

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

Escuela de Posgrado



Pandemia, Inflación y ¿Ajuste en la curva de Phillips? :
Evidencia para la economía peruana mediante un modelo
TVP-SV

Tesis para obtener el grado académico de Maestro en Economía que
presenta:

Marco Antonio Pascual Chavez Huiza

Asesor:

Dr. Juan Carlos Aquino Chavez

Lima, 2025


Informe de Similitud

Yo, Juan Carlos Aquino Chavez, docente de la Escuela de Posgrado de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor(a) de la tesis titulada(o) *Pandemia, Inflación y ¿Ajuste en la curva de Phillips?: Evidencia para la economía peruana mediante un modelo TVP-SV*, de el autor Marco Antonio Pascual Chavez Huiza, dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 15%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software *Turnitin* el 26 de junio de 2025.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis o Trabajo de investigación, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

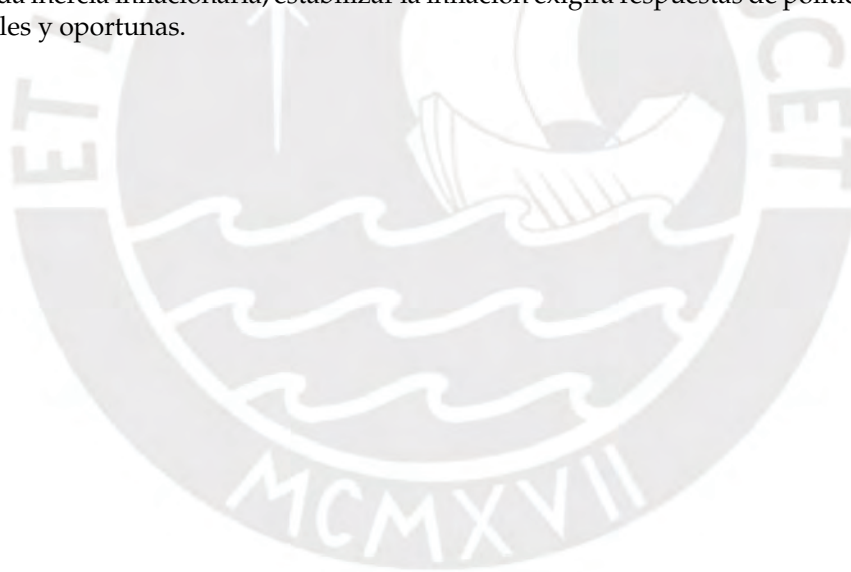
Lugar y fecha:

Lima, 26 de junio de 2025.

Apellidos y nombres del asesor / de la asesora: Juan Carlos Aquino Chavez	
DNI: 40952946 Número del documento de identidad	Firma
ORCID: 0000-0002-1024-3343 Coloque su código ORCID	

Resumen

Este estudio aporta evidencia empírica sobre la dinámica de la curva de Phillips en la economía peruana durante el periodo 2002Q1–2024Q4, con especial énfasis en los cambios observados durante la pandemia y la pospandemia. Para ello, se estimó una curva de Phillips nekeynesiana semiestructural mediante un modelo bayesiano de parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica (TVP-SV), empleando simulaciones Monte Carlo mediante cadenas de Markov (MCMC) sobre datos macroeconómicos trimestrales del Perú. Uno de los principales resultados fue el notable aplanamiento de la pendiente de la curva de Phillips durante la pandemia, con un valor promedio de 0,079 p.p. Por otro lado, el factor predominante en la explicación de la inflación subyacente fue la inercia inflacionaria, cuyo coeficiente promedio alcanzó 0,843 p.p. durante el mismo periodo, lo que indica que gran parte de la dinámica inflacionaria se explica por su propio comportamiento pasado. En cuanto a las expectativas de inflación, estas mostraron un efecto relativamente menor, con un promedio de 0,156 p.p. durante la pandemia, mientras que la inflación importada mantuvo un impacto limitado, pues la inflación subyacente excluye los componentes más volátiles como la energía y alimentos, estrechamente vinculados al tipo de cambio y a choques externos. Finalmente, se detectó un aumento significativo de la volatilidad estocástica, la varianza de la inflación creció de manera notable, reflejando un entorno de incertidumbre excepcionalmente alto para la política monetaria. En conjunto, estos hallazgos sugieren que la curva de Phillips en el Perú ha perdido poder explicativo durante episodios recientes de crisis, lo que plantea desafíos adicionales para los responsables de la política económica: ante un aplanamiento de la pendiente y una elevada inercia inflacionaria, estabilizar la inflación exigirá respuestas de política más flexibles y oportunas.



Índice

1. Introducción	1
2. Revisión de la Literatura Empírica	2
3. Hechos estilizados	6
4. Preguntas y Objetivos investigación	14
4.1. Preguntas de Investigación	14
4.2. Objetivos de investigación	15
5. Marco Teórico	15
5.1. Curva de Phillips semiestructural	17
6. Metodología de estimación	19
6.1. Modelo de Regresión con Parámetros Cambiantes en el Tiempo y Volatilidad Estocástica (TVP-SV)	19
6.1.1 Especificación econométrica del modelo TVP-SV	21
6.1.2 Especificación econométrica de la Curva de Phillips bajo un enfoque TVP-SV	23
6.2. Método de Estimación	26
6.2.1 Priors e Hiperparámetros	26
6.3. Datos	27
7. Resultados Econométricos	28
7.1. Estimación del modelo TVP-SV	29
8. Conclusiones	36
Referencias	37
Anexos	42
A.1. Brechas del Producto	42
A.2. Dinámica de la inflación en la Curva de Phillips Neokeynesiana	43
A.3. Proceso de iteración	44
A.4. Criterio de información por desviaciones (DIC)	45
A.5. El método de muestreo MCMC (Markov Chain Monte Carlo)	46
A.6. Análisis de Convergencia de las Cadenas de Markov	48

Índice de tablas

1.	Inflación y brecha del producto (en %), 2002Q1-2024Q4	12
2.	Distribuciones a Priori e Hiperparámetros	27
3.	Estimaciones de Parámetros	31
4.	Promedio de las medias posterior por período según parámetro cambiante en el tiempo (%)	34



Índice de figuras

1.	Inflación General e Inflación Subyacente (variación interanual, %), 2002Q1 - 2024Q4	8
2.	Inflación Subyacente (variación interanual, %) y Brecha del Producto (%), 2002Q1 - 2024Q4	10
3.	Inflación Subyacente y Brecha del Producto	14
4.	Media posterior de los parámetros cambiantes en el tiempo (β_t) y volatilidad estocástica (σ_t^2)	35
5.	Brecha del Producto de la economía peruana (%), 2002Q1 - 2024Q4	42
6.	Brecha del Producto de Beveridge - Nelson refinado y Brecha del Producto promedio (%), 2002Q1 - 2024Q4	42
7.	Análisis de autocorrelación de las cadenas de Markov (superior), sendas de las muestras simuladas (medio) y densidades posteriores de los coeficientes (inferior)	48



1 Introducción

La reciente experiencia de la pandemia de COVID-19 ha puesto a prueba la efectividad de la política monetaria en el Perú, evidenciando presiones inflacionarias sin precedentes desde la adopción del esquema de Metas Explícitas de Inflación. En este contexto, la relación tradicional entre inflación y brecha del producto, la conocida curva de Phillips, ha mostrado comportamientos atípicos que generan dudas sobre su estabilidad y poder explicativo. Comprender cómo se ha ajustado esta relación durante periodos de alta incertidumbre resulta crucial para diseñar respuestas de política monetaria más eficaces y evitar oscilaciones indeseadas en precios y actividad económica. Asimismo, factores como la inercia inflacionaria, las expectativas de inflación y la inflación importada también afectan la dinámica de la inflación subyacente. Evaluar el peso relativo de estos determinantes permite identificar mejor los canales de transmisión inflacionaria y fortalecer el anclaje de expectativas en momentos de estrés económico. Con base en lo anterior, esta investigación responde a las siguientes preguntas de investigación: 1) ¿Qué cambios ha experimentado la pendiente de la curva de Phillips en el Perú durante la pandemia y pospandemia? ; 2) ¿Cuál fue la importancia relativa de las expectativas de inflación, la inercia inflacionaria y la inflación importada al explicar la inflación observada durante la pandemia y pospandemia? y 3) ¿Cómo ha afectado el aumento de la volatilidad de la inflación a la estabilidad de la curva de Phillips en el Perú durante la pandemia y pospandemia?. Estas cuestiones son fundamentales porque determinan el grado de sensibilidad de la inflación frente a la brecha del producto y otros factores clave, orientando el diseño de políticas monetarias más adaptadas a entornos de elevada incertidumbre. Para responder estas preguntas se empleó un modelo bayesiano de regresión con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica (TVP-SV), estimado mediante simulación Monte Carlo en cadenas de Markov (MCMC) y utilizando como marco de referencia una curva de Phillips semiestructural bajo la cual se cumplen ciertas restricciones que impone el modelo teórico. Bajo el Criterio de Información de Desviación (DIC), el modelo con TVP-SV resultó ser el que mejor ajuste prestaba dada la complejidad del modelo en comparación con un modelo con volatilidad constante. A partir de esto, los resultados empíricos muestran que, durante la pandemia, la pendiente de la curva de Phillips se redujo drásticamente, con valores promedio de 0.079 p.p, mientras que la inercia inflacionaria se mantuvo elevada, con un coeficiente promedio de 0.8434 p.p. Por otro lado, las expectativas de inflación tuvieron un impacto menor, presentando valores promedio durante la etapa de pandemia y postpandemia en torno 0.156 p.p y la inflación importada

presentó un impacto relativo acotado, con un valor promedio de 0.03 p.p . Adicionalmente, se identificó un aumento significativo en la volatilidad estocástica de la inflación, reflejando un entorno de mayor incertidumbre y complejidad para la conducción de la política monetaria. El documento se divide de la siguiente manera. La Sección 2 resume la literatura que estudia los cambios en la pendiente de la curva de Phillips, tanto en la etapa previo a la pandemia de la Covid-19, así como posterior a ella. La Sección 3 presenta algunos hechos estilizados que describen cual fue el estado de la economía en ciertos periodos de tiempo. La sección 4 presenta las preguntas y objetivos de investigación. La sección 5 presenta el marco teórico. La sección 6 muestra la metodología de estimación, mientras que la sección 7 presenta los resultados econométricos. Finalmente, la sección 8 presenta las conclusiones del documento.

2 Revisión de la Literatura Empírica

Las versiones más modernas y ampliamente estudiadas reconocen que la dinámica inflacionaria no solo depende de la actividad económica, sino también de otros factores que influyen en su comportamiento. Entre los más importantes se destaca a las expectativas de inflación, la persistencia inflacionaria o inercia y la inflación externa, generalmente cuantificada a través de los precios de los bienes importados y que se encuentra estrechamente vinculada al tipo de cambio. Si nos centramos en la relación entre inflación y actividad económica, la teoría establece que un mayor dinamismo económico se traduce en presiones inflacionarias más elevadas. No obstante, durante los años previos a la pandemia de la COVID-19 la mayoría de las economías experimentaron una notable estabilidad macroeconómica, con una inflación más controlada y un crecimiento del producto menos volátil. Esta relativa calma, salvo contadas excepciones, se reflejó en un debilitamiento de la relación entre la inflación y la actividad económica, evidenciado por un progresivo aplanamiento de la curva de Phillips. Entre sus posibles causas, destacan una mayor credibilidad de la política monetaria, cambios estructurales en el entorno macroeconómico, un mejor anclaje de las expectativas de inflación, una mayor flexibilidad de los mercados laborales, la profundización de los mercados financieros, entre otros.

Numerosos estudios han respaldado esta hipótesis y han examinado en detalle el aplanamiento de la curva de Phillips en las décadas previas a la pandemia. Entre ellos, destacan los trabajos de [Kuttner y Robinson \(2010\)](#), [Karlsson y Österholm \(2018\)](#), [Galí y Gambetti \(2018\)](#), [Jordà y Nechio \(2018\)](#), y [Ball y Mazumder \(2019\)](#), quienes, mediante diversos

enfoques empíricos y teóricos, demostraron que en las economías desarrolladas la relación entre inflación y la brecha del producto se debilitó progresivamente. Este fenómeno, observado especialmente desde finales del siglo veinte, sugiere que factores como la globalización, la mayor eficacia de las políticas monetarias, un anclaje más sólido de las expectativas de inflación, cambios estructurales en los mercados laborales, entre otros, han sido determinantes en el aplanamiento de la curva de Phillips.

Otros autores, como [Stock y Watson \(2008\)](#) evidencian para la economía norteamericana que la pendiente de la curva de Phillips muestra un comportamiento dinámico, es decir, en algunos lapsos recupera pendiente, como por ejemplo a finales de los años noventa, mientras que en otros se vuelve más plana. Los autores aducen que este patrón de comportamiento está ligado a shock de productividad y a cambios en la volatilidad de la inflación. Así mismo, [Albuquerque y Baumann \(2017\)](#) estiman la curva de Phillips también para la economía norteamericana, permitiendo una estructura de parámetros cambiantes en el tiempo, encontrando que la pendiente, desde 1992, fue baja (0.03 - 0.17), pero aumenta de forma apreciable a partir de 2013, por lo que consideran que la pendiente es cíclica y no lineal, de modo que puede repuntar súbitamente, siendo la fuente de no linealidad la interacción entre diferentes brechas de desempleo y la mayor influencia de precios importados. En esa línea, [Blanchard et al. \(2015\)](#) evidencian que la curva de Phillips de las economías avanzadas se aplanó entre los años setenta y principios de los noventa, pero que desde entonces su pendiente se mantiene estable, siendo la credibilidad de la política monetaria, a través de una expectativas de inflación más ancladas, y la menor inercia inflacionaria las principales causas del aplanamiento observado. [Hong et al. \(2018\)](#) analizan la curva de Phillips salarial en 29 economías avanzadas, concluyendo que el menor crecimiento de los salarios nominales se debe a la subutilización laboral, como el empleo a tiempo parcial involuntario, y la baja productividad. Estos factores aplanan la relación entre desempleo y salarios, limitando el aumento de los costes laborales y la inflación, incluso con desempleo a niveles previos a la Gran Crisis Financiera. [Lombardi et al. \(2020\)](#) analizan la curva de Phillips en la eurozona encontrando que la erosión del poder de negociación de los trabajadores desde los años 80 ha aplanado significativamente su pendiente. Utilizando un modelo de equilibrio general para la economía italiana, muestran que la menor sindicalización y la subutilización laboral, como el empleo a tiempo parcial involuntario, aumentan el ajuste en el margen extensivo (empleo) frente al intensivo (horas por trabajador). Esto reduce la respuesta de los costes laborales marginales a la brecha del producto, debilitando la relación cíclica entre inflación y actividad económica.

En el caso peruano, algunos estudios también han abordado el tema. Por ejemplo, [Aquino \(2019\)](#) encontró que la pendiente de la curva de Phillips se mantuvo estable en distintos periodos muestrales previos a la pandemia, lo que constituye evidencia en contra de la hipótesis de su aplanamiento en el país. De manera similar, [Barrera \(2019\)](#), a partir de datos regionales desagregados de inflación y brecha del producto, encontró evidencia en contra de la existencia de un tramo horizontal en la curva de Phillips regional cuya pendiente sea igual a cero. Finalmente, [Rojas \(2019\)](#), mediante la estimación de una curva de Phillips no lineal, halló poca evidencia de un cambio en la pendiente previo a la pandemia, argumentando que la desinflación posterior a 2014 respondió más a choques en las expectativas y a una mayor inercia inflacionaria que a variaciones en la pendiente de la curva.

Sin embargo, durante la etapa de la pandemia y pospandemia, el surgimiento de una inflación más severa y persistente ha reavivado el debate entre hacedores de política económica y académicos sobre la naturaleza de la curva de Phillips. Ahora, el análisis se enfoca en establecer si la pendiente de la curva ha experimentado un cambio volviéndose más empinada, lo que implicaría una mayor sensibilidad de la inflación a las fluctuaciones de la actividad económica. En ese contexto, diversos estudios han explorado la evolución de esta relación y los posibles factores que la han alterado. Un ejemplo de ello es el estudio realizado por [Ari et al. \(2023\)](#), quienes analizan los cambios estructurales posteriores a la pandemia que han hecho que la curva de Phillips se vuelva más pronunciada en las economías avanzadas, llegando a la conclusión de que una mayor digitalización y una menor intensidad comercial están asociadas con curvas de Phillips más pronunciadas. Por su parte, [Hobijn et al. \(2023\)](#) proporcionan evidencia de que la curva de Phillips se ha vuelto más pronunciada en muchos países industrializados desde el inicio de la recuperación pospandemia. Según los resultados, los autores encuentran que la brecha de desempleo ha tenido un impacto significativo en la mayor pendiente de la curva durante la recuperación económica. Además, las expectativas de inflación también jugaron un papel importante en la determinación de la inflación en estos países. En línea con lo anterior, [Comin et al. \(2023\)](#) desarrollan un modelo nekeynesiano de economía abierta con dos sectores: servicios y bienes; evaluando las restricciones de capacidad productiva y cómo los shocks a estas capacidades generan inflación. Los autores encuentran que las restricciones de capacidad que afectan tanto a los productores nacionales como extranjeros provocan un ajuste en la curva de Phillips, haciéndola mucho más pronunciada. Además, al utilizar datos de la economía estadounidense, concluyen que aproximadamente la mitad del aumento de la

inflación durante el período 2021-2022 se debió a las restricciones de capacidad sectorial. Por otro lado, [Gudmundsson et al. \(2024\)](#) estudian el aumento de la inflación durante la pandemia de la COVID-19 y el ajuste de la curva de Phillips, tanto a nivel sectorial como agregado. Los autores aportan evidencia de que las curvas de Phillips en las economías avanzadas se desplazaron hacia arriba y se volvieron más pronunciadas. Además, muestran que las diferencias en la respuesta inflacionaria entre sectores han provocado que los precios relativos de los bienes sean procíclicos, a diferencia de su comportamiento acíclico antes de la pandemia. Asimismo, [Benigno y Eggertsson \(2023\)](#) desarrollan una curva de Phillips neokeynesiana no lineal para explicar el aumento de la inflación en Estados Unidos durante la recuperación pospandemia de la COVID-19. Tras presentar evidencia empírica de no linealidades estadísticamente significativas entre la inflación y el ratio vacantes-desempleados, los autores proponen un modelo estructural neokeynesiano con fricciones de búsqueda y emparejamiento, complementado por rigideces salariales. Sus resultados muestran que la pendiente de la curva de Phillips se vuelve significativamente más pronunciada durante el período pospandémico, cuando el mercado laboral se torna excepcionalmente ajustado, en contraste con una pendiente más plana en condiciones de mayor holgura. Bajo este marco, argumentan que una política monetaria adecuada puede reducir la inflación sin inducir una recesión significativa, atribuyendo el reciente aumento inflacionario principalmente a una escasez de mano de obra. A su vez, [Harding et al. \(2023\)](#) desarrollan una curva de Phillips no lineal en un modelo macroeconómico para explicar las dinámicas inflacionarias en Estados Unidos durante la Gran Recesión y la recuperación pospandemia de la COVID-19. Sus resultados muestran que la pendiente de la curva de Phillips se torna significativamente más pronunciada durante el período pospandémico, cuando las presiones inflacionarias son elevadas, en contraste con una pendiente más plana en condiciones de baja inflación. Bajo este enfoque, argumentan que los shocks de costo y demanda explican mejor el aumento inflacionario reciente, destacando que la política monetaria enfrenta un trade-off más severo entre inflación y estabilización del producto en contextos de inflación alta. [Teo \(2023\)](#) estima una curva de Phillips neokeynesiana híbrida para evaluar si la relación entre inflación y actividad económica en Malasia se modificó tras la pandemia de COVID-19. Mediante la aplicación del método de Momentos Generalizados (GMM), el autor demuestra que la pendiente de la curva de Phillips se ha vuelto significativamente más pronunciada en el período pospandémico. Además, los resultados enfatizan el papel de las expectativas de inflación en la dinámica inflacionaria durante la etapa de la pandemia de la Covid-19. Estos ha-

hallazgos indican que la inflación en Malasia ha aumentado su sensibilidad a las presiones económicas y se ha vuelto más dependiente de las expectativas futuras, lo que sugiere que el Banco Central debe priorizar el anclaje de expectativas para estabilizar la inflación sin afectar gravemente la actividad económica. Finalmente, [Alanya et al. \(2024\)](#) analizan la curva de Phillips en Nueva Zelanda y evidencia que su pendiente se volvió más empinada durante la pandemia y pospandemia en comparación con el período prepandemia. A través de un modelo de parámetros cambiantes en el tiempo (TVP), resaltan una mayor sensibilidad de la inflación a indicadores como la tasa de transición entre empleos y la escasez laboral, mientras que la respuesta a la tasa de desempleo es más moderada. Sus hallazgos muestran que la pendiente de la curva de Phillips se acentúa en un mercado laboral ajustado, pero se debilita cuando la presión laboral es menor. Desde esta perspectiva, sugieren que la política monetaria puede controlar la inflación con un impacto reducido en la actividad económica, atribuyendo el repunte inflacionario a tensiones en el mercado laboral.

Si bien estudios previos para el Perú han analizado la estabilidad de la pendiente de la curva de Phillips asumiendo parámetros constantes o empleando modelos TVP sin volatilidad estocástica, ninguno ha incorporado una estructura de volatilidad estocástica ni ha examinado el comportamiento de dicha pendiente durante las etapas de pandemia y pospandemia. La presente investigación implementa, en cambio, un modelo bayesiano de parámetros cambiantes en el tiempo con volatilidad estocástica (TVP-SV), teniendo como principales determinantes de la inflación subyacente a las expectativas de inflación, una medida de inercia inflacionaria, la inflación importada y la brecha del producto.

3 Hechos estilizados

La economía peruana experimentó un aumento sostenido de la inflación durante la pandemia y la pospandemia, un fenómeno que tomó por sorpresa a la mayoría de los economistas y a los responsables de la política económica en el país, al alcanzar tasas no vistas desde antes de la adopción del esquema de Metas Explícitas de Inflación (MEI)¹. Sin embargo, este incremento inflacionario no fue exclusivo del Perú, ya que la mayoría de las economías en el mundo enfrentaron presiones inflacionarias distintas a las observadas en crisis anteriores. En el caso peruano, la política monetaria había logrado, antes de la

1. Este esquema se implementó en 2002, en un contexto marcado por una alta dolarización y el riesgo de deflación.

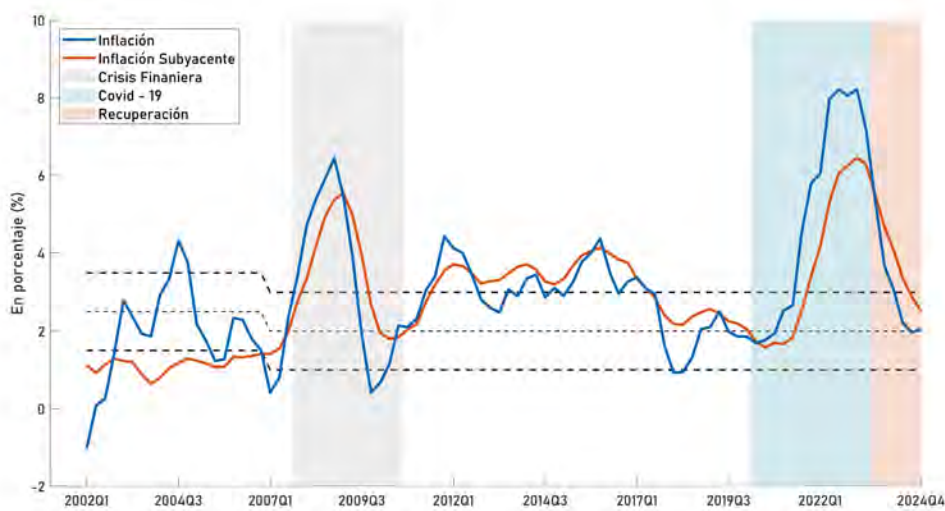
crisis de la COVID-19, mantener la inflación bajo control, fluctuando dentro del rango meta establecido por el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP)². Como se observa en la [figura \(1\)](#), la inflación mostró un comportamiento estable desde el inicio de la implementación del MEI hasta comienzos de 2007, cuando factores externos, como el aumento en los precios de los alimentos importados y choques climáticos internos asociados con los fenómenos de El Niño y La Niña, provocaron que la inflación se desviara transitoriamente del rango establecido. No obstante, para inicios de 2010, la inflación había vuelto a su senda promedio. Otra etapa relacionada con desviaciones de la inflación es la comprendida entre 2013 y 2017, periodo en el que se registró una *ausencia de desinflación* en el Perú, con valores de inflación e inflación subyacente ³ por encima del 3%. Este periodo estuvo marcado por choques externos e internos que desanclaron las expectativas de inflación de los agentes económicos y retrasaron el retorno al rango meta. Una de las principales causas fue el denominado *Taper Tantrum*, término que hace referencia a la reducción gradual del programa de compra de activos por parte de la Reserva Federal de Estados Unidos tras la crisis financiera. Este fenómeno generó una apreciación del dólar y una salida de capitales de los mercados emergentes, lo que provocó una depreciación significativa del sol y un efecto de traspaso a la inflación. A esto se sumó el encarecimiento del financiamiento externo, junto con la reducción de los precios de las materias primas, lo que provocó una desaceleración considerable de la economía. En cuanto a los choques internos, estos estuvieron relacionados con fenómenos climatológicos, como la presencia de un Niño fuerte entre 2015 y 2016 y el Niño Costero en 2017, además de inestabilidades políticas que incrementaron la inflación y enfriaron la economía. Después de este período, la inflación volvió a mantenerse acotada, fluctuando en torno al 2% anual. Sin embargo, con la llegada de la pandemia y postpandemia de la Covid-19⁴, la dinámica inflacionaria tomó un nuevo rumbo. Factores como la flexibilización de las restricciones a la movilidad, una política monetaria y fiscal expansiva, las interrupciones en las cadenas de suministro locales y globales, la guerra entre Rusia y Ucrania, y eventos climatológicos como el Fenómeno del Niño y el Tifón Yaku, entre otros, impactaron significativamente en el aumento persistente de la inflación en el Perú. Estos elementos no solo elevaron los precios, sino que también desanclaron las expectativas de los agentes económicos, afectando la confianza en el retorno a la meta establecida.

2. El rango meta de inflación, a partir del año 2007, se encuentra entre el 1% y el 3%.

3. La inflación subyacente es un indicador que mide la tendencia de la inflación a mediano plazo, excluyendo del índice de precios al consumidor (IPC) los componentes más volátiles, entre ellos los alimentos y la energía.

4. El período de pandemia y pospandemia abarca desde el primer trimestre de 2020 hasta el segundo trimestre de 2023, cuando el Estado Peruano declara el fin de la emergencia sanitaria.

Figura 1: Inflación General e Inflación Subyacente (variación interanual,%), 2002Q1 - 2024Q4



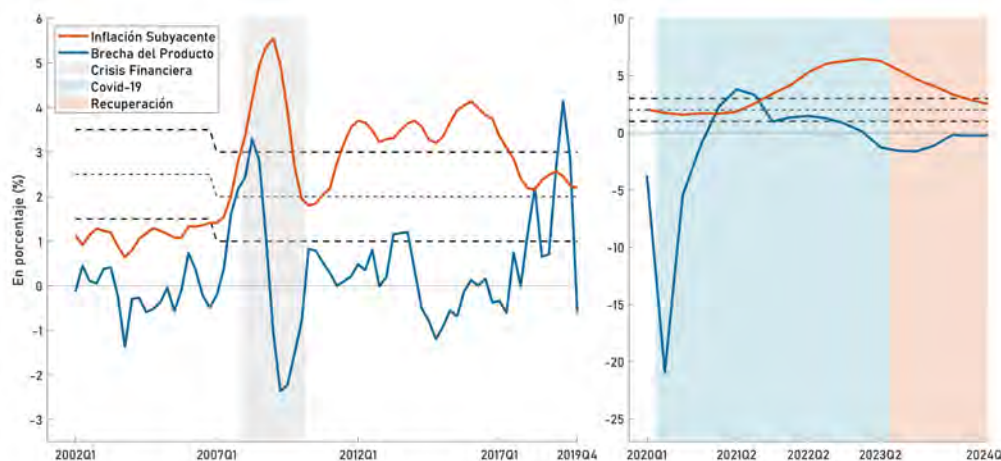
Fuente: Banco Central de Reserva del Perú (BCRP)
Elaboración Propia

A diferencia de la Crisis Financiera Internacional de 2007, la crisis derivada de la pandemia de COVID-19 se caracterizó por la ocurrencia simultánea de choques de oferta y demanda que impactaron la economía y la dinámica de inflación en el Perú. Uno de los principales shocks negativos en la demanda agregada fue la contracción del consumo privado. Las medidas de confinamiento, el distanciamiento social y la incertidumbre sobre la salud pública redujeron el consumo de bienes y servicios no esenciales, llevando a muchos consumidores a restringir sus gastos debido a la incertidumbre económica y laboral. Otros shocks adversos en la demanda incluyeron la caída de la inversión privada y el impacto en el comercio internacional, que afectaron negativamente las exportaciones e importaciones, especialmente en sectores dependientes de cadenas de suministro globales. Por el lado de la oferta, los shocks estuvieron asociados principalmente a interrupciones en las cadenas de producción, ya que numerosas empresas se vieron obligadas a cerrar temporalmente o a reducir su capacidad operativa. Además, la escasez de insumos y materias primas, resultado de las interrupciones en las cadenas de suministro globales, ocasionó una significativa disminución en la producción, particularmente en sectores como la manufactura. A esto se sumó el incremento en los costos de producción para muchas empresas, derivado del cumplimiento de normas sanitarias. Asimismo, los sectores de servicios que dependían de la interacción física directa, como el turismo y el entretenimiento, resultaron especialmente golpeados por las restricciones y los cambios en el comportamiento de los consumidores. Estos efectos adversos, desencadenados por la pandemia, provocaron una contracción del PBI peruano, que se redujo aproximadamente un 40% en abril de 2020 y

continuó registrando tasas de crecimiento negativas hasta inicios de 2021.

Si expresamos la actividad económica a través de una medida de presión de demanda, como la brecha del producto, y la relacionamos con una medida de inflación, como la inflación subyacente, podremos obtener una visión más clara de su comportamiento conjunto a lo largo del tiempo. El panel izquierdo de la [figura \(2\)](#) muestra el comportamiento de ambas variables durante el período comprendido entre el primer trimestre de 2002 y el cuarto trimestre de 2019. En este periodo se evidencia que, desde la implementación del esquema de Metas Explícitas de Inflación (MEI) hasta inicios de 2014, existió una sincronización bastante marcada entre la inflación subyacente y la brecha del producto: menores presiones de demanda conllevaban una reducción de la inflación y viceversa. No obstante, para mediados de 2014, parece haberse producido un cambio en esta relación. Factores internos, como la inestabilidad política o eventos climáticos, y factores externos, como el denominado *Taper Tantrum*, debilitaron la relación entre la inflación y la brecha del producto. Según [Rojas \(2019\)](#), dicho período estuvo caracterizado por una ausencia de desinflación, marcado por brechas del producto negativas e inflaciones elevadas, situación que se prolongó hasta finales de 2017. Por otro lado, un escenario similar parece haber ocurrido durante la etapa de pandemia y pospandemia. Como se aprecia en el panel derecho de la [figura \(2\)](#), entre los años 2021 y 2023, el aumento de la inflación se dio acompañado de menores tasas de la brecha del producto. Esto podría indicar que, durante dicho período, la relación entre la inflación y la brecha del producto se debilitó nuevamente. Sin embargo, los factores detrás de esta nueva ausencia de desinflación serían diferentes a los observados en años previos, estando asociados principalmente a disrupciones en las cadenas de suministro globales, eventos climáticos adversos y ajustes en las políticas monetaria y fiscal.

Figura 2: Inflación Subyacente (variación interanual, %) y Brecha del Producto (%), 2002Q1 - 2024Q4



Fuente: Banco Central de Reserva del Perú (BCRP)
Elaboración Propia

Si contrastamos el análisis previo con los datos agregados, la [tabla \(1\)](#) evidencia que, durante la pandemia y la pospandemia, la brecha del producto⁵ presentó tasas significativamente más bajas que las observadas en etapas anteriores. Bajo las distintas metodologías de estimación (ver anexo A.1), los valores de la brecha del producto oscilaron entre -1.75% (filtro HP) y -0.36% (filtro de Kalman), presentando un valor promedio entre todas las brechas de -1.22%. Estos resultados contrastan notablemente con los valores promedio registrados durante la Crisis Financiera Internacional (-0.11%) y la etapa de ausencia de desinflación (-0.36%). Además, la fase de recuperación económica en el Perú ha estado marcada por brechas del producto persistentemente negativas, ya que, a diferencia de otros países de la región, en 2023 y principios de 2024 la actividad económica peruana aún mostraba signos de desaceleración.

En cuanto a la inflación total (π_t), si bien la tasa más alta se registró en el primer trimestre de 2023 (8.22%), durante la etapa de la pandemia y pospandemia el promedio de la infla-

5. La brecha del producto, denotada como (x_t), mide la diferencia relativa entre el Producto Bruto Interno (PBI) real (Y_t) y el PBI potencial (Y^*). Este último representa el nivel máximo de producción que una economía puede sostener a largo plazo sin generar presiones inflacionarias y puede estimarse mediante métodos como la función de producción, filtros estadísticos y ecuaciones semiestructurales. Matemáticamente, la brecha del producto se expresa como:

$$x_t = 100 * \left(\frac{Y_t - Y^*}{Y^*} \right) \approx 100 * (\ln(Y_t) - \ln(Y^*))$$

Una brecha del producto positiva indica un exceso de demanda que puede generar presiones inflacionarias, mientras que una brecha negativa refleja una subutilización de los recursos, lo que podría causar presiones deflacionarias.

En este estudio, se estimaron brechas del producto utilizando distintos filtros estadísticos y se promedió el resultado, dado que algunos filtros mostraban mayor o menor sensibilidad a los datos de la pandemia. Este tema se retomará en secciones posteriores.

ción se situó en torno al 4.89%, una cifra notablemente superior a la observada durante la Crisis Financiera (3.76%) y la etapa de ausencia de desinflación (3.35%). Por su parte, la inflación subyacente (π^{sub}), que refleja las tendencias de largo plazo, mostró un promedio menor al registrado en la Crisis Financiera. Esto sugiere que el aumento de la inflación total durante la pandemia estuvo impulsado por factores distintos a los que afectan la inflación tendencial. Entre estos factores destacan la inflación en alimentos y energía, representada por la inflación no subyacente (π^{Nosub}), y la inflación importada (π^m). Durante la pandemia y la pospandemia, el promedio de la inflación no subyacente fue de 7.36% y el de la inflación importada de 7.73%, niveles significativamente superiores a los registrados en períodos anteriores. Respecto a las expectativas de inflación ($\bar{\pi}^e$), estas se mantuvieron desancladas durante la etapa de pandemia y pospandemia, con una tasa promedio de 3.23%, superior a la de los otros períodos analizados. Además, si analizamos el desvío de las expectativas de inflación respecto al punto medio del rango meta de inflación del BCRP ($\bar{\pi}^e - \bar{\Pi}$), se evidencia que, en promedio, estas estuvieron por encima del rango meta en aproximadamente 1.23%. Finalmente, la contracción económica llevó al BCRP a reducir su tasa de interés de referencia en los primeros meses de la pandemia. Es por ello que, durante la pandemia y pospandemia, el promedio de la tasa de interés de referencia se situó en torno al 3.10%, reflejando el intento del BCRP por estimular la economía. No obstante, ante el incremento de la inflación, el BCRP optó por elevar la tasa de interés de referencia, la cual alcanzó un promedio de 6.24% durante la etapa de recuperación económica. Este nivel representó el más alto observado desde la implementación de las Metas Explícitas de Inflación (MEI). Esta medida buscó contrarrestar las altas tasas de inflación, que se prolongaron hasta mediados de 2024, cuando finalmente convergieron nuevamente al rango meta.

Tabla 1: Inflación y brecha del producto (en %), 2002Q1-2024Q4

	Inicio de MEI 2002Q1-2008Q1	Crisis financiera Internacional 2008Q2-2010Q1	Ausencia de desinflación 2014Q2-2017Q3	Pandemia y Pospandemia 2020Q1-2023Q2	
	Promedio	Promedio	Promedio	Promedio	[Min , Max]
Brecha Producto					
x^{HP}	-0.17	-0.10	-0.13	-1.75	[-30.40 , 2.99]
x^{BK}	-0.46	-0.03	0.20	-1.58	[-12.52 , 4.35]
x^{CF}	-0.22	-0.21	-0.19	-1.35	[-12.43 , 4.77]
x^{BN}	1.62	-0.17	-1.69	-1.07	[-29.64 , 7.28]
x^{FK}	-0.04	-0.02	0.003	-0.36	[-19.55 , 5.76]
$x^{Promedio}$	0.15	-0.11	-0.36	-1.22	[-20.91 , 3.78]
Inflación					
π	2.01	3.76	3.35	4.89	[1.69 , 8.22]
π^{sub}	1.35	4.19	3.57	3.64	[1.58 , 6.45]
π^{Nosub}	2.93	3.17	2.93	7.36	[1.47 , 13.21]
$\bar{\pi}^e$	2.39	3.09	2.94	3.23	[1.48 , 5.05]
π^m	4.76	-0.75	1.42	7.73	[-0.42 , 16.88]
$\bar{\pi}$	2.50	2.00	2.00	2.00	[2.00 , 2.00]
$\pi - \bar{\pi}$	-0.39	1.76	1.35	2.89	[-0.31 , 6.22]
$\pi^{sub} - \bar{\pi}$	-1.05	2.19	1.57	1.64	[-0.42 , 4.45]
$\bar{\pi}^e - \bar{\pi}$	-0.01	1.09	0.94	1.23	[-0.52 , 3.05]
i^{ref}	3.70	4.07	3.82	3.10	[0.25 , 7.75]
i^{int}	3.59	4.09	3.93	3.06	[0.17 , 7.70]

Notas: Para el bloque de brecha del producto se aplica lo siguiente: Brecha HP (x^{HP}) se obtiene aplicando el filtro Hodrick- Prescott a la serie desestacionalizada en logaritmos naturales del PBI real con un factor de suavizamiento de 1600. Brecha BK (x^{BK}) es la brecha Baxter-King, computada con el filtro de paso de banda, tal que el ciclo tenga una duración de entre 6 y 32 trimestres. Dado que este filtro elimina los 12 trimestres iniciales y finales de la serie, es necesario iniciar la muestra 12 trimestres antes y proyectarla 12 trimestres hacia adelante para evitar la pérdida de información. Brecha CF (x^{CF}) se obtiene aplicando el filtro Christiano-Fitzgerald en su versión de longitud finita, lo que implica la eliminación de observaciones en los extremos de la serie, similar al filtro de Baxter-King. El filtro CF permite captar mejor ciertas características cíclicas. Brecha BN (x^{BN}) se obtiene con el filtro Beveridge-Nelson refinado. A diferencia de los anteriores, este proporciona una interpretación estructural del ciclo económico. Durante la COVID-19, resultó útil para captar cambios en la tendencia del PIB sin sobreestimar la reducción de la brecha del producto (ver anexo A.1). Brecha FK (x^{FK}) se obtiene aplicando el Filtro de Kalman univariado a la serie desestacionalizada del logaritmo natural del PBI real. La brecha promedio ($x^{promedio}$) se calcula promediando las brechas del producto estimadas con los filtros HP, BK, CF, BN y FK. Esta forma permite suavizar las diferencias en la sensibilidad de cada filtro a las fluctuaciones del PBI real, especialmente durante la pandemia.

La relación entre la inflación y la brecha del producto también puede ser analizada, tanto teórica como empíricamente, a través de lo que se denomina la curva de Phillips⁶. En su versión moderna, esta ecuación es utilizada por los bancos centrales para comprender y simular los efectos de la política monetaria sobre la inflación en respuesta a eventos exógenos. No obstante, la magnitud de estos efectos depende de los parámetros que rigen la curva, los cuales pueden ser constantes o cambiantes a lo largo del tiempo. Uno de los aspectos más importantes de la curva de Phillips es su pendiente, ya que esta mide la sensibilidad de la inflación ante variaciones en la brecha del producto. Una pendiente

6. La curva de Phillips, propuesta por Phillips (1958), describe inicialmente la relación entre el desempleo y la inflación salarial. Sin embargo, en su versión más reciente, conocida como curva de Phillips neokeynesiana, vincula la inflación de precios con la brecha del producto.

pronunciada indica que pequeños cambios en la brecha del producto generan variaciones significativas en la inflación, mientras que una pendiente más plana sugiere una respuesta inflacionaria más moderada. Además, la formulación de la curva de Phillips permite que la inflación pueda depender de otros factores, como las expectativas de inflación, la inercia en su comportamiento, la inflación importada, entre otros. Asimismo, si los coeficientes asociados a estos factores varían en el tiempo, esto podría sugerir que el vínculo entre la inflación y la brecha del producto varía en función del estado de la economía, posiblemente debido a particularidades propias de los periodos de recesión o expansión, a cambios estructurales u otros factores.

Antes de la pandemia, la evidencia empírica en numerosos países sostenía que la curva de Phillips se había vuelto relativamente plana. La estabilidad de los precios, favorecida por una conducción más efectiva de la política monetaria, un anclaje sólido de las expectativas de inflación y la menor volatilidad de los shocks de oferta, implicaba que el trade-off entre inflación y brecha del producto era muy bajo o casi inexistente.

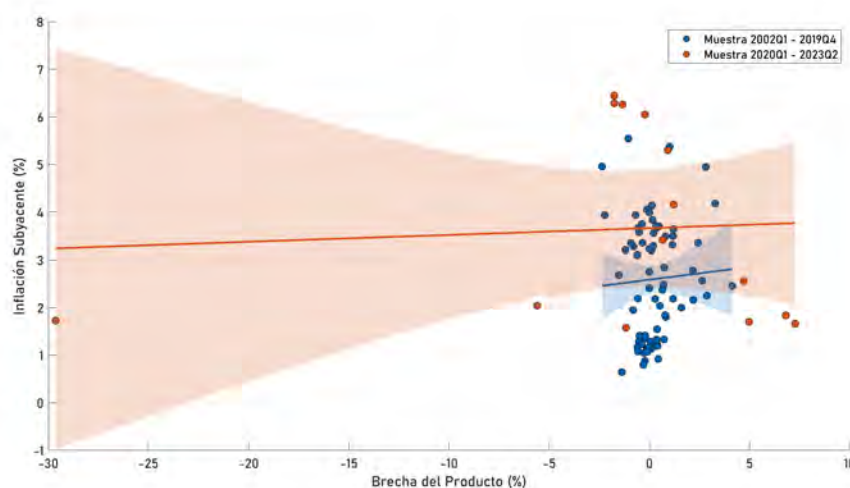
No obstante, el sostenido aumento de la inflación durante la pandemia y pospandemia reavivó el debate sobre la estabilidad de la relación entre la inflación y la brecha del producto. En este contexto, emergió evidencia no solo del *empinamiento* de la curva de Phillips, sino también de la presencia de importantes no linealidades. Entre los principales factores que han impulsado estos cambios se encuentran el impacto de una inflación inicial más elevada, la magnitud y asimetría de los shocks de precios, el desanclaje de las expectativas inflacionarias, las condiciones del mercado laboral, la situación general de la economía y los cambios estructurales.

Si analizamos esta relación con datos de la economía peruana correspondientes al periodo previo a la pandemia (2002Q1-2019Q4) y el correspondiente a la pandemia y pospandemia (2020Q1-2023Q2), bajo el supuesto de una curva de Phillips lineal donde la inflación depende únicamente de la brecha del producto, podemos observar un comportamiento particular⁷. Contrario a lo que la evidencia empírica internacional sugiere sobre un posible empinamiento de la curva de Phillips, en el caso del Perú parece ocurrir lo opuesto. Tal como se observa en la [figura \(3\)](#), la pendiente de la curva de Phillips durante la etapa de pandemia y pospandemia resultó ser menor en comparación con el período prepandemia. Esto sugiere un posible debilitamiento en la relación entre la inflación y la brecha del producto, lo que implica que los cambios en la actividad económica

7. El modelo más simple asume que las expectativas de inflación son cero ($\pi_t^e = 0$), por lo tanto la ecuación econométrica se define como: $\pi_t = \alpha + \beta x_t + \varepsilon_t$, donde π_t es la inflación subyacente en el periodo t , x_t es la brecha del producto y β es la pendiente de la curva de Phillips.

tienen un impacto menor sobre la inflación. Bajo este escenario, la política monetaria enfrenta mayores desafíos, ya que reducir la inflación requeriría ajustes más drásticos en la demanda agregada, lo que guarda cierta coherencia con la dificultad observada en el Perú para controlar la inflación en este período.

Figura 3: Inflación Subyacente y Brecha del Producto



Notas: La pendiente de la curva de Phillips en la primera submuestra, correspondiente al período prepandemia, es de 0.054%. En contraste, en la segunda submuestra, que abarca la etapa de pandemia y pospandemia, la pendiente fue de 0.0083%, lo que sugiere un debilitamiento en la relación entre la inflación y la brecha del producto. Por otro lado, la brecha del producto corresponde al promedio de las brechas estimadas con los filtros HP, BK, CF, BN y FK.

4 Preguntas y Objetivos investigación

4.1. Preguntas de Investigación

La evidencia empírica internacional ha demostrado que, durante la pandemia y la pospandemia, la relación entre la inflación y la brecha del producto cobró una mayor relevancia en comparación con períodos anteriores, lo que sugiere un posible cambio en la dinámica de la curva de Phillips. En este contexto, el período de elevada inflación observado en muchos países resalta la importancia de analizar no solo las variaciones en la pendiente de la curva de Phillips, sino también la evolución de otros determinantes de la inflación que podrían haber influido de manera dinámica a lo largo del tiempo. A partir de esta premisa, resulta fundamental examinar si estos cambios también se han observado en el caso del Perú o si, por el contrario, la economía peruana ha seguido un patrón distinto. Para ello, la presente investigación busca responder las siguientes preguntas:

- 1).- ¿ Qué cambios ha experimentado la pendiente de la curva de Phillips en el Perú durante la pandemia y pospandemia ?

- 2).- ¿ Cual fue la importancia relativa de las expectativas de inflación, la inercia inflacionaria y la inflación importada al explicar la inflación observada durante la pandemia y pospandemia ?
- 3).- ¿ Cómo ha afectado el aumento de la volatilidad de la inflación a la estabilidad de la curva de Phillips en el Perú durante la pandemia y pospandemia ?

4.2. Objetivos de investigación

A diferencia de la mayoría de estudios que asumen parámetros constantes en la curva de Phillips, esta investigación aplica un modelo bayesiano de regresión con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica (TVP-SV), permitiendo analizar dinámicamente la pendiente de la curva de Phillips, la inercia inflacionaria, las expectativas de inflación y la inflación importada con el propósito de:

- 1).- Determinar los cambios en la pendiente de la curva de Phillips durante la pandemia y la pospandemia de COVID-19.
- 2).- Evaluar la importancia relativa de las expectativas de inflación, la inercia inflacionaria y la inflación importada al explicar la inflación observada durante la pandemia y pospandemia
- 3).- Analizar cómo el incremento de la volatilidad de la inflación ha afectado la estabilidad de la relación entre inflación y brecha del producto durante la pandemia y pospandemia

5 Marco Teórico

Dentro de la teoría macroeconómica, la curva de Phillips representa la oferta agregada de la economía. Esta curva muestra una relación entre la inflación de precios o salarios y alguna medida de actividad económica (desempleo o brecha del producto). Su importancia radica en el hecho de que esta relación permite a los responsables de la política monetaria entender cómo sus decisiones, como ajustes en las tasas de interés, pueden influir en la economía real y en los precios.

Históricamente, fue [Phillips \(1958\)](#) quien analizó por primera vez la relación entre la

inflación salarial y el desempleo, utilizando datos para la economía británica y encontrando una relación inversa entre ambas variables. Posteriormente, [Samuelson y Solow \(1960\)](#), utilizando la inflación de precios, encontraron resultados similares para la economía norteamericana, dando por sentada así la existencia de un *trade off* entre inflación y desempleo. Asimismo, los primeros estudios asumían que los encargados de fijar los precios contaban con previsión perfecta sobre las expectativas de inflación futura, por lo que la relación entre inflación y desempleo, en promedio, siempre se cumplía. No obstante, tras la Crisis del Petróleo de los años 70, dicha relación se debilitó hasta el punto de considerar que la Curva de Phillips era una anomalía puramente estadística y que no debía utilizarse como elemento fundamental para orientar la política monetaria. Es en este punto donde cobran relevancia los estudios de [Phelps \(1967\)](#) y [Friedman \(1968\)](#), quienes sostenían que la relación entre inflación y desempleo no podía mantenerse en el largo plazo. Por lo tanto, propusieron la idea de una tasa natural de desempleo, cuyas desviaciones respecto a la tasa observada generaban cambios en la inflación. Además, en estos estudios las expectativas de inflación cobraron importancia, argumentando que los agentes encargados de fijar los precios tenían expectativas adaptativas. A pesar de que la Curva de Phillips modificada por Phelps y Friedman ayudó a explicar lo ocurrido con la inflación y el desempleo durante la Crisis del Petróleo, esta formulación teórica no superaba lo desarrollado por [Lucas \(1976\)](#) ni lo que la literatura llamaría más tarde la *Crítica de Lucas*, la cual sostiene que «utilizar modelos sin especificar la estructura de la economía para evaluar políticas macroeconómicas es errado». Esto se debe a que los parámetros del modelo están condicionados por las políticas adoptadas por la autoridad encargada y, si estas cambian, el modelo estimado para la evaluación también lo hará. Además, teóricamente, los agentes cuentan con toda la información disponible, por lo que las expectativas racionales juegan un rol fundamental. Durante las últimas tres décadas, los neokeynesianos modernos han refinado significativamente las curvas de Phillips, incorporando expectativas y rigideces nominales en modelos macroeconómicos dinámicos. Por ejemplo, [Galí y Gertler \(1999\)](#) desarrollaron una versión de la curva de Phillips neokeynesiana que combina expectativas futuras y efectos de persistencia basados en información pasada, lo que permite explicar mejor la persistencia de la inflación en comparación con las versiones que consideran únicamente expectativas futuras. Por su parte, [Clarida, Galí y Gertler \(2000\)](#) ampliaron el marco analítico, estableciendo las bases para la formulación de una política monetaria óptima bajo un enfoque de expectativas racionales. Ambos desarrollos no habrían sido posibles sin la contribución de [Calvo \(1983\)](#) cuyo

modelo de “*staggered price setting*” se convirtió en la piedra angular microeconómica de las curvas de Phillips modernas al explicar la rigidez nominal.

Aunque las nuevas versiones de la Curva de Phillips, desarrolladas a partir de los modelos neokeynesianos utilizados por las instituciones encargadas de formular políticas, desempeñaron un papel crucial en la predicción y el análisis de la inflación antes de la pandemia, su dificultad para explicar el persistente aumento de la inflación durante la etapa de recuperación ha llevado a pensar que estos marcos analíticos carecen de elementos clave para abordar este período. Sin embargo, estos marcos analíticos siguen siendo útiles para determinar la pendiente de la Curva de Phillips y evaluar la relación entre inflación y brecha del producto en distintos contextos macroeconómicos. Por ello, se presenta el siguiente modelo semiestructural, que permite capturar de manera más precisa la dinámica inflacionaria incorporando expectativas, rigideces nominales y otros factores relevantes en la evolución de la inflación.

5.1. Curva de Phillips semiestructural

Para comprender mejor la relación entre la inflación y la brecha del producto, se plantea un modelo semiestructural basado en el trabajo de [Galí y Monacelli \(2005\)](#), desarrollado para analizar la determinación de la inflación doméstica en una economía pequeña y abierta. En este enfoque, la inflación está determinada por la siguiente Curva de Phillips neokeynesiana:

$$\pi_{H,t} = \beta \mathbb{E}_t \pi_{H,t+1} + \kappa x_t + u_t \quad (1)$$

donde $\pi_{H,t}$ representa la inflación doméstica; $\beta \mathbb{E}_t \pi_{H,t+1}$ corresponde a la expectativa de inflación doméstica descontada por el factor β ; x_t corresponde a la brecha del producto, entendida como la diferencia entre el producto observado y su nivel de equilibrio o potencial; y u_t es un choque de costos. Por otra parte, κ representa la pendiente de la curva de Phillips, cuya estimación es materia de estudio en esta investigación y se abordará en las secciones posteriores.

Si ahora se considera que la medida de inflación total de una canasta de consumo también está determinada por precios externos, esta puede tomar la siguiente forma:

$$\pi_t = (1 - \alpha) \pi_{H,t} + \alpha \pi_{F,t} \quad (2)$$

donde $\pi_{E,t}$ representa la inflación externa expresada en moneda doméstica y α indica la participación de los bienes extranjeros en la canasta de consumo. En ese sentido, la dinámica de la inflación total puede expresarse de la siguiente manera⁸:

$$\pi_t = \beta \mathbb{E}_t \pi_{t+1} + \kappa x_t + \alpha (\Delta s_t - \beta \Delta \mathbb{E}_t s_{t+1}) + u_t \quad (3)$$

La expresión anterior corresponde a la curva de Phillips neokeynesiana, que relaciona la inflación total, las expectativas de inflación, la brecha del producto y el cambio en el ratio de términos de intercambio de bienes de consumo, definido como $\Delta s_t = \pi_{E,t} - \pi_{H,t}$.

Siguiendo a [Rojas \(2019\)](#), [Vega et al. \(2009\)](#) y [Winkelried \(2013\)](#); los cambios en la inflación relativa, representado por el término $\alpha (\Delta s_t - \beta \Delta \mathbb{E}_t s_{t+1})$, puede aproximarse mediante una medida de inflación importada contemporánea, $\gamma^m \pi_t^m$. Además, se puede asumir que existe una indexación parcial de la inflación total π_t , por lo que esta puede tomar la siguiente forma:

$$\hat{\pi}_t = \pi_t - [(1 - \gamma) \pi_{t-1} + \gamma \bar{\pi}_t^e] \quad (4)$$

donde $(1 - \gamma) \pi_{t-1} + \gamma \bar{\pi}_t^e$ representa una combinación convexa que refleja un promedio ponderado entre la inflación pasada y las expectativas de inflación que se espera para el periodo t . A partir de lo anterior, la ecuación (3) puede reescribirse de la siguiente manera:

$$\hat{\pi}_t = \beta \mathbb{E}_t \hat{\pi}_{t+1} + \kappa x_t + \gamma^m \pi_t^m + u_t \quad (5)$$

La formulación anterior es una expresión de una ecuación en diferencias de primer orden. Para resolverla, podemos asumir que $\kappa x_t + \gamma^m \pi_t^m + u_t$ sigue un proceso autorregresivo de primer orden, AR(1). En ese sentido, la inflación de la canasta de consumo estará determinada por⁹:

$$\hat{\pi}_t = \frac{\kappa}{1 - \beta \rho} x_t + \frac{\gamma^m}{1 - \beta \rho} \pi_t^m + \frac{u_t}{1 - \beta \rho} \quad (6)$$

Finalmente, expresando $\hat{\pi}_t$ por la forma de la indexación parcial dada en la ecuación (4), se obtiene la siguiente curva de Phillips neokeynesiana:

$$\pi_t = (1 - \gamma) \pi_{t-1} + \gamma \bar{\pi}_t^e + \frac{\kappa}{1 - \beta \rho} x_t + \frac{\gamma^m}{1 - \beta \rho} \pi_t^m + \frac{u_t}{1 - \beta \rho} \quad (7)$$

A partir de la ecuación (7), se plantea la siguiente ecuación empírica, que será estimada

8. El procedimiento se detalla en el anexo A.2

9. Ver anexo A.3

mediante un modelo con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica (TVP-SV):

$$\pi_t = \beta_{\pi,t}\pi_{t-1} + \beta_{\bar{\pi}^e,t}\bar{\pi}_t^e + \beta_{x,t}x_t + \beta_{m,t}\pi_t^m + \varepsilon_t^\pi \quad ; \quad \varepsilon_t^\pi \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (8)$$

donde $\beta_{\pi,t}$, $\beta_{\bar{\pi}^e,t}$, $\beta_{x,t}$, $\beta_{m,t}$ son parámetros que varían en el tiempo y representan las contrapartes de los parámetros constantes de la ecuación (7). En cuanto a la volatilidad estocástica, el término de error ε_t presenta una varianza σ_t^2 que evoluciona en el tiempo, siguiendo una forma funcional específica y que será desarrollada de manera detallada la siguiente sección. La ecuación (8) muestra que la inflación está determinada por una componente inercial, representada por el rezago de la inflación (π_{t-1}); un término asociado a las expectativas de inflación ($\bar{\pi}_t^e$); un componente de inflación importada (π_t^m) y la brecha del producto (x_t). Un aspecto que se abordará en la siguiente sección es el uso del rezago de la brecha del producto x_{t-1} como estrategia para evitar problemas de endogeneidad en la estimación.

Por último, la ecuación (8) es similar a la versión semiestructural presentada por [Aquino \(2019\)](#) en su enfoque de parámetros constantes y por [Rojas \(2019\)](#) en su modelo de parámetros cambiantes en el tiempo, siendo este último el principal referente de la presente investigación.

6 Metodología de estimación

6.1. Modelo de Regresión con Parámetros Cambiantes en el Tiempo y Volatilidad Estocástica (TVP-SV)

En los últimos años, los modelos TVP (*Time-Varying Parameter*) han ganado protagonismo en la literatura econométrica debido a su capacidad para capturar la naturaleza cambiante de las relaciones económicas. A diferencia de los modelos tradicionales, que suponen coeficientes constantes en el tiempo, los modelos TVP permiten que estos evolucionen dinámicamente, lo que los hace especialmente útiles para analizar fenómenos económicos en constante transformación. El desarrollo de los modelos TVP tienen su origen en el trabajo de [Kalman \(1960\)](#), quien, mediante el uso del filtro que lleva su nombre, facilitó la estimación de parámetros dinámicos en sistemas lineales. Ya en la década de 1970, los economistas comenzaron a adoptar el filtro de Kalman para abordar problemas económicos en los que los parámetros podían variar debido a cambios estructurales o modificaciones en las políticas económicas. Trabajos como los de [Cooley y Prescott \(1976\)](#)

o [Stock y Watson \(1989\)](#) proporcionaron un marco teórico sólido, permitiendo que estos modelos se consolidaran como una herramienta clave en el análisis macroeconómico.

Otro aspecto importante es la posibilidad de incorporar una volatilidad estocástica (*Stochastic Volatility* - SV) que capture las fluctuaciones en la incertidumbre. Esto supone una ventaja respecto a enfoques más tradicionales, como los modelos GARCH o los de heterocedasticidad condicional, que imponen restricciones más rígidas sobre la evolución de la volatilidad. Aunque la idea de modelar la volatilidad estocástica no es nueva, en los últimos años ha sido incorporada con mayor frecuencia en el análisis macroeconómico. Por ejemplo, los trabajos de [Uhlig \(1997\)](#) o [Cogley y Sargent \(2005\)](#) han contribuido al desarrollo de metodologías que integran la volatilidad estocástica en modelos dinámicos, permitiendo un mejor entendimiento de la incertidumbre macroeconómica y sus efectos sobre la toma de decisiones en política económica. Por su parte, [Primiceri \(2005\)](#) fue uno de los primeros que contribuyó al desarrollo de los modelos TVP-SV (*Time-Varying Parameter with Stochastic Volatility*) para la política monetaria en una estructura de Vectores Autorregresivos, permitiendo que tanto los coeficientes como la varianza de los errores evolucionaran en el tiempo. Posteriormente, [Nakajima \(2011\)](#) extendió este enfoque al contexto de modelos univariados y multivariados, aplicando técnicas bayesianas.

En este sentido, se considera que los modelos TVP-SV serán especialmente útiles para detectar cambios en la pendiente de la curva de Phillips y en otros coeficientes que, desde el punto de vista teórico, explican la evolución de la inflación en el Perú. Esto cobra aún más relevancia considerando que, según la literatura reciente, la pandemia de la COVID-19 y sus efectos han alterado la relación entre inflación y brecha del producto, lo que refuerza la importancia de un enfoque flexible que permita capturar estas dinámicas cambiantes. Finalmente, si bien los modelos TVP-SV pueden estimarse mediante diferentes metodologías, el enfoque bayesiano ofrece una forma flexible de combinar información previa con datos observados, permitiendo una actualización dinámica de los parámetros. A través de técnicas de simulación como los métodos de Markov Chain Monte Carlo (MCMC), será posible actualizar continuamente las distribuciones *posterior* de los hiperparámetros, facilitando la inferencia en escenarios de alta incertidumbre y en situaciones donde la disponibilidad de datos es limitada.

6.1.1 Especificación econométrica del modelo TVP-SV

Esta sección presenta la especificación del modelo econométrico y la metodología de estimación utilizada para cuantificar la dinámica de la pendiente de la curva de Phillips para la economía peruana. Para ello, se emplea un modelo univariado con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica (TVP-SV), estimando la dinámica de los parámetros $\beta_{0,t}$, $\beta_{\pi,t}$, β_{π^e} , $\beta_{x,t}$ y $\beta_{m,t}$ mediante técnicas bayesianas. El desarrollo metodológico sigue de cerca lo propuesto por Nakajima (2011), quien introduce el siguiente modelo de parámetros cambiantes (TVP):

$$y_t = x_t' \alpha + z_t' \beta_t + \varepsilon_t ; \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) , \quad t = 1, \dots, n \quad (9)$$

donde y_t es la variable de respuesta o dependiente, mientras que x_t y z_t son los vectores de covariables de dimensión $(k \times 1)$ y $(p \times 1)$, respectivamente. Un punto importante a mencionar es que el modelo puede incluir dos tipos de covariables: aquellas asociadas a los parámetros constantes en el tiempo (x_t) y aquellas cuyos parámetros cambian a lo largo del tiempo (z_t). Si el modelo no incluye parámetros constantes en el tiempo, es decir, si todos los parámetros son cambiantes, el vector de covariables x_t sería $\vec{0}$. Por el contrario, si solo existiera parámetros constantes en el modelo, el vector z_t tomaría valor cero. En este marco, α representa el vector de parámetros constantes en el tiempo, de dimensión $(k \times 1)$, mientras que β_t es un vector de dimensión $(p \times 1)$ cuyos parámetros varían en el tiempo. Por otro lado, la perturbación ε_t sigue una distribución normal con media cero y varianza σ_t^2 , la cual evoluciona en el tiempo según una estructura funcional específica.

La ecuación (9) implica trabajar con un conjunto de componentes no observables representados por el vector de coeficientes cambiantes en el tiempo β_t . Sin embargo estos pueden ser representados por un proceso *random walk* de primer orden. Esta proceso permite incorporar cambios transitorios y permanentes a los coeficientes cambiantes en el tiempo. Además, este enfoque posibilita la representación de posibles no linealidades, como ajustes graduales en las relaciones entre variables o cambios estructurales. Si bien asumir que los parámetros cambiantes en el tiempo siguen un paseo aleatorio puede ser útil para cuantificar su evolución, también conlleva el riesgo de que dichos coeficientes capturen no solo los verdaderos movimientos subyacentes en su dinámica, sino también fluctuaciones espurias debido a la flexibilidad inherente del modelo. Una alternativa para evitar este problema sería asumir que el vector de parámetros β_t sigue un proceso estacionario, como un AR(1). Sin embargo, esta especificación dificultaría la captura de cambios

estructurales o variaciones sostenidas en la dinámica económica. Dado que la pandemia de la COVID-19 generó cambios significativos en las variables económicas, una especificación basada en un paseo aleatorio para los parámetros β_t resulta más adecuada. En ese sentido, el vector de parámetros cambiantes en el tiempo β_t toma la siguiente forma:

$$\beta_{t+1} = \beta_t + u_t ; \quad u_t \sim N(0, \Sigma) , \quad t = 0, \dots, n-1 \quad (10)$$

La ecuación (10) indica que el vector de parámetros que varía en el tiempo sigue un proceso de caminata aleatoria (*random walk*) sin deriva. Por otro lado, la perturbación u_t sigue una distribución normal multivariada con media cero y matriz de varianzas y covarianzas Σ . Como el índice de tiempo t inicia en el periodo 0, se asume las siguientes condiciones iniciales: $\beta_0 = 0$ y $u_0 \sim N(0, \Sigma_0)$.

Como se mencionó anteriormente, la perturbación ε_t tiene una varianza σ_t^2 . Esto se relaciona con la volatilidad estocástica en el modelo. En ese sentido, la siguiente expresión describe la dinámica de la varianza a lo largo del tiempo:

$$\sigma_t^2 = \gamma \exp(h_t) \quad (11)$$

Lo que la ecuación (11) nos muestra es que la varianza σ_t^2 esta modelada como una función exponencial de una variable latente h_t , escalada por un factor $\gamma > 0$. Además, al ser una función exponencial se garantiza que σ_t^2 sea siempre positiva. A través de una manipulación algebraica sencilla podemos expresar la variable latente h_t como $h_t = \ln(\sigma_t^2/\gamma)$. Dado que h_t es también una variable no observable, es posible asumir un proceso que capture su dinámica. Si se modela mediante un proceso autorregresivo AR(1), entonces h_t adopta la siguiente forma funcional¹⁰:

$$h_{t+1} = \phi h_t + \eta_t , \quad \eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2) , \quad t = 0, \dots, n-1 \quad (12)$$

De manera análoga a lo planteado para los parámetros cambiantes en el tiempo, el proceso que sigue h_t puede modelarse como estacionario ($|\phi| < 1$) o no estacionario ($|\phi| \geq 1$). Sin embargo, a diferencia del caso de los parámetros, donde se buscaba capturar cambios

10. [Blake y Mumtaz \(2017\)](#) presentan una forma alternativa de incorporar la volatilidad estocástica en un modelo con parámetros cambiantes en el tiempo, expresada a través de la siguiente ecuación:

$$y_t = x_t' \alpha + z_t' \beta_t + \varepsilon \sqrt{\exp(\ln h_t)} ; \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

donde la variable de estado h_t está expresada en logaritmos naturales y sigue el proceso: $\ln h_t = \ln h_{t-1} + v_t$; con $v_t \sim N(0, g)$

estructurales o desviaciones permanentes en las variables económicas, lo que se busca ahora es que la dinámica de h_t evite comportamientos explosivos. En ese sentido, resulta conveniente asumir un proceso estacionario ($|\phi| < 1$) que permita reflejar fluctuaciones transitorias en la volatilidad, sin generar tendencias divergentes en el tiempo. Con respecto a la perturbación η_t , esta sigue una distribución normal con media 0 y varianza σ_η^2 . Asimismo, como el índice temporal t inicia en 0 se asume las siguientes condiciones iniciales: $h_0 = 0$ y $\eta_0 \sim N\left(0, \sigma_\eta^2 / (1 - \phi^2)\right)$.

En resumen, el desarrollo teórico y metodológico expuesto constituye el fundamento de los modelos TVP-SV. Con estos elementos establecidos, se procede a la implementación de la metodología en la estimación de la curva de Phillips neokeynesiana.

6.1.2 Especificación econométrica de la Curva de Phillips bajo un enfoque TVP-SV

Como punto de partida, se retoma la ecuación empírica de la Curva de Phillips neokeynesiana para una economía abierta, presentada en el marco teórico:

$$\pi_t = \beta_{\pi,t}\pi_{t-1} + \beta_{\pi^e,t}\bar{\pi}_t^e + \beta_{x,t}x_{t-1} + \beta_{m,t}\pi_t^m + \varepsilon_t^\pi \quad ; \quad \varepsilon_t^\pi \sim N\left(0, \sigma_t^2\right) \quad (13)$$

Como se observa, la ecuación (13) introduce una ligera modificación respecto a su especificación inicial, al considerar ahora el rezago de la brecha del producto, x_{t-1} , en lugar de su valor contemporáneo. Este ajuste en el índice temporal de la brecha del producto permite mitigar el problema de endogeneidad derivado de la determinación simultánea de π_t y x_t en cada periodo t , tal como lo señala [Rojas \(2019\)](#). Además, para seguir con la estructura del modelo teórico, se asume las siguientes restricciones: $0 < \beta_m < 1$; $0 < \beta_{\pi^e}, \beta_\pi < 1$; $\beta_{\pi^e} + \beta_\pi = 1$ y $\beta_x > 0$. Dado lo anterior, la ecuación (13) puede reformularse en el marco de un modelo TVP-SV, permitiendo que sus parámetros evolucionen en el tiempo y capturen posibles cambios estructurales en la dinámica de la inflación. En este contexto, la especificación de la Curva de Phillips adopta la siguiente forma:

$$\pi_t = z_t' \beta_t + \varepsilon_t^\pi \quad ; \quad \varepsilon_t^\pi \sim N\left(0, \sigma_t^2\right) \quad , \quad t = 1, \dots, n \quad (14)$$

Lo primero que se debe notar es que la ecuación (14) asume que todos los parámetros son cambiantes en el tiempo, es decir, que $x_t' \alpha = 0$. Esto es especialmente útil, ya que permite capturar la evolución dinámica de las relaciones entre la inflación y sus determinantes, en particular durante el período previo y posterior a la pandemia de la COVID-19. Por lo

tanto, la combinación lineal de los parámetros cambiantes en el tiempo y sus respectivas covariables, $z_t'\beta_t$, junto con el término de error ϵ_t , representa la estructura completa del modelo.

$$z_t'\beta_t = \begin{bmatrix} \pi_{t-1} & \bar{\pi}_t^e & x_{t-1} & \pi_t^m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{\pi,t} \\ \beta_{\bar{\pi}^e,t} \\ \beta_{x,t} \\ \beta_{m,t} \end{bmatrix} \quad (15)$$

En cuanto a las variables latentes o de estado asociadas a los parámetros cambiantes en el tiempo, β_t , estas siguen un proceso de caminata aleatoria (*random walk*), como se definió en la sección anterior.

$$\beta_{t+1} = \beta_t + u_t ; \quad u_t \sim N(0, \Sigma) , \quad t = 0, \dots, n-1 \quad (16)$$

Si expresamos la ecuación (16) en términos de cada uno de los parámetros cambiantes en el tiempo, se obtiene el siguiente sistema¹¹:

$$\begin{aligned} \beta_{\pi,t+1} &= \beta_{\pi,t} + u_t^\pi \\ \beta_{\bar{\pi}^e,t+1} &= \beta_{\bar{\pi}^e,t} + u_t^{\bar{\pi}^e} \\ \beta_{x,t+1} &= \beta_{x,t} + u_t^x \\ \beta_{m,t+1} &= \beta_{m,t} + u_t^m \end{aligned} \quad (17)$$

Dado el sistema de ecuaciones anterior, el vector de perturbaciones u_t sigue una distribución normal multivariada con media 0 y matriz de varianzas y covarianzas Σ .

$$u_t \sim N \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_\pi^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\bar{\pi}^e}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_m^2 \end{pmatrix} \right) \quad (18)$$

Como se observa en la expresión (18), la matriz de varianzas y covarianzas es diagonal, lo que indica que los términos de error de cada una de las ecuaciones del sistema son independientes entre sí y no presentan correlación alguna.

En relación con la Volatilidad Estocástica (SV), esta se encuentra vinculada a la varianza

11. Una manera equivalente de representar el sistema es mediante notación matricial:

$$\beta_{t+1} = I * \beta_t + u_t$$

$$\begin{pmatrix} \beta_{\pi,t+1} \\ \beta_{\bar{\pi}^e,t+1} \\ \beta_{x,t+1} \\ \beta_{m,t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_{\pi,t} \\ \beta_{\bar{\pi}^e,t} \\ \beta_{x,t} \\ \beta_{m,t} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_t^\pi \\ u_t^{\bar{\pi}^e} \\ u_t^x \\ u_t^m \end{pmatrix}$$

En esta formulación, la matriz identidad I opera sobre el vector de parámetros cambiantes en el tiempo. No obstante, esta reformulación no altera el procedimiento ni los resultados obtenidos en el análisis econométrico.

σ_t^2 del término de perturbación ε_t^π en la curva de Phillips. Dicha varianza, como se definió anteriormente, evoluciona de acuerdo con la siguiente función:

$$\sigma_t^2 = \gamma \exp(h_t) \quad (19)$$

La ecuación (19) muestra que la varianza σ_t^2 está modelada como una función exponencial de una variable no observable, h_t , escalada por un factor $\gamma > 0$. Además, dado que h_t es una variable latente, su dinámica sigue un proceso estacionario autorregresivo de orden 1 (AR(1)), con $|\phi| < 1$:

$$h_{t+1} = \phi h_t + \eta_t ; \quad \eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2) , \quad t = 0, \dots, n-1 \quad (20)$$

De este modo, las ecuaciones previamente definidas conforman un sistema dinámico que describe la evolución de los parámetros y la volatilidad estocástica de la curva de Phillips en el marco de los modelos TVP-SV. Dentro de esta especificación, se logra capturar la dinámica de la pendiente de la curva de Phillips, representada por $\beta_{x,t}$, la cual refleja la elasticidad de la brecha del producto respecto a la inflación. A partir de ello, se presenta a continuación la formulación completa del modelo.

$$\begin{aligned} \pi_t &= \beta_{\pi,t} \pi_{t-1} + \beta_{\bar{\pi}^e,t} \bar{\pi}_t^e + \beta_{x,t} x_{t-1} + \beta_{m,t} \pi_t^m + \varepsilon_t^\pi \\ \beta_{\pi,t} &= \beta_{\pi,t-1} + u_t^\pi \\ \beta_{\bar{\pi}^e,t} &= \beta_{\bar{\pi}^e,t-1} + u_t^{\bar{\pi}^e} \\ \beta_{x,t} &= \beta_{x,t-1} + u_t^x \\ \beta_{m,t} &= \beta_{m,t-1} + u_t^m \\ \sigma_t^2 &= \gamma \exp(h_t) \\ h_{t+1} &= \phi h_t + \eta_t \\ \varepsilon_t^\pi &\sim N(0, \sigma_t^2) \\ u_t &\sim N(0, \Sigma) \\ \eta_t &\sim N(0, \sigma_\eta^2) \end{aligned} \quad (21)$$

6.2. Método de Estimación

La curva de Phillips, junto con las ecuaciones de parámetros cambiantes en el tiempo y la volatilidad estocástica del sistema (21), conforman un modelo de espacio de estado. En este modelo, $\beta_{\pi,t}$, $\beta_{\pi^e,t}$, $\beta_{x,t}$, $\beta_{m,t}$ y h_t son las variables latentes o de estado, mientras que la curva de Phillips actúa como la ecuación de medida. Si se asumiera que la varianza del término de perturbación es constante en el tiempo, es decir, σ^2 , los parámetros podrían estimarse fácilmente mediante el filtro de Kalman estándar, dado que el modelo mantendría una estructura lineal y gaussiana¹². Sin embargo, el modelo propuesto introduce una volatilidad estocástica (σ_t^2), lo que transforma el problema en un modelo de estado espacio no lineal. Además, dadas las restricciones que se deben de cumplir, es conveniente utilizar un filtro de Kalman Extendido¹³. Esto hace que la estimación por máxima verosimilitud sea computacionalmente exigente, ya que requiere múltiples iteraciones del filtrado para evaluar la función de verosimilitud en distintos conjuntos de parámetros hasta alcanzar el óptimo. Por ello se adopta un enfoque bayesiano basado en el método Markov Chain Monte Carlo (MCMC), que genera muestras cuya distribución estacionaria corresponde a la posterior de los parámetros de interés bajo distribuciones previas definidas, logrando una estimación precisa y eficiente del modelo TVP-SV. Los detalles del algoritmo MCMC, las distribuciones posteriores conjuntas y el esquema de muestreo para la variable de estado h_t se encuentra en [Nakajima \(2011\)](#), .

6.2.1 Priors e Hiperparámetros

En esta sección se detallan las distribuciones *a priori* asignadas a los parámetros del modelo TVP-SV, adoptando un enfoque bayesiano. Para evitar imponer restricciones injustificadas sobre los coeficientes, se establecen priors no informativas, permitiendo así una mayor incorporación de incertidumbre sobre los parámetros. Esta elección es consistente con estudios previos sobre la economía peruana, como los de [Vassallo \(2021\)](#) y [Meléndez \(2022\)](#), quienes emplean modelos TVP-SV en el contexto de Vectores Autorregresivos (VAR).

En particular, se asume que los valores iniciales de los coeficientes, las covarianzas, las volatilidades y los hiperparámetros son independientes entre sí. Además, las condiciones iniciales de cada uno de los coeficientes que varían en el tiempo y de la volatilidad

12. Para más detalle y rigor sobre la metodología del Filtro de Kalman puede consultar a [Harvey \(1989\)](#), [Hamilton \(1994\)](#) y [Durbin y Koopman \(2001\)](#).

13. Para mayor detalle puede revisar [Matheson y Stavrev \(2013\)](#)

estocástica siguen una distribución normal¹⁴. En cuanto a las matrices de varianzas y covarianzas iniciales, Σ_0 y Ω_0 , se especifican hiperparámetros amplios definidos como $10 * I_{(4 \times 4)}$, como se muestra en la [tabla \(2\)](#). Con respecto a los hiperparámetros asociados con los grados de libertad, ν_0 , ν_0 y g_0 , se asume que estos son pequeños. En particular, se elige $\nu_0 = 7$ para garantizar que la media de la distribución sea positiva.

Por otro lado, para el parámetro de persistencia ϕ , la estacionariedad del proceso h_t implica que este debe cumplir la condición $|\phi| \leq 1$, es decir, $\phi \in [-1, 1]$. Para garantizar esta condición se aplica la transformación $(\phi + 1)/2 \in [0, 1]$. Asimismo, la elección de los hiperparámetros $a_0 = 20$ y $b_0 = 15$ da lugar a un valor esperado de ϕ de 0.57, lo que refleja una dinámica persistente pero estacionaria de la volatilidad estocástica.

Finalmente, estas especificaciones se implementan en el algoritmo MCMC con 20,000 iteraciones, de las cuales se toman las 5,000 primeras como burn-in para garantizar la estabilidad de las cadenas. Asimismo, la convergencia de las cadenas se verifica mediante el estadístico de [Geweke \(1992\)](#) asegurando que las muestras sean representativas de la distribución *posterior*.

Tabla 2: Distribuciones a Priori e Hiperparámetros

Parámetros	Distribución a Priori	Hiperparámetro
β_1	$N(\mu_0, \Sigma_0)$	$\mu_0 = 1$; $\Sigma_0 = 10 * I_{(4 \times 4)}$
Σ	$IW(\nu_0, \Omega_0)$	$\nu_0 = 7$; $\Omega_0 = 10 * I_{(4 \times 4)}$
$\frac{\phi + 1}{2}$	$Beta(a_0, b_0)$	$a_0 = 20$; $b_0 = 15$
σ_η^2	$IG(\nu_0/2, V_0/2)$	$\nu_0 = 4$; $V_0 = 0.04$
γ	$IG(g_0/2, G_0/2)$	$g_0 = 4$; $G_0 = 0.04$

Notas : N representa a la distribución Normal; IW representa a la distribución Inversa Wishart; $Beta$ representa a la distribución Beta; IG representa a la distribución Inversa Gamma.

6.3. Datos

Para estimar la curva de Phillips se emplean series trimestrales de la actividad económica, precios y expectativas de inflación, obtenidos del repositorio de datos macroeconómicos del Banco Central de Reserva del Perú (BCRP). La muestra comprende el periodo 2002Q1

14. Como se presentó en la sección 5.2, la especificación econométrica del modelo TVP-SV asume que el valor inicial de los coeficientes que varían en el tiempo y la volatilidad estocástica en el período $t = 0$ es igual a 0, es decir, $\beta_0 = 0$ y $h_0 = 0$. Además, las perturbaciones de las ecuaciones dinámicas de los coeficientes cambiantes en el tiempo en el período $t = 0$ siguen una distribución normal, $u_0 \sim N(\mu_0, \Sigma_0)$. Por otro lado, la perturbación de la ecuación dinámica de la volatilidad estocástica en $t = 0$ se distribuye como $\eta_0 \sim N(0, \sigma_\eta^2 / (1 - \phi^2))$, donde la varianza corresponde a la del proceso estacionario. En consecuencia, en el periodo $t = 1$, los valores de β_1 y h_1 estarán definidos por las distribuciones de μ_0 y η_0 , respectivamente.

- 2024Q4 e incluye la variación interanual de la inflación subyacente (π_t^{Sub}), las expectativas de inflación a 12 meses ($\bar{\pi}_t^e$), la variación interanual de la inflación importada (π_t^m) y la brecha del producto promedio ($x_t^{promedio}$). Para calcular las inflaciones trimestrales, los índices de precios se obtuvieron como promedios de los índices mensuales. Además, se optó por trabajar con la inflación subyacente en lugar de la inflación total porque es más estable y no se ve tan influenciada por los componentes más volátiles de la canasta de consumo, los cuales suelen responder a choques transitorios y no sistemáticos que afectan la inflación total.

Para estimar la brecha del producto, se emplearon distintos filtros estadísticos de descomposición ciclo y tendencia, entre ellos: el filtro Hodrick-Prescott (HP), Baxter-King (BK), Christiano-Fitzgerald (CF), Kalman univariado (FK) y Beveridge-Nelson (BN). A diferencia de los demás, el filtro Beveridge-Nelson proporciona una interpretación estructural del ciclo económico. Durante la pandemia de la COVID-19, este filtro resultó particularmente útil para captar cambios en la tendencia del PIB sin sobrestimar la reducción de la brecha del producto. Todos los filtros se aplicaron sobre la serie desestacionalizada del logaritmo natural del PBI real. Finalmente, la brecha del producto utilizada en la estimación de la Curva de Phillips corresponde al promedio ($x_t^{promedio}$) de las brechas estimadas con los filtros HP, BK, CF, FK y BN. Este promedio permite suavizar las diferencias en la sensibilidad de cada filtro ante las fluctuaciones del PBI real, especialmente en periodos de alta volatilidad, como durante la pandemia.

7 Resultados Econométricos

Esta sección expone los resultados obtenidos de la estimación del modelo TVP-SV aplicado a la curva de Phillips, utilizando un enfoque bayesiano basado en el método de Markov Chain Monte Carlo (MCMC). Asimismo, se muestra gráficamente la evolución de las medias posterior de los parámetros cambiantes en el tiempo, junto con la volatilidad estocástica. Adicionalmente, se realiza una comparación con una especificación alternativa que asume una volatilidad constante, con el objetivo de evaluar las ventajas del modelo TVP-SV en términos de flexibilidad y ajuste a los datos.

7.1. Estimación del modelo TVP-SV

La [tabla \(3\)](#) presenta la estimación de la media posterior, desviación estándar, intervalo de credibilidad al 95%, diagnóstico de convergencia¹⁵ (DC), factor de ineficiencia¹⁶ de los parámetros del modelo y el Criterio de Información por Desviaciones (DIC)¹⁷, todos ellos obtenidos a partir de las muestras MCMC.

Como primer resultado, se observa que las estimaciones de las distribuciones de los parámetros $\sigma_{\pi^e}, \sigma_m, \sigma_\pi$ y σ_x bajo el modelo con volatilidad estocástica (σ_t^e) muestran una media posterior ligeramente más pequeña en comparación con las medias posterior del modelo con volatilidad constante. Además, como es común, las desviaciones estándar son estrictamente más grandes en comparación con el modelo con volatilidad constante, a excepción de la desviación asociado a la brecha del producto, que como se expone más adelante, en el modelo con volatilidad constante esta no cumple con el criterio de convergencia. Estos resultados sugieren que los modelos con volatilidad estocástica, capturan mejor la incertidumbre, resultando en distribuciones posterior más dispersas. En ese sentido, asumir una volatilidad estocástica permite que el modelo capture mejor la dinámica temporal de la incertidumbre, especialmente en contextos donde los shocks son persistentes o abruptos. Esto resulta particularmente útil para representar episodios de alta volatilidad como los ocurridos durante la pandemia de la COVID-19, en donde shock de oferta y demanda golpearon a la economía peruana, traduciéndose en un mayor nivel de inflación.

Con respecto al parámetro de la persistencia (ϕ), este muestra una media posterior de 0.934, valor que no supera la unidad, por lo que satisface la condición de estacionariedad para el proceso que rige la dinámica de la volatilidad estocástica. Este valor sugiere una fuerte persistencia en el componente de la volatilidad de la inflación, como el observado durante la pandemia de la COVID-19. Un parámetro cercano a 1 indica que los choques a

15. Para verificar la convergencia de la cadena de Markov, [Geweke \(1992\)](#) sugiere comparar las primeras n_0 realizaciones con las últimas n_1 , descartando las observaciones intermedias. La estadística CD se calcula mediante:

$$CD = (\bar{X}_0 - \bar{X}_1) / \sqrt{\hat{\sigma}_0^2/n_0 + \hat{\sigma}_1^2/n_1},$$

donde $\bar{X}_j = (1/n_j) \sum_{i=m_j}^{m_j+n_j-1} X^{(i)}$, $X^{(i)}$ es la i -ésima realización, y $\sqrt{\hat{\sigma}_j^2/n_j}$ es el error estándar de \bar{X}_j , respectivamente, para $j = 0, 1$. Si la secuencia de la muestra MCMC es estacionaria, converge en distribución a una normal estándar. Se establece $m_0 = 1$, $n_0 = 1,000$, $m_1 = 5,001$, y $n_1 = 5,000$. El término $\hat{\sigma}_j^2$ se calcula usando una ventana de Parzen con un ancho de banda, $B_m = 500$.

16. El factor de ineficiencia se define como $1 + 2 \sum_{s=1}^{B_m} \rho_s$, donde ρ_s representa la autocorrelación de la cadena en el rezago s . Este indicador mide qué tan eficientemente la cadena MCMC explora el espacio de parámetros, es decir, qué tan bien mezcla la muestra (véase, por ejemplo, [Chib \(2001\)](#)). En términos prácticos, el factor de ineficiencia expresa la razón entre la varianza de la media muestral obtenida a partir de sorteos correlacionados (como en MCMC) y la varianza que se obtendría si los sorteos fueran independientes.

17Ver anexo A.4 para mayor detalle.

la volatilidad tardan en disiparse. Por otro lado, el factor de escala (γ) que forma parte de la forma funcional de la volatilidad estocástica ($\gamma \exp(h_t)$) presenta una media posterior de 0.12 garantizando la condición de positividad $\gamma > 0$. Respecto a la desviación estándar del término de perturbación del proceso h_t (σ_η^2), este muestra una media posterior de aproximadamente 0.14. Finalmente, la media posterior de la desviación estándar del término de error en un modelo con volatilidad constante es de 0.32, que representa aproximadamente una varianza constante de 0.10.

Ahora, con el fin de evaluar la validez de los resultados obtenidos a partir de las simulaciones MCMC, se muestra el diagnóstico de convergencia de Geweke (DC) y el análisis del factor de ineficiencia¹⁸. El diagnóstico de convergencia de Geweke evalúa si las cadenas de Markov generadas en el muestreo MCMC han convergido a la distribución posterior de cada parámetro. Este diagnóstico se basa en una prueba de hipótesis, cuya hipótesis nula establece que la cadena ha alcanzado la convergencia. Los resultados obtenidos señalan que, para el modelo con volatilidad estocástica, cada uno de los parámetros cumple con la condición de convergencia, ya que todos presentan DC superiores al 0.05 o 5%, lo que respalda la convergencia de las cadenas. Con respecto al modelo con volatilidad constante, el único parámetro que no cumple con la condición de convergencia es el relacionado con la brecha del producto. Esta ausencia de convergencia puede llevar a problemas de inferencia estadística, generando estimaciones sesgadas como las observadas en su desviación estándar.

Otra forma evaluar la robustez de los resultados obtenidos es mediante el coeficiente de ineficiencia. Este se presenta como una medida complementaria que permite estimar el número efectivo de muestras independientes en una cadena MCMC. De este modo, mientras más bajo sea el valor del coeficiente, más reducida será la autocorrelación entre las muestras, lo que implica una mayor eficiencia en la simulación. De acuerdo con los resultados obtenidos, los coeficientes de ineficiencia asociados a los parámetros estimados son, en general, bajos, con excepción del parámetro σ_η cuyo valor alcanza los 61.48. No obstante, al relacionar este valor con el número total de simulaciones generadas ($M = 20,000$), es posible estimar el número de muestras efectivas e independientes mediante el cociente $20,000/61.48 \approx 325$. Esto significa que se han generado aproximadamente 325 muestras independientes para dicho parámetro, lo cual se considera suficiente para realizar inferencias robustas sobre su distribución posterior.

18. Los resultados gráficos de la autocorrelación muestral, la simulación de las cadenas y las distribuciones a posterior de cada uno de los parámetros se muestra en el anexo A.6

Para concluir el análisis, se reporta el Criterio de Información por Desviaciones (DIC) como medida comparativa de bondad de ajuste penalizada por la complejidad del modelo. El DIC estimado para el modelo TVP con volatilidad estocástica (TVP-SV) es 45.80, mientras que para el modelo TVP con volatilidad constante (TVP) asciende a 56.17. Un DIC menor indica mayor plausibilidad del modelo dado el conjunto de datos; de acuerdo con la regla práctica de Spiegelhalter et al (2002), diferencias superiores a 4 ya sugieren evidencia sustancial, y diferencias por encima de 10 se consideran decisivas. Por lo tanto, la diferencia del DIC entre ambos modelos es de aproximadamente 10.4 unidades, lo que respalda la especificación del modelo TVP-SV, confirmando que permitir que la varianza de los choques evolucione estocásticamente mejora la capacidad predictiva y la explicación de la incertidumbre en torno a la inflación.

Tabla 3: Estimaciones de Parámetros

Volatilidad Estocástica $\sigma_{\varepsilon}^2 = \sigma_t^2$					
Parámetro	Media Posterior	Desviación estándar	IC 95%	DC	Ineficiencia
σ_{π}^e	0.0010532	0.0001551	[0.0007925, 0.0013967]	0.680	1.170
$\sigma_{m,t}$	0.0010525	0.0001543	[0.0007933, 0.0013922]	0.513	0.990
σ_{π}	0.0010536	0.0001574	[0.0007896, 0.0014090]	0.298	1.070
σ_x	0.0011339	0.0001703	[0.0008461, 0.0015085]	0.111	1.280
ϕ	0.9338750	0.0485644	[0.8088671, 0.9918425]	0.745	19.200
σ_{η}	0.1398305	0.0568596	[0.0659211, 0.2822213]	0.769	61.480
γ	0.1212104	0.0443119	[0.0715187, 0.2342863]	0.823	40.610
Volatilidad Constante $\sigma_{\varepsilon}^2 = \sigma^2$					
Parámetro	Media Posterior	Desviación estándar	IC 95%	DC	Ineficiencia
σ_{π}^e	0.0010536	0.0001548	[0.0007923, 0.0013939]	0.211	0.630
$\sigma_{m,t}$	0.0010541	0.0001538	[0.0007928, 0.0013954]	0.785	1.050
σ_{π}	0.0010550	0.0001543	[0.0007967, 0.0013957]	0.083	1.110
σ_x	0.0011620	0.0001728	[0.0008716, 0.0015430]	0.025	0.980
σ	0.3195512	0.0243646	[0.2763406, 0.3717262]	0.927	1.390
criterio de información por desviaciones (DIC)					
Modelo TVP con Volatilidad Estocástica (TVP-SV)					45.8017
Modelo TVP con Volatilidad Constante (TVP)					56.1704

Notas: Para el parámetro σ^2 del modelo con volatilidad constante, se asume una distribución a priori del tipo Inversa Gamma, como se muestra a continuación: $\sigma^2 \sim IG(\lambda_0/2, \Lambda_0/2)$, con hiperparámetros $\lambda_0 = 2$ y $\Lambda_0 = 0.02$.

Con respecto a los resultados de la estimación de los parámetros cambiantes en el tiempo, estos se presentan detalladamente en la tabla (4). A partir de los resultados del modelo con volatilidad estocástica, se aprecia que las expectativas de inflación cobran mayor pro-

tagonismo en períodos de elevada inflación. Durante la fase inicial de la implementación de las Metas Explícitas de Inflación y, luego, en la crisis financiera internacional, un aumento de 1 p.p. en las expectativas se traducía, en promedio, en 0.127 p.p. adicionales de inflación subyacente. No obstante, el panorama fue distinto durante la etapa de pandemia y pospandemia. Esto se evidencia con el coeficiente asociado a las expectativas que rondó los 0,156 p.p. Este aumento significativo sugiere que durante dicho periodo existió un deterioro del anclaje de expectativas, a consecuencia de la mayor incertidumbre derivada de tensiones geopolíticas, problemas logísticos y fenómenos climáticos ocurridos en el Perú. Bajo mayor incertidumbre, los agentes económicos ajustan sus previsiones con mayor frecuencia e incorporan esos cambios con rapidez en precios y salarios.

Por su parte, la inflación importada ha mostrado un impacto más bien acotado sobre la dinámica de la inflación subyacente. Ello era de esperar, pues la inflación subyacente excluye, por definición, los rubros más volátiles como la energía y alimentos, que concentran gran parte del traspaso de las variaciones en los precios internacionales. Al aislar estos componentes, la presión derivada de los choques de oferta externos se diluye y el comportamiento de la inflación queda mucho más ligado a factores de demanda interna y a determinantes domésticos. Siguiendo esta lógica, los coeficientes estimados para la inflación importada han permanecido en torno a 0.03 p.p a lo largo de las distintas fases de estudio.

En lo que atañe al componente inercial, capturado por el rezago de la inflación subyacente, la estimación revela que cerca de cuatro quintas partes de la variación actual de los precios responden a su propia trayectoria pasada, lo que confirma una marcada persistencia inflacionaria. Sin embargo, dicha persistencia ha ido moderándose. Por ejemplo, durante el inicio de las MEI, el componente inercial presentaba un coeficiente promedio de 0.872 p.p, mientras que durante la pandemia, el componente inercial disminuyó, ubicándose en torno a los 0.843 p.p. El descenso del coeficiente de inercia inflacionaria durante la pandemia y la pospandemia indica que los agentes empezaron a dar más peso al futuro que al pasado. Esto puede ser explicado bajo dos argumentos. El primero es que dada la credibilidad lograda por el BCRP, los choques de precios globales durante la pandemia no se convirtieron en una espiral de ajustes automáticos, y por otro lado, la disrupción de la pandemia obligó a renegociar salarios y contratos en un entorno incierto, reduciendo la rigidez de reglas de indexación que históricamente alimentaban la inercia. El resultado es una inflación todavía pegajosa, pero cada vez menos dependiente de su propia historia.

Con respecto a la pendiente de la curva de Phillips, esta se ha ido aplanando de forma

notable. En la etapa inicial de las Metas Explícitas de Inflación el coeficiente promedio rondaba 0,47 p.p, mientras que durante durante la crisis financiera internacional esta bajó y se ubicó en torno a 0,26 p.p . Este debilitamiento se siguió observando durante la etapa de ausencia de inflación y se profundizó mucho más durante la etapa de la pandemia y pospandemia, en donde apenas llegó a 0,08 p.p . Esto significa que las variaciones en la brecha del producto tienen cada vez menos poder para mover la inflación, es decir, durante la pandemia se tuvo que sacrificar mucho más crecimiento para conseguir una pequeña moderación de los precios. Esto coincide con la experiencia reciente del Perú: para contener la inflación, el BCRP se vio obligado a llevar la tasa de referencia a máximos históricos. Con una curva de Phillips tan aplanada, el ajuste de la tasa pierde eficacia para moderar la demanda agregada, de modo que el Banco Central debe afianzar el anclaje de expectativas mediante metas creíbles y una comunicación transparente. Sin embargo, durante la pandemia y la pospandemia ese anclaje se deterioró, intensificando las presiones inflacionarias en un entorno de crecimiento limitado. Así, el pronunciado aplanamiento de la curva en ese periodo parece haber sido una de las principales razones por las que la inflación tardó mucho más en volver a su rango objetivo que en episodios anteriores, que, si bien también registraron repuntes, se controlaron con mayor rapidez.

Para concluir con el modelo con volatilidad estocástica, se puede apreciar que durante la etapa de pandemia y pospandemia la volatilidad observada de la inflación subyacente fue superior a las observadas en periodos previos, la cual fue cercana a los 0.14 puntos, y presentó un coeficiente de variación de aproximadamente 38 %

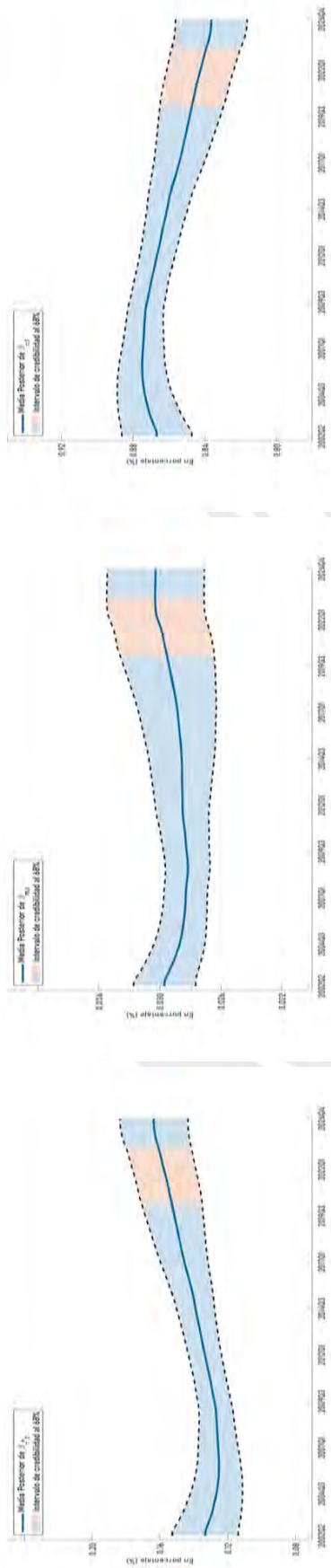
Con respecto a los resultados del modelo TVP con volatilidad constante, estos deben tomarse solo como referencia, pues el criterio DIC indica que la especificación con volatilidad estocástica se ajusta mejor a los datos. Aun así, sirve para contrastar: el modelo con volatilidad constante suele sobreestimar los promedios y, al mismo tiempo, mostrar un coeficiente de variación menor. Esto último obedece a que una varianza constante no logra captar las oscilaciones bruscas de la inflación subyacente registradas durante la pandemia y la pospandemia.

Tabla 4: Promedio de las medias posterior por período según parámetro cambiante en el tiempo (%)

Volatilidad Estocástica $\sigma_{\varepsilon}^2 = \sigma_t^2$						
	Inicio de MEI 2002Q2-2008Q1	Crisis financiera Internacional 2008Q2-2010Q1	Ausencia de desinflación 2014Q2-2017Q3	Pandemia y Pospandemia 2020Q1-2023Q2		
	Media posterior	Media posterior	Media posterior	Media posterior	IC 95 %	CV
$\beta_{\pi^e,t}$	0.1275	0.1278	0.1425	0.1566	[0.1196, 0.1935]	11.8
$\beta_{m,t}$	0.0287	0.0282	0.0287	0.0300	[0.0237, 0.0363]	10.5
$\beta_{\pi,t}$	0.8725	0.8722	0.8575	0.8434	[0.8065, 0.8804]	2.2
$\beta_{x,t}$	0.4667	0.2563	0.1210	0.0797	[0.0590, 0.1003]	13.0
σ_t^2	0.1130	0.0834	0.0867	0.1398	[0.0326, 0.2470]	38.4

Volatilidad Constante $\sigma_{\varepsilon}^2 = \sigma^2$						
	Inicio de MEI 2002Q2-2008Q1	Crisis financiera Internacional 2008Q2-2010Q1	Ausencia de desinflación 2014Q2-2017Q3	Pandemia y Pospandemia 2020Q1-2023Q2		
	Media posterior	Media posterior	Media posterior	Media posterior	IC 95 %	CV
$\beta_{\pi^e,t}$	0.1323	0.1325	0.1467	0.1604	[0.1319, 0.1889]	8.9
$\beta_{m,t}$	0.0296	0.0291	0.0298	0.0311	[0.0029, 0.0253]	9.3
$\beta_{\pi,t}$	0.8677	0.8675	0.8533	0.8396	[0.8111, 0.8681]	1.7
$\beta_{x,t}$	0.4998	0.2608	0.1134	0.0683	[0.0572, 0.0794]	8.1

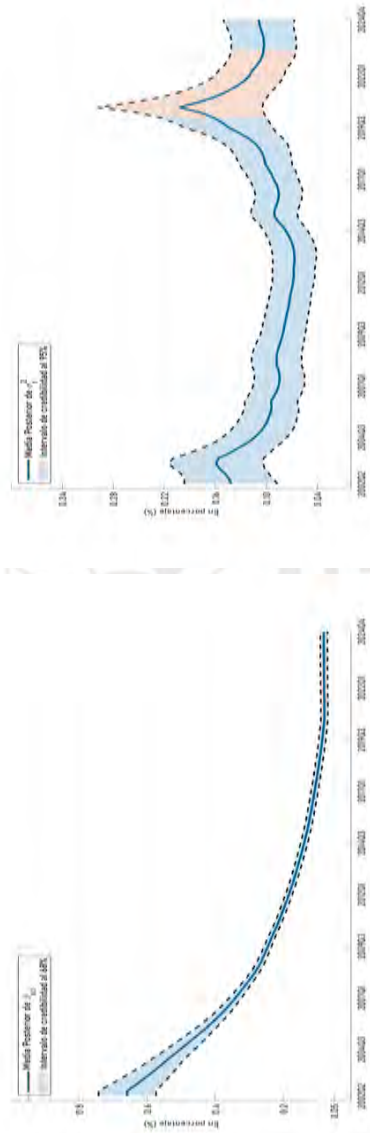
Figura 4: Media posterior de los parámetros cambiantes en el tiempo (β_t) y volatilidad estocástica (σ_t^2)



(a) Expectativas de inflación ($\beta_{\pi,t}$)

(b) Inflación importada ($\beta_{m,t}$)

(c) Inercia Inflacionaria ($\beta_{\pi,t}$)



(d) Pendiente de la curva de Phillips ($\beta_{x,t}$)

(e) Volatilidad estocástica estimada ($\sigma_t^2 = \gamma e^{h_t}$)

Notas: Los intervalos de credibilidad en color rojo corresponden al periodo de pandemia y pospandemia de la COVID-19, comprendido entre el primer trimestre de 2020 y el segundo trimestre de 2023 (2020Q1 - 2023Q2). Estos intervalos, estimados al 68 %, se construyeron a partir de las medias posteriores de los parámetros β_t utilizando la fórmula: $\beta_t \pm 1 \cdot ds(\beta_t)$.

8 Conclusiones

La presente investigación tuvo como objetivo analizar la dinámica de la curva de Phillips en la economía peruana durante el periodo 2002Q1–2024 Q4, con especial énfasis en los cambios observados durante la pandemia y la pospandemia. Para ello, se estimó una curva de Phillips semiestructural mediante un modelo bayesiano de parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica (TVP-SV), utilizando simulaciones MCMC sobre datos trimestrales de la inflación subyacente, brecha del producto, expectativas de inflación, inflación importada e inflación subyacente rezagada. A partir de los resultados obtenidos, pueden extraerse cuatro principales conclusiones principales. Primero, la pendiente de la curva de Phillips se redujo drásticamente durante la pandemia, alcanzando valores promedio de 0.079 p.p, lo que evidencia una escasa sensibilidad de la inflación frente a la brecha del producto. Este hallazgo responde directamente a la primera pregunta de investigación sobre los cambios en la pendiente durante la pandemia y la pospandemia. Segundo, la inercia inflacionaria se mantuvo elevada durante todo el periodo de muestra. Sin embargo, esta presentó menores valores durante la etapa de pandemia y pospandemia con un coeficiente promedio de 0,843 p.p, lo que sugiere que gran parte de la dinámica inflacionaria está dominada por efectos persistentes. Tercero, las expectativas de inflación aportaron de manera moderada a la explicación de la inflación subyacente, con un aporte promedio de 0.156 p.p, mientras que la inflación importada mostró un impacto acotado, debido a la naturaleza de la inflación subyacente, la cual excluye elementos relacionados a energía y alimentos y que se encuentran estrechamente relacionados con el tipo de cambio y shock de oferta mucho mas persistentes como los ocurridos durante la etapa de la pandemia. Finalmente, se identificó un incremento significativo en la volatilidad estocástica de la inflación, reflejando un entorno de mayor incertidumbre que afecta la estabilidad de la relación entre inflación y brecha del producto.

Referencias

- [1] Alanya, W., Maui. B., Punnosse. J., 2024. The resurgence of the New Zealand Phillips curve. Working Paper 002, Reserve Bank of New Zealand.
- [2] Albuquerque, B., Baumann, U., 2017. Will US inflation awake from the dead? The role of slack and non-linearities in the Phillips curve. *Journal of Policy Modeling*, Elsevier, vol. 39(2), 247-271. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2017.01.004>
- [3] Alessandria, G., Yar Khan, S., Khederlarian, A., Mix, C., K. Ruhl, K., 2023. The Aggregate Effects of Global and Local Supply Chain Disruptions: 2020-2022. *Journal of International Economics*, vol. 146. <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2023.103788>
- [4] Alvarez, J., Dizioli A., 2023. How Costly Will Reining in Inflation Be? It Depends on How Rational We Are. Working Paper 021. International Monetary Fund.
- [5] Aquino, J. 2019. La curva de Phillips Neokeynesiana de una economía pequeña y abierta: Especificación, quiebres estructurales y robustez. *Revista Estudios Económicos* 38, 43 - 59. Banco Central de Reserva del Perú. www.bcrp.gob.pe/publicaciones/revista-estudios-economicos.html
- [6] Ari, A., Garcia-Macia, D., Mishra, S., 2023. Has the Phillips Curve Become Steeper?. Working Paper 100. International Monetary Fund.
- [7] Atkenson, A., Ohanian, L., 2001. Are Phillips Curves Useful for Forecasting Inflation?. *Quarterly Review* 2511, 2-11. Federal Reserve Bank of Minneapolis. <https://doi.org/10.21034/qv.2511>
- [8] Baqaee, D., Farhi, E. 2022. Supply and Demand in Disaggregated Keynesian Economies with an Application to the COVID-19 Crisis. *American Economic Review* 112 (5), 1397-1436. <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.20201229>
- [9] Ball, L., Mazumder, S., 2019. The Nonpuzzling Behavior of Median Inflation. Working Paper 25512. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w25512>
- [10] Ball, L., Leigh, D., Mishra, P., 2022. Understanding U.S. Inflation During the COVID Era. Working Papers 208. International Monetary Fund.
- [11] Barrera, C., 2019. ¿Existe un tramo horizontal en la curva de Phillips? Perú 2005-2017. *Revista Estudios Económicos* 38, 61-80. Banco Central de Reserva del Perú. www.bcrp.gob.pe/publicaciones/revista-estudios-economicos.html
- [12] Benigno, M., y G. Eggertsson 2023. It's Back: The Surge in Inflation in the 2020s and the Return of the Non-linear Phillips Curve. Working Paper 31197. National Bureau of Economic Research. <https://ssrn.com/abstract=4433876>
- [13] Blake, A., Mumtaz, H. 2017. Applied Bayesian Econometrics for Central Bankers. *Handbook of Econometrics*, vol. 1. Centre for Central Banking Studies, Bank of England.
- [14] Blanchard, O., Cerutti, E., Summers, L. 2015. Inflation and Activity - Two Explorations and their Monetary Policy Implications. Working Paper 21726. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w21726>
- [15] Blanchard, O., Bernanke, B., 2023. What Caused the US Pandemic-Era Inflation?. Working Paper 31417. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w31417>

- [16] Blanchard, O., Domash, A., Summers, L., 2022. Bad news for the Fed from the Beveridge space. Policy Briefs 22-7. Peterson Institute for International Economics.
- [17] Boehm, C., y Pandalai-Nayar, N. 2022. Convex Supply Curves. *American Economic Review* 112 (12), 3941-3969. <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.20210811>
- [18] Bullard, J., 2018. The Case of the Disappearing Phillips Curve: a presentation at the 2018 ECB Forum on Central Banking Macroeconomics of Price- and Wage-Setting, Sintra, Portugal, Speech 314. Federal Reserve Bank of St. Louis.
- [19] Calvo, G., 1983. Staggered prices in a utility-maximizing framework. *Journal of Monetary Economics*, 12 (3), 383–398. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(83\)90060-0](https://doi.org/10.1016/0304-3932(83)90060-0)
- [20] Chib, S., Greenberg, E., 1995. Understanding the Metropolis-Hastings Algorithm. *The American Statistician* 49 (4), 327–335. <https://doi.org/10.1080/00031305.1995.10476177>
- [21] Chib, S., Greenberg, E., 1996. Markov Chain Monte Carlo Simulation Methods in Econometrics. *Econometric Theory* 12 (3), 409–431. <https://doi.org/10.1017/S0266466600006794>
- [22] Chib, S., 2001. Markov Chain Monte Carlo Methods: Computation and Inference. In: *Handbook of Econometrics*, vol. 5, pp. 3569-3649. [https://doi.org/10.1016/S1573-4412\(01\)05010-3](https://doi.org/10.1016/S1573-4412(01)05010-3), Chapter 57.
- [23] Clarida, R., Galí, J., Gertler, M., 2000. Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Evidence and Some Theory. *The Quarterly Journal of Economics*, 115 (1), 147-180. <http://www.jstor.org/stable/2586937>
- [24] Cooley, T., Prescott, E., 1976. Estimation in the Presence of Stochastic Parameter Variation. *Econometrica*, 44 (1), 167–184. <https://doi.org/10.2307/1911389>
- [25] Comin, D., Johnson, D., Jones, C., 2023. Supply Chain Constraints and Inflation. Working Paper 31179. National Bureau of Economic Research <https://doi.org/10.3386/w31179>
- [26] Cogley, T., Sargent, T., 2005. Drifts and volatilities: Monetary policies and outcomes in the post WWII US. *Review of Economic Dynamics*, 8 (2), 262–302. <https://doi.org/10.1016/j.red.2004.10.009>
- [27] Debelle, G., Laxton, D., 1996. Is the Phillips Curve Really a Curve? Some Evidence for Canada, the United Kingdom, and the United States. Working Paper 111. International Monetary Fund.
- [28] Durbin, J., Koopman, J., 2012. *Time Series Analysis by State Space Methods*. Oxford Statistical Science Series. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199641178.001.0001>
- [29] Durbin, J., Koopman, J., 2002. A Simple and Efficient Simulation Smoother for State Space Time Series Analysis. *Biometrika*, 89 (3), 603–615. <http://www.jstor.org/stable/4140605>
- [30] Duval, R., Ji, Y., Li, L., Oikonomou, M., Pizzinelli, C., Shibata, I., Sozzi, A., Tavares M., 2022. Labor Market Tightness in Advanced Economies. Staff Discussion Notes 001. International Monetary Fund.
- [31] de Jong, P., Shephard, N., 1995. The Simulation Smoother for Time Series Models. *Biometrika*, 82 (2), 339–350. <https://doi.org/10.2307/2337412>
- [32] Ferrante, A., Graves, S., Iacoviello, M., 2023. The inflationary effects of sectoral reallocation. *J. Mone. Economics*, vol. 140, S64-S81. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2023.03.003>

- [33] Friedman, M., 1968. The Role of Monetary Policy. *American Economic Review*, 58 (1), 1–17. <http://www.jstor.org/stable/1831652>
- [34] Gagliardone, L., Gertler, M., Lenzu, S., Tielens J., 2023. Anatomy of the Phillips Curve: Micro Evidence and Macro Implications. Working Paper 31382. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w31382>
- [35] Gali, J., Gertler, M. 1999. Inflation Dynamics: A Structural Econometric Analysis. *J. Mone. Economics*, 44 (2), 195-222. [https://doi.org/10.1016/S0304-3932\(99\)00023-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3932(99)00023-9)
- [36] Galí, J., Monacelli, T., 2005. Monetary policy and exchange rate volatility in a small open economy. *Review of Economic Studies*, 72 (3), 707–734. <https://doi.org/10.1111/j.1467-937X.2005.00349.x>
- [37] Gali, J., Gambetti, L., 2019. Has the U.S. Wage Phillips Curve Flattened? A Semi-Structural Exploration. Working Paper 25476. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w25476>
- [38] Geweke, J. 1992. Evaluating the Accuracy of Sampling-Based Approaches to the Calculation of Posterior Moments. Staff report 148. Federal Reserve Bank of Minneapolis. <https://doi.org/10.21034/sr.148>
- [39] Gopinath, G. 2022. How Will the Pandemic and War Shape Future Monetary Policy?. International Monetary Fund. <https://www.imf.org/en/News/Articles/2022/08/26/sp-gita-gopinath-remarks-at-the-jackson-hole-symposium>
- [40] Gudmundsson, T., Jackson, C., Portillo, R., 2024. The Shifting and Steepening of Phillips Curves During the Pandemic Recovery: International Evidence and Some Theory. Working Papers 007. International Monetary Fund.
- [41] Hamilton, J., 1994. *Time Series Analysis*. Princeton University Press, Princeton. <https://doi.org/10.1515/9780691218632>
- [42] Harding, T., Lindé, J., Trabandt, M., 2023. Understanding Post-COVID Inflation Dynamics. *Journal of Monetary Economics*, vol. 140, 101-118. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2023.05.012>
- [43] Harvey, A., 1989. *Forecasting, structural times series models and Kalman filter*. Cambridge University Press, Cambridge. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107049994>
- [44] Hobijn, B., Miles, D., Royal, A., Zhang, S., 2023. The Recent Steepening of Phillips Curves. Chicago Fed Letter 475. Federal Reserve Bank of Chicago. <https://www.chicagofed.org/publications/chicago-fed-letter/2023/475>
- [45] Hong, G., Koczan, Z., Lian, W., Nabar, M., 2019. More Slack than Meets the Eye? Recent Wage Dynamics in Advanced Economies. Working paper 50. International Monetary Fund.
- [46] Jordà, O., 2005. Estimation and Inference of Impulse Responses by Local Projections. *American Economic Review*, 95 (1), 161-182. <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/0002828053828518>
- [47] Jordà, O., Nechio, F., 2018. Inflation Globally. Working Paper 850. Central Bank of Chile.
- [48] Kalman, R. 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82 (1), 35–45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>

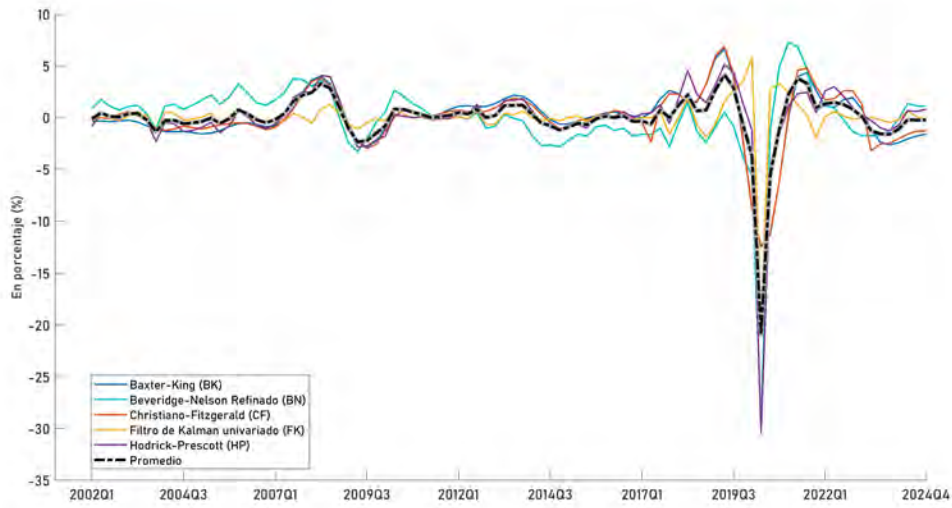
- [49] Kamber, G., Morley, J., Wong, B., 2025. Trend-cycle decomposition in the presence of large shocks. *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol. 173, 105066. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2025.105066>
- [50] Karlsson, S., Österholm, P., 2005. Is the US Phillips Curve Stable? Evidence from Bayesian VARs. *Scandinavian Journal of Economics*, 125 (1), 287-314. <https://doi.org/10.1111/sjoe.12508>
- [51] Kim, S., Shephard, N., Chib, S., 1998. Stochastic Volatility: Likelihood Inference and Comparison with ARCH Models. *Review of Economic Studies*, 65 (3), 361-393. <http://www.jstor.org/stable/2566931>
- [52] Kuttner, K., Robinson, T., 2010. Understanding the flattening Phillips curve. *North American Journal of Economics and Finance*, 21 (2), 110-125. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2008.10.003>
- [53] Lombardi, M., Riggi, M., Viviano, E., 2020. Bargaining power and the Phillips curve: a micro-macro analysis. Working Paper 903. Bank for International Settlements
- [54] Lucas, R., 1976. Econometric policy evaluation: A critique. In Brunner, K., Meltzer, A., *The Phillips Curve and Labor Markets*. Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, vol. 1, 19-46. [https://doi.org/10.1016/S0167-2231\(76\)80003-6](https://doi.org/10.1016/S0167-2231(76)80003-6)
- [55] Matheson, T., Starvrev, E., 2013. The great recession and the inflation puzzle. Working Paper 124. International Monetary Fund.
- [56] McLeay, M., Tenreyro, S., 2020. Optimal Inflation and the Identification of the Phillips Curve. *NBER Macroecon. Annu.* 34, 199-255. <https://doi.org/10.1086/707181>
- [57] Meléndez, A., Rodríguez, G., 2023. Evolution over time of the effects of fiscal shocks in the peruvian economy: empirical application using TVP-VAR-SV models. Working Paper 516, Pontificia Universidad Católica del Perú. <http://doi.org/10.18800/2079-8474.0516>
- [58] Meléndez, A., Rodríguez, G., 2025. Evolving impacts of fiscal policy on macroeconomic fluctuations in Peru. *Economic Analysis and Policy*, vol. 85, 1135-1158. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2024.12.019>
- [59] Nakajima, J., 2011. Time-varying parameter VAR model with stochastic volatility: An overview of methodology and empirical applications. Discussion Paper Series 11-E-09, Institute for Monetary and Economic Studies, Bank of Japan.
- [60] Okun, A. 1963. Potential GNP: Its Measurement and Significance. In *Proceedings of the Business and Economics Section*, 98-103. American Statistical Association.
- [61] Phillips, A., 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. <https://doi.org/10.2307/2550759>.
- [62] Phelps, E., 1967. Phillips Curves, Expectations of Inflation and Optimal Unemployment over Time. *Economica*, 34 (135), 254-281. <https://doi.org/10.2307/2552025>
- [63] Primiceri, G., 2005. Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy. *Review of Economic Studies*, 72 (3), 821-852. <https://doi.org/10.1111/j.1467-937X.2005.00353.x>

- [64] Reis, R., 2022. The Burst of High Inflation in 2021–22: How and Why Did We Get Here? Working Paper 1060. Bank for International Settlements.
- [65] Rojas, Y., 2019. Una exploración de la estabilidad de la curva de Phillips en el Perú. *Revista Estudios Económicos* 38, 9–42. Banco Central de Reserva del Perú. www.bcrp.gob.pe/publicaciones/revista-estudios-economicos.html
- [66] Samuelson, P., Solow, R., 1960. Analytical Aspects of Anti-Inflation Policy. *American Economic Review*, 50 (2), 177-194. <http://www.jstor.org/stable/1815021>
- [67] Shephard, N., Pitt, M., 1997. Likelihood Analysis of Non-Gaussian Measurement Time Series. *Biometrika*, 84 (3), 653–667. <https://doi.org/10.1093/biomet/84.3.653>
- [68] Spiegelhalter, D., Best, N., Carlin, B., Van der Linde, A., 2002. Bayesian Measures of Model Complexity and Fit. *Journal of the Royal Statistical Society Series B* 64(4), 583-639.
- [69] Stock, J., Watson M., 1989. New indexes of coincident and leading economic indicators. *NBER Macroecon. Annu.* 4, 351-394. <https://doi.org/10.1086/654119>
- [70] Stock, J., Watson M., 2007. Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast?. *Journal of Money, Credit and Banking*, 39, 3-33 <https://doi.org/10.1111/j.1538-4616.2007.00014.x>
- [71] Stock, J., Watson M., 2008. Phillips Curve Inflation Forecasts. Working paper 14322. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w14322>
- [72] Stock, J., Watson M., 2010. Modeling Inflation after the Crisis. Working paper 16488. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w16488>
- [73] Stock, J., Watson M., 2019. Trend, Seasonal, and Sectoral Inflation in the Euro Area. Working paper 847. Central Bank of Chile. <https://hdl.handle.net/20.500.12580/4886>
- [74] Teo, W., 2024. Phillips Curve Relation in Pre and Post Covid Malaysia. Working Paper 003. Bank Negara Malaysia.
- [75] Uhlig, H., 1997. Bayesian vector autoregressions with stochastic volatility. *Econometrica*, 65 (1), 59–73. <https://doi.org/10.2307/2171813>
- [76] Vassallo, R., 2021. Choques externos y fluctuaciones macroeconómicas en países de la Alianza del Pacífico: aplicación empírica usando modelos TVP-VAR-SV. [Tesis de Maestría, Pontificia Universidad Católica del Perú]. Repositorio institucional de la Pontificia Universidad Católica del Perú. <http://hdl.handle.net/20.500.12404/20352>
- [77] Vassallo, R., Rodríguez, G., Castillo, P., 2023. Effects of external shocks on macroeconomic fluctuations in Pacific Alliance countries. *Economic Modelling*, vol. 124, 106302. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2023.106302>
- [78] Vega, M., Bigio, S., Florián, D., Llosa, G., Miller, S., Ramírez, N., Rodríguez, D., Salas, J., Winkelried, D., 2009. Un modelo semi-estructural de proyección para la economía peruana. *Revista Estudios Económicos* 17, 51-83. Banco Central de Reserva del Perú
- [79] Waller, C., 2023. The unstable Phillips curve. Federal Reserve Board. <https://www.federalreserve.gov/newsevents/speech/waller20230331a.htm>
- [80] Watanabe, T., Omori, Y., 2004. A Multi-move Sampler for Estimating Non-Gaussian Time Series Models: Comments on Shephard and Pitt (1997). *Biometrika*, 91 (1), 246–248. <https://doi.org/10.1093/biomet/91.1.246>
- [81] Winkelried, D., 2013. Modelo de Proyección Trimestral del BCRP: Actualización y Novedades. *Revista Estudios Económicos* 26, 9-60. Banco Central de Reserva del Perú.

Anexos

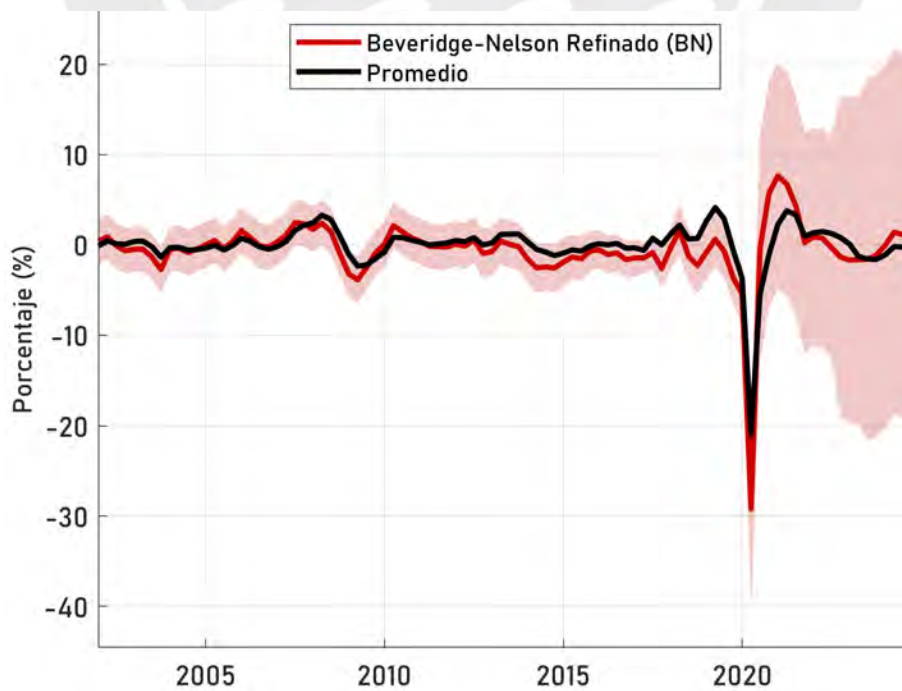
A.1. Brechas del Producto

Figura 5: Brecha del Producto de la economía peruana (%), 2002Q1 - 2024Q4



Elaboración Propia

Figura 6: Brecha del Producto de Beveridge - Nelson refinado y Brecha del Producto promedio (%), 2002Q1 - 2024Q4



Elaboración Propia

A.2. Dinámica de la inflación en la Curva de Phillips Neokeynesiana

Con el fin de derivar la evolución de la inflación total de la curva de Phillips de la ecuación (3) partimos de la expresión de la media de la inflación total de una canasta de consumo expresada también en términos de precios externos, tal como se define a continuación:

$$\pi_t = (1 - \alpha) \pi_{H,t} + \alpha \pi_{F,t}$$

$$\pi_t = \pi_{H,t} - \alpha \pi_{H,t} + \alpha \pi_{F,t}$$

$$\pi_t = \pi_{H,t} + \alpha [\pi_{F,t} - \pi_{H,t}]$$

$$\pi_t = \pi_{H,t} + \alpha \Delta s_t$$

Iterando la expresión anterior un periodo hacia adelante y traspasando términos, obtenemos:

$$\pi_{t+1} = \pi_{H,t+1} + \alpha \Delta s_{t+1}$$

$$\pi_{H,t+1} = \pi_{t+1} - \alpha \Delta s_{t+1}$$

Ahora, utilizando la expresión de la inflación doméstica dada en la ecuación (1):

$$\pi_{H,t} = \beta \mathbb{E}_t \pi_{H,t+1} + \kappa x_t + u_t$$

podemos sustituir en la expresión de la inflación π_t , utilizando también la forma iterada de dicha variable, como se muestra a continuación:

$$\pi_t = \pi_{H,t} + \alpha \Delta s_t$$

$$\pi_t = \beta \mathbb{E}_t \pi_{H,t+1} + \kappa x_t + u_t + \alpha \Delta s_t$$

$$\pi_t = \beta \mathbb{E}_t (\pi_{t+1} - \alpha \Delta s_{t+1}) + \kappa x_t + u_t + \alpha \Delta s_t$$

$$\pi_t = \beta \mathbb{E}_t \pi_{t+1} - \beta \alpha \mathbb{E}_t \Delta s_{t+1} + \kappa x_t + u_t + \alpha \Delta s_t$$

$$\pi_t = \beta \mathbb{E}_t \pi_{t+1} + \kappa x_t + \alpha [\Delta s_t - \beta \mathbb{E}_t \Delta s_{t+1}] + u_t$$

$$\pi_t = \beta \mathbb{E}_t \pi_{t+1} + \kappa x_t + \gamma^m \pi_t^m + u_t$$

lo que nos proporciona la expresión de la dinámica de la inflación total dada por la ecuación (3).

A.3. Proceso de iteración

El proceso de solución resulta al iterar la ecuación (5) s veces hacia adelante. Luego, aplicando la Ley de Expectativas Iteradas y considerando que la expresión $g_t = \kappa x_t + \gamma^m \pi_t^m + u_t$ sigue un proceso AR(1) tal como: $g_t = \rho g_{t-1} + e_t$; donde e_t es un ruido blanco con media 0 y varianza constante, se obtiene:

$$\hat{\pi}_t = \lim_{s \rightarrow \infty} \beta^s \mathbb{E}_t \hat{\pi}_{t+s} + \lim_{s \rightarrow \infty} \beta^{s-1} \mathbb{E}_t g_{t+s-1} + \lim_{s \rightarrow \infty} \beta^{s-2} \mathbb{E}_t g_{t+s-2} + \dots + \beta^2 \mathbb{E}_t g_{t+2} + \beta \mathbb{E}_t g_{t+1} + g_t$$

Aplicando expectativas sobre los términos $\{g_{t+1}, g_{t+2}, \dots, \lim_{s \rightarrow \infty} g_{t+s-1}\}$ tendremos:

$$\mathbb{E}_t g_{t+1} = \rho \mathbb{E}_t g_t + \mathbb{E}_t e_{t+1} = \rho g_t$$

$$\mathbb{E}_t g_{t+2} = \rho \mathbb{E}_t g_{t+1} + \mathbb{E}_t e_{t+2} = \rho^2 g_t$$

$$\mathbb{E}_t g_{t+3} = \rho \mathbb{E}_t g_{t+2} + \mathbb{E}_t e_{t+3} = \rho^3 g_t$$

⋮

$$\mathbb{E}_t \lim_{s \rightarrow \infty} g_{t+s-1} = \rho \mathbb{E}_t \lim_{s \rightarrow \infty} g_{t+s-2} + \mathbb{E}_t \lim_{s \rightarrow \infty} e_{t+s-1} = \lim_{s \rightarrow \infty} \rho^{s-1} g_t$$

Teniendo en cuenta que el factor de descuento $0 < \beta < 1$ está acotado, reemplazando y factorizando la expresión anterior en la solución de la ecuación en diferencias, obtenemos:

$$\hat{\pi}_t = g_t \left(1 + \beta \rho + \beta^2 \rho^2 + \beta^3 \rho^3 + \dots + \lim_{s \rightarrow \infty} \beta^{s-1} \rho^{s-1} \right)$$

$$\hat{\pi}_t = \frac{g_t}{1 - \beta \rho}$$

$$\hat{\pi}_t = \frac{\kappa x_t + \gamma^m \pi_t^m + u_t}{1 - \beta \rho}$$

A.4. Criterio de información por desviaciones (DIC)

El *Deviance Information Criterion* (DIC) fue planteado por Spiegelhalter et al. (2002). Siguiendo la notación de Chan y Grant (2016), la desviación o medida de ajuste del modelo con los datos se define como

$$D(\theta) = -2\log f(y | \theta) + 2\log h(y)$$

donde $f(y | \theta)$ es la función de verosimilitud del modelo y $h(y)$ es una función que depende de los datos. A su vez, la complejidad del modelo se cuantifica mediante el número efectivo de parámetros definido como:

$$p_D = \overline{D(\theta)} - D(\tilde{\theta})$$

donde $\overline{D(\theta)}$ se define como :

$$\overline{D(\theta)} = -2\mathbb{E}_\theta[\log f(y | \theta) | y] + 2\log h(y)$$

es la desviación media posterior y $\tilde{\theta}$ representa un estimador puntual de θ . Con estas definiciones, el DIC se expresa como la suma de la desviación media posterior y del número efectivo de parámetros:

$$\text{DIC} = \overline{D(\theta)} + p_D.$$

Si se toma $h(y) = 1$ para facilitar la comparación, y se reemplaza las definiciones anteriores, se obtiene:

$$\text{DIC} = 2\overline{D(\theta)} - D(\tilde{\theta})$$

con lo cual tenemos:

$$\text{DIC} = -4\mathbb{E}_\theta[\log f(y | \theta) | y] + 2\log f(y | \tilde{\theta})$$

El estimador $\tilde{\theta}$ suele elegirse como la moda posterior $\hat{\theta}$. El primer término de la expresión anterior se aproxima mediante la media de las log-verosimilitudes $\log f(y | \theta)$ evaluadas sobre las muestras posteriores de θ . Para aproximar la moda posterior $\hat{\theta}$ se identifica el vector de parámetros que maximiza el producto $f(y | \theta)f(\theta)$, donde $f(\theta)$ es la densidad

prior. Finalmente, la versión utilizada queda como:

$$\text{DIC} = -4\mathbb{E}_\theta[\log f(y|\theta)|y] + 2\log f(y|\hat{\theta}). \quad (22)$$

A.5. El método de muestreo MCMC (Markov Chain Monte Carlo)

De acuerdo con [Nakajima \(2011\)](#), este método se enmarca dentro de la inferencia bayesiana y tiene como propósito evaluar la *distribución posterior* conjunta de los parámetros de interés, dada una *distribución prior* sobre dichos parámetros. A partir de un conjunto de datos, se genera repetidamente una cadena de Markov cuya distribución invariante (o estacionaria) corresponde a la distribución posterior. Existen diversas estrategias para construir cadenas de Markov con esta propiedad, como se describe en [Chib y Greenberg \(1996\)](#) y [Chib \(2001\)](#). En la inferencia bayesiana se parte por especificar la densidad prior, denotada por $\pi(\theta)$, para un vector de parámetros desconocidos θ . Sea $f(y|\theta)$ la función de verosimilitud para los datos $y = \{y_1, \dots, y_n\}$. La inferencia se basa entonces en la *distribución posterior*, denotada por $\pi(\theta|y)$, que se obtiene mediante el teorema de Bayes:

$$\pi(\theta|y) = \frac{f(y|\theta)\pi(\theta)}{\int f(y|\theta)\pi(\theta)d\theta}.$$

En términos bayesianos, la información previa sobre θ se actualiza al observar los datos representados por el vector y . La expresión resultante para la distribución posterior incluye un denominador que puede escribirse como $m(y) = \int f(y|\theta)\pi(\theta)d\theta$, conocido como la constante de normalización o distribución marginal. Sin embargo, en muchos casos prácticos, tanto la función de verosimilitud como la constante de normalización resultan difíciles, o incluso imposibles, de calcular de forma analítica. Para abordar esta limitación, se han desarrollado diversos métodos computacionales que permiten aproximar o muestrear directamente desde la *distribución posterior*. Entre estos, los algoritmos de muestreo MCMC (Markov Chain Monte Carlo) destacan por su flexibilidad y eficacia, ya que permiten generar muestras de la distribución posterior sin requerir el cálculo explícito de la constante de normalización. Estos algoritmos operan de manera recursiva, simulando distribuciones condicionales en las que los valores más recientes de los parámetros sirven como base para actualizar las simulaciones sucesivas. Uno de los métodos MCMC más conocidos que sigue este principio es el muestreador de Gibbs. Para ilustrar

su funcionamiento, consideremos un vector de parámetros desconocidos $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_p)$.

El procedimiento se construye de la siguiente manera:

1. Elegir un punto de partida arbitrario $\theta^{(0)} = (\theta_1^{(0)}, \dots, \theta_p^{(0)})$, y establecer $i = 0$.
2. Dado $\theta^{(i)} = (\theta_1^{(i)}, \dots, \theta_p^{(i)})$,
 - a) Generar $\theta_1^{(i+1)}$ desde la distribución posterior condicional $\pi(\theta_1^{(i+1)} | \theta_2^{(i)}, \dots, \theta_p^{(i)})$,
 - b) Generar $\theta_2^{(i+1)}$ desde $\pi(\theta_2^{(i+1)} | \theta_1^{(i+1)}, \theta_2^{(i)}, \dots, \theta_p^{(i)})$,
 - c) Generar $\theta_3^{(i+1)}$ desde $\pi(\theta_3^{(i+1)} | \theta_1^{(i+1)}, \theta_2^{(i+1)}, \theta_3^{(i)}, \dots, \theta_p^{(i)})$,
 - d) Generar $\theta_4^{(i+1)}, \dots, \theta_p^{(i+1)}$, de la misma manera.
3. Establecer $i = i + 1$, y volver al paso 2.

Estas muestras pueden utilizarse como base para realizar inferencia estadística, aprovechando los teoremas ergódicos aplicables a las cadenas de Markov.

En el contexto de la estimación de un modelo de regresión con parámetros cambiantes en el tiempo (TVP), existen varias razones para preferir la inferencia bayesiana junto con métodos de muestreo MCMC. Primero, la función de verosimilitud es intratable debido a la presencia de ecuaciones de estado no lineales como la volatilidad estocástica, lo que imposibilita aplicar métodos clásicos como la estimación por Máxima Verosimilitud. Además, la constante de normalización tampoco puede evaluarse analíticamente, lo que impide obtener una forma cerrada de la distribución posterior. Segundo, el enfoque MCMC permite muestrear no solo los parámetros del modelo, $\theta \equiv (\alpha, \Sigma, \phi, \sigma_\eta, \gamma)$ sino también las variables de estado $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_n\}$ y $h = \{h_1, \dots, h_n\}$, de manera simultánea. Esto facilita la inferencia sobre las variables de estado incorporando de manera explícita la incertidumbre asociada a los parámetros θ . Y tercero, el procedimiento MCMC permite estimar funciones no triviales de los parámetros, como las funciones de impulso respuesta, teniendo en cuenta la incertidumbre paramétrica mediante las muestras generadas.

A.6. Análisis de Convergencia de las Cadenas de Markov

Figura 7: Análisis de autocorrelación de las cadenas de Markov (superior), sendas de las muestras simuladas (medio) y densidades posteriores de los coeficientes (inferior)

