

**Departamento de Economía**

**Tipo de documento:** Tesis de maestría



*Maestría en Econometría*

## **Efecto del nivel del río en las cargas transportadas por la Hidrovía Paraná - Paraguay**

**Autoría:** Benítez Mendieta, Verónica Belén

**Fecha:** 2025

### **¿Cómo citar este trabajo?**

*Benítez Mendieta, S. (2025). "Efecto del nivel del río en las cargas transportadas por la Hidrovía Paraná - Paraguay". [Tesis de maestría. Universidad Torcuato Di Tella]. Repositorio Digital Universidad Torcuato Di Tella*

<https://repositorio.utdt.edu/handle/20.500.13098/13570>

El presente documento se encuentra alojado en el Repositorio Digital de la **Universidad Torcuato Di Tella** bajo una licencia Creative Commons Atribución-No Comercial-Compartir Igual 4.0 Internacional

**Dirección:** <https://repositorio.utdt.edu>



**UNIVERSIDAD  
TORCUATO DI TELLA**

**DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA**

**MAESTRÍA EN ECONOMETRÍA**

**Efecto del nivel del río en las cargas transportadas por la  
Hidrovía Paraná - Paraguay**

Alumna: Verónica Belén Benitez Mendieta

Legajo: 23P1261PMT03

Tutor: Nicolás Merener

Fecha: Junio 2025

## RESUMEN

La Hidrovía Paraná- Paraguay es la vía fluvial navegable de mayor relevancia económica para la Cuenca del Plata. La Hidrovía es fundamental para Argentina y Paraguay, que mueven alrededor del 75% de las cargas transportadas. La drástica disminución del nivel del río de los últimos tiempos representa una amenaza para el comercio por esta vía, afectando principalmente a la agroindustria de ambos países.

El propósito de esta investigación es determinar el efecto del nivel del río sobre las cargas transportadas por la Hidrovía Paraná- Paraguay. Con este fin, se lleva a cabo la aplicación empírica de un modelo de Vector de Corrección de Error (VECM) y un modelo de Autorregresivos con Rezagos Distribuidos (ARDL). Las informaciones obtenidas con cada modelo se complementan, a modo de evaluar los efectos que revelan los parámetros estimados. Se recurre también a herramientas de análisis como funciones impulso- respuesta y descomposición de la varianza del error de predicción, a fin de obtener un mejor entendimiento de la interacción entre las variables.

Se seleccionan como variables a las cargas de productos de soja y maíz transportadas por la Hidrovía Paraná- Paraguay, que representan la variable de interés, así como el nivel del río y el precio de la soja. Adicionalmente, se consideran las cargas como porcentaje de la producción a modo de variante de la variable de interés de cargas en toneladas transportadas por la Hidrovía.

El estudio se lleva a cabo con las siguientes combinaciones de distintas especificaciones: dos periodos de estudio, 2009- 2023 y 2009- 2019, y dos variables de interés, cargas en toneladas y cargas como porcentaje de la producción.

La hipótesis de investigación gira en torno a la relación directa entre las cargas y el nivel del río sobre la Hidrovía Paraná- Paraguay, con lo que una reducción en el nivel del río coincidiría con una disminución en las cargas. Los principales hallazgos de este trabajo muestran evidencia a favor de dicha hipótesis. Además, los resultados presentan robustez a través de diferentes combinaciones de especificaciones e, incluso, con distintos modelos.

**Palabras clave:** Hidrovía Paraná- Paraguay, exportaciones, VECM, ARDL.

# ÍNDICE

I. INTRODUCCIÓN .....	4
II. MARCO TEÓRICO .....	5
III. METODOLOGÍA .....	6
<i>Modelos econométricos</i> .....	6
<i>Datos y variables</i> .....	8
<i>Aplicación empírica</i> .....	13
IV. RESULTADOS .....	15
<i>Estacionariedad</i> .....	15
<i>Cointegración</i> .....	18
<i>Modelo VECM</i> .....	19
<i>Impulso - Respuesta</i> .....	27
<i>Descomposición de la varianza del error de predicción</i> .....	33
<i>Modelo ARDL</i> .....	36
V. CONCLUSIONES .....	44
VI. APÉNDICES .....	46
<i>Apéndice 1. Desarrollo del modelo VECM</i> .....	46
<i>Apéndice 2. Estimación del modelo SVECM</i> .....	48
<i>Apéndice 3. Otras pruebas de cointegración</i> .....	49
<i>Apéndice 4. Impulso - Respuesta del modelo SVECM con bootstrapping</i> .....	50
VII. REFERENCIAS .....	52

## I. INTRODUCCIÓN

La Hidrovía Paraná- Paraguay es la vía fluvial navegable de mayor relevancia económica para la Cuenca del Plata. Con una extensión de aproximadamente 3.442 km desde Puerto Cáceres (Brasil) hasta Puerto Nueva Palmira (Uruguay) (Álvarez, 2019), conecta a Argentina, Bolivia, Brasil, Paraguay y Uruguay en el comercio interno e internacional.

Las cargas transportadas por la Hidrovía son eminentemente agroindustriales (D'Angelo et al., 2024; Castro y La Porta, 2021; Álvarez, 2019). En 2021, por esta vía se exportaron cerca del 80% de productos agroindustriales de Argentina (Treboux y Calzada, 2022) y alrededor del 90% de Paraguay (CEPAL, 2022). La Hidrovía es fundamental para estos dos países, Argentina y Paraguay, que mueven aproximadamente el 75% de las cargas (Treboux y Calzada, 2022).

En los últimos tiempos, la bajante del nivel del río representa una amenaza para el comercio por la Hidrovía Paraná- Paraguay, afectando principalmente a la agroindustria de Argentina y Paraguay. Los reportes de bajas históricas del río representan mayores costos de logística, ajustes en el volumen de cargas, presiones a la baja de precios de exportación, entre otros factores (D'Angelo et al., 2024).

El propósito de esta investigación es determinar el efecto del nivel del río en las cargas transportadas por la Hidrovía Paraná- Paraguay mediante la aplicación empírica de un modelo de Vector de Corrección de Error (VECM) y un modelo de Autorregresivos con Rezagos Distribuidos (ARDL). Estos modelos son útiles cuando se tiene variables con verificable relación a largo plazo. La estructura de las ecuaciones a estimar en cada caso es distinta, por lo que los parámetros estimados con cada modelo no son directamente comparables. No obstante, las informaciones proporcionadas por los modelos VECM y ARDL pueden complementarse a fin de evaluar los efectos que revelan los parámetros estimados.

A partir del modelo VECM pueden realizarse análisis efectivos para un mejor entendimiento de la interacción entre las variables, tal como el análisis impulso- respuesta y la descomposición de la varianza del error de predicción. Mientras tanto, el modelo ARDL permite obtener una interpretación económica sencilla de los parámetros estimados.

Un estudio previo de la CEPAL (2022) abordó el tema desde la perspectiva de proyección de la demanda, con la implementación del método ARDL. Dicho estudio afirma que las exportaciones continuarán, al menos por otra década más, con una proporción significativa de las cargas transportadas anualmente por la Hidrovía.

Este trabajo representa un primer esfuerzo por exponer con base científica el efecto de cuestiones climáticas, como la drástica disminución del nivel del río, sobre las cargas transportadas por la Hidrovía, con gran relevancia económica para el sector agroindustrial.

A continuación, en la sección II, se presenta la revisión de la literatura. En la sección III, se detallan los modelos econométricos empleados, los datos y las variables utilizadas, así como las pruebas de hipótesis y los procedimientos aplicados. Los resultados de las estimaciones y los análisis correspondientes, junto con breves discusiones acerca de los hallazgos frente a lo postulado en la teoría, se muestran en la sección IV. Las conclusiones de la sección V sintetizan los resultados del trabajo y proporcionan recomendaciones para futuras investigaciones sobre el tema de estudio. Se incluyen cálculos y resultados con información complementaria del estudio en los apéndices de la sección VI.

Finalmente, todas las referencias consultadas para el desarrollo de esta investigación se exponen en la sección VII.

## II. MARCO TEÓRICO

Los titulares aseveran el contratiempo de la bajante histórica del nivel del río para las cargas transportadas por la Hidrovía Paraná- Paraguay (D'Angelo et al., 2024; Ferrari, Terré y Calzada, 2024; Calzada et al., 2023). La correlación entre ambas variables es innegable, y en este trabajo se pretende analizar el alcance de dicha correlación. Esto es, mediante funciones impulso - respuesta y descomposición de la varianza del error de predicción.

Los modelos VAR pueden ayudar a visualizar la relación planteada entre el nivel del río y las cargas transportadas, considerando que cada una de las variables por su cuenta muestra un comportamiento autorregresivo. Además, es probable que las variables cuenten con relación a largo plazo, para lo cual el modelo VECM es ampliamente utilizado (Zou, 2018; Epaphra, 2017; Pala, 2013; Ramirez, 2011; Pfaff, 2008). El modelo VECM es apropiado debido a que presenta relaciones de cointegración estacionarias ante series no estacionarias, lo cual proporciona la noción de equilibrio hacia el cual el sistema evoluciona (Chen & Semmler, 2024). Las series también pueden presentar dinámicas a corto plazo, mientras convergen al equilibrio en el largo plazo (Pala, 2013; Yu, Bessler, & Fuller, 2007). Así, el modelo es útil para resumir el dinamismo que muestran los datos.

A su vez, las restricciones estructurales son ampliamente utilizadas para poder analizar choques específicos sobre las variables (Breitung, Brüggemann, & Lütkepohl, 2009; Pfaff, 2008; Lütkepohl, 2005; Federici & Marconi, 2002). Al modelo VECM que incorpora restricciones estructurales para la estimación se denomina Vector de Corrección de Error Estructural (SVECM). Para estos modelos estructurales es fundamental entender la naturaleza de las variables empleadas, a fin de optar por restricciones razonables y justificables para la investigación. Ante esta tarea, un paso preliminar es la revisión de trabajos de otros autores en los que se interactuó con variables similares a las consideradas en este trabajo.

La literatura cuenta con varios estudios que relacionan la producción y/o exportación con variables climáticas, por ejemplo: cultivos de soja transportados por el Mississippi e influenciados por temperatura, precipitaciones, emisiones de dióxido de carbono y humedad relativa (Sharma et al., 2023); producción de energía en China relacionada a las emisiones de dióxido de carbono (Zhu, Wang, & Iram, 2022); exportaciones por la Hidrovía Paraguay-Paraná (tramo Santa Fe-Confluencia) y el nivel del río (CEPAL, 2022). Asimismo, el precio de materia prima (commodities) es comúnmente utilizado como variable de control en este contexto (CEPAL, 2022; Yu, Bessler, & Fuller, 2007).

Otras configuraciones relevantes a tener en cuenta para la estimación incluyen el ajuste estacional de las series (Federici & Marconi, 2002), la consideración de periodos sin cambio estructural (e.g., excluyendo los años de pandemia) (Lenza & Primiceri, 2022; Hoxha, 2010), la inclusión de una constante que capture el parámetro no observable (Ramirez, 2011).

Para el análisis impulso- respuesta con un modelo estructural (como el SVECM), el intervalo de confianza mediante *bootstrapping* generalmente no cuenta con la cobertura deseada, ni siquiera asintóticamente

(Breitung, Brüggemann, & Lütkepohl, 2009; Benkwitz, Neumann, & Lütkepohl, 2000). Ante esta situación, la implementación del método de percentiles de Hall (Hall, 1992) permite obtener intervalos de confianza robustos y asintóticamente precisos. El autor Lütkepohl (2005) muestra que, con un modelo SVECM, los resultados con el método de percentiles de Hall son distintos a aquellos mediante *bootstrapping* habitual. La mayoría de las veces, el *bootstrapping* habitual no presenta significancia estadística con los modelos estructurales, mientras que el método de Hall corrige esto mediante su mecanismo de corrección del sesgo.

Varios autores emplean en sus análisis los modelos VECM y ARDL ante la presencia de variables cointegradas (Sharma et al., 2023; Matuka & Asafo, 2021; Pachiyappan et al., 2021; Asumadu-Sarkodie & Owusu, 2016). El modelo ARDL destaca por sus buenas propiedades, como consistencia y eficiencia, con muestras pequeñas (Sharma et al., 2023; Matuka & Asafo, 2021; Pesaran & Shin, 1995), y provee una estimación a largo plazo insesgada (Asumadu-Sarkodie & Owusu, 2016). De esta forma, el modelo ARDL representa una opción interesante para analizar el efecto del nivel del río sobre las cargas transportadas por la Hidrovía Paraná- Paraguay.

### III. METODOLOGÍA

#### **Modelos econométricos**

Desde Sims (1980), los análisis multivariados con modelos de Vectores Autorregresivos (VAR) adquieren mayor popularidad entre los modelos econométricos (Pfaff, 2008). Un VAR en su forma reducida comprende un sistema de ecuaciones en el que cada variable endógena se considera como el valor rezagado de todas las variables endógenas del sistema, lo cual constituye un punto de partida para entender la dinámica entre las variables. No obstante, sin una estructura definida, el VAR en su forma reducida muchas veces carece de interpretación económica (Breitung, Brüggemann, & Lütkepohl, 2009). Con la especificación de ciertas restricciones se podría alcanzar un modelo estructural con clara interpretación económica. Además, si las variables no son estacionarias y cointegran, el modelo de Vector de Corrección de Error (VECM) es apropiado para obtener la noción de equilibrio hacia el cual evoluciona el sistema (Chen & Semmler, 2024; Kovačević, 2024).

La forma reducida del modelo VECM se presenta como:

$$\Delta y_t = \alpha \beta' y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + u_t$$

Donde  $y_t$  es un vector de dimensión  $K$  con  $K$  variables observables,  $\alpha$  es una matriz ( $K \times r$ ) de coeficientes de cargas,  $\beta$  es la matriz ( $K \times r$ ) de cointegración,  $\Gamma_j$  ( $j = 1, \dots, p - 1$  rezagos) es la matriz ( $K \times K$ ) de coeficientes de corto plazo y  $u_t$  es el vector de errores de ruido blanco con  $u_t \sim (0, \Sigma_u)$ . En el Apéndice 1 se expande sobre el modelo VECM con las especificaciones de este estudio.

Cabe mencionar que la estimación del modelo requiere la especificación previa de los  $p$  rezagos del modelo VAR subyacente, seleccionado mediante algún criterio de información apropiado, y la determinación del rango  $r$  de cointegración.

Con esto, se puede obtener la siguiente representación de media móvil (MA) de Beveridge-Nelson (Breitung, Brüggemann, & Lütkepohl, 2009; Lütkepohl, 2005).

$$y_t = \Xi \sum_{i=1}^t u_i + \Xi^*(L)u_t + y_0^*$$

Donde  $\Xi = \beta_{\perp}(\alpha'_{\perp}(I_K - \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i)\beta_{\perp})^{-1} \alpha'_{\perp}$  y  $\Xi^*(L) = \sum_{j=0}^{\infty} \Xi_j^* L^j$  es un polinomio de orden infinito en el operador de rezago con matrices de coeficientes  $\Xi_j^*$  que van a cero cuando  $j \rightarrow \infty$ .  $y_0^*$  contiene todos los valores iniciales.

Para el modelo VECM estructural (SVECM) se identifican las innovaciones estructurales. Los efectos de corto plazo están representados por  $\Xi_j^* \mathbf{B}$  y los de largo plazo por  $\Xi \mathbf{B}$ , donde  $\mathbf{B}$  conforma  $u_t = \mathbf{B}\varepsilon_t$  y  $\varepsilon_t \sim (0, I_K)$  comprende las innovaciones estructurales o choques.

La matriz  $\Xi \mathbf{B}$  tiene rango  $(K - r)$ , donde  $r$  es el rango de cointegración. Así,  $\Xi \mathbf{B}$  puede tener un máximo de  $r$  choques con efectos transitorios (sin impacto a largo plazo), representados con  $r$  columnas de ceros. Además, se requieren al menos  $k^* = K - r$  choques con efectos permanentes.

Dado el rango reducido de la matriz, cada columna de ceros representa solo  $k^*$  restricciones independientes. Por tanto, con  $r$  choques transitorios, los ceros representan  $k^*r$  restricciones independientes.

Para identificar exactamente los choques permanentes se necesitan  $\frac{1}{2}k^*(k^* - 1)$  restricciones adicionales. Asimismo,  $\frac{1}{2}r(r - 1)$  restricciones contemporáneas adicionales para identificar los choques transitorios. En total, se requieren  $k^*r + \frac{1}{2}k^*(k^* - 1) + \frac{1}{2}r(r - 1) = \frac{1}{2}K(K - 1)$  restricciones.

A su vez, el modelo VECM tiene su representación VAR que luego será útil para analizar las dinámicas entre las variables a través de funciones impulso- respuesta y comparar con los resultados obtenidos del modelo SVECM. A continuación, se exhibe la representación VAR del modelo VECM siguiendo a Lütkepohl (2005).

$$y_t - y_{t-1} = \alpha\beta' y_{t-1} + \Gamma_1(y_{t-1} - y_{t-2}) + \dots + \Gamma_{p-1}(y_{t-p+1} - y_{t-p}) + u_t$$

$$y_t = (I_K + \alpha\beta' + \Gamma_1)y_{t-1} + (\Gamma_2 - \Gamma_1)y_{t-2} + \dots + (\Gamma_{p-1} - \Gamma_{p-2})y_{t-p+1} - \Gamma_{p-1}y_{t-p} + u_t$$

Adicionalmente, se evalúa el modelo de Autorregresivos con Rezagos Distribuidos (ARDL), primeramente desarrollado por Pesaran & Shin (1995), que presenta propiedades deseables ante variables cointegradas e incluso con muestras no tan grandes (Sharma et al., 2023; Pesaran & Shin, 1995). El modelo se caracteriza por la variable dependiente,  $Y_t$ , explicada en parte por rezagos de sí misma y a su vez por otras variables explicativas,  $X_{j,t}$ , pudiendo incluir también los rezagos de dichas variables explicativas. La especificación del modelo  $ARDL(p, q_1, \dots, q_k)$  en forma general es la siguiente:

$$Y_t = c_0 + \sum_{i=1}^p \theta_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^k \sum_{l=0}^{q_j} \delta_{j,l} X_{j,t-l} + \varepsilon_t$$

Donde  $Y$  corresponde a la variable de interés,  $X_j$  comprende las variables explicativas con  $j = 1, \dots, k$  variables. Por un lado, se determinan los  $p$  rezagos de la variable de interés y, por otro lado, los  $q$  rezagos de cada variable explicativa. Los parámetros por estimar son  $\theta$ ,  $\delta$  y la constante  $c_0$ . También se suele incluir, si corresponde dado los datos observados, el término determinístico  $t$ , con lo que se estima su parámetro relacionado,  $c_1$ . Finalmente,  $\varepsilon_t$  representa los errores de la estimación.

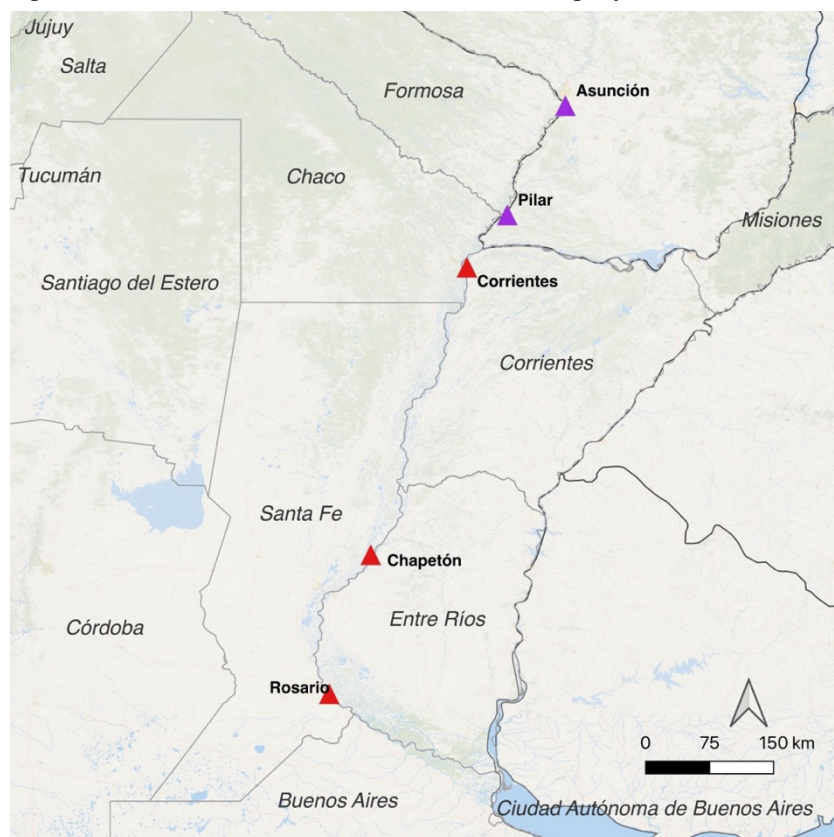
## Datos y variables

Este estudio considera las variables nivel del río (nrío, medida en metros) y cargas de productos de soja y maíz transportadas por la Hidrovía Paraná- Paraguay (cargas, medidas en toneladas), con el precio de la soja (precio, medido en US\$/tonelada) como variable de control.

Asimismo, se consideran las cargas como porcentaje de la producción en toneladas, a modo de variante de la variable de interés cargas y para verificar la robustez de los resultados a través de distintas especificaciones. Esta variante es relevante, ya que reduce el ruido que podría generar el aumento o la disminución de las cargas en términos absolutos por factores relacionados a la producción y no por el dinamismo de las variables explicativas del modelo. Cabe mencionar que se probó incluir a la producción en toneladas como variable explicativa del modelo, pero su inclusión no fue significativa ni mejoró el comportamiento global del modelo, por lo que dicha opción se descartó.

Para el nivel del río, se obtuvieron datos del Sistema Nacional de Información Hídrica (Argentina, para estaciones sobre el Río Paraná) y de la Dirección de Meteorología e Hidrología (Paraguay, para estaciones sobre el Río Paraguay). El nivel del río cuenta con registros diarios en todas las estaciones seleccionadas y se utilizó el mínimo mensual de los datos para fines de esta investigación. La Figura 1 muestra la localización geográfica de las estaciones seleccionadas: Asunción y Pilar sobre el Río Paraguay y Corrientes, Chapetón y Rosario sobre el Río Paraná.

**Figura 1. Estaciones sobre la Hidrovía Paraná - Paraguay**

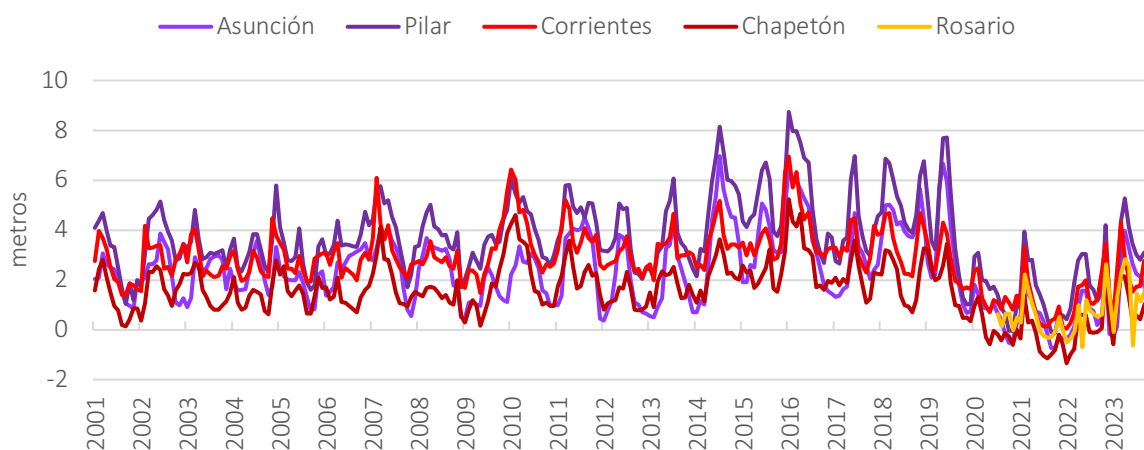


Fuente: elaboración propia con base en mapa de ESRI Ocean y capas de información geoespacial del Instituto Geográfico Nacional.

Notas: las marcas de color púrpura corresponden a estaciones sobre el Río Paraguay y las de color rojo, sobre el Río Paraná. El mapa se elaboró mediante el software libre de información geográfica QGIS.

En la Figura 2 se aprecia la alta correlación del nivel del río en las distintas estaciones seleccionadas, incluso con las considerables distancias geográficas entre las mismas. Por la notable homogeneidad espacial, y para evitar multicolinealidad, es apropiado tomar los datos de una sola estación para la variable del nivel del río. Dado el destaque del Gran Rosario como polo agroindustrial (Treboux y Calzada, 2022), sería razonable utilizar los registros del nivel del río de la estación de Rosario. No obstante, la serie histórica publicada de esta estación cuenta con datos desde julio 2020, lo que representa una escasa cantidad de observaciones (42 meses) hasta diciembre 2023. Por tanto, entre las demás estaciones con serie histórica de más de 20 años, se seleccionó arbitrariamente Corrientes como punto de referencia del nivel del río sobre la Hidrovía.

**Figura 2. Serie histórica del nivel del río sobre la Hidrovía Paraná - Paraguay**



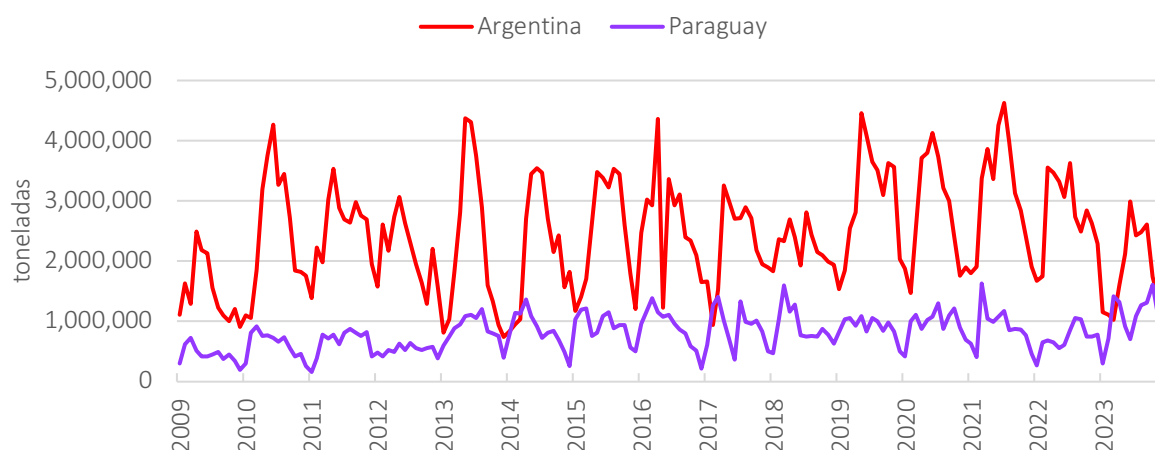
*Fuente: elaboración propia con base en datos del Sistema Nacional de Información Hídrica y la Dirección de Meteorología e Hidrología.*

En cuanto a las cargas transportadas por la Hidrovía Paraná- Paraguay (cargas en buques), se tomaron los productos soja y maíz, incluyendo sus derivados, debido a que son los principales transportados por la vía. Los datos de Argentina se obtuvieron de la Bolsa de Comercio de Rosario y los de Paraguay, del Banco Central del Paraguay.

En el caso de los datos de Argentina, desde 2009 se cuenta con año completo de registros de cargas en buques. Por este motivo se consideró el periodo de estudio desde 2009 para la investigación. Además, los datos de cargas de la Bolsa de Comercio de Rosario pueden considerarse como proxy de exportaciones. Respecto a Paraguay, los datos publicados del Banco Central del Paraguay corresponden a exportaciones mensuales. Esto determinó el uso de frecuencia mensual para todas las series del trabajo. Asimismo, se utiliza el enfoque de las exportaciones para las cargas transportadas por la Hidrovía.

La Figura 3 presenta el total por país de los productos mencionados. Resalta la diferencia en el volumen de cargas; el rango para Argentina se encuentra entre 1.000.000-4.000.000 toneladas, mientras que las cargas mensuales de Paraguay no alcanzan 2.000.000 toneladas.

**Figura 3. Cargas de soja y maíz transportadas por la Hidrovía Paraná - Paraguay**



Fuente: elaboración propia con base en datos de la Bolsa de Comercio de Rosario y el Banco Central del Paraguay.

Las cargas como porcentaje de la producción en toneladas, a modo de variante de la variable de interés de cargas, comprende conjuntamente la producción de Argentina y Paraguay. Se toma la producción de soja y maíz en toneladas, en línea con las cargas transportadas de dichos productos que se consideran en esta investigación. La fuente de datos de producción de Argentina para este estudio es la Bolsa de Cereales de Buenos Aires, mientras que de Paraguay es la Cámara Paraguaya de Exportadores y Comercializadores de Cereales y Oleaginosas.

Los datos de producción se encuentran en frecuencia anual, por la naturaleza misma de la producción que se da en ciertas épocas del año, atendiendo a condiciones climáticas necesarias, y no todos los meses. Para poder utilizar dichos datos en este trabajo junto a las demás variables que cuentan con frecuencia mensual, se divide el total producido anualmente por 12 meses del año. De esta manera se obtiene el ratio de las cargas transportadas por la Hidrovía sobre la producción.

Como variable de control se utilizó el precio de la soja de Argentina río arriba, con datos mensuales obtenidos del Banco Central del Paraguay con base en la Bolsa de Comercio de Rosario. En la Tabla 1 se observa un resumen de las variables consideradas en este estudio.

**Tabla 1. Resumen de variables, periodo 2009 - 2023**

Variable	Unidad	Mínimo	Media	Mediana	Máximo	Desvío
nrio	metros	0,05	2,91	2,96	6,95	1,35
cargas	toneladas	1.101.092	3.237.273	3.194.523	5.801.703	1.053.371
cargas	% producción	14,2	39,7	38,4	70,5	13,6
precio	US\$/ton	318,7	456,6	451,5	688,3	94,1

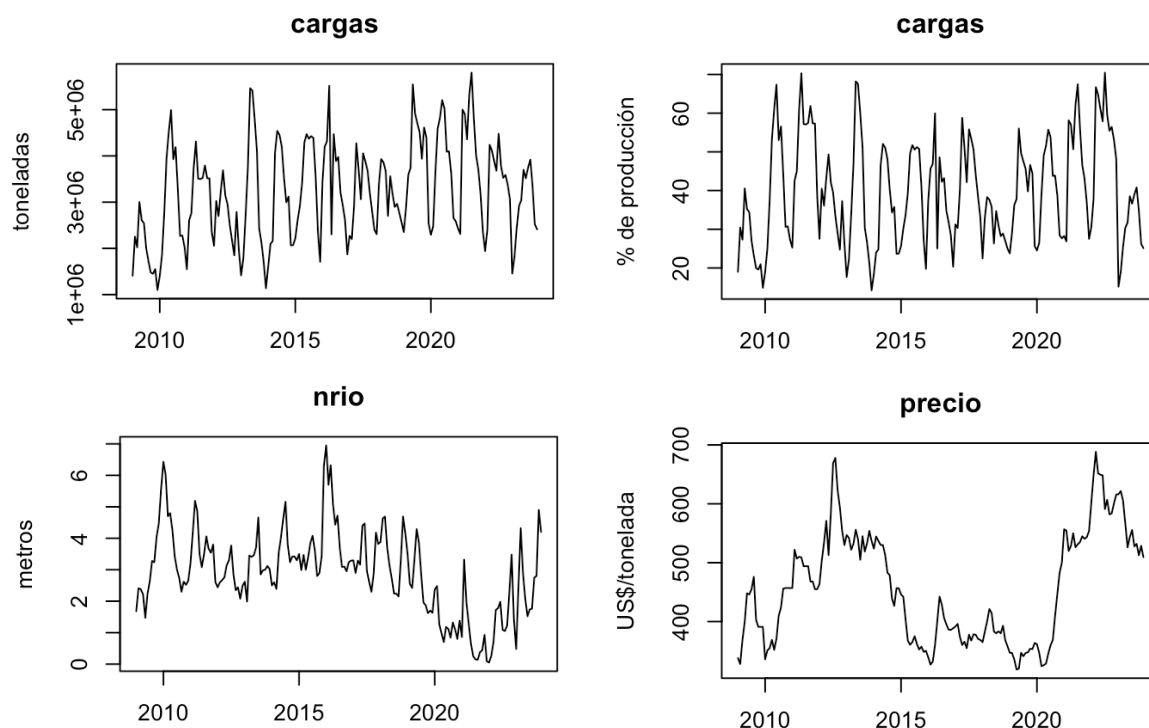
Fuente: elaboración propia con base en datos de la Bolsa de Comercio de Rosario, el Banco Central del Paraguay, la Bolsa de Cereales de Buenos Aires, la Cámara Paraguaya de Exportadores y Comercializadores de Cereales y Oleaginosas, el Sistema Nacional de Información Hídrica de Argentina y la Dirección de Meteorología e Hidrología de Paraguay.

Notas: la variable cargas comprende la suma en toneladas de Argentina y Paraguay. Se divide el total producido anualmente por 12 meses del año, a fin de obtener el ratio de las cargas transportadas sobre la producción.

En la Figura 4 resalta el quiebre en la serie del nivel del río en el año 2020, lo cual coincide con el cambio de tendencia que se menciona en CEPAL (2022). A partir de esta observación, se decidió realizar

paralelamente dos ejercicios con diferentes periodos a lo largo de la investigación: 2009- 2023 y 2009-2019. El ejercicio con el periodo 2009- 2019 busca capturar la relación de largo plazo entre las variables como escenario base. Así, el ejercicio 2009- 2023 ya tendría incorporado el efecto de la fuerte caída en el nivel del río.

**Figura 4. Evolución de las variables**



Fuente: elaboración propia con base en datos de la Bolsa de Comercio de Rosario, el Banco Central del Paraguay, la Bolsa de Cereales de Buenos Aires, la Cámara Paraguaya de Exportadores y Comercializadores de Cereales y Oleaginosas, el Sistema Nacional de Información Hídrica de Argentina y la Dirección de Meteorología e Hidrología de Paraguay.

En la Tabla 2 se presenta un resumen de las variables en el escenario base (2009- 2019). Se puede notar, en general, el menor nivel del río y mayor desvío en el periodo 2009- 2023 (Tabla 1) respecto al periodo 2009- 2019 (Tabla 2).

**Tabla 2. Resumen de variables, periodo 2009 - 2019**

Variable	Unidad	Mínimo	Media	Mediana	Máximo	Desvío
nrrio	metros	1,47	3,40	3,29	6,95	1,05
cargas	toneladas	1.101.092	3.124.746	3.013.887	5.546.213	1.043.963
cargas	% producción	14,2	38,5	37,4	70,3	13,2
precio	US\$/ton	318,7	431,7	403,4	678,0	80,0

Fuente: elaboración propia con base en datos de la Bolsa de Comercio de Rosario, el Banco Central del Paraguay, la Bolsa de Cereales de Buenos Aires, la Cámara Paraguaya de Exportadores y Comercializadores de Cereales y Oleaginosas, el Sistema Nacional de Información Hídrica de Argentina y la Dirección de Meteorología e Hidrología de Paraguay.

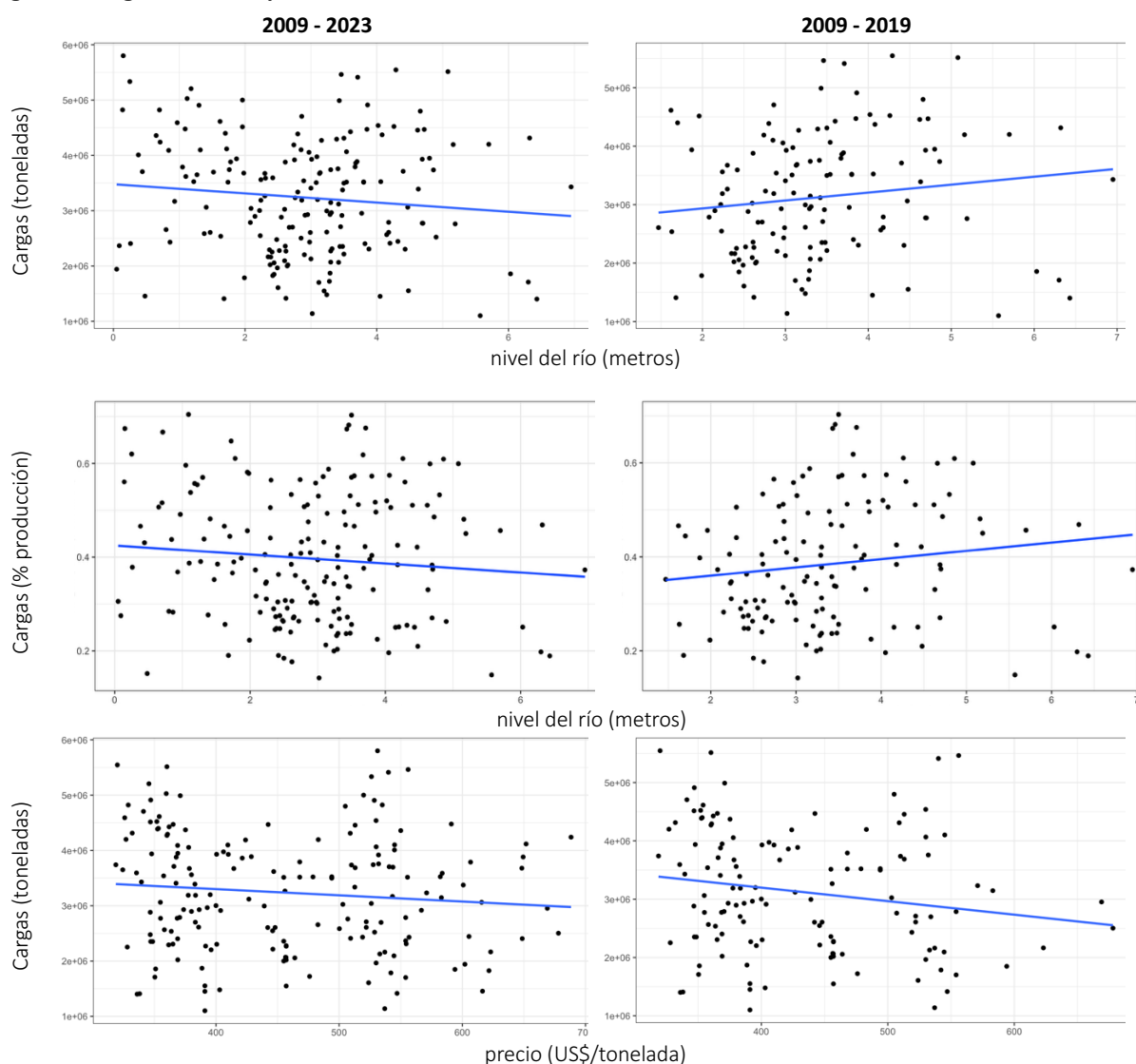
Notas: la variable cargas comprende la suma en toneladas de Argentina y Paraguay. Se divide el total producido anualmente por 12 meses del año, a fin de obtener el ratio de las cargas transportadas sobre la producción.

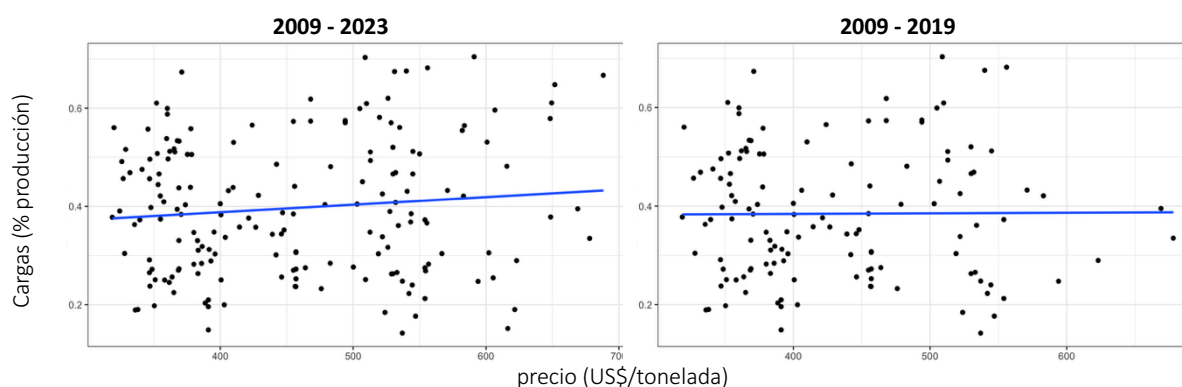
En la Figura 5 se visualiza la correlación entre las variables con diagramas de dispersión y líneas de tendencia calculadas con regresión simple. Destaca que en el periodo 2009- 2019 la relación entre las cargas transportadas por la Hidrovía y el nivel del río es directa, lo cual implica que a menor nivel del río es menor el volumen de cargas. Esto es, básicamente, la hipótesis de este estudio. No obstante, la relación cambia al incorporar a la serie los años 2020-2023, con lo cual se observa una relación inversa entre dichas variables en el periodo completo 2009- 2023. Con las cargas como porcentaje de la producción se contempla el mismo patrón en su interacción con el nivel del río.

Los diagramas proporcionan indicios de relación inversa entre las cargas y el precio de la soja. Con esto, menor precio representa mayor volumen de cargas transportadas. No obstante, al considerar a las cargas como porcentaje de la producción con relación al precio de la soja, en el periodo 2009- 2023 muestra una tendencia positiva, lo que se traduce en mayor ratio de cargas a mayor precio. Mientras tanto, en el periodo 2009- 2019, la tendencia se mantiene constante.

Adicionalmente, los diagramas ayudan a verificar que las series estén limpias de datos atípicos o *outliers*.

**Figura 5. Diagramas de dispersión de las variables**





Fuente: elaboración propia con base en datos de la Bolsa de Comercio de Rosario, el Banco Central del Paraguay, la Bolsa de Cereales de Buenos Aires, la Cámara Paraguaya de Exportadores y Comercializadores de Cereales y Oleaginosas, el Sistema Nacional de Información Hídrica de Argentina y la Dirección de Meteorología e Hidrología de Paraguay.

### Aplicación empírica

Ante la premisa de relación a largo plazo entre las variables (cointegración), verificada con la prueba de Johansen, y no estacionariedad, verificada con pruebas de raíz unitaria, se propone un modelo VECM. Con esto, es posible visualizar la dinámica entre el nivel del río y las cargas transportadas por la Hidrovía, mediante funciones impulso- respuesta y descomposición de la varianza del error de predicción.

Para el análisis econométrico, se aplica logaritmo natural a las variables cargas y precio y luego se desestacionalizan las series. Sin embargo, se conserva la serie original de la variable nrio que presenta una magnitud mucho menor a las de las otras variables en su versión original. En cuanto a las cargas como porcentaje de la producción, solo se aplica la desestacionalización de la serie sin emplear el logaritmo natural.

Así, el vector  $y_t$  comprende el logaritmo natural de la variable cargas desestacionalizada ( $lcargas\_sa$ ), el logaritmo natural de la variable precio desestacionalizada ( $lprecio\_sa$ ) y la variable del nivel del río ( $nrio$ ), tal como se muestra a continuación.

$$y_t = (lcargas\_sa_t, lprecio\_sa_t, nrio_t)'$$

La variante de este vector  $y_t$  abarca la variable cargas como porcentaje de la producción desestacionalizada ( $cargas\_sa$ ), así como  $lprecio\_sa$  y  $nrio$  tal como se describieron anteriormente.

$$y_t = (cargas\_sa_t, lprecio\_sa_t, nrio_t)'$$

Entre las pruebas de raíz unitaria se considera la prueba Dickey-Fuller aumentada (ADF) y la prueba Phillips-Perron (PP), con la hipótesis nula ( $H_0$ ) de no estacionariedad. Asimismo, se incluye la prueba Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) con  $H_0$  de estacionariedad.

Luego de la estimación se aplican las pruebas convencionales para evaluar el comportamiento del modelo. Se verifica la normalidad de los residuos de la estimación con las pruebas de Shapiro-Wilk y de Jarque-Bera. La prueba de Jarque-Bera cuenta con mejores propiedades en muestras grandes, mientras que la prueba de Shapiro-Wilk es más recomendada en muestras de menor tamaño (Yap & Sim, 2011). Se utiliza la prueba Portmanteau con  $H_0$  de no correlación serial y con ajuste para muestras que no son suficientemente grandes. Además, se emplea la prueba de heterocedasticidad condicional autorregresiva (ARCH) para corroborar la varianza de los residuos.

Para identificar exactamente las innovaciones en el modelo VECM estructural, las restricciones son principalmente de orden, por ejemplo, estableciendo que el nivel del río puede afectar al volumen de cargas transportadas, pero naturalmente no a la inversa. Así, en general, se espera que los resultados reflejen la noción de relación directa entre las cargas transportadas y el nivel del río. Esto es, a menor nivel del río, menor volumen de cargas por la Hidrovía Paraná- Paraguay.

Para el ejercicio con el periodo 2009- 2023 se verificó  $r = 2$  mediante la prueba de Johansen. Así,  $\Xi B$  cuenta con 2 columnas de ceros que representan choques solamente con efectos transitorios. Además, se tiene  $k^* = 1$  restricción adicional en B. Cabe recordar que las columnas de ceros representan  $k^*r$  restricciones independientes. En total, se cuenta con  $\frac{1}{2}K(K - 1) = 3$  restricciones como se muestra a continuación.

$$\Xi B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & * \\ 0 & 0 & * \\ 0 & 0 & * \end{bmatrix} \quad y \quad B = \begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ 0 & * & * \end{bmatrix}$$

Considerando las variables de estudio (lcargas\_sa, lprecio\_sa, nrío, en ese orden), estas restricciones implican efectos únicamente en el corto plazo para las variables lcargas\_sa y lprecio\_sa, con restricción incluso en el corto plazo para lcargas\_sa sobre nrío. En la variante, para todos los casos, cargas\_sa toma el lugar de lcargas\_sa.

En cuanto al ejercicio con el periodo 2009- 2019, se verificó  $r = 1$  mediante la prueba de Johansen. Así,  $\Xi B$  cuenta con 1 columna de ceros que representa choques solamente con efectos transitorios. Con  $r = 1$  se tiene  $k^* = 2$  y la columna de ceros implica  $k^*r$  restricciones independientes. Para identificar exactamente los choques permanentes se necesita  $\frac{1}{2}k^*(k^* - 1) = 1$  restricción adicional. Se cuenta con  $\frac{1}{2}K(K - 1) = 3$  restricciones en total como se observa seguidamente.

$$\Xi B = \begin{bmatrix} 0 & * & * \\ 0 & * & * \\ 0 & 0 & * \end{bmatrix} \quad y \quad B = \begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{bmatrix}$$

Así, la variable lcargas\_sa solo puede tener efectos en el corto plazo y, además, la variable lprecio\_sa no presenta efecto a largo plazo sobre nrío. Este segundo ejercicio es menos restrictivo que el anterior para la identificación exacta de las innovaciones estructurales.

En cuanto al modelo ARDL, la ecuación queda especificada de la siguiente manera:

$$Y_t = c_0 + \sum_{i=1}^p \theta_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^2 \sum_{l=0}^{q_j} \delta_{j,l} X_{j,t-l} + \varepsilon_t$$

Donde  $Y$  corresponde a la variable relacionada a las cargas transportadas, mientras  $X_j$  con  $j = 1,2$  comprende las variables explicativas lprecio\_sa y nrío.

La elección de la cantidad de rezagos es crucial para la apropiada especificación del modelo ARDL y posterior inferencia estadística. Para ello, se considera el criterio de información de Akaike (AIC) y el criterio de Schwarz, también conocido como el criterio de información Bayesiano (BIC). Ante discrepancias en los resultados con los distintos criterios de información, el criterio de Schwarz se antepone por sus mejores propiedades para la selección del modelo, siguiendo las conclusiones de los experimentos Monte Carlo llevados a cabo por Pesaran & Shin (1995).

Por último, se evalúan los residuos como referencia del desempeño del modelo ARDL estimado. Así, se examina la función de autocorrelación (ACF), la función de autocorrelación parcial (PACF) y el histograma de los residuos de la estimación.

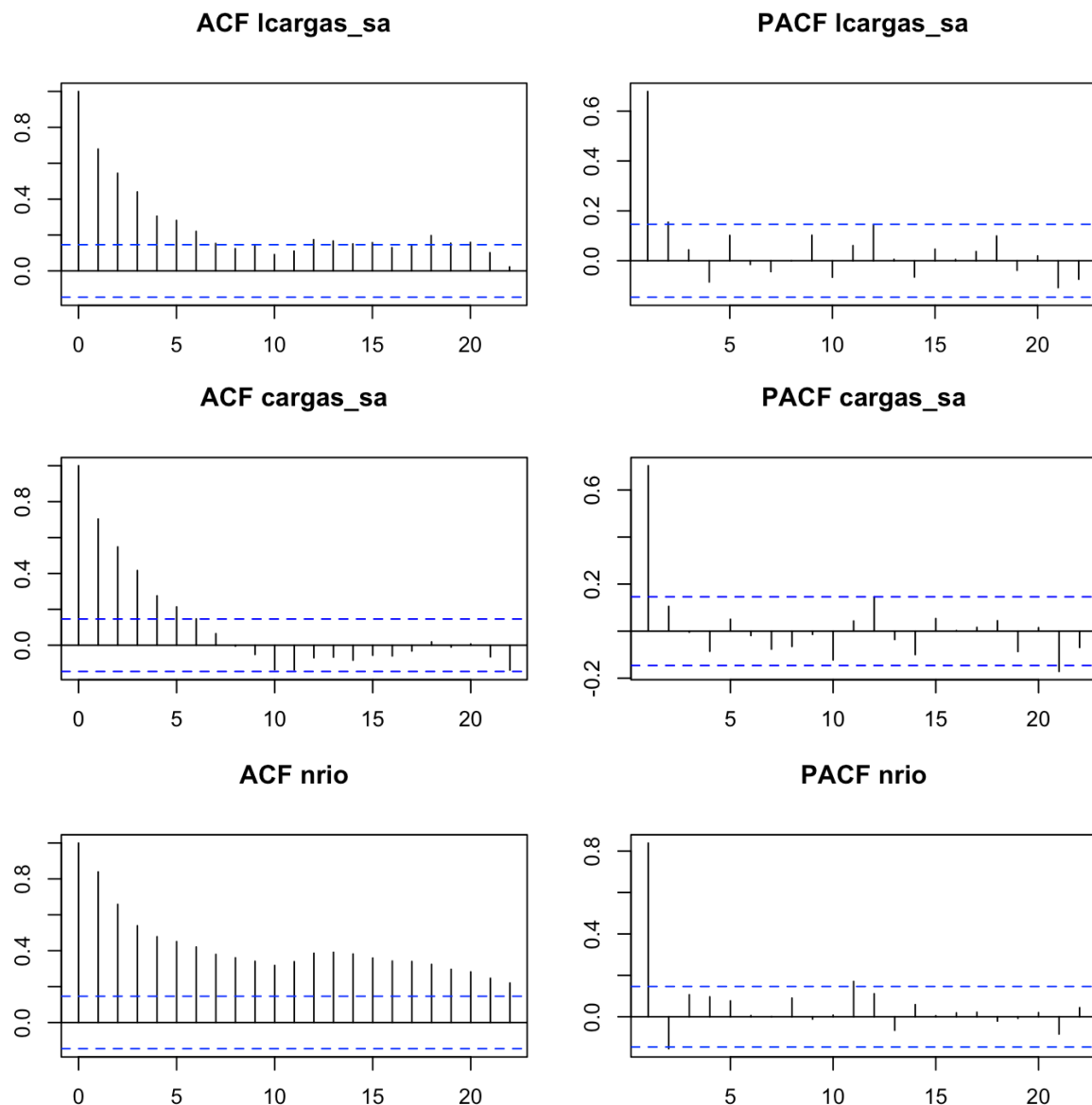
Para la presente investigación se emplea el lenguaje de programación R, en su entorno por excelencia RStudio, con vital apoyo de las librerías “vars”, “urca”, “ARDL”, “tseries” y “ggplot2” como principal herramienta gráfica.

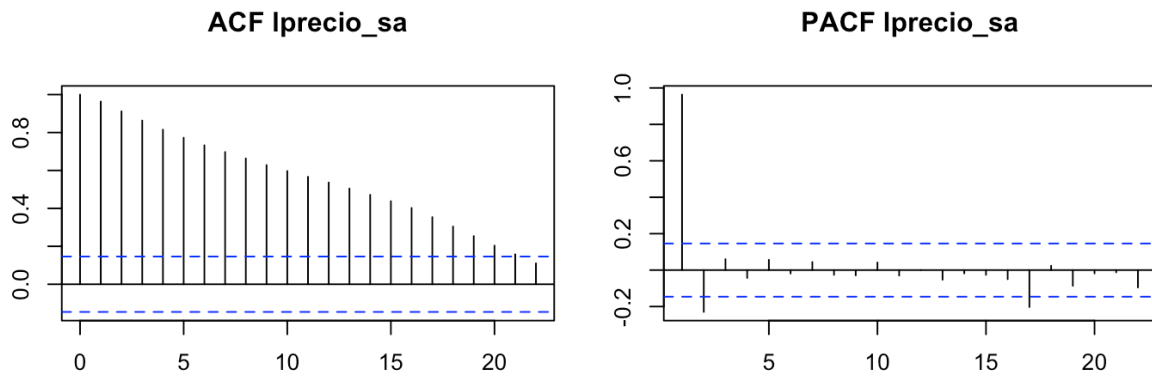
## IV. RESULTADOS

### *Estacionariedad*

La Figura 6 permite obtener una idea sobre la estacionariedad de las series empleadas para el periodo 2009- 2023. A simple vista se percibe autocorrelación en las series, principalmente en el nivel del río y los precios de la soja, con lo que las series no serían estacionarias en nivel.

**Figura 6. Autocorrelación y autocorrelación parcial, periodo 2009 – 2023**





Fuente: elaboración propia.

Se aplican las pruebas formales habituales para verificar la estacionariedad (Tabla 3). Se comprueba que las series del periodo 2009- 2023 no son estacionarias en nivel, mientras que sí cumplen con esta condición en primera diferencia. Así, se cuenta con series de orden I(1).

**Tabla 3. Pruebas de raíz unitaria y estacionariedad, periodo 2009 - 2023**

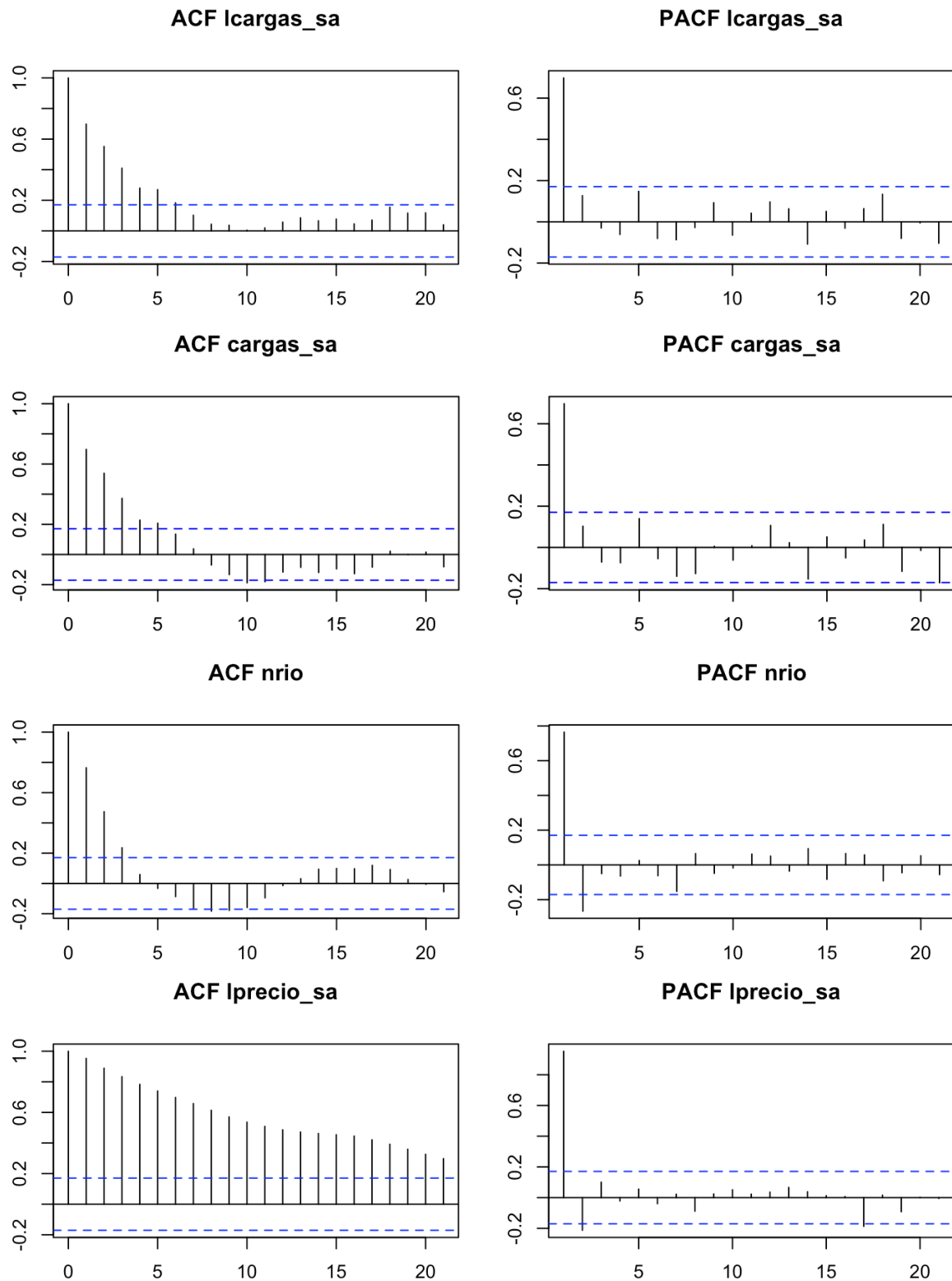
Variable	Prueba	Tipo	Nivel		Primera diferencia	
			Rezago	p-valor	Rezago	p-valor
nrio	ADF	Sin constante ni tendencia	4	0,394	4	0,010
		Constante, sin tendencia	5	0,065	4	0,010
	PP	Sin constante ni tendencia	4	0,316	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,010	4	0,010
	KPSS		4	0,010	4	0,100
lcargas_sa	ADF	Sin constante ni tendencia	4	0,729	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,010	4	0,010
	PP	Sin constante ni tendencia	4	0,696	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,010	4	0,010
	KPSS		4	0,010	4	0,100
cargas_sa	ADF	Sin constante ni tendencia	4	0,451	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,010	4	0,010
	PP	Sin constante ni tendencia	4	0,420	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,010	4	0,010
	KPSS		4	0,100	4	0,100
lprecio_sa	ADF	Sin constante ni tendencia	4	0,655	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,361	4	0,010
	PP	Sin constante ni tendencia	4	0,703	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,253	4	0,010
	KPSS		4	0,056	4	0,100

Fuente: elaboración propia.

Nota: p-valor = 0,010 representa  $p\text{-valor} \leq 0,010$  y p-valor = 0,100 representa  $p\text{-valor} \geq 0,100$ .

De la misma forma, se examina la estructura de autocorrelación de las series para el periodo 2009- 2019 (Figura 7). Se vuelve a percibir la no estacionariedad, aunque en este caso la autocorrelación resalta solo en el precio de la soja.

Figura 7. Autocorrelación y autocorrelación parcial, periodo 2009 – 2019



Fuente: elaboración propia.

Nuevamente, las pruebas para verificar la estacionariedad (Tabla 4) muestran que las series del periodo 2009- 2019 son  $I(1)$ . Es decir, son estacionarias en primera diferencia.

**Tabla 4. Pruebas de raíz unitaria y estacionariedad, periodo 2009 - 2019**

Variable	Prueba	Tipo	Nivel		Primera diferencia	
			Rezago	p-valor	Rezago	p-valor
nrio	ADF	Sin constante ni tendencia	4	0,395	4	0,010
		Constante, sin tendencia	10	0,055	4	0,010
	PP	Sin constante ni tendencia	4	0,380	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,010	4	0,010
	KPSS		4	0,100	4	0,100
lcargas_sa	ADF	Sin constante ni tendencia	4	0,807	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,049	4	0,010
	PP	Sin constante ni tendencia	4	0,698	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,010	4	0,010
	KPSS		4	0,010	4	0,100
cargas_sa	ADF	Sin constante ni tendencia	4	0,553	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,016	4	0,010
	PP	Sin constante ni tendencia	4	0,471	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,010	4	0,010
	KPSS		4	0,100	4	0,100
lprecio_sa	ADF	Sin constante ni tendencia	4	0,530	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,516	4	0,010
	PP	Sin constante ni tendencia	4	0,690	4	0,010
		Constante, sin tendencia	4	0,348	4	0,010
	KPSS		4	0,010	4	0,100

Fuente: elaboración propia.

Nota: p-valor = 0,010 representa p-valor  $\leq$  0,010 y p-valor = 0,100 representa p-valor  $\geq$  0,100.

### Cointegración

Seguidamente, se lleva a cabo la prueba de cointegración de Johansen por el método de autovalores. Para el periodo 2009- 2023 (Tabla 5), y la variable de interés lcargas\_sa, se rechaza la hipótesis nula de rango de cointegración (r) cero y uno. No obstante, no se puede rechazar  $r=2$  al 5% de nivel de significancia. Con esto, el rango de cointegración es dos y las variables poseen relación a largo plazo.

De la misma forma, con la variable de interés cargas\_sa, se rechaza la hipótesis nula de  $r=0$  y  $r=1$ . Sin embargo, no se puede rechazar  $r=2$  al 5% de nivel de significancia. De esta manera, el rango de cointegración también es dos.

**Tabla 5. Prueba de cointegración de Johansen, periodo 2009 - 2023**

Variable de interés	Rango de cointegración	Estadístico	Valor crítico 5%
lcargas_sa	$H_0: r = 0$	30,84	22,00
	$H_0: r \leq 1$	17,81	15,67
	$H_0: r \leq 2$	5,69	9,24
cargas_sa	$H_0: r = 0$	26,77	22,00
	$H_0: r \leq 1$	22,12	15,67
	$H_0: r \leq 2$	5,11	9,24

Fuente: elaboración propia.

Para el periodo 2009- 2019 (Tabla 6), con la variable de interés lcargas\_sa, se rechaza la hipótesis nula de no cointegración ( $r=0$ ). Sin embargo, no se puede rechazar la hipótesis nula de un rango de cointegración ( $r=1$ ) al 5% de nivel de significancia.

Por su parte, con la variable de interés *cargas\_sa*, se rechaza la hipótesis nula de  $r=0$  y  $r=1$ . No obstante, no se puede rechazar  $r=2$  al 5% de nivel de significancia. De esta forma, el rango de cointegración es dos y las variables poseen relación a largo plazo.

**Tabla 6. Prueba de cointegración de Johansen, periodo 2009 - 2019**

Variable de interés	Rango de cointegración	Estadístico	Valor crítico 5%
L <i>cargas_sa</i>	$H_0: r = 0$	25,89	22,00
	$H_0: r \leq 1$	13,57	15,67
	$H_0: r \leq 2$	5,52	9,24
<i>cargas_sa</i>	$H_0: r = 0$	25,63	22,00
	$H_0: r \leq 1$	16,27	15,67
	$H_0: r \leq 2$	4,60	9,24

Fuente: elaboración propia.

Adicionalmente, a partir del modelo ARDL que se presenta más adelante en este trabajo, se examinan las pruebas de límites que también verifican cointegración, con base en la prueba *t* y la prueba *F* (Wald). Estas pruebas de límites tienen como hipótesis nula la no cointegración y como hipótesis alternativa la posible cointegración. Para todos los casos de estudio se rechaza la hipótesis nula y los resultados se exponen en el Apéndice 3.

### **Modelo VECM**

Con variables cointegradas e  $I(1)$ , el modelo que se considera es el VECM. Como primer paso, se selecciona la cantidad de rezagos ( $p$ ) en un modelo VAR. En este sentido, la relación entre el modelo VAR y el modelo VECM es que con  $p$  rezagos seleccionados para el modelo VAR, se requieren  $p - 1$  rezagos en el modelo VECM. Los  $p$  rezagos se seleccionan con el criterio de información de Akaike, que en este caso coincide con el criterio de Hannan–Quinn, con resultado de  $p = 2$  rezagos seleccionados en el modelo VAR.

Con esta disposición y un total de 178 observaciones, la Tabla 7 presenta los resultados de la estimación de la matriz de cointegración ( $\beta$ ) para el periodo 2009- 2023, con base en la variable de interés *lcargas\_sa*. Cabe recordar de la prueba de cointegración de Johansen que el rango de cointegración es  $r=2$ . Además, se normalizan los parámetros de manera a tener una matriz de cointegración única (Lütkepohl, 2009). La normalización se realiza de forma tal a visualizar el efecto del nivel del río sobre las demás variables.

En la primera relación de cointegración, respecto a las cargas transportadas por la Hidrovía, se observa la relación inversa entre las cargas y el precio de la soja, aunque con un coeficiente que podría considerarse indistinto de cero. Por otro lado, se muestra una relación directa a largo plazo entre las cargas y el nivel del río, lo cual va en línea con la hipótesis de investigación de que menor nivel del río conduce a menor volumen de cargas por la Hidrovía.

En la segunda relación de cointegración se observa una relación directa a largo plazo entre el precio de la soja y el nivel del río. Así, a menor nivel del río, menor es el precio de la materia prima. Esto corrobora la presión a la baja en los precios de exportación que se menciona en D'Angelo et al. (2024) frente a la baja del nivel del río.

**Tabla 7. Matriz de cointegración, variable de interés lcargas\_sa, periodo 2009 - 2023**

Variables	ect1	ect2
lcargas_sa.l1	1	0
lprecio_sa.l1	-4e-17	1
nrrio.l1	0,0165	0,2670
constante	-14,972	-6,9147

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 8 muestra los efectos transitorios para el periodo 2009- 2023. El primer punto relevante a considerar es el signo del término de corrección de error (ect) que, al ser negativo, indica que el modelo converge al equilibrio. Esto es estadísticamente significativo en el caso de ect1, incluso al nivel de significancia de 0,1%.

El signo negativo que acompaña a la variable relacionada a las cargas transportadas brinda una intuición de equilibrio. Por ejemplo, ante una disminución del volumen transportado el mes anterior, se presenta una recuperación en el presente mes, de acuerdo con la especificación que se detalla en el Apéndice 1. Las variables relacionadas a las cargas y al precio de la soja presentan relación inversa en el efecto transitorio. Es decir, una disminución del precio de la soja en el mes anterior estimularía la compra y volumen de cargas por la Hidrovía en el presente mes. Esto se alinea al postulado de la ley de la demanda.

Asimismo, la relación nuevamente es directa entre las cargas transportadas y el nivel del río, con significancia estadística incluso al 0,1%. De esta forma, una disminución del nivel del río en el mes anterior conlleva a una disminución actual en el volumen de cargas transportadas por la Hidrovía.

**Tabla 8. Estimación del modelo VECM, variable de interés lcargas\_sa, periodo 2009 - 2023**

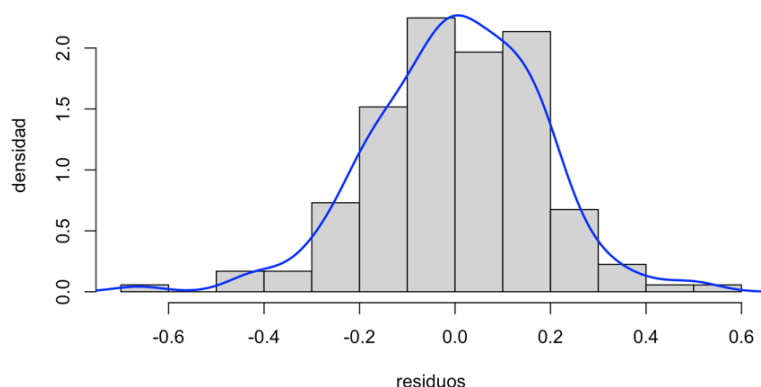
Variables	Coefficiente	Error estándar	Estadístico t	p-valor	
ect1	-0,2268	0,0597	-3,801	0,0002	***
ect2	-0,0211	0,0411	-0,512	0,6093	
lcargas_sa.dl1	-0,1856	0,0739	-2,513	0,0129	*
lprecio_sa.dl1	-0,5222	0,2688	-1,943	0,0537	.
nrrio.dl1	0,0672	0,0186	3,608	0,0004	***
R <sup>2</sup>	0,2459	R <sup>2</sup> ajustado	0,2242		
Estadístico F	11,29	p-valor	0,0000		

Fuente: elaboración propia.

Nota: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Posterior a la estimación, se evalúa el buen comportamiento del modelo mediante la revisión de los residuos. El primer paso es verificar gráficamente la normalidad de los residuos. En la Figura 8 se observa a simple vista un patrón normal en la distribución de los residuos de la estimación para el periodo 2009 - 2023.

**Figura 8. Histograma de los residuos del modelo VECM, variable de interés *lcargas\_sa*, periodo 2009 - 2023**



Fuente: elaboración propia.

La Tabla 9 presenta las pruebas formales sobre los residuos de la estimación para el periodo 2009- 2023. Las pruebas ADF, PP y KPSS coinciden a favor de la estacionariedad de la serie. La prueba de Shapiro-Wilk presenta evidencia a favor de la normalidad de los residuos, mientras que la de Jarque-Bera rechaza esta hipótesis. Como ya se anticipaba en la metodología, la prueba de Jarque-Bera funciona mejor en muestras grandes y en este caso, con  $N=178$ , la prueba de Shapiro-Wilk resulta más apropiada. Dado el tamaño de la muestra no tan grande, la visualización de los errores de la Figura 8 y el resultado de la prueba de Shapiro-Wilk, se concluye que hay evidencia a favor de la normalidad de los residuos de la estimación. Finalmente, se corrobora la ausencia de correlación serial y efecto ARCH con las pruebas Portmanteau y ARCH, respectivamente.

**Tabla 9. Pruebas sobre los residuos del modelo VECM, variable de interés *lcargas\_sa*, periodo 2009 - 2023**

Prueba	$H_0$	p-valor
ADF	No estacionario	0,0100
PP	No estacionario	0,0100
KPSS	Estacionario	0,1000
Shapiro-Wilk	Normalidad	0,1856
Jarque-Bera	Normalidad	0,0136
Portmanteau	No correlación serial	0,8059
ARCH	No efecto ARCH	0,4594

Fuente: elaboración propia.

Para el periodo 2009- 2019 también se considera el modelo VECM. Los  $p$  rezagos del modelo VAR se seleccionan con el criterio de información de Akaike, que vuelve a coincidir con el de Hannan–Quinn, resultando en  $p = 2$  rezagos seleccionados.

La Tabla 10 presenta los resultados de la estimación de  $\beta$  para el periodo 2009- 2019, a partir de 130 observaciones mensuales y con base en la variable de interés *lcargas\_sa*. Vale recordar que, de la prueba de cointegración de Johansen, el rango de cointegración es  $r=1$ . En este caso, se normaliza el parámetro correspondiente a la variable relacionada a las cargas para obtener una matriz de cointegración única.

Para el periodo 2009- 2019, se muestra una relación directa entre las cargas transportadas por la Hidrovía y el precio de la soja. En cuanto a las cargas y el nivel del río, respecto al periodo 2009- 2023, se tiene el mismo resultado de relación directa para el periodo 2009- 2019, lo cual va en línea con la hipótesis de investigación.

**Tabla 10. Vector de cointegración, variable de interés lcargas\_sa, periodo 2009 - 2019**

Variables	ect1
lcargas_sa.l1	1
lprecio_sa.l1	1,8577
nrio.l1	0,9481
constante	-29,394

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 11 muestra los efectos transitorios para el periodo 2009- 2019. El signo del término de corrección de error es negativo, aunque no es estadísticamente significativo.

El signo negativo que acompaña a la variable relacionada a las cargas transportadas brinda nuevamente una intuición de equilibrio. A diferencia del efecto permanente, las variables relacionadas a las cargas y al precio de la soja presentan relación inversa en el efecto transitorio.

La relación es directa entre las cargas transportadas y el nivel del río, con significancia estadística al 5%. Así, se vuelve a verificar que una disminución del nivel del río en el mes anterior conlleva a una disminución actual en el volumen de cargas transportadas por la Hidrovía.

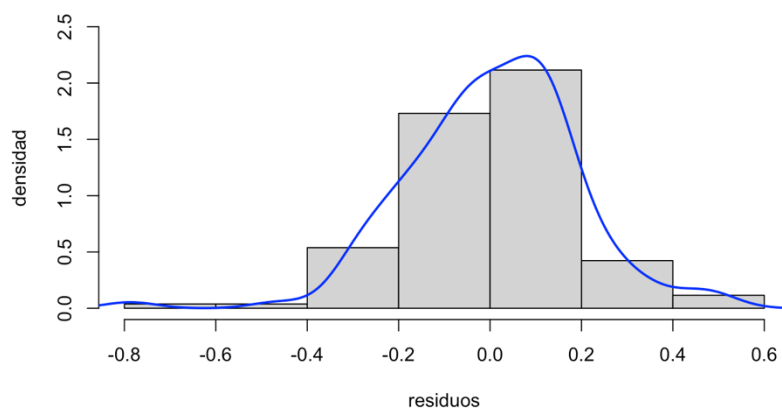
**Tabla 11. Estimación del modelo VECM, variable de interés lcargas\_sa, periodo 2009 - 2019**

Variables	Coefficiente	Error estándar	Estadístico t	p-valor	
ect1	-0,0063	0,0176	-0,359	0,7200	
lcargas_sa.dl1	-0,3077	0,0853	-3,605	0,0004	***
lprecio_sa.dl1	-0,5217	0,3355	-1,555	0,1225	
nrio.dl1	0,0606	0,0252	2,410	0,0174	*
R <sup>2</sup>	0,1378	R <sup>2</sup> ajustado	0,1104		
Estadístico F	5,04	p-valor	0,0008		

Fuente: elaboración propia.

Nota: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Seguidamente, se evalúa el comportamiento del modelo mediante la revisión de los residuos. En esta oportunidad, a partir de 130 observaciones mensuales para el periodo 2009- 2019, la Figura 9 no proporciona a simple vista suficiente evidencia a favor de la distribución normal de los residuos.

**Figura 9. Histograma de los residuos del modelo VECM, variable de interés lcargas\_sa, periodo 2009 - 2019**

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 12 presenta las pruebas formales sobre los residuos de la estimación para el periodo 2009-2019. Las pruebas ADF, PP y KPSS coinciden a favor de la estacionariedad de la serie. Las pruebas de normalidad muestran evidencia en contra de la distribución normal de los residuos. Finalmente, se corrobora la ausencia de correlación serial y efecto ARCH con las pruebas Portmanteau y ARCH, respectivamente.

**Tabla 12. Pruebas sobre los residuos del modelo VECM, variable de interés *lcargas\_sa*, periodo 2009 - 2019**

Prueba	H <sub>0</sub>	p-valor
ADF	No estacionario	0,0100
PP	No estacionario	0,0100
KPSS	Estacionario	0,1000
Shapiro-Wilk	Normalidad	0,0133
Jarque-Bera	Normalidad	0,0000
Portmanteau	No correlación serial	0,2050
ARCH	No efecto ARCH	0,5810

*Fuente: elaboración propia.*

El modelo VECM también es apropiado al considerar la variable de interés *cargas\_sa*, debido a que las variables presentan cointegración y son I(1).

Para el periodo 2009- 2023, se especifica  $p = 2$  rezagos seleccionados en el modelo VAR mediante el criterio de información de Akaike. De esta forma, y con un total de 178 observaciones, la Tabla 13 muestra los resultados de la estimación de la matriz de cointegración ( $\beta$ ). Vale recordar de la prueba de cointegración de Johansen que el rango de cointegración es  $r=2$ . Además, se normalizan los parámetros de forma tal a visualizar el efecto del nivel del río sobre las demás variables.

En la primera relación de cointegración, respecto a las cargas como porcentaje de la producción, se observa la relación directa entre las cargas y el precio de la soja, aunque con un coeficiente que podría considerarse indistinto de cero. A su vez, se muestra una relación directa a largo plazo entre las cargas y el nivel del río, lo cual va en línea con la hipótesis de investigación.

En la segunda relación de cointegración se observa una relación directa a largo plazo entre el precio de la soja y el nivel del río. Esto coincide con la presión a la baja en los precios de exportación ante reducciones del nivel del río mencionada por D'Angelo et al. (2024).

**Tabla 13. Matriz de cointegración, variable de interés *cargas\_sa*, periodo 2009 - 2023**

Variables	ect1	ect2
<i>cargas_sa.l1</i>	1	0
<i>lprecio_sa.l1</i>	3e-17	1
<i>nrío.l1</i>	0,0485	0,2829
constante	-0,5378	-6,9601

*Fuente: elaboración propia.*

La Tabla 14 muestra los efectos transitorios para el periodo 2009- 2023 con la variable de interés *cargas\_sa*. El primer término de corrección de error (ect1) es negativo y estadísticamente significativo, incluso al nivel de significancia de 0,1%. Mientras, el segundo término de corrección de error (ect2) presenta coeficiente positivo, pero sin significancia estadística.

El signo negativo que acompaña a la variable relacionada a las cargas brinda una intuición de equilibrio. Con esto, ante una disminución del ratio de cargas sobre la producción en el mes anterior, se presenta una recuperación en el mes actual.

Las variables relacionadas a las cargas como porcentaje de la producción y al precio de la soja presentan relación inversa en el efecto transitorio. Por su parte, la relación es nuevamente directa entre las cargas como porcentaje de la producción y el nivel del río, con significancia estadística incluso al 0,1%. De esta forma, una disminución del nivel del río en el mes anterior conlleva a una disminución actual en el ratio de cargas sobre la producción.

**Tabla 14. Estimación del modelo VECM, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 - 2023**

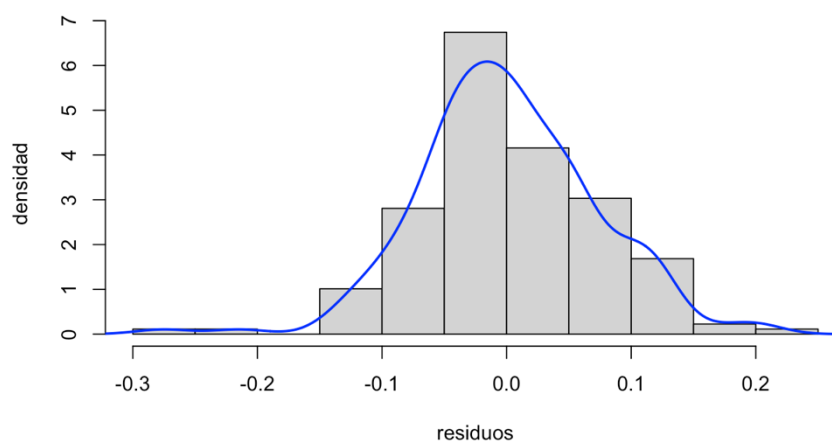
Variables	Coefficiente	Error estándar	Estadístico t	p-valor	
ect1	-0,2195	0,0559	-3,929	0,0001	***
ect2	0,0250	0,0175	1,428	0,1551	
cargas_sa.dl1	-0,1362	0,0743	-1,834	0,0683	.
lprecio_sa.dl1	-0,1710	0,1078	-1,587	0,1144	
nrrio.dl1	0,0263	0,0075	3,489	0,0006	***
R <sup>2</sup>	0,2141	R <sup>2</sup> ajustado	0,1914		
Estadístico F	9,43	p-valor	0,0000		

Fuente: elaboración propia.

Nota: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 '.' 1

Posterior a la estimación, se evalúa el comportamiento del modelo mediante la revisión de los residuos para el periodo 2009- 2023. En la Figura 10 se observa un patrón relativamente normal en la distribución de los residuos, aunque con cierta asimetría presente, por lo que el resultado de normalidad a simple vista es incierto y se debe comprobar con las pruebas formales.

**Figura 10. Histograma de los residuos del modelo VECM, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 - 2023**



Fuente: elaboración propia.

La Tabla 15 presenta las pruebas formales sobre los residuos de la estimación para el periodo 2009- 2023. Las pruebas ADF, PP y KPSS coinciden a favor de la estacionariedad de la serie. Las pruebas de normalidad muestran evidencia en contra de la distribución normal de los residuos. Se corrobora la ausencia de correlación serial y efecto ARCH con las pruebas Portmanteau y ARCH, respectivamente.

**Tabla 15. Pruebas sobre los residuos del modelo VECM, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 - 2023**

Prueba	H <sub>0</sub>	p-valor
ADF	No estacionario	0,0100
PP	No estacionario	0,0100
KPSS	Estacionario	0,1000
Shapiro-Wilk	Normalidad	0,0240
Jarque-Bera	Normalidad	0,0064
Portmanteau	No correlación serial	0,6646
ARCH	No efecto ARCH	0,4401

Fuente: elaboración propia.

Asimismo, el modelo VECM se emplea al considerar la variable de interés cargas\_sa para el periodo 2009- 2019. Se especifica  $p = 2$  rezagos seleccionados en el modelo VAR mediante el criterio de información de Akaike. De esta forma, y con un total de 130 observaciones, la Tabla 16 presenta los resultados de la estimación de la matriz de cointegración ( $\beta$ ). Cabe recordar de la prueba de cointegración de Johansen que el rango de cointegración es  $r=2$ . Se normalizan los parámetros de manera tal a visualizar el efecto del nivel del río sobre las variables cargas\_sa y lprecio\_sa.

En la primera relación de cointegración, respecto a las cargas como porcentaje de la producción, se observa la relación inversa entre las cargas y el precio de la soja, aunque con un coeficiente que podría considerarse indistinto de cero. Por otro lado, se muestra una relación directa a largo plazo entre las cargas y el nivel del río, en línea con la hipótesis de investigación.

En la segunda relación de cointegración se observa una relación directa a largo plazo entre el precio de la soja y el nivel del río. Esto coincide nuevamente con la presión a la baja en los precios de exportación que se menciona en D'Angelo et al. (2024).

**Tabla 16. Matriz de cointegración, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 - 2019**

Variables	ect1	ect2
cargas_sa.l1	1	0
lprecio_sa.l1	-5e-17	1
nrio.l1	0,0704	0,7347
constante	-0,6244	-8,5695

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 17 muestra los efectos transitorios para el periodo 2009- 2019 con la variable de interés cargas\_sa. El primer término de corrección de error (ect1) es negativo y estadísticamente significativo, incluso al nivel de significancia del 0,1%, lo que representa un resultado deseable para la convergencia al equilibrio del modelo. En contraste, el segundo término de corrección de error (ect2) presenta coeficiente positivo y significativo al 5%.

El signo negativo que acompaña a la variable relacionada a las cargas brinda nuevamente una intuición de equilibrio. Las variables relacionadas a las cargas como porcentaje de la producción y al precio de la soja presentan relación inversa en el efecto transitorio. No obstante, los coeficientes estimados para estas variables no llegan al 5% de nivel de significancia.

Por su parte, la relación es nuevamente directa entre las cargas como porcentaje de la producción y el nivel del río, aunque no alcanza la significancia estadística al 5%.

**Tabla 17. Estimación del modelo VECM, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 - 2019**

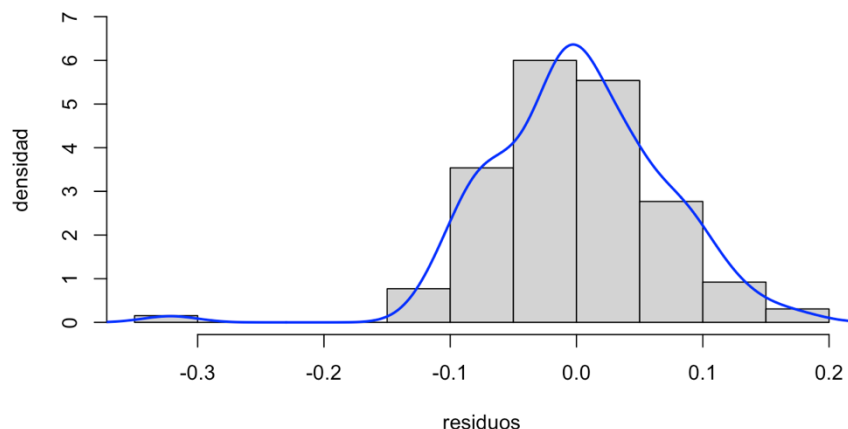
Variables	Coefficiente	Error estándar	Estadístico t	p-valor	
ect1	-0,2382	0,0676	-3,524	0,0006	***
ect2	0,0313	0,0120	2,615	0,0100	*
cargas_sa.dl1	-0,1567	0,0892	-1,757	0,0814	.
lprecio_sa.dl1	-0,1662	0,1232	-1,349	0,1797	
nrrio.dl1	0,0161	0,0096	1,674	0,0967	.
R <sup>2</sup>	0,2040	R <sup>2</sup> ajustado	0,1722		
Estadístico F	6,41	p-valor	0,0000		

Fuente: elaboración propia.

Nota: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Se evalúa el comportamiento del modelo mediante la revisión de los residuos de la estimación para el periodo 2009- 2019. En esta ocasión, a partir de 130 observaciones mensuales, la Figura 11 no proporciona a simple vista suficiente evidencia a favor de la distribución normal de los residuos.

**Figura 11. Histograma de los residuos del modelo VECM, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 - 2019**



Fuente: elaboración propia.

La Tabla 18 presenta las pruebas formales sobre los residuos de la estimación para el periodo 2009-2019. Las pruebas ADF, PP y KPSS coinciden a favor de la estacionariedad de la serie. Las pruebas de normalidad muestran evidencia en contra de la distribución normal de los residuos. Finalmente, se corrobora la ausencia de correlación serial y efecto ARCH con las pruebas Portmanteau y ARCH, respectivamente.

**Tabla 18. Pruebas sobre los residuos del modelo VECM, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 - 2019**

Prueba	H <sub>0</sub>	p-valor
ADF	No estacionario	0,0100
PP	No estacionario	0,0100
KPSS	Estacionario	0,1000
Shapiro-Wilk	Normalidad	0,0009
Jarque-Bera	Normalidad	0,0000
Portmanteau	No correlación serial	0,3019
ARCH	No efecto ARCH	0,7426

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 19 pretende, por un lado, resumir las relaciones de cointegración entre las variables, obtenidas mediante las estimaciones con el modelo VECM. Por otro lado, encontrar patrones entre los resultados a través de las combinaciones de diferentes especificaciones, sean: dos periodos de estudio, 2009- 2023 y 2009- 2019, y dos variables de interés distintas, *lcargas\_sa* y *cargas\_sa*.

Se observa que la relación a largo plazo entre la variable relacionada a las cargas transportadas y el precio de la soja es nula en la mayoría de los casos, salvo en el periodo 2009- 2019 con la variable de interés *lcargas\_sa*.

Por su parte, la relación a largo plazo entre la variable relacionada a las cargas transportadas y el nivel del río es directa a través de las distintas combinaciones de especificaciones. A estos resultados acompañan aquellos obtenidos para el efecto transitorio, los cuales también señalan relación directa entre las cargas y el nivel del río, con significancia estadística en la mayoría de los casos. Se muestra robustez de la relación directa entre dichas variables y evidencia a favor de la hipótesis de investigación con el primer modelo estudiado. De esta manera, un menor nivel del río coincidiría con un menor volumen de cargas transportadas por la Hidrovía Paraná – Paraguay.

**Tabla 19. Comparación de cointegración**

Variables	<i>lcargas_sa</i>		<i>cargas_sa</i>	
	2009- 2023	2009- 2019	2009- 2023	2009- 2019
<i>lprecio_sa.l1</i>	0,0000	1,8577	0,0000	0,0000
<i>nrrio.l1</i>	0,0165	0,9481	0,0485	0,0704
constante	-14,972	-29,394	-0,5378	-0,6244

Fuente: elaboración propia.

### **Impulso - Respuesta**

A continuación se presenta la comparación del análisis impulso- respuesta con la representación VAR del modelo VECM y el modelo SVECM. Para este último se utiliza la identificación exacta de las innovaciones estructurales planteada en la metodología. Los parámetros estimados de  $\Xi B$  y  $B$  se presentan en el Apéndice 2.

En todos los casos se expone la respuesta de la variable de interés a los choques de las variables explicativas y a su propio choque, para un horizonte de 24 meses. Con la representación VAR del modelo VECM se calculan intervalos de confianza al 95% mediante *bootstrapping* de 2000 repeticiones. Para el análisis impulso- respuesta con el modelo SVECM se utiliza el método de percentiles de Hall para la corrección del sesgo con los intervalos de confianza, siguiendo el procedimiento descrito por Lütkepohl (2005) y tomando la mediana como el percentil de referencia. En el Apéndice 4 se exponen los resultados de impulso- respuesta con el modelo SVECM utilizando el método de *bootstrapping* habitual para los intervalos de confianza.

La Figura 12 presenta las respuestas de la variable *lcargas\_sa* a los distintos choques, considerando el periodo de estudio 2009- 2023.

A partir del modelo SVECM, con las restricciones impuestas, un choque positivo en el nivel del río implica para el mes 0 (mes actual) una reacción negativa y significativa en las cargas transportadas, pero una abrupta reducción del efecto negativo a partir del primer mes y la convergencia cerca de cero en el largo plazo.

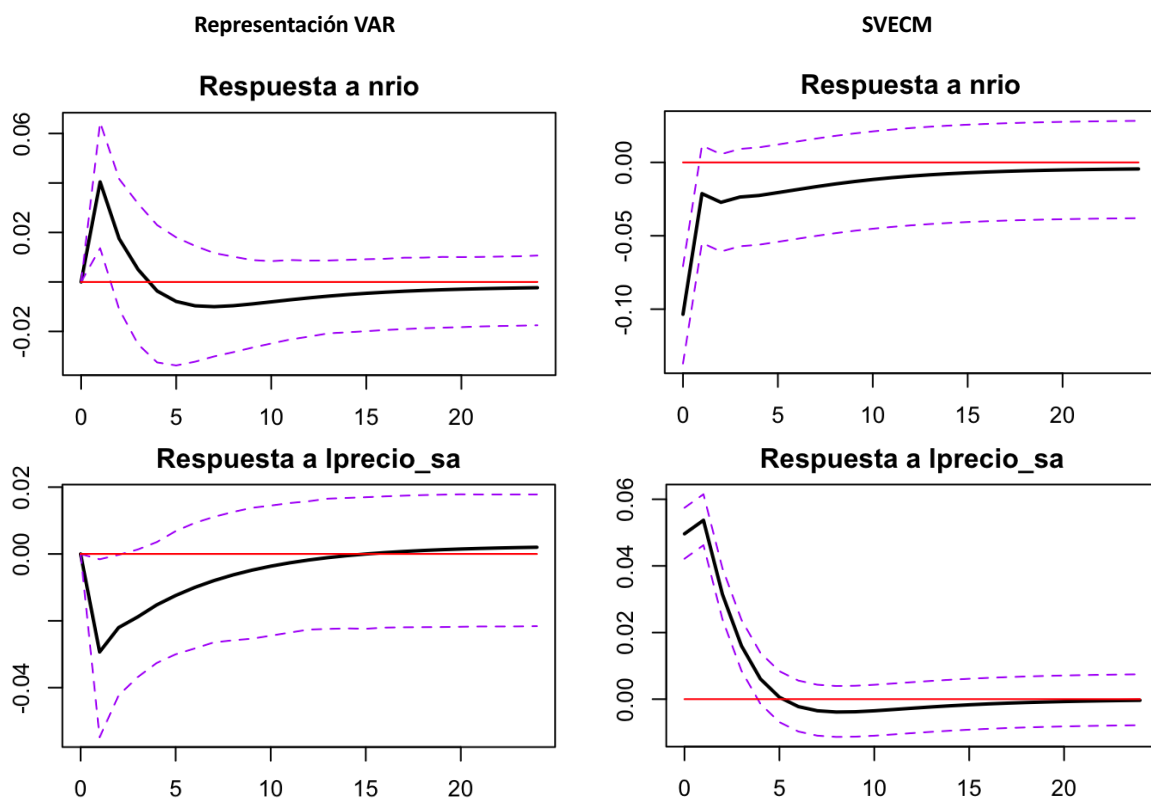
Un choque positivo en el precio de la soja muestra primero una reacción positiva significativa en las cargas y luego una disminución del efecto a partir del segundo mes hasta llegar a cero en el quinto mes. El choque de las cargas sobre sí mismas presenta una reacción positiva en el mes 0 y luego la reducción del efecto hasta converger a cero en el largo plazo.

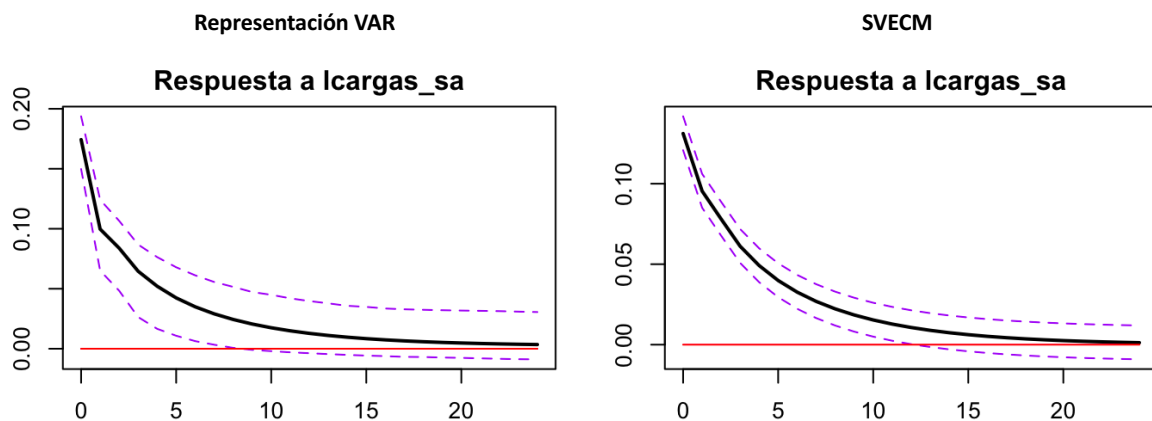
Por su parte, con la representación VAR del modelo VECM se observa que un choque positivo en el nivel del río genera un efecto nulo en las cargas transportadas del mes 0, seguido de una reacción positiva y significativa en el primer mes. Luego, el efecto positivo disminuye hasta el cuarto mes, en el que llega a cero, se mantiene por varios meses con efecto negativo, aunque sin significancia estadística, hasta converger cerca de cero en el largo plazo.

Asimismo, un choque positivo en el precio de la soja muestra un efecto nulo en las cargas transportadas del mes 0, seguido de una reacción negativa y significativa en el primer mes. Luego, el efecto negativo disminuye hasta converger alrededor de cero en el largo plazo. El choque de las cargas sobre sí mismas con la representación VAR del modelo VECM presenta un comportamiento similar que con el modelo SVECM, aunque con pérdida más rápida de significancia estadística.

Los resultados de impulso- respuesta obtenidos con la representación VAR del modelo VECM coinciden con la hipótesis de esta investigación, señalando relación directa e incluso significativa entre las cargas transportadas por la Hidrovía y el nivel del río. También resalta la relación inversa entre las cargas transportadas y el precio de la soja, lo cual se indicaba desde el análisis descriptivo de los datos en la sección III. En el estudio presentado por Barsky & Sims (2011), en el que incluyen un experimento Monte Carlo y aplicación empírica, los autores sugieren mayor robustez del análisis impulso- respuesta con el modelo VAR, incluso ante series I(1).

**Figura 12. Respuesta de  $I_{cargas\_sa}$ , periodo 2009 - 2023**





Fuente: elaboración propia.

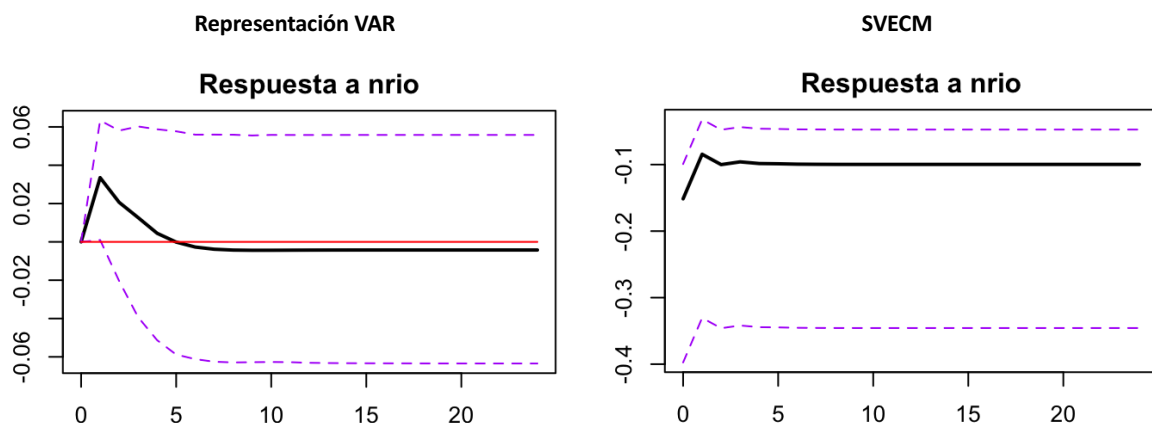
En cuanto al periodo 2009- 2019 (Figura 13), con el modelo SVECM, un choque positivo en el nivel del río implica una reacción negativa en las cargas transportadas del mes 0 y una disminución del efecto negativo desde el primer mes, con persistencia negativa en el largo plazo. Se observa una reacción negativa persistente y significativa en las cargas ante un choque positivo en el precio de la soja. El choque de las cargas sobre sí mismas presenta primero una reacción positiva y luego la reducción del efecto a partir del segundo mes hasta converger a cero desde el sexto mes.

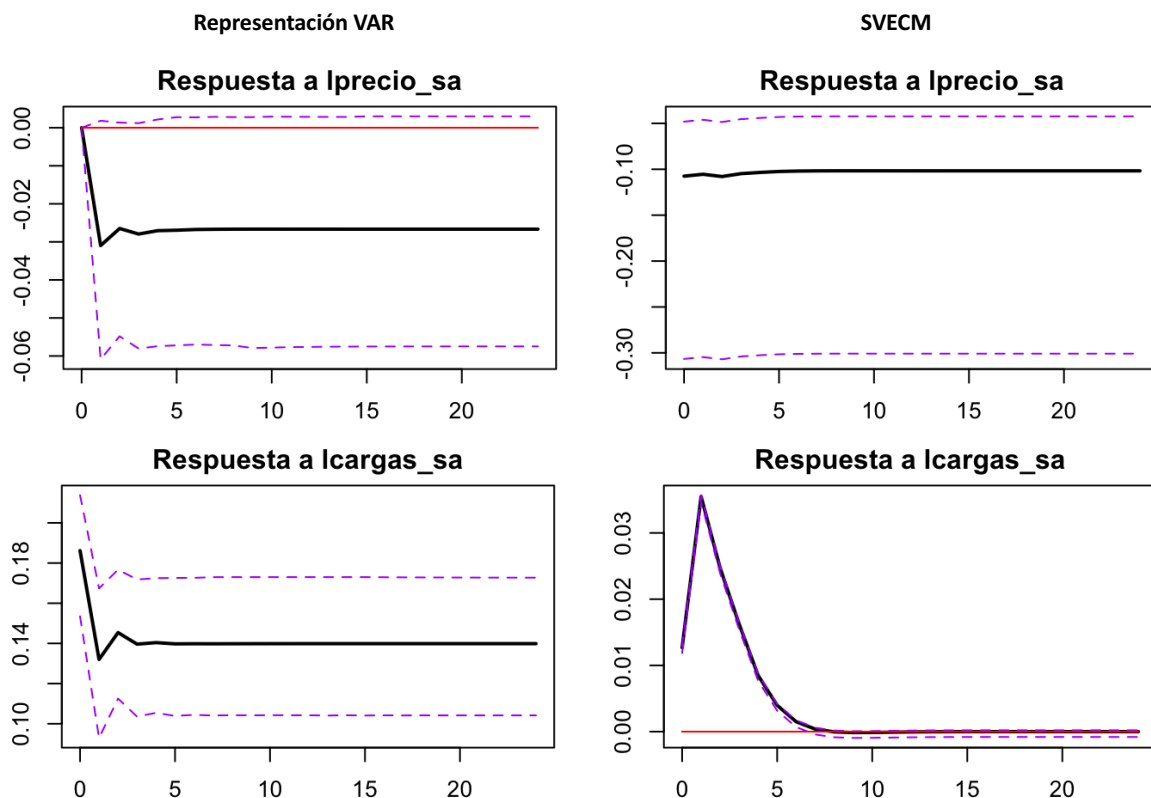
Con la representación VAR del modelo VECM se observa que un choque positivo en el nivel del río genera un efecto nulo en las cargas transportadas del mes 0, seguido de una reacción positiva en el primer mes. El efecto positivo disminuye hasta el quinto mes y luego converge cerca de cero.

Un choque positivo en el precio de la soja muestra un efecto nulo en las cargas transportadas del mes 0, seguido de una reacción negativa y persistente desde el primer mes. El choque de las cargas sobre sí mismas con la representación VAR del modelo VECM presenta una reacción positiva significativa en el mes 0, seguida de una disminución del efecto en el primer mes y persistencia positiva en el largo plazo.

De esta manera, la representación VAR del modelo VECM con el periodo de estudio 2009- 2019 muestra resultados inconclusos, carentes en su mayoría de significancia estadística. Mientras tanto, los resultados a partir del modelo SVECM muestran significancia, aunque estos difieran con la hipótesis de investigación. Es importante tener en cuenta que estos resultados pueden ser sensibles al menor tamaño muestral que representa este periodo de estudio.

**Figura 13. Respuesta de lcargas\_sa, periodo 2009 - 2019**





Fuente: elaboración propia.

La Figura 14 expone las respuestas de la variable *cargas\_sa* a los diferentes choques, a partir de la estimación con el periodo de estudio 2009- 2023.

Con el modelo SVECM, y las restricciones estructurales impuestas, un choque positivo en el nivel del río implica para el mes actual una reacción negativa y significativa en las cargas como porcentaje de la producción, seguida de una abrupta reducción del efecto negativo a partir del primer mes, con persistencia negativa en el largo plazo.

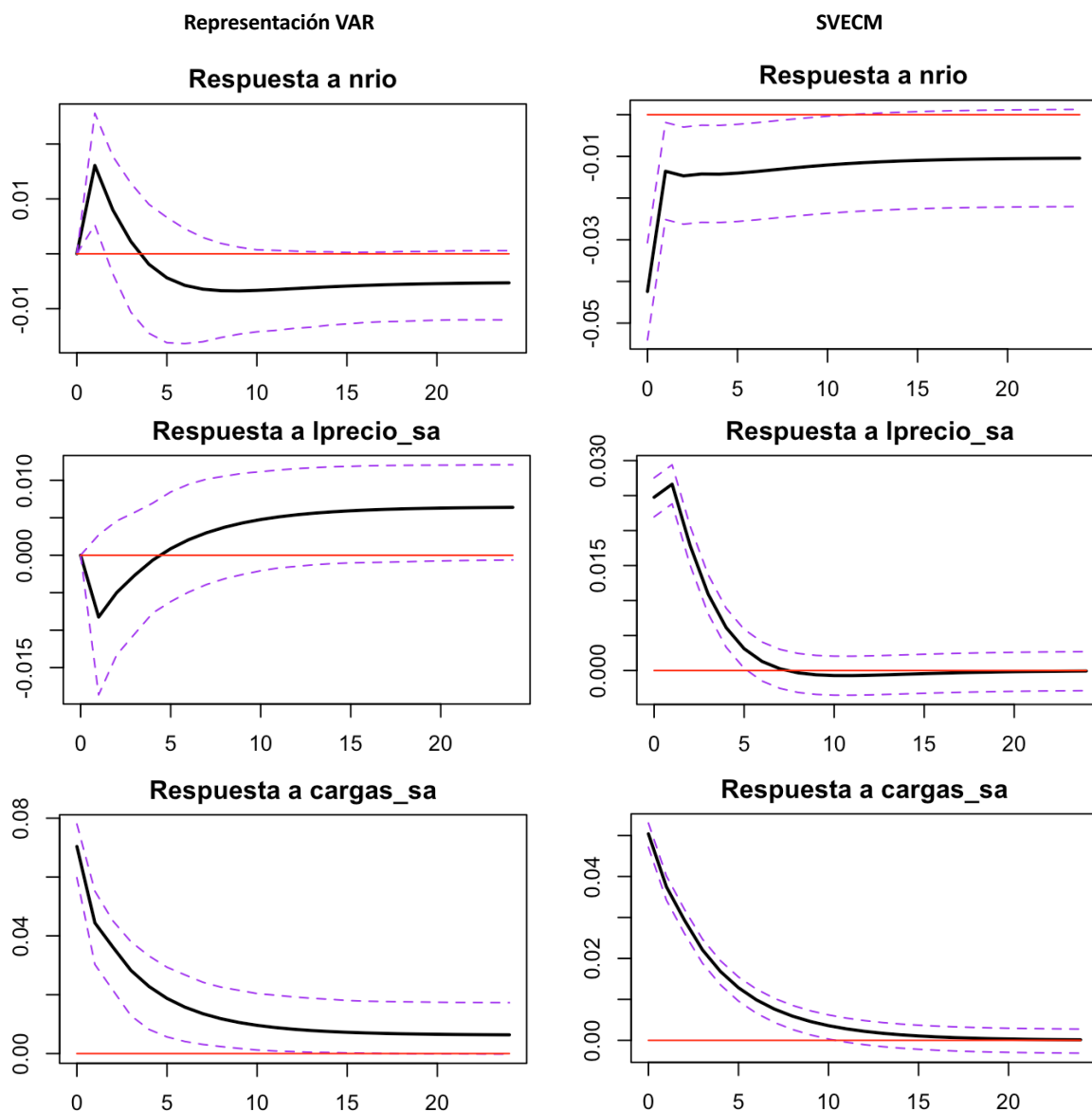
Un choque positivo en el precio de la soja muestra primero una reacción positiva significativa en las cargas y luego una disminución del efecto a partir del segundo mes, hasta llegar a cero en el séptimo mes. El choque de las cargas sobre sí mismas presenta una reacción positiva en el mes 0 y luego la reducción del efecto hasta converger a cero en el largo plazo.

Por su parte, con la representación VAR del modelo VECM se observa que un choque positivo en el nivel del río genera un efecto nulo en las cargas como porcentaje de la producción del mes 0, seguido de una reacción positiva y significativa en el primer mes. Luego, el efecto positivo disminuye hasta el tercer mes, en el que llega a cero, y presenta persistencia negativa en el largo plazo.

Asimismo, un choque positivo en el precio de la soja muestra un efecto nulo en las cargas del mes 0, seguido de una reacción negativa y significativa en el primer mes. Luego, el efecto negativo disminuye hasta el cuarto mes, en el que llega a cero, y presenta persistencia positiva en el largo plazo. El choque de las cargas sobre sí mismas con la representación VAR del modelo VECM presenta un comportamiento similar que con el modelo SVECM, aunque no llega a converger a cero en el largo plazo.

Los resultados de impulso- respuesta obtenidos con la representación VAR del modelo VECM coinciden con la hipótesis de esta investigación para los primeros meses (dentro del corto plazo), señalando relación directa e incluso significativa entre las cargas y el nivel del río. También destaca la relación inversa entre las cargas como porcentaje de la producción y el precio de la soja, tal como se mencionaba en el análisis descriptivo de los datos en la sección III.

**Figura 14. Respuesta de cargas\_sa, periodo 2009 - 2023**



*Fuente: elaboración propia.*

En cuanto al periodo 2009- 2019 (Figura 15), con el modelo SVECM, un choque positivo en el nivel del río implica una reacción negativa en las cargas como porcentaje de la producción del mes 0 y una disminución del efecto negativo desde el primer mes, con persistencia negativa en el largo plazo. Se observa que un choque positivo en el precio de la soja muestra primero una reacción positiva significativa en las cargas y luego una disminución del efecto a partir del tercer mes, hasta llegar a cero

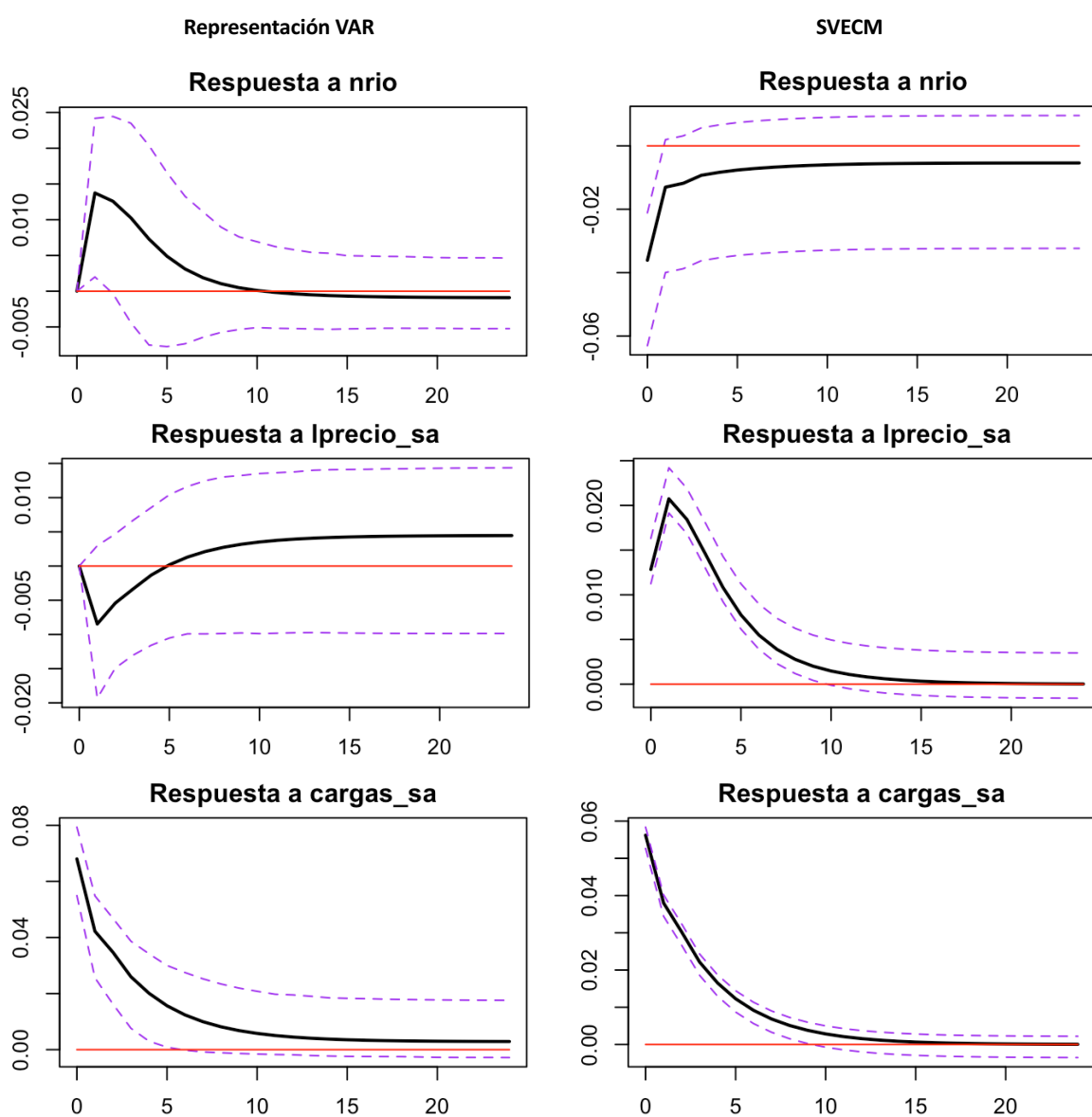
en el largo plazo. El choque de las cargas sobre sí mismas presenta primero una reacción positiva y luego la reducción del efecto a partir del segundo mes hasta converger a cero en el largo plazo.

Con la representación VAR del modelo VECM se observa que un choque positivo en el nivel del río genera un efecto nulo en las cargas del mes 0, seguido de una reacción positiva y significativa en el primer mes. El efecto positivo disminuye hasta el décimo mes y luego converge cerca de cero.

Un choque positivo en el precio de la soja muestra un efecto nulo en las cargas del mes 0, seguido de una reacción negativa y significativa en el primer mes. Luego, el efecto negativo disminuye hasta el quinto mes, en el que llega a cero, y presenta persistencia positiva en el largo plazo. El choque de las cargas sobre sí mismas con la representación VAR del modelo VECM presenta un comportamiento similar que con el modelo SVECM, aunque no llega a converger a cero en el largo plazo.

De esta forma, la representación VAR del modelo VECM con el periodo de estudio 2009- 2019 también muestra resultados que se alinean a la hipótesis de investigación.

**Figura 15. Respuesta de cargas\_sa, periodo 2009 - 2019**



Fuente: elaboración propia.

### Descomposición de la varianza del error de predicción

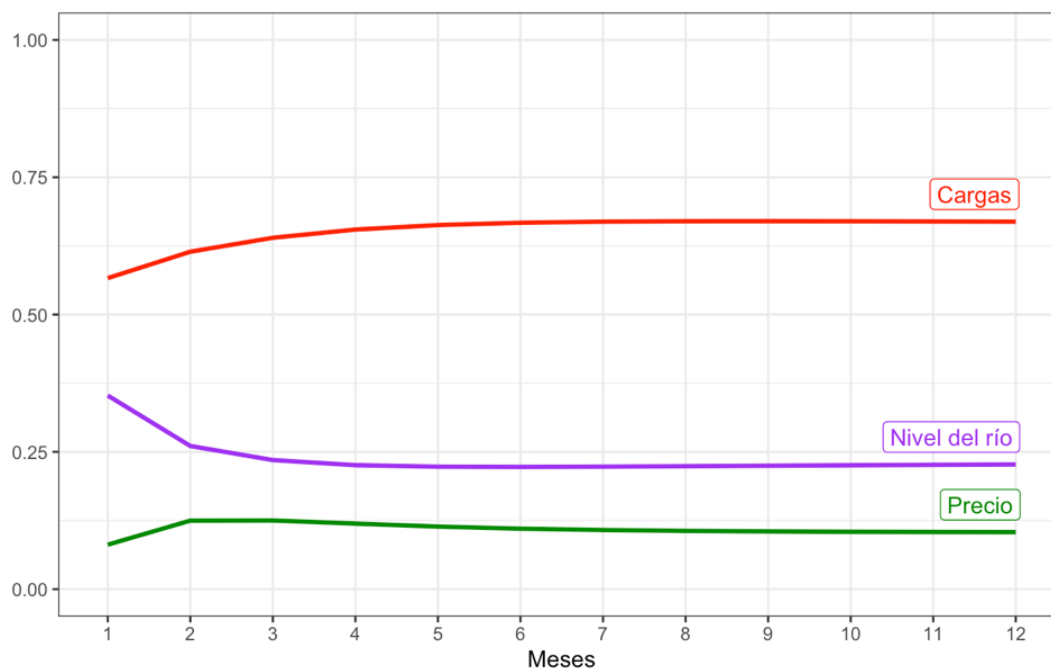
A partir del modelo SVECM, con la estimación para el periodo 2009- 2023, se analiza la descomposición de la varianza del error de la variable de interés  $lcargas\_sa$ , para un horizonte de 12 meses (Figura 16). Así, en el primer mes, la varianza del error de la variable relacionada a las cargas transportadas por la Hidrovía se explica principalmente por sus propias innovaciones (56,6%), seguida de las innovaciones relacionadas al nivel del río (35,3%) y, por último, las innovaciones relacionadas al precio de la soja (8,1%).

En el mes 12, se mantiene el mismo orden, aunque con variaciones en las proporciones: 66,9% las innovaciones propias, 22,7% las innovaciones relacionadas al nivel del río y 10,4% las innovaciones relacionadas al precio de la soja. De esta forma, las innovaciones propias y las innovaciones de  $lprecio\_sa$  aumentan su contribución en 10,3 puntos porcentuales (p.p.) y 2,3 p.p., respectivamente, mientras que las innovaciones de  $nrío$  disminuyen su contribución en 12,6 p.p.

En este contexto, cabe mencionar que la descomposición de la varianza del error de predicción es condicional al sistema en estudio, tal como lo explica Lütkepohl (2005), pudiendo variar al añadir o eliminar alguna variable del sistema.

Además, vale recordar los efectos relacionados a cada variable en el sistema, determinados con las restricciones estructurales para la identificación exacta de las innovaciones en el modelo SVECM. Los efectos transitorios están relacionados a las variables  $lcargas\_sa$  y  $lprecio\_sa$ , mientras que el efecto permanente se relaciona a la variable  $nrío$  cuando  $r = 2$  en este estudio. Estos efectos, transitorios y permanente, están detrás de la descomposición de la varianza del error de predicción al considerar el modelo SVECM (Lütkepohl, 2005).

**Figura 16. Descomposición de la varianza del error de  $lcargas\_sa$ , periodo 2009 - 2023**



Fuente: elaboración propia.

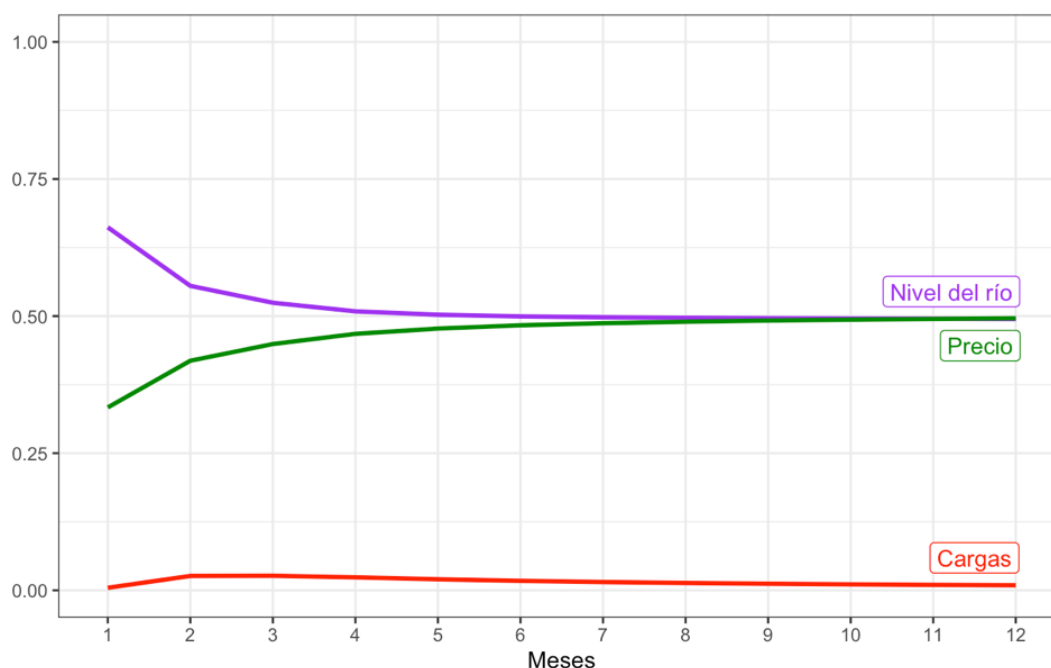
Con la estimación para el periodo 2009 – 2019 del modelo SVECM, se analiza la descomposición de la varianza del error de la variable de interés *lcargas\_sa*, para un horizonte de 12 meses (Figura 17).

En el primer mes, la varianza del error de la variable relacionada a las cargas transportadas por la Hidrovía se explica mayormente por las innovaciones relacionadas al nivel del río (66,2%), seguida de las innovaciones relacionadas al precio de la soja (33,3%) y, por último, sus propias innovaciones (0,5%).

En el mes 12, cambian el orden y las proporciones entre las dos principales contribuciones: 49,6% las innovaciones relacionadas al precio de la soja, 49,5% las innovaciones relacionadas al nivel del río y 0,9% las innovaciones propias. De esta manera, las innovaciones de *lprecio\_sa* y las innovaciones propias aumentan su contribución en 16,3 p.p. y 0,4 p.p., respectivamente, mientras que las innovaciones de *nrio* disminuyen su contribución en 16,7 p.p.

De las restricciones estructurales en el modelo SVECM, cuando  $r = 1$  como en este caso, el efecto transitorio está relacionado a la variable *lcargas\_sa*, mientras que los efectos permanentes se relacionan a las variables *nrio* y *lprecio\_sa*, según la especificación para la identificación exacta de las innovaciones. Como se mencionó anteriormente, estos efectos subyacen a la descomposición de la varianza del error de predicción al considerar el modelo SVECM (Lütkepohl, 2005).

**Figura 17. Descomposición de la varianza del error de *lcargas\_sa*, periodo 2009 - 2019**



*Fuente: elaboración propia.*

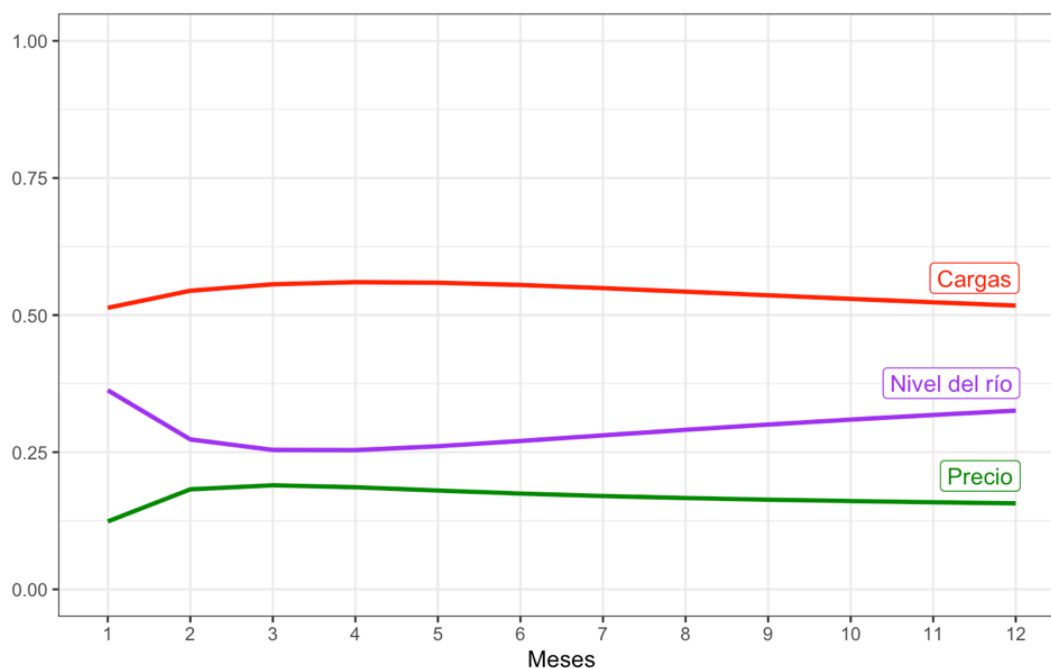
Con la estimación para el periodo 2009 – 2023 del modelo SVECM, se descompone la varianza del error de la variable de interés *cargas\_sa*, para un horizonte de 12 meses (Figura 18).

En el primer mes, la varianza del error de la variable relacionada a las cargas como porcentaje de la producción se explica principalmente por sus propias innovaciones (51,3%), seguida de las innovaciones relacionadas al nivel del río (36,3%) y, por último, las innovaciones relacionadas al precio de la soja (12,4%).

En el mes 12, se mantiene el mismo orden, aunque con leves variaciones en las proporciones: 51,7% las innovaciones propias, 32,6% las innovaciones relacionadas al nivel del río y 15,7% las innovaciones relacionadas al precio de la soja. De esta manera, las innovaciones propias y las innovaciones de lprecio\_sa incrementan su contribución en 0,4 p.p. y 3,3 p.p., respectivamente, mientras que las innovaciones de nrio disminuyen su contribución en 3,7 p.p.

En este caso, para el análisis de la descomposición de la varianza del error aplican los efectos, transitorios y permanente, determinados con las restricciones del modelo SVECM cuando  $r = 2$ .

**Figura 18. Descomposición de la varianza del error de cargas\_sa, periodo 2009 - 2023**



Fuente: elaboración propia.

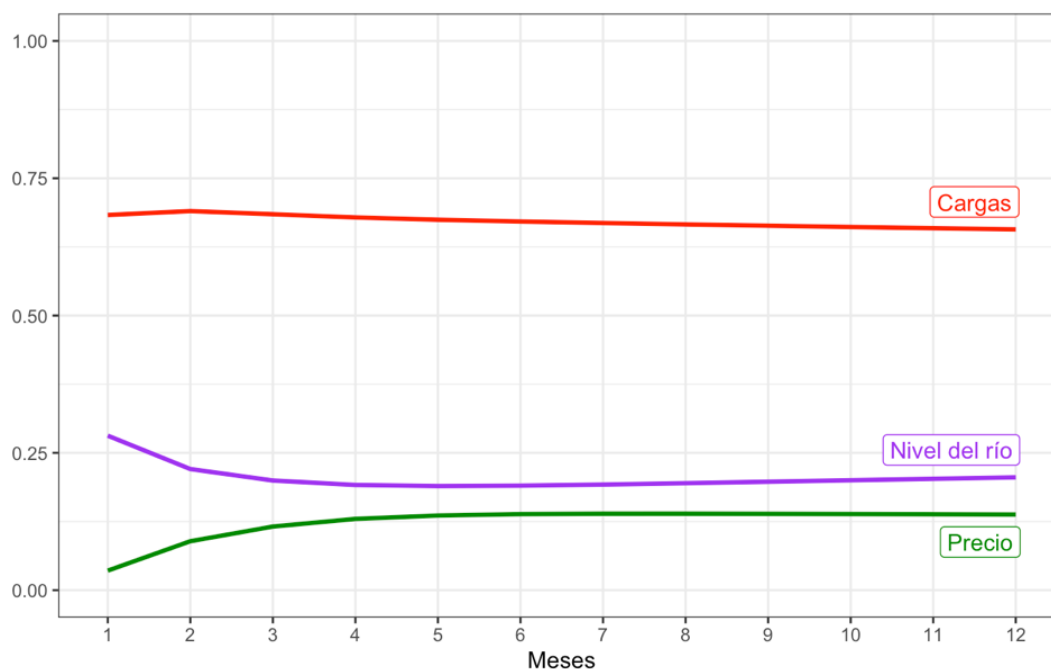
Con la estimación para el periodo 2009 – 2019 del modelo SVECM, se descompone la varianza del error de la variable de interés cargas\_sa, para un horizonte de 12 meses (Figura 19).

En el primer mes, la varianza del error de la variable relacionada a las cargas como porcentaje de la producción se explica mayormente por sus propias innovaciones (68,3%), seguida de las innovaciones relacionadas al nivel del río (28,1%) y, finalmente, las innovaciones relacionadas al precio de la soja (3,6%).

En el mes 12, se mantiene el mismo orden, aunque con variaciones en las proporciones: 65,7% las innovaciones propias, 20,5% las innovaciones relacionadas al nivel del río y 13,8% las innovaciones relacionadas al precio de la soja. Así, las innovaciones de lprecio\_sa incrementan su contribución en 10,2 p.p., mientras que las innovaciones propias y las innovaciones de nrio reducen su contribución en 2,6 p.p y 7,6 p.p., respectivamente.

Nuevamente, para la descomposición de la varianza del error de predicción aplican los efectos, transitorios y permanente, determinados con las restricciones del modelo SVECM cuando  $r = 2$ .

**Figura 19. Descomposición de la varianza del error de cargas\_sa, periodo 2009 - 2019**



Fuente: elaboración propia.

### Modelo ARDL

La selección de la cantidad de rezagos es fundamental para la apropiada especificación del modelo ARDL y posterior inferencia estadística. La Tabla 20 muestra la elección con AIC y BIC para el periodo 2009-2023 con la variable de interés  $lcargas\_sa$ . En este caso, los resultados de ambos criterios de información no coinciden, por lo que se opta por el resultado de BIC considerando las mejores propiedades del criterio para la selección del modelo (Pesaran & Shin, 1995).

Así, el modelo queda especificado como  $ARDL(1,0,2)$ . Esto es, el rezago de la variable de interés, la variable  $lprecio\_sa$  solo en nivel y dos rezagos de la variable  $nrio$ .

**Tabla 20. Rezago óptimo, variable de interés  $lcargas\_sa$ , periodo 2009 - 2023**

Variable	Rezago óptimo	
	AIC	BIC
$lcargas\_sa$	2	1
$lprecio\_sa$	2	0
$nrio$	2	2

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 21 muestra los resultados de la estimación del modelo  $ARDL(1,0,2)$ , con la variable de interés  $lcargas\_sa$ , para el periodo 2009- 2023. En primer lugar se observa la significancia estadística del rezago de la variable de interés, incluso al 0,1% de nivel de significancia, y el signo positivo que la acompaña, indicando una relación directa en el modelo. De esta forma, un aumento de 1% en las cargas transportadas del mes anterior implicaría un incremento de alrededor de 0,67% en las cargas transportadas del mes actual.

En cuanto a la variable relacionada al precio de la soja, esta presenta significancia estadística al 5% y signo negativo, representando una relación inversa con las cargas transportadas. Esto coincide con lo observado en los diagramas de dispersión de la Figura 5. Así, un aumento de 1% en el precio del mes actual coincidiría con una reducción de casi 0,16% en las cargas transportadas del mismo mes.

Respecto a la variable del nivel del río, esta no presenta significancia estadística en nivel (en el mes actual). No obstante, los rezagos de la misma muestran significancia estadística al 1% y 0,1% para los rezagos 1 y 2, respectivamente.

Se observa una relación directa entre las cargas transportadas y el primer rezago del nivel del río, mientras que la relación sería inversa con el segundo rezago. Un aumento de un metro en el nivel del río del mes anterior coincidiría con un aumento de aproximadamente 8% en las cargas transportadas del mes actual. A su vez, un incremento de un metro en el nivel del río hace 2 meses generaría una disminución de alrededor de 7% en las cargas del mes actual.

Así, el efecto total del aumento de un metro del nivel del río en cada periodo, desde el segundo rezago hasta el mes actual, implicaría un incremento de 0,98% en las cargas transportadas. De igual manera, el efecto total al suponer la disminución del nivel del río en cada periodo coincidiría con una reducción de 0,98% en las cargas. Para este cálculo se considera que el efecto del nivel del río del presente mes no es estadísticamente distinto de cero, por lo que el efecto total comprende los resultados de los rezagos 1 y 2.

Con lo anterior, y teniendo en cuenta la mediana del volumen de cargas transportadas por la Hidrovía Paraná – Paraguay presentada en la Tabla 1, el 0,98% de las cargas implicaría alrededor de 31.300 toneladas en un mes. Haciendo algunas cuentas más, y tomando también la mediana del precio de la soja por tonelada de la Tabla 1, dicho volumen de 31.300 toneladas en cargas representaría aproximadamente US\$ 14,1 millones.

**Tabla 21. Estimación del modelo ARDL, variable de interés  $lcargas\_sa$ , periodo 2009 - 2023**

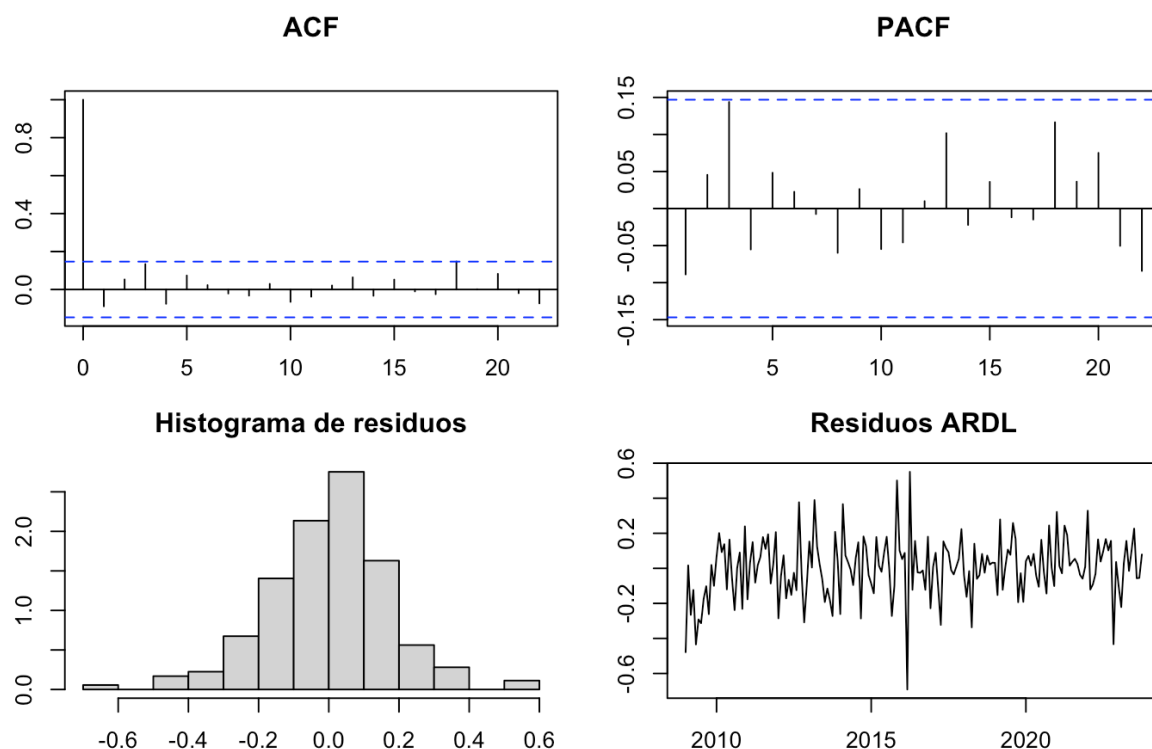
Variables	Coficiente	Error estándar	Estadístico t	p-valor	
constante	5,8648	1,0473	5,600	0,0000	***
$lcargas\_sa.l1$	0,6749	0,0560	12,049	0,0000	***
$lprecio\_sa$	-0,1574	0,0749	-2,102	0,0370	*
$nrio$	-0,0264	0,0191	-1,381	0,1689	
$nrio.l1$	0,0799	0,0260	3,078	0,0024	**
$nrio.l2$	-0,0701	0,0191	-3,669	0,0003	***
$R^2$	0,5158	$R^2$ ajustado	0,5017		
Estadístico F	36,65	p-valor	0,0000		

Fuente: elaboración propia.

Nota: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 '' 1

Se evalúa el desempeño del modelo ARDL estimado a través de la revisión de los residuos (Figura 20). Primeramente, el gráfico de los residuos muestra un comportamiento similar al de ruido blanco, lo cual es buena señal para el modelo. Asimismo, los gráficos ACF y PACF señalan ausencia de autocorrelación, indicando a su vez la estacionariedad de la serie de residuos. Por último, para completar el ciclo de evidencias a favor del buen desempeño del modelo, el histograma de los residuos de la estimación refleja una distribución normal de los mismos.

**Figura 20. Evaluación de los residuos del modelo ARDL, variable de interés *lcargas\_sa*, periodo 2009 - 2023**



Fuente: elaboración propia.

La Tabla 22 muestra la elección de la cantidad de rezagos con AIC y BIC para el periodo 2009 – 2019, con la variable de interés *lcargas\_sa*. En este caso, los resultados de ambos criterios de información coinciden y el modelo queda especificado como *ARDL(1,0,0)*. Esto es, el rezago de la variable de interés y las variables *lprecio\_sa* y *nrio* en nivel.

**Tabla 22. Rezago óptimo, variable de interés *lcargas\_sa*, periodo 2009 - 2019**

Variable	Rezago óptimo	
	AIC	BIC
<i>lcargas_sa</i>	1	1
<i>lprecio_sa</i>	0	0
<i>nrio</i>	0	0

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 23 exhibe los resultados de la estimación del modelo *ARDL(1,0,0)*, con la variable de interés *lcargas\_sa*, para el periodo 2009- 2019. Primeramente se observa la significancia estadística del rezago de la variable de interés, incluso al 0,1% de nivel de significancia, y el signo positivo que la acompaña, señalando una relación directa en el modelo. Así, un incremento de 1% en las cargas transportadas del mes anterior implicaría un aumento de alrededor de 0,67% en las cargas transportadas del mes actual. Este resultado coincide con el estimado para el periodo 2009 – 2023.

Respecto a la variable relacionada al precio de la soja, esta muestra significancia estadística al 5% y signo negativo, presentando nuevamente una relación inversa con las cargas transportadas al igual que lo estimado para el periodo 2009- 2023. Asimismo, esto coincide con lo observado en los diagramas de

dispersión de la Figura 5. De esta manera, un aumento de 1% en el precio del mes actual coincidiría con una reducción de casi 0,2% en las cargas transportadas del mismo mes.

En cuanto a la variable del nivel del río, esta vuelve a presentar signo positivo, lo cual indica una relación directa con las cargas transportadas por la Hidrovía. No obstante, el coeficiente estimado no muestra significancia estadística en nivel.

**Tabla 23. Estimación del modelo ARDL, variable de interés *lcargas\_sa*, periodo 2009 - 2019**

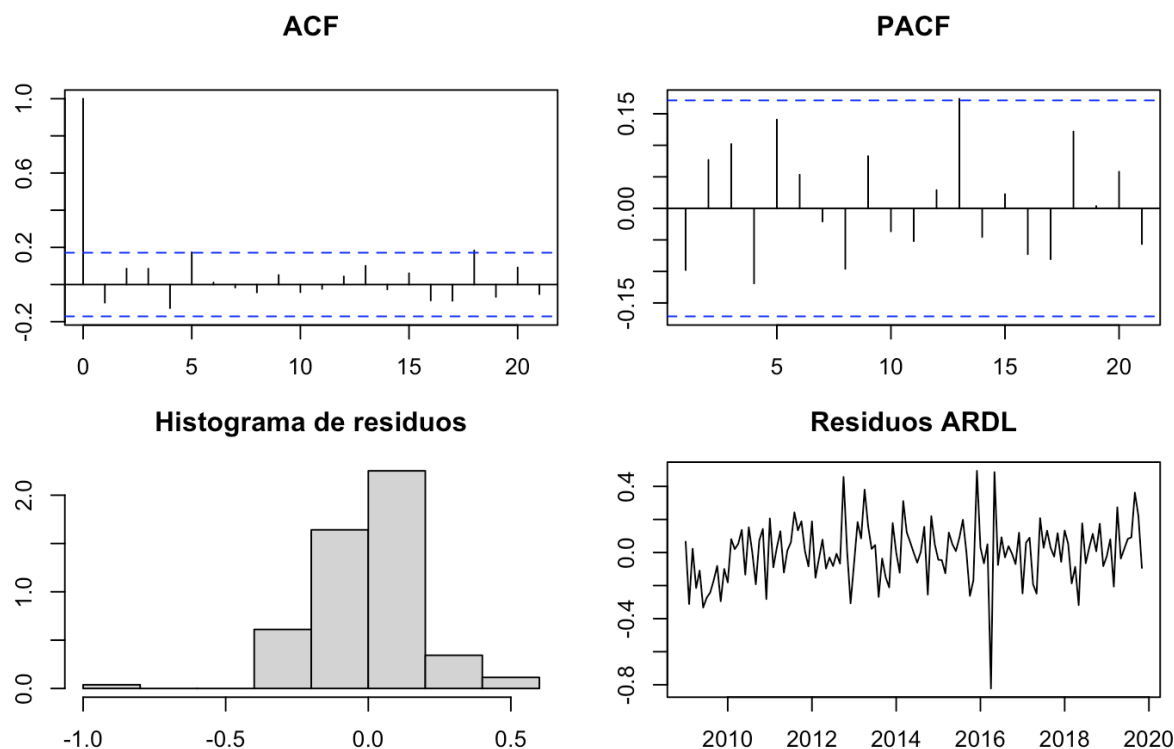
Variables	Coefficiente	Error estándar	Estadístico t	p-valor	
constante	6,0940	1,2647	4,818	0,0000	***
<i>lcargas_sa.l1</i>	0,6667	0,0639	10,437	0,0000	***
<i>lprecio_sa</i>	-0,1969	0,0968	-2,033	0,0442	*
<i>nrío</i>	0,0192	0,0157	1,227	0,2223	
R <sup>2</sup>	0,5252	R <sup>2</sup> ajustado	0,5140		
Estadístico F	46,84	p-valor	0,0000		

Fuente: elaboración propia.

Nota: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 '.' 1

Se verifica el desempeño del modelo ARDL estimado mediante la revisión de los residuos (Figura 21). El gráfico de los residuos presenta un comportamiento similar al de ruido blanco, lo cual es buen indicador para el modelo. Además, los gráficos ACF y PACF señalan ausencia de autocorrelación, reflejando a su vez la estacionariedad de la serie de residuos. No obstante, el histograma de los residuos de la estimación no proporciona a simple vista suficiente evidencia a favor de la distribución normal de los mismos.

**Figura 21. Evaluación de los residuos del modelo ARDL, variable de interés *lcargas\_sa*, periodo 2009 - 2019**



Fuente: elaboración propia.

La Tabla 24 presenta la selección de la cantidad de rezagos con AIC y BIC para el periodo 2009 – 2023, con la variable de interés *cargas\_sa*. En este caso, los resultados de ambos criterios de información no coinciden, por lo que se opta por el resultado de BIC siguiendo a Pesaran & Shin (1995).

De esta manera, el modelo queda especificado como *ARDL(1,0,0)*. Esto es, el rezago de la variable de interés y las variables *lprecio\_sa* y *nrrio* en nivel.

**Tabla 24. Rezago óptimo, variable de interés *cargas\_sa*, periodo 2009 – 2023**

Variable	Rezago óptimo	
	AIC	BIC
<i>cargas_sa</i>	1	1
<i>lprecio_sa</i>	0	0
<i>nrrio</i>	2	0

Fuente: elaboración propia.

A continuación, se comentan los resultados expuestos en la Tabla 25 acerca de la estimación del modelo *ARDL(1,0,0)*, con la variable de interés *cargas\_sa*, para el periodo 2009- 2023. En primer lugar, se observa la significancia estadística del rezago de la variable de interés, incluso al 0,1% de nivel de significancia, y el signo positivo que la acompaña, señalando una relación directa en el modelo. Este resultado coincide con el estimado para la variable de interés *lcargas\_sa* con el mismo periodo de estudio.

En cuanto a la variable relacionada al precio de la soja, esta muestra signo positivo, señalando una relación directa con las cargas como porcentaje de la producción, aunque sin significancia estadística.

Respecto a la variable del nivel del río, esta presenta nuevamente signo positivo, lo cual señala una relación directa con las cargas como porcentaje de la producción. Sin embargo, el coeficiente estimado no muestra significancia estadística en el mes actual.

**Tabla 25. Estimación del modelo ARDL, variable de interés *cargas\_sa*, periodo 2009 – 2023**

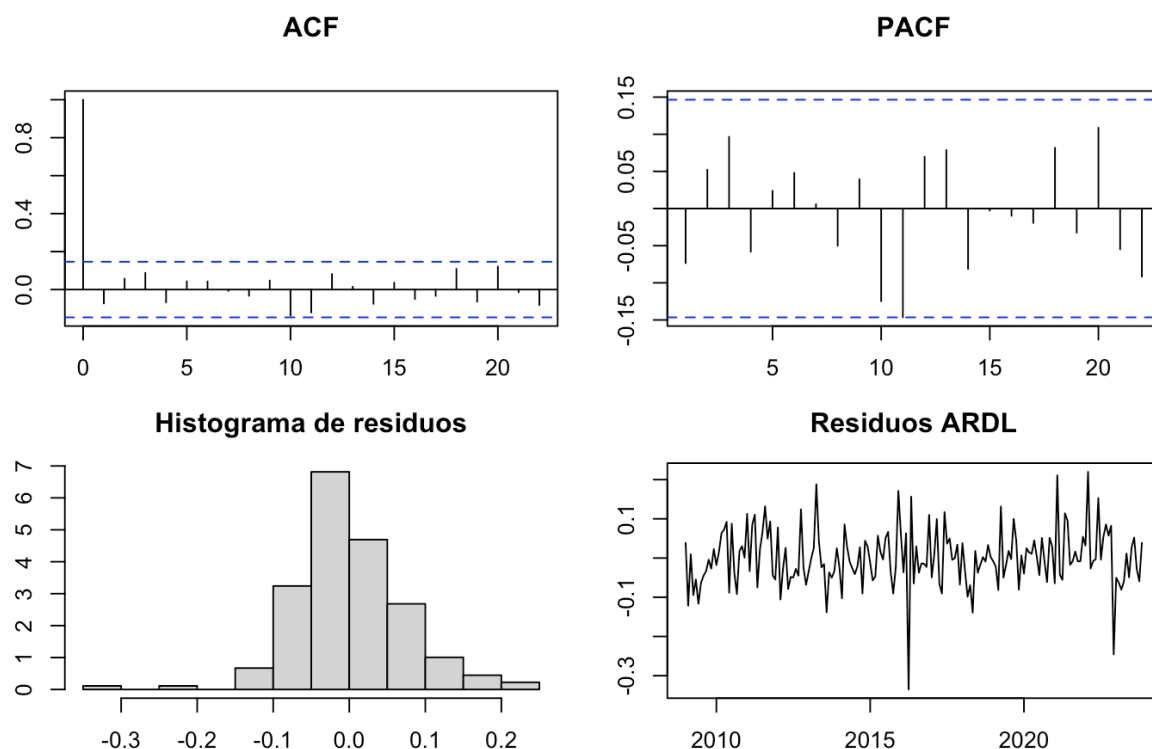
Variables	Coefficiente	Error estándar	Estadístico t	p-valor	
constante	0,0957	0,1819	0,526	0,599	
<i>cargas_sa.l1</i>	0,7044	0,0545	12,916	0,000	***
<i>lprecio_sa</i>	0,0031	0,0291	0,107	0,915	
<i>nrrio</i>	0,0010	0,0044	0,221	0,825	
R <sup>2</sup>	0,4954	R <sup>2</sup> ajustado	0,4868		
Estadístico F	57,27	p-valor	0,0000		

Fuente: elaboración propia.

Nota: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

En la Figura 22 se examina el desempeño del modelo ARDL estimado a través de la revisión de los residuos. El gráfico de los residuos muestra un comportamiento que ressemble al de ruido blanco. Asimismo, los gráficos ACF y PACF señalan ausencia de autocorrelación, reflejando también la estacionariedad de la serie. Sin embargo, el histograma de los residuos de la estimación indica cierta asimetría presente en la distribución de los mismos.

**Figura 22. Evaluación de los residuos del modelo ARDL, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 - 2023**



Fuente: elaboración propia.

La Tabla 26 presenta la selección de los rezagos óptimos con AIC y BIC para el periodo 2009 – 2019, con la variable de interés cargas\_sa. En esta ocasión, los resultados de ambos criterios de información coinciden y el modelo queda especificado como  $ARDL(1,0,0)$ . Esto es, el rezago de la variable de interés y las variables lprecio\_sa y nrrio en nivel.

**Tabla 26. Rezago óptimo, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 – 2019**

Variable	Rezago óptimo	
	AIC	BIC
cargas_sa	1	1
lprecio_sa	0	0
nrrio	0	0

Fuente: elaboración propia.

Seguidamente, se presentan los resultados de la estimación del modelo  $ARDL(1,0,0)$ , con la variable de interés cargas\_sa, para el periodo 2009 – 2019 (Tabla 27). Primeramente, se observa la significancia estadística del rezago de la variable de interés, incluso al 0,1% de nivel de significancia, y el signo positivo que la acompaña, señalando una relación directa en el modelo. Este resultado coincide con los distintos casos presentados previamente.

Respecto a la variable relacionada al precio de la soja, esta muestra signo negativo, señalando una relación inversa con las cargas como porcentaje de la producción, aunque sin significancia estadística. El signo coincide con los resultados estimados para la variable de interés lcargas\_sa.

En cuanto a la variable del nivel del río, al igual que en los diferentes casos anteriores, esta presenta de vuelta signo positivo, lo cual indica una relación directa con las cargas como porcentaje de la producción. El coeficiente estimado muestra significancia estadística al 10% de nivel de significancia.

**Tabla 27. Estimación del modelo ARDL, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 – 2019**

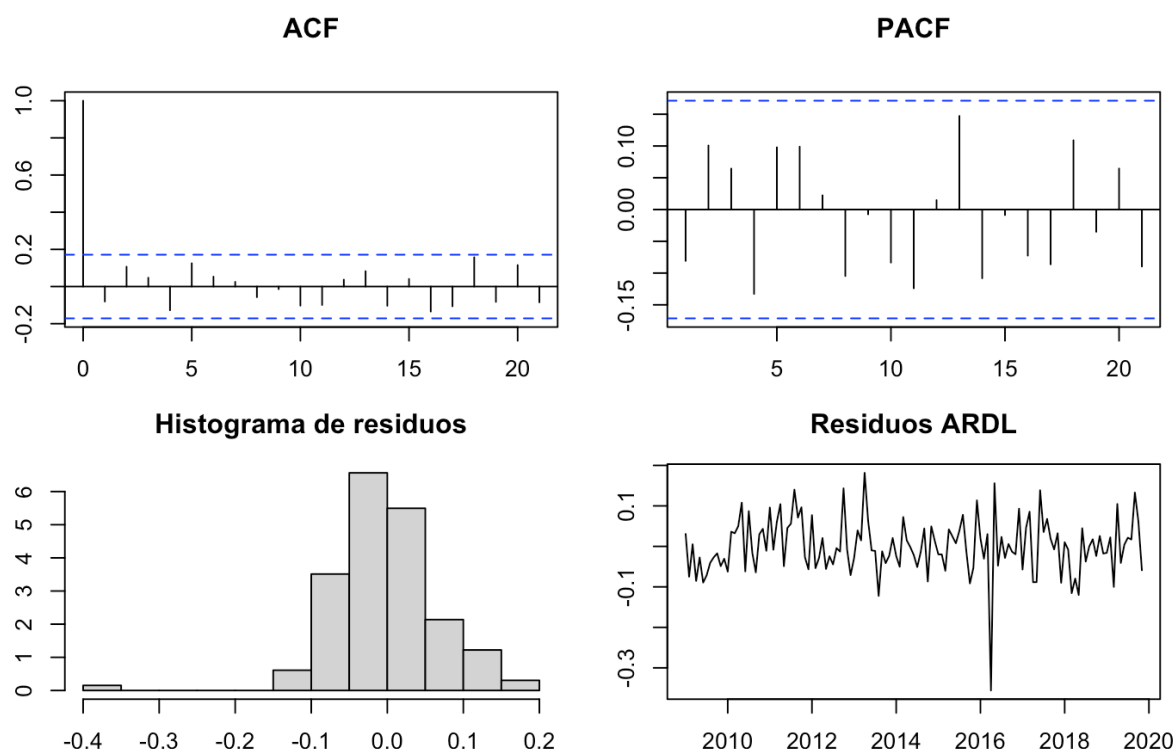
Variables	Coefficiente	Error estándar	Estadístico t	p-valor	
constante	0,1742	0,2209	0,788	0,4319	
cargas_sa.l1	0,6881	0,0626	10,996	0,0000	***
lprecio_sa	-0,0153	0,0354	-0,432	0,6662	
nrío	0,0114	0,0060	1,903	0,0594	.
R <sup>2</sup>	0,5040	R <sup>2</sup> ajustado	0,4923		
Estadístico F	43,02	p-valor	0,0000		

Fuente: elaboración propia.

Nota: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

En la Figura 23 se evalúa el desempeño del modelo ARDL estimado mediante la revisión de los residuos. El gráfico de los residuos presenta un comportamiento que se asemeja al de ruido blanco. Además, los gráficos ACF y PACF señalan ausencia de autocorrelación, indicando también la estacionariedad de la serie. No obstante, el histograma de los residuos de la estimación no proporciona a simple vista suficiente evidencia a favor de la distribución normal de los mismos.

**Figura 23. Evaluación de los residuos del modelo ARDL, variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 - 2019**



Fuente: elaboración propia.

En la Tabla 28 se exponen de manera resumida los resultados del modelo ARDL, a través de las distintas combinaciones de especificaciones. Lo primero a observar es la persistencia positiva de la variable de interés en todos los casos, mediante el coeficiente positivo estimado para el rezago de la misma.

La variable de interés, referente a las cargas por la Hidrovía, y la variable representativa del precio de la soja muestran relación inversa en la mayoría de los casos. De esta forma, un incremento en el precio de la soja estaría relacionado a una disminución en las cargas, lo cual resemba a la teoría económica por el lado de la ley de la demanda.

Finalmente, los resultados de interés de este estudio comprenden la relación entre las cargas y el nivel del río sobre la Hidrovía Paraná – Paraguay. Con el modelo ARDL se ve mayormente la relación directa entre ambas variables. Esto representa evidencia a favor de la hipótesis de investigación, con lo que una disminución en el nivel del río coincidiría con una reducción en las cargas por la Hidrovía. Así también, la relación directa mencionada entre las cargas y el nivel del río coincide con los resultados del modelo VECM resumidos en la Tabla 19.

**Tabla 28. Comparación de resultados del modelo ARDL**

Variables	lcargas_sa		cargas_sa	
	2009 – 2023	2009 – 2019	2009 – 2023	2009 – 2019
lcargas_sa.l1	0,6749	0,6667		
cargas_sa.l1			0,7044	0,6881
lprecio_sa	-0,1574	-0,1969	0,0031	-0,0153
nrio	-0,0264	0,0192	0,0010	0,0114
nrio.l1	0,0799			
nrio.l2	-0,0701			
constante	5,8648	6,0940	0,0957	0,1742

*Fuente: elaboración propia.*

## V. CONCLUSIONES

Esta investigación representó un primer esfuerzo por exponer con base científica el efecto de cuestiones climáticas, como la drástica disminución del nivel del río, sobre las cargas transportadas por la Hidrovía Paraná- Paraguay, con gran relevancia económica para el sector agroindustrial de Argentina y Paraguay. A tal efecto, se consideraron como variables del modelo al nivel del río, las cargas de productos de soja y maíz transportadas por la Hidrovía y el precio de la soja.

Las series de datos, luego de ser transformadas con logaritmo natural y desestacionalizadas en el caso de las cargas transportadas y el precio de la soja, presentaron estacionariedad en primeras diferencias y cointegración. Ante esta especificación, se consideró apropiado el modelo VECM, con el análisis impulso- respuesta y la descomposición de la varianza del error de predicción. Se examinaron también los resultados del modelo VECM con la identificación exacta de las innovaciones estructurales (i.e., el modelo SVECM), el cual presentó restricciones principalmente de orden sobre las innovaciones. A su vez, se consideró el modelo ARDL, que posee propiedades deseables ante variables cointegradas.

En el análisis descriptivo de las series se detectó un quiebre en el nivel del río en el año 2020, lo cual ya se comentó en un estudio anterior de CEPAL (2022). Esto llevó a configurar toda esta investigación como un análisis paralelo de dos periodos, 2009- 2023 y 2009- 2019, con observaciones mensuales en cada uno. El periodo 2009- 2019 constituyó un escenario base y el periodo 2009- 2023 incorporó el efecto de la drástica caída en el nivel del río. Asimismo, se especificaron escenarios con las cargas como porcentaje de la producción a modo de variante de la variable de interés de cargas en toneladas transportadas por la Hidrovía. Por tanto, se contó con las siguientes combinaciones de distintas especificaciones: dos periodos de estudio, 2009- 2023 y 2009- 2019, y dos variables de interés, cargas en toneladas y cargas como porcentaje de la producción.

La hipótesis de investigación giró en torno a la relación directa entre las cargas y el nivel del río sobre la Hidrovía Paraná- Paraguay. De esta manera, una reducción en el nivel del río coincidiría con una disminución en las cargas. Los principales hallazgos de este estudio presentaron evidencia a favor de dicha hipótesis.

Por un lado, los resultados del modelo VECM mostraron que los efectos permanentes entre el nivel del río y la variable referente a las cargas exhiben relación directa a través de las distintas combinaciones de especificaciones. A estos resultados acompañaron aquellos obtenidos para el efecto transitorio, los cuales también señalaron la relación directa entre las variables, con significancia estadística en la mayoría de los casos.

Por otro lado, con el modelo ARDL también se observó mayormente la relación directa entre la variable referente a las cargas y el nivel del río sobre la Hidrovía Paraná- Paraguay. Además, la variable de interés y la variable representativa del precio de la soja mostraron relación inversa en la mayoría de los casos. De esta forma, un aumento en el precio de la soja estaría relacionado a una disminución en las cargas.

Los análisis adicionales, en general, siguieron la misma línea de los principales resultados. El análisis de las funciones impulso – respuesta, con la representación VAR del modelo VECM, mostró que un choque positivo en el nivel del río genera una reacción inicial positiva en las cargas. Asimismo, un choque positivo en el precio de la soja presenta un efecto inicial negativo sobre las cargas.

Así, estos resultados de impulso- respuesta también coincidieron con la hipótesis de investigación, señalando relación directa entre las cargas y el nivel del río sobre la Hidrovía. A su vez, resaltó la relación inversa entre las cargas y el precio de la soja.

Luego, a partir del modelo SVECM, se analizó la descomposición de la varianza del error de la variable de interés, para un horizonte de 12 meses. En general, se reflejó que la varianza del error de la variable relacionada a las cargas por la Hidrovía se explica principalmente por sus propias innovaciones, seguida de las innovaciones relacionadas al nivel del río y, por último, las innovaciones relacionadas al precio de la soja.

En un principio, este trabajo enfrentó serias complicaciones en la obtención de datos sobre las cargas transportadas por la Hidrovía. A falta de una fuente oficial con los datos buscados, y de fácil acceso, se consultaron múltiples fuentes con el objetivo de encontrar alguna con datos que podrían ser representativos para el tema de estudio. El principal desafío representó la base de datos de la Bolsa de Comercio de Rosario que, luego de un profundo esfuerzo por entender la dinámica de la misma, requirió un procesamiento sumamente minucioso.

A lo largo del trabajo también se encontraron casos en los que parecía afectar en gran medida el tamaño de la muestra. Por tanto, no solo sería ideal contar con mayor facilidad de acceso a los datos estudiados, sino también tener disponibilidad de series más extensas (abarcando mayor periodo de tiempo y/o con mayor frecuencia).

Finalmente, y superando toda adversidad, se lograron resultados que mostraron robustez a través de diferentes combinaciones de especificaciones e, incluso, con distintos modelos. Así, se evidencia la relación directa entre las cargas y el nivel del río sobre la Hidrovía Paraná – Paraguay. Esto es de suma relevancia para la sostenibilidad del sector que se ve mayormente afectado por fenómenos relacionados al clima: el sector agroindustrial. Se alienta a continuar con el estudio del efecto del nivel del río para el sector; por ejemplo, viendo los costos logísticos, con el desafío de obtener acceso a dichos datos. Además, los resultados de esta investigación señalan la importancia del consenso en medidas entre los países involucrados, para afrontar situaciones extremas en el nivel del río sobre la Hidrovía Paraná-Paraguay.

## VI. APÉNDICES

### Apéndice 1. Desarrollo del modelo VECM

- Para  $r = 1$  y  $VAR(p = 2)$

A partir del modelo VECM presentado en su forma reducida:

$$\Delta y_t = \alpha \beta' y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + u_t$$

Donde  $\Delta y_t$  cuenta con dimensión  $K \times 1$ ,  $\alpha$  y  $\beta$  con dimensión  $K \times r$ ,  $\Gamma_j$  con  $K \times K$  y  $u_t$  con  $K \times 1$ . También  $\Pi = \alpha \beta'$  es una matriz  $K \times K$  que representa los efectos permanentes, mientras que  $\Gamma$  contiene los efectos transitorios.

Se establecen las variables  $lcargas\_sa_t$ ,  $lprecio\_sa_t$ ,  $nrrio_t$  en  $y_t$  como  $y_{1t}$ ,  $y_{2t}$ ,  $y_{3t}$ , respectivamente. Para el caso de estudio de la variante de la variable de interés  $lcargas\_sa_t$ , según lo descrito en la Metodología (sección III), se reemplaza  $lcargas\_sa_t$  por  $cargas\_sa_t$  en  $y_{1t}$ .

Del  $VAR(p = 2)$  se tiene:

$$\Delta y_t = \alpha \beta' y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + u_t$$

O también:

$$y_t - y_{t-1} = \alpha \beta' y_{t-1} + \Gamma_1 (y_{t-1} - y_{t-2}) + u_t$$

Se agrega el término determinístico constante  $\mu_0$ :

$$\Delta y_t = \alpha \beta^{o'} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ 1 \end{bmatrix} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + u_t$$

Donde  $\beta^{o'} = [\beta' : \tau']$  con  $\tau' = -\beta' \mu_0$  de dimensión  $r \times 1$ .

$$\begin{bmatrix} \Delta y_{1t} \\ \Delta y_{2t} \\ \Delta y_{3t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 & \beta_2 & \beta_3 & \tau \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1(t-1)} \\ y_{2(t-1)} \\ y_{3(t-1)} \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} & \Gamma_{13} \\ \Gamma_{21} & \Gamma_{22} & \Gamma_{23} \\ \Gamma_{31} & \Gamma_{32} & \Gamma_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_{1(t-1)} \\ \Delta y_{2(t-1)} \\ \Delta y_{3(t-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \\ u_{3t} \end{bmatrix}$$

Para asegurar un vector de cointegración único (Lütkepohl, 2009), se hace la siguiente normalización:

$$\begin{bmatrix} \Delta y_{1t} \\ \Delta y_{2t} \\ \Delta y_{3t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \beta_2 & \beta_3 & \tau \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1(t-1)} \\ y_{2(t-1)} \\ y_{3(t-1)} \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} & \Gamma_{13} \\ \Gamma_{21} & \Gamma_{22} & \Gamma_{23} \\ \Gamma_{31} & \Gamma_{32} & \Gamma_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_{1(t-1)} \\ \Delta y_{2(t-1)} \\ \Delta y_{3(t-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \\ u_{3t} \end{bmatrix}$$

Con

$$\Pi^o = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_1 \beta_2 & \alpha_1 \beta_3 & \alpha_1 \tau \\ \alpha_2 & \alpha_2 \beta_2 & \alpha_2 \beta_3 & \alpha_2 \tau \\ \alpha_3 & \alpha_3 \beta_2 & \alpha_3 \beta_3 & \alpha_3 \tau \end{bmatrix}$$

Para la estimación, se puede utilizar los estimadores habituales Mínimos Cuadrados y Máxima Verosimilitud.

Los resultados de interés están representados por:

$$\Delta y_{1t} = \alpha_1 y_{1(t-1)} + \alpha_1 \beta_2 y_{2(t-1)} + \alpha_1 \beta_3 y_{3(t-1)} + \alpha_1 \tau + \Gamma_{11} \Delta y_{1(t-1)} + \Gamma_{12} \Delta y_{2(t-1)} + \Gamma_{13} \Delta y_{3(t-1)} + u_{1t}$$

- Para  $r = 2$  y  $VAR(p = 2)$

A partir del modelo VECM presentado en su forma reducida:

$$\Delta y_t = \alpha \beta' y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + u_t$$

Donde  $\Delta y_t$  cuenta con dimensión  $K \times 1$ ,  $\alpha$  y  $\beta$  con dimensión  $K \times r$ ,  $\Gamma_j$  con  $K \times K$  y  $u_t$  con  $K \times 1$ . También  $\Pi = \alpha \beta'$  es una matriz  $K \times K$  que representa los efectos permanentes, mientras que  $\Gamma$  contiene los efectos transitorios.

Se establecen las variables  $lcargas\_sa_t$ ,  $lprecio\_sa_t$ ,  $nrrio_t$  en  $y_t$  como  $y_{1t}$ ,  $y_{2t}$ ,  $y_{3t}$ , respectivamente. Para el caso de estudio de la variante de la variable de interés  $lcargas\_sa_t$ , según lo descrito en la Metodología (sección III), se reemplaza  $lcargas\_sa_t$  por  $cargas\_sa_t$  en  $y_{1t}$ .

Del  $VAR(p = 2)$  se tiene:

$$\Delta y_t = \alpha \beta' y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + u_t$$

O también:

$$y_t - y_{t-1} = \alpha \beta' y_{t-1} + \Gamma_1 (y_{t-1} - y_{t-2}) + u_t$$

Se agrega el término determinístico constante  $\mu_0$ :

$$\Delta y_t = \alpha \beta^{o'} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ 1 \end{bmatrix} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + u_t$$

Donde  $\beta^{o'} = [\beta': \tau']$  con  $\tau' = -\beta' \mu_0$  de dimensión  $r \times 1$ .

$$\begin{bmatrix} \Delta y_{1t} \\ \Delta y_{2t} \\ \Delta y_{3t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} \\ \alpha_{31} & \alpha_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \beta_{13} & \tau_1 \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \beta_{23} & \tau_2 \\ 1 & & & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1(t-1)} \\ y_{2(t-1)} \\ y_{3(t-1)} \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} & \Gamma_{13} \\ \Gamma_{21} & \Gamma_{22} & \Gamma_{23} \\ \Gamma_{31} & \Gamma_{32} & \Gamma_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_{1(t-1)} \\ \Delta y_{2(t-1)} \\ \Delta y_{3(t-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \\ u_{3t} \end{bmatrix}$$

Para asegurar una matriz de cointegración única (Lütkepohl, 2009), se hace la siguiente normalización:

$$\begin{bmatrix} \Delta y_{1t} \\ \Delta y_{2t} \\ \Delta y_{3t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} \\ \alpha_{31} & \alpha_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \beta_{12} & \beta_{13} & \tau_1 \\ 0 & 1 & \beta_{23} & \tau_2 \\ 1 & & & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1(t-1)} \\ y_{2(t-1)} \\ y_{3(t-1)} \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} & \Gamma_{13} \\ \Gamma_{21} & \Gamma_{22} & \Gamma_{23} \\ \Gamma_{31} & \Gamma_{32} & \Gamma_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_{1(t-1)} \\ \Delta y_{2(t-1)} \\ \Delta y_{3(t-1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \\ u_{3t} \end{bmatrix}$$

Con

$$\Pi^o = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{11}\beta_{12} + \alpha_{12} & \alpha_{11}\beta_{13} + \alpha_{12}\beta_{23} & \alpha_{11}\tau_1 + \alpha_{12}\tau_2 \\ \alpha_{21} & \alpha_{21}\beta_{12} + \alpha_{22} & \alpha_{21}\beta_{13} + \alpha_{22}\beta_{23} & \alpha_{21}\tau_1 + \alpha_{22}\tau_2 \\ \alpha_{31} & \alpha_{31}\beta_{12} + \alpha_{32} & \alpha_{31}\beta_{13} + \alpha_{32}\beta_{23} & \alpha_{31}\tau_1 + \alpha_{32}\tau_2 \end{bmatrix}$$

Para la estimación, se utiliza el estimador Máxima Verosimilitud.

Los resultados de interés están representados por:

$$\Delta y_{1t} = \alpha_{11}y_{1(t-1)} + \alpha_{11}\beta_{12}y_{2(t-1)} + \alpha_{12}y_{2(t-1)} + \alpha_{11}\beta_{13}y_{3(t-1)} + \alpha_{12}\beta_{23}y_{3(t-1)} + \alpha_{11}\tau_1 + \alpha_{12}\tau_2 + \Gamma_{11}\Delta y_{1(t-1)} + \Gamma_{12}\Delta y_{2(t-1)} + \Gamma_{13}\Delta y_{3(t-1)} + u_{1t}$$

## Apéndice 2. Estimación del modelo SVECM

- Variable de interés *lcargas\_sa*, periodo 2009 - 2023

Tamaño de la muestra: 178

Log-Verosimilitud: 160,17

Número de iteraciones: 7

Matriz de impacto contemporáneo			
	<i>lcargas_sa</i>	<i>lprecio_sa</i>	<i>nrio</i>
<i>lcargas_sa</i>	0,1312	0,0496	-0,1035
<i>lprecio_sa</i>	-0,0337	0,0161	-0,0292
<i>nrio</i>	0	0,5753	0,4092

Matriz de impacto a largo plazo			
	<i>lcargas_sa</i>	<i>lprecio_sa</i>	<i>nrio</i>
<i>lcargas_sa</i>	0	0	-0,0038
<i>lprecio_sa</i>	0	0	-0,0619
<i>nrio</i>	0	0	0,2318

Fuente: elaboración propia.

- Variable de interés *lcargas\_sa*, periodo 2009 - 2019

Tamaño de la muestra: 130

Log-Verosimilitud: 122,14

Número de iteraciones: 8

Matriz de impacto contemporáneo			
	<i>lcargas_sa</i>	<i>lprecio_sa</i>	<i>nrio</i>
<i>lcargas_sa</i>	0,0127	-0,1075	-0,1515
<i>lprecio_sa</i>	0,0093	0,0433	-0,0210
<i>nrio</i>	0,5810	-0,1577	0,1507

Matriz de impacto a largo plazo			
	<i>lcargas_sa</i>	<i>lprecio_sa</i>	<i>nrio</i>
<i>lcargas_sa</i>	0	-0,1017	-0,0997
<i>lprecio_sa</i>	0	0,0548	-0,0248
<i>nrio</i>	0	0	0,1537

Fuente: elaboración propia.

- Variable de interés *cargas\_sa*, periodo 2009 – 2023

Tamaño de la muestra: 178

Log-Verosimilitud: 320,22

Número de iteraciones: 8

Matriz de impacto contemporáneo			
	<i>cargas_sa</i>	<i>lprecio_sa</i>	<i>nrio</i>
<i>cargas_sa</i>	0,0504	0,0248	-0,0424
<i>lprecio_sa</i>	-0,0343	0,0160	-0,0279
<i>nrio</i>	0	0,5728	0,4261

Matriz de impacto a largo plazo			
	<i>cargas_sa</i>	<i>lprecio_sa</i>	<i>nrio</i>
<i>cargas_sa</i>	0	0	-0,0104
<i>lprecio_sa</i>	0	0	-0,0604
<i>nrio</i>	0	0	0,2136

Fuente: elaboración propia.

- *Variable de interés cargas\_sa, periodo 2009 – 2019*

Tamaño de la muestra: 130

Log-Verosimilitud: 255,22

Número de iteraciones: 8

<b>Matriz de impacto contemporáneo</b>			
	<b>cargas_sa</b>	<b>lprecio_sa</b>	<b>nrio</b>
<b>cargas_sa</b>	0,0562	0,0128	-0,0361
<b>lprecio_sa</b>	-0,0296	0,0031	-0,0373
<b>nrio</b>	0	0,5995	0,1691
<b>Matriz de impacto a largo plazo</b>			
	<b>cargas_sa</b>	<b>lprecio_sa</b>	<b>nrio</b>
<b>cargas_sa</b>	0	0	-0,0054
<b>lprecio_sa</b>	0	0	-0,0562
<b>nrio</b>	0	0	0,0765

Fuente: elaboración propia.

### **Apéndice 3. Otras pruebas de cointegración**

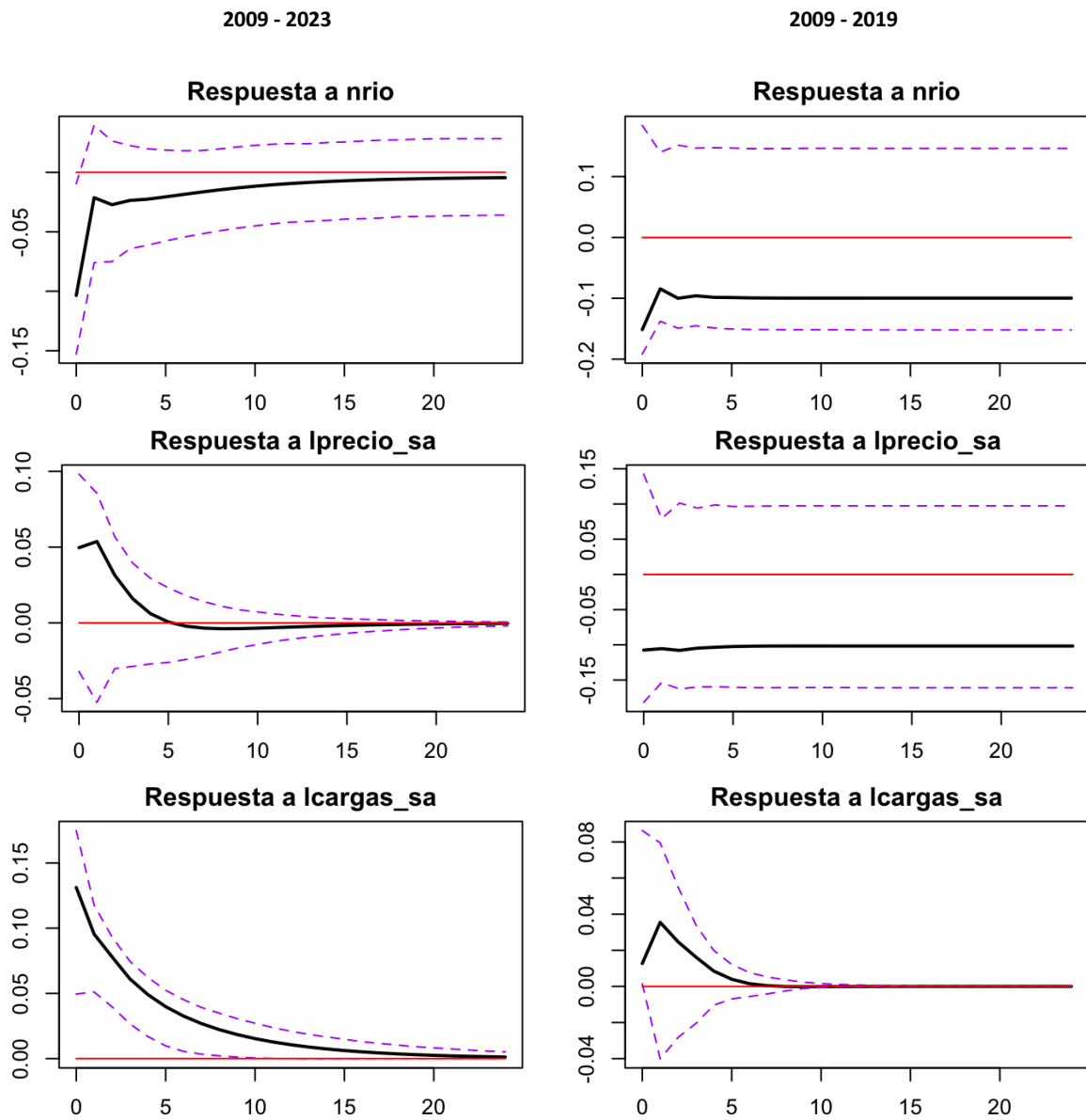
- *Pruebas de límites,  $H_0$ : no cointegración y  $H_a$ : posible cointegración*

<b>Variable de interés</b>	<b>Periodo de estudio</b>	<b>Prueba F (p-valor)</b>	<b>Prueba t (p-valor)</b>
lcargas_sa	2009-2023	0,0000	0,0000
lcargas_sa	2009-2019	0,0004	0,0005
cargas_sa	2009-2023	0,0003	0,0003
cargas_sa	2009-2019	0,0006	0,0007

Fuente: elaboración propia.

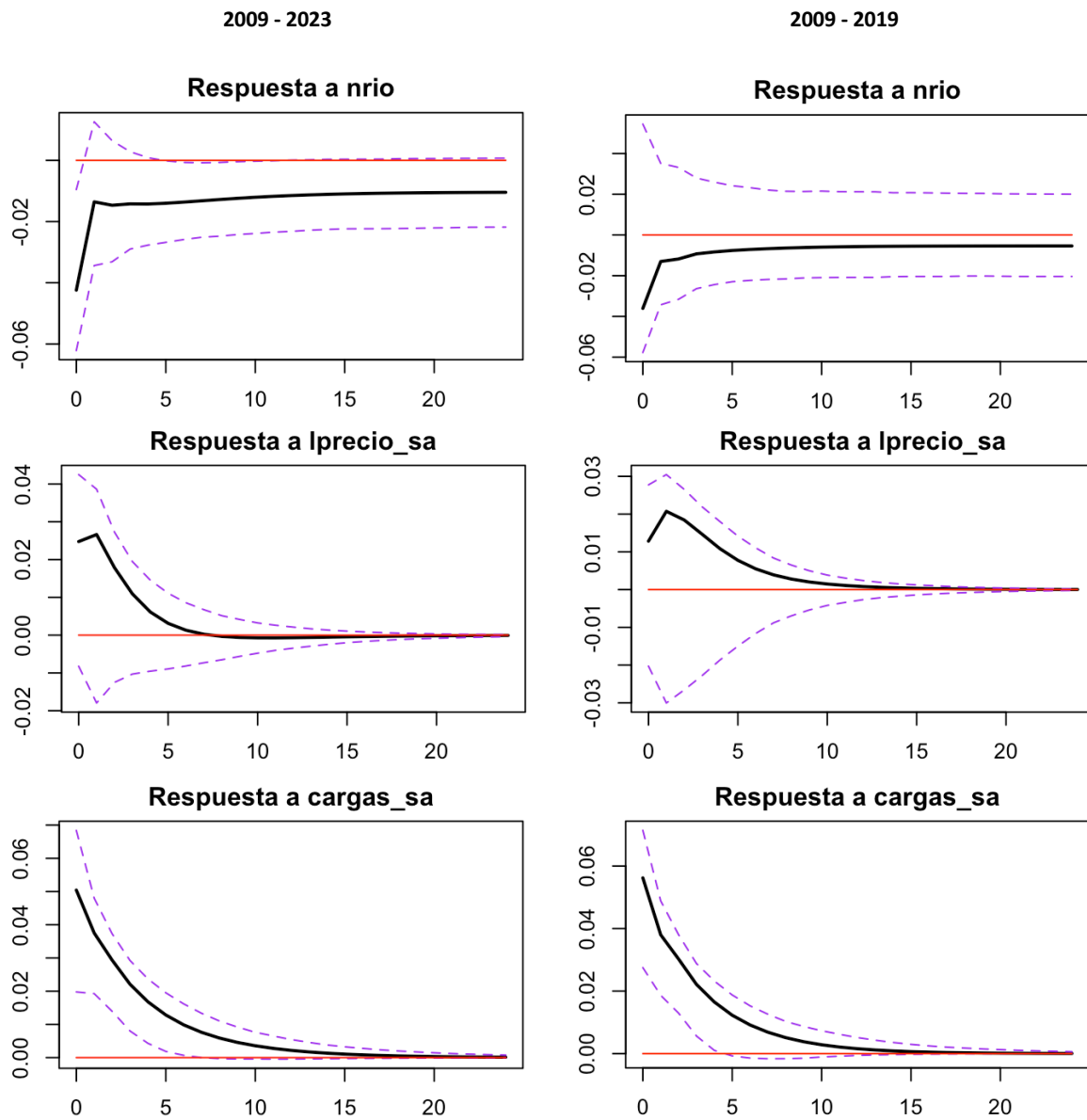
**Apéndice 4. Impulso - Respuesta del modelo SVECM con bootstrapping**

- Respuesta de *lcargas\_sa*, intervalos de confianza al 95% mediante bootstrapping de 2000 repeticiones



Fuente: elaboración propia.

- Respuesta de *cargas\_sa*, intervalos de confianza al 95% mediante bootstrapping de 2000 repeticiones



Fuente: elaboración propia.

## VII. REFERENCIAS

- Álvarez, A. (2019). Integración e infraestructura en América del Sur: Aportes para el estudio del rol estratégico de la Hidrovía Paraguay-Paraná en la integración regional. *Revista Aportes para la Integración Latinoamericana*, (41), 021. <https://doi.org/10.24215/24689912e021>
- Asumadu-Sarkodie, S., & Owusu, P. (2016). The relationship between carbon dioxide and agriculture in Ghana: a comparison of VECM and ARDL model. *Environmental Science and Pollution Research*, 23, 10968–10982. <https://doi.org/10.1007/s11356-016-6252-x>
- Barsky, R., & Sims, E. (2011). News shocks and business cycles. *Journal of Monetary Economics*, 58(3), 273-289. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2011.03.001>
- Benkwitz, A., Neumann, M. H., & Lütkepohl, H. (2000). Problems related to confidence intervals for impulse responses of autoregressive processes. *Econometric Reviews*, 19(1), 69–103. <https://doi.org/10.1080/07474930008800460>
- Breitung, J., Brüggemann, R., & Lütkepohl, H. (2009). Structural Vector Autoregressive Modeling and Impulse Responses. In H. Lütkepohl & M. Kräzig (Eds.), *Applied Time Series Econometrics* (pp. 159-196). Cambridge University Press. <http://dx.doi.org/10.1017/CBO9780511606885.005>
- Calzada, J., Terré, E., Rodríguez, T., Treboux, J., Russo, C. y Poeta, F. (2023). *El costo de la sequía 2022/23 ya asciende a US\$ 10.400 millones para los productores de soja, trigo y maíz*. Bolsa de Comercio de Rosario. <https://www.bcr.com.ar/es/mercados/mercado-de-granos/noticias/el-costode-la-sequia-202223-ya-asciende-us-10400-millones-para>
- Castro, A. y La Porta, L. (2021). Hidrovía Paraguay-Paraná como caso emblemático en relación a la soberanía económica, de los recursos ambientales y el desgaste ambiental. *Sociales Investiga*, 6(12), 158-169. <https://socialesinvestiga.unvm.edu.ar/ojs/index.php/socialesinvestiga/article/view/486/507>
- CEPAL. (2022). *Hidrovía Paraguay – Paraná: Tramo Santa Fe – Confluencia*. [https://www.argentina.gob.ar/sites/default/files/2022/10/documento\\_6\\_informe\\_cepala\\_7\\_de\\_junio\\_de\\_2022.pdf](https://www.argentina.gob.ar/sites/default/files/2022/10/documento_6_informe_cepala_7_de_junio_de_2022.pdf)
- Chen, P., & Semmler, W. (2024). Wage – price dynamics and financial market in a disequilibrium macro model: A Keynes – Kaldor – Minsky modeling of recession and inflation using VECM. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 220, 433–452. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2024.01.012>
- D'Angelo, G., Ybañez, P. y Terré, E. (2024). *La bajante del Paraná deteriora la carga promedio de los buques*. Bolsa de Comercio de Rosario. <https://www.bcr.com.ar/es/mercados/investigacion-y-desarrollo/informativo-semanal/noticias-informativo-semanal/la-bajante-5>
- Epaphra, M. (2017). Analysis of budget deficits and macroeconomic fundamentals: A VAR-VECM approach. *Journal of Economics and Management*, 30(4), 20-57. <https://doi.org/10.22367/jem.2017.30.02>

- Federici, D., & Marconi, D. (2002). On exports and economic growth: the case of Italy. *Journal of International Trade & Economic Development*, 11(3), 323–340. <https://doi.org/10.1080/09638190210151428>
- Ferrari, B., Terré, E. y Calzada, J. (2024). *Sequía sin precedentes y caída de reservas internacionales en el 2023*. Bolsa de Comercio de Rosario. <https://www.bcr.com.ar/es/mercados/investigacion-y-desarrollo/informativo-semanal/noticias-informativo-semanal/sequia-sin>
- Hall, P. (1992). *The Bootstrap and Edgeworth Expansion*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4384-7>
- Hoxha, A. (2010). Causality between Prices and Wages: VECM Analysis for EU-12. *Theoretical and Applied Economics*, 17(5), 27-48.
- Kovačević, D. (2024). How Automatic Adjustment Mechanism Works in Practice – A VECM Analysis of Monetary Transmission Mechanism in Bosnia and Herzegovina. *Eastern European Economics*, 62(2), 219–275. <https://doi.org/10.1080/00128775.2022.2164511>
- Lenza, M., Primiceri, G. E. (2022). How to estimate a vector autoregression after March 2020. *Journal of Applied Econometrics*, 37(4), 688–699. <https://doi.org/10.1002/jae.2895>
- Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer.
- Matuka, A., & Asafo, S. S. (2021). Effects of Services on Economic Growth in Albania: An ARDL Approach. *Journal of International Trade & Economic Development*, 30(6), 856–881. <https://doi.org/10.1080/09638199.2021.1910723>
- Pachiyappan, D., Ansari, Y., Alam, M. S., Thoudam, P., Alagirisamy, K., & Manigandan, P. (2021). Short and Long-Run Causal Effects of CO2 Emissions, Energy Use, GDP and Population Growth: Evidence from India Using the ARDL and VECM Approaches. *Energies*, 14(24), 8333. <https://doi.org/10.3390/en14248333>
- Pala, A. (2013). Structural Breaks, Cointegration, and Causality by VECM Analysis of Crude Oil and Food Price. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 3(3), 238-246. <https://www.econjournals.com/index.php/ijeeep/article/view/486>
- Pesaran, M.H., & Shin, Y. (1995). An autoregressive distributed lag modelling approach to cointegration analysis. In Strøm, S. (Ed.), *Econometrics and Economic Theory: The Ragnar Frisch Centennial Symposium*, 371-413. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CCOL521633230.011>
- Pfaff, B. (2008). VAR, SVAR and SVEC Models: Implementation Within R Package vars. *Journal of Statistical Software*, 27(4), 1-32.
- Ramirez, M. (2011). Is public infrastructure spending productive in the Mexican case? A vector error correction analysis. *Journal of International Trade and Economic Development*, 13(2), 159–178. <https://doi.org/10.1080/0963819042000218700>
- Sharma, R. K., Dhillon, J., Kumar, P., Mulvaney, M. J., Reed, V., Bheemanahalli, R., Cox, M. S., Kukal, M. S., & Reddy, K. N. (2023). Climate trends and soybean production since 1970 in Mississippi: Empirical evidence from ARDL model. *Science of The Total Environment*, 905, 167046. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167046>

- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and Reality. *Econometrica*, 48(1), 1–48.  
<https://doi.org/10.2307/1912017>
- Treboux, J. y Calzada, J. (2022). *Hidrovia Paraguay-Paraná: en 2021 se transportaron más de 100 millones de toneladas de mercadería por la vía*. Bolsa de Comercio de Rosario.  
<https://www.bcr.com.ar/es/mercados/investigacion-y-desarrollo/informativo-semanal/noticias-informativo-semanal/hidrovia-2>
- Yap, B. W., & Sim, C. H. (2011). Comparisons of various types of normality tests. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 81(12), 2141–2155.  
<https://doi.org/10.1080/00949655.2010.520163>
- Yu, T., Bessler, D., & Fuller, S. (2007). Price Dynamics in U.S. Grain and Freight Markets. *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 55(3), 381–397.  
<https://econpapers.repec.org/scripts/redir.pf?u=https%3A%2F%2Fdoi.org%2F10.1111%2Fj.1744-7976.2007.00098.x;h=repec:bla:canjag:v:55:y:2007:i:3:p:381-397>
- Zhu, Y., Wang, K., & Iram, R. (2022). Nexus of Climate Conditions with Energy Environmental Growth Integration. *Climate Change Economics*, 13(3), 2240015.  
<https://doi.org/10.1142/S2010007822400152>
- Zou, X. (2018). VECM Model Analysis of Carbon Emissions, GDP, and International Crude Oil Prices. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2018, Article ID 5350308.  
<https://doi.org/10.1155/2018/5350308>