

**DESAGREGACIÓN TRIMESTRAL Y ESTIMACIÓN
OPORTUNA USANDO VARIABLES LATENTES: UNA
APLICACIÓN A LAS CUENTAS ECOLÓGICAS DE MÉXICO**

**QUARTERLY DISAGGREGATION AND TIMELY
ESTIMATION USING LATENT VARIABLES: AN
APPLICATION TO MEXICO'S ENVIRONMENTAL ACCOUNTS**

Francisco Corona

Instituto Nacional de Estadística y Geografía
<https://orcid.org/0000-0001-9514-301X>
franciscoj.corona@inegi.org.mx

René Benavidez-Maruri

Instituto Nacional de Estadística y Geografía
<https://orcid.org/0009-0009-7245-4275>
edgar.benavidez@inegi.org.mx

Alejandro Román Vásquez

Universidad Autónoma Metropolitana
<https://orcid.org/0000-0003-0793-6453>
arv@xanum.uam.mx

Resumen:

En este trabajo se propone una metodología que permite desagregar de manera temporal y estimar oportunamente series de tiempo económicas mediante el uso de variables latentes extraídas a través de mínimos cuadrados parciales (PLS, por sus siglas en inglés). En específico, el procedimiento se basa en estimar factores comunes a través de PLS maximizando el comovimiento entre variables de distinta frecuencia temporal y usar dichos factores para desagregar temporalmente y estimar de manera oportuna a las series de interés. La aplicación empírica se realiza para algunas series de las Cuentas Ecológicas de México, concluyendo que se generan estimaciones oportunas y precisas, y, al proveer series de tiempo más largas de frecuencia trimestral, permite a los analistas del tema realizar propuestas en materia de política pública. Finalmente, mediante un experimento Monte Carlo, se concluye también que el procedimiento expuesto aquí, puede ser extendido a diversos conjuntos de series de tiempo cointegradas.

Abstract:

This paper proposes an econometric approach to temporally disaggregate and timely estimate different panels of time series by extracting latent variables using the Partial Least Squares method. Specifically, the procedure is based on estimating common factors by maximizing the comovements of different frequencies of time series, which allows a temporally disaggregate and timely estimate the series of the interest. The empirical application is carried out for some series of the Ecological Accounts of Mexico, and we conclude that the approach generates accurate nowcasts, and, by providing longer time series with quarterly frequency, it allows the generation of public policy. Finally, by implementing a Monte Carlo experiment, we conclude that the procedure can be extended to several sets of cointegrated time series.

Clasificación JEL/JEL Classification: C22, C32, Q50.

Palabras clave/keywords: cointegración, mínimos cuadrados parciales, nowcasting, regla de combinación, tiempo pseudoreal.

Fecha de recepción: 05 III 2024 Fecha de aceptación: 14 VIII 2024

<https://doi.org/10.24201/ee.v40i1.e465>

1. Introducción

En la actualidad, el acceso a información económica oportuna permite anticiparse, con cierto grado de certeza, a diversos fenómenos cuyas mediciones se realizan de manera más extemporánea. Por ejemplo, desde el trabajo seminal de Giannone *et al.* (2008), los modelos de *nowcasting* se han popularizado para estimar de manera oportuna la actividad económica de diversos países, la cual se mide frecuentemente de forma trimestral a través del Producto Interno Bruto (PIB). Para ello, se utilizan series de tiempo de mayor frecuencia, como las series mensuales y, mediante la estimación de factores comunes que luego se incorporan en modelos de regresión, es posible obtener *nowcasts* precisos del PIB.

En este sentido, los *nowcasts* abarcan la estimación oportuna de variables no sólo trimestrales, sino también mensuales. Un ejemplo es el estudio de León y Ortega (2018), que, mediante el uso de información de sistemas electrónicos de pago y redes neuronales, estima oportunamente la actividad económica de Colombia. Asimismo, Proietti y Giovannelli (2021) aplican un enfoque de Big Data y el modelo de factores dinámicos (MFD) para predecir el PIB de la zona euro y países específicos, incluyendo Alemania, España, Francia e Italia. En el caso de México, Corona *et al.* (2022) estiman la actividad económica mensual utilizando tanto series de tiempo tradicionales como no tradicionales, junto con métodos de selección de variables y el MFD. Este estudio destaca por generar un estimador dentro del marco de la estadística oficial, conocido como Indicador Oportuno de la Actividad Económica (IOAE).¹

Nótese que estos estudios se centran en la actividad económica mensual, lo que reduce la relevancia de estimar el PIB trimestral de manera oportuna. Esto se debe a que la disponibilidad de datos preliminares mensuales puede proporcionar indicaciones precisas sobre el comportamiento del PIB (Gálvez-Soriano, 2020). En este escenario, cabe mencionar que el estudio del Producto Interno Neto Ecológico (PINE) ha sido escaso. Las principales razones pueden ser: 1) su frecuencia anual, 2) la poca oportunidad de la serie y 3) un enfoque estructural predominante que considera el crecimiento y desarrollo económico sin tener en cuenta los costos ambientales asociados. Respecto al primer punto, y para el caso de México, las series de tiempo de frecuencia anual tienen poca relevancia dentro del análisis de series de tiempo, sobre todo cuando nos referimos a variables de baja frecuencia geográfica, en este caso, el país. Un ejemplo de esto es que los

¹ Véase <https://www.inegi.org.mx/investigacion/ioae/>

modelos de *nowcasting* suelen emplearse para series de tiempo trimestrales y –como hemos comentado– incluso para series de tiempo de mayor frecuencia. En cuanto al segundo punto, en términos de oportunidad, aunque resulta interesante proponer modelos de *nowcasting* para series de tiempo anuales –sobre todo, por la disponibilidad de información de alta frecuencia–, de manera intuitiva, podrían ser pocas las series de tiempo que se relacionen conceptualmente con el PINE. Asimismo, y en relación con el tercer punto, la misma falta de oportunidad puede hacer poco interesante generar estudios económicos que propongan políticas económicas en este tema. Por ejemplo, el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) publica información anual con más de un año de retraso.²

En este contexto, las cifras preliminares de las series de tiempo suelen actualizarse anualmente hacia finales del año siguiente, lo cual implica que los datos más recientes disponibles pueden tener un desfase significativo. Esta periodicidad en la actualización de datos, aunque regular, puede limitar la relevancia y la oportunidad de los estudios económicos que dependen de estos datos para la formulación de políticas, en especial en áreas como el medio ambiente, donde las condiciones pueden cambiar con rapidez.

La investigación sobre el crecimiento económico que considera los costos de degradación ambiental es muy limitada. Algunos trabajos previos, relacionados con este tema, son el de Brock y Taylor (2010), quienes analizan el progreso tecnológico en la mitigación de la contaminación dentro del modelo de crecimiento de Solow, explicando la curva ambiental de Kuznets como un resultado natural del crecimiento sostenible. Lu y Chiu (2012) aplican el modelo de pronóstico gris para predecir con precisión la contabilidad del PINE en Taiwán, de 2002 a 2010. Este enfoque, fundamentado en la teoría gris,³ resulta de gran valor para sistemas con datos escasos, y permite lograr una alta precisión en las predicciones con un error porcentual absoluto medio de menos de 2.05%. Este trabajo destaca la eficacia de técnicas de pronóstico avanzadas en la valoración del impacto económico sobre el medio ambiente, y ofrece una herramienta crucial para el desarrollo de políticas económicas y ambientales. Jha *et al.* (2018) presentan el *Inclusive Green Growth Index: A New Benchmark for Quality*

² Véase <https://www.inegi.org.mx/temas/ee/>

³ La teoría de sistemas grises, creada por Deng (1982), aborda el análisis de sistemas con información imparcial o incierta. Utiliza modelos como el GM(1,1) para predecir comportamientos en situaciones donde los datos son limitados, y se aplica en campos como economía e ingeniería.

of Growth. Este índice mide la calidad del crecimiento en tres pilares: crecimiento económico, equidad social y sostenibilidad ambiental. Otro estudio destacado es el de Danish y Ulucak (2020), quienes investigan el impacto de las tecnologías ambientales en el crecimiento verde en Brasil, Rusia, India, China y Sudáfrica, controlando el consumo de energía renovable y no renovable mediante técnicas de estimación de datos en panel. Islam y Asad (2021) realizan proyecciones del PIB y el PINE para discutir el desarrollo sostenible en los países del sur de Asia. Estas proyecciones son esenciales para comprender la interacción entre el crecimiento económico y la sostenibilidad ambiental en la región. Asimismo, en Wen *et al.* (2023) se explora el impacto de los flujos de capital extranjero y el desarrollo financiero en el consumo de energía renovable en 17 países en desarrollo entre 1990 y 2020.

A pesar de la importancia de estudiar la interacción entre el crecimiento económico y la degradación ambiental, en el caso de México, la literatura existente es escasa o no ha sido explorada a fondo. Un ejemplo relevante es el estudio de Godínez Montoya *et al.* (2021), quienes abordan la relación entre el medio ambiente, la pobreza y el crecimiento económico del país. Con base en el método de mínimos cuadrados ordinarios, los autores estiman dos modelos de regresión: uno lineal múltiple y otro polinómico cúbico. El estudio revela una tendencia positiva del crecimiento económico en México, acompañada de un incremento en los costos totales por agotamiento de recursos naturales y degradación ambiental. Este incremento se asocia con un mayor impacto ambiental derivado de la producción de bienes y servicios. Además, se identificó una relación directa entre la población en situación de pobreza de patrimonio y los costos ambientales, resaltando la importancia de considerar estos factores en la formulación de políticas económicas y ambientales.

Por otra parte, el estudio de Asuad-Sanén *et al.* (2024) enriquece esta área de investigación desde una perspectiva distinta, al analizar la cuenta satélite de turismo. Aunque su investigación no se enfoca directamente en el medio ambiente, emplea metodologías econométricas avanzadas para estimar con precisión indicadores económicos específicos, como el PIB turístico de México para el año 2018. Los resultados del estudio ofrecen un análisis detallado del impacto económico del turismo a nivel local, municipal y estatal. Este enfoque es crucial para el desarrollo de indicadores regionales y proporciona una comprensión más profunda de la dinámica turística subnacional. La integración de este estudio con investigaciones previas subraya la relevancia y la versatilidad de las cuentas satélite y los modelos econométricos para la

evaluación económica y la planificación en México, abarcando tanto aspectos ambientales como turísticos.

En este trabajo, proponemos un enfoque innovador para abordar los vacíos identificados previamente, con el objetivo de incrementar la investigación sobre el PINE en México. Nuestra propuesta incluye: 1) la desagregación trimestral del PINE y de los costos totales por agotamiento y degradación ambiental (CTADA), utilizando series de tiempo de alta frecuencia relacionadas con estos conceptos y la metodología de Guerrero y Peña (2003) para la desagregación temporal; 2) la estimación de las componentes de un MFD mediante la técnica de mínimos cuadrados parciales (PLS, por sus siglas en inglés), aplicando factores comunes contemporáneos para la predicción oportuna de las series desagregadas trimestralmente, y 3) una vez obtenidos los *nowcasts*, la reconciliación de las cifras siguiendo las relaciones contables de la estadística oficial. Este enfoque no sólo pretende llenar el vacío en la literatura existente, sino también proveer herramientas útiles para la formulación de políticas económicas y ambientales más informadas en México.

En específico, este trabajo permitirá generar series de tiempo del PINE y de los CTADA con periodicidad trimestral y con un grado de oportunidad según la última actualización de las series de tiempo oportunas utilizadas. Transversalmente, dadas las relaciones contables, se tendrá un estimado con las mismas características para los costos de capital fijo (CKF). Para fines de estadística oficial, se podrán tener cifras del PINE y CTADA de carácter trimestral, oportunas y armonizadas. Cabe señalar que, en este trabajo, el objetivo es desagregar por trimestre y estimar de manera oportuna las Cuentas Ecológicas de México.

Disponer de series de tiempo con mayor frecuencia y longitud permite realizar un mayor número de estudios económicos y econométricos que pueden traducirse en políticas públicas efectivas (Guerrero y Corona, 2018). Sin embargo, es importante señalar que el objetivo de este trabajo no incluye realizar recomendaciones sobre el crecimiento económico en el contexto de la degradación ambiental. Por ello, se da prioridad a la implementación de las técnicas empleadas por encima de la discusión de los resultados. No obstante, se considera que expertos en el tema puedan replicar los resultados presentados aquí para realizar análisis de la coyuntura del tema.

El resto del documento se organiza de la siguiente manera: en la sección 2, se describen los métodos empleados para cumplir con los objetivos planteados; en la sección 3, se detalla la información usada en este trabajo; en la sección 4, se presenta el análisis empírico; en

la sección 5 se presenta un experimento Monte Carlo como análisis de robustez de las técnicas empleadas a partir de datos simulados, y, finalmente, en la sección 6 se presentan las conclusiones y las líneas futuras de investigación.

2. Métodos

En esta sección se describe la notación y se resumen los métodos empleados en este trabajo.

2.1 Notación

Supongamos que tenemos un vector K dimensional denotado por $Y_t = (Y_{1t}, \dots, Y_{Kt})'$ definido para $t = 1, \dots, T$, el cual nos interesa desagregar. En este sentido, disponemos de un vector de series de tiempo de mayor frecuencia temporal y dimensión r , denotado por $F_t = (F_{1t}, \dots, F_{rt})'$, el cual, al agregarse a la frecuencia de Y_t , permite que estén cointegrados. De esta forma, F_t está definido para $t = 1, \dots, QT$, donde Q es el número de periodos anidados a uno correspondiente de Y_t . En consecuencia, $Y_t - a - \frac{b}{Q} \sum_{j=0}^{Q-1} F_{Qt-j} \sim I(0)$,

donde $a = (a_1, \dots, a_K)'$ y $b = (b_1, \dots, b_r)$ es una matriz de coeficientes de dimensión $K \times r$ cuyos valores son distintos de 0. Nótese que si Y_t es anual y se desea desagregar trimestralmente, entonces $Q = 4$. En este sentido, se impone la siguiente relación contable entre series de tiempo de frecuencia anual y trimestral, respectivamente:

$$Y_{it} = \frac{1}{4} \sum_{j=0}^3 c_{j+1} Z_{i4t-j} \quad (1)$$

donde $Z_i = (Z_{i1}, \dots, Z_{i4T})$ y $c_j = 1$. Es decir, promediando los trimestres correspondientes a cada año de Z_t , se obtienen los valores anuales de Y_t .

Definida la notación, tenemos que Z_t es el vector de series de tiempo desagregado temporalmente que nos interesa estimar oportunamente, es decir, contiene los valores trimestrales de las variables anuales del PINE y los CTADA colectadas en el vector Y_t . Por otra parte, F_t son las variables latentes relacionadas con Z_t , que de forma empírica nos permiten realizar las desagregaciones trimestrales y los *nowcasts*. Es decir, el número observaciones de F_t es de al menos $4T$.

2.2 Mínimos cuadrados parciales

En este trabajo, proponemos el uso de PLS para estimar variables latentes que están altamente correlacionadas de manera contemporánea con Z_t . La técnica de PLS fue desarrollada originalmente por Wold (1966) y en esencia es similar al método de componentes principales (CP), pero se diferencia en que utiliza información de las variables objetivo, es decir, aquellas que se desean ajustar o predecir.

PLS se enfoca en estimar las variables latentes más relevantes que covarían entre dos grupos de series de tiempo, diferenciando entre variables dependientes e independientes. A diferencia del CP, que se basa en la varianza de los predictores, PLS se basa en la covarianza entre las variables de respuesta y los predictores. En este contexto, definimos $X = (X_1, \dots, X_N)$, donde $X_i = (X_{i1}, \dots, X_{i4T+1})'$, es decir, es un vector de frecuencia trimestral alineado con Z_t , pero incluyendo un dato adicional, el cual se utiliza para propósitos de *nowcasting*.

En este enfoque, el ejercicio PLS consiste en el siguiente problema de maximización, que involucra tanto a las covariables X y las series de tiempo respuesta contenidas en Y :

$$\max_{\|P\|=1} \text{cov}(X^*P, Y_i), \quad (2)$$

donde X^* y Y_i contienen la información agregada, es decir, anual. Para extraer los factores \hat{F} , se usa el algoritmo denominado *Kernel PLS* que se basa en centrar la matriz X^* y el vector Y_i para estimar $D_1 = X^{*'}Y$, de tal forma que el primer factor viene dado por $\hat{F}_1 = X\tilde{p}_1$, donde $\tilde{p}_1 = D_1/\sqrt{D_1'D_1}$. Para las siguientes $j = 2, \dots, r$ factores, se repite el procedimiento para

$$D_j = D_{j-1} - \left(\frac{\hat{F}'_{j-1}\hat{F}_{j-1}}{\sqrt{\hat{F}'_{j-1}\hat{F}_{j-1}}} \hat{p}' \right) \tilde{p}' D'_{j-1},$$

es decir, se extrae a D_j el efecto de haber estimado los factores y las cargas en el paso previo (véase Krämer y Braun, 2007). En cada iteración podemos coleccionar $\hat{P} = (\hat{p}_1, \dots, \hat{p}_r)$ y nótese que, intuitivamente, $\hat{F} \approx X\hat{P}$, por lo que los factores son un promedio ponderado de la relación que existe entre X^* y Y_i .

En el contexto de MFD, y dado que nuestro objetivo es que las variables latentes estén correlacionadas con Z_t , es fundamental que los residuos $\hat{\varepsilon}_t = X_t - \hat{P}\hat{F}_t$ sean estacionarios, indicando que las variables latentes o factores estimados representen las tendencias comunes de

las series de tiempo originales, o, en otras palabras, que las X_t estén cointegradas con las Z_t . Para verificar esto, se emplea la prueba PANIC de Bai y Ng (2004) sobre los errores idiosincráticos. Nótese que este supuesto conlleva a orientar que \hat{F}_t esté relacionada en el largo plazo con las Z_t , es decir, las series de tiempo por desagregar.

2.3 Desagregación temporal

Basándonos en la regla de combinación de Guerrero (2003), nuestro objetivo es estimar Z_t a través de las estimaciones preliminares, \hat{F}_t , que siguen un proceso ARIMA tal que $\phi_F(L^p)\hat{F}_t = \theta_F(L^q)a_t$, con $\phi_F(L^q) = 1 - \phi_{F,1}L - \dots - \phi_{F,p}L^p$, $\theta(L^q) = \theta_{F,1}L + \dots + \theta_{F,q}L^q$, $\Delta = (1 - L)$ y $L^\tau X_t = X_{t-\tau}$. Así, la relación entre cada Z_{it} con F_t es la siguiente:

$$Z_{it} = \hat{F}_t + S_t \quad (3)$$

donde $\phi_S(L^p)S_t = \theta_S(L^q)e_t$. Nótese que \hat{F}_t sigue un proceso autorregresivo integrado de medias móviles (ARIMA), por lo que es no estacionario, mientras que se asume que S_t sí lo es. Esto significa que Z_t y \hat{F}_t deben de estar cointegradas, lo que implica que tienden a moverse juntas, siguiendo el principio de “preservación del movimiento”.

Adicionalmente, asumiendo la restricción (1), Guerrero (2003) demuestra que, bajo estos supuestos, el estimador lineal con menor error cuadrático medio se expresa como:

$$\hat{Z}_i = \hat{F} + \hat{A} \left(Y_i - C\hat{F} \right) \quad (4)$$

con $\Sigma_Z = \sigma_e^2 \left(I_T - \hat{A}C \right) \Psi_S \Psi_S'$, donde $\hat{A} = \Psi_S \Psi_S' C' (C \Psi_S \Psi_S')^{-1}$ y C es la matriz de restricciones que permite anualizar la serie de tiempo trimestral. Entonces el objetivo es estimar la matriz de medias móviles (MA) denotadas como Ψ_S para el modelo $\phi_S(L^p)S_t = \theta_S(L^q)e_t$. Esto se puede lograr estimando los coeficientes MA para la representación ARIMA de \hat{F}_t y, posteriormente, la matriz Ψ_S , como lo proponen Guerrero y Nieto (1999), para finalmente tener una representación válida para la matriz \hat{A} .

2.4 Nowcasting

El modelo de *nowcasting* se basa en una regresión con errores ARMA, es decir,

$$\hat{Z}_{it} = \delta + \lambda \hat{F}_t + w_{it}, \quad (5a)$$

$$\psi(L^p) w_t = \xi(L^q) r_t. \quad (5b)$$

Obsérvese que w_t es estacionario, dado que la agregación de F_t está cointegrada con Y_t .⁴ Así, la estimación de los parámetros se realiza a través de máxima verosimilitud, de tal forma que los *nowcasts*, un paso hacia adelante, se realizan a través de la siguiente ecuación:

$$\tilde{Z}_{i4T+1} = \hat{\delta} + \hat{\lambda} \hat{F}_{4T+1} + \hat{w}_{i4T+1} \quad (6)$$

De forma intuitiva, nótese que las variables latentes o factores subyacen bajo la maximización de los comovimientos entre las variables del PINE y los CTADA con las covariables relacionadas, lo cual permite aprovechar que éstas cuentan con una observación adicional para realizar los *nowcasts* a través de dichos factores.

3. Datos

Con base en el documento metodológico de las Cuentas Económicas y Ecológicas de México, base 2018, del INEGI, se seleccionaron las series de tiempo ecológicas que se desea desagregar y estimar oportunamente, por medio de las relaciones contables:

$$PINE_t = PIB_t - CKF_t - CTADA_t, \quad (7a)$$

$$CTADA_t = Hidrocarburos_t + RForestales_t + ARHidricos_t + Emisiones_t + CAgua_t + Residuos_t + DSuelo_t. \quad (7b)$$

Con el objetivo de esquematizar, el cuadro 1 describe cada una de las series de tiempo que forman parte del vector Z_t .

⁴ Además, se pueden permitir incorporar una estructura al componente estacional del error. Es decir, errores SARIMA(p,0,q)(P,D,Q).

Cuadro 1
*Definición de series de tiempo ecológicas
por desagregar y estimar oportunamente*

<i>Núm.</i>	<i>Acrónimo</i>	<i>Definición</i>
NA	PIB	Producto interno neto nominal
1	PINE	Producto interno neto ecológico
2	CTADA	Costos totales por agotamiento y degradación ambiental
3	Hidrocarburos	Agotamiento de los hidrocarburos
4	RForestales	Pérdida de recursos forestales
5	ARHídricos	Agotamiento de recursos hídricos
6	Emisiones	Emisiones al aire
7	Cagua	Contaminación del agua
8	Residuos	Contaminación del suelo
9	DSuelo	Degradación del suelo
10	CKF	Costos de capital fijo

Fuente: elaboración propia.

En otras palabras, los CTADA son los costos que tendría que incurrir la sociedad en su conjunto para remediar, restituir o prevenir el agotamiento y la degradación de los recursos naturales y el medio ambiente como resultado de los procesos de producción, distribución y de consumo humano. Estas series de tiempo están disponibles en el INEGI de manera anual desde 2003 hasta 2021 (hasta octubre de 2023), en miles de millones de pesos y con año base 2018.⁵

Por otra parte, y haciendo referencia una vez más al documento metodológico de las Cuentas Económicas y Ecológicas de México, base 2018, se discutieron algunas series de tiempo que quizá estén relacionadas con las presentadas en el cuadro 1, específicamente con los CTADA y sus componentes. Dichas series hacen referencia a su posible intensificación cuando aumenta la actividad económica, y se caracterizan por tener una frecuencia trimestral o mensual y ser más oportunas que las presentadas antes. Tales series de tiempo, denotadas por el vector X_t , se describen en el cuadro 2.

⁵ Para más información sobre la naturaleza de cada una de estas series, se invita al lector a revisar INEGI (2023).

Cuadro 2
*Series de tiempo oportunas, de mayor frecuencia y
 relacionadas con Z_t*

<i>Descripción corta</i>	<i>Concepto</i>	<i>Fuente</i>
Alertas de incendio	Las alertas de incendios semanales del Global Forest Watch son notificaciones que informan sobre la detección de posibles incendios forestales.	globalforestwatch
Circulación de vehículos	Es el parque vehicular matriculado en el país, se enmarca en el sector transporte y comprende automóviles, camiones de pasajeros, camiones y camionetas de carga y motocicletas.	INEGI
Circulación de autos	Comprende los vehículos de motor destinados principalmente al transporte de personas, que cuentan hasta con siete asientos (incluyendo el del chofer).	INEGI
Circulación de camiones de carga	Son todos aquellos vehículos destinados exclusivamente al transporte de carga; se incluyen los vehículos de tracción diseñados para el remolque, tales como tractocamiones, autotanques, panel, cabinas, pipas, redilas, volteo y grúas.	INEGI
Circulación de camiones de pasajeros	Comprende los autobuses urbanos y suburbanos, microbuses, camiones escolares, camionetas pick-up (utilizadas para el traslado de trabajadores), ómnibus y, en general, los vehículos con ocho asientos o más, destinados al transporte público o privado de personas.	INEGI
Índice Nacional de Precios al Consumidor	Información sobre Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC), año base segunda quincena de julio de 2018.	INEGI

Cuadro 2
(Continuación)

<i>Descripción corta</i>	<i>Concepto</i>	<i>Fuente</i>
Precio del petróleo	Precio nacional del petróleo (usd/b) reportado por el Banco de México y recopilado por la Comisión Nacional de Hidrocarburos.	Sistema de Información de Hidrocarburos de la Comisión Nacional de Hidrocarburos
Producción de petróleo	Producción nacional de petróleo reportado a condiciones de temperatura de 15.56 °C y una atmósfera.	Sistema de Información de Hidrocarburos de la Comisión Nacional de Hidrocarburos
Salario mínimo	Cantidad mínima de salario recibida por jornada de trabajo.	INEGI
Venta de automóviles	Ventas de automóviles realizadas al consumidor final, incluyendo los datos sobre las unidades vehiculares importadas por las agencias y empresas.	INEGI
Venta de camiones	Datos de las ventas al público de las clases 4, 5, 6, 7 y 8, tractocamiones, chasis coraza y autobuses integrales, corresponden a las cifras del mercado de vehículos pesados en México.	INEGI
Venta de vehículos	Ventas de automóviles y camiones realizadas al consumidor final.	INEGI

Fuente: elaboración propia.

Es importante señalar que en este trabajo se usan series de tiempo originales dado que pretendemos capturar patrones estacionales trimestrales típicos de las series de tiempo económicas. Asimismo, al imponer restricciones contables provenientes de usar datos oficiales, éstas se obtienen en cifras originales puesto que las cifras desestacionalizadas dependen de la metodología de desestacionalización, que pueden cambiar conforme se tiene más o menos información.

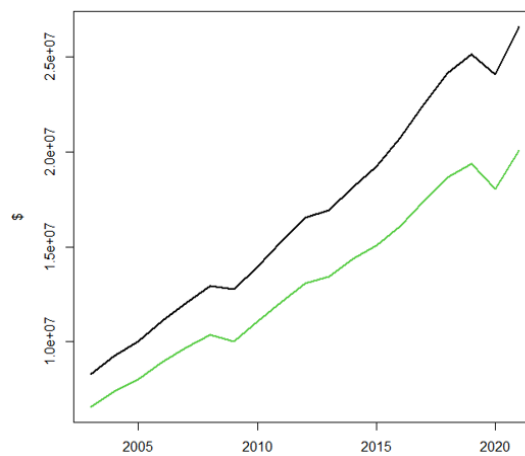
4. Aplicación empírica

Para cumplir con los objetivos planteados, primero proponemos desagregar y realizar estimaciones oportunas del PINE, explotando la relación de cointegración que tiene con el PIB. Nótese que el PIB es más oportuno que el PINE; por lo tanto, al estar cointegradas, las desviaciones de corto plazo se corrigen de manera natural, lo que hace que las estimaciones oportunas tiendan a ser precisas. Posteriormente, realizaremos las estimaciones para los CTADA y sus componentes, reconciliando las cifras de los desagregados con el total agregado. Por último, y de manera indirecta, se pueden obtener estimaciones para los CKF.

4.1 Cointegración: PINE y PIB

Para verificar la relación de cointegración entre el PINE y el PIB anuales, primero es importante señalar los niveles de estas series, lo que permite visualizar las tendencias comunes. Previamente, se verifica que las series de tiempo son no estacionarias e integradas de orden 1, según la prueba aumentada de Dickey-Fuller (ADF). La gráfica 1 describe el comportamiento de ambas series de tiempo.

Gráfica 1
PINE y PIB



Notas: PINE (color verde) y PIB (color negro)

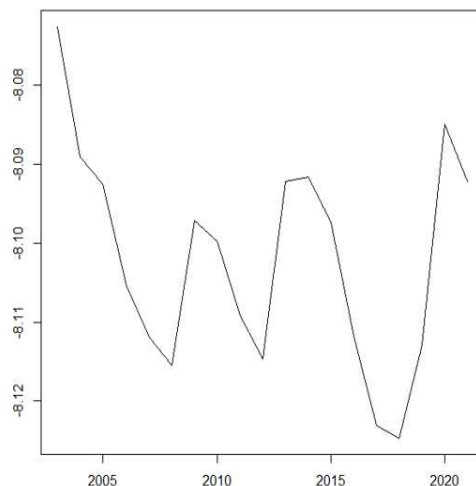
Fuente: elaboración propia.

Se observa que las series tienden a moverse juntas a través del tiempo, y destacan las caídas comunes de 2009 y 2020. Intuitivamente, parece que las series tienden a moverse juntas por lo que $n_t = PINE - a_0 - a_1PIB$ tendería a ser estacionario.

Para verificar lo anterior, se realizan las pruebas de Engle-Granger (1987) y de Johansen (1991). Primero, el residuo que genera la regresión lineal entre el PINE y el PIB resulta ser estacionario al 10%, dado que el valor p es de 0.06. Para contar con más elementos de análisis, la prueba de cointegración de Johansen (1991), utilizando cinco rezagos según el criterio BIC y una tendencia determinística en la ecuación de cointegración, no rechaza la hipótesis nula al 5% de significancia. Esto indica la presencia de un vector de cointegración, el cual se representa como $PINE_t = 1.49PIB_t - 0.04T + EC_t$. La gráfica 2 muestra el comportamiento de dicha relación.

Gráfica 2

Relación de cointegración entre el PINE y el PIB



Fuente: elaboración propia.

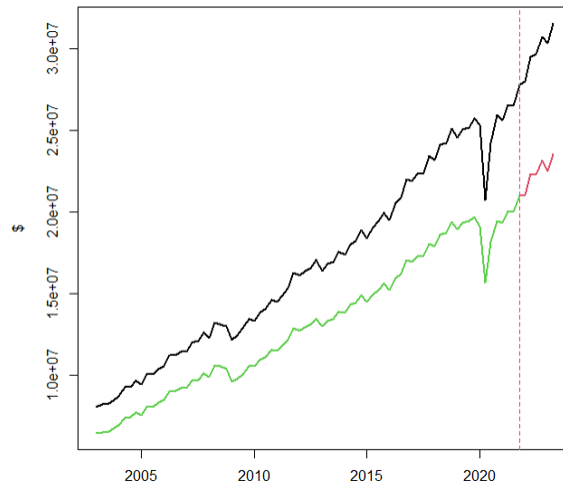
Se observa que el comportamiento de la combinación lineal es estacionario, lo que nos proporciona elementos empíricos que nos permiten concluir que las series de tiempo están cointegradas, una vez que se ha removido una tendencia determinística. En otras palabras, a través del comportamiento trimestral del PIB, estamos en condiciones de desagregar y estimar oportunamente al PINE dado que ambas series comparten una tendencia común.

4.2 Desagregación y nowcasting del PINE

Verificada la relación de cointegración, primero se utiliza la ecuación (4), que permite la desagregación temporal del PINE⁶ y, posteriormente, la expresión (6), otorga las estimaciones oportunas de acuerdo con el horizonte temporal del PIB. La gráfica 3 describe los resultados.

Gráfica 3

Desagregación temporal y nowcasts del PINE.



Notas: PINE (color verde), nowcasts (color rojo) y PIB (color negro).

Fuente: elaboración propia.

Dado que la serie del PIB tiene valores hasta el segundo trimestre de 2023 y la del PINE hasta el cuarto trimestre de 2021, se están realizando seis estimaciones oportunas, las cuales fluctúan alrededor del PIB. En este caso, no se determinó estructura ARMA en el componente del error, por lo que el residuo de la expresión (5) es ruido blanco una vez modelada la relación que comparten ambas series de tiempo. Nótese que el modelo de estimación es similar a lo propuesto por Corona *et al.* (2022), quienes estiman oportunamente la actividad económica mensual de México.

⁶ En éste y todos los casos, se verifica que los errores e_t sean ruido blanco.

4.3 Desagregación y nowcasting de los CTADA

Para desagregar y estimar oportunamente los CTADA, es necesario hacer uso de la información descrita en el cuadro 2 y, aplicando la metodología detallada en la sección 2.2, encontrar la combinación lineal de las variables que tiene covarianza máxima con los CTADA. De forma paralela, se restringe a que dicha combinación genere un error estacionario, en concordancia con el MFD. De esta manera, la combinación lineal que cumple con esa restricción se describe en el cuadro 3.⁷

Cuadro 3
Combinación lineal que maximiza la covarianza entre X_t y los CTADA $_t$

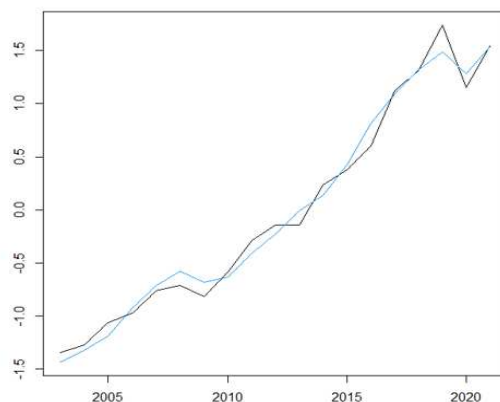
<i>Serie de tiempo</i>	<i>Contribución</i>
Alertas de incendio	0.094
Circulación de autos	0.469
Circulación de camiones de pasajeros	0.450
Circulación de vehículos	0.467
INPC	0.467
Precio del petróleo	0.005
Venta de automóviles	0.145
Venta de camiones	0.333

Fuente: elaboración propia.

Se puede observar que las variables más relevantes están relacionadas con la circulación de automóviles, camiones y otros vehículos, así como el INPC. Nótese que no se buscan efectos causales, sino identificar una serie de tiempo preliminar relacionada y cointegrada con los CTADA, que permita realizar la desagregación y la estimación oportuna de una manera estadísticamente válida. Asimismo, las series de tiempo que no se consideraron para estimar la combinación lineal debido a que no aportaron información útil, fueron: circulación de camiones de carga, salario mínimo, la producción de petróleo y venta de vehículos. De forma anual, la gráfica 4 permite analizar los movimientos comunes.

⁷ Se considera sólo una combinación lineal que cumpla la restricción, es decir, se fija $r=1$.

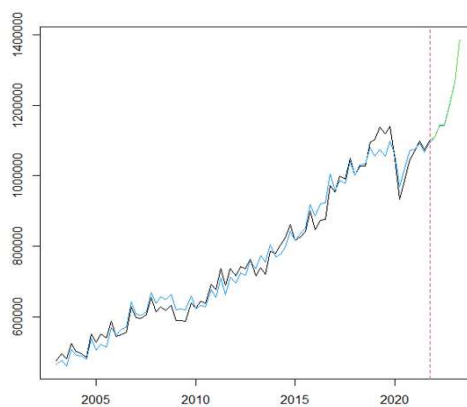
Gráfica 4
CTADA y variable latente



Notas: CTADA (color negro) y variable latente (color azul).

Fuente: elaboración propia.

Gráfica 5
Desagregación temporal y nowcasts de los CTADA



Notas: CTADA trimestral (color negro), nowcast (color verde) y variable latente (color azul).

Fuente: elaboración propia.

Se aprecia que dichas series comparten movimientos similares, incluida la caída de 2009 y 2020. En efecto, la prueba de Engle y Granger (1987) permite concluir que el residuo que genera la regresión

lineal de CTADA en \hat{F}_t es estacionario al 5% de significancia. De esta forma, la desagregación y estimación oportuna se muestran en la gráfica 5.

Se observan varias situaciones de interés. En primer lugar, la desagregación temporal de los CTADA incorpora la estacionalidad inherente de la serie de tiempo auxiliar, es decir, la variable latente. Esto es natural dado que i) intuitivamente, los CTADA trimestrales están compuestos por series de tiempo que tienen patrones estacionales y ii) los costos ambientales son influenciados por efectos climáticos, lo que hace sensible ese comportamiento. En segundo lugar, las estimaciones oportunas están dominadas por el factor estimado, lo cual es hasta cierto punto esperado, dado que la serie desagregada tiene una alta relación con la variable latente. En la siguiente sección, se resumen las estimaciones de las componentes del CTADA, su reconciliación de cifras y la estimación oportuna de los CKF.

4.4 Componentes de los CTADA, reconciliación de cifras y CKF

Para estimar oportunamente los componentes individuales de los CTADA, se sigue el procedimiento descrito en la sección 4.3. pero aplicado a cada uno de estos componentes. En esta fase, la composición de las variables latentes se detalla en el cuadro 4.

Se puede diagnosticar que, dependiendo de cada serie de tiempo, se consideran o no ciertas variables auxiliares para la estimación de la variable latente que facilita la desagregación. Por ejemplo, en el caso de los hidrocarburos, las series de tiempo consideradas significativas fueron: la circulación de camiones de carga, precio del petróleo, venta de camiones y venta de vehículos, esta última con carga negativa. Como se comentó anteriormente, esta combinación lineal debe cumplir la restricción que cointegre con la serie de hidrocarburos. Además, la selección de posibles series de tiempo candidatas se realizó considerando el documento metodológico de las Cuentas Económicas y Ecológicas de México, base 2018. Se observa que las variables más frecuentemente significativas son: el precio del petróleo, la venta de vehículos, el salario mínimo, la circulación de camiones de carga y las alertas de incendio.

Cuadro 4
Combinaciones lineales que maximizan la covarianza entre las X_t y los componentes de los CTADA $_t$

<i>Variable</i>	<i>Hidrocarburos</i>	<i>RForestales</i>	<i>ARHídricos</i>	<i>Emisiones</i>	<i>Cagua</i>	<i>Residuos</i>	<i>DSuelo</i>
Alertas de incendio	0.000	0.154	0.109	0.089	0.000	0.000	0.000
Circulación de vehículos	0.000	0.000	0.000	0.530	0.000	0.000	0.000
Circulación de autos	0.000	0.000	0.524	0.000	0.877	0.000	0.000
Circulación de camiones de carga	0.507	0.627	0.000	0.505	0.000	0.000	0.000
Circulación de camiones de pasajeros	0.000	0.000	0.524	0.000	0.000	0.000	0.000
Índice Nacional de Precios al Consumidor	0.000	0.000	0.000	0.528	0.000	0.708	0.000
Precio del petróleo	0.844	-0.077	0.033	-0.053	0.369	0.009	0.000
Producción de petróleo	0.000	0.000	-0.518	0.000	0.000	0.000	0.000
Salario mínimo	0.000	0.617	0.000	0.000	0.000	0.706	0.999
Venta de automóviles	0.000	0.000	0.247	0.245	0.310	0.000	0.040
Venta de camiones	0.123	0.445	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Venta de vehículos	-0.128	0.000	0.331	0.339	0.000	0.000	0.000

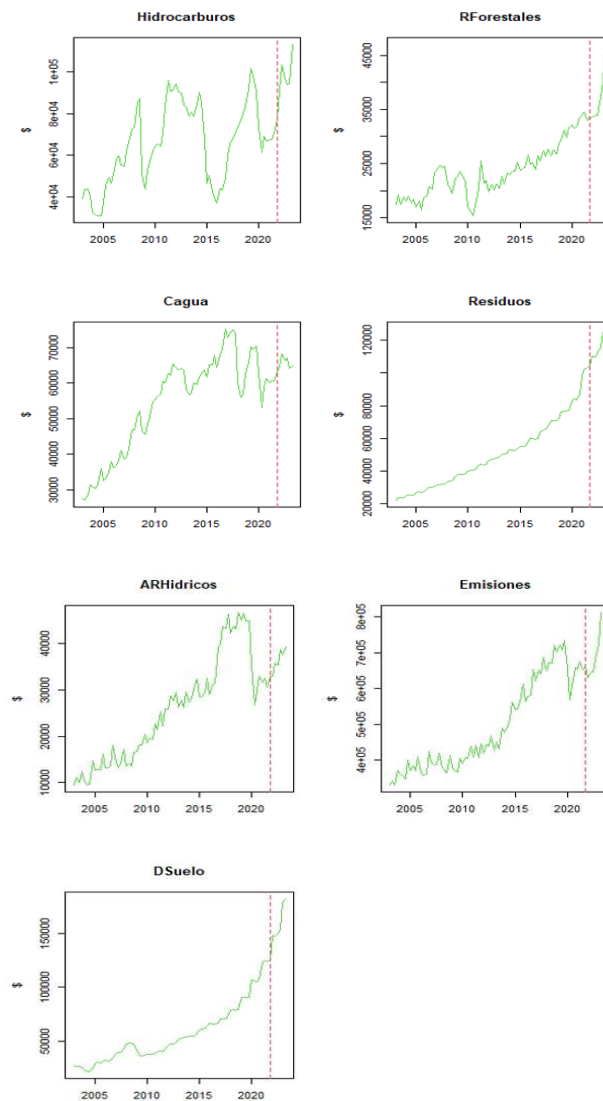
Fuente: elaboración propia.

Una vez estimados los factores latentes, se procede a realizar las estimaciones para cada uno de los componentes de los CTADA. Posteriormente, en una fase siguiente, se reconcilian mediante la siguiente operación:

$$\tilde{Z}_{i4T+h}^R = Z_{4T+h} \left(\frac{\tilde{Z}_{i4T+h}}{\sum_{i=3}^9 \tilde{Z}_{i4T+h}} \right) \quad (8)$$

Nótese que, para fines de este trabajo y al observar el cuadro 1, $i = 1$, se refiere a la serie del PINE $ei = 2$ a los CTADA. De esta forma, las estimaciones finales se presentan en la gráfica 6.

Gráfica 6
Desagregación temporal y nowcasts
para las componentes de los CTADA.



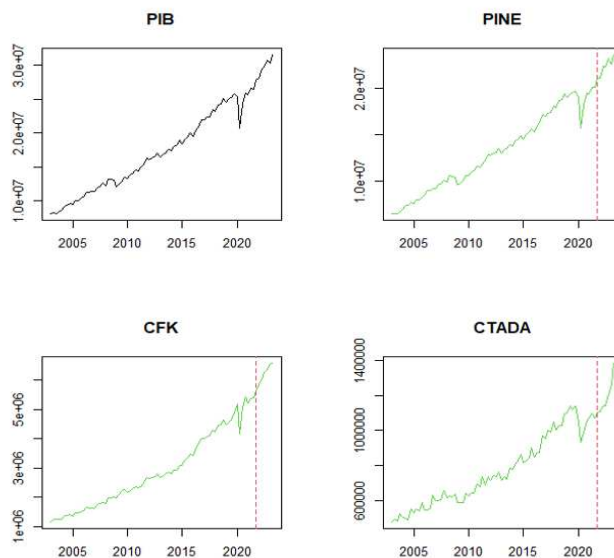
Fuente: elaboración propia.

Se destaca que las estimaciones oportunas tienen tendencias crecientes y que las series de Residuos y DSuelo son las menos estacionales. En este caso, las series de tiempo auxiliares más relacionadas con estos conceptos son el salario mínimo y el INPC para el primero, y la venta de automóviles para el segundo; esto podría deberse a la intensificación de éstas dado una mayor dinámica económica. Es importante volver a señalar que el objetivo de estas series auxiliares no tiene un fin causal, sino estadístico, es decir, que nos permita construir relaciones estables de largo plazo.

Finalmente, dadas las relaciones contables, se pueden obtener estimaciones para los CKF y así completar las Cuentas Ecológicas. La gráfica 7 resume estos resultados.

Gráfica 7

Desagregación y nowcasts para las Cuentas Ecológicas del INEGI



Fuente: elaboración propia.

Se visualiza cómo las series están armonizadas temporal y oportunamente. Nótese que estas series, al promediar los trimestres que generan al año, son exactamente las mismas que en la actualidad publica el INEGI. Asimismo, restringe los valores contemporáneos, es

decir, satisfacen la restricción (7a). Los comportamientos que más llaman la atención son las tendencias crecientes de cada uno de los componentes, sus patrones estacionales y las caídas pronunciadas durante el periodo de la pandemia de la COVID-19.

4.5 *Análisis en tiempo pseudorreal*

Finalmente, para evaluar el funcionamiento de la metodología en términos del *nowcasting*, se realiza un ejercicio en tiempo pseudorreal, estimando los últimos cuatro años, es decir, de 2018 a 2021, y considerando diferentes horizontes de pronóstico. En otras palabras, cuando $h = 1$, se asumen conocidos los primeros tres trimestres, y cuando $h = 4$, se asume que no se conoce ningún valor de los trimestres. Es decir, la primera estimación es la final del año y, en consecuencia, tiene menor incertidumbre; mientras que la segunda es la primera del año, donde no existe conocimiento de ningún valor. Obsérvese que se asume que los valores trimestrales, producto de la desagregación temporal, son los valores observados.

En cada caso, se computa la raíz del error cuadrático medio (RMSE, por sus siglas en inglés) para cada año y en cada horizonte, usando los resultados de los modelos de la ecuación (6) y una versión SARIMA que no considera el efecto de la variable latente. Finalmente, se estiman los promedios para cada h y se calculan las razones de RMSE, teniendo en el denominador el obtenido usando el modelo SARIMA, tal que, cuando el estadístico sea menor a 1, indica que el funcionamiento del modelo de *nowcasting* tiene mejor desempeño que la versión SARIMA, la cual claramente es un modelo de pronóstico al no incorporar los efectos de variables oportunas. Los resultados se presentan en el cuadro 5.

Se puede apreciar que, en todos los casos, los modelos de *nowcasting* tienden a tener un mejor desempeño que los modelos de pronóstico, ya que sólo en dos casos el error de estimación es menor, lo anterior ocurre cuando se estima el PIB con $h = 2$ y cuando desconocemos un trimestre para los hidrocarburos. En el resto de los casos, los modelos de *nowcasting* son claramente dominantes. Estos resultados ayudan a corroborar que el procedimiento empleado en este trabajo permite: 1) desagregar las series de tiempo de interés y 2) tener estimaciones oportunas certeras respecto a modelos tradicionales de series de tiempo.

Cuadro 5
*Razones de RMSE en el ejercicio en tiempo
pseudorreal (2018-2021)*

<i>Variable</i>	<i>h = 1</i>	<i>h = 2</i>	<i>h = 3</i>	<i>h = 4</i>
PINE	0.307	1.181	0.495	0.559
CTADA	0.384	0.054	0.315	0.203
Hidrocarburos	0.713	0.371	1.023	0.540
RForestales	0.297	0.302	0.432	0.856
ARHídricos	0.848	0.173	0.402	0.460
Emisiones	0.422	0.053	0.176	0.283
Cagua	0.319	0.265	0.976	0.254
Residuos	0.715	0.298	0.569	0.339
DSuelo	0.808	0.097	0.052	0.079

Fuente: elaboración propia.

5. Experimento Monte Carlo

Nótese que para desagregar las series de tiempo de interés se recurrió a heredar el comportamiento trimestral estacional de diversas covariables bajo el supuesto de cointegración entre los agregados anuales, donde es claro que no existe estacionalidad. El supuesto fundamental para estimar Z_t es que esté cointegrada con F_t , pero, en este caso, sólo se observa F_t a través de un proceso de estimación. A manera de verificar que este supuesto se cumple y se hereda correctamente la estacionalidad de la serie de tiempo objetivo mediante el uso de covariables, se recurre a implementar un experimento Monte Carlo usando ciertas similitudes en el proceso generador de datos (DGP, por sus siglas en inglés) aludiendo al ejercicio empírico. En este sentido, planteamos el siguiente MFD:

$$X_t = PF_t + \varepsilon_t$$

$$F_t = \pi F_{t-1} + \eta_t$$

$$\varepsilon_t = \tau \varepsilon_{t-1} + \omega_i \varepsilon_{t-4} + a_t$$

Específicamente, se usa $T = 76$, $N = 13$, $\eta_t \sim N(0, 1)$, $a_{it} \sim N(0, 1)$, $P \sim U(0, 1)$, modelos cointegrados con $\pi = 1, \tau = 0.5$ y modelos no estacionarios, pero no cointegrados con $\pi = 0, \tau = 1$. De acuerdo con los ejercicios empíricos realizados en la subsección 4.4., los parámetros de autocorrelación estacional rondan para el primer rezago entre 0.55 y 0, de tal forma que simulamos los siguientes patrones de estacionalidad: $\omega_1 = -0.5$, $\omega_2 = 0$, $\omega_3 = U \sim (-0.75, -0.25)$ y $\omega_4 = U(-1, 1)$. Nótese que el primer patrón de estacionalidad es moderado, pero homogéneo; el segundo es nulo; el tercero es moderado, pero toma distintos valores, y el cuarto da pie a más patrones de estacionalidad que el caso previo.

La manera de proceder para analizar el funcionamiento de la técnica aquí expuesta es usando 1 000 réplicas y en cada una de éstas se realiza lo siguiente:

1. Se selecciona aleatoriamente una $Z_t \in X$, donde el complemento se denota como X^c .
2. Se agregan los datos simulados de manera anual, de modo que se obtiene Z_a y X_a .
3. En cada réplica, se estima P y F_t usando X_a y Z_a con los métodos descritos en la sección 2.
4. Se estima un factor trimestral $\hat{F}_t = X^c \hat{P}$.
5. Se emplea la prueba de cointegración de Engle y Granger (1987)⁸ entre \hat{F}_t y Z_t .

Nótese que, en caso de que cointegren \hat{F}_t y Z_t , se estará preservando el movimiento de forma correcta entre las covariables trimestrales y los verdaderos valores de la serie por desagregar; de lo contrario, no sería válido usar \hat{F}_t o, puntualmente, las covariables X_t para desagregar temporalmente los valores anuales de Z_t . El cuadro 6 muestra el porcentaje de éxito en cointegración entre \hat{F}_t y Z_t .

Nótese que, en el caso cointegrado, se garantiza la preservación del movimiento entre los factores estimados con respecto a la serie de tiempo por desagregar. Por el contrario, en el no cointegrado, la preservación del movimiento ronda en promedio alrededor de 72%, es decir, disminuye cerca de 30% respecto del caso anterior. En conclusión, cuando las series de tiempo son cointegradas y la persistencia es moderada, usar PLS con datos anuales para reconstruir series

⁸ Por facilidad en la implementación computacional, se optó por esta prueba en lugar de la de Johansen (1991), utilizada en la aplicación empírica.

de tiempo trimestrales resulta válido dado que el factor estimado preserva el movimiento de la serie de tiempo trimestral objetivo. De lo contrario, existe menos certeza de que se herede correctamente el patrón estacional verdadero de la serie de tiempo por desagregar.

Cuadro 6

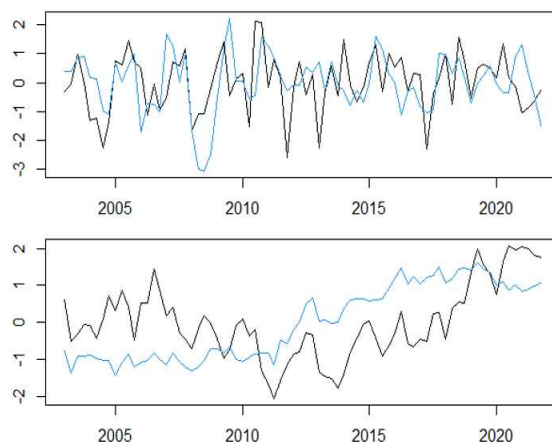
Porcentaje de éxito de cointegración entre los factores estimados y la serie de tiempo trimestral simulada por desagregar

DGP	Cointegrado (%)	No cointegrado (%)
1	99	73
2	99	72
3	99	71
4	95	70

Fuente: elaboración propia.

Gráfica 8

Simulación con $\omega_1 = -0.5$ caso cointegrado (panel superior) y no cointegrado (panel inferior)



Notas: serie de tiempo simulada (línea negra) y factor estimado (línea azul).

Fuente: elaboración propia.

La gráfica 8 muestra una ejemplificación cuando $\omega_1 = -0.5$ para el caso cointegrado y no cointegrado. Se puede apreciar que, en ambos casos, las series de tiempo parecen estar correlacionadas, pero el panel superior ejemplifica el caso válido, donde el factor es idóneo para desagregar, mientras que el panel inferior no. Observando puntualmente las pruebas de cointegración de Engle y Granger (1987), y usando un nivel de significancia de 5%, el residuo producto de la regresión entre ambas series es estacionario en el primer caso y en el segundo no lo es, obteniendo p valores de 0.00 y 0.36 respectivamente en la prueba ADF, aplicada al residuo de la regresión entre la serie de tiempo simulada y el factor trimestral. En conclusión, en el caso cointegrado la relación entre ambas series es estable, y en el caso no cointegrado la relación es espuria.

Es importante comentar que estos resultados se sostienen cuando simulamos series de tiempo mensuales, es decir, cuando el objetivo es desagregar series trimestrales. En consecuencia, la técnica puede emplearse también en este caso.

6. Conclusiones y líneas futuras

En este trabajo se muestra una metodología estadística y econométrica que permite desagregar y estimar oportunamente las Cuentas Ecológicas de México; en particular, el PINE, los CTADA y sus componentes, y los CKF. Dicha metodología se compone de las siguientes fases: 1) a partir de variables de mayor frecuencia y relacionadas con cada una de las series de tiempo objetivo, se estiman combinaciones lineales cointegradas que permiten desagregar temporalmente dichas series. Lo anterior se realiza mediante la propuesta de Guerrero y Peña (2003); 2) usando regresiones con errores SARMA, se realizan estimaciones oportunas. Los resultados permiten concluir que la metodología propuesta tiene estimaciones certeras respecto a los modelos tradicionales de series de tiempo, de tal forma que el INEGI estaría en condiciones de proveer series de tiempo más largas y oportunas, lo cual incentivaría el estudio del crecimiento económico considerando los costos ambientales.

Como líneas futuras, se propone incorporar más series de tiempo auxiliares que ayuden, conceptualmente, a mejorar la desagregación temporal, estudiar el efecto de $r > 1$, es decir, el uso de más variables latentes en el proceso de desagregación, y comparar los resultados con otros modelos de *nowcasting*, como redes neuronales o vectores autorregresivos con variables exógenas. También resulta interesante

realizar estimaciones con series de tiempo desestacionalizadas y comparar los resultados con los obtenidos aquí, removiendo efectos estacionales a las estimaciones que usan series originales.

Por último, es importante analizar los resultados en términos estructurales, a fin de comprender cómo es el proceso de crecimiento económico de México con una mayor frecuencia, pero considerando los costos ambientales.

Referencias

- Asuad-Sanén, N.E., O.C. Cleofas, A.M. Romo y J.H.A. Mendoza. 2024. Estimación del PIB turístico por localidad, municipio y entidad federativa de México en 2018, *El Trimestre Económico*, 91(361): 47-77.
- Bai, J. y S. Ng. 2004. A PANIC attack on unit roots and cointegration, *Econometrica*, 72(4): 1127-1177.
- Brock, W.A. y M.S. Taylor. 2010. The green Solow model, *Journal of Economic Growth*, 15(2): 127-153.
- Corona, F., G. González-Farías y J. López-Pérez. 2022. Timely estimates of the monthly Mexican economic activity, *Journal of Official Statistics*, 38(3): 733-765.
- Danish, D. y R. Ulucak. 2020. How do environmental technologies affect green growth? Evidence from BRICS economies, *Science of The Total Environment*, 712: 136504.
- Deng, J.L. 1982. *Grey System Fundamental Method*, China, Huazhong University of Science and Technology.
- Engle, R. F. y C.W. Granger. 1987. Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing, *Econometrica*, 55(2): 251-276.
- Gálvez-Soriano, O.J. 2020. Nowcasting Mexico's quarterly GDP using factor models and bridge equations, *Estudios Económicos*, 35(2): 213-265.
- Giannone, D., L. Reichlin y D. Small. 2008. Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data, *Journal of Monetary Economics*, 55(4): 665-676.
- Godínez Montoya, L., E. Figueroa Hernández y F. Pérez Soto. 2021. El medio ambiente, la pobreza y el crecimiento económico en México, *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, 16(2): 1-20.
- Guerrero, V.M. y F.H. Nieto. 1999. Temporal and contemporaneous disaggregation of multiple economic time series, *Test*, 8(2): 459-489.
- Guerrero, V.M. y F. Corona. 2018. Retropolating some relevant series of Mexico's System of National Accounts at constant prices: The case of Mexico City's GDP, *Statistica Neerlandica*, 72(4): 495-519.
- Guerrero, V.M. 2003. Monthly disaggregation of a quarterly time series and forecasts of its unobservable monthly values, *Journal of Official Statistics*, 19(3): 215-235.
- Guerrero, V.M. y D. Peña. 2003. Combining multiple time series predictors: A useful inferential procedure, *Journal of Statistical Planning and Inference*, 116(1): 249-276.

- INEGI. 2023. Actualización del sistema de cuentas nacionales de México: Cambio de año base de 2013 a 2018, https://www.inegi.org.mx/contenidos/salade_prensa/boletines/2023/SCNM/Act_SCNM_2018.pdf
- Islam, S. y M. Asad. 2021. Forecasting GDP and green GDP of south Asian country for sustainable development, *Himalayan Journal of Economics and Business Management*, 2(5): 51-57.
- Jha, S., S.C. Sandhu y R. Wachirapunyaont. 2018. *Inclusive Green Growth Index: A New Benchmark for Quality of Growth*, Filipinas, Asian Development Bank.
- Johansen, S. 1991. Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in Gaussian vector autoregressive models, *Econometrica*, 59(6): 1551-1580.
- Krämer, N. y M.L. Braun. 2007. Kernelizing PLS, degrees of freedom, and efficient model selection, en Z. Ghahramani (ed.), *Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning*, Nueva York, Association for Computing Machinery.
- León, C. y F. Ortega. 2018. Nowcasting economic activity with electronic payments data: A predictive modeling approach (2018), *Revista de Economía del Rosario*, 21(2): 381-407.
- Lu, S.L. y W.C. Chiu. 2012. The grey forecasting model on the forecast of green GDP accounting in Taiwan, en S. Ao, L. Gelman, D.W.L. Hukins y A. Hunter (eds.), *Proceedings Book of World Congress on Engineering 2012*, Londres, International Association of Engineers.
- Proietti, T. y A. Giovannelli. 2021. Nowcasting monthly GDP with big data: A model averaging approach, *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, 184(2): 683-706.
- Wen, J., L. Hong, S. Khalid, H. Mahmood y M. Zakaria. 2023. Nexus between renewable energy consumption, foreign capital flows, and financial development: New evidence using CUP-FM and CUP-BC advanced methods, *Structural Change and Economic Dynamics*, 67: 82-88.
- Wold, H. 1966. Estimation of principal components and related models by iterative least squares, en P.R. Krishnaiah (ed.), *Multivariate Analysis*, Nueva York, Academic Press.