

Evaluación de la causalidad diferencial entre series climáticas mediante descomposición empírica en modos

Juan P Muszkats¹, Miguel E Zitto^{2,3}, Rosa Piotrkowski^{2,4}

Resumen La Descomposición Causal es una técnica novedosa que permite establecer y cuantificar relaciones de causalidad entre señales provenientes de sistemas complejos. En el presente trabajo aplicamos la Descomposición Causal a series temporales de ENSO y de precipitaciones en Buenos Aires. Para garantizar la robustez de los resultados se hizo un análisis estadístico de múltiples realizaciones del proceso. Los resultados son consistentes con lo esperado confirmando una relación de causalidad a favor de ENSO sobre las precipitaciones. En este trabajo aportamos una cuantificación de dicha causalidad.

Palabras clave Descomposición causal, ENSO, precipitaciones, modos intrínsecos.

INTRODUCCIÓN

La teleconexión climática entre el fenómeno del Niño Oscilación del Sur (ENSO) y las precipitaciones en diversas regiones del globo es una relación ampliamente estudiada. Las técnicas empleadas incluyen desde la correlación entre series temporales hasta la causalidad de Granger (Silva et al., 2021). En esta última se asume la causalidad como una relación de precedencia temporal, de modo tal que si A es causa de B entonces debe existir información en A que permita (al menos parcialmente) predecir B. Este método presupone linealidad y estacionariedad en las series estudiadas, lo cual puede resultar restrictivo y en ocasiones obligar a realizar algunas hipótesis simplificadoras.

En el presente trabajo aplicamos la técnica de Descomposición Causal para estudiar la relación entre un índice de ENSO y una serie de precipitaciones en la ciudad de Buenos Aires. La Descomposición Causal es un método novedoso que consiste en descomponer cada señal en Modos Intrínsecos (IMFs por Intrinsic Mode Functions) para comparar luego la coherencia en fase con los modos respectivos de la otra señal. Considerando las diferencias en un sentido y otro, pueden establecerse relaciones de causalidad que no implican ni requieren una precedencia temporal sino que están basadas en la fase de las señales (Yang et al., 2018). Más aún, esta relación de causalidad puede cuantificarse para cada modo de oscilación.

La descomposición en IMFs apela al agregado de ruido y los resultados exhiben ligeras diferencias entre una realización y otra. Por ende, a esta técnica básica le agregamos un tratamiento estadístico de nuestra autoría que permite corroborar los resultados mediante la realización de una prueba de hipótesis (Muszkats et al., 2024). En este trabajo cuantificamos la relación causal entre ENSO y precipitaciones en Buenos Aires. El método podrá ser eventualmente aplicado para explorar la relación causal entre otras series climáticas.

MÉTODOS

Descomposición Empírica en Modos

La Descomposición Empírica en Modos (EMD por Empirical Mode Decomposition) expresa a la señal $x(t)$ como una suma finita de n IMFs $c_j(t)$ junto con un resto o tendencia $r(t)$:

¹Universidad Nacional del Noroeste de la Provincia de Buenos Aires, Argentina. Email: jpmuszkats@comunidad.unnoba.edu.ar

²Universidad de Buenos Aires, Facultad de Ingeniería, Argentina.

³Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Buenos Aires, Argentina.

⁴Instituto de Tecnologías Emergentes y Ciencias Aplicadas (UNSAM-CONICET), Escuela de Ciencia y Tecnología, Argentina.

$$x = \sum_{j=1}^n c_j + r. \quad (1)$$

Cada IMF verifica que

- La cantidad de ceros y extremos es igual o difiere a lo sumo en uno.
- Sus máximos relativos definen una envolvente y los mínimos otra. La media local de las envolventes es cero en cualquier punto.

Una vez detectada la IMF correspondiente a las oscilaciones de máxima frecuencia, se sustrae de la señal y se repite el proceso hasta completar la descomposición (Huang et al., 1998). Es importante destacar que la EMD es un método guiado por los datos, en el que no se presupone ninguna base específica de funciones. Cada IMF c_j puede expresarse en términos de su amplitud a_j y fase ϕ_j instantáneas:

$$c_j(t) = a_j(t) \cos[\phi_j(t)], \quad (2)$$

lo cual permite definir la frecuencia instantánea de la IMF como $\omega = \frac{d\phi}{dt}$. En el presente trabajo empleamos una versión más reciente del método de Rehman & Mandic (2011): Noise Assisted – Multivariate Empirical Mode Decomposition (NA - MEMD), que permite descomponer más de una señal simultáneamente (ver Figura 1).

Descomposición Causal

Dadas dos series de tiempo s_1 y s_2 , puede medirse la coherencia instantánea de fase de sus respectivas IMFs mediante la siguiente definición

$$\text{coh}(s_{1j}, s_{2j}) = \left| \frac{1}{T} \int_0^T e^{i\Delta\phi_j(t)} dt \right|, \quad (3)$$

donde s_{1j}, s_{2j} , son las respectivas j -ésimas IMFs, $\Delta\phi_j(t) = \phi_{2j}(t) - \phi_{1j}(t)$ y $[0, T]$ es el dominio de las señales. Vale decir que la coherencia depende de la diferencia en fase a lo largo de todo el dominio de las señales: el valor máximo es uno y se alcanza si la diferencia en fase permanece constante. Si s_{1j} ejerce una influencia sobre s_{2j} , entonces la coherencia debería disminuir al suprimir s_{2j} de la segunda serie y volver a descomponer. Esto es precisamente lo que mide la fuerza causal

$$D(s_{1j} \rightarrow s_{2j}) = \left\{ \frac{\sum_{k=1}^m \text{var}_{1k} \cdot \text{var}_{2k}}{\sum_{p=1}^m \text{var}_{1p} \cdot \text{var}_{2p}} [\text{coh}(s_{1k}, s_{2k}) - \text{coh}(s_{1k}, s'_{2k})]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}, \quad (4)$$

donde m es el total de IMFs a comparar y s'_{2k} denota a la IMF obtenida luego de suprimir la j -ésima IMF, reconstruir y volver a descomponer. $D(s_{1j} \rightarrow s_{2j})$ varía entre 0 y 1, indicando una mayor relación causal cuanto más próxima sea a 1. De manera análoga se define $D(s_{2j} \rightarrow s_{1j})$. La diferencia entre $D(s_{1j} \rightarrow s_{2j})$ y $D(s_{2j} \rightarrow s_{1j})$ permite establecer una causalidad diferencial.

Análisis Estadístico

Cada realización de la NA – MEMD implica el agregado de ruido. Por lo tanto, la diferencia $D(s_{1j} \rightarrow s_{2j}) - D(s_{2j} \rightarrow s_{1j})$ se comporta como una variable aleatoria. Para poder establecer una causalidad

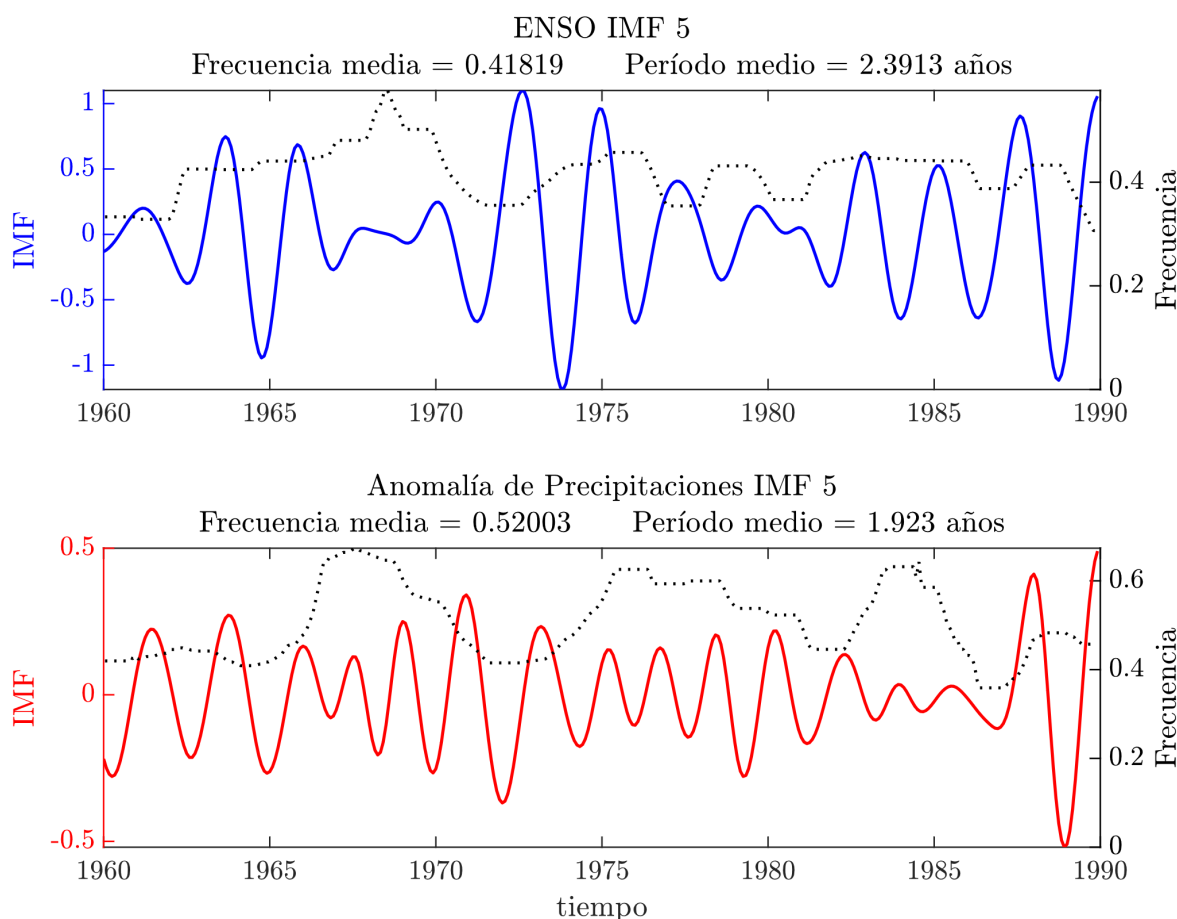


Figura 1. Descomposición Empírica en Modos: IMFs de ENSO y precipitaciones junto con sus respectivas frecuencias instantáneas.

diferencial robusta se calculan, en nuestro caso, 300 realizaciones. En primer lugar, se comprueba mediante una prueba de Kolmogorov-Smirnov que los valores de $D(s_{1,j} \rightarrow s_{2,j}) - D(s_{2,j} \rightarrow s_{1,j})$ se distribuyan normalmente. En caso afirmativo, se pasa a realizar una prueba de hipótesis, considerando como hipótesis nula que $D(s_{1,j} \rightarrow s_{2,j}) - D(s_{2,j} \rightarrow s_{1,j})$ no difiere significativamente de cero. Si se rechaza la hipótesis nula significa que la diferencia es positiva con cierto nivel de significación, de manera que hay una causalidad diferencial a favor de $s_{1,j}$.

DATOS

La serie de ENSO es el índice Niño 3,4 que consta de valores mensuales de anomalías de temperatura de la superficie del mar de HadISST, promediadas en la región de longitud -170° / -120° y latitud -5° / 5° , normalizada en el período 1971-2000 (Climate Explorer). En cuanto a las precipitaciones en Buenos Aires, Argentina, se estudian las anomalías de la serie de observaciones mensuales (Climate Explorer). Para destacar los efectos de ENSO se estudia el período 1960-1990, en que hubo eventos de gran amplitud (Torrence & Compo, 1998).

RESULTADOS

La descomposición causal practicada con las series de ENSO y precipitaciones arroja una causalidad diferencial en los modos 4, 5 y 6. De acuerdo con el análisis estadístico, la diferencia a favor de ENSO

es positiva con un nivel de significación de $\alpha = 0.05$. La tabla 1 resume los valores obtenidos para los modos de oscilación considerados más relevantes.

Tabla 1. Descomposición causal para las IMFs 4, 5 y 6 cuyos períodos medios corresponden a 1, 2 y 4 años aproximadamente. Los valores surgen del promedio de 300 realizaciones.

IMF	Coherencia media	$D(s_{1j} \rightarrow s_{2j})$	$D(s_{2j} \rightarrow s_{1j})$
4	0.249	0.083	0.077
5	0.420	0.125	0.095
6	0.174	0.105	0.076

CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos para la serie de ENSO y la de precipitaciones son coherentes con las relaciones de causalidad previamente conocidas. A esto se agrega la posibilidad de cuantificar la causalidad en distintos modos de oscilación. De esta manera, la técnica propuesta abre la posibilidad de explorar nuevas relaciones de causalidad, en algunos casos ni siquiera sospechadas, así como también mejorar los modelos climáticos existentes.

REFERENCIAS

- Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., Yen, N.-C., Tung, C. C., & Liu, H. H. (1998). The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: mathematical, physical and engineering sciences*, 454(1971), 903–995. <https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193>
- Muszkats, J. P., Muszkats, S. R., Zitto, M. E., & Piotrkowski, R. (2024). A statistical analysis of causal decomposition methods applied to earth system time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 641, Artículo 129708. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2024.129708>
- Rehman, N. & Mandic, D. P. (2011). Filter bank property of multivariate empirical mode decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(5), 2421–2426. <https://doi.org/10.1109/TSP.2011.2106779>
- Silva, F. N., Vega-Oliveros, D. A., Yan, X., Flammini, A., Menczer, F., Radicchi, F., Kravitz, B., & Fortunato, S. (2021). Detecting climate teleconnections with granger causality. *Geophysical Research Letters*, 48(18). <https://doi.org/10.1029/2021GL094707>
- Torrence, C. & Compo, G. P. (1998). A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(1), 61–78.
- Yang, A. C., Peng, C.-K., & Huang, N. E. (2018). Causal decomposition in the mutual causation system. *Nature communications*, 9(1), 1–10. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-05845-7>