

Recuadro 11 TRANSMISIÓN REGIONAL DE LA INFLACIÓN EN PERÚ

La inflación no evoluciona de manera aislada entre los departamentos de un mismo país; los choques inflacionarios tienden a transmitirse entre zonas geográficas con distinta intensidad.

Este recuadro discute las características de esta interconexión regional a partir de un estudio reciente de Aguilar y Quineche (2025). Dicho trabajo analiza empíricamente la transmisión regional de la inflación en el Perú mediante metodologías de *spillovers* en los dominios del tiempo y la frecuencia, identificando los horizontes temporales en los que las variaciones de precios en una región repercuten sobre otras.

Así, se muestra que Lima es el principal emisor neto de *spillovers* inflacionarios entre las regiones del Perú, especialmente en el largo plazo reflejando su alta participación en el consumo nacional, su rol como centro financiero, y su posición como principal centro de distribución. Además, aunque la pandemia interrumpió temporalmente las interconexiones, estas se recuperaron rápidamente y el rol transmisor de Lima se intensificó luego de la pandemia. Estos resultados son consistentes y complementan los trabajos previos de Winkelried y Gutiérrez (2015) y Sánchez et. al (2017).

Datos y regionalización

El análisis utiliza datos mensuales del IPC de las 25 ciudades más grandes del Perú, publicados por el INEI entre 2002 y 2024. Estas ciudades se agrupan en nueve regiones económicas según la clasificación de Gonzales de Olarte (2003), que refleja tanto vínculos histórico-culturales como patrones de integración económica —articulación de mercados, vínculos comerciales y especialización productiva—. Los IPC regionales se construyen usando promedios ponderados que reflejan la participación de cada ciudad en los patrones nacionales de consumo, asegurando consistencia con los cálculos de inflación nacional del INEI.

Alta interconexión

Aplicando la metodología de Diebold y Yilmaz (2012), el índice total de *spillover* (ITS) alcanza 73,6 por ciento, lo que indica que casi tres cuartas partes de la varianza del error de pronóstico inflacionario entre regiones proviene de choques interregionales y no de factores locales idiosincráticos.⁵⁵ El análisis direccional revela a Lima como el transmisor dominante, con *spillovers* netos de 23,94 puntos porcentuales (significativo al 1 por ciento), reflejando su concentración del consumo nacional, su rol como centro financiero, y su posición como principal centro de distribución.⁵⁶ En el extremo opuesto, las regiones 8 (sur turístico) y 9 (Amazonía) son receptores netos significativos con *spillovers* netos de -22,62 y -24,87 puntos porcentuales respectivamente, absorbiendo consistentemente choques externos sin capacidad equivalente de transmisión.

55 La metodología de Diebold y Yilmaz (2012) consiste en medir los *spillovers* (contagio) en sistemas financieros a partir de descomposiciones de varianza de errores de pronóstico en modelos VAR. Su enfoque define medidas de *spillovers* que cuantifican cuánto de la incertidumbre futura de una variable se debe a choques en otras, y luego agregan esa información para obtener un índice global de contagio. De esta manera, ofrecen una herramienta para evaluar la interdependencia y el riesgo sistémico en el tiempo. El índice total de *spillover* (ITS) mide el porcentaje de variabilidad inflacionaria total del sistema que se debe a efectos cruzados entre regiones. Un ITS alto indica fuerte interconexión; un ITS bajo sugiere que cada región evoluciona independientemente.

56 Los *spillovers* NETOS se calculan como la diferencia entre lo que una región transmite a otras (HACIA) menos lo que recibe de otras (DESDE). Valores positivos indican que la región es transmisora neta de inflación; valores negativos, que es receptora neta.



SPILLOVERS EN EL DOMINIO DE TIEMPO

Región	Hacia	Desde	Netos
Lima	100,43***	76,49***	23,94***
Región 2	76,06***	75,96***	0,1
Región 3	78,80***	78,18***	0,62
Región 4	83,84***	78,48***	5,36
Región 5	80,97***	76,13***	4,84
Región 6	72,13***	68,37***	3,76
Región 7	84,37***	75,50***	8,87***
Región 8	39,30***	61,93***	-22,62***
Región 9	46,54***	71,41***	-24,87***
ITS = 73,60***			

Nota: En este cuadro se reportan los *spillovers* estáticos en el dominio del tiempo entre las regiones del Perú. HACIA mide los *spillovers* totales transmitidos por cada región; DESDE mide los *spillovers* totales recibidos; y NETOS se calculan como la diferencia entre HACIA y DESDE. ITS representa el Índice Total de *Spillover*. Significancia estadística: *** 1 por ciento, ** 5 por ciento, * 10 por ciento.

El hallazgo más relevante emerge al descomponer los *spillovers* según horizonte temporal siguiendo la metodología de Baruník y Křehlík (2018).⁵⁷ La interdependencia inflacionaria entre regiones es marcadamente más pronunciada en el largo plazo —índice frecuencial de *spillover* (IFS) de 44,7— que en el corto plazo —IFS de 29,0—, lo que sugiere que fuerzas persistentes y de carácter estructural son los principales impulsores de la transmisión regional de precios.⁵⁸

En el largo plazo (horizontes mayores a 6 meses), Lima exhibe el *spillover* neto más alto: 27,23 puntos porcentuales, transmitiendo inflación de manera estructural y persistente la dinámica de demanda agregada y la formación de expectativas. Las regiones 8 (Cusco, Abancay y Puerto Maldonado) y 9 (Amazonía) son receptoras netas consistentes con *spillovers* de -17,07 y -24,29 puntos porcentuales, reflejando su dependencia estructural de tendencias de precios determinadas en Lima.

En el corto plazo (2 a 6 meses), el patrón se invierte: Lima pasa a ser receptora neta con un *spillover* de -3,24 puntos porcentuales. Las regiones 3 (Chiclayo, Cajamarca y Chachapoyas) y 7 (Huánuco, Cerro de Pasco y Huancayo) emergen como transmisoras primarias con *spillovers* netos de 6,51 y 4,89 puntos porcentuales respectivamente. Estas regiones son productoras agrícolas clave —papa, arroz, azúcar, legumbres y frutas— que impulsan la dinámica inmediata de precios de alimentos en la canasta limeña, donde los alimentos representan aproximadamente el 37 por ciento del consumo total. Ello sugiere que los choques de precios en estas zonas pueden anticipar presiones inflacionarias en el IPC de Lima antes de que se materialicen completamente.

SPILLOVERS EN EL DOMINIO DE FRECUENCIAS

Región	Corto plazo: entre 2 y 6 meses			Largo plazo: mayor a 6 meses		
	Hacia	Desde	Netos	Hacia	Desde	Netos
Lima	34,81***	38,04***	-3,24	65,70***	38,47***	27,23***
Región 2	34,47***	35,43***	-0,96	41,24***	40,55***	0,69
Región 3	35,06***	28,55***	6,51***	43,69***	49,71***	-6,02
Región 4	37,07***	34,06***	3,01	46,65***	44,45***	2,21
Región 5	29,22***	28,47***	0,75	51,94***	41,00***	4,23
Región 6	22,26***	26,89***	-4,62	50,51***	41,56***	8,80
Región 7	34,14***	29,25***	4,89*	50,51***	46,29***	4,23
Región 8	12,50***	17,87***	-5,37**	27,55***	44,32***	-17,07**
Región 9	21,42***	22,38***	-0,96	24,91***	49,19***	-24,29***
IFS= 28,99***			IFS = 44,70***			

Nota: En este cuadro se reportan *spillovers* en el dominio de la frecuencia, descompuestos en bandas de corto plazo (2-6 meses) y largo plazo (mayor a 6 meses). IFS es el Índice Frecuencial de *Spillover*. Significancia estadística: *** 1 por ciento, ** 5 por ciento, * 10 por ciento.

57 La metodología de Baruník y Křehlík (2018) consiste en extender las medidas de *spillovers* al dominio de la frecuencia mediante la representación espectral de las descomposiciones de varianza. Esto permite descomponer los *spillovers* en bandas de frecuencia y, por tanto, distinguir entre efectos de corto plazo —rápidos y transitorios— y efectos de largo plazo —persistentes y duraderos.

58 El ISF mide, en el análisis espectral, el porcentaje de variabilidad inflacionaria total del sistema que se debe a efectos cruzados entre regiones en una banda de frecuencia específica (corto o largo plazo). Un FSI alto en una banda indica fuerte interconexión en esos horizontes temporales.

Resiliencia durante la pandemia

El análisis dinámico muestra que los confinamientos de 2020-2021 interrumpieron temporalmente los mecanismos de transmisión: el ITS declinó de 75,95 por ciento en febrero de 2020 a 67,81 por ciento en junio de 2021. Sin embargo, la recuperación fue rápida —para diciembre de 2022 el ITS había retornado a 74,40 por ciento—, demostrando la resiliencia de las relaciones estructurales subyacentes. Más aún, los *spillovers* netos de Lima siguieron una trayectoria ascendente pronunciada en el período pospandémico, impulsada principalmente por el fortalecimiento de la transmisión de largo plazo, lo que refuerza su posición como ancla del esquema de metas de inflación y es consistente con el efectivo anclaje de expectativas inflacionarias documentado por Quineche et al. (2024) para el caso peruano.

Referencias

- Aguilar, J. y Quineche, R. (2025). Regional Inflation Spillovers and Monetary Policy Design: Evidence from Peru's Inflation-Targeting Framework. *Journal of Policy Modeling*.
- Baruník, J. y Křehlík, T. (2018). Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics*, 16(2), 271–296.
- Diebold, F. X. y Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 57–66.
- Gonzales de Olarte, E. (2003). *Regiones integradas: Ley de incentivos para la integración y conformación de regiones lineamientos económicos y políticos*. Fondo Editorial del Congreso del Perú.
- Quineche, R., Aguilar, J., & Garibay, R. (2024). Analizando las expectativas de inflación de los agentes económicos durante el periodo pospandémico de covid-19 en Latinoamérica. *Revista Moneda*, (198), 4–9.
- Rodríguez, M., Martínez, J., & Sánchez, E. (2017). Convergencia de las tasas de inflación regionales. *Revista Moneda*, (172), 9–13.
- Winkelried, D., & Gutierrez, J. E. (2015). Regional inflation dynamics and inflation targeting. The case of Peru. *Journal of Applied Economics*, 18(2), 199–224.

