



UNIVERSIDAD
TORCUATO DI TELLA

TÉSIS DE GRADO

MAESTRÍA EN ECONOMETRÍA

Modelo nowcasting
predicción PIB
Ecuador

DANNY JAVIER MORENO BRITO

LEGAJO: 18H1168

TUTOR: MARTÍN ROZADA

Julio de 2020

Resumen

En este trabajo se busca predecir el Producto Interno Bruto del Ecuador para el año 2020. Mediante un modelo nowcasting, donde se aplica componentes principales y el filtro de Kalman a 68 variables con frecuencia mensual para proyectar el PIB trimestral.

Se ha dividido en seis capítulos. En el primer capítulo, de introducción, se brinda un panorama general del uso y funcionamiento de modelos nowcasting. Presentando algunos ejemplos de su aplicación.

En el segundo capítulo, se examina diversas metodologías de modelos nowcasting, se realiza una breve descripción de cada uno. Y se detalla los pasos que se realiza para elaborar un modelo DFM, usado en esta investigación.

El tercer capítulo, se investiga las aplicaciones en distintos países de modelos nowcasting. Para el caso específico de Ecuador, se detalla sus metodologías y sus diferencias. Por último se describe la metodología aplicada en este caso.

En el cuarto capítulo, se describe el desarrollo de la investigación, detallando los pasos tomados, los test realizados y la optimización del modelo.

En el capítulo resultados, se realiza un análisis descriptivo de la información, se realiza un análisis de los resultados obtenidos por cada modelo y se realiza comparaciones entre los mismos.

En el último capítulo, además de obtener conclusiones sobre lo conseguido, se señala algunas recomendaciones al proceso en la investigación.

Índice general

Resumen	1
1 Introducción	3
2 Evidencia Teórica	4
3 Evidencia Empírica	8
4 Descripción del modelo	10
5 Resultados	11
6 Conclusiones	21
7 Anexos	22
Bibliografía	33

Índice de figuras

1	Tipo de Variables mensuales	13
2	Serie PIB Ecuador	14
3	Nowcasting metodo 2s	16
4	Nowcasting metodo 2sagg	17
5	Nowcasting metodo EM	18
6	Modelos Benchmark	19

Índice de cuadros

1	VARIABLES con frecuencia mensual	11
2	RMSE por tipo modelo	19
3	Resultados de Proyección en nivel	20
4	Tasa var. acum. anual	20

1 Introducción

La importancia de tener información previa sobre cualquier evento, permite tomar acciones para mitigar los riesgos o aprovechar las oportunidades. Una variable de vital importancia para la generación de políticas en el ambiente público o privado es el Producto Interno Bruto (PIB), el cual muestra el comportamiento general que tendrán las variables macroeconómicas como consumo, ahorro, inversiones, exportaciones e importaciones.

El Banco Central del Ecuador, es la institución que publica los valores del PIB en Ecuador. Lo realiza de manera trimestral con un retraso de información de 90 días. Esto implica que existen tres meses donde no se conoce el estado o el comportamiento de la variable, lo que conlleva a indecisiones o errores al tomar de decisiones de política pública o privada.

Los modelos nowcasting son conocidos por permitir predecir el comportamiento de una variable con baja frecuencia baja en función de variables de frecuencia alta. Se vienen usando hace algunos años, como la mejor forma de predecir el comportamiento futuro del crecimiento económico de un país, por ejemplo en Francia (Barhoumi et al. 2012), la Unión Europea (Bańbura et al. 2013), Canadá (Chernis y Sekkel 2019) o países latinoamericanos (Liu, Romeu, y Matheson 2011). A diferencia de los modelos de predicción de una sola variable, el modelo nowcasting permite modelar el comportamiento del crecimiento económico basado en el comportamiento de otras variables. Permite incorporar variables de distinto tipo, sean económicos, sociales, monetarios, laborales, fiscales, entre otras.

El objetivo de este trabajo es corroborar si la proyección del modelo nowcasting puede predecir correctamente el crecimiento económico del Ecuador. Para lo cual se usará 68 variables con frecuencia mensual cuya serie histórica va desde enero 2003 hasta marzo 2020. Se utilizará el modelo de factores dinámicos (DFM) debido a que presenta mayor versatilidad en la incorporación de información con frecuencia alta tanto de factores estáticos como dinámicos.

2 Evidencia Teórica

Los bancos centrales usan distintas metodologías para proyectar una series de tiempo, a continuación se presenta un breve descripción:

- *Modelos trimestrales autorregresivos AR*: usa modelos autorregresivos AR para modelar el orden de variables cuatrimestrales como el crecimiento económico. Este método no toma en cuenta la sincronización de los datos, por lo tanto, se usa como un método base para comparar con otros modelos.
- *Modelos conglomerados de ecuaciones puente (bridge equation)*: es el método mayormente usado para proyectar el crecimiento económico usando variables mensuales. Se construyen en tres pasos, el primero es tomar individualmente las variables mensuales y proyectarlas usando el método autorregresivo, el segundo paso es tomar las variables individuales incluidas las proyecciones y convertirlos en frecuencia trimestral para realizar una regresión con respecto al crecimiento económico, el resultado es un pronóstico del crecimiento económico que es un promedio ponderado de las proyecciones de los indicadores individuales.
- *Modelos conglomerados bivariado VAR*: a diferencia del caso anterior, en el primer paso, se realiza un proceso autorregresivo de la propia variable de crecimiento económico, interpolando los valores faltantes, luego se realiza un modelo VAR para proyectar el crecimiento económico mensual condicionado en la última información mensual de las variables mensuales mediante el filtro de Kalman. Por último, se proyecta el crecimiento económico usando un VAR bivariado.
- *VAR Bayesiano*: es una extensión a VAR bivariado, incluye un numero grande de indicadores mensuales al igual que el crecimiento económico interpolado mensualmente. Se estima un VAR bayesiano usando métodos de achicamiento impuesto por parámetros “prior”, donde asume que los retardos más cercanos brindan más información que los retardos lejanos. Los parámetros posteriores se computan con un OLS simple incluyendo al VAR como una variable más. Por último, se incluye el crecimiento económico interpolado en el VAR bayesiano, y el resultado es usado para proyectar el crecimiento económico mensual usando el filtro de Kalman.
- *Modelo de factores dinámicos (DFM)*: Asume que un panel de información macroeconómica puede ser descompuesto en dos componentes no observados ortogonales, el primero un componente común y el segundo un componente idiosincrático. El componente común captura la mayor de la covarianza entre las series del panel y se lo muestra mediante un número pequeño de shocks. Mientras que el componente idiosincrático afecta a un número limitado de series en el panel.

El modelo es el siguiente:

$$X_t = \Lambda F_t + \epsilon_t$$

donde

$$\epsilon_t \sim \text{Norm}(0, \psi)$$

$$F_t = \sum_{s=1}^p A_s F_{t-s} + Bv_t$$

donde

$$v_t \sim \text{Norm}(0, \Sigma)$$

La primera ecuación relaciona la variable X_t que es un vector $k \times 1$ de indicadores mensuales (incluyendo el crecimiento económico interpolado), con la variable F_t que es un vector de $r \times 1$ de factores comunes estáticos a través de las cargas factoriales Λ y el componente idiosincrático ϵ_t . La segunda ecuación asume que los factores comunes siguen un proceso VAR(p) a través de un proceso llevado por un vector de $q \times 1$ v_t que son los shocks generalizados.

El número de factores estáticos (r) y dinámicos (q), son escogidos de acuerdo a un criterio de selección que balancea el ajuste del componente común respecto al crecimiento económico trimestral contra el problema de sobre parametrización.

Existen algunos métodos para realizar este procedimiento:

1. *Procedimiento en dos etapas:* Usando un panel de datos completo (sin valores faltantes o valores extremos), se estima los factores comunes usando componentes principales (PCA), previamente las series son estandarizadas. Dados los factores comunes, se estima usando OLS las cargas factoriales $\hat{\Lambda}$ y la matriz de covarianzas $\hat{\psi}$ asociadas con ϵ_t . Además se estima los coeficientes VAR $\hat{A}_1, \dots, \hat{A}_p$ y $\hat{\Sigma}$ usando OLS, donde el número de retardos p es seleccionado usando criterios de información.

Es decir, en la primera etapa se genera el siguiente problema de minimización:

$$\min_{F_1, \dots, F_t} 1/NT \sum_{t=1}^T (X_t - \Lambda F_t)' (X_t - \Lambda F_t)$$

s.a.

$$N^{-1} \Lambda' \Lambda$$

Donde el estimador de la matriz de varianzas y covarianzas para ϵ_t esta dado por:

$$\hat{\psi} = \text{diag}(1/T \sum_{t=1}^T (X_t - \hat{\Lambda} \hat{F}_t)(X_t - \hat{\Lambda} \hat{F}_t)')$$

Con los parámetros estimados $(\hat{\Lambda}, \hat{\psi}, \hat{A}_1, \dots, \hat{A}_p, \hat{\Sigma})$, se aplica el suavizamiento de Kalman a todo el panel de datos (incluyendo valores no observados) y se re-estima los factores. Si existen valores no observados $X_{i,t}$, entonces el proceso de extracción de signos implícito del filtro no dará un peso a la valor faltante X_i en la computación de los factores al momento t.

Finalmente se aplica el filtro de Kalman usando con recursividad hacia adelante usando los factores estimados y obtiene h-pasos adelante la proyección del crecimiento económico.

Es decir, genera la siguiente relación:

$$\begin{aligned} \text{para la estimación } Y_t &= \beta_0 + \beta' \hat{F}_t + \epsilon_t \\ \text{para la proyección } Y_{t+h} &= \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}' \hat{F}_{t+h} \end{aligned}$$

2. *Maximización de expectativas*: Este método puede lidiar con patrones arbitrarios o valores faltantes, es menos restrictivo que el método anterior en relación a las frecuencias de las variables, permitiendo una base de datos con frecuencias mixtas.

Los factores pueden ser definidos como diferentes subgrupos de variables y no deben ser globales como en el caso de dos etapas. Se muestra el caso donde los factores son particionados en tres grupos (global, real y nacional), es más restrictivo que el caso anterior, debido a que el número de shocks de los factores debe ser igual al número de factores.

$$x_t = \begin{pmatrix} \Lambda_{N,G} & \Lambda_{N,N} & 0 \\ \Lambda_{R,G} & 0 & \Lambda_{R,G} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} F_t^G \\ ZF_t^G \\ F_t^R \end{pmatrix} + \epsilon_t$$

donde

$$\begin{pmatrix} \Lambda_{N,G} & \Lambda_{N,N} & 0 \\ \Lambda_{R,G} & 0 & \Lambda_{R,G} \end{pmatrix} = \Lambda$$

$$\begin{pmatrix} F_t^G \\ ZF_t^G \\ F_t^R \end{pmatrix} = F_t$$

El factor global se estima considerando todas las variables explicativas, mientras que los estimados de los factores nominales y reales solo consideran las variables clasificadas. Este método permite exista una autocorrelación serial en el error de la ecuación, siguiendo un proceso AR(1).

$$\epsilon_{it} = \alpha_i \epsilon_{it-1} + \varrho_{i,t}$$

donde

$$\varrho_{i,t} \sim \text{Norm}(0, \vartheta_i^2)$$

con $E[\varrho_{i,t} \varrho_{j,s}] = 0$ para $i \neq j$

En este modelo tanto los parámetros, los factores comunes no observados y los valores faltantes son estimados a través del algoritmo de maximización de expectativas. Existen dos algoritmos, en el primero la expectativa condicional de la función de máximo verosimilitud se calcula usando los estimados de los parámetros estáticos (θ) de la iteración previa θ_j .

Mientras que en el segundo los nuevos parámetros θ_{j+1} son estimados maximizando la función de máximo verosimilitud del paso previo respecto a θ . Se logra la convergencia cuando el cambio absoluto de la función de máximo verosimilitud es menor a 10^{-4} .

La determinación del número de factores (r) y shocks (q) tiene el siguiente procedimiento:

Sea $V(r, \hat{F}^r)$ la suma de residuos al cuadrado donde los r factores son estimados usando componentes principales. Los criterios de información se pueden escribir como:

$$IC_{r1}(r) = \ln(V(r, \hat{F}^r)) + r(N + T/NT) \ln(NT/N + T)$$

$$IC_{r2}(r) = \ln(V(r, \hat{F}^r)) + r(N + T/NT) \ln(\min\{N, T\})$$

$$IC_{r2}(r) = \ln(V(r, \hat{F}^r)) + r(\ln(\min\{N, T\}) / \min\{N, T\})$$

El número de factores escogidos (r^*) corresponderá al argumento que minimice $IC_{ri}(r)$ para $i \in \{1, 2, 3\}$. Las anteriores ecuaciones son asintóticamente equivalentes. Sin embargo, dan resultados significativamente diferentes para muestras finitas. Observe que la segunda ecuación genera una penalidad que es más alta en muestras pequeñas.

El número de shocks q puede ser escogido tomando en cuenta el menor número de factores r . Una vez que el número de factores este determinado, se usa el criterio de información para estimar el número de shocks.

Sea \hat{F}_t sean los (r) factores estimados usando componentes principales y sea \hat{v}_t los residuos del VAR $A(l)\hat{F}_t = \hat{v}_t$. La idea es verificar si los eigenvalores de la matriz de varianzas y covarianzas $\hat{\Sigma}_v$ son diferentes de cero. Numéricamente, quisiéramos corroborar si un eigenvalor está debajo de un nivel de tolerancia pre definido. Para lo cual, define los eigenvalores $C_1 > C_2 \geq \dots \geq C_r \geq 0$ de $\hat{\Sigma}_v$ y definimos k^{th} normalización del $k + 1^{th}$ eigenvalor.

$$\hat{D}_k = \left(\frac{C_{k+1}^2}{\sum_{j=1}^r C_j^2} \right)^{1/2}$$

Luego para algún $0 < m < \infty$ y $0 < \delta < 1/2$ que configuran el nivel de tolerancia, define el vector K

$$K = \left(k : \hat{D}_k < \frac{m}{\min [N^{1/2-\delta}, T^{1/2-\delta}]} \right)$$

Donde el número estimado de shocks de los factores $\hat{q} = \min\{k \in K\}$. Este estimador convergerá en probabilidad hacia el verdadero valor de shocks dado que r es el número real de factores.

3 Evidencia Empírica

El termino nowcasting para (Bańbura et al. 2013) es una contracción de “now” y “forecasting”, el cual se usa para largo tiempo en meteorología y que fue utilizado para economía. Nowcasting se define como una predicción del presente, el futuro cercano y el pasado reciente. La principal característica de este tipo de modelos es la explotación de la información que se publica con frecuencia alta en comparación a la variable de interés, con el fin de obtener una proyección temprana, antes que se publique la cifra oficialmente.

Los modelos nowcasting son usados principalmente por los bancos centrales para proyectar variables macroeconómicas, tal es en caso de países como Francia (Barhoumi et al. 2012) , la Unión Europea (Bańbura et al. 2013), Canadá (Chernis y Sekkel 2019), Estados Unidos (Stock y Watson 2006) o países latinoamericanos (Liu, Romeu, y Matheson 2011).

Un aporte importante para los modelos nowcasting se dió a través de (Evans 2005) y (Giannone, Reichlin, y Small 2008) quienes se diferenciaron de otros autores al generar modelos donde el factor clave fue la representación espacio estado, conectando los procesos de estado latente con los procesos de estado dinámico. A estos modelos se los conoce como (DFM). El uso del estado espacio, permite utilizar el filtro de Kalman para obtener proyecciones tanto de las variables observadas y las variables estado. Además, la ventaja de usar el filtro de Kalman es que puede trabajar, aunque existan, valores faltantes o que no mantengan la misma sincronidad.

Los modelos DFM están diseñados para resumir la variación de un gran numero de variables en unas pocas, usando factores dinámicos. Además permiten transformar variables con frecuencia mensual a frecuencia trimestral para realizar la regresión con el PIB. Según (Giannone, Reichlin, y Small 2008) se deben diferenciar los términos, si se realiza el forecast durante el periodo a proyectar el termino es nowcasting, si se lo realiza antes del periodo a proyectar es forecast y se lo realiza después del periodo a proyectar es backcasting.

Según (Bańbura y Rünstler 2017) los modelos dinámicos de factores surgieron como una alternativa interesante para la proyección en corto plazo del crecimiento económico para un gran número de indicadores mensuales. Sin embargo, presentan algunas debilidades, como es la falta de diagnósticos estadísticos en el rol de un modelo de series individuales. El modelo permite obtener los pesos de las series en la proyección y usarlos para usar su contribución en la proyección. Además, permiten acceder a las ganancias en la precisión de la predicción, inspeccionando el incremento en la proyección cuando las series no son tomadas en cuenta.

Para el caso específico de Ecuador se realizaron dos aportaciones en la aplicación de un modelo nowcasting. (Caseres 2017) desarrolló un modelo de nowcasting con 26 variables macroeconómicas con información desde 2001 hasta 2017, bajo el enfoque de ventanas movibles, expansibles, nowcast y el contraste Diebold-Marian. Usó el modelador TRAMO SEATS para completar las variables faltantes y proyectó la serie usando un modelo SARIMA. Por otro lado, (Astudillo 2017) utilizó la metodología de (Giannone, Reichlin, y Small 2008) con 29 variables macroeconómicas y financieras. Usó dos series de tiempo la primera desde 2003 a 2017 para la determinación de componentes principales y la segunda a partir de 2008 hasta 2017 para realizar el nowcasting.

El paquete elaborado por (Valk, Mattos, y Ferreira 2019) en R, permite realizar nowcasting usando modelos dinámicos factoriales DFM en función de tres metodologías:

1. *Método two stage (2s) y two stage with factor aggregation (2sagg)*: es el más restrictivo en el formato de las variables ya que no acepta que existan datos faltantes o vacíos. En caso de existir, el paquete puede tomar dos acciones, la primera es completar estos valores usando la media de la serie que es suavizada mediante moving average. Mientras que la segunda es eliminar a toda la variable. La diferencia entre 2s y 2sagg, es que en 2sagg las variables mensuales se transforman en trimestrales. Este método usa una regresión lineal (bridge equation si la variable dependiente es trimestral) entre la variable dependiente y los factores, permitiendo que se pueda proyectar la variable dependiente.
2. *Métodos Expectation Maximization (EM)*: permite que existan valores faltantes usando la información de las otras variables, por tanto no necesita eliminar la variable. En este método no necesita una (bridge equation). El algoritmo estima los valores faltantes en función de las restricciones. A diferencia el método previo, no permite especificar shocks idiosincráticos, asume que son iguales al número de factores. Una restricción adicional es que se debe señalar el número de bloques.

4 Descripción del modelo

La metodología para realizar el modelo nowcasting de este trabajo se basa en (Giannone, Reichlin, y Small 2008). Se hará uso del paquete estadístico R y se aprovechará la contribución de (Valk, Mattos, y Ferreira 2019) al desarrollar un paquete que sigue los pasos especificados por (Giannone, Reichlin, y Small 2008). Donde en primera instancia se realiza una base de datos con las variables con frecuencia alta, se determina el número de factores, shocks y procesos autorregresivos. La segunda instancia es realizar el modelo nowcasting con la variable dependiente y obtener la proyección. El paquete es de gran ayuda para crear subconjuntos de información y cambiar las variables de trimestrales a mensuales o viceversa. Sin embargo no toma en consideración medidas estadísticas para determinar la estacionariedad de las variables, medidas de ajuste de las predicciones del modelo u optimización del mismo.

Para que el modelo funcione las variables deben cumplir con el estado estacionario. Este proceso, para modificar la estacionariedad del panel y el control de valores extremos fue manual, no se usó las funciones del paquete. La serie obtenida para este trabajo, de variables mensuales cumplen con ser de panel balanceado, es decir no existen valores faltantes o vacíos.

De acuerdo al procedimiento para realizar el modelo, en la primera etapa se debe determinar los factores, shocks idiosincráticos y número de retardos usando el panel balanceado. Para ello se usó la función `ICfactors` estima el número de factores (r) de acuerdo al criterio de información usando como máximo valor el número de variables. Por su parte la función `ICshocks` permite calcular el número de shocks idiosincráticos (q) y el número de retardos (p) en la ecuación VAR. La restricción en esta última función es que el número de retardos debe ser igual o menor al número de factores.

La segunda etapa consiste en aplicar el modelo nowcasting usando los resultados obtenidos previamente (r, p, q). La salida del modelo da las proyecciones (h) determinadas, para este trabajo se consideró únicamente cuatro, que corresponden a los valores del PIB trimestral para 2020. El paquete señalará como resultado un modelo optimizado según los criterios de información. Sin embargo, no presenta estos resultados, por tal razón se realizó la optimización del modelo usando una grilla de valores de uno a cinco para (r), (p) y (q). Tomando en consideración la restricción que q debe ser menor o igual a r , se obtuvo 75 modelos.

Para compararlos se usó: $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{Y}_i - Y_i)^2}{N}}$

El procedimiento señalado se realizó usando la metodología nowcasting 2s, 2sagg y EM, obteniendo los modelos óptimos para ambos casos. Para el caso de la metodología EM, se debe especificar bloques en los que se dividen los datos por su categoría.

Para poder comparar los resultados del modelo nowcasting se realizó un modelo ARIMA usando la función `auto.arima` y un modelo Neuronal Network (NN) usando la función `nnetar`. En ambos casos las funciones dan como resultado los modelos óptimos y con estas predicciones se construyó RMSE para cada caso. Finalmente dado que los resultados de los modelos dan como salida de la proyección valores estacionarios, se convirtió los resultados a nivel para ser comparados y se obtuvo la tasa de variación anual acumulada que contiene la suma de los cuatro trimestres previos.

5 Resultados

Se logró recolectar información con frecuencia mensual desde enero 2003 a marzo 2020 de 68 variables. Fueron obtenidas por distintas fuentes como el Banco Central del Ecuador (BCE), Federal Reserve Bank of Saint Louis (FRED), Instituto Nacional de Estadísticas y Censos del Ecuador (INEC) e Investing.

Cuadro 1: Variables con frecuencia mensual

institucion	indicador	categoria	temporalidad
bce	Reservas internacionales millones de USD	monetario	mensual
bce	Pasivos Monetarios millones usd	monetario	mensual
bce	Emisión monetaria millon usd	monetario	mensual
bce	Reservas bancarias millones deusd	monetario	mensual
bce	dep vist general millones usd	financiera	mensual
bce	dep ahorro general millones usd	financiera	mensual
bce	dep plazo general millones usd	financiera	mensual
bce	inflacion mensual	monetario	mensual
bce	inflacion acumulada	monetario	mensual
bce	depositos vista bancos privados	financiera	mensual
bce	depositos plazo bancos privados	financiera	mensual
sf	depositos vista banecuador	financiera	mensual
sf	depositos plazo banecuador	financiera	mensual
sf	depositos vista mutualistas	financiera	mensual
sf	depositos plazo mutualistas	financiera	mensual
sf	depositos vista cooperativas	financiera	mensual
sf	depositos plazo cooperativas	financiera	mensual
sf	cartera por vencer bancos privados	financiera	mensual
sf	cartera vencida bancos privados	financiera	mensual
sf	cartera por vencer banecuador	financiera	mensual
sf	cartera vencida banecuador	financiera	mensual
sf	cartera por vencer sociedad financiera	financiera	mensual
sf	cartera vencida sociedad financiera	financiera	mensual
sf	cartera por vencer mutualista	financiera	mensual
sf	cartera vencida mutualista	financiera	mensual
sf	cartera por vencer cooperativa	financiera	mensual
sf	cartera vencida cooperativa	financiera	mensual
sf	cartera por vencer cfn	financiera	mensual
sf	cartera vencida cfn	financiera	mensual
investing	indice dolar futuro	externo	mensual
fred	banana/ton	externo	mensual
fred	cocoa/ton	externo	mensual
fred	camaron/kil	externo	mensual
fred	WTI	externo	mensual
fred	Tasa efectiva fondos federales	externo	mensual
fred	USD/EUR Tasa cambio	externo	mensual
fred	Yuan/USD	externo	mensual
bce	Peso Col/USD	externo	mensual

institucion	indicador	categoria	temporalidad
bce	Sol Peru/USD	externo	mensual
bce	miles barriles petroleo	comercial	mensual
bce	exportaciones millones USD	comercial	mensual
bce	importaciones millones USD	comercial	mensual
bce	Deuda ext publica (incl. int) millones USD	fiscal	mensual
bce	Deuda ext privada(incl.int) millones USD	fiscal	mensual
bce	salario unificado	monetario	mensual
bce	IPC base 2014	monetario	mensual
bce	Indice de Actividad economica	real	mensual
inec	indice general construccion base 2000	real	mensual
inec	indice actividad registrada	real	mensual
inec	canasta basica	real	mensual
bce	Riesgo pais	externo	mensual
bce	Impuesto renta millones USD	fiscal	mensual
bce	Impuesto Valor Agregado millones USD	fiscal	mensual
bce	Impuesto Consumo especiales millones USD	fiscal	mensual
bce	Otros impuestosmillones USD	fiscal	mensual
bce	Gastos Corrientesmillones USD	fiscal	mensual
bce	Gastos de capital millones USD	fiscal	mensual
bce	Indice de precios productor	monetario	mensual
inec	indice brechas intermediacion	real	mensual
bce	ingresos petroleros	fiscal	mensual
bce	ingresos no petroleros	fiscal	mensual
bce	Gasto Sueldos	fiscal	mensual
bce	Gasto Compra bienes y servicios	fiscal	mensual
bce	Gasto Prestaciones seguridad social	fiscal	mensual
bce	tasa activa referencial bce	monetario	mensual
bce	tasa pasiva referencial bce	monetario	mensual
bce	Tipo de cambio Real base 2014	monetario	mensual
bce	PIB miles de dolares	real	trimestral

El 4% corresponde a variables del sector comercial, 12% sector externo, 24% sector financiero, 13% sector fiscal, 13% sector monetario y 30% sector real. Esta es la versatilidad que permite un modelo de DFM al incorporar variables de distintos sectores en el modelo nowcasting.

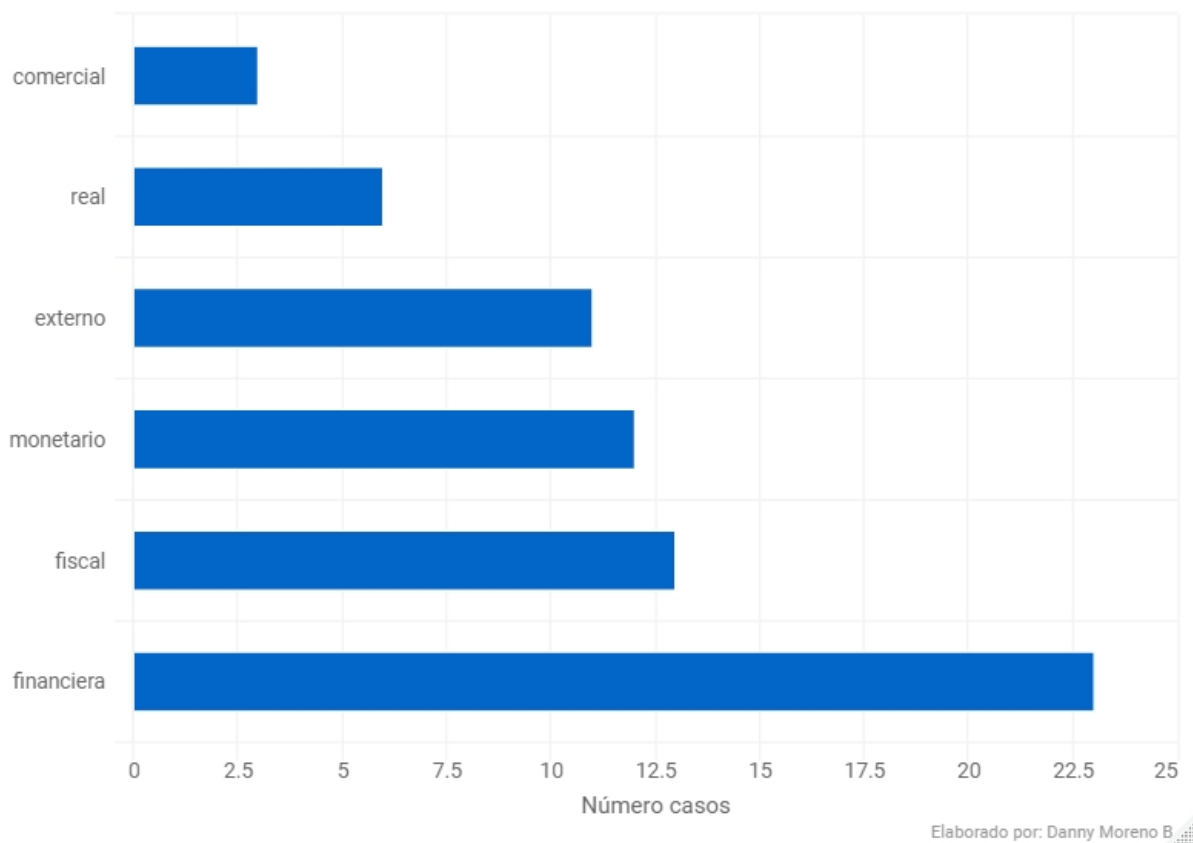


Figura 1: Tipo de Variables mensuales

A finales del año 1999 en Ecuador se realizó la conversión de moneda, pasando del Sucre al dolar estadounidense. Por tanto, se tomó la serie de datos desde el año 2003, siendo un tiempo prudente para la estabilización de los datos.

El Producto Interno Bruto muestra que partiendo de la fecha señalada el crecimiento de la economía es sostenido. Sin embargo, la dolarización trae también complicaciones como el no uso de política monetaria, no poder devaluar la moneda perdiendo competitividad con países cercanos y tener mayor exposición a shocks externos. Razones por las cuales la serie presenta variabilidad.

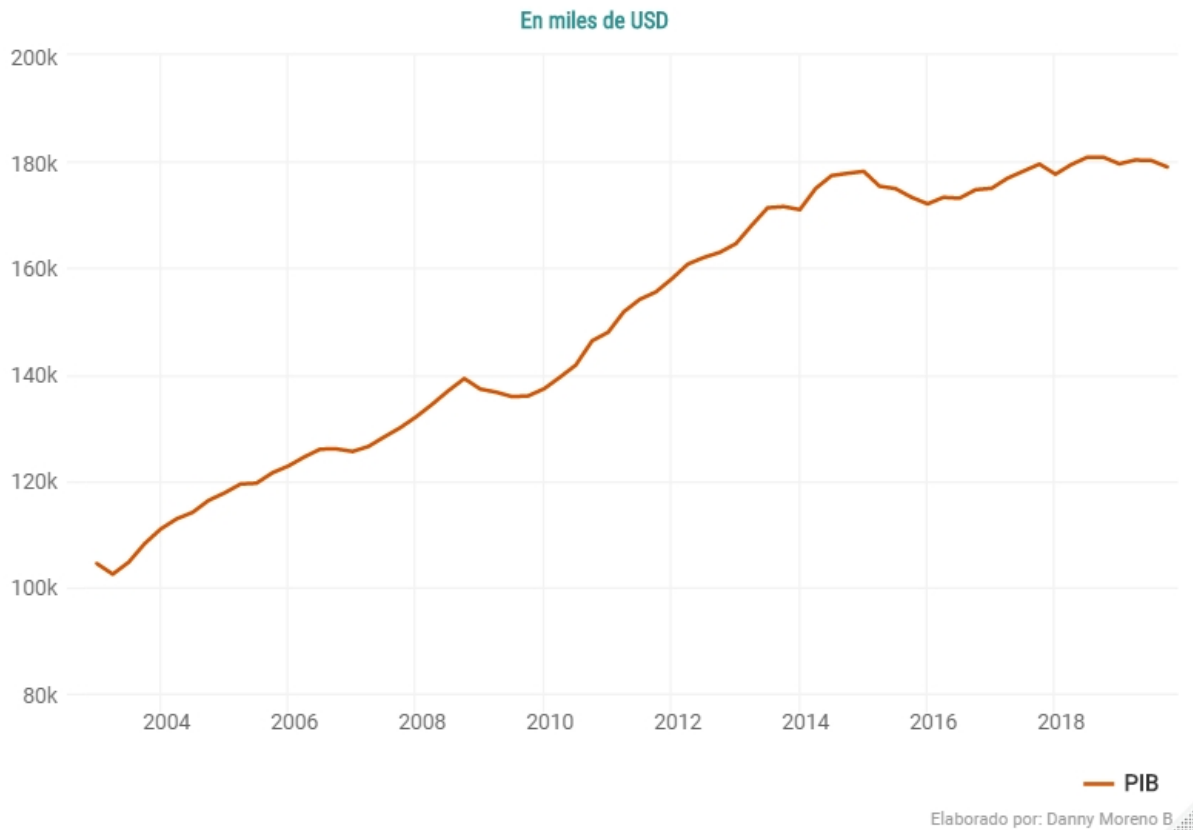


Figura 2: Serie PIB Ecuador

Se descompuso la serie del PIB usando STL y se comprobó que existe un comportamiento estacional y tendencia. Por tanto, se tomó el logaritmo de la serie y se realizó dos diferenciaciones, la primera para eliminar el componente estacional diferenciando la serie para doce periodos previos y la segunda para convertir la serie en estacionaria, realizando la diferenciación con el periodo anterior.

El mismo procedimiento se realizó con la series de variables con frecuencia mensual. Pero a diferencia del caso anterior, la segunda diferenciación se realizó solo a las variables que lo requerían, para comprobarlo se uso un test de cambio estructural.

De acuerdo al procedimiento de nowcasting con la metodología 2s y 2sagg. Se debe contar con un panel balanceado, luego se debe obtener el número de factores (r), shocks idiosincráticos (p) y retardos (q). El resultado fue que basado en la minimización con criterios de información se deberían usar 2 factores (r), 9 shocks (p) y 2 retardos (q). Por otro lado, para la metodología de maximización de expectativas (EM), usó 2 factores (r) y 1 shock idiosincrático (p).

Luego se procedió a realizar el modelo nowcasting tomando como variable dependiente la serie del PIB trimestral y como variables independientes la serie de variables mensuales especificando los valores de (r), (p) y (q) obtenidos previamente. La salida del modelo nowcasting es la proyección de la serie, en este caso para 4 periodos trimestrales en diferencias, por tanto se lo convirtió a nivel y se calculó el RMSE del modelo.

Aunque el modelo especificado por la función nowcasting, es determinado en función de los criterios de información. Se realizó una optimización, obteniendo 75 modelos para la

metodología 2s y para 2sagg, posteriormente se realizó el cambio del ajuste a nivel y se calculó el RMSE para poder compararlos.

Usando la optimización se determinó que con metodología 2s se deben usar 5 factores (r), 1 shock (p) y 3 retardos (q). Mientras que para la metodología 2sagg se debe usar 5 factores (r), 1 shock (p) y 4 retardos (q). Se comprobó para ambas metodologías que el RMSE obtenido del modelo optimizado sea menor al obtenido con al modelo sin optimizar. En el caso de la metodología EM se usó 1 factores (r) y 1 shock (p).

El modelo optimizado usando la metodología 2s muestra que solo dos factores son estadísticamente significativos:

```
##
## Call:
## stats::lm(formula = Y ~ ., data = Balanced_panel)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.0252467 -0.0057358 -0.0001138  0.0052544  0.0301559
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.028e-03  1.351e-03  -0.761  0.44971
## Factor1     -5.941e-04  9.074e-05  -6.547  1.8e-08 ***
## Factor2     -6.360e-06  1.103e-04  -0.058  0.95421
## Factor3      1.307e-04  1.405e-04   0.930  0.35631
## Factor4      3.362e-04  2.175e-04   1.546  0.12760
## Factor5     -8.206e-04  2.852e-04  -2.877  0.00563 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.01071 on 57 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4738, Adjusted R-squared:  0.4277
## F-statistic: 10.27 on 5 and 57 DF,  p-value: 4.751e-07
```

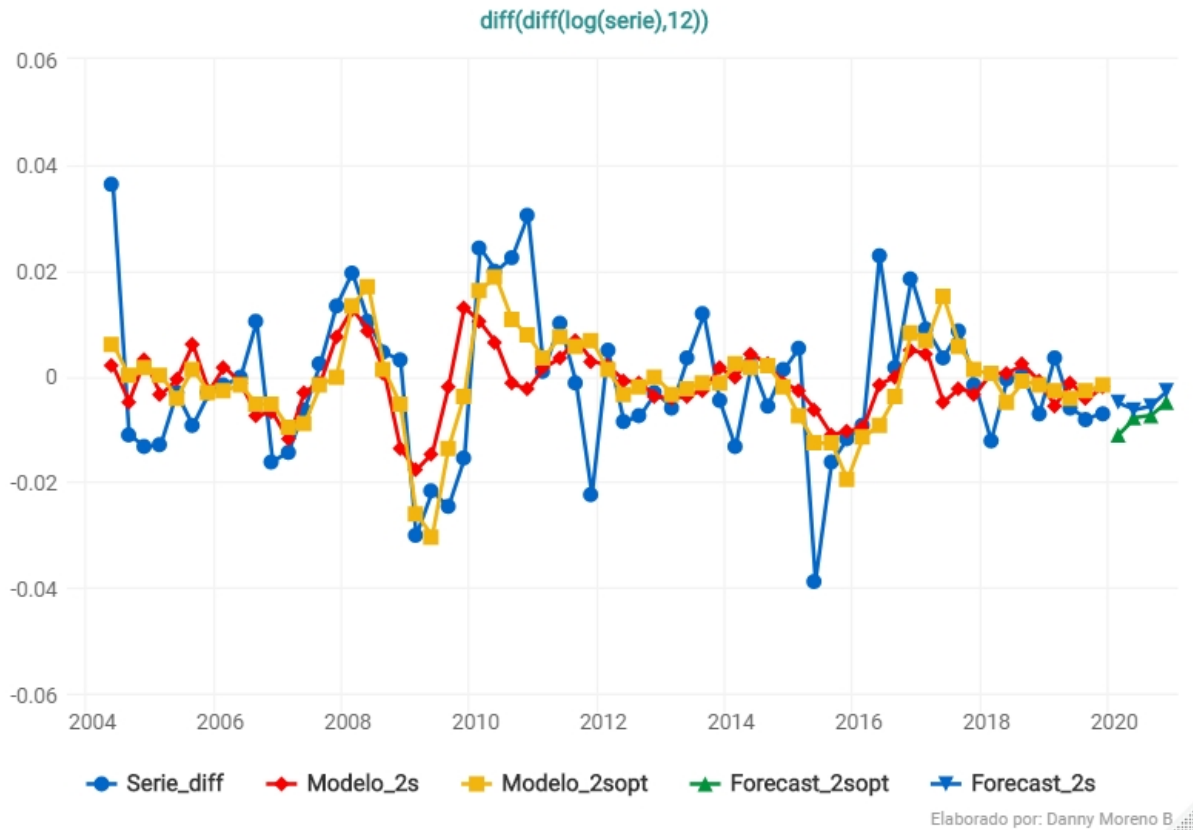



Figura 3: Nowcasting metodo 2s

Mientras que el modelo optimizado usando la metodología 2sagg muestra que cuatro factores son estadísticamente significativos:

```
##
## Call:
## stats::lm(formula = Y ~ ., data = Balanced_panel)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.029226 -0.005516  0.000908  0.005548  0.032167
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.0012273  0.0014428  -0.851  0.39855
## Factor1     -0.0038722  0.0007208  -5.372 1.49e-06 ***
## Factor2      0.0035602  0.0011258   3.162  0.00251 **
## Factor3      0.0008565  0.0007617   1.125  0.26550
## Factor4     -0.0040415  0.0012130  -3.332  0.00152 **
## Factor5     -0.0040051  0.0020520  -1.952  0.05588 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
```

```
## Residual standard error: 0.01145 on 57 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.3986, Adjusted R-squared: 0.3459
## F-statistic: 7.557 on 5 and 57 DF, p-value: 1.68e-05
```

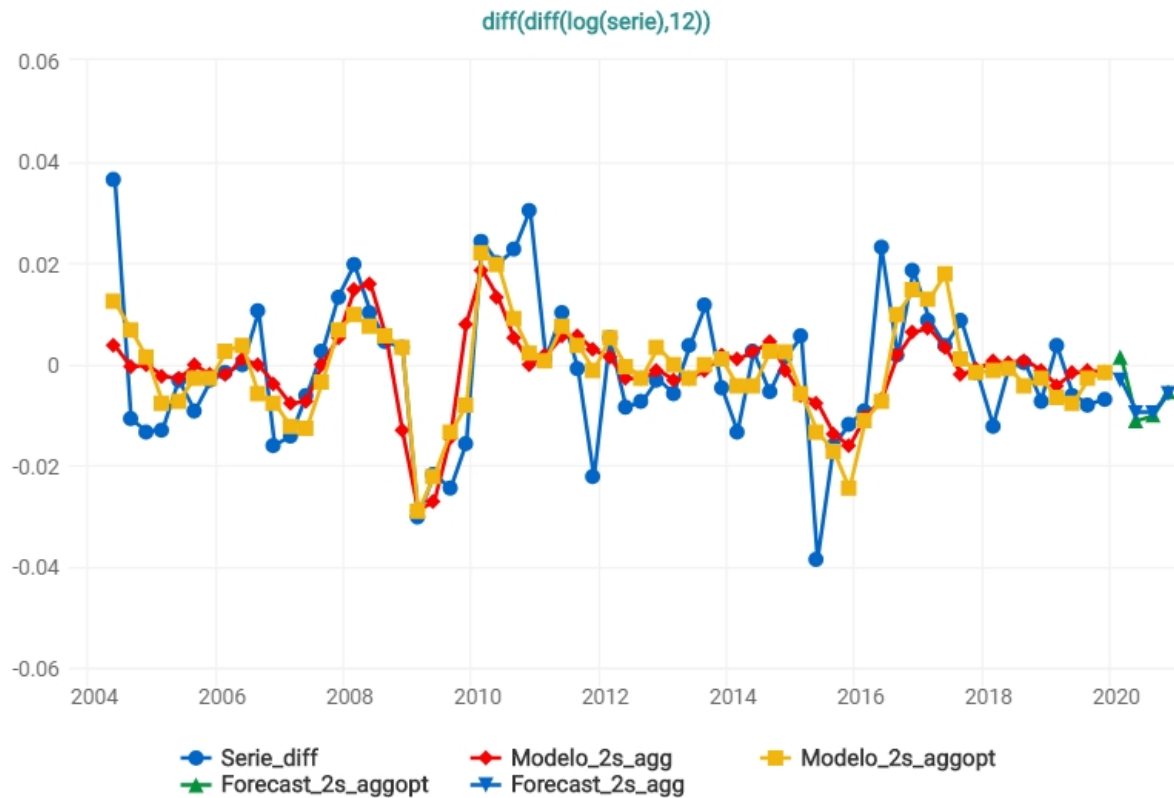
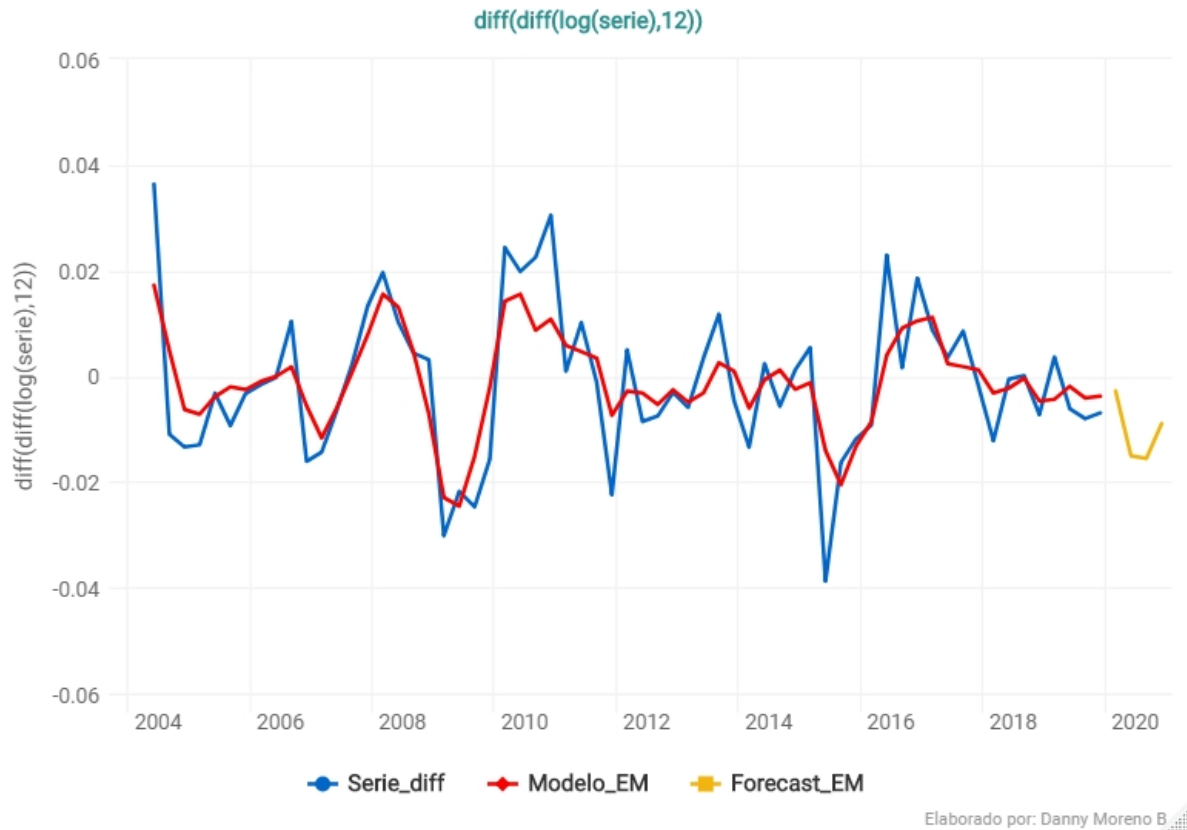


Figura 4: Nowcasting metodo 2sagg

En el caso del método EM se obtuvo una máxima verosimilitud optimizada de -2790.9586 y el resultado del ajuste fue el siguiente:



Elaborado por: Danny Moreno B.

Figura 5: Nowcasting metodo EM

Como benchmark se realizó un modelo ARIMA y un modelo Redes Neuronales (NN). El modelo ARIMA toma en consideración procesos autorregresivos, medias móviles y diferenciación para obtener estacionariedad. Mientras que el modelo Redes Neuronales adiciona a los procesos ARIMA, estacionalidad y componentes no lineales. En ambos casos se usó la serie en nivel, permitiendo que las funciones realicen la optimización criterio de información.

La función para el caso de ARIMA determinó que el modelo optimo es ARIMA(1,2,1). Mientras que para el modelo de Redes Neuronales el modelo optimo fue NNAR(1,1,2)[4].

```
## Series: Pibqts
## ARIMA(1,2,1)
##
## Coefficients:
##      ar1      ma1
##      0.3725 -0.9447
## s.e.  0.1443  0.0709
##
## sigma^2 estimated as 2209979:  log likelihood=-575.47
## AIC=1156.93  AICc=1157.32  BIC=1163.5

## Series: Pibqts
```

```

## Model: NNAR(1,1,2)[4]
## Call: nnetar(y = Pibqts, lambda = 0)
##
## Average of 20 networks, each of which is
## a 2-2-1 network with 9 weights
## options were - linear output units
##
## sigma^2 estimated as 6.727e-05

```

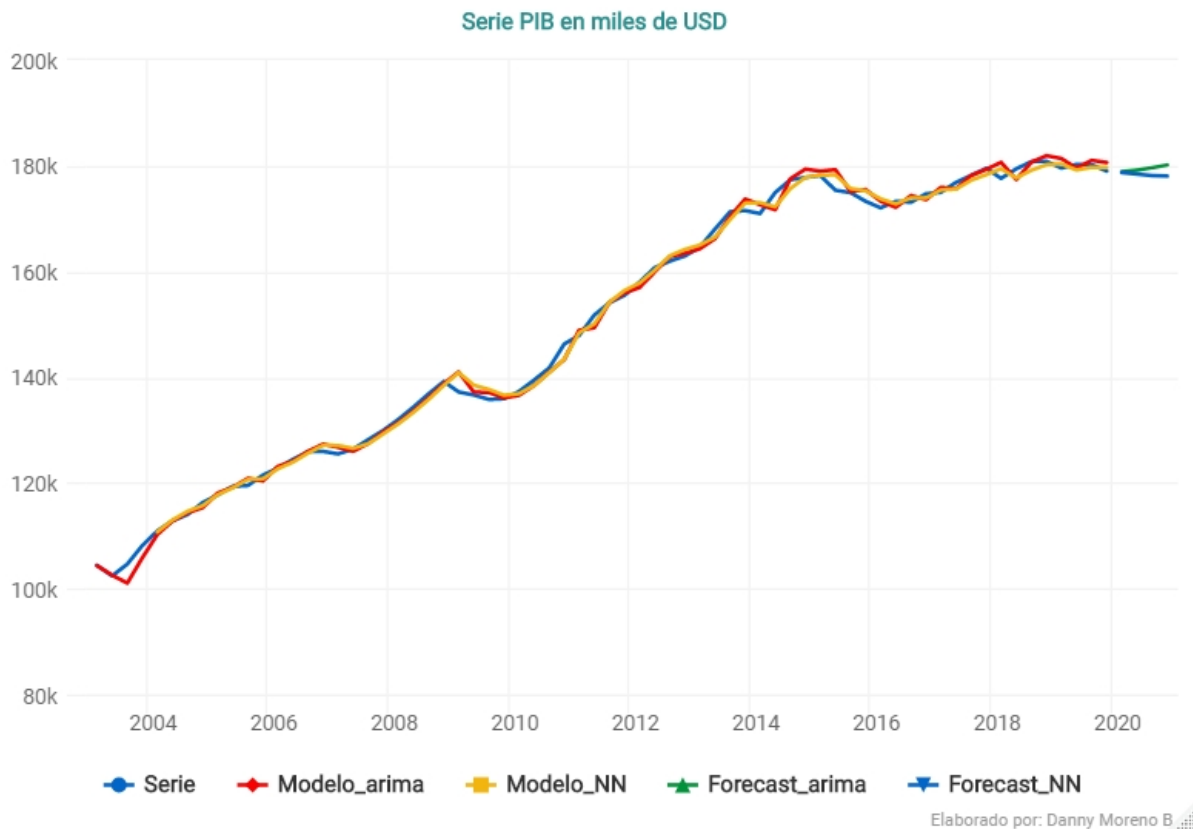


Figura 6: Modelos Benchmark

A continuación se presenta los resultados de los modelos comparándolos mediante el RMSE obtenido para cada caso. EM es el modelo que presenta mejor ajuste a la serie original, seguido por el método NN, ARIMA, 2sagg y 2s.

Cuadro 2: RMSE por tipo modelo

	2s	2s_agg	ARIMA	NN	EM
RMSE	0.0108889	0.0101857	0.0098788	0.0081431	0.0080424

Comparando los resultados de las proyecciones a nivel, se puede notar que tanto Redes Neuronales, ARIMA y EM presentan valores superiores a los encontrados mediante el

método 2s y 2sagg. De hecho, ARIMA presenta una proyección creciente de la economía ecuatoriana para el año 2020. Por otro lado, el método nowcasting 2sagg presenta un decrecimiento más acelerado comparándolo con el método 2s. A diferencia de los métodos 2s y 2sagg, usar el método EM es completamente diferente ya que este tiene valores superiores.

Cuadro 3: Resultados de Proyección en nivel

	2s	2s_agg	ARIMA	NN	EM
forecast 2020-03	168407.0	173411.4	178891.0	178779.8	188638.6
forecast 2020-06	161373.1	166193.4	179189.6	178526.2	183257.7
forecast 2020-09	160791.8	165491.1	179641.3	178305.9	184411.5
forecast 2020-12	162379.1	167276.1	180150.2	178209.7	184463.3

Para realizar un análisis de las predicciones de los cinco modelos, se convirtió los resultados del modelo a nivel y se obtuvo la tasa de variación acumulada anual a diciembre 2020. Cuatro métodos dan como resultado tasas negativas, mientras que para EM la tasa es positiva.

Cuadro 4: Tasa var. acum. anual

	Porcentaje
2s	-9.1977482
2s_agg	-6.4969902
ARIMA	-0.1695383
NN	-0.7328090
EM	3.0148891

6 Conclusiones

La comparación de los RMSE mostró que el modelo con mayor ajuste es EM, seguido de Redes Neuronales, ARIMA, 2sagg y 2s. Si se comparamos los modelos nowcasting mediante 2s y 2sagg con los modelos benchmark, es evidente que los modelos ARIMA y Redes Neuronales, no logran captar el decrecimiento de la economía para el año 2020.

El 30 de junio de 2020 el BCE hizo público el valor del PIB para marzo 2020, el valor deflactado fue de 175230,48 miles de USD. De acuerdo a los resultados nowcasting, el modelo que más se acercó al valor real, fue usando el método 2sagg cuyo valor fue de 173411,4 miles de USD. Por otro lado, el método 2s subestima la proyección. Mientras que el resto de modelos lo sobrestiman, siendo el más lejano en su precisión el método EM cuyo valor fue de 194532,1 miles de USD.

Las tasas de variación acumulada anual del PIB para el año 2020 usando la metodología 2s proyecta que la economía ecuatoriana tendrá una variación de -9%, con 2sagg -6%, con NN -0.76%, con ARIMA de -0.16% y con EM 3%. Las proyecciones del BCE señalan que la tasa de variación según sus análisis estarán entre -7,3% a -9,6%. Por tanto, los métodos que presentan mayor acercamiento a estas proyecciones son usando los métodos nowcasting 2s y 2sagg.

Contrario al valor de ajuste RMSE, las proyecciones que se acercaron más al valor verdadero fueron sin lugar a duda, los modelos nowcasting 2s y 2sagg, que mostraron captar más eficientemente los cambios de la economía. La inclusión de muchas variables con distintos sectores económicos y reducirlos a pocos factores, mostró ser una forma eficaz para proyectar. Los modelos benchmark y el método EM por su parte, muestran todo lo contrario, no pueden captar eficazmente las variaciones.

El modelo ciertamente puede ser mejorado, incorporando variables que permitan ajustarse más a las proyecciones o eliminando variables que no brindan mucha información. Sin embargo esto depende de políticas públicas del gobierno sobre la exigencia en la transparencia y publicación oportuna de variables. Ya que lamentablemente, al recolectar información para este trabajo, se denotó que es poca la información que se hace pública o que recolecta como series. Sin duda, esta sería una política muy importante dado, que el uso de información uso es de vital importancia para generar estudios o investigaciones.

7 Anexos

1. RMSE de modelos optimizados del método 2s con $q=1$:

	1p	2p	3p	4p	5p
1r	0.0127482	0.0126101	0.0126087	0.0125950	0.0125889
2r	0.0116207	0.0115326	0.0117464	0.0118721	0.0124315
3r	0.0115761	0.0119935	0.0119062	0.0118998	0.0121843
4r	0.0119471	0.0113859	0.0119761	0.0118444	0.0119555
5r	0.0114572	0.0119050	0.0120759	0.0119151	0.0120878

2. RMSE de modelos optimizados del método 2s con $q=2$:

	1p	2p	3p	4p	5p
1r	NA	NA	NA	NA	NA
2r	0.0127286	0.0125658	0.0125718	0.0125809	0.0126722
3r	0.0120028	0.0115573	0.0114907	0.0114690	0.0121453
4r	0.0117656	0.0118004	0.0120001	0.0118654	0.0119890
5r	0.0112931	0.0117517	0.0115959	0.0114821	0.0119282

3. RMSE de modelos optimizados del método 2s con $q=3$:

	1p	2p	3p	4p	5p
1r	NA	NA	NA	NA	NA
2r	NA	NA	NA	NA	NA
3r	0.0125213	0.0123794	0.0123676	0.0123721	0.0124585
4r	0.0113583	0.0115182	0.0117233	0.0117625	0.0118912
5r	0.0108889	0.0112488	0.0115442	0.0114726	0.0118039

4. RMSE de modelos optimizados del método 2s con $q=4$:

	1p	2p	3p	4p	5p
1r	NA	NA	NA	NA	NA
2r	NA	NA	NA	NA	NA
3r	NA	NA	NA	NA	NA
4r	0.0124423	0.0124070	0.0124383	0.0124256	0.0124664
5r	0.0113287	0.0114313	0.0117042	0.0117097	0.0118953

5. RMSE de modelos optimizados del método 2s con $q=5$:

	1p	2p	3p	4p	5p
1r	NA	NA	NA	NA	NA
2r	NA	NA	NA	NA	NA
3r	NA	NA	NA	NA	NA
4r	NA	NA	NA	NA	NA
5r	0.0124612	0.0124009	0.012407	0.0123988	0.0124377

6. RMSE de modelos optimizados del método 2sagg con q=1:

	1p	2p	3p	4p	5p
1r	0.0115489	0.0114846	0.0114875	0.0115132	0.0114945
2r	0.0115119	0.0115619	0.0118057	0.0118464	0.0120454
3r	0.0112688	0.0112328	0.0109794	0.0110263	0.0112233
4r	0.0114105	0.0109921	0.0109140	0.0108769	0.0109849
5r	0.0112600	0.0110992	0.0110393	0.0108868	0.0107767

7. RMSE de modelos optimizados del método 2sagg con q=2:

	1p	2p	3p	4p	5p
1r	NA	NA	NA	NA	NA
2r	0.0114850	0.0114101	0.0113983	0.0114160	0.0114606
3r	0.0115706	0.0110087	0.0109301	0.0109621	0.0112798
4r	0.0113576	0.0111392	0.0110225	0.0109362	0.0108484
5r	0.0105500	0.0105274	0.0107433	0.0104688	0.0106034

8. RMSE de modelos optimizados del método 2sagg con q=3:

	1p	2p	3p	4p	5p
1r	NA	NA	NA	NA	NA
2r	NA	NA	NA	NA	NA
3r	0.0111863	0.0110959	0.0110575	0.0110821	0.0111307
4r	0.0109545	0.0105680	0.0107077	0.0107689	0.0108718
5r	0.0107688	0.0103356	0.0106127	0.0105220	0.0106861

9. RMSE de modelos optimizados del método 2sagg con q=4:

	1p	2p	3p	4p	5p
1r	NA	NA	NA	NA	NA
2r	NA	NA	NA	NA	NA

	1p	2p	3p	4p	5p
3r	NA	NA	NA	NA	NA
4r	0.0107492	0.0106801	0.0106366	0.0106557	0.0106882
5r	0.0101857	0.0103038	0.0106159	0.0105439	0.0107345

10. RMSE de modelos optimizados del método 2sagg con q=5:

	1p	2p	3p	4p	5p
1r	NA	NA	NA	NA	NA
2r	NA	NA	NA	NA	NA
3r	NA	NA	NA	NA	NA
4r	NA	NA	NA	NA	NA
5r	0.0107345	0.0107345	0.0107345	0.0107345	0.0107345

11. Tasa variación acumulada con 2s:

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2003-03-01	104400.9	NA	NA	NA	NA
2003-06-01	102407.9	NA	-1.9089590	NA	NA
2003-09-01	104643.8	NA	2.1833274	NA	NA
2003-12-01	108160.0	NA	3.3601701	419612.6	NA
2004-03-01	110914.1	6.2386735	2.5463105	426125.8	NA
2004-06-01	112825.5	10.1726322	1.7232974	436543.4	NA
2004-09-01	114032.9	8.9724180	1.0701482	445932.5	NA
2004-12-01	116294.6	7.5208843	1.9833927	454067.1	8.2110209
2005-03-01	117718.1	6.1345035	1.2240722	460871.1	8.1537602
2005-06-01	119363.9	5.7951709	1.3980683	467409.6	7.0705749
2005-09-01	119519.2	4.8111558	0.1300812	472895.9	6.0465091
2005-12-01	121491.9	4.4691065	1.6505718	478093.2	5.2913083
2006-03-01	122781.2	4.3009684	1.0611568	483156.2	4.8354255
2006-06-01	124470.3	4.2779594	1.3756997	488262.5	4.4613957
2006-09-01	125930.0	5.3638165	1.1727460	494673.3	4.6051323
2006-12-01	125964.8	3.6815693	0.0276106	499146.2	4.4035264
2007-03-01	125486.9	2.2036687	-0.3793919	501851.8	3.8694794
2007-06-01	126413.7	1.5614011	0.7386352	503795.3	3.1812331
2007-09-01	128215.0	1.8145004	1.4248768	506080.3	2.3059622
2007-12-01	129962.2	3.1734672	1.3627269	510077.8	2.1900640
2008-03-01	132035.9	5.2189134	1.5956178	516626.8	2.9440920
2008-06-01	134379.6	6.3013878	1.7750172	524592.6	4.1281289
2008-09-01	136892.4	6.7678285	1.8699198	533270.0	5.3726037
2008-12-01	139196.3	7.1051967	1.6830159	542504.1	6.3571306
2009-03-01	137212.0	3.9201990	-1.4255411	547680.2	6.0107855
2009-06-01	136637.3	1.6801216	-0.4188191	549937.9	4.8314155
2009-09-01	135795.0	-0.8015788	-0.6164129	548840.6	2.9198304
2009-12-01	135933.0	-2.3443660	0.1015869	545577.3	0.5664916

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2010-03-01	137298.1	0.0628079	1.0042815	545663.5	-0.3682167
2010-06-01	139462.6	2.0677077	1.5764306	548488.8	-0.2635079
2010-09-01	141758.9	4.3918096	1.6465710	554452.6	1.0225246
2010-12-01	146290.9	7.6198789	3.1969913	564810.6	3.5252987
2011-03-01	147903.6	7.7244231	1.1023992	575416.0	5.4525436
2011-06-01	151767.4	8.8230490	2.6123563	587720.9	7.1527683
2011-09-01	154091.0	8.6993615	1.5310402	600053.0	8.2243980
2011-12-01	155488.6	6.2872182	0.9069509	609250.6	7.8681409
2012-03-01	157985.9	6.8167761	1.6061246	619332.9	7.6321925
2012-06-01	160728.4	5.9044363	1.7359271	628293.9	6.9034504
2012-09-01	161969.6	5.1129258	0.7722156	636172.5	6.0193782
2012-12-01	162940.4	4.7925455	0.5993903	643624.3	5.6419621
2013-03-01	164587.1	4.1783666	1.0106209	650225.6	4.9880541
2013-06-01	168022.4	4.5380773	2.0872045	657519.5	4.6515858
2013-09-01	171316.2	5.7705894	1.9603279	666866.1	4.8247404
2013-12-01	171535.6	5.2750202	0.1280498	675461.3	4.9465113
2014-03-01	170960.8	3.8724960	-0.3350909	681834.9	4.8612900
2014-06-01	174940.6	4.1174451	2.3279436	688753.1	4.7502162
2014-09-01	177360.2	3.5279970	1.3830921	694797.2	4.1884013
2014-12-01	177792.0	3.6473195	0.2434537	701053.6	3.7888685
2015-03-01	178160.5	4.2113407	0.2072590	708253.4	3.8746109
2015-06-01	175377.7	0.2498333	-1.5619680	708690.4	2.8946917
2015-09-01	174922.2	-1.3745867	-0.2596910	706252.4	1.6487229
2015-12-01	173286.3	-2.5342421	-0.9352269	701746.8	0.0988726
2016-03-01	172046.3	-3.4318662	-0.7156133	695632.5	-1.7819640
2016-06-01	173281.0	-1.1955455	0.7176558	693535.8	-2.1383949
2016-09-01	173109.1	-1.0365577	-0.0991973	691722.7	-2.0573097
2016-12-01	174704.3	0.8183046	0.9215346	693140.7	-1.2263840
2017-03-01	174979.4	1.7048205	0.1574145	696073.7	0.0634243
2017-06-01	176859.7	2.0652643	1.0746011	699652.4	0.8819487
2017-09-01	178194.0	2.9374369	0.7544795	704737.4	1.8815012
2017-12-01	179523.8	2.7586550	0.7462539	709556.9	2.3683865
2018-03-01	177625.6	1.5123442	-1.0573471	712203.2	2.3172056
2018-06-01	179431.9	1.4544072	1.0169140	714775.5	2.1615032
2018-09-01	180808.3	1.4670580	0.7670429	717389.7	1.7953141
2018-12-01	180839.3	0.7327718	0.0171839	718705.2	1.2892919
2019-03-01	179577.3	1.0987659	-0.6978570	720656.9	1.1869730
2019-06-01	180289.8	0.4780977	0.3967483	721514.7	0.9428499
2019-09-01	180220.4	-0.3251179	-0.0384825	720926.9	0.4930668
2019-12-01	179003.7	-1.0150613	-0.6751288	719091.2	0.0537188
2020-03-01	168407.0	-6.2203663	-5.9198428	707920.9	-1.7672735
2020-06-01	161373.1	-10.4923783	-4.1766980	689004.2	-4.5058714
2020-09-01	160791.8	-10.7804510	-0.3602001	669575.6	-7.1229498
2020-12-01	162379.1	-9.2872788	0.9871653	652951.0	-9.1977482

12.Tasa variación acumulada con 2sagg:

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2003-03-01	104400.9	NA	NA	NA	NA
2003-06-01	102407.9	NA	-1.9089590	NA	NA
2003-09-01	104643.8	NA	2.1833274	NA	NA
2003-12-01	108160.0	NA	3.3601701	419612.6	NA
2004-03-01	110914.1	6.2386735	2.5463105	426125.8	NA
2004-06-01	112825.5	10.1726322	1.7232974	436543.4	NA
2004-09-01	114032.9	8.9724180	1.0701482	445932.5	NA
2004-12-01	116294.6	7.5208843	1.9833927	454067.1	8.2110209
2005-03-01	117718.1	6.1345035	1.2240722	460871.1	8.1537602
2005-06-01	119363.9	5.7951709	1.3980683	467409.6	7.0705749
2005-09-01	119519.2	4.8111558	0.1300812	472895.9	6.0465091
2005-12-01	121491.9	4.4691065	1.6505718	478093.2	5.2913083
2006-03-01	122781.2	4.3009684	1.0611568	483156.2	4.8354255
2006-06-01	124470.3	4.2779594	1.3756997	488262.5	4.4613957
2006-09-01	125930.0	5.3638165	1.1727460	494673.3	4.6051323
2006-12-01	125964.8	3.6815693	0.0276106	499146.2	4.4035264
2007-03-01	125486.9	2.2036687	-0.3793919	501851.8	3.8694794
2007-06-01	126413.7	1.5614011	0.7386352	503795.3	3.1812331
2007-09-01	128215.0	1.8145004	1.4248768	506080.3	2.3059622
2007-12-01	129962.2	3.1734672	1.3627269	510077.8	2.1900640
2008-03-01	132035.9	5.2189134	1.5956178	516626.8	2.9440920
2008-06-01	134379.6	6.3013878	1.7750172	524592.6	4.1281289
2008-09-01	136892.4	6.7678285	1.8699198	533270.0	5.3726037
2008-12-01	139196.3	7.1051967	1.6830159	542504.1	6.3571306
2009-03-01	137212.0	3.9201990	-1.4255411	547680.2	6.0107855
2009-06-01	136637.3	1.6801216	-0.4188191	549937.9	4.8314155
2009-09-01	135795.0	-0.8015788	-0.6164129	548840.6	2.9198304
2009-12-01	135933.0	-2.3443660	0.1015869	545577.3	0.5664916
2010-03-01	137298.1	0.0628079	1.0042815	545663.5	-0.3682167
2010-06-01	139462.6	2.0677077	1.5764306	548488.8	-0.2635079
2010-09-01	141758.9	4.3918096	1.6465710	554452.6	1.0225246
2010-12-01	146290.9	7.6198789	3.1969913	564810.6	3.5252987
2011-03-01	147903.6	7.7244231	1.1023992	575416.0	5.4525436
2011-06-01	151767.4	8.8230490	2.6123563	587720.9	7.1527683
2011-09-01	154091.0	8.6993615	1.5310402	600053.0	8.2243980
2011-12-01	155488.6	6.2872182	0.9069509	609250.6	7.8681409
2012-03-01	157985.9	6.8167761	1.6061246	619332.9	7.6321925
2012-06-01	160728.4	5.9044363	1.7359271	628293.9	6.9034504
2012-09-01	161969.6	5.1129258	0.7722156	636172.5	6.0193782
2012-12-01	162940.4	4.7925455	0.5993903	643624.3	5.6419621
2013-03-01	164587.1	4.1783666	1.0106209	650225.6	4.9880541
2013-06-01	168022.4	4.5380773	2.0872045	657519.5	4.6515858
2013-09-01	171316.2	5.7705894	1.9603279	666866.1	4.8247404
2013-12-01	171535.6	5.2750202	0.1280498	675461.3	4.9465113
2014-03-01	170960.8	3.8724960	-0.3350909	681834.9	4.8612900
2014-06-01	174940.6	4.1174451	2.3279436	688753.1	4.7502162

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2014-09-01	177360.2	3.5279970	1.3830921	694797.2	4.1884013
2014-12-01	177792.0	3.6473195	0.2434537	701053.6	3.7888685
2015-03-01	178160.5	4.2113407	0.2072590	708253.4	3.8746109
2015-06-01	175377.7	0.2498333	-1.5619680	708690.4	2.8946917
2015-09-01	174922.2	-1.3745867	-0.2596910	706252.4	1.6487229
2015-12-01	173286.3	-2.5342421	-0.9352269	701746.8	0.0988726
2016-03-01	172046.3	-3.4318662	-0.7156133	695632.5	-1.7819640
2016-06-01	173281.0	-1.1955455	0.7176558	693535.8	-2.1383949
2016-09-01	173109.1	-1.0365577	-0.0991973	691722.7	-2.0573097
2016-12-01	174704.3	0.8183046	0.9215346	693140.7	-1.2263840
2017-03-01	174979.4	1.7048205	0.1574145	696073.7	0.0634243
2017-06-01	176859.7	2.0652643	1.0746011	699652.4	0.8819487
2017-09-01	178194.0	2.9374369	0.7544795	704737.4	1.8815012
2017-12-01	179523.8	2.7586550	0.7462539	709556.9	2.3683865
2018-03-01	177625.6	1.5123442	-1.0573471	712203.2	2.3172056
2018-06-01	179431.9	1.4544072	1.0169140	714775.5	2.1615032
2018-09-01	180808.3	1.4670580	0.7670429	717389.7	1.7953141
2018-12-01	180839.3	0.7327718	0.0171839	718705.2	1.2892919
2019-03-01	179577.3	1.0987659	-0.6978570	720656.9	1.1869730
2019-06-01	180289.8	0.4780977	0.3967483	721514.7	0.9428499
2019-09-01	180220.4	-0.3251179	-0.0384825	720926.9	0.4930668
2019-12-01	179003.7	-1.0150613	-0.6751288	719091.2	0.0537188
2020-03-01	173411.4	-3.4335940	-3.1241402	712925.3	-1.0728499
2020-06-01	166193.4	-7.8187538	-4.1623504	698828.9	-3.1441967
2020-09-01	165491.1	-8.1729325	-0.4225546	684099.6	-5.1083260
2020-12-01	167276.1	-6.5516092	1.0785777	672372.0	-6.4969902

13. Tasa variación acumulada con ARIMA:

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2003-03-01	104400.9	NA	NA	NA	NA
2003-06-01	102407.9	NA	-1.9089590	NA	NA
2003-09-01	104643.8	NA	2.1833274	NA	NA
2003-12-01	108160.0	NA	3.3601701	419612.6	NA
2004-03-01	110914.1	6.2386735	2.5463105	426125.8	NA
2004-06-01	112825.5	10.1726322	1.7232974	436543.4	NA
2004-09-01	114032.9	8.9724180	1.0701482	445932.5	NA
2004-12-01	116294.6	7.5208843	1.9833927	454067.1	8.2110209
2005-03-01	117718.1	6.1345035	1.2240722	460871.1	8.1537602
2005-06-01	119363.9	5.7951709	1.3980683	467409.6	7.0705749
2005-09-01	119519.2	4.8111558	0.1300812	472895.9	6.0465091
2005-12-01	121491.9	4.4691065	1.6505718	478093.2	5.2913083
2006-03-01	122781.2	4.3009684	1.0611568	483156.2	4.8354255
2006-06-01	124470.3	4.2779594	1.3756997	488262.5	4.4613957
2006-09-01	125930.0	5.3638165	1.1727460	494673.3	4.6051323
2006-12-01	125964.8	3.6815693	0.0276106	499146.2	4.4035264

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2007-03-01	125486.9	2.2036687	-0.3793919	501851.8	3.8694794
2007-06-01	126413.7	1.5614011	0.7386352	503795.3	3.1812331
2007-09-01	128215.0	1.8145004	1.4248768	506080.3	2.3059622
2007-12-01	129962.2	3.1734672	1.3627269	510077.8	2.1900640
2008-03-01	132035.9	5.2189134	1.5956178	516626.8	2.9440920
2008-06-01	134379.6	6.3013878	1.7750172	524592.6	4.1281289
2008-09-01	136892.4	6.7678285	1.8699198	533270.0	5.3726037
2008-12-01	139196.3	7.1051967	1.6830159	542504.1	6.3571306
2009-03-01	137212.0	3.9201990	-1.4255411	547680.2	6.0107855
2009-06-01	136637.3	1.6801216	-0.4188191	549937.9	4.8314155
2009-09-01	135795.0	-0.8015788	-0.6164129	548840.6	2.9198304
2009-12-01	135933.0	-2.3443660	0.1015869	545577.3	0.5664916
2010-03-01	137298.1	0.0628079	1.0042815	545663.5	-0.3682167
2010-06-01	139462.6	2.0677077	1.5764306	548488.8	-0.2635079
2010-09-01	141758.9	4.3918096	1.6465710	554452.6	1.0225246
2010-12-01	146290.9	7.6198789	3.1969913	564810.6	3.5252987
2011-03-01	147903.6	7.7244231	1.1023992	575416.0	5.4525436
2011-06-01	151767.4	8.8230490	2.6123563	587720.9	7.1527683
2011-09-01	154091.0	8.6993615	1.5310402	600053.0	8.2243980
2011-12-01	155488.6	6.2872182	0.9069509	609250.6	7.8681409
2012-03-01	157985.9	6.8167761	1.6061246	619332.9	7.6321925
2012-06-01	160728.4	5.9044363	1.7359271	628293.9	6.9034504
2012-09-01	161969.6	5.1129258	0.7722156	636172.5	6.0193782
2012-12-01	162940.4	4.7925455	0.5993903	643624.3	5.6419621
2013-03-01	164587.1	4.1783666	1.0106209	650225.6	4.9880541
2013-06-01	168022.4	4.5380773	2.0872045	657519.5	4.6515858
2013-09-01	171316.2	5.7705894	1.9603279	666866.1	4.8247404
2013-12-01	171535.6	5.2750202	0.1280498	675461.3	4.9465113
2014-03-01	170960.8	3.8724960	-0.3350909	681834.9	4.8612900
2014-06-01	174940.6	4.1174451	2.3279436	688753.1	4.7502162
2014-09-01	177360.2	3.5279970	1.3830921	694797.2	4.1884013
2014-12-01	177792.0	3.6473195	0.2434537	701053.6	3.7888685
2015-03-01	178160.5	4.2113407	0.2072590	708253.4	3.8746109
2015-06-01	175377.7	0.2498333	-1.5619680	708690.4	2.8946917
2015-09-01	174922.2	-1.3745867	-0.2596910	706252.4	1.6487229
2015-12-01	173286.3	-2.5342421	-0.9352269	701746.8	0.0988726
2016-03-01	172046.3	-3.4318662	-0.7156133	695632.5	-1.7819640
2016-06-01	173281.0	-1.1955455	0.7176558	693535.8	-2.1383949
2016-09-01	173109.1	-1.0365577	-0.0991973	691722.7	-2.0573097
2016-12-01	174704.3	0.8183046	0.9215346	693140.7	-1.2263840
2017-03-01	174979.4	1.7048205	0.1574145	696073.7	0.0634243
2017-06-01	176859.7	2.0652643	1.0746011	699652.4	0.8819487
2017-09-01	178194.0	2.9374369	0.7544795	704737.4	1.8815012
2017-12-01	179523.8	2.7586550	0.7462539	709556.9	2.3683865
2018-03-01	177625.6	1.5123442	-1.0573471	712203.2	2.3172056
2018-06-01	179431.9	1.4544072	1.0169140	714775.5	2.1615032

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2018-09-01	180808.3	1.4670580	0.7670429	717389.7	1.7953141
2018-12-01	180839.3	0.7327718	0.0171839	718705.2	1.2892919
2019-03-01	179577.3	1.0987659	-0.6978570	720656.9	1.1869730
2019-06-01	180289.8	0.4780977	0.3967483	721514.7	0.9428499
2019-09-01	180220.4	-0.3251179	-0.0384825	720926.9	0.4930668
2019-12-01	179003.7	-1.0150613	-0.6751288	719091.2	0.0537188
2020-03-01	178891.0	-0.3821908	-0.0629585	718404.9	-0.3124841
2020-06-01	179189.6	-0.6102552	0.1669006	717304.7	-0.5834983
2020-09-01	179641.3	-0.3213137	0.2521212	716725.6	-0.5827580
2020-12-01	180150.2	0.6404859	0.2832569	717872.1	-0.1695383

14. Tasa variación acumulada con NN:

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2003-03-01	104400.9	NA	NA	NA	NA
2003-06-01	102407.9	NA	-1.9089590	NA	NA
2003-09-01	104643.8	NA	2.1833274	NA	NA
2003-12-01	108160.0	NA	3.3601701	419612.6	NA
2004-03-01	110914.1	6.2386735	2.5463105	426125.8	NA
2004-06-01	112825.5	10.1726322	1.7232974	436543.4	NA
2004-09-01	114032.9	8.9724180	1.0701482	445932.5	NA
2004-12-01	116294.6	7.5208843	1.9833927	454067.1	8.2110209
2005-03-01	117718.1	6.1345035	1.2240722	460871.1	8.1537602
2005-06-01	119363.9	5.7951709	1.3980683	467409.6	7.0705749
2005-09-01	119519.2	4.8111558	0.1300812	472895.9	6.0465091
2005-12-01	121491.9	4.4691065	1.6505718	478093.2	5.2913083
2006-03-01	122781.2	4.3009684	1.0611568	483156.2	4.8354255
2006-06-01	124470.3	4.2779594	1.3756997	488262.5	4.4613957
2006-09-01	125930.0	5.3638165	1.1727460	494673.3	4.6051323
2006-12-01	125964.8	3.6815693	0.0276106	499146.2	4.4035264
2007-03-01	125486.9	2.2036687	-0.3793919	501851.8	3.8694794
2007-06-01	126413.7	1.5614011	0.7386352	503795.3	3.1812331
2007-09-01	128215.0	1.8145004	1.4248768	506080.3	2.3059622
2007-12-01	129962.2	3.1734672	1.3627269	510077.8	2.1900640
2008-03-01	132035.9	5.2189134	1.5956178	516626.8	2.9440920
2008-06-01	134379.6	6.3013878	1.7750172	524592.6	4.1281289
2008-09-01	136892.4	6.7678285	1.8699198	533270.0	5.3726037
2008-12-01	139196.3	7.1051967	1.6830159	542504.1	6.3571306
2009-03-01	137212.0	3.9201990	-1.4255411	547680.2	6.0107855
2009-06-01	136637.3	1.6801216	-0.4188191	549937.9	4.8314155
2009-09-01	135795.0	-0.8015788	-0.6164129	548840.6	2.9198304
2009-12-01	135933.0	-2.3443660	0.1015869	545577.3	0.5664916
2010-03-01	137298.1	0.0628079	1.0042815	545663.5	-0.3682167
2010-06-01	139462.6	2.0677077	1.5764306	548488.8	-0.2635079
2010-09-01	141758.9	4.3918096	1.6465710	554452.6	1.0225246
2010-12-01	146290.9	7.6198789	3.1969913	564810.6	3.5252987

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2011-03-01	147903.6	7.7244231	1.1023992	575416.0	5.4525436
2011-06-01	151767.4	8.8230490	2.6123563	587720.9	7.1527683
2011-09-01	154091.0	8.6993615	1.5310402	600053.0	8.2243980
2011-12-01	155488.6	6.2872182	0.9069509	609250.6	7.8681409
2012-03-01	157985.9	6.8167761	1.6061246	619332.9	7.6321925
2012-06-01	160728.4	5.9044363	1.7359271	628293.9	6.9034504
2012-09-01	161969.6	5.1129258	0.7722156	636172.5	6.0193782
2012-12-01	162940.4	4.7925455	0.5993903	643624.3	5.6419621
2013-03-01	164587.1	4.1783666	1.0106209	650225.6	4.9880541
2013-06-01	168022.4	4.5380773	2.0872045	657519.5	4.6515858
2013-09-01	171316.2	5.7705894	1.9603279	666866.1	4.8247404
2013-12-01	171535.6	5.2750202	0.1280498	675461.3	4.9465113
2014-03-01	170960.8	3.8724960	-0.3350909	681834.9	4.8612900
2014-06-01	174940.6	4.1174451	2.3279436	688753.1	4.7502162
2014-09-01	177360.2	3.5279970	1.3830921	694797.2	4.1884013
2014-12-01	177792.0	3.6473195	0.2434537	701053.6	3.7888685
2015-03-01	178160.5	4.2113407	0.2072590	708253.4	3.8746109
2015-06-01	175377.7	0.2498333	-1.5619680	708690.4	2.8946917
2015-09-01	174922.2	-1.3745867	-0.2596910	706252.4	1.6487229
2015-12-01	173286.3	-2.5342421	-0.9352269	701746.8	0.0988726
2016-03-01	172046.3	-3.4318662	-0.7156133	695632.5	-1.7819640
2016-06-01	173281.0	-1.1955455	0.7176558	693535.8	-2.1383949
2016-09-01	173109.1	-1.0365577	-0.0991973	691722.7	-2.0573097
2016-12-01	174704.3	0.8183046	0.9215346	693140.7	-1.2263840
2017-03-01	174979.4	1.7048205	0.1574145	696073.7	0.0634243
2017-06-01	176859.7	2.0652643	1.0746011	699652.4	0.8819487
2017-09-01	178194.0	2.9374369	0.7544795	704737.4	1.8815012
2017-12-01	179523.8	2.7586550	0.7462539	709556.9	2.3683865
2018-03-01	177625.6	1.5123442	-1.0573471	712203.2	2.3172056
2018-06-01	179431.9	1.4544072	1.0169140	714775.5	2.1615032
2018-09-01	180808.3	1.4670580	0.7670429	717389.7	1.7953141
2018-12-01	180839.3	0.7327718	0.0171839	718705.2	1.2892919
2019-03-01	179577.3	1.0987659	-0.6978570	720656.9	1.1869730
2019-06-01	180289.8	0.4780977	0.3967483	721514.7	0.9428499
2019-09-01	180220.4	-0.3251179	-0.0384825	720926.9	0.4930668
2019-12-01	179003.7	-1.0150613	-0.6751288	719091.2	0.0537188
2020-03-01	178779.8	-0.4440886	-0.1250547	718293.8	-0.3279081
2020-06-01	178526.2	-0.9782174	-0.1418917	716530.1	-0.6908492
2020-09-01	178305.9	-1.0622976	-0.1233606	714615.7	-0.8754308
2020-12-01	178209.7	-0.4435548	-0.0539648	713821.7	-0.7328090

15. Tasa variación acumulada con EM:

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2003-03-01	104400.9	NA	NA	NA	NA
2003-06-01	102407.9	NA	-1.9089590	NA	NA

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2003-09-01	104643.8	NA	2.1833274	NA	NA
2003-12-01	108160.0	NA	3.3601701	419612.6	NA
2004-03-01	110914.1	6.2386735	2.5463105	426125.8	NA
2004-06-01	112825.5	10.1726322	1.7232974	436543.4	NA
2004-09-01	114032.9	8.9724180	1.0701482	445932.5	NA
2004-12-01	116294.6	7.5208843	1.9833927	454067.1	8.2110209
2005-03-01	117718.1	6.1345035	1.2240722	460871.1	8.1537602
2005-06-01	119363.9	5.7951709	1.3980683	467409.6	7.0705749
2005-09-01	119519.2	4.8111558	0.1300812	472895.9	6.0465091
2005-12-01	121491.9	4.4691065	1.6505718	478093.2	5.2913083
2006-03-01	122781.2	4.3009684	1.0611568	483156.2	4.8354255
2006-06-01	124470.3	4.2779594	1.3756997	488262.5	4.4613957
2006-09-01	125930.0	5.3638165	1.1727460	494673.3	4.6051323
2006-12-01	125964.8	3.6815693	0.0276106	499146.2	4.4035264
2007-03-01	125486.9	2.2036687	-0.3793919	501851.8	3.8694794
2007-06-01	126413.7	1.5614011	0.7386352	503795.3	3.1812331
2007-09-01	128215.0	1.8145004	1.4248768	506080.3	2.3059622
2007-12-01	129962.2	3.1734672	1.3627269	510077.8	2.1900640
2008-03-01	132035.9	5.2189134	1.5956178	516626.8	2.9440920
2008-06-01	134379.6	6.3013878	1.7750172	524592.6	4.1281289
2008-09-01	136892.4	6.7678285	1.8699198	533270.0	5.3726037
2008-12-01	139196.3	7.1051967	1.6830159	542504.1	6.3571306
2009-03-01	137212.0	3.9201990	-1.4255411	547680.2	6.0107855
2009-06-01	136637.3	1.6801216	-0.4188191	549937.9	4.8314155
2009-09-01	135795.0	-0.8015788	-0.6164129	548840.6	2.9198304
2009-12-01	135933.0	-2.3443660	0.1015869	545577.3	0.5664916
2010-03-01	137298.1	0.0628079	1.0042815	545663.5	-0.3682167
2010-06-01	139462.6	2.0677077	1.5764306	548488.8	-0.2635079
2010-09-01	141758.9	4.3918096	1.6465710	554452.6	1.0225246
2010-12-01	146290.9	7.6198789	3.1969913	564810.6	3.5252987
2011-03-01	147903.6	7.7244231	1.1023992	575416.0	5.4525436
2011-06-01	151767.4	8.8230490	2.6123563	587720.9	7.1527683
2011-09-01	154091.0	8.6993615	1.5310402	600053.0	8.2243980
2011-12-01	155488.6	6.2872182	0.9069509	609250.6	7.8681409
2012-03-01	157985.9	6.8167761	1.6061246	619332.9	7.6321925
2012-06-01	160728.4	5.9044363	1.7359271	628293.9	6.9034504
2012-09-01	161969.6	5.1129258	0.7722156	636172.5	6.0193782
2012-12-01	162940.4	4.7925455	0.5993903	643624.3	5.6419621
2013-03-01	164587.1	4.1783666	1.0106209	650225.6	4.9880541
2013-06-01	168022.4	4.5380773	2.0872045	657519.5	4.6515858
2013-09-01	171316.2	5.7705894	1.9603279	666866.1	4.8247404
2013-12-01	171535.6	5.2750202	0.1280498	675461.3	4.9465113
2014-03-01	170960.8	3.8724960	-0.3350909	681834.9	4.8612900
2014-06-01	174940.6	4.1174451	2.3279436	688753.1	4.7502162
2014-09-01	177360.2	3.5279970	1.3830921	694797.2	4.1884013
2014-12-01	177792.0	3.6473195	0.2434537	701053.6	3.7888685

fecha	predPIB	tasaintanual	tasainttrim	PIBanual	tasavarannual
2015-03-01	178160.5	4.2113407	0.2072590	708253.4	3.8746109
2015-06-01	175377.7	0.2498333	-1.5619680	708690.4	2.8946917
2015-09-01	174922.2	-1.3745867	-0.2596910	706252.4	1.6487229
2015-12-01	173286.3	-2.5342421	-0.9352269	701746.8	0.0988726
2016-03-01	172046.3	-3.4318662	-0.7156133	695632.5	-1.7819640
2016-06-01	173281.0	-1.1955455	0.7176558	693535.8	-2.1383949
2016-09-01	173109.1	-1.0365577	-0.0991973	691722.7	-2.0573097
2016-12-01	174704.3	0.8183046	0.9215346	693140.7	-1.2263840
2017-03-01	174979.4	1.7048205	0.1574145	696073.7	0.0634243
2017-06-01	176859.7	2.0652643	1.0746011	699652.4	0.8819487
2017-09-01	178194.0	2.9374369	0.7544795	704737.4	1.8815012
2017-12-01	179523.8	2.7586550	0.7462539	709556.9	2.3683865
2018-03-01	177625.6	1.5123442	-1.0573471	712203.2	2.3172056
2018-06-01	179431.9	1.4544072	1.0169140	714775.5	2.1615032
2018-09-01	180808.3	1.4670580	0.7670429	717389.7	1.7953141
2018-12-01	180839.3	0.7327718	0.0171839	718705.2	1.2892919
2019-03-01	179577.3	1.0987659	-0.6978570	720656.9	1.1869730
2019-06-01	180289.8	0.4780977	0.3967483	721514.7	0.9428499
2019-09-01	180220.4	-0.3251179	-0.0384825	720926.9	0.4930668
2019-12-01	179003.7	-1.0150613	-0.6751288	719091.2	0.0537188
2020-03-01	188638.6	5.0458659	5.3824928	728152.5	1.0401096
2020-06-01	183257.7	1.6461934	-2.8524615	731120.4	1.3313214
2020-09-01	184411.5	2.3255029	0.6295682	735311.4	1.9952857
2020-12-01	184463.3	3.0500054	0.0281281	740771.1	3.0148891

Bibliografía

- Astudillo, Manuel González. 2017. «Un modelo de nowcasting para la tasa de crecimiento del PIB real de Ecuador». *Cordés*, noviembre, 27.
- Bañbura, Marta, Domenico Giannone, Michele Modugno, y Lucrezia Reichlin. 2013. «Now-casting and the real-time data flow». *European Central Bank*, julio, 55.
- Bañbura, Marta, y Gerhard Rünstler. 2017. «A look into the factor model black box: publication lags and the role of hard and soft data in forecasting GDP». *European Central Bank*, mayo, 36.
- Barhoumi, Karim, Olivier Darné, Laurent Ferrara, y Bertrand Pluyaud. 2012. «Monthly Gdp Forecasting Using Bridge Models: Application for the French Economy». *Bulletin of Economic Research* 64 (s1): s53-s70. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8586.2010.00359.x>.
- Caseres, Felix. 2017. «Nowcasting: Modelos de Factores Dinámicos y Ecuaciones Puente para la Proyección del PIB del Ecuador Compendium: Cuadernos de Economía y Administración». *compendium* 4. <http://www.revistas.espol.edu.ec/index.php/compendium/article/view/210>.
- Chernis, Tony, y Rodrigo Sekkel. 2019. «A Dynamic Factor Model for Nowcasting Canadian GDP Growth». *Bank of Canada*, febrero, 29.
- Evans, Martin D. D. 2005. «Where Are We Now? Real-Time Estimates of the Macro Economy». Working Paper 11064. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w11064>.
- Giannone, Domenico, Lucrezia Reichlin, y David Small. 2008. «Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data». *Journal of Monetary Economics*, mayo, 12.
- Liu, Philip, Rafael Romeu, y Troy Matheson. 2011. «Real-time Forecasts of Economic Activity for Latin American Economies». *IMF*. <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2016/12/31/Real-time-Forecasts-of-Economic-Activity-for-Latin-American-Economies-24819>.
- Stock, James H, y Mark W Watson. 2006. «Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast?» Working Paper 12324. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w12324>.
- Valk, Serge de, Daiane de Mattos, y Pedro Ferreira. 2019. «Nowcasting: An R Package for Predicting Economic Variables Using Dynamic Factor Models». *The R Journal* 11 (junio): 15.