t) = \left( \frac{UVR_t}{UVR_{base}} \right)^{\frac{360}{días}} - 1$$

Donde días hace referencia al número de días transcurridos entre la UVR base y la UVR  $t$ .

- **EA interanual:** refleja la variación anual de la UVR al comparar el valor en una fecha  $t$  con el de la misma fecha un año antes.

### **Ecuación 3. Cálculo de la tasa efectiva anual interanual (EA interanual) de la UVR**

$$EA_{acumulada}(t) = \left( \frac{UVR_t}{UVR_{t-1año}} \right) - 1$$

## **4.5 Recolección de datos de entidades bancarias**

En el desarrollo de la presente propuesta de investigación se realizaron acercamientos con entidades financieras, con el propósito de conocer de primera mano los productos que ofrecen para la gestión del riesgo en créditos indexados a la UVR. Esta interacción permitió identificar las características, beneficios y limitaciones de las coberturas actualmente disponibles en el mercado colombiano, aportando un marco de comparación real y aplicado.

De esta manera, se busca contrastar la oferta institucional existente con el modelo de pronóstico y simulación SARIMA, que se usará como herramienta de evaluación y diseño de estrategias de cobertura.

### **4.5.1 Bancolombia**

En el caso de Bancolombia, se recibió información sobre las características del crédito constructor indexado a la UVR y las alternativas de cobertura disponibles (Bancolombia, 2025). Dentro de las principales condiciones se destaca el capital expresado en UVR, tasa de interés fija trimestral y la posibilidad de pactar un valor máximo de la UVR al vencimiento del crédito (Tabla 1).

**Tabla 1**

*Condiciones del crédito constructor indexado a UVR y alternativas de cobertura ofrecidas por Bancolombia*

<b>UVR INICIAL</b>	393.10			
<b>Cobertura</b>				
<b>Fecha Fin</b>	<b>UVR al vencimiento</b>	<b>Tasa NATV</b>	<b>Tasa EA</b>	<b>Tasa MV</b>
15-sep-27	437.38	5.31%	5.16%	0.42%

Fuente: Bancolombia,2025.

Como parte del acercamiento con Bancolombia, se recibieron los formatos institucionales que deben diligenciarse para acceder a los productos de cobertura de tasa de interés e inflación. Estos documentos (Anexos 1 y 2) constituyen el soporte operativo necesario para que una empresa constructora pueda solicitar y formalizar la estructuración de un derivado financiero asociado a créditos indexados en UVR.

#### **4.6 Oportunidades de tomar un crédito constructor en tasa fija y sus implicaciones**

Como parte complementaria del presente trabajo, se realizará un análisis adicional que consiste en comparar la alternativa de un crédito a tasa fija, que en el contexto actual son bastante elevadas y por lo tanto suelen ser descartadas por las constructoras, frente a un crédito a tasa indexada a UVR + spread. El propósito es identificar, con base en el horizonte de tiempo del crédito, si la proyección de la inflación acumulada podría llevar a que la tasa efectiva de la modalidad UVR + spread alcance o incluso supere la tasa fija ofrecida.

Para ello, se utilizarán las proyecciones de inflación obtenidas mediante el modelo econométrico propuesto, lo que permitirá simular la evolución futura de la UVR. Posteriormente, se calculará el costo financiero total bajo ambas modalidades y se establecerán escenarios comparativos. De esta manera, se evaluará en qué condiciones resulta más conveniente tomar una tasa fija o una tasa indexada, contribuyendo a la toma de decisiones financieras informadas para la empresa.

## 5. Resultados y tablas

### 5.1 Datos históricos

- Inflación con variación mensual

**Tabla 2**

*Datos históricos de inflación con variación mensual en Colombia (2003–2025)*

Mes	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Enero	1.17	0.89	0.82	0.54	0.77	1.06	0.59	0.69	0.91	0.73	0.30	0.49	0.64	1.29	1.02	0.63	0.60	0.42	0.41	1.67	1.78	0.92	0.94
Febrero	1.11	1.20	1.02	0.66	1.17	1.51	0.84	0.83	0.60	0.61	0.44	0.63	1.15	1.28	1.01	0.71	0.57	0.67	0.64	1.63	1.66	1.09	1.14
Marzo	1.05	0.98	0.77	0.70	1.21	0.81	0.50	0.25	0.27	0.12	0.21	0.39	0.59	0.94	0.47	0.24	0.43	0.57	0.51	1.00	1.05	0.70	0.52
Abril	1.15	0.46	0.44	0.45	0.90	0.71	0.32	0.46	0.12	0.14	0.25	0.46	0.54	0.50	0.47	0.46	0.50	0.16	0.59	1.25	0.78	0.59	0.66
Mayo	0.49	0.38	0.41	0.33	0.30	0.93	0.01	0.10	0.28	0.30	0.28	0.48	0.26	0.51	0.23	0.25	0.31	-0.32	1.00	0.84	0.43	0.43	0.32
Junio	-0.05	0.60	0.40	0.30	0.12	0.86	-0.06	0.11	0.32	0.08	0.23	0.09	0.10	0.48	0.11	0.15	0.27	-0.38	-0.05	0.51	0.30	0.32	0.10
Julio	-0.14	-0.03	0.05	0.41	0.17	0.48	-0.04	-0.04	0.14	-0.02	0.04	0.15	0.19	0.52	-0.05	-0.13	0.22	0.00	0.32	0.81	0.50	0.20	0.28
Agosto	0.31	0.03	0.00	0.39	-0.13	0.19	0.04	0.11	-0.03	0.04	0.08	0.20	0.48	-0.32	0.14	0.12	0.09	-0.01	0.45	1.02	0.70	0.00	0.19
Septiembre	0.22	0.30	0.43	0.29	0.08	-0.19	-0.11	-0.14	0.31	0.29	0.29	0.14	0.72	-0.05	0.04	0.16	0.23	0.32	0.38	0.93	0.54	0.24	
Octubre	0.06	-0.01	0.23	-0.14	0.01	0.35	-0.13	-0.09	0.19	0.16	-0.26	0.16	0.68	-0.06	0.02	0.12	0.16	-0.06	0.01	0.72	0.25	-0.13	
Noviembre	0.35	0.28	0.11	0.24	0.47	0.28	-0.07	0.19	0.14	-0.14	-0.22	0.13	0.60	0.11	0.18	0.12	0.10	-0.15	0.50	0.77	0.47	0.27	
Diciembre	0.61	0.30	0.07	0.23	0.49	0.44	0.08	0.65	0.42	0.09	0.26	0.27	0.62	0.42	0.38	0.30	0.26	0.38	0.73	1.26	0.45	0.46	
En año corrido	6.49	5.50	4.85	4.48	5.69	7.67	2.00	3.17	3.73	2.44	1.94	3.66	6.77	5.75	4.09	3.18	3.80	1.61	5.62	13.12	9.28	5.20	4.22

Fuente: Departamento Administrativo Nacional de Estadística – DANE (2025).

- UVR histórica

La siguiente tabla solo muestra el valor de la UVR desde el 16/08/2025 hasta el 15/09/2025, y se muestra una tendencia. La serie completa de la UVR diaria desde el año 01/01/2000 hasta el 15/09/2025 se presenta en el anexo 3, en formato de tabla y Excel digital.

**Tabla 3**

*Valores diarios de la Unidad de Valor Real (UVR) 16 agosto a 15 septiembre de 2025*

Fecha	UVR
2025/08/16	393.1876
2025/08/17	393.2230
2025/08/18	393.2585
2025/08/19	393.2940
2025/08/20	393.3294
2025/08/21	393.3649
2025/08/22	393.4004
2025/08/23	393.4359
2025/08/24	393.4714
2025/08/25	393.5069
2025/08/26	393.5424
2025/08/27	393.5779
2025/08/28	393.6134
2025/08/29	393.6489
2025/08/30	393.6844
2025/08/31	393.7199
2025/09/01	393.7554
2025/09/02	393.7909
2025/09/03	393.8264
2025/09/04	393.8620
2025/09/05	393.8975
2025/09/06	393.9330
2025/09/07	393.9685
2025/09/08	394.0041
2025/09/09	394.0396
2025/09/10	394.0752
2025/09/11	394.1107
2025/09/12	394.1463
2025/09/13	394.1818
2025/09/14	394.2174
2025/09/15	394.2529

Fuente: Banco de la República de Colombia (2025). Datos históricos de la Unidad de Valor Real (UVR) al 15 de septiembre de 2025.

## 5.2 Ajuste del modelo SARIMA

Para estimar el modelo SARIMA (1,1,1)×(1,1,1,12) se desarrolló un script en Python. A continuación, se presentan los fragmentos más relevantes del código, junto con su explicación y los resultados obtenidos.

- Importación de librerías

## Ilustración 2

*Importación y descripción de las librerías utilizadas en el desarrollo del modelo SARIMA*

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.tsa.statespace.sarimax import SARIMAX
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **pandas:** se utiliza para cargar, organizar y manipular los datos en formato de tabla.
- **numpy:** permite realizar operaciones numéricas eficiente sobre vectores y matrices.
- **matplotlib.pyplot:** se emplea para graficar.
- **statsmodels.tsa.statespace.sarimax:** corresponde al módulo que permite ajustar el modelo SARIMA.

Este bloque no genera ninguna salida directa, pero constituye la base necesaria para el procesamiento posterior de carga de datos, estimar modelo y mostrar resultados.

- Carga y preparación de datos

## Ilustración 3

*Carga y preparación de los datos de inflación en Python para el modelo SARIMA*

```
df = pd.read_excel("ipc.xlsx", sheet_name="ipc")
df.columns = ["Fecha", "IPC_MoM"]
df = df.dropna().sort_values("Fecha").reset_index(drop=True)
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **pd.read\_excel("ipc.xlsx", sheet\_name="ipc"):** carga la información de la inflación desde un archivo de Excel, en este caso la hoja se llama IPC.
- **df.columns=[ "Fecha", "IPC\_MoM"]:** renombre las columnas para facilitar la lectura...

- **df.dropna():** elimina filas vacías.
- **sort\_values("fecha"):** ordena los registros de manera cronológica.
- **rest\_index(drop=True):** reinicia el índice del DataFrame para mantener una estructura limpia.

El resultado es una tabla ordenada, sin vacíos, con las fechas y la variación mensual del IPC lista para usarse en el modelo.

#### Ilustración 4

*Conversión de los datos de inflación en una serie temporal mensual en Python*

```
serie = pd.Series(df["IPC_MoM"].values, index=pd.to_datetime(df["Fecha"]))
serie = serie.asfreq("MS") # Month Start

print("Rango:", serie.index[0].date(), "-", serie.index[-1].date(), "| obs:", len(serie))
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **pd.series:** transforma la columna de inflación en una **serie temporal**.
- **pd.to\_datetime(df["fecha"]):** convierte las fechas a formato de tiempo para que puedan ser procesadas como una serie cronológica.
- **Series.asfreq ("MS"):** establece la frecuencia de la serie como *mensual al inicio del mes*.
- **print:** imprime en consola el rango de fechas de la serie.

Se obtiene una serie temporal mensual continua del IPC, como se muestra en la siguiente imagen:

## Ilustración 5

Resultado del rango temporal y número de observaciones de la serie mensual del IPC

Rango: 2003-01-01 → 2025-08-01 | obs: 272

Fuente: Elaboración propia, 2025.

Esto indica el período disponible y la cantidad de observaciones que alimenta el modelo SARIMA.

## Ilustración 6

Ajuste del modelo SARIMA (1,1,1)(1,1,1,12) en Python mediante la función SARIMAX

```
res = SARIMAX(serie.dropna(), order=(1,1,1), seasonal_order=(1,1,1,12),
              enforce_stationarity=False, enforce_invertibility=False).fit(dispatch=False)
print(res.summary())
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **serie.dropna():** elimina posibles valores faltantes de la serie antes de ajustar el modelo.
- **Order:(1,1,1):** define la parte no estacional del modelo (p, d, q):
  - p=1 → un rezago autorregresivo.
  - d=1 → diferenciación para eliminar tendencia.
  - q=1 → incorpora errores pasados.
- **seasonal\_order: (1,1,1,12):** indica la parte estacional (P, D, Q, s):
  - P=1 → dependencia con el valor de hace 12 meses.
  - D=1 → diferenciación anual para remover estacionalidad.
  - Q=1 → componente de error estacional.
  - s=12 → estacionalidad de 12 meses (mensual).
- **enforce\_stationarity=False:** permite que el modelo considere especificaciones incluso si la serie original no cumple estrictamente la condición de estacionariedad.
- **enforce\_invertibility=False:** flexibiliza el ajuste evitando restricciones de invertibilidad en el modelo.

- **.fit(dispatch=False):** estima los parámetros del modelo y elimina mensajes de convergencia en pantalla.
- **res.summary():** imprime un resumen estadístico con:
  - Parámetros estimados.
  - Errores estándar.
  - Valores z y p para evaluar significancia.
  - Métricas de ajuste (AIC, BIC).

El modelo ajustado SARIMA (1,1,1)(1,1,1,12) mostró que los parámetros estimados son en su mayoría estadísticamente significativos, lo que confirma la presencia de dependencia tanto en los rezagos mensuales como en los anuales de la inflación. Asimismo, las métricas de ajuste —en particular el AIC y el BIC— validan que la especificación seleccionada es adecuada para representar la dinámica de la serie. Con este resultado, se cuenta con una base sólida para generar pronósticos confiables de inflación que servirán de insumo en la proyección de la UVR.

## Ilustración 7

*Función en Python para calcular el número de meses entre dos fechas*

```
def meses_hasta(fecha_ult, fecha_obj):
    """Número de meses entre dos fechas."""
    return (fecha_obj.year - fecha_ult.year) * 12 + (fecha_obj.month - fecha_ult.month)
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- Esta función calcula la cantidad de meses que hay entre la última fecha disponible de la serie y la fecha objetivo que definimos. Este valor es fundamental porque se convierte en el número de pasos que el modelo SARIMA debe proyectar hacia adelante.

## Ilustración 8

*Función en Python para generar pronósticos del modelo SARIMA hasta una fecha objetivo*

```
def pronosticar_hasta(res, serie_index, fecha_obj_str="2030-12-01"):
    """
    Pronostica desde el último mes de la serie hasta 'fecha_obj_str'.
    """
    ult = pd.Timestamp(serie_index[-1]) # última fecha
    obj = pd.Timestamp(fecha_obj_str)   # fecha objetivo
    if obj.day != 1:
        obj = obj.replace(day=1)

    pasos = meses_hasta(ult, obj)
    if pasos <= 0:
        raise ValueError("La fecha objetivo debe ser posterior.")

    fc = res.get_forecast(steps=pasos)
    idx = pd.date_range(start=ult + pd.offsets.MonthBegin(), periods=pasos, freq="MS")
    mean = pd.Series(fc.predicted_mean.values, index=idx)
    ci = fc.conf_int()
    ci.index = idx

    return pd.DataFrame({
        "Fecha": idx,
        "Pronostico_IPC_MoM_%": mean.values * 100,
        "IC_Inferior_%": ci.iloc[:, 0].values * 100,
        "IC_Superior_%": ci.iloc[:, 1].values * 100
    })
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **Localiza las fechas clave:** identifica la última observación de la serie y la convierte en punto de partida, y transforma la fecha objetivo al primer día del mes para mantener consistencia mensual.
- **Define el horizonte de proyección:** calcula el número de meses a pronosticar con la función `meses...hasta`. Si la fecha no es posterior, se genera un error para evitar inconsistencias.
- **Genera el pronóstico:** utiliza `res.get_forecast(steps=pasos)` para obtener los valores futuros estimados por el modelo SARIMA.
- **Construye el calendario de fechas proyectadas:** crea un rango de fechas con frecuencia mensual (`MS = Month Start`), alineado al inicio de cada mes.
- **Organiza los resultados:** guarda en un `DataFrame` el pronóstico medio y los intervalos de confianza (inferior y superior), expresados en porcentaje de inflación mensual.

## Ilustración 9

*Ejecución del pronóstico del modelo SARIMA hasta el año 2030 en Python*

```
# Asegurar índice mensual
serie.index = pd.DatetimeIndex(serie.index)
serie = serie.asfreq("MS")

# Ejecutar pronóstico hasta 2030
pron = pronosticar_hasta(res, serie.index, fecha_obj_str="2030-12-01")

# Mostrar las primeras y últimas filas
print("Proyección generada de", pron["Fecha"].iloc[0].date(), "a", pron["Fecha"].iloc[-1].date())
print(pron.head(), "\n")
print(pron.tail())
pd.set_option("display.max_rows", None) # Mostrar todas las filas en el print
print(pron)
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **Asegurar índice mensual:** primero se convierte el índice de la serie en un formato de fechas (DatetimeIndex) y se fuerza la frecuencia a mensual con asfreq ("MS"), garantizando que todos los datos estén alineados al inicio de cada mes.
- **Ejecución del pronóstico:** se llama a la función pronosticar\_hasta, usando como insumos el modelo SARIMA ajustado (res), el índice temporal de la serie y la fecha objetivo (diciembre de 2030). Esto genera un DataFrame (pron) con los valores proyectados de inflación mensual y sus intervalos de confianza.
- **Revisión rápida de resultados:** se imprime el rango de fechas proyectadas (desde la primera hasta la última), seguido de las primeras (head ()) y últimas (tail ()) filas del DataFrame. De esta forma se confirma que el pronóstico cubre todo el horizonte definido.
- **Visualización completa:** con pd.set\_option ("display.max\_rows", None) se configura pandas para que muestre **todas las filas** de la tabla en pantalla, y luego se imprime el DataFrame completo con print(pron).

La salida presenta, para cada mes proyectado, la fecha y la variación mensual del IPC correspondiente, junto con los límites inferior y superior del intervalo de confianza al 95%. En esta sección se muestra una tabla resumen; la tabla completa con todos los meses comprendidos entre 2025-09-01 y 2030-12-01, se incluye en el Anexo 4.

## Ilustración 10

Resultados del pronóstico del IPC generado por el modelo SARIMA con intervalos de confianza (2025–2030)

Proyección generada de 2025-08-01 a 2030-12-01

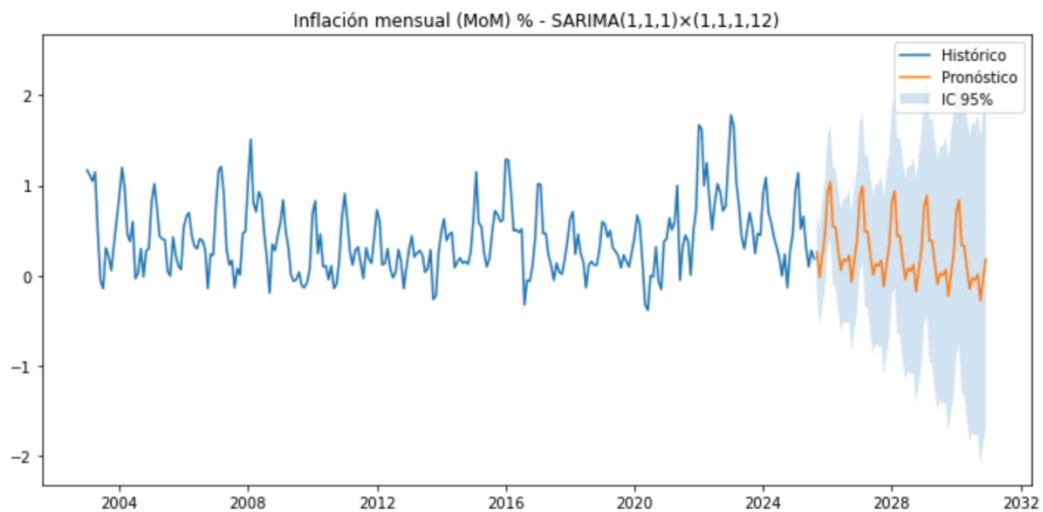
	Fecha	Pronostico_IPC_MoM_%	IC_Inferior_%	IC_Superior_%
0	2025-08-01	0.296503	-0.146599	0.739606
1	2025-09-01	0.330171	-0.204844	0.865187
2	2025-10-01	0.033834	-0.544065	0.611733
3	2025-11-01	0.265052	-0.337968	0.868072
4	2025-12-01	0.472763	-0.147675	1.093201

	Fecha	Pronostico_IPC_MoM_%	IC_Inferior_%	IC_Superior_%
60	2030-08-01	0.046967	-1.766155	1.860088
61	2030-09-01	0.098014	-1.752443	1.948470
62	2030-10-01	-0.199429	-2.081067	1.682210
63	2030-11-01	0.043274	-1.866197	1.952745
64	2030-12-01	0.250977	-1.684395	2.186349

Fuente: Elaboración propia 2025.

## Ilustración 11

Pronóstico de la inflación mensual (MoM) en Colombia mediante el modelo SARIMA (1,1,1)(1,1,1,12)



Fuente: Elaboración propia, 2025.

La línea azul representa la inflación mensual histórica observada, reflejando la evolución real del crecimiento. La línea naranja muestra la proyección generada por el modelo SARIMA, que estima el comportamiento esperado de la inflación a futuro, con base en los patrones pasados. Finalmente, la franja azul clara indica el intervalo de confianza del 95%, el cual delimita el rango en el que se espera que se mantengan los valores reales, aumentando su amplitud a medida que crece el horizonte de proyección.

Dado que la UVR del 15 de septiembre de 2027 se calcula con la inflación del mes inmediatamente anterior (agosto de 2027), en este trabajo se toma como referencia la proyección de inflación correspondiente a la fecha 01/08/2027.

### Ilustración 12

*Valor proyectado del IPC y su intervalo de confianza para agosto de 2027 según el modelo SARIMA*

<b>2027-08-01</b>	<b>0.108305</b>	<b>-0.788694</b>	<b>1.005303</b>
-------------------	-----------------	------------------	-----------------

Fuente: Elaboración propia, 2025.

El modelo SARIMA proyecta que la inflación mensual de agosto de 2027 será del 0,1083%. Este valor alimenta el cálculo de la UVR que regirá el 15 de septiembre de 2027, con un intervalo de confianza al 95% que oscila entre -0,79% y 1,01%.

### 5.3 Generación del pronóstico y proyección de la UVR

#### Ilustración 13

*Configuración inicial del script en Python para la proyección de la UVR*

```
# ===== CONFIG =====
PATH_EXCEL_UVR = "Unidad de valor real (UVR).xlsx" # mismo folder que tu notebook
SHEET_DATOS = "Datos"
fecha_objetivo = pd.Timestamp("2027-09-15")
PRON_EN_PORCENTAJE = True # True si 0.29 = 0,29%
REDONDEO_DIARIO_UVR = 4 # None para no redondear, 4 para replicar BanRep
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

Este bloque define la configuración inicial para la proyección de la UVR. En primer lugar, se especifica la ruta y la hoja de Excel donde se encuentran los datos históricos de la UVR. Luego, se establece la fecha objetivo (15 de septiembre de 2027), hasta la cual se calculará la serie proyectada.

También se indica el formato del pronóstico de inflación (`PRON_EN_PORCENTAJE = True` significa que los valores se leen como porcentajes) y el criterio de redondeo de la UVR diaria a cuatro decimales, siguiendo el estándar del Banco de la República.

## Ilustración 14

*Función en Python para leer los datos históricos de la UVR desde un archivo de Excel*

```
def read_last_uvr(path, sheet="Datos"):
    """Lee UVR histórica y retorna (uvr_ultima, fecha_ultima, df_hist)."""
    df = pd.read_excel(path, sheet_name=sheet)
    cols = {str(c).strip(): c for c in df.columns}
    df = df.rename(columns={
        cols.get("Fecha", "Fecha"): "fecha",
        cols.get("Unidad de Valor Real (UVR)", "Unidad de Valor Real (UVR)": "UVR"
    }).dropna(subset=["fecha", "UVR"])
    df["fecha"] = pd.to_datetime(df["fecha"], errors="coerce")
    df = df.dropna(subset=["fecha"]).sort_values("fecha")
    if df.empty:
        raise ValueError("No hay datos válidos en la hoja 'Datos'.")
    return float(df["UVR"].iloc[-1]), pd.Timestamp(df["fecha"].iloc[-1]), df
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **read\_last\_uvr:** permite leer la UVR histórica directamente desde el archivo Excel, limpiar el formato de fechas y valores, y retornar tres elementos clave: la última UVR disponible, la fecha asociada y todo el DataFrame histórico. Esta función garantiza que el cálculo de la proyección inicie con un dato real y validado.

## Ilustración 15

*Función en Python para convertir los pronósticos en una serie mensual y normalizar valores del modelo SARIMA*

```
def coerce_pron_to_monthly_series(pron_obj, en_porcentaje=True):
    """
    Acepta Serie o DataFrame y devuelve Serie mensual en DECIMAL con índice fin de mes.
    Soporta DataFrames con columnas: Fecha + Pronostico_IPC_MoM_% (tu caso),
    o típicas de forecast: mean, predicted_mean, etc.
    """
    if isinstance(pron_obj, pd.DataFrame):
        cols_map = {str(c).strip(): c for c in pron_obj.columns}
        date_col = next((c for c in cols_map if c.lower().startswith('fecha')), None)
        value_candidates = [
            'Pronostico_IPC_MoM_%', 'Pronóstico_IPC_MoM_%',
            'inflacion_mensual', 'Inflacion_mensual',
            'mean', 'predicted_mean', 'forecast', 'pred', 'yhat'
        ]
        value_col = next((c for c in value_candidates if c in cols_map), None)
        if date_col and value_col:
            fechas = pd.to_datetime(pron_obj[cols_map[date_col]], errors='coerce')
            s = pd.Series(pron_obj[cols_map[value_col]].values, index=fechas)
        elif pron_obj.shape[1] == 1:
            s = pron_obj.iloc[:,0].copy()
        else:
            raise ValueError(
                f"pron es DataFrame con columnas {list(pron_obj.columns)}. "
                f"Indica la columna de valores o transforma así:\n"
                f"pron = pron.set_index('Fecha')['Pronostico_IPC_MoM_%']"
            )
    elif isinstance(pron_obj, pd.Series):
        s = pron_obj.copy()
    else:
        raise TypeError("La variable 'pron' debe ser pandas Series o DataFrame.")

    # índice → fin de mes
    if isinstance(s.index, pd.PeriodIndex):
        s.index = s.index.to_timestamp("M")
    else:
        s.index = pd.to_datetime(s.index, errors="coerce")
        s.index = s.index + MonthEnd(0)

    s = s.sort_index()
    if s.index.duplicated().any():
        s = s[~s.index.duplicated(keep="last")]
    s = s.dropna()
    if s.empty:
        raise ValueError("La Serie 'pron' quedó vacía tras normalizar (fechas o valores inválidos).")

    # % → decimal
    if en_porcentaje:
        s = s / 100.0
    return s
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **coerce\_pron\_to\_monthly\_series:** se encarga de estandarizar el pronóstico mensual de inflación. Acepta tanto un DataFrame como una Serie de pandas, identifica las columnas correspondientes a fechas y valores, y transforma la información a una serie mensual en formato decimal, indexada al último día de cada mes. Además, corrige duplicados, elimina valores vacíos y convierte porcentajes a decimales (por ejemplo, 0,29% → 0.0029).

## Ilustración 16

*Función en Python para mapear la inflación mensual al ciclo diario de la UVR*

```
def map_inflation_to_uver_cycle(dates_index, monthly_infl_end_series):  
  
    idx = pd.DatetimeIndex(dates_index)  
  
    # m := mes(d - 15d) (fin de ese mes)  
    m_month_end = (idx - pd.Timedelta(days=15)) + MonthEnd(0)  
  
    # mes de la inflación a usar = (m - 1 mes)  
    infl_month_end = m_month_end - MonthEnd(1)  
  
    # mapeo: para cada día traer la inflación mensual (en decimal)  
    infl_used = pd.Series(index=idx, dtype=float)  
    infl_used = monthly_infl_end_series.reindex(infl_month_end).values  
    # reindex devuelve array; volvamos Serie alineada:  
    infl_used = pd.Series(infl_used, index=idx, name="infl_mensual_usada")  
    # si faltó algún mes, ffill  
    infl_used = infl_used.ffill()  
    return infl_used
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **map\_inflation\_to\_uver\_cycl:** esta función implementa la regla operativa 16–15 definida por el Banco de la República para el cálculo de la UVR. Según esta regla, cada ciclo de la UVR (del 16 de un mes al 15 del siguiente) se calcula con base en la inflación del mes inmediatamente anterior. El código recibe como insumo el pronóstico mensual de inflación y lo transforma en una serie diaria, asignando a cada día la inflación mensual que le corresponde. Para ello, identifica el ciclo al que pertenece cada fecha, trae el valor de inflación proyectado del mes anterior y lo replica en todos los días del ciclo. Además, si falta algún dato en la serie, lo completa automáticamente para mantener continuidad.

## Ilustración 17

*Función en Python para proyectar la UVR diaria aplicando la regla 16-15 del Banco de la República*

```
def project_uvr_daily_uver1615(base_date, end_date, base_uvr, monthly_infl_series_end,
                               round_each_day=4, comp_mode="exp", days_mode="actual"):
    # Rango diario
    start = base_date + pd.Timedelta(days=1) # base EXCLUSIVO (UVR del día siguiente)
    dates = pd.date_range(start, end_date, freq="D")
    df = pd.DataFrame(index=dates)
    df.index.name = "fecha"

    # Inflación mensual aplicada por día según regla 16-15 con rezago
    df["infl_mensual"] = map_inflation_to_uver_cycle(df.index, monthly_infl_series_end)

    # Días del mes
    if days_mode == "actual":
        df["dias_mes"] = df.index.to_series().dt.days_in_month.values
    else:
        df["dias_mes"] = 30

    # Factor diario
    if comp_mode == "exp":
        df["factor_diario"] = (1.0 + df["infl_mensual"]) ** (1.0 / df["dias_mes"])
    else: # lineal
        df["factor_diario"] = 1.0 + (df["infl_mensual"] / df["dias_mes"])

    # Acumulado y UVR
    df["factor_acum"] = df["factor_diario"].cumprod()
    df["UVR"] = base_uvr * df["factor_acum"]

    if round_each_day is not None:
        df["UVR"] = df["UVR"].round(round_each_day)

    return df[["UVR", "infl_mensual", "factor_diario", "dias_mes"]]
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **Project\_uvr\_daily: uver1615:** se encarga de proyectar la serie diaria de la UVR desde una fecha base hasta la fecha objetivo, aplicando la regla 16–15 del Banco de la República, se calcula con la inflación del mes anterior. Para lograrlo, distribuye la inflación mensual proyectada en incrementos diarios, considerando los días reales de cada mes o 30 días fijos, según la configuración. Con estos factores diarios va acumulando el crecimiento sobre la UVR base y genera así la trayectoria futura, redondeando cada valor a cuatro decimales para replicar el criterio oficial.

## Ilustración 18

*Función en Python para convertir la inflación mensual en tasa efectiva anual (EA)*

```
def ea_from_monthly(s_monthly_decimal):  
    ea = (1.0 + s_monthly_decimal)**12 - 1.0  
    ea.name = "EA_decimal"  
    return ea
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **ea\_from\_monthly**: convierte una tasa de inflación mensual en decimal a su equivalente en tasa efectiva anual (EA), aplicando la fórmula de capitalización compuesta. De esta forma, si el modelo SARIMA proyecta una inflación mensual, este procedimiento permite expresarla en términos anuales, que son más útiles para la comparación financiera con tasas de interés del mercado.

## Ilustración 19

*Lectura de la UVR base desde Excel y asignación de la fecha correspondiente en Python*

```
uvr_hoy, fecha_uvr_hoy, df_hist = read_last_uvr(PATH_EXCEL_UVR, SHEET_DATOS)  
print(f"UVR base (Excel): {uvr_hoy:,.4f} - fecha: {fecha_uvr_hoy.date()}")
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- Aquí se lee la serie histórica de la UVR desde Excel y se extrae el último valor disponible, junto con su fecha. Ese dato se convierte en el punto de partida de la proyección.

## Ilustración 20

*Validación y transformación del pronóstico en una serie mensual para la proyección de la UVR*

```
try:
    pron
except NameError as e:
    raise NameError("No encuentro la variable 'pron'. Corre tu forecast antes de este bloque.") from e
s_monthly = coerce_pron_to_monthly_series(pron, en_porcentaje=PRON_EN_PORCENTAJE)
mes_ini = (fecha_uvr_hoy + MonthEnd(0))
mes_fin = (fecha_objetivo + MonthEnd(0))
s_monthly = s_monthly.reindex(pd.date_range(mes_ini - MonthEnd(2), mes_fin, freq="M")).ffill()
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- Aquí se normaliza el pronóstico mensual de inflación generado con SARIMA. El código lo convierte en formato decimal, indexado a fin de mes, y lo extiende hasta la fecha objetivo. Además, incluye dos meses extra hacia atrás, porque la regla 16–15 usa el rezago del mes anterior.

## Ilustración 21

*Ejecución del modelo para proyectar la UVR diaria hasta la fecha objetivo*

```
df_daily = project_uvr_daily_uver1615(
    base_date=fecha_uvr_hoy,
    end_date=fecha_objetivo,
    base_uvr=uvr_hoy,
    monthly_infl_series_end=s_monthly,
    round_each_day=REDONDEO_DIARIO_UVR,
    comp_mode="exp",
    days_mode="actual")

uvr_target = df_daily["UVR"].iloc[-1]
print(f"UVR proyectada a {fecha_objetivo.date()}: {uvr_target:,.4f}")
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **Se aplica la regla 16–15:** el código reparte la inflación mensual en factores diarios (capitalización exponencial, con días reales del mes) y va acumulando sobre la UVR base. Finalmente, imprime el valor de la UVR proyectada en la fecha objetivo (15/09/2027).

## Ilustración 22

*Impresión de los resultados finales del modelo: tasa efectiva anual y últimos días de la proyección*

*UVR*

```
ea_series = ea_from_monthly(s_monthly)
print("\nEA mensual (decimal) - últimos 6 meses de tu pronóstico:")
print(ea_series.tail(6))

print("\nÚltimos 10 días de la proyección (para inspección):")
print(df_daily.tail(10))
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- Aquí se transforma la inflación mensual proyectada en tasas efectivas anuales (EA), aplicando capitalización compuesta. Luego, el código muestra en pantalla los últimos 6 meses del pronóstico en EA y los últimos 10 días de la proyección diaria de la UVR, a modo de validación de los resultados.

Con base al código anterior el resultado es la siguiente tabla:

## Ilustración 23

### Resultados de la UVR proyectada, tasas efectivas anuales (EA) y últimos días del pronóstico

UVR base (Excel): 394.2529 – fecha: 2025-09-15  
UVR proyectada a 2027-09-15: 434.1857

EA mensual (decimal) – últimos 6 meses de tu pronóstico:

```
2027-04-30    0.064322
2027-05-31    0.032392
2027-06-30    0.004900
2027-07-31    0.019816
2027-08-31    0.021500
2027-09-30    0.027755
```

Freq: M, Name: EA\_decimal, dtype: float64

Últimos 10 días de la proyección (para inspección):

fecha	UVR	infl_mensual	factor_diario	dias_mes
2027-09-06	433.9728	0.001637	1.000055	30
2027-09-07	433.9964	0.001637	1.000055	30
2027-09-08	434.0201	0.001637	1.000055	30
2027-09-09	434.0437	0.001637	1.000055	30
2027-09-10	434.0674	0.001637	1.000055	30
2027-09-11	434.0911	0.001637	1.000055	30
2027-09-12	434.1147	0.001637	1.000055	30
2027-09-13	434.1384	0.001637	1.000055	30
2027-09-14	434.1620	0.001637	1.000055	30
2027-09-15	434.1857	0.001637	1.000055	30

Fuente: Elaboración propia, 2025.

Donde, la primera parte de la tabla muestra el dato último que está en la hoja de Excel, y el siguiente hace referencia a la UVR proyectada por el modelo en la fecha donde se desea analizar.

Luego encontramos la tabla que presenta las tasas efectivas anuales (EA) estimadas para los últimos seis meses del pronóstico, es decir, de abril a septiembre de 2027. Estos valores muestran a qué tasa anual equivale la inflación mensual proyectada en cada periodo.

La parte inferior de la tabla muestra los últimos 10 días de la proyección de la UVR antes de la fecha objetivo (15 de septiembre de 2027). En la primera columna aparece la fecha, seguida del valor proyectado de la UVR diaria, que aumenta de manera gradual desde 433.9728 el 6 de septiembre hasta 434.1857 el 15 de septiembre. La columna `infl_mensual` refleja la inflación mensual aplicada en este ciclo (0.001637 en decimal, equivalente a 0,1637%), que se distribuye diariamente a través del `factor_diario` (1.000055). Finalmente, la columna `dias_mes` indica que en este mes se usaron 30 días para repartir la inflación proyectada.

## 5.4 Cálculo de tasas efectivas anuales (EA)

### Ilustración 2

*Configuración del tramo histórico previo y lectura de datos de UVR desde Excel*

```
# === Config ===
PATH_EXCEL_UVR = "Unidad de valor real (UVR).xlsx"
SHEET_DATOS = "Datos"
DAYS_PER_YEAR = 360 # pon 365 si así lo quieres

# === 0) Toma la fecha base y arma un tramo histórico previo (≈370 días) ===
fecha_base = pd.to_datetime(df_daily.index.min()) # inicio de tu proyección (p.ej., 2025-09-16)
fecha_ini_hist = fecha_base - pd.Timedelta(days=370)

# Lee UVR histórica
hist = pd.read_excel(PATH_EXCEL_UVR, sheet_name=SHEET_DATOS)
hist = hist.rename(columns={hist.columns[0]: "Fecha", hist.columns[1]: "UVR"})
hist["Fecha"] = pd.to_datetime(hist["Fecha"], errors="coerce")
hist = hist.dropna(subset=["Fecha", "UVR"]).sort_values("Fecha")

# Filtra solo lo necesario (del tramo previo) y reindexa a diario
hist = hist[(hist["Fecha"] >= fecha_ini_hist) & (hist["Fecha"] <= fecha_base)]
hist = hist.set_index("Fecha").sort_index()
full_hist_idx = pd.date_range(hist.index.min(), hist.index.max(), freq="D")
hist = hist.reindex(full_hist_idx)
hist["UVR"] = pd.to_numeric(hist["UVR"], errors="coerce")
hist["UVR_interp"] = hist["UVR"].interpolate(method="time").ffill().bfill()
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- Se define la convención de días/año (360), se fija la fecha base de la proyección y se toma 370 días de UVR histórica para empalmar. Luego se limpia, se lleva a frecuencia diaria y se genera una serie continua (UVR\_interp) por interpolación temporal.

### Ilustración 3

*Integración del tramo histórico con la proyección diaria de la UVR*

```
# === 1) Une HISTÓRICO + PROYECCIÓN ===
proj = df_daily.copy()
proj.index = pd.to_datetime(proj.index)
proj = proj.sort_index()

# Asegura columna UVR (numérica) y genera interpolada
proj["UVR"] = pd.to_numeric(proj.get("UVR"), errors="coerce")
proj["UVR_interp"] = proj["UVR"].interpolate(method="time").ffill().bfill()

# Concatena (quitamos la fecha_base duplicada del histórico si hace falta)
if hist.index.max() == proj.index.min():
    hist = hist.iloc[:-1]
df_all = pd.concat([hist[["UVR", "UVR_interp"]], proj[["UVR", "UVR_interp"]]], axis=0)
df_all = df_all.sort_index()

# Reindexa a diario por seguridad
full_idx = pd.date_range(df_all.index.min(), df_all.index.max(), freq="D")
df_all = df_all.reindex(full_idx)
df_all["UVR_interp"] = df_all["UVR_interp"].interpolate(method="time").ffill().bfill()
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- Se toma la proyección diaria (df\_daily) que ya se generó con la regla 16–15, se asegura su limpieza e interpolación y se empalma con el histórico. Se evita duplicar la fecha\_base y se reindexa todo a diario por seguridad.

## Ilustración 4

*Cálculo de la tasa efectiva anual (EA) acumulada e interanual a partir de la UVR interpolada*

```
# == 2) Calcula EA acumulado (desde fecha_base) y EA interanual (t vs t-365d)
# a) EA acumulado: arranca desde fecha_base
uvr_base = df_all.loc[fecha_base, "UVR_interp"]
dias_trans = (df_all.index - fecha_base).days

df_all["EA_acumulado_dec"] = np.where(
    dias_trans > 0,
    (df_all["UVR_interp"] / uvr_base) ** (DAYS_PER_YEAR / dias_trans) - 1.0,
    0.0
)
df_all["EA_acumulado_%"] = df_all["EA_acumulado_dec"] * 100.0

# b) EA interanual: usa 365 días exactos para evitar 29-feb y huecos
prev_idx_365 = df_all.index - pd.Timedelta(days=365)
uvr_prev_365 = df_all["UVR_interp"].reindex(prev_idx_365)
uvr_prev_365.index = df_all.index

df_all["EA_interanual_dec"] = (df_all["UVR_interp"] / uvr_prev_365) - 1.0
df_all["EA_interanual_%"] = df_all["EA_interanual_dec"] * 100.0
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- **EA acumulado:** anualiza la variación desde fecha\_base hasta cada día t usando la convención de 360 días/año.
- **EA interanual:** compara cada día t contra el mismo día de hace 365 días (evita sesgos por 29-feb y meses desiguales) y lo expresa en %.

## Ilustración 5

*Generación del tramo final de la proyección con diagnóstico de tasas efectivas (EA)*

```
# === 3) Devuelve solo el tramo de la proyección (si así lo quieres) ===
df_daily = df_all.loc[fecha_base:] # <- df_daily actualizado con EA listos

# Diagnóstico
n_nan_inter = int(df_daily["EA_interanual_%"].isna().sum())
print("NaN en EA_interanual_% dentro del tramo proyectado:", n_nan_inter)
print(df_daily[["UVR_interp", "EA_acumulado_%", "EA_interanual_%"]].head(10))
print(df_daily[["UVR_interp", "EA_acumulado_%", "EA_interanual_%"]].tail(10))
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

- Se recorta al tramo proyectado, se verifica calidad (NaN esperados al inicio de EA interanual si aún no hay “t-365” dentro del tramo) y se muestran primeras y últimas filas para control.

Con base al código anterior el resultado es la siguiente tabla:

## Ilustración 6

*Resultados de la UVR proyectada con tasas efectivas acumuladas e interanuales*

```
NaN en EA_interanual_% dentro del tramo proyectado: 0
      UVR_interp  EA_acumulado_%  EA_interanual_%
2025-09-16    394.2918         0.000000         4.909455
2025-09-17    394.3307         3.615328         4.919805
2025-09-18    394.3697         3.619876         4.930182
2025-09-19    394.4086         3.618118         4.940532
2025-09-20    394.4475         3.617148         4.950882
2025-09-21    394.4864         3.616494         4.961232
2025-09-22    394.5254         3.617573         4.971609
2025-09-23    394.5643         3.616941         4.981959
2025-09-24    394.6033         3.617603         4.992336
2025-09-25    394.6422         3.617028         5.002686
      UVR_interp  EA_acumulado_%  EA_interanual_%
2027-09-06    433.9728         4.911328         4.639460
2027-09-07    433.9964         4.907200         4.637985
2027-09-08    434.0201         4.903095         4.636559
2027-09-09    434.0437         4.898990         4.635085
2027-09-10    434.0674         4.894909         4.633659
2027-09-11    434.0911         4.890839         4.632209
2027-09-12    434.1147         4.886767         4.630761
2027-09-13    434.1384         4.882720         4.629311
2027-09-14    434.1620         4.878671         4.627863
2027-09-15    434.1857         4.874645         4.626413
```

Fuente: Elaboración propia, 2025.

La tabla muestra tres columnas principales.

- **UVR\_interp:** corresponde al valor interpolado de la Unidad de Valor Real calculado día a día; por ejemplo, inicia en 394,2918 el 16 de septiembre de 2025 y llega a 434,1857 el 15 de septiembre de 2027.
- **EA\_acumulado\_%:** presenta la tasa efectiva anual acumulada desde la fecha base (16/09/2025), que se actualiza conforme avanza la proyección.
- **EA\_interanual\_%:** refleja la variación anual de la UVR comparando cada día con el mismo día del año anterior, mostrando el comportamiento interanual de la inflación implícita en el índice.

## 5.5 Tablas de coberturas

En esta parte se muestran unas tablas que comparan escenarios: uno con el cálculo del modelo propio y otros con la propuesta de cobertura de diferentes entidades financieras. La idea de presentarlas es poder ver de manera clara cómo se comporta el crédito en cada caso y qué diferencias pueden aparecer entre una opción y las otras.

### 5.5.1 Cálculo modelo UVR

**Tabla 4**

*Cálculo del modelo UVR sin cobertura (proyección base 2025–2027)*

Fecha	UVR (\$)	Monto \$	Modelo		
			Saldo en UVR (unidades)	Saldo en COP	Diferencia
15/09/2025	\$ 393.10	\$ 36,000,000,000	91,579,751	\$ 36,000,000,000	\$ -
15/09/2027	\$ 434.18	\$ 36,000,000,000	91,579,751	\$ 39,762,096,159	\$ 3,762,096,159

Fuente: Elaboración propia, 2025.

### 5.5.2 Cálculo modelo UVR proyectado por Bancolombia

**Tabla 5**

*Cálculo del modelo UVR proyectado por Bancolombia (escenario con cobertura)*

Fecha	UVR (\$)	Monto \$	Cobertura bancolombia		
			Saldo en UVR (unidades)	Saldo en COP	Diferencia
15/09/2025	\$ 393.10	\$ 36,000,000,000	91,579,751	\$ 36,000,000,000	\$ -
15/09/2027	\$ 437.38	\$ 36,000,000,000	91,579,751	\$ 40,055,151,361	\$ 4,055,151,361

Fuente: Elaboración propia, 2025.

En las tablas se muestran las siguientes columnas

- **Fecha:** corresponde al día que se realiza el cálculo de la UVR, en este caso la fecha de inicio es del 15 de septiembre del 2025 hasta el 15 de septiembre del 2027.
- **UVR (\$):** es el valor de la UVR que se tiene a la fecha de la inicial de la toma del crédito y la siguiente es la unidad de valor real proyectada a la fecha que se desea proyectar.
- **Monto (pesos COP):** es el valor del crédito originalmente desembolsado en pesos colombianos, se mantiene constante porque corresponde al valor nominal inicial.
- **Saldo en UVR (unidades):** es el monto del crédito expresado en unidades de UVR; con la siguiente fórmula:

$$\text{Saldo en UVR} = \text{Monto en pesos} / \text{UVR Fecha inicial}$$

- **Saldo (pesos COP):** es la deuda convertida de nuevo a pesos COP para cada fecha asignada.
- **Diferencia:** Es la variación en pesos entre el saldo proyectado y el monto original.

## 5.6 Oportunidades de tomar un crédito constructor en tasa fija y sus implicaciones

En este apartado se incorpora el análisis de dos alternativas de financiamiento que ofrecen las entidades colombianas.

**Tabla 6***Comparativo de tasas efectivas anuales (EA) entre modelo UVR y tasa fija*

Fecha	Tasa EA Inflación (UVR)	Spread	Total	Tasa Fija
15/09/2025	4.89%	5.20%	<b>10.34%</b>	10.80%
15/10/2025	5.20%	5.20%	<b>10.67%</b>	10.80%
15/11/2025	5.30%	5.20%	<b>10.78%</b>	10.80%
15/12/2025	5.47%	5.20%	<b>10.95%</b>	10.80%
15/01/2026	5.47%	5.20%	<b>10.95%</b>	10.80%
15/02/2026	5.51%	5.20%	<b>11.00%</b>	10.80%
15/03/2026	5.47%	5.20%	<b>10.95%</b>	10.80%
15/04/2026	5.41%	5.20%	<b>10.89%</b>	10.80%
15/05/2026	5.45%	5.20%	<b>10.93%</b>	10.80%
15/06/2026	5.36%	5.20%	<b>10.84%</b>	10.80%
15/07/2026	5.34%	5.20%	<b>10.82%</b>	10.80%
15/08/2026	5.33%	5.20%	<b>10.81%</b>	10.80%
15/09/2026	5.26%	5.20%	<b>10.73%</b>	10.80%
15/10/2026	5.18%	5.20%	<b>10.65%</b>	10.80%
15/11/2026	5.11%	5.20%	<b>10.58%</b>	10.80%
15/12/2026	5.05%	5.20%	<b>10.51%</b>	10.80%
15/01/2027	5%	5.20%	<b>10.46%</b>	10.80%
15/02/2027	4.94%	5.20%	<b>10.40%</b>	10.80%
15/03/2027	4.90%	5.20%	<b>10.35%</b>	10.80%
15/04/2027	4.85%	5.20%	<b>10.30%</b>	10.80%
15/05/2027	4.80%	5.20%	<b>10.25%</b>	10.80%
15/06/2027	4.76%	5.20%	<b>10.21%</b>	10.80%
15/07/2027	4.71%	5.20%	<b>10.15%</b>	10.80%
15/08/2027	4.67%	5.20%	<b>10.11%</b>	10.80%
15/09/2027	4.62%	5.20%	<b>10.06%</b>	10.80%

Fuente: Elaboración propia, 2025.

En las tablas se muestran las siguientes columnas:

- **Fechas:** son las fechas de referencias (mensuales) en las que evalúa la tasa efectiva anual.
- **Tasa EA Inflación (UVR):** es la tasa efectiva anual derivada de la inflación proyectada, que se refleja en el crecimiento de la UVR.
- **Spread:** margen adicional que cobra la entidad financiera, y para este caso, usaremos 5.20% Efectivo Anual.
- **Total:** es la tasa efectiva anual que enfrenta el crédito en modalidad UVR + Spread.

- **Tasa Fija:** es la alternativa ofrecida por las entidades colombianas, que para este caso es del 10.80%.

## 6. Backtesting y Conclusiones

Con el propósito de evaluar la efectividad del modelo de cobertura propuesto frente a la exposición del capital de un crédito constructor, se desarrollará un proceso de backtesting utilizando información histórica de tres créditos reales otorgados por las entidades financieras Colpatria, Davivienda y Banco Caja Social.

Estos créditos fueron seleccionados por encontrarse totalmente pagados, lo que permite analizar su comportamiento a lo largo de todo el ciclo de vida del préstamo sin incertidumbre sobre saldos pendientes. Cada uno presenta diferencias en monto, fecha de desembolso, plazo, spread aplicado y UVR de inicio y fin, lo que facilita contrastar el desempeño del modelo bajo distintos escenarios financieros y de mercado.

El objetivo de este análisis es validar la capacidad del modelo de cobertura para estabilizar el valor del capital frente a variaciones en la tasa de referencia y condiciones de financiamiento.

### Tabla 7

*Créditos constructores analizados para validación del modelo de cobertura*

Banco	Valor aprobado	Plazo	Fecha inicio	Valor UVR	Fecha Fin	Valor UVR	Spread
Davivienda	\$ 26,000,000,000	18 meses	28/12/2023	357.6698	31/05/2025	390.2663	6.25%
Caja Social	\$ 13,000,000,000	18 Meses	28/12/2022	324.1526	24/05/2024	370.7415	5.15%
Colpatria	\$ 28,000,000,000	14 Meses	31/07/2024	374.5104	31/08/2025	393.7199	7%

Fuente: Elaboración propia, 2025.

Donde, con base en la regresión lineal del modelo econométrico SARIMA, utilizado para la proyección de la Unidad de Valor Real (UVR), se realizaron los cálculos correspondientes a cada crédito constructor. Dichos cálculos partieron de la fecha inicial establecida para cada préstamo y se extendieron hasta la fecha final indicada, con el objetivo de replicar la evolución esperada del capital en términos reales. Este procedimiento permitió construir el escenario de backtesting,

comparando el comportamiento histórico observado con el comportamiento proyectado por el modelo, y así evaluar la efectividad de la cobertura en la protección del capital frente a las variaciones de la UVR durante un periodo analizado.

A continuación, se presentan los resultados del backtesting aplicados a cada crédito constructor, donde se comparan los valores reales de la UVR frente a las proyecciones generadas por el modelo SARIMA. Para cada caso, el modelo fue entrenado de forma independiente, tomando como punto de partida la fecha de inicio del crédito y extendiendo la proyección hasta su fecha final.

**Tabla 8**

*Resultados del backtesting del modelo SARIMA aplicado a créditos constructores*

Banco	Fecha inicio	Valor UVR	Fecha Fin	Valor UVR Real	Valor UVR Modelo	Variación (%)
Davivienda	28/12/2023	357.6698	31/05/2025	390.2663	421.1117	7.32%
Caja Social	28/12/2022	324.1526	24/05/2024	370.7415	380.2966	2.51%
Colpatría	31/07/2024	374.5104	31/08/2025	393.7199	408.5164	3.62%

Fuente: Elaboración propia, 2025.

Los resultados evidencian que el modelo presenta un nivel de precisión adecuado, con errores comprendidos entre 2,51 % y 7,32 %, lo cual es aceptable para series temporales financieras vinculadas a variables macroeconómicas como la UVR.

El crédito de Caja Social (2022–2024), entrenado en un contexto de inflación alta (13,12%), presenta el menor error (2,51%), dado que el modelo se calibró en una etapa donde la tendencia de la UVR mantenía un crecimiento sostenido y predecible.

Por otro lado, el crédito de Davivienda (2023–2025) registra el mayor error (7,32%). Aunque su horizonte es similar, su modelo se entrenó en diciembre de 2023, cuando la inflación ya se encontraba en 9,28%, pero posteriormente, durante 2024, se redujo con mayor intensidad hasta 5,20%. Este cambio estructural provocó una sobreestimación del crecimiento de la UVR, dado que el modelo proyectó con base en una tendencia más alcista observada en el entrenamiento.

Finalmente, el crédito de Colpatria (2024–2025) se entrenó en un entorno de inflación baja y estable (alrededor del 5%), lo que permitió al modelo reproducir con buena precisión la trayectoria real de la UVR, obteniendo un error moderado de 3,62%.

En síntesis, el desempeño del modelo SARIMA demuestra que su capacidad predictiva depende directamente del régimen inflacionario existente al momento del entrenamiento. En periodos de estabilidad, las proyecciones son altamente precisas; sin embargo, en contextos de transición inflacionaria o cambios abruptos en la tendencia, como los ocurridos entre 2023 y 2024, el modelo tiende a sobreestimar la evolución de la UVR. Estos resultados permiten concluir que el modelo conserva una validez técnica suficiente para ser utilizado en la evaluación de la cobertura del capital de créditos constructores, siempre que se considere la coyuntura macroeconómica vigente en el momento de la estimación.

El presente trabajo permitió demostrar que el uso de instrumentos derivados financieros son una herramienta viable y necesaria para la gestión del riesgo inflacionario en créditos constructores en Colombia, especialmente en entornos de alta volatilidad de precios como los observados entre 2022 y 2024.

A partir del modelo econométrico mediante SARIMA (1,1,1)(1,1,1,12), se logró proyectar con precisión el comportamiento de la inflación y de la Unidad de Valor Real (UVR), obteniendo un error promedio entre 2,5% y 7,3%, rango técnicamente aceptable para series macroeconómicas. Este resultado valida la confiabilidad del modelo como base cuantitativa para diseñar estrategias de cobertura de deuda indexada a inflación.

El backtesting aplicado a tres créditos reales (Davivienda, Colpatria y Banco Caja Social) permitió evaluar el comportamiento de los saldos en UVR frente a las proyecciones generadas por el modelo. Se evidenció que, en periodos de estabilidad inflacionaria, las predicciones mantienen alta precisión, mientras que en fases de transición como la desinflación de 2023-2024, se presenta una leve sobreestimación. Sin embargo, el modelo conserva su validez analítica para identificar tendencias y cuantificar el impacto inflacionario en los costos del crédito.

Comparar escenarios UVR + spread vs. tasa fija permitió concluir que, aunque la modalidad indexada puede ser más atractiva al inicio, su costo total puede superar la tasa fija cuando la

inflación efectiva es mayor a la esperada. En este sentido, los instrumentos derivados ofrecen una alternativa real para convertir deuda indexada en deuda fija, estabilizando los pagos y reduciendo la exposición de los constructores a la inflación.

En síntesis, el modelo propuesto aporta una metodología cuantitativa replicable que combina pronóstico estadístico, simulación financiera y análisis comparativo, contribuyendo a la toma de decisiones estratégicas en el sector constructor colombiano.

No obstante, es importante destacar que, en Colombia, el uso de coberturas sobre inflación apenas comienza a desarrollarse. Hoy son pocas las entidades financieras que ofrecen derivados ligados a la UVR, ya que la mayoría de operaciones se concentran en coberturas cambiarias (dólar). Por esto, el poder de negociación de las empresas todavía es limitado y las alternativas suelen tener costos elevados. Sin embargo, con la evolución del mercado, el avance regulatorio y la creciente necesidad de estabilidad financiera, es probable que este tipo de productos se vuelva más común y accesible para las compañías en los próximos años.

Para empresas como Constructora Capital, la aplicación de estas estrategias puede traducirse en:

1. Planeación de flujos y costos financieros:

Al incorporar el modelo SARIMA en sus proyecciones de caja, la empresa puede anticipar la evolución de la UVR y estimar el costo futuro de sus créditos indexados, permitiendo ajustar presupuestos y márgenes de rentabilidad desde la etapa de factibilidad.

2. Diseño de coberturas personalizadas:

A través de la simulación de escenarios “con y sin cobertura”, la compañía puede determinar la implementación del modelo de proyección propuesto, lo que le permite transformar la gestión del riesgo inflacionario en un proceso técnico y sustentado en datos, en lugar de depender exclusivamente de las condiciones impuestas por las entidades financieras. De esta manera, Constructora Capital obtiene una herramienta que facilita la identificación del punto óptimo para aplicar derivados financieros —como los swaps, UVR-fijo— ajustando el momento y el monto de la cobertura según su exposición real. Esto se traduce en decisiones financieras más autónomas,

oportunas y alineadas con las proyecciones internas de inflación y tasas, fortaleciendo la planeación financiera y la estabilidad de los proyectos.

De esta manera, el modelo no solo proyecta el comportamiento futuro de la UVR y la inflación, sino que también habilita la comparación directa entre las alternativas de tasa fija y variable, ofreciendo una capacidad de decisión fundamentada en evidencia cuantitativa. Así, Constructora Capital puede descartar coberturas poco eficientes, seleccionar instrumentos que se ajusten al perfil de riesgo del proyecto y optimizar el costo financiero de sus créditos.

En síntesis, el modelo representa un avance significativo hacia el diseño de coberturas personalizadas en el sector constructor colombiano, fortaleciendo la planeación financiera, la gestión del riesgo inflacionario y la sostenibilidad de los proyectos a largo plazo.

#### Negociación con entidades financieras

El modelo fortalece la posición de Constructora Capital frente a los bancos, al proporcionar un análisis técnico propio sobre inflación y UVR, lo que facilita discutir condiciones de tasa, spreads o límites máximos de UVR desde una base cuantitativa sustentada.

#### 3. Gestión integral del riesgo inflacionario:

Al institucionalizar el uso del modelo dentro de su área financiera, la empresa podría construir un sistema interno de monitoreo de inflación, generando reportes automáticos mensuales, que alerten sobre variaciones relevantes y actualicen escenarios de sensibilidad del crédito.

#### 4. Ventaja competitiva sostenible:

En un mercado donde la mayoría de constructoras asumen pasivamente el riesgo inflacionario, disponer de un modelo propio de pronóstico y cobertura permitiría a Constructora Capital proteger su rentabilidad, ofrecer precios más estables a los compradores y fortalecer su reputación ante inversionistas y bancos.

#### 5. No dependencia de los datos:

Gracias al modelo desarrollado, Constructora Capital deja de depender de la información y proyecciones suministradas por las entidades financieras, ya que cuenta con una herramienta

propia que genera datos y escenarios confiables para la toma de decisiones. Esto le permite analizar internamente la conveniencia de adoptar coberturas, definir el tipo de tasa más adecuada y anticipar el impacto de la inflación, fortaleciendo así su autonomía y capacidad técnica en la gestión financiera de sus proyectos.

En conclusión, la adopción de este modelo y su integración con políticas activas de cobertura podrían convertir a Constructora Capital en un referente nacional en gestión financiera, aplicada al riesgo inflacionario del sector constructor, aportando resiliencia, eficiencia y previsibilidad a su estructura de deuda y a sus futuros proyectos de vivienda.

## **7. Recomendaciones**

A partir de los resultados obtenidos, se sugieren las siguientes recomendaciones, tanto para futuras investigaciones como para la aplicación práctica de estrategias de cobertura en el sector constructor colombiano:

### **1. Ajuste y actualización del modelo econométrico**

Se recomienda continuar perfeccionando el modelo SARIMA utilizado, incorporando variables adicionales como la tasa de política monetaria del Banco de la República, el tipo de cambio y los precios internacionales de insumos de construcción, con el fin de mejorar la capacidad predictiva frente a cambios estructurales en la inflación. Asimismo, se sugiere realizar actualizaciones periódicas del modelo con datos recientes para mantener su validez estadística en contextos inflacionarios cambiantes.

### **2. Ampliar el universo de entidades financieras analizadas**

A futuro, es fundamental realizar un levantamiento sistemático de información sobre qué entidades financieras en Colombia ofrecen actualmente coberturas sobre inflación, UVR o tasas de interés, ya que este mercado aún es incipiente y concentrado. Identificar bancos, fiduciarias o intermediarios que diseñen productos derivados ligados a inflación permitiría

ampliar las alternativas para el sector constructor y generar benchmarking sobre costos y condiciones.

### 3. Explorar nuevos instrumentos financieros

Además de los forwards y swaps utilizados en este estudio, se recomienda investigar la viabilidad de otros instrumentos como opciones sobre tasas, bonos indexados y futuros de inflación, los cuales podrían ofrecer esquemas de protección más flexibles o de menor costo, adaptados a las particularidades del flujo de caja de los proyectos de construcción.

### Referencias

- American Economic Association. (s.f.). *JEL Classification Codes Guide*. Obtenido de American Economic Association: <https://www.aeaweb.org/econlit/jelCodes.php>
- Anderson, R., & Danthine, J. (1981). Cross hedging. *Journal of Political Economy*, 89 (1182–1196).
- Bancolombia. (2022). *Créditos en UVR: ventajas y desventajas*. Medellín. Obtenido de <https://www.bancolombia.com/educacion-financiera/vivienda/recomendaciones-credito-uvr>
- Bancolombia (2025). Reunión virtual con un gerente de la mesa de dinero de Bancolombia y envíos por correo electrónico. Medellín.
- Banco de la República. (2023). *Informe de política monetaria*. Bogotá, Colombia. Obtenido de Banco de la República: <https://www.banrep.gov.co>
- Banco de la República de Colombia. (2025). *Unidad de Valor Real (UVR) Serie histórica*. Obtenido de <https://www.banrep.gov.co>
- Banco de la República. (2025). *Glosario económico: Unidad de Valor Real (UVR)*. Obtenido de Banco de la República: <https://www.banrep.gov.co>

- Box, G. E., & Jenkins, G. M. (1994). *Análisis de series temporales: pronóstico y control*. (t. a. 2.ª ed., Ed.) México: Prentice Hall.
- Camacol. (2025). *Informe Coordinada Urbana: Ventas de vivienda 2024*. Bogotá. Obtenido de <https://www.camacolbyc.co/economico/coordenada-urbana.html>
- Cambridge University Press. (2001). *Futures and Forwards*. Cambridge University Press.
- Cardozo, C., & Christensen, J. (2024). The benefit of inflation-indexed debt: Evidence from an emerging bond market. *Federal Reserve Bank of San Francisco*.
- Castaño Ramírez, J. A. (2021 ). *Gestión del riesgo de tasas de interés e inflación mediante derivados financieros en mercados emergentes*. Bogotá, Colombia: Universidad Nacional de Colombia.
- Ceballos, F., & Quiroga, J. (2019). Inflation-indexed instruments and infrastructure finance: Evidence from Chile. *Journal of Infrastructure Finance*, 15-3-(201-220).
- Congreso de la República (1999). *Ley 546 de 1999*. Obtenido de <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=180&utm>.
- Constructora Capital. (2025). *Historia*. Obtenido de Constructora Capital: <https://www.constructoracapital.com/historia>
- Corte Constitucional (1999). *Sentencia C-700/99*. Obtenido de <https://www.corteconstitucional.gov.co/relatoria/1999/C-700-99.htm?utm>
- DANE. (2025). *Cuentas nacionales trimestrales – PIB construcción*. Bogotá. Obtenido de <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/cuentas-nacionales/cuentas-nacionales-trimestrales>
- De Mello, L., García, M., & Silva, R. (2021). Hedging inflation risk in Brazil: Lessons from IPCA-linked derivatives. *Latin American Economic Review*, 30-1-(1-25).
- Ederington, L. (1979). The hedging performance of the new futures markets. *Journal of Finance*, 34-1-(157-170).

- Fabozzi, F., Mann, S., & Choudhry, M. (2021). *Inflation-Linked Bonds and Derivatives*. Wiley Finance.
- Hull, J. (2022). *Options, Futures, and Other Derivatives*. Pearson.
- Infopro Digital Limited. (2012). *Inflation indexation and products in emerging markets*. Obtenido de Risk.net: <https://www.risk.net>
- Islam, M. (2016). Futures contracts, forward contracts, options and swaps are the most common types of derivatives. *RGCV*, 5-4.
- Johnson, L. (1960). The theory of hedging and speculation in commodity futures. *Review of Economic Studies*, 27-3-(139-151).
- La República. (Julio de 2023). Créditos de vivienda y constructor alcanzan tasas históricas. *Diario La República*.
- Muth, J. (1961). Rational expectations and the theory of price movements. *Econometrica*, 315-335.
- ONI Finance. (2019). *The effects of derivatives regulation on infrastructure finance: Some evidence from emerging markets*. Washington, DC: World Bank.
- Osorio-Barreto, D., Mora, J., & Sierra Suárez, L. (2025). Determinants of inflation expectations in Colombia: A VAR-X analysis. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*.
- Peña Sánchez, S. D. (2017). *Cobertura contra riesgo de tasa de interés e inflación mediante derivados financieros en Colombia*. Medellín: Universidad EAFIT.
- Rincón, J. &. (2022). Efectos de la indexación de créditos a inflación en la rentabilidad de proyectos de construcción. *Revista Finanzas y Desarrollo*, 19-35-(87-105).
- Subrahmanyam, P., & Anusha, T. (2024). A Study on Futures and Options in Derivatives. *International Journal for Multidisciplinary Research*, 6-1.
- Villar, L. G. (2023). The monetary and macroprudential policy framework in Colombia in the last 30 years. *BIS Papers*, 143-(153-167).

- Villar, L., Gómez, J., Murcia, A., Cabrera, W., & Vargas, H. (2023). The monetary and macroprudential policy framework in Colombia in the last 30 years: Lessons learnt and challenges for the future. En *BIS Papers* (pp. 153-167). Basilea (Basel): Bank for International Settlements.


### Cronograma

CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES TRABAJO DE GRADO MAF 2025-2																	
No.	Descripción	Agosto				Septiembre				Octubre				Noviembre			
		S1	S2	S3	S4	S1	S2	S3	S4	S1	S2	S3	S4	S1	S2	S3	S4
1	Elección Asesor trabajo de grado	■	■														
2	Presentación de la propuesta al comité de grados			■	■												
3	Aprobación propuesta por parte de la empresa Constructora donde se desarrollará el trabajo de campo y firma de acuerdo de confidencialidad					■											
4	Avances del grupo				■	■	■	■	■	■							
5	Entrega de avances asesor							■			■	■	■				
6	Entrega de avances Empresa Constructora															■	
7	Revisión de Estilo																
8	Entrega Final															■	

Fuente: Elaboración propia, 2025.



## Anexo 2. Formato de Transacción Financiera



Aquí encontrarás la información necesaria para elaborar o actualizar las tarjetas de firmas de tesorería con Bancolombia. **V12/24**

Recuerda que los campos marcados con \* son obligatorios.

**1. Información del contacto comercial al interior del banco (campos a diligenciar por parte del banco).**

<b>Nombre contacto comercial al interior del banco *</b>	<b>Ciudad Mesa *</b>	
--	----------------------	--

**2. Información básica del cliente.**

<b>Nombre o razón social (según aparece en el Certificado de Existencia y Representación Legal)</b>	
<b>Tipo de documento *</b>	<b>Número de documento</b>
<b>Nombre Representante Legal que autoriza la tarjeta *</b>	

Número sin puntos, ni comas, ni guiones. Si el documento es NIT, no escribir dígito de verificación.

**3. Selección las condiciones para el manejo de las firmas.**

<b>Sello húmedo *</b>	
<b>Sello seco</b>	
<b>Protector de valores *</b>	
<b>Tipo de firma *</b>	
<b>Otras condiciones</b>	

**4. Información funcionarios autorizados para suscribir.**

Nombres y apellidos completos *	Tipo identificación *	Número identificación *	Tipo de firma (si aplica)	Tipo de novedad (adición o retiro) *

Sin puntos ni

Fuente: Bancolombia, 2025.

Anexo 3. UVR histórica (Link)

**[Historial UVR Banco de la República](#)**

## Anexo 4. Proyección de la Inflación

Fecha	Pronostico_IPC_MoM_%	IC_Inferior_%	IC_Superior_%
1/08/2025	0.30	-0.15	0.74
1/09/2025	0.33	-0.20	0.87
1/10/2025	0.03	-0.54	0.61
1/11/2025	0.27	-0.34	0.87
1/12/2025	0.47	-0.15	1.09
1/01/2026	0.95	0.32	1.59
1/02/2026	1.06	0.42	1.71
1/03/2026	0.57	-0.08	1.23
1/04/2026	0.56	-0.11	1.23
1/05/2026	0.31	-0.36	0.99
1/06/2026	0.09	-0.60	0.77
1/07/2026	0.21	-0.49	0.90
1/08/2026	0.22	-0.52	0.96
1/09/2026	0.27	-0.50	1.04
1/10/2026	-0.03	-0.81	0.76
1/11/2026	0.22	-0.59	1.02
1/12/2026	0.42	-0.39	1.24
1/01/2027	0.91	0.07	1.74
1/02/2027	1.02	0.17	1.87
1/03/2027	0.52	-0.34	1.38
1/04/2027	0.52	-0.35	1.39
1/05/2027	0.27	-0.62	1.15
1/06/2027	0.04	-0.86	0.94
1/07/2027	0.16	-0.74	1.07
1/08/2027	0.18	-0.78	1.14
1/09/2027	0.23	-0.76	1.22
1/10/2027	-0.07	-1.08	0.95
1/11/2027	0.17	-0.86	1.21
1/12/2027	0.38	-0.67	1.44
1/01/2028	0.86	-0.21	1.94
1/02/2028	0.98	-0.11	2.07
1/03/2028	0.48	-0.63	1.59
1/04/2028	0.48	-0.64	1.60
1/05/2028	0.22	-0.91	1.36
1/06/2028	0.00	-1.15	1.15
1/07/2028	0.12	-1.05	1.29
1/08/2028	0.13	-1.08	1.35
1/09/2028	0.18	-1.07	1.43
1/10/2028	-0.11	-1.39	1.16
1/11/2028	0.13	-1.17	1.43
1/12/2028	0.34	-0.98	1.66
1/01/2029	0.82	-0.52	2.16
1/02/2029	0.93	-0.43	2.30
1/03/2029	0.44	-0.94	1.82
1/04/2029	0.43	-0.97	1.83
1/05/2029	0.18	-1.24	1.60
1/06/2029	-0.05	-1.48	1.39
1/07/2029	0.08	-1.38	1.53
1/08/2029	0.09	-1.41	1.59
1/09/2029	0.14	-1.40	1.68
1/10/2029	-0.16	-1.72	1.41
1/11/2029	0.09	-1.51	1.68
1/12/2029	0.29	-1.32	1.91
1/01/2030	0.78	-0.86	2.41
1/02/2030	0.89	-0.77	2.55
1/03/2030	0.39	-1.29	2.08
1/04/2030	0.39	-1.31	2.09
1/05/2030	0.14	-1.59	1.86
1/06/2030	-0.09	-1.83	1.65
1/07/2030	0.03	-1.73	1.80
1/08/2030	0.05	-1.77	1.86
1/09/2030	0.10	-1.75	1.95
1/10/2030	-0.20	-2.08	1.68
1/11/2030	0.04	-1.87	1.95
1/12/2030	0.25	-1.68	2.19