



Fondo Latinoamericano de Reservas *

Nota Técnica N° 4

Inflación tendencial de LATAM: un enfoque basado en wavelets

Christian Alcarraz^{1*} Andrea Villarreal^{2*} Carlos Giraldo^{3*} Cristian Huertas^{4*}

Abril de 2026

1. Introducción

En las economías que operan bajo esquemas de metas de inflación, comprender la dinámica subyacente de los precios constituye una tarea central para la conducción de la política monetaria. Las autoridades enfrentan el desafío de distinguir qué parte de la inflación observada responde a choques transitorios y qué parte refleja presiones persistentes con implicaciones para la inflación futura. Como señalan Lahura & Vega (2011), esta distinción es clave para evitar respuestas de política excesivas ante fluctuaciones de corto plazo o, por el contrario, una reacción insuficiente frente a cambios en la tendencia inflacionaria.

Tradicionalmente, los bancos centrales han utilizado medidas de inflación subyacente para aproximar la tendencia de mediano y largo plazo de los precios. Sin embargo, no existe una única metodología aceptada para su estimación. Muchas de estas medidas se basan en la exclusión de componentes altamente volátiles, como alimentos o energía, o en procedimientos estadísticos alternativos, los cuales pueden presentar limitaciones para capturar adecuadamente la dinámica de la inflación cuando los choques operan en múltiples horizontes temporales (Wynne, 1999).

En este contexto, la literatura ha explorado el uso de herramientas de análisis espectral,

* Los puntos de vista expresados en este documento corresponden exclusivamente a los autores y no reflejan necesariamente la posición del FLAR.

¹ calcarraz@flar.net

² avillarreal@flar.net

³ cgiraldo@flar.net

⁴ chuertas@flar.net

como las descomposiciones *wavelets*¹, que permiten estudiar series económicas considerando simultáneamente su dimensión temporal y frecuencial (Ramsey y Lampart, 1998; Ramsey, 2002; Iacobucci, 2005). Este enfoque ha sido aplicado al análisis de inflación en distintos países, mostrando su utilidad para separar fluctuaciones de corto plazo de tendencias persistentes (Ysusi, 2009; Lahura y Vega, 2011; Espada et al., 2019). Para el desarrollo de esta nota, tomamos como referencia la medida propuesta por Ysusi (2009) para la economía mexicana, basada en un enfoque de análisis espectral mediante **análisis multirresolución mediante *wavelets***.

La presente nota técnica contribuye a esta literatura mediante la construcción de un indicador de inflación tendencial para América Latina basado en *wavelets*, utilizando información mensual de nueve economías de la región, que representan cerca del 80 % del PIB regional². El principal aporte del documento es ofrecer una medida homogénea de inflación de largo plazo para América Latina y para cada país, que permite analizar la dinámica inflacionaria regional y facilita el seguimiento comparado de las presiones inflacionarias entre países.

2. Los datos

Se utilizan datos de inflación mensual basados en el IPC de nueve países de América Latina: Brasil, Chile, Colombia, Costa Rica, Ecuador, México, Paraguay, Perú y Uruguay. El periodo muestral abarca desde enero de 2010 a enero de 2026.

3. Metodología

El análisis espectral consiste en descomponer una serie temporal (o señal) en componentes asociados a distintas frecuencias para identificar su estructura y relevancia en la serie. En esta nota técnica, este principio se aplica para desagregar el comportamiento de la inflación mensual, permitiendo determinar qué parte de su variación responde a factores de corto, mediano y largo plazo, así como a componentes estacionales.

En el análisis espectral, predomina un enfoque convencional denominado la transformación de Fourier. Este método descompone la evolución de una serie en contribuciones periódicas para analizar su comportamiento cíclico. Como señalan Ramsey (2002) e Iacobucci (2005), este análisis se fundamenta en la proyección de la señal sobre funciones base de energía infinita que se extienden a lo largo de toda la serie. Esta aproximación impone un supuesto de estacionariedad, asumiendo que el contenido de cada frecuencia es constante en el tiempo. Por tanto, cualquier perturbación en el tiempo afecta a las frecuencias de forma global, perdiendo la capacidad de localizar eventos en periodos específicos.

¹Como lo menciona el banco de México (2018), un *wavelet* es una función matemática determinística que toma la forma de una "pequeña onda".

²según datos del WEO-FMI para 2025. Estos son: Brasil, Chile, Colombia, Costa Rica, Ecuador, México, Paraguay, Perú y Uruguay

Como alternativa a la transformación de Fourier, surge el análisis de *wavelets* como una herramienta de dos dominios, capaz de representar una señal simultáneamente en el tiempo y la frecuencia. El término describe funciones base con soporte compacto, es decir, a diferencia de las ondas de energía infinita de Fourier, las *wavelets* tienen una duración breve y limitada en el tiempo. Mientras que Fourier asume estacionariedad, las *wavelets* son ideales para analizar señales no estacionarias.

A pesar de su utilidad en otras disciplinas, la aplicación de análisis espectral en economía no ha tenido una gran extensión. Iacobucci (2005) menciona que las primeras apariciones en el estudio de series macroeconómicas se centraron en procedimientos de ajuste estacional (Nerlove, 1964) y en la estructura espectral general de los datos económicos (Granger, 1966). En específico, el análisis espectral mediante *wavelets* aparece en trabajos como el de Ramsey & Lampard (1998), quienes evaluaron la teoría del ingreso permanente, mostrando que las decisiones de ahorro-consumo se toman en múltiples horizontes temporales. Otras aplicaciones se han observado en la disciplina, Schleicher (2002) señala que la tendencia de aplicación de *wavelets* ha sido creciente y abarca múltiples áreas como brechas de producto, mejora en la capacidad de pronóstico, filtrado y eliminación de ruidos, entre otras³.

En el marco de la inflación, entendida como una serie de tiempo con choques que dependen tanto del tiempo como de la frecuencia (choques de corto, mediano o largo plazo), un análisis de Fourier sería insuficiente para identificar diferencias estructurales en periodos específicos. Por esto, estudios como los realizados por Ysusi (2009), Banco de México (2018), Espada, et al. (2019), Lahura & Vega (2011), Baqaee (2010) y Dowd & Cotter (2006) emplean el análisis multirresolución (MRA) mediante *wavelets* para analizar la inflación subyacente.

A continuación, se detalla la metodología MRA mediante *wavelets*, utilizada para la descomposición aditiva de series de tiempo en diversas frecuencias temporales. Este enfoque es particularmente útil para analizar la inflación mensual, ya que permite aislar la tendencia de largo plazo de las fluctuaciones cíclicas y de corto plazo de manera precisa.

3.1. Las funciones *wavelet*

Siguiendo a Espada & Sámano (2019)⁴, las *wavelets* son funciones de base localizadas de manera simultánea en el tiempo y la frecuencia, las cuales actúan como filtros para extraer información de la serie original. En este análisis existen dos formas generales de onda *wavelet*, la madre (ψ) y el padre (ϕ). Las cuales se caracterizan como:

$$\begin{aligned}\psi_{j,k}(t) &= 2^{j/2}\psi(2^j t - k) \quad \text{con} \quad \int \psi(t)dt = 0 \\ \phi_{J,k}(t) &= 2^{J/2}\phi(2^J t - k) \quad \text{con} \quad \int \phi(t)dt = 1\end{aligned}$$

³Para un análisis más detallado sobre aplicaciones de *wavelets* en economía, vea Schleicher (2002).

⁴Nos basaremos en la notación propuesta por los autores para las secciones 3.1, 3.2 y 3.3.

Para todo $j, k \in \mathbb{N}$ y $t = 1, 2, \dots, T$. En las funciones, j representa el factor de escala o frecuencia y k la ubicación en la serie o traslación. El término 2^j se denomina factor de escala o frecuencia. La *wavelet* padre se utiliza para representar la tendencia suave de frecuencia larga, y las *wavelet* madre representan las desviaciones del componente suave.

En línea con Ramsey (2002), las funciones de base cumplen ciertas propiedades necesarias para el análisis. Primero, las funciones son ortonormales. Esta propiedad permite que una señal se descomponga en componentes ortogonales (cada uno proporciona información única) de diferentes frecuencias, lo cual facilita la reconstrucción exacta de la señal mediante la suma de dichos componentes. Además, tienen un soporte compacto, lo cual implica que convergen a cero cuando el tiempo tiende a infinito; y, a diferencia de lo planteado en la transformación de Fourier, su energía es finita.

3.2. Análisis multirresolución (MRA)

El concepto de análisis multirresolución fue introducido por Mallat (1989) como una secuencia de espacios vectoriales anidados para aproximarse al espacio $L^2(\mathbb{R})$ ⁵. En el demostró que, para cualquier MRA es posible derivar una función base *wavelet* ortonormal de $L^2(\mathbb{R})$.

En términos más intuitivos, Ramsey (2002) describe el MRA como una secuencia de mapas topográficos, donde la función padre proporciona el contorno general del mapa, mientras que cada nivel de detalle, proveniente de las *wavelets* madre, proporciona una capa superior de precisión.

En el análisis de series de tiempo, el MRA mediante *wavelets* permite obtener aproximaciones sucesivas a la serie, donde cada nueva aproximación o detalle posee una resolución distinta. Bajo este método, una serie de tiempo como la inflación, $x(t)$, puede expresarse como una suma simple de componentes asociados a frecuencias diferentes:

$$x(t) = S_J + \sum_{j=1}^J D_j$$

Donde los componentes se definen como:

$$D_j = \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad \text{y} \quad S_J = \sum_k s_{J,k} \phi_{J,k}(t)$$

Aquí, S_J representa el componente suave o de baja frecuencia de la serie, mientras que D_j , representa el detalle de la j -ésima frecuencia, para $j = 1, 2, \dots, J$. Los coeficientes que determinan la importancia de cada componente o frecuencia se obtienen mediante la proyección de la señal

⁵El espacio $L^2(\mathbb{R})$ está compuesto por las funciones de energía finita $f(x)$, tales que:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |f(x)|^2 dx < \infty$$

sobre las funciones base:

$$s_{j,k} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\phi_{j,k}(t)dt \quad y \quad d_{j,k} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{j,k}(t)dt$$

Así, el esquema AMR permite emplear las *wavelets* para descomponer una señal en niveles de detalle. Cada nivel de detalle D_j captura movimientos en un rango de frecuencia de $[2^j, 2^{j+1}]$ periodos. Dado que las series analizadas tienen periodicidad mensual, los detalles capturan frecuencias de 2 a 4 meses (D_1), 4 a 8 meses (D_2), 8 a 16 meses (D_3), 16 a 32 meses (D_4), y así sucesivamente, permitiendo aislar ruidos de corto plazo de tendencias de mayor duración.

3.3. Estimación

Para la estimación se establece un nivel de descomposición $J = 4$. El uso de estas cuatro frecuencias de detalle permite capturar periodos de interés particular para los análisis inflacionarios. Los detalles D_1 y D_2 capturan fluctuaciones de corto plazo (2 a 8 meses), D_3 la estacionalidad (8 a 16 meses), D_4 el mediano plazo (16 a 32 meses) y S_4 la tendencia de largo plazo.

Además, se utiliza la función base LA(8) (*less assymmetric*), perteneciente a la familia de Daubechies. En comparación con otras funciones de su familia o con la base de Haar, la LA(8) es menos asimétrica, lo cual garantiza una mejor alineación de los coeficientes con la serie original. Asimismo, esta base facilita la identificación de observaciones atípicas y proporciona una descomposición de la serie en detalles más suaves.

El punto central de nuestro problema es estimar los coeficientes $s_{j,k}$ y $d_{j,k}$, que determinan la relevancia de cada componente en la proyección de la señal. Dada la naturaleza discreta de nuestra serie de tiempo, el método de estimación empleado es la transformación *wavelet* discreta de máxima superposición (MODWT, por sus siglas en inglés). Siguiendo a Percival & Mofjield (1997), los coeficientes en un entorno discreto están dados por:

$$\tilde{d}_{j,t} = \sum_{l=0}^{L_j-1} \tilde{h}_{j,l}x(t-l) \quad (\text{mód } N) \quad y \quad \tilde{s}_{j,t} = \sum_{l=0}^{L_j-1} \tilde{g}_{j,l}x(t-l) \quad (\text{mód } N)$$

Donde $\tilde{h}_l = h_l/\sqrt{2}$ y $\tilde{g}_l = g_l/\sqrt{2}$ representan los filtros *wavelet* (paso de banda) y de escala (paso bajo) de la MODWT, respectivamente, y L_j es la longitud del filtro en la escala j . El filtro de escala (\tilde{g}) funciona como un suavizador que captura la información de baja frecuencia o tendencia, mientras que los filtros *wavelet*, (\tilde{h}), actúan como operadores de diferencia que rescatan las perturbaciones o detalles locales. Una característica de estos filtros en el esquema MODWT es que son versiones reescaladas de los filtros de la transformación discreta *wavelet* estándar (DWT), diseñadas específicamente para preservar la energía de la serie original sin necesidad de submuestreo.⁶

Aunque existen otros métodos de estimación, como DWT, la MODWT presenta ventajas técnicas destacadas por Percival & Mofjield (1997), Ramsey (2002), Ysusi (2009) y Lahura & Vega

⁶Para mayor detalle, diríjase a Percival & Mofjield (1997)

(2011). Entre sus ventajas resalta que:

- Permite realizar estimaciones en muestras que no requieren ser una potencia de dos (2^n).
- Los detalles y el componente suave se asocian con filtros de fase cero, lo que asegura una alineación temporal perfecta con la serie original.
- Los resultados son robustos ante cambios en el punto de inicio de la serie (invarianza a la traslación).
- Es una transformación conservadora de energía, lo que implica que la varianza de la serie de tiempo original se preserva en la varianza de los coeficientes, permitiendo realizar análisis de descomposición de la varianza.

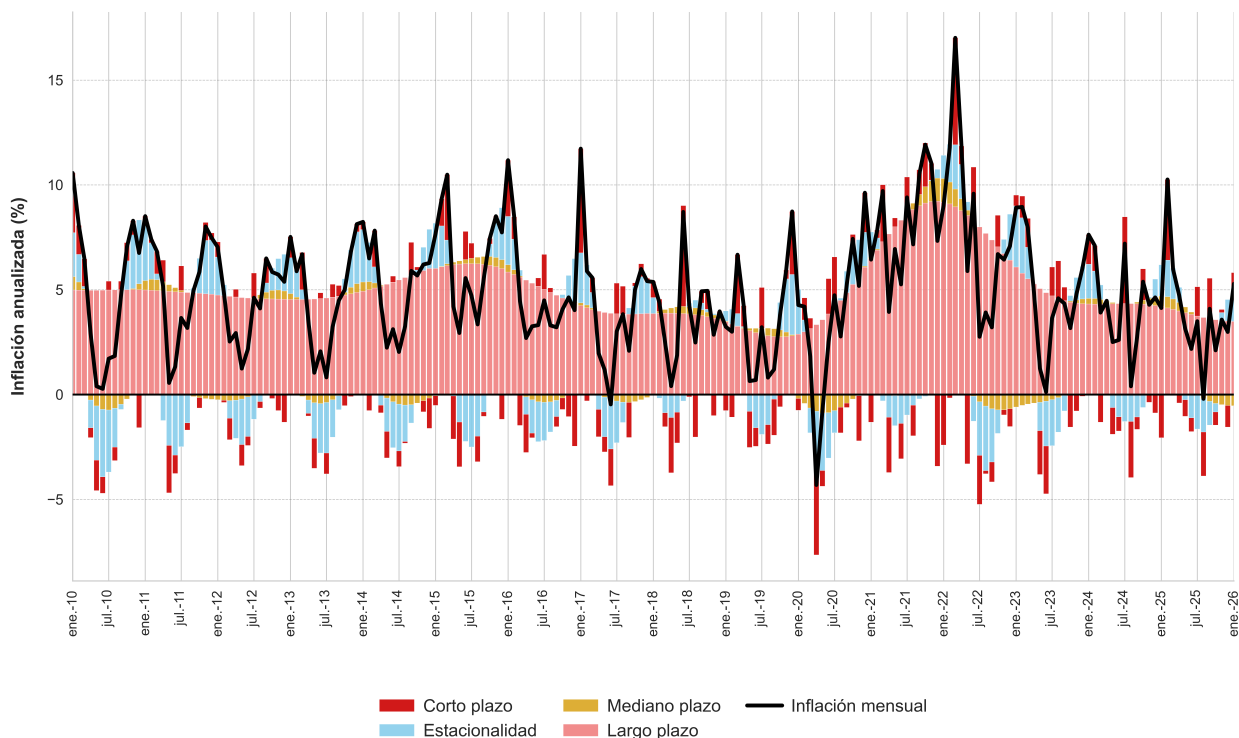
Teniendo en cuenta el último punto, es posible realizar el análisis de descomposición de la varianza de la inflación como la suma de la varianza de sus componentes. Este análisis permite cuantificar el aporte de cada frecuencia a la varianza de la inflación mensual. Siguiendo a Espada & Sámano (2019), la descomposición de la varianza está dada por:

$$\sigma_x^2 = \sum_{j=1}^J \left(\frac{1}{N_j} \sum_{t=1}^N d_{j,t}^2 \right) + \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N s_{j,t}^2$$

4. Resultados

En la Figura 4.1 se presentan los resultados de la descomposición de la inflación mensual en las diferentes frecuencias. El análisis gráfico permite identificar que los factores estacionales y de corto plazo desempeñan un papel determinante en la dinámica de los precios mes a mes. En consecuencia, la serie de inflación observada se ve influenciada de manera persistente por choques transitorios que suelen obstruir la tendencia de largo plazo.

Figura 4.1: Descomposición de la inflación mensual de América Latina por frecuencias
(Aporte por frecuencia a la inflación total)



Fuente: Estimación de la Dirección de Estudios Económicos del FLAR

Ahora, resulta relevante entender qué tipo de choques sobre los precios podrían estar siendo capturados por cada uno de los componentes. Dado que estas variables son no observables, delimitar qué determina su comportamiento es complejo, pero la correlación con eventos observados puede dar una aproximación.

Como encuentra Banxico (2018), los choques asociados a su componente de corto plazo se relacionan con aumentos de precio en la gasolina y en el gas natural. Dicho esto, es posible pensar que la frecuencia de corto plazo puede contener choques transitorios que están ligados a componentes de alta volatilidad, como los alimentos, restricciones de oferta temporales o choques en los precios de la energía. El componente cíclico puede reflejar variaciones que se repiten de manera anual, ya sea por componentes idiosincráticos o por el ciclo económico. Por ejemplo, podríamos encontrar relación con ajustes de precios anuales en servicios de educación, ajustes en tarifas eléctricas o de servicios públicos, así como presiones de demanda por ajustes salariales o aumento del consumo por festividades o periodos vacacionales.

En complemento, dada la conducta del componente de largo plazo, es posible que se encuentre relacionado con choques estructurales, metas de inflación, las expectativas de inflación y efectos de la política monetaria para el cumplimiento de la meta. Cabe aclarar que es necesario profundizar sobre los determinantes de cada componente y verificar su correlación y consistencia con eventos observados.

De manera adicional, con el objetivo de cuantificar la relevancia de cada frecuencia, se realizó

una descomposición de la varianza de la inflación mensual, cuyos resultados se detallan en el Cuadro 4.1. Se evidencia que el componente tendencial explica la mayor parte de la varianza, 69,79% del total. Por su parte, las variaciones de corto plazo y el componente estacional contribuyen con un 16,87% y 11,81%, respectivamente, mientras que el componente de mediano plazo posee una relevancia marginal, explicando apenas el 1,52% de la varianza.

Cuadro 1: Descomposición de la varianza
% explicado

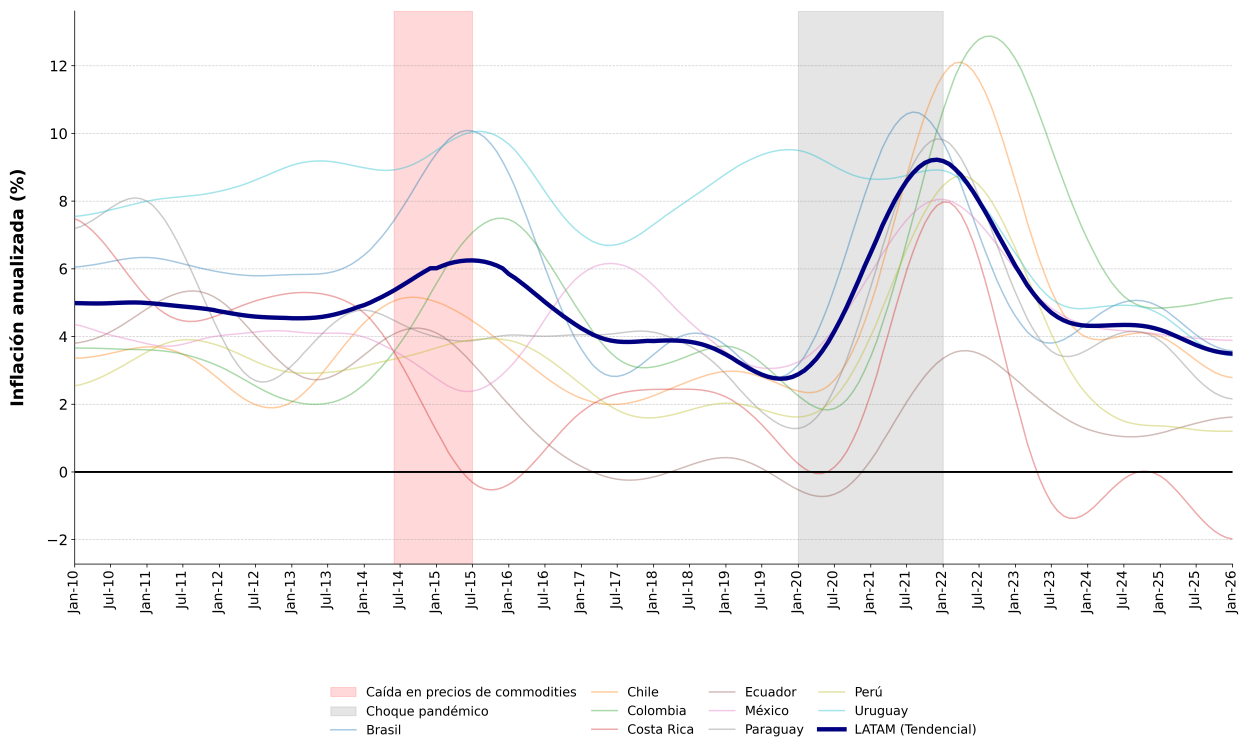
Frecuencia	Inflación mensual
Corto plazo	16,87 %
Estacional	11,81 %
Mediano plazo	1,52 %
Tendencial	69,79 %

Fuente: Estimación de la Dirección de Estudios Económicos del FLAR.

En línea con el objetivo de la nota técnica, la Figura 4.2 presenta nuestro indicador *wavelet* de inflación tendencial para América Latina. Esta medida de largo plazo resulta consistente con los hechos macroeconómicos de la historia reciente regional. En particular, el indicador captura el impacto del desplome en los precios del petróleo y las materias primas que inició en 2014 y continuó a lo largo de 2015. Este choque deterioró los términos de intercambio de economías exportadoras de materias primas como Brasil, Chile y Colombia, provocando una depreciación cambiaria que elevó el costo de los bienes importados generando presiones inflacionarias en el componente subyacente, con un pico en 2015. Asimismo, captura el choque estructural evidenciado en el periodo de pandemia, que afectó de manera generalizada a las economías de la región. Esto, gracias a los cuellos de botella en la oferta global y al alto costo de los fletes impulsados por las restricciones del comercio en China y de movilidad a nivel global.

Para finalizar, como se evidencia en la Figura 4.2, la utilidad de la metodología va más allá de la construcción del indicador regional. Su implementación permite realizar un seguimiento continuo de la inflación subyacente en los países de Latinoamérica mediante un indicador homogéneo. Al aplicar un tratamiento espectral uniforme, se facilita la identificación de ciclos comunes y divergencias idiosincráticas dentro de la región.

Figura 4.2: Inflación tendencial de largo plazo de América Latina



Fuente: Estimación de la Dirección de Estudios Económicos del FLAR

Referencias

- Banco de México. (2018). Análisis de la Dinámica de la Inflación mediante "Wavelets" (Recuadro 3). En *Informe Trimestral Abril – Junio 2018* (pp. 49-52).
- Baqae, D. (2010). Using wavelets to measure core inflation: The case of New Zealand. *The North American Journal of Economics and Finance*, 21(3), 241-255. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2010.04.001>
- Dowd, K., Cotter, J., & Loh, L. (2011). US Core Inflation: A Wavelet Analysis. *Macroeconomic Dynamics*, 15(4), 513-536. <https://doi.org/10.1017/S136510051000021X>
- Espada, J. F. C., Sámano, D., & Villanueva, R. T. G. (2019). *Dinámica de la inflación en México: un análisis de wavelets* (Documento de Investigación N.º 2019-17). Banco de México.
- Granger, C. W. J. (1966). The Typical Spectral Shape of an Economic Variable. *Econometrica*, 34(1), 150-161. <https://doi.org/10.2307/1909859>
- Iacobucci, A. (2005). Spectral analysis for economic time series. En D. Colander, R. P. F. Holt & J. B. Rosser (Eds.), *New Tools of Economic Dynamics* (pp. 203-219). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-28444-4_11
- Lahura, E., & Vega, M. (2011). *Wavelet-based Core Inflation Measures: Evidence from Peru* (Documento de Trabajo N.º 2011-019). Banco Central de Reserva del Perú.
- Mallat, S. G. (1989). Multiresolution Approximations and Wavelet Orthonormal Bases of $L^2(\mathbb{R})$. *Transactions of the American Mathematical Society*, 315(1), 69-87. <https://doi.org/10.2307/2001373>
- Nerlove, M. (1964). Spectral Analysis of Seasonal Adjustment Procedures. *Econometrica*, 32(3), 241-286. <https://doi.org/10.2307/1913037>
- Percival, D. B., & Mofjeld, H. O. (1997). Analysis of Subtidal Coastal Sea Level Fluctuations Using Wavelets. *Journal of the American Statistical Association*, 92(439), 868-880. <https://doi.org/10.1080/01621459.1997.10474042>
- Ramsey, J. B. (2002). *Wavelets in Economics and Finance: Past and Future* (Working Paper N.º S-MF-02-02) (Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1300227>). New York University (NYU).
- Ramsey, J. B., & Lampart, C. (1998). The Decomposition of Economic Relationships by Time Scale Using Wavelets: Expenditure and Income. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 3(1), 23-42. <https://doi.org/10.2202/1558-3708.1032>
- Schleicher, C. (2002). *An introduction to wavelets for economists* (Working Paper N.º 2002-3). Bank of Canada. Ottawa. <https://www.bankofcanada.ca/2002/01/working-paper-2002-3/>
- Stoica, P., & Moses, R. L. (2005). *Spectral Analysis of Signals* (Vol. 452). Pearson Prentice Hall.

Wynne, M. A. (1999). *Core inflation: a review of some conceptual issues* (Working Paper N.º 9903) (Available at SSRN 355143).

Ysusi, C. (2009). *Análisis de la dinámica de la inflación en México usando wavelets* (Documento de Investigación N.º 2009-09). Banco de México.