



MODELO NOWCAST CON FACTORES DINÁMICOS PARA LA ESTIMACIÓN TRIMESTRAL DEL PIB REAL PARA EL ECUADOR

*Francisco López, Emanuel Yaselga y Francisco Espinosa**

Información

Recibido:

30 de marzo de 2021

Aceptado:

1 de junio de 2021

Palabras clave:

Nowcasting
Factores dinámicos
Producto interno bruto

Clasificación JEL:

C33, C53, E37

DOI:

[https://doi.org/10.47550/
RCE/31.1.2](https://doi.org/10.47550/RCE/31.1.2)

Resumen

La información oportuna con respecto al estado de la economía es crucial para el diseño y la implementación de políticas informadas. La publicación del producto interno bruto (PIB) en el Ecuador tiene un rezago aproximadamente de tres meses. Por este motivo, se propone la implementación de metodologías nowcasting mediante factores dinámicos, que permiten explotar información con menor periodicidad para estimar variables con mayor periodicidad. En este estudio, se presentan dos modelos nowcast (EMOE —31 variables, 5 factores y 5 rezagos— y ventas agregadas —25 variables, 4 factores y 5 rezagos—), debido a que la combinación o agregación de estimaciones conduce a mejoras en la precisión del pronóstico, por lo que representan un mejoramiento con respecto a contar con un único modelo. Adicionalmente, la coyuntura del COVID-19 ha representado un desafío adicional en la estimación de estos modelos en el corto plazo porque ha producido quiebres o cambios temporales en algunos indicadores económicos, por lo que se realizaron ajustes para contrarrestar los efectos temporales que podría tener la caída del PIB en las estimaciones subsecuentes.

*Banco Central del Ecuador. Los comentarios emitidos en el documento son criterios propios de los autores y no reflejan necesariamente las de la institución. Correo electrónico: francisco.lopez.luz@gmail.com.

Copyright © 2021 López et al. Los autores conservan los derechos de autor del artículo. El artículo se distribuye bajo la licencia Creative Commons Attribution 4.0 License.



A NOWCASTING MODEL USING DYNAMIC FACTORS TO ESTIMATE REAL QUARTERLY GDP IN ECUADOR

*Francisco López, Emanuel Yaselga and Francisco Espinosa**

Article Info

Received:

30th March 2021

Accepted:

1st June 2021

Keywords:

Nowcasting
Dynamic factor models
Gross domestic product

JEL:

C33, C53, E37

DOI:

[https://doi.org/10.47550/
RCE/31.1.2](https://doi.org/10.47550/RCE/31.1.2)

Abstract

Timely information with respect to the state of the economy is crucial for informed policy design and implementation. In Ecuador, the publication of the gross domestic product (GDP) lags approximately by three months. For this reason, we propose the implementation of nowcasting methodology using dynamic factors that use data published higher frequency to estimate variables with reduced frequency of publication. In this paper, two nowcast models are presented (EMOE—31 variables, 5 factors and 5 lags; and Aggregate Sales —25 variables, 4 factors and 5 lags) because the combination or aggregation of estimates leads to improvements in forecast accuracy and provides an improvement relative to a single model because it improves the forecasting accuracy. Additionally, the COVID-19 crisis represents a new challenge in the estimation capacity of these models in the short term because it produced breaks or temporary changes in some economic indicators. For this reason, adjustments were made to the model to counteract the temporary effects that the fall in GDP could have on subsequent estimates.

*Central Bank of Ecuador. The comments made in this document are the authors' own criteria and do not necessarily reflect the views of the institution. E-mail: francisco.lopez.luz@gmail.com.

Copyright © 2021 López et al. Authors retain the copyright of this article. This article is published under the terms of the Creative Commons Attribution Licence 4.0.

1. INTRODUCCIÓN

La información oportuna con respecto al estado de la economía es crucial para el diseño y la implementación de políticas informadas. El crecimiento del producto interno bruto (PIB), un indicador clave del estado de la economía, usualmente se publica con un rezago de más de un mes en la mayoría de los países y suele tener una periodicidad trimestral. Por este motivo, cualquier análisis relacionado con este indicador tiende a ser retrospectivo, lo que limita la acción a los hacedores de política y a los participantes de mercados financieros, cuyas decisiones dependen de la disponibilidad de información precisa y actualizada. Sin embargo, los bancos centrales disponen de información con más alta frecuencia que el PIB, entre las que se encuentran indicadores macroeconómicos y financieros. Por este motivo, es relevante el uso de metodologías que permitan explotar esta información, creando bases de datos en las que se incluyan variables que ayuden a predecir el comportamiento de la economía a tiempo real. La relevancia de obtener estos resultados es poder contar con un instrumento que permita a los hacedores de política pública tomar decisiones oportunas.

Una metodología relevante que aplica el uso de tal información de alta frecuencia para pronosticar el comportamiento de la economía actual se llama *nowcasting*. El término es una contracción de las palabras ahora (*now*) y pronóstico (*forecast*), es decir, se refiere a pronóstico en tiempo real. Esta metodología se ha usado usualmente para predicciones meteorológicas, aunque recientemente se lo utiliza en el campo económico (Giannone, Reichlin y Small, 2008). De hecho, se han detectado estudios en los cuales se utilizan modelos *nowcasting* para estimar el crecimiento del PIB en tiempo real de varios países como Estados Unidos (Bánbura, Giannone, Modugno y Reichlin, 2013), Brasil (Bragoli, Metelli y Modugno, 2014), México (Caruso, 2015), los BRIC¹ (Caruso, 2015, Dahlhaus, Guénette y Vasishtha, 2015), Turquía (Modugno, Soybilgen y Yazgan, 2016), Ecuador (Casares, 2017; González-Astudillo y Baquero, 2018; y, Yaselga, 2019), entre otros. Una característica general de estos estudios es que todos ellos utilizan modelos de factores dinámicos (DFM).

En el presente estudio, siguiendo la programación realizada por Solberger y Spanberg (2019), se utiliza la metodología *nowcasting*, implementada mediante factores dinámicos. El método resume y explota la información de indicadores o variables que tienen menor periodicidad que el PIB, sin incurrir en la maldición de la dimensión, y así estima el crecimiento de la economía. Para ello, se agrupan estas variables en pocos factores mediante el análisis de componentes principales (ACP), con lo que se garantiza que los mismos expliquen gran parte de la variabilidad de las variables (Forni, Hallin, Lippi y Reichlin, 2000). La relevancia de utilizar un modelo de factores dinámicos es que es una herramienta que permite explotar la dinámica

¹ Brasil, Rusia, India y China, e incluyen a México en este estudio.

inobservable de los componentes principales, generando estimaciones más precisas a través de la implementación del filtro de Kalman².

Según Clemen (1989), la combinación o agregación de pronósticos generalmente conduce a mejoras en la precisión del pronóstico, y la evidencia ha demostrado que un promedio simple de los pronósticos a menudo proporciona mejores resultados que el tener un solo resultado. En este contexto, el presente documento propone dos modelos *nowcasting* para estimar el PIB real anualizado ($t/t-4$) del Ecuador, que se diferencian por las características de ciertas variables que los componen. El primer modelo, EMOE, incluye las 31 variables, de las cuales se encuentran 7 variables de la Encuesta Mensual de Opinión Empresarial (EMOE), las cuales son consideradas como un componente subjetivo al contar con información de percepción y expectativas de 1000 grandes empresas de cuatro ramas de actividad económica: industria, comercio, construcción y servicios (BCE, 2020). De esta manera, al usar estas variables, siendo resultado de preguntas realizadas a empresas grandes, se corre con el riesgo de sesgo. El segundo modelo, Ventas Agregadas, se reemplaza el componente subjetivo del EMOE y se lo sustituye por un índice creado a partir de las ventas registradas en el formulario 104 del SRI, dando así un total de 25 variables para su implementación. En ambos modelos, las variables consideradas dentro del componente subjetivo y objetivo tienen cargas altas en los factores principales, por lo que se puede denotar sus efectos dentro de las estimaciones.

La implementación de estos modelos sería suficiente para estimar el crecimiento del PIB en un contexto normal. Sin embargo, la coyuntura del COVID-19 significó un desafío adicional, ya que, si bien la economía ecuatoriana se encontraba en un proceso contractivo desde finales de 2019, la caída de -12.4 % en el segundo trimestre del 2020 se considera un shock que podría sesgar las estimaciones en el corto plazo del PIB. Por este motivo, se realizaron ajustes en los modelos para mejorar su capacidad predictiva: se considera la caída puntual y específica del segundo trimestre, por lo que se incluye una *dummy* únicamente en ese trimestre (*dummy* aditiva). Además, se utiliza un filtro de suavizamiento (Hodrick-Prescott) en la serie del PIB real trimestral y se reestiman los modelos (EMOE y ventas agregadas) con su parte cíclica. Luego, mediante modelos de corrección de error (ECM), se ajustan los resultados obtenidos del ciclo a la tasa de crecimiento ($t/t-4$).

La principal contribución de este trabajo para la literatura se describe en los siguientes puntos: 1) generar un mecanismo que permita obtener la tasa de crecimiento del PIB de Ecuador en base a la metodología de *nowcasting*, estimando más de un modelo (con lo que se robustece al pronóstico); 2) detallar todo el proceso de construcción de la metodología, la selección de los factores y el número de rezagos, los cuales aportan para explicar la actividad económica; 3) evaluar el nivel de ajuste del pronóstico con información de los indicadores económicos hasta con 3 meses de

² Permite lidiar con series de tiempo incompletas, ya que la temporalidad de su publicación difiere en muchos casos.

anticipación frente a la publicación oficial, y 4) determinar la afección del COVID-19 al desarrollo de este tipo de modelos y los mecanismos de ajuste propuestos.

Por lo tanto, los siguientes acápite de este documento se estructuran de la siguiente manera: la segunda sección hace referencia a estudios previos relacionados a modelos *nowcasting*; la tercera parte detalla la metodología de construcción, estimación y desarrollo de los escenarios bajo una visión esquemática general. Por su parte, la cuarta sección presenta la implementación de la metodología. Posteriormente, se presentan los resultados que se obtienen para el modelo en la economía ecuatoriana. Finalmente, se exponen las principales conclusiones de esta investigación.

2. REVISIÓN DE LITERATURA

Tener información oportuna respecto a la actividad económica permite conocer la situación coyuntural y direccionar de mejor manera la política pública. El PIB real es la medida más utilizada para medir la actividad económica de un país; sin embargo, su frecuencia de publicación es trimestral y tiene un rezago de más de un mes hasta su publicación oficial. De esta manera, es de interés para los tomadores de decisión tanto públicos como privados generar un modelo que permita usar información macroeconómica publicada a mayor frecuencia (mensual) que el PIB real (trimestral), utilizando técnicas econométricas. Por este motivo, en la presente sección, se detallan estudios enfocados a la implementación de modelos *nowcast* para estimar el crecimiento de la economía de diferentes países, incluyendo al Ecuador.

En el estudio realizado por Liu, Matheson y Romeu (2011) se utilizaron cinco³ modelos diferentes para estimar la tasa de crecimiento del PIB de diez economías latinoamericanas: Argentina, Brasil, Chile, Colombia, República Dominicana, Ecuador, México, Perú, Uruguay y Venezuela. El modelo que mejor se ajustó a los resultados reales de crecimiento de los países estudiados fue el que utiliza factores dinámicos con información mensual (categorizadas en encuestas de actividad económica, indicadores de actividad económica, comercio, condiciones financieras, empleo, precio e inflación) y con determinado número de factores y rezagos dependiendo el país.

El estudio de Bábura, Giannone, Modugno y Reichlin (2013) utiliza factores dinámicos para estimar el crecimiento del PIB de Estados Unidos. La particularidad de este ejercicio es la utilización de variables financieras con periodicidad diaria y semanal, en conjunto con las variables macroeconómicas mensuales. Se utilizaron un total de 24 series sintetizadas en un solo factor⁴ y se estimaron 3 modelos ajustados a los datos disponibles (diarios, semanales y mensuales). Cabe destacar el trabajo de Bragoli, Metelli y Modugno (2014), en el que se realiza la estimación del PIB

³ Los modelos utilizados fueron: 1) modelo AR(p); 2) ecuaciones puente agrupadas (BRIDGE); 3) Modelo bivariado agrupado (BIVAR); 4) dos especificaciones VAR bayesianas (BVAR y LBVAR); y 5) modelo de factores dinámicos (DFM).

⁴ Los resultados con los modelos con dos factores fueron similares a los obtenidos con un solo factor.

de Brasil a través del uso de factores dinámicos, y cuyos resultados se ajustaron con los datos del Sistema de Expectativas de Mercado, interfaz creada por el Banco Central de Brasil, en el que participan varias instituciones privadas y la academia, y que permite tener una idea de crecimiento de la economía con mayor frecuencia que otros bancos centrales.

De igual manera, Dahlhaus, Guénette y Vasishtha (2015) realizaron modelos *nowcast* con factores dinámicos para estimar el crecimiento de las economías emergentes de los países pertenecientes al grupo de los BRIC (Brasil, Rusia, India y China), incluyendo a México. Debido a la heterogeneidad de los datos, los autores estandarizaron las 132 variables utilizadas en total (categorizadas en índices gerenciales de compra, expectativas, producción, balanza comercial, financieros, mercado laboral, precios y variables globales, como precio del petróleo y el índice de precio de los *commodities*) a la periodicidad bimensual. Dichas variables se sintetizaron entre 1 a 3 factores y obtuvieron a través de modelos VAR el número entre 1 a 4 rezagos, dependiendo el país.

Adicionalmente, Caruso (2015) estima el crecimiento de la economía mexicana utilizando factores dinámicos con datos macroeconómicos y financieros de México y de Estados Unidos, debido a la estrecha relación comercial entre estos países. Este modelo utiliza 29 variables con periodicidad mensual y determina que su ajuste es mejor que las predicciones realizadas por el FMI y OCDE. Por otra parte, Modugno, Soybilgen y Yazgan (2016), utilizando la misma metodología, estiman el crecimiento del PIB de Turquía utilizando 15 variables (categorizadas en producción, encuestas financieras, mercado laboral, expectativas) que se sintetizan en 5 factores. Al igual al trabajo descrito previamente por Caruso (2015), los resultados de este modelo se ajustan mejor que los pronósticos realizados por organismos multilaterales.

A pesar de ser una metodología recientemente usada en temas económicos, se han realizado diversos ejercicios para estimar el crecimiento del PIB del Ecuador. El modelo de *nowcasting* de González-Astudillo y Baquero (2018) basa su implementación en la programación de Solberger y Spanberg (2017) y considera 29 indicadores macroeconómicos y financieros de frecuencia mensual desde el año 2003, los cuales se agrupan en cinco factores cuya dinámica se recoge en un VAR(5). Como se incluye a la tasa de crecimiento del PIB entre las variables de las cuales se obtiene los factores, es necesario mensualizar la tasa de crecimiento del PIB trimestral. Para imputar los valores, se realiza una interpolación cuadrática bajo la restricción que el promedio de las tasas de crecimiento mensuales dentro de un trimestre sea igual a la tasa de crecimiento $t/t-4$ del trimestre en cuestión, siguiendo a Bábura y Modugno (2014).

Por otra parte, Casares (2017) construye su modelo *nowcasting* con 9 indicadores sobre una base de 26 indicadores macroeconómicos y financieros agregados de manera trimestral desde el año 2003. Este modelo de factores dinámicos obtiene dos componentes con una dinámica explicada en un VAR(2). Para su implementación, se realiza una regresión múltiple a través de un MCO y un modelo ARIMAX entre el PIB real ($t/t-4$) y los factores obtenidos como variables exógenas. Es importante resaltar que, a diferencia de González-Astudillo y Baquero (2018), las series consideradas no

se desestacionalizaron para evitar que las pruebas de raíz unitarias resulten sesgadas, siguiendo a Maddala y Kim (1998).

Por último, el estudio de Yaselga (2019) construye el modelo de factores dinámicos propuesto por Stock y Watson (1991), con 11 indicadores parciales de actividad económica con frecuencia mensual desde el año 2007. Con base a los estudios de Camacho y Pérez-Quirós (2010 y 2011), las variables seleccionadas que recogen diferentes efectos que influyen en la economía son la actividad económica por el lado de la demanda, el nivel de renta en la economía por el lado de la oferta, las expectativas y componentes específicos que incorporan características propias de la economía ecuatoriana. Al ser un modelo con series de frecuencia mensual, se realiza la mensualización del PIB con base a la metodología Denton descrita en Bloem et al (2001).

Los modelos presentados terminan por ser un indicador coincidente de la actividad económica, dando información de la actividad en tiempo real. En tal razón, la construcción de un modelo factorial dinámico ofrece de forma eficiente la proyección de PIB trimestral, como lo han demostrado los estudios detallados. Por lo tanto, la presente investigación sigue a Solberger y Spanberg (2019), tomando en cuenta indicadores representativos de la actividad económica y haciendo diversas consideraciones de los efectos coyunturales producidos por el COVID-19, que generaron quiebres importantes en los indicadores. En la siguiente sección, se describe de manera general la metodología utilizada para la estimación del PIB real anualizado ($t/t-4$) del Ecuador.

3. METODOLOGÍA

El modelo *nowcast* permite predecir o estimar variables de menor frecuencia para el pasado reciente, el presente y el futuro cercano utilizando información con mayor periodicidad o frecuencia. Esta metodología es útil para determinar condiciones de la actividad económica en tiempo real. Para el caso del presente estudio y conforme a la revisión bibliográfica, se utiliza el modelo de factores dinámicos (DFM). Este modelo produce una buena representación de los datos y garantiza, al mismo tiempo, parsimonia. Explora el hecho de que existe co-movimientos entre las series de datos macroeconómicos, por lo que relativamente pocos factores pueden explicar la dinámica de muchas variables (véase Sargent y Sims, 1977; Giannone et al., 2005; Watson, 2004; y Stock y Watson, 2011).

En el caso de Ecuador, el indicador de las condiciones de actividad económica es el PIB, cuya frecuencia es trimestral y tiene un rezago de 3 meses, por lo que contar con las estimaciones de estos modelos permite tener información más frecuente para tomar decisiones de política económica y en el ámbito privado, con el uso de estadísticas oficiales con periodicidad mensual.

Para el presente estudio, se presenta el modelo *nowcast*, que utiliza un conjunto de indicadores macroeconómicos para obtener factores dinámicos y de estado-espacio

que expliquen la variabilidad de estas variables y permitan pronosticar el PIB real (t/t-4) en tiempo real.

3.1. Especificación del modelo

En el contexto de *nowcast*, los DFM se componen de dos partes, como se establece en las ecuaciones a continuación:

$$A_t = \Gamma P_t + E_t \quad (1)$$

Donde $E_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \Sigma_E)$

$$E_t = \Psi E_t + U_t \quad (2)$$

Donde $U_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \Sigma_U)$

1. Factores: se determinan mediante la representación estado-espacio con el uso de un análisis de componentes principales aplicado a un panel que incluye las variables A_t ⁵. Con esto dentro del modelo, se evita problemas de multicolinealidad, ya que los factores calculados (variables dependientes) no tienen correlación entre sí.
2. Las matrices Ψ y Σ_U se calculan mediante un modelo VAR (vectores autorregresivos) para capturar la dinámica en el contexto de series de tiempo con un número de rezagos (*lags*) determinados.

Después de este proceso, los factores se vuelven a estimar aplicando el filtro de Kalman, ya que permite trabajar con información incompleta en el conjunto de indicadores macroeconómicos (por ejemplo, posiblemente no todas las variables se encuentran actualizadas al mismo mes, pero con el uso de este filtro se pueden obtener los factores dinámicos hasta el mes que se tenga la información parcial).

Finalmente, el PIB real (t/t-4) se estima realizando una regresión del crecimiento del PIB (Y_t) contra los factores mensuales (transformados en sus equivalentes trimestrales P_t), mediante la siguiente ecuación:

$$y_t = \alpha + \beta P_t + \varepsilon_t \quad (3)$$

Donde $\varepsilon_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma_\varepsilon^2)$

⁵ A_t es un vector de n variables mensuales estandarizadas y Γ es una matriz de dimensión n x p que relaciona las variables macroeconómicas con los p factores mensuales estimados en el vector P_t , que sigue una estructura autoregresiva.

Al incluir al PIB real ($t/t-4$) dentro del grupo de las variables P_t , se puede obtener el *nowcast* sin la necesidad de especificar una relación entre el PIB con los factores. Para realizar todo el procedimiento descrito previamente, se toma como base el estudio realizado por Solberger y Spanberg (2017), ya que en su trabajo describe de manera detallada toda la programación para Eviews del modelo *nowcast* utilizando factores dinámicos.

4. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO *NOWCAST* PARA EL ECUADOR

4.1. Identificación de las variables a ser consideradas dentro del modelo

Para la identificación inicial de las variables a ser consideradas dentro del modelo, se toma en cuenta el cumplimiento de dos condiciones primordiales: disponibilidad a una frecuencia y rezago menor al del PIB —para el caso del presente modelo se utilizan variables de frecuencia mensual— y que refleje la actividad económica, es decir, que deberían ser el resultado de acciones económicas que podrían determinar de mejor manera el comportamiento de la economía ecuatoriana.

Tomando en consideración las características principales descritas previamente y el diseño de los modelos *nowcast* utilizados para estimar el crecimiento de otras economías, las variables económicas que se han utilizado para el presente ejercicio se las agrupa en las siguientes categorías:

- **Comercio exterior:** incluye las variables de exportaciones no petroleras, importaciones de bienes de consumo, importaciones de materias primas e importaciones de bienes de capital.
- **Encuesta de hogares:** dentro de esta categoría, se incluye a la variable índice de situación presente⁶. Se aclara que, si bien las ENEMDU mayo/junio 2020

⁶ Debido a la coyuntura del COVID-19, en el año 2020, existieron cambios metodológicos en el levantamiento de la ENEMDU asociados al tamaño y distribución de la muestra y representatividad estadística; por tanto, las cifras no son estrictamente comparables con los periodos anteriores. Para los meses de mayo a noviembre de 2020, el índice de situación presentes (ISP) se construyó con base en 4 preguntas: 1) ¿Con relación al mes anterior, la situación económica de su hogar es?; 2) ¿Con relación al mes anterior, el valor monetario (dinero) empleado en el consumo de alimentos es?; 3) ¿Con relación al mes anterior, la situación económica del país es?; 4) ¿En los 3 meses anteriores considera usted que la situación en Ecuador para encontrar/mejorar un puesto de trabajo fue? Las opciones de respuesta habilitadas para las preguntas fueron: «Mejor» e «Igual o peor» o, en su defecto: «Mayor» e «Igual o menor». Desde diciembre de 2020, el INEC incluyó el cuestionario completo para el cálculo del ICC; por tanto, el ISP incluyó las siguientes 4 preguntas adicionales: 5) ¿Con relación al mes anterior, el consumo de su hogar en alimentos de menor calidad es? 6) ¿Con relación al mes anterior, el consumo de su hogar en entretenimiento es?; 7) ¿En relación con el mes anterior el consumo de su hogar en vestimenta es?; 8) ¿En relación con el mes anterior el consumo de su hogar en electrodomésticos es? Las opciones de respuesta habilitadas para las preguntas fueron: «Mayor», «Igual» o «Menor».

y septiembre 2020 no son metodológicamente comparables al resto de series, estas reflejan el comportamiento de la economía ecuatoriana, especialmente en el Q2 y Q3 2020, por su alta correlación con el comportamiento del PIB real, por lo que se decidió tomarla como una serie continua.

- **Financiero:** en este grupo se encuentra la cartera de créditos privados, depósitos privados a la vista, cuasidinero, M2, y el índice de volatilidad (VIX).
- **Gasto:** incluye la variable gasto del sector público no financiero (SPNF)⁷, ya que es uno de los componentes principales de la demanda agregada de una economía. Este rubro está compuesto por gastos corrientes, gastos de capital o de inversión y otras inversiones.
- **Índices de actividad económica:** en esta categoría se incluye al índice de actividad económica coyuntural (IDEAC), consumo de energía, índice de actividad empresarial no petrolera (IAEN), ciclo del PIB adelantado e índice de ventas agregadas (utiliza las ventas agregadas del formulario 104⁸ del SRI).
- **Industria y construcción:** se encuentran el volumen de producción industrial y el volumen de construcción, ambos indicadores provienen del Estudio Mensual de Opinión Empresarial (EMOE).
- **Ingreso:** forma parte de esta categoría el impuesto a la renta proveniente del SRI.
- **Mercado laboral:** Las variables que forman parte de este grupo son el personal ocupado del sector industrial, sector comercial, sector construcción y sector servicios, los cuales se obtiene a partir del EMOE.
- **Petróleo:** dentro de este grupo se encuentran las exportaciones petroleras, importaciones de combustibles y lubricantes, y el precio del petróleo Oriente (crudo más abundante y de mejor calidad entre los producidos en la Amazonía, con 24 grados API, lo cual le convierte en un crudo de densidad intermedia).
- **Precios:** en esta categoría se encuentran el índice de precios al consumidor (IPC), índice de precios de construcción e índice de precios al productor (IPP).
- **Ventas:** en este grupo se encuentran el impuesto al valor agregado (IVA) y el valor de ventas comercial calculado a partir del EMOE.

En la tabla 1, se describen todas las variables utilizadas, ordenadas por la categoría a la que pertenecen y sus unidades (para mayor detalle de las unidades, fuente, periodicidad y desde cuando se presenta la información revisar el anexo 1).

⁷ Cabe destacar que, al encontrarse en reproceso la metodología de cálculo de las series del gasto del SPNF anteriores a 2018, se utiliza como *proxy* a la serie de gasto del Presupuesto General del Estado (PGE), la cual representa en promedio el 68 % del gasto del SPNF, no ha sufrido cambios metodológicos y presenta un comportamiento similar al mismo.

⁸ Este instrumento sirve para que los agentes de retención —personas naturales obligadas a llevar contabilidad— presenten un reporte de retenciones del impuesto al valor agregado IVA.

Cabe indicar que en el presente estudio se estiman dos modelos *nowcast*, que difieren por las características de las variables utilizadas en cada uno. Por este motivo, las columnas «modelo Ventas» y «modelo EMOE» indican las variables utilizadas para el cálculo de cada uno de esos modelos, los cuales se describirán a detalle más adelante en el documento.

Tabla 1.
Lista de variables utilizadas en el modelo

Variable	Código	Modelo Ventas	Modelo EMOE	Categoría
Exportaciones no petroleras	EXP_NOPETRO	X	X	Comercio exterior
Importaciones de bienes de consumo	IMP_BCONS	X	X	Comercio exterior
Importaciones de materias primas	IMP_MATPRIM	X	X	Comercio exterior
Importaciones de bienes de capital	IMP_BCAP	X	X	Comercio exterior
Indicador de situación presente	SITUAC_PRESENTE	X	X	Encuestas de hogares
Carta créditos privados	CRED_PRIV	X	X	Financieras
Depósitos privados a la vista	DEPOV_PRIV	X	X	Financieras
Cuasidineró	CUASID	X	X	Financieras
M2	M2	X	X	Financieras
Volatility Index (VIX)	VIX	X	X	Financieras
Gasto público (SPNF)	GASTO_P	X	X	Gasto
Índice de actividad económica coyuntural (IDEAC)	IDEAC	X	X	Índices de actividad económica
Consumo de energía	CONS_ENERG	X	X	Índices de actividad económica
Índice de actividad empresarial no petrolera (IAEN)	IAEN	X	X	Índices de actividad económica
Ciclo del PIB adelantado	CICLO_PIB_ADEL	X	X	Índices de actividad económica
Índice de ventas agregadas	VENTAS_AGREGADAS	X		Índices de actividad económica
Volumen de producción industrial	PRODUCC_IND		X	Industria y construcción
Volumen de construcción	PRODUCC_CONSTRU		X	Industria y construcción
Impuesto a la renta	IMP_RENTA	X	X	Ingreso
Personal ocupado sector industrial	PERSO_IND		X	Mercado laboral

Variable	Código	Modelo Ventas	Modelo EMOE	Categoría
Personal ocupado sector comercial	PERSO_COMER		X	Mercado laboral
Personal ocupado sector construcción	PERSO_CONSTRUCC		X	Mercado laboral
Personal ocupado sector servicios	PERSO_SERV		X	Mercado laboral
Exportaciones petroleras	EXP_PETRO	X	X	Petróleo
Importaciones de combustibles y lubricantes	IMP_COMB	X	X	Petróleo
Precio petróleo Oriente	ORIENTE_PROM	X	X	Petróleo
Índice de precios al consumidor (IPC)	IPC	X	X	Precios
Índice de precios de construcción	IND_PCONSTRUC	X	X	Precios
Índice de precios al productor (IPP)	IPP	X	X	Precios
Impuesto al valor agregado (IVA)	IVA	X	X	Ventas
Valor de ventas comercial	VENTAS_COMER		X	Ventas
PIB real (t/t-4)	PIB_R	X	X	

Elaboración: autores

Conforme a la disponibilidad de información de las variables descritas previamente, el panel balanceado con periodicidad mensual empieza en enero de 2008, debido a que el índice de situación presente únicamente tiene información a partir de esa fecha. Posteriormente, mediante el análisis de componentes principales (ACP), se utiliza la información de este panel para obtener los factores estáticos de acuerdo con la metodología descrita en Solberger y Spanberg (2019). Sin embargo, se aclara que, para la mayoría del resto de variables, la información se encuentra disponible de manera mensual desde 2002, misma que se usará para obtener los factores dinámicos utilizando el filtro de Kalman⁹.

Los pasos realizados para el tratamiento de la información son los siguientes: 1) deflactar a las variables que se encuentran en millones o miles de USD dividiéndolas para el IPC, con lo que se pretende quitar la parte tendencial que los precios introducen en ellas, y 2) transformar a todas las variables a variaciones anuales

⁹ Algoritmo utilizado para la actualización secuencial de una proyección lineal para una representación estado-espacio. Permite trabajar con información incompleta de ciertas variables en determinados periodos.

$(t/t-12)^{10}$. Al tratarse de una estimación del crecimiento económico, se incluye a la tasa de crecimiento interanual del PIB dentro del ACP. Sin embargo, se aclara que, para esta variable, al ser la única con periodicidad trimestral, fue necesario realizar un procedimiento de interpolación cúbica para estimar los datos mensuales e incluirlas dentro del panel de datos.

Se escogió este método de interpolación debido a que suaviza la unión de los puntos mediante un polinomio cúbico y respeta un orden bajo, para que la función no oscile excesivamente entre dichos puntos. De hecho, no resulta recomendable utilizar polinomios de grado mayor a 3, porque se hacen cada vez más sensibles a los valores extremos, generando posibles distorsiones importantes en el resultado final. Sin embargo, los métodos de interpolación son una fuente de variación en la construcción de los modelos, por lo que en futuros ejercicios se podría validar la influencia de otros métodos como la interpolación cuadrática en las estimaciones.

4.2. Análisis de estacionariedad de las variables

El obtener factores respecto a un conjunto de variables no estacionarias, es decir, cuyas tendencias o variabilidad cambian en el tiempo, podría ser problemático, debido a que su estimación podría sesgarse porque las variables con mayor varianza dominarían al resto. Esta es la principal razón de haber deflactado y transformado a variaciones porcentuales anuales a las variables que componen el panel balanceado del cual se obtendrán los factores. Al buscar eliminar el problema de tener series no estacionarias, las tasas de crecimiento suelen revertir a su promedio incondicional relativamente rápido, porque se elimina la parte tendencial de las series.

Sin embargo, para asegurar no tener raíces unitarias en las series transformadas, se realizó el test de estacionariedad de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS) (Kwiatkowski et al, 1992) para todas las series utilizadas para obtener los factores dinámicos. El resultado de esta prueba para 31 de las 32 variables utilizadas es que la hipótesis nula (serie es estacionaria en tendencia) no se rechaza al 1 % de significancia; es decir, que no existe raíz unitaria en estas series. La única variable en la que se rechazó la hipótesis nula fue el índice de volatilidad (VIX). De esta manera, para contrastar los resultados obtenidos y descartar que el test KPSS cometa un error tipo I (rechazar la hipótesis nula cuando es verdadera), se realizó el test de raíz unitaria Phillips-Perron (Phillips y Perron, 1988) y el Dickey-Fuller Aumentado (Dickey y Fuller, 1979) sobre esta serie, considerando el componente tendencial y sin el mismo, con lo cual se descartó la presencia de raíz unitaria en el índice de volatilidad (VIX). Para ver el resumen de los resultados de las pruebas detalladas en esta sección, revisar los anexos 2 y 3. De esta manera, se cuenta con un panel completo con todas las series estacionarias.

¹⁰ Las variables obtenidas del Estudio Mensual de Opinión Empresarial (EMOE) al estar expresadas en variaciones porcentuales mensuales, se calcula su media móvil de los últimos 12 meses.

4.3. Establecimiento del número de factores y rezagos

Al tener el panel balanceado con datos de frecuencia mensual, el siguiente paso dentro del modelo es obtener los factores a través del uso del análisis de componentes principales (ACP). El cálculo de los componentes principales depende de las unidades de medida empleadas en las variables, es por tanto importante, antes de aplicar el ACP, el haber deflactado, transformado a variaciones interanuales y testeado la estacionariedad de todas las variables a ser utilizadas.

Cabe destacar que se estiman dos modelos diferentes como alternativa al uso de un único modelo *nowcast*, para resaltar los efectos de los principales factores (objetivo y subjetivo) sobre sus estimaciones. De igual manera, el uso de más modelos mejora el ajuste del pronóstico. Según Makridakis y Winkler (1983), la precisión de un pronóstico mejora por la disminución de variabilidad con respecto a la media, entre las diferentes combinaciones a raíz del incremento del número de métodos de estimación utilizados. Por este motivo, la combinación de pronósticos surge como una alternativa técnica a solo tener un único «mejor» modelo. Por este motivo, se generan dos paneles conforme a las columnas «modelo Ventas» y «modelo EMOE» de la tabla 1 para aplicar el ACP, ya que se realizan dos tipos de estimaciones que se diferencian por las variables escogidas:

- **Componente subjetivo:** incluye dentro del análisis a las variables provenientes del Estudio Mensual de Opinión Empresarial (EMOE) (revisar tabla 1, modelo EMOE) como son: 1) volumen de producción industrial; 2) volumen de construcción; 3) valor de ventas comercial; 4) personal ocupado sector industrial; 5) personal ocupado sector comercial; vi) personal ocupado sector construcción, y 6) personal ocupado sector servicios. Este estudio es realizado de manera mensual y abarca por lo general 1000 grandes empresas de cuatro ramas de actividad económica: industria, comercio, construcción y servicios (BCE, 2020). Por este motivo, las variables utilizadas de este estudio, si bien expresan el comportamiento de la actividad económica (requisito indispensable para el modelo Nowcast), al ser resultado de preguntas realizadas a empresas grandes, se corre con el riesgo de sesgo en las respuestas por la realidad que tienen estas empresas y su visión de futuro del país de acuerdo con la actividad económica que desempeñan. El número total de series consideradas dentro de este grupo con componente subjetivo —desde ahora modelo EMOE— son 31.
- **Componente objetivo:** el índice de ventas agregadas se lo utiliza para analizar el comportamiento de la economía conforme a las ventas registradas en el formulario 104 del SRI. Este índice, al cumplir con las condiciones requeridas para formar parte del grupo de variables a ser consideradas dentro del modelo *nowcast*, se lo incluye como reemplazo del componente subjetivo descrito en el punto previo, es decir, las variables provenientes del EMOE (revisar tabla 1, modelo Ventas). El número total de series consideradas dentro de este grupo con componente subjetivo —desde ahora modelo Ventas— son 25.

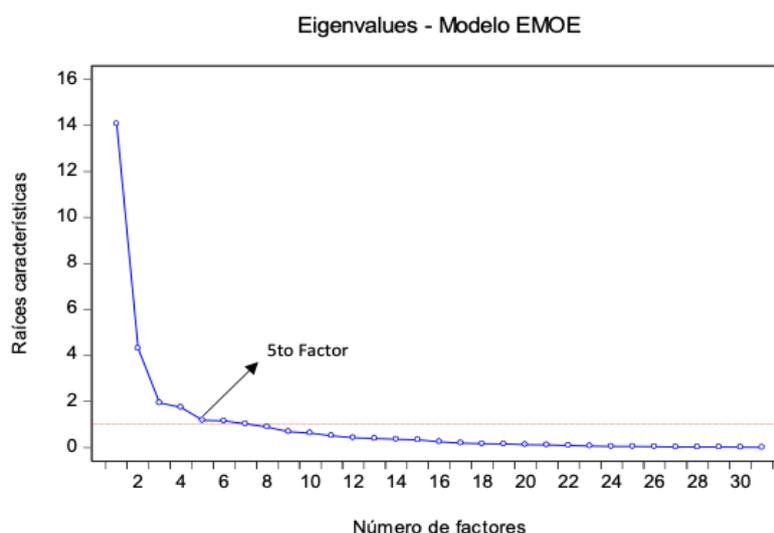
Los componentes principales son una combinación lineal normalizada de las variables originales de un grupo de datos. Al ser variables estacionarias, los componentes principales son autovectores que se toman de la matriz de correlaciones (elementos de la diagonal son igual a 1). Generalmente, se pueden obtener tantos componentes como variables disponibles (31 en el modelo EMOE y 25 en el modelo Ventas). El proceso de selección del número de componentes se realiza de manera que el primer componente sea el que mayor varianza recoja, el segundo que recoja la máxima variabilidad no recogida por el primero, y así sucesivamente, eligiendo un número que contenga un porcentaje suficiente de la varianza total. Dentro de este proceso, interesa revisar los *eigenvalues* (valores propios) y *eigenvectors* (vectores propios) resultantes de aplicar el ACP a la matriz de correlación asociada a los dos grupos de variables de interés que se describieron previamente.

El resultado de aplicar el ACP a ambos grupos de variables y al querer reducir su dimensionalidad¹¹, de acuerdo con los *eigenvalues*, es que el número de componentes no correlacionados entre sí que explican el 75 % de las variaciones en el total de variables es: 1) 5 factores para el grupo del modelo EMOE —31 variables—, y 2) 4 factores para el grupo del modelo Ventas —25 variables—.

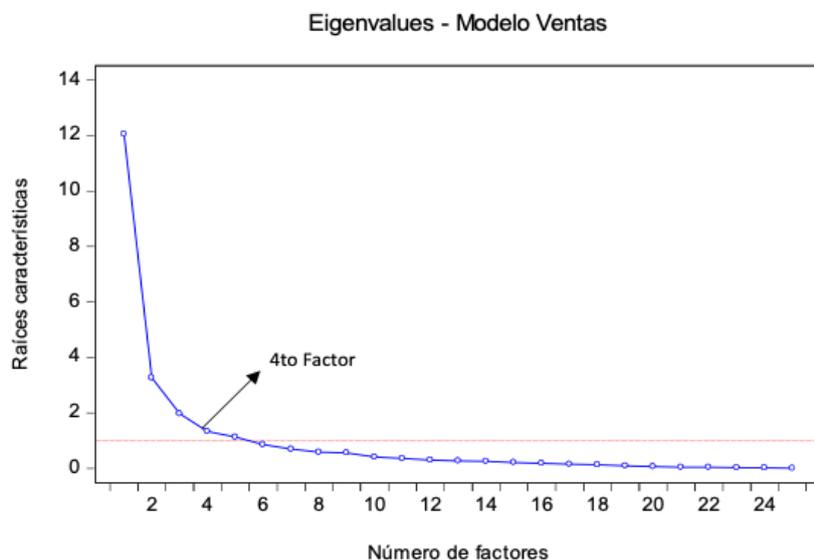
Para visualizar estos resultados de manera más clara, a continuación, se presentan las representaciones gráficas de los *eigenvalues* de cada grupo al que se aplicó el ACP. Dentro de este análisis, se utiliza el procedimiento de escoger el número de factores a partir del cual los valores propios no cambien sustancialmente (Cattell, 1966). Este procedimiento se lo puede realizar de manera visual tomando el número de factores donde se genera un «codo» (v. gráfico 1), con lo que se corrobora el número de factores determinado para cada grupo.

Gráfico 1.

Eigenvalues (valores propios) obtenidos del ACP en los modelos EMOE y Ventas Agregadas



¹¹ Proceso de reducción del número de variables aleatorias que se traten.



Elaboración: autores

Por otra parte, se analizan los *eigenvectors* asociados con los principales *eigenvalues* para determinar el peso o carga de las variables dentro de cada uno de los factores. De esta manera, las variables con cargas más altas en los factores determinados se muestran en las tablas 2 y 3. Para ver a mayor detalle las cargas de las variables en cada uno de los modelos, revisar los anexos 4 y 5.

Tabla 2.
Variables con cargas más altas en los cinco factores (modelo EMOE)

F1: Actividad económica no petrolera y financiera	F2: Expectativas	F3: Actividad económica	F4: Ingreso y petróleo	F5: Presiones inflacionarias
Índice de actividad empresarial no petrolera	IPC	Consumo energía	Impuesto a la renta	IPP
Cuasidinero	Volumen de construcción	Ciclo del PIB adelantado	Exportaciones petroleras	Personal ocupado sector comercial
M2	Personal ocupado sector construcción	Importaciones combustibles	Precio petróleo Oriente	Depósitos privados a la vista
IVA	Índice de volatilidad			Indicador de situación presente
Personal ocupado sector industrial	Personal ocupado sector servicios			
Valor de ventas comercial				

F1: Actividad económica no petrolera y financiera	F2: Expectativas	F3: Actividad económica	F4: Ingreso y petróleo	F5: Presiones inflacionarias
Volumen de producción industrial				
Cartera créditos privados				

*Las variables pintadas son las variables del EMOE (componente subjetivo)

Elaboración: autores

Con respecto al grupo de variables utilizadas para el modelo EMOE, se establece que el componente subjetivo es relevante en los dos primeros factores, que representan el 59 % de la variación de las 31 variables. El primer factor podría denominarse «actividad económica no petrolera y financiera», el segundo «expectativas», el tercero «actividad económica», el cuarto «ingresos y petróleo», y el quinto «presiones inflacionarias». Estas cinco agrupaciones macroeconómicas tienen el mayor impacto para explicar la evolución de la actividad económica de acuerdo con el modelo *nowcast* para este caso.

Tabla 3.

Variables con cargas más altas en los cuatro factores (modelo Ventas)

F1: actividad económica y financiera	F2: presiones inflacionarias	F3: ingreso	F4: liquidez estructural y gasto público
Índice de actividad empresarial no petrolera	IPC	Impuesto a la renta	Depósitos privados a la vista
M2	Índice de precios de construcción	Índice de volatilidad	Gasto público (SPNF)
Cuasidinerero	IPP		Consumo energía
IVA			
Índice de ventas agregadas			
Ciclo del PIB adelantado			
Cartera créditos privados			

*La variable pintada es el índice de ventas agregadas (componente objetivo)

Elaboración: autores

De manera similar, en el modelo Ventas, el índice de ventas agregadas (reemplazante de las variables del EMOE) es relevante en el primer factor (representa el 48 % de las variaciones de las 25 variables). Con esta información, se corrobora la necesidad de utilizar este modelo adicional, para tener un contrapeso de los resultados que se puedan obtener del modelo EMOE. El primer factor podría denominarse «actividad económica y financiera», el segundo «presiones inflacionarias», el tercero «ingreso», y el cuarto «liquidez estructural y gasto público». Estas cuatro

agrupaciones macroeconómicas tienen el mayor impacto para explicar la evolución de la actividad económica de acuerdo con el modelo *nowcast* para este caso.

Finalmente, para determinar el número de rezagos, se estima un modelo de vectores autorregresivos de los factores obtenidos en cada modelo. Para ello, se utilizaron principalmente los criterios de información de Akaike (AIC) (Akaike, 1974) y de Schwarz (SC) (Schwarz, 1978). En este contexto, Medel (2012) aclara que la mayoría de los estudios¹² que analizan y comparan distintos criterios (incluyendo el AIC) de información encuentran que el SC tiene el mejor rendimiento predictivo. Adicionalmente, el AIC no es consistente en modelos autorregresivos debido a que obtiene una parametrización diferente frente a distintos tamaños muestrales (Bhansali y Downham, 1977; Shibata, 1976; y Shibata, 1980). Por estos motivos, la especificación que se considera es la de SC¹³ y el resultado es un modelo VAR(5) para el modelo EMOE y un VAR(5) para el modelo Ventas. (Revisar los resultados del orden de rezagos seleccionados según criterio en los anexos 6 y 7).

5. RESULTADOS PARA LA ECONOMÍA ECUATORIANA

5.1. Resultados de la implementación del modelo *nowcast* del PIB real (t/t-4)

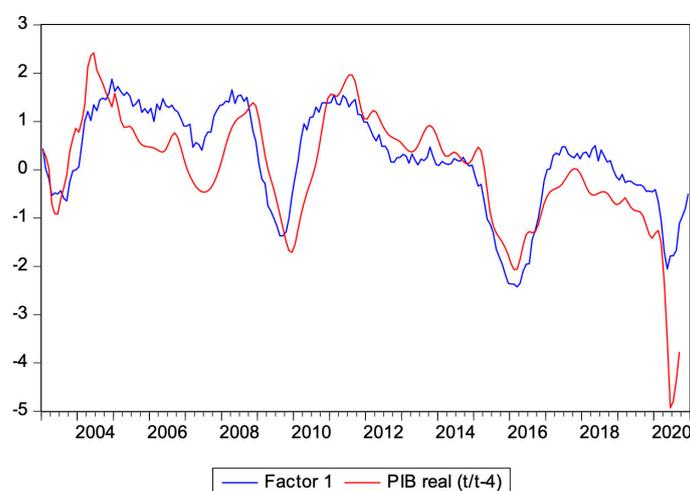
Una vez que se han construido los paneles de datos balanceados con 31 variables (modelo EMOE) y 25 variables (modelo Ventas), y se determinó el número de factores y rezagos en ambos casos, se estima el modelo de factores dinámicos (DFM) utilizando el procedimiento de Solberger y Spanberg (2019).

Tomando en consideración esta programación, se establece que para el modelo EMOE, el primer factor relacionado con la «actividad económica no petrolera y financiera» es el más importante para influir en la estimación, como se denota en el gráfico 2 (siguiente página), que muestra la evolución de este factor y su ajuste con respecto al PIB real (t/t-4).

¹² Revisar Nishi (1988), Granger, King y White (1995), y Sin y White (1996) relacionados a la determinación del orden autorregresivo o número de rezagos en los VAR.

¹³ Cabe indicar que también se revisaron otros criterios de información en los que se obtuvieron mayor número de rezagos para ambos modelos (modelo EMOE —AIC 8 rezagos, Hannan-Quinn 6 rezagos—; y modelo Ventas —AIC 6 rezagos, Hannan-Quinn 6 rezagos—).

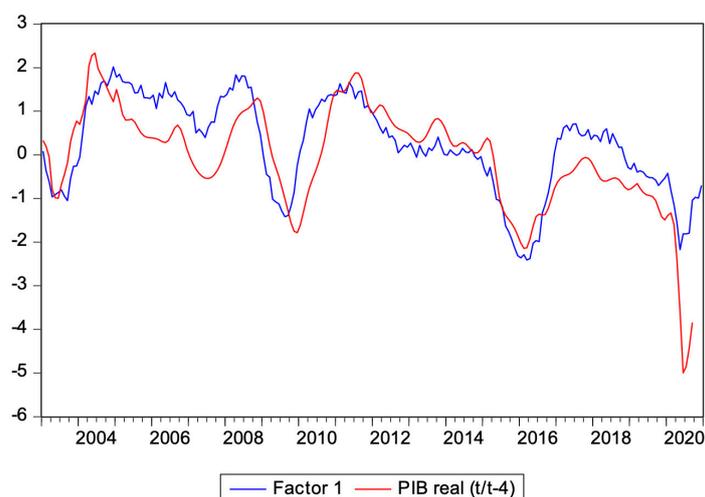
Gráfico 2.
Evolución factor 1 vs. PIB real (t/t-4) (modelo EMOE)



Elaboración: autores

Por otra parte, se establece que, para el modelo Ventas, el primer factor relacionado con la «actividad económica y financiera» es el más importante para influir en la estimación. El gráfico 3 muestra la evolución de este factor y su ajuste con respecto al PIB real (t/t-4).

Gráfico 3.
Evolución factor 1 vs. PIB real (t/t-4) (modelo Ventas)

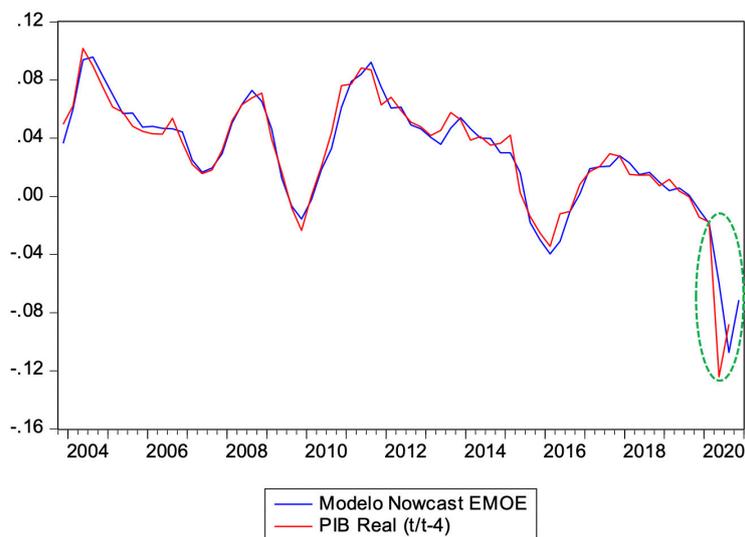


Elaboración: autores

Finalmente, al haber obtenido los factores dinámicos para ambos modelos, se los trimestraliza y se los utiliza como las variables dependientes dentro del modelo (revisar ecuación 3), con el cual se estima el PIB real (t/t-4).

En el gráfico 4, se muestra el *nowcast* del modelo EMOE, utilizando el modelo de factores dinámicos en conjunto con la serie observada del PIB real (t/t-4).

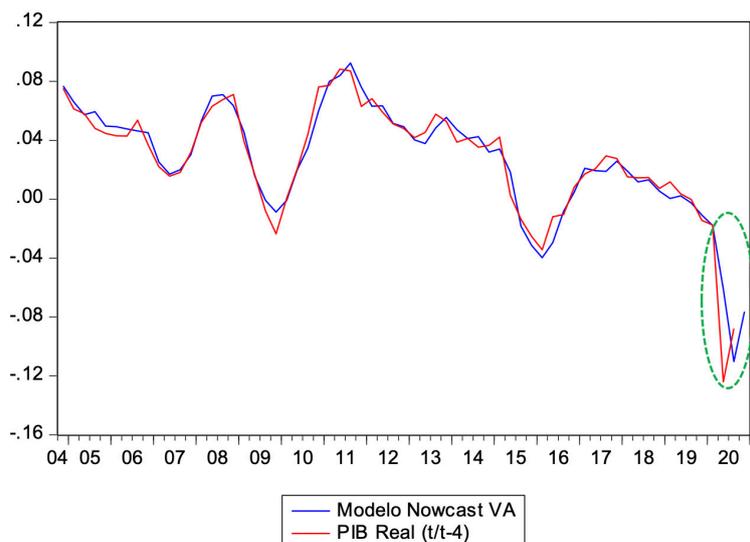
Gráfico 4.
Nowcast del PIB real (t/t-4) (modelo EMOE)



Elaboración: autores

De igual manera en el gráfico 5 se muestra el *nowcast* del modelo Ventas en conjunto con la serie observada del PIB real (t/t-4).

Gráfico 5.
Nowcast del PIB real (t/t-4) (modelo Ventas)



Elaboración: autores

Como se puede ver en los resultados de ambos modelos, el ajuste es bueno, pero se denota que existe una ruptura a partir del segundo trimestre de 2020 debido a la coyuntura relacionada a la pandemia mundial del COVID-19. Por este motivo, se ha visto la necesidad de realizar un ajuste adicional a los modelos *nowcast* que se detallan en la siguiente sección.

5.2. Ajuste del modelo Nowcast por la coyuntura del COVID-19

En esta sección se describen los motivos del ajuste requerido al modelo en conjunto con los resultados obtenidos del mismo.

5.2.1. Coyuntura del COVID-19 en Ecuador

En el mes de febrero de 2020, el Ministerio de Salud Pública (MSP) activó acciones para la contención y respuesta al COVID-19, con el acompañamiento de la Organización Panamericana de la Salud (OPS), y se confirmó el primer caso positivo en el país el 29 de febrero 2020. En este contexto, inició la elaboración de informes y directrices de variado orden y nivel técnico para el tratamiento médico de los casos, la vigilancia epidemiológica, el fortalecimiento de la capacidad de diagnóstico, las políticas de protección del personal de salud y la comunicación de riesgo a la comunidad.

El 11 de marzo de 2020, la OMS declara al COVID-19 como pandemia de nivel global y llama a los países a activar y ampliar los mecanismos de respuesta. El mismo día el MSP expide el Acuerdo Ministerial No. 00126-2020, que declara el Estado de Emergencia Sanitaria Nacional en el Sistema Nacional de Salud (SNS) ecuatoriano para «prevenir un posible contagio masivo de la población». Al día siguiente, se activa el Comité Nacional de Operaciones de Emergencia (COEN), conformado por las máximas autoridades del país, al igual que sus Mesas Técnicas de Trabajo.

El 16 de marzo de 2020, el gobierno nacional emite el Decreto Ejecutivo No. 1017 y declara el Estado de Excepción por calamidad pública en todo el territorio «a fin de controlar la situación de emergencia sanitaria para garantizar los derechos de las personas ante la inminente presencia del COVID-19» en Ecuador. La finalidad fue implementar una cuarentena comunitaria obligatoria «en todo el territorio nacional, para prevenir la generación de nuevos contagios en el desarrollo de actividades habituales». Este confinamiento se extendió hasta el agosto de 2020.

Los efectos de la coyuntura descrita previamente tanto a nivel económico como social se denotan en los quiebres o cambios temporales importantes en algunas series de indicadores económicos. Por este motivo, el ajuste de los modelos *nowcast* con el crecimiento del PIB (gráficos 4 y 5) se rompe a partir del segundo trimestre de 2020 (caída del PIB real (t/t-4) en -12.4 %), por lo que fue necesario realizar una serie de pruebas para corregir las series y controlar los modelos con el fin de ajustar y evitar que existan sesgos marcados en los resultados considerando el nivel de incertidumbre sobre el momento en que se pueda atenuar el efecto del COVID-19.

5.2.2. Ajustes propuestos para las estimaciones

Se realizaron diferentes especificaciones y, conforme se incrementó el número de periodos observados desde la publicación del crecimiento de la economía para el segundo trimestre de 2020, se considera como un primer ajuste incluir variables de control dicotómicas tipo *outlier* (para el Q2 de 2020) y de cambio de nivel (para el Q2 y Q3 de 2020) en el modelo *nowcast*. De esta manera, se pretende contrarrestar los efectos temporales que podría tener la caída de este trimestre en las estimaciones subsiguientes.

Adicionalmente, con el fin de obtener resultados que no se afecten de manera importante por los movimientos de muy corto plazo, se ha realizado una especificación adicional que considere al ciclo del PIB mediante la aplicación del filtro de Hodrick-Prescott¹⁴. Esta metodología se refiere a la descomposición de series macroeconómicas en sus dos componentes: tendencia y ciclo, con base al parámetro de suavización (λ , que depende de la periodicidad de las series) que sanciona la suma de las segundas diferencias del componente permanente (variabilidad de la tendencia). De esta manera, se reestiman los modelos de *nowcast* con los regresores respectivos sobre el ciclo del PIB (en lugar de la tasa de crecimiento interanual), lo cual atenúa los efectos de corto plazo y, junto con las *dummies* de control descritas previamente, se evita tener efectos sesgados en el comportamiento de la actividad económica.

Finalmente, para ajustar las estimaciones obtenidas de los modelos *nowcast* en términos de ciclo del PIB y convertirlas en las unidades del PIB real ($t/t-4$), se utiliza el criterio de cointegración desarrollado por Clive Granger y Robert Engle. Estos economistas observaron que para que dos variables estén cointegradas se requiere que su combinación lineal sea estacionaria. Ello significa que dos series cointegradas exhiben un equilibrio de largo plazo entre sí, dando lugar a la anulación de la tendencia común que presentan entre ellas. Considerando que, cuando se hace análisis del ciclo económico, se analiza los movimientos de la tasa de crecimiento económico anual con la tasa de crecimiento de la tendencia, se optó por utilizar este criterio para obtener el valor que exhibe la tasa de crecimiento ante los comovimientos del ciclo modelado con el *nowcast* como una señal adicional en el pronóstico (Erráez, 2014).

Esta consideración permite construir un modelo de corrección de error (ECM) entre la tasa de crecimiento del PIB y el ciclo económico. Existen algunas aplicaciones empíricas que construyen, con base al concepto de cointegración, relaciones que se explican en el PIB con base a otros indicadores, pues este tipo de técnica captura los efectos de corto y largo plazo, como en el caso del estudio de Tomić et al. (2020), en

¹⁴ De igual manera, se aplicó el filtro de suavizamiento de doble banda del Hodrick-Prescott (HP) utilizado por Gachet et al. (2010), cuyo funcionamiento es intuitivo y se basa en la remoción de las variaciones de menor frecuencia (*shocks* puntuales de corto plazo). Al final de este procedimiento, se retiene las fluctuaciones ubicadas entre una baja y alta frecuencia (mediano plazo). Sin embargo, una vez analizados sus resultados, se decidió no utilizarlos, puesto que las estimaciones se ajustaron de manera muy rápida a un comportamiento de recuperación. Esta técnica se podría utilizar en caso de que se tenga caídas puntuales en la economía con un horizonte de recuperación casi inmediato.

el que demuestran el vínculo causal estadísticamente significativo en el corto y largo plazo entre el *economic sentiment indicator* (ESI)¹⁵ y el PIB para un panel de datos de 28 países de la Unión Europea en el periodo comprendido entre 2000 y 2018. De igual manera, Castillo-Ponce et al. (2010) explican la sincronización entre los ciclos económicos de Estados Unidos y México a través del análisis de cointegración entre el PIB del sector de servicios y el consumo agregado.

De acuerdo con Granger y Lee (1989), estos modelos se especifican de la siguiente manera:

$$\Delta y_t = \beta_1 \Delta x_t + \beta_2 (y - x)_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Donde $\varepsilon_t \sim N(0, \delta^2)$

y_t y x_t son la tasa de crecimiento interanual (t/t-4) y el ciclo económico del PIB respectivamente. Al ser y_t y x_t procesos integrados $I(1)$, existe una relación de equilibrio entre ellas a largo plazo, la cual es capturada por el término de corrección de error $(y - x)_{t-1}$.

La forma general de un modelo ECM es:

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta x_t + \gamma (y_{t-1} - \alpha x_t) \quad (5)$$

Sin embargo, esta se puede expresar como una función de mínimos cuadrados ordinarios (MCO), como se presenta a continuación:

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta x_t + \gamma y_{t-1} + \gamma_1 x_t \quad (6)$$

Donde $\gamma_1 = -\gamma\alpha$

Cabe destacar que, en estos modelos, se incluyen de igual manera controles con *dummies*, asumiendo dos hipótesis: 1) *dummy* aditiva —considera que el efecto del COVID-19 fue puntual, es decir, que fue una única caída atípica en el tiempo lo sucedido en Q2—, y 2) *level shift* —considera que el efecto del COVID-19 podría producir un cambio de nivel en las series, es decir, mantenerse al menos en el mediano plazo, por lo que se considera como *dummy* tanto al Q2 como al Q3—.

De esta manera, a través de la utilización de esta metodología, se pueden convertir los datos estimados por los modelos *nowcast* para el ciclo económico a estimaciones comparables con la tasa de crecimiento interanual del PIB (t/t-4). Para revisar las especificaciones de los modelos ECM utilizados, revisar los anexos 8 y 9.

¹⁵ Indicador compuesto utilizado como *proxy* principal para estimar los ciclos económicos.

5.2.3. Resultados obtenidos de los ajustes propuestos

En esta sección, se detallan los resultados obtenidos una vez implementados los ajustes a los modelos *nowcast* para el Q3 del 2020, ya que permite contrastarlos con el dato oficial publicado por el BCE para ese trimestre (-8.8 %). De igual manera, se toman en cuenta las estimaciones realizadas por CORDES¹⁶ y Betamétrica¹⁷ por motivos de comparabilidad. Cabe destacar que cada uno de estos ejercicios, si bien utilizan la misma metodología (modelo *nowcast*), están compuestos por diferentes variables macroeconómicas. En la tabla 4 se presentan las características principales de los modelos *nowcast* disponibles para Ecuador.

Tabla 4.
Estimaciones *nowcast* del PIB real (t/t-4)

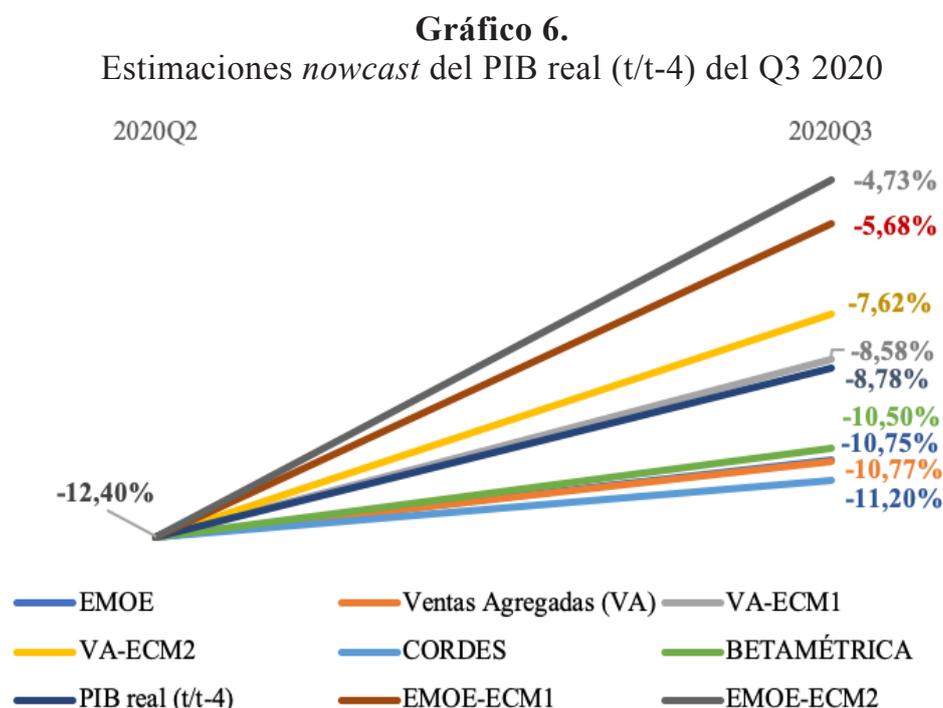
Características	CORDES	Betamétrica	Modelo EMOE	Modelo Ventas Agregadas
VARIABLES	29	9	31	28
Temporalidad	Mensual desde 2003	Trimestral desde 2003	Mensual desde 2002	Mensual desde 2002
Factores	5	2	5	4

Elaboración: autores

En el gráfico 6, se expresan todos los resultados de las estimaciones de los modelos *nowcast* propuestos en conjunto con los modelos con los ajustes realizados y los últimos resultados (cuarta corrida) de los modelos de CORDES y Betamétrica para el tercer trimestre de 2020.

¹⁶ Se refiere al estudio realizado por González-Astudillo y Baquero (2018); se publica mensualmente en la página web de CORDES. Los datos indicados en este punto se refieren a la cuarta estimación realizada, por lo que sería el modelo más ajustado.

¹⁷ Se refiere al estudio realizado por Casares (2017); se publica periódicamente en la página web de Betamétrica. De igual manera, el dato utilizado corresponde a la cuarta estimación realizada.



Como se puede ver, los resultados de los modelos ajustados únicamente con la *dummy* en el segundo trimestre del 2020 (EMOE -10.75 % y Ventas Agregadas -10.77 %) tienen un ajuste similar al de los modelos *nowcast* de CORDES (-11.20 %) y Betamétrica (-10.50 %). Sin embargo, estos resultados aún se encuentran distantes al PIB real (t/t-4) para el Q3 del 2020 publicado por el BCE (-8.8 %), por lo que se denota la relevancia de realizar el segundo ajuste propuesto, es decir, mediante el filtro Hodrick-Prescott, utilizar el componente cíclico del PIB, reestimar los modelos y luego transformar los resultados a la tasa de crecimiento interanual mediante el modelo ECM. En este sentido, los modelos de Ventas Agregadas, en los cuales se utilizó el modelo ECM (1: *level shift* -8.58 % y 2: *dummy* aditiva -7.62 %) para transformar las estimaciones del ciclo del PIB a la tasa de crecimiento interanual (t/t-4), se ajustaron aún más al valor publicado. El resultado publicado se encuentra incluido en el intervalo de confianza al 95 % de estos modelos.

Cabe destacar que los modelos EMOE en los que se utilizó el modelo ECM estimaron una tasa de crecimiento interanual del PIB de -5.68 % (ECM1: *level shift*) y -4.73 % (ECM2: *dummy* aditiva). Se denota con estos resultados la relevancia de estimar dos modelos que difieren por las variables utilizadas: 1) con componente subjetivo (EMOE), y 2) con componente objetivo (Ventas Agregadas). De esta manera, se pueden contrastar sus resultados y establecer que las expectativas de crecimiento por parte de las empresas que participan en el EMOE eran mejores que lo que en realidad sucedió.

Finalmente, tomando en cuenta el criterio de Clemen (1989), se realiza el promedio de las estimaciones para el tercer trimestre del 2020 de todos los modelos *nowcast* según sus características, obteniendo los siguientes resultados: 1) -8.99 % según Ventas Agregadas, y, 2) -7.05 % según EMOE.

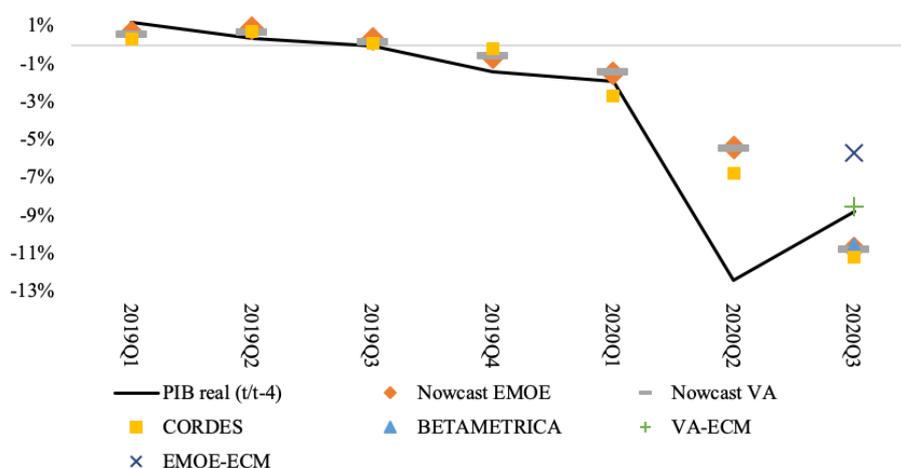
5.3. Periodo de cálculo y presentación de las estimaciones del PIB real (t/t-4)

En vista de que los modelos *nowcast* descritos se alimentan con información de periodicidad mensual, se puede contar con al menos 4 estimaciones (una cada mes), siendo la última estimación un *backcast*. Los resultados obtenidos reflejarían un mejor ajuste conforme se cuente con información más actualizada.

5.4. Análisis de robustez

Con el fin de evaluar el desempeño de los modelos *nowcast* propuestos, en la presente sección se compara su capacidad predictiva, para lo cual se realizan varios ejercicios comparativos, como el desempeño de los modelos¹⁸ al pronosticar el PIB real (t/t-4) desde marzo 2019, utilizando información disponible hasta diciembre de 2018; es decir, se realizan *nowcasts* desde el primer trimestre de 2019 hasta el tercer trimestre de 2020¹⁹. En el gráfico 7, se presenta la evolución histórica de los *nowcast* desarrollados en la investigación (EMOE y Ventas Agregadas), el *nowcast* de CORDES, y en el último periodo se presenta la estimación de Betamétrica²⁰ y de los modelos con filtros suavizados propuestos (VA-ECM y EMOE-ECM).

Gráfico 7.
Estimaciones *nowcast* del PIB real (t/t-4) del Q1 2019 al Q3 2020



Elaboración: autores

¹⁸ Se toma en cuenta únicamente la cuarta estimación de cada uno de los modelos, puesto que esta es la que cuenta con información más completa (cuatro meses de información).

¹⁹ Último corte con información completa al momento de realizar la investigación disponible en el Boletín de Cuentas Nacionales Trimestrales No. 114, valores constantes USD 2007 y corrientes, periodo: 2000.I-2020.IIIT. Disponible en: <https://contenido.bce.fin.ec/home1/estadisticas/cntrimestral/CNTrimestral.jsp>

²⁰ Se toma en cuenta únicamente la cuarta estimación realizada por Betamétrica para el tercer trimestre de 2020, debido a que la información para el resto de periodos requería pago para su disponibilidad.

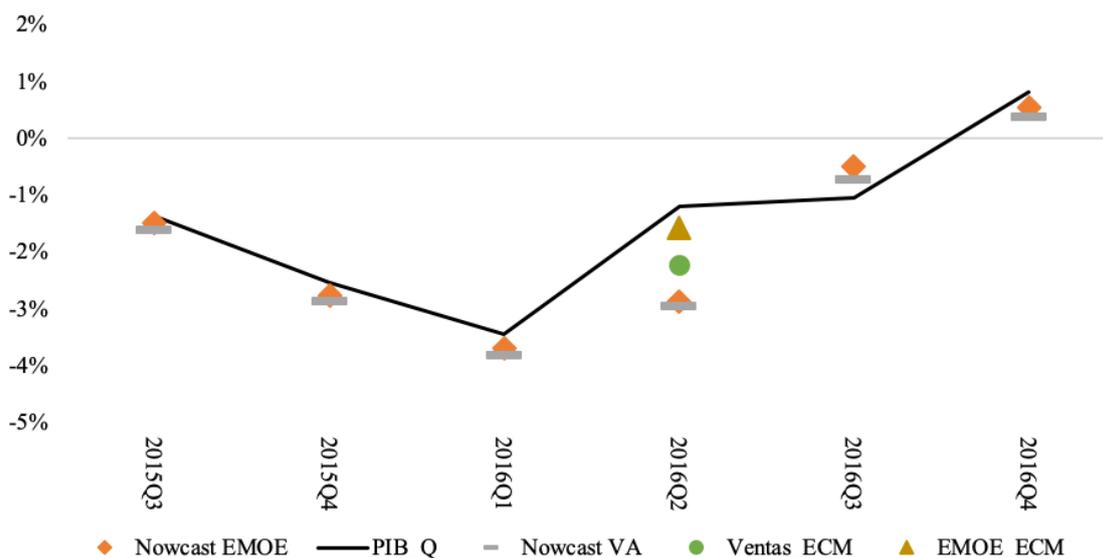
Se denota que los modelos propuestos (EMOE y Ventas Agregadas) presentan buen desempeño; sin embargo, la pandemia del COVID-19 generó un desafío importante para futuras estimaciones, puesto que en este lapso (a partir del segundo trimestre de 2020), la economía presenta la mayor caída histórica desde el 2000. Sin embargo, en el tercer trimestre de 2020, la economía empieza a tomar un comportamiento de recuperación (aunque aún muy negativo), por lo que las estimaciones de los modelos se ven afectadas perdiendo así capacidad de predicción.

Por este motivo, se ajustaron los modelos para mejorar su capacidad predictiva en momentos puntuales, como son los de recuperación después de una caída importante en la economía. Como se puede observar, los modelos con componente objetivo (Ventas Agregadas) ajustados con los filtros de suavizamiento en el PIB real ($t/t-4$), que toman su componente cíclico y luego sus resultados se reestiman con un modelo ECM para hacerlos comparativos a la tasa de crecimiento interanual, son los que mejor se ajustan al valor real en el tercer trimestre de 2020. Por otra parte, en el modelo con componente subjetivo (EMOE), el suavizamiento exagera las expectativas de crecimiento por parte de las empresas.

Para analizar la validez externa del uso de la técnica de suavizamiento tanto en el modelo objetivo (Ventas Agregadas) y subjetivo (EMOE), se realizaron las estimaciones para el periodo 2015-2016 para analizar su capacidad predictiva con respecto a un periodo de crisis en el cual la economía haya presentado una caída significativa. Se escoge este periodo de tiempo debido a que se produjo una caída drástica de la economía ecuatoriana (llegando a su punto más bajo en el primer trimestre de 2016 con -3.43 %) por la baja de los precios del petróleo, la pérdida de competitividad de las exportaciones nacionales, por la apreciación del dólar y el terremoto de abril 2016.

El gráfico 8 nuevamente denota que los modelos propuestos (EMOE y Ventas Agregadas) presentan buen desempeño predictivo; sin embargo, la caída producida en el primer trimestre de 2016 generó un desafío para la estimación del segundo trimestre. Al utilizar el ajuste a través de los filtros de suavizamiento, se establece que dichos modelos (al igual que en el ejercicio con el COVID-19) tienen un mejor desempeño predictivo en el segundo trimestre de 2016, y se concluye que el ajuste al modelo propuesto resulta aplicable para situaciones en el corto plazo, en las cuales la economía empieza un proceso de recuperación después de una caída abrupta. De igual manera, con este análisis se detecta que a los modelos *nowcast* (EMOE y Ventas Agregadas) les tomó un trimestre ajustarse al cambio de tendencia, producto de un fuerte *shock* exógeno.

Gráfico 8.
Estimaciones *nowcast* del PIB real (t/t-4) del Q3 2015 al Q4 2016



Elaboración: autores

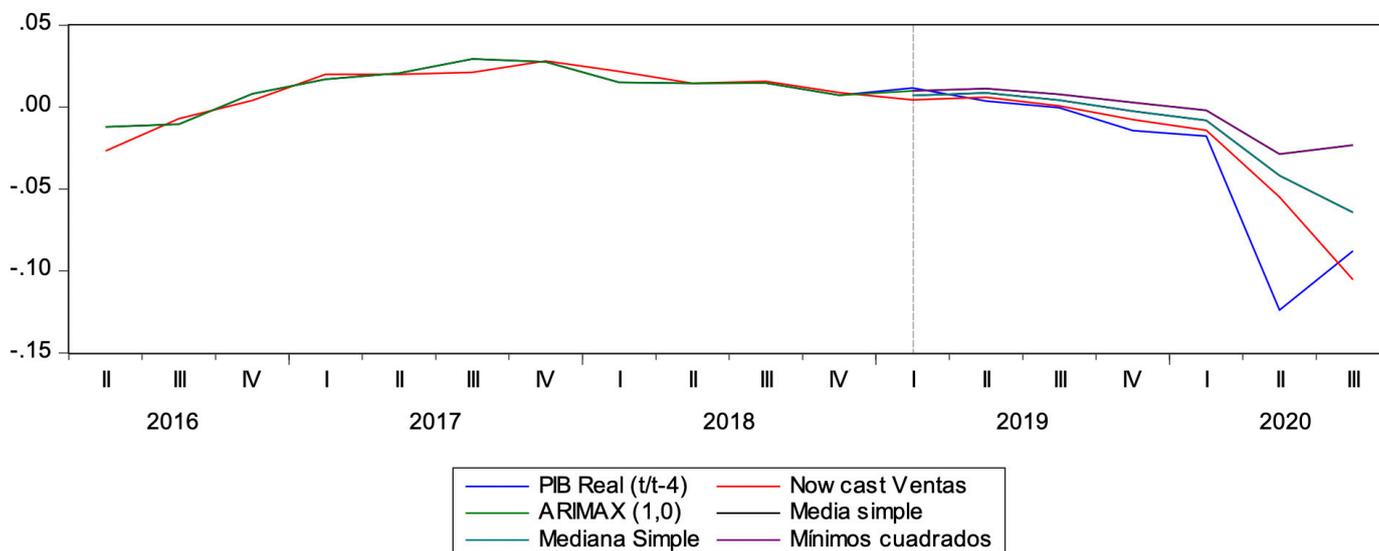
En segunda instancia, con el fin de evaluar el desempeño de los modelos *nowcast* propuestos, se considera comparar los resultados con modelos ARIMAX que incluyen los factores. Para la implementación de la evaluación del pronóstico, se estiman ambos modelos hasta diciembre de 2018, y luego se evalúa su desempeño al pronosticar la tasa crecimiento desde el primer trimestre de 2019 hasta el tercer trimestre del 2020.

En el primer caso, para comparar la capacidad predictiva para el PIB real (t/t-4), se realiza el contraste del modelo *nowcast* objetivo (Ventas Agregadas) frente a un modelo ARIMAX(1,0) con los factores, seleccionado con base al criterio de información bayesiano (BIC)²¹. En el gráfico 9 se muestra que el modelo *nowcast* es el que presenta el mejor comportamiento predictivo²².

²¹ Criterio de información para seleccionar el mejor modelo en niveles de ajuste fuera de la muestra.

²² La capacidad predictiva del modelo *nowcast* de Ventas Agregadas mejora aún más en el periodo COVID-19 (a partir del segundo trimestre de 2020) si se consideran los ajustes propuestos en el presente estudio (modelos ECM).

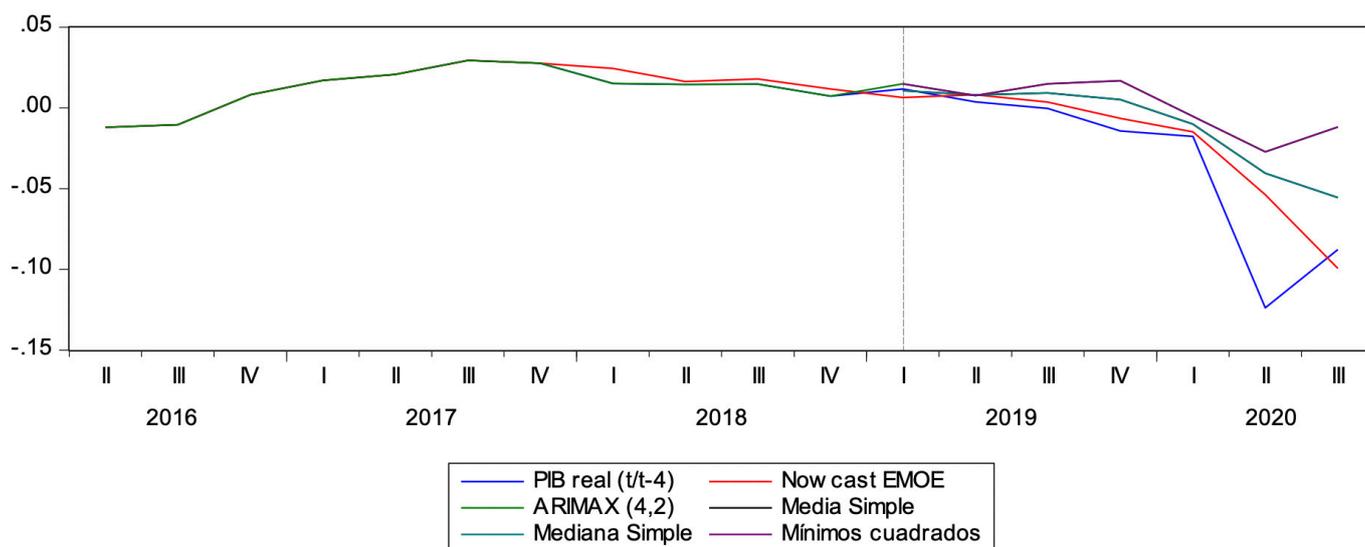
Gráfico 9.
Evaluación del pronóstico del modelo *nowcast* de Ventas Agregadas



Elaboración: autores

En la misma línea, al modelo *nowcast* subjetivo (EMOE) se lo contrasta con un modelo ARIMAX(4,2) que toma en cuenta los factores dinámicos seleccionado con base al criterio BIC. En el gráfico 10 (siguiente página), se denota que el modelo EMOE es el que tiene un mejor desempeño predictivo.

Gráfico 10.
Evaluación del pronóstico del modelo *nowcast* EMOE



Elaboración: autores

Los resultados de los estadísticos de validación del pronóstico de los diferentes modelos se muestran en los anexos 10 y 11, en donde se establece que el modelo *nowcast* de Ventas Agregadas produce una raíz del error cuadrático medio (RMSE) de predicción menor (2.7 %) que el producido por el modelo ARIMAX(1,0) (4.2 %). De manera similar, en el caso del modelo *nowcast* EMOE, el RMSE fue del 2.7 % y ARIMAX(4,2) tuvo un 4.5 %, reflejando un mejor ajuste. De igual manera, se realiza la prueba de Chong y Hendry (1986) mejorado por Timmermann (2006). La idea subyacente a esta prueba es considerar si un solo pronóstico contiene toda la información contenida en otro pronóstico, siendo este mejor que sus predecesores. En el caso de los modelos *nowcast* EMOE y Ventas Agregadas, se evidencia con este test que los modelos propuestos capturan la información contenida en un modelo ARIMAX, con lo que se corrobora nuevamente que tienen mejor desempeño predictivo considerando una muestra de entrenamiento desde 2019 Q1 al 2020 Q3.

Cabe destacar que se realizaron los contrastes con otros modelos ARIMA univariados. Estos no fueron incorporados debido a que los resultados de sus pronósticos eran muy deficientes frente a los ARIMAX que se presentaron previamente. De hecho, el proceso de desaceleración de la economía iniciado en 2019 no fue capturado por ningún modelo univariado.

6. CONCLUSIONES

Conforme a la revisión bibliográfica, el modelo *nowcast* que utiliza factores dinámicos es la metodología seleccionada para estimar el PIB real anualizado ($t/t-4$) para el presente ejercicio. El DFM es una técnica que proporciona resultados consistentes de crecimiento económico de los países medidos por el PIB, utilizando variables macroeconómicas y financieras (estacionarias) con menor periodicidad que se agrupan en factores estáticos (número menor que el de variables para evitar la maldición de la dimensión) obtenidos mediante el análisis de componentes principales (ACP), que no tienen correlación entre sí y que representan gran parte de la variabilidad de las series. Posteriormente, mediante un modelo VAR, se estiman los factores dinámicos y mediante el filtro de Kalman se reestiman los parámetros dinámicos. Finalmente, se incorporan los factores (trimestralizados) a un modelo de regresión de la tasa del crecimiento del PIB trimestral.

Para realizar la presente investigación se utilizó la programación desarrollada por Solberger y Spanberg (2019). En este sentido, y como valor añadido a la literatura, se estimaron dos modelos *nowcast* con el fin de contrastar los resultados obtenidos tomando en cuenta que uno de los modelos utiliza variables con un componente subjetivo (modelo EMOE) y el otro reemplaza este componente por uno objetivo (modelo Ventas Agregadas). A medida que los modelos incorporan información actualizada mes a mes, el ajuste de su estimación mejora. Además, la combinación o agregación de estimaciones conduce a mejoras en la precisión del pronóstico, ya que disminuye

la variabilidad con respecto a la media, por lo que representan una alternativa válida y técnica a solo contar con un único modelo.

Si bien la economía ecuatoriana presentaba un comportamiento de contracción desde finales de 2019, la coyuntura del COVID-19 produjo quiebres o cambios temporales importantes en algunas series de indicadores económicos, entre ellos el PIB. Por este motivo, el nivel de ajuste de los dos modelos *nowcast* cae a partir del segundo trimestre de 2020 (caída del PIB real (t/t-4) en -12.4 %). De esta manera, fue necesario realizar las siguientes correcciones: primero, incluir variables de control dicotómicas tipo *outlier* (para el Q2 de 2020) en los modelos para contrarrestar los efectos temporales que podría tener la caída de este trimestre en las estimaciones subsecuentes; segundo, se utilizó el filtro Hodrick-Prescott en la series del PIB real (t/t-4) trimestral para estimar los modelos (EMOE y Ventas Agregadas) con su parte cíclica y luego, mediante modelos de corrección de error (ECM), se ajustan los resultados obtenidos del ciclo a la tasa de crecimiento (t/t-4). Sin embargo, se aclara que los ajustes realizados podrían cambiar una vez que el crecimiento de la economía vuelva a recuperar su dinámica o comportamiento previo a la pandemia, así como los modelos pueden ser susceptibles a cambios a medida que se vayan actualizando las series. De hecho, podría utilizarse ajustes que permitan mejorar la precisión en la construcción de modelos, como el uso de otros filtros de suavizamiento (doble banda del HP o Baxter-King), dependiendo del tipo de shock que se presente (corto, mediano o largo plazo) o la incorporación o exclusión de indicadores en el panel de datos del *nowcast*.

Los resultados de las estimaciones sugieren que la capacidad predictiva de los modelos juntos, EMOE y Ventas Agregadas, tiene un ajuste más cercano al valor del PIB real (t/t-4). De hecho, se corrobora la relevancia de realizar dos o más modelos, ya que, al contrastar sus resultados, se establece que la parte objetiva (modelo de Ventas Agregadas) se acerca más al valor real que las expectativas de crecimiento por parte de las empresas (modelo EMOE). De igual manera, los modelos propuestos en este estudio (en especial los que incluyen los ajustes de suavizamiento) presentan estimaciones más precisas del crecimiento económico. Estas mejoran aún más si se toma el criterio de Clemen (1989), realizando el promedio de las estimaciones de todos los modelos *nowcast* según sus características. Para corroborar esta conclusión, se analizó el nivel de ajuste de los modelos fuera de la muestra para el periodo 2019 Q1 a 2020 Q3 en comparación a modelos ARIMAX, con lo que se establece que efectivamente los modelos propuestos tienen mejor desempeño predictivo, pues capturan la información contenida en los ARIMAX.

Los fuertes descalabros de una economía, así como el inicio de su proceso de recuperación, representan desafíos para la capacidad predictiva de los modelos *nowcast*. Por este motivo, se recomienda utilizar los modelos ajustados con el filtro de suavizamiento (Hodrick-Prescott) y reestimados mediante modelos ECM. Esta recomendación surge porque estos modelos tienen un mejor desempeño predictivo en situaciones en el corto plazo, en las cuales la economía empieza un proceso de recuperación después de una caída abrupta.

Para futuras investigaciones, se propone explotar la información proveniente de algoritmos de *machine-learning*, con lo que se podría actualizar con mayor periodicidad las estimaciones de crecimiento. De hecho, en el estudio de Richardson et al. (2019), el uso de esta técnica mejora significativamente el ajuste de los modelos *nowcast* utilizados para estimar el crecimiento del PIB de Nueva Zelanda. De igual manera, se podría utilizar información de alta frecuencia proveniente de otras fuentes como Google Trends (Vosen y Schmidt, 2011). Finalmente, se propone para futuros ejercicios el incluir, en caso de considerarlo pertinente, indicadores financieros y macroeconómicos de otra u otras economías que se encuentren estrechamente relacionadas con la economía ecuatoriana, como lo realizó Caruso (2015) en su modelo *nowcast* para estimar el crecimiento de México, incluyendo indicadores de la economía norteamericana.

BIBLIOGRAFÍA

- Akaike, H. (1974). *A new look at the statistical model identification*. IEEE Transactions on Automatic Control 19 (6): 716-723, MR 0423716.
- Bánbura, M. et al (2013). *Nowcasting and the Real-Time Data Flow*. Working Paper Series No. 1564. European Central Bank – Eurosystem. ISSN: 1725-2806 (online). Recuperado de: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1564.pdf>
- Bánbura, M. y Modugno, M. (2014). *Maximum likelihood estimation of factor models on data sets with arbitrary pattern of missing data*. Journal of Applied Econometrics, 29, 133-160.
- BCE (2020). *Estudio Mensual de Opinión Empresarial—Resultados a octubre de 2020*. Recuperado de: <https://contenido.bce.fin.ec/documentos/PublicacionesNotas/Catalogo/Encuestas/EOE/eoe202010.pdf>
- Bhansali, R. y Downham, D. (1977). *Some Properties of the Order of an Autoregressive Model Selected by a Generalization of Akaike's EPF Criterion*. Biometrika 64(3): 547-551.
- Bloem, A., Dippelsman, R., y Maehle, N. (2001). *Quarterly National Accounts Manual-Concepts, Data Sources, and Compilation*. International Monetary Fund.
- Bragoli, D. et al (2014). *The Importance of Updating: Evidence from a Brazilian Nowcasting Model*. FEDS Working Paper No. 2014-94. Recuperado de: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2529168
- Camacho, M., y Pérez-Quirós, G. (2010). *Introducing the euro-sting: short term indicator of euro area growth*. Journal of Applied Econometrics, 25, 663-694.
- Camacho, M., y Pérez-Quirós, G. (2011). *Latin STINGS: indicadores de crecimiento a corto plazo de los países de América Latina*. Serie Macroeconomía del Desarrollo No., 108.
- Caruso, A. (2015). *Nowcasting Mexican GDP*. ECARES working paper 2015-40, Université libre de Bruxelles.
- Casares, F. (2017). *Nowcasting: Modelos de Factores Dinámicos y Ecuaciones Puente para la Proyección del PIB del Ecuador*. Revista Compendium: Cuadernos de Economía y Administración, 25-46.
- Castillo-Ponce, R., Llamas, R., y Hernandez, J. (2010). *Synchronization of Economic Activity between Mexico and the US: What are the Causes?* Revista de Análisis Económico/ Economic Analysis Review, Vol. 25, No. 1, pp. 15-48, junio 2010. Recuperado de: <https://ssrn.com/abstract=1725956>
- Cattell, R. (1966). *The Screen Test for The Number of Factors*. Multivariate Behavioral Research, 1, 245-276, PMID: 26828106.
- Chong, Y. y Hendry, D. (1986). *Econometric evaluation of linear macro-economic models*. Review of Economic Studies, 53(4):671-690.
- Clemen, R. T. (1989). *Combining forecasts: A review and annotated bibliography*. International Journal of Forecasting, 5, 559-583.
- Dahlhaus, T. et al (2015). *Nowcasting BRIC+M in Real Time*. Working Paper 2015-38. Bank of Canada. Recuperado de: <https://www.bankofcanada.ca/wp-content/uploads/2015/10/wp-2015-38.pdf>
- Dickey, D. y Fuller, W. (1979). *Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root*. Journal of the American Statistical Association 74 427-431.
- Engle, R. y Granger, C. (1987). *Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing*. Econometrica, 55 (No.2), 251-276.

- Erráez, J. (2014). *Sistema de indicadores del ciclo de crecimiento económico*. Nota técnica No. 77. Quito: Dirección de Estadística Económica, Banco Central del Ecuador.
- Forni, M., Hallin, M., Lippi, M. y Reichlin, L. (2000). *The generalized dynamic-factor model: Identification and estimation*. *Review of Economics and statistics* 82(4), 540-554.
- Gachet, I., Maldonado, D., Oliva, N., y Ramirez J. (2013). *Hechos estilizados de la economía ecuatoriana: El ciclo económico 1965-2008*. *Revista Fiscalidad* 6, pp. 59-122.
- Giannone, D., Reichlin, L. y Sala, L. (2005). *Monetary Policy in Real Time*. In M. Gertler and K. Rogo (Eds.), *NBER Macroeconomic Annual*, pp. 161-200. MIT Press, Cambridge.
- Giannone, D., Reichlin, L. y Small, D. (2008). *Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data*. *Journal of Monetary Economics*, 55(4), 665-676.
- González-Astudillo, M. y Baquero, D. (2018). *A Nowcasting Model for the Growth Rate of Real GDP of Ecuador: Implementing a Time-Varying Intercept*. Finance and Economics Discussion Series 2018-044. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System. Recuperado de: <https://doi.org/10.17016/FEDS.2018.044>
- González-Astudillo, M. (2017). *Un modelo de nowcasting para la tasa de crecimiento del PIB real de Ecuador*. Recuperado de: <https://es.slideshare.net/economiaenjeep/un-modelo-de-nowcasting-para-la-tasa-de-crecimiento-del-PIB-real-de-ecuador>
- Granger, C., King, M. y White, H. (1995). *Comments on Testing Economic Theories and the use of Model Selection Criteria*. *Journal of Econometrics* 67(1): 173-187.
- Granger, C. y Lee, T. (1989). *Investigation of production sales and inventory relationships, using multicointegration and nonsymmetric error correction models*. *Journal of Applied Econometrics*, 4, Suppl. 145-159.
- Hodrick, R. y Prescott, E. (1980). *Post-War U.S. business cycles: an empirical investigation*. Carnegie-Mellon University Discussion Paper No. 451, 12.
- Kwiatkowski et. al (1992). *Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root*. *Journal of Econometrics* 54 159-178. Recuperado de: <https://debis.deu.edu.tr/userweb/onder.hanedar/dosyalar/kpss.pdf>
- Liu, P. et al (2011). *Real-time Forecasts of Economic Activity for Latin American Economies*. IMF Working Paper No. 11/98. ISBN/ISSN: 9781455254293/1018-5941. Recuperado de: <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2016/12/31/Real-time-Forecasts-of-Economic-Activity-for-Latin-American-Economies-24819>
- Maddala, G. y Kim, I. (1998). *Unit Roots, Cointegration, and Structural Change*. United Kingdom: Cambridge University Press.
- Makridakis S. y Winkler R. (1983). *Averages of Forecasts: Some Empirical Results*. *Management Science*. Vol. 29, No. 9.
- Medel, C. (2012). *Akaike or Schwarz? Which one is a better predictor of Chilean GDP?* Central Bank of Chile. Munich Personal RePEc Archive (MPRA) Paper No. 35950. Recuperado de: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/35950/>
- Modugno, M. et al (2016). *Nowcasting Turkish GDP and news decomposition*. *International Journal of Forecasting*. Volume 32, Issue 4, October–December 2016, Pages 1369-1384. Recuperado de: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169207016300693>
- Nishi, R. (1988). *Maximum Likelihood Principle and Model Selection when the True Model is Unspecified*. *Journal Multivariate Analysis* 27: 392-403.

- Phillips, P. y Perron, P. (1988). *Testing for a Unit Root in Time Series Regression*. *Biometrika*, 75, 335-346.
- Sargent, T. y Sims, C. (1977). *Business cycle modeling without pretending to have too much a priori economic theory*. Working Paper No. 55. Federal Reserve Bank of Minneapolis.
- Schwarz, G. (1978). *Estimating the Dimension of a Model*. *Annals of Statistics* 6(2): 461-464.
- Shibata, R. (1976). *Selection of the Order of and Autoregressive Model by Akaike Information Criterion*. *Biometrika* 63(1): 117-126.
- Shibata, R. (1980). *Asymptotically Efficient Selection of the Order of the Model for Estimating Parameters of a Linear Process*. *Annals of Statistics* 8(1): 147-164.
- Sin, C. y White, H. (1996). *Information Criteria for Selecting Possibly Mis-specified Parametric Models*. *Journal of Econometrics* 71: 207-223.
- Solberger, M. y Spanberg, E. (2017). *Estimating a dynamic factor model in EViews using the Kalman Filter and smoother*. Working Paper. Department of Statistics – Uppsala University. Sweden.
- Solberger, M. y Spanberg, E. (2019). *Estimating a Dynamic Factor Model in EViews Using the Kalman Filter and Smoother*. *Comput Econ* 55, 875-900 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10614-019-09912-z>
- Stock, J. y Watson, M. (1991). *A probability model of the coincident economic indicators*. *Leading Economic Indicators, New Approaches and Forecasting Records*, (2772).
- Stock, J. y Watson, M. (2011). *Dynamic Factor Models*. *Oxford Handbook on Economic Forecasting*, ed. by M. P. Clements, and D. F. Hendry. Oxford University Press.
- Timmermann, A. (2006). *Forecast Combinations*. *Handbook of Economic Forecasting*, in: G. Elliott & C. Granger & A. Timmermann (ed.), *Handbook of Economic Forecasting*, edition 1, volume 1, chapter 4, pages 135-196, Elsevier.
- Tomić, D., Simurina, J., y Jovanov, L. (2020). *The Nexus between Economic Sentiment Indicator and Gross Domestic Product; a Panel Cointegration Analysis*. *Zagreb International Review of Economics & Business*, Vol. 23, No. 1, pp. 121-140, 2020. ISSN 1331-5609; UDC: 33+65.
- Vosen, S., y Schmidt, T. (2011). *Forecasting private consumption: survey-based indicators vs. Google trends*. *Journal of Forecasting*, 30(6), 565-578.
- Watson, M. (2004). *Comment on Giannone, Reichlin, and Sala*. *NBER Macroeconomics Annual*, ed. by M. Gertler, and K. Rogoff, pp. 216–221. MIT Press.
- Yaselga, E. (2019). *Un Indicador de Factores Dinámicos para la Evolución del PIB a Corto Plazo para el Ecuador*. *Cuestiones Económicas* Vol. 29, No. 1, 2019.

ANEXOS

Anexo 1.

Descripción de las variables seleccionadas para los modelos

Variable	Categoría	Unidad	Fuente	Periodicidad	Desde
Exportaciones no petroleras	Comercio exterior	Miles de USD	BCE	Mensual	1/1/2002
Importaciones de bienes de consumo	Comercio exterior	Miles de USD	BCE	Mensual	1/1/2002
Importaciones de materias primas	Comercio exterior	Miles de USD	BCE	Mensual	1/1/2002
Importaciones de bienes de capital	Comercio exterior	Miles de USD	BCE	Mensual	1/1/2002
Indicador de situación presente	Encuestas de hogares	Índice	INEC	Mensual	1/1/2008
Cartera créditos privados	Financieras	Miles de USD	BCE	Mensual	1/1/2002
Depósitos privados a la vista	Financieras	Miles de USD	BCE	Mensual	1/1/2002
Cuasidinero	Financieras	Miles de USD	BCE	Mensual	1/1/2002
M2	Financieras	Miles de USD	BCE	Mensual	1/1/2002
Volatility Index (VIX)	Financieras	Índice	Bloomberg	Mensual	1/1/2002
Gasto público (SPNF)	Gasto	Millones USD	BCE	Mensual	1/1/2002
Índice de actividad económica coyuntural (IDEAC)	Índices de actividad económica	Índice	BCE	Mensual	1/1/2002
Consumo de energía	Índices de actividad económica	Energía generada bruta en el SNI: kWh	CENACE	Mensual	1/1/2002
Índice de actividad empresarial no petrolera (IAEN)	Índices de actividad económica	Índice	SRI	Mensual	1/1/2003
Ciclo del PIB adelantado	Índices de actividad económica	Índice	BCE	Mensual	1/1/2002
Índice de ventas agregadas	Índices de actividad económica	Índice	BCE	Mensual	1/1/2010
Volumen de producción industrial	Industria y construcción	Índice	BCE	Mensual	1/6/2007
Volumen de construcción	Industria y construcción	Índice	BCE	Mensual	1/6/2007
Impuesto a la renta	Ingreso	Miles de USD	SRI	Mensual	1/1/2002
Personal ocupado sector industrial	Mercado laboral	Índice	BCE	Mensual	1/6/2007

Variable	Categoría	Unidad	Fuente	Periodicidad	Desde
Personal ocupado sector comercial	Mercado laboral	Índice	BCE	Mensual	1/6/2007
Personal ocupado sector construcción	Mercado laboral	Índice	BCE	Mensual	1/6/2007
Personal ocupado sector servicios	Mercado laboral	Índice	BCE	Mensual	1/6/2007
Exportaciones petroleras	Petróleo	Miles de USD	BCE	Mensual	1/1/2002
Importaciones de combustibles y lubricantes	Petróleo	Miles de USD	BCE	Mensual	1/1/2002
Precio petróleo Oriente	Petróleo	USD por barril	Bloomberg	Mensual	1/1/2002
Índice de precios al consumidor (IPC)	Precios	Índice	INEC	Mensual	1/1/2002
Índice de precios de construcción	Precios	Índice	INEC	Mensual	1/1/2002
Índice de precios al productor (IPP)	Precios	Índice	BCE	Mensual	1/1/2002
Impuesto al valor agregado (IVA)	Ventas	Miles de USD	SRI	Mensual	1/1/2002
Valor de ventas comercial	Ventas	Índice	BCE	Mensual	1/6/2007
PIB real (t/t-4)		Variación interanual	BCE	Trimestral	1/1/2002

Elaboración: autores

Anexo 2.
Test KPSS a todas las variables seleccionadas para los modelos

Variable	Intercept and Trend			Trend			Model Analysis			Intercept			Constant			Model Analysis			Stationary Variable?
	LM-Statistic	Asymptotic critical values 1 % level	Trend	p-value Trend	Intercept and trend (stationary)	Trend (significant)	LM-Statistic	Asymptotic critical values 1 % level	Constant	p-value Constant	Intercept (stationary)	Constant (significant)	LM-Statistic	Asymptotic critical values 1 % level	Constant	p-value Constant	Intercept (stationary)	Constant (significant)	
IPC	0.119011	0.216	-17.44468	0	Yes	Yes	1.170548	0.739	15.52532	0	No	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	No	Yes	Yes
EXP_PETRO	0.094177	0.216	-0.597358	0.5513	Yes	No	0.10407	0.739	0.700426	0.4849	Yes	No	Yes	Yes	No	Yes	Yes	No	Yes
EXP_NOPETRO	0.100744	0.216	-0.010536	0.9916	Yes	No	0.100976	0.739	4.973881	0	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
IMP_BCONS	0.076851	0.216	0.070762	0.9437	Yes	No	0.076703	0.739	0.745918	0.457	Yes	Yes	Yes	Yes	No	Yes	Yes	No	Yes
IMP_MATPRIM	0.070829	0.216	-0.704949	0.4821	Yes	No	0.08377	0.739	0.262062	0.7937	Yes	Yes	Yes	Yes	No	Yes	Yes	No	Yes
IMP_BCAP	0.092566	0.216	-1.175855	0.2417	Yes	No	0.121987	0.739	0.342185	0.7327	Yes	Yes	Yes	Yes	No	Yes	Yes	No	Yes
IMP_COMB	0.102178	0.216	-1.67329	0.0966	Yes	No	0.169119	0.739	1.971183	0.0507	Yes	Yes	Yes	Yes	No	Yes	Yes	No	Yes
IMP_RENTA	0.171741	0.216	1.409543	0.161	Yes	No	0.199387	0.739	3.200431	0.0017	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
IVA	0.078157	0.216	-3.107105	0.0023	Yes	Yes	0.261763	0.739	3.415937	0.0008	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
CRED_PRIV	0.12618	0.216	0.650158	0.5167	Yes	No	0.124181	0.739	13.3595	0	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
DEPOV_PRIV	0.051819	0.216	-2.291275	0.0235	Yes	Yes	0.129063	0.739	5.137189	0	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
CUASID	0.110637	0.216	-2.206802	0.029	Yes	Yes	0.197641	0.739	17.40845	0	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
M2	0.082143	0.216	-2.201345	0.0294	Yes	Yes	0.166661	0.739	22.85557	0	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
PERSO_IND	0.111742	0.216	-2.80611	0.0058	Yes	Yes	0.251558	0.739	-5.226314	0	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
PERSO_COMER	0.123577	0.216	-4.923103	0	Yes	Yes	0.417041	0.739	2.68951	0.0081	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
PERSO_CONSTRUCC	0.159156	0.216	-10.03541	0	Yes	Yes	0.812291	0.739	-11.63215	0	Yes	No	Yes	Yes	Yes	Yes	No	Yes	Yes
PERSO_SERV	0.19898	0.216	-8.62032	0	Yes	Yes	0.743359	0.739	-8.248453	0	Yes	No	Yes	Yes	Yes	Yes	No	Yes	Yes
PRODUCC_IND	0.089113	0.216	-0.554158	0.5804	Yes	No	0.097299	0.739	15.44293	0	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
VENTAS_COMER	0.074482	0.216	-1.507222	0.1341	Yes	No	0.125805	0.739	15.77204	0	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
PRODUCC_CONSTRU	0.143117	0.216	-10.11665	0	Yes	Yes	0.834305	0.739	0.951082	0.3433	Yes	No	Yes	Yes	No	Yes	No	No	Yes

Variable	Intercept and Trend			Trend			Model Analysis			Intercept			Constant			Model Analysis			Stationary Variable?
	L.M-Statistic	Asymptotic critical values 1 % level	Trend	p-value Trend	Intercept and trend (stationary)	Trend (significant)	L.M-Statistic	Asymptotic critical values 1 % level	Intercept	Constant	p-value Constant	Intercept (stationary)	Constant (significant)	Stationary Variable?					
ORIENTE_P PROM	0.104969	0.216	-0.465306	0.6425	Yes	No	0.109724	0.739	0.179493	0.8578	Yes	No	No	Yes					
IND_P PCONSTRUC	0.094179	0.216	-1.26798	0.207	Yes	No	0.140805	0.739	4.361273	0	Yes	Yes	Yes	Yes					
GASTO_P	0.114363	0.216	-1.851204	0.0663	Yes	No	0.28671	0.739	2.495607	0.0138	Yes	Yes	Yes	Yes					
IPP	0.066178	0.216	-5.490583	0	Yes	Yes	0.501667	0.739	8.045961	0	Yes	Yes	Yes	Yes					
PIB_R	0.117223	0.216	-6.449219	0	Yes	Yes	0.539734	0.739	9.49772	0	Yes	Yes	Yes	Yes					
SITUAC_P PRESENTE	0.078691	0.216	-4.084505	0.0001	Yes	Yes	0.326398	0.739	2.116608	0.0361	Yes	Yes	Yes	Yes					
IAEN	0.103499	0.216	-9.851311	0	Yes	Yes	0.770627	0.739	5.26085	0	No	No	Yes	Yes					
CONS_ENERG	0.092421	0.216	-1.614726	0.1087	Yes	No	0.180469	0.739	12.48544	0	Yes	Yes	Yes	Yes					
CICLO_PIB_P ADEL	0.07854	0.216	2.030132	0.0443	Yes	Yes	0.10861	0.739	845.183	0	Yes	Yes	Yes	Yes					
VIX	0.269245	0.216	-5.077925	0	No	Yes	0.687056	0.739	27.25281	0	Yes	Yes	Yes	No					
IDEAC	0.080826	0.216	-6.09517	0	Yes	Yes	0.665547	0.739	5.089103	0	Yes	Yes	Yes	Yes					
VENTAS_P AGREGADAS	0.117609	0.216	-8.117708	0	Yes	Yes	0.779277	0.739	5.620395	0	No	No	Yes	Yes					

Elaboración: autores

Anexo 3.
Test de raíz unitaria - Índice de volatilidad (VIX)

VIX	Phillips-Perron (PP)	Augmented Dickey- Fuller (ADF)	
Intercept and Trend	Adj. t-Statistic	-3.720069	-4.047665
	p-value	0.0242	0.0094
	Critical values 1 % level	-4.026942	-4.026942
	Trend	-0.365393	-0.365393
	p-value Trend	0.7154	0.7154
	Intercept and trend (stationnary)	No	Yes
	Trend (significant)	No	No
Intercept	Adj. t-Statistic	-4.204801	-4.417988
	p-value	0.0009	0.0004
	Critical values 1 % level	-3.478911	-3.478911
	Constant	3.967524	3.967524
	p-value Constant	0.0001	0.0001
	Intercept (stationnary)	Yes	Yes
	Constant (significant)	Yes	Yes
None	Adj. t-Statistic	-1.700795	-1.854531
	p-value	0.0842	0.0609
	Critical values 1 % level	-2.582076	-2.582076
	Stationnary	No	No
Stationnary Variable?	Yes	Yes	

Elaboración: autores

Anexo 4.

Cargas de las variables dentro de cada factor medida por eigenvalues (vectores propios), modelo EMOE

Variable	PC 1	PC 2	PC 3	PC 4	PC 5
CICLO_PIB_ADEL	3.55 %	0.69 %	7.45 %	4.89 %	1.95 %
CONS_ENERG	1.74 %	1.47 %	13.81 %	3.59 %	4.63 %
CRED_PRIV	4.53 %	0.02 %	1.13 %	7.77 %	4.94 %
CUASID	5.49 %	0.21 %	0.83 %	1.53 %	0.58 %
DEPOV_PRIV	3.91 %	3.21 %	1.12 %	0.44 %	6.98 %
EXP_NOPETRO	2.44 %	1.47 %	0.54 %	1.00 %	4.26 %
EXP_PETRO	2.06 %	6.55 %	5.70 %	7.06 %	0.02 %
GASTO_P	1.59 %	0.04 %	0.10 %	0.35 %	0.15 %
IAEN	5.52 %	1.09 %	1.99 %	0.60 %	0.18 %
IDEAC	3.88 %	0.09 %	0.36 %	5.85 %	3.30 %
IMP_BCAP	4.38 %	1.00 %	0.37 %	2.61 %	0.24 %
IMP_BCONS	3.80 %	4.06 %	0.07 %	1.81 %	0.49 %
IMP_COMB	2.78 %	2.43 %	6.75 %	1.73 %	0.16 %
IMP_MATPRIM	4.43 %	2.68 %	0.43 %	1.23 %	0.55 %
IMP_RENTA	0.03 %	0.04 %	12.96 %	29.52 %	3.80 %
IND_PCONSTRUC	1.57 %	4.14 %	1.79 %	3.90 %	2.67 %
IPC	0.16 %	15.13 %	0.60 %	3.25 %	13.85 %
IPP	2.74 %	2.48 %	0.00 %	0.54 %	18.34 %
IVA	5.10 %	0.37 %	0.05 %	0.51 %	0.00 %
M2	5.34 %	0.50 %	0.00 %	2.50 %	3.10 %
ORIENTE_PROM	1.95 %	7.00 %	6.49 %	6.33 %	0.00 %
PERSO_COMER	3.23 %	4.16 %	0.01 %	0.00 %	9.56 %
PERSO_CONSTRUCC	3.11 %	8.40 %	2.48 %	1.09 %	5.85 %
PERSO_IND	5.03 %	0.43 %	0.73 %	2.17 %	0.14 %
PERSO_SERV	2.36 %	7.91 %	4.58 %	0.72 %	5.32 %
PIB_R	4.63 %	3.38 %	3.05 %	0.05 %	0.14 %
PRODUCC_CONSTRU	2.72 %	11.06 %	0.01 %	1.91 %	0.27 %
PRODUCC_IND	4.53 %	1.44 %	4.77 %	0.35 %	0.35 %
SITUAC_PRESENTE	2.63 %	0.00 %	2.95 %	0.97 %	6.40 %
VENTAS_COMER	4.75 %	0.36 %	9.08 %	1.99 %	0.00 %
VIX	0.01 %	8.20 %	9.82 %	3.78 %	1.78 %

Elaboración: autores

Anexo 5.

Cargas de las variables dentro de cada factor medida por eigenvalues (vectores propios), modelo Ventas

Variable	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Factor 4
CICLO_PIB_ADEL	5.53 %	0.43 %	0.28 %	0.26 %
CONS_ENERG	2.83 %	6.06 %	6.08 %	6.83 %
CRED_PRIV	5.53 %	0.16 %	4.07 %	11.28 %
CUASID	6.31 %	0.30 %	3.57 %	0.74 %
DEPOV_PRIV	4.57 %	2.71 %	0.14 %	13.94 %
EXP_NOPETRO	3.29 %	0.48 %	0.07 %	1.40 %
EXP_PETRO	4.00 %	5.25 %	0.64 %	1.15 %
GASTO_P	1.99 %	0.01 %	0.02 %	11.90 %
IAEN	6.89 %	1.87 %	0.06 %	0.06 %
IDEAC	4.74 %	1.04 %	4.25 %	0.77 %
IMP_BCAP	4.98 %	1.74 %	0.01 %	5.04 %
IMP_BCONS	4.39 %	4.51 %	0.00 %	3.83 %
IMP_COMB	4.43 %	2.58 %	0.06 %	0.94 %
IMP_MATPRIM	5.31 %	1.55 %	1.10 %	0.53 %
IMP_RENTA	0.00 %	0.01 %	42.51 %	0.88 %
IND_PCONSTRUC	0.85 %	14.54 %	1.69 %	15.64 %
IPC	0.13 %	23.55 %	0.85 %	5.62 %
IPP	1.78 %	12.74 %	0.01 %	3.58 %
IVA	5.95 %	0.01 %	0.42 %	1.21 %
M2	6.47 %	0.02 %	1.68 %	7.81 %
ORIENTE_PROM	4.17 %	5.82 %	0.22 %	0.26 %
PIB_R	5.62 %	6.12 %	0.12 %	1.39 %
SITUAC_PRESENTE	4.43 %	0.01 %	0.73 %	4.09 %
VENTAS_AGREGADAS	5.74 %	2.40 %	8.26 %	0.56 %
VIX	0.07 %	6.08 %	23.15 %	0.29 %

Elaboración: autores

Anexo 6.
VAR Lag Order Selection Criteria, modelo EMOE

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-1450.632	NA	0.824542	13.99646	14.07669	14.0289
1	162.8547	3133.887	1.92E-07	-1.277449	-0.796073	-1.082805
2	281.6545	225.0342	7.79E-08	-2.17937	-1.296848	-1.822523
3	323.3747	77.02203	6.64E-08	-2.340142	-1.056473	-1.821092
4	441.8051	212.9469	2.71E-08	-3.23851	-1.553695	-2.557258
5	572.2311	228.2456	9.86E-09	-4.252223	-2.166261*	-3.408767
6	637.8495	111.6775	6.70E-09	-4.642784	-2.155676	-3.637125*
7	676.9457	64.65897	5.89E-09	-4.778324	-1.890069	-3.610462
8	705.3215	45.56507*	5.75e-09*	-4.810784*	-1.521383	-3.480719

* indicates lag order selected by the criterion

Elaboración: autores

Anexo 7.
VAR Lag Order Selection Criteria, modelo Ventas

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-1228.1	NA	1.641488	11.84711	11.91129	11.87306
1	-132.3336	2138.851	5.08E-05	1.464746	1.785663	1.594509
2	-45.38591	166.3711	2.57E-05	0.782557	1.360208	1.016129
3	-26.22178	35.93275	2.49E-05	0.752132	1.586517	1.089515
4	30.1186	103.4713	1.69E-05	0.364244	1.455362	0.805436
5	96.94567	120.1602	1.04E-05	-0.124478	1.223374*	0.420525
6	130.8819	59.71478	8.77e-06*	-0.296942*	1.307644	0.351870*
7	146.2347	26.42445*	8.85E-06	-0.290718	1.570601	0.461904
8	154.8639	14.52037	9.54E-06	-0.219846	1.898207	0.636586

* indicates lag order selected by the criterion

Elaboración: autores

Anexo 8.

Resultados del modelo de corrección de error para la variable de respuesta (Δ TC del PIB) con control de COVID-19, level shift

Variable	Estimado	Std. Error	P-Value
Intercepto	-0.010	0.17	0.95
Δ Ciclo PIB ($\lambda=1600$)	0.92	0.12	0.00***
Lag1 Ciclo PIB ($\lambda=1600$)	-0.15	0.07	0.05*
Lag1 TC del PIB	-0.03	0.04	0.42
Control COVID-19 IIT y IIIT	-0.49	1.62	0.76

Nota: Códigos de significancia: 0.01 ‘***’ 0.05 ‘**’ 0.1 ‘*’

El control de COVID-19 considera level shift o cambio de nivel en las series en Q2 y Q3

Elaboración: autores

Anexo 9.

Resultados del modelo de corrección de error para la variable de respuesta (Δ TC del PIB) con control de COVID19, outlier aditivo

Variable	Estimado	Std. Error	P-Value
Intercepto	-0.10	0.17	0.55
Δ Ciclo PIB ($\lambda=1600$)	1.19	0.11	0.00***
Lag1 Ciclo PIB ($\lambda=1600$)	-0.15	0.07	0.03**
Lag1 TC del PIB	-0.06	0.04	0.42
Control COVID-19 IIT	3.37	1.10	0.003**

Nota: Códigos de significancia: 0.01 ‘***’ 0.05 ‘**’ 0.1 ‘*’

El control de COVID-19 considera dummy aditiva en Q2

Elaboración: autores

Anexo 10.

Evaluación de nowcast EMOE con muestra de entrenamiento desde 2019Q1-2020Q3

Forecast Evaluation						
Sample: 2019Q1 2020Q3						
Included observations: 7						
Evaluation sample: 2019Q1 2020Q3						
Training sample: 2003Q1 2018Q4						
Number of forecasts: 5						
Combination tests						
Null hypothesis: Forecast i includes all information contained in others						
Forecast	F-stat	F-prob				
Modelo nowcast EMOE	3.447059	0.1225				
ARIMAX(4,2)	13.71910	0.0139				
Evaluation statistics						
Forecast	RMSE	MAE	MAPE	SMAPE	Theil U1	Theil U2
Modelo Nowcast EMOE	0.027229	0.015121	222.1990	73.84532	0.267974	0.554118
ARIMAX(4,2)	0.048560	0.034046	797.3123	125.7111	0.658009	2.202671
Simple mean	0.034940	0.022482	504.0442	97.56273	0.409591	1.377246
Simple median	0.034940	0.022482	504.0442	97.56273	0.409591	1.377246
Least-squares	0.048560	0.034046	797.3123	125.7111	0.658009	2.202671

*Trimmed mean could not be calculated due to insufficient data

Nota: se encuentran subrayados los mejores desempeños comparando a cada uno de los modelos.

Elaboración: autores

Anexo 11.Evaluación de *nowcast* Ventas con muestra de entrenamiento desde 2019Q1-2020Q3

Forecast Evaluation						
Sample: 2019Q1 2020Q3						
Included observations: 7						
Evaluation sample: 2019Q1 2020Q3						
Training sample: 2003Q1 2018Q4						
Number of forecasts: 5						
Combination tests						
Null hypothesis: Forecast i includes all information contained in others						
Forecast	F-stat	F-prob				
Modelo nowcast VA	1.854911	0.2314				
ARIMAX(1,0)	9.951709	0.0252				
Evaluation statistics						
Forecast	RMSE	MAE	MAPE	SMAPE	Theil U1	Theil U2
Modelo Nowcast VA	0.027260	0.015345	89.65421	73.66272	0.263114	0.481709
ARIMAX(1,0)	0.044630	0.030060	467.6710	131.3225	0.606330	1.216101
Simple mean	0.032999	0.020213	275.8288	96.50707	0.376222	0.848275
Simple median	0.032999	0.020213	275.8288	96.50707	0.376222	0.848275
Least-squares	0.044630	0.030060	467.6710	131.3225	0.606330	1.216101

Nota: Se encuentran subrayados los mejores desempeños comparando a cada uno de los modelos.

Elaboración: autores