

**EVALUACIÓN DE DIFERENTES MÉTODOS PARA
LA ESTIMACIÓN DEL PIB POTENCIAL:
EL CASO DE MÉXICO**

**EVALUATING DIFFERENT METHODS OF
POTENTIAL GDP ESTIMATES:
THE CASE OF MEXICO**

Francisco Corona

Instituto Nacional de Estadística y Geografía

Pedro Orraca

El Colegio de la Frontera Norte

Jesús López-Pérez

Instituto Nacional de Estadística y Geografía

Resumen: Con el objetivo de contribuir a la literatura que se centra en la estimación del Producto Interno Bruto (PIB) potencial, en este trabajo se evalúa el funcionamiento de cuatro métodos de estimación del PIB potencial trimestral de México para el periodo 1998:T1-2020:T2. Los procedimientos utilizados para su estimación son: 1) métodos heurísticos, 2) el filtro de Hodrick Prescott, 3) el Modelo de Factores Dinámicos no estacionario y 4) la descomposición Permanente-Transitorio (PT) de Gonzalo y Granger (1995). Se concluye que, por razones econométricas, los mejores resultados se obtienen al usar la descomposición PT.

Abstract: With the purpose of contributing to the literature that focuses on the estimation of Potential Gross Domestic Product (GDP), this study evaluates four different estimation methods of Potential GDP using quarterly data from Mexico for the period 1998:Q1-2020:Q2. The procedures used for its estimation are: 1) Heuristic methods, 2) The Hodrick Prescott filter, 3) Non-Stationary Dynamic Factor Model, and 4) The Permanent-Transient (PT) decomposition of Gonzalo and Granger (1995). We conclude that, econometrically, the best results are obtained when using the PT decomposition.

Clasificación JEL/JEL Classification: C38, C52, E32

Palabras clave/keywords: filtro HP; descomposición PT; métodos heurísticos; modelo de factores dinámicos; PIB potencial

Fecha de recepción: 28 VI 2021 *Fecha de aceptación:* 28 VII 2021

<https://doi.org/10.24201/ee.v37i2.432>

Estudios Económicos, vol. 37, núm. 2, julio-diciembre 2022, páginas 285-313

1. Introducción

Es sabido que para la toma de decisiones de política económica existe la necesidad de tener elementos objetivos que permitan tomar decisiones informadas. Asimismo, es trascendental entender las fortalezas y debilidades de los métodos o herramientas que coadyuvan a dicha toma de decisiones. Conocer el crecimiento potencial de una economía es muy relevante en temas de política económica, ya que, por ejemplo, cuando el Producto Interno Bruto (PIB) de un país se encuentra por debajo de lo que en teoría pudiese producir, la implementación de políticas fiscales expansivas pueden ser claves para revertir el efecto de tal comportamiento. Desde la óptica de la política monetaria, conocer la brecha de producción entre el PIB real y el PIB potencial permite determinar si la economía requiere o no de estímulos monetarios. Mientras que a corto plazo las estimaciones de la brecha entre el PIB real y el PIB potencial proporcionan un punto de referencia que permiten evaluar las presiones inflacionarias, a mediano plazo la tendencia estimada del PIB potencial ayuda a determinar el ritmo de crecimiento sostenible de la economía (De Masi, 1997).

De esta forma, es claro que resulta necesario contar con los elementos que permitan tener una correcta conceptualización y medición de este fenómeno macroeconómico, para así, poder identificar e implementar las políticas económicas apropiadas.

Este trabajo tiene como objetivo contribuir a la literatura que se centra en la estimación del PIB potencial al evaluar dos métodos tradicionales y dos nuevas metodologías y, al realizar una aplicación para el caso de México, proporcionar información que permita a los hacedores de política económica del país llegar a una conclusión razonada sobre qué técnica es la que brinda las mayores ventajas en los sentidos econométricos y estadísticos.

El PIB potencial puede analizarse desde dos perspectivas: 1) la keynesiana, relacionada a la evolución del PIB dado el eficiente uso de los factores de la producción bajo un escenario de inflación estable, o dicho de otro modo, donde representa la producción máxima que una economía puede sostener sin generar un aumento en la inflación, lo cual implica que bajo este enfoque una brecha de producción negativa (positiva) debe tener como resultado un decremento (incremento) en la inflación, y 2) desde un enfoque neoclásico, que indica que el PIB potencial está relacionado con el comportamiento permanente de la producción, determinado por choques exógenos de oferta y demanda. Para una discusión más amplia sobre este tema, véanse Acevedo-Fernández (2009), Mantescu y Lazar (2014), Kuttner (1994), Heath (2012) y Gavin (2012), entre otros.

Dado que el PIB potencial es un concepto teórico y por lo tanto no es observable, no puede cuantificarse como sí puede hacerse para el PIB real en el contexto de estadística oficial. En la práctica, el PIB potencial suele estimarse construyendo medidas de la tendencia del PIB real que suavizan las fluctuaciones de los ciclos económicos. Ha sido común recurrir a la extracción de tendencias determinísticas, la utilización de filtros estadísticos y la estimación de variables latentes, principalmente a través del filtro de Kalman, para tener aproximaciones del PIB potencial (Ozbek y Ozlale, 2005).

Algunos trabajos que se centran en estimar al PIB potencial y la brecha del producto son Kuttner (1994) e Islas y Guerrero (2019) para el caso de Estados Unidos, Theoduloz (2010) para la economía de Uruguay, Kichian (1999) quien lo analiza para el caso de Canadá, Scacciavillani y Swagel (2002) para Israel, y Hoffman y Tapia (2003) y Méndez *et al.* (2013) quienes se enfocan en los países de América Latina.

Para el caso de México, se encuentra el trabajo de Loria *et al.* (2008) quienes utilizan modelos estructurales de series de tiempo con datos de 1980 a 2006 para estimar el producto potencial, la brecha del producto y los ciclos económicos para el PIB de México, y el de Faal (2005) en el cual se hace una descomposición del crecimiento económico para México desde 1960 hasta 2003 en sus componentes de tendencia y ciclo utilizando un modelo de componentes no observados. También se encuentra la investigación de Cervantes y Arenas (2004), quienes utilizan funciones Cobb-Douglas y el filtro de Hodrick-Prescott (HP) para estimar el producto potencial para los años 1980-2003, y más recientemente, Ventosa-Santaulària *et al.* (2021), donde usan técnicas de series de tiempo para identificar, de manera robusta, cambios y explicaciones a la tasa de crecimiento decreciente causada por fuerzas de largo plazo en lugar de las crisis económicas.¹

En el contexto de estadística oficial en México, el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) ha realizado y realiza intentos por esquematizar las crestas y valles de la economía mexicana. Si bien, esto es diferente a la estimación del PIB potencial, intrínsecamente algunos conceptos están relacionados, particularmente, en los siguientes aspectos: i) concepción de composiciones latentes, puesto que se utilizan un grupo de variables relacionadas al PIB para construir indicadores compuestos que permitan identificar cuándo la economía está en fase de recesión o expansión y, ii) visión del ciclo económico,

¹ Para una descripción de los principales hechos estilizados del ciclo económico en México, véase Cuadra (2008).

dado que existe una perspectiva que trabaja con los niveles de series de tiempo desestacionalizadas y otra que extrae el comportamiento cíclico de manera suavizada a las series de tiempo; a la primera se le conoce como “visión clásica” y a la segunda como “visión de crecimiento” (Heath, 2012).

Vale la pena hacer aclarar que la estimación del PIB potencial sí permite identificar las fechas de inicio y fin de posibles recesiones y expansiones; sin embargo, si el objetivo primordial es la identificación de las crestas y valles, las técnicas estadísticas y econométricas pueden ir en otra dirección, sin ser necesario estimar el PIB potencial.

En cualquier caso, y en sentido estrictamente metodológico, nótese que el PIB potencial puede ser abordado bajo una idea de estimación de variables latentes. Dado que el PIB real es generalmente no estacionario, resulta idóneo trabajar con los niveles de la serie, es decir, bajo el enfoque clásico de ciclos económicos. Este hecho no está necesariamente separado de la conceptualización keynesiana desde una perspectiva econométrica.

Las contribuciones metodológicas de esta investigación se basan en proponer dos técnicas alternativas de estimación del PIB potencial de México usando series de tiempo no estacionarias, las cuales no han sido trabajadas por la literatura previa. Estas dos metodologías se comparan con dos procedimientos ampliamente difundidos en la literatura, como lo son métodos heurísticos que asumen tendencias determinísticas de crecimiento y la utilización del filtro de HP.

La primera metodología propuesta se basa en estimar las componentes de un Modelo de Factores Dinámicos (MFD) usando series de tiempo no estacionarias y correlacionadas con la actividad económica. Lo anterior se hace siguiendo la propuesta de Corona *et al.* (2020), extrayendo un factor dinámico cointegrado con las observaciones, asumiendo que el factor dinámico es no estacionario o $I(1)$ y el error idiosincrático es estacionario o $I(0)$. La ventaja de esta técnica es que, econométricamente, el factor dinámico es la tendencia común de las observaciones y, por ende, una estimación del PIB potencial. Otra ventaja es que se puede validar la significancia estadística del factor sobre las variables que componen al MFD y estimar los intervalos de confianza del factor dinámico y, por ende, tener la estimación de la incertidumbre asociada al cálculo del PIB potencial.

La segunda metodología propuesta usa la descomposición Permanente-Transitoria (PT) de Gonzalo y Granger (1995). Para ello, se calculan las elasticidades de largo plazo de una función Cobb-Douglas y sujeto a estos resultados, la componente permanente estimada se asocia al PIB potencial. Este procedimiento permite conocer y racionalizar

el orden de cointegración entre la producción, y los factores trabajo y capital para tener una descomposición PT válida que permite encontrar una estimación del PIB potencial que, de manera teórica, subyace de la dinámica permanente y transitoria que existe entre los factores de la producción.²

En este trabajo no es prioridad analizar los resultados en un sentido económico ni hacer recomendaciones en materia de política económica, sino brindar a los tomadores de decisión y economistas aplicados, herramientas de índole cuantitativo para los fines que se consideren apropiados.

El estudio muestra que los métodos de MFD no estacionarios y la descomposición PT tienen ventajas respecto a los métodos tradicionales de modelos heurísticos y filtros HP en el sentido que pueden evaluarse los supuestos que garantizan la consistencia estadística de los resultados. Además, la descomposición PT es la que genera los mejores resultados debido a que su componente cíclico tiene una aportación importante en el comportamiento común de los ciclos y las estimaciones son robustas a través del tiempo.

El trabajo se estructura de la siguiente forma. En la segunda sección se resumen los métodos para la estimación del PIB potencial. En la tercera sección se presentan los datos, la aplicación empírica y un análisis de robustez. Finalmente, la cuarta sección describe las conclusiones.

2. Métodos

En esta sección se introduce la notación y se describen las técnicas consideradas en este trabajo para la estimación del PIB potencial.

² Otros trabajos que se enfocan en México han utilizado metodologías distintas a las aquí presentadas para estimar la tendencia del PIB. Noriega y Rodríguez-Pérez (2012), quienes examinan la evolución del PIB real y el PIB per cápita, modelan los cambios estructurales por medio de funciones logísticas de transición suave entre regímenes o tendencias lineales, donde los periodos de transición se estiman de manera endógena. Carrillo *et al.* (2018), quienes analizan los determinantes de la tasa de interés neutral o natural, estiman la brecha del producto y el crecimiento potencial mediante el modelo propuesto por Laubach y Williams (2003) y modelos de vectores autorregresivos bayesianos con interceptos que varían en el tiempo.

2.1 Métodos heurísticos

Considere al PIB observado como y_t y al PIB potencial como y_t^P ambos para $t = 1, \dots, N$. El objetivo es estimar y_t^P usando reglas heurísticas. Por ejemplo, para el caso de México, Guerrero-de-Lizardi (2020) llama a una alternativa de estimación del PIB potencial como “la perspectiva de la Secretaría de Hacienda y Crédito Público”, la cual surge a partir de lo establecido en el Reglamento de la Ley Federal de Presupuesto y Responsabilidad Hacendaria y se basa en asumir a y_t^P como la tasa de crecimiento media anual del PIB observado de manera constante para un periodo determinado de tiempo. A la par de esta idea, podemos considerar la tasa de crecimiento media anual del PIB observado o real en un periodo de inflación constante, lo anterior, para acercarnos más a la definición original de PIB potencial comentada en la sección anterior.

De esta forma, se considera la siguiente medida heurística del PIB potencial:

$$\hat{y}_t^P = \hat{y}_{t-1}^P (1 + \Delta_j) \text{ para } j = 1, 2. \quad (1)$$

Cuando $t = 1$, se asume que $\hat{y}_0^P = y_1$; es decir, la condición inicial es equivalente al valor de la primera observación y Δ_1 se refiere a la tasa de crecimiento media anual que hay en todo el periodo de tiempo considerado, mientras que Δ_2 se puede definir de la siguiente forma:

$$\Delta_2 = (\Delta_1 | \varpi = c) \quad (2)$$

es decir, la tasa de crecimiento media anual del PIB cuando la tasa de inflación anual, ϖ_t , es constante, es decir, $\varpi = c$. En este trabajo, asumimos una banda de inflación como dos veces la desviación alrededor de la mediana de la inflación.³ Para ello, al existir dependencias temporales en la inflación, se estima la varianza de la inflación con errores estándar robustos ante la presencia de autocorrelación y heteroscedasticidad (Newey y West, 1987), denotada como $\hat{\sigma}_{\varpi, HA}^2$.⁴

$$\hat{\sigma}_{\varpi, HA}^2 = \frac{1}{N(N-1)} \left\{ \sum_{t=1}^N \varpi_t^2 + 2 \sum_{v=1}^q \left[\left(1 - \frac{v}{q+1}\right) \sum_{t=v+1}^N \varpi_t \varpi_{t-v} \right] \right\} \quad (3)$$

³ Asumimos la mediana dado que, aunque suponemos estacionariedad en la inflación anual, la distribución de esta variable no es simétrica.

⁴ HA hace referencia a siglas en inglés de *heteroskedasticity* y *autocorrelation*.

donde v es el parámetro iterativo que es función de q , la constante que aproxima el grado de dependencia temporal en los datos. En este trabajo asumimos que $q = 2$, de forma similar a como lo proponen Bai (2003) y Corona *et al.* (2020). Estos estimadores o aproximaciones del PIB potencial son denotados como \hat{y}_t^{P,MH_1} y \hat{y}_t^{P,MH_2} , respectivamente.

2.2 Filtro de Hodrick-Prescott

El filtro de HP es el método más convencional para extraer tendencias determinísticas en series de tiempo económicas dado que la vasta evidencia empírica concluye que es un buen método para representar las tendencias de largo plazo, y, en consecuencia, la parte cíclica de las series de tiempo. Véase, por ejemplo, McElroy (2008) y Phillips y Shi (2021).

Consideremos que $y_t = y_t^P + c_t$, es decir, que el PIB puede descomponerse en un componente de tendencia o permanente, es decir, el patrón de largo plazo que caracteriza a la serie de tiempo más un componente cíclico, c_t , que es dictaminado por las fluctuaciones económicas exhibidas como las desviaciones que existen entre lo observado y el componente de tendencia. En su representación estadística, Guerrero (2007) muestra que la estimación de la tendencia se basa en solucionar un problema de Mínimos Cuadrados Penalizados; en otras palabras, se soluciona una función cuadrática $M(\lambda)$, donde λ es una constante de penalización que también se le conoce como parámetro de suavizamiento tal que cuando $\lambda \rightarrow 0$, implica que $c_t \rightarrow 0$. En consecuencia, para estimar y_t^P se debe resolver el siguiente problema de optimización:

$$\min_c M(\lambda) = (y - y^P)'(y - y^P) + \lambda y^{P'} K' K y^P \quad (4)$$

donde y , y^P y c son las representaciones vectoriales de y_t , y_t^P y c_t , respectivamente; mientras que K es una matriz de dimensión $(N - 2) \times N$ definida de la siguiente forma:

$$K = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & \cdot & \cdot & \cdot & & & & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Puede mostrarse que la solución para obtener \hat{y}^P se obtiene al derivar $M(\lambda)$ respecto a c e igualar a 0, de tal forma que la estimación de la tendencia es:

$$\hat{y}^P = (I_N + \lambda K'K)^{-1}y \quad (6)$$

donde I_N es la matriz de identidad. Nótese que (6) depende de λ , el parámetro de suavización. En Guerrero (2007) se presenta un estudio sobre la estimación de λ , donde se propone fijar un porcentaje de suavidad deseado para la tendencia y de ahí deducir el valor de dicho parámetro; sin embargo, en la práctica suele dar buenos resultados la regla empírica que emplea la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (véase OCDE, 2012), donde la idea consiste en representar fluctuaciones que ocurren cada N^* periodos, por ejemplo 18, 25 o 30 trimestres (véase Guerrero y Corona, 2018). La expresión para obtener λ viene dada de la siguiente manera:

$$\lambda = \frac{1}{4[1 - \cos(\frac{2\pi}{N^*})]^2} \quad (7)$$

En este trabajo, dados los resultados empíricos obtenidos por Guerrero y Corona (2018), quienes concluyen que el ciclo económico mexicano se representa mejor considerando una campana de oscilación de cada 6 años (72 meses), en consecuencia, consideramos $N^* = 18$ trimestres. En este caso, denotamos al estimador de HP como $\hat{y}_t^{P,HP}$.

2.3 Modelo de factores dinámicos

Un método econométrico alternativo y poco utilizado para extraer tendencias, se basa en la estimación de las componentes de un MFD. Esta técnica permite estimar, dado un amplio conjunto de variables económicas y financieras, factores comunes, los cuales resumen las dinámicas de las series de tiempo que conforman al sistema. El MFD, que permite representar la tendencia común de la economía, es escrito como sigue:

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{P}F_t + \mathbf{e}_t, \quad (8)$$

$$F_t = F_{t-1} + \eta_t, \quad (9)$$

$$\mathbf{e}_t = \mathbf{\Gamma}\mathbf{e}_{t-1} + \mathbf{a}_t \quad (10)$$

donde \mathbf{X}_t es un vector de η variables que, en principio, satisfacen $cor(\mathbf{X}_t, y_t) \neq 0$, es decir, que existe correlación diferente de 0 entre el PIB y el vector de covariables, mientras que \mathbf{P} es el vector que define la contribución del factor dinámico no estacionario, F_t , sobre las observaciones, \mathbf{X}_t y \mathbf{e}_t es el error idiosincrático estacionario. En consecuencia, Γ describe la dinámica del error idiosincrático, mientras que finalmente η_t y \mathbf{a}_t son los errores del factor y el componente idiosincrático respectivamente, los cuales se asumen como ruido blanco.

Las implicaciones econométricas de que F_t sea $I(1)$ y \mathbf{e}_t sea $I(0)$ son muy importantes, ya que implica que las \mathbf{X}_t sean no estacionarias, pero la combinación lineal $\mathbf{e}_t = \mathbf{X}_t - \mathbf{P}F_t$ sí lo sea, de tal forma que F_t esté cointegrada con las \mathbf{X}_t y también sea la tendencia común de las observaciones. Además, implica que cada par de variables del vector \mathbf{X}_t son cointegradas (Bai, 2004; Corona *et al.*, 2017, 2020).

La estimación del factor común se realiza siguiendo el procedimiento de Corona *et al.* (2020), quienes adaptan el procedimiento de Doz *et al.* (2011) para series de tiempo no estacionarias. En resumen, el procedimiento es el siguiente:

1. Estimar con la metodología de Bai (2004) a \tilde{F}_t , $\tilde{\mathbf{P}}$ y $\tilde{\mathbf{e}}_t$, de tal forma que $\tilde{\mathbf{P}}$ es \sqrt{n} veces el primer vector propio de $X'X$ y $\tilde{\mathbf{F}} = X\tilde{\mathbf{P}}/n$ y en consecuencia $\tilde{\mathbf{e}}_t = \mathbf{X}_t - \tilde{\mathbf{P}}\tilde{\mathbf{F}}_t$, donde $X = (\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_T)$.
2. Fijar $\hat{\Omega} = \text{diag}[\Sigma_{\hat{\epsilon}}]$, $\sigma_\eta^2 = \frac{\sum_{t=1}^N \Delta \tilde{F}_t^2}{N-1}$, $X_0 = X_1$ y $\sigma_{\eta_0}^2 = 10^7$, donde $\Sigma_{\hat{\epsilon}}$ es la matriz de covarianza del error idiosincrático.
3. Usar los parámetros del paso anterior y $\tilde{\mathbf{P}}$, $\tilde{\mathbf{F}}$ y X en el suavizamiento de Kalman para obtener finalmente $\hat{y}_t^P = E(F_t | X_{1:N})$. En este caso, el estimador obtenido a través de la representación de factores comunes se renombra como $\hat{y}_t^{P,MFD}$.

2.4 Descomposición PT de Gonzalo y Granger (1995)

Los métodos anteriores son de carácter heurístico, estadístico o econométrico, sin embargo, se apartan del concepto económico de PIB potencial, al menos, de la perspectiva keynesiana. Como vimos en la introducción, existen algunos esfuerzos por estimar el PIB potencial a través de la estimación de funciones de producción tipo Cobb-Douglas, es decir, de la conceptualización teórica y, posteriormente, usar diferentes procedimientos estadísticos para extraer tendencias o comportamientos de largo plazo que representen la producción potencial, principalmente, a través del filtro de Kalman.

En este trabajo procedemos a utilizar esta idea, pero se usa una metodología econométrica que se adapta de manera natural a la extracción de componentes de tendencia. En otras palabras, a través de las posibles relaciones de cointegración en el vector $\mathbf{Y}_t = (y_t, l_t, k_t)$, donde l_t y k_t son los factores trabajo y capital respectivamente, se puede estimar un componente permanente (de ahí la P en PT) para cada variable, y, por ende, la estimación del PIB potencial.

Dado que cointegración implica que \mathbf{Y}_t tiene una representación de factores (véase Stock y Watson, 1989), definida ahora como $\mathbf{Y}_t = A\mathbf{f}_t + \varepsilon_t$, entonces $\mathbf{f}_t \sim I(1)$ puede ser asociada a los efectos permanentes o de largo plazo mientras que $\varepsilon_t \sim I(0)$ a los efectos transitorios o de corto plazo (de ahí la T en PT). En este sentido, Gonzalo y Granger (1995) proponen una descomposición válida que permite encontrar una descomposición PT.

Supongamos que $\mathbf{Y}_t \sim I(1)$ y, además, que las variables están cointegradas de tal forma que se puede expresar en su forma de Vector de Corrección de Errores (VEC, por sus siglas en inglés):

$$\Delta \mathbf{Y}_t = \alpha \beta' \mathbf{Y}_{t-p} + \Gamma_1 \Delta \mathbf{Y}_{t-1} + \Gamma_2 \Delta \mathbf{Y}_{t-2} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta \mathbf{Y}_{t-p+1} + \mathbf{u}_t \quad (11)$$

donde $\beta \mathbf{Y}_t$ representa la ecuación de cointegración. De esta forma, $3 > \text{rango}(\alpha \beta') > 0 = m$, lo que quiere decir que hay m combinaciones lineales de las variables que son estacionarias o $I(0)$. Lo anterior implica que $s = 3 - m$ combinaciones lineales que son $I(1)$. En este contexto, Gonzalo y Granger (1995) proponen que una descomposición PT debe satisfacer lo siguiente:

1. $\mathbf{Y}_t = \mathbf{P}_t + \mathbf{T}_t$.
2. $\Delta \mathbf{P}_t$ y \mathbf{T}_t son estacionarias.
3. Para el modelo $H(L) \mathbf{Y}_t = \mathbf{u}_t$:

- a) $\lim_{s \rightarrow \infty} \frac{\partial E_t(\mathbf{Y}_{t+s})}{\partial \mathbf{u}_{\mathbf{P}_t}} \neq 0$

- b) $\lim_{s \rightarrow \infty} \frac{\partial E_t(\mathbf{Y}_{t+s})}{\partial \mathbf{u}_{\mathbf{T}_t}} = 0$

Es decir, $\mathbf{P}_t \sim I(1)$ y $\mathbf{T}_t \sim I(0)$ y las funciones de impulso-respuesta indican que únicamente los choques permanentes tienen efecto en el largo plazo en \mathbf{Y}_t . De esta manera, condicionado a los resultados de cointegración, la descomposición PT puede escribirse de la siguiente forma:

$$\mathbf{Y}_t = A_1 \mathbf{f}_t + A_2 \beta' \mathbf{Y}_t = \mathbf{P}_t + \mathbf{T}_t \quad (12)$$

donde $A_1 = \beta_{\perp}(\alpha'_{\perp}\beta_{\perp})^{-1}$, $\mathbf{f}_t = \alpha'_{\perp}\mathbf{Y}_t$ y $A_2 = \alpha(\beta'\alpha)^{-1}$, siendo α_{\perp} y β_{\perp} los complementos ortogonales de α y β respectivamente.

En Gonzalo y Granger (1995) se muestra el procedimiento para estimar A_1 y \mathbf{f}_t basado en máxima verosimilitud. Nótese que A_2 y $Z_t = \beta'\mathbf{Y}_t$ pueden estimarse directamente del ejercicio tradicional de Johansen (1991). En consecuencia, el estimador obtenido por este método, $\hat{\mathbf{P}}_t = \hat{A}_1\hat{\mathbf{f}}_t = (\hat{P}_t^y, \hat{P}_t^{\lambda}, \hat{P}_t^k)$, tomando la columna relacionada y_t , se le renombra como $\hat{y}_t^{P,PT}$ y tiene las características de 1) ser no estacionario y 2) representa los efectos de largo plazo del PIB, por ende, es un estimador del PIB potencial. En otra aplicación para el caso de México, Corona y Orraca (2019) extraen el componente permanente y transitorio de las remesas mexicanas.

3. Aplicación empírica

3.1 Datos

Las variables utilizadas en este trabajo se basan en Corona *et al.* (2021) quienes construyen un MFD para estimar oportunamente al Indicador Global de la Actividad Económica (IGAE). Si bien es cierto que el IGAE no representa totalmente al PIB, sí representa su mejor proxy mensual, ya que debido a sus características se considera que satisface razonablemente los criterios necesarios para desagregar el PIB trimestral (Guerrero, 2004) y, además, es la variable que comúnmente se utiliza en México como una aproximación del PIB mensual (Elizondo, 2019). En este sentido, se espera que las variables que se relacionan con el IGAE también estén relacionadas con el PIB. De hecho, tener estimaciones oportunas del IGAE representan la mejor aproximación para tener también estimaciones oportunas del PIB (Gálvez-Soriano, 2020; Corona *et al.*, 2021).

El periodo seleccionado es el 1998:01-2020:10, el cual consideramos apropiado dado que abarca periodos importantes de la economía, como la crisis financiera mundial acontecida en 2009 y el segundo trimestre del 2020, esta última que marca el inicio de la pandemia de la COVID-19, así como periodos de estabilidad económica y una fase recesiva ocurrida entre 2000 y 2003 (véase Guerrero y Corona, 2018).

Cuadro 1
Variables utilizadas (1998:01-2020:10)

<i>Variable</i>	<i>Descripción</i>	<i>Fuente</i>	<i>Frecuencia</i>	<i>ADF Niveles</i>	<i>ADF Primeras diferencias</i>
ANTAD	Ventas totales	ANTAD	M	0.92	0.01
BMV	Índice de precios y cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores	Banco de México	M	0.75	0.01
CONF_MANUF	Momento adecuado para invertir de las manufacturas	INEGI	M	0.13	0.01
CONF_SERV	Momento adecuado para invertir del sector servicios	INEGI	M	0.65	0.02
GASOLINAS	Demanda de combustibles	Secretaría de Energía	M	0.53	0.01
IAI	Índice de producción industrial	INEGI	M	0.29	0.01
IGAE	Indicador Global de la Actividad Económica	INEGI	M	0.55	0.01
IMSS	Asegurados permanentes y eventuales del Seguro Social	Instituto Mexicano del Seguro Social	M	0.95	0.01
IPI_EUA	Índice de producción industrial de los Estados Unidos	Bureau of Economic Analysis	M	0.13	0.01
ISBSVM	Ingresos por suministros de bienes y servicios. Comercio al por menor	INEGI	M	0.62	0.03
K	Inversión total	INEGI	Q	0.01*	0.10*
M	Importaciones totales	INEGI	M	0.6	0.01
M4	Agregado monetario M4	Banco de México	M	0.99	0.01
PIB	Producto Interno Bruto	INEGI	Q	0.01*	0.10*
PROD_VEH	Producción de vehículos automotores	INEGI	M	0.61	0.01
REMESAS	Remesas familiares	Banco de México	M	0.97	0.01
SP_500	Índice Standard & Poors	Yahoo! Financiero	M	0.99	0.01
T_EMP_MAN	Personal ocupado (serie de tenencia)	INEGI	M	0.7	0.05
TC	Tipo de cambio nominal promedio	Banco de México	M	0.95	0.01
TDU	Tasa de desocupación en áreas urbanas	INEGI	M	0.47	0.01
X	Exportaciones totales	INEGI	M	0.62	0.01

Notas: M: Mensual, Q: Trimestral. *Para estas series se utilizó la prueba KPSS con constante.

Fuente: Elaboración propia.

Asimismo, partimos de 1998 porque cubre en su totalidad un insumo muy importante como lo es el número de asegurados permanentes y eventuales del Seguro Social. Es decir, antes de 1998 esta variable no está oficialmente publicada. La totalidad de las variables utilizadas en este trabajo se describen en el cuadro 1.⁵

Nótese que para obtener y_t^P a través del método heurístico y del filtro de HP sólo se requiere el PIB, mientras que para el MFD se emplean las variables mensuales. En nuestro caso, y a diferencia de Corona *et al.* (2021), las variables no son transformadas para tener máxima correlación con el IGAE, no consideramos tópicos de Google Trends y sólo consideramos los niveles de las series.⁶ Asimismo, en los modelos econométricos, las series de tiempo se introducen de manera desestacionalizada.

Para el caso de la descomposición PT, se considera la variable IMSS⁷ trimestralizada promediando cada tres meses los valores de dicha variable. Las variables trimestrales, es decir, el PIB y κ , se tienen para el primer trimestre de 1998 hasta el segundo trimestre del 2020.

3.2 Inflación constante, MFD y elasticidades de factores de la producción

Para encontrar la tasa de inflación anual constante se computa la varianza de la inflación anual robusta a la heterocedasticidad y autocorrelación, considerando ± 2 desviaciones estándar alrededor de la mediana. Los resultados se muestran en la gráfica 1.

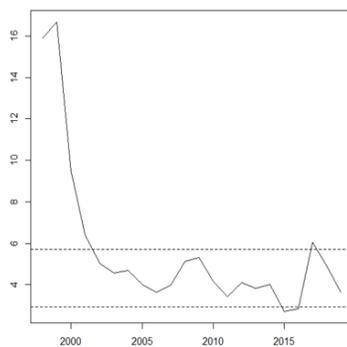
Se puede apreciar que la inflación ronda entre 2.9 y 5.7, de tal forma que si consideramos la tasa de crecimiento media anual del PIB ocurrida cuando se cumple esta restricción de inflación, el valor es $\Delta_2 = 1.93$, mientras que la de todo el periodo de muestra es de $\Delta_1 = 2.11$.

⁵ La prueba ADF se especificó con constante. Se presentan los p valores de dichas pruebas.

⁶ No se consideraron, además, las variables de movilidad, ocupación hotelera, confianza del sector empresarial (comercio y construcción) e índices de pedidos manufactureros porque los niveles de estas series presentaron correlación negativa respecto a los niveles del PIB. Asimismo, sólo se consideraron variables I(1).

⁷ El nombre de la variable es la abreviatura del Instituto Mexicano del Seguro Social.

Gráfica 1
Inflación constante

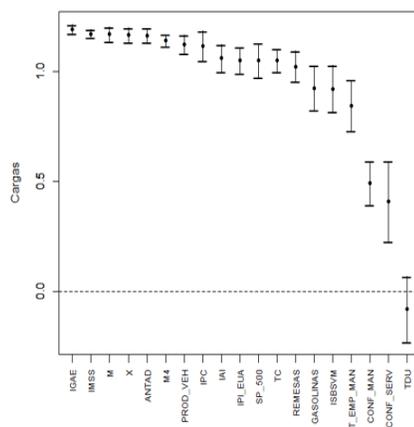


Nota: Las líneas punteadas representan ± 2 desviaciones estándar alrededor de la mediana muestral.

Fuente: Elaboración propia.

En relación con el MFD, las contribuciones estimadas del factor sobre las variables y sus intervalos de confianza al 95%, estimados de acuerdo con lo propuesto por Bai (2003), se muestran en la gráfica 2.

Gráfica 2
Contribución del factor sobre las variables e intervalo de confianza al 95%.



Nota: Intervalos de confianza al 95%.

Fuente: Elaboración propia.

Se aprecia que el factor se relaciona positivamente con todas las variables a excepción de la tasa de desocupación, que, aunque se relaciona de manera negativa, el intervalo de confianza incluye al cero, por lo que podría considerarse que esta variable no es significativa. Por otra parte, las variables del factor que más contribuyen son el IGAE, el número de asegurados permanentes y eventuales del IMSS, importaciones, exportaciones y las ventas totales de la Asociación Nacional de Tiendas de Autoservicio y Departamentales (ANTAD). En contraparte, las menos relevantes son la confianza del sector empresarial en el sector manufacturero y servicios. Vale la pena destacar que el factor dinámico estimado es no estacionario de acuerdo con la prueba ADF usando una constante y una tendencia en la especificación de dicha prueba, obteniendo un estadístico de prueba de -0.80 que genera un valor p de 0.96. Finalmente, y muy importante, verificamos que $\hat{\epsilon}_t \sim I(0)$ mediante pruebas PANIC (Bai, 2004), estimando un estadístico de prueba de 5.21 que otorga un valor p de 0.00, es decir, se rechaza hipótesis nula de presencia de raíz unitaria.⁸

Para la estimación de las elasticidades del factor trabajo y capital, primero hay que realizar una estimación de los acervos de capital de México. Para lo anterior, seguimos la metodología de Loría y De Jesús (2007),⁹ que considera las siguientes expresiones:

$$KS_t = (1 - \delta) KS_{t-1} + I_t, \quad (13)$$

$$Adj_t = (1 - \delta) Adj_{t-1} + 1, \quad (14)$$

$$K_t = \frac{KS_t / Adj_t}{\delta}, \quad (15)$$

donde KS_t es el acervo del capital real, δ es la tasa de depreciación, I_t es la inversión total y Adj_t es un factor de ajuste. Loría y

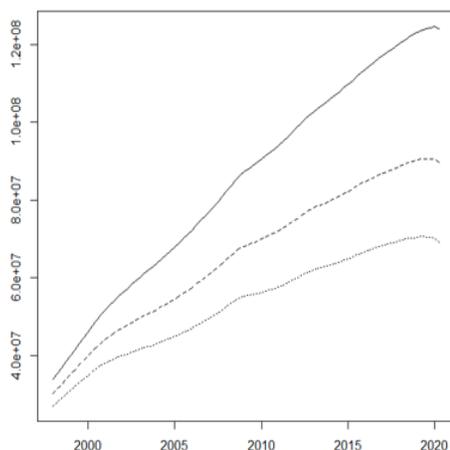
⁸ Esto fue obtenido asumiendo que el número de factores estimados es $\hat{r} = 2$, aunque el factor analizado únicamente es el primero. El primer factor explica alrededor del 69% de la variabilidad total, mientras que, con el segundo, se explica el 82%.

⁹ La metodología de Loria y De Jesús (2007) sigue el método de inventarios perpetuos (MIP) ajustado, el cual resuelve uno de los problemas del MIP al iniciar con valor nulo de capital en la primera observación. Entre otros estudios que utilizan el MIP se encuentran, por ejemplo, Santaella (1998) y Bergoening *et al.* (2002) en los cuales se supone de manera arbitraria que el dato inicial es igual a cero, y es igual a la inversión a partir de la segunda observación y solo a partir de la tercera se empieza a acumular el capital estimado a la inversión y así sucesivamente.

De Jesús (2007) afirman que suponer que KS_t es cero en la primera observación y que al aumentar muy rápidamente hasta estabilizarse, representa una desventaja empírica muy importante. En consecuencia, sugieren realizar dicho ajuste para tener una estimación más fiable del acervo del capital, K_t .

Gráfica 3

Estimaciones del acervo de capital para $\delta = 0.10$ (línea sólida),
 $\delta = 0.15$ (línea discontinua) y $\delta = 0.20$ (línea punteada)



Fuente: Elaboración propia.

En nuestro caso, se asume una δ_j como una secuencia de escalares que ronda entre el 8 y 20% anual, considerando una longitud de $j = 1, \dots, 1000$. De esta forma, en cada iteración calculamos las elasticidades de largo plazo a través de la ecuación de cointegración de Johansen (1991) normalizada para la variable de interés,¹⁰ $y_t = \beta_0 + \beta_1 l_t + \beta_2 k_t + u_t$, tomando el logaritmo tanto de los asegurados permanentes y eventuales del IMSS trimestral y como de cada $K_{t,j}$.¹¹ En la gráfica 3 se muestran unos ejemplos del comportamiento de $K_{t,j}$ para $\delta = (0.10, 0.15, 0.20)$.

¹⁰ En cada iteración se estima el rango de la matriz de cointegración de acuerdo con Johansen (1991). La descomposición PT se estima únicamente cuando $3 > \text{rango}(\alpha\beta') > 0 = m$. En cualquier otro caso, no se considera la descomposición PT. Las estimaciones se realizaron con series de tiempo desestacionalizadas.

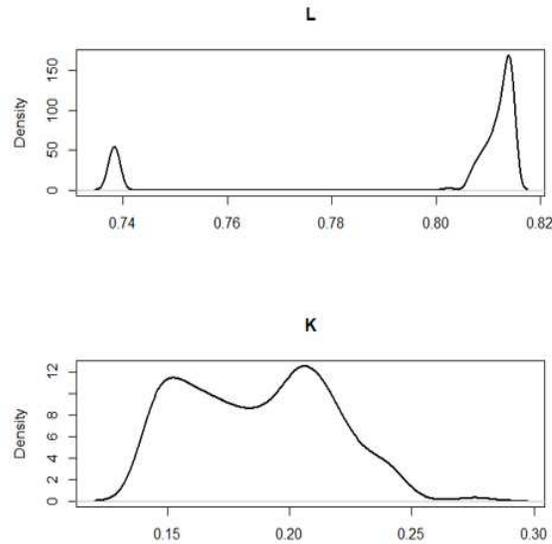
¹¹ Se asumió una estimación restringida tal que $\tilde{X}_{\beta_1} + \tilde{X}_{\beta_2} = 1$, donde \tilde{X} se refiere a la mediana. Es decir, se considera que la distribución de las elasticidades

Se puede apreciar que conforme δ aumenta, es decir, la tasa de depreciación, el acervo de capital disminuye. Esto tiene sentido puesto que conforme pasa el tiempo el capital se hace menos rentable con una tasa de depreciación más alta.

La gráfica 4 muestra las densidades de las elasticidades de largo plazo estimadas para el factor trabajo y capital.

Gráfica 4

Densidad de las elasticidades estimadas para el factor trabajo y capital en las ecuaciones de cointegración



Fuente: Elaboración propia.

Podemos apreciar que las elasticidades del factor trabajo rondan entre 0.81 y 0.86, mientras que las del factor capital entre 0.14 y 0.23. Considerando el intervalo de confianza al 95%, tenemos las siguientes elasticidades:

$$\beta_0 = (-1.33, -0.02, 0.57) \quad (16)$$

$$\beta_1 = (0.74, 0.81, 0.81) \quad (17)$$

$$\beta_2 = (0.14, 0.19, 0.24) \quad (18)$$

esté centrada en el caso de rendimientos constantes a escala, similar a como lo propone Acevedo-Fernández (2009).

Nótese que, por construcción, la mediana representa los rendimientos constantes a escala, mientras el intervalo superior e inferior son los casos de rendimientos crecientes y decrecientes respectivamente. La teoría económica y evidencia empírica previa sugiere resultados similares, por ejemplo, Cervantes y Arenas (2004) para el caso mexicano obtienen estimaciones de 0.65 y 0.49 para β_1 y β_2 respectivamente, mientras que Onalan y Basegmez (2018) encuentran para la economía de los Estados Unidos $\beta_0=0.031$, $\beta_1=1.097$ y $\beta_2=0.403$; por su parte, Fraser (2002) obtiene parámetros $\beta=(-0.191, 0.812, 0.231)$.

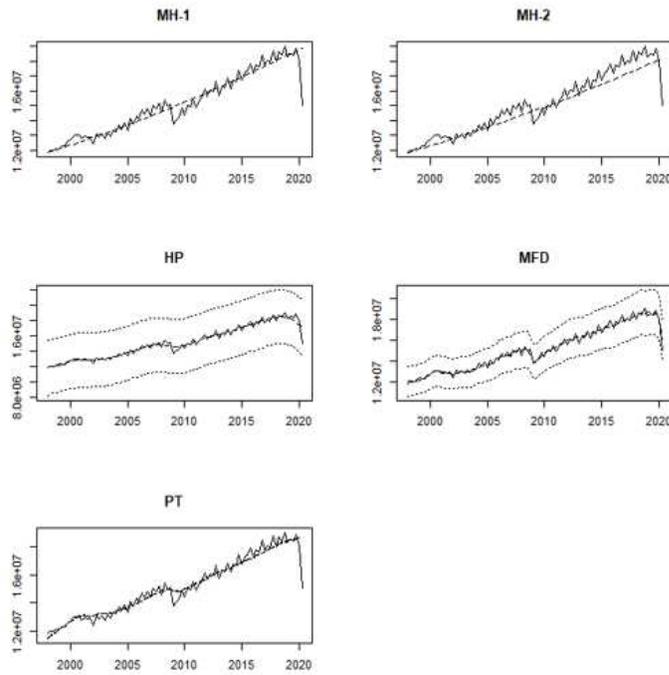
Para validar estadísticamente el modelo VEC, en cada iteración se estimaron pruebas de autocorrelación serial Portmanteau-Breusch-Godfrey, obteniendo un cuantil al 95% para los valores p de (0.86, 0.89, 0.99); es decir, no se rechaza hipótesis nula de ausencia de autocorrelación serial multivariada. Si bien es cierto, esto garantiza, entre otras cosas, estimaciones correctas de los errores estándar asociados a los coeficientes de las ecuaciones de cointegración, en este trabajo validamos la significancia con la amplitud de los intervalos de las ecuaciones (15)-(17).

3.3 PIB potencial

Una vez estimado el factor común no estacionario, se normaliza respecto al nivel de y_t mediante una regresión lineal, de tal forma que es éste el estimador $\hat{y}_t^{P,MFD}$. Por otra parte, una vez estimadas las elasticidades del factor trabajo y capital, el estimador $\hat{y}_t^{P,PT}$ es entonces la mediana de las estimaciones de $P^y = (\mathbf{P}^{y(1)}, \dots, \mathbf{P}^{y(1000)})$ obtenidas en cada iteración. Las estimaciones del PIB potencial se muestran en la gráfica 5.¹²

¹² Se presentan los intervalos de confianza al 95% para los casos donde pueden ser computados. Para el caso del filtro de HP se sigue la metodología de Guerrero (2007), para el MFD se obtienen al computar la varianza otorgada al momento de usar el suavizamiento de Kalman y para la descomposición PT, se toman en cuenta los cuantiles 0.025 y 0.975 según el proceso iterativo sugerido en este trabajo.

Gráfica 5
Estimaciones del PIB potencial.



Fuente: Elaboración propia.

Se puede apreciar que los métodos heurísticos difieren únicamente del nivel de la tasa media de crecimiento, mientras que los restantes procedimientos se diferencian de la suavidad alrededor del PIB observado. En este sentido, \hat{y}_t^{P,MH_1} está por encima de \hat{y}_t^{P,MH_2} . Por otra parte, es interesante notar que el MFD genera una tendencia más ajustada al comportamiento del PIB y esto tiene que ver con que las variables con las que se estiman los componentes del MFD presentan movimientos comunes con la actividad económica, como señalan Corona *et al.* (2021). Asimismo, el filtro de HP y la descomposición PT generan tendencias similares, donde la menos suavizada es la otorgada por $\hat{y}_t^{P,PT}$, que conceptualmente representa la trayectoria de efectos permanentes sobre y_t . Además, enfocándonos en los intervalos de confianza, el filtro de HP tiene una mayor incertidumbre asociada a la estimación mientras que la descomposición PT es prácticamente apenas notoria. Para el MFD nótese que, aunque la amplitud de los intervalos es mayor respecto a la descomposición PT,

puede considerarse razonable puesto que dicha amplitud representa aproximadamente $\pm 2.5\%$ el valor puntual estimado.

Es importante comentar que la principal ventaja de los métodos heurísticos es la simplicidad que permite otorgar una primera idea descriptiva del comportamiento del PIB potencial, así como que este puede ser calculado a partir de 1980.¹³ Asimismo, el filtro de HP puede ser una estimación estadística *naive*, la cual carece de supuestos que pueden garantizar su consistencia teórica y estadística. Por otra parte, el MFD es un método econométrico que subyace de una vasta cantidad de variables, que puede permitir incluso, ser una herramienta alternativa al Sistema de Indicadores Cíclicos del INEGI (véase Guerrero y Corona, 2018). Entre otras ventajas, el MFD permite validar su consistencia en un sentido estadístico como, por ejemplo, evaluar la significancia de las variables y los intervalos de confianza del factor dinámico.¹⁴ Finalmente, la descomposición PT es quizá la alternativa conceptual, tanto económica como estadística, más recomendada para estimar el PIB potencial dado que abarca la postura keynesiana y neoclásica a la vez, al partir de la modelación del PIB a través de sus factores de producción, y, condicionado a la relación de largo existente, se estima la combinación lineal que permite desentrañar sus efectos permanentes, por ende, la estimación del PIB potencial.

Para visualizar de una mejor manera las similitudes y las diferencias de los componentes de las estimaciones, la gráfica 6 presenta los componentes la diferencia que existe entre el PIB observado y cada uno de los PIB potenciales estimados, que, para fines prácticos, llamaremos comportamiento cíclico estimado, denotado entonces como \hat{c}_t .

Podemos apreciar de forma visual que todos los estimadores tienen relativamente, movimientos comunes. A simple vista, los métodos heurísticos se relacionan al principio del periodo de muestra; sin embargo, dado que la tasa media de crecimiento de \hat{y}_t^{P,MH_1} es más grande, la discrepancia respecto a \hat{y}_t^{P,MH_2} aumenta. Como lo comentamos anteriormente, $\hat{y}_t^{P,PT}$ está muy relacionado a \hat{y}_t^{P,MH_1} y $\hat{y}_t^{P,HP}$. De hecho, se puede observar cómo, en general, $\hat{y}_t^{P,PT}$ está en medio de las otras dos series. Finalmente, $\hat{y}_t^{P,MFD}$ es el método que está más relacionado con la estimación obtenida por el filtro de HP, aunque apenas cae por debajo del 0 durante la crisis financiera de 2009, esto porque el factor común sintetiza las dinámicas exhibidas de todas las

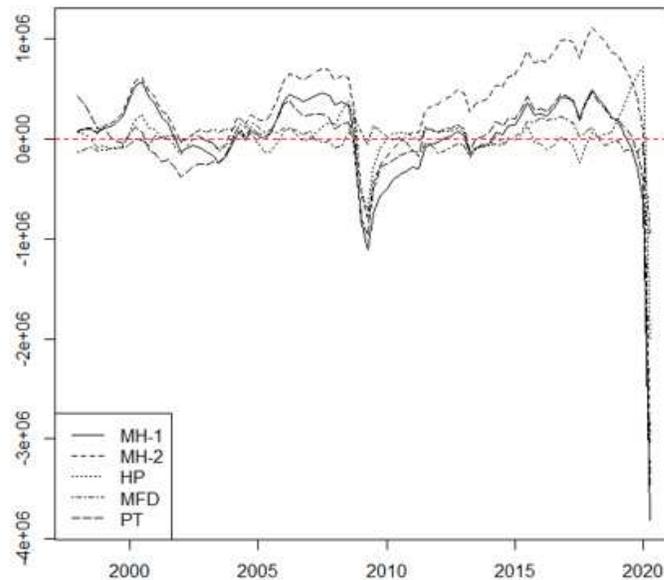
¹³ El INEGI publica resultados del PIB trimestral a partir de 1980.

¹⁴ Se obtiene para series estandarizadas dado que la estimación de los componentes del MFD se realiza con series centradas en 0 y con varianza 1.

series de tiempo que componen al MFD. Durante el final del periodo de muestra, es decir, el 2020, época de la pandemia de la COVID-19, podemos apreciar que todos los comportamientos cíclicos presentan la caída, es decir, tampoco las variables exógenas utilizadas para la modelación del factor dinámico o tendencia común presentan en conjunto, la magnitud de la caída que sí presenta el PIB.

Gráfica 6

$\hat{c}_t = y_t - \hat{y}_t^P$ para cada uno de los métodos de estimación



Fuente: Elaboración propia.

Al realizar la comparación con cálculos recientes de Banco de México, publicados en el Informe Trimestral Enero-Marzo 2021 (Banxico, 2021), el cual emplea el filtro de HP con corrección de colas, se observa mayor similitud entre las estimaciones con el método PT que con el resto de los métodos.

Para distinguir qué técnica pudiese ser la mejor en términos estadísticos, se propone estimar el vector de cargas de los componentes cíclicos dado que estos por definición muestran más variabilidad al ser la diferencia entre el PIB observado y el PIB potencial. Es decir, se estima $\hat{\mathbf{P}}$ para el modelo $\mathbf{c}_t = \mathbf{P}F_t + w_t$ y se analiza qué variable es la que más aporta en dicha componente, estimando también, los intervalos de confianza asintóticos al 95% (Bai, 2003). Interpretativamente,

esto nos permite visualizar la importancia de las variables dentro de los movimientos comunes que presentan los ciclos. El cuadro 2 presenta estos resultados.

Cuadro 2

Estimación de la matriz de cargas de los componentes cíclicos

<i>Estimador</i>	<i>Inferior</i>	\hat{p}_i	<i>Superior</i>
\hat{c}_t^{P,MH_1}	1.03	1.08	1.12
\hat{c}_t^{P,MH_2}	0.90	1.06	1.22
$\hat{c}_t^{P,HP}$	0.79	0.92	1.05
$\hat{c}_t^{P,MFD}$	0.65	0.84	1.02
$\hat{c}_t^{P,PT}$	1.06	1.08	1.10

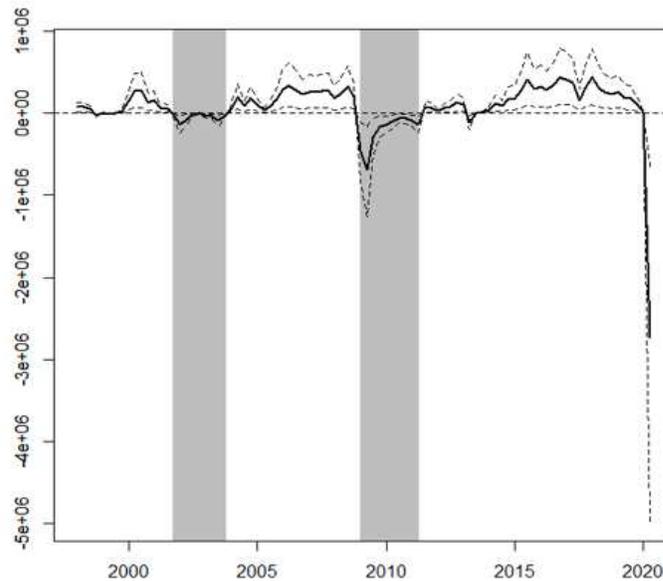
Fuente: Elaboración propia.

Se puede apreciar que los ciclos obtenidos por los métodos heurísticos y por la descomposición PT son los que más aportan en el factor común, el cual explica el 79% de la variabilidad total observada. Sin embargo, nótese que la amplitud de los intervalos es mayor en los componentes cíclicos obtenidos por los métodos heurísticos. En este sentido, $\hat{c}_t^{P,PT}$ aporta menor incertidumbre en la estimación del componente cíclico común generado por estos cinco métodos de estimación.

Para ejemplificar el comportamiento de este ciclo común, \hat{F}_t^c , en la gráfica 7 se presenta la estimación de dicho factor, sombreando las zonas negativas que tienen -al menos- dos trimestres por debajo del 0; es decir, cuando el PIB potencial es mayor al PIB observado.

Se puede apreciar que el ciclo común presenta dos fases en las que el PIB potencial estuvo por encima del PIB observado, éstas son: entre el último trimestre del 2001 y el último trimestre del 2003, así como entre el primer trimestre del 2009 y el segundo trimestre del 2011. Comparando estos resultados con los obtenidos por Guerrero-Lizardi (2020), a lo que el autor llama “señales extraídas según la perspectiva del Banco de México”, podemos ver que se obtienen resultados similares, puesto que la brecha anual es negativa entre el 2002 y 2003, así como entre el 2009 y 2011.

Gráfica 7
Ciclo común y regiones negativas



Fuente: Elaboración propia.

En consecuencia, dados los resultados estadísticos, se considera apropiado recomendar al estimador $\hat{y}_t^{P,PT}$ porque es una metodología econométrica que permite validar los supuestos que garantizan la consistencia de las estimaciones en un sentido estadístico; a la par de que contribuye en la explicación de los movimientos comunes con respecto a los demás componentes cíclicos extraídos con el resto de los procedimientos.

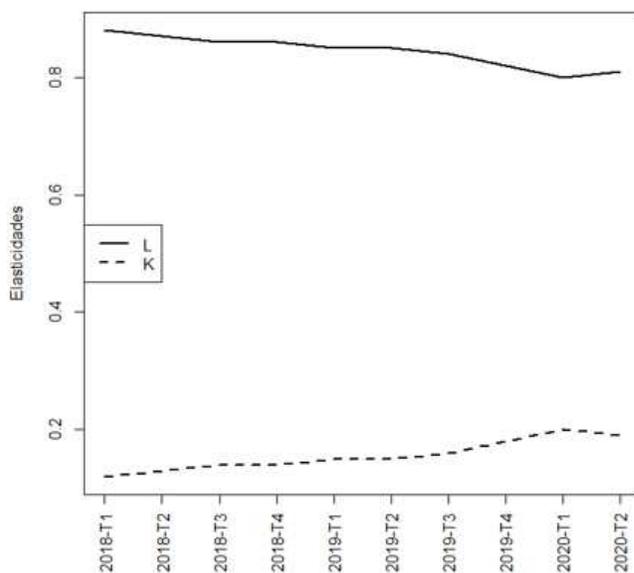
3.4 *Análisis de robustez de las estimaciones*

El fenómeno de la pandemia de la COVID-19 se refleja en el PIB a partir del segundo trimestre de 2020, que en sentido univariado representa un cambio estructural que puede ocasionar (por ejemplo, en modelos de regresión) que los parámetros estimados cambien radicalmente antes y después de dicho cambio estructural. Respecto al MFD, Stock y Watson (1989) mencionan que las estimaciones de los factores a través de componentes principales generan estimaciones robustas en el sentido que las variables que integran al MFD suelen

tener movimientos comunes, incluidos cambios estructurales. En este trabajo, usamos en una primera etapa, la metodología de Bai (2004), la cual se basa en componentes principales, refinando la estimación a través del suavizamiento de Kalman. Sin embargo, la descomposición PT subyace de ejercicios de cointegración, los cuales pueden ser sensibles a la presencia del efecto de la COVID-19. Para verificar la robustez de los resultados, se estimaron los ejercicios econométricos para el periodo 2018:T1-2020:T2, computando las distribuciones de las elasticidades del factor trabajo y capital, si es que puede corroborarse la cointegración. La gráfica 8 muestra los resultados de la mediana de las distribuciones para ambas elasticidades.

Gráfica 8

Mediana de las elasticidades del factor trabajo y capital



Fuente: Elaboración propia.

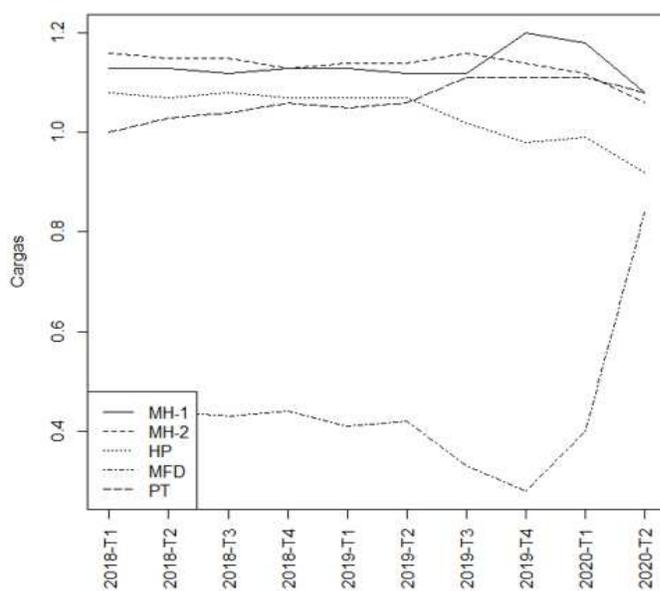
Se puede observar que los resultados son robustos en términos tales que -aunque se han supuesto rendimientos constantes a escalas las elasticidades computadas están entre 0.80 y 0.88 para el factor trabajo y 0.12 y 0.20 para el factor capital; es decir, aunque se observa cierta tendencia, no presentan variaciones drásticas atribuibles a la COVID-19 que pudiesen suponer problemas en la especificación

del modelo. En todos los casos, se puede denotar una distribución bimodal para el factor trabajo y colas inclinadas hacia la izquierda para el factor capital, similar a lo observado en la gráfica 4. Es decir, dado que se pudieron computar dichas distribuciones, se pudo verificar la cointegración en todo el periodo de tiempo.¹⁵

Finalmente, al replicar todos los ejercicios para este periodo de tiempo, se pueden estimar los vectores de cargas de los componentes cíclicos en cada trimestre, evaluando la evolución de la importancia atribuible a cada método en el ciclo común. Los resultados de las estimaciones puntuales se muestran en la gráfica 9.

Gráfica 9

Cargas atribuibles a cada método en el ciclo común



Fuente: Elaboración propia.

En todos los casos, los métodos heurísticos y la descomposición PT generan resultados similares. Sin embargo, a partir del segundo trimestre del 2019 aumenta la importancia del método heurístico 1 y de la descomposición PT, mientras que baja el filtro de HP y el método heurístico 2. Nótese que el MFD explica mayor variabilidad a partir

¹⁵ Estos resultados están disponibles bajo petición.

del primer trimestre del 2020, pero en todos los casos, es el que tiene menor importancia en la explicación del ciclo común.

En este sentido, puede concluirse que las estimaciones presentadas aquí son robustas ante la presencia del posible cambio estructural aludido a la pandemia de la COVID-19.

4. Conclusiones

La evolución del PIB depende en gran parte de las políticas económicas, principalmente las fiscales y monetarias. Además, como argumenta Acevedo-Fernández (2009), su diseño correcto e implementación eficaz requieren de la utilización de diversas herramientas que permitan un diagnóstico puntual y minucioso sobre la situación económica estructural y coyuntural del país.

Dada la importancia en materia de política económica con relación a obtener estimaciones adecuadas del PIB potencial, en este trabajo se utilizaron cuatro procedimientos para estimarlo y se realizó la aplicación empírica para México con datos del periodo 1998:T1-2020:T2. Dos de estos procedimientos fueron propuestos en este trabajo y subyacen del uso del MFD y la descomposición PT de Gonzalo y Granger (1995), los cuales fueron comparados con dos metodologías tradicionales, específicamente los métodos heurísticos y el filtro de HP.

Las conclusiones principales son que los dos métodos propuestos tienen ventajas sobre las técnicas tradicionales, en el sentido que subyacen de metodologías econométricas que tienen como objetivo estimar tendencias comunes o componentes permanentes, además de que es posible validar los resultados en un sentido econométrico. A la par de esto, la evidencia empírica corrobora que la descomposición PT genera los mejores resultados en los siguientes sentidos: 1) su componente cíclico tiene una contribución importante en la estimación del componente cíclico común y, 2) las estimaciones de las elasticidades del factor trabajo y capital son robustas a través del tiempo, es decir, no hay diferencias abruptas en dichas estimaciones que puedan ser aludidas al posible cambio estructural atribuible a la COVID-19.

Referencias

- Acevedo-Fernández, E. 2009. PIB potencial y productividad total de los factores: recesiones y expansiones en México, *Economía Mexicana Nueva Época*, 18(2): 175-219.
- Bai, J. 2003. Inferential theory for factor models of large dimensions, *Econometrica*, 71(1): 135-171.
- Bai, J. 2004. Estimating cross-section common stochastic trends in nonstationary panel data, *Journal of Econometrics*, 122(1): 137-183.
- Banxico. 2021. Informe trimestral enero-marzo 2021, <https://www.banxico.org.mx/publicaciones-y-prensa/informes-trimestrales/%7B49D9C039-CE93-FC5A-59A6-DF7579FDB26%7D.pdf>.
- Bergoeing, R., P. Kehoe y R. Soto. 2002. A decade lost and found: Mexico and Chile in the 1980s, *Review of Economic Dynamics*, 5(1): 166-205.
- Carrillo, J., R. Elizondo, C.A. Rodríguez-Pérez y J. Roldán-Peña. 2018. What determines the neutral rate of interest in an emerging economy?, Documento de Trabajo No. 2018-22, Banco de México.
- Cervantes, M. y E.A. Arenas. 2004. Estimate of the potential product of México: An analysis of time series with the Hodrick Prescott filter, *Revista de Estadística, Econometría y Finanzas Aplicadas*, 2(2): 85-102.
- Corona, F. y P. Orraca. 2019. Remittances in Mexico and their unobserved components, *The Journal of International Trade and Economic Development*, 28(8): 1047-1066.
- Corona, F., P. Poncela y E. Ruiz. 2017. Determining the number of factors after stationary univariate transformations, *Empirical Economics*, 53(1): 351-372.
- Corona, F., P. Poncela y E. Ruiz. 2020. Estimating non-stationary common factors: Implications for risk sharing, *Computational Economics*, 55(1): 37-60.
- Corona, F., G. González-Farías y J. López-Pérez. 2021. A nowcasting approach to generate timely estimates of Mexican economic activity: An application to the period of COVID-19, ArXiv preprint, <https://arxiv.org/abs/2101.10383>.
- Cuadra, G. 2008. Hechos estilizados del ciclo económico en México, Documento de Trabajo No. 2008-14, Banco de México.
- De Masi, P.R. 1997. IMF estimates of potential output: Theory and practice, IMF Working Paper No. 97/177.
- Doz, C., D. Giannone y L. Reichlin. 2011. A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering, *Journal of Econometrics*, 164(1): 188-205.
- Elizondo, R. 2019. Estimaciones del PIB mensual en México basadas en el IGAE, *Estudios Económicos*, 34(2): 197-241.
- Faal, E. 2005. GDP growth, potential output, and output gaps in Mexico, IMF Working Paper No. 05/93.
- Fraser, I. 2002. The Cobb-Douglas production function: An antipodean defense?, *Economic Issues*, 7(1): 39-58.
- Gálvez-Soriano, O. 2020. Nowcasting Mexico's quarterly GDP using factor models and bridge equations, *Estudios Económicos*, 35(2): 213-265.

- Gavin, W. 2012. What is potential GDP and why does it matter?, *Economic Synopses*, 11: 1-2.
- Gonzalo, J. y C. Granger. 1995. Estimation of common long-memory components in cointegrated systems, *Journal of Business and Economic Statistics*, 13(1): 27-35.
- Guerrero, V.M. 2007. Time series smoothing by penalized least squares, *Statistics and Probability Letters*, 77(12): 1225-1234.
- Guerrero, V.M. 2004. Nota sobre la estimación del PIB mensual de México, *Estadística*, 56(166): 35-60.
- Guerrero, V.M. y F.D.J. Corona. 2018. Actualización del sistema de indicadores cíclicos de México. Realidad, datos y espacio, *Revista Internacional de Estadística y Geografía*, 9(3): 29-64.
- Guerrero-de-Lizardi, C. 2020. PIB potencial y ciclo económico en México 1921-2019: una perspectiva desde la “medición en economía”, *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, 15(2): 185-204.
- Heath, J. 2012. *Lo que Indican los Indicadores. Cómo Utilizar la Información Estadística para Entender la Realidad Económica de México*, México, Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
- Hoffman, A. y H. Tapia. 2003. *Potential Output in Latin America: A Standard Approach for the 1950-2002 Period*, Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- Islas, A. y V. Guerrero. 2019. Joint smoothing of GDP and unemployment with a bivariate HP filter, *Estudios Económicos*, 34(1): 3-24.
- Johansen, S. 1991. Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in Gaussian vector autoregressive models, *Econometrica*, 59(6): 1551-1580.
- Kichian, M. 1999. Measuring potential output within a state-space framework, Staff Working Paper No. 1999-9, Bank of Canada.
- Kuttner, K.N. 1994. Estimating potential output as a latent variable, *Journal of Business and Economic Statistics*, 12(3): 361-368.
- Laubach, T. y J.C. Williams. 2003. Measuring the natural rate of interest, *Review of Economics and Statistics*, 85(4): 1063-1070.
- Loría, E. y L. de Jesús. 2007. Los acervos de capital de México: una estimación, 1980. I-2004.IV, *El Trimestre Económico*, 74(2): 475-485.
- Loría, E., M.G. Ramos y L. De Jesús. 2008. Producto potencial y ciclos económicos en México, 1980.1-2006.4, *Estudios Económicos*, 23(1): 25-47.
- Mantescu, D. y D.T. Lazar. 2014. Estimation of potential GDP and output gap. Comparative Perspective, *Amfiteatru Economic Journal*, 16(37): 951-964.
- McElroy, T. 2008. Exact formulas for the Hodrick-Prescott filter, *The Econometrics Journal*, 11(1): 209-217.
- Méndez Sayago, J.A., J.M. Méndez Sayago y H.A. Hernández Escolar. 2013. Productividad total de los factores, cambio técnico, eficiencia técnica y PIB potencial en Latinoamérica, *Semestre Económico*, 16(34): 65-91.
- Newey, W.K. y K.D. West. 1987. Hypothesis testing with efficient method of moments estimation, *International Economic Review*, 28(3): 777-787.
- Noriega A. y C. Rodríguez-Pérez. 2012. Estacionariedad, cambios estructurales y crecimiento económico en México (1895-2008), *El Trimestre Económico*, 79(2): 333-378.

- OCDE. 2012. OECD system of composite leading indicators, <https://www.oecd.org/sdd/leading-indicators/41629509.pdf>.
- Onalan, O. y H. Basegmez, H. 2018. Estimation of economic growth using the Grey Cobb-Douglas production function: Application for US economy, *Journal of Business, Economics and Finance*, 7(2): 178-190.
- Ozbek, L. y U. Ozlale. 2005. Employing the extended Kalman filter in measuring the output gap, *Journal of Economics Dynamics and Control*, 29(9): 1611-1622.
- Phillips, P.C. y Z. Shi. 2021. Boosting: Why you can use the HP filter, *International Economic Review*, 62(2): 521-570.
- Santaella, J. 1998. *Economic Growth in Mexico: Searching for Clues to its Slowdown*, Washington D.C., Inter-American Development Bank.
- Scacciavillani, F. y P. Swagel. 2002. Measures of potential output: An application to Israel, *Applied Economics*, 34(8): 945-957.
- Stock, J.H. y M.W. Watson. 1989. New indexes of coincident and leading economic indicators, en O.J. Blanchard y S. Fischer (eds.), *NBER Macroeconomics Annual 4*, Massachusetts, MIT Press.
- Theoduloz, T. 2010. Testing the gap: An application for Uruguay, *Cuaderno de Economía*, 4: 97-119.
- Ventosa-Santaulària, D., L.G. Hernández-Román y A. Villagómez-Amezcu. 2021. Recessions and potential GDP: The case of Mexico, *Bulletin of Economic Research*, 73(2): 179-195.