

Avances en la aplicación de un modelo de factores dinámicos para estimar un indicador sintético de actividad económica¹

Advances in the application of a dynamic factors model to estimate a synthetic indicator of economic activity

Mailén Fernández, M. Victoria Lacaze y Damián Errea
Grupo de Investigación Indicadores Socioeconómicos. FCEyS-UNMDP

✉ mailenfernandez@mdp.edu.ar

Resumen

La escasez de información estadística censal ha impulsado, a nivel subnacional, la generación de indicadores compuestos. Recientemente, se estimó el Indicador Sintético de Actividad Económica de General Pueyrredon (ISAE-GP) utilizando la metodología clásica del NBER-TCB. Este trabajo avanza en la dirección de otra metodología, la de factores dinámicos. A tal fin, se presenta el análisis de componentes principales (ACP) aplicado a las series componentes del ISAE-GP, que constituye el primer paso en la estimación del modelo factorial dinámico. Los factores estáticos obtenidos del ACP, cuyos primeros dos componentes principales explican casi el 60% de la varianza conjunta, serán utilizados en dicha estimación.

Palabras clave: indicador sintético, ciclo económico, Modelo de Factores Dinámicos, Análisis de Componentes Principales, economía regional.

¹ El estudio del Modelo de Factores Dinámicos y su aplicación en la estimación del ISAE-GP conforma el plan de trabajo de la Beca de Investigación de Mailen Fernandez (Beca A-UNMDP, abril 2023-marzo 2026), con la dirección de M. Victoria Lacaze y Damián Errea.

Abstract

The shortage of census subnational statistical information has motivated the generation of composite indicators in various regions of Argentina. Recently, the Synthetic Economic Activity Indicator for General Pueyrredon (ISAE-GP) was estimated by applying NBER-TCB's methodology. This study advances towards another methodology: dynamic factors. To this end, the analysis of principal components (ACP) applied to the component series of the ISAE-GP is presented, which constitutes the first step in the estimation of the dynamic factor model. The static factors obtained from the PCA, whose first two principal components explain nearly 60% of the joint variance, will be used in said estimation.

Keywords: *synthetic indicator, economic cycle, Dynamic Factor Model, Principal Component Analysis, regional economics.*

1. Introducción

El análisis de la evolución económica requiere de indicadores capaces de describir su trayectoria y los insumos para elaborarlos resultan particularmente escasos en jurisdicciones políticas subnacionales. Pese a ello, la labor está justificada por las singularidades de los ciclos económicos regionales, a menudo distanciados de la dinámica nacional (Muñoz y Trombetta, 2015).

Distintos programas de investigación han sido destinados, en nuestro país y desde la década del 2000, a la construcción de indicadores sintéticos de alta frecuencia, siendo el pionero el Programa Ciclos Económicos de Argentina de la Universidad Nacional de Tucumán. Su director, el Dr. J. M. Jorrat, adaptó, aplicó y difundió la metodología de estimación del *National Bureau of*

Economic Research (NBER), de amplio uso en el ámbito internacional y que fuera transferida a *The Conference Board* (TCB) en 1995.

Para el Municipio de General Pueyrredon y siguiendo dicha metodología, se dispone de una estimación preliminar del Indicador Sintético de Actividad Económica (ISAE-GP) para el período 2004-2018 (Lacaze et al., 2021). Una versión más contemporánea del ISAE-GP, que llega hasta fines de 2023, se encuentra actualmente en prensa. Básicamente, la metodología establece, para las series componentes del indicador, pesos relativos que se encuentran inversamente relacionados con la volatilidad de las mismas.

Alternativamente, la metodología de factores dinámicos basada en la investigación de Stock y Watson (1991), reconocida por su capacidad predictiva del ciclo en tiempo real, supone que existe una variable no observable común para las series de tiempo macroeconómicas. Esta metodología introduce el filtro de Kalman para estimar los pesos óptimos de las series asumiendo que los movimientos observados en las mismas pueden ser capturados por una variable o factor común dinámico que resulta inobservable y es representativo del estado de la economía.

En nuestro país, la aplicación de factores dinámicos en la construcción de indicadores compuestos a nivel provincial ha sido documentada en varios estudios². Esta ponencia presenta los avances correspondientes a la primera etapa del proceso de estimación del ISAE-GP empleando esta metodología. A tal fin, se aplica el análisis de componentes principales a las series que integran el ISAE-GP estimado actualmente por la metodología de NBER-TCB. Hasta el momento, no se han registrado aplicaciones del modelo de factores dinámicos para espacios subnacionales de segundo nivel (municipios), por lo que el caso de estudio aspira a realizar una contribución en esa área de vacancia.

² Berardi et al. (2010) para Santa Fe; Muñoz y Trombetta (2015) y Malvicino et al. (2020) en análisis comparativos entre provincias; Ontivero et al. (2018) para Tierra del Fuego y Malvicino (2022) para Río Negro.

2. Materiales y métodos

El modelo que permite la estimación del ISAE-GP a través de la metodología de factores dinámicos puede escribirse como:

$$z_{it} = \lambda_i f_t + \mu_{it} \quad (1)$$

donde z_{it} es la señal del crecimiento del i -ésimo indicador en la observación t ; λ_i es el i -ésimo indicador de ponderadores del factor común; f_t es el factor común inobservable en t y μ_{it} es el componente idiosincrático, que recoge la variabilidad de la señal del crecimiento del i -ésimo indicador no explicada por el factor común. Este esquema debe modificarse para incorporar los efectos dinámicos del factor común y de los componentes específicos, considerando un proceso autorregresivo finito (Cuevas y Quilis, 2012). Para obtener el indicador sintético (ISAE-GP), se lo define en el espacio de estados y se aplica el filtro de Kalman (Crone y Clayton Matthews, 2005).

La estimación del modelo conlleva dos etapas y combina la aplicación del análisis de componentes principales (ACP) y de modelos de espacio-estado. Siguiendo la técnica de ACP, se obtienen los componentes principales (CP, en adelante) a partir de los datos originales, cuyas cargas se estiman siguiendo la ecuación (2), que tiene solo en cuenta las interacciones entre los indicadores observados a través de su dependencia común sobre el factor latente, f_t (Guerezta, 2015):

$$X_t = \beta(L)f_t + e_t \quad (2)$$

donde $\beta(L)$ contiene las cargas factoriales para las series, que reflejan la contribución del componente común para explicar los co-movimientos de las variables y e_t corresponde con los errores idiosincráticos.

A partir del conjunto de variables disponibles, el ACP pretende capturar la mayor proporción de la variabilidad conjunta a través de la reducción de la dimensionalidad. Cuanta más varianza se conserve en ese número reducido de CP, mayor será la posibilidad de condensar los datos originales sin pérdidas significativas de información (Peña, 2003).

Para llevar a cabo el ACP fueron seleccionadas 12 de las 14 variables que integran el ISAE-GP estimado con la metodología de TCB. El período de análisis, enero 2006 a diciembre 2022, queda definido por la disponibilidad conjunta de todas las series consideradas.

Las variables utilizadas refieren a la producción de AGUA, los DESEMBARQUES pesqueros, el TRANSPORTE urbano de pasajeros, la demanda de ELECTRICIDAD, la inscripción y transferencia de VEHÍCULOS, los ARRIBOS de turistas, los DEPÓSITOS bancarios, la superficie permitida para CONSTRUCCIÓN privada, la producción de soja (AGRICULTURA), los RECURSOS percibidos por el Municipio, el cobro de la Tasa por Inspección de Seguridad e Higiene (TISH) y los despachos mayoristas de COMBUSTIBLE. Quedan excluidas, debido a su menor cobertura temporal, las variables referidas al consumo industrial y residencial de gas.

La estimación de CP requiere la normalización y estandarización de las variables, ello garantiza que todas contribuyan de manera equitativa al análisis y evita sesgos asociados a escalas y unidades de medición³.

3. Resultados preliminares

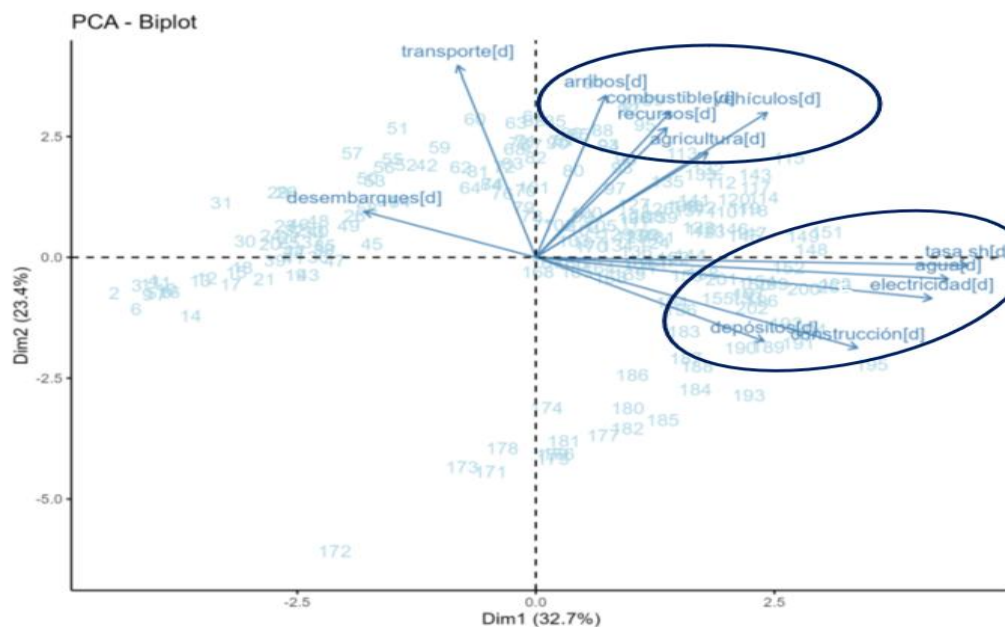
Del Análisis de Componentes Principales (ACP) se obtienen autovalores significativos (superiores a 1) para los dos primeros componentes: 3,91 (CP1) y 2,81 (CP2), lo que sugiere que ambos explican una parte importante de la

³ En el *software* R, que es el empleado en este trabajo, es posible indicar -utilizando el comando “prcomp”, dentro del paquete “Psych”- que la estimación del ACP debe realizarse con series que estén normalizadas y estandarizadas.

variabilidad en los datos, mientras que los autovalores restantes para los componentes siguientes son menos notables.

La Figura 1 presenta el *biplot* resultado del ACP. El mismo muestra una representación gráfica de las relaciones entre las variables observadas y las dos primeras componentes principales (Dim 1 y Dim 2). Cada variable se representa como un vector en el espacio de las componentes principales, donde la dirección y longitud del vector indican su contribución y relación con las componentes principales. Adicionalmente, a partir de analizar los ángulos presentados entre las distintas flechas de las variables, podemos concluir sobre las correlaciones entre las mismas. De esta manera, se observa que variables como **AGUA**, **TISH**, **DEPÓSITOS** y **CONSTRUCCIÓN** tienen mayor correlación entre sí, mientras que, por otra parte, variables como **ARRIBOS**, **COMBUSTIBLE**, **VEHÍCULOS**, **AGRICULTURA** y **RECURSOS** se correlacionan entre sí.

Figura 1. Análisis de componentes principales



Fuente: elaboración propia en base a ACP realizado en el *software* R.

Por su parte la Tabla 1 describe la contribución de cada serie a la conformación de los componentes estimados y permite observar los vectores de cargas del CP1 y CP2, estimadas a partir de la ecuación (2) contenidas en la matriz $\beta(L)$, y también muestra los % de varianza explicada por cada uno de los componentes estimados.

Tabla 1. Vectores de cargas de cada serie analizada en el ACP y % de varianza explicada por cada componente

SERIES ISAE-GP	CP1	CP2	CP	% VAR explicada
AGUA	0,4532	-0,0551	CP1	32,7%
VEHÍCULOS	0,2541	0,3711	CP2	23,4%
DESEMBARQUES	-0,1883	0,1173	CP3	10,8%
ELECTRICIDAD	0,4351	-0,1050	CP4	9,5%
TRANSPORTE	-0,0857	0,4895	CP5	7%
ARRIBOS	0,0767	0,4151	CP6	5,3%
DEPÓSITOS	0,2507	-0,2145	CP7	3,4%
CONSTRUCCIÓN	0,3534	-0,2320	CP8	2,9%
AGRICULTURA	0,1890	0,2685	CP9	2,3%
COMBUSTIBLE	0,1480	0,3735	CP10	1,2%
RECURSOS	0,1439	0,3323	-	-
TISH	0,4750	-0,02	-	-

Fuente: elaboración propia en base a ACP realizado en el *software* R utilizando las series del ISAE-GP (Lacaze et al., 2024).

Al analizar el CP1 se destaca que todas las cargas son positivas⁴, salvo para las series **DESEMBARQUES** y **TRANSPORTE**. Se observan contribuciones significativas en los casos de las series **AGUA**, **ELECTRICIDAD**, **CONSTRUCCIÓN** y **TISH**, predominantes en la composición de este componente, que estaría asociado con actividades productivas relacionadas con el suministro y la gestión de recursos básicos y la infraestructura. Por otro lado, al examinar el CP2 se destacan múltiples cargas negativas, principalmente influenciadas por las series **TRANSPORTE**, **ARRIBOS**, **VEHÍCULOS**, **AGRICULTURA** y **COMBUSTIBLE**. Esto sugiere que el componente estaría mayormente relacionado con actividades vinculadas a la movilidad, el transporte y a la producción agrícola.

Por último, se observa que el 32,7% de la variabilidad de las 12 variables empleadas es contenida en el CP1, mientras que el CP2 explica el 23,4% de dicha variabilidad. De esta forma, los dos primeros componentes recogen el 56,1% de la varianza conjunta de las series consideradas.

4. Consideraciones finales

A partir del ACP realizado se obtienen los factores estáticos del modelo, que serán empleados como regresores en la estimación del modelo factorial dinámico. Los resultados de esta etapa indican que los primeros dos CP recogen el 56,1% del total de la varianza conjunta para 12 series componentes del ISAE-GP.

Para llevar a cabo los próximos avances se deberá discutir el número de factores a utilizar en la estimación del modelo y la especificación del modelo factorial en sí misma. La revisión bibliográfica realizada hasta el momento revela, para ambas cuestiones, la existencia de varias alternativas aplicables.

⁴ Cuando una variable original tiene una carga positiva/negativa en un componente principal, significa que esta variable tiene una asociación positiva/negativa con el componente. La magnitud de la asociación se desprende de la magnitud de la misma carga.

Referencias bibliográficas

- Berardi, M., Navarro, A., y Uría, M. (2010). An application of the Stock/Watson index methodology to the Santa Fe Economy. Comunicación presentada en la XLV Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política. Universidad Austral, Argentina. <https://bd.aaep.org.ar/anales/works/works2010/berardi.pdf>
- Crone, T., y Clayton-Matthews, A. (2005). Consistent economic indexes for the 50 states. *The Review of Economics and Statistics*, 87(4), 593-603.
- Cuevas, A., y Quilis, E. (2012). A factor analysis for the Spanish economy. *SERIEs*, 3(3), 311-338.
- Guerezta, B. (2015). *Estimación de un indicador subyacente de actividad económica para Argentina: modelo factorial dinámico* (Tesis de Maestría). Universidad Torcuato Di Tella; Argentina.
- Haberkorn, M., y Orsini, G. (2018). *Indicador sintético de actividad económica de la provincia de Entre Ríos. Metodología de estimación*. ISAEER. https://www.entrerios.gov.ar/dgec/wp-content/uploads/2018/04/Informe-Metodol%C3%B3gico-ISAEER_2018-F-11-4.pdf
- Lacaze, M. V., Alegre, P., Errea, D., Atucha, A., Volpato, G., Blanco, G., Fernández, M., y Bianchetti, L. (2021). Indicador sintético de actividad económica de General Pueyrredon: avances en su construcción. In E. Menardi (Comp.), *II Congreso Internacional de Desarrollo Territorial: Nuevos desafíos en la construcción de los territorios. Los desarrollos en América Latina* (pp. 844-852). EdUTecNe.
- Lacaze, M. V., Alegre, P., Errea, D., y Fernández, M. (2024). Avances metodológicos en la construcción del Indicador Sintético de Actividad Económica de General Pueyrredon, Buenos Aires, Argentina. *Estudios Económicos* (en prensa).
- Malvicino, F. (2022). Indicador Mensual de Actividad Económica de Río Negro. Una aplicación para analizar el impacto económico del COVID19. *Pilquen* ,25(2), 98-133.

- Malvicino, F., Pereira, M., y Trajtenberg, L. A. (2020). Índice de actividad económica provincial en base a un modelo factorial dinámico. Argentina 1997-2019. *Cuadernos del CIMBAGE*, 2(22), 145-173.
- Martínez, R., Vega, D., Medina, F., y Méndez, F. (2013). Metodología de estimación del ISAE de Jujuy. Comunicación presentada en las *XII Jornadas de la Asociación de Economía y Sociedad del NOA*, Argentina.
- Muñoz, F., y Trombetta, M. (2015). Indicador Sintético de Actividad Provincial (ISAP): un aporte al análisis de las economías regionales argentinas. *Journal of Regional Research*, 33, 71-96.
- Ontivero, J., y Rodríguez M., y Kataishi, R. (2018). *Indicador Sintético de Actividades de la Provincia de Tierra del Fuego. Aportes Metodológicos*. Universidad Nacional de Tierra del Fuego.
- Peña, D. (2003). *Análisis de datos multivariantes*. McGraw-Hill.
- Revelle, W. (2023). *_psych: Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research_*. Northwestern University, Evanston, Illinois. R package version 2.3.9, <https://CRAN.R-project.org/package=psych>
- Stock, J., y Watson, M. (1991). Probability model of the coincident economic indicators. In *Leading economic indicators: New approaches and forecasting records*. Cambridge University Press. <http://dx.doi.org/10.1016/bs.hesmac.2016.04.002>.
- The Conference Board. (2001). *Business Cycle Indicators Handbook*. TCB. https://www.conference-board.org/pdf_free/economics/bci/BCI-Handbook.pdf