

**N° 32-2020**

Octubre

INFORME ESPECIAL

**Nowcasting de la industria en Colombia:  
un enfoque de modelos  
factoriales dinámicos**

# Nowcasting de la industria en Colombia: un enfoque de modelos factoriales dinámicos

Fernando Cárdenas Echeverri <sup>1</sup>, Sara Gómez Montoya<sup>2</sup>, Diego Montañez-Herrera<sup>3</sup>.

## Resumen

Este documento contribuye a la literatura naciente sobre *nowcasting* a nivel sectorial en economías emergentes. Se desarrolla un marco de predicción inmediata, basada en datos a nivel macro y micro de la industria, para proporcionar estimaciones más rápidas de la actividad económica real del sector industrial en Colombia. Se utilizan datos que están disponibles poco después del final del mes de referencia, combinando información de distintas fuentes de fácil y público acceso, para formar nuestro conjunto de predictores. Los resultados del análisis en pseudo tiempo real indican que una combinación simple de *nowcasting* basada en los modelos de factores dinámicos proporciona estimaciones más precisas y rápidas del PIB industrial.

Se estiman múltiples modelos factoriales dinámicos combinando el conjunto de predictores optimizando más de 10.000 funciones valor, encontrando que el modelo más preciso según criterios bayesianos para el PIB de la industria predice una contracción del 12,9% y 5,1% para el tercer y cuarto trimestre, para una caída anual del orden del 11,04% para el 2020.

---

<sup>1</sup> Integrante del Grupo Coyuntura Económica, Universidad EAFIT. Dirección: [fcardeni@eafit.edu.co](mailto:fcardeni@eafit.edu.co).

<sup>2</sup> Integrante del Grupo Coyuntura Económica, Universidad EAFIT. Dirección: [sgomezmi0@eafit.edu.co](mailto:sgomezmi0@eafit.edu.co).

<sup>3</sup> Integrante del Grupo Coyuntura Económica, Universidad EAFIT. Dirección: [dfmontaneh@eafit.edu.co](mailto:dfmontaneh@eafit.edu.co).

## I. Introducción

La compleja coyuntura económica que vive el mundo debido a la crisis del Covid-19 hace difícil pronosticar el comportamiento de las diferentes variables económicas en el corto plazo. La incertidumbre generada por la pandemia y las medidas para su control, en combinación con las diversas iniciativas de política pública tendientes a reactivar la economía, salvar las empresas y proteger y recuperar el empleo obligan a condicionar estos pronósticos a los datos de corto plazo disponibles con alta frecuencia.

En este informe de Nowcasting, de los primeros a nivel sectorial en el país, nos proponemos predecir en pseudo tiempo real el comportamiento de la industria colombiana, que ha sido fuertemente afectada por la pandemia debido al cese de gran parte de las actividades productivas del país, la migración al trabajo remoto y la escasez de demanda por bienes y servicios ocasionada por el aislamiento social obligatorio. Los resultados de la industria durante los meses de marzo y abril durante el confinamiento orientado a controlar los efectos del brote del nuevo corona virus, reflejan sin duda el peor desempeño en su historia reciente, incluso el segundo trimestre experimentó una contracción superior a la barrera del 20%.

Ahora bien, las PYMEs fueron las más afectadas por sus limitaciones de liquidez y dificultades de acceso a financiación. Entre los sectores particularmente golpeados están el manufacturero, el minero energético, los servicios artísticos y recreativos y la industria de la construcción. En el mes de junio, el ISE (Indicador de Seguimiento de la Economía de la Industria) muestra una contracción del 10,33% anual, con una recuperación respecto a las dramáticas caídas del 26,8% y 39,1% del mes de mayo y abril respectivamente. Según la EMMET (Encuesta Mensual Manufacturera con Enfoque Territorial), la producción real de la industria manufacturera presentó una variación de -8,5% en julio de 2020 frente a julio de 2019, mientras que las ventas reales cayeron el 8,7% y el personal ocupado el 8,0% en el mismo periodo. De las 39 actividades industriales analizadas en la encuesta, 32 registraron variaciones negativas en su

producción real lo que refleja las grandes dificultades del sector. A pesar de las muestras de recuperación por la reapertura de la economía y el levantamiento del aislamiento obligatorio, la mayoría de las empresas no encuentran aún una senda de crecimiento positivo y continúan luchando por mantenerse a flote y recuperar los niveles de operación previos a los meses de actividades reducidas o suspendidas, en esencia por la menor activación de la demanda reflejando que el fin de las restricciones de movilidad no es una condición suficiente de la recuperación económica del sector.

Este documento, adicional a este apartado, está compuesto primero por una descripción de los principales indicadores, las fuentes de donde se extraen los datos y la evolución de cada uno de los indicadores que forman el conjunto de predictores. Luego se presenta la descripción del modelo de factores dinámicos para la industria colombiana. Se continua con la sección de las estimaciones y validaciones de los diferentes modelos en Python para finalizar con la predicción inmediata para el tercer y cuarto trimestre del PIB industrial, acompañado de la predicción del año para la industria en Colombia.

## II. Datos macroeconómicos para el *nowcasting* de la industria colombiana

Sin duda alguna la mejor manera de pronosticar el futuro es crearlo, por lo tanto, la literatura de predicción inmediata está interesada en estimar los indicadores económicos existentes (generalmente el crecimiento trimestral del PIB) en tiempo real. En este documento el *Nowcasting* se entenderá como *el conjunto de indicadores y variables macro de alta frecuencia para pronosticar el PIB industrial con frecuencia trimestral en Colombia de forma rápida, precisa y oportuna*, que se alimenta de la información publicada por las entidades competentes.

Afortunadamente para Colombia existen buenos flujos de información para la industria, teniendo en cuenta las instituciones encargadas de divulgar la información económica del país se usará el DANE, Banco de la República, Fedesarrollo, XM, ahora

bien, para lo que se refiere a variables relevantes con fuentes internacionales que afectan la evolución de la actividad económica industrial se usará la data de la OECD.

Para el caso de la industria colombiana, se presentan los principales indicadores y variables macro y su acrónimo útil para el entendimiento más adelante del modelo acompañado de su fuente de información, su periodicidad y medida que se sintetizan en la **Tabla 1**. Finalmente, se asocia el indicador y/o variable macro con su respectivo mercado y/o agente de la economía, que permitirá distinguir los de mayor importancia en el modelo.

Tabla 1: Indicadores y variables macro para la predicción inmediata del PIB industrial en Colombia.

Conjunto de predictores	Name	Fuente	Frecuencia	Und	Market
Consumo de energía para la industria	ener	XM	Diario	Kwh	Energía
Indicador de Seguimiento a la Economía de la Industria	ise	DANE	Mensual	Index	Industria
Índice de Producción Real Nacional	ipi	DANE	Mensual	Index	Industria
Índice de Ventas Reales Nacional	venta	DANE	Mensual	Index	Industria
Empleados en la industria	emp	DANE	Mensual	Index	Industria
índice de confianza industrial	ici	OECD	Mensual	Index	Encuesta
Expectativa de venta de los últimos 12 meses por parte de industriales	a	Banrep	Mensual	Index	Opinión
Expectativa de venta de los próximo 12 meses por parte de industriales	b	Banrep	Mensual	Index	Opinión
Expectativa de inversión en maquinaria por parte de industriales	c	Banrep	Mensual	Index	Opinión
Expectativa del número de trabajador síes de tiempo completo	d	Banrep	Mensual	Index	Opinión
Expectativa El incremento en los precios de los productos importados	e	Banrep	Mensual	Index	Opinión
PIB Industria serie original	Ind	DANE	Trimestral	Pesos	Industria

Fuente: Elaboración de los autores.

Los datos de las fuentes oficiales que se presentan en la **tabla 1**, en primera instancia, se transforman a frecuencia mensual y trimestral para hacer un análisis respecto a la

variable dependiente el PIB de la Industria. Las series originales sin ajustes estacionales.

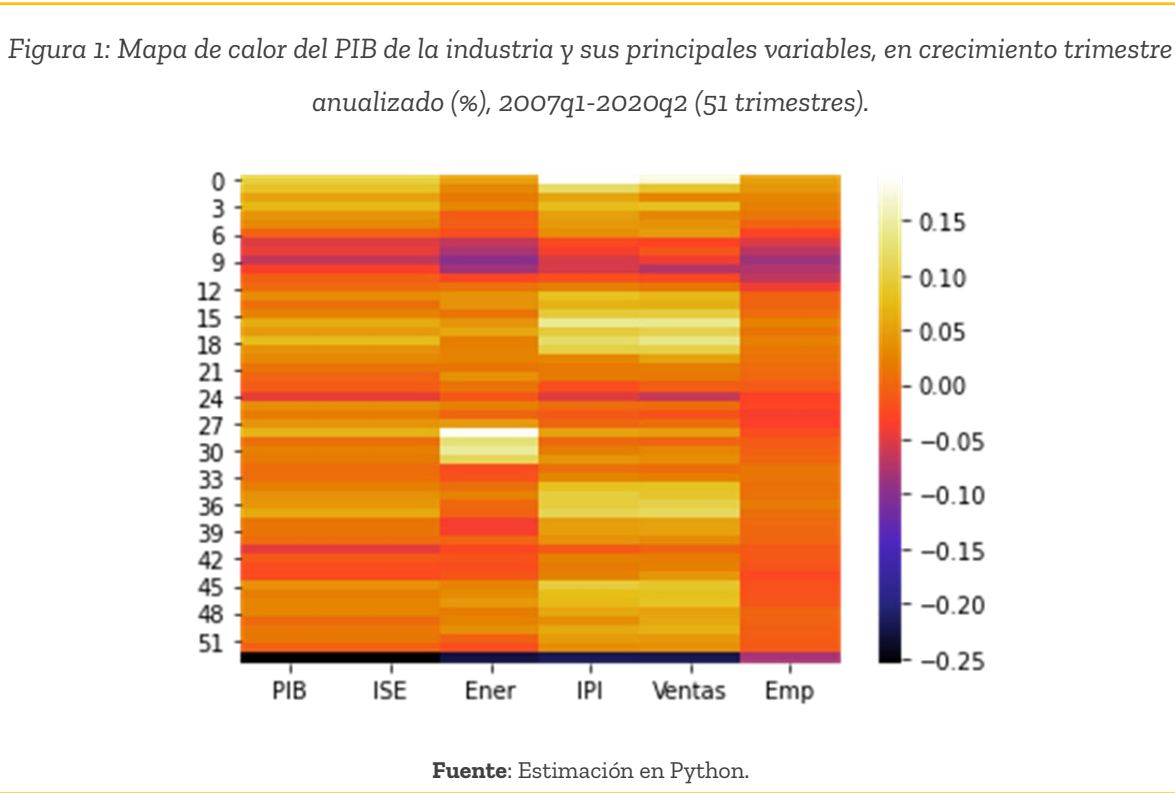
*Tabla 2: Estadística descriptiva de las variables predictoras.*

	<b>Ener</b>	<b>ise</b>	<b>Ipi</b>	<b>ventas</b>	<b>emp</b>	<b>a</b>
media	1.025.214.000	94.647	80.581	80.136	103.845	6.726
std	97.810.870	8.958	14.022	14.471	4.996	17.200
min	733.745.400	60.850	49.636	48.850	91.675	-50.909
25%	952.866.000	88.852	69.010	67.953	100.694	-3.451
50%	1.010.698.000	94.574	79.723	79.082	102.765	11.754
75%	1.115.494.000	101.015	91.330	90.084	105.790	18.661
máx.	1.196.608.000	113.504	115.661	118.125	119.046	39.272

En la [tabla 2](#) vemos que el valor promedio del ISE es de 94.64 entre los datos observados; sin embargo, para este año, el ISE llegó a valores de 82.6 alcanzados en el mes de abril. El indicador de seguimiento de la industria se mantuvo en valores originales por encima de 100 desde el mes de marzo del 2018 hasta febrero del presente año, creciendo con un promedio aproximado de 4,8% frente a febrero del 2019. Con la pandemia del COVID 19, este indicador tuvo caídas importantes a lo largo del año, destacando caídas anuales del 20,12% y 16,2% en los meses de abril y mayo.

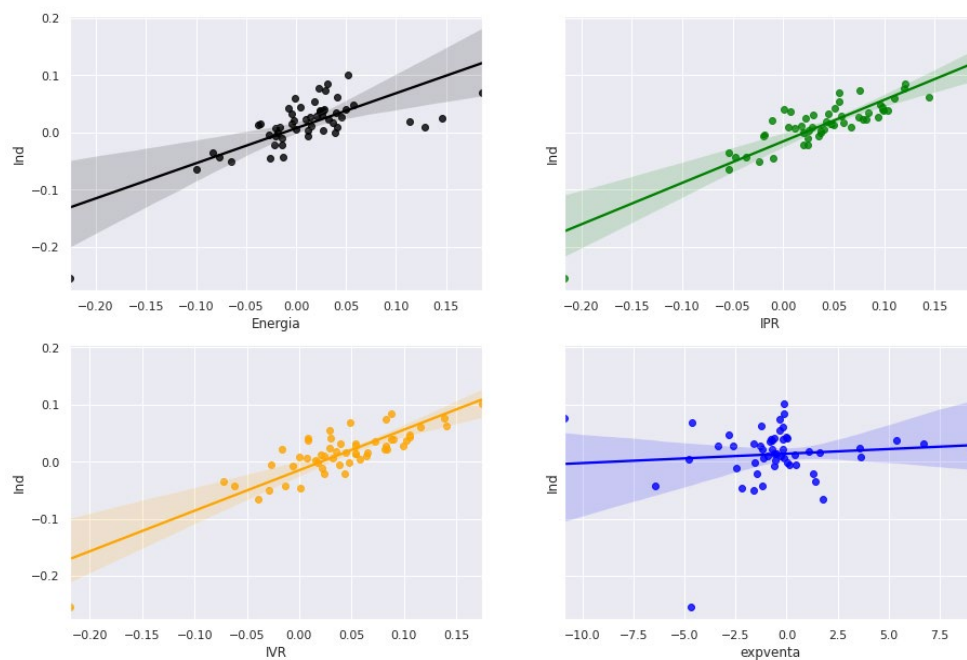
La variable que representa mayor volatilidad en cuando a su desviación respecto a la media es el IPI, el cual representa el índice de producción industrial, gravemente afectado en los últimos años por la baja en los precios del petróleo, el pobre desempeño manufacturero. Durante el 2020, a este indicador se le suma una importante caída del sector comercial y de servicios artísticos y de entretenimiento dada la crisis sanitaria en el país, que llevó a las empresas a cesar sus actividades temporalmente dadas las medidas de cuarentena obligatoria impuestas por el gobierno. La caída del IPI para el mes de abril, donde registró un crecimiento del -29,2%, pasando de una mejora relativa a finales del 2019. Para el caso de la producción real y las ventas, estas alcanzaron valores de 67.1 y 67.3 respectivamente. Sin embargo, todos estos indicadores han tendido a recuperarse a partir de los meses de mayo y junio dada la relajación de las medidas de cuarentena impuestas y la reapertura gradual de la actividad económica que se empezó a ver desde finales del mes de mayo. La evolución del PIB industrial se

presenta en el mapa de calor del crecimiento del trimestre anualizado, desde el primer trimestre de 2007 (0) hasta al segundo del 2020 (51).



La importancia del mapa de calor radica, que permite identificar las fuertes relaciones entre las variables presentadas respecto al PIB de la Industria en Colombia. Para verificar estas relaciones de forma estadística se toman los datos originales desde el primer trimestre del 2005 hasta el segundo del 2020, de esta forma se presenta una primera estimación de una regresión estándar respecto a las variables del consumo de energía de la industria, la producción real (IPR), las ventas reales (IVR) y el índice de expectativas de ventas en los últimos 12 meses de los industriales (expventa), todos con respecto a la serie original del PIB de la industria (ind), dónde se evidencia las fuertes relaciones en el tiempo seleccionado entre este conjunto de información.

Figura 2: Relación del PIB Industria respecto a las principales variables del conjunto de información en Colombia, 2005-2020.



Fuente: Estimación en Python.

Teniendo en cuenta la validación tanto desde la teoría macroeconómica, estadística y lo observado en los datos de la economía real, acompañado de la significancia estadística, se procede a estimar a una gama de modelos de *nowcasting* para la industria colombiana usando el conjunto de información y sus variaciones.

Generalmente para el desarrollo del *nowcasting* se han usado cuatro tipos de modelos: los de ecuaciones puente (EP), los de Análisis de Componentes Principales, los que usan Inteligencia Artificial (Ver Nowcast del PIB Colombia EAFIT), y los de Factores Dinámicos que serán el objeto de análisis de este documento. En este caso se opta por ellos, puesto que, para implementar los tres anteriores es necesario una gran cantidad de datos, pero para la Industria en específico se cuenta con información importante pero no con la necesaria para la mejora de la precisión de los previos. De hecho, más adelante encontramos que en nuestros modelos de factores dinámicos es más importante la relevancia de la variable y la exclusión de variables no significativas,

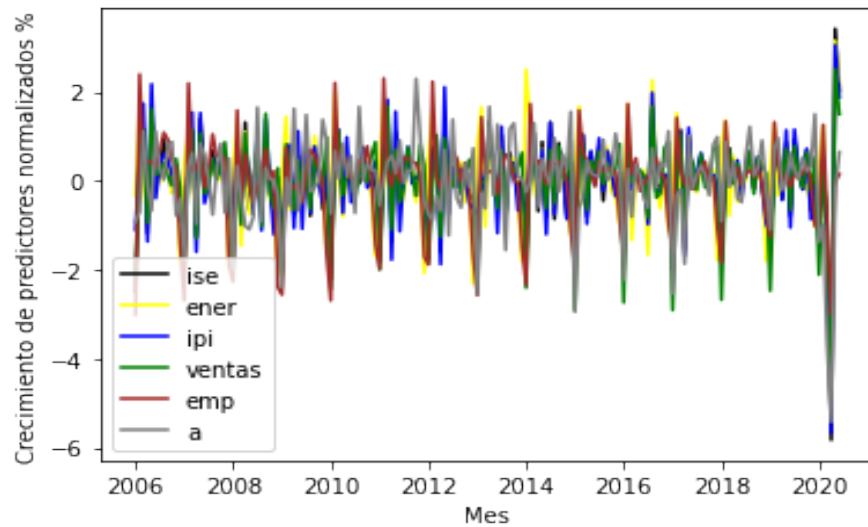


evidencia que se ha encontrado en trabajos, pero para el PIB nacional. Ver *Giannone, Reichlin & Small* (2008) que es uno de los trabajos seminales, los de *Cristiano, Hernández & Púlido* (2012), el de *Casares* (2017) para Ecuador, los de la Reserva Federal de Atlanta en Estados Unidos publicados en su portal, los de Fedea para España; *Cepni, Guney & Swanson* (2019), siendo nuestra novedad distintiva la estimación de modelo sectorial para una economía emergente.

Para ello, en primera instancia como las series son no estacionarias, se procede a estandarizar las variables del conjunto de predictores presentadas en la [Tabla 1](#). En síntesis, se puede caracterizar la evolución de las series de tiempo así: el consumo de energía, el ISE, el IPI y las ventas muestran una tendencia creciente hasta antes de la crisis, una caída abrupta consecuencia de las medidas de prevención de la pandemia y una recuperación en los últimos meses. Mientras que el empleo en la industria a lo largo de los años ha tenido una tendencia decreciente. Esto se explica por el incremento de la informalidad en los últimos años en el país y la lenta recuperación que ha tenido el empleo a lo largo del año. La energía y el ISE se mueven de una forma similar, y tienen casi el mismo comportamiento conjunto con ventas, el IPI y la producción. El empleo permanente de la industria tiene un comportamiento atípico, a lo largo del año no ha tenido una recuperación clara, pero tampoco una caída importante. Cabe destacar que las variables de las expectativas económicas del Banrep muestran variaciones comportándose de forma similar al índice de confianza industrial.

En este sentido, se construye el logaritmo de las primeras diferencias para cada una excepto para las que tienen como fuente las encuestas de expectativas del Banrep que presentaban una senda más estable. Posteriormente se le agrega un cálculo de la estandarización de las variables restando con su media y dividiendo por su respectiva desviación estándar.

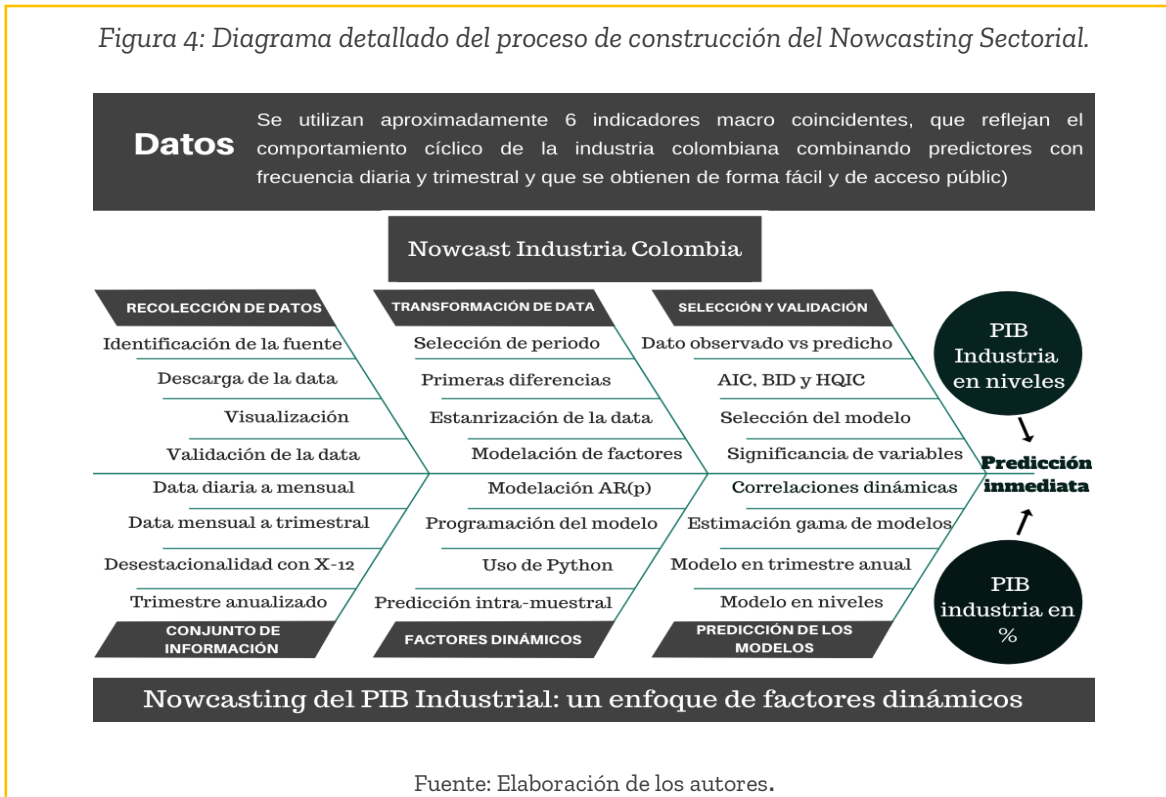
Figura 3: Evolución de variables del conjunto de información estandarizadas para el nowcasting de la industria en Colombia, 2005-2020.



Fuente: Estimación en Python.

Se presenta la modelación del *nowcasting* de forma general, siguiendo los trabajos seminales de Stock & Watson (2006); los de Giannone, Reichlin & Small (2008) para pronosticar el PIB trimestral de Estados Unidos, y la notación del trabajo de Gálvez (2018) para *nowcasting* del PIB México. En la [figura 4](#) se presenta un diagrama que describe el proceso detallado desde la recolección de datos hasta la predicción del PIB industria trimestral para Colombia.

Figura 4: Diagrama detallado del proceso de construcción del Nowcasting Sectorial.



### III. Modelo

El modelo factorial dinámico se encarga de configurar la representación del espacio de estado y, en el método de optimización, rellena los valores de los parámetros ajustados en los lugares apropiados.

El modelo de factor dinámico específico para la industria en Colombia utiliza un factor no observados que se supone siguen un proceso AR (2). Se supone también que las innovaciones  $\epsilon_t$  son independientes (de modo que  $\Sigma$  es una matriz diagonal) y el término de error asociado a cada ecuación,  $u_{i,t}$  se supone que sigue un proceso AR (2). Esto significa que realizaciones u observaciones de las variables de hasta dos periodos anteriores, son explicativas para el comportamiento de las variables hoy.

La especificación ampliada, permite que el empleo dependa de los valores retardados del factor. Esto crea un cambio en la ecuación. Tenemos especificación con procesos autorregresivos para los factores y para la modelación de los errores.

Por consiguiente, la especificación considerada para la industria aquí es:

$$y_{i,t} = \lambda_i f_t + u_{i,t}; \text{ siendo } i \in \{\text{ener}, \text{ise}, \text{ipi}, \text{ventas}, \text{emp}, \text{expventa}\}$$

$$y_{i,t} = \lambda_{i,0} f_t + \lambda_{i,1} f_{t-1} + \lambda_{i,2} f_{t-2} + \lambda_{i,3} f_{t-3} + u_{i,t};$$

siendo  $f_t$  el factor y  $y_{i,t}$  las variables endógenas.

$$u_{i,t} = c_{i,1} u_{i,t-1} + c_{i,2} u_{i,t-2} + \epsilon_{i,t}; \text{ siendo } \epsilon_{i,t} \sim N(0, \sigma^2)$$

$$f_t = a_1 f_{t-1} + a_2 f_{t-2} + n_t; \text{ siendo } n_t \sim N(0, I)$$

Observe que hemos introducido dos nuevas variables de estado,  $f_{t-2}$  y  $f_{t-3}$  lo que significa que se debe modificar la ecuación de transición al modelo estándar. En este caso incluimos el empleo con tres rezagos de sus factores, a diferencia de las demás variables, para construir el modelo extendido. La razón más importante por la que necesitamos especificar un nuevo método de actualización es porque tenemos tres nuevos parámetros que necesitamos colocar en la formulación del espacio de estado. A continuación, se presenta de forma resumida los resultados de estimación de dicho modelo, para quien desee mayor detalle se presenta todos los resultados en el anexo, acompañados de la combinación de modelos.

Tabla 3: Resultados resumen de estimación del mejor modelo nowcasting de la industria.

Variable	coef	P> Z
loading.f1.std_ener	-0.5413	0.000
loading.f1.std_ise	-0.8935	0.000
loading.f1.std_ipi	-0.8387	0.000
loading.f1.std_ventas	-0.8114	0.000
loading.f1.std_emp	-0.5345	0.000
loading.f1.std_a	-0.5243	0.000
sigma2.std_ener	0.6999	0.000
sigma2.std_ise	0.0251	0.001
sigma2.std_ipi	0.0543	0.000
sigma2.std_ventas	0.0016	0.993
sigma2.std_emp	0.5254	0.000
sigma2.std_a	0.6887	0.000
loading.L2.f1.std_ventas	-0.4371	0.000
loading.L3.f1.std_ventas	-0.8820	0.001

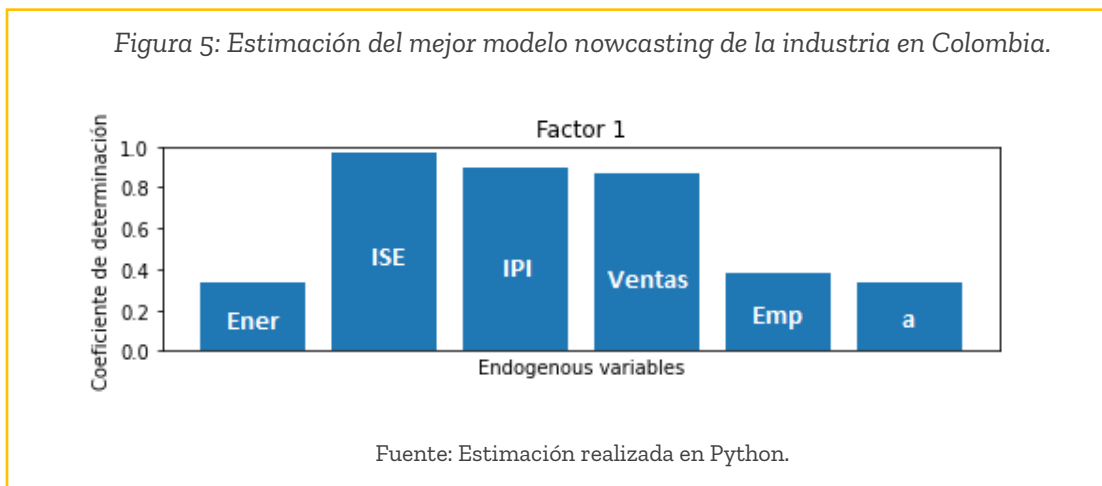
AIC	1.647
BIC	1.735
HQIC	1.683

Fuente: Estimación realizada en Python.

Los modelos multivariantes pueden tener un número relativamente grande de parámetros, y puede ser difícil escapar de los mínimos locales para encontrar la máxima probabilidad. En un intento por mitigar este problema, realizo un paso inicial de maximización (a partir de los parámetros iniciales definidos por el modelo) utilizando el método *Powell* modificado disponible en *Scipy*. Los parámetros resultantes se utilizan luego como parámetros de inicio en el método de optimización estándar del *LBFGS*.

Aquí, una de las implicaciones fáciles de interpretar en este modelo es la persistencia del factor no observado: encontramos que exhibe una persistencia sustancial. A continuación, se presenta la importancia de la variable en la predicción del modelo *nowcasting* sectorial, esto se calcula tomando los factores estimados como datos, regresándolos (y una constante) cada uno (uno a la vez) en cada una de las variables observadas, y registrando los coeficientes de determinación (valores  $R^2$ ), podemos

obtener una sensación de las variables para las cuales cada factor explica una porción sustancial de la varianza y las variables para las cuales no lo hace.



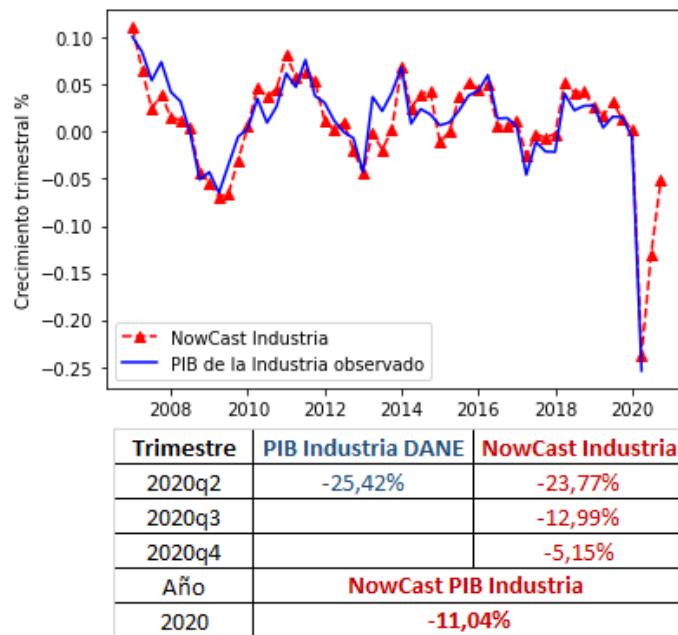
En este modelo, con sólo seis variables endógenas y un factor, es fácil digerir un simple cuadro de los valores de R<sup>2</sup>, pero en modelos más grandes no lo es. Por esta razón, se suele emplear un gráfico de barras; a partir del gráfico podemos ver fácilmente que el factor explica la mayor parte de la variación del ise, el índice de producción industrial y una gran parte de la variación de las ventas y el empleo, es menos útil para explicar la encuesta de expectativas.

Cómo se puede notar la variable más importante y predictora del nowcast industria para Colombia es el ISE de la industria, seguida por el índice de producción y ventas reales y en menor medida el empleo permanente total de la industria. A pesar de que el consumo de energía parece ser una variable fundamental para explicar el funcionamiento y la dinámica de la industria, esta resulta no ser de tanta relevancia dentro del modelo, al igual que las expectativas de empleo de los empresarios.

## IV. Resultados

Todas las variables del conjunto de información se transforman a frecuencia trimestral, para poder empalmar con la serie del PIB industria original, adicionalmente, se plantea una tradicional regresión múltiple, pero con la distinción que cada una de las variables explicativas se usan con la información más actual publicada de las fuentes oficiales presentadas en la [tabla 1](#) y con variables que mayor nivel de importancia tienen en el modelo estimado. En la [figura 6](#) se presenta los resultados de estimación del modelo *nowcasting* para la industria, dónde la serie verde son los datos registrados y los puntos rojos es la predicción inmediata del modelo, para Colombia.

Figura 6: Resultados modelo *nowcasting* de la industria en Colombia.



Fuente: Estimación realizada en Python.

Luego de estimar múltiples modelos factoriales dinámicos combinando el conjunto de predictores, se encuentra que el modelo más preciso según criterios bayesianos para el PIB de la industria predice una contracción del 12,9% y 5,1% para el tercer y cuarto trimestre, para una caída anual del orden del 11,04% para el 2020.

# INFORME ESPECIAL

## ANÁLISIS DE COYUNTURA



### V. Conclusiones

La integración del *nowcasting* de la industria con índices coincidentes, sumado a la selección adecuada de los principales indicadores y variables macro del conjunto de información con las más altas correlaciones dinámicas y significativas desde el primer mes del año 2005 hasta el junio del 2020, en conjunto forman un modelo de diagnóstico de la industria en “tiempo pseudo real” por su actualización, siendo una herramienta rápida, con un alto nivel de precisión y de fácil aplicación por parte de los agentes económicos, eliminando las brechas de información que se presentan en la divulgación de datos de la industria en el país.

En los modelos *nowcasting* bajo el enfoque de dinámicos de factores encontró una proyección mensual del sector industrial PIB que mejora significativamente por la inclusión y el aumento del conjunto de información y el uso de las de mayor importancia en el modelo, que de forma conjunta proporciona estimaciones más precisas, rápidas y oportunas la Industria en Colombia, sin aumentar sustancialmente el error de revisión. Lo que sugiere que las técnicas de factores dinámicos podrían ser una parte importante del conjunto de herramientas de pronóstico macro sectoriales de países emergentes.

Una vez estimado el modelo, logramos predecir que la industria tendrá una contracción del 12,9% y 5,1% para el tercer y cuarto trimestre, para una caída anual del orden del 11,04% para el 2020. Esta caída está explicada en mayor medida por el ISE, el Índice de producción Industrial y las ventas reales. Estas tres variables son las más cercanas para pronosticar en el corto plazo el comportamiento que tiene la industria. Y como muestran los datos reales de la economía, estas han ido recuperándose desde su gran caída en marzo, abril y mayo; sin embargo, todavía no se encuentran en terrenos de crecimiento relativo positivo.



## VI. Referencias

- Agrawal A., Gans J. & Goldfarb A. (2018). "Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence", Harvard Business Review Press, abril 2018.
- Amato L., Garegnani L. & Blanco E. (2016). Nowcasting de PIB: evaluando las condiciones cíclicas de la economía argentina. Ensayos Económicos del Banco central de la República de Argentina (BCRA), 1-20, december 2016.
- Banbura, M., D. Giannone, M. Modugno, and L. Reichlin. (2013). "Nowcasting and the Real-Time Data Flow." In G. Elliott and A. Timmermann, eds., Handbook of Economic Forecasting, Vol. 2. Amsterdam: Elsevier-North Holland.
- Baquero, D. & González Manuel. (2019). A nowcasting model for Ecuador: Implementing a time-varying mean output growth. Journal Economic Modelling Volume 82, November 2019, Pages 250-263.
- Bok, B., D. Caratelli, D. Giannone, A. Sbordone, and A. Tambalotti. (2017). "Macroeconomic Nowcasting and Forecasting with Big Data." Federal Reserve Bank of New York Staff Reports, no. 830, November.
- Bolhuis, A. & Rayner, B. (2020). Deus ex Machina? A Framework for Macro Forecasting with Machine Learning. IMF Working papers.
- Casares, F. (2017). NOWCASTING: Modelos de factores dinámicos y ecuaciones puente para la proyección del PIB del ecuador. UM, ISSN Impresa 1390-8391, ISSN Online 1390-9894, Volumen 4, N° 8, agosto, 2017.
- Cepni, O., Güney, I. E., & Swanson, N. R. (2019). Nowcasting and forecasting GDP in emerging markets using global financial and macroeconomic diffusion indexes. International Journal of Forecasting, 35(2), 555-572.
- Chakraborty, C. & Joseph, A. (2017). Machine learning at central banks. Staff Working Paper, 674, Bank of England.

# INFORME ESPECIAL

## ANÁLISIS DE COYUNTURA

■ ■ ■

- Ferrara, L., & Marsilli, C. (2014). Nowcasting global economic growth: A factor-augmented mixed-frequency approach.



Escuela de Economía y Finanzas  
Centro de Investigaciones Económicas y Financieras  
Grupo de investigación en Estudios en Economía y Empresa  
Línea de Macroeconomía Aplicada

Carrera 49 N° 7 Sur-50, Medellín - Colombia  
Teléfono: (057-4) 261 9500 Ext 9532 - 2619532  
[cief@eafit.edu.co](mailto:cief@eafit.edu.co)

Vigilada Mineducación