

Proyecciones inmediatas y de corto plazo para la actividad económica en tiempos de la PANDEMIA DEL COVID-19

DAVID FLORIÁN*, JOHAR ARRIETA**
Y ALAN LEDESMA***



* Jefe, Departamento de Modelos Macroeconómicos del BCRP

david.florian@bcrp.gob.pe



** Especialista, Departamento de Modelos Macroeconómicos del BCRP

johar.arrieta@bcrp.gob.pe



*** Especialista en Investigación Económica, Departamento de Modelos Macroeconómicos del BCRP

alan.ledesma@bcrp.gob.pe

Como resultado de la pandemia del COVID-19 y de las diferentes medidas de confinamiento, la actividad económica registró tasas de crecimiento históricamente negativas y elevados niveles de incertidumbre. En este contexto, la proyección de la actividad económica resulta particularmente compleja tanto en el inmediato como en el corto plazo. En este artículo se proponen dos metodologías simples que potencialmente contribuyan a la toma de decisiones de política al reducir la incertidumbre sobre el estado actual de la economía.

Como resultado de la pandemia del COVID-19 y de las diversas medidas de confinamiento a nivel global, la actividad económica registró tasas de crecimiento históricamente negativas y elevados niveles de incertidumbre. En este contexto, la proyección de la actividad económica resulta particularmente compleja tanto en el inmediato plazo como en el corto plazo¹. Con base en ello, este artículo explora la posibilidad de producir proyecciones robustas ante este tipo de eventos. Para ello se consideran dos metodologías: a) Vectores Auto-Regresivos Bayesiano con Selección de Variables (VARB-SV) y b) Vectores Auto-Regresivos Bayesiano de Frecuencias Mixtas (VARB-FM).

Las metodologías econométricas mencionadas fueron seleccionadas por dos motivos. En primer lugar, ambas son parsimoniosas y logran identificar buenos predictores incluso al mantener el supuesto de linealidad. En segundo lugar, ambas permiten añadir al uso de la información disponible el juicio de expertos. Así, luego de evaluar el desempeño de estos modelos en la segunda mitad del año 2020, se tiene que ambas reportan errores medios de predicción razonables si se considera la elevada incertidumbre en la muestra de evaluación.

Cabe destacar que contar con predictores confiables de inmediato y corto plazo es fundamental para la toma de decisiones con información relevante. De esta forma, el presente artículo contribuye al diseño apropiado y oportuno de políticas económicas.

VECTOR AUTO-REGRESIVO BAYESIANO CON SELECCIÓN DE VARIABLES

La proyección de corto plazo se basa en las variables que aportan mayor poder explicativo según un límite estimado tras distintas simulaciones de Montecarlo utilizando cadenas de Markov. Específicamente, como en Scott y Variant (2015), se estima un modelo estructural de series de tiempo mediante un *Gibbs Sampling* y se realiza una selección estocástica de variables con la información disponible a partir de métodos bayesianos. Con ello, se puede determinar los modelos y variables observables que actúan como los predictores más adecuados para el PBI. Finalmente, en línea con Pérez-Forero (2018) se encuentra el valor mediano de las predicciones, así como distintos intervalos de confianza y las funciones de densidad correspondientes.

Los modelos de proyección toman en cuenta variables mensuales de electricidad, cemento, IGV interno, confianza del sector, volumen de insumos importados y el PBI rezagados, las cuales son las predichas con el mayor poder explicativo desde 2004 a 2020.²

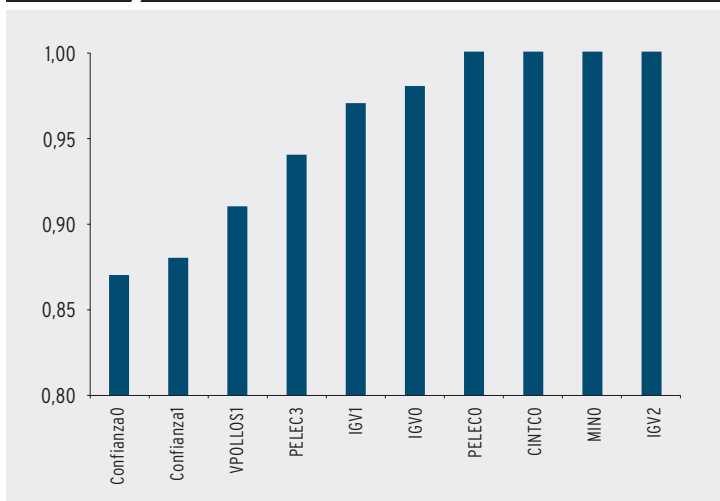
Los resultados indican que las diez variables con mayor poder predictivo son incluidas con una probabilidad mayor a 90 por ciento de modelos. Dentro de estas, destacan el impacto rezagado del IGV en los dos meses previos y los impactos contemporáneos del PBI minero, el consumo interno de cemento y la producción de electricidad.

Desde inicios de 2020, el modelo de selección de variables ha ido refinando su proyección tras considerar los efectos persistentes y de gran magnitud provenientes del COVID-19, lo cual le permite obtener una raíz de error cuadrático medio de 2,9 desde julio de 2020 frente a 1,5 para el modelo de frecuencias mixtas combinado que se detalla a continuación. Desde los puntos mínimos de marzo y abril a raíz de la cuarentena, el modelo predice un estimado similar al dato ejecutado, dada la paulatina recuperación de la economía y considerando la inercia de las variables utilizadas. No obstante, el modelo también se ve afectado por el efecto base, originado por los menores resultados experimentados en el 2020 a raíz de la cuarentena. De esta manera, el modelo predice una recuperación menor que la observada en el último trimestre del 2020, periodo en el cual se dio un relajamiento en las medidas de cuarentena e inmovilización social como se observa en el Cuadro 1.

VECTORES AUTO-REGRESIVOS BAYESIANOS DE FRECUENCIAS MIXTAS

Se sigue a Schorfheide y Song (2015) para formular un modelo de proyección inmediata conocido

GRÁFICO 1 Probabilidad de inclusión de los 10 mejores predictores



NOTA: LOS NÚMEROS AL LADO DE LA VARIABLE INDICAN EL REZAGO UTILIZADO. IGV: IGV INTERNO; MIN: PBI MINERO; CINTC: CONSUMO INTERNO DE CEMENTO; PELEC: PRODUCCIÓN DE ELECTRICIDAD; VPOLLOS: VENTA DE TONELADAS DE POLLOS Y CONFIANZA: CONFIANZA EN EL SECTOR.

¹ Se entiende como proyección inmediata a la predicción de una variable que ya se ejecutó, pero cuyo valor aún no se publica o mide. De otro lado, la proyección de corto plazo se refiere a las proyecciones con horizonte de proyección menor a un año.

² Para este ejercicio, se toma en cuenta el mismo conjunto de variables utilizado en Pérez-Forero (2018) pero añadiendo un indicador de confianza empresarial a tres meses.

como *nowcasting* en la literatura. Estos modelos, además de utilizar las correlaciones históricas para identificar predictores, tienen la capacidad de insumir eficientemente información reciente al utilizar variables en frecuencias altas. Para este ejercicio se utilizan variables en frecuencia diaria y mensual, y se espera que la densidad de información de alta frecuencia cubra las deficiencias provenientes de contar con pocas observaciones mensuales desde inicios de la pandemia.

El modelo se especializa en la proyección inmediata del crecimiento interanual del PBI, para la cual se insume la información diaria de la demanda de electricidad, además de algunos indicadores diseñados para medir el impacto de la pandemia en las economías.³

El nombre de “proyección inmediata” se deriva del hecho de que hay un rezago habitual de dos meses en promedio entre la publicación y ejecución del PBI (como se documenta en el cuadro a continuación).⁴ Sin embargo, prácticamente no hay rezago en la publicación de las variables de alta frecuencia; por lo tanto, estas variables constituyen una fuente importante de información para la predicción del PBI en curso.

Para estimar el VARB-FM se considera la información de febrero a julio de 2020.⁵ Asimismo, el estado estacionario se fija en los valores de largo plazo (sin pandemia) de cada variable involucrada.⁶

En el Gráfico 2 se muestran las predicciones inmediatas del crecimiento interanual del PBI con base en distintos conjuntos de información. En este sentido, las líneas verdes se obtienen con los índices de movilidad de Google. Por un lado, las líneas amarillas añaden al índice agregado de Oxford, mientras que las líneas plomas, además de Oxford, añaden al índice de Goldman Sachs. Por su parte, la línea morada, además de los índices de movilidad de Google, incluye a los componentes del índice de Oxford por separado. Finalmente, las líneas continuas corresponden a la predicción in-

CUADRO 1 ■ Estimaciones mensuales de los modelos de proyección para 2020 (variación porcentual anual)

	Ejecutado	Selección de variables		Frecuencias mixtas combinadas	
Jul.	-11,3	-6,4	[-7,4; -5,5]	-9,0	[-14,2; -11,4]
Ago.	-9,3	-8,9	[-9,6; -8,2]	-6,9	[-11,1; -8,4]
Set.	-6,2	-7,9	[-8,7; -7,2]	-5,8	[-9,2; -6,9]
Oct.	-3,3	-6,1	[-6,6; -5,6]	-4,6	[-7,2; -5,5]
Nov.	-2,5	-3,5	[-3,9; -3,0]	-1,9	[-3,5; -1,7]
Dic.	0,6	-3,3	[-3,7; -2,8]	-0,1	[-1,3; 1,2]
Raíz del Error Cuadrático Medio			2,9		1,5

* PARA AMBAS METODOLOGÍAS, LA RAÍZ DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO SE CALCULA CON LOS ERRORES DE PREDICCIÓN ENTRE JULIO Y DICIEMBRE DE 2020.

mediata con información exclusiva de los índices de inmovilidad. En cambio, las líneas discontinuas añaden al conjunto de información las variables de consumo de energía eléctrica.

Se observa que las predicciones inmediatas que solo incluyen la información adelantada de los indicadores de inmovilidad subestimaron el crecimiento entre julio y noviembre de 2020, y lo sobreestimaron en diciembre. Al añadir la información de consumo de energía eléctrica, la predicción mejora en todos los casos, aunque aún se observan algunos sesgos persistentes.

En el cuadro a continuación se muestra el cálculo del error promedio de predicción para todos los ejercicios implementados. Se observa que la precisión de la predicción que solo incluye a los índices de energía eléctrica (2,3 puntos porcentuales) es mayor que cualquiera de las especificaciones que solo incluye a los índices de inmovilidad (con errores medios que oscilan entre 2,9 y 3,3 puntos porcentuales). Destaca también que la precisión de la predicción mejora sustantivamente en todos los casos al añadir consumo diario de energía eléctrica al conjunto de información.

CUADRO 2 ■ Rezago entre publicación del PBI e información disponible para la proyección inmediata

PBI	Julio		Agosto		Setiembre		Octubre		Noviembre		Diciembre	
	Publicación		Publicación		Publicación		Publicación		Publicación		Publicación	
	23-Set		21-Oct		18-Nov		23-Dic		21-Ene		18-Feb	
Información hasta	Índices	PBI	Índices	PBI	Índices	PBI	Índices	PBI	Índices	PBI	Índices	PBI
	31-Jul	May.	31-Aug	Jun.	30-set.	Jul.	31-Oct	Ago.	30-Nov	Set.	31-Dec	Oct.

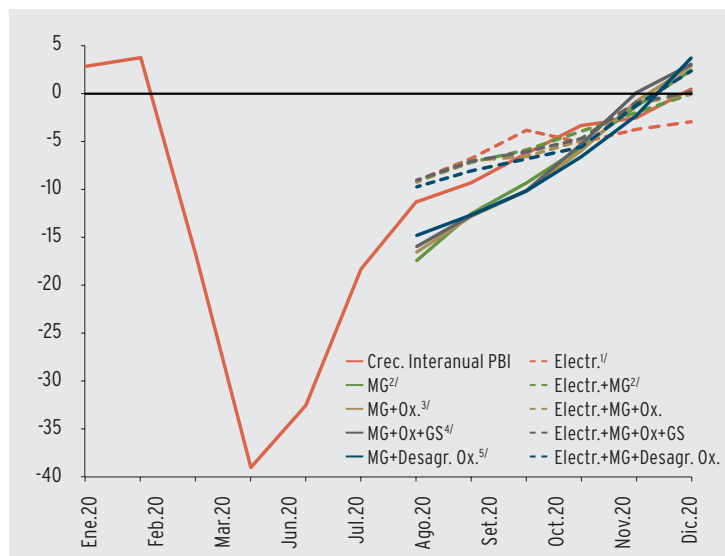
³ Específicamente, el índice de rigurosidad gubernamental de Oxford, los indicadores de movilidad de Google y el índice de restricciones efectivas económicas y de movilidad de Goldman Sachs.

⁴ Por ejemplo, como se documenta en el Cuadro 2, para predecir el PBI de julio de 2020, la información disponible al 31 de julio consta de los índices de inmovilidad y la historia del PBI hasta mayo.

⁵ Los datos diarios se acumulan en promedios semanales, de esta forma las múltiples frecuencias del BVAR corresponden a la frecuencia mensual y semanal. El modelo cuenta con 9 rezagos, de tal manera que se incluyan por lo menos dos meses de información. Asimismo, se utilizan las distribuciones a priori de Litterman (1986) y Suma de Coeficientes propuesto en Sims y Zha (1998), cuyos hiperparámetros son tales que se maximice la verosimilitud marginal de la *data*.

⁶ El crecimiento del PBI promedio de los últimos años estuvo alrededor de 3 por ciento y ello se considera como su valor de largo plazo. Por su parte, los valores de largo plazo de los índices de movilidad de Google se fijan en cien, mientras que los de Oxford y Goldman Sachs, en cero.

GRÁFICO 2 ■ Predicción inmediata del crecimiento interanual del PBI con distintos conjuntos de información adelantada (variación porcentual anual)



1/ ELECTR.: CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA TOTAL Y MANUFACTURA.
 2/ MG.: INDICADOR DE MOVILIDAD DE GOOGLE.
 3/ OX.: INDICADOR DE RIGUROSIDAD GUBERNAMENTAL DE OXFORD.
 4/ GS.: INDICADOR DE RESTRICCIONES ECONÓMICAS Y DE MOVILIDAD EFECTIVAS DE GOLDMAN SACHS.
 5/ DESAGR. OX.: COMPONENTES DEL ÍNDICE DE RIGUROSIDAD GUBERNAMENTAL DE OXFORD (CIERRE DE ESCUELAS, CIERRE DE LUGARES DE TRABAJO, CANCELACIÓN DE EVENTOS PÚBLICOS, RESTRICCIÓN A LAS REUNIONES PÚBLICAS, CIERRE DE TRANSPORTE PÚBLICO, REQUISITOS PARA QUEDARSE EN CASA, CAMPAÑAS DE INFORMACIÓN PÚBLICA, RESTRICCIONES A LOS MOVIMIENTOS INTERNOS Y CONTROLES DE VIAJES INTERNACIONALES).

CUADRO 3 ■ Desempeño de la predicción inmediata del crecimiento interanual del PBI con distintos conjuntos de información adelantada (variación porcentual anual)

	Jul.	Ago.	Set.	Oct.	Nov.	Dic.	Error promedio
Ejecutado	-11,3	-9,3	-6,2	-3,3	-2,5	0,6	
	Predicción						
MG	-17,5	-12,6	-9,3	-5,6	-1,3	2,5	3,4
MG y Ox.	-16,6	-12,8	-10,2	-5,9	-0,8	2,9	3,4
MG, Ox. Y GS	-16,0	-12,8	-10,2	-5,3	0,1	3,1	3,3
MG y Desagr. Ox.	-14,9	-12,7	-10,2	-6,6	-2,3	3,8	3,2
Electr.	-9,2	-6,8	-3,8	-5,1	-3,7	-2,9	2,4
Electr. y MG	-9,2	-7,2	-5,9	-4,1	-2,1	0,0	1,3
Electr., MG y Ox.	-9,3	-7,0	-6,6	-4,9	-1,0	0,0	1,6
Electr., MG, Ox. Y GS	-9,1	-7,1	-6,1	-4,7	-0,9	0,2	1,6
Electr., MG y Desagr. Ox.	-9,8	-8,1	-7,0	-5,6	-1,2	2,4	1,6
Combinado*	-9,0	-6,9	-5,8	-4,6	-1,9	-0,1	1,5

* PROYECCIÓN DE CORTO PLAZO CON ÍNDICES A FEBRERO DE 2021 Y PBI A DICIEMBRE DE 2020. ENTRE PARÉNTESIS: IC DE 68 POR CIENTO.
 ** PROMEDIO PONDERADO CON PESOS PROPORCIONALES A LA INVERSA DEL ERROR MEDIO DE PREDICCIÓN EN 2020 (SE TOMAN SÓLO LOS MODELOS QUE INCLUYEN AL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA).
 MG.: INDICADOR DE MOVILIDAD DE GOOGLE.
 OX.: INDICADOR DE RIGUROSIDAD GUBERNAMENTAL DE OXFORD.
 GS.: INDICADOR DE RESTRICCIONES ECONÓMICAS Y DE MOVILIDAD EFECTIVAS DE GOLDMAN SACHS.
 DESAGR. OX.: COMPONENTES DEL ÍNDICE DE RIGUROSIDAD GUBERNAMENTAL DE OXFORD (CIERRE DE ESCUELAS, CIERRE DE LUGARES DE TRABAJO, CANCELACIÓN DE EVENTOS PÚBLICOS, RESTRICCIÓN A LAS REUNIONES PÚBLICAS, CIERRE DE TRANSPORTE PÚBLICO, REQUISITOS PARA QUEDARSE EN CASA, CAMPAÑAS DE INFORMACIÓN PÚBLICA, RESTRICCIONES A LOS MOVIMIENTOS INTERNOS Y CONTROLES DE VIAJES INTERNACIONALES).
 ELECTR.: CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA TOTAL Y MANUFACTURA.

CONCLUSIONES

Ambas metodologías generan predicciones razonables para la segunda mitad del año 2020, incluso en el presente contexto de elevada incertidumbre. Este es, quizás, el resultado más destacable del artículo, ya que se utilizaron modelos que, a pesar de su linealidad explícita, logran lidiar con la presumible no linealidad presente en la muestra.

Un producto notable del VARB-SV es la identificación estadística de variables con una buena capacidad de predecir la actividad económica. Con base en ello, se podrían sugerir un conjunto de indicadores para el seguimiento cotidiano de la actividad que alerten posibles contracciones del PBI en el corto plazo.

Por su parte, el VARB-FM permite evaluar la pertinencia de utilizar los indicadores diseñados para medir el impacto de la pandemia, a pesar de contar con pocas observaciones en la frecuencia de interés. Así, se obtiene que, si bien estos índices son buenos indicadores de la severidad de la pandemia, resultan insuficientes para predecir la rápida recuperación económica observada.

El efecto base esperado en la proyección para los meses entre abril y junio, probablemente represente una dificultad en ambas metodologías. Es probable que se generen proyecciones con sesgo a la baja en un contexto de tasas elevadas de crecimiento. Sin embargo, a pesar del potencial sesgo, la información contenida en estas proyecciones es valiosa dada la magnitud del error medio de predicción estimado.

Este artículo representa un esfuerzo por procesar de manera oportuna y eficiente la información relevante para identificar el estado corriente de la actividad económica. De esta forma, se espera contribuir con el proceso de toma de decisiones de política al reducir la incertidumbre propia del presente contexto debido a la crisis sanitaria global.

REFERENCIAS

- Litterman, R. B. (1986). Forecasting with bayesian vector autoregressions: five years of experience. *Journal of Business & Economic Statistics*, 4(1), 25.
- Perez-Forero, F. (2018). *Nowcasting Peruvian GDP using Leading Indicators and Bayesian Variable Selection*. Documento de Trabajo 2018-010. BCRP.
- Perez-Forero, F., Ghurra, O. y Grandez, R. (2017). *Un indicador líder de actividad real para el Perú*. Documento de Trabajo 2017-001. BCRP
- Schorfheide, F. y Song, D. (2015). Real-time forecasting with a mixed-frequency VAR. *Journal of Business & Economic Statistics*, 33(3), pp.366-380.
- Scott, S. y Varian, H. (2015). *Bayesian variable selection for nowcasting economic time series*. In A. Goldfarb, S. M. Greenstein and C. E. Tucker (eds.), *Economic Analysis of the Digital Economy*, University of Chicago Press by the National Bureau of Economic Research, pp. 119-135.
- Sims, C. A. y Zha, T. (1998). Bayesian methods for dynamic multivariate models. *International Economic Review*, 39, pp. 949-968.