

Estimando la importancia relativa de las expectativas de inflación: Un estudio de Machine Learning en el contexto de Argentina, 2010-2023

Marcos Chaluh

Primer Premio / Categoría Estudiantes Universitarios

15° Premio de Investigación Económica

"Dr. Raúl Prebisch" 2023



BANCO CENTRAL
DE LA REPÚBLICA ARGENTINA

***Estimando la Importancia Relativa de las Expectativas de
Inflación: Un Estudio de Machine Learning en el Contexto de
Argentina, 2010-2023***

Autor: Marcos Chaluh

Julio 2023

Índice

1. Introducción	2
1.1. Motivación	2
1.2. Objetivos	2
1.3. Outline	3
2. Literatura relacionada	3
2.1. Curva de Phillips y Expectativas	3
2.2. Estimaciones previas	5
2.3. Machine Learning	5
3. Abordaje metodológico	6
3.1. Especificaciones generales de Random Forest	6
3.2. Macroeconomic Random Forest	8
3.3. Datos y variables elegidas	9
3.4. Preparación del modelo	10
4. Análisis de datos	14
4.1. Análisis descriptivo	14
4.2. Resultados e interpretación	16
5. Conclusiones	24
6. Referencias bibliográficas	26
7. Anexo	28

1. Introducción

1.1. Motivación

La inflación es un fenómeno económico que ha sido objeto de numerosos estudios y análisis a lo largo de la historia. En el pasado, fue considerada un fenómeno económico global que afectaba a todas las economías, sin importar su nivel de desarrollo. Sin embargo, a partir de la década de 1990, la inflación dejó de ser una preocupación generalizada, a excepción de algunas economías como la Argentina. Mientras que en gran parte del mundo la inflación ha sido controlada y mantenida en niveles bajos, en Argentina persiste como una cuestión problemática y de vital importancia para su economía.

El análisis de la inflación ha llevado a los economistas a descubrir factores intervinientes y a desarrollar modelos teóricos que explican su comportamiento. Entre estos factores, las expectativas inflacionarias han emergido como un componente fundamental. Las expectativas inflacionarias se refieren a las anticipaciones que los agentes económicos (consumidores, productores, inversores, entre otros) tienen respecto a la futura evolución de los precios. Estas expectativas pueden influir en las decisiones de consumo, inversión y ahorro, y por ende, en la dinámica inflacionaria (Phelps, 1967).

En este sentido, las expectativas inflacionarias se han consolidado como un factor clave en el estudio de la inflación, evidenciando su importancia tanto a nivel teórico como práctico. Su inclusión en los modelos económicos ha mejorado significativamente nuestra comprensión de la dinámica de la inflación. Hoy en día, el papel de las expectativas inflacionarias es central en la mayoría de los modelos de inflación utilizados por los bancos centrales y las instituciones económicas. Sin embargo, a pesar de su relevancia, existe aún un espacio para la investigación empírica de cómo estas expectativas influyen en la inflación actual de las economías, especialmente en contextos de alta inflación como el de Argentina, pudiendo tener implicancias importantes para los agentes económicos.

La pregunta que guía esta investigación es: ¿Qué tan importantes son las expectativas en la inflación reciente en Argentina? A través de un estudio empírico, se busca entender cómo las expectativas de inflación han afectado la dinámica inflacionaria en Argentina durante el periodo 2010-2023.

Este análisis es particularmente relevante debido a las particularidades del caso argentino, donde la inflación ha sido un fenómeno persistente y ha interactuado con distintos regímenes económicos y políticos a lo largo del periodo de estudio. Entender la interacción entre las expectativas de inflación y la inflación real en este contexto puede aportar valiosos insights para el diseño de políticas económicas.

1.2. Objetivos

El objetivo de este estudio es analizar el impacto relativo de las expectativas de inflación en la dinámica inflacionaria de Argentina para el periodo 2010-2023, considerando su evolución temporal, su relación con otros factores y su interacción con distintos regímenes.

Realizando un análisis con regresiones se busca proporcionar una aproximación a los coeficientes que acompañan las variables explicativas de la inflación y su variación temporal, bajo un marco teórico de curva de Phillips

Se utiliza un enfoque metodológico basado en Machine Learning, específicamente el método de Random Forest y una aproximación para modelos macroeconómicos. Este método es una alternativa al tratamiento clásico de series temporales y tiene la ventaja de poder capturar no linealidades, cambios estructurales, interacciones complejas entre las variables y coeficientes que varían a través del tiempo.

Como resultados preliminares se identifican dos quiebres estructurales en la serie de la inflación, acompañados por una creciente importancia de las expectativas en detrimento de los demás factores. Se sugiere un posible desanclaje de las expectativas por su creciente variabilidad, lo que podría complicar los esfuerzos de control de la inflación. Por último, se encuentra evidencia a favor de la verticalidad de la Curva de Phillips de largo plazo así como evidencia de un cambio endógeno en la formación de las expectativas.

1.3. Outline

El estudio se estructura de la siguiente manera: en la Sección 1, se presenta una introducción que establece la motivación, los objetivos y el esquema general del estudio. En la Sección 2, se realiza una revisión de la literatura existente sobre la Curva de Phillips, las expectativas de inflación, las estimaciones previas y el uso de Machine Learning en este contexto. La Sección 3 describe el abordaje metodológico del estudio, que incluye las especificaciones generales de Random Forest, la introducción del concepto de Macroeconomic Random Forest, y los detalles de los datos y variables seleccionadas para el análisis. Además, se explica el proceso de preparación del modelo. En la Sección 4, el estudio continúa con un análisis descriptivo de las variables junto a la presentación e interpretación de los resultados obtenidos. Finalmente, en la Sección 5, se presentan las conclusiones del estudio. El estudio concluye con una lista de las referencias bibliográficas utilizadas en la Sección 6 y un anexo en la Sección 7 que proporciona información adicional relevante para el estudio.

2. Literatura relacionada

2.1. Curva de Phillips y Expectativas

En términos de fundamentación teórica, este estudio se basa en la extensa literatura sobre la inflación y las expectativas. Desde el trabajo seminal de Phillips (1958), que introdujo la idea de una relación inversa entre la inflación y el desempleo, conocida como la curva de Phillips, hasta los desarrollos más recientes en la teoría de las expectativas racionales y la curva de Phillips híbrida, el papel de las expectativas en la inflación ha sido un tema central en la economía monetaria.

La curva de Phillips original postula una relación inversa entre la inflación y el desempleo. Sin embargo, esta relación se rompió durante la década de 1970, cuando muchos países expe-

rimentaron estanflación, una combinación de alta inflación y alto desempleo. Este fenómeno llevó a los economistas a revisar la curva de Phillips y a introducir las expectativas en su formulación.

[Friedman \(1968\)](#) fue una figura clave en este proceso de revisión. Introdujo la noción de “expectativas adaptativas”, argumentando que las personas forman sus expectativas de inflación futura basándose en la inflación pasada y en los errores de pronóstico cometidos. Según Friedman, si la inflación es más alta de lo esperado (sorpresa inflacionaria), el desempleo puede ser temporalmente más bajo debido a que los salarios reales son inferiores a los anticipados. Sin embargo, una vez que las expectativas se ajustan a la nueva realidad de una inflación más alta, el desempleo vuelve a su “tasa natural”.

Es decir, si los agentes anticipan correctamente la inflación, ajustarán sus decisiones económicas, lo que a su vez eliminará la relación inversa entre inflación y desempleo a largo plazo. Este fenómeno, fue conocido como la Curva de Phillips a largo plazo vertical.

Esta “tasa natural” de desempleo, que más tarde sería conocida como la Tasa de Desempleo No Aceleradora de la Inflación (NAIRU, por sus siglas en inglés), se considera la tasa de desempleo a la que la inflación se estabiliza. Según la visión de Friedman, cualquier intento por parte de la política monetaria de reducir el desempleo por debajo de la NAIRU sólo dará lugar a una aceleración de la inflación, sin reducir el desempleo a largo plazo.

La introducción de las expectativas en la curva de Phillips por parte de Friedman, y su argumento de que las políticas monetarias no pueden reducir el desempleo a largo plazo, han tenido un impacto duradero en la economía monetaria y en la política económica. Aunque el modelo de expectativas adaptativas ha sido refinado y extendido por la teoría de las expectativas racionales y la curva de Phillips híbrida, la idea de que las expectativas son cruciales para entender la inflación y el desempleo sigue siendo central en la economía actual.

Siguiendo la línea planteada por Friedman, la teoría de las expectativas racionales ([Muth, 1961](#)), que sostiene que los individuos forman sus expectativas sobre el futuro basándose en toda la información disponible y utilizando modelos económicos racionales, se convirtió en una parte integral de la nueva curva de Phillips a través de la formulación de [Lucas Jr \(1972\)](#). Según esta teoría, la política monetaria solo puede afectar la inflación en el corto plazo, ya que en el largo plazo, las expectativas de inflación se ajustan y la inflación vuelve a su tasa natural, reafirmando la postura de Friedman y manteniendo la relevancia de las expectativas en el análisis económico contemporáneo. Además, soluciona el problema típico de errores sistemáticos de las expectativas adaptativas, teniendo los agentes la posibilidad de cambiar la manera en que forman sus expectativas, confirmar sus creencias y así poder pronosticar mejor.

Sin embargo, la teoría de las expectativas racionales ha sido cuestionada por su supuesto de que todos los individuos tienen la misma información y utilizan modelos económicos racionales para formar sus expectativas. En respuesta a estas críticas, se ha desarrollado la curva de Phillips híbrida ([Clarida y cols., 1999](#); [Galí y Gertler, 1999](#)), que combina elementos de las expectativas racionales y adaptativas. Según la curva de Phillips híbrida, las expectativas de inflación son una combinación de expectativas racionales y adaptativas, lo que permite una mayor flexibilidad en la respuesta de la inflación a las políticas monetarias.

D'Amato y Garegnani (2009) extienden el modelo a una economía pequeña y abierta, considerando por separado la influencia de la devaluación nominal y la inflación extranjera en los precios domésticos. Para toda la muestra, encuentran que los componentes prospectivos y retrospectivos son relevantes, aunque el término retrospectivo pesa más en la determinación de la dinámica de la inflación. En línea con la literatura reciente sobre la inflación tendencial, cuando la inflación tendencial aumenta, la influencia de la brecha del producto se debilita y la curva se vuelve más prospectiva.

Werning (2022) realiza una caracterización de una curva de Phillips más flexible. Produce una curva de Phillips general, con dos conjuntos de coeficientes, aquellos en las tasas de inflación futura esperadas y en las tasas de inflación pasada realizadas, siendo la suma de ambos igual a la unidad. A diferencia de otras formulaciones, los coeficientes asociados son siempre positivos y decrecientes con el plazo.

Muestra que los coeficientes en las expectativas son más grandes en horizontes más cortos. Por lo tanto, las expectativas de inflación a corto plazo dominan. De hecho, se demuestra que las expectativas de inflación a muy largo plazo son irrelevantes.

2.2. Estimaciones previas

En el campo de la economía, varios estudios previos han sentado las bases para el trabajo actual, con distintas ventanas temporales y conclusiones varias. Por ejemplo, Pizarro Levi (2021) proporciona un análisis detallado de los factores que determinan la inflación en Argentina durante el periodo de enero de 2004 a marzo de 2020. En cuanto a los determinantes de la inflación, el estudio identifica que el tipo de cambio y la inercia inflacionaria son las dos variables principales que explican los procesos de inflación de Argentina. Además, los resultados apoyan la existencia de una multi causalidad del fenómeno inflacionario y la fluctuación, a través del tiempo, de los parámetros estimados.

D'Amato, Garegnani, y Sotes (2008) proporcionan una visión detallada de la persistencia de la inflación y los cambios en el régimen monetario en Argentina. Concluyen que los cambios en la persistencia de la inflación en Argentina están relacionados con los cambios en el régimen monetario

López Galván (2021) investiga la relación entre las principales variables macroeconómicas y la tasa de inflación en Argentina utilizando el análisis factorial. Los resultados indican que los precios de los bienes, las expectativas, el crecimiento monetario y cambiario tienen un rol crucial en impulsar la dinámica inflacionaria pero no así otras variables como crecimiento de la deuda o déficit financiero.

2.3. Machine Learning

En la última década, las técnicas de Machine Learning (ML) han ganado terreno en la economía. Su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos y capturar relaciones complejas y no lineales ha permitido abordar problemas económicos de formas novedosas. A pesar de su potencial, la interpretación de los resultados de ML y su integración con la teoría económica tradicional siguen siendo un desafío.

[Kohlscheen \(2022\)](#) destaca que los bosques aleatorios son útiles para explicar los patrones de inflación en un amplio conjunto de economías avanzadas. El método ofrece una mejor descripción dentro de la muestra, así como mejores pronósticos de inflación. Además, el autor señala que las expectativas de inflación tienen un efecto significativo en los resultados de la inflación, aunque este efecto parece haber disminuido en la última década para las economías avanzadas.

[Chakraborty y Joseph \(2017\)](#) destacan que los árboles de regresión y los bosques aleatorios son particularmente útiles para manejar relaciones complejas y múltiples regímenes en los datos. Los autores también señalan que estos métodos son flexibles y proporcionan una interpretación intuitiva de los resultados. Sin embargo, también advierten que estos métodos pueden ser propensos a sobre ajustar los datos si no se manejan adecuadamente.

[Coulombe \(2020\)](#) sostiene que, aunque ML es capaz de ofrecer avances notables en la precisión de la predicción y por lo tanto proporcionar un valor medio condicional más cercano a la realidad, su contribución a la macroeconomía en general es limitada por su falta de interpretabilidad y su foco específico en los valores predichos.

Para abordar este desafío, propone un enfoque alternativo: centrar el arsenal de algoritmos en modelar coeficientes β_t , que se describen como coeficientes económicamente significativos en una ecuación macroeconómica que cambia con el tiempo, en lugar de predecir y_t .

3. Abordaje metodológico

3.1. Especificaciones generales de Random Forest

La primera metodología que se utiliza en esta tesina es el algoritmo de Random Forest para determinar la importancia de las variables predictoras en la inflación en Argentina durante el periodo 2010-2023. Esta metodología se basa en el trabajo de [Breiman \(2001\)](#) y es ampliamente reconocida por su capacidad para manejar grandes conjuntos de datos con muchas variables predictoras, y por su robustez frente al sobre ajuste.

La metodología de Random Forest (RF) es una técnica de aprendizaje supervisado que se basa en la construcción de múltiples árboles de decisión durante el entrenamiento, cada uno basado en una muestra aleatoria de los datos, generando como resultado la media de las salidas individuales de los árboles ([Chakraborty y Joseph, 2017](#)).

La idea principal de los árboles es ramificar el subconjunto de datos de entrenamiento en función de las variables predictoras hasta que se alcance un valor final u “hoja”. El objetivo entonces es minimizar la entropía $\mathcal{H}(Y | X)$ dentro del subconjunto de datos, condicional en las variables predictoras X .

Esta entropía o variabilidad se mide a menudo utilizando el error cuadrático, que es la suma de las diferencias al cuadrado entre los valores reales y los valores predichos. Al minimizar el error cuadrático, el árbol de regresión busca hacer predicciones que sean lo más cercanas posible a los valores reales.

Comenzando con el set completo de variables X con m observaciones, uno busca identificar que variable x es la que conlleva una mayor ganancia de información cuando se utiliza como criterio de división:

$$\mathcal{H}(Y | X) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{m_j} \left(y_i - \mu_j |_{x_i \in X_j} \right)^2 \quad (1)$$

Los bosques aleatorios de regresión son una extensión potente del modelo de árbol mencionado anteriormente, que aborda este problema con relativamente poco trabajo adicional. La idea subyacente es cultivar un conjunto de modelos de árboles aproximadamente independientes, que en conjunto desempeñan mejor que un solo modelo de árbol, produciendo como resultado la predicción promedio de los árboles individuales (Chakraborty y Joseph, 2017).

Siendo B el número total de arboles generados, se genera un promedio de las predicciones individuales, tomando una muestra x' de las variables X :

$$\hat{f} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B f_b(x') \quad (2)$$

La principal ventaja de RF es su capacidad para manejar la no linealidad y la selección de variables. En términos de no linealidad, RF puede capturar relaciones complejas y no lineales entre las variables predictoras y la variable objetivo (Medeiros y cols., 2021). Esto es especialmente útil en contextos económicos donde las relaciones entre las variables pueden ser altamente no lineales y dependientes del estado del sistema económico, como lo puede ser una curva de Phillips (Mann, 2022).

Por otro lado, el manejo de variables resulta fundamental para evitar el sobre ajuste, siendo RF un algoritmo capaz de elegir de manera independiente cuales variables ajustan mejor en base a la importancia o ganancia en información que realizan.

La importancia de cada variable se define como la disminución en la puntuación del modelo (ya sea en términos de R^2 , $MAPE$ o MSE) cuando una de las variables es aleatoriamente *barajada* (Breiman, 2001). Esto significa que los datos de una variable son mezclados o intercambiados entre si para evaluar su efecto particular en la regresión.

De manera general para cada variable explicativa j se realizan de 1 a K repeticiones donde los datos son intercambiados, generando un *dataset* corrupto o modificado y un *score* $s_{k,j}$.

Siendo i_j la importancia para la variable f_j y s el *score* original del modelo:

$$i_j = s - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K s_{k,j} \quad (3)$$

Las variables que resultan en una gran disminución en precisión se consideran importantes. Esta metodología es particularmente útil para este estudio en contextos de no linealidades

debido a la gran cantidad de variables que pueden influir en la inflación, y la necesidad de determinar cuáles son las más importantes.

Mizumoto (2023) critica la práctica común de comparar coeficientes de regresión estandarizados (coeficientes beta estandarizados) para determinar la importancia de las variables predictoras, argumentando que este enfoque puede llevar a interpretaciones erróneas.

Como solución, destaca el uso del análisis de dominancia y los bosques aleatorios, para determinar con precisión la importancia del predictor en el análisis de regresión múltiple.

3.2. Macroeconomic Random Forest

La metodología de Macroeconomic Random Forest (MRF) propuesta por Coulombe (2020), es un enfoque innovador para el análisis y la predicción de variables macroeconómicas. Esta metodología combina técnicas de aprendizaje automático con modelos econométricos tradicionales para mejorar la precisión de las predicciones.

En términos generales, el MRF se basa en el uso de Random Forests (RF), un método de aprendizaje automático, para capturar relaciones no lineales y complejas entre las variables. Sin embargo, a diferencia de un RF estándar, el MRF incorpora una parte lineal que permite la extrapolación, es decir, la predicción de valores que no ocurrieron en la muestra de entrenamiento y además permite la interpretabilidad del modelo a través de los coeficientes asociados a cada variable predictora. Esta característica es especialmente útil para predecir variables macroeconómicas y estimar su efecto específico.

El modelo general que propone es el siguiente:

$$\begin{aligned} y_t &= X_t \beta_t + \epsilon_t \\ \beta_t &= \mathcal{F}(S_t) \end{aligned} \tag{4}$$

donde S_t son las variables de estado, \mathcal{F} es un bosque y X_t son las variables de interés que buscamos estimar sus coeficientes, siendo $X_t \subset S_t$.

El objetivo principal del modelo, al igual que un RF, es encontrar la variable S_t óptima para dividir la muestra en distintas submuestras, en pos de minimizar una función de pérdida o hasta alcanzar un criterio establecido *ex ante*. A diferencia de un RF, las hojas o nodos terminales no son simples valores o interceptos, sino que tienen asociada una forma funcional lineal con un coeficiente β asociado, dando lugar a un promedio de los árboles:

$$\bar{\hat{\beta}}_{t,x} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{\beta}_{t,x}^b \tag{5}$$

donde $\bar{\hat{\beta}}_{t,x}$ es el coeficiente beta estimado para la variable predictora x en el tiempo t , B es el número total de árboles en el RF, y $\hat{\beta}_{t,x}^b$ es el coeficiente beta estimado para la variable predictora x en el tiempo t en el árbol b .

Por último, se destaca el hecho de que pese a utilizar formas funcionales lineales a simple vista, el hecho de permitir coeficientes variables en el tiempo da la suficiente capacidad para aproximar relaciones no lineales (Granger, 2008), convirtiéndola en una herramienta versátil para el modelado macroeconómico.

3.3. Datos y variables elegidas

La presente tesina aborda el fenómeno inflacionario en Argentina durante el periodo de enero 2010 a marzo 2023, utilizando datos de frecuencia mensual para un total de 159 observaciones para cada una de las variables seleccionadas.

Se toma como punto de partida el modelo de la curva de Phillips en su versión moderna o New Keynesian. Sin embargo, se amplía el análisis al incluir otras variables relevantes como la inflación internacional y la devaluación del dólar, que pueden capturar efectos adicionales no considerados en la versión básica de la curva de Phillips.

De manera más puntual, se utiliza la formulación realizada por D'Amato y Garegnani (2009):

$$\pi_t = \beta_1 \pi_{t-1} + \beta_2 E_t(\pi_{t+1}) + \beta_3 \pi_t^* + \beta_4 \Delta e_t + \beta_5 x_t + \varepsilon_t \quad (6)$$

donde π_t es la variación mensual del Índice de Precios al Consumidor (IPC) con cobertura nacional en %, π_{t-1} representa un rezago de la inflación (un periodo hacia atrás), $E_t(\pi_{t+1})$ la expectativa de inflación para $t + 1$ en t , π_t^* una medida de inflación internacional, Δe_t la devaluación nominal mensual del tipo de cambio en %, y x_t como la brecha del producto en también en %.

Es importante mencionar que, debido a la intervención estadística del INDEC, se ha realizado un empalme de diferentes fuentes para la variable dependiente, con el objetivo de evitar posibles estimaciones espurias. Para el periodo de enero 2017 en adelante, se utilizan los datos oficiales del INDEC. Para los datos previos, se realiza un empalme entre el IPC San Luis (2007 - 2011), IPC Congreso (2012 - Abr 2016), y el IPC GBA INDEC (May 2016 - Dic 2016).¹

En cuanto a las variables predictoras, se han seleccionado en base a la relevancia teórica y empírica en la literatura económica. Asimismo, se han considerado ciertos rezagos de la variable dependiente para detectar algún posible componente de inercia en los procesos inflacionarios.

Los datos de expectativas del mercado son extraídos del Relevamiento de Expectativas de Mercado (REM) del Banco Central de la República Argentina (BCRA), utilizando la media aritmética de los pronósticos desde el periodo de junio de 2016. Para completar la muestra hacia atrás, se utilizan los pronósticos realizados por la Fundación de Investigaciones Económicas Latinoamericanas (FIEL). Los mismos cuentan con igual periodicidad que los realizados en el REM.

¹Se agradece a la Fundación de Investigaciones Económicas Latinoamericanas (FIEL) por su aporte estadístico

Para la inflación internacional, se confecciona un promedio ponderado de la inflación mayorista de Estados Unidos, China, Alemania y Brasil. Se utiliza al INDEC como fuente de los ponderadores en base a la participación en las importaciones de cada socio comercial. Para Índices de Precios al Productor se utilizan datos de *Federal Reserve Bank of St. Louis* junto con datos del *National Bureau of Statistics of China*, *Federal Statistical Office of Germany*, y *Banco Central do Brasil*

Para el componente devaluatorio se toma como referencia el tipo de cambio nominal promedio mensual de la comunicación “A” 3500 Mayorista del BCRA.

La expectativa de inflación del REM BCRA se utiliza como una medida de las expectativas de inflación de los agentes económicos, mientras que la inflación internacional y la devaluación del dólar oficial mayorista se consideran como posibles determinantes externos de la inflación.

Por último, la medida de la brecha del producto se utiliza como una indicación de la presión de la demanda sobre la inflación. Se construye a partir del Estimador Mensual de Actividad Económica (EMAE) del INDEC, tomando la diferencia entre el índice general y la tendencia en %.

Pese a que la limpieza y normalización de series de tiempo es una práctica econométrica común, los algoritmos de Machine Learning son capaces de asimilar patrones como tendencias o estacionalidad, permitiéndonos trabajar con las series sin realizar ajustes mayores.

[Chakraborty y Joseph \(2017\)](#) mencionan que la normalización de características puede aplicarse a todos los modelos, pero puede llevar a una reducción de la interpretabilidad de los mismos.

En pos de mantener la interpretabilidad y no perder de vista los órdenes de magnitudes, se trabaja con las series de tiempo manteniendo tanto su tendencia como estacionalidad.

3.4. Preparación del modelo

El script de `python` empleado utiliza varias bibliotecas para llevar a cabo un análisis de series de tiempo y la construcción de un modelo de regresión basado en Random Forest para estimar el impacto relativo de diferentes variables económicas sobre la inflación. Las bibliotecas incluyen `pandas`, `numpy`, `matplotlib.pyplot`, `sklearn` y `Rbeast`, entre otras.

De manera preliminar, se itera un modelo auto regresivo para seleccionar la cantidad de rezagos para la variable inflación. Mediante el método de estimación de máxima verosimilitud ² y el uso de los criterios de información [Akaike](#) y [Schwarz](#), se obtiene como resultado que el primer rezago resulta significativo con un nivel de confianza al 99%. ³

Se utiliza entonces de manera general las variables descritas en (6) para la evaluación y estimación del modelo.

Al observar la serie de inflación para el período seleccionado es posible discernir la presencia de cambios de tendencia y heterogeneidad en la varianza. Este patrón sugiere que los coeficientes

²[Fisher \(1922\)](#)

³Ver resultados en la tabla 3

estimados de importancia podrían estar sesgados por valores extremos dada la amplitud temporal de la muestra.

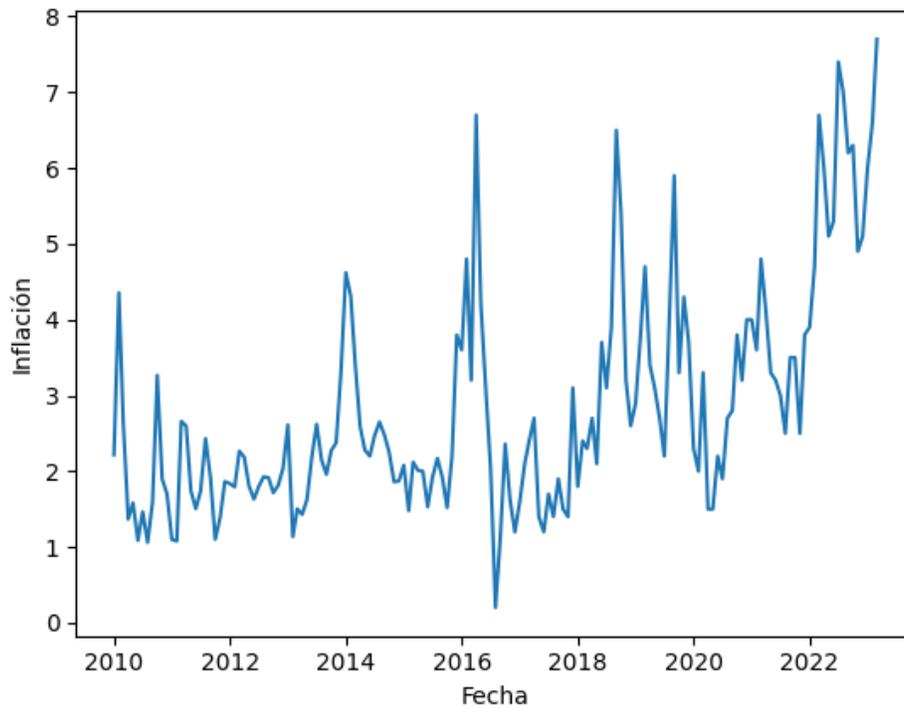


Figura 1: Inflación Mensual - Enero de 2010 a Marzo de 2023

Dada la evidencia visual de estas irregularidades, se vuelve imprescindible realizar un análisis de quiebres estructurales. Este tipo de análisis nos permite subdividir la muestra en diferentes sub períodos o regímenes, cada uno con sus propias características y dinámicas. Al hacerlo, podremos estimar de manera más precisa el impacto de las expectativas de inflación en cada uno de estos sub períodos por separado, ofreciendo una visión más matizada y precisa del comportamiento de la inflación en Argentina durante el período de estudio.

A continuación, se utiliza la biblioteca **Rbeast** para llevar a cabo un análisis de cambio de punto (Change Point Analysis) en la serie de tiempo de inflación como de expectativas. Esto se hace para detectar cualquier cambio estructural en la serie de tiempo que podría haber afectado a las variables de interés.

Esta metodología se basa en el trabajo de [Zhao y cols. \(2019\)](#) y utiliza un algoritmo de conjunto Bayesiano para detectar cambios abruptos y dinámicas no lineales en series de tiempo.

Este algoritmo es capaz de detectar puntos de quiebre, estacionalidad y tendencias en los datos de manera confiable, y puede derivar tendencias no lineales realistas y medidas de incertidumbre creíbles.

Además, el algoritmo nos permite visualizar la tendencia no lineal junto con la probabilidad de posibles quiebres en la misma. Dada la multiplicidad de quiebres posibles entre las dos

variables de elección, buscamos aquellos periodos comunes con mayor probabilidad estimada.

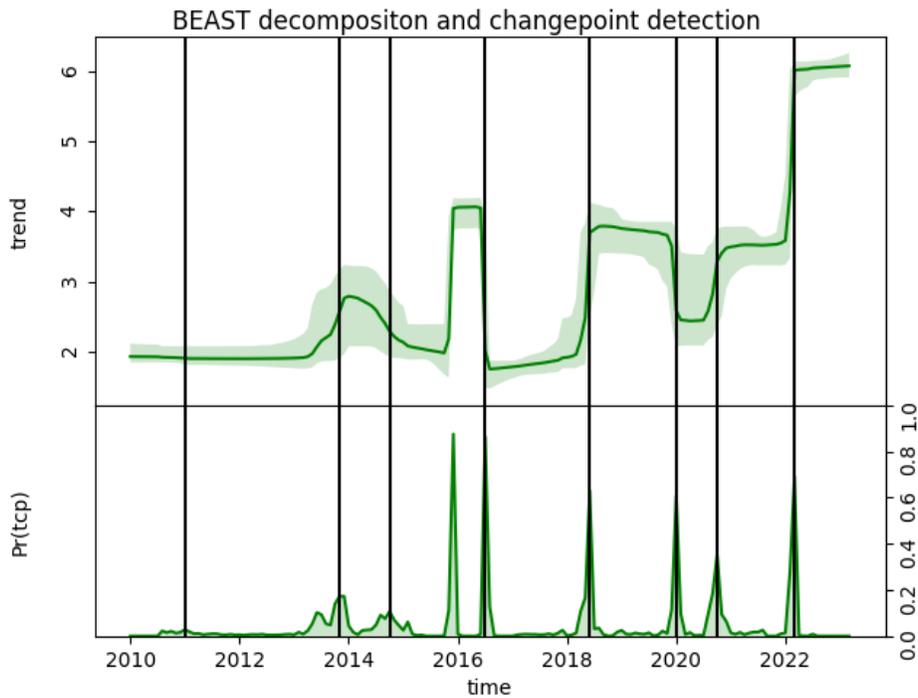


Figura 2: Tendencia y prob. de quiebre para la inflación

Como fechas comunes y más probables de quiebre extraemos dos en particular, siendo la primera durante diciembre de 2015 y la segunda durante junio de 2018. Estas dos fechas no son casualidad dentro de la historia política y económica argentina, sino que representan la asunción de un nuevo gobierno así como una crisis con corrida cambiaria en el segundo caso.

⁴

En base a las correspondientes fechas, se realiza la partición de la muestra en tres, obteniendo 71, 31 y 57 observaciones respectivamente. De manera general como de manera particular, cada muestra será sometida a estimación mediante el mismo algoritmo.

Para el aprendizaje supervisado, una regla general es que se debería tener al menos diez veces más observaciones que el número de parámetros efectivos en el modelo (Abu-Mostafa y cols., 2012). En este contexto, se debe tener cautela con las estimaciones realizadas dada el corto horizonte temporal analizado.

En el contexto de los bosques aleatorios, es preferible comenzar con un modelo simple, con pocos árboles y divisiones limitadas, y luego incrementar gradualmente su complejidad a través del ajuste de hiper parámetros. Este ajuste de hiper parámetros, también conocido como “*hyper tuning*”, puede implicar aumentar el número de árboles en el bosque, cambiar la profundidad máxima de los árboles, o ajustar otros parámetros que controlan la complejidad del modelo. Al seguir este enfoque, se puede equilibrar la necesidad de un modelo que se

⁴Las tablas pueden ser consultadas en 4 y 5 dentro del Anexo.

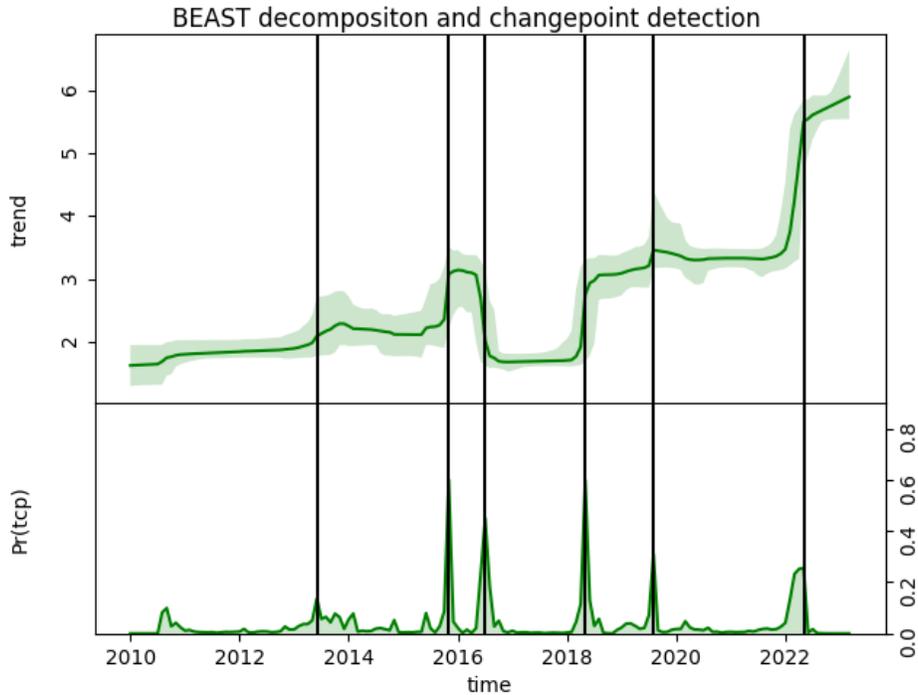


Figura 3: Tendencia y prob. de quiebre para la expectativa

ajuste bien a los datos de entrenamiento, evitando al mismo tiempo el sobre ajuste, que puede llevar a un rendimiento deficiente en los datos de prueba.

El modelo inicial de Random Forest se ajusta con 1000 estimadores, una profundidad máxima de 5 y un número mínimo de muestras para dividir un nodo interno igual a 3. Estos son valores bastante estándar, permitiéndonos tener un modelo sencillo pero que puede sobre ajustar al set de entrenamiento.

Para mejorar el rendimiento del modelo, se implementa un proceso de búsqueda de hiper parámetros usando `RandomizedSearchCV` y `GridSearchCV`. En base a la iteración de distintos parámetros, de manera exhaustiva o aleatorizada, estos algoritmos eligen la combinación óptima de los parámetros en base al ajuste dentro y fuera de la muestra, de manera tal de evitar el sobre ajuste.

Una vez que se identifican los hiper parámetros óptimos, se ajusta un nuevo modelo de Random Forest con 1000 estimadores, una profundidad máxima de 6, un número mínimo de muestras para dividir un nodo interno igual a 8 y una máxima cantidad de variables aproximada por \sqrt{n} siendo n la cantidad de variables predictoras disponibles.

4. Análisis de datos

4.1. Análisis descriptivo

La siguiente tabla proporciona un resumen estadístico de las variables estudiadas para Argentina en el periodo 2010-2023. Las mismas incluyen la inflación (*ipc*), la brecha del producto (*gap*), la inflación internacional (*ppi*), la devaluación (*deva*), y la inflación con un rezago y la expectativa de inflación un periodo hacia adelante (*ipc t-1* e *ipc t+1*, respectivamente).

	ipc	gap	ppi	deva	ipc t-1	ipc t+1
obs	159.00	159.00	159.00	159.00	159.00	159.00
mean	2.85	-0.39	0.23	2.70	2.82	2.66
std	1.49	5.80	0.62	5.84	1.44	1.26
min	0.20	-18.80	-1.02	-11.49	0.20	0.58
25 %	1.81	-3.65	-0.24	0.52	1.81	1.79
50 %	2.38	-0.77	0.21	1.28	2.38	2.27
75 %	3.55	2.64	0.65	3.20	3.50	3.26
max	7.70	15.63	2.11	35.78	7.40	6.27

Cuadro 1: Resumen estadístico del periodo 2010-2023 para Argentina.

Empezando por la variable *ipc*, se observa que su media es de 2.85, con una desviación estándar de 1.49, lo que indica una cierta variabilidad en la inflación durante este periodo. Los valores de inflación varían desde un mínimo de 0.20 hasta un máximo de 7.70.

En cuanto a la variable *gap*, que representa la brecha del producto, su media es negativa (-0.39), lo que sugiere que, en promedio, la economía ha estado operando por debajo de su potencial durante este periodo. La desviación estándar de esta variable es bastante alta (5.80), lo que indica una gran variabilidad en la brecha del producto.

En relación a la variable *ppi* o Índice de Precios al Productor, tiene un valor medio de 0.23, con una desviación estándar de 0.62. Este índice tiene un rango que va desde -1.02 hasta 2.11, lo que muestra que ha habido cambios en los precios al productor a lo largo del periodo estudiado.

La variable *deva*, que representa la devaluación, tiene un valor medio de 2.70. Al igual que con la brecha del producto, la devaluación muestra una gran variabilidad, con una desviación estándar de 5.84. Los valores varían desde un mínimo de -11.49 hasta un máximo de 35.78, lo que sugiere que ha habido periodos de apreciación y depreciación significativa de la moneda durante este periodo.

Por último, las variables *ipc t-1* e *ipc t+1*, que representan la inflación con un retraso y la expectativa inflacionaria, respectivamente, tienen medias de 2.82 y 2.66, con desviaciones estándar de 1.44 y 1.26, respectivamente. Estos valores indican una variabilidad moderada en la inflación de un periodo a otro.

Con la introducción de los quiebres estructurales estimados ya establecida, nos embarcamos en la ejecución del mismo análisis descriptivo para los tres períodos. Sin embargo, en este

escenario, le asignamos una mayor relevancia al examen de la inflación y las expectativas de la misma.

Período	01/2010-11/2015		12/2015-06/2018		07/2018-03/2023	
	IPC	IPC t+1	IPC	IPC t+1	IPC	IPC t+1
count	71	71	31	31	57	57
mean	2.07	1.97	2.43	2.10	4.05	3.83
std	0.71	0.62	1.29	0.81	1.55	1.21
cv	0.34	0.32	0.53	0.39	0.39	0.32
min	1.06	0.58	0.20	1.33	1.50	2.35
25 %	1.63	1.70	1.55	1.61	3.00	2.92
50 %	1.92	1.92	2.10	1.77	3.80	3.44
75 %	2.28	2.24	3.09	2.27	5.10	4.39
max	4.62	4.43	6.70	5.05	7.70	6.27

Cuadro 2: Estadísticas descriptivas de IPC e IPC t+1 para diferentes períodos

De la revisión de los resúmenes estadísticos para las variables ipc e $ipc\ t+1$ en los tres períodos distintos de Argentina, se pueden extraer algunas conclusiones y conjeturas interesantes.

En primer lugar, la inflación (representada por la variable ipc) ha experimentado un crecimiento sustancial a lo largo del tiempo. En el primer período (01/2010 hasta 11/2015), el promedio del ipc fue de aproximadamente 2.07. Sin embargo, este promedio aumentó a 2.43 en el segundo período (12/2015 hasta 06/2018), y luego a 4.05 en el tercer período (07/2018 hasta 03/2023). Estos cambios reflejan un patrón ascendente de la inflación durante este tiempo.

Además, se observa un aumento en la variabilidad de la inflación a lo largo del tiempo, como lo indica la creciente desviación estándar del ipc en cada período sucesivo. Este aumento en la variabilidad podría indicar que la economía argentina se ha vuelto más inestable o incierta durante estos períodos.

Por último, mirando el coeficiente de variación, definido como el cociente entre desvío estándar y el módulo de la media, se puede observar un aumento de la variabilidad en el segundo periodo analizado, indicando desvíos significativos respecto a la media.

En cuanto a la variable $ipc\ t+1$, que representa las expectativas de inflación para el próximo período, también se observa una tendencia al alza en los valores promedio a lo largo del tiempo, similar a lo que se observa para la variable ipc . Esto sugiere que las expectativas de inflación también han aumentado a lo largo del tiempo, de manera similar a la tendencia de la inflación.

En términos de desvíos, también podemos notar un patrón creciente de manera similar a la variable inflación. Esto podría darnos un indicio de pérdida de anclaje durante toda la muestra (Reis, 2022). Sin embargo, si miramos el coeficiente de variación, podemos ver una tendencia similar pero con valores más estables para el segundo período. En este sentido, los valores esperados estuvieron más cercanos a su valor medio durante este periodo, dando lugar a un desanclaje con la variable subyacente y a una subestimación de la misma.

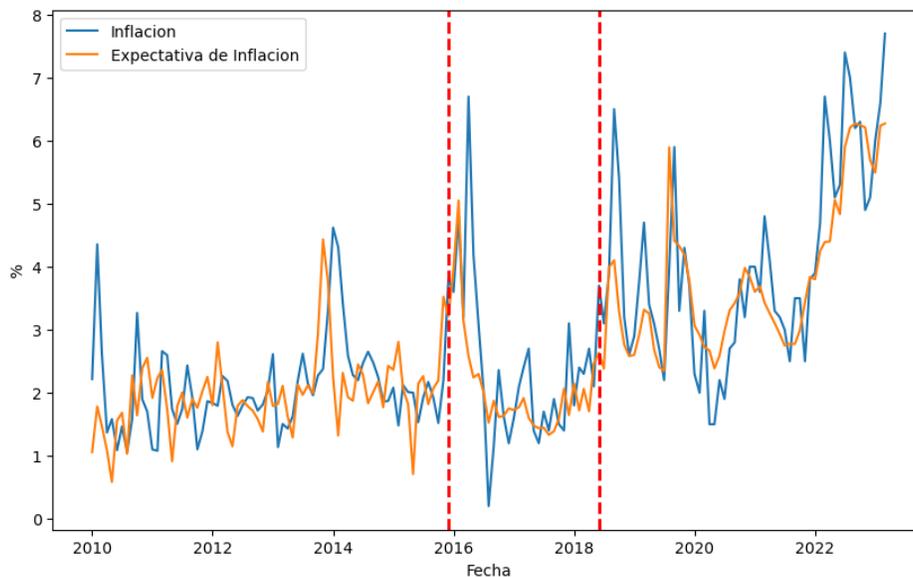


Figura 4: Evolución conjunta de la inflación con las expectativas - Presencia de quiebres estructurales

Podríamos pensar este desfase dentro de la literatura de “*rational inattention*”, donde los agentes no son capaces de adquirir toda la información relevante para formar decisiones o de manera consciente deciden hacer recortes de información (Sims, 2003). En base a esta hipótesis y al estar mirando solo expectativas de corto plazo, podríamos inferir que las expectativas estaban ancladas en un hipotético mediano plazo de menor inflación. De esta manera, podríamos interpretar que los desvíos de corto plazo en la inflación subyacente no fueron tenidos en cuenta por los pronosticadores. Siguiendo a Mann (2022), podemos pensar que los pronosticadores y los mercados financieros tiene una visión más prospectiva que el resto de la sociedad.

Esta tendencia parece romperse luego de la crisis cambiaria de junio de 2018, donde la expectativa acompañó de manera más pareja la inflación. Sin embargo, no podemos asegurar la existencia de un periodo de anclaje dado el crecimiento en los desvíos a lo largo de este tercer periodo. Siguiendo la metodología de Reis (2022), un análisis adicional de la distribución de las expectativas pronosticadas para distintos plazos sería adecuado para evaluar el anclaje o no de las mismas.

4.2. Resultados e interpretación

A continuación se muestran distintas figuras con la importancia promedio de cada una de las variables predictoras de la inflación así como su desvío estándar para cada periodo o muestra, normalizadas en base 100. Acorde a la metodología propuesta en 3.1, se realiza el análisis mediante 100 iteraciones para cada variable explicativa y tomando el R^2 como criterio. Esto facilita su interpretación en términos de cuánto de la variable explicada puede atribuirse a las variables predictoras.

Es fundamental comprender que la correlación no implica causalidad en el marco de las regresiones realizadas. Cuando dos variables están correlacionadas, significa que hay una relación estadística entre ellas, es decir, tienden a variar juntas de una manera particular. Sin embargo, esto no significa que un cambio en una variable genere un cambio en la otra. La correlación puede ser causada por una variedad de factores, desde una variable desconocida que está causando cambios en ambas variables, o la posibilidad de que la causalidad sea en la dirección opuesta a la que se pensaba inicialmente (Wooldridge, 2015).

A pesar de esta limitación, la correlación entre variables pasadas puede ser un indicador útil en ciertos contextos, especialmente cuando se respalda con un modelo teórico. En particular, el análisis de correlación puede ser particularmente útil en el contexto de series de tiempo. Aunque no proporciona evidencia de una relación causal, las correlaciones pueden ayudar a descubrir patrones temporales y tendencias en los datos. En estos casos, el modelo teórico justifica la suposición de que las correlaciones observadas son significativas y no simplemente el resultado de fluctuaciones aleatorias.

Teniendo lo anterior presente, comenzamos analizando el periodo de enero 2010 a marzo 2023⁵. Se observan dos resultados generales: el primero siendo el rol destacado de las expectativas así como de la inflación rezagada, y el segundo siendo la poca participación de las demás variables.

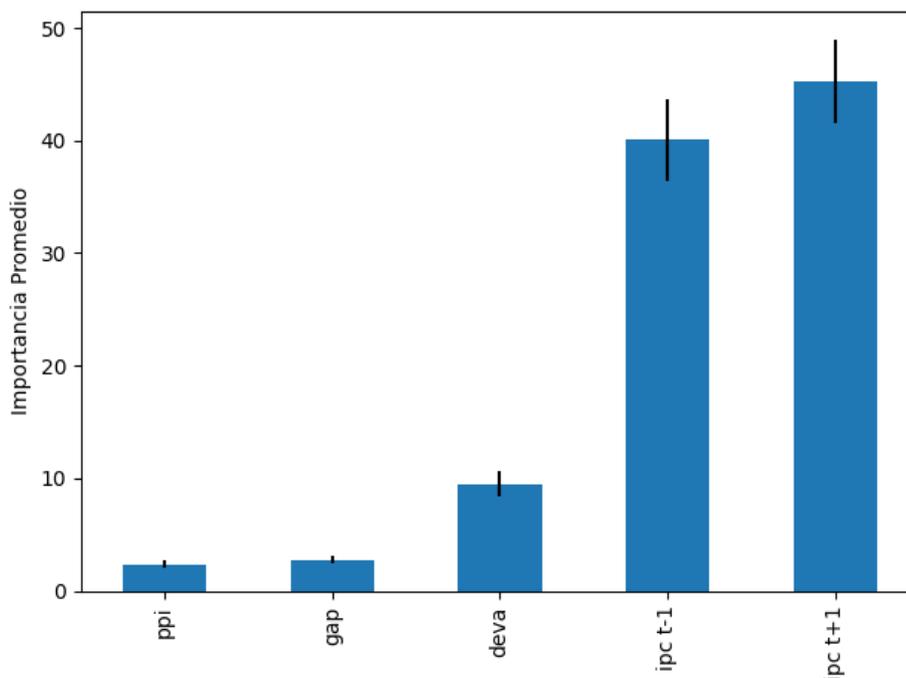


Figura 5: Importancia promedio de las variables - Muestra completa

La variable $ipc\ t+1$ tiene la importancia promedio más alta de todas las variables analizadas, con un valor del 45.31%. Su desvío estándar del 3.7% es también el más alto, sin embargo,

⁵Las tablas pueden ser consultadas en 6 a 9 dentro del Anexo

en términos de variación respecto a la media, es el que menores cambios ha sufrido de las cinco variables.

La variable *ipc t-1* presenta el segundo valor más alto de importancia promedio, siendo este del 40.06 %. A su vez, su desvío estándar es del 3.64 %.

El segundo resultado general es la poca influencia de los demás factores evaluados, siendo el componente devaluatorio el más destacado con un 9.51 % de importancia relativa y un desvío estándar del 1.12 %.

Todas las variables muestran un coeficiente de variación similar, que ronda entre un 0.08 y un 0.12, denotando desvíos menores respecto a sus medias.

Para el primer sub periodo analizado encontramos resultados distintos a los de la muestra completa.

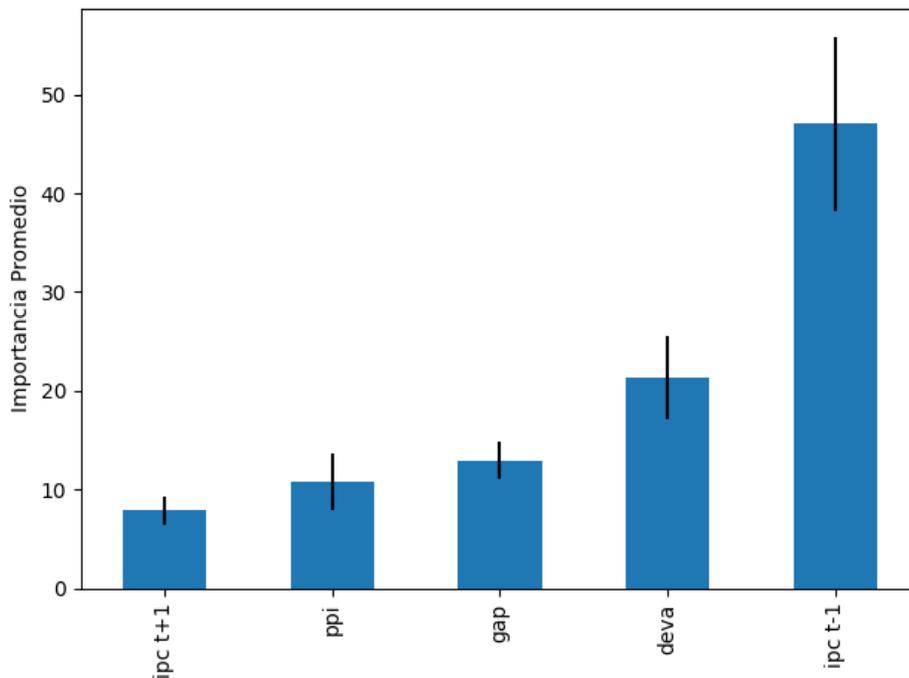


Figura 6: Importancia promedio de las variables - Período 1

Por un lado, la inflación pasada representada por *ipc t-1* cuenta con el mayor porcentaje de importancia relativa dentro de la muestra. Con un 47.09 % y un desvío estándar del 8.81 % supera por un buen margen al componente devaluatorio (21.35 % y 4.26 % respectivamente).

Este último podría asimilarse al episodio devaluatorio de enero de 2014, con un posible impacto en los demás precios de la economía.

Analizando la expectativa inflacionaria podemos resaltar su baja participación relativa así como su bajo desvío, siendo la menor de todas las variables analizadas.

En términos de [Mann \(2022\)](#), la curva puede verse como aceleracionista en el sentido que está determinada en una proporción significativa por individuos que basan sus pronósticos

en valores ya realizados de la inflación. De esta manera, los *fundamentals* de la economía o las perspectivas futuras no son tenidas en cuenta con la misma ponderación.

Por último, es destacable el aumento de la importancia de la inflación internacional y de la brecha del producto respecto al promedio de toda la muestra, oscilando entre un 10 y 13 % cada una.

Para el segundo periodo podemos observar resultados similares al promedio general de la muestra entera, donde la expectativa y el rezago dominan con un 51.59 y 28.36 % respectivamente.

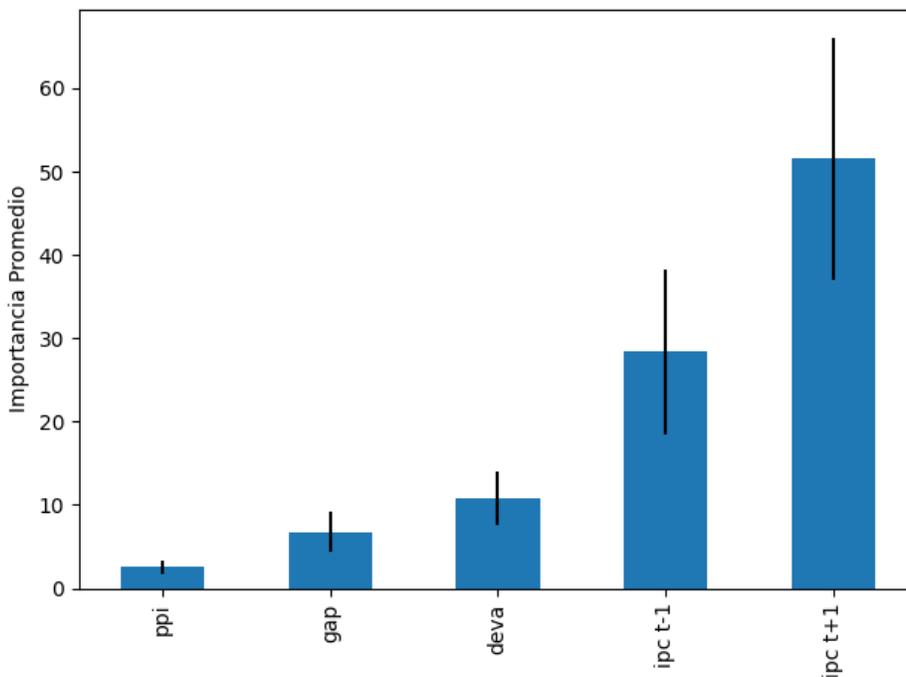


Figura 7: Importancia promedio de las variables - Período 2

Podríamos interpretar este resultado como un cambio de régimen, en el cual las expectativas vuelven a tomar un rol fundamental en la explicación de la inflación actual. Siguiendo con la literatura propuesta por [Cornea-Madeira y cols. \(2019\)](#) podemos pensar la transición no como un *switch* entre agentes *backward looking* y *forward looking*, sino como un cambio endógeno en las expectativas y en cómo se forman, siendo dependientes del régimen económico o político.

Algo interesante a destacar es la alta variabilidad de los predictores principales, oscilando en valores cercanos al doble respecto al periodo anterior. Esto nos podría dar un indicio de este cambio endógeno entre una curva aceleracionista y una curva fundamentalista, indicando que la importancia de los predictores ha fluctuado significativamente alrededor de su valor medio.

Pasando al tercer y último periodo a analizar, podemos notar el mismo patrón que el periodo anterior pero de manera más acentuada.

Las expectativas vuelven a tener un rol protagónico, con una importancia estimada del 63.59 % y un desvío estándar del 8.99 %. Completan el podio nuevamente la inflación pa-

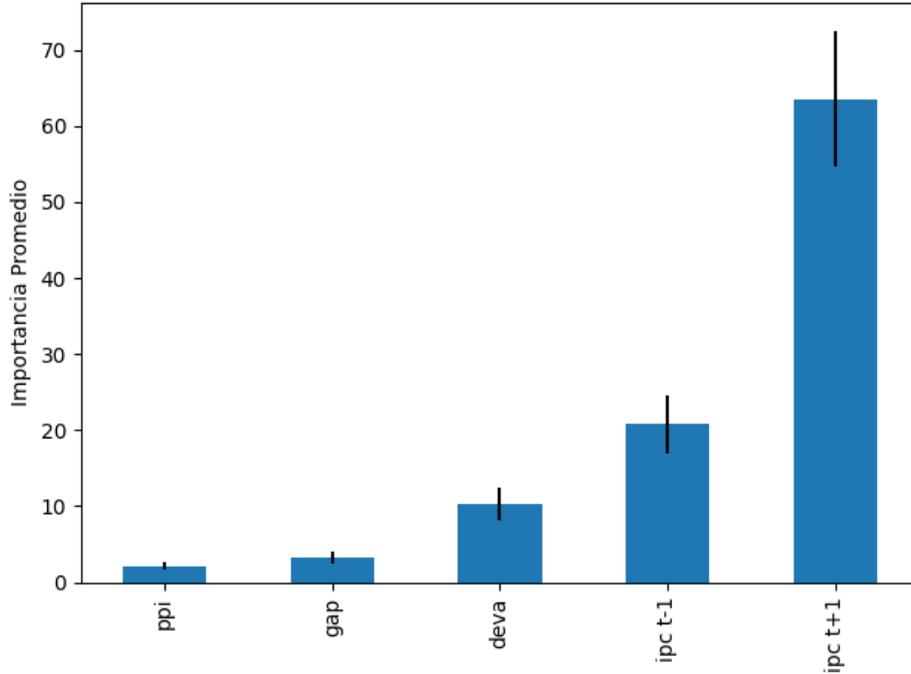


Figura 8: Importancia promedio de las variables - Período 3

sada así como la devaluación, teniendo una importancia relativa del 20.76 % y 10.34 % en la variable inflación.

Podríamos pensar que ese cambio endógeno entre retrospección y prospección se acentuó aún más. Dado el aumento constante de la inflación durante toda la muestra y su creciente variabilidad, podríamos estar en presencia de una pérdida de ancla nominal, donde la carrera entre inflación y expectativas se espiraliza (Cagan, 1956).

De manera general y mirando a través de los tres periodos analizados, podemos encontrar en la evolución temporal de la importancia de las expectativas una tendencia creciente, así como una mayor dispersión en el segundo periodo. Estos resultados van en línea con lo propuesto anteriormente de un cambio endógeno en la manera de formular las expectativas y una mayor ponderación hacia escenarios futuros de mediano o largo plazo.

Luego de ambos quiebres estructurales, la expectativa ha tomado un rol destacado, asentándose sobre todo en el último periodo como variable explicativa. Esta tendencia creciente en su importancia explicativa podría ser negativa para la determinación de la inflación actual si los escenarios futuros no son buenos en términos relativos al actual, dando lugar a mayores niveles de inflación.

Uno pensaría que en los procesos de alta inflación la persistencia en los precios es un componente fundamental para la explicación de la inflación, generando así un acotamiento de plazos como una mayor indexación en los contratos (Heymann y Leijonhufvud, 1995). Sin embargo, para la Argentina, el componente de expectativas se ha tornado crucial en detrimento de la inflación pasada durante el periodo analizado.

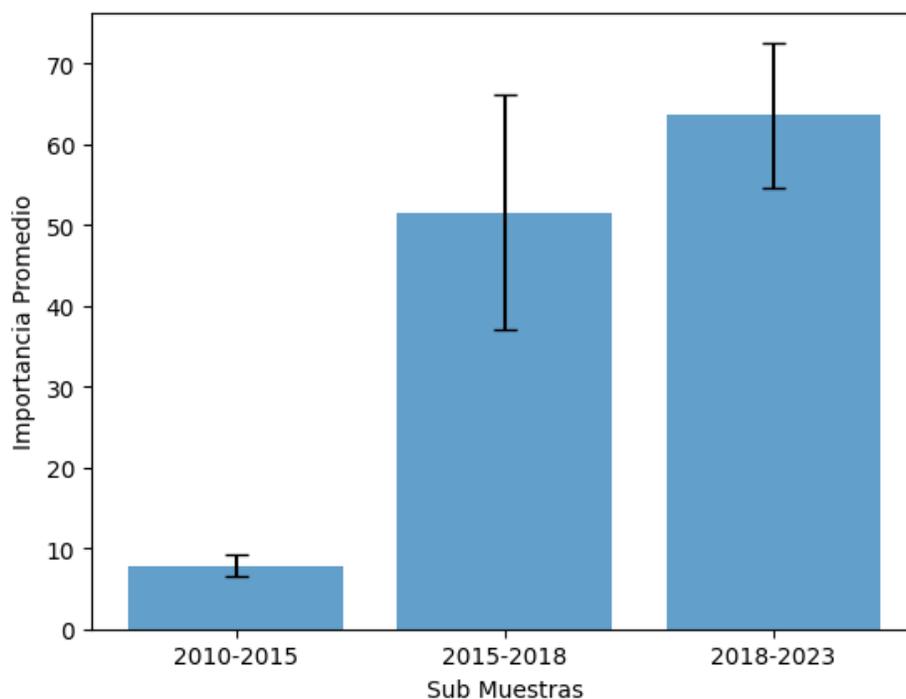


Figura 9: Evolución de la importancia relativa de las expectativas en la inflación

Podemos pensar este proceso de viraje o migración en la formación de expectativas de manera inversa a lo planteado por [Mann \(2022\)](#). Frente a una creciente inflación y contrariamente a la idea de persistencia inflacionaria, la curva se ha tornado más prospectiva, vislumbrando posibles escenarios futuros aún más trágicos en términos inflacionarios.

Bajo este marco y frente al advenimiento de un posible cambio estructural, un anclaje de las expectativas resulta fundamental en pos de cualquier intento desinflationario que se quiera realizar. En línea con lo dicho, varios autores destacan el rol de las expectativas como anclaje fundamental en los procesos inflacionarios.

[Bernanke \(2007\)](#) subraya la importancia de las expectativas de inflación bien ancladas para evitar una espiral de precios-salarios. Además, señala que las expectativas de inflación influyen en cómo los responsables de la política monetaria ven el proceso de inflación y los riesgos de inflación. La política monetaria puede afectar las expectativas de inflación, y a su vez, estas expectativas pueden influir en la efectividad de la política monetaria, dificultando procesos de desinflación no creíbles.

Esto último de manera general implicaría un mayor sacrificio en términos de empleo para desinflar la economía desde los niveles actuales ([Mankiw y Reis, 2018](#)).

[Rudd \(2022\)](#) plantea que, en primer lugar, puede aumentar la probabilidad de que las personas presten más atención a la inflación, lo que podría llevar a una mayor volatilidad en la economía. En segundo lugar, si las expectativas de inflación se desvían de manera no anticipada, esto puede afectar otras variables económicas, como la tasa de interés real.

Por último, se presentan los coeficientes estimados de la ecuación 6 mediante una regresión simple tomando toda la muestra ⁶, así como su evolución temporal estimada mediante Macroeconomic Random Forest.

En primer lugar, podemos apreciar una tendencia creciente para el efecto de las expectativas en la inflación a lo largo de la muestra, así como una tendencia inversa del primer rezago de la variación de los precios.

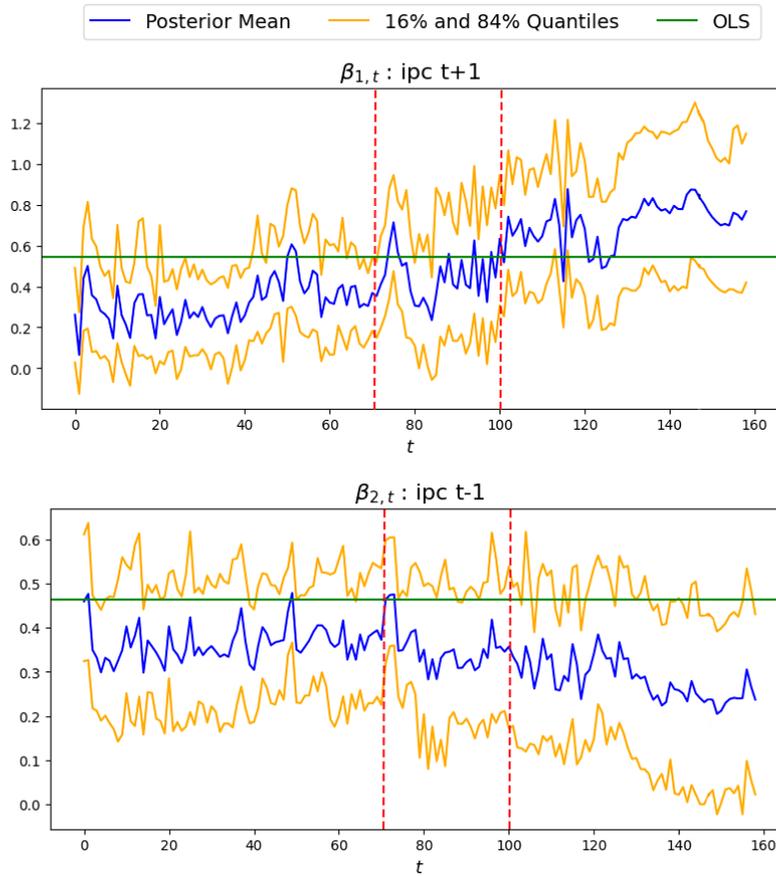


Figura 10: Evolución temporal de los coeficientes para expectativas y rezago

En línea con lo propuesto por [Werning \(2022\)](#), ambos coeficientes resultan positivos y están en torno a la unidad cuando se los considera de manera conjunta, dando evidencia significativa para asumir una relación vertical en la curva de Phillips de largo plazo.

Lo último indicaría que por más *trade off* que el gobierno o la entidad monetaria a cargo quiera realizar en el corto plazo, la sorpresa no perdurará por siempre, permitiendo la existencia de múltiples equilibrios inflacionarios en la curva de Phillips, sujeto a un nivel de desempleo de equilibrio (NAIRU) y las expectativas del público. ([Kydland y Prescott, 1977](#))

Sin embargo, si consideramos los sub periodos establecidos previamente, esta relación solo se mantiene de manera general durante el último periodo considerado. Esto podría llevarnos a

⁶Ver resultados en la tabla 10

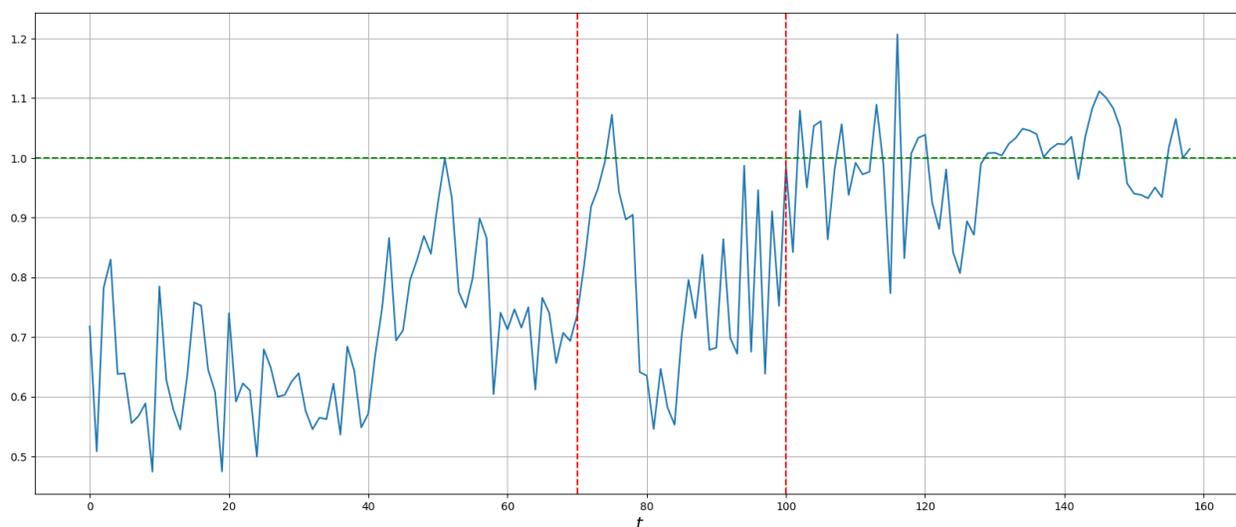


Figura 11: Evolución temporal de la suma de coeficientes junto con quiebre estructurales

pensar en la existencia plena de verticalidad y de influencia plena de las expectativas durante este último tiempo, así como la pérdida de poder del *trade off* de corto plazo.

Esta existencia de equilibrios inflacionarios múltiples en base a las expectativas refuerza la incertidumbre ya discutida sobre la presencia o no de un ancla en las mismas, con sus posibles consecuencias a nivel de inflación y de toma de decisiones.

Complementando el análisis mediante la inclusión de los quiebres estructurales estimados, podemos dilucidar el viraje marcado del efecto de las expectativas por sobre la inflación pasada, con mayor acentuación luego del último quiebre. En este sentido, el algoritmo de MRF pareciera ajustarse de manera correcta a los quiebres estructurales estimados, evidenciando su capacidad de inferir relaciones no lineales y quiebres en los datos.

5. Conclusiones

Basándonos en los resultados y en las metodologías utilizadas en el estudio, podemos concluir que el uso de Random Forest y la adaptación de este algoritmo para el análisis macroeconómico, denominado Macroeconomic Random Forest (MRF), ha mostrado ser una herramienta valiosa para el análisis de la inflación y las expectativas de inflación en Argentina.

De manera preliminar, se concluye que la inflación y las expectativas de inflación en Argentina han experimentado una variabilidad significativa a lo largo del tiempo, junto con una tendencia creciente. Esta variabilidad puede ser un indicador de la inestabilidad económica y puede tener implicancias significativas para la formulación de políticas desinflacionarias.

Para poder determinar la importancia de cada variable predictora en los periodos, se subdivide la muestra basándonos en quiebres estructurales. Se han propuesto dos dentro del período analizado mediante una metodología para tendencias no lineales que dejan en evidencia una dinámica creciente en la importancia de las expectativas en la inflación así como su dependencia del régimen establecido y un asentamiento de las mismas como variable explicativa sobre todo en los últimos años.

El análisis temporal de las variables predictoras nos indica la presencia de cambios endógenos en el proceso de formación de expectativas del público, alternando entre miradas *backward* y *forward looking*.

Contrariamente a la literatura de persistencia inflacionaria en contextos de alta inflación, este componente ha disminuido su importancia relativa durante los periodos más recientes. Las expectativas han tomado un rol protagónico que puede resultar peligroso cuando no hay un horizonte claro de política económica, pudiendo tener implicancias significativas, ya que dificultaría los esfuerzos de las entidades monetarias y gubernamentales para controlar la inflación.

Se han expuesto los peligros que conlleva el desanclaje de las expectativas y a su vez se ha resaltado la necesidad de complementar el estudio con un análisis posterior en pos de analizar la distribución de las expectativas junto con su evolución temporal. De esta manera se podría dilucidar el desanclaje o no de las mismas dentro de los períodos analizados.

El estudio provee evidencia de que el MRF es capaz de capturar la dinámica de la inflación y las expectativas de manera más precisa y sencilla que los métodos tradicionales de series de tiempo, pudiendo evidenciar la evolución temporal de los coeficientes estimados así como su interpretación. En adición, el MRF ha demostrado ser capaz de ajustarse de manera satisfactoria a los quiebres estructurales en la serie de tiempo de la inflación, lo que es crucial para entender los cambios en la dinámica de la inflación a lo largo del tiempo.

Los resultados se encuentran alineados con la literatura más reciente sobre curva de Phillips, dando un sustento teórico que no es para nada despreciable en el contexto de un análisis de series de tiempo. En este marco, se ha destacado la cautela a la hora de realizar afirmaciones sobre los resultados dado el tamaño de las muestras así como la relación bidireccional entre correlación y causalidad.

El análisis de coeficientes junto con su variación temporal refuerzan lo expuesto previamente

sobre el aumento de ponderación de las expectativas futuras así como una caída en el efecto de la persistencia inflacionaria. Se aprecia una tendencia creciente para el efecto de expectativas de manera totalmente opuesta al componente inercial. Los quiebres estructurales propuestos parecen ajustarse de manera satisfactoria a esta dinámica, siendo el último de ellos el más destacado.

Por último, encontramos evidencia a favor de un proceso de verticalización de la curva de Phillips en el último período analizado, siendo coincidente con la mayor preponderancia de las expectativas. Este indicio resulta de suma importancia, dando lugar a interpretarse que el *trade off* de corto plazo ya no es explotable por la entidad monetaria, así como la casi total determinación de la inflación por el componente de expectativas.

6. Referencias bibliográficas

- Abu-Mostafa, Y. S., Magdon-Ismail, M., y Lin, H.-T. (2012). *Learning from data: A short course*. AMLBook New York.
- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, 19(6), 716–723.
- Bernanke, B. (2007). *Inflation e xpectations a nd i nflation fo recasting* (S peech n. °306). Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.). Descargado de <https://EconPapers.repec.org/RePEc:fip:fedgsq:306>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5–32.
- Cagan, P. (1956). The monetary dynamics of hyperinflation. *Studies in the Quantity Theory of Money*.
- Chakraborty, C., y Joseph, A. (2017). Machine learning at central banks.
- Clarida, R., Galí, J., y Gertler, M. (1999). The science of monetary policy: A new keynesian perspective. *Journal of Economic Literature*, 37(4), 1661–1707. Descargado 2023-06-28, de <http://www.jstor.org/stable/2565488>
- Cornea-Madeira, A., Hommes, C., y Massaro, D. (2019). Behavioral heterogeneity in us inflation d ynamics. *Journal of Business & Economic Statistics*, 37(2), 288–300.
- Coulombe, P. G. (2020). The macroeconomy as a random forest. *arXiv preprint arXiv:2006.12724*.
- D’Amato, L., Garegnani, L., y Sotes, J. M. (2008). Inflation persistence and changes in the monetary regime: The argentine case. *Ensayos Económicos*, 1(50), 127–167.
- D’Amato, L., y Garegnani, M. L. (2009). *Studying the short-run dynamics of inflation: Estimating a hybrid new-keynesian phillips curve for argentina (1993-2007)* (Inf. Téc.). Working Paper.
- Fisher, R. A. (1922). On the mathematical foundations of theoretical statistics. *Philosophical transactions of the Royal Society of London. Series A, containing papers of a mathematical or physical character*, 222(594-604), 309–368.
- Friedman, M. (1968). The role of monetary policy. *The American Economic Review*, 58(1), 1–17. Descargado 2023-06-28, de <http://www.jstor.org/stable/1831652>
- Friedman, M. (1970). *The counter-revolution in monetary theory*. Wincott Foundation. Descargado de https://books.google.com.ar/books?id=Kt_zzQEACAAJ
- Friedman, M. (1975). Unemployment and inflation: an evaluation of the phillips curve. *IEA Occasional Paper*(44).
- Galí, J., y Gertler, M. (1999). Inflation dynamics: A structural econometric analysis. *Journal of Monetary Economics*, 44(2), 195–222. Descargado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304393299000239> doi: [https://doi.org/10.1016/S0304-3932\(99\)00023-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3932(99)00023-9)
- Granger, C. W. (2008). Non-linear models: Where do we go next-time varying parameter models? *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 12(3).
- Heymann, D., y Leijonhufvud, A. (1995). *High inflation: The arne ryde memorial lectures*. Clarendon Press. Descargado de <https://books.google.com.ar/books?id=>

EDpi5PUd4ngC

- Kohlscheen, E. (2022). What does machine learning say about the drivers of inflation? *arXiv preprint arXiv:2208.14653*.
- Kydland, F. E., y Prescott, E. C. (1977). Rules rather than discretion: The inconsistency of optimal plans. *Journal of political economy*, 85(3), 473–491.
- Lucas Jr, R. E. (1972). Expectations and the neutrality of money. *Journal of economic theory*, 4(2), 103–124.
- López Galván, A. M. (2021). Factores macroeconómicos de la inflación en argentina 2013-2019. *Ensayos Económicos*, 1(76).
- Mankiw, N. G., y Reis, R. (2018). Friedman’s presidential address in the evolution of macroeconomic thought. *Journal of Economic Perspectives*, 32(1), 81–96.
- Mann, C. L. (2022). Inflation expectations, inflation persistence, and monetary policy strategy. En *speech delivered at the 53rd annual conference of the money macro and finance society, university of kent, september* (Vol. 5).
- Medeiros, M. C., Vasconcelos, G. F., Veiga, Á., y Zilberman, E. (2021). Forecasting inflation in a data-rich environment: the benefits of machine learning methods. *Journal of Business & Economic Statistics*, 39(1), 98–119.
- Mizumoto, A. (2023). Calculating the relative importance of multiple regression predictor variables using dominance analysis and random forests. *Language Learning*, 73(1), 161–196.
- Muth, J. F. (1961). Rational expectations and the theory of price movements. *Econometrica*, 29(3), 315–335. Descargado 2023-06-28, de <http://www.jstor.org/stable/1909635>
- Phelps, E. S. (1967). Phillips curves, expectations of inflation and optimal unemployment over time. *Economica*, 34(135), 254–281. Descargado 2023-06-28, de <http://www.jstor.org/stable/2552025>
- Phillips, A. W. (1958). The relation between unemployment and the rate of change of money wage rates in the united kingdom, 1861-1957. *economica*, 25(100), 283–299.
- Pizarro Levi, E. G. (2021). Determinantes de la inflación: un análisis del caso argentino a través del filtro de kalman (2004-2020). *Premio de Investigación Económica*, 1(13).
- Reis, R. (2022). Losing the inflation anchor. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2021(2), 307–379.
- Rudd, J. B. (2022). Why do we think that inflation expectations matter for inflation?(and should we?). *Review of Keynesian Economics*, 10(1), 25–45.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, 461–464.
- Sims, C. A. (2003). Implications of rational inattention. *Journal of Monetary Economics*, 50(3), 665–690.
- Werning, I. (2022). *Expectations and the rate of inflation* (Inf. Téc.). National Bureau of Economic Research.
- Wooldridge, J. M. (2015). *Introductory econometrics: A modern approach*. Cengage learning.
- Zhao, K., Wulder, M. A., Hu, T., Bright, R., Wu, Q., Qin, H., ... others (2019). Detecting change-point, trend, and seasonality in satellite time series data to track abrupt changes and nonlinear dynamics: A bayesian ensemble algorithm. *Remote sensing of Environment*, 232, 111181.

7. Anexo

AutoReg Model Results						
Dep. Variable:	ipc			No. Observations:		159
Model	AutoReg(1)			Log Likelihood		-209,14
Method	Conditional MLE			S. D. of innovations		0,909
Date:	Wed, 23 Jun 2023			AIC		424
Time:	18:15:39			BIC		433,467
Sample	159			HQIC		428,01
	coef	std err	z	P> z	[0,025	0,975]
const	0,544	0,159	3,418	0,001	0,232	0,856
ipc. L1	0,819	0,050	16,281	0,000	0,721	0,918

Cuadro 3: Resultados de la elección de rezagos para la inflación

Probabilidad	Fecha
0.999709	2016-07-01
0.996000	2022-03-01
0.983375	2018-06-01
0.860417	2020-01-01
0.801959	2020-10-01
0.678333	2013-11-01
0.437417	2014-10-01
0.114042	2011-01-01
0.095083	2021-08-01
0.079625	2019-01-01

Cuadro 4: Inflación - Fechas de quiebres estructurales y su probabilidad asociada.

Probabilidad	Fecha
0.975333	2016-08-01
0.973500	2022-05-01
0.971833	2018-05-01
0.741542	2015-11-01
0.528958	2013-06-01
0.432250	2019-08-01
0.411083	2010-09-01
0.169792	2020-03-01
0.097083	2014-11-01
0.075208	2011-05-01

Cuadro 5: Expectativas de inflación - Fechas de quiebres estructurales y su probabilidad asociada.

Variable	AVG_Importance	STD_Importance	CV
ppi	2.379281	0.269486	0.113264
gap	2.743601	0.313548	0.114283
deva	9.509896	1.121252	0.117904
ipc t-1	40.062120	3.634942	0.090733
ipc t+1	45.305102	3.700513	0.081680

Cuadro 6: Resultados de importancia - Muestra completa

Variable	AVG_Importance	STD_Importance	CV
ipc t+1	7.845352	1.392260	0.177463
ppi	10.777535	2.891211	0.268263
gap	12.941837	1.929905	0.149121
deva	21.346765	4.258527	0.199493
ipc t-1	47.088511	8.811277	0.187122

Cuadro 7: Resultados de importancia - Muestra 1

Variable	AVG_Importance	STD_Importance	CV
ppi	2.560182	0.781345	0.305191
gap	6.705328	2.409661	0.359365
deva	10.780977	3.285618	0.304761
ipc t-1	28.362898	9.825967	0.346437
ipc t+1	51.590615	14.534434	0.281726

Cuadro 8: Resultados de importancia - Muestra 2

Variable	AVG_Importance	STD_Importance	CV
ppi	2.134515	0.478963	0.224390
gap	3.172202	0.775854	0.244579
deva	10.342203	2.168761	0.209700
ipc t-1	20.756688	3.851416	0.185551
ipc t+1	63.594392	8.993423	0.141418

Cuadro 9: Resultados de importancia - Muestra 3

VARIABLES	(1) Model 1
gap	0.00534 (0.0111)
ppi	0.204** (0.0984)
deva	0.0164 (0.0115)
ipc t-1	0.464*** (0.0654)
ipc t+1	0.545*** (0.0804)
Constant	0.00122 (0.149)
Observations	159
R-squared	0.747
Standard errors in parentheses	
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1	

Cuadro 10: Resultados de la regresión simple