

Un modelo de cultura-conocimiento-inteligencia para interpretar resultados de filtros HP y BK: un estudio comparativo entre Brasil y Bolivia

*A culture-knowledge-intelligence model to interpret results from HP and BK filters:
A comparative study between Brazil and Bolivia*

Cristiano De Angelis

Skema Business School (Francia)

Correo electrónico: cristianotrindade@protonmail.com

(Recibido: 09/01/2022. Aceptado para publicación: 14/05/2022)

DOI: [10.22201/fe.24484962e.2022.11.17.3](https://doi.org/10.22201/fe.24484962e.2022.11.17.3)

RESUMEN

¿Qué hacemos cuando filtramos datos económicos? Esta pregunta nos llevó a intentar comprender los dos procedimientos más utilizados en el filtrado lineal: los filtros Hodrick-Prescott (HP) y Baxter y King (BK). Para responder de manera robusta a la pregunta, se realiza una revisión de la literatura, buscando estudiar, sintetizar y presentar de manera didáctica la teoría del filtrado utilizada en macroeconomía, la cual se basa en el análisis espectral.

Varios investigadores han descubierto que los más eficaces son los métodos que utilizan el análisis espectral para analizar series de tiempo en el dominio de la frecuencia. Con base en los resultados del error de pronóstico promedio, concluyen que el pronóstico basado en el enfoque de análisis espectral es tres veces más preciso que el modelo ARMA y de tres a cuatro veces más que el conocido modelo de Brown.

Además, siendo la cultura el principal constructo que mueve, positiva o negativamente, la economía

ABSTRACT

What are we doing when we filter economic data? This question led to an attempt to understand the two most used procedures in linear filtering: the Hodrick-Prescott (HP) and Baxter and King (BK) filters.

To answer the question in a robust way, a literature review is made, seeking to study, synthesize and present in a didactic way the Filtering Theory used in Macroeconomics, which is based on Spectral Analysis.

Several researchers have found the most effective are methods that use spectral analysis to analyze time series in the frequency domain. Based on the average forecast error results, they conclude that the forecast based on the spectral analysis approach is three times more accurate than the ARMA model and three to four times compared to the well-known Brown model.

Furthermore, since culture is the main construct that moves, positively or negatively, the economy

© 2022 Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Economía. Este es un artículo *Open Access* bajo la licencia [Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

de un país, el modelo cultura-conocimiento-inteligencia ayuda, mucho, a comprender las economías brasileña y boliviana y, por tanto, los usos de filtros, así como la interpretación de resultados de series macroeconómicas, en particular consumo, inversión, productividad y horas trabajadas.

Palabras clave: filtrado, análisis espectral, función de transferencia, función de respuesta en frecuencia, ganancia cuadrática.

Clasificación JEL: E3.

of a country, the Culture-Knowledge-Intelligence model helps, and a lot, to understand the Brazilian and Bolivian economies, and then the utilities of the filters, as well as the interpretation of results from macroeconomic series, in particular consumption, investment, productivity and hours worked.

Keywords: Filtering, spectral analysis, transfer function, frequency response function, quadratic gain.

JEL Classification: E3.

1. INTRODUCCIÓN

Una cuestión básica en macroeconomía es si las economías de mercado, cuando operan a niveles distintos del producto potencial (pleno empleo), tienen mecanismos automáticos capaces de devolverlas al pleno empleo.

Los filtros Hodrick-Prescott (HP) y Baxter-King (BK) se utilizan para extraer el componente cíclico (tendencia) de series temporales y calcular el producto interno bruto (PIB) potencial basándose en la aplicación comparativa para datos brasileños y bolivianos (desviación estándar, autocorrelación de primer orden, correlaciones cruzadas).

El filtro HP produce mediciones de volatilidad significativamente más altas en comparación con el filtro BK: el filtro BK elimina los componentes de alta frecuencia, mientras que el HP no. Tanto el filtro HP como el BK generan resultados espurios, en particular el fenómeno de Gibbs, ya que alteran la volatilidad (especialmente HP) y la persistencia (especialmente BK) a pesar de que las correlaciones cruzadas de las series estudiadas con el producto disminuyen fuertemente cuando los datos se filtran. Este artículo presenta un nuevo modelo diseñado por Echo State Network (ESN) que trabaja con modelado de series de tiempo de múltiples

depósitos (MRESN, *multi-reservoir time series modeling*) junto con el filtro HP (HP-MRESN).

Existe una brecha entre el producto realmente generado y el producto potencial. Analíticamente, el producto real se conforma por dos elementos: 1) la tendencia (yt) y 2) el ciclo (yc), es decir: $y = yt + yc$.

La especialización del trabajo en macroeconomía asigna a la teoría del crecimiento económico la tarea de estudiar las fuerzas que determinan la producción potencial (producción de pleno empleo). Los modelos agregativos de corto plazo se encargan de explicar las razones que llevan a que la producción se desvíe del nivel de pleno empleo de los factores de producción.

Al tratarse de una revisión de la literatura, la metodología se reduce a estudiar artículos relevantes sobre la teoría del filtrado y realizar una síntesis, identificando puntos críticos e importantes. Además, se realiza una aplicación a los datos brasileños y bolivianos de los filtros HP y BK, con el objetivo de verificar la efectividad de los filtros estudiados y hacer una comparación entre ellos, así como entre los resultados de los dos países.

Este artículo se divide en cuatro secciones, además de esta introducción. La segunda sección tiene como objetivo realizar una síntesis del análisis espectral centrándose

en la teoría del filtrado lineal. La tercera sección busca presentar de manera didáctica los filtros HP y BK, y aplicar los conceptos vistos en el apartado anterior. La cuarta sección está dedicada a la aplicación de los filtros a algunas series brasileñas con el fin de realizar una comparación entre los datos originales y los datos obtenidos por los dos filtros estudiados. Finalmente, en la quinta sección, intentamos identificar los problemas y preguntas sin respuesta sobre los filtros HP y BK.

2. ANÁLISIS ESPECTRAL Y SU USO PARA LA MEDICIÓN Y CARACTERIZACIÓN DEL CICLO ECONÓMICO

El principal objetivo de esta sección es permitir al lector comprender la conexión entre la teoría del filtrado y el análisis espectral, para lo cual la hemos dividido en dos partes: la primera trata de la función generadora de covarianza y la densidad espectral; la segunda, del filtrado lineal, en relación con el análisis espectral.

Conviene hacer algunas observaciones válidas para todos los ejercicios de filtrado lineal antes de examinar las definiciones, aplicaciones y críticas específicas de los métodos de filtrado HP y BK. No obstante, primero conviene hacer un breve resumen de las series temporales.

Grzesica y Wiecek (2016) descubrieron que el análisis de series de tiempo permite detectar la naturaleza descrita por la línea de observación del fenómeno y la capacidad de predecir valores futuros. Los cambios dinámicos en los valores de las series temporales son el resultado de la exposición a muchos factores, que a menudo no pueden identificarse. Estas variables suelen caracterizarse por variaciones cíclicas y fluctuaciones

aleatorias. El análisis espectral rara vez se aplica mediante un enfoque práctico para identificar patrones de variación y predicción (Grzesica y Wiecek, 2016).

A menudo, antes de observar las relaciones entre series temporales, las filtramos y desonalizamos. Implícitamente, estos procedimientos significan que pensamos que las relaciones entre series son diferentes, en diferentes frecuencias, y queremos aislar las frecuencias de interés antes de analizar las series, en lugar de construir modelos integrales de la relación entre series en todas las frecuencias.

Por ejemplo, la relación entre el crecimiento de la oferta monetaria y la tasa de interés nominal depende de la frecuencia considerada. En frecuencias altas se espera una relación negativa y en frecuencias bajas una relación positiva.

Un filtro lineal es una combinación lineal de observaciones (originales) de una variable para diferentes momentos en el tiempo, que se lleva a cabo con el propósito de eliminar cualquier componente “no deseado” de la serie original.

El espectro puede verse como una función generadora de autocovarianza y constituye un recurso para realizar la descomposición de la varianza en componentes no correlacionados en cada frecuencia w .

El análisis espectral de series temporales es una herramienta útil para estudiar las propiedades de la metodología utilizada por Baxter y King (1995) y Hodrick y Prescott (1997), ya que permite resaltar las implicaciones de aplicar diferentes transformaciones a los datos originales, que representan un conjunto de variables.

Por otro lado, esta aproximación al estudio de series temporales proporciona instrumentos analíticos necesarios para medir y caracterizar el ciclo macroeconómico que

complementan las estadísticas habituales, como la desviación estándar, la función de autocorrelación y las correlaciones cruzadas con la variable que representa el ciclo de referencia.

Murray (2002) define el ciclo económico como desviaciones estacionarias de una tendencia estocástica y demuestra que el espectro del modelo de componentes no observables filtrados por BK se compone de tres componentes: uno debido a la tendencia estocástica, otro al ciclo y un término de covarianza. Además, el filtro BK asigna mucho mayor peso al componente de tendencia que al componente cíclico a la hora de determinar la potencia espectral de la serie filtrada.

El análisis en el dominio de la frecuencia o análisis espectral interpreta el proceso estocástico de tal manera que el comportamiento en el tiempo de una variable es el resultado de una combinación (suma) de ciclos de diferentes amplitudes y duraciones y permite estudiar cómo diferentes periodicidades o frecuencias contribuyen a la explicación de la variabilidad total de la serie.

La varianza de una serie temporal se distribuye de manera desigual entre las frecuencias, excepto en el caso del ruido blanco, de modo que el componente de crecimiento, el componente del ciclo económico y el componente estacionario contribuyen de manera diferente a lo mismo (Cochrane, 1997).

Por lo tanto, el espectro de un proceso estocástico contiene la misma información que la función generadora de autocovarianzas, ya que es sólo una combinación lineal de las autocovarianzas. Sin embargo, la diferencia fundamental es que la función de densidad espectral presenta la importancia de los componentes cíclicos para diferentes frecuencias.

Grzesica y Wiecek (2016) concluyeron que uno de los métodos más precisos son

los métodos que utilizan el análisis espectral para analizar series temporales en el dominio de la frecuencia. Con base en los resultados de los errores de pronóstico promedio, podemos concluir que el pronóstico basado en el enfoque de análisis espectral es tres veces más preciso que el modelo ARMA y de tres a cuatro veces más que el modelo de Brown. Los resultados de este análisis indican una mayor precisión del análisis espectral.

Burnside (1998) señala que el hecho de que los economistas utilicen una gran cantidad de filtros para extraer los componentes “cíclicos” y “tendenciales” de las series temporales simplemente muestra que estos conceptos no tienen el mismo significado entre ellos. La identificación de ciclos y tendencias tiene una respuesta única sólo en un modelo estructural bien definido.

Según Benati (2001), una desventaja de la descomposición no estructural es clara: si bien la descomposición estructural está definida de manera única, hay un número infinito de formas en que las series de tiempo integradas pueden descomponerse en una tendencia estocástica y un componente cíclico estacionario. Se basan en métodos no estructurales, pero ni la teoría económica ni los métodos estadísticos pueden determinar la forma exacta de la tendencia de crecimiento o la relación entre el componente cíclico y secular.

3. FILTROS HP y BK

3.1. El filtro HP

Liu, Zhang y Li (2022) afirman que, como descomponedores de series temporales, aprovecharon recursivamente el filtro HP para separar los datos de las series temporales originales en varios componentes de tendencias y ciclos, y sugieren que el filtro HP es una

mejor opción como método preponderante para datos de entrada de series de tiempo complejas en tareas reales de predicción de series de tiempo no lineales (NTP, *nonlinear time series prediction*).

El filtro HP es una herramienta poderosa y eficiente que se utiliza principalmente para eliminar movimientos de tendencia en el ciclo económico, a pesar de que no existe un análisis detallado de por qué el filtro HP funciona bien cuando se trata de tareas NTP (Liu, Zhang y Li, 2022).

Entre las razones para utilizar el filtro HP está el hecho de que es el filtro estándar en la literatura respecto a los ciclos económicos reales (Cooley y Prescott, 1995), y que, al ser ampliamente utilizado, existe literatura sobre las ventajas y desventajas de usar tal filtro. Además, tiene una implementación computacional sencilla, con códigos proporcionados para una amplia gama de software.

El propósito original del filtro HP es destilar tendencias a largo plazo a partir de datos de series de tiempo económicas a través de una fórmula bien elaborada que utiliza un factor de suavizado.

Aunque es la herramienta más popular para separar ciclos, tendencias y movimientos irregulares presentes en series, el filtro HP ya ha sido objeto de algunas críticas. Los problemas potenciales con este filtro son más evidentes cuando filtramos datos anuales (Baxter y King, 1995, p. 21).

La escuela del Real Business Cycles busca explicar las propiedades del ciclo económico, es decir, las correlaciones entre producto, consumo, inversión, horas trabajadas, productividad del trabajo, etcétera. Para ello, las series reales, y también las producidas artificialmente en la etapa de simulación, son tratadas con el filtro HP o algún otro método de filtrado. La función de este filtro es eliminar las fluctuaciones de baja frecuen-

cia en la serie, dejando sólo componentes de corta duración.

El filtro HP busca extraer la tendencia, la cual se considera estocástica, pero con variaciones suaves en el tiempo y no correlacionada con el ciclo.

Baxter y King (1995) afirman que el uso del filtro HP es el resultado de una falta de atención a un tema central en la visión de Burns y Michell (1946), que es la definición del ciclo económico.

Las críticas al uso del filtro HP para extraer el componente cíclico han sido abundantes en la literatura económica. Ha sido criticado por Harvey y Jaeger (1993), Cogley y Nason (1995), Park (1996) y Guay y St-Amant (1997) por inducir ciclos espurios en series temporales filtradas con la “forma espectral típica” de Granger (1966).

Las críticas al filtro HP se agrupan en cuatro criterios:

1. naturaleza eminentemente estadística y mecánica de los métodos univariados;
2. subjetividad en la elección del parámetro de suavizado (w);
3. distorsiona fuertemente los valores filtrados en los extremos de la serie filtrada, y
4. generación de ciclos espurios.

Los métodos univariados dejan de lado las relaciones económicas, como, por ejemplo, la interacción que puede ocurrir entre el producto y otras variables macroeconómicas, como la inflación y el consumo privado.

King y Rebelo (1993) sostienen que la aplicación mecánica del filtro puede cambiar las propiedades inherentes de la serie, es decir, sus medidas aleatorias como su volatilidad (desviación estándar) y correlación con otras series. Para llegar a esta conclusión, replican los resultados del modelo de ciclo real de Hansen (1989).

Los autores también destacan que el filtro HP cambia la volatilidad relativa (la desviación estándar de la variable dividida por la desviación estándar del producto) de diferentes series. En particular, el filtro HP aumenta la volatilidad relativa de las series de inversión y horas trabajadas, al tiempo que disminuye la del consumo, los salarios reales y el stock de capital. Además, las correlaciones del capital y el trabajo respecto al producto son de 0.68 y 0.79 en la serie original y pasan a ser de 0.07 y 0.98 en la serie filtrada. El resultado más impresionante se obtuvo en la correlación entre series de productos y horas trabajadas, pasando de 0.06 en la serie original a 0.86 en la serie filtrada.

Además, para datos con periodicidad anual, está empíricamente comprobado que el filtro HP es una mala aproximación de un filtro ideal, ya que incluye componentes cíclicos que deben omitirse y viceversa.

3.1.1. Subjetividad en la elección del parámetro de suavizado w

Nelson y Plosser (1982) demostraron que el valor de $w = 1\ 600$ para datos trimestrales no es óptimo para la mayoría de las series que examinaron, por lo que el uso de este parámetro implica que gran parte de la variabilidad que atribuye el filtro al componente cíclico, de hecho, es parte de la tendencia.

Pedersen (2001) afirma que el filtro HP es una buena aproximación del filtro de paso alto ideal cuando se aplica a series temporales estacionarias, pero no es un filtro de paso alto ideal debido a los fenómenos de “fuga” y “compresión”.

Cogley y Nason (1995) muestran que, cuando se aplica el filtro HP a datos cuyo proceso de generación es estacionario en diferencias, las regularidades empíricas sobre periodicidad y correlaciones respecto al ciclo

de referencia pueden cambiar las propiedades del ciclo original y decir poco sobre las propiedades de la dinámica de datos.

La principal conclusión es que el filtro HP es eficiente en términos de extraer frecuencias del ciclo económico de series temporales cuyo espectro tiene un pico en estas frecuencias. El problema es que la mayoría de las series económicas presentan la “forma espectral típica de Granger”: la densidad de su espectro está muy concentrada en las bajas frecuencias. Cuando una serie de tiempo tiene la forma espectral típica de Granger (1966) y es filtrada por el filtro HP, la serie filtrada tiene un pico alrededor de las frecuencias del ciclo económico que no están presentes en la serie original, generando ciclos espurios.

El filtro HP puede no ser la herramienta ideal para extraer tendencias macroeconómicas a largo plazo (Hamilton, 1994). Sin embargo, según Liu, Zhang y Li (2022) esta desventaja no socava el mérito de la alta efectividad y simplicidad que proporciona su solución de forma cerrada, que incluye un solo hiperparámetro. En este artículo se propone un nuevo modelo basado en el MRESN junto con el HP-MRESN.

En general, el filtro HP descompone los datos de series temporales en un componente de tendencia y un componente cíclico. En nuestro método propuesto, descomponemos recursivamente cada componente cíclico mediante filtros HP con diferentes factores de suavizado y alimentamos cada serie temporal a varios codificadores correspondientes para la extracción de tendencias. Los productos del modelo final se generan sumando las salidas parciales en el decodificador de conjunto.

3.2. El filtro BK

Baxter y King (1995) propusieron un filtro de paso de banda, el filtro BK $[BPk(p,q)]$,

cuyo propósito es aislar ciertas frecuencias en los datos. Este es un tipo de construcción de media móvil que aísla los componentes periódicos de una serie de tiempo económica que caen en una banda de frecuencia específica, de periodicidades mínima p y máxima q .

Según esta metodología, el filtro de paso de banda ideal preservaría estas fluctuaciones, pero eliminaría todas las demás, las fluctuaciones de alta frecuencia asociadas, por ejemplo, con errores de medición, y las bajas frecuencias asociadas con la tendencia.

Su procedimiento se resume en dos pasos: primero se define el ciclo, para lo cual el investigador debe especificar ciertas características del mismo y, posteriormente, aislarlo aplicando una media móvil a los datos. La imposibilidad de construir dicho filtro lleva a la necesidad de buscar una aproximación óptima del mismo, la cual se obtiene mediante una media móvil finita.

Entonces, dependiendo de la estructura particular que se esté filtrando, el rendimiento del filtro de paso de banda puede ser extremadamente bueno, extremadamente malo, o variar, y dado que no se puede conocer la verdadera estructura de la economía, es lógicamente imposible decir *a priori* si el rendimiento del filtro será razonablemente bueno o no. Nelson y Kang (1981) llamaron la atención sobre las distorsiones que pueden surgir cuando ajustamos tendencias deterministas a series que en realidad están impulsadas por tendencias estocásticas.

Para Pedersen (2001), el principal problema es que los segundos momentos de la serie filtrada dependen del método de filtrado y sin una medida para calcular el efecto de la distorsión provocada por el filtro es imposible determinar qué conjunto de hechos estilizados pueden ser fiables y cuáles pueden ser constructos estadísticos artificiales.

Las críticas más importantes a los filtros de paso de banda se pueden encontrar en los artículos de Benati (2001) y Murray (2002). Tomando varios modelos macroeconómicos como procesos generadores de datos, Benati (2001) muestra que el filtro de paso de banda:

- a) puede distorsionar fuertemente hechos clave estilizados del ciclo económico, tal como lo reflejan las estadísticas de correlación cruzada entre los componentes cíclicos de las variables de interés y el componente cíclico del producto interno bruto (PIB);
- b) puede crear hechos espurios y estilizados; estos resultados no son exclusivos de una clase particular de modelo, sino que ilustran un problema general: la presencia de tendencias estocásticas y la posibilidad de relaciones de cointegración entre variables macroeconómicas pueden alterar significativamente los hechos estilizados del ciclo económico capturados por el filtro.

Las críticas al filtro BK se reagruparon según tres criterios: 1) compensación entre una mejor aproximación del filtro ideal y la pérdida de observaciones; 2) presencia de tendencias estocásticas y posibilidad de relaciones de cointegración entre variables macroeconómicas; 3) fenómeno de Gibbs.

Veamos cada una de estas críticas en detalle.

1) *Compensación entre una mejor aproximación al filtro ideal y la pérdida de observaciones*

Hay una compensación importante: el filtro de paso de banda ideal se puede aproximar mejor cuanto mayor sea el tamaño de los promedios móviles, pero más retrasos también significan que se deben perder observaciones

al principio y al final de la muestra, dejando pocas para el análisis.

2) Presencia de tendencias estocásticas y posibilidad de relaciones de cointegración entre variables macroeconómicas

Según Benati (2001), la presencia de tendencias estocásticas y la posibilidad de relaciones de cointegración entre variables macroeconómicas pueden alterar significativamente los hechos estilizados del ciclo económico capturados por el filtro de paso de banda. El problema será particularmente más grave cuando exista una relación de cointegración entre la serie de interés y el PIB.

En primer lugar, los hechos estilizados de los ciclos económicos clave terminarán siendo distorsionados y contaminados por la presencia de tendencias estocásticas filtradas. Un ejemplo típico es la correlación entre la inflación y el componente cíclico de la actividad económica, que, en general, parecerá más débil de lo que es en realidad. En tales circunstancias, además, los hechos estilizados del ciclo económico capturados por el filtro de paso de banda reflejarán tanto la relación entre los componentes cíclicos de las dos series como la relación de cointegración entre las dos tendencias estocásticas.

Para Benati (2001), el filtro paso de banda se basa en la noción de extraer de la serie todos los componentes existentes dentro de una banda de frecuencia preespecificada, independientemente de que dichos componentes puedan estar filtrando una tendencia estocástica.

3) Fenómeno de Gibbs

El filtro Baxter-King original tiene una propiedad indeseable, que se conoce como el “fenómeno de Gibbs”, debido a que el filtro

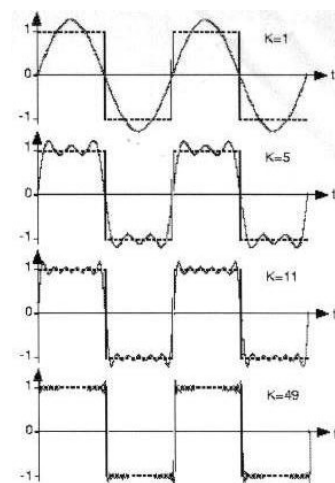
ideal, que es una función discontinua de w , se aproxima mediante series de Fourier. Este enfoque omite los lóbulos en la función de ganancia del filtro (Priestley, 1981; Koopmans, 1974).

Mientras que la contribución relativa de algunos componentes a toda la varianza de la serie es exagerada (es decir, se multiplican por una ganancia mayor que 1), otros componentes se suprimen (esto es, se multiplican por una ganancia menor que 1).

¿Puede una función discontinua, como la onda cuadrada, expresarse como una suma, incluso infinita, de funciones continuas?

Como se muestra en la figura 1, a medida que se agregan más términos a la serie, las oscilaciones parecen volverse más rápidas y más pequeñas, pero los picos no disminuyen y los picos extraños en las series de Fourier de ondas cuadráticas nunca desaparecen. J. Willard Gibbs explicó por primera vez este fenómeno en 1899 y, en consecuencia, estos puntos discontinuos se describen como el “fenómeno de Gibbs”.

FIGURA 1
APROXIMACIÓN DE LA SERIE DE FOURIER DE UNA ONDA CUADRADA



Fuente: disponible en <<http://www.cnx.rice.edu/content/m10092/latest>>.

El número de términos de la suma de Fourier se indica en cada panel de la figura 1, y la onda cuadrada se muestra como una línea dibujada a lo largo de dos periodos.

4. APLICACIÓN DE FILTROS HP Y BK A DATOS BOLIVIANOS Y BRASILEÑOS

Este apartado pretende aplicar estas dos metodologías para extraer el componente cíclico de un conjunto de variables macroeconómicas, con el fin de estudiar la sensibilidad de los resultados empíricos al procedimiento utilizado.

Se analizaron las características de la serie brasileña original y su relación con la serie brasileña filtrada. Las series fueron filtradas con los filtros HP y BK para poder trabajar únicamente con el componente cíclico de la serie original.

Se observaron las relaciones entre el PIB y otras variables macroeconómicas, tales como: consumo, inversión, salario real y horas trabajadas.

No obstante, en el trabajo de Baxter y King (1995), los resultados para la serie de inflación presentan una diferencia notable entre los filtros HP y BK. La razón es que la inflación contiene componentes importantes en altas frecuencias, que pasan por el filtro HP pero son eliminados por el BK. El PIB, por el contrario, no tiene variaciones importantes en frecuencias altas.

Utilizamos datos trimestrales para el periodo comprendido entre el primer trimestre del 2000 y el segundo trimestre de 2023. Todas las series se transformaron a logaritmo natural (\ln), de modo que la primera diferencia puede interpretarse como una tasa de crecimiento. Filtramos los datos con algoritmos desarrollados para el lenguaje Matlab. 6

Para comparar los resultados derivados de la aplicación de diferentes procedimientos se considera un conjunto de estadísticas:

1. la desviación estándar, como aproximación de la volatilidad del ciclo;
2. autocorrelación de primer orden, como medida de la persistencia de fluctuaciones cíclicas, y
3. las correlaciones cruzadas con el producto que permitan caracterizar el tipo de movimiento del producto y de cada serie estudiada.

El panel A de la gráfica 1 presenta la serie original del PIB brasileño superpuesta a la serie filtrada por el filtro HP ($= 1\ 600$); el panel B presenta la serie del PIB brasileño filtrada por el filtro BK(6,32) para $K = 12$, y el panel C presenta el ciclo HP superpuesto al ciclo BK.

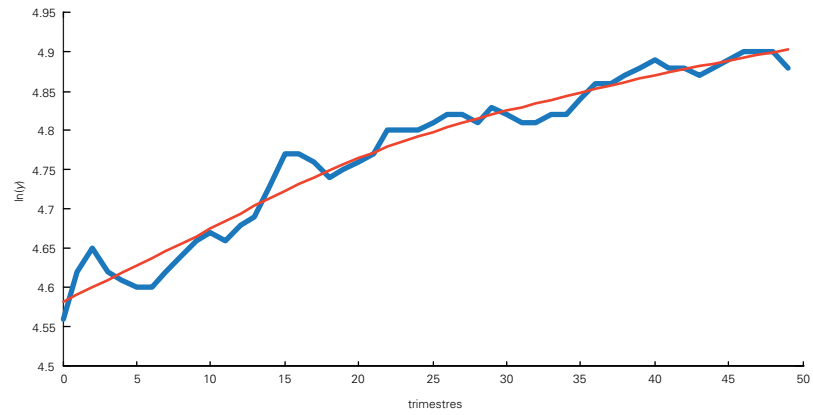
Los cuadros muestran cómo la aplicación de estas dos alternativas de filtrado afecta los momentos calculados de algunas series macroeconómicas brasileñas. El estudio se centró en un conjunto de tres momentos de especial interés en el análisis del ciclo económico: volatilidad, persistencia y correlación con el producto.

Analizando los paneles A, B y C se observa que en todas las series filtradas la desviación estándar es menor que en la serie original. Una justificación puede ser que cuando filtramos la serie, eliminamos la tendencia de la serie original. Entonces, estamos comparando la serie original que contiene los componentes de tendencia y ciclo con la serie filtrada, que sólo contiene el componente cíclico.

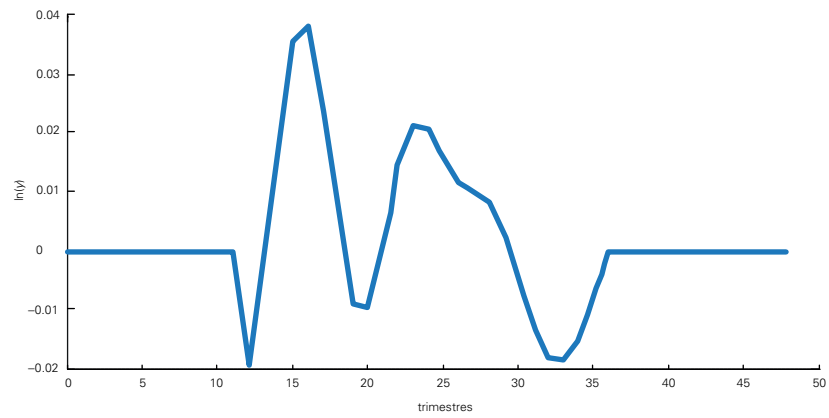
En particular, se observa que la volatilidad (desviación estándar) de la serie de inversión original, 0.107, es mayor que la volatilidad de la serie de inversión filtrada

GRÁFICA 1 EFECTOS DEL FILTRADO EN LA SERIE DEL PIB BRASILEÑO

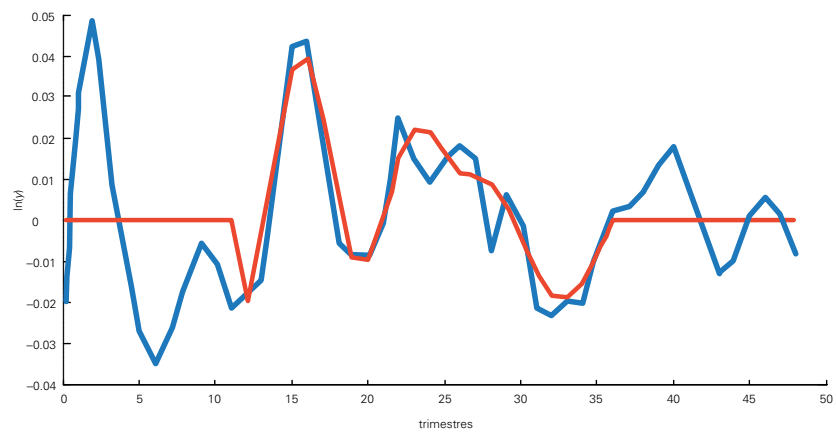
Panel A



Panel B



Panel C



CUADRO 1 EFECTOS DEL FILTRADO EN MOMENTOS

Panel A: momentos de la serie original

Variable	σ	σ relativo a Y	Autocorrelación			Correlación cruzada con Y_{t-j}								
			1	2	3	8	4	2	1	0	-1	-2	-4	-8
Y	0.068	1	0.972	0.929	0.902	0.486	0.764	0.884	0.925	1	0.935	0.882	0.771	0.502
C	0.087	1.273	0.963	0.905	0.866	0.095	0.437	0.718	0.849	0.976	0.855	0.728	0.504	0.271
I	0.107	1.568	0.867	0.692	0.605	0.033	0.29	0.603	0.761	0.89	0.75	0.62	0.42	0.31
N	0.11	1.6	0.977	0.931	0.885	-0.26	-0.65	-0.80	-0.85	-0.89	-0.89	-0.78	-0.50	-0.23
W	0.06	0.88	0.845	0.764	0.513	-0.44	-0.64	-0.56	-0.49	-0.32	-0.24	-0.18	-0.13	-0.01

Panel B: momentos de la serie filtrados por el filtro HP ($w = 1\ 600$)

Variable	σ	σ relativo a Y	Autocorrelación			Correlación cruzada con Y_{t-j}								
			1	2	3	8	4	2	1	0	-1	-2	-4	-8
Y	0.018	1	0.708	0.236	-0.076	-0.09	-0.30	-0.07	0.25	1	0.969	0.674	-0.12	-0.007
C	0.029	1.631	0.761	0.359	0.064	-0.036	-0.16	0.378	0.743	0.914	0.60	0.164	-0.30	-0.12
I	0.056	3.206	0.662	0.174	-0.111	-0.06	-0.18	0.363	0.728	0.85	0.47	0.01	-0.41	-0.13
N	0.040	2.26	0.857	0.578	0.322	-0.06	-0.31	-0.35	-0.26	-0.07	0.187	0.524	0.721	-0.05
W	0.044	2.5	0.723	0.613	0.246	-0.13	-0.21	-0.146	0.024	0.296	0.451	0.656	0.561	-0.14

Panel C: momentos de la serie filtrados por el filtro BK(6,32) con $K = 8$

Variable	σ	σ relativo a Y	Autocorrelación			Correlación cruzada con Y_{t-j}								
			1	2	3	8	4	2	1	0	-1	-2	-4	-8
Y	0.015	1	0.823	0.375	-0.12	0.078	-0.63	-0.121	1	0.826	0.975	0.781	-0.17	-0.262
C	0.022	1.487	0.824	0.384	-0.09	-0.05	-0.33	0.469	0.833	0.927	0.658	0.190	-0.53	-0.007
I	0.05	3.360	0.831	0.394	-0.11	-0.21	-0.27	0.547	0.863	0.907	0.592	0.105	-0.66	-0.006
N	0.031	2.10	0.869	0.523	-0.12	-0.351	-0.45	-0.63	-0.47	-0.13	0.29	0.689	0.783	0.821
W	0.032	2.14	0.88	0.542	0.110	0.181	-0.47	-0.40	-0.12	0.27	0.611	0.850	0.57	-0.50

Notas: las variables referidas son: $Y = \text{PIB}$; $C = \text{consumo de los hogares}$; $I = \text{inversión nacional}$; $N = \text{mano de obra}$; $W = \text{salario real}$. Estas series fueron proporcionadas por Ipea-data con los siguientes nombres: Y : PIB - precios de mercado - índice encadenado - desestacionalizado (promedio 2023 = 100); C : consumo final - familias - índice encadenado - desestacionalizado - recorte (promedio 2023 = 100); I : capital fijo - formación bruta - índice encadenado - recorte (promedio 2023 = 100); N : horas trabajadas - industria - índice (promedio 2021 = 100; mensual); W : salario - real - industria - índice (promedio 2021 = 100; mensual).

por los filtros HP y BK, 0.056 y 0.050 respectivamente. Además, los filtros cambian el orden de magnitud de las desviaciones estándar relativas.

Por ejemplo, tomando los momentos originales de la serie estudiada, la que tiene mayor desviación estándar respecto a la serie del producto es la serie de horas trabajadas, pero cuando filtramos la serie de inversión es la que tiene mayor volatilidad relativa.

Es importante señalar que la correlación cruzada entre consumo y producto en el rezago 4 (cuatro) va de 0.504 en la serie original a -0.30 y -0.53 en la serie filtrada por los filtros HP y BK respectivamente.

Según Gomes, Issler y Salvato (2005) y Ellery, Gomes y Sachsida (2002), la gran volatilidad del ciclo de consumo puede explicarse por la inclusión de bienes duraderos en el consumo y, principalmente, por la existencia bien documentada de restricciones de liquidez. Esto puede ser una justificación para las extrañas correlaciones cruzadas de la serie de consumo con la serie del producto.

Los resultados de las correlaciones cruzadas con las series del PIB son anormales (todas son negativas) para las series de horas trabajadas y salario real, dado que se comparan series heterogéneas. Si bien el PIB corresponde a la economía en su conjunto, las series de salario real y horas trabajadas pertenecen únicamente al sector industrial. Pese a ello, analizando los paneles, queda claro que los filtros HP y BK reducen la correlación entre la serie estudiada y la serie del producto.

Las autocorrelaciones de las series cuando se utiliza el filtro BK son mayores que las del filtro HP. Por lo tanto, podemos concluir que las series filtradas por BK tienen mayor persistencia que las filtradas por HP, principalmente para las series del producto y la inversión. Se concluye que el resultado de los dos filtrados es similar.

Según Baxter y King (1995, p. 18), “el filtro HP es una aproximación razonable del filtro de paso de banda”. Como se vio en la sección anterior, el filtro HP es una aproximación cercana al filtro de paso alto, lo que significa que retiene la volatilidad de alta frecuencia, que es eliminada por el filtro BK. Esto explica por qué el filtro HP produce mediciones de volatilidad significativamente más altas en comparación con el filtro BK: el filtro BK elimina los componentes de alta frecuencia, mientras que el HP no. El filtro HP retiene componentes con fluctuaciones menores a 32 cuartos, mientras que el filtro BK retiene componentes intermedios con fluctuaciones entre 6 y 32 cuartos.

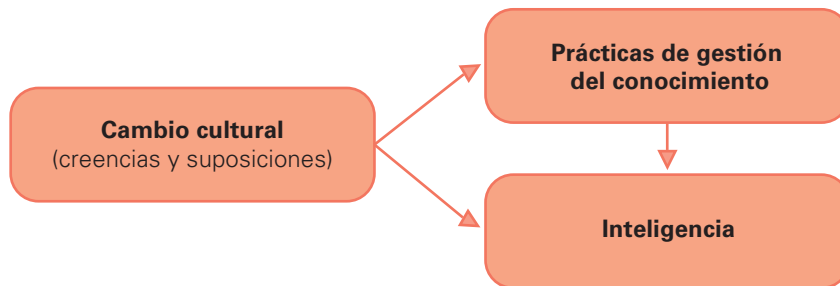
5. UN MODELO DE INTELIGENCIA, CULTURAL E INTELIGENCIA GUBERNAMENTAL PARA INTERPRETAR SERIES MACROECONÓMICAS EN BRASIL Y BOLIVIA

Además de que la inteligencia cultural es el modelo utilizado en Alemania para que los jóvenes ingresen a la universidad con cierto nivel de madurez para abrir empresas, hecho que se puede observar, por ejemplo, en São Paulo, Brasil, donde la inmigración alemana después de la Segunda Guerra Mundial dio lugar a la creación de 1 100 empresas alemanas, este modelo se desarrolló en un intento de cambiar la imagen de Alemania después de las dos guerras y reconstruir el país tras sus derrotas. Más recientemente, China imitó este modelo y envió a miles de estudiantes seleccionados y empleados públicos y privados a realizar maestrías y doctorados en el extranjero con contratos de retorno, además de recibir en sus programas de posgrado a varias instituciones, especialmente de Francia e Inglaterra.

La figura 2 muestra el modelo de inteligencia cultural – IC, gestión del conocimiento – GC inteligencia gubernamental – IG.

Tanto los filtros HP como BK generan resultados espurios, ya que existen una serie de problemas relacionados con el proceso

FIGURA 2



En Bolivia, por ejemplo, la decisión del gobierno de nacionalizar el gas natural provocó una drástica reducción de la clase media (empleados liberales como ingenieros), lo que provocó un aumento de las horas trabajadas por la clase pobre y una reducción de la productividad, el consumo y la inversión. Una cultura de vender manos sin conocimiento, que reduce la democracia. En Brasil, los resultados económicos no son tan desastrosos debido a la presencia de Alemania y Japón en São Paulo, lo que provoca un choque cultural a favor del emprendimiento, equilibrando el consumo y la inversión y aumentando la productividad.

6. CONCLUSIONES

Se inició una discusión sobre métodos para eliminar el sesgo cuestionando los efectos del filtro HP.

Como se ve, ambos filtros presentan problemas y la discusión sobre los métodos de filtrado está lejos de terminar.

Mediante análisis espectral, el rango de frecuencia se divide en tres segmentos: banda de frecuencia de largo plazo, banda de frecuencia del ciclo económico y banda de frecuencia de corto plazo.

de filtrado que se analizaron en la sección 5.

La aplicación de los filtros a datos brasileños confirma la observación hecha por Baxter y King (1995), que afirma que los resultados del filtrado con ambos filtros son similares. Sin embargo, los resultados, como se vio en la sección 4, dejan mucho que desear. Los filtros cambian la volatilidad, persistencia y tipo de comovimiento de la serie de productos con cada serie estudiada.

En particular, el filtro HP produce mediciones de volatilidad significativamente mayores que el filtro BK, mientras que las series filtradas por el filtro BK tienen mayor persistencia que las filtradas por el HP. Además, las correlaciones cruzadas de la serie estudiada con el producto se reducen fuertemente cuando se filtran los datos.

Se utilizan varios filtros para extraer la tendencia de una serie temporal y recientemente se han desarrollado otros con el objetivo de mejorar las técnicas de filtrado.

Es un campo en amplio desarrollo, como lo demuestra la publicación ininterrumpida de artículos sobre el asunto. Se espera que esta aportación al tema sirva para fomentar futuras investigaciones en el campo.

REFERENCIAS

- Baxter, M. y King, R. (1995). Measuring business cycles: Approximate band-pass filters for economic time series. *Review of Economics and Statistics*, 81, pp. 575-593.
- Benati, L. (2001). *Band-Pass filtering, cointegration, and business cycle analysis* [Working Paper no. 142]. Bank of England, Londres, Inglaterra.
- Burns, A.M. y Mitchell, W.C. (1946). *Measuring business cycles*. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. Series: Studies in Business Cycles.
- Burnside, C. (1998). Detrending and business cycle facts: A comment. *Journal of Monetary Economics*, 41, pp. 513-532.
- Cochrane, J.H. (1997). Time Series for Macroeconomics and Finance. [en línea] Disponible en: < <https://www.johnhcochrane.com/research-all/time-series-for-macroeconomics-and-finance>>.
- Cogley, T. y Nason, J. (1995). Effects of the Hodrick-Prescott filter on trend and difference stationary time series – Implications for business cycle research. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 19, pp. 253-278.
- Cooley, T.F. y Prescott, E.C. (2020). Economic Growth and Business Cycles. En: T.F. Cooley (ed.), *Frontiers of Business Cycle Research* (pp. 1-38). EE.UU. Princeton University Press. <https://doi.org/10.2307/j.ctv14163jx.7>
- Ellery, R., Gomes, V. y Sachsida, A. (2002). Business cycle fluctuations in Brazil. *Revista Brasileira de Economia*, 56(2), pp. 269-308. <https://doi.org/10.1590/S0034-71402002000200004>
- Gomes, F.A.R., Issler, J.V. y Salvato, M.A. (2005). Principais características do consumo de duráveis no Brasil e testes de separabilidade entre duráveis e não-duráveis. *Revista Brasileira de Economia*, 59(1), 33-60.
- Grzesica, D. y Więcek, P. (2016). Advanced forecasting methods based on spectral analysis. *Procedia Engineering*, 161, pp. 253-258.
- Granger, C. (1966). The typical spectral shape of an economic variable. *Econometrica*, 34(1), pp. 150-161.
- Guay, A. y St-Amant, P. (2005). Do the Hodrick-Prescott and Baxter-King filters provide a good approximation of business cycles? *Annales d'Économie et de Statistique*, 77, pp. 133-155. <https://doi.org/10.2307/20079119>
- Hamilton, J.D. (1994). *Time Series Analysis*. EE. UU.: Princeton University Press.
- Hansen, G.D. (1989). *Technical progress and aggregate fluctuations* [Department of Economics Working Paper no. 546]. University of California, Los Angeles, California.
- Harvey, A. y Jaeger, A. (1993). Detrending, stylised facts, and the business cycle. *Journal of Applied Econometrics*, 8, pp. 231-47.
- Hodrick, R.J. y Prescott, E.C. (1997). Post-war US business cycles: An empirical investigation. Reimpreso en *Journal of Money, Credit, and Banking*, 29, pp.1-16.
- King, R. y Rebelo, S. (1993). Low-frequency filtering and real business cycles. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 17, pp. 207-31.
- Koopmans, L. (1974). *The Spectral Analysis of Time Series*. Nueva York: Academic Press.

- Liu, Z., Zhang, J. y Li, Y. (2022). Towards better time series prediction with model-independent, low-dispersion clusters of contextual subsequence embeddings. *Knowledge-Based Systems*, 235, 107641. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107641>
- Murray, C. (2002). *Cyclical Properties of Baxter-King Filtered Time Series*. Texas: University of Houston.
- Nelson, C.R. y Kang, H. (1981). Spurious periodicity in inappropriately detrended time series. *Econometrica*, 41, pp. 741-751.
- Nelson, C.R. y Plosser, C. (1982). Trends and Ransom walks in macroeconomic time series. *Journal of Monetary Economics*, 10, pp. 139-167.
- Park, G. (1996). The role of detrending methods in a model of real business cycles. *Journal of Macroeconomics*, 18(3), pp. 479-501. [https://doi.org/10.1016/S0164-0704\(96\)80033-4](https://doi.org/10.1016/S0164-0704(96)80033-4)
- Pedersen, T. (2001). The Hodrick-Prescott filter, the Slutsky effect, and the distortionary effect of filters. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 25, pp. 1081-1101.
- Priestley, M. (1981). *Spectral Analysis and Time Series*. Londres: Academic Press.

ANEXO A

SERIES ORIGINALES EM LN

<i>w</i>	<i>h</i>	<i>l</i>	<i>c</i>	<i>γ</i>
4.61115	4.63032	4.4673	4.537903	4.563097
4.56432	4.64375	4.5549	4.607805	4.621536
4.52392	4.59563	4.6557	4.659981	4.654627
4.53862	4.61027	4.5417	4.609142	4.620748
4.54280	4.60519	4.5040	4.597958	4.610456
4.55154	4.60201	4.4646	4.589675	4.606569
4.58424	4.60986	4.4744	4.590835	4.60527
4.58870	4.59654	4.5110	4.610621	4.617593
4.57708	4.59656	4.5245	4.625179	4.641309
4.59894	4.59248	4.5535	4.654459	4.661172
4.59913	4.59275	4.5485	4.65138	4.665795
4.65845	4.55689	4.5725	4.634751	4.663439
4.62834	4.59075	4.6262	4.660395	4.681298
4.61229	4.58045	4.5879	4.674826	4.684351
4.59922	4.58301	4.6587	4.7249	4.724463
4.61795	4.58821	4.8393	4.787401	4.767204
4.59994	4.59260	4.8356	4.822955	4.773055
4.64071	4.59431	4.7804	4.796746	4.760035
4.61257	4.60149	4.6850	4.773488	4.741361

SERIES ORIGINALES EM LN (CONCLUSIÓN)

<i>w</i>	<i>h</i>	<i>l</i>	<i>c</i>	<i>y</i>
4.60100	4.59402	4.7037	4.792171	4.751001
4.57758	4.58420	4.7106	4.787696	4.755485
4.57639	4.58448	4.7410	4.817491	4.768818
4.61008	4.56745	4.7876	4.861456	4.804103
4.63545	4.58511	4.8163	4.863918	4.802052
4.62049	4.58394	4.8282	4.858983	4.801641
4.57740	4.58023	4.8496	4.870854	4.810801
4.56499	4.58916	4.8728	4.867695	4.823663
4.60389	4.57263	4.8649	4.86073	4.824627
4.65340	4.59178	4.8573	4.859227	4.804349
4.69440	4.57224	4.8665	4.855992	4.828874
4.69407	4.56356	4.8606	4.867914	4.825831
4.59791	4.57801	4.8187	4.846479	4.807213
4.62169	4.58318	4.7877	4.84502	4.812753
4.65035	4.59067	4.7779	4.842043	4.819959
4.69042	4.60064	4.7593	4.857279	4.823502
4.72019	4.65971	4.7785	4.870272	4.841269
4.75046	4.64631	4.7829	4.870319	4.854839
4.73004	4.64816	4.8168	4.880697	4.86507
4.73698	4.63506	4.8219	4.902786	4.868303
4.74411	4.63204	4.8550	4.912161	4.878931
4.76881	4.62111	4.8738	4.912627	4.88907
4.79965	4.60659	4.8433	4.911231	4.884089
4.79240	4.57653	4.8335	4.883933	4.874586
4.72930	4.56513	4.7659	4.886463	4.870837
4.73236	4.52485	4.7719	4.895406	4.887186
4.70984	4.52970	4.7790	4.901818	4.894101
4.73164	4.51905	4.7970	4.887524	4.905719
4.73947	4.52673	4.8048	4.882084	4.907199
4.74995	4.50098	4.7551	4.868805	4.899108

Nota: todas las series son desde el primer trimestre de 2021 hasta el último trimestre de 2023. Estas series fueron proporcionadas por Ipea-data con los siguientes nombres: *Y*: PIB - precios de mercado - índice encadenado - desestacionalizado (promedio 1990 = 100); *C*: Consumo final - familias - índice encadenado - desestacionalizado-recorte (promedio 1990 = 100); *l*: Capital fijo - formación bruta - índice encadenado - recorte (promedio 1990 = 100); *N*: Horas trabajadas - industria - índice (promedio 1992 = 100; mensual); *W*: Salario - real - industria - índice (promedio 1992 = 100; mensual).