

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATÓLICA DEL PERÚ**

FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES



Desarrollo de un modelo de proyección de inflación para Lima Metropolitana
Trabajo de Suficiencia Profesional para obtener el título profesional de Licenciado en
Economía presentado por:

Montoya Jerónimo, José Humberto

Asesor:

Herrera Catalán, Pedro Paul

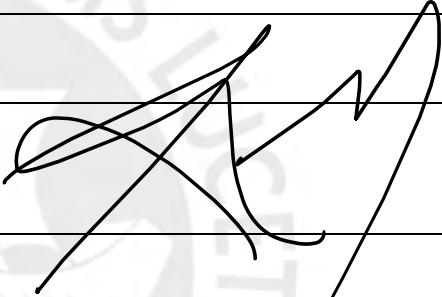
Lima, 2025

Informe de Similitud

Yo, Herrera Catalan, Pedro Paul, docente de la Facultad de Ciencias Sociales de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor(a) de la tesis/el trabajo de investigación Desarrollo de un modelo de proyección para Lima Metropolitana del/de la autor (a)/ de los(as) autores(as) Montoya Jeronimo, Jose Humberto de constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 8%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software *Turnitin* el 20/09/25.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis o Trabajo de Suficiencia Profesional, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha: Lima, 24 de febrero del 2026

Apellidos y nombres del asesor / de la asesora: <u>Herrera Catalan, Pedro Paul</u>	
DNI: 07524596	Firma 
ORCID: 0000-0002-2308-7925	



Resumen

Dentro de mi experiencia profesional desarrollé un modelo de proyección de inflación mensual para Lima Metropolitana, el cual terminé implementando como uno de los indicadores relevantes para la toma de decisiones en el área de Mercado de Capitales en Interbank. Esta iniciativa se gestó debido a la necesidad de una proyección como parte del proceso de toma de decisiones de nuestros clientes internos y externos, en un contexto de alta incertidumbre sobre los choques de oferta que afectaron a los precios de los alimentos en el año 2023. El proceso consistió en primer lugar, en la definición del propósito, revisión de literatura, selección de variables, elección del modelo, validación y análisis de resultados. Este modelo facilitó anticipar el comportamiento de la inflación en el corto plazo, lo que contribuyó a la toma de decisiones de forma táctica. Considero que esta experiencia fue importante para mí desarrollo profesional ya que fortaleció mis habilidades técnicas sobre análisis económico, al aplicar de forma práctica sobre la teoría económica, con la ayuda de conocimientos adquiridos durante mi formación en el pregrado como el análisis econométrico.

Palabras clave: econometría, análisis, modelo de inflación, adaptabilidad, sistematización

Índice de contenidos

Introducción	1
1. Marco de referencia.....	2
2. Sección principal.....	4
2.1. Incorporación de datos de alta frecuencia.....	7
2.2. Diseño modular.....	8
2.3. Estimación mensual y actualizable.....	9
2.4. Bondades del modelo.....	10
Conclusiones.....	13
Referencias bibliográficas	16
Anexos.....	17



Índice de tablas

Tabla 1. Variables del modelo.....	5
------------------------------------	---

Índice de figuras

Figura 1. Relación del modelo.....	6
Figura 2. Inflación mensual proyectada comparada con la realizada.....	17
Figura 3. Estabilidad del VAR: raíces del polinomio característico.....	17



Introducción

El presente documento aborda la experiencia profesional del desarrollo de un modelo de inflación mensual para Lima Metropolitana. Esta iniciativa surgió en un contexto de altos niveles de inflación registrado en el 2022 hasta el tercer trimestre del 2023, lo cual estuvo asociado a los choques de oferta en los precios de los alimentos. La inflación headline llegó a elevarse por encima del 8% durante cuatro trimestres consecutivos desde el segundo trimestre del 2022 hasta el primer trimestre del 2023. En ese sentido, a inicios del 2022 surge la idea sobre la creación de un modelo de inflación para Lima Metropolitana. La finalidad era poder hacer una predicción sobre la dirección de la inflación con menor rezago que la publicación del dato oficial de inflación. De esta manera el modelo desarrollado fue construido con variables con una frecuencia de publicación diaria. En ese sentido, vimos conveniente convertir en un eje principal el análisis del precio diario de los alimentos de Lima Metropolitana, los cuales eran publicados en la página web del Ministerio de Agricultura y Desarrollo. El modelo se la apalanca de manera importante sobre la evolución de precios de alimentos de forma diaria, lo cual, nos permite observar los efectos de los choques de oferta de manera más rápida. Con relación a la utilidad del modelo, esta fue de ayuda para poder tomar decisiones tácticas.

1.Marco de referencia

El análisis de entorno macroeconómico se realiza en el área de Research de la Vicepresidencia de Mercado de Capitales. Esta actividad se ubica dentro del sector bancario y tiene como finalidad generar valor a través de análisis que sirve como insumo para la toma de decisiones estratégicas del banco. Dentro del área mis funciones son el análisis de entorno macroeconómico local, y otras regiones como la zona euro y EE. UU. Asimismo, soy responsable del análisis de monedas tales como USDPEN, EURUSD y GBPUSD. Adicionalmente, trabajo en la elaboración de modelo econométricos para poder hallar resultados, tendencias que sean de utilidad para tomar decisiones en el área de Posición del banco, la cual es la que toma la posición de trading para obtener beneficios en el mercado de bonos soberanos y FX. En ese sentido mi experiencia a sistematizar surge de justamente la elaboración de un modelo de proyección para la inflación de Lima Metropolitano.

Para elaborar la proyección de inflación se partió desde la Teoría económica de la inflación y cómo se transmiten los precios en la economía. En primer lugar, era importante analizar la composición de la canasta básica de consumo de Perú. En esta canasta, la parte con mayor ponderación es la división de Alimentos, en consecuencia, era primordial poder construir un modelo que incorpore el precio de alimentos, ya que el alza de estos impactaría de manera significativa sobre la inflación regular. Asimismo, dado el contexto, era importante poder capturar el efecto del traspaso del incremento de precios de importación.

En tal contexto, vimos adecuado construir un modelo VAR ya que nos permitía capturar las interacciones dinámicas entre el precio de alimentos, los productos importados y otras variables explicativas sobre la inflación regular. Asimismo, nos permitió realizar análisis fundamentales como la descomposición de varianza que nos facilitó la comprensión de que variable podría haber explicado la inflación en cada periodo del tiempo analizado. Y principalmente, nos sirvió para la proyección de la inflación mensual, lo que nos permitió conocer la tendencia en el nivel de precios antes de la publicación de la cifra oficial del INEI. En ese sentido, era de vital importancia poder obtener un estimado de la inflación con un tiempo prudente antes de la publicación de la inflación. De esta forma, se podría tener un resultado para tomar posición antes que el resto del mercado. De esta forma, el modelo resultó de ayuda

ya que podía dar una señal clara sobre la tendencia de la inflación en el mes en curso, teniendo resultados con un bajo error de predicción con datos a la tercera semana del mes en curso.



2. Sección principal

El contexto inflacionario del choque de oferta por alimentos fue una pieza clave para poder inclinarme a la elección de un modelo que permita capturar estos efectos sobre la inflación. Era necesario poder capturar la tendencia en los precios durante el mes en curso y antes que se publicara el dato oficial de inflación como motivo de tener un indicador que sea de utilidad para la toma de decisiones de inversión del área de posición de Mercado de Capitales.

De esta forma, el proceso inició con la definición del objetivo. El objetivo era predecir la dirección de la inflación de Lima Metropolitana durante el mes en curso. Para ello realicé la elaboración de la literatura sobre modelos de proyección para Lima Metropolitana. Entre los modelos que destacamos, se ubicó el modelo de proyección trimestral del Banco Central de Reserva del Perú (Winkelried, 2013), el cual nos permitió conocer las propiedades dinámicas del modelo y también nos dio un claro razonamiento sobre los efectos que generan los choques externos e internos sobre la inflación a través de las funciones impulso respuesta.

De esta forma, por ejemplo, los efectos de un choque externo como el incremento del precio del petróleo Brent tuvo un efecto acorde a la teoría económica. Ante un incremento de los precios de importación, esto se traducía en un incremento del nivel de precios en la economía (Cecchetti & Moessner, 2008). Asimismo, la incorporación de variables como expectativas de inflación, inflación importada y crecimiento del PBI en el modelo de inflación trimestral probaron tener un alto poder predictivo, evidenciado en un error medio reducido sobre todo en un horizonte de predicción de un año.

Del modelo del BCRP, seleccionamos las variables de mayor significancia y menor error de predicción para el modelo de horizonte de más corto plazo. En ese sentido propuse la elaboración del modelo de proyección en dos pasos. En el primer paso estimamos la inflación importada que tendría como variables explicativas el precio de algunos productos importados de mayor significancia como el precio de la soya y el trigo, el petróleo Brent, el tipo de cambio nominal y las expectativas del tipo de cambio. Con tales variables estimamos una proyección para la inflación importada a través de un Modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), el cual será utilizado

en el segundo paso de la estimación. A continuación, presento las variables empleadas en la elaboración del modelo.

Tabla 1
Variables del modelo

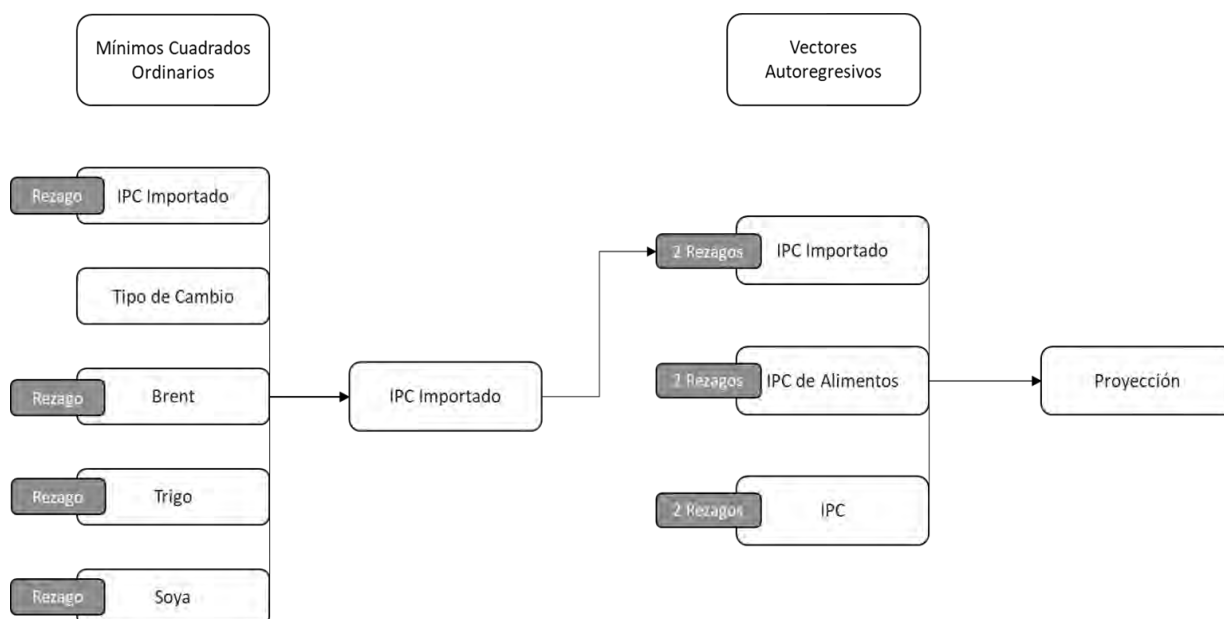
Variables	Descripción	Fuente
IPC (% a 12 meses)	Inflación interanual de Lima Metropolitana	BCRP
IPC importado (% a 12 meses)	Inflación interanual de los productos importados	BCRP
IPC alimentos y bebidas(% a 12 meses)	Inflación interanual de los alimentos y bebidas de la canasta básica En caso se observen posibles choques exógenos sobre los alimentos, se la calibra utilizando precios diarios de abastecimiento mayorista.	BCRP SISAP
Tipo de Cambio (% a 12 meses)	Depreciación interanual del sol frente al dólar	Refinitiv Eikon
Petróleo (% a 12 meses)	Variación interanual del futuro a 1 mes del petróleo Brent	Refinitiv Eikon
Trigo (% a 12 meses)	Variación interanual del futuro a 1 mes del trigo	Refinitiv Eikon
Soya (% a 12 meses)	Variación interanual del futuro a 1 mes de la soya	Refinitiv Eikon
Expectativas de Inflación	Expectativas de inflación a 12 meses según encuesta del BCRP al mercado	BCRP

Nota. Son datos utilizados del periodo 2002-2023. Se encuentran en variaciones para cumplir con estacionalidad. Se utilizan rezagos de acuerdo al mejor ajuste del modelo y eliminar correlación serial. Para meses posteriores a los observados, se utilizan proyecciones de la curva de futuros en el caso de los commodities

Fuente: Elaboración propia.

En el caso de la inflación importada las variables como el precio de los commodities y el tipo de cambio la obtuvimos con frecuencia diaria. Todos los datos fueron extraídos de la plataforma Bloomberg. Asimismo, con ayuda de esta plataforma pudimos determinar los datos fuera de la muestra, utilizando estimados que derivamos de la curva de futuros de los commodities. De tal forma, pudimos obtener la variación estimada del precio de los commodities y del tipo de cambio antes de realizarse el dato en cuestión, lo cual es relevante para la dinámica de inflación peruana (Cornejo et al., 2022). De esta primera etapa obtuvimos la proyección de la inflación importada que será de suma importancia para el segundo paso del modelo de proyección de inflación. A continuación, presento la relación del modelo y sus pasos.

Figura 1
Relación del modelo



Fuente: Elaboración propia.

Con respecto a la segunda etapa del modelo, tomamos el IPC importado proyectado de la etapa uno como insumo para siguiente etapa, el cual fue incorporado como variable explicativa para la proyección. Para la segunda etapa también incluimos datos como el IPC de alimentos dado que forman parte de gran parte de la contribución de la canasta básica de consumo de Lima Metropolitana. Para ello se obtuvo los datos a través de la plataforma del SISAP del MIDAGRI, la cual es una página web en donde se publican los precios de los alimentos de los principales mercados mayoristas de Lima Metropolitana. La frecuencia de publicación es diaria y son actualizados con regularidad, asimismo, el acceso es de carácter libre.

A través de ello pudimos obtener el precio de los alimentos de la canasta básica peruana. Adicionalmente, fue imprescindible investigar sobre las ponderaciones de esos alimentos en la canasta de alimentos. Con ello pudimos recolectar información sobre la ponderación de los alimentos más representativos. En este caso llegamos a obtener los precios de los alimentos que contribuyen con el 80% de la explicación del comportamiento de la canasta alimentaria. Los cuales se concentran en algunos alimentos más demandados por los consumidores de Lima Metropolitana, en los que

se encuentran el pollo, huevos arroz, papa blanca, harina, huevos, hortalizas, entre otros.

De esta forma, pudimos enfocarnos en el comportamiento de los alimentos más relevantes para la canasta. Con este análisis pudimos identificar las tendencias en los precios de los alimentos y trasladar ese comportamiento hacia el modelo para cuantificar el impacto sobre la inflación regular. Esto ha sido importante en un contexto en el cual los choques de oferta por el lado de alimentos cobraron especial importancia sobre el incremento en la inflación. Recordemos que tuvimos una inflación justamente explicada en mayor parte por esta restricción en la oferta alimentaria debido a los sucesos climáticos acontecidos durante el 2023.

Este modelo tuvo resultados destacados dado que nos permitió conocer la tendencia de la inflación con tan solo veinte días de datos del mes en curso. De esta forma el modelo era de utilidad para la toma de decisiones tácticas para el área de Posición de la Vicepresidencia de Mercado de Capitales, por ejemplo, tomando posición en Soberanos y FX.

A continuación, resaltamos las características diferenciadoras del modelo de inflación utilizado: 1) Incorporación de datos de alta frecuencia, 2) Diseño modular, 3) Estimación mensual y actualizable, 4) Bondades del modelo.

2.1 Incorporación de datos de alta frecuencia

Un aspecto relevante del modelo es que incorpora datos de alta frecuencia para estimar la inflación mensual para Lima Metropolitana. La mayor parte de los modelos se centran en proyecciones trimestrales. Este hecho es bastante sensato dado que la mayor parte de modelos de inflación para Perú provienen de los hacedores de política monetaria, es decir, de los Bancos Centrales. La frecuencia diaria te permite observar los cambios en el nivel de precios durante el mes en curso en la mayor parte de alimentos representativos para la canasta básica peruana. Estos datos son extraídos de fuentes oficiales como la plataforma SISAP del Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego (MIDAGRI). Esta plataforma no solo publica los precios diarios de los alimentos, sino también el nivel de volumen comercializado en los principales mercados de Lima Metropolitana. De esta forma, se puede analizar si existe algún indicio de choque de oferta significativo en algún producto con alta ponderación en la canasta de alimentos. Por ejemplo, durante el primer trimestre del 2024, observamos un descenso relevante

de volumen de carne de pollo en los principales mercados de la capital. Específicamente en enero de 2024 observamos que hubo una reducción en la entrada de este producto de -7.3% respecto al mismo mes del año previo. Esto nos sugirió un posible choque por el lado de la oferta, el cual fue luego confirmado durante febrero en donde se reportó la escasez de alimentos para los pollos y también una ola de calor que redujo la producción de forma significativa. En el mes de febrero el precio del pollo eviscerado se incrementó un 19.3% respecto al mes previo, reflejando el choque de oferta que se observó en la menor entrada de pollos en los mercados. En consecuencia, el pollo tuvo la mayor incidencia en el IPC de Lima Metropolitana en el mes de febrero de 2024. La incidencia fue de 0.121%, mientras que la incidencia de los huevos de gallina fue de 0.06%, el cual se ubicó en el tercer puesto de mayor incidencia para la inflación, según datos oficiales del INEI.

Este análisis fue compartido durante el mes de febrero a la Mesa de Posición, específicamente, a los traders de renta fija local, los cuales tuvieron información relevante para la toma de sus decisiones de posición. De esta forma, se pudieron adelantar al mercado que aún no consideraba una lectura tan inflacionaria durante febrero, esto se pudo observar en las proyecciones de los principales analistas locales e internacionales que se publican en Bloomberg de forma mensual. La mayor parte de los estimados se alineaban con la mediana histórica de la inflación en febrero, lo que nos sugirió que la información no estaba ampliamente incorporada en el consenso del mercado. Esto constituyó una oportunidad para aprovechar tácticamente este desbalance en el mercado.

2.2 Diseño modular

La estructura modular del modelo es una fortaleza relevante. Esta permite que se puedan añadir o sustituir variables en el modelo según el contexto inflacionario, sin alterar la base del modelo. Esta característica de adaptabilidad es sumamente importante en entornos como el de Perú, en donde tenemos exposición a varios choques externos, dado que somos una economía abierta con el resto del mundo. De esta forma, pudimos incorporar variables como precios internacionales de los granos, cuando sucedió el estallido de la guerra entre Ucrania y Rusia, siendo Ucrania el mayor productor de trigo del mundo, con lo cual tuvimos un choque de oferta debido a que se encarecieron los granos. Asimismo, tuvimos choques energéticos reflejado

en el incremento significativo del precio de petróleo debido a la guerra. Todas las variables que fueron tomando relevancia en momentos específicos pudieron ser añadidas al modelo para poder capturar el efecto sobre la inflación del mes en curso.

Consideramos que esta adaptabilidad es importante ya que nos permite obtener menos sorpresas en los estimados de inflación, que se ven reflejados en un menor error de predicción a través del tiempo.

2.3 Estimación mensual y actualizable

La oferta de investigaciones y modelos de proyección mensual son escasas para el caso peruano. Actualmente, existen solo 3 modelos de inflación identificables y rigurosos para modelar la inflación mensual de Perú. El más destacado de ellos es el Modelo estructural del Banco Central de Reserva del Perú (Winkelried, 2013), que en principio es un modelo de inflación trimestral, pero que ha sido una base para la elaboración de modelos de inflación mensual del BCRP, el cual fue publicado en la revista académica del BCRP como Modelo BVAR.

Si bien es cierto el modelo BVAR del banco central puede capturar dinámicas macroeconómicas complejas. Su principal labor es informar sobre la política monetaria en un mediano plazo. Asimismo, resaltamos que capturan y explican de manera clara los choques económicos de diversas variables sobre la inflación. No obstante, consideramos que el enfoque con modelos BVAR, y especialmente, el que incorpora modelos DSGE o un elevado número de variables explicativas, podrían resultar más complejos y requerir mayor intensidad en el tiempo de elaboración, validación y mantenimiento del modelo. No obstante, las necesidades de un área de Research aplicado al mercado financiero difieren de otras que son más orientadas a hacedores de políticas. Esto principalmente a que el mercado financiero es bastante dinámico y requiere de tomar decisiones rápidas y, por ello, es más adecuado utilizar modelos que permitan obtener una aproximación bastante cercana a la realidad y práctico, para ello vimos conveniente elaborar un modelo que sea bastante adaptable y con un mantenimiento no tan intensivo en tiempo, pero manteniendo rigurosidad para incrementar la probabilidad de obtener una proyección lo más cercana al dato realizado, es decir, que realice proyecciones consistentes con la realidad de manera confiable.

2.4 Bondades del modelo

El modelo de inflación cuenta con una alta capacidad predictiva y de explicación. El modelo mostró un R^2 ajustado de 0.8403, lo que indica una fuerte relación explicativa. Asimismo, el Error cuadrático medio es de 0.018 (inferior a 0.2 pp), cuando se hizo un ejercicio para datos fuera de la muestra, lo que demuestra un bajo error de predicción. Estos indicadores nos señalan que el modelo es capaz de obtener predicciones con bastante nivel de confianza. Por otro lado, con respecto al modelo VAR, las pruebas de estabilidad nos señalaron que las raíces del sistema se encuentran dentro del círculo unitario, avalando las proyecciones en cuestión. Asimismo, no se encontró signos de autocorrelación residual significativa, aunque sí para cierto número de rezagos en particular (4 y 10); por último, los errores cumplen con los supuestos de homocedasticidad, lo que proporciona robustez al modelo de proyección. Finalmente, la ventaja del modelo es que nos permite predecir con bastante precisión la inflación del mes en curso entre diez a quince días antes de la publicación oficial del INEI de la cifra de inflación de Lima Metropolitana. El modelo ha sido capaz de capturar el cambio en el régimen inflacionario, como los choques que sucedieron en el 2023 y 2024.

Sin embargo, conforme los efectos de los choques de oferta se fueron revirtiendo, era necesario tener otras variables para la estimación de la inflación proyectada de Lima Metropolitana. En este caso vimos conveniente incluir variables tales como precios de alquileres, tarifas de agua y electricidad y transporte. Esto debido a que otros factores comenzaron a ser más relevantes para la inflación y con la reversión del choque de oferta sobre los alimentos, este iba dejando de ser una variable que contribuya en gran medida a predecir la inflación. De esta forma pudimos continuar con el modelo de proyección al adaptarnos al cambio del comportamiento en la inflación y sus determinantes. Para el caso de agua y electricidad, las tarifas eran actualizadas con anticipación al inicio de cada mes según el pliego tarifario residencial. Para el caso de transporte utilizamos los precios de los combustibles de uso local, como el combustible usado en buses y camiones (DB5 S-50 UV). Finalmente, con respecto a los precios de alquileres, utilizamos el índice de precio de alquileres publicado por Urbanía.

Con la incorporación de tales variables, pudimos tener mejores resultados predictivos para la inflación de Lima Metropolitana. La contribución de alimentos había

disminuido de manera significativa, sin embargo, otras variables de demanda interna comenzaron a ser más relevantes para explicar el comportamiento de la inflación. Actualmente, el modelo sigue en evolución constante y se va adaptando de acuerdo con el contexto inflacionario. Asimismo, el modelo nos permite incorporar efectos de una sola vez, como, por ejemplo, matrículas de colegio en marzo. Las cuales solo se actualizan una vez al durante el año. Aún con todo el modelo en algunas ocasiones nos ha dado un resultado que puede resultarnos extraño a primera vista. En tal sentido, creemos que es conveniente siempre revisar las medianas de corto, mediana y largo plazo de las variables analizadas. De esta forma, podemos observar si algún dato estimado dentro del modelo se aleja de manera significativa de la mediana histórica de la variable. Este hecho no necesariamente implica que la estimación es errónea, sin embargo, sí nos plantea la interrogante sobre si esa variación tan alejada de la mediana es o no razonable.

Asimismo, consideramos que a pesar que hemos obtenido resultados positivos. La experiencia con el modelo nos ha permitido observar sus limitaciones. Considero que hay espacio para la mejora del modelo de proyección, sobre todo cuando nos hemos enfrentado a problemas como no tener acceso a los datos con frecuencia diaria de cierta variable que consideramos relevante para un mes en curso. En ese sentido, es bastante conveniente incorporar herramientas de Machine Learning para mejorar la predicción, sobre todo en entornos de alta volatilidad o ante la presencia de choques estructurales. El modelo actual incorpora datos de alta frecuencia, sin embargo, se podría obtener patrones que podrían ser capturados de mejor manera con algoritmos especiales para ello.

Adicionalmente, se podría explorar la incorporación de Big data y modelos de sentimiento. La inclusión de variables no tradicionales como el sentimiento económico en noticias y redes sociales podrían ayudarnos a ver indicios de qué artículos, servicios entre otros pueden tener una mayor demanda en un periodo en particular. Por otro lado, también estamos convencidos que la explotación de datos como Big data de transacciones de los consumidores, nos ayudaría a tener señales prematuras sobre las presiones inflacionarias. Por otro lado, es relevante que el modelo pueda contar con análisis de incertidumbre con mayor rigurosidad. Esto se podría llevar a cabo a través de distribuciones de probabilidad y fan charts, como los incorpora el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP). Adicionalmente, se pueden plantear

varios escenarios alternativos, en donde se observe el rango de posibilidades de la inflación.

Finalmente, consideramos que el criterio del analista es muy relevante como un factor clave la construcción del modelo, pero no solamente desde un punto de vista técnico, sino también de bastante sentido crítico sobre el resultado de la estimación. Con esto quiero decir que el dato proyectado de inflación no siempre tiene la última palabra, sino que es una combinación entre el juicio crítico del analista y la herramienta utilizada, en este caso a través de un modelo econométrico.

Conclusiones

Una de las conclusiones más relevantes es sobre la adaptabilidad que tienes que desarrollar como profesional. En el sentido que el contexto en el que se analiza una variable es muchas veces en entornos dinámicos y volátiles, lo que genera una necesidad por ajustar de manera constante las herramientas y el enfoque que el profesional utiliza para desarrollar un modelo y, de esta forma, poder obtener un resultado que sea útil para la toma de decisiones. De esta forma, el análisis económico resulta mucho más útil cuando se consideran los cambios que se experimentan en la evidencia empírica. La labor del profesional es formar paulatinamente el criterio para poder incluir modificaciones en el modelo que permitan capturar las dinámicas que cambian en la realidad económica.

Por otro lado, considero que la formación universitaria adquirida en la PUCP fue crucial para propiciar un pensamiento más flexible y con adaptabilidad a nuevos entornos. Desde la etapa temprana de formación en Estudios Generales, hasta las materias más avanzadas de la etapa de la Facultad te exigen plantear soluciones creativas a un problema. Esto fue posible gracias a que la mayor parte de docentes fomentaban el pensamiento crítico de sus estudiantes a través de proyectos y trabajos de investigación. De esta forma el estudiante tenía exposición a poder plantear una problemática, proponer una manera de abordarla y dar una conclusión o posible solución. Estos proyectos no solo se podían hacer con análisis cuantitativo sino también con análisis cualitativo, lo que aumentaba la diversidad de las investigaciones y la creatividad para abordar un tema.

Todo ello considero que es muy importante para combatir lo que en mi experiencia observo que sucede cuando uno comienza su vida profesional: el dogmatismo. En muchas ocasiones pensamos que cuando aprendemos algo solo se puede aplicar de determinada manera, no obstante, en la realidad económica uno enfrenta problemas complejos que te obligan a buscar más de un enfoque para poder llegar a una conclusión. De esta forma, se contribuye a llegar al punto más importante para un profesional que es desarrollar una herramienta que funcione en la realidad, y que te ayude a tomar decisiones.

Por otro lado, esta experiencia me permitió conocer las limitaciones que tienen los modelos. A pesar de las especificaciones y la rigurosidad en las técnicas utilizadas

en la estimación, ciertos resultados se alejaron de las medianas históricas, lo que pone en relieve la importancia de realizar una validación adicional con otros análisis adicionales como por ejemplo comprobar los aspectos estacionales, analizar las medianas históricas, y también hacer una comparación con datos alternativos de inflación, como por ejemplo análisis de volúmenes de negociación de productos de frecuencia diaria, incorporar análisis de clima y análisis de precios de fuentes alternativas como por ejemplo los presentados en supermercados más representativos.

En consecuencia, considero que las limitaciones del modelo pueden ser tratadas y minimizadas con la incorporación de otras herramientas nuevas para la predicción. Es por ello que considero vital que uno siga en constante aprendizaje, herramientas como el Machine Learning y el uso del Big data que son relevantes para poder mejorar los modelos de proyección. De hecho, cada vez es más frecuente encontrar modelos de Big Data para el cálculo de inflación en distintas economías desarrolladas del mundo, e incluso se ha elaborado investigaciones a nivel local sobre ello. La revista Moneda del BCRP publicó una investigación de análisis de rigidez de los precios en línea usando Big Data. De esta forma, considero importante seguir capacitándome en adquirir habilidades nuevas para mejorar los modelos de proyección que elaboraré en mi carrera profesional. Sobre todo, resaltando que nos encontramos ante un elemento bastante disruptivo como es el desarrollo de la Inteligencia Artificial, el cual nos dotará de herramientas para mejorar nuestras predicciones y es importante capacitarse constantemente en entornos tan cambiantes y acelerados como los actuales.

Por último, el juicio crítico también fue una habilidad que fui desarrollando con la construcción y mantenimiento del modelo. La interpretación de los resultados es una tarea vital para el analista, así como verificar la consistencia de la estimación con los hechos empíricos. Adicionalmente, es importante saber que siempre puede haber espacio para la mejora. A través de la incorporación de nuevas variables o aplicación de nuevas técnicas para realizar mejores proyecciones.

En conclusión, el modelo de proyección ha resultado ser una herramienta vital para la toma de decisiones en mi entorno laboral. No obstante, la efectividad no solo depende del modelo en sí mismo, si no de una mirada crítica y de adaptabilidad, lo

que ha posibilitado obtener resultados consistentes a través del tiempo y de valor para la toma de decisiones estratégicas.

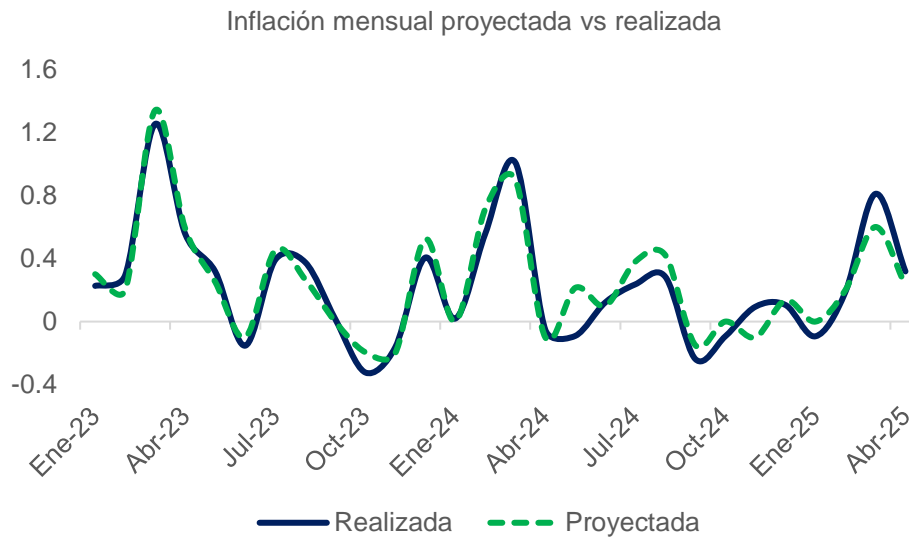
Referencias bibliográficas

- Cecchetti, S., & Moessner, R. (2008). Commodity prices and inflation dynamics. *BIS Quarterly Review*, 4, 57-64. https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r_qt0812f.pdf
- Cornejo, G., Florian, D., & Ledesma, A. (2022). La dinámica de la inflación doméstica ante cambios en cotizaciones internacionales de commodities, expectativas de inflación y tipo de cambio. Documento de Trabajo del BCRP No. 2022-07, 7-13. <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Documentos-de-Trabajo/2022/documento-de-trabajo-007-2022.pdf>
- Winkelried, D. (2013). Modelo de proyección trimestral del BCRP. *Revista de Estudios Económicos*, 26, 9–60. <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Revista-Estudios-Economicos/26/ree-26-winkelried.pdf>

Anexos

Figura 2

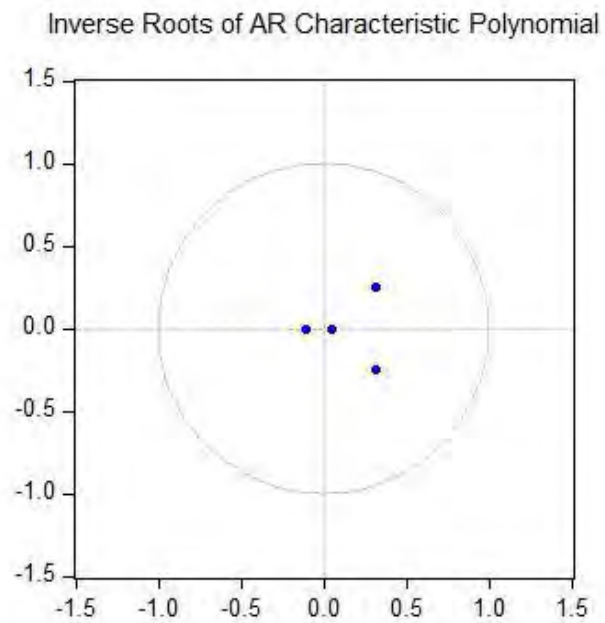
Inflación mensual proyectada comparada con la realizada



Nota. Métricas de bondad de ajuste. $R^2 = 0.84032$. Error cuadrático medio = 0.018
 Fuente: Elaboración propia.

Figura 3

Estabilidad del VAR: raíces del polinomio característico



Fuente: Elaboración propia.