

Volatilidad del consumo como efecto de las variables coyunturales colombianas

Consumption volatility as an effect of colombian conjunctural variables

Santiago Barrios Sarmiento.^a
santiagobarrios@usantotomas.edu.co

Wilmer Pineda Ríos.^b
wilmerpineda@usantotomas.edu.co

Yesid Rodríguez Pinzón.^c
heivarrodriguez@usantotomas.edu.co

Resumen

La economía colombiana, desde su coyuntura, presenta una serie de matices asociados a políticas públicas en materia de tributación, desempleo, inflación, productividad, tasa de cambio y comercio, las cuales repercuten directa e indirectamente en el consumo de los hogares colombianos a lo largo de sus 32 departamentos de forma asimétrica. Dicho panorama, constituye brechas socioeconómicas, que se explican por medio de volatilidades en los niveles de consumo para cada uno de los departamentos del territorio nacional de forma diferencial, configurando así, divergencias en la estructura misma de los instrumentos de política económica y sus variables adyacentes, alimentando el problema base que pretende el presente trabajo, en miras a identificar el efecto de cada una de estas variables coyunturales en las principales ciudades del país.

Palabras Clave:: Consumo, Macroeconomía, Datos Panel, VEC, Bayesiana.

Abstract

Colombia's economy, from its conjuncture, present a lot of differences associated to public tax politics, unemployment, inflation, productivity, exchange rate and trade, which have a direct or indirect influence over the colombian's households consumption throughout its 32 departments asymmetrically. This situation, constitutes socioeconomics gaps, which is explained by the volatilities of the departments consumption levels over the national territory in a differential way, creating, divergences in the structure of the politics economics instruments and its variables, feeding the base problem that try to analyze this article, in order to identify the effect of each conjuncture variables in the main cities of the country.

Key Words: Consumption, Macroeconomy, Panel Data, VEC, Bayesian.

^aEconomista. Estudiante pregrado en Estadística, U. Santo Tomás, sede Bogotá

^bProfesor pregrado en Estadística, U. Santo Tomás, sede Bogotá

^cProfesor pregrado en Estadística, U. Santo Tomás, sede Bogotá

1. Introducción

Las causas de volatilidad en el consumo, es un tema de interés que ha sido abordado por varios autores a nivel mundial, cuyos aportes han contribuido a entender, desde diferentes aristas, los factores que afectan los hábitos de consumo de las personas. Philippe Auffret (2003), economista del Banco Mundial, analizó, a través de regresiones data panel, el impacto que tienen los desastres naturales sobre el consumo de los hogares en cercanías al Mar Caribe, entendiendo cómo los shocks de producción son transferidos al consumo, ocasionando fluctuaciones. Aplicando la misma metodología, Hall & Mishkin (1980) estudiaron la relación entre ingreso y consumo basados en 2000 hogares estadounidenses, evidenciando una mayor sensibilidad del consumo frente a cambios permanentes del ingreso, reforzando la hipótesis de que las familias responden de manera diferenciada en relación a las variaciones de sus fuentes de ingreso.

Siguiendo la misma línea Altonji & Siow (1987), determinaron la relación entre el consumo e ingresos futuros invalidando, a través de sus análisis, los postulados de liquidez del modelo keynesiano, según los cuales, una fracción del ingreso se mantiene como reserva de forma dependiente a la propensión marginal a consumir. Otra investigación de relevancia que comparte el mismo marco metodológico, es la desarrollada por Lusardi (2012), quien valiéndose de variables instrumentales llevó a cabo un estudio basado en dos encuestas tomadas a familias alemanas, cuyos resultados revelan una fuerte relación entre consumo e ingreso creciente. Para el caso de los hogares españoles, Berné & Martínez (2007) establecen la relación entre consumo y características sociodemográficas, encontrando contingencias entre ambas.

En el ámbito latinoamericano, autores como Galiani & Sánchez (1995) han abordado el efecto del ingreso y la inflación sobre los hogares argentinos para el período 1977-1990, haciendo uso de modelos autorregresivos y validando la premisa de que el ingreso y la inflación tienen un papel fundamental sobre el consumo. Por su parte, de la Cruz & Núñez (2005), desarrollaron modelos VEC como parte de un análisis de causalidad entre el consumo, la inversión extranjera directa y las remesas en México durante el periodo 1986-2003, cuyos resultados apuntan a una relación positiva del consumo frente a las otras variables.

Para el caso colombiano, son pocos los acercamientos en referencia a la volatilidad del consumo, autores como Núñez (2005) han utilizado metodologías basadas en Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles (FGLS), con el propósito de entender la relación entre el consumo futuro y la volatilidad de dicho consumo, en procura de encontrar los determinantes de la vulnerabilidad en Colombia. Otros como Hernández (2006), han llevado a cabo aproximaciones a través de modelos VEC, con el fin de identificar que variables presentan una relación de largo plazo con el consumo, tomando como referencia el periodo 1954-2002 y reafirmando como parte de sus hallazgos, independencia del consumo frente a factores demográficos, además, una relación negativa frente a la tasa de interés, riqueza e ingreso disponible.

Así las cosas, el presente trabajo pretende identificar cuál es el impacto que los fenómenos macroeconómicos tienen sobre el consumo de los principales departamentos de Colombia, con el fin de entender las disparidades causadas por los mecanismos de control económico y las variables coyunturales asociadas. Dicho análisis se propone como parte de una investigación longitudinal para el periodo 2009 a 2014, enmarcada dentro de un estudio explicativo, cuyas variables a tener en cuenta, presenta al consumo como variable dependiente y como variables explicativas la inflación, tasa de interés, desempleo, salario, TRM, ICC e IVA.

Dicho esto, se pretende hacer un análisis de la información mediante la implementación de dos modelos econométricos. En primera medida se hará uso de un modelo data panel, para el cual, las unidades de corte transversal o individuos, serán algunos de los principales departamentos del país, cuyas variables a observar contemplan en primera medida el consumo, junto con algunas de las variables coyunturales que resulten ser relevantes para el estudio y permitan enriquecer el mismo, basados en la heterogeneidad propia de los modelos data panel. Una de las ventajas que presentan este tipo de modelos, es su capacidad para detectar y cuantificar efectos, razón por la cual, resulta muy útil para el caso de estudio. Por otra parte, se llevará a cabo modelos VEC, los cuales se utilizan principalmente para series cointegradas, en donde se evidencia una relación de equilibrio a largo plazo de las variables económicas con desequilibrios a

corto plazo, los cuales son corregidos mediante ajustes parciales. Así pues, este tipo de modelos permitirán determinar dependencias dinámicas entre las series.

2. Justificación

Los desequilibrios sociales, económicos y culturales presentes en los diferentes departamentos del país, configuran un escenario robusto, que presupone, desde el consumidor, una forma diferenciada de sobrellevar las cargas impositivas y contractivas del poder adquisitivo. Así pues, la proporción de cambio en los hábitos de consumo de cada departamento podría llegar a verse afectado, en mayor o menor medida, dependiendo de la causa de afectación a la que se vea expuesta. Dicho contexto se ve alimentado por una economía colombiana que creció tan solo un 1.8 % en 2017, donde la percepción de mejora del país por parte del consumidor viene decreciendo, ubicándose actualmente en un 20 %, golpeada por fenómenos socioeconómicos como la caída del precio de petróleo que ha repercutido en una devaluación de nuestra moneda y un aumento en la tasa general del IVA que ha generado una percepción de precios altos en el consumidor pese a un crecimiento del consumo total en 2017 que se ubicó en \$614 billones de pesos, 0.5 % más alto que en 2016 (RADDAR, 2018).

En base a ello, la relevancia de los resultados obtenidos, deberán ser prenda de estudio dentro de la planificación de políticas públicas, en miras a atender los diferentes escenarios que suponen dentro del contexto del consumidor a nivel nacional, su sensibilidad frente a cambios que afecten sus hábitos de compra.

3. Teoría del consumo

En la estructura convencional del mercado económico, la demanda, se define como el conjunto de bienes y servicios que son requeridos por los consumidores para satisfacer sus necesidades conforme a un precio establecido por el mercado, donde el nivel de dependencia entre precio y demanda se conoce como elasticidad precio de la demanda (Friedman, 1949). Si bien el nivel del precio de un bien o servicio es uno de los factores que mayor incidencia tiene sobre las demanda, no es el único. El tipo de bien es otro de los factores que puede afectar la demanda, así pues, si un bien es complementario, es decir, se usa exclusivamente como añadidura a otro bien, es preciso que la disminución en la demanda del bien primario conlleve una disminución en el bien complementario. Así mismo, si un bien tiene sustitutos (entendido como el reemplazamiento de un bien por otro que suple la misma necesidad de la misma forma), el precio de ambos bienes tiene una relación inversa con la demanda del otro.

Del mismo modo, el ingreso también se encuentra entre los factores que afectan la demanda, esto dado que a mayor ingreso, mayor es la posibilidad de adquirir un bien o servicio, teniendo en consideración una menor restricción presupuestaria. Siguiendo la misma línea, cambios demográficos concernientes a variaciones en el tamaño de la población, tendrán un efecto directo en la demanda. Algunas otras variables como los gustos o las preferencias, también aumentan la probabilidad de que un individuo demande un bien o servicio. De igual manera, a lo largo del tiempo, las expectativas de los consumidores frente a variaciones del precio, su ingreso disponible y la oferta del bien o producto, ocasionan cambios en la demanda ante respuestas de espera o aplazamiento del consumidor.

Así las cosas, desde una perspectiva macroeconómica de la demanda, el consumo constituye para la economía de cualquier país uno de los pilares fundamentales dentro de su configuración, generando encadenamientos productivos y dinamizando su estructura en general. En el ámbito económico, es usual referirse a dos tipos de consumo: el consumo público, que está asociado a las compras y transacciones llevadas a cabo por el Estado (acción que es mayormente conocida bajo el nombre de gasto) y el consumo privado, referente a la compra de bienes y servicios efectuadas por los hogares y cuya denotación de consumo está ampliamente ligado, siendo además la denominación a la cual haremos referencia en adelante.

Es ampliamente conocido en la teoría económica que los hogares reciben una renta o remuneración por su trabajo, de la cual, una fracción es pagada en impuestos y el restante es distribuido entre ahorro y consumo conforme a la propensión marginal a consumir (PMC), entendida como la cuantía en que varía el consumo conforme al ingreso disponible y de la cual es conocida que es igual a 1 menos la propensión marginal a ahorrar (PMA). Así pues, el consumo es definido como:

$$C = c_0 + c_1(Yd - T) \quad (1)$$

donde C representa el consumo, que está determinado por un consumo autónomo c_0 , la propensión marginal a consumir c_1 , en función del ingreso disponible Yd , menos los impuestos T , formulación originaria del economista británico John Maynard Keynes (1936) a partir del cual se desarrolló toda una corriente económica.

Tres de las principales hipótesis en referencia a los postulados de consumo de Keynes se presenta a continuación:

- La *hipótesis de consumo relativo* formulada por Duesenberry (1949) establece que el nivel de consumo de un individuo está ligado al percentil al cual pertenece dentro de la pirámide de ingresos de la sociedad.
- La *hipótesis del ciclo de vida* propuesta por Modigliani & Brumberg (1954), postula que el nivel de consumo de una persona está sujeto al estado en que se encuentre, así pues, un trabajador activo tiene una propensión marginal a ahorra durante su vida planificando su futuro, mientras que un jubilado tiene una tendencia más alta al consumo.
- La *hipótesis del ingreso permanente* por Friedman (1957), afirma que el consumo de una persona no solo está determinado por su ingreso disponible, sino también por la expectativa del ingreso futuro.

4. Datos Panel

La modelación de datos panel o datos agrupados considera desde su estructura un análisis bidimensional en función del tiempo y el espacio, donde una o más variables de N individuos son observados durante un periodo de tiempo T , combinando series de tiempo con datos de corte transversal. Dentro de los tipos de datos panel, se denomina panel balanceado, a aquellos en donde a cada unidad muestral corresponda un mismo número de observaciones, así mismo, si no todas las unidades muestrales tienen el mismo número de observaciones, se estará haciendo referencia a un panel desbalanceado (Gujarati & Porter, 2010).

Por otra parte si $N > T$, es decir, el número de unidades muestrales mayor al número de observaciones, entonces se tiene un panel corto, mientras que si $T > N$, esto es, número de observaciones mayor a número de unidades muestrales, entonces se estará trabajando con un panel largo. Para nuestro caso de estudio, se trabajarán con 5 departamentos del país, configurados en un panel balanceado largo de 96 observaciones, que comprende el consumo como variable de interés para el periodo de enero del 2010 a diciembre del 2017, alimentado por otras variables macroeconómicas que pudiesen ser de valor para el análisis en cuestión.

En general, un modelo de datos panel (Davies & Lahiri, 1995) se escribe de la forma:

$$y_{it} = a_i + bx_{it} + \epsilon_{it} \quad (2)$$

Donde y_{it} , representa la variable dependiente (consumo) para cada una de las unidades muestrales a lo largo del tiempo, a_i es el intercepto (consumo autónomo) para el i -ésimo individuo, b corresponde al factor de cambio de la variable independiente con respecto a la variable de interés para todos los sujetos

de estudio, x_{it} es la variable independiente (IPC, ICC, TCR, Desempleo, etc) para cada unidad muestral a lo largo de los N periodos y ϵ_{it} es el error de cada uno de los individuos a lo largo del tiempo (depende del tipo de hipótesis que se maneje en correspondencia a el tipo de modelo, siendo las opciones más usuales efectos fijos, y efectos aleatorios).

Algunas de las limitantes que presentan este tipo de modelos son la rigidez propia de su estructura, incapaz de adaptarse a los cambios coyunturales que pudiesen afectar la medición e interpretación de las variables de interés y la mortalidad del panel, causante de distorsiones sistemáticas en las variables medidas. A nivel de unidades muestrales demográficas, es común encontrarse con problemas de *Efecto de panel*, generado por la repetición de entrevistas, que pueden conllevar a distorsiones, producto de un sesgo o sugestión por parte de la unidad muestral hacia la encuesta, mientras que a nivel administrativo, la recolección de datos para un panel conlleva altos costos de personal y cooperación por parte de las unidades muestrales.

Dentro de las ventajas de los modelos de datos panel, Baltagi (2008) hace hincapié en la heterogeneidad propia de las observaciones como consecuencia de la inserción de variables desagregadas por sujetos de estudio, adicional, en referencia a sus bondades estadísticas, la modelación conjunta de observaciones de corte transversal, favorece bases informativas más robustas, con menor colinealidad, mayor eficiencia y más grados de libertad, permitiendo identificar con facilidad relaciones causales entre las variables observadas.

Sin embargo, si existen atributos relevantes no observados en el modelo, se tiene que $Cov(x_{it}, e_{it}) \neq 0$, por lo cual los residuales serán dependientes y los estimadores inconsistentes. Con el fin de solventar dicho problema, existen diversas soluciones dentro de la estadística frecuentista, como lo son los métodos de efectos fijos y efectos aleatorios y dentro de la estadística bayesiana a través del método de efectos individuales, cuyo sustento teórico se amplía a continuación.

4.1. Efectos Fijos

El método de efectos fijos es un método solución al problema de efectos no observados cuando $Cov(a_i, x_{it}) \neq 0$, cuya aplicación se puede llevar a cabo a través de within FE, variables dummies o primeras diferencias, los primeros dos casos se exponen a continuación:

El método de efectos fijos por *within FE*, tiene sustento en el supuesto según el cual el error está constituido de una parte variable (u_{it}) propia de una regresión de MCO y otra fija (a_i), constante e independiente para cada individuo, de tal manera que ($Y_{it} = a_i + u_{it}$), donde a_i puede estar correlacionada con las variables explicativas. Así pues, supóngase un modelo de la forma:

$$y_{it} = \beta_1 x_{it} + a_i + u_{it}, t = 1, 2, \dots, T \quad (3)$$

donde a_i representa el efecto fijo no observado y x_{it} la variable explicativa para cada individuo. Promediando la ecuación en función del tiempo se tiene que:

$$\bar{y}_i = \beta_1 \bar{x}_i + a_i + \bar{u}_i, \bar{y}_i = T^{-1} \sum_{t=1}^T y_{it} \quad (4)$$

restando (4) - (3) para eliminar el efecto no observado se obtiene que:

$$y_{it} - \bar{y}_i = \beta_1 (x_{it} - \bar{x}_i) + (u_{it} - \bar{u}_i), t = 1, 2, \dots, T$$

$$y_{it} - \bar{y}_i = \beta_1 (x_{it} - \bar{x}_i) + (u_{it} - \bar{u}_i), t = 1, 2, \dots, T$$

donde $\ddot{y}_{it}$, $\ddot{x}_{it}$ y $\ddot{u}_{it}$ son datos centrados denominados estimadores de efectos fijos o intragrupos, con $N(T-1) - k$ grados de libertad. Si bien mediante este proceso se logró eliminar el efecto no observado, obteniendo estimadores insesgados y controlando la correlación entre el error idiosincrático y las variables explicativas, también es cierto que se omite variaciones importantes en el espacio temporal.

Una solución alterna para capturar el efecto no observado, es la inserción de *variables dummy*, sin embargo, este tipo de procesos conlleva una pérdida considerable de grados de libertad. En este método a cada unidad muestral se le asigna un intercepto diferente (Gujarati & Porter, 2010), tal que:

$$y_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 x_{it} + \dots + \beta_p x_{it} + u_{it}, t = 1, 2, \dots, T, i = 1, 2, \dots, N$$

Así pues, las diferencias presentadas en el intercepto, obedecerán a efectos no observados para cada uno de los individuos, siendo también el efecto fijo del modelo, ya que pese a ser diferente para cada sujeto, es invariante en el tiempo. Ahora, reescribiendo la expresión con N-1 variables dummy (evitando así la trampa de la dummy, que conllevaría problemas de colinealidad perfecta) se tiene que:

$$y_{it} = \alpha_1 + \alpha_2 x D_{2i} + \alpha_3 x D_{3i} + \dots + \alpha_N x D_{Ni} + \beta_2 x_{it} + \dots + \beta_p x_{it} + u_{it},$$

$$t = 1, 2, \dots, T, i = 1, 2, \dots, N$$

Donde D_{Ni} es igual a 1 si la observación corresponde a la i -ésima unidad muestral y α_N es la diferencia entre la unidad muestral de referencia y la i -ésima unidad muestral, con lo cual, $\alpha_1 + \alpha_N$ representa el valor del intercepto para el sujeto N. De igual manera, dichas variables dummy se podrían emplear estacionalmente con el fin de capturar los efectos temporales. Dicho esto, es necesario tener en mente varias consideraciones a la hora de emplear efectos fijos a través de variables dummy, siendo una de ellas, que la pérdida fugaz de grados de libertad propia del método puede conducir a una insuficiencia de observaciones que no permitiría llevar a cabo un análisis estadístico significativo.

En esta misma línea, la inserción de un gran número de variables dummy puede conducir a problemas de multicolinealidad, generando problemas en los estimadores. Adicional, es de notar como los supuestos de normalidad en referencia al error, pueden ser insuficientes ante la presencia de datos bidimensionales, con lo cual, algunos autores sugieren la implementación de supuestos de varianza heterocedástica, indicando previamente la pérdida de interpretación en el análisis.

Efectos Aleatorios

El método de efectos aleatorios, está basado en el supuesto según el cual los efectos no observados se comportan como una variable aleatoria tal que

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 x_{itk} + a_i + u_{it}, t = 1, 2, \dots, T$$

supóngase que a_i tiene media 0 y $Cov(a_i, x_{itj}) = 0, t = 1, 2, \dots, T, j = 1, 2, \dots, k$ y $v_{it} = a_i + u_{it}$, entonces:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 x_{itk} + v_{it}, t = 1, 2, \dots, T$$

esto implica una correlación serial positiva de v_{it} , bajo el supuesto de:

$$Corr(v_{it}, v_{is}) = \frac{\sigma_a^2}{(\sigma_a^2 + \sigma_u^2)}, t \neq s,$$

con:

$$\sigma_a^2 = Var(a_i)$$

$$\sigma_u^2 = Var(u_{it})$$

dado que los MCO ignoran esta correlación, un método alternativo para llevar a cabo estimaciones con problemas de correlación serial es la estimación a través de Mínimos Cuadrados Generalizados (MCG), con N grande (garantizando así normalidad) y $N > T$. Así pues, supóngase la transformación a través de MCG para eliminar la correlación serial en los errores donde el estimador de efectos aleatorios está dado por

$$\lambda = 1 - [\sigma_a^2 / (\sigma_a^2 + \tau \sigma_u^2)]^{1/2}, t \neq s$$

con: $0 < \lambda < 1$

siendo la transformación resultante:

$$y_{it} - \lambda \bar{y}_i = \beta_0(1 - \lambda) + \beta_1(x_{itk} - \lambda \bar{x}_{ik}) + (v_{it} - \lambda \bar{v}_i)$$

permitiendo así que las variables explicativas sean constantes en el tiempo. Es de notar que si el efecto no observado es poco relevante, entonces $\lambda \rightarrow 0$ con lo cual el estimador de efectos aleatorios estará próximo al obtenido mediante MCO. Por el contrario si $\lambda \rightarrow 1$, entonces los estimadores de efectos aleatorios y efectos fijos serán similares (Wooldridge, 2010).

4.2. Efectos Individuales

La función de verosimilitud para este modelo está dado por:

$$y_i = \alpha_{iT} + X_i\beta + e_i$$

Donde α es el intercepto del i -ésimo individuo y β es el vector de los coeficientes, el cual se asume igual para todos los individuos, además, supóngase que $e_i \sim N_N(0_T, h^{-1}I_T)$ y e_i, e_j independientes con $(i \neq j)$, entonces se tiene la función de verosimilitud de la forma:

$$p(y|\alpha, \beta, h) = \prod_{i=1}^N \frac{h^{\frac{T}{2}}}{(2\pi)^{\frac{T}{2}}}; \exp \left[\frac{-h}{2} (y_i - \alpha_i - X_i\beta)' (y_i - \alpha_i - X_i\beta) \right], \alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)$$

Para este caso la distribución prior, puede estar dada de forma no jerárquica, con:

$$y = X\beta + e,$$

siendo:

$$X^* = \begin{bmatrix} L_T & O_T & \cdots & O_T & \hat{X}_1 \\ O_T & L_T & \cdots & \cdots & \hat{X}_2 \\ C_T & O_T & \cdots & \cdots & \hat{X}_3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & O_T & \vdots \\ O_T & \cdots & \cdots & L_T & \hat{X}_N \end{bmatrix}$$

$$\beta^* = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_N \\ \beta \end{bmatrix}$$

y donde X^* contiene las variables explicativas asociada a una matriz con variables dummy para cada individuo (Koop, 2003). La otra manera de expresar la distribución prior es de la forma jerárquica, apropiado para un número de parámetros grande en relación al tamaño de muestra. Así pues, suponga $i = 1, \dots, N$, $\alpha_i \sim N(\mu_\alpha, V_\alpha)$ con α_i, α_j independientes y μ_α, V_α como parámetros desconocidos:

$$\mu_\alpha \sim N(\underline{\mu_\alpha}, \underline{\sigma_\alpha^2})$$

$$V_\alpha^{-1} \sim G(\underline{V_\alpha^{-1}}, \underline{v_\alpha})$$

haciendo hincapié en el supuesto de intersecciones diferentes para cada individuo, pero todas las intersecciones bajo la misma distribución, lo cual permite una estimación más precisa. Las prior jerárquicas de los parámetros β y h se presentan a continuación:

$$\beta \sim N(\underline{\beta}, \underline{V_\beta})$$

$$h \sim G(\underline{s^{-2}}, \underline{v})$$

Finalmente, podemos formalizar las posterior para cada uno de los parámetros de interés, obteniendo:

- $\beta|y, h, \alpha, \mu_\alpha, V_\alpha^{-1} \sim N(\underline{\beta}, \underline{V_\beta})$
- $h|y, \beta, \alpha, \mu_\alpha, V_\alpha^{-1} \sim G(\underline{s^{-2}}, \underline{v})$
- $\alpha_i|y, h, \beta, \mu_\alpha, V_\alpha^{-1} \sim N(\mu_\alpha, V_\alpha)$
- $\mu_\alpha|y, h, \alpha_i, \beta, V_\alpha^{-1} \sim N(\underline{\mu_\alpha}, \underline{\sigma_\alpha^2})$
- $V_\alpha^{-1}|y, h, \alpha_i, \mu_\alpha, \beta \sim G(\underline{V_\alpha^{-1}}, \underline{v_\alpha})$

5. Modelos VEC

Generalmente cuando se modela una serie no estacionaria se incurre en una correlación espuria, que plasma en principio buenos estadísticos de bondad de ajuste, pero relaciones no reales en los coeficientes, provocando estimadores inconsistentes e imposibilitando cualquier tipo de interpretación. Sin embargo, algunas series no estacionarias pero cointegradas, producto de una combinación lineal presentan un equilibrio a largo plazo, aportando una gran cantidad de información; dicha situación es muy frecuente con series económicas, como es el caso del consumo. Ante este escenario, surge la necesidad de establecer si una serie es cointegrada o no, para lo cual es empleado el método de Johansen, donde la ecuación de cointegración para un VEC está dada por $y_{i+1,t} = \beta y_{i,t}$.

Dicho método es una generalización de los test de raíz unitaria, que radica en la identificación del orden de integración de las series incluidas en los modelos, para la póstuma estimación de un modelo VAR con $I(1)$, postulando que bajo condiciones de normalidad en los errores, donde la matriz de coeficientes sigue el teorema de Granger (1983) posibilitando su reescritura, los estimadores de máxima verosimilitud de

las relaciones de cointegración asociadas a unas series de tiempo, pueden obtenerse a partir del cálculo de los autovectores de la matriz de correlaciones canónicas de los residuos del modelo (Johansen, 1996).

Así pues, los modelos VEC (Vector de Corrección del Error) tienen la estructura tradicional de los VAR, sujeto a una serie de restricciones de cointegración que le proporcionan un factor de corrección con ajustes progresivos en el corto plazo, que se emplean usualmente para series no estacionarias pero cointegradas, donde en el corto plazo se presentan perturbaciones, pero al largo plazo se alcanza el equilibrio, siendo el término de error el parámetro que refleja la desviación del equilibrio a largo plazo. A continuación se presenta la formulación para un modelo VEC:

$$\Delta y_{i,t} = \alpha_i(y_{i+1,t} - \beta y_{i,t}) + e_{i,t}$$

Donde $y_{i,t}$ es la i -ésima variable endógena incluida en el modelo, α_i es la velocidad de ajuste hacia el equilibrio al largo plazo, $y_{i+1,t} - \beta y_{i,t}$ es la ecuación de cointegración, cuya diferencia representa la desviación del equilibrio y $e_{i,t}$ corresponde al residual; nótese como los modelos VEC resultan ser de gran utilidad, al incorporar la información tanto del corto plazo como de largo plazo (Bollerslev, Engle & Wooldridge, 1988).

Estimación Bayesiana

Según Jochmann & Koop (2014), el modelo de vector de corrección del error bayesiano se puede escribir como

$$\Delta y_t = \Phi c_t + \sum_{i=1}^k \Gamma_t \Delta y_{t-i} + \Pi_t y_{t-i} + e_t$$

Donde Δy_t es un vector cointegrado, c_t es un vector correspondiente al intercepto, Γ_t es la matriz de autorregresivos, Π_t es la matriz que contienen los términos de corrección de errores (con $\Pi_t = \alpha\beta'$, sabiendo que α es el término de ajuste y β contiene los vectores de cointegración) y e_t corresponde al residual, del cual se asume sigue una distribución normal con parámetros 0 y $\Sigma_t = q_t \Sigma$ con $\ln q_t = \phi \ln q_{t-1} + \sigma_q \eta_t$, $\eta_t \sim N(0, 1)$.

Para este caso, las posterior correspondientes a los parámetros de interés son:

- $p(\sigma_q^2 | \cdot, x) \sim IG(\sigma_q^2 | \mu_\sigma + \frac{T}{2}, s)$ con $s = b_\sigma + 0.5 \sum_{t=1}^T (\ln q_t - \phi \ln q_{t-1})^2$
- $p(\phi | \cdot, x) \sim f_{N,1}(\phi | \alpha, \sigma_q^2 A^{-1}) I_{(-1,1)}(\phi)$ con $\alpha = A^{-1}(W'Q + \sigma_q^2 \Omega_\varphi \mu_\varphi)$,

$$A_{ij} = W'W + \sigma_q^2 \Omega_\varphi, W = (\ln q_0, \dots, \ln q_{T-1})', Q = (\ln q_1, \dots, \ln q_T)'$$

- $p(\Sigma | \cdot, x) \sim IW(\Sigma | \Omega_\Sigma + TS_0, \mu_\Sigma + T)$ con $S_0 = T^{-1} \sum_{t=1}^T q_t^{-1} (x_t - \mu_t)(x_t - \mu_t)'$
- $p(\ln q_0 | \cdot, x) \sim f_{N,1}(\ln q_0 | b_2 b_1^{-1}, b_1^{-1})$ con $b_1 = \frac{\phi^2}{\sigma_q^2} + \frac{1}{\Omega_q}$,

$$b_2 = \frac{\phi \ln q_1}{\sigma_q^2} + \frac{\mu_q}{\Omega_q}$$

- $p(q_t | \cdot, x) \propto$

$$q_t^{\frac{-(n+2)}{2}} \exp[-(2q_t)^{-1} (x_t - \mu_t)' \Sigma^{-1} (x_t - \mu_t)] \exp[-(2\sigma_q^2)^{-1} (\ln q_t - s_t)^2] - \text{con } \rightarrow 1 \leq t \leq T-1,$$

$$s_t = [\phi(\ln q_{t-1} + \ln q_{t+1})](1 + \phi^2)^{-1}, \sigma_q^2 = \sigma_q^2(1 + \phi^2)^{-1},$$

$$t = T, s_t = \phi \ln q_{T-1}, \sigma_q^2 = \sigma_q^2$$

6. Métodos de simulación

6.1. MCMC

Sea $\theta = \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$, donde para cada θ_i se quiere encontrar $p(\theta_i|y)$, entonces

$$p(\theta_i|y) = \frac{p(y|\theta_i) \cdot p(\theta_i)}{p(y)}$$

donde $p(\theta_i|y)$ es la distribución posterior, $p(y|\theta_i)$ es la función de verosimilitud, $p(\theta_i)$ es la distribución a priori y $p(y)$ puede expresarse como $\int_{\theta_i} p(y|\theta_i) \cdot p(\theta_i) d\theta_i$, entonces, el MCMC (Markov Chain Monte Carlo) se presenta como un método basado en generar una cadena de Markov que converja a una distribución estacionaria después de un periodo de burn-in, logrando encontrar los hiperparámetros para $p(\theta_i|y)$ como lo indica Billingsley (1986), mediante el siguiente cálculo:

$$\bar{X} = \frac{1}{n-m} \sum_{t=m+1}^n X_t$$

6.2. Muestreador de Gibbs

Según Geman .S & Geman .D (1984), el proceso para generar muestras aleatorias por este método, cuyas utilidades se presta para la estimación de cada parámetro posterior, es el siguiente:

1. Inicializar el valor de cada θ_i tal que $\theta^0 = \theta_1^0, \dots, \theta_k^0$, tomando muestras de la distribución prior
2. Para todas las iteraciones, $\theta^k = \{p(\theta_1^k|\theta_{-1}^{k-1}), \dots, p(\theta_n^k|\theta_{-n}^{k-1})\}$
3. Retornar $\theta^0, \dots, \theta^N$.

6.3. Metropolis - Hasting

Según Metropolis (1953), este metodo empleado en una función de densidad $\pi(x)$, busca encontrar un kernel de transición $p(x, y)$, tal que $\int \pi(x)p(x, y) = \pi(y)q(x, y)$, donde por reversibilidad $p(x, y) = q(x, y)\alpha(x|y)$, con $\alpha(x, y) = \min 1, \frac{\pi(x)q(x, y)}{\pi(y)q(x, y)}$, $\alpha(x|y)$ como la probabilidad de aceptación y $q(x, y)$ como el kernel de transición auxiliar.

Así pues, el algoritmo para la ejecución de este metodo se desarrolla de la siguiente manera:

1. $x^{(0)}$ inicial
2. Generar un aleatorio de $q(x^{(i)}, \cdot)$
3. $\alpha(x^{(i)}|y)$
4. Generar un aleatorio de la $U(0, 1)$ si $U < \alpha(x^{(i)}|\cdot)$, sino $x^{(i+1)} = x^{(i)}$
5. Repetir los pasos ii a iv hasta converger

6.4. Metropolis dentro de Gibbs

Según Brooks (2011), el algoritmo para la ejecución este método se puede sintetizar en los siguientes pasos:

1. Inicializar el valor de cada θ_i tal que $\theta^0 = \theta_1^0, \dots, \theta_k^0$, tomando muestras de la distribución prior
2. Para todas las iteraciones llevar a cabo el proceso de Metropolis-Hasting, donde se busca en su forma generica mín $1, \frac{\pi(x)q(x,y)}{\pi(y)q(y,x)}$
3. Retornar $\theta^0, \dots, \theta^N$.

7. Aplicación y Resultados

7.1. Análisis Descriptivo

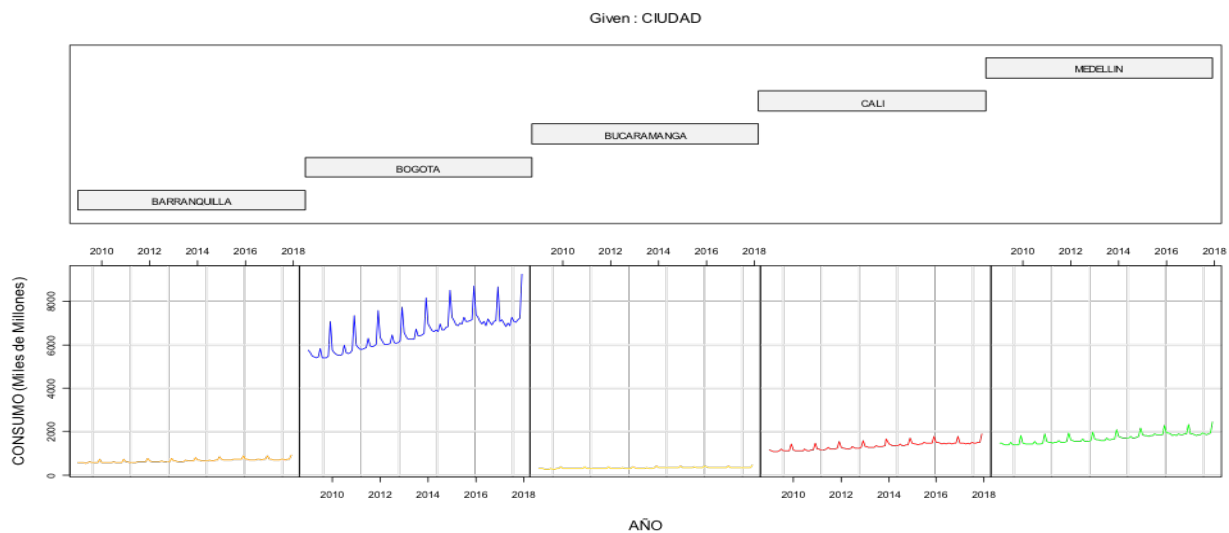


Figura 1: Consumo Real (2009 - 2017)

En referencia al consumo de las principales ciudades del país presentado en la Figura 1, es posible apreciar un comportamiento estacional idéntico, cuyo diferencial está dado por los niveles de consumo, donde Bogotá es la ciudad que presenta mayor concentración, lo cual no es de extrañar, entendiendo que en su rol de capital, es un referente en el dinamismo de la economía nacional y aglomera actualmente a una gran cantidad de personas de todas las parte del país que le representan cerca de \$8000 billones en consumo. Con niveles mucho más moderados, le siguen Cali y Medellín, donde el consumo representa cerca de \$2000 billones mensuales. Más abajo están Barranquilla y Bucaramanga con niveles de \$1500 billones y \$1000 billones respectivamente.

Tabla 1: Estadísticas básicas

	CONSUMO REAL	INFLACION	Tasa Interes	TRM	ICC	IVA
1	Min. : 276.5	Min. :2.280	Min. :0.0900	Min. :1762	Min. :-0.300	Min. :5.638
2	1st Qu.: 597.5	1st Qu.:2.320	1st Qu.:0.1100	1st Qu.:1862	1st Qu.: -0.005	1st Qu.:5.821
3	Median :1336.6	Median :2.350	Median :0.1200	Median :1972	Median : 0.150	Median :6.173
4	Mean :2111.4	Mean :2.355	Mean :0.1197	Mean :2258	Mean : 0.107	Mean :6.193
5	3rd Qu.:1863.9	3rd Qu.:2.390	3rd Qu.:0.1300	3rd Qu.:2891	3rd Qu.: 0.240	3rd Qu.:6.554
6	Max. :9270.7	Max. :2.470	Max. :0.1700	Max. :3358	Max. : 0.390	Max. :6.826

Tabla 1: Estadísticas básicas

	Salario	DESEMPLEO
1	Min. :496900	Min. :1.771
2	1st Qu.:535600	1st Qu.:2.134
3	Median :589500	Median :2.223
4	Mean :599025	Mean :2.224
5	3rd Qu.:644350	3rd Qu.:2.324
6	Max. :737717	Max. :2.509

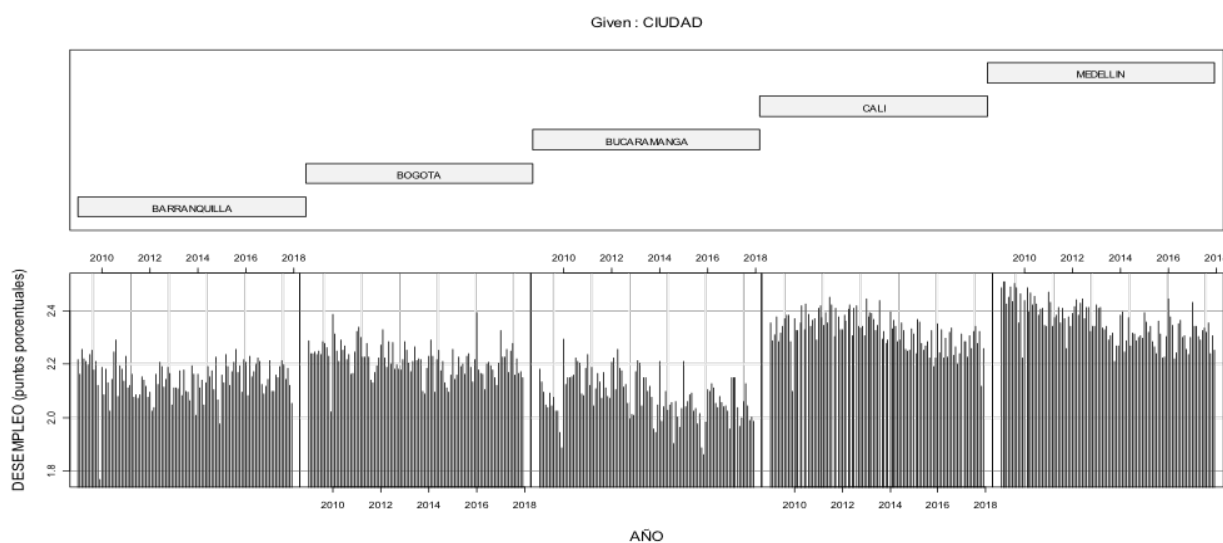


Figura 2: Desempleo (2009 - 2017)

En cuanto a las variables explicativas, resaltan los niveles estables de inflación como resultado de la política monetaria conservadora que se presenta en el país, así mismo, se puede apreciar una fluctuante TRM para el periodo de análisis, cuyo sentido se encuentra en la volatilidad del precio del petróleo para la última década, lo cual se ve reflejado en los altibajos que también se evidencian en la confianza del consumidor.

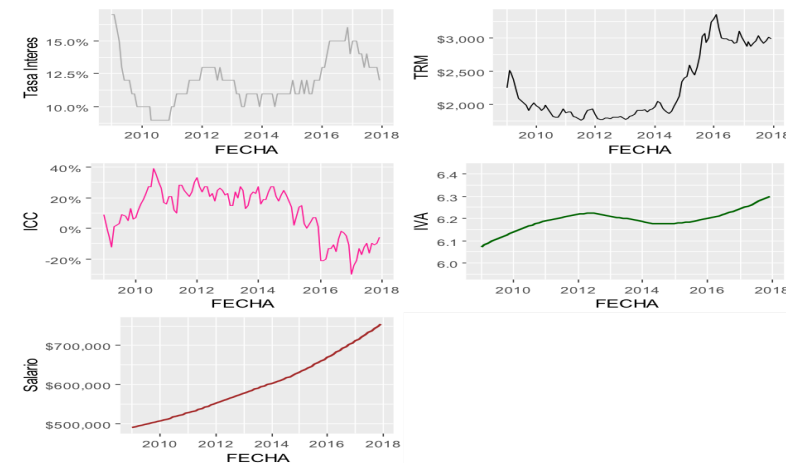


Figura 3: Tasa de interés, TRM, ICC, IVA, Salario (2009 - 2017)

7.2. Datos Panel: Enfoque Frecuentista

Con el fin de encontrar aquellas variables macroeconómicas que han tenido mayor efecto en el consumo de las principales ciudades del país, se implementara un modelo data panel a través del software estadístico RStudio, haciendo uso de la librería `plm`. Para eliminar problemas de sobre-especificación que pudiese tener el modelo, se eliminan las variables con alta correlación (Figura 4) y se utilizan técnicas de selección inteligente de variables, con lo cual, se procede a estimar el modelo excluyendo del análisis las variables TRM y Salario.

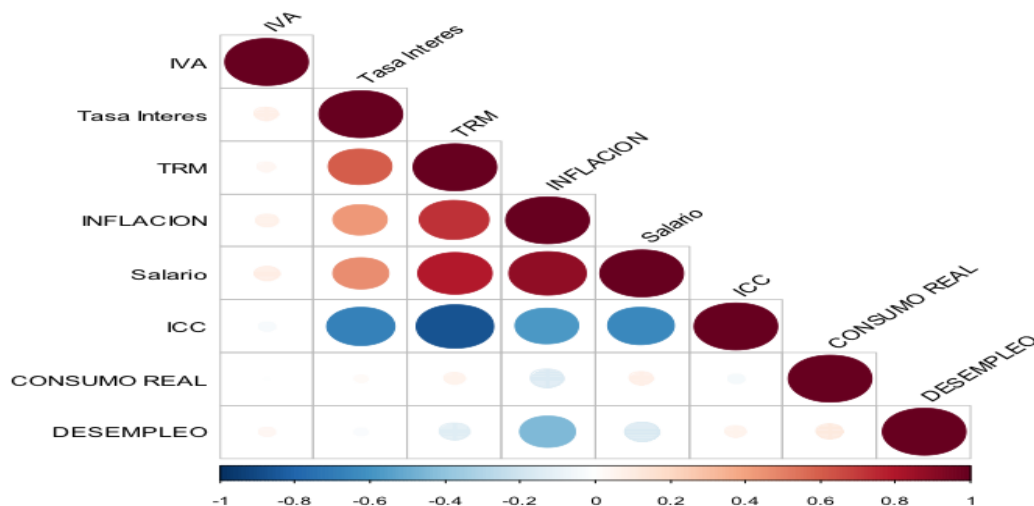


Figura 4: Matriz de Correlaciones

Una vez llevado a cabo la estimación del modelo data panel mediante efectos fijos y efectos aleatorios, se procede a establecer cuál de los dos enfoques se ajusta mejor a los datos, para lo cual se lleva a cabo el test de Hausman, cuya hipótesis alterna sugiere inconsistencia del modelo con efectos fijos. Para este caso, dado un p-valor de 0.9951 se acepta la hipótesis nula, por lo cual se concluye que el mejor modelo es el de efectos fijos, cuyos resultados se presenta a continuación.

Tabla 2: Estimación Data Panel Frecuentista

	<i>Dependent variable:</i>
	‘CONSUMO REAL’
INFLACION	5,380.399*** (422.163)
TASA DE INTERES	-1,559.333 (958.379)
ICC	240.927* (128.747)
IVA	-48.227 (33.769)
DESEMPLEO	-534.074*** (194.234)
Observations	540
R ²	0.341
Adjusted R ²	0.329
F Statistic	54.741*** (df = 5; 530)
<i>Note:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabla 3: Intervalos de confianza Data Panel Frecuentista

	2.5 %	97.5 %
INFLACION	4552.98	6207.82
TASA DE INTERES	-3437.72	319.06
ICC	-11.41	493.27
IVA	-114.41	17.96
DESEMPLEO	-914.77	-153.38

A la luz de los resultados, es posible establecer con un α del 5 %, que las variables significativas para el consumo en las principales ciudades del país son la inflación y el desempleo, donde por cada punto porcentual que aumenta el desempleo, el consumo se desacelera en \$534 mil millones, mientras que por cada punto porcentual que aumenta la inflación, el consumo se incrementa en \$5.380 billones. Dichos resultados de cara a la teoría, evidencian para el caso del desempleo, una relación inversa con el consumo, donde un aumento en el número de desempleados, disminuye el número de personas que están percibiendo un ingreso y como resultado, implica una disminución en la propensión marginal a consumir. Por otro lado, para el caso de la inflación, si bien la teoría indica que un aumento de precios desestimula la economía, para el caso colombiano dicha desaceleración no ha tenido un efecto marcado, tal y como lo señala Pérez (2016), esto debido a que el consumidor ha abordado este fenómeno con una disminución en sus frecuencias de compra, pero mayores montos de gasto y cantidad, sumado a la penetración de las tiendas de "hard discount", que ha favorecido el consumo pese al alza en los precios.

En cuanto al efecto fijo para cada una de las ciudades, si bien no tienen sentido en la práctica suponer un estado en el cual el comportamiento del consumo no depende de la dinámica de otras variables, la

interpretación cuantitativa sugiere que si se excluyera el efecto de los demás factores macroeconómicos, el consumo para todas las ciudades entraría en desaceleración.

Tabla 4: Efecto Fijo por ciudades

Barranquilla	Bogotá	Bucaramanga	Cali	Medelliín
-9439.965	-10282.528	-4732.874	-10496.895	- 9598.180

Pruebas del modelo

- Prueba de heterocedasticidad: siguiendo la prueba de Breusch-Pagan, para un p-valor de $2.2e - 16$, se rechaza la hipótesis nula de varianza constante en los residuales, con lo cual se concluye que los errores del modelo son heterogéneos.
- Prueba de normalidad: siguiendo la prueba de Shapiro-Wilk, para un p-valor de $2.2e - 16$, se rechaza la hipótesis nula de normalidad en los residuales, adicional, basado en la función `useFitdist` del paquete `rriskDistributions`, es posible establecer que los residuales del modelo no siguen una distribución conocida.
- Prueba de dependencia transversal: siguiendo la prueba Breusch-Pagan CD, para un p-valor de $2.2e - 16$, se rechaza la hipótesis nula de independencia de la sección transversal por parte de los residuales.
- Prueba de correlación serial: siguiendo la prueba Breusch-Godfrey/Wooldridge, para un p-valor de $2.2e - 16$, se rechaza la hipótesis nula, con lo cual se concluye que los residuales tienen correlación serial.

7.3. Datos Panel: Enfoque Bayesiano

La implementación del modelo data panel bayesiano se llevará a cabo través del software estadístico `Stata`, cuyo algoritmo se basa en métodos de MCMC haciendo uso de Metropolis-Hasting dentro de Gibbs con burn-in, donde las expresiones a iterar se presentaron anteriormente. A continuación se presenta el diagnóstico de Heidelberger y Welch, donde se puede apreciar para las series de inflación, IVA y desempleo, acentuados problemas de convergencia, presentando tendencia, alta correlación y una densidad bimodal.

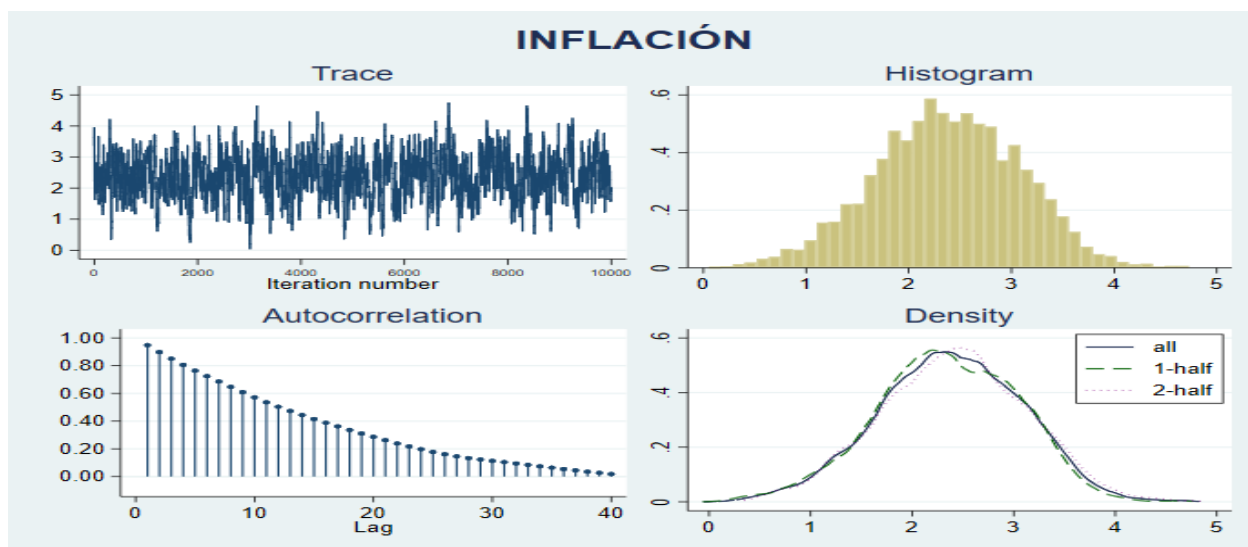


Figura 5: Diagnóstico de la convergencia de la Inflación

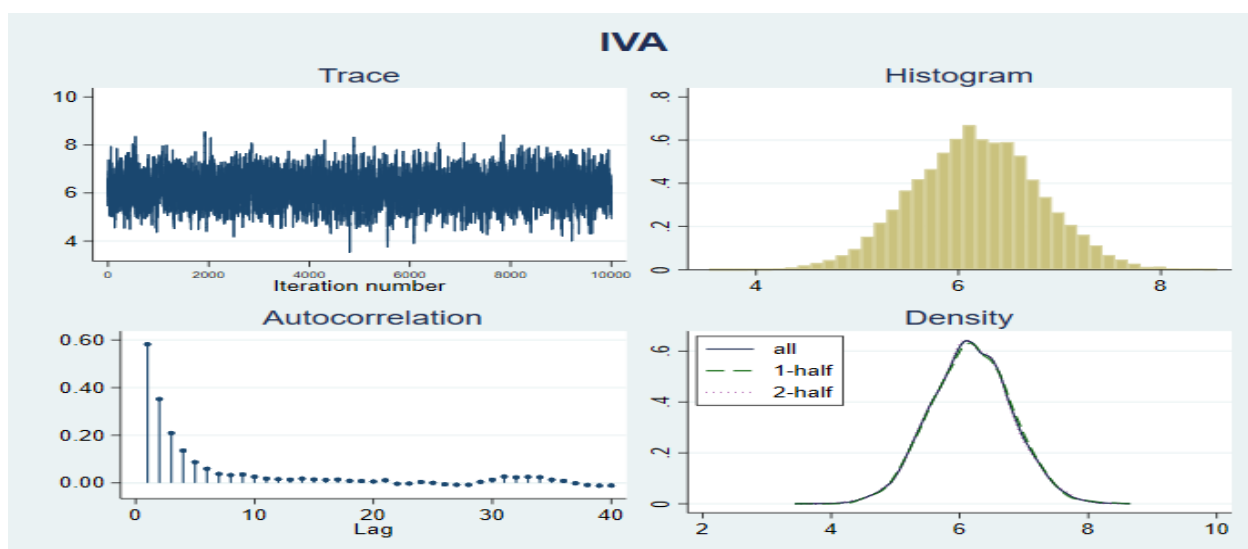


Figura 6: Diagnóstico de la convergencia del IVA

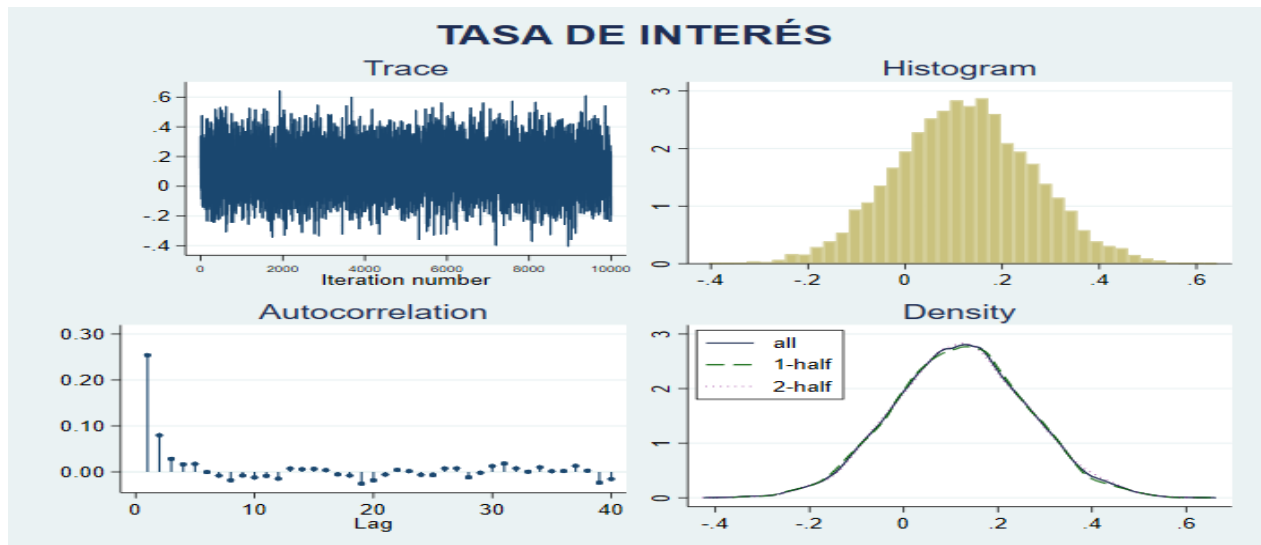


Figura 7: Diagnóstico de la convergencia de la Tasa de Interés

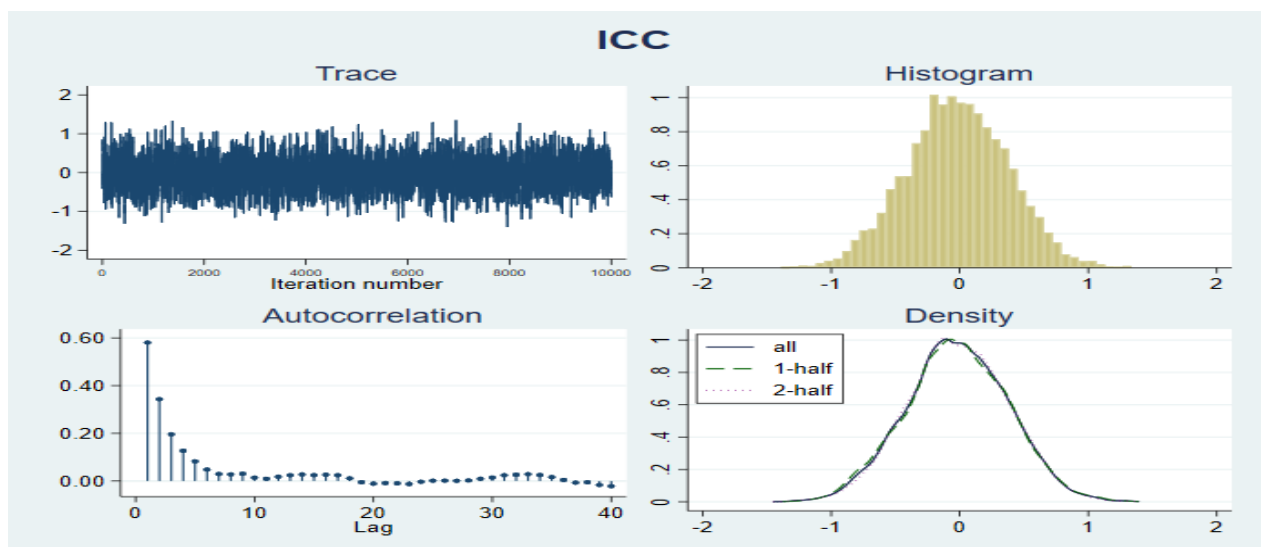


Figura 8: Diagnóstico de la convergencia del ICC

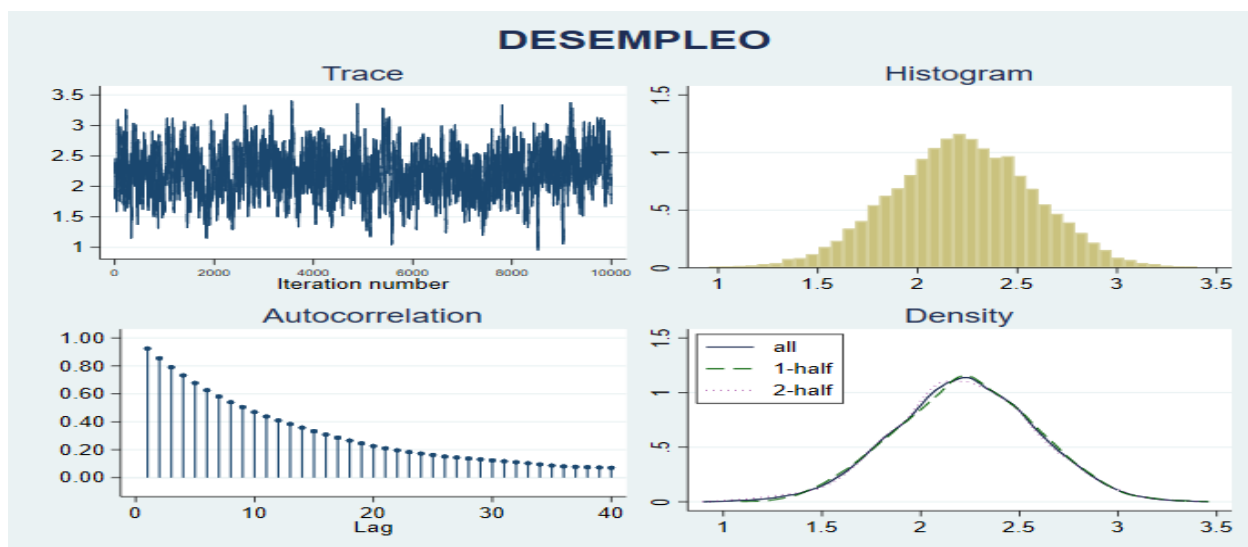


Figura 9: Diagnóstico de la convergencia del Desempleo

En cuanto a los hiperparámetros obtenidos, los resultados se presentan a continuación:

Tabla 5: Coeficientes estimación Data Panel Bayesiano

Bayesian multilevel regression Metropolis-Hastings and Gibbs sampling Group variable: city				MCMC iterations =	12,500
				Burn-in =	2,500
				MCMC sample size =	10,000
				Number of groups =	5
				Obs per group:	
				min =	108
				avg =	108.0
				max =	108
				Number of obs =	540
				Acceptance rate =	.8362
				Efficiency: min =	.001876
				avg =	.328
				max =	1
<u>Log marginal likelihood</u>					
	Mean	Std. Dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [95% Cred. Interval]
CONSUMOREAL					
INFLACION	288.8297	136.462	31.4769	275.3867	51.84676 582.8635
TasaInteres	18.21579	99.70583	.997058	17.10512	-174.8584 213.7479
ICC	-288.5861	71.11995	.834082	-288.5181	-429.0261 -150.4621
IVA	-4.547828	49.88008	11.5169	-8.995047	-92.77763 103.6336
DESEMPLEO	-173.347	129.2389	26.3665	-182.2782	-406.794 97.78289
_cons	14.6913	108.1039	14.1181	13.33813	-192.1643 235.3321
city					
U0:sigma2	1.51e+07	1.83e+07	1.1e+06	1.03e+07	2976081 5.58e+07
e.CONSUMOREAL					
sigma2	127084.1	8345.081	90.1753	126736.4	111999.1 144704

Para esta estimación, las variables significativas son inflación e ICC, donde un aumento en la inflación genera un aumento en el consumo al igual que en el caso frecuentista y donde a mayores niveles de confianza de los consumidores, se presenta una desaceleración en el consumo, lo cual indica que en aquellos periodos en que ICC aumento, no necesariamente se vio capitalizado en consumo real.

Tabla 6: Efecto individuales por ciudades

Medellín	Barranquilla	Bogotá	Bucaramanga	Cali
-1304.988	3407.098	-1616.867	-745.7414	- 497.43

Se puede evidenciar como el consumo para la ciudad de Barranquilla muestra un nivel positiva ante la nulidad de las demás variables, mientras que para el resto de ciudades del país, se sigue presentando el escenario negativo exhibido en la estimación frecuentista.

7.4. VEC: Enfoque Frecuentista

La implementación del modelo VEC para encontrar relaciones de largo plazo entre las variables, esta sujeto a los supuestos de no estacionariedad y cointegración. Para nuestro caso, el consumo real presenta un estado estacionario, conforme a un p-value de 0.01 reiterativo en todas las ciudades para la prueba de Dickey-Fuller, rechazando así la hipótesis nula de no estacionariedad, sin embargo, el consumo corriente para Medellín cumple con los supuestos necesarios para la estimación del VEC; con el fin de enriquecer la excasa literatura acerca de los modelos VEC y valiendose de los resultados que este provea para robustecer nuestro análisis, se llevará a cabo la estimación del VEC para el consumo corriente de la ciudad de Medellín, mediante el software EVIEWS. En conformidad con esto, se requiere realizar la especificación de tendencia determinista, para lo cual se desarrollan diferentes test, los cuales se presentan a continuación:

Selected (0.05 level*) Number of Cointegrating Relations by Model					
Data Trend: Test Type	None Intercept No Trend	None Intercept No Trend	Linear Intercept No Trend	Linear Intercept Trend	Quadratic Intercept Trend
Trace	2	2	1	1	1
Max-Eig	2	2	1	1	1
*Critical values based on MacKinnon-Haug-Michelis (1999)					
Information Criteria by Rank and Model					
Data Trend: Rank or No. of CEs	None Intercept No Trend	None Intercept No Trend	Linear Intercept No Trend	Linear Intercept Trend	Quadratic Intercept Trend
Log Likelihood by Rank (rows) and Model (columns)					
0	721.2352	721.2352	739.1594	739.1594	744.9026
1	747.4265	747.4756	767.4460	759.4206	765.1636
2	765.0175	765.1746	785.9615	774.3617	780.0957
3	772.0093	772.4232	773.2099	782.8230	787.5772
4	774.7814	777.5309	777.7995	788.6827	791.1566
5	775.0137	780.3001	780.3001	791.1906	791.1906
Akaike Information Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-12.06282	-12.06282	-12.31377	-12.31377	-12.32821
1	-12.37721	-12.35875	-12.47468	-12.49360	-12.52745
2	-12.52461	-12.48883	-12.44585	-12.57013	-12.62322*
3	-12.46620	-12.41599	-12.39243	-12.52083	-12.57431
4	-12.32585	-12.30157	-12.28737	-12.42102	-12.44964
5	-12.13619	-12.14175	-12.14175	-12.25613	-12.25613
Schwarz Criteria by Rank (rows) and Model (columns)					
0	-9.504829	-9.504829	-9.627886*	-9.627886*	-9.514418
1	-9.563425	-9.519381	-9.532992	-9.526336	-9.457862
2	-9.455024	-9.368080	-9.248367	-9.321484	-9.297831
3	-9.140814	-9.013859	-8.939141	-8.990809	-8.993130
4	-8.744668	-8.618066	-8.578285	-8.609618	-8.612659
5	-8.299204	-8.176865	-8.176865	-8.163344	-8.163344

Figura 10: Test de tendencia determinista

A la luz de los resultados y conforme al criterio de Akaike, es posible establecer que para nuestro caso, el mejor ajuste se presenta con una función cuadrática con intercepto y tendencia.

Una vez validados los supuestos de cointegración para las series a incorporar en el análisis, se procede a relizar la función de impulso respuesta, la cual nos dara luz a cerca de la existencia o no, de una relación de largo plazo entre el consumo y las demás variables.

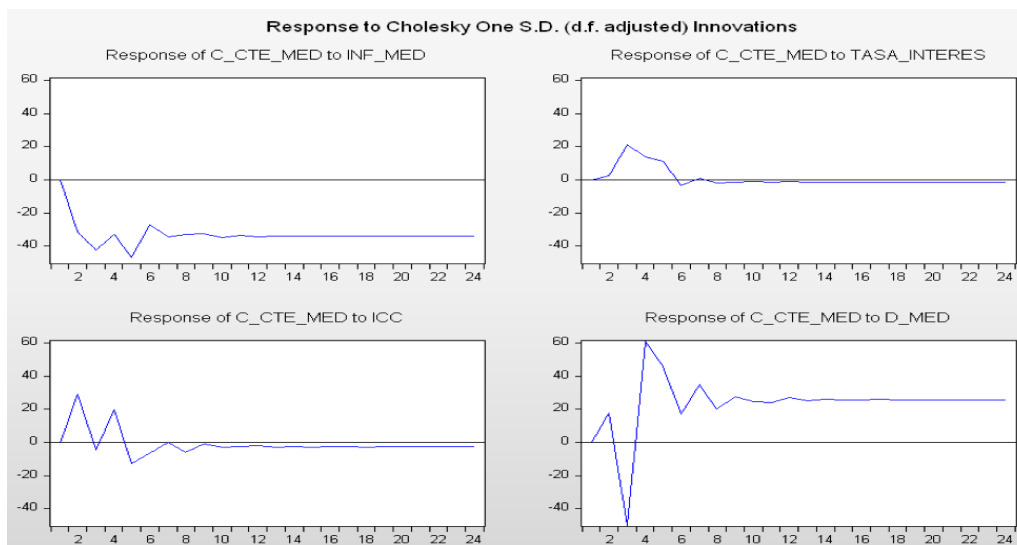


Figura 11: Función impulso respuesta

En función de lo expuesto en los cuadrantes anteriores, es posible evidenciar el efecto negativo que tiene la inflación sobre el consumo, el cual no se extingue en el largo plazo y conlleva a divergencias por debajo del equilibrio, en el caso de la tasa de interés, un aumento conlleva a un efecto positivo en el consumo, el cual se extingue en el tiempo, dicho efecto positivo se puede explicar como el tiempo que tarda la economía en asimilar la política. Así mismo, un aumento en la confianza del consumidor, genera un aumento en el consumo, el cual se extingue hacia el equilibrio en el largo plazo, mientras que un aumento en el desempleo genera una efecto negativo en el consumo para un primer momento, sin embargo, acto seguido se presenta una respuesta de la economía que configura un efecto positivo perdurable en el largo plazo.

En base a los resultados discutidos anteriormente, se procede a estimar el modelo VEC, cuyas salidas se muestran a continuación:

Tabla 7: Estimación VEC Bayesiano

	<i>Coeficientes:</i>
Consumo Corriente Medellín	1.0000
Inflación Medellín	-207.5245 (3052.42) [-0.06799]
Tasa de Interés	606.6930 (1271.79) [0.47704]
ICC	850.1655 (210.298) [4.04266]
Desempleo Medellín	-2556.261 (537.202) [-4.75847]
TREND	-25.86702
C	3909.415

Es posible evidenciar como primera medida, bajo un α del 5 %, que la variable desempleo no es significativa, dicho esto, se revalida el efecto negativo de la inflación sobre el consumo, mientras que variables como tasa de interés e ICC, tienen un efecto positivo, todo esto, configurando divergencias en miras al equilibrio a largo plazo. En cuanto a la validación de supuestos, la prueba conjunta F, garantiza homogeneidad de los errores para un p-valor de 0.2516, mientras que para la validación de errores no autocorrelacionados se exponen los resultados del test de Portmanteu:

Tabla 8: Test de Portmanteu

Lags	Q-Stat	Prob.*	Adj Q-Stat	Prob.*	df
1	3.880212	---	3.917522	---	---
2	15.17966	---	15.43638	---	---
3	32.71613	0.9137	33.48862	0.8968	45
4	51.18305	0.9557	52.68691	0.9391	70
5	87.24915	0.7018	90.55631	0.6099	95
6	111.9353	0.6877	116.7386	0.5672	120
7	137.4641	0.6595	144.0909	0.5057	145
8	159.8112	0.7011	168.2811	0.5229	170
9	176.8373	0.8201	186.9034	0.6487	195
10	197.6674	0.8579	209.9261	0.6758	220
11	211.6926	0.9392	225.5925	0.8080	245
12	291.3699	0.1775	315.5507	0.0295	270

En cuanto a la validación de los supuestos de normalidad, Fernandez-Corugedo (2003), establece que es más importante para este tipo de modelos cumplan con la prueba de errores no autocorrelacionados que con la normalidad multivariada.

7.5. VEC: Enfoque Bayesiano

La implementación del modelo VEC bayesiano se llevará a cabo a través del software estadístico SAS, cuyo algoritmo se basa en la estimación de probabilidad máxima. A continuación, se presenta la función de impulso respuesta como preludeo a la estimación del modelo.

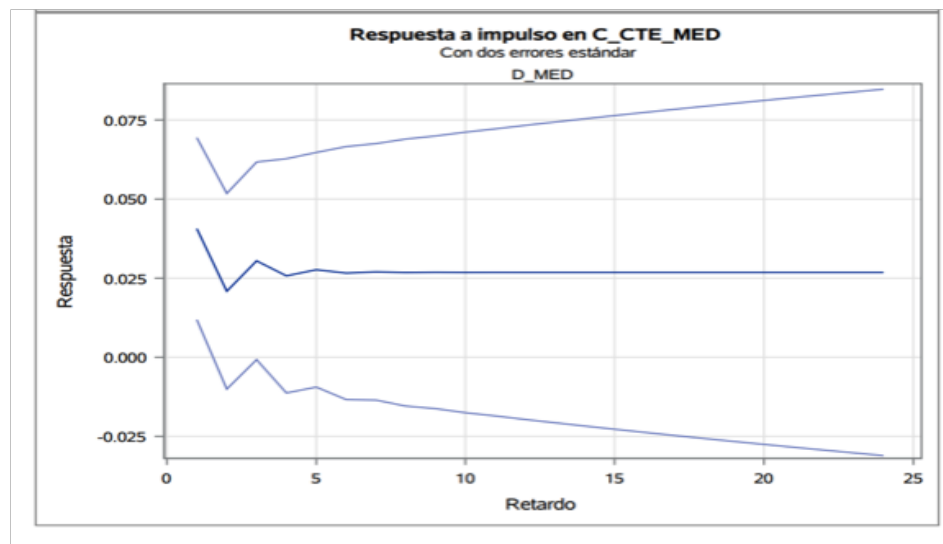


Figura 12: Función impulso respuesta variable dependiente

La estimación bayesiana de la función de impulso, muestra como el desempleo presenta una pequeña disminución en el consumo durante los primeros 5 meses, para luego tener un repunte y extinguirse su

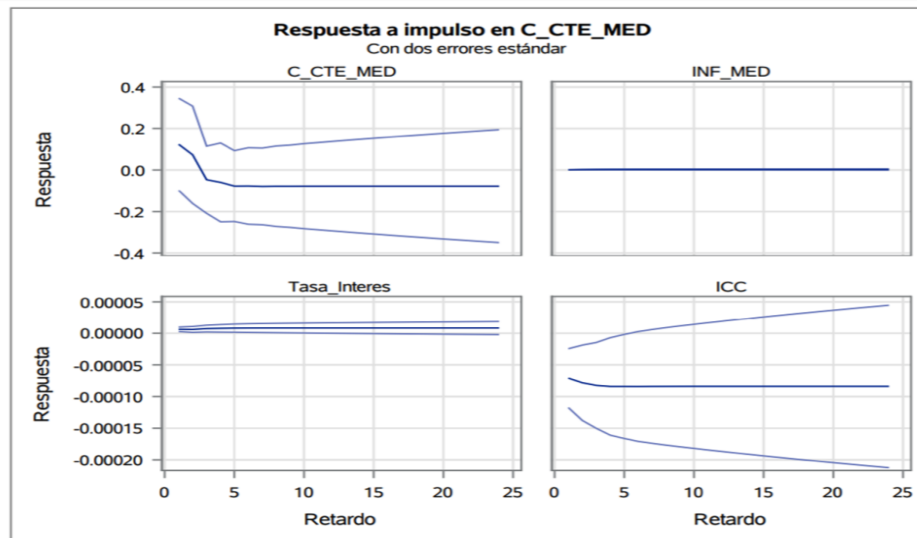


Figura 13: Función impulso respuesta covariables

efecto en el equilibrio a largo plazo. En el caso del ICC, se puede evidenciar que un aumento en la confianza de los consumidores genera un pequeño aumento en el consumo, que antes de los primeros 5 meses se termina extinguiendo, mientras que otras variables como la inflación y la tasa de interés, logran el equilibrio a largo plazo rápidamente.

Tabla 9: Estimación VEC Bayesiano

Estimadores Beta	
Variable	1
Consumo Corriente Medellín	1.0000
Inflación Medellín	-27.90459
Tasa de interés Medellín	21.51377
ICC Medellín	-132.60424
Desempleo Medellín	5.17558

Es posible apreciar el efecto negativo que tienen variables como la inflación y el ICC en el equilibrio a largo plazo, en esta misma línea, la tasa de interés y el desempleo producen un efecto positivo que diverge del equilibrio.

Conclusiones

- De cara a los resultados encontrados tanto en la estimación de modelos datos panel frecuentista como bayesiano, es posible concluir que la inflación es el factor macroeconómico que mayor efecto tiene sobre el consumo de las principales ciudades del país, modificando los hábitos de consumo de los ciudadanos, sin implicar necesariamente una disminución en el gasto privado.
- En referencia a los efectos para cada una de las ciudades, es posible concluir conforme a la estimación frecuentista y bayesiana de datos panel, que Bogotá es una de las ciudades que peor comportamiento presenta en miras a excluir el efecto de las variables macroeconómicas, presentando un fuerte desaceleramiento, mientras que por su parte, Barranquilla es una de las ciudades con menor efecto adverso, mostrando una menor sensibilidad a las variables coyunturales evaluadas en el modelo.

- Si comparamos la estimación frecuentista con la bayesiana, es posible concluir que esta última ofrece estimaciones de mayor precisión al tener intervalos de credibilidad mucho más ajustados.
- Conforme a la estimación del modelo VEC para Medellín, es posible concluir que la inflación y el desempleo son uno de los factores que más incidencia tienen sobre el consumo corriente de la ciudad.

Recibido:

Aceptado:

Referencias

- Altonji, J. G., & Siow, A. (1987). 'Testing the Response of Consumption to Income Changes with (Noisy) Panel Data'. *The Quarterly Journal of Economics*, 293-328.
- Apergis, N. (2004). 'Inflation, output growth, volatility and causality: evidence from panel data and the G7 countries'. *Economics Letters*, 83(2), 185-191.
- Auffret, P. (2003). 'High Consumption Volatility: The Impact of Natural Disasters?' *World Bank Policy Research Working*, 1.
- Baltagi, B. (2008). 'Econometric Analysis of Panel Data'. Chichester: John Wiley & Sons.
- Berné, C., & Martínez, N. (2007). 'Estudio del comportamiento variado del consumo de los hogares españoles con datos panel'. *Estudios sobre Consumo*, 49-62.
- Billingsley, P. (1986). 'Probability and Measure. New York: Wiley'.
- Bollerslev, T., Engle, R. F., & Wooldridge, J. (1988). 'A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying Covariances'. *Journal of Political Economy*, 116-131.
- Bonilla, S. (2011). 'Estructura económica y desempleo en Colombia: un análisis VEC'. *Sociedad y Economía*, 20, 99-124.
- Brooks, S., Gelman, G., Jones, G., & Meng, X. (2011). 'Handbook of Markov Chain Monte Carlo'. Chapman & Hall: CRC Press.
- Cermeño, R., & B. Grier, K. (2001). 'Modeling GARCH processes in Panel Data: Theory, Simulations and Examples'. Working Paper No. 2001-3.
- Davies, A., & Lahiri, K. (1995). 'A New Framework for Testing Rationality and Measuring Aggregate Shocks Using Panel Data'. *Journal of Econometrics*, 68, 205-227.
- Davies, A., & Lahiri, K. (2000). 'Re-examining the Rational Expectations Hypothesis Using Panel Data on Multi-Period Forecasts'. *Analysis of Panels and Limited Dependent Variable Models*, 226-254.
- De la Cruz, J., & Núñez, J. (2005). 'Determinantes externos del consumo privado en México'. *Redalyc*, 283-296.
- Diggle, P., Heagerty, P., Liang, K.-Y., & Zeger, S. (2002). 'Analysis of Longitudinal Data'. Oxford University Press.
- Duesenberry, J. S. (1949). 'Income, Saving and the Theory of Consumer Behaviour'. Cambridge: Harvard University Press.
- Echevarria, J., Misa, M., & López, E. (2007). 'La tasa de cambio real de equilibrio en Colombia y su desalineamiento: estimación a través de un modelo SVEC'. *Borradores de Economía*, 472, 1-38.
- Fernandez-Corugedo, E. (2003). 'Exercise on unit roots (including structural breaks), estimating a VECM and the implications of the VECM'. Curso publicado por Center for Central Banking Studies (CCBS), Bank of England, CEMLA y el Banco Central de la República de Argentina.
- Fitzmaurice, G., Laird, N., & Ware, J. (2004). 'Applied Longitudinal Analysis'. Hoboken: John Wiley & Sons, 2.
- Friedman, M. (1949). 'The Marshallian Demand Curve'. *Journal of Political Economy*, 463-495.
- Friedman, M. (1957). 'The Permanent Income Hypothesis. In M. Friedman, A Theory of the Consumption Function'. New Jersey: Princeton University Press, 30-37.
- Galiani, S., & Sánchez, M. (1995). 'El gasto de consumo en la Argentina: un análisis económico'. *Económica*, 41(1), 33-67.
- Geman, S., & Geman, D. (1984). 'Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Res-

toration of Images'. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 721-741.

Granger, C. (1983). 'Cointegrated Variables and Error Correction Models'. Discussion Paper, 83-130.

Guerrero, V. (2009). 'Análisis estadístico y pronóstico de series de tiempo económicas'. Jit Press.

Gujarati, D., & Porter, D. (2010). 'Econometría'. México D.F: The Mc Graw Hill.

Hall, R. E., & Mishkin, F. S. (1980). 'The Sensitivity of Consumption to Transitory Income: Estimates from Panel Data on Households'. National Bureau of economic research, 461-481.

Hernández, J. N. (2006, 12). 'Revisión de los determinantes macroeconómicos del consumo total de los hogares para el caso colombiano'. Ensayos Sobre Política Económica, 24(52), 80-109.

Jochmann, M., & Koop, G. (2014). 'Regime-switching'. Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics, 35-48.

Johansen, S. (1995). 'Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models'. New York: Oxford.

Johansen, S. (1996). 'Likelihood Based Inference on Cointegration in the Vector Autoregressive Model'. Oxford: Oxford University Press.

Keynes, J. M. (1936). 'General Theory of Employment, Interest and Money'. London: Royal Statistical Society.

Lee, J. (2010). 'The link between output growth and volatility: Evidence from a GARCH model with panel data'. Economics Letters, 106(2), 143-145.

Lusardi, A. (2012). 'Permanent Income, Current Income, and Consumption: Evidence From Two Panel Data Sets'. Journal of Business & Economic Statistics, 81-90.

Metropolis, N., Rosenbluth, A., Rosenbluth, M., Teller, A., & Teller, E. (1953). 'Equation of State Calculations by Fast Computing Machines'. Journal of Chemical Physics, 1087-1092.

Modigliani, F., & Brumberg, R. (1954). 'Utility Analysis and the Consumption Function: An Interpretation of Cross Section Data'. Post Keynesian Economics, 388-436.

Núñez, J. (2005). 'No siempre pobres, no siempre ricos: vulnerabilidad en Colombia'. CEDE, 1-31.

Pajor, A., & Wróblewska, J. (2017). 'VEC-MSF models in Bayesian analysis of short- and long-run relationships'. Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics, 1-22.

Pérez, E. (2016, Marzo 8). 'Cómo la inflación ha impactado el consumo en Colombia?', Colombia: P&M.

RADDAR. (2018). 'Por qué la economía no está tan mal como mi mamá cree?', Medellín: Colombiatex de las Américas.

Rendón, H. (2003). 'Modelos de corrección de errores y co integración: A propósito del premio Nobel de economía'. Ensayos de Economía, 13(23), 141-148.

Sims, C. (1980). 'Macroeconomics and Reality'. Econometrica, 48(1), 1-48.

Wooldridge, J. (2010). 'Introducción a la econometría'. México D.F: Cengage Learning.

Viernes 8 de Junio del 2018
Bogotá D.C

A QUIEN PUEDA INTERESAR

Por medio de la presente, yo SANTIAGO BARRIOS SARMIENTO con C.C. 1.032.464.515 de Bogotá, manifiesto en referencia a los datos empleados en mi trabajo de grado, que la información de consumo e inflación fue compartida por IPG MEDIABRANDS y corresponde a lo reportado por la firma RADDAR. La tasa de interés, el salario y la TRM fueron tomadas del Banco de la República, IVA e ICC corresponden a los datos publicados por la DIAN y Fedesarrollo respectivamente, mientras que la información de desempleo se puede encontrar en las bases de microdatos del DANE. Los datos mencionados previamente corresponden en el caso del Banco de la República, DANE, DIAN y Fedesarrollo, a fuentes públicas sobre las cuales se tiene libre acceso y en el caso de RADDAR a fuentes privadas compartidas por IPG MEDIABRANDS, para las cuales se tiene previa autorización conforme a lo establecido por la Ley de Habeas Data.


SANTIAGO BARRIOS SARMIENTO
C.C 1.032.464.515
santiagobarrios@usantotomas.edu.co

Viernes 8 de Junio del 2018
Bogotá D.C

A QUIEN PUEDA INTERESAR

Ref. Autorización para el tratamiento y uso de datos personales.

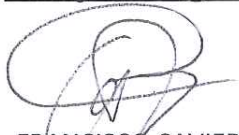
De conformidad con lo previsto en la Ley 1581 de 2012 *"por la cual se dictan las disposiciones generales para la protección de datos personales"* y el Decreto 1377 de 2013, que la reglamentan parcialmente, manifiesto que IPG MEDIABRANDS me autorizo de forma expresa y clara para que pueda hacer tratamiento y uso de información de consumo e inflación por ciudades (2009-2017) entregada por su proveedor RADDAR.

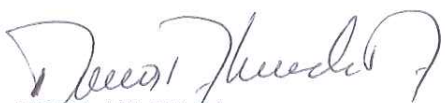
De acuerdo a la normatividad citada, yo SANTIAGO BARRIOS SARMIENTO identificado con C.C. 1.032.464.515 de Bogotá D.C, quedo autorizado de manera expresa e inequívoca para mantener y manejar la información suministrada con fines exclusivamente académicos, permitiéndome publicar resultados que de mi investigación pudiesen surgir, pero guardando confidencialidad respecto a las cifras explícitas compartidas por IPG MEDIABRANDS, de las cuales se hace mención previamente.

No obstante la presente autorización, el documento que soporte los resultados de la investigación, deberá tener la debida citación científica que identifique a RADDAR como fuente de las cifras utilizadas y a IPG MEDIABRANDS como poseedor y facilitador de las mismas.

Atentamente,


SANTIAGO BARRIOS SARMIENTO
C.C 1.032.464.515
santiagobarrios@usantotomas.edu.co


FRANCISCO CAVIEDES
Líder de Análisis Multivariados
Francisco.Caviedes@mbww.com


NORA AHUMADA
Directora de Recursos
Humanos y Nómina
Nora.Ahumada@mbww.com