

MODELO VAR BAYESIANO PARA EL SECTOR EDIFICADOR DE

BOGOTÁ

Secretaria Distrital del Hábitat

Nadya Milena Rangel

Subsecretaria de Planeación y Política

Claudia Andrea Ramírez Montilla

Subdirector de Información Sectorial

Jorge Alberto Torres Vallejo

Equipo Técnico

Catalina Gonzalez Guatibonza

Cristian Andres Torres Casallas

Diagramación

Sara Torres Vergara

Bogotá, Febrero 2020

Contenido

Objetivo	2
Contexto.....	3
Determinantes del sector de la construcción en Colombia.....	4
Econometría Bayesiana	5
Estadísticas descriptivas	9
Estimaciones	15
Conclusiones	31
Anexos	32
Bibliografía	34

Objetivo

El objetivo de este documento es construir una herramienta estadística robusta que permita pronosticar los niveles de actividad del sector edificador en Bogotá y además facilite la estimación de los posibles impactos económicos de las intervenciones públicas. Tomando como punto de partida el enfoque de Vectores Autoregresivos Bayesianos – BVAR planteado por Sims (1980) y Litterman (1986), se usa la complementariedad entre la información arrojada por los datos históricos y la información previa que se tenga sobre el funcionamiento del sector, para así superar las limitaciones de sobreajuste y sobreparametrización que los modelos dinámicos de corte clásico presentan comúnmente. Como un aporte adicional, se construye un modelo denominado Large BVAR, el cual permite incluir simultáneamente una gran cantidad de variables en el modelo.

Contexto

Sector edificador en Bogotá

El subsector de edificaciones, según definición del Departamento Administrativo Nacional de Estadística DANE (2014), comprende las actividades de construcción, ampliación, reforma y reparación de las viviendas y edificaciones destinadas a usos industriales, comerciales, servicios del gobierno, bodegas, escuelas, hospitales, hoteles, administración pública, entre los principales. Esto pone al sector en dos frentes de gran importancia para la ciudad, el frente social, ya que de su buen desempeño depende la calidad de vida de los ciudadanos; y el frente económico, donde tiene gran impacto por su variedad e intensidad de encadenamientos (DNP, 2015).

Actualmente, el subsector edificador de Bogotá representa un mercado anual de 6.5¹ billones de pesos, 3% del PIB de la capital del país; emplea en promedio 292 mil personas, 7% de la fuerza laboral ocupada de la ciudad; y agrega anualmente un promedio de 38 mil edificaciones al stock de construcciones en la ciudad, de las cuales el 93% tiene destino residencial.

Dentro del funcionamiento del subsector edificador, la variable fundamental son las ventas, ya que son las que reflejan la capacidad de pago actual de los hogares y sus expectativas sobre el comportamiento de la economía, y además por el esquema de preventa utilizado en el país, son las que determinan el inicio de obra y entrada de proyectos al mercado.

Sistema del subsector edificador

El ciclo comercial y de construcción de un proyecto en el subsector edificador, inicia con la etapa de preventa² y la posterior solicitud de la licencia de construcción³ por parte del constructor, ante alguna de las curadurías de la

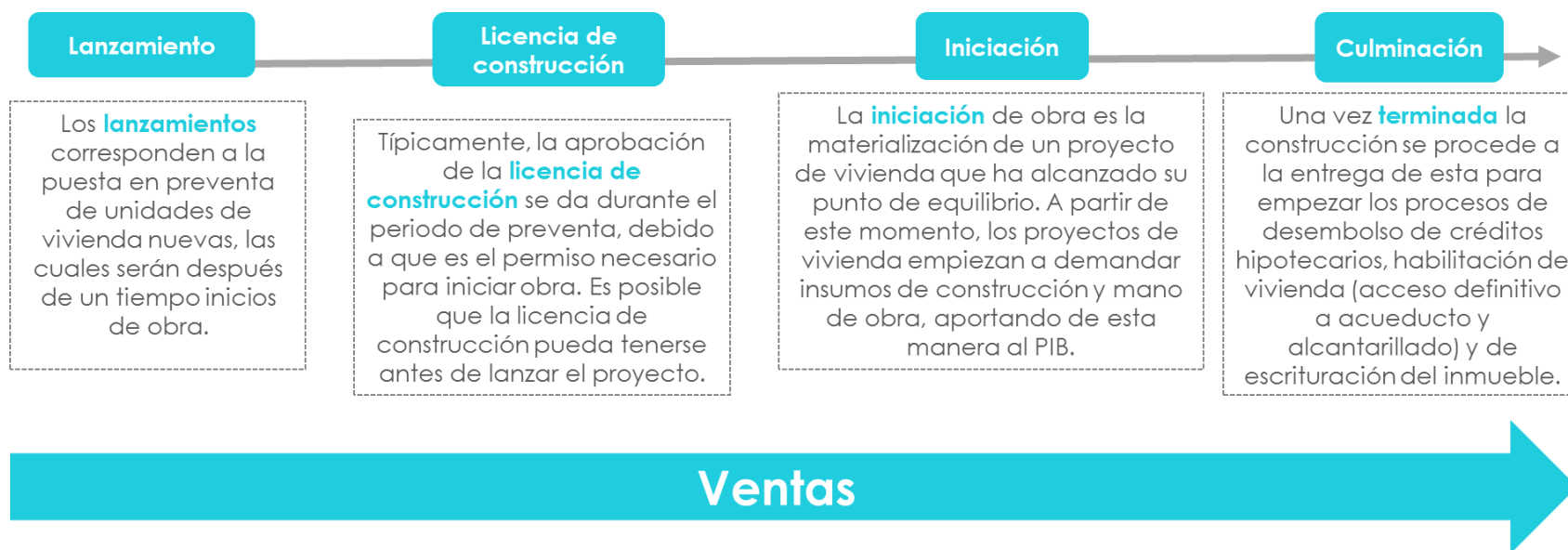
1 Dato tomado del PIB nominal de Bogotá, publicado para el primer trimestre de 2019.

2 Esta parte del ciclo presenta factores diferenciales entre los destinos residenciales y no residenciales, factores que ha criterio de los investigadores no afectan las estimaciones.

3 La licencia de construcción es una clase de licencia urbanística y se define de acuerdo con el decreto 1469 de 2010 como: "la autorización previa para desarrollar edificaciones, áreas de circulación y zonas comunales en uno o varios predios, de conformidad con lo previsto en el Plan de Ordenamiento Territorial, los instrumentos que lo desarrollen y complementen, los Planes Especiales de Manejo y Protección de Bienes de Interés Cultural, y demás normatividad que regule la materia. En las licencias de construcción se concretarán de manera específica los usos, edificabilidad, volumetría, accesibilidad y demás aspectos técnicos aprobados para la respectiva edificación".

ciudad. En el momento en que el proyecto logra su punto de equilibrio, es decir, logra su viabilidad financiera, se da comienzo al proceso de construcción, instante en el cual inicia su aporte⁴ al cálculo del valor agregado del subsector, este aporte está en función del porcentaje de avance en la construcción del proyecto.

Ilustración 1 Ciclo comercial y de producción de un proyecto.



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

⁴ Para el cálculo del valor agregado del subsector edificador se usa el principio de causación, el cual consiste en registrar la producción a medida que avanzan las construcciones, la fuente de información es el Censo de Edificaciones del DANE (CEED). A partir de los resultados del Censo de Edificaciones del DANE (CEED) se obtiene el área a construir, el grado de avance de la obra y los precios de mercado; con estos datos se calculan para Bogotá los metros cuadrados causados por tipo de construcción (unifamiliar y multifamiliar) y por estratos. En las construcciones no residenciales los cálculos se realizan por destino de la obra.

Determinantes del sector de la construcción en Colombia

Con el fin de tener una idea inicial sobre las variables a utilizar y las relaciones que entre ellas existe, se tomaron como referencia los trabajos del MVCT (2018) y FEDESARROLLO (2004). Los mencionados documentos buscan los determinantes de la actividad edificadora en el país, usando como proxys las variables “Área aprobada en licencias de construcción de vivienda”, “Área aprobada en licencias de construcción totales” y “Área de obras en construcción”. Como posibles determinantes, el documento menciona las siguientes variables:

1. Tasa de colocación de créditos hipotecarios (r), fuente: Banco de Republica.
2. Tasa de inflación (π), fuente: Departamento Administrativo Nacional de Estadística - DANE.
3. Desembolsos hipotecarios ($CredH$) deflactados por índice de Precios al Consumidor – IPC, fuente: DANE, esta se discrimina por constructor e individuales.
4. El Índice de Precios al Consumidor Arriendo - IPCA deflacto con el IPC, fuente: DANE.
5. Índice de la tasa de cambio real ($ITCR$), fuente: Banco de Republica.
6. Índice de Costos de la Construcción – ICCV deflactado por el IPC, fuente: DANE, este indicador no muestra alta influencia en el agregado total pero sí parece ser un determinante fuerte en el mercado VIS, fuente: DANE.
7. Índice de ingresos laborales reales (I), fuente: DANE.
8. Precio de la vivienda nueva – IPVN, fuente: DANE.

El enfoque utilizado en los trabajos ya mencionados para determinar la magnitud y el tipo de relación de cada una de estas variables con los niveles de actividad edificadora en la ciudad nace de la estimación de la forma reducida de un modelo de oferta y demanda, el cual tiene como supuesto fundamental la existencia de un precio de equilibrio en el mercado inmobiliario.

Econometría Bayesiana

Esta sección realiza una breve introducción a la estadística Bayesiana, fundamentada en el tratamiento realizado por (O'Hara, 2015), Geweke (2005) y Canova (2007). La teoría Bayesiana basa sus resultados en interpretar la

probabilidad de un evento como el grado de certeza que sobre la ocurrencia de este se tenga. El nivel de certeza está en función del conocimiento previo del fenómeno y la información suministrada por los datos disponibles. La combinación de fuentes se realiza a través del uso del Teorema de Bayes⁵, lo cual es posible gracias al supuesto de que el parámetro de interés puede ser tratado como una variable aleatoria.

De esta manera, si se denota como M_i a un modelo cualquiera⁶, la densidad priori del vector de los parámetros de interés θ ⁷ se expresa como $p(\theta|M_i)$, con $(\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^k)$. Además, se asume que la densidad de las observaciones $y = y^T := \{y_t\}_{t=1}^T$, dado θ , viene dada por $p(y|\theta, M_i)$. Por la definición de probabilidad condicional, se tiene que la densidad conjunta de los datos y el vector de parámetros viene dada por:

$$p(y, \theta|M_i) = p(y|\theta, M_i)p(\theta|M_i)$$

$$p(y, \theta|M_i) = p(\theta|y, M_i)p(y|M_i)$$

De tal manera que:

$$p(\theta|y, M_i) = \frac{p(y|\theta, M_i)p(\theta|M_i)}{p(y|M_i)}$$

Así, la distribución posteriori del vector de parámetros de interés, viene definida por el producto entre la densidad de los datos observados y la distribución a priori de θ , normalizado por $p(y|M_i) = \int p(y, \theta|M_i) d\theta$. Es decir, la distribución posteriori de θ es el resultado de combinar la información previa del fenómeno con la información extraída sobre este de los datos.

Modelo VAR Bayesiano

Los modelos de Vectores Auto Regresivos – VAR en su forma clásica son una forma sencilla y flexible de capturar complejas interacciones entre un gran número de variables macroeconómicas. Sin embargo, su sobreparametrización puede causar problemas al momento de realizar inferencia especialmente en los pronósticos realizados con el modelo. Una solución a este problema es crear modelos restringidos a través del uso de información previa de los fenómenos de análisis⁸. Un modelo VAR estándar de orden p con m variables puede ser representado como:

⁵ Este teorema describe la probabilidad condicional de un evento basado en una combinación de información previa y análisis de datos.

⁶ Con $M_i \in \mathcal{M} \subseteq \mathcal{M}$, donde \mathcal{M} es una clase general de modelos y \mathcal{M} denota el conjunto de todos los modelos posibles.

⁷ Esta función expresa el conocimiento previo que se tiene de θ su forma exacta depende del modelo trabajado y los supuestos que este realice sobre las conjugadas.

⁸ Ejemplos muy populares de este tipo de información son: el hecho que la gran mayoría de las series macroeconómicas son series integradas de orden 1 y que muchas de ellas guardan relaciones de cointegración de largo plazo entre ellas.

$$y_t = \Phi + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t \text{ con } p < t \text{ y } \varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$$

Donde y_t representa un vector de variables endógenas tomadas en el tiempo $t \in [1, T]$, ε_t es un vector de choques exógenos distribuidos normalmente y $\Phi, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ y Σ son matrices de dimensiones adecuadas que representan los parámetros desconocidos del modelo. Según Geweke (2005) y Canova (2007) este modelo puede ser escrito de manera compacta como:

$$y = (I_m \otimes Z)\alpha + \varepsilon$$

Con $Z_{(Tx(1_c+mp))}$, $\alpha = \text{vec}(\beta)^9$, $y_{((Txm)x1)} = \text{vec}(Y_{(Txm)})$ y $\varepsilon_{((Txm)x1)} \sim (0, \Sigma \otimes I_T)$ donde 1_c toma el valor de 1 si hay intercepto y cero en otro caso. A partir de esto y bajo el supuesto de normalidad en ε se tiene que la función de verosimilitud para el modelo viene dada por:

$$\mathcal{L}(\alpha, \Sigma | y, Z) = (2\pi)^{-m \frac{T}{2}} |\Sigma \otimes I_T|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [y - (I_m \otimes Z)\alpha]^T [\Sigma^{-1} \otimes I_T] [y - (I_m \otimes Z)\alpha] \right\}$$

Al definir $\hat{\alpha} = (\Sigma^{-1} \otimes Z^T Z)^{-1} (\Sigma^{-1} \otimes Z)^T y$ y $\mathfrak{F} = I_m \otimes Z$; y utilizar las propiedades de las matrices simétricas, del producto Kronocker y de las formas cuadrática matriciales, se tiene que el logaritmo de la función de verosimilitud viene dado por:

$$\ln(\mathcal{L}(\alpha, \Sigma | y, Z)) \propto \ln\{N(\alpha | \alpha, \Sigma, \mathfrak{F}, y) \cdot W(\Sigma | \hat{\alpha}, \mathfrak{F}, y)\}$$

Donde $N(\cdot)$ denota la distribución normal y $W(\cdot)$ la distribución Wishart de tal manera que la función de log-verosimilitud para un modelo VAR viene dada por el logaritmo natural del producto entre la distribución condicionada de α y de Σ . Este hecho es importante ya que describe las distribuciones canónicas a priori para α y Σ .

El sistema descrito anteriormente posee $(k + pk^2)$ coeficientes para estimar. Este tamaño es considerable dada la longitud promedio de las series empleadas, lo cual a su vez puede resultar en estimaciones poco significativas, de poca precisión y con problemas de correlación serial (Quilis, 2002). Con este contexto, para este trabajo se retoman los trabajos de autores como Todd (1984), Doan, Litterman & Sims (1984) y Litterman (1986), quienes buscaron superar estos inconvenientes a través de la inclusión de información previa en las estimaciones, haciendo referencia a los posibles valores que podrían tomar los coeficientes, independientemente de la información derivada de los datos muestrales.

El enfoque bayesiano generalmente asume que tanto α como Σ son variables aleatorias, donde α sigue una distribución normal multivariada y Σ una distribución Wishart. Sin embargo, algunos autores como Litterman (1986) trabajan con información obtenida de hechos estilizados donde, tal vez el más importante de ellos, es que las series macroeconómicas pueden ser descritas de manera eficiente

⁹ vec representa el operador apilamiento de columnas, para más información ver Macedo, H. D.; Oliveira, J. N. (2013).

por una caminata aleatoria de la forma $Y_{i,t} = \mu_t + Y_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t}$ con $\varepsilon_{i,t} \sim N(0, \sigma^2)$. Bajo esta especificación, los rezagos más próximos tienen mayor importancia y la información de las demás variables no es tan relevante como la propia. Estos dos hechos se incluyen en la metodología al aceptar los siguientes supuestos:

- El parámetro del primer rezago de la variable dependiente tiene media uno y todos los demás presentan media cero,
- No existencia de correlación entre los parámetros,
- Al aumentar el número de rezagos decrece la desviación estándar de los coeficientes.

Modelo LBVAR – Large Bayesian VAR

El amplio uso de los VAR bayesianos radica en su capacidad para incluir un gran número de variables. Particularmente, los autores Banbura, Giannone & Reichlin (2010) observaron mayor precisión en los pronósticos con modelos compuestos por un gran número de variables, comparados contra los VAR con un número de variables más reducido. El ejercicio de este documento sigue el artículo de Menezes Barboza & Vasconcelos (2019), quienes a su vez aplicaron resultados del trabajo de Banbura, Giannone & Reichlin (2010).

Expresando el modelo VAR como:

$$y_t = c + \sum_{k=1}^p A_k y_{t-k} + e_t$$

Donde y_t es un vector n-dimensional con todas las variables incluidas en el VAR, c es un vector n-dimensional de constantes, A_k es la matriz de coeficientes y e_t es un vector de errores Gaussianos con matriz de covarianza Σ .

El modelo se puede describir como $Y = XA + \epsilon$, donde $Y = (y_1, \dots, y_t)'$, $X = (X_1, \dots, X_t)'$ con $y_t = (y_{1,t}, \dots, y_{n,t})'$, $X_t = (1, y'_{t-1}, \dots, y'_{t-p})'$, $A = (c, A_1, \dots, A_p)'$ y $\epsilon = (\epsilon_1, \dots, \epsilon_t)'$. El LBVAR usado por Bańbura, Giannone, & Reichlin (2010) infla Y y X con observaciones “dummy” con el fin de cumplir los principios de la “prior” de Minnesota. La inclusión de las observaciones “dummy” es equivalente a asignar una “prior” Wishart Normal Invertida a los coeficientes. El conjunto de “prior” presenta los siguientes momentos:

$$E[(A_k)_{i,j}] = \begin{cases} \delta_{i,j} & j = i, k = 1 \\ 0 & \text{eoc} \end{cases}$$

$$V[(A_k)_{i,j}] = \begin{cases} \frac{\lambda^2}{k^2}, j = i \\ \frac{\lambda^2 \sigma^2}{k^2 \sigma_j^2}, eoc \end{cases}$$

El hiper-parámetro λ , controla la importancia relativa de la “prior” y los datos. Si $\lambda = 0$, la distribución posterior es igual a la “prior” y los datos son ignorados. Si $\lambda = \infty$ el modelo ignora la “prior” y se conservan las estimaciones de Mínimos Cuadrados Ordinarios – MCO. Para la selección de λ , primero se estima un VAR tradicional con tres variables y se calcula el Error Cuadrático Medio – ECM, definido como $\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \bar{y}_i)^2}{n}$. En seguida, se selecciona el λ con el que se obtenga el mismo ECM para las mismas tres variables en el LBVAR. El hiper-parámetro $\delta = 1$ para variables no estacionarias y $\delta = 0$ para variables estacionarias; si es 1 se asume una caminata aleatoria. La “prior” Wishart Normal Invertida se define como $A|\Sigma \sim N(A_0, \Sigma \otimes \Omega_0), \Sigma \sim iW(S_0, \alpha_0)$. Las observaciones “dummy” X_d y Y_d son incluidas en $Y = XA + \epsilon$, de tal forma que $A_0 = (X'_d X_d)^{-1} X'_d Y_d$, $\Omega_0 = X'_d X_d$, $S_0 = (Y_d - X_d A_0)$ y $\alpha_0 = T_d - (np + 1)$. Las variables “dummy” son construidas como sigue:

$$Y_d = \begin{pmatrix} \text{diag}(\delta_1 \sigma_1, \dots, \delta_n \sigma_n) / \lambda \\ 0_{n(p-1) \times n} \\ \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_n) \\ 0_{1 \times n} \end{pmatrix}, \quad X_d = \begin{pmatrix} J_p \otimes \text{diag}(\delta_1 \sigma_1, \dots, \delta_n \sigma_n) / \lambda & 0_{np \times 1} \\ 0_{n \times np} & 0_{n \times 1} \\ 0_{1 \times np} & \rho \end{pmatrix}$$

Donde $J_p = \text{diag}(1, 2, \dots, p)$, $\rho = 0.1$ es fijo y σ_i^2 es la varianza de la i -ésima variable. Ahora se introducen las variables dummy en los datos como: $Y_* = (Y' Y'_d)$, $X_* = (X' X'_d)$, $\epsilon_* = (\epsilon' \epsilon'_d)$, con lo que $Y_* = X_* A + \epsilon_*$.

La distribución posterior queda definida como $A|\Sigma \sim N(\tilde{A}, \Sigma \otimes (X'_* X_*)^{-1}), \Sigma|Y \sim iW(\tilde{\Sigma}, T_d + T - np)$, donde $\tilde{A} = (X'_* X_*)^{-1} (X'_* Y_*)$ y $\tilde{\Sigma} = (Y_* - X_* \tilde{A})' (Y_* - X_* \tilde{A})$. Finalmente, se calculan los pronósticos utilizando la distribución posterior de los parámetros y el rendimiento del modelo se realiza comparando el ECM.

Estadísticas descriptivas

En la tabla número 1 se muestran las principales estadísticas de resumen de las variables incluidas en el análisis. La tabla de resumen trimestral muestra que

actualmente la ciudad tiene un saldo de 13 billones de pesos en créditos hipotecarios¹⁰, además cuenta con un mercado de vivienda nueva de 8.449 unidades trimestrales y un área en proceso de construcción que se mantiene en un promedio de 7 millones de metros cuadrados. De la tabla 1 también se infiere que las variables con los mayores niveles de dispersión son las licencias de construcción y los lanzamientos de vivienda, ya que son las que primero y más fuerte reaccionan a choques de tipo normativos o de intervención puntual.

Tabla 1 Estadísticas de resumen principales variables analizadas.

Nombre	Media	Mediana	Desviación	CV	Mínimo	Máximo	Rango	Intercuantil	Registros
Cartera Hipotecaria	\$ 13.249.702	\$ 11.564.611	6.155.840	46,5%	\$ 6.522.787	\$ 24.743.207	\$ 18.220.420	\$ 11.507.906	65
Desempleo. Porcentaje.	11,8	10,7	3,3	28,2%	7,7	21,3	13,6	3,5	74
Licencias. Unidades.	9.640	9.084	3.745	38,8%	4.981	25.927	20.946	4.175	58
Ventas. Unidades.	8.415	8.170	1.969	23,4%	5.172	13.544	8.372	3.026	60
Lanzamientos. Unidades.	8.522	8.088	2.087	24,5%	4.702	13.660	8.958	3.175	60
PIB. Precios constantes.*	27.659	26.975	6.419	23,2%	17.933	38.599	20.666	10.937	77
PIB Construcción.*	1.506	1.558	347	23,0%	812	2.402	1.590	340	77
PIB Edificaciones.*	876	913	197	22,5%	421	1.222	801	183	77
PIB Obras Civiles.*	628	600	230	36,7%	300	1.635	1.335	258	77
Ocupados construcción. Miles de personas.	195	201	48	24,6%	116	329	213	82	72
Cemento Gris. Toneladas.	388.001	381.260	34.035	8,8%	320.366	496.131	175.764	41.904	41
Área Proceso. M2	7.054.284	7.024.356	804.987	11,4%	5.810.996	8.374.274	2.563.278	1.504.536	34
Área Culminada. M2	1.110.279	1.082.707	217.522	19,6%	557.969	1.655.389	1.097.420	252.089	34
Área Nueva. M2	1.049.115	1.068.055	233.232	22,2%	686.741	1.627.346	940.605	320.765	34
Área Nueva Vivienda. M2	750.913	791.000	207.757	27,7%	236.231	1.279.446	1.043.215	270.610	73

Fuente: DANE y Banco de la Republica.

* Los valores del PIB y sus desagregaciones sectoriales son tomadas del empalme realizado por la SIS de la SDHT, a partir de las dos publicaciones realizadas por el DANE sobre el tema, la primera que va desde el primer trimestre del año 2000 hasta el cuarto trimestre de 2017 y la segunda que va desde el primer trimestre de 2014 hasta el cuarto trimestre de 2018.

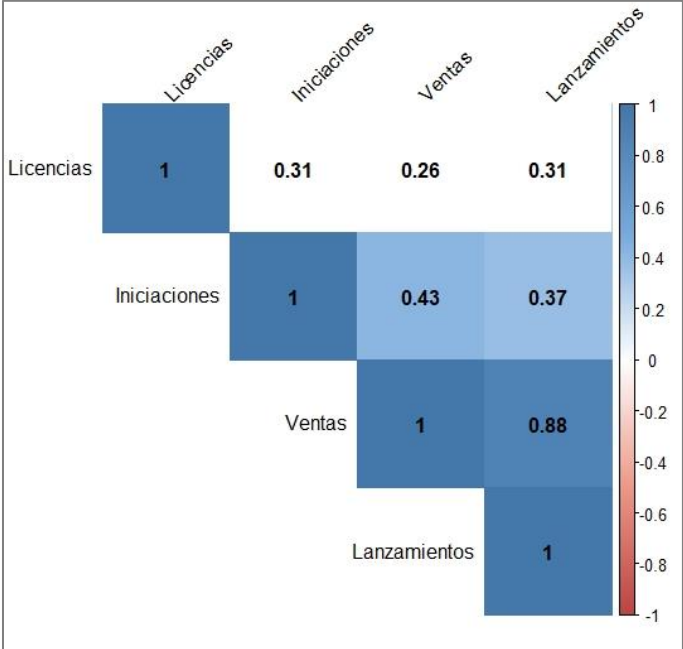
La ilustración 2, por su parte, presenta las correlaciones contemporáneas entre las variables del ciclo comercial del mercado de vivienda. En la mencionada gráfica se puede apreciar que existe una correlación positiva y significativa entre los pares de variables “Ventas de vivienda – Lanzamientos de vivienda” (0.88), “Iniciaciones – Ventas” (0.43) e “Iniciaciones - Lanzamientos” (0.37). Este hecho se puede explicar por la agrupación trimestral que tienen las variables de ventas, licencias y lanzamientos, espacio de tiempo que permite que gran parte del ciclo de la construcción se concrete, especialmente en el segmento de Vivienda de Interés Social – VIS. En efecto, el stock VIS presenta un índice de rotación de inventario 75,5% inferior frente al presentado por el segmento de vivienda No VIS.

Las ilustraciones 3 y 4 muestran las correlaciones cruzadas entre los pares de variables “Licencias – Iniciaciones” y “Ventas – Iniciaciones”. Respectivamente, la gráfica 3 muestra la fuerte influencia que los dos primeros rezagos de la variable

¹⁰ La variable de cartera hipotecaria mide el saldo de los créditos solicitados en la ciudad de Bogotá, esto quiere decir que no necesariamente estos créditos se hacen efectivos en la ciudad.

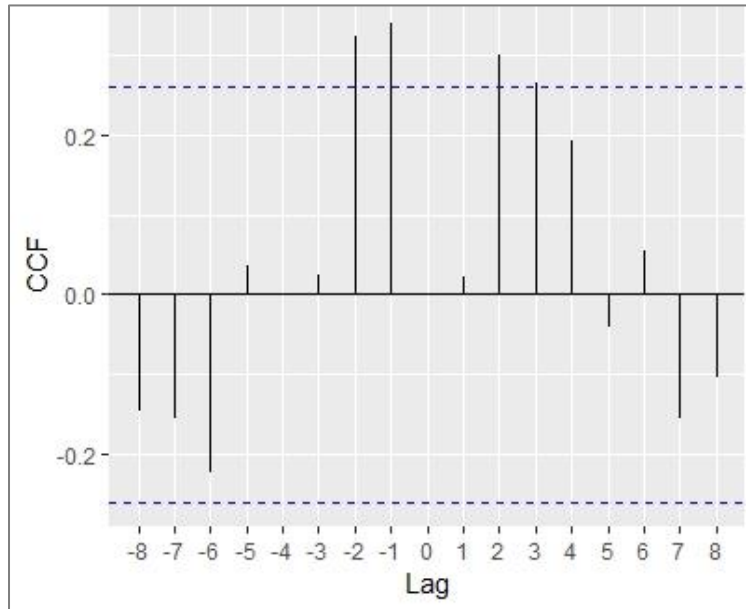
licencias tienen sobre la variable iniciaciones de vivienda, lo cual indica que las licencias aprobadas durante seis meses anteriores tienen una alta probabilidad de ser ejecutadas durante el trimestre de referencia (0). Por su parte, la gráfica 4 evidencia la significativa importancia que los tres primeros rezagos de la variable ventas de vivienda tiene sobre el número de viviendas que inician construcción en la ciudad en el periodo 0. Lo anterior significa que la decisión de iniciar construcción depende en gran medida del estado de la demanda durante los tres trimestres anteriores.

Ilustración 1 Correlaciones contemporáneas.



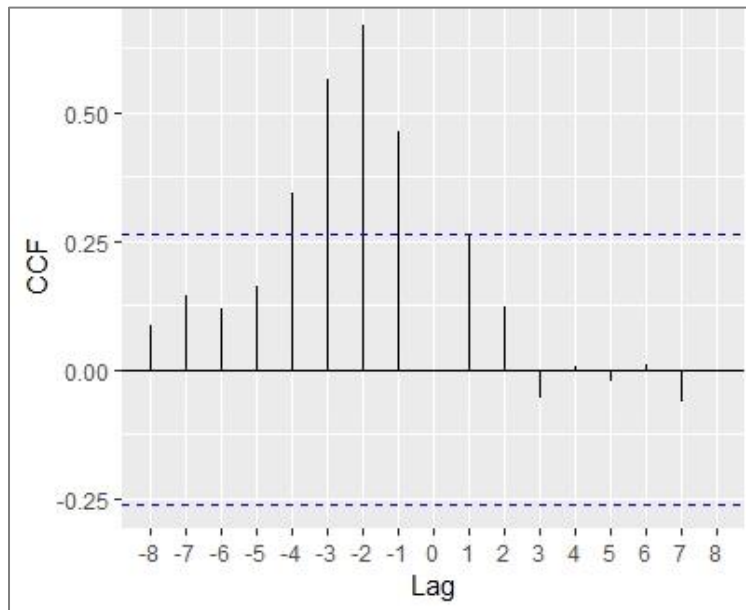
Fuente: DANE.

Ilustración 2 Correlaciones cruzadas entre licencias e iniciaciones de vivienda.



Fuente: DANE.

Ilustración 3 Correlaciones cruzadas entre ventas e iniciaciones de vivienda.



Fuente: DANE.

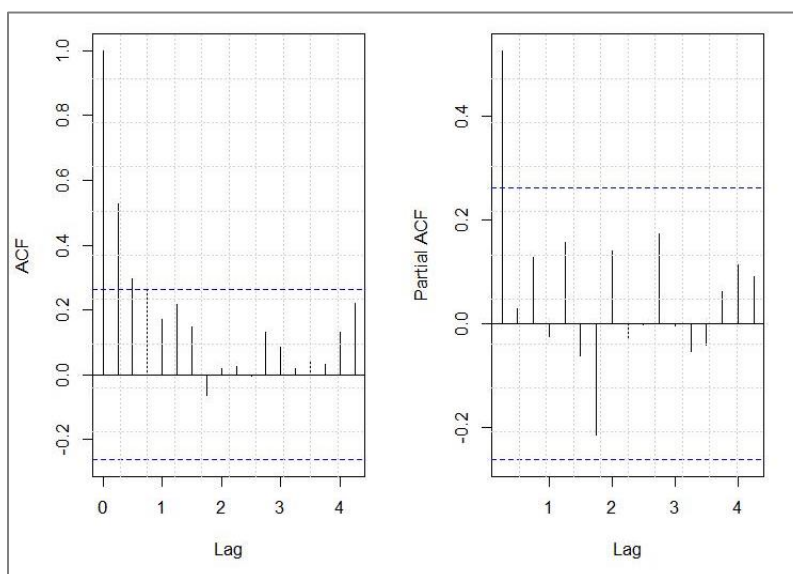
Después de realizar la prueba estadística de raíz unitaria de Dickey – Fuller, con base en el esquema general planteado por S. E. Said & D. A. Dickey (1984), donde la hipótesis nula viene dada por “La serie de tiempo analizada tiene una raíz unitaria”, es decir, esta puede ser representada por la expresión $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$, donde ε_t es un proceso de ruido blanco. Se tiene que, para la mayoría de las series no existe evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula planteada, con las excepciones de ventas y lanzamientos de vivienda que, en su escala logarítmica parecen seguir un comportamiento estacionario, lo cual es confirmado por el patrón mostrado por sus funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial *Ilustración 4 e Ilustración 5*.

Tabla 2 Pruebas de raíz unitaria

Variable	P valor
Licencias (vivienda)*	5,6%
Licencias (otros destinos m ²)	38,8%
Iniciaciones (vivienda)*	20,8%
Iniciaciones (otros destinos m ²)	51,5%
Ventas	5,0%
Lanzamientos	4,3%
PIB Edificaciones	78,6%
Área Iniciada Total	69,7%
Área Culminada Total	46,6%
Área Proceso Total	62,7%
Tasa Adquisición	7,6%
Financiación	76,9%
PIB	15,2%

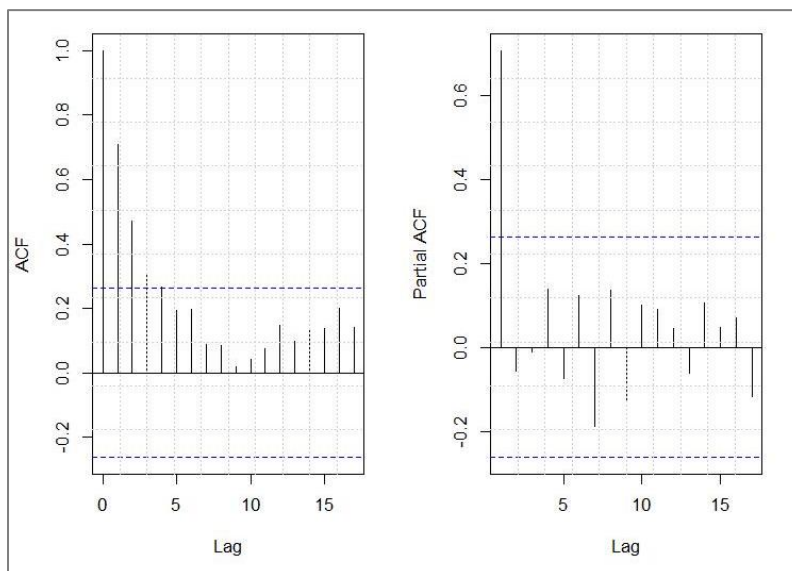
Fuente: DANE y Banco de la Republica. * Las series de licencias e iniciaciones de vivienda tanto en metros como en unidades presentan el mismo comportamiento.

Ilustración 4 Función de autocorrelación y autocorrelación parcial para la variable lanzamientos de vivienda.



Fuente: La Galería Inmobiliaria.

Ilustración 5 Función de autocorrelación y autocorrelación parcial para la variable ventas de vivienda.



Fuente: La Galería Inmobiliaria.

Como es conocido, el concepto de raíz unitaria¹¹ juega un papel importante en el análisis de series de tiempo, especialmente cuando estas representan grandes agregados económicos. En la literatura económica una serie de tiempo es integrada de orden d o $I(d)$ si $(1 - B)^d z_t$ es estacionaria e invertible donde $d > 0$. Supongamos una serie de tiempo multivariada z_t tal que cada una de las series que la componen z_{it} son $I(1)$, pero existe una combinación lineal no trivial de las misma $y_t = \beta' z_t$ tal que y_t es un proceso $I(0)$. En este caso, β es denominado el vector de cointegración¹²¹³.

La gran ventaja del enfoque descrito es que permite estimar los efectos de corto y largo plazo de cada una de las variables analizadas sobre las demás, permitiendo identificar la velocidad de ajuste del conjunto de series hasta llegar a su punto de equilibrio de largo plazo. Este enfoque parece adecuarse al comportamiento secuencial que presenta el sector de las edificaciones, especialmente el de segmento residencial, donde primero se lanza, paralelamente inician las ventas, posteriormente se licencia y finalmente se inicia obra. Así las cosas, en el largo plazo, los agregados relacionados deberían ser iguales, pero debido a situaciones

11 Una serie de tiempo con una raíz unitaria puede ser representada como: $Z_t = Z_{t-1} + a_t$ donde a_t es una secuencia de variables aleatoria independientes e idénticamente distribuidas – iid, este proceso describe una variable cuyo comportamiento está regido completamente por el comportamiento de una camina aleatoria lo cual lo hace casi impredecible.

12 Generalmente los procesos de cointegración implican relaciones de largo plazo entre las series de tiempo analizadas.

13 Uno de los ejemplos más comunes es la literatura económica es la ecuación cuantitativa del dinero, la cual asume una relación a largo plazo entre el producto de la masa monetaria y su velocidad con la multiplicación entre la producción total y sus niveles de precio.

de mercado su convergencia no es contemporánea, de manera que se requiere realizar pruebas de cointegración para estas variables

Estimaciones

Modelo VAR Bayesiano

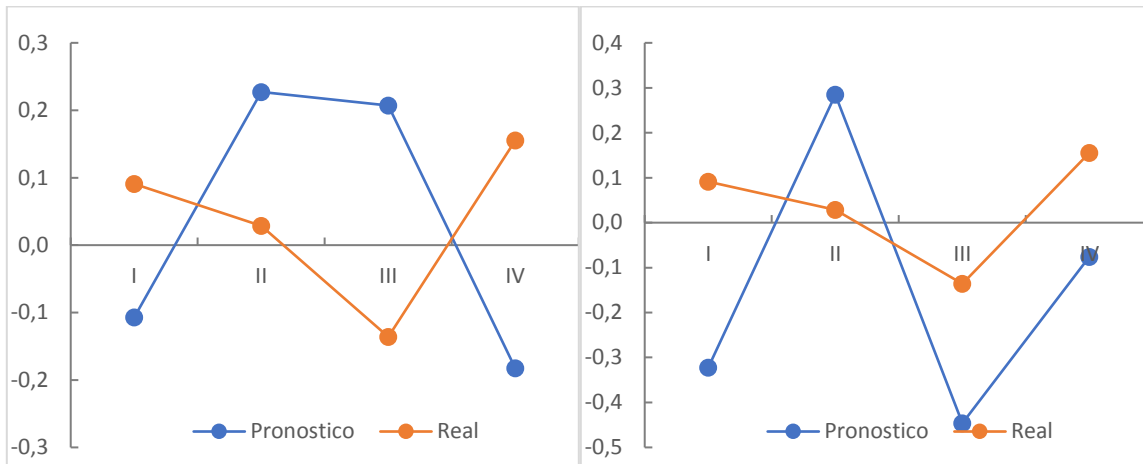
Para las estimaciones realizadas en esta sección se utilizó el paquete estadístico R, a través de sus librerías BVAR y bvartools. Los resultados se dividen según las transformaciones usadas, el número de rezagos, la longitud de las series¹⁴ y la función “prior” ajustada. Los mejores resultados, en cuanto a pronósticos, se hallaron al modelar la primera diferencia del logaritmo natural de los datos, con una “prior” Normal - Wishart, mientras para la función de impulso respuesta, se hallaron al modelar el logaritmo natural de las series a través de una “prior” Minnesota. A continuación, se presentan de manera detallada las conclusiones por tipo de estimación, para los modelos con menor Error Cuadrático Medio - ECM de los pronósticos dentro de la muestra y el promedio de aquellos modelos cuyo ECM es inferior a la mediana del ECM de todos los modelos estimados para las variables iniciaciones, PIB de edificaciones, ocupados y ventas.

Primera diferencia de las variables con una priori Normal – Wishart, incluyendo el PIB de edificaciones y el número de ocupados en el sector.

Iniciaciones de vivienda unidades: para esta variable se encontró que el mejor modelo es un VAR con un rezago, una “prior” Normal – Wishart, el cual, incluye las variables: número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, área total culminada incluye todos los destinos, área total en proceso de todos los destinos, número de unidades habitacionales que iniciaron construcción y ocupados sector construcción, este cuenta con una parte determinística constante. Este modelo arrojó un ECM de 7,8%. Además, al promediar los modelos de esta sección, que no superan el ECM medio, se obtuvo un modelo con un ECM de 9,7%, el cual si bien mayor al del mejor modelo, parece capturar de manera más eficiente la tendencia de la serie.

¹⁴ Para el momento de elaboración de este documento solo se cuenta con la serie del PIB de edificaciones para Bogotá hasta el primer trimestre de 2019.

Ilustración 6. Mejor modelo Vs modelo promedio.



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

PIB Edificaciones: con el fin de estimar el comportamiento futuro del valor agregado, generado por el sector edificador de la ciudad de Bogotá, esta sección del estudio arrojó tres modelos con un ECM inferior al 2% las especificaciones de estos se presentan a continuación.

- **Modelo 1.**

- Variables: número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, área total culminada incluye todos los destinos, área total en proceso de todos los destinos, número de unidades habitacionales que iniciaron construcción y ocupados sector construcción.
- Rezagos: 1.
- Parte determinística: Constante.
- Priori: Normal, Wishart.
- ECM: 0,43%.

- **Modelo 2.**

- Variables: Saldo de capital créditos hipotecario vigente, número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, lanzamientos de vivienda, viviendas disponibles, tasa de interés para adquisición de vivienda en pesos, PIB del subsector de edificaciones

en Bogotá en precios constantes, número de unidades habitacionales que iniciaron construcción, número de créditos de vivienda aprobados en la ciudad, índice de precios de la vivienda nueva en Bogotá y ocupados sector construcción.

- Rezagos: 1.
- Parte determinística: Constante.
- Priori: Normal, Wishart.
- ECM: 0,41%.

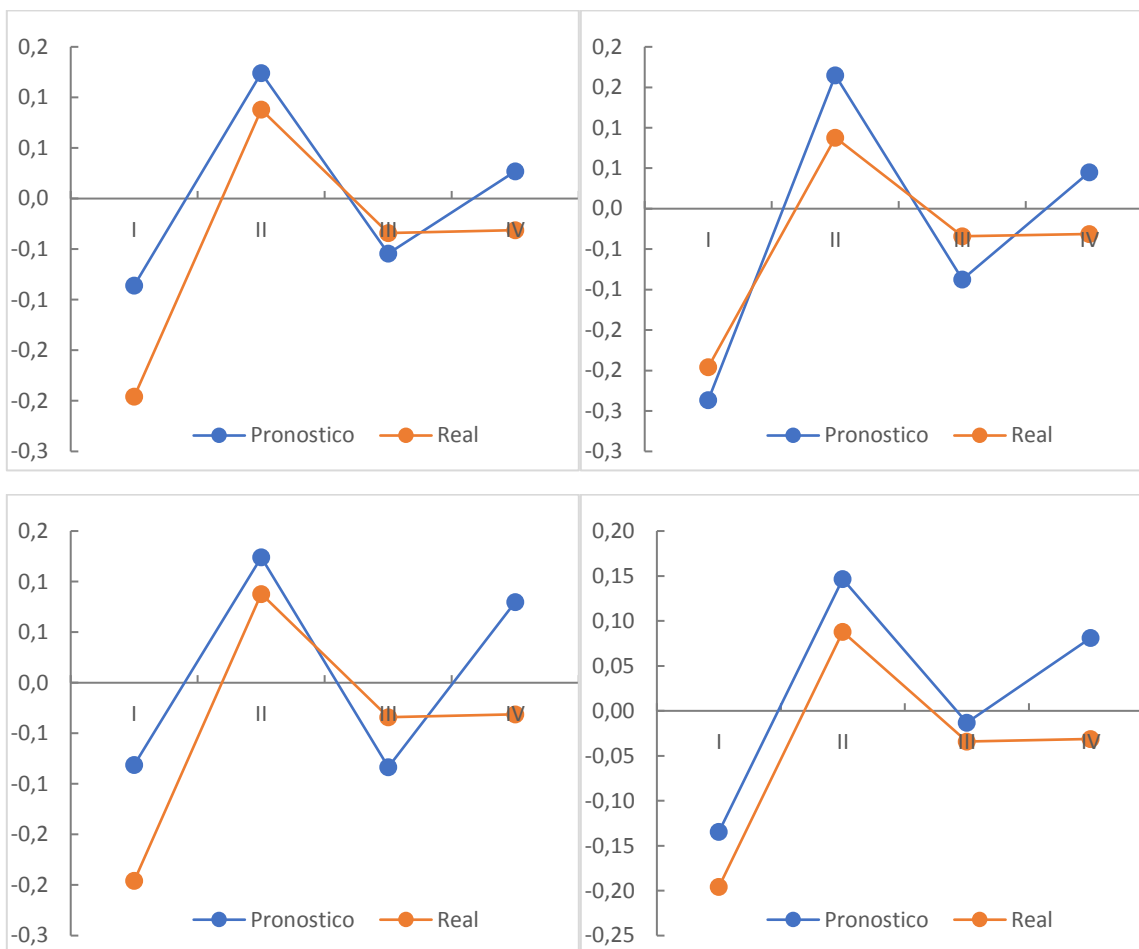
- **Modelo 3.**

- Variables: número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, área total culminada incluye todos los destinos, área total en proceso de todos los destinos, número de unidades habitacionales que iniciaron construcción y ocupados sector construcción.
- Rezagos: 1.
- Parte determinística: Constante y tendencia.
- Priori: Normal, Wishart.
- ECM: 0,73%.

- **Modelo Promedio.**

- Variables: NA.
- Rezagos: NA.
- Parte determinística: NA.
- Priori: NA.
- ECM: 0,51%.

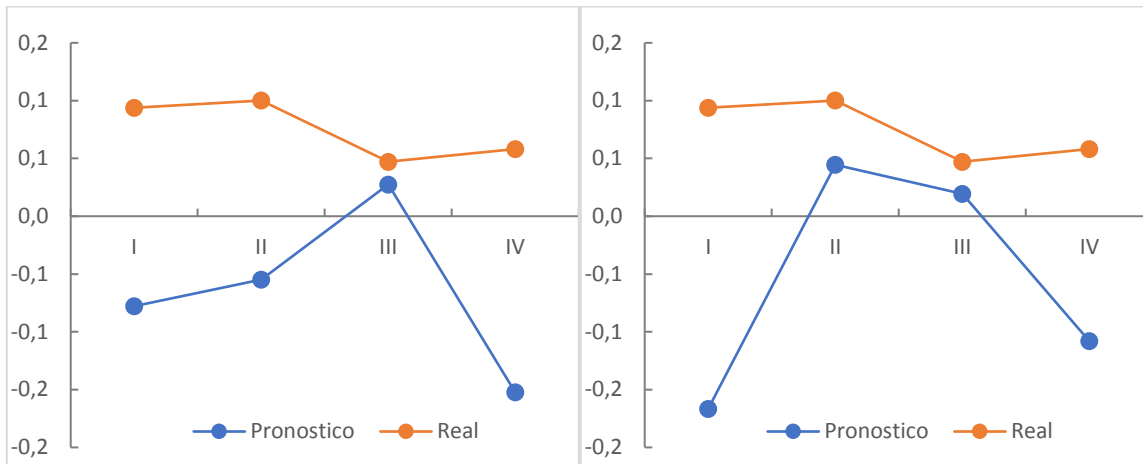
Ilustración 7. Modelo 1, 2, 3 y modelo promedio.



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Ocupados sector construcción: para pronosticar el número de ocupados en el sector construcción de la ciudad, se encontró que los mejores resultados surgen de estimar un modelo con las variables Saldo de capital créditos hipotecario vigente, número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, lanzamientos de vivienda, viviendas disponibles, tasa de interés para adquisición de vivienda en pesos, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, unidades habitacionales que iniciaron construcción, número de créditos de vivienda aprobados en la ciudad, índice de precios de la vivienda nueva en Bogotá y ocupados sector construcción, que incluye dos rezagos, parte determinística constante y una priori Normal – Wishart. Este modelo arrojó un ECM dentro de muestra de 2,5%. La Ilustración 8 muestra el comportamiento de los pronósticos de este modelo y el modelo promedio construido para la variable número de ocupados.

Ilustración 8. Mejor modelo Vs modelo promedio



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Ventas de vivienda: para estimar el número de unidades habitacionales vendidas en cada trimestre se obtuvieron tres modelos que capturan de manera eficiente el comportamiento de esta serie. Estos tres modelos registran un ECM inferior al 15%.

- **Modelo 1.**

- Variables: número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, área total culminada incluye todos los destinos, área total en proceso de todos los destinos, unidades habitacionales que iniciaron construcción y ocupados sector construcción.
- Rezagos: 1.
- Parte determinística: Constante.
- Priori: Normal, Wishart.
- ECM: 3,9%.

- **Modelo 2.**

- Variables: número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, lanzamientos de vivienda, viviendas disponibles, tasa de interés para adquisición de vivienda en pesos, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, unidades habitacionales que iniciaron construcción, índice de precios de la vivienda nueva en Bogotá y ocupados sector construcción.
- Rezagos: 2.

- Parte determinística: Constante.
- Priors: Normal, Wishart.
- ECM: 14,5%.

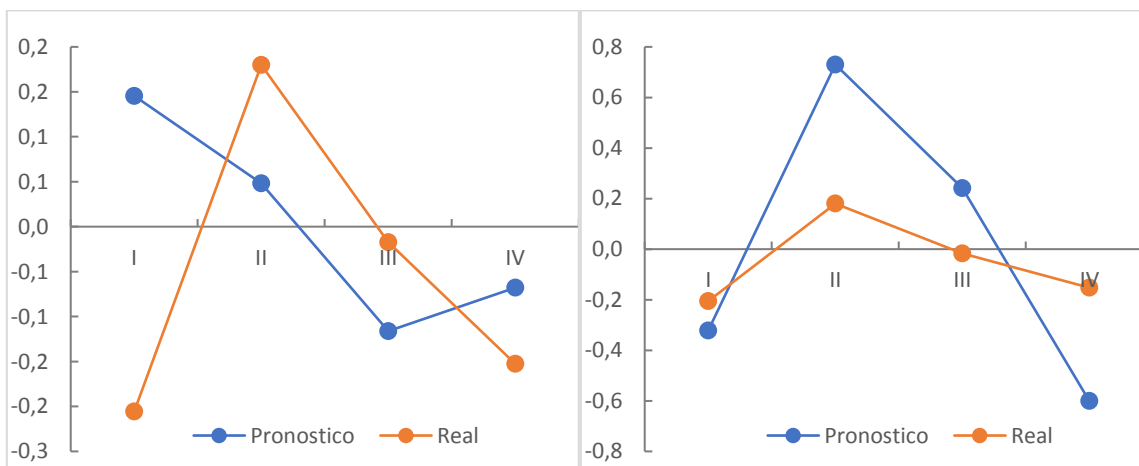
- **Modelo 3.**

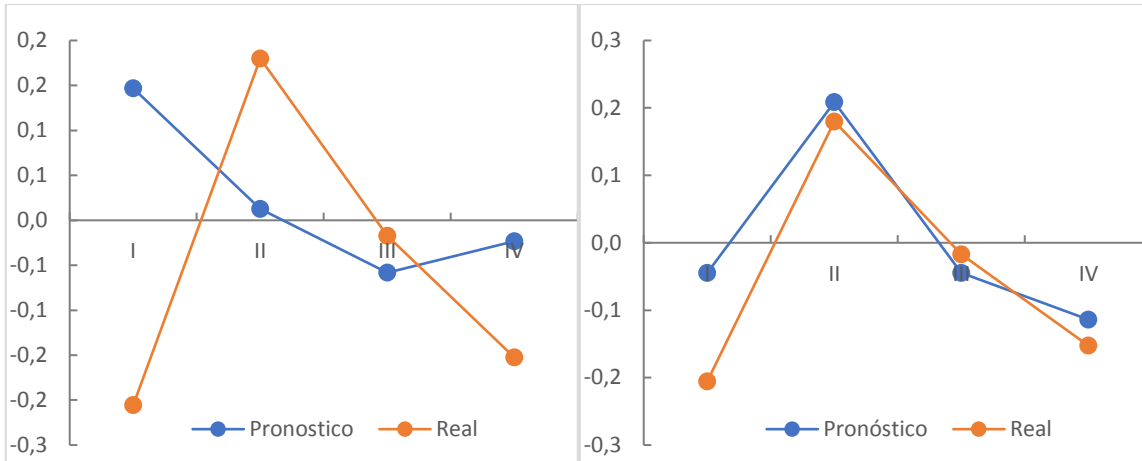
- Variables: número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, área total culminada incluye todos los destinos, área total en proceso de todos los destinos, unidades habitacionales que iniciaron construcción y ocupados sector construcción.
- Rezagos: 1.
- Parte determinística: Constante.
- Priors: Normal, Wishart.
- ECM: 4,3%.

- **Modelo Promedio.**

- Variables: NA.
- Rezagos: NA.
- Parte determinística: NA.
- Priors: NA.
- ECM: 0,7%.

Ilustración 9. Modelo 1, 2, 3 y modelo promedio.



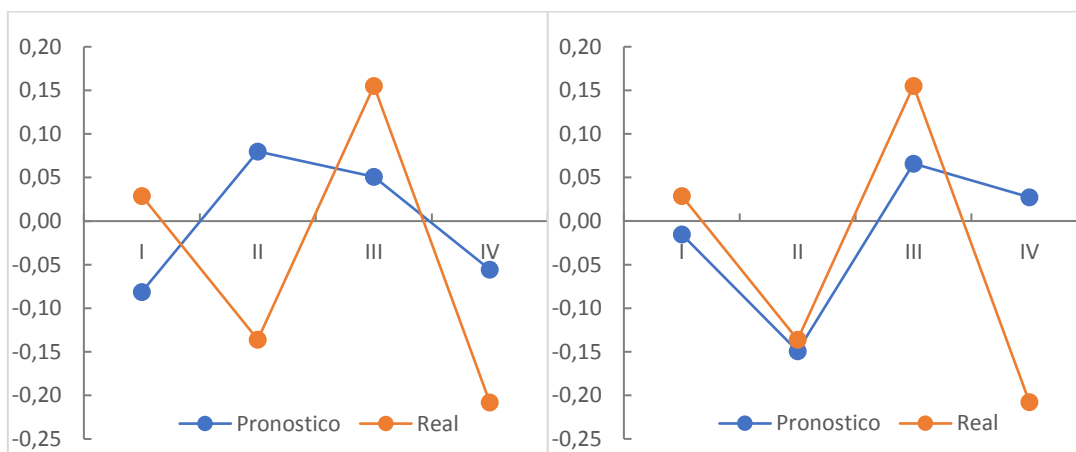


Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Primera diferencia de las variables sin incluir las variables PIB de edificaciones y Ocupados sector construcción, con una priori Normal – Wishart: estos modelos fueron estimados debido a longitud de la serie PIB de edificaciones y al ruido mostrado por la variable ocupados sobre las estimaciones.

Iniciaciones de vivienda unidades: para estimar el comportamiento futuro del número de viviendas que entran en construcción de manera trimestral se encontró que, el mejor modelo es un VAR con un rezago, una priori Normal – Wishart, el cual incluye las variables número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, ventas de vivienda, viviendas disponibles, tasa de interés para adquisición de vivienda en pesos y unidades habitacionales que iniciaron construcción, y una parte determinística constante, este modelo arrojó un ECM de 2,3%. Al promediar los modelos de esta sección que no superan el ECM medio, se obtuvo un modelo con un ECM de 1,6%.

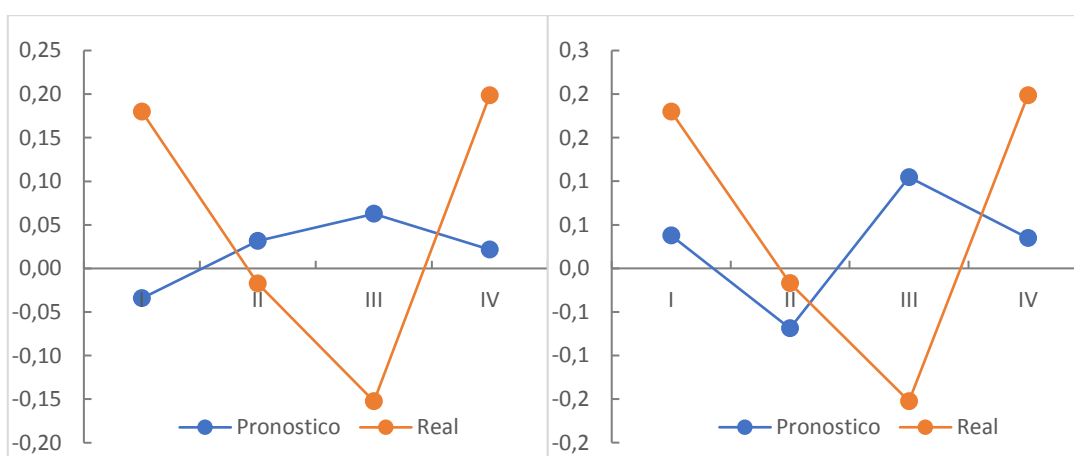
Ilustración 10. Mejor modelo Vs modelo promedio.



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Ventas de vivienda: para la variable ventas de vivienda, se encontró que el mejor modelo es un VAR con un rezago, una priori Normal – Wishart, que incluye las variables número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, ventas de vivienda, lanzamientos de vivienda, viviendas disponibles, tasa de interés para adquisición de vivienda en pesos, unidades habitacionales que iniciaron construcción, número de créditos de vivienda aprobados en la ciudad, índice de precios de la vivienda nueva en Bogotá y parte determinística constante, este modelo arrojó un ECM de 3,1%. Al promediar los modelos de esta sección que no superan el ECM medio, se obtuvo un modelo con un ECM de 2,9%.

Ilustración 11. Mejor modelo Vs modelo promedio



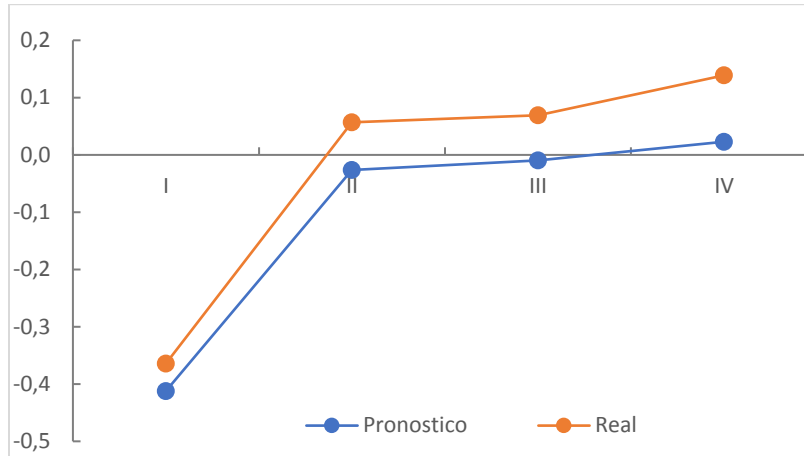
Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Diferencia estacional de las variables, incluyendo el PIB de edificaciones y ocupados del sector, con una priori Normal – Wishart: si bien para esta transformación los resultados para las variables iniciaciones, ventas y PIB de edificaciones son muy inferiores a los registrados para la primera diferencia estacionaria, cuando se busca el comportamiento futuro de la variable ocupados del sector, los resultados de esta transformación son muy superiores.

Iniciaciones de vivienda unidades: para la variable de iniciaciones de vivienda se encontró que el modelo que mejor describe el comportamiento de la serie es un VAR con un rezago, una priori Normal – Wishart, que incluye las variables Saldo de capital créditos hipotecario vigente, número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, lanzamientos de vivienda, viviendas disponibles, tasa de interés para adquisición de vivienda en pesos, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, unidades habitacionales que iniciaron construcción, número de créditos de vivienda aprobados en la ciudad, índice de precios de la vivienda

nueva en Bogotá y ocupados sector construcción, el cual, cuenta con una parte determinística constante, este modelo arrojó un ECM de 0,7%. Para esta variable el modelo promedio no arroja resultados significativos.

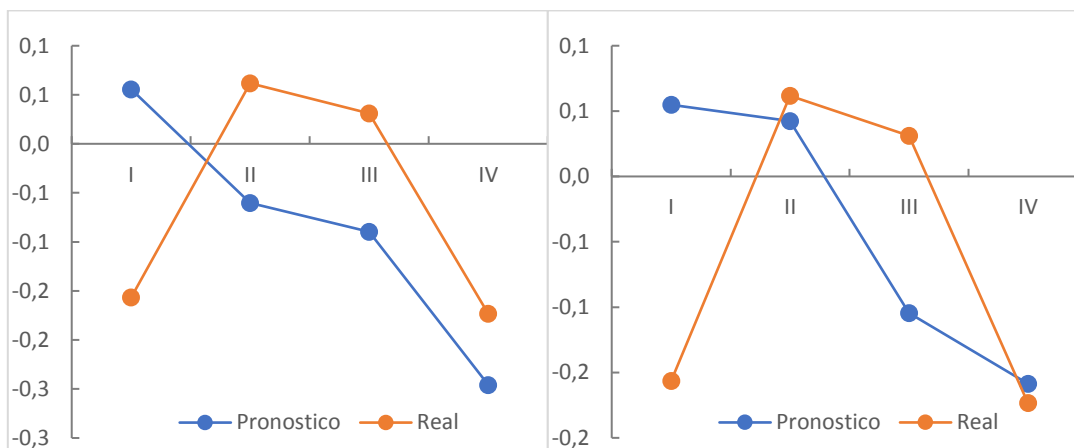
Ilustración 12. Mejor modelo.



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

PIB Edificaciones: para la diferencia estacional del logaritmo natural del PIB de edificaciones se encontró que el modelo con el menor ECM es un VAR, con un rezago, que incluye las variables número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, área total culminada incluye todos los destinos, área total en proceso de todos los destinos, unidades habitacionales que iniciaron construcción y ocupados sector construcción, priori Normal – Wishart y parte determinística constante. Este, arrojó un ECM de 2% para el promedio de los modelos se encontró un ECM de 1,6%.

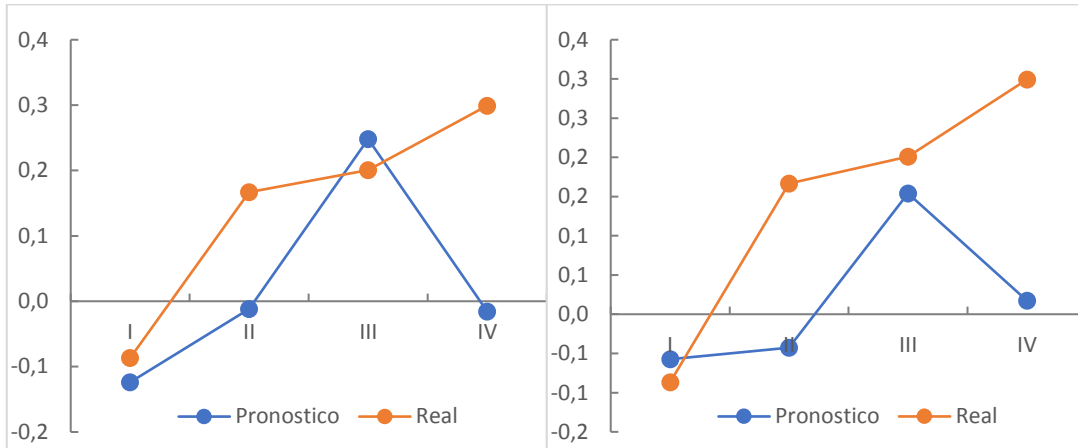
Ilustración 13. Mejor modelo Vs modelo promedio.



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Ocupados sector construcción: para estimar el comportamiento futuro de los niveles de ocupación del sector construcción en la ciudad, se encontraron los mejores resultados en un modelo VAR con dos rezagos, el cual, incluye las variables Saldo de capital créditos hipotecario vigente, número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, lanzamientos de vivienda, viviendas disponibles, tasa de interés para adquisición de vivienda en pesos, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, unidades habitacionales que iniciaron construcción, número de créditos de vivienda aprobados en la ciudad, índice de precios de la vivienda nueva en Bogotá y ocupados sector construcción, parte determinística constante y priori Normal – Wishart, este modelo arrojó un ECM de 3,4%. El modelo promedio produjo un ECM de 3,2%.

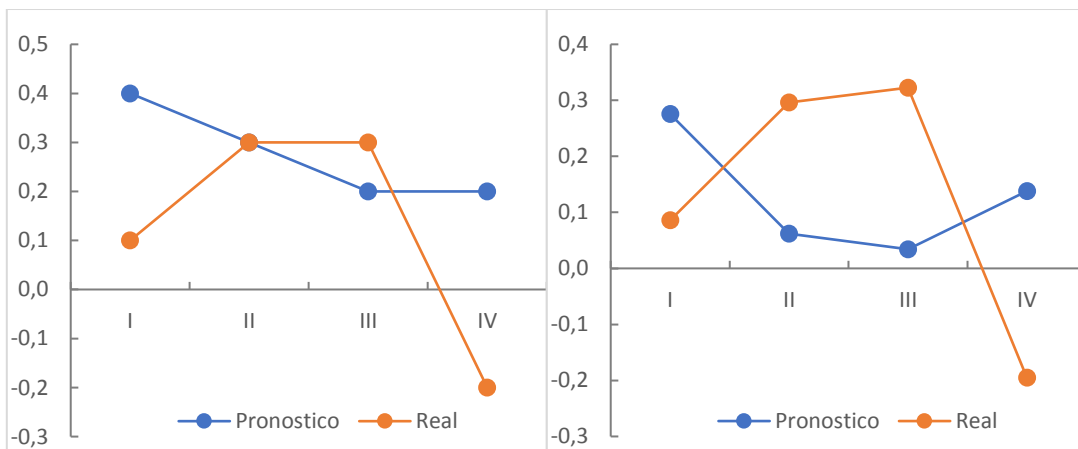
Ilustración 14. Mejor modelo Vs modelo promedio.



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Ventas de vivienda: en cuanto a la variable ventas se encontraron las mejores estimaciones en un modelo VAR con un rezago, parte determinística constante, el cual, incluye las variables Saldo de capital créditos hipotecario vigente, número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, lanzamientos de vivienda, viviendas disponibles, tasa de interés para adquisición de vivienda en pesos, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, unidades habitacionales que iniciaron construcción, número de créditos de vivienda aprobados en la ciudad, índice de precios de la vivienda nueva en Bogotá y ocupados sector construcción, con una priori Normal – Wishart. Este modelo arrojó un ECM de 5,9%, mientras el promedio de los modelos estimados registró un ECM de 7,1%.

Ilustración 15. Mejor modelo Vs modelo promedio.

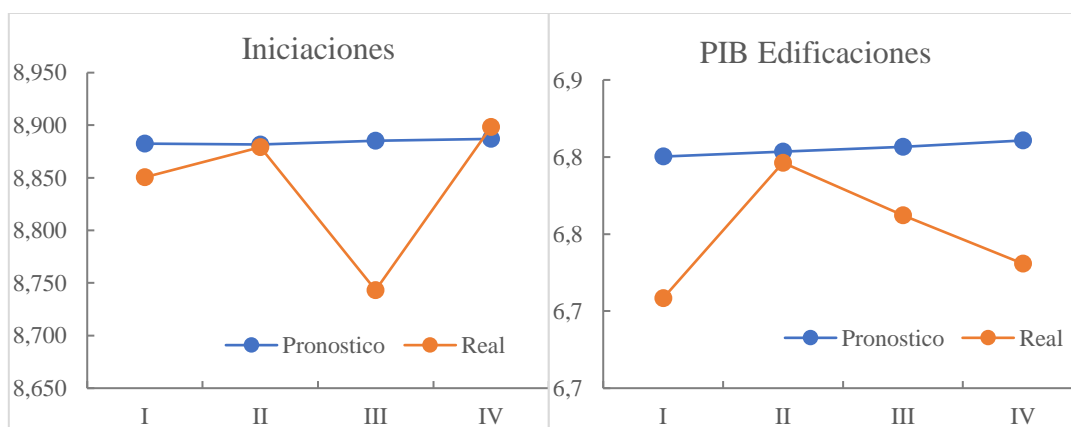


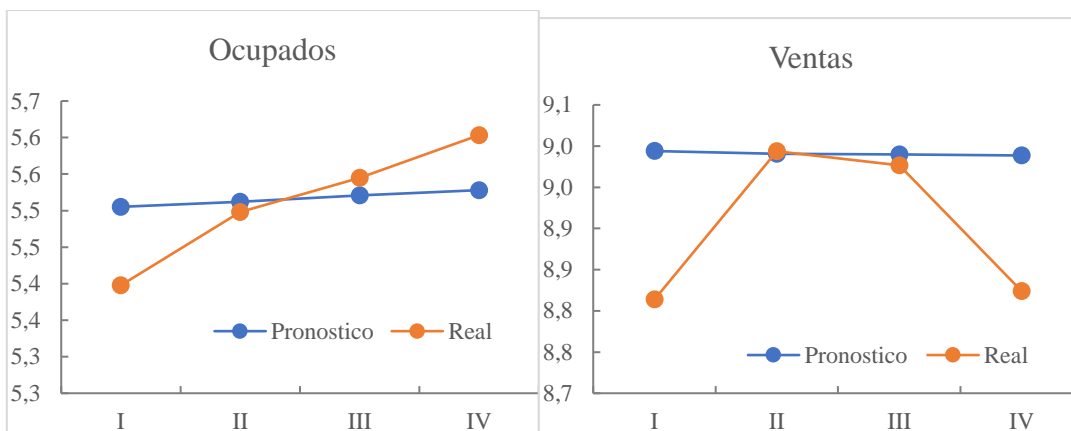
Logaritmo natural de las variables con las variables PIB de edificaciones y ocupados sector construcción, con una priori Minnesota:

Para esta especificación se muestran los resultados del modelo que resultó con el menor ECM y que, además, registraban impulsos respuesta significativos y acordes con los esperados teóricos. Las demás especificaciones y resultados pueden ser consultados en el archivo Excel, con nombre “2019-12-06 Base de datos VAR Bayesiano”, adjunto a este documento. El modelo que cumplió con estas especificaciones es un VAR con dos rezagos, parte determinística constante, el cual, incluye las variables número de licencias de construcción aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, ventas de vivienda, lanzamientos de vivienda, unidades habitacionales que iniciaron construcción, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes y ocupados sector construcción, este arroja un ECM inferior al 2% para las variables ventas, iniciaciones, PIB de edificaciones y ocupados del sector. La *Ilustración 16*, muestra las estimaciones del comportamiento futuro de las variables iniciaciones, PIB sectorial, ventas y ocupados del sector, estos resultados muestran un buen comportamiento del modelo a la hora de proyectar el comportamiento de las variables iniciaciones y ocupados.

La *Ilustración 17* muestra la Función de Impulso Respuesta, esta evidencia impactos positivos sobre el PIB del sector por cambios en las series de ventas e iniciaciones, mientras el número de ocupados solo se ve afectado por cambios en el número de viviendas que inician construcción.

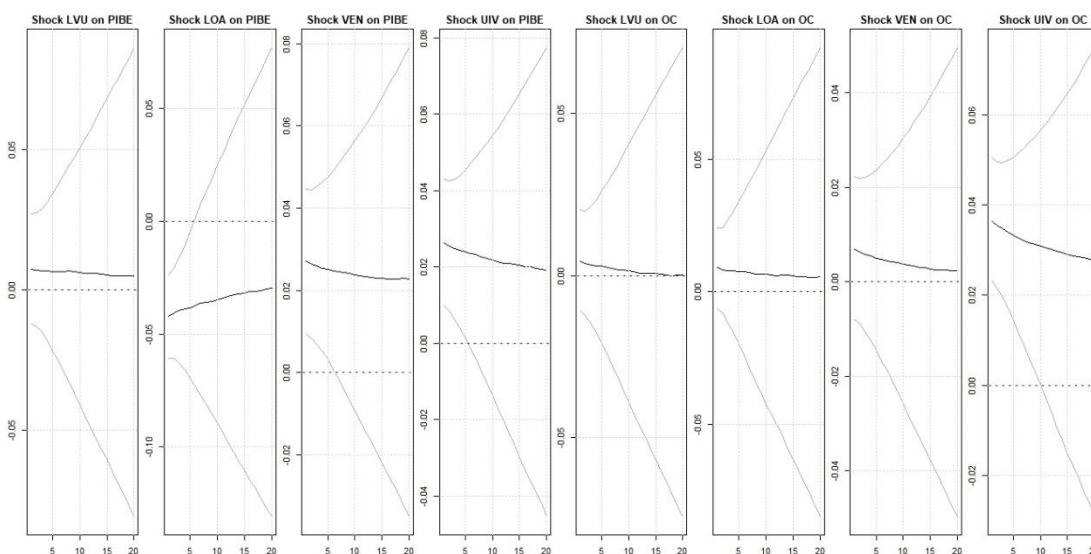
Ilustración 16. Pronosticos modelo Minnesota.





Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Ilustración 17 Función IRF para las variables PIBE y Ocupados.



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Modelo LBVAR – Large Bayesian VAR

Para la estimación del modelo se usaron las funciones del paquete de R `lbvar`¹⁵ desarrollado por los autores (de Menezes Barboza & Vasconcelos, 2019). La estimación consideró información trimestral para el periodo 2005-2017, se consideraron 20 variables y se probaron diferentes rezagos (1, 2, 3, 4): Saldo de capital créditos hipotecario vigente, número de licencias de construcción

¹⁵ Disponible en: <https://rdrr.io/github/gabrielvsc/lbvar/man/lbvar.html>

aprobadas para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda, metros cuadrados licenciados para construcción de edificaciones residenciales y no residenciales, ventas de vivienda, lanzamientos de vivienda, viviendas disponibles, PIB agregado Bogotá en precios constantes, PIB del sector de la construcción en Bogotá en precios constantes, PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes, PIB del subsector de obras civiles en Bogotá en precios constantes, área nueva que inicia construcción en la ciudad para el destino vivienda, unidades habitacionales que iniciaron construcción, número de créditos de vivienda aprobados en la ciudad, millones de pesos corrientes de los créditos para compra de vivienda aprobados durante el periodo de referencia en la ciudad, índice de precios de la vivienda nueva en Bogotá, ocupados sector construcción, de ocupados en el sector de actividades inmobiliarias de la ciudad de Bogotá, índice de precios al consumidor.

Las variables iniciaciones, PIB edificaciones y ocupados en el sector de la construcción fueron usadas en el VAR inicial para encontrar el valor de λ . Se comparó el pronóstico de los modelos con los valores observados en las variables en el año 2018 y el ECM y se encontró que los mejores comportamientos se presentaron en los modelos con uno y dos rezagos respectivamente.

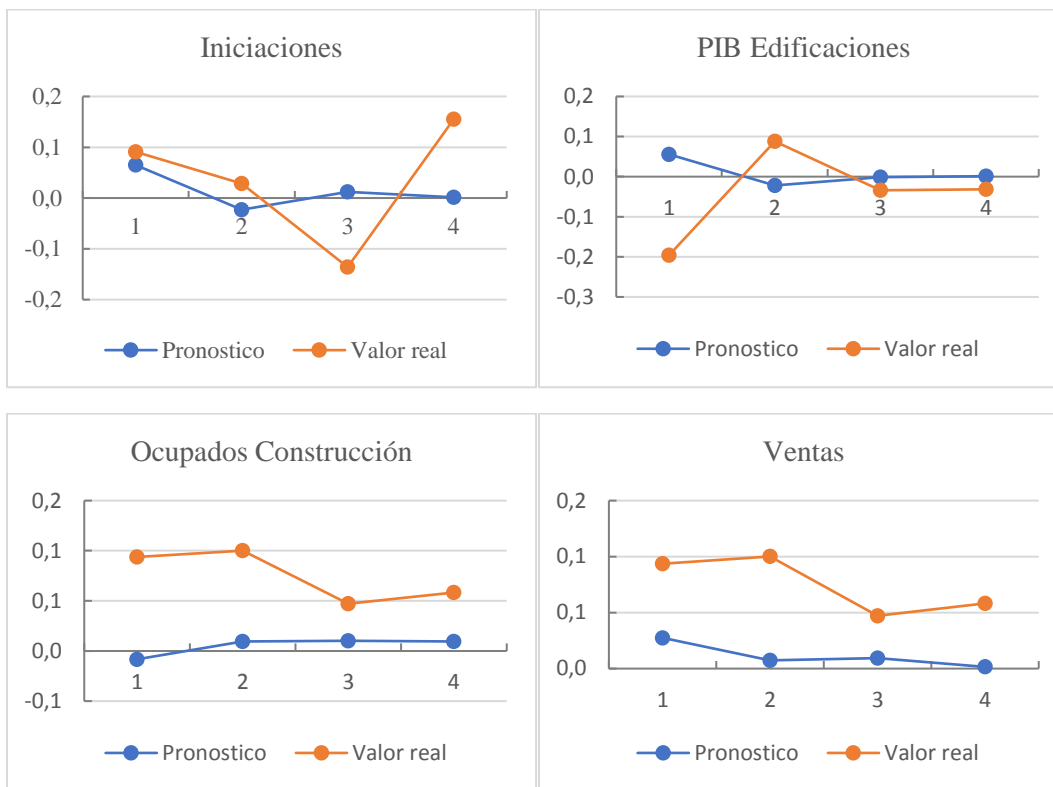
Tabla 3. Valores Error Cuadrático Medio LBVAR

Modelo	Lag	Iniciaciones	PIB Edificaciones	Ocupados Construcción	Ventas
Modelo 1	1	0.01223	0.02015	0.00559	0.00477
Modelo 2	2	0.01187	0.02059	0.00631	0.00441
Modelo 3	3	0.01225	0.02139	0.00599	0.00419
Modelo 4	4	0.01223	0.01936	0.00664	0.00527

Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

A continuación, se presentan los valores pronosticados para los trimestres del año 2018 versus los valores observados para las variables iniciaciones, PIB edificaciones, ocupados en el sector construcción y ventas.

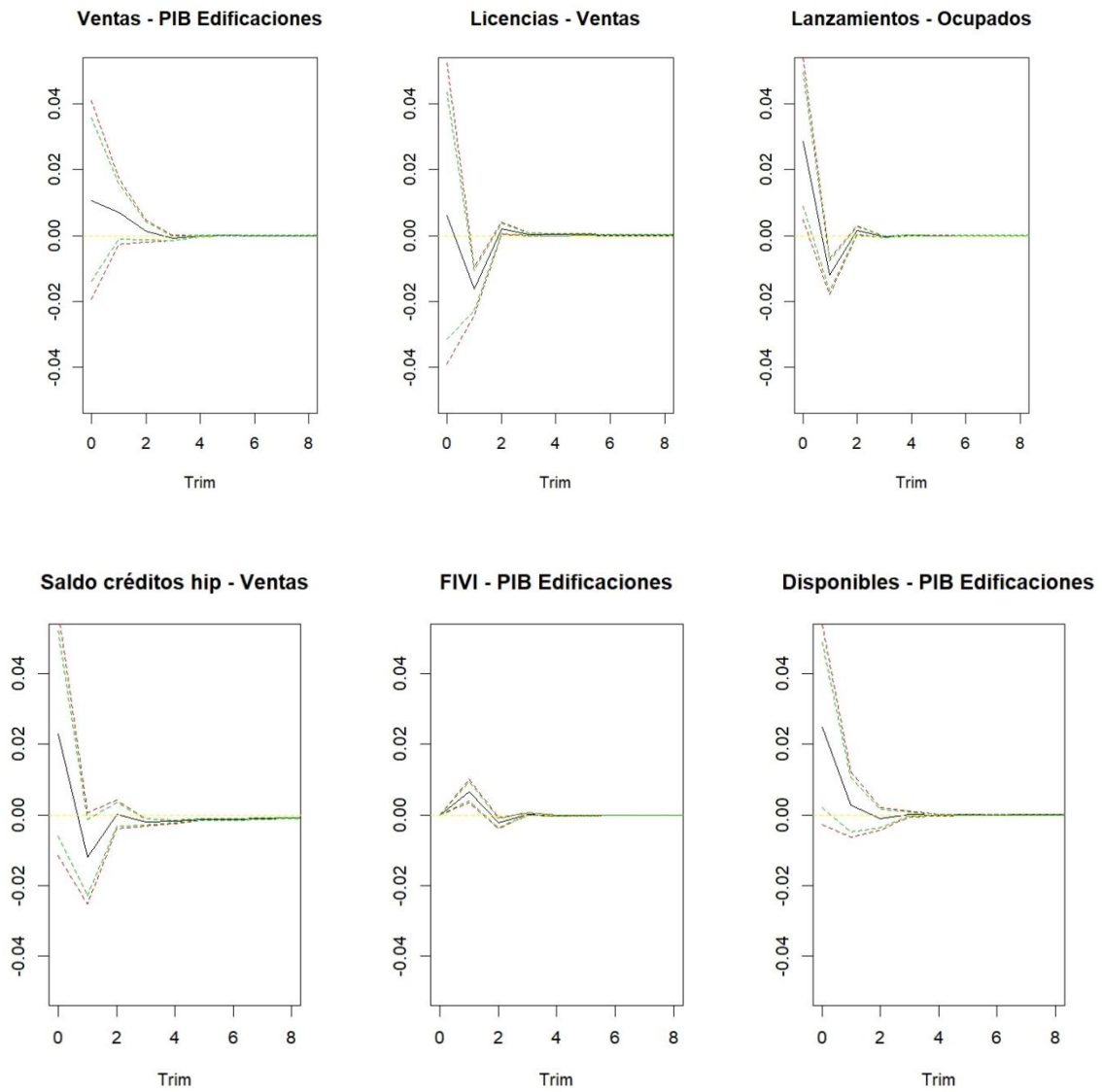
Ilustración 18. Pronóstico diferencia variables principales LBVAR log().



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Así mismo, se calcularon las correspondientes funciones impulso respuesta de las variables principales, con un horizonte temporal de 8 trimestres. Choques positivos en las ventas y en las viviendas disponibles, generan una respuesta positiva en el PIB de edificaciones; otras funciones se presentan a continuación:

Ilustración 19. Función Impulso Respuesta LBVAR



Fuente: Elaboración SIS - SDHT.

Conclusiones

Este documento propone el uso de VAR bayesianos para modelar el sector edificador en la ciudad. Se consideró el uso de VAR bayesianos estándar en la literatura con entre cuatro y doce variables macroeconómicas y, también, se aplicó un Large BVAR con 20 variables.

Se examinó tanto la precisión del pronóstico como el análisis estructural del efecto de un shock en las variables principales iniciaciones, PIB edificaciones, ventas y ocupados en el sector de la construcción. En general, los resultados obtenidos muestran que estos modelos son una herramienta apropiada para grandes volúmenes de datos y que producen mejores resultados de pronóstico que las típicas resultantes de modelos VAR tradicionales a corto plazo. Si bien el ejercicio realizado en este documento no puede ser del todo exhaustivo en las infinitas posibilidades de especificación que esta metodología presenta, si es un ejercicio inicial, el cual, puede dar luces a la hora de realizar un pronóstico o calcular un impulso respuesta sobre las variables del sector edificador de la ciudad.

Este ejercicio mostró que no existe un único modelo capaz de pronosticar eficientemente todas las variables de interés dentro de la muestra utilizada, además se encontró que para una sola variable, el camino más recomendable es la combinación, vía el promedio, de los modelos con menor ECM dentro de muestra, este enfoque fue el utilizado para construir la meta de viviendas iniciadas para el Plan de desarrollo Distrital del periodo 2020 – 2023, adicionando los resultados de modelos de corte frecuentista. Estos resultados indican que la herramienta de pronóstico aquí construida no es estática y debe ser revisada y actualizada con cierta periodicidad, con el fin de mantener su robustez y eficiencia.

Anexos

Anexo 1. Descripción Variables

Variable	Nombre	Fuente
CH	Saldo de capital créditos hipotecario vigente en la ciudad de Bogotá	DANE
TD	Tasa de desempleo Bogotá	DANE
LVU	Número de licencias de construcción aprobadas en la ciudad de Bogotá para construcción de vivienda	DANE
LVA	Número de metros cuadrados licenciados en la ciudad de Bogotá para construcción de vivienda.	DANE
LOA	Número de metros cuadrados licenciados en la ciudad de Bogotá para construcción de edificaciones con destinos diferentes a la vivienda.	DANE
LTA	Número de metros cuadrados licenciados en la ciudad de Bogotá para construcción de edificaciones residenciales y no residenciales	DANE
VEN	Número de viviendas vendidas en la ciudad	Galería Inmobiliaria
LAN	Número de viviendas lanzadas en la ciudad	Galería Inmobiliaria
DIS	Número de viviendas disponibles en la ciudad	Galería Inmobiliaria
TAV	Tasa de interés para adquisición de vivienda en pesos	Banco de la Republica
TBR	Tasa de intervención Banco de la República	Banco de la Republica
PIB	PIB agregado Bogotá en precios constantes	DANE
PIBC	PIB del sector de la construcción en Bogotá en precios constantes	DANE
PIBE	PIB del subsector de edificaciones en Bogotá en precios constantes	DANE
PIBOC	PIB del subsector de obras civiles en Bogotá en precios constantes	DANE
ACU	Área total culminada en la ciudad incluye todos los destinos	DANE
APR	Área total en proceso en la ciudad incluye todos los destinos	DANE
ANU	Área nueva que inicia construcción en la ciudad durante el periodo de referencia incluye todos los destinos	DANE
AIV	Área nueva que inicia construcción en la ciudad durante el periodo de referencia para el destino vivienda	DANE

Variable	Nombre	Fuente
UIV	Número de unidades habitacionales que iniciaron construcción en la ciudad durante el periodo de referencia para el destino vivienda	DANE
FIVI	Número de créditos de vivienda aprobados durante el periodo de referencia en la ciudad	DANE
VFIVI	Valor en millones de pesos corrientes de los créditos para compra de vivienda aprobados durante el periodo de referencia en la ciudad	DANE
CEM	Número de toneladas de cemento gris despachadas hacia la ciudad	DANE
IPVN	Índice de precios de la vivienda nueva en Bogotá y Soacha	DANE
OC	Número de ocupados en el sector construcción de la ciudad de Bogotá	DANE
OIN	Número de ocupados en el sector de actividades inmobiliarias de la ciudad de Bogotá	DANE
IPV	Disposición para comprar vivienda (balance)	FEDESARROLLO
IPC	Índice de precios al consumidor	DANE
IPCV	Índice de precios al consumidor (Grupo vivienda)	DANE

Bibliografía

- Akaike, H. (1974). Markovian representation of stochastic processes and its application. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 363–387.
- Bañbura, M., Giannone, D., & Reichlin, L. (2010). Large Bayesian Vector Auto Regressions. *Journal of Applied Econometrics*, 71-92.
- Calle, J. L. (2018, 03 20). *Jalobe*. Retrieved from Jalobe: <https://jalobe.com/doc/tsoutliers.pdf>
- Chung Chen, L.-M. L. (1993). Joint Estimation of Model Parameters and Outlier Effects in. *Journal of the American Statistical Association*, 284–297.
- de Menezes Barboza, R., & Vasconcelos, G. (2019). Measuring the aggregate effects of the Brazilian Development Bank on investment. *The North American Journal of Economics and Finance* 47., 223-236.
- Diebold, F., & Mariano, R. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics*, 253-263.
- Giovanni, P. (2018, 06 07). *cran.r-project*. Retrieved from cran.r-project: <https://cran.r-project.org/web/packages/dlm/vignettes/dlm.pdf>
- Harrison, P., & Stevens, C. (1976). Bayesian forecasting (with discussion). *J. Royal Statist. Soc*, 205–247.
- Kalman, R. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 35 - 45.
- MVCT, M. d. (2018, 03 20). *Asocapitales*. Retrieved from Asocapitales: <http://www.asocapitales.co/documentos/145.pdf>
- West, M., & Harrison, J. (1997). *Bayesian forecasting and dynamic models*. New York.: Springer.