

Las capas en la persistencia de la inflación en Honduras

Cristian Andres Cruz Torres

Banco Central de Honduras (BCH)

cristian.cruz@bch.hn

Julio 2023

Resumen

En este artículo se analiza la tendencia en la inflación a través de un modelo multivariado el cual desagrega los rubros que componen el índice de precios al consumidor, identificando a través de ellos, las capas en la persistencia de la inflación, las cuales muestran volatilidad en el tiempo. El análisis fue hecho tanto para la inflación total como para la subyacente, comparando las estimaciones de la tendencia agregada así como por rubro, finalizando con la evaluación del desempeño de los pronósticos. Concluyendo que aquellos rubros que son más volátiles y que poseen mayor ponderación son los que más contribuyen en la persistencia de la tendencia de la inflación.

1. Introducción

La inflación es definida como el aumento generalizado y sostenido de los precios de los bienes y servicios existentes en el mercado durante un determinado período de tiempo. Es decir, la inflación refleja la disminución del poder adquisitivo de la moneda, mediante la pérdida del valor real como medio de pago interno de una economía ([Mankiw \(2019\)](#)).

Los efectos de la inflación son diversos, y pueden ser tanto positivos como negativos. Los efectos negativos incluyen la disminución del valor real de la moneda a través del tiempo, el desaliento del ahorro y la inversión debido a la incertidumbre sobre el valor futuro del dinero, y la escasez de bienes. Los efectos positivos incluyen la posibilidad de los bancos centrales de ajustar las tasas de interés nominal con el propósito de mitigar una recesión y de fomentar la inversión en proyectos de capital no monetarios.

Existen tres tipos de inflación:

- Inflación por consumo o demanda. Obedece a la ley de la oferta y la demanda. Si la demanda de bienes excede la capacidad de producción o importación de bienes, los precios tienden a aumentar.

- Inflación por costos. Se da cuando el precio de las materias primas (petróleo, energía, etc.) aumenta, llevando al productor a incrementar sus precios, para mantener su margen de ganancias.
- Inflación autoconstruida. Ocurre cuando se prevé un fuerte incremento futuro de precios, y se comienzan a ajustar éstos desde antes para que el aumento sea gradual.

El índice de precios al consumidor (IPC) es el que valora los precios de un determinado conjunto de bienes y servicios (conocido como “canasta familiar de bienes y servicios”) determinado sobre la base de la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH (1998/99)). Dicho índice mide los cambios en los precios de una canasta de bienes y servicios que los hogares adquieren de manera regular, a través de la variación del precio de cada uno, respecto a dichos precios en el año base. Se trata de un porcentaje que puede ser positivo (lo que indica un incremento de los precios) o negativo (caída de los precios). Es un indicador muy utilizado por los gobiernos para medir la inflación.

La ponderación en la canasta familiar de bienes y servicios, corresponde a la importancia relativa del gasto de éstos dentro del presupuesto de los hogares. En Honduras los rubros usados para la construcción del IPC con sus respectivas ponderaciones (BCH (1999)) son presentadas en la tabla 1.

Rubro	Ponderación
Alimentos y Bebidas no Alcohólicas	31.81 %
Bebidas Alcohólicas y Tabaco	0.36 %
Prendas de Vestir y Calzado	8.17 %
Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles	19.25 %
Muebles y Artículos para la Conservación del Hogar	6.67 %
Salud	3.65 %
Transporte	9.05 %
Comunicaciones	1.69 %
Recreación y Cultura	3.97 %
Educación	3.05 %
Restaurantes y Hoteles	7.15 %
Cuidado Personal	5.18 %
IPC	100.00 %

Tabla 1: Ponderaciones de los rubros para la construcción del IPC

La inflación total se mide a partir del IPC. De la inflación total, se puede obtener la subyacente la cual es una variante de la primera, diferenciándose por la exclusión por algunos rubros como ser: Alimentos y Bebidas no Alcohólicas; y Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles. Lo anterior, con el fin de separar del IPC los productos que, por su naturaleza, tienen un comportamiento de precios fuera del alcance de la influencia de la política monetaria. Por lo general, estos productos presentan históricamente variaciones volátiles, Clark (2001).

Derivado de lo antes expuesto, resulta relevante pronosticar la inflación (total o subyacente), con el propósito de conocer el nivel y la tendencia que esta pueda tener para un período de tiempo específico. Debido a que existen múltiples fuentes de incertidumbre en los datos de inflación y que la naturaleza de esta incertidumbre puede cambiar con el tiempo, la tarea de estimar su tendencia es difícil y de relevancia continua. Producir una estimación precisa de la tendencia requiere distinguir variaciones persistentes en la inflación de aquellas que es poco probable que persistan en el futuro. Esta estimación de la tendencia se le denomina MCT (*Multivariate Core Trend*), metodología propuesta por [Stock y Watson \(2016\)](#). Una característica de este modelo es que no remueve la volatilidad en las observaciones, la cual se modela dentro de la estructura de la estimación.

Aparte de lo relevante a estudiar, también se pretende analizar si se cumple con la metáfora de la “cebolla” ([Almuzara, Jarocinski, y Sbordone \(2023\)](#)), que consiste en identificar las capas de la inflación a través de los diferentes rubros que componen la construcción del IPC. En esta metodología se estima “un componente tendencial por rubro”, y el análisis brinda un panorama sobre qué rubros influenciaron el comportamiento del IPC durante y después de la Pandemia del COVID-19. Lo anterior, permitirá lograr una estimación más precisa del componente tendencial, obtenido a partir de la desagregación de las tendencias por rubros.

Igualmente, se analizan las estimaciones en series de tiempo para examinar las siguientes preguntas sobre la medición de la inflación tendencial y su relación con la inflación subyacente, [Cogley y Sargent \(2015\)](#). En primer lugar, ¿pueden obtenerse medidas más precisas de la tendencia de la inflación utilizando la desagregación por rubros, en relación con la suavización de la serie de tiempo de la inflación agregada? Y en segundo lugar, ¿mejoran estas medidas de inflación tendencial de la inflación subyacente convencional cuando se trata de pronosticar la inflación en un horizonte?

[Stock y Watson \(2016\)](#) proponen un modelo univariado y multivariado de componentes no observables con volatilidad estocástica ajustada con valores atípicos (*univariate and multivariate unobserved-components stochastic volatility outlier-adjusted (UCSVO y MUCSVO)*), que permite una persistencia común y factores transitorios, volatilidad estocástica en la tendencia común y también en los factores específicos de cada rubro. Las cargas factoriales variables en el tiempo permiten cambios en los movimientos entre rubros (estimación de componente tendencial para cada uno). Introducir volatilidad estocástica permitirá detectar cambios en la persistencia de la inflación en cada rubro. Una fortaleza de este método es que las estimaciones resultantes de las tendencias históricas se ajustan a los cambios en las series de datos, así como a los cambios fundamentales en la volatilidad y persistencia de los componentes en la serie.

El documento está organizado de la siguiente forma, en la sección 2 se describen los modelos UCSVO y MUCSVO, y el proceso de estimación. En la sección 3 se presentan

los resultados del modelo univariado UCSVO, que consiste cuando se considera solamente la inflación total y subyacente. La sección 4, muestra los resultados del modelo multivariado MUCSVO que es cuando se desagrega ambas inflaciones en los rubros que las componen. La sección 5 analiza las capas en la persistencia de la inflación. En la sección 6 se analiza el desempeño de predicción de los modelos y finalmente la sección 7 presenta las principales conclusiones.

2. Metodología

2.1. Modelo UCSVO univariado

El modelo usado para la estimación del MCT es el propuesto por [Stock y Watson \(2016\)](#), se le conoce como *univariate unobserved components/stochastic volatility outlier-adjustment (UCSVO) model*, siendo una extensión del modelo propuesto por los mismos autores ([Stock y Watson, 2007](#)), donde expresa la tasa de inflación π_t como la suma de un componente permanente τ_t y un transitorio ϵ_t , las varianzas de ambos componentes varían en el tiempo de acuerdo a un proceso de volatilidad estocástica independiente y las innovaciones de cada componente pueden tener colas pesadas (valores atípicos):

$$\pi_t = \tau_t + \epsilon_t, \quad (1)$$

$$\tau_t = \tau_{t-1} + \sigma_{\Delta\tau,t} \times \eta_{\tau,t}, \quad (2)$$

$$\epsilon_t = \sigma_{\epsilon,t} \times s_t \times \eta_{\epsilon,t}, \quad (3)$$

$$\Delta \ln(\sigma_{\epsilon,t}^2) = \gamma_{\epsilon} \nu_{\epsilon,t}, \quad (4)$$

$$\Delta \ln(\sigma_{\Delta\tau,t}^2) = \gamma_{\Delta\tau} \nu_{\Delta\tau,t}, \quad (5)$$

donde los errores $(\eta_{\epsilon}, \eta_{\tau}, \nu_{\epsilon}, \nu_{\Delta\tau})$ se distribuyen independientes e idénticamente distribuidas *iid* $N(0, I_4)$, y s_t es una variable aleatoria *iid* que genera valores atípicos en ϵ_t .

La ecuación 1 denota la tasa de inflación π_t como la suma de τ_t (MCT) y ϵ_t , la ecuación 2 expresa a τ_t como un camino aleatorio que tiene un error $\eta_{\tau,t}$ con desviación estándar variando en el tiempo, $\sigma_{\Delta\tau,t}$. La ecuación 3, describe el comportamiento del componente transitorio ϵ_t que es dado como el producto de una variable *iid* s_t y una innovación $\eta_{\epsilon,t}$ que también posee una desviación estándar que varía en el tiempo, $\sigma_{\epsilon,t}$. Finalmente, las ecuaciones 4 y 5 muestran un camino aleatorio en escala logarítmica para la volatilidad de los errores en el componente de tendencia y transitorio.

La variable s_t está definida como $s_t = 1$ con probabilidad $(1 - p)$ y $s_t \sim U[2, 10]$ con probabilidad p . Esta definición en el modelo permite valores atípicos en la inflación, es decir, grandes cambios en la volatilidad del nivel de precios que ocurren cada período con probabilidad p . Este modelo UCSVO posee solamente tres parámetros fijos: $\gamma_{\epsilon}, \gamma_{\Delta\tau}$

y p , donde γ_ϵ y $\gamma_{\Delta\tau}$ representan las variables de escala de las innovaciones en el proceso de volatilidad estocástica, y p controla la frecuencia de los valores atípicos.

2.2. Modelo UCSVO multivariado

Este es conocido como modelo UCSVO multivariado (MUCSVO) el cual extiende el modelo UCSVO univariado para incluir un factor latente común tanto en la tendencia como en los componentes transitorios de la inflación, donde las cargas del factor también varían en el tiempo. Sea el subíndice c para denotar el factor latente común e i para denotar cada rubro. Este modelo es un modelo dinámico con cargas de factor variables en el tiempo y volatilidad estocástica, extendido para tener componentes permanentes, transitorios y para manejar valores atípicos en la perturbación transitoria ([Del Negro y Otrok \(2008\)](#)).

El modelo es definido como:

$$\pi_{i,t} = \alpha_{i,\tau,t}\tau_{c,t} + \alpha_{i,\epsilon,t}\epsilon_{c,t} + \tau_{i,t} + \epsilon_{i,t}, \quad (6)$$

$$\tau_{c,t} = \tau_{c,t-1} + \sigma_{\Delta\tau,c,t} \times \eta_{\tau,c,t}, \quad (7)$$

$$\epsilon_{c,t} = \sigma_{\epsilon,c,t} \times s_{c,t} \times \eta_{\epsilon,c,t}, \quad (8)$$

$$\tau_{i,t} = \tau_{i,t-1} + \sigma_{\Delta\tau,i,t} \times \eta_{\tau,i,t}, \quad (9)$$

$$\epsilon_{i,t} = \sigma_{\epsilon,i,t} \times s_{i,t} \times \eta_{\epsilon,i,t}, \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \alpha_{i,\tau,t} &= \alpha_{i,\tau,t-1} + \lambda_{i,\tau}\zeta_{i,\tau,t}, \\ \alpha_{i,\epsilon,t} &= \alpha_{i,\epsilon,t-1} + \lambda_{i,\epsilon}\zeta_{i,\epsilon,t}, \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \Delta \ln(\sigma_{\Delta\tau,c,t}^2) &= \gamma_{\Delta\tau,c}\nu_{\Delta\tau,c,t}, \\ \Delta \ln(\sigma_{\epsilon,c,t}^2) &= \gamma_{\epsilon,c}\nu_{\epsilon,c,t}, \\ \Delta \ln(\sigma_{\Delta\tau,i,t}^2) &= \gamma_{\Delta\tau,i}\nu_{\Delta\tau,i,t}, \\ \Delta \ln(\sigma_{\epsilon,i,t}^2) &= \gamma_{\epsilon,i}\nu_{\epsilon,i,t}, \end{aligned} \quad (12)$$

donde los errores $(\eta_{\tau,c,t}, \eta_{\epsilon,c,t}, \eta_{\tau,i,t}, \eta_{\epsilon,i,t}, \zeta_{i,\tau,t}, \zeta_{i,\epsilon,t}, \nu_{\Delta\tau,c,t}, \nu_{\epsilon,c,t}, \nu_{\Delta\tau,i,t}, \nu_{\epsilon,i,t})$ son *iid* normal estándar.

La ecuación 6 representa la inflación del rubro i , $\pi_{i,t}$, como la suma de un factor común latente para la tendencia de la inflación $\tau_{c,t}$, un componente transitorio común latente, $\epsilon_{c,t}$ y componentes de tendencia y transitorias específicas por rubro $\tau_{i,t}$ y $\epsilon_{i,t}$, donde también los coeficientes de los factores se comportan como un camino aleatorio (*random walk*). Las ecuaciones 7 a 10 permiten la presencia de volatilidad estocástica en los componentes latentes comunes y específicos de cada rubro, donde la volatilidad estocástica evoluciona según un camino aleatorio en escala logarítmica, como puede ser visto en las ecuaciones 12. Al igual que en el modelo univariado, el modelo multivariado permite la presencia de valores atípicos en los componentes transitorios comunes y por

rubro a través de las variables aleatorias independientes $s_{c,t}$ y $s_{i,t}$ en las ecuaciones 8 y 10, con probabilidades p_c y p_i respectivamente.

La tendencia de la inflación por rubro (MCT por rubro) es definida como la suma de la contribución del factor latente común y de la tendencia sectorial, es decir, $\alpha_{i,\tau,t}\tau_{c,t} + \tau_{i,t}$. La tendencia de la inflación agregada es la media ponderada de estas tendencias sectoriales:

$$Tendencia\ agregada = \tau_t = \sum_{i=1}^n w_i(\alpha_{i,\tau,t}\tau_{c,t} + \tau_{i,t}) \quad (13)$$

donde w_i es la ponderación de cada rubro i en la construcción del IPC y n es el número total de rubros. Esta tendencia agregada se construye a partir de la tendencia común multiplicada por el factor latente específico de cada rubro i y sumada con la tendencia de cada rubro, cabe mencionar que la tendencia sectorial de cada rubro es ponderada por w_i , que no depende del tiempo, dado que en la muestra en que se realiza este estudio, estos ponderadores w_i no han cambiado.

2.3. Estimación

El modelo es estimado bajo el paradigma Bayesiano. Para el cálculo univariado es necesario especificar distribuciones a priori para los parámetros fijos γ_ϵ , $\gamma_{\Delta\tau}$ y p . Se usan distribuciones a priori uniformes independientes para γ_ϵ y $\gamma_{\Delta\tau}$ que son calibradas como $U[0, 0.4/\sqrt{n_p}]$ con $n_p = 12$ por ser datos mensuales. La distribución a priori para p es dada por una $Beta(\alpha, \beta)$, donde $\alpha = 5/2$ y $\beta = 10n_p - 5/2$, que son valores calibrados para reflejar información de datos atípicos en el tiempo en la muestra de datos. Para s_t se tiene que, $s_t \sim U[2, 10]$ con probabilidad p .

Para la construcción de la función de verosimilitud y las distribuciones a posteriori, note que además de los parámetros fijos, se tienen los que varían en el tiempo $\{\tau_t, \sigma_{\epsilon,t}^2, \sigma_{\Delta\tau,t}^2, s_t\}$, donde de acuerdo con las ecuaciones 1 y 2, estas corresponden a un modelo en espacio de estado, en este caso el componente de tendencia τ_t corresponde a la variable de estado, por tanto, es necesario especificar una distribución a priori para el valor inicial $\tau_0 = 0$, el cual es dado por una distribución normal difusa (West y Harrison (1997)). Como se puede ver en la ecuación 3 y 4, las varianzas $\{\sigma_{\epsilon,t}^2, \sigma_{\Delta\tau,t}^2\}$ siguen un proceso de volatilidad estocástica en escala logarítmica, en las cuales también son ajustadas por un modelo en espacio de estado con errores no Gaussianos de tal forma que $\nu_{\epsilon,t}, \nu_{\Delta\tau,t} \sim \ln(\chi_1^2)$. Siguiendo la metodología propuesta por Kim, Shephard, y Chib (1998) de aproximar la distribución $\ln(\chi_1^2)$ por una mezcla de distribuciones normales, de tal manera que:

$$\nu_{\epsilon,t}, \nu_{\Delta\tau,t} \sim \sum_{i=1}^m b_{it}a_{it},$$

donde $a_{it} \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$ y b_{it} son variables aleatorias *iid* tomando valores de (0-1) con

$P(b_{it} = 1) = q_i$. [Kim y cols. \(1998\)](#) proponen $m = 7$ para aproximar la distribución $\ln(\chi_1^2)$, [Omori, Chib, Shephard, y Nakajima \(2007\)](#) proponen $m = 10$. En este estudio, se trabajará con $m = 7$, el cual demostró tener una buena aproximación de la volatilidad, los valores utilizados para la aproximación se muestran en la tabla 2.

i	q_i	μ_i	σ_i^2
1	0.0073	-11.40039	5.79596
2	0.10556	-5.24321	2.61369
3	0.00002	-9.83726	5.1795
4	0.04395	1.50746	0.16735
5	0.34001	-0.65098	0.64009
6	0.24566	0.52478	0.34023
7	0.2575	-2.35859	1.26261

Tabla 2: Selección de la distribución de mezcla para aproximar la distribución $\ln(\chi_1^2)$

Luego, condicionado a esta suma de distribuciones normales se tiene un modelo lineal en espacio de estado normal, el cual es estimado por medio del filtro de Kalman y para obtener muestras a posteriori simuladas de la volatilidad, se utiliza la técnica de suavizamiento *Forward Filtering Backward Sampling (FFBS)* ([Frühwirth-Schnatter \(1994\)](#), [Carter y Kohn \(1994\)](#)). Note que la aproximación, filtración y suavizamiento se realiza tanto para la volatilidad en la ecuación de observación $\{\sigma_{\epsilon,t}^2\}$, como en la ecuación de estado $\{\sigma_{\Delta\tau,t}^2\}$.

Para el algoritmo de estimación se utiliza el de *Markov chain Monte Carlo* (MCMC), donde por la naturaleza de la estimación se usa el muestreador de Gibbs (*Gibbs sampling*), es decir que se trabajan con las distribuciones condicionales completas de los parámetros con las consideraciones mencionadas en los párrafos anteriores. El conjunto de parámetros para el modelo univariado es $\theta = (\{\tau_t\}, \gamma_\epsilon, \gamma_{\Delta\tau}, \{\sigma_{\epsilon,t}\}, \{\sigma_{\Delta\tau,t}\}, \{s_t\}, p)$.

En el modelo multivariado, muchas de las distribuciones a priori usadas para los parámetros son las mismas que en el caso univariado, como ser la de los parámetros fijos γ y p . Para los parámetros variando en el tiempo, el conjunto de ecuaciones 6 – 10 constituyen también un modelo en espacio de estado, por lo que en este caso se tiene como variables de estado a la tendencia común $\tau_{c,t}$ y las tendencias específicas $\tau_{i,t}$, por tanto, se especifica una distribución a priori para sus valores iniciales $\tau_{c,0} = 0$ y $\tau_{i,0} = 0$ y distribuciones normales difusas. Así como en el caso univariado, las varianzas de las ecuaciones de observación y estado también siguen un proceso de volatilidad estocástica en escala logarítmica, por tanto, el conjunto de ecuaciones 12 se aproxima cada volatilidad por la mezcla de 7 normales y luego se suaviza las distribuciones a posteriori simuladas de estas volatilidades por el algoritmo FFBS. Para los factores $(\alpha_\tau, \alpha_\epsilon)$ de la ecuación 11, las distribuciones a priori usadas son $\alpha_\tau, \alpha_\epsilon \sim N(0, \kappa_1^2 \boldsymbol{\nu}' + \kappa_2^2 I_n)$, donde n es el número de rubros, $\boldsymbol{\nu}$ es un vector de 1's de dimensión $n \times 1$, $\kappa_1 = 10$ y $\kappa_2 = 0.4$ ([Stock y Watson \(2016\)](#)). Finalmente los parámetros $(\lambda_{i,\tau}, \lambda_{i,\epsilon})$, siguiendo a

Del Negro y Otrok (2008) se les asigna una priori Gamma inversa dado que constituyen la varianza de los factores $(\alpha_\tau, \alpha_\epsilon)$ respectivamente.

Para la estimación también se usa el MCMC, pero en este caso multivariado se usa el algoritmo de Metropolis-Hastings dado que no es posible encontrar las distribuciones condicionales completas de los parámetros $(\alpha_\tau, \alpha_\epsilon)$. El conjunto de parámetros para el modelo multivariado es:

$$\theta = (\{\tau_{c,t}\}, \{\tau_{i,t}\}, \{\epsilon_{c,t}\}, \{\alpha_{i,\tau,t}\}, \{\alpha_{i,\epsilon,t}\}, \lambda_\tau, \lambda_\epsilon, \gamma_\epsilon, \gamma_{\Delta\tau}, \{\sigma_{\epsilon,t}\}, \{\sigma_{\Delta\tau,t}\}, \{s_{c,t}\}, \{s_{i,t}\}, p)$$

3. Resultados del modelo univariado

Se utilizan datos mensuales comprendidos entre enero 2001 a mayo 2023 para la inflación total y la inflación subyacente (excluye Alimentos, Bebidas no Alcohólicas y Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles). En la figura 1 tenemos el gráfico de ambas inflaciones en el período mencionado. Note que el comportamiento de la inflación total es más volátil que la inflación subyacente, el cual queda más evidenciado en los períodos de crisis, como ser entre 2008 y 2010 a raíz de la crisis financiera mundial y la crisis política del país, en el 2020 por la pandemia del covid-19 y en el 2022 por el conflicto bélico entre Rusia y Ucrania. Por lo que se deduce que los rubros de Alimentos, Bebidas no Alcohólicas y Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles son los que poseen mayor volatilidad cuando se construye la inflación total, que al ser excluidos de la inflación subyacente esta volatilidad se reduce.

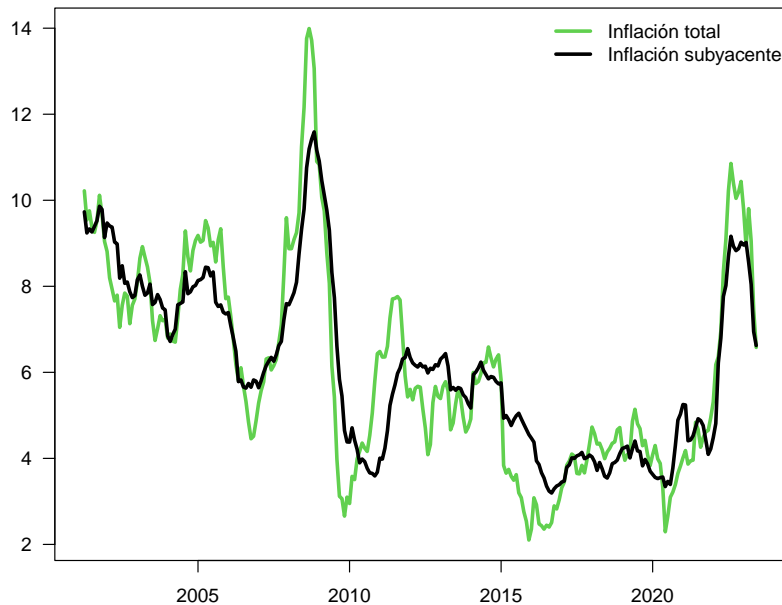


Figura 1: Inflación total e inflación subyacente

En la figura 2 se gráficán las estimaciones de τ_t (MCT) y las volatilidades $\sigma_{\epsilon,t}$ para ambas inflaciones, en esta figura tenemos las medias a posteriori de τ_t , note que la estimación del MCT es similar a las series originales (figura 1) donde podemos identificar en la tendencia distintos comportamientos en determinados períodos, como por ejemplo tomando como base el MCT subyacente: desde el 2001 hasta mediados del 2007 aproximadamente, el MCT venia decreciendo hasta que ocurrió la crisis financiera global que hace la inflación aumente considerablemente, luego sumado a la crisis política del 2009, esta cae estrepitosamente. El MCT se estabiliza nuevamente en el 2011 con una leve caída a partir del 2015. A partir del 2020 el MCT comienza aumentar debido a la pandemia covid-19 (el cual puede ser explicado por la disrupción entre la oferta y demanda debido a las restricciones impuestas para contener la propagación del virus; sumado al aumento en los costos de producción, debido a las medidas de seguridad e inversión en infraestructura para adaptarse a las nuevas normas sanitarias). Finalmente, el MCT se incrementa aceleradamente en el 2022 con niveles comparables al período 2008 – 2010.

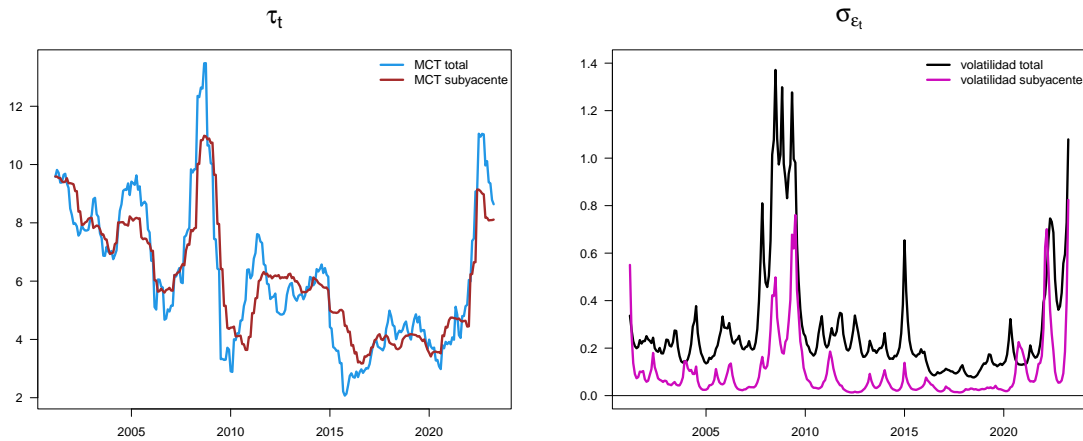


Figura 2: Estimación de la media a posteriori de τ_t y $\sigma_{\epsilon,t}$ con el modelo UCSVO univariado

Siempre en la figura 2, lado derecho se tienen las estimaciones de las volatilidades $\sigma_{\epsilon,t}$ para ambas inflaciones, como podemos ver la volatilidad en la inflación total es mayor que la volatilidad en la inflación subyacente. El período de mayor volatilidad de la inflación fue del 2008 al 2010, el cual como fue visto en el MCT hubieron cambios bruscos en ambas inflaciones. Luego podemos identificar otro pico en el 2015 para la volatilidad de la inflación total, pero este no está presente en la volatilidad subyacente, por lo que se puede concluir que la volatilidad provino de los rubros excluidos (Alimentos, Bebidas no Alcohólicas y Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles). Finalmente podemos ver que se tiene otros picos de volatilidad a partir del 2022, donde aquí ambas volatilidades se igualan, es el único período en toda la serie donde los niveles de la volatilidad total y subyacente coinciden.

Luego en la figura 3, se tienen las estimaciones para el período 2017-2023, se presenta una banda de confianza que es resultado de 1000 simulaciones del MCT subyacente,

representadas en color azul claro para evidenciar que esta estimación del MCT es consistente con los datos observados. En general, se puede observar que la inflación subyacente se encuentra dentro de las bandas establecidas, como se mencionó anteriormente.

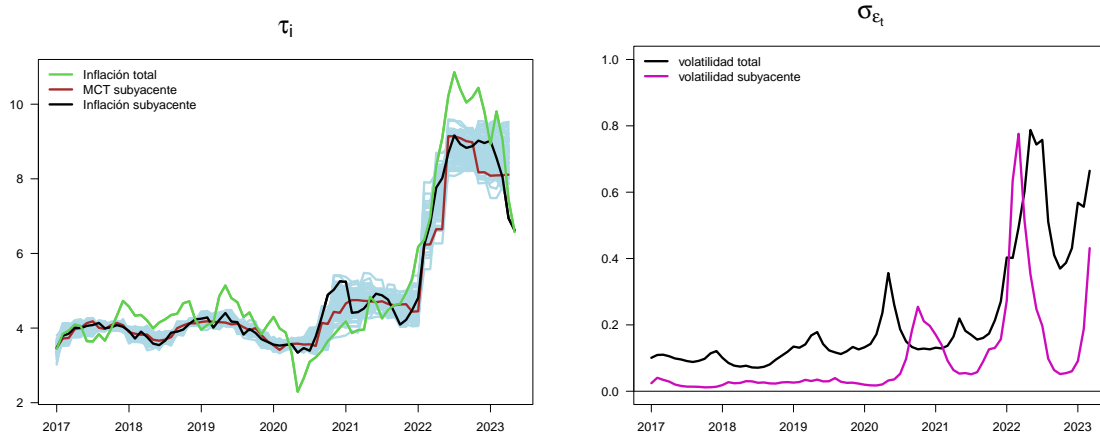


Figura 3: Estimación de la media a posteriori del MCT subyacente y de la volatilidad en el período 2017-2023.

Notemos que del 2017 hasta mediados del 2020, los cálculos muestran valores estables alrededor de 4.0 %, seguido de un incremento como resultado de la pandemia del covid-19. Luego en el 2021 la evolución del MCT fue casi constante, con valores alrededor de 4.7 %. A partir de agosto 2022, la tendencia del MCT muestra valores entre 8.0 y 9.0 %.

Entre febrero y julio de 2022, se puede observar que la inflación subyacente se ubicó por debajo del MCT, es decir, que el crecimiento de la inflación fue menor a la tendencia estimada; no obstante, de agosto 2022 hasta noviembre 2022, la estimación del MCT es casi constante y luego cae, esto puede ser explicado por la tendencia del MCT en el 2021, dado que el crecimiento de la inflación se elevó en forma acelerada, lo cual repercutió en el MCT, este se anticipa en captar su tendencia la cual comienza a estabilizarse a partir de agosto del 2022, esta tendencia comenzó a crecer debido al incremento de los precios en las materias primas y derivados del petróleo, como consecuencia del conflicto bélico entre Ucrania y Rusia.

Con respecto a la volatilidad en el período del 2017-2023, note que la volatilidad subyacente es prácticamente nula del 2017 hasta 2020, en cambio la volatilidad total se mantuvo a un nivel bajo y estable en dicho período. Luego en el 2020 ambas inflaciones vieron un pico en la volatilidad, manifestándose primero en la volatilidad total y meses después en la subyacente. A partir del 2022, la volatilidad creció en ambas inflaciones, donde incluso en magnitud se igualaron en el primer trimestre, seguidamente la volatilidad total quedó a niveles más altos que la subyacente debido a los rubros excluidos en esta última.

4. Resultados del modelo multivariado

El modelo multivariado estima las siguientes variables: las tendencias y volatilidades comunes $(\tau_{c,t}, \sigma_{\epsilon,c,t}, \sigma_{\Delta\tau,c,t})$, las tendencias y volatilidades por rubro específicas $(\tau_{i,t}, \sigma_{\epsilon,i,t}, \sigma_{\Delta\tau,i,t})$, los factores dinámicos específicos $(\alpha_{\tau,i,t}, \alpha_{\epsilon,i,t})$, los factores para datos atípicos comunes y por rubro $(s_{c,t}, s_{i,t})$ y la tendencia de inflación agregada τ_t dada en la ecuación 13.

En la figura 4 se tiene la estimación del modelo MUCSVO para la tendencia agregada de la inflación total y subyacente, para efectos de comparación se gráfica también el MCT univariado para ambas inflaciones (modelo UCSVO). Podemos ver que en el caso de la inflación total ambas estimaciones son muy parecidas en el cual no muestra diferencias significativas. En el caso de la inflación subyacente vemos que aunque ambas estimaciones conservan la tendencia, en algunos períodos muestran algunas diferencias, como por ejemplo en el período del 2001 al 2003, la estimación del univariado fue más conservadora que la del multivariado, es decir, que su estimación muestra menos variabilidad; del período del 2008 al 2010, sin embargo, el modelo UCSVO acentúa más los picos que el modelo MUCSVO, los picos en la inflación subyacente fueron más extremos en el modelo univariado, es decir, la tendencia fue más persistente. Del período del 2015 al 2020, la estimación del modelo UCSVO de la inflación subyacente fue alrededor de 4.0 % y la del modelo MUCSVO fue de alrededor de 5.0 %. En el 2020 por efectos de la pandemia, el modelo MUCSVO generó estimaciones mas volátiles que el modelo univariado, a partir del 2022 ambas estimaciones son similares, lo que indica que ambos modelos coinciden en una persistencia alta en la tendencia de la inflación.

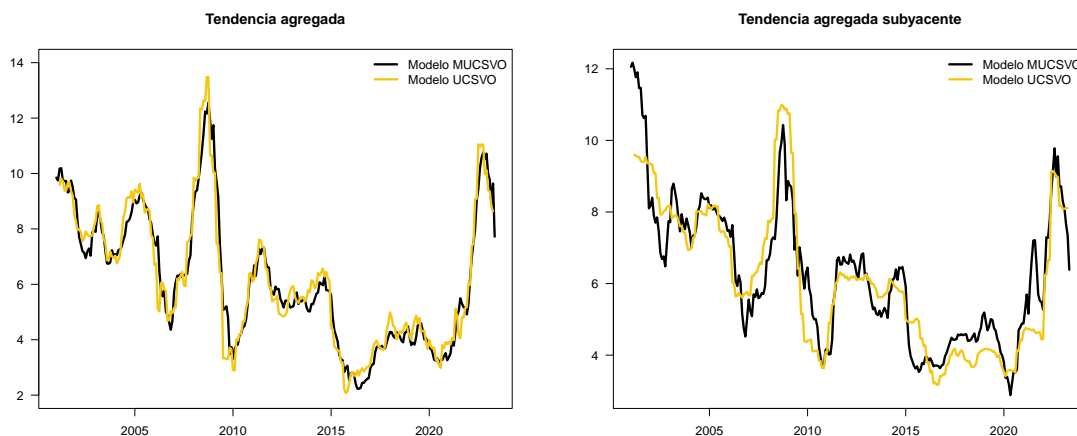


Figura 4: Estimación de la tendencia agregada por el modelo MUCSVO y su comparación con el modelo UCSVO para la inflación total y subyacente

En la figura 5, se tiene la estimación de la tendencia común entre rubros $\tau_{c,t}$ y las volatilidades $\sigma_{\epsilon,c,t}$ y $\sigma_{\Delta\tau,c,t}$, notese que antes del 2006 había variabilidad en la tendencia común, pero después esta tendencia toma valores muy cercanos a 0, lo que nos lleva a pensar que probablemente los diferentes rubros en la economía no poseen una tendencia

común bien definida en la cual ellas se direccionen. En el segundo gráfico vemos la volatilidad del componente transitorio $\epsilon_{c,t}$ donde estaba presente hasta antes del 2006 y luego desaparece, lo que va en concordancia con el comportamiento de $\tau_{c,t}$. Finalmente, en el tercer gráfico se tiene la volatilidad de la tendencia común, el cual no presenta mayores cambios en su comportamiento.

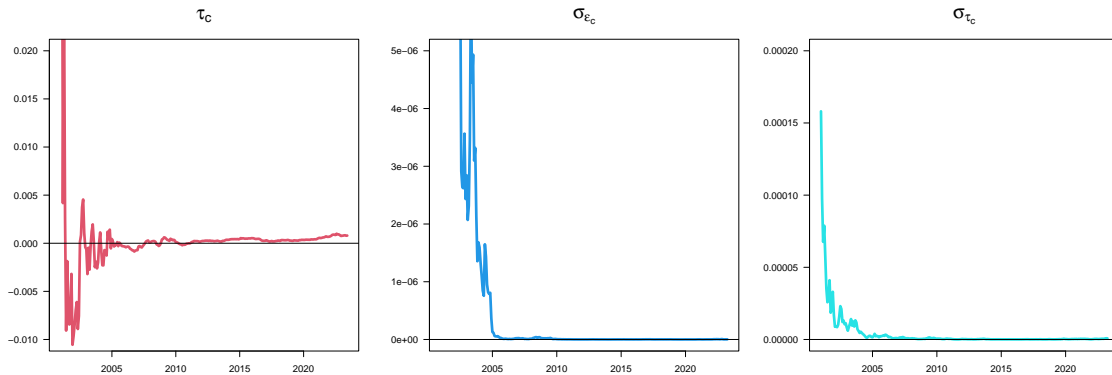


Figura 5: Tendencia común de la inflación $\tau_{c,t}$, volatilidad de la componente transitoria común latente $\sigma_{\epsilon_{c,t}}$ y volatilidad de la tendencia común $\sigma_{\Delta\tau_{c,t}}$

5. Las capas en la persistencia de la inflación

Dado que en la sección anterior se evidenció que no hay una tendencia común muy bien definida, la pregunta que surge es ¿los diferentes rubros provocan cambios significativos en el comportamiento de la inflación?. Para investigar el efecto de cada rubro en la estimación de la tendencia agregada y en el MCT, se estimó la tendencia específica de cada rubro y se determinó cuales rubros son más persistentes en la tendencia de la inflación, esto con el objetivo de ver si se cumple la metáfora de la cebolla mencionada por [Almuzara y cols. \(2023\)](#).

En las figuras 6 y 7 se tienen los rubros que se utilizan para la construcción del IPC (inflación total). En la primera se muestran los rubros que poseen mayor ponderación y en la segunda los de menor ponderación, de acuerdo a la tabla 1 presentada en la sección 1. Se puede notar que el comportamiento de los rubros es muy variado y no existe un patrón definido entre todos ellos, esto está de acuerdo al resultado obtenido en la estimación de la tendencia común $\tau_{c,t}$, es decir, que al no haber un patrón bien definido entre los rubros, es factible que la tendencia común sea estimada en 0 tal como se corrobora en la figura 5. Dado que se presenta esta situación, es necesario explorar las tendencias específicas de cada rubro $\tau_{i,t}$. Por tanto, antes de mostrar las tendencias específicas por rubro se hizo el ejercicio de dividir el comportamiento de las inflaciones en cinco períodos: 2001-2007, 2008-2010, 2011-2019, 2020-2023 y el período completo 2001-2023. La razón de dividirlo en estos períodos es para tratar de separar las distintas crisis del país, es decir, período pre-crisis financiera y política del país (2001-

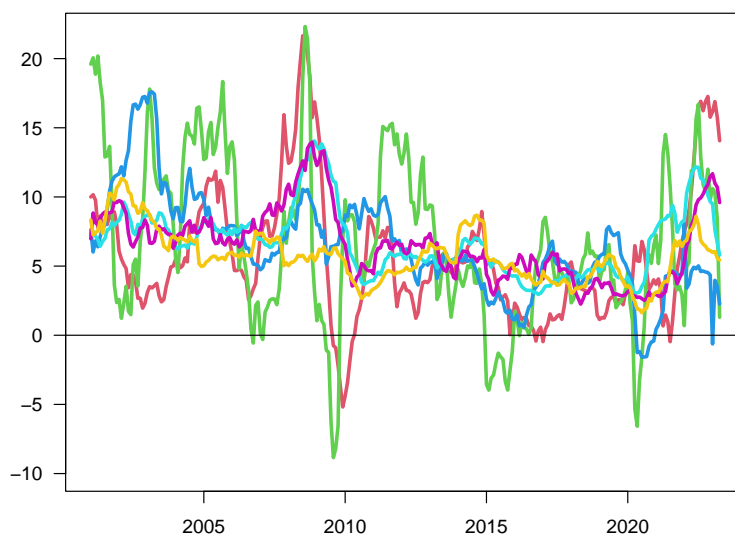


Figura 6: Variación interanual de los rubros: Alimentos y Bebidas no Alcohólicas (rojo); Transporte (verde); Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles (azul); Muebles, Artículos para la Conservación del Hogar (azul claro); Restaurantes y Hoteles (morado); Prendas de Vestir y Calzado (amarillo).

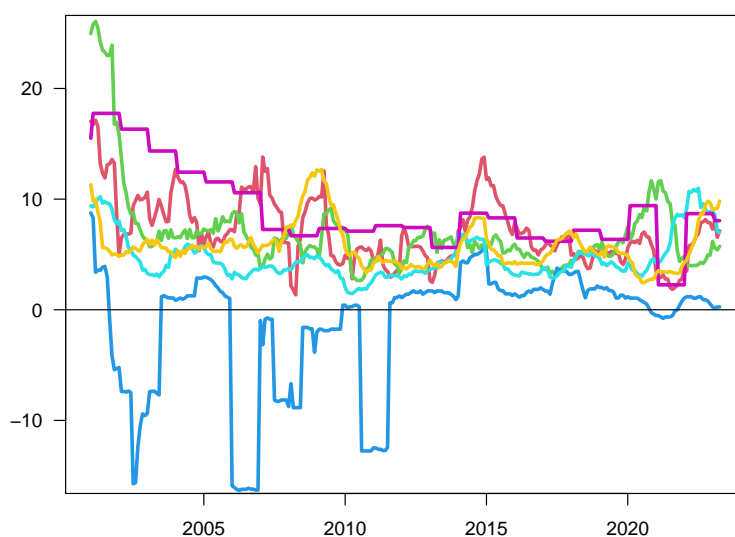


Figura 7: Variación interanual de los rubros: Bebidas Alcohólicas, Tabaco y Estupefacientes (rojo); Salud (verde); Comunicaciones (azul); Recreación y Cultura (azul claro); Educación (morado); Cuidado Personal (amarillo).

2007), período de la crisis financiera y política del país (2008-2010), período entre la post-crisis financiera y política del país y pre-pandemia covid-19 (2011-2019); y período de la pandemia covid-19 (2020-2023). En la tabla 3 se presenta el promedio de las inflaciones para cada uno de los rubros en los períodos descritos.

Rubro	2001-2007	2008-2010	2011-2019	2020-2023	2001-2023
Alimentos y Bebidas no Alcohólicas	6.68	7.65	3.61	7.90	5.76
Bebidas Alcohólicas, Tabaco y Estupefacientes	9.57	6.23	6.16	5.32	7.12
Prendas de Vestir y Calzado	7.31	5.02	5.08	4.91	5.74
Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles	9.56	8.35	4.95	2.78	6.53
Muebles y Artículos para la Conservación del Hogar	7.57	9.36	4.89	7.84	6.77
Salud	9.40	5.85	5.35	7.08	6.95
Transporte	9.43	5.74	5.14	6.50	6.77
Comunicaciones	-4.05	-3.99	1.21	0.42	-1.25
Recreación y Cultura	5.02	3.36	4.07	6.72	4.67
Educación	12.99	7.05	7.11	6.86	8.90
Restaurantes y Hoteles	7.86	9.09	4.98	5.73	6.55
Cuidado Personal	5.88	8.12	5.09	5.08	5.74
IPC Total	7.72	7.22	4.64	5.98	5.97
IPC Subyacente	7.62	7.02	4.84	5.78	6.02

Tabla 3: IPC promedio por cada rubro

En general se puede identificar que excluyendo el período del 2008-2010, en promedio las variaciones interanuales del IPC eran mayores antes del 2008, estas disminuyen en promedio en el período del 2011-2019 y luego aumentan a partir del 2020. El período del 2008-2010 presenta valores que deben ser vistos con cuidado, dado que son resultados de la crisis financiera mundial y de la crisis política del país, por tanto, así como se puede ver en la figura 1, en ese período primero se experimentó un gran aumento en la inflación seguido inmediatamente por una caída por las crisis mencionadas anteriormente.

Seguidamente, las figuras 8 – 10 muestran las estimaciones por rubro de $\tau_{i,t}$, $\sigma_{\epsilon,i,t}$, $\sigma_{\Delta\tau,i,t}$, el orden en que se muestran las estimaciones por rubro es el mismo como se presenta en la tabla 3, como podemos ver el MCT fue muy consistente y logra capturar el comportamiento de cada rubro, a excepción del rubro de Comunicaciones para el período 2006–2012 donde su tendencia cambió mucho, siendo bastante errático. Con respecto a la volatilidad en los rubros $\sigma_{\epsilon,i,t}$, los rubros más volátiles son: Alimentos y Bebidas no Alcohólicas; Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles; Salud; Transporte; y Educación. En casi todo ellos se puede identificar que los principales cluster de volatilidad se identifican alrededor del 2010, unos picos menores en el 2015 y después del 2020, cabe mencionar que esta variabilidad no es igual en todos los rubros y las diferentes crisis acontecidas en el país no afectan en la misma magnitud a todos los rubros, lo cual evoca la metáfora de las capas de la cebolla, es decir, cuando un rubro es bastante volátil y tiene una ponderación significativa en la construcción del IPC, este hace que cambie la tendencia en la inflación. Finalmente, en la tercera columna de figuras se tiene la estimación de la volatilidad de la tendencia $\sigma_{\Delta\tau,i,t}$, el cual indica que tan variable ha sido el cambio de tendencia en los rubros, en la mayoría de estos, se muestran picos alrededor del 2010 y algunos de ellos después del 2020.

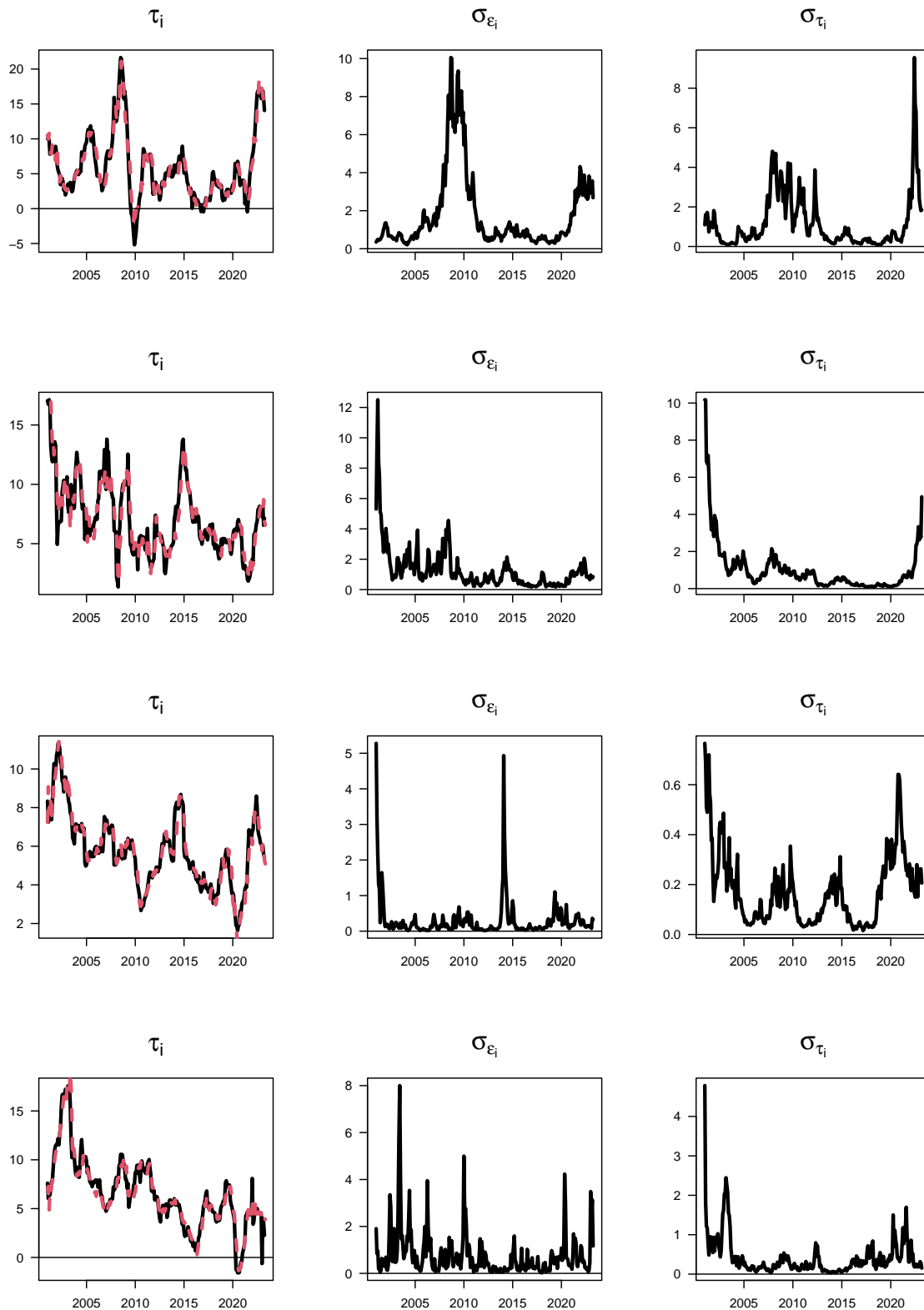


Figura 8: Estimación del MCT $\tau_{i,t}$ (línea punteada), volatilidad específica $\sigma_{\epsilon,i,t}$ y volatilidad del cambio de tendencia $\sigma_{\Delta\tau,i,t}$ de los rubros de Alimentos y Bebidas no Alcohólicas; Bebidas Alcohólicas y Tabaco; Prendas de Vestir y Calzado; y Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles.

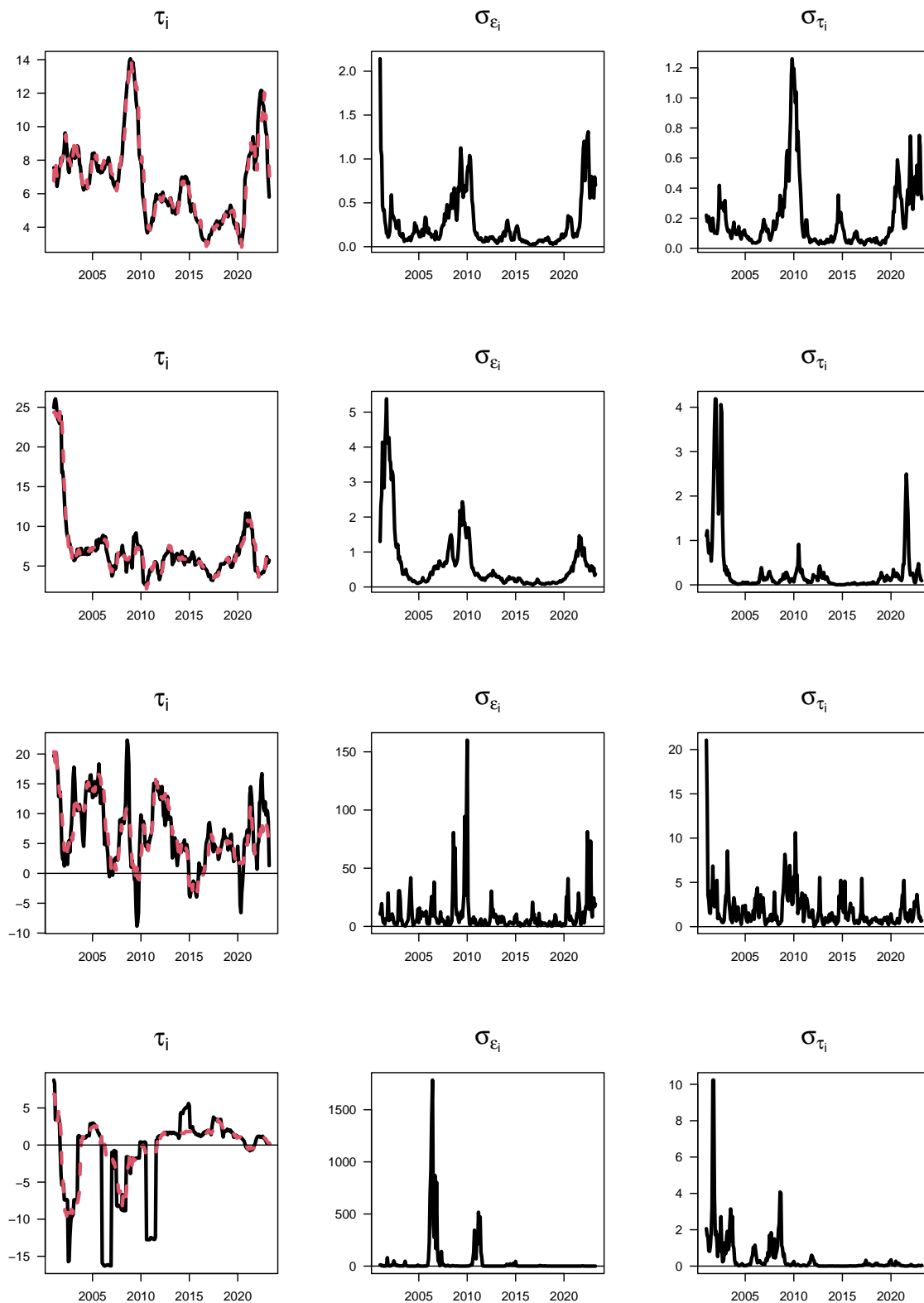


Figura 9: Estimación del MCT $\tau_{i,t}$ (línea punteada), volatilidad específica $\sigma_{\epsilon,i,t}$ y volatilidad del cambio de tendencia $\sigma_{\Delta\tau,i,t}$ de los rubros de Muebles y Artículos para la Conservación del Hogar; Salud; Transporte; y Comunicaciones.

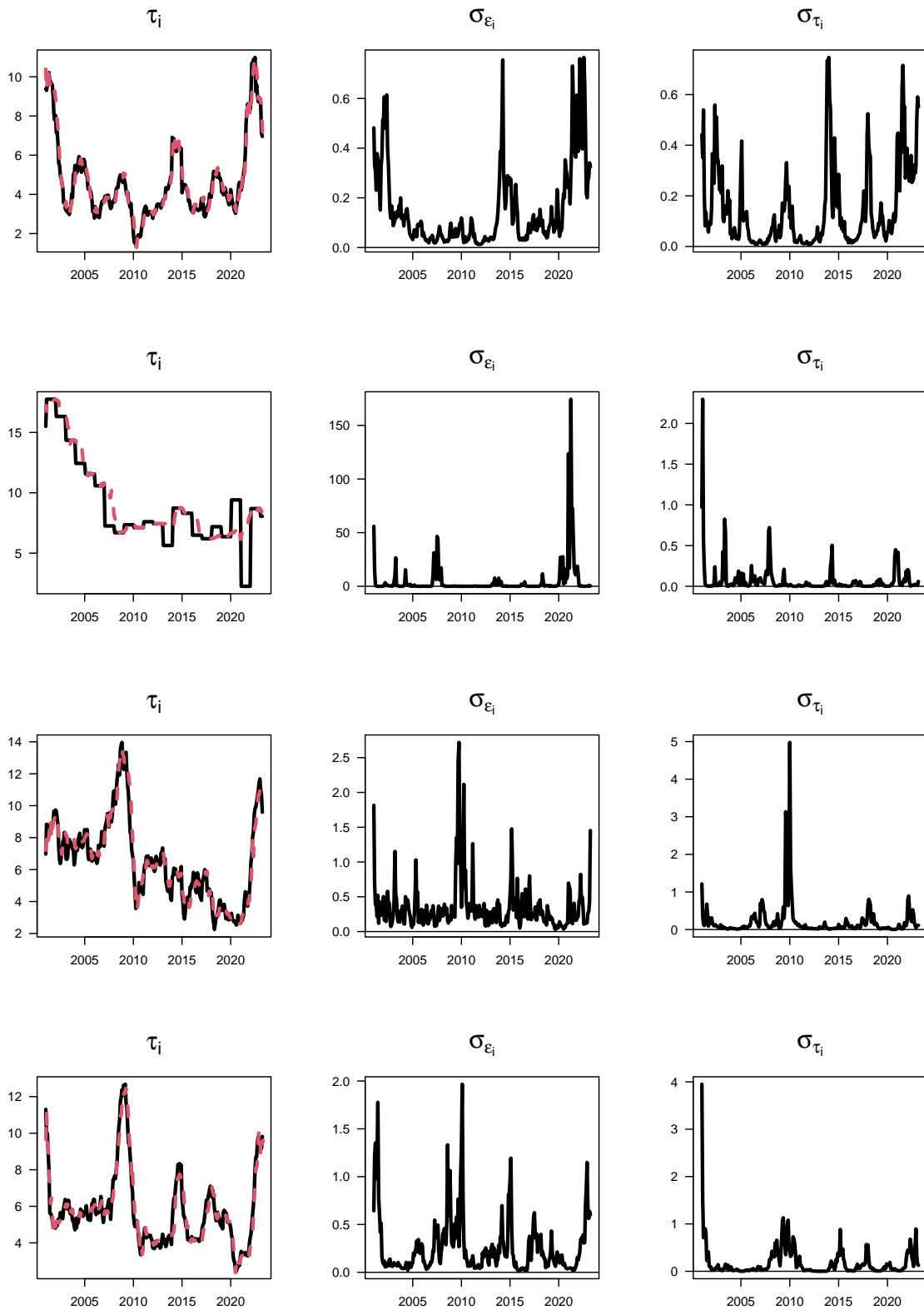


Figura 10: Estimación del MCT $\tau_{i,t}$ (línea punteada), volatilidad específica $\sigma_{\epsilon,i,t}$ y volatilidad del cambio de tendencia $\sigma_{\Delta\tau,i,t}$ de los rubros de Recreación y Cultura; Educación; Restaurantes y Hoteles; y Cuidado Personal.

Para efecto de comparación con respecto a la estimación univariada del MCT de la figura 3, en la figura 11 se tiene la estimación del MCT por rubro solamente para el período 2017–2023, se presenta una banda de confianza que es resultado de 1000 simulaciones del MCT, representadas en color azul claro para evidenciar que esta estimación del MCT es consistente con los datos observados. En general, se puede ver que las inflaciones por rubro se encuentran dentro de las bandas establecidas y se evidencia más volatilidad en los rubros de: Alimentos y Bebidas no Alcohólicas; Transporte; y Educación, sobre todo en los últimos años a partir del 2020. Particularmente el rubro Alimentos y Bebidas no Alcohólicas muestra el patrón de la tendencia que se evidencia en la inflación total, al ser el rubro con mayor ponderación deja claro que su tendencia es la que marca la dirección de la inflación total (ver figura 1).

6. Predicción

La definición de la tendencia inflacionaria como el pronóstico de la inflación a largo plazo sugiere utilizar el desempeño de los pronósticos para evaluar las estimaciones. Siguiendo gran parte de la literatura sobre pronósticos de inflación utilizando la inflación subyacente, nos enfocamos en la predicción en el horizonte de uno a tres trimestres y llevamos a cabo una comparación de pronósticos pseudo-fuera de la muestra.

Específicamente, se usa la media a posteriori de la tendencia τ_t , de los diversos modelos para pronosticar el valor promedio de la inflación en los próximos cuatro, ocho y doce meses, es decir, para predecir $\bar{\pi}_{t+1:t+h}^{total} = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h \pi_{t+i}^{tot}$ para $h = 4, 8$ y 12 , donde π_t^{tot} es la inflación total en el tiempo t . Las predicciones son construidas usando la tendencia estimada τ_t , obtenidas a partir del modelo univariado UCSVO y el multivariado MUCSVO. El mismo ejercicio se hizo para la inflación subyacente π_t^{sub} . En la tabla 4 se tienen el error cuadrático medio de predicción (MSFE) para ambos modelos y para ambas inflaciones en los horizontes h mencionados anteriormente.

	Inflación total			Inflación subyacente		
	$h = 4$	$h = 8$	$h = 12$	$h = 4$	$h = 8$	$h = 12$
Modelo UCSVO	0.488	0.812	1.083	0.397	0.669	0.882
Modelo MUCSVO	1.139	1.382	1.548	0.937	0.966	0.940

Tabla 4: Error cuadrático medio de predicción (MSFE) de la inflación total y subyacente calculado a partir de 2015M01.

Para el cálculo del MSFE, se tomaron predicciones dentro de la muestra, se hizo la estimación de la tendencia τ_t con la muestra completa, luego a partir de los datos del 2015M01 se comparan las estimaciones del MCT (modelo UCSVO) y de la tendencia agregada (modelo MUCSVO) con $\bar{\pi}_{t+1:t+h}^{total}$ y $\bar{\pi}_{t+1:t+h}^{sub}$ según sea el caso para los diferentes horizontes $h = 4, 8, 12$. Note en la tabla 4 que el MSFE aumenta a medida que h se

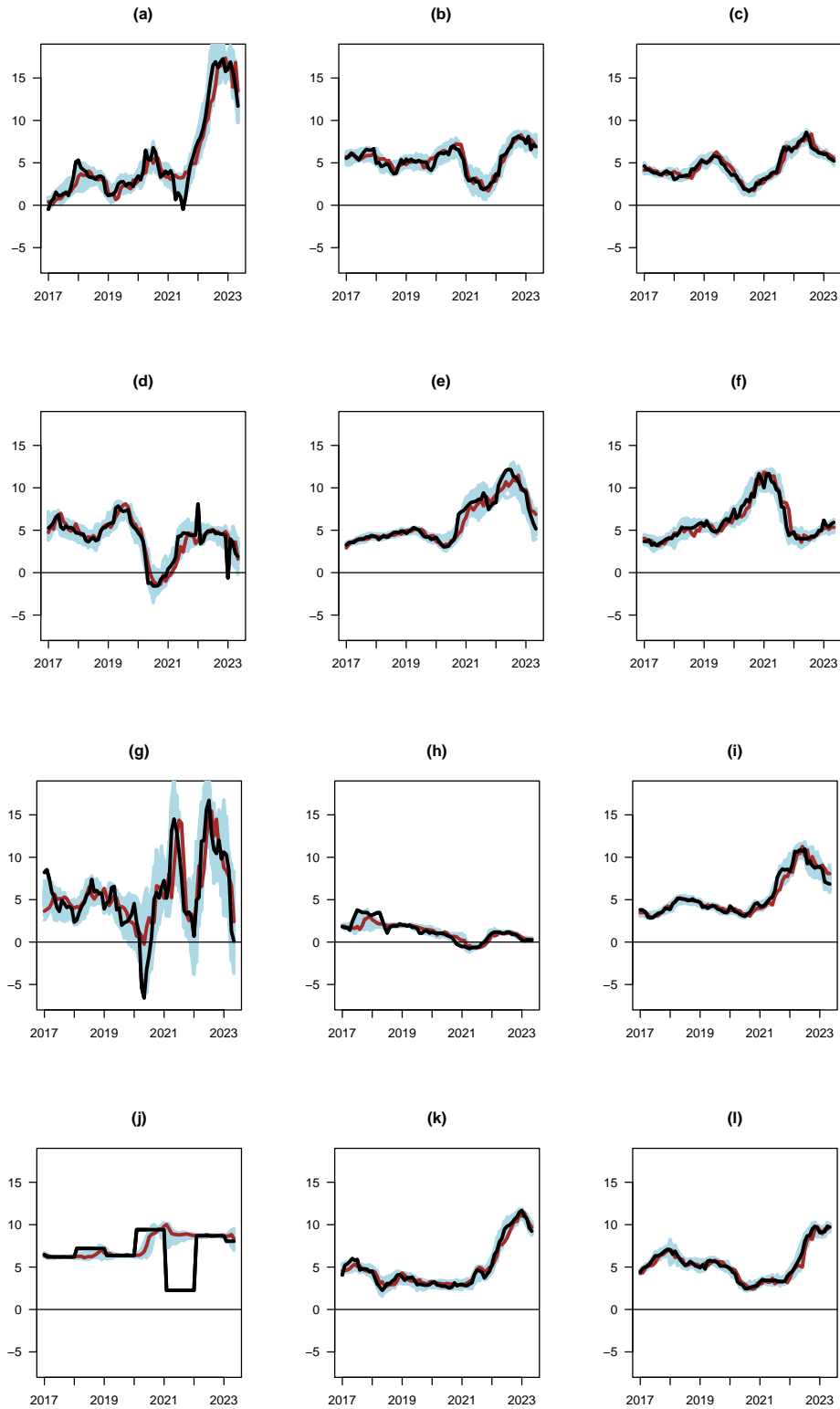


Figura 11: Inflación por rubro (negro) y MCT por rubro (rojo) del período 2017-2023: (a) Alimentos y Bebidas no Alcohólicas, (b) Bebidas Alcohólicas y Tabaco, (c) Prendas de Vestir y Calzado, (d) Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles, (e) Muebles y Artículos para la Conservación del Hogar, (f) Salud, (g) Transporte, (h) Comunicaciones, (i) Recreación y Cultura, (j) Educación, (k) Restaurantes y Hoteles y (l) Cuidado Personal.

incrementa, también se puede ver que el MSFE es mayor en el modelo MUCSVO que en el modelo UCSVO, esto puede ser debido a como el modelo MUCSVO desagrega la inflación en los distintos rubros que componen el IPC, al hacer una estimación por rubro se introduce un error por cada uno de ellos, lo que hace que haya más error en la estimación total de la tendencia agregada. Además podemos ver que los MSFE en la inflación total son mayores que en la inflación subyacente, esto se debe ya que en la inflación subyacente están excluidos los rubros que poseen más volatilidad.

En la tabla 5 se muestran las predicciones dentro de muestra de los modelos UCSVO y MUCSVO para los datos de inflación total y subyacente en el último año que corresponde a 2022M06 a 2023M05. Note que las predicciones son un poco más precisas

	Inflación total			Inflación subyacente		
	Dato Real	UCSVO	MUCSVO	Dato Real	UCSVO	MUCSVO
2022						
Junio	10.22	9.09	9.02	8.69	9.14	8.57
Julio	10.86	11.06	9.43	9.16	9.14	9.16
Agosto	10.40	10.95	10.20	8.93	9.09	9.78
Septiembre	10.04	11.05	10.58	8.83	9.01	8.99
Octubre	10.18	11.03	10.76	8.88	8.98	9.55
Noviembre	10.44	9.97	10.52	9.02	8.17	8.70
Diciembre	9.80	10.12	10.72	8.95	8.18	8.72
2023						
Enero	8.93	9.39	9.98	9.02	8.08	8.30
Febrero	9.80	9.36	9.78	8.56	8.09	8.11
Marzo	9.05	8.79	8.87	8.04	8.09	7.67
Abril	7.44	8.64	9.64	6.94	8.11	7.34
Mayo	6.58	–	7.72	6.62	–	6.39

Tabla 5: Predicción dentro de muestra de los modelos UCSVO y MUCSVO período 2022M06–2023M05.

para la inflación subyacente, esto va en concordancia con los resultados mostrados en la tabla 4 al tener un MSFE más bajo.

En la tabla 6 se tienen predicciones fuera de muestra de ambos modelos para la inflación total y subyacente en el periodo 2023M06 a 2023M09. Se puede concluir que la tendencia va bajando en ambos modelos y en ambas inflaciones, sin embargo, podemos notar que el descenso es lento, esto puede ser justificado dado que desde julio del 2022 que fue cuando las inflaciones alcanzaron su pico más alto, esta tendencia luego se estabilizó en un valor casi constante por el resto del año 2022 y en el 2023 comenzó a descender a un ritmo lento. Por tanto, las predicciones fuera de muestra mantienen esta tendencia.

	Inflación total		Inflación subyacente	
	UCSVO	MUCSVO	UCSVO	MUCSVO
2023				
Junio	7.74	8.10	6.93	6.38
Julio	7.75	7.72	6.90	5.88
Agosto	7.53	7.16	6.82	5.53
Septiembre	6.86	6.29	6.67	5.04

Tabla 6: Predicción fuera de muestra de los modelos UCSVO y MUCSVO período 2023M06–2023M09.

7. Conclusiones

En este documento se estimó un modelo univariado y multivariado de espacio de estado con volatilidad estocástica para estudiar el comportamiento de la inflación, se investigó la persistencia en la tendencia de la inflación y se evaluó el poder de predicción de ambos modelos en una comparación de pronósticos pseudo-fuera de la muestra.

El análisis conduce a dos principales conclusiones. Primero, se obtienen ganancias sustanciales al usar las inflaciones sectoriales por rubros en lugar de usar la inflación general total o subyacente. Las estimaciones multivariadas de la tendencia en la inflación agregada son muy precisas, y al hacer una desagregación entre los rubros permite estimar una tendencia común y específica por cada rubro, lo cual permite identificar los rubros donde existe mayor persistencia en la inflación. En segundo lugar, como contraparte el análisis sugiere que se puede obtener una buena precisión a partir de estimaciones univariadas construidas a partir de las medidas básicas tradicionales de la inflación, tal como se corrobora en la figura 4. Los experimentos dentro y fuera de la muestra sugieren poca diferencia en la precisión de estas estimaciones de los modelos UCSVO y MUCSVO de la inflación tendencial para pronosticar la inflación.

En términos de la estimación de la tendencia para los últimos años, podemos identificar que los rubros que sufren mayores cambios en la tendencia son los de Alimentos y Bebidas no Alcohólicas; Transporte y Educación. Sin embargo, cuando se analiza la volatilidad estimada, los rubros más volátiles son el Alimentos y Bebidas no Alcohólicas; Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles; Muebles y Artículos para la Conservación del Hogar; Salud; Transporte; Recreación y Cultura; y Educación, varios de estos rubros experimentaron un aumento en su volatilidad a raíz de la pandemia covid-19 en el 2020.

Referencias

- Almuzara, M., Jarocinski, M., y Sbordone, A. (2023). *The layers of inflation persistence*, Federal Reserve Bank of New York Liberty Street Economics <https://libertystreeteconomics.newyorkfed.org/2023/01/the-layers-of-inflation-persistence/>.

- BCH. (1999). *Índice de Precios al Consumidor. diciembre de 1999 = 100. Conceptualización y Características Metodológicas* (Documento Técnico). Banco Central de Honduras. Subgerencia de Estudios Económicos. Departamento de Gestión de Información Económica.
- Carter, C., y Kohn, R. (1994). On Gibbs sampling for state space models. *Biometrika*, 81(3), 541–553.
- Clark, T. (2001). Comparing measures of core inflation. *Federal Reserve Bank of Kansas City Economic Review*, 86(2), 5–31.
- Cogley, T., y Sargent, T. (2015). Measuring price-level uncertainty and instability in the U.S., 1850–2012. *The Review of Economics and Statistics*, 97(4), 827–838.
- Del Negro, M., y Otrok, C. (2008). Dynamic factor models with time-varying parameters: Measuring changes in international business cycles. *Federal Reserve Bank of New York*, 326.
- ENIGH. (1998/99). *ENIGH 1998/99*, Banco Central de Honduras. <https://www.bch.hn/PortalEnigh/>.
- Frühwirth-Schnatter, S. (1994). Data augmentation and dynamic linear models. *Journal of Time Series Analysis*, 15, 183–202.
- Kim, S., Shephard, N., y Chib, S. (1998). Stochastic volatility: Likelihood inference and comparison with ARCH models. *Review of Economic Studies*, 65, 361–393.
- Mankiw, G. (2019). *Macroeconomics*. Worth publishers. Macmillan Learning.
- Omori, Y., Chib, S., Shephard, N., y Nakajima, J. (2007). Stochastic volatility with leverage: Fast and efficient likelihood inference. *Journal of Econometrics*, 140, 425–449.
- Stock, J. H., y Watson, M. W. (2007). Why has U.S. inflation become harder to forecast? *Journal of Money, Credit and Banking*, 39, 3–33.
- Stock, J. H., y Watson, M. W. (2016). Core inflation and trend inflation. *The Review of Economics and Statistics*, 98(4), 770–784.
- West, M., y Harrison, J. (1997). *Bayesian forecasting and dynamics models*. Springer.