

Análisis de escenarios del barómetro de julio de 2025 (ECIS3517)

Documentación técnica de la estimación electoral

Cómo citar este documento: Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio F°. (2025). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3517. Barómetro de julio 2025*. Documentación técnica de la estimación electoral. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.

Índice

1) Modelo Analítico.....	2
2) Análisis distribucional y de asociación.....	19
3) Análisis de estructuras de inercia temporal y patrones de incertidumbre ...	65
5) Referencias	156

1 Modelo analítico

Cierto es que el Centro de Investigaciones Sociológicas nunca ha fallado en una predicción electoral; tan cierto, como lo es que el Centro de Investigaciones Sociológicas nunca ha acertado en una predicción electoral. Ambas afirmaciones son ciertas dado que el Centro de Investigaciones Sociológicas nunca hace predicciones electorales. Este informe técnico es un resumen de los análisis efectuados para la estimación del apoyo electoral que reciben los partidos políticos, coyunturalmente, en el momento de efectuarse la medición. Una estimación electoral publicada periódicamente por el Centro de Investigaciones Sociológicas en sus barómetros mensuales.

Desde 2019 todas las estimaciones son el resultado de aplicar un único modelo teórico de referencia (Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre), un único método de especificación (metodología de escenarios) así como de un único sistema de operativización basado en estructuras motivacionales de los electores. En ese sentido, sus resultados son desde 2019 completamente comparables a lo largo del tiempo. Los análisis que aquí se presentan están diseñados para la detección, medición y sistematización del apoyo electoral, ya sea explícito o potencial, que reciben los partidos políticos en función de diferentes configuraciones de escenarios. Con dicha finalidad, se efectúa un estudio diagnóstico exhaustivo de las estructuras y patrones presentes en la encuesta de opinión pública.

No es un análisis exploratorio; por el contrario, se encuentra en todo momento monitorizado teóricamente, de tal modo que todos los resultados observables son interpretables en el marco analítico que establece el Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre. La acumulación en el tiempo de sucesivos diagnósticos ha permitido refinar los modelos estadísticos empleados, los algoritmos aplicados, así como las operaciones analíticas realizadas. En ese sentido, se presentan aquí aquellas más sustantivas para conocer y comprender el grado de equilibrio (interdependencia de las estimaciones) y estabilidad (consistencia) de los apoyos electorales que reciben los partidos en el momento de la recolección de datos. Este informe se estructura en varias partes. Una primera parte introductoria a la lógica del modelo y sus objetivos metodológicos.

El modelo bifactorial es una caja de herramientas analíticas, con aplicaciones particulares a la medición e incluso a la prospectiva. En el caso del Centro de Investigaciones Sociológicas solamente se publican las mediciones de coyuntura y no las especulaciones sobre posibles escenarios prospectivos. Tras una breve presentación teórica del modelo y algunas claves de interpretación se presenta el análisis empírico con varias secciones. Finalmente se incluyen un listado de referencias referidas al planteamiento epistemológico, teórico y metodológico del modelo. Existen en la actualidad suficientes publicaciones sobre su aplicación para que se encuentre exhaustivamente documentado (ver listado de referencias).

1.1 Modelo Bifactorial Inercia Incertidumbre

El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre fue propuesto en el año 2019 por los profesores Antonio Alaminos (Universidad de Alicante) y José Félix Tezanos (UNED), siendo en el momento de publicarse este informe el utilizado por el Centro de Investigaciones Sociológicas para realizar las mediciones del apoyo electoral que reciben los partidos políticos. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre es un modelo de medición que constituye una propuesta teórica y metodológica importante en varios sentidos.

En primer lugar, pone de relieve y destaca la existencia de “borrosidad” en las decisiones de las personas. Una incertidumbre real que no puede ser obviada por la exigencia de respuestas únicas e imaginariamente definitivas sobre el estado de la opinión pública. El establecimiento de dicha premisa, el posible estado indeterminado del fenómeno objeto de medición, da forma al enfoque analítico aplicado desde el modelo. El modelo integra y sistematiza los efectos de dicha incertidumbre sobre la medición. Aproximar la realidad social como un objeto de estudio que no es rígido ni definitivo exige que parte de los instrumentos que se aplican para conocerla no puedan serlo.

Por ello, en la medida que se incorpora la incertidumbre y la inercia al proceso de medición, el modelo adquiere la aplicabilidad de una “caja de herramientas” analíticas, algo que se ejemplifica en este informe técnico. El enfoque empírico aplicado se basa en la

metodología de escenarios, si bien orientados a la exploración del presente y no a la indagación sobre estados futuros. En el caso del Centro de Investigaciones Sociológicas, la medición del apoyo electoral que recibe un partido es una labor que va más allá de estimar un porcentaje o su intervalo de confianza. Implica una exploración y diagnóstico de los escenarios potenciales, considerando los más probables (voto directo) y evaluando los más improbables (voto alternativo).

El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre aplica el método de escenarios como herramienta de análisis y diagnóstico multifuncional. En ese sentido, una de sus aplicaciones en tanto que instrumento de medición es la estimación electoral, si bien este no se encuentra limitado a dicha finalidad. Su finalidad es esencialmente de diagnóstico, midiendo las tensiones internas existentes en términos de decisión electoral por parte de los ciudadanos. Destaca por ello por su capacidad para monitorizar de forma empírica las dinámicas internas de los electorados tal y como se expresan a través de los escenarios. El Modelo Bifactorial considera que el estado de un fenómeno social en el momento de la medición es el resultado de una combinación entre la inercia del pasado y la novedad que aporte el presente o la expectativa de las personas sobre su comportamiento en el futuro.

El Modelo Bifactorial considera que dentro de un campo de posibilidad definido por los votos directos y los alternativos configurado por diferentes escenarios existe un subconjunto de probabilidad. Aquello que es más o menos probable dadas las condiciones de posibilidad existentes. No es una predicción sobre el futuro. Es una medición de los estados de opinión en el presente. Por ejemplo, en una predicción electoral se presupone la existencia en el futuro de una diana. Una “diana” que, en un formato de predicción paramétrica, plantea que el futuro ya está aquí. En ese sentido, el objetivo de una predicción es aproximarse al centro paramétrico de una diana que, insistimos, ya estaba preconfigurada en el pasado en el que habitaban quienes produjeron la predicción.

El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre enfoca la cuestión desde otra perspectiva. La diana futura no existe. Solo existe el presente, sus inercias y sus incertidumbres reales. El desafío que enfrenta el Modelo Bifactorial es diferente al de una predicción dado que su finalidad es estimar la “diana” que se preconfigura en el presente. En otras palabras,

identificar dónde se ubican las probabilidades de cada partido y qué forma tiene su “diana”. Una “diana” a la que apuntarían las predicciones que se efectúan en el presente. No se trata de una “diana” preexistente en un futuro determinista. Es una “diana” que debe ser configurada y en sí misma estimada sobre un espacio de posibilidades. La aplicación al presente del método de escenarios parte de la premisa de que el presente no está completamente definido o decidido. Con mayor razón cuando se trata de medir en el presente la probabilidad de un comportamiento futuro. Preguntar a una persona qué haría en una circunstancia hipotética, unas elecciones, solamente puede recibir respuesta hipotéticas y abiertas al cambio.

Una apertura al cambio que puede ser de mayor o menor magnitud, afectar a unos partidos más que a otros, pero siempre existente. Así, la decisión sobre votar o qué votar alcanza un grado de certeza diferente según los electorados. Pero es una indecisión que es real y define el presente. En ese sentido, una medición del estado actual de los electorados mediante escenarios participa de todos los elementos que caracterizan al estudio de un fenómeno futuro.

La metodología de escenarios define un enfoque sistematizado utilizado para explorar y desarrollar múltiples opciones posibles en un contexto de incertidumbre. Herman Kahn y Anthony Wiener (1967) definieron los escenarios como "hipotéticas secuencias de eventos construidas con el propósito de focalizar la atención en causalidades y decisiones", poniendo el énfasis en la secuencia de eventos y su impacto potencial. En otra definición, Pierre Wack (1985), considera el método de escenarios como "la forma de pensar en realidades múltiples", subrayando la necesidad de reconocer y adaptarse a diversas pero posibles futuras realidades. Precisamente Wack enfatizó la utilidad de los escenarios para desafiar el pensamiento lineal y promover una planificación más flexible y adaptable. En su aplicación mediante el Modelo Bifactorial, la propuesta es considerar el presente como algo abierto y no cerrado en una única medición denotativa.

Por ello, la metodología de escenarios aplicada a la medición implica una reconceptualización en función del objeto. Reconoce que el presente no es un punto fijo, sino un espectro de posibilidades múltiples y divergentes; se asume que el presente es

inherentemente incierto y que cualquier intento de medirlo precisa considerar múltiples variantes de actuación y de su interacción. Unos escenarios que involucran a diversos tipos de electores según su contribución a la incertidumbre global: es el caso de electores militantes, simpatizantes, afines o que realmente dudan entre diferentes partidos políticos (voto alternativo). Los escenarios son contruidos a través de un proceso que generalmente incluye la identificación de factores clave, tendencias, y fuerzas impulsoras; el Modelo Bifactorial utiliza como base de para la identificación de los factores clave el Modelo Pentafactorial de motivación electoral propuesto por los profesores Alaminos y Alaminos Fernández (2012), integrando estos elementos en realidades coherentes; tras la especificación de escenarios se evalúan sus impactos potenciales. La especificación se encuentra abierta a la incorporación de nuevos factores, en la medida que tanto el tipo de elección como las variables disponibles condicionan la configuración de referencia. Finalmente, la implementación y optimización de los algoritmos en Python ha sido efectuada por Alaminos-Fernández. En este análisis se emplean siete escenarios de incertidumbre y tres estructuras de inercia (pasado, presente y expectativas actuales sobre el futuro). Los escenarios que operativizan los patrones de incertidumbre del presente análisis pivotan sobre los siguientes factores que los identifican. Escenario 1: escenario base; escenario 2: afinidad ideológica; escenario 3: imagen de partido; escenario 4: efecto de liderazgo (presidente preferido); escenario 5: afinidad ideológica en configuración de alta movilización; escenario 6: imagen de partido en configuración de alta movilización y finalmente escenario 7: efecto de liderazgo en configuración de alta movilización. Para una información más detallada y exhaustiva se presentan al final del documento una relación de referencias teóricas y aplicadas.

1.2 Orientaciones básicas de análisis

En un primer apartado se muestran las distribuciones de las mediciones estimadas para cada partido en el conjunto de los escenarios; esto permite evaluar a) la concentración o dispersión de las estimaciones, así como b) la presencia de multimodalidad o c) discontinuidades que indican la existencia de funciones latentes discontinuas que se expresan dando lugar a estimaciones fragmentadas. Indirectamente es una medición de la mayor o menor fragilidad de los apoyos electorales. Por ejemplo, un partido cuya

estimación sea unimodal y concentrada evidencia una escasa dependencia de los movimientos que experimenten el resto de los partidos. Expresado, en otros términos, en sus crecimientos o fracasos dependen en ese momento en concreto de sus propios pasos. Por el contrario, cuanto más dispersas o multimodales sean sus distribuciones mayor dependencia presentan respecto a las movilizaciones de los electorados de otros partidos. En este apartado se incluye la asociación observada entre las estimaciones de los partidos de ámbito nacional. No es pertinente comparar los estimados nacionales de partidos nacionales con los estimados de partidos autonómicos, debido a la falacia ecológica, las interdependencias no se mostrarían distorsionadas. Unas asociaciones que expresan tanto la relación interna entre los escenarios como evidencia la estructura latente que configura la existencia de dos bloques ideológicos.

En un segundo apartado se evalúan en detalle de forma segmentada la secuencia de escenarios, descomponiendo los elementos de inercia y los patrones de incertidumbre. Se analizan las interacciones existentes entre las inercias y los patrones de incertidumbre, estableciendo si son aditivas o multiplicativas. En el caso de ser multiplicativas se evalúa si son de variabilidad creciente o decreciente en función de la inercia pasado-presente-futuro.

La variabilidad decreciente se interpreta como una mayor concentración y grado de decisión de los apoyos electorales en el presente y las expectativas. La variabilidad creciente significa que se incrementa la fragilidad y volatilidad de sus apoyos considerando la disposición a la movilización electoral. La varianza de las estimaciones se descompone en los componentes de inercia e incertidumbre. En definitiva, se estima en qué grado influyen la inercia (ocultación de voto o efecto de posición en el cuestionario) y los patrones de incertidumbre a la estimación final. La estructura de inercia muestra el efecto de la ocultación de voto, generalmente en los partidos de derecha o ultraderecha.

Los patrones de incertidumbre se evalúan por los "dientes de sierra", su amplitud y profundidad. Por ejemplo, los patrones de incertidumbre de un partido que presenta un voto estable y decidido tenderán a la horizontalidad, sin grandes zigzagueos. Por el contrario, un partido cuyo electorado se encuentre en estado de incertidumbre mostrara grandes

"dientes de sierra". En la práctica, en la primera parte se evalúa la consistencia interna del conjunto de estimaciones (homogénea, no homogénea) y en la segunda parte la fuente de la variabilidad (inercia o incertidumbre). En ese sentido, un interés especial presenta los patrones medios de incertidumbre según escenarios. Este análisis se concentra en la mayor o menor dependencia de cada partido a las diferentes condiciones que configuran los escenarios. Un interés especial procede del análisis del error, dado que su posible no aleatoriedad muestra la interdependencia entre la inercia y los patrones de incertidumbre.

1.3 Formulación del modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre

En estudios electorales con incertidumbre metodológica y escenarios alternativos, es habitual trabajar con múltiples estimaciones de voto obtenidas a partir de diferentes configuraciones de parámetros. En este modelo se combinan 63 distribuciones probabilísticas generadas por la combinación de los niveles de INERCIA (1 a 9) e INCERTIDUMBRE (1 a 7). Se aplica una media Huber¹ categórica como método robusto para sintetizar estas estimaciones en una sola distribución final. El procedimiento implica una dimensión de medición global y la potencialidad de un análisis específico de sensibilidad para cada partido, así como se efectúa una validación mediante el análisis de la varianza y el testado de los coeficientes de Tukey, Hampel, Cauchy y Geman–McClure.

1.3.1. Media Huber Global y análisis por Partido

Ambos planteamientos utilizan las 63 estimaciones obtenidas mediante combinaciones de los parámetros INERCIA e INCERTIDUMBRE. Comparten una misma lógica de análisis robusto, utilizando la media Huber como método para minimizar la influencia de escenarios extremos.

Similitudes

Aspecto común	Descripción
---------------	-------------

¹ Huber, P. J. (1964). Robust Estimation of a Location Parameter. *Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73-101.

Hampel, F. R., Ronchetti, E. M., Rousseeuw, P. J., & Stahel, W. A. (1986). *Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions*. Wiley.

Datos base	Ambas usan las 63 estimaciones por combinación de INERCIA $\times$ INCERTIDUMBRE.
Objetivo general	Reducir el impacto de escenarios extremos mediante estadísticos robustos.
Método robusto aplicado	Se emplea la media Huber como medida central resistente a outliers.
Resultado final	Una distribución o resumen robusto de las estimaciones de voto.

Especificidades según finalidad

Elemento	Modelo global (distribución categórica)	Modelo por partido (análisis escalar individual)
Unidad de análisis	La distribución completa por escenario (vector de K partidos).	Cada partido por separado (K análisis independientes).
Agregación	Media Huber sobre los 63 valores por partido, luego normalización.	Media Huber escalar individual por partido.
Normalización	El vector final suma 1 (distribución de voto robusta).	No requiere normalización; análisis escalar.
Producto final	Una distribución categórica robusta: DH^{norm} .	Media y desviación robustas: $(\mu H, \sigma H)$ por partido.
Capacidad descriptiva	Muestra el reparto robusto total de voto.	Evalúa la volatilidad o consistencia de cada partido.
Visualización más adecuada	Distribuciones apiladas o de barras normalizadas.	Boxplots, heatmaps, mapas de dispersión.
Utilidad	Comparar cuotas globales robustas.	Estudiar sensibilidad y estabilidad estimada por partido.

Ambos planteamientos son complementarios. Mientras el modelo global proporciona una visión robusta y agregada del reparto de voto entre partidos, el análisis Huber por partido permite evaluar con mayor precisión cómo se comporta cada formación política ante variaciones en los parámetros de modelización. Ambos enfoques, aplicados de forma conjunta, ofrecen una herramienta poderosa para el análisis electoral robusto.

1.3.2. Especificación del modelo

1.3.2.1. Conjunto de categorías (partidos)

Sea

$$\mathcal{P} = \{p_1, p_2, \dots, p_K\}$$

el conjunto de partidos políticos.

Por ejemplo, $\mathcal{P} = \{PP, PSOE, VOX, SUMAR, ERC, \dots\}$, con K categorías.

1.3.2.2. Conjunto de escenarios (combinaciones de parámetros)

Sean

$\mathcal{I} = \{1, 2, \dots, 9\}$ los niveles de INERCIA

$\mathcal{U} = \{1, 2, \dots, 7\}$ los niveles de INCERTIDUMBRE

Esto genera un total de 63 combinaciones:

$$\mathcal{S} = \mathcal{I} \times \mathcal{U}, |\mathcal{S}| = 63.$$

Cada distribución $D(i,u) \in \mathcal{D}$ es un vector de probabilidades:

$$D(i,u) = [d(i,u)(p_1), \dots, d(i,u)(p_K)]$$

Con:

$$\sum_{k=1}^K d_{(i,u)}(p_k) = 1, \quad d_{(i,u)}(p_k) \geq 0.$$

1.3.2.3. Definición de la media Huber por partido

Para cada partido $p_k \in \mathcal{P}$, recolectamos sus valores estimados en los 63 escenarios:

$$\mathcal{V}_k = \{d(i,u)(p_k) : (i,u) \in \mathcal{S}\} = \{v_1(k), v_2(k), \dots, v_{63}(k)\}$$

Aplicamos la media Huber escalar sobre esta muestra para obtener un valor robusto:

$$\hat{d}_H(p_k) = \arg \min_{y \in \mathbb{R}} \sum_{s=1}^{63} \rho_\delta \left(v_s^{(k)} - y \right)$$

donde ρ_δ es la pérdida de Huber con parámetro de robustez $\delta > 0$, definida como

$$\rho_\delta(z) = \begin{cases} \frac{1}{2}z^2, & \text{si } |z| \leq \delta \\ \delta \left(|z| - \frac{1}{2}\delta \right), & \text{si } |z| > \delta \end{cases}$$

1.3.2.4. Resultado final: distribución robusta media

Se obtiene una nueva distribución sobre $\mathcal{P}$ formada por las medias Huber:

$$\hat{D}_H = \left[\hat{d}_H(p_1), \dots, \hat{d}_H(p_K) \right]$$

Para garantizar que esta distribución sea válida (suma 1), se normaliza aplicando:

$$\hat{d}_H^{\text{norm}}(p_k) = \frac{\hat{d}_H(p_k)}{\sum_{j=1}^K \hat{d}_H(p_j)}$$

La distribución categórica final queda definida como:

$$\hat{D}_H^{\text{norm}} = \left[\hat{d}_H^{\text{norm}}(p_1), \dots, \hat{d}_H^{\text{norm}}(p_K) \right]$$

Cada

representa la estimación robusta del voto al partido p_k , eliminando la influencia desproporcionada de escenarios extremos. El resultado es una media robusta categórica, útil para análisis agregados cuando se parte de múltiples escenarios de modelización (inercia e incertidumbre).

La tabla siguiente compara las propiedades de la media clásica frente a la Huber:

	<i>Media clásica</i>	<i>Media Huber por partido</i>
Sensibilidad a outliers	Alta	Baja
Escenarios extremos	Pueden sesgar	Su peso se recorta
Comparabilidad	Aceptable	Mejor (varianza robusta)

1.4. Validación del modelo por partido (análisis escalar individual)

A grandes rasgos, la lógica es la misma: se convierte la colección de 63 estimaciones (u,i) en una distribución discreta y extraemos una medida robusta que minimice la influencia de escenarios extremos de INERCIA o INCERTIDUMBRE.

1.4.1. Marco formal por partido

Para un partido K_k , se define una matriz de probabilidades $\mathbf{D}^{(k)}$ con valores $d_{u,i}^{(k)}$. Estos se vectorizan para aplicar la media Huber escalar y opcionalmente calcular la varianza robusta:

Para un partido K_k

$$\mathbf{D}^{(k)} = \left[d_{u,i}^{(k)} \right]_{\substack{i=1,\dots,9 \\ u=1,\dots,7}}, \quad d_{u,i}^{(k)} \geq 0, \quad \sum_{u,i} d_{u,i}^{(k)} = 1$$

1. Vectorizar

$$\mathbf{v}^{(k)} = \left(d_{1,1}^{(k)}, \dots, d_{7,9}^{(k)} \right)^\top \in \mathbb{R}^{63}$$

2. Media Huber escalar

$$\hat{\mu}_H^{(k)} = \arg \min_y \sum_{s=1}^{63} \rho_\delta \left(v_s^{(k)} - y \right)$$

donde ρ_δ es la perdida Huber, la misma que en el modelo global.

Aplicar la media Huber por partido proporciona una estimación robusta individual y permite reducir la influencia de escenarios extremos. Repetido para todos los K partidos, obtienes un vector robusto de cuotas medias, que puede normalizarse para formar una distribución completa balanceando entre media cuadrática y absoluta. Los parámetros ($\hat{\mu}_H$, $\hat{\sigma}_H$) son útiles para comparar partidos y representar gráficamente sus perfiles de estimación.

3. Análisis de varianza robusta

$$\hat{\sigma}_H^{2(k)} = \frac{1}{\sum w_s} \sum_s w_s \left(v_s^{(k)} - \hat{\mu}_H^{(k)} \right)^2, \quad w_s = \min \left(1, \frac{\delta}{|v_s^{(k)} - \hat{\mu}_H^{(k)}|} \right)$$

El par

resume el nivel medio robusto y la dispersión robusta de la estimación del partido.

1.4.2. Validación mediante coeficientes alternativos

Se calculan los coeficientes de Tukey, Hampel, Cauchy y Geman–McClure. Como criterio general, en aplicaciones donde se busca solo robustez leve es recomendable Huber con $\delta=1.5 \cdot \text{MAD}$. En el caso de una varianza extrema es adecuado el empleo de Tukey o Hampel, mientras que para generar un suavizado continuo procede utilizar Cauchy o Geman–McClure.

Las fórmulas para Tukey, Hampel, Cauchy y Geman–McClure son las siguientes.

Sea $\mathbf{v}^{(k)} = \{v_1^{(k)}, \dots, v_{63}^{(k)}\}$ la distribución de voto estimada para el partido K en los 63 escenarios definidos por combinaciones de inercia ($i \in \{1, \dots, 9\}$) e incertidumbre ($u \in \{1, \dots, 7\}$).

El objetivo es obtener un estimador robusto $\mu^{(k)}$ del centro de la distribución y eventualmente su dispersión robusta $\sigma^{(k)}$, minimizando la influencia de valores extremos mediante funciones de pérdida $\rho(z)$.

La formulación general es:

$$\hat{\mu}^{(k)} = \arg \min_{y \in \mathbb{R}} \sum_{s=1}^{63} \rho_{\delta} \left(v_s^{(k)} - y \right)$$

Donde $\rho_{\delta}(z)$ es una función de pérdida robusta parametrizada por δ , que controla la sensibilidad a outliers.

1.4.3. Funciones de pérdida consideradas

a) *Tukey's bisquare (biweight)*

Reduce completamente el peso de valores más allá de δ .

$$\rho_{\delta}(z) = \begin{cases} \frac{\delta^2}{6} \left[1 - \left(1 - \left(\frac{z}{\delta} \right)^2 \right)^3 \right] & \text{si } |z| \leq \delta \\ \frac{\delta^2}{6} & \text{si } |z| > \delta \end{cases}$$

b) *Hampel*

Tres parámetros $a < b < c$, requiere calibración.

$$\rho(z) = \begin{cases} |z| & \text{si } |z| \leq a \\ \frac{a + (|z| - a)(b - |z|)/(b - a)}{1} & \text{si } a < |z| \leq b \\ c & \text{si } |z| > b \end{cases}$$

c) *Cauchy*

Más tolerante a valores extremos, pero conserva robustez.

$$\rho_{\delta}(z) = \delta^2 \log \left(1 + \left(\frac{z}{\delta} \right)^2 \right)$$

d) *Geman–McClure*

Suaviza, pero penaliza outliers sin ignorarlos completamente.

$$\rho_{\delta}(z) = \frac{z^2}{z^2 + \delta^2}$$

El análisis de sensibilidad de la medición mediante escenarios aplicando varios coeficientes requiere en ocasiones la normalización de los vectores. Los valores $\mu^{(k)}$ se pueden normalizar para reconstruir una distribución total:

$$\tilde{\mu}^{(k)} = \frac{\hat{\mu}^{(k)}}{\sum_{j=1}^K \hat{\mu}^{(j)}}$$

Esto permite comparar partidos bajo criterios de robustez ajustados.

El análisis de validación de las estimaciones calcula las curvas $\rho_{\delta}(z)$ para comparar sensibilidad, evalúa los *boxplots* de Huber vs Tukey vs media clásica (comparar robustez), así como el mapa de dispersión $(\mu^{(k)}, \sigma^{(k)})$ por función de pérdida (evaluar volatilidad). El *heatmap* de covariación paramétrica Inercia e Incertidumbre facilita conocer la heterogeneidad de escenarios.

1.5. Procedimiento práctico

1. Cargar las 63 matrices y elegir el partido k.
2. Extraer su vector de estimaciones $v^{(k)}$.
3. Elegir δ , por ejemplo, $\delta = 1.5 \times \text{MAD}(v^{(k)})$.
4. Aplicar el algoritmo IRLS para calcular
5. Repetir para todos los partidos.
6. Normalizar los resultados si se desea que sumen 1.

Recomendaciones analíticas

Suavizado 2-D: utilizar KDE discreta para visualizar densidad de voto por región (u,i) .

Modelos de mezcla (GMM): detectar clústeres de escenarios similares para cada partido.

Análisis de sensibilidad: probando distintos δ incluyendo usar otras funciones de pérdida.

1.6. ANEXO

Representación Matricial de Escenarios *IU* para un Partido Político

En el presente documento se establece la notación formal para representar las 63 estimaciones de voto asociadas a un partido político concreto, resultantes de la combinación de dos parámetros: INERCIA (con 9 niveles) e INCERTIDUMBRE (con 7 niveles). Estas estimaciones se organizan en una matriz de 7 filas por 9 columnas, donde cada celda recoge el valor estimado bajo una combinación específica de parámetros.

Definición de la matriz Inercia (I) e Incertidumbre (U)

Sea:

$\mathcal{I} = \{1, 2, \dots, 9\}$ los niveles discretos del parámetro INERCIA,

$\mathcal{U} = \{1, 2, \dots, 7\}$ los niveles discretos del parámetro INCERTIDUMBRE.

filas corresponden a $u \in \mathcal{U}$ (INCERTIDUMBRE), columnas corresponden a $i \in \mathcal{I}$ (INERCIA).

La definición formal es

$$\mathbf{D}^{(K_k)} = \left[d_{u,i}^{(K_k)} \right]_{\substack{i=1,\dots,9 \\ u=1,\dots,7}},$$

Donde

$d_{u,i}^{(K_k)}$ = estimación de voto para K_k con INERCIA i e INCERTIDUMBRE u .

Para un partido dado K_k (por ejemplo, $K_1 = \text{PP}$), se define una matriz de estimaciones donde cada elemento representa la estimación de voto correspondiente al escenario con INCERTIDUMBRE = u e INERCIA = i para el partido K_k .

Representación matricial explícita

$$\mathbf{D}^{(K_k)} = \begin{pmatrix} d_{1,1}^{(K_k)} & d_{1,2}^{(K_k)} & \dots & d_{1,9}^{(K_k)} \\ d_{2,1}^{(K_k)} & d_{2,2}^{(K_k)} & \dots & d_{2,9}^{(K_k)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{7,1}^{(K_k)} & d_{7,2}^{(K_k)} & \dots & d_{7,9}^{(K_k)} \end{pmatrix}.$$

El elemento $d_{u,i}^{(K_k)}$ ocupa la posición **fila** u , **columna** i .

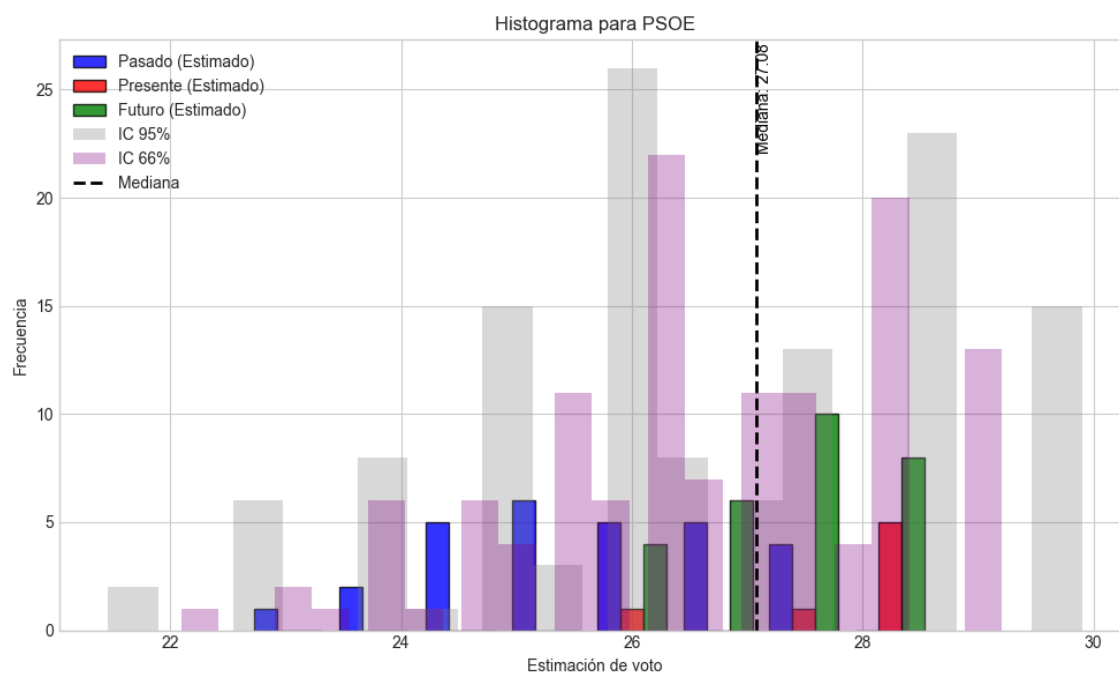
Cada fila corresponde a un nivel de INCERTIDUMBRE (de 1 a 7) y cada columna a un nivel de INERCIA (de 1 a 9).

Como ejemplo de notación, en el caso particular del partido PP (K_1), la matriz se denota como $\mathbf{D}(K_1)$. Por ejemplo, el valor de voto estimado bajo el escenario con INCERTIDUMBRE = 3 e INERCIA = 5 se representa como:

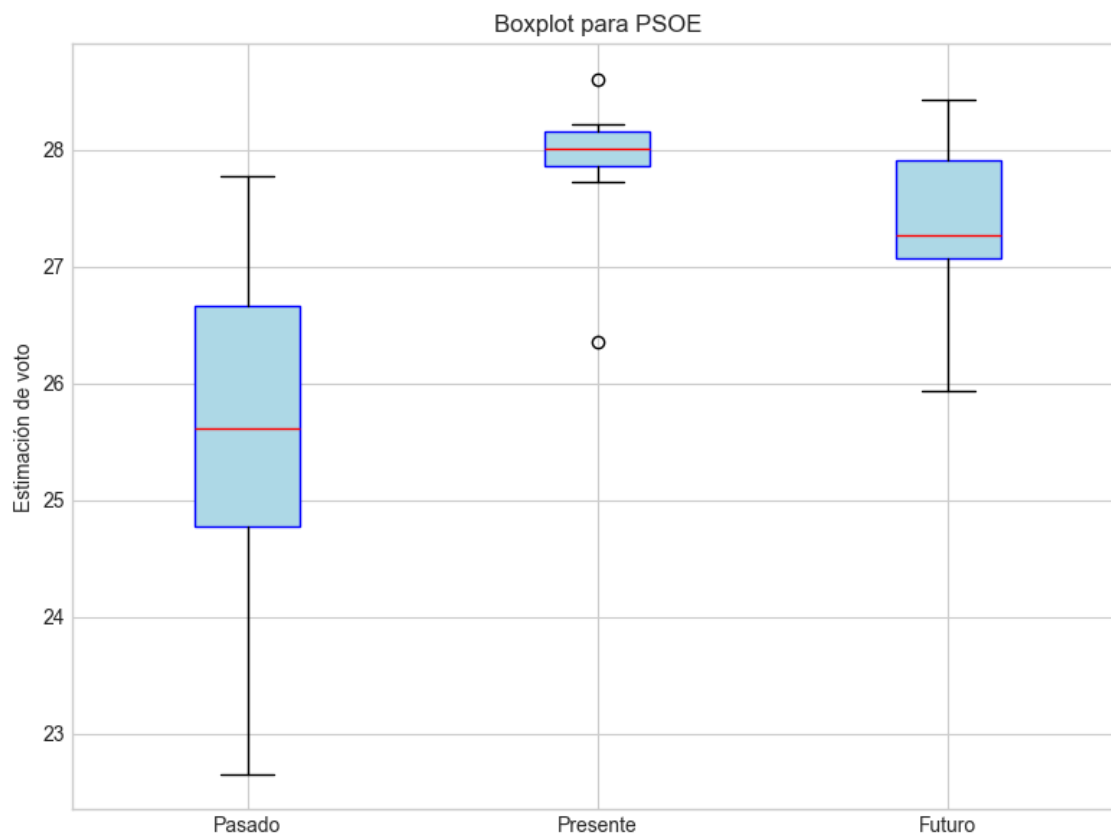
$$d(K_1)_{3,5}$$

Este valor se encuentra en la tercera fila y quinta columna de la matriz $\mathbf{D}(K_1)$.

2. Análisis distribucional y correlacional de los escenarios



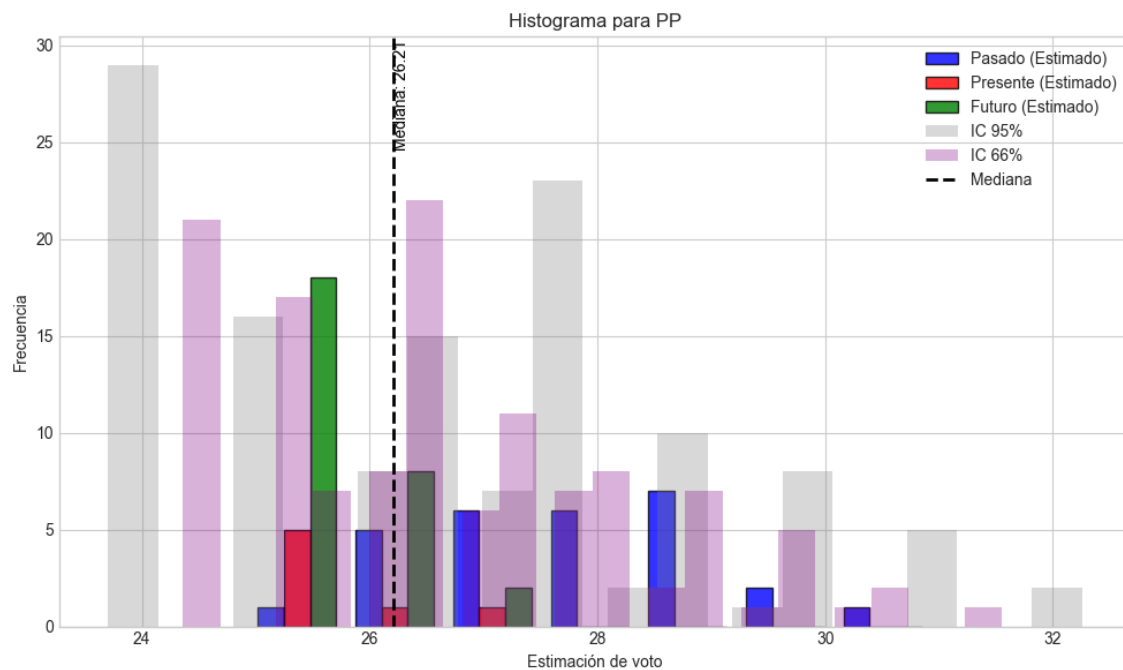
Histograma con Intervalos de Confianza para PSOE



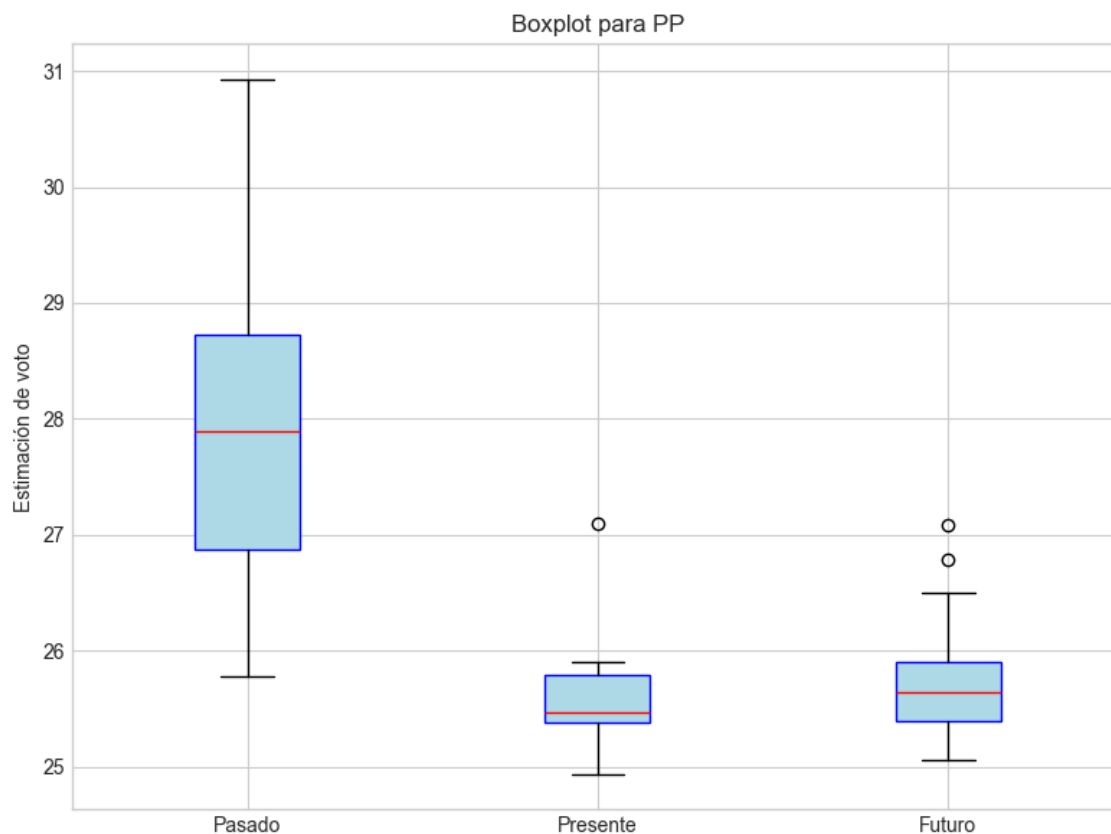
Interpretación de la dispersión: La dispersión es baja, los valores están muy concentrados en torno a la media. Los valores se encuentran en un rango intercuartílico controlado.

Estadísticas Descriptivas para PSOE

Indicador	Valor
Varianza	1.7555
Desviación estándar	1.3249
Coefficiente de Variación (CV)	0.0497
Asimetría (Skewness)	-0.8277
Curtosis	0.1851
Rango Intercuartílico (IQR)	1.5321
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.8235



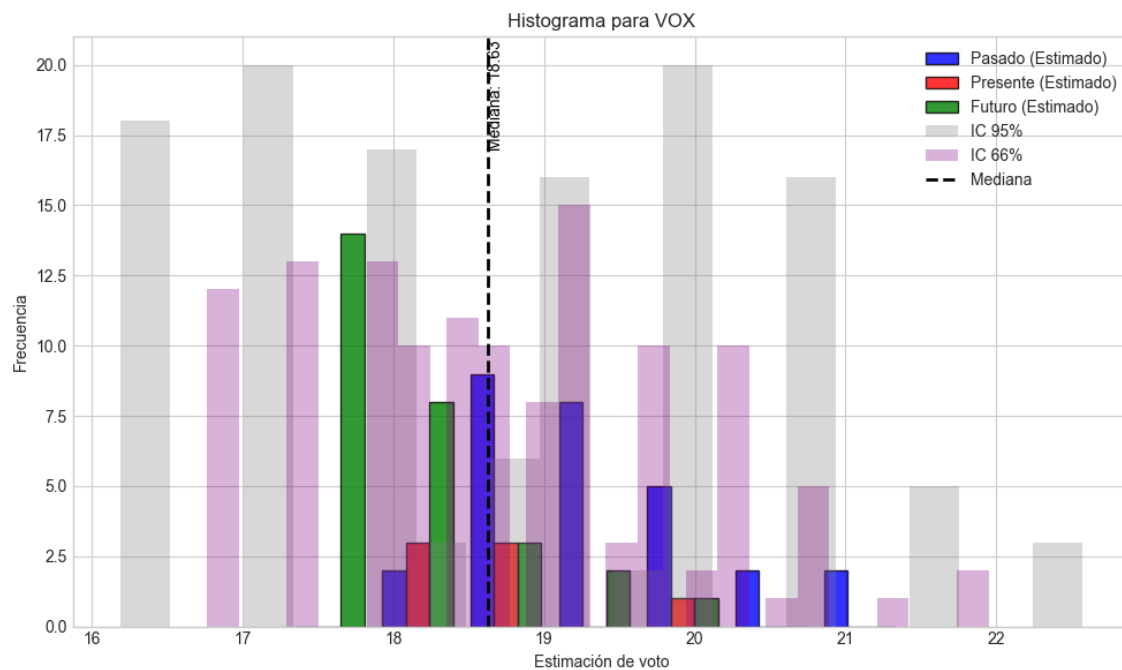
Histograma con Intervalos de Confianza para PP



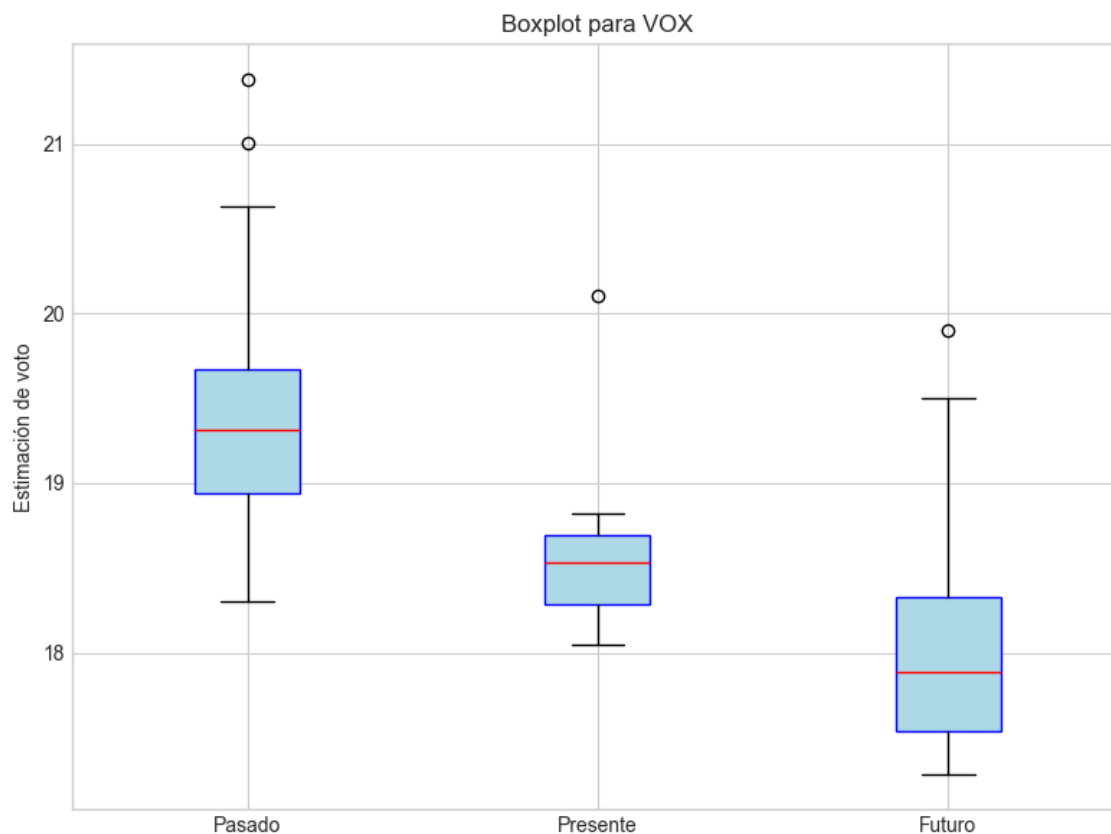
Interpretación de la dispersión: La dispersión es baja, los valores están muy concentrados en torno a la media. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para PP

Indicador	Valor
Varianza	1.9616
Desviación estándar	1.4006
Coefficiente de Variación (CV)	0.0525
Asimetría (Skewness)	0.9641
Curtosis	0.1573
Rango Intercuartílico (IQR)	1.9059
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.8019



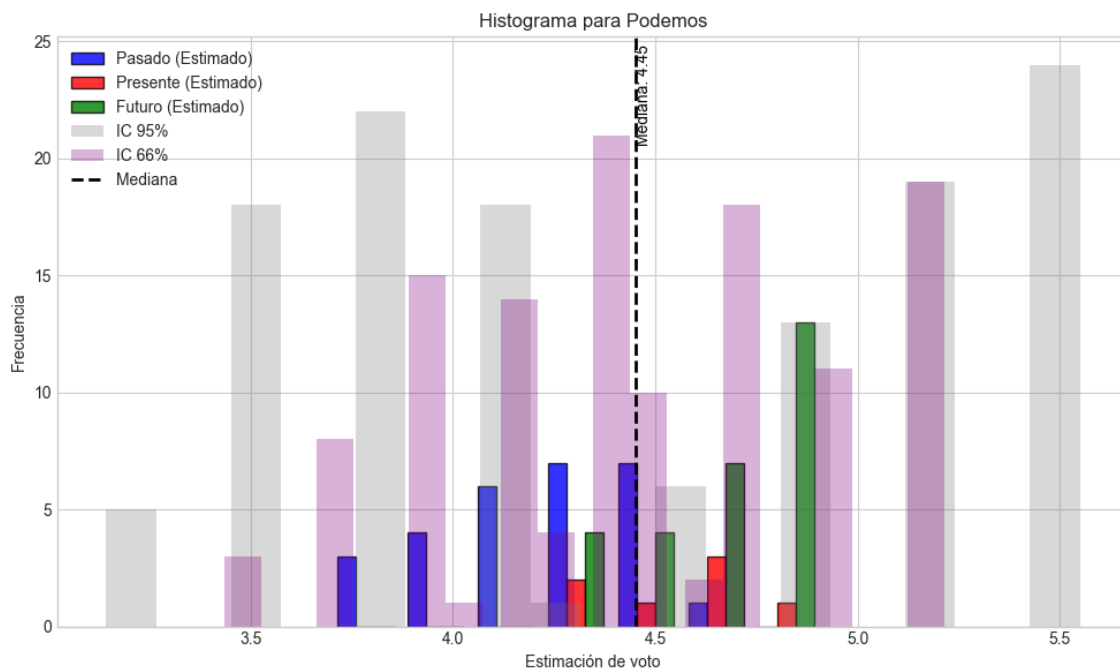
Histograma con Intervalos de Confianza para VOX



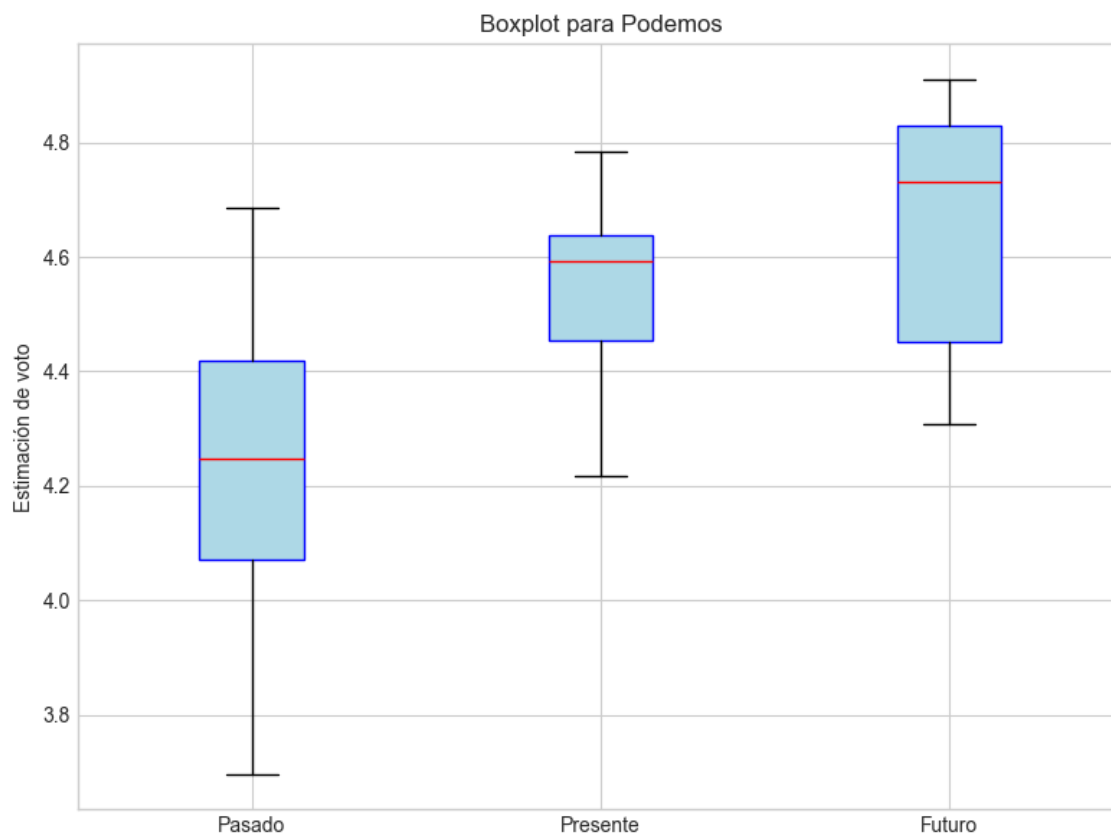
Interpretación de la dispersión: La dispersión es baja, los valores están muy concentrados en torno a la media. Los valores se encuentran en un rango intercuartílico controlado.

Estadísticas Descriptivas para VOX

Indicador	Valor
Varianza	0.8867
Desviación estándar	0.9417
Coefficiente de Variación (CV)	0.0503
Asimetría (Skewness)	0.5615
Curtosis	-0.0376
Rango Intercuartílico (IQR)	1.3367
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.6856



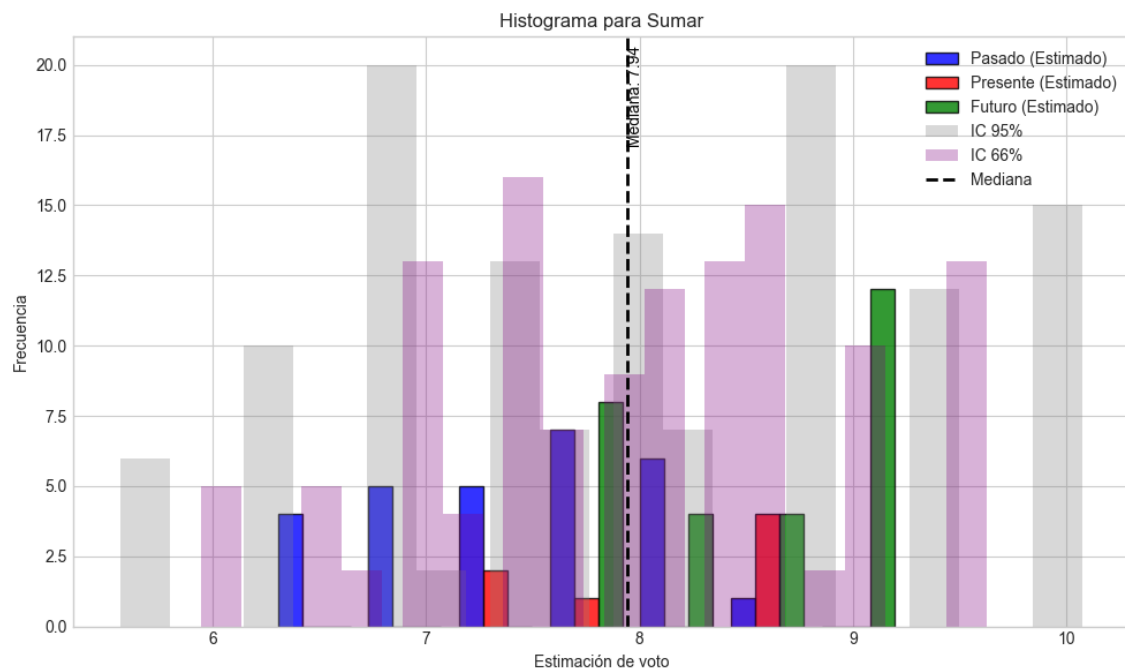
Histograma con Intervalos de Confianza para Podemos



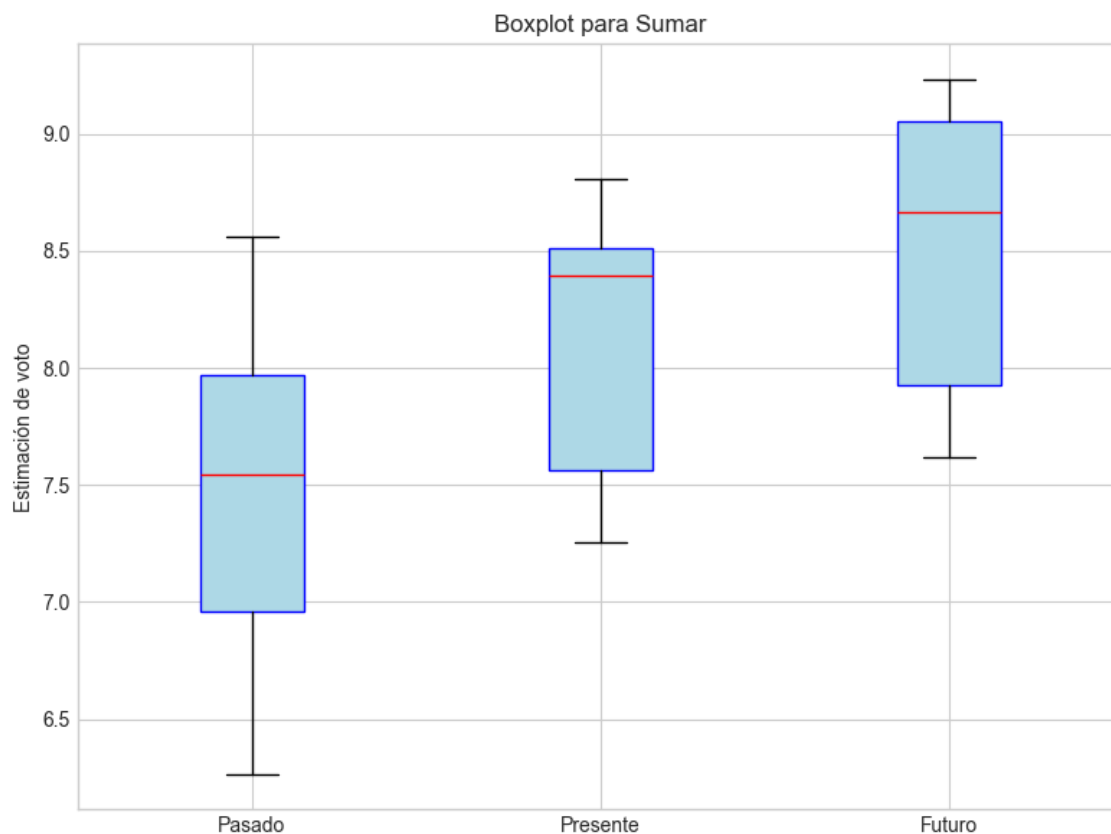
Interpretación de la dispersión: La dispersión es baja, los valores están muy concentrados en torno a la media. Los valores se encuentran en un rango intercuartílico controlado.

Estadísticas Descriptivas para Podemos

Indicador	Valor
Varianza	0.0886
Desviación estándar	0.2977
Coefficiente de Variación (CV)	0.0667
Asimetría (Skewness)	-0.4356
Curtosis	-0.5912
Rango Intercuartílico (IQR)	0.4647
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.2394



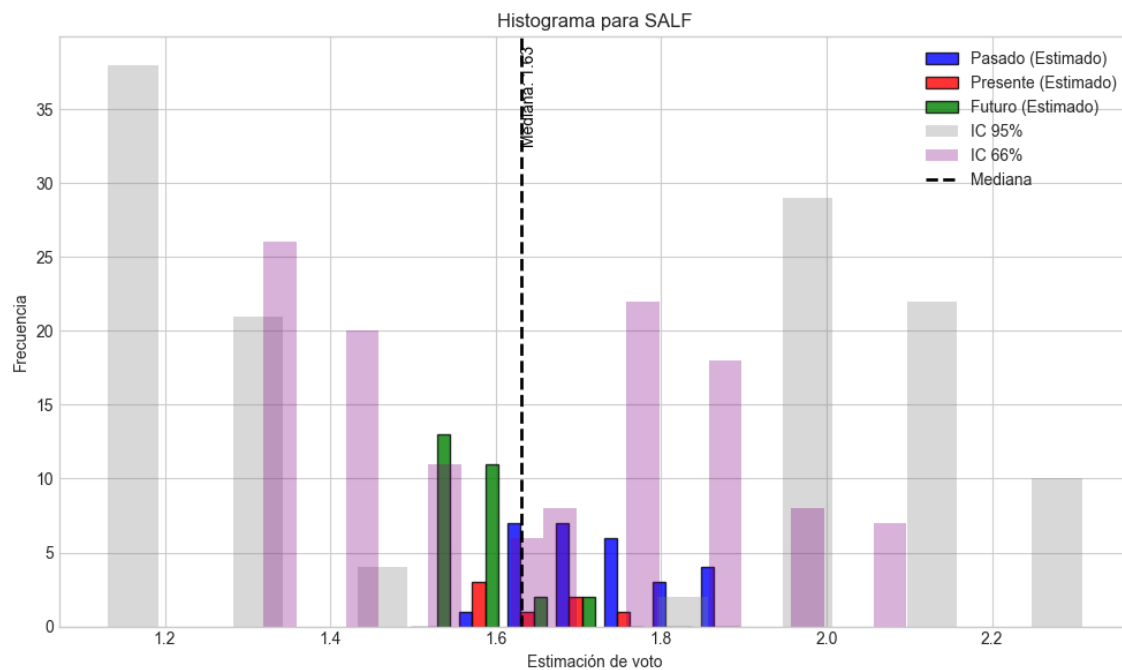
Histograma con Intervalos de Confianza para Sumar



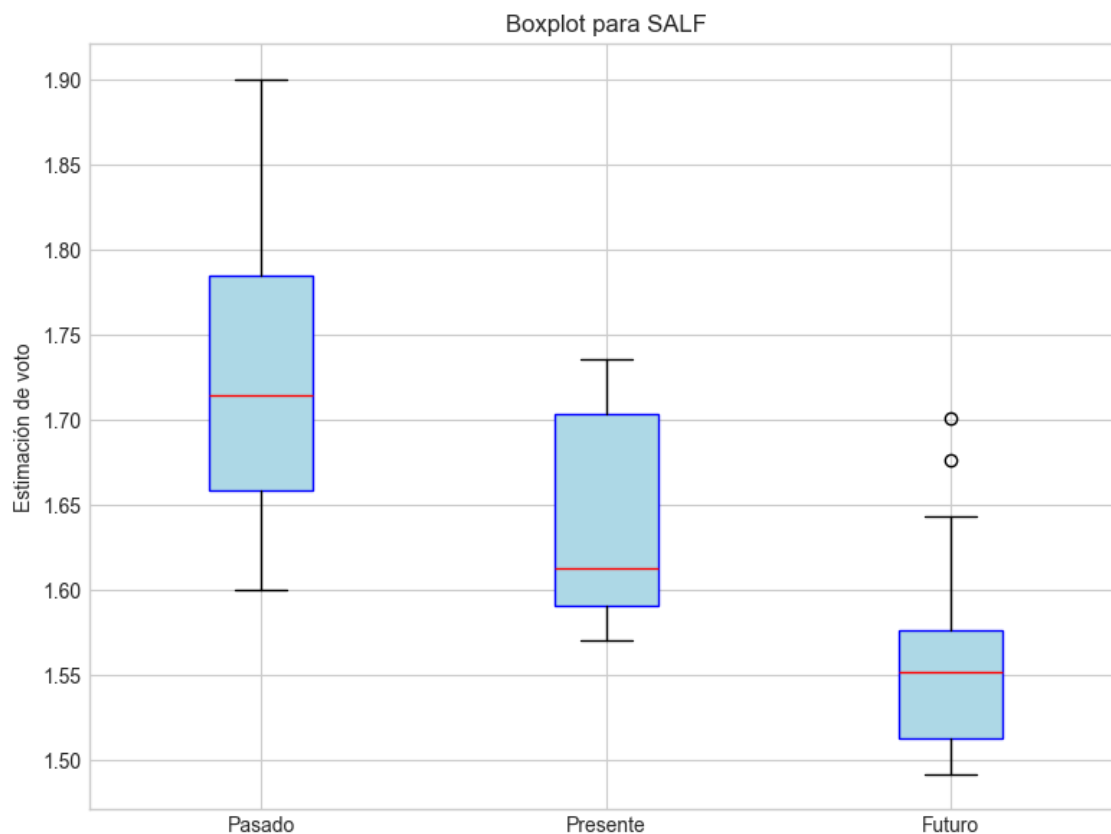
Interpretación de la dispersión: La dispersión es baja, los valores están muy concentrados en torno a la media. Los valores se encuentran en un rango intercuartílico controlado.

Estadísticas Descriptivas para Sumar

Indicador	Valor
Varianza	0.6036
Desviación estándar	0.7769
Coefficiente de Variación (CV)	0.0971
Asimetría (Skewness)	-0.2368
Curtosis	-0.7173
Rango Intercuartílico (IQR)	1.0811
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.5572



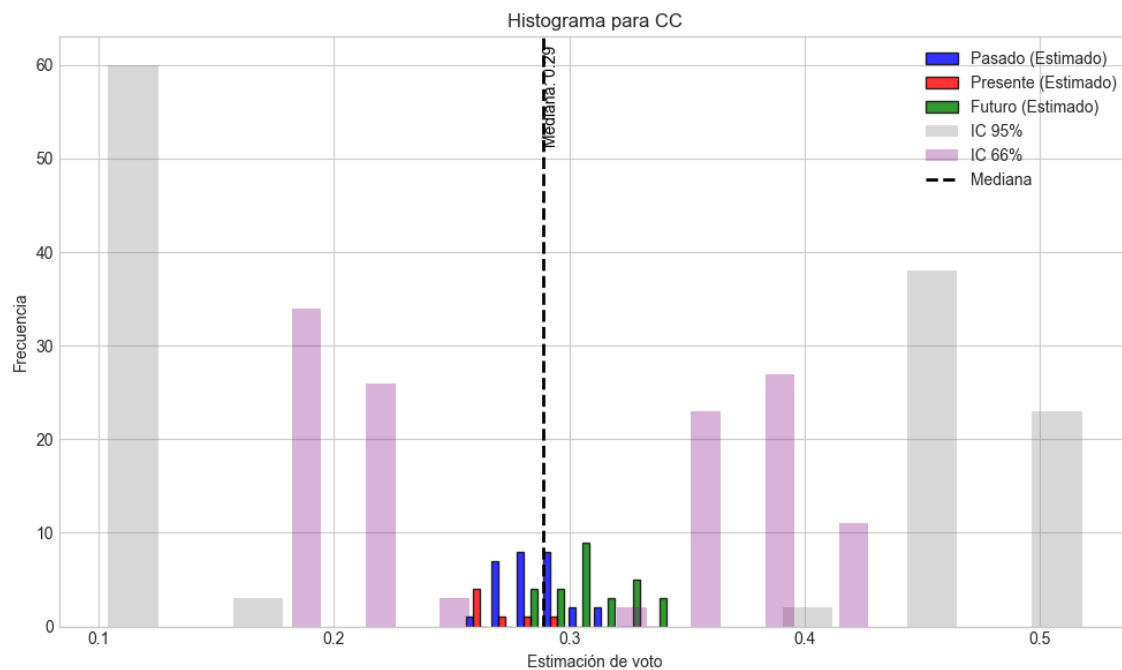
Histograma con Intervalos de Confianza para SALF



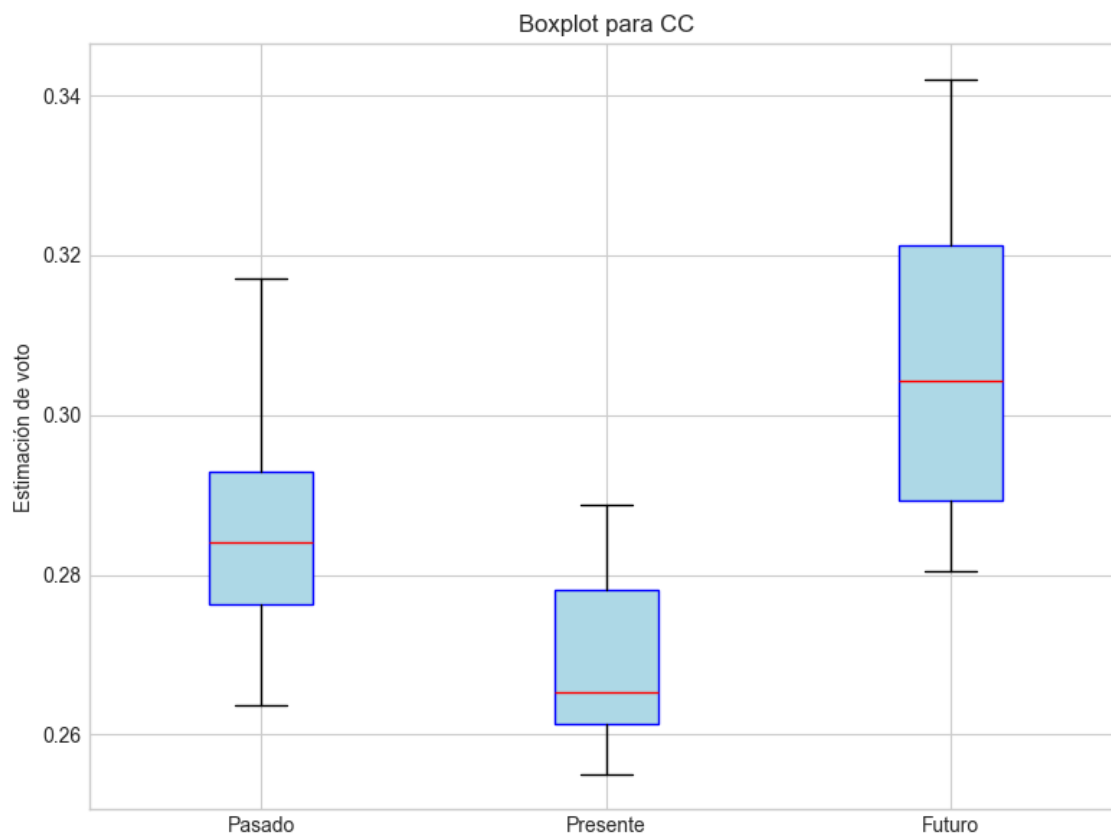
Interpretación de la dispersión: La dispersión es baja, los valores están muy concentrados en torno a la media. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para SALF

Indicador	Valor
Varianza	0.0114
Desviación estándar	0.1069
Coefficiente de Variación (CV)	0.0651
Asimetría (Skewness)	0.5168
Curtosis	-0.6524
Rango Intercuartílico (IQR)	0.1542
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0768



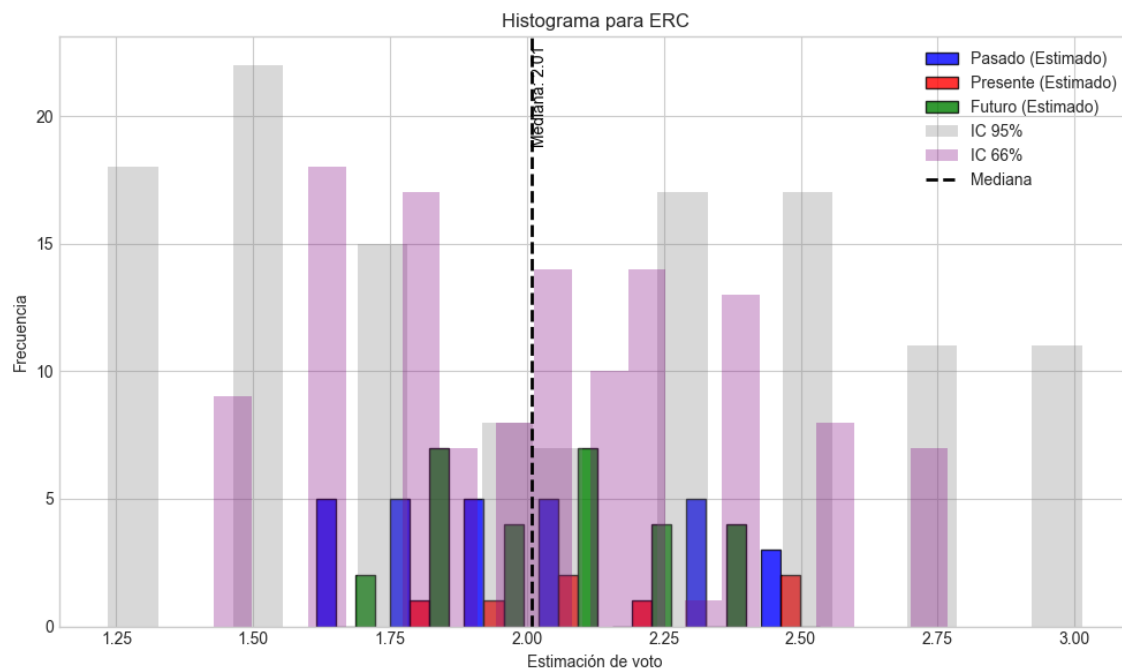
Histograma con Intervalos de Confianza para CC



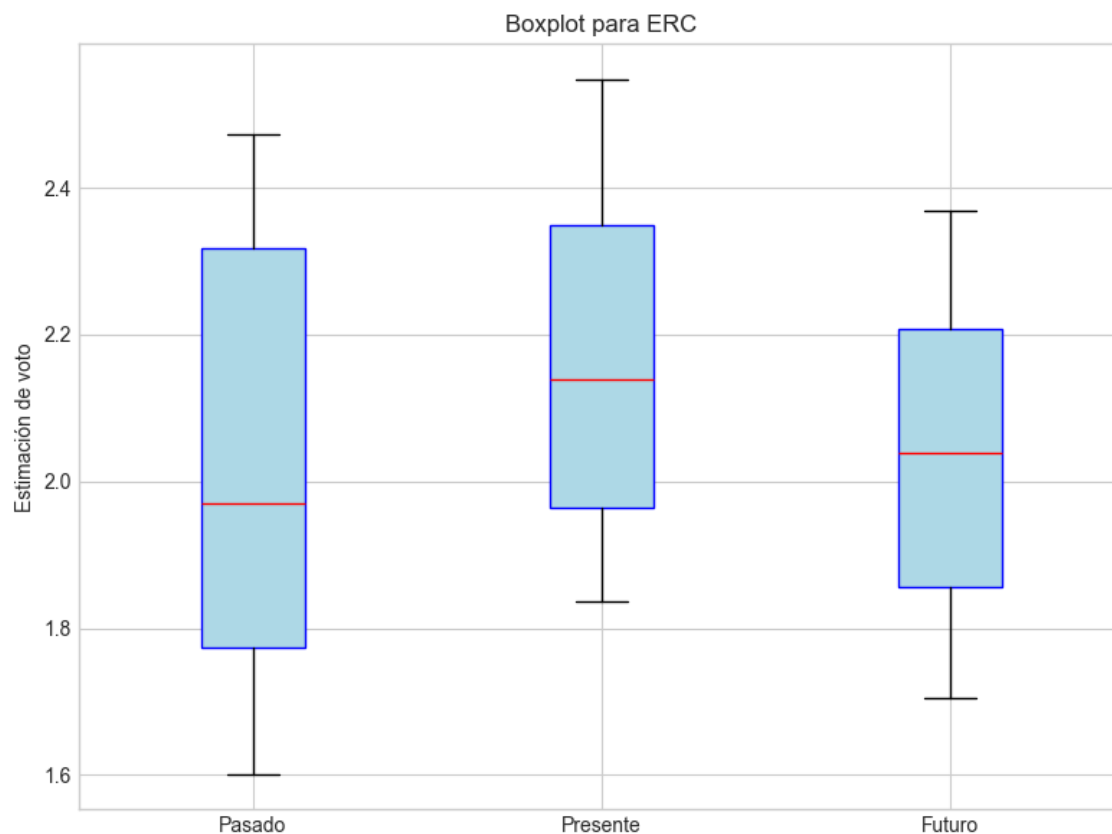
Interpretación de la dispersión: La dispersión es baja, los valores están muy concentrados en torno a la media. Los valores se encuentran en un rango intercuartílico controlado.

Estadísticas Descriptivas para CC

Indicador	Valor
Varianza	0.0004
Desviación estándar	0.0202
Coefficiente de Variación (CV)	0.0689
Asimetría (Skewness)	0.4739
Curtosis	-0.2561
Rango Intercuartílico (IQR)	0.0237
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0128



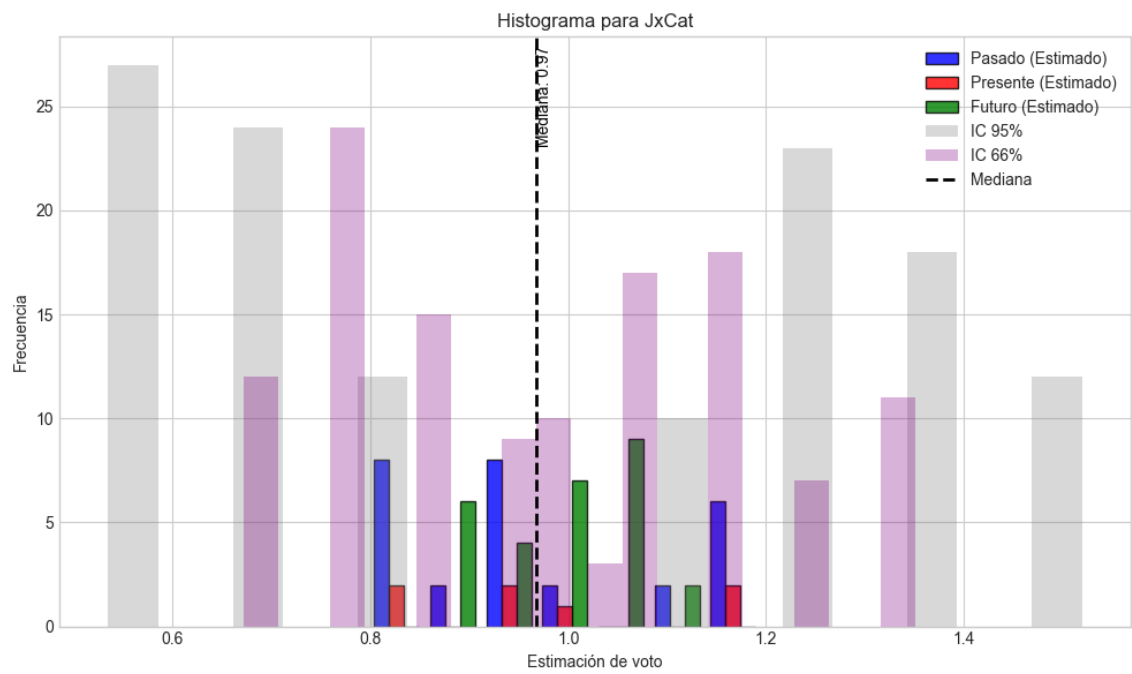
Histograma con Intervalos de Confianza para ERC



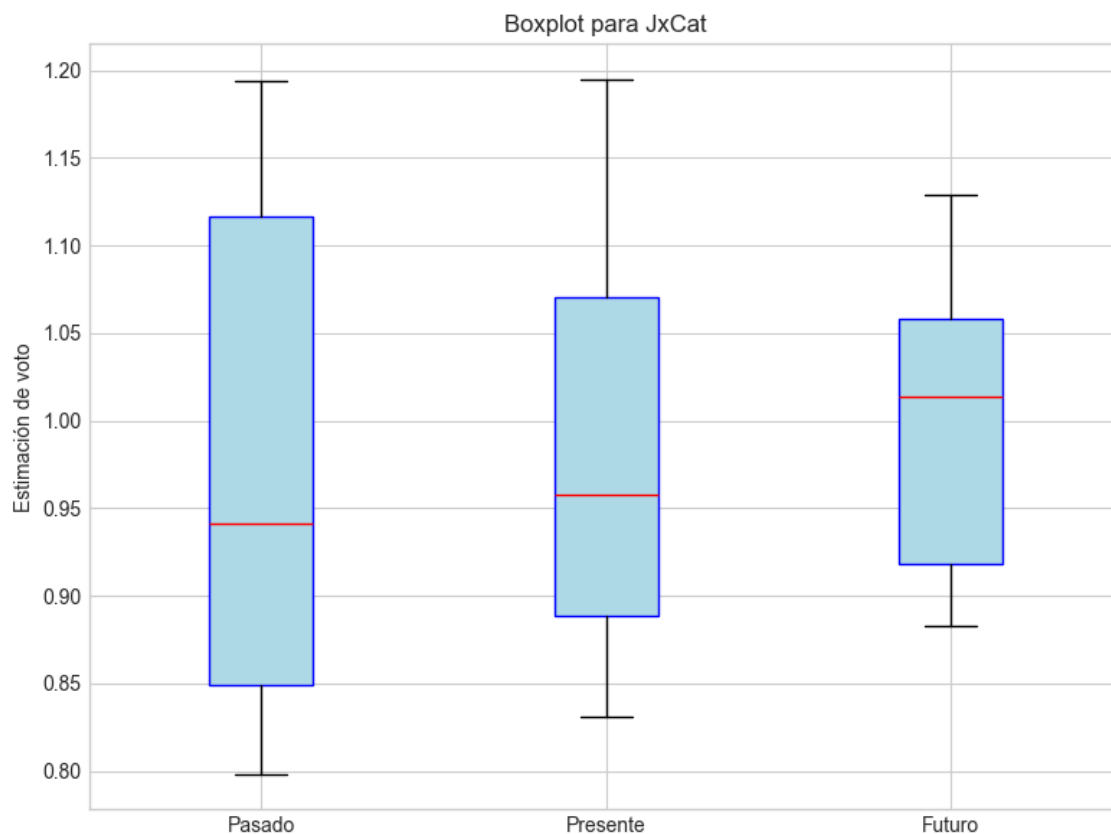
Interpretación de la dispersión: La dispersión es moderada. Los valores se encuentran en un rango intercuartílico controlado.

Estadísticas Descriptivas para ERC

Indicador	Valor
Varianza	0.0618
Desviación estándar	0.2486
Coefficiente de Variación (CV)	0.1221
Asimetría (Skewness)	0.2345
Curtosis	-0.9695
Rango Intercuartílico (IQR)	0.3757
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.2003



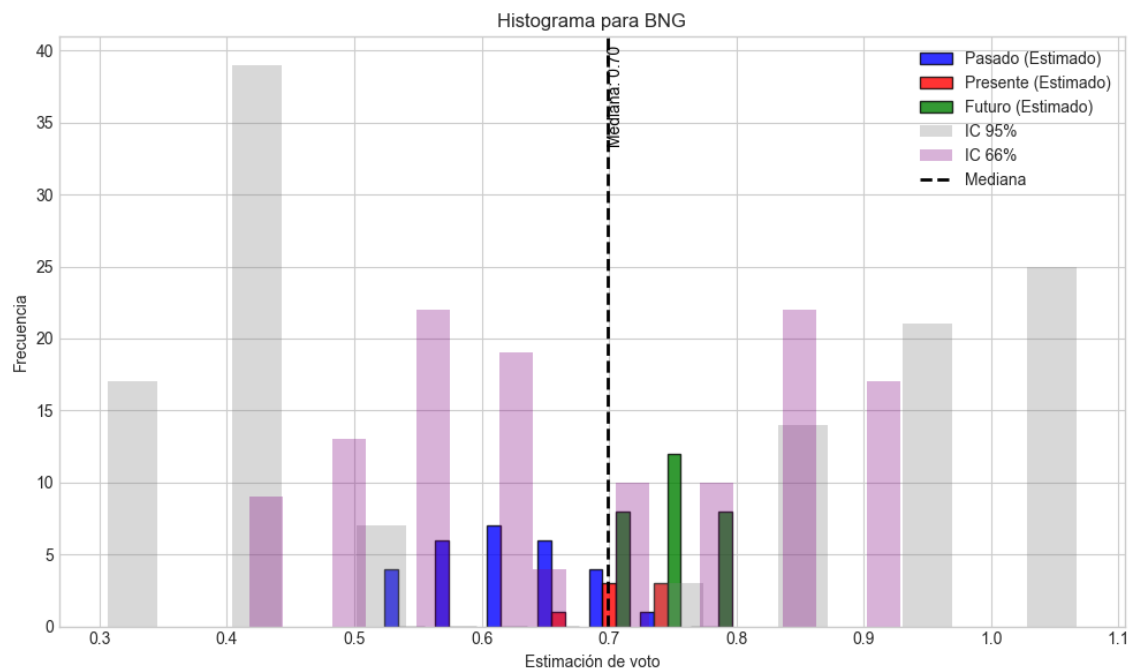
Histograma con Intervalos de Confianza para JxCat



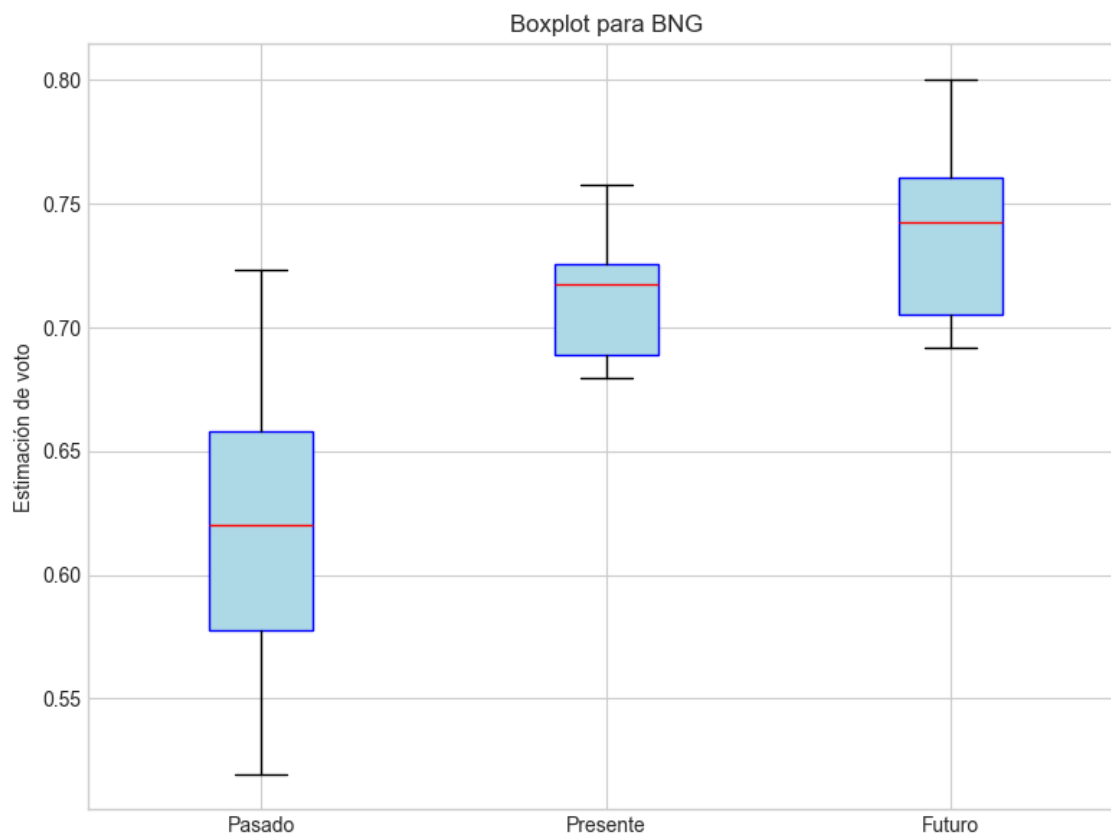
Interpretación de la dispersión: La dispersión es moderada. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para JxCat

Indicador	Valor
Varianza	0.0120
Desviación estándar	0.1097
Coefficiente de Variación (CV)	0.1115
Asimetría (Skewness)	0.2818
Curtosis	-0.8886
Rango Intercuartílico (IQR)	0.1596
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0684



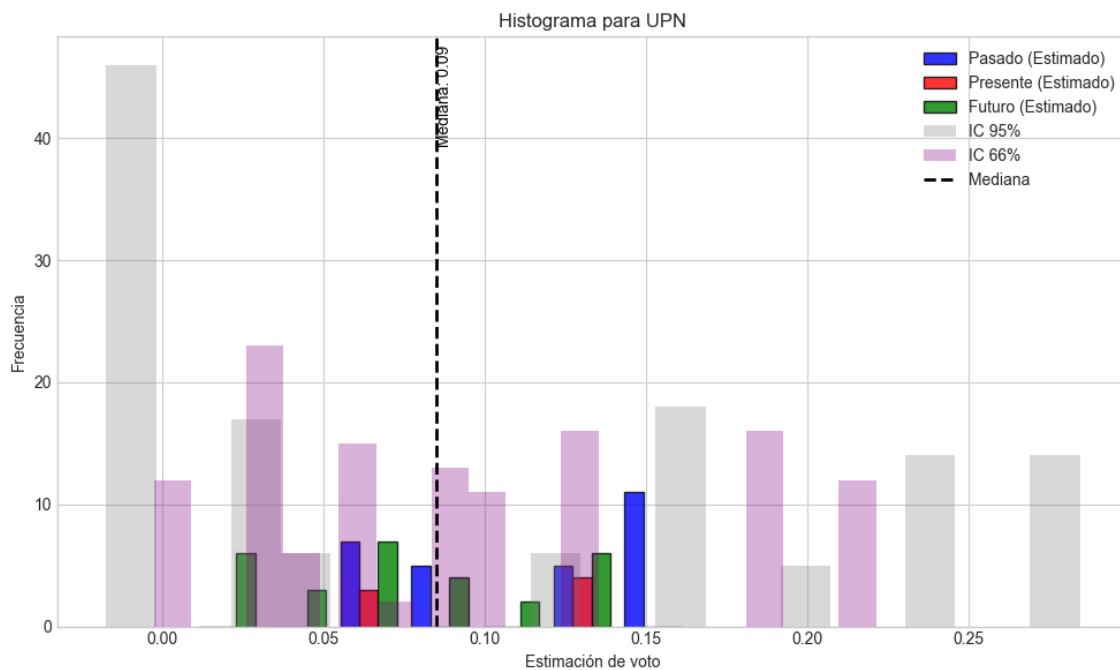
Histograma con Intervalos de Confianza para BNG



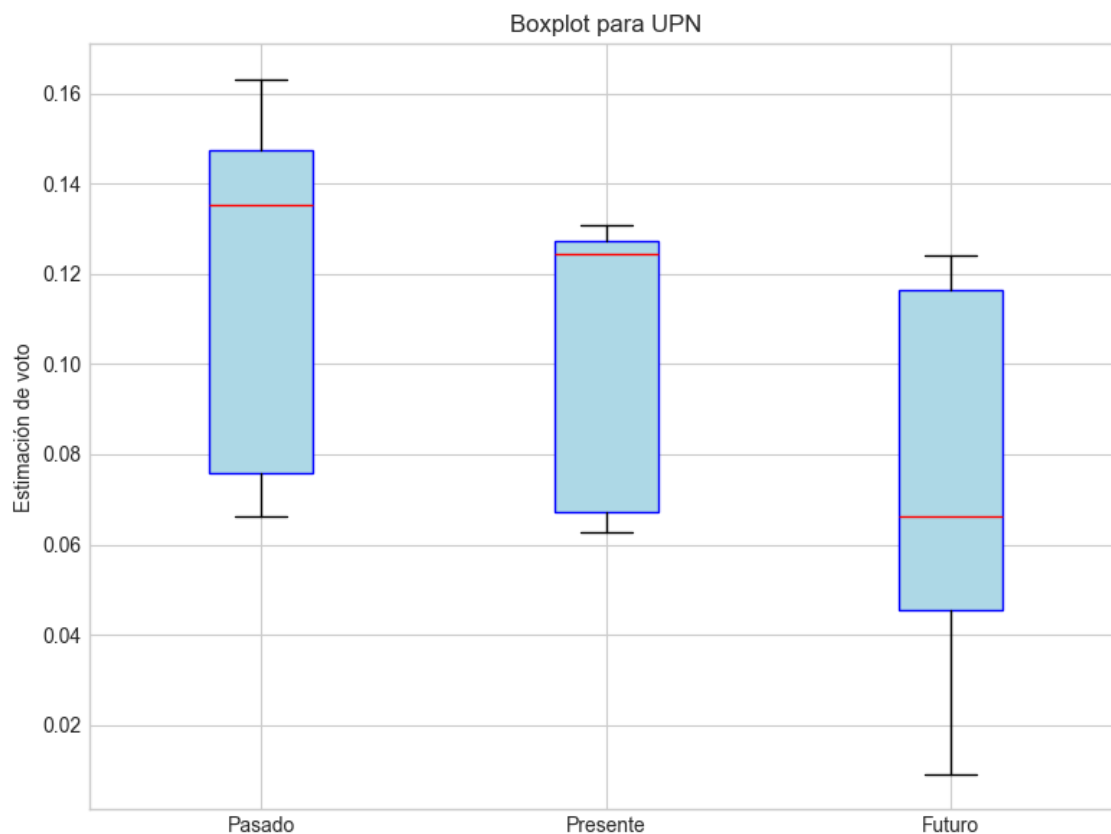
Interpretación de la dispersión: La dispersión es moderada. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para BNG

Indicador	Valor
Varianza	0.0053
Desviación estándar	0.0730
Coefficiente de Variación (CV)	0.1068
Asimetría (Skewness)	-0.5202
Curtosis	-0.6243
Rango Intercuartílico (IQR)	0.1093
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0471



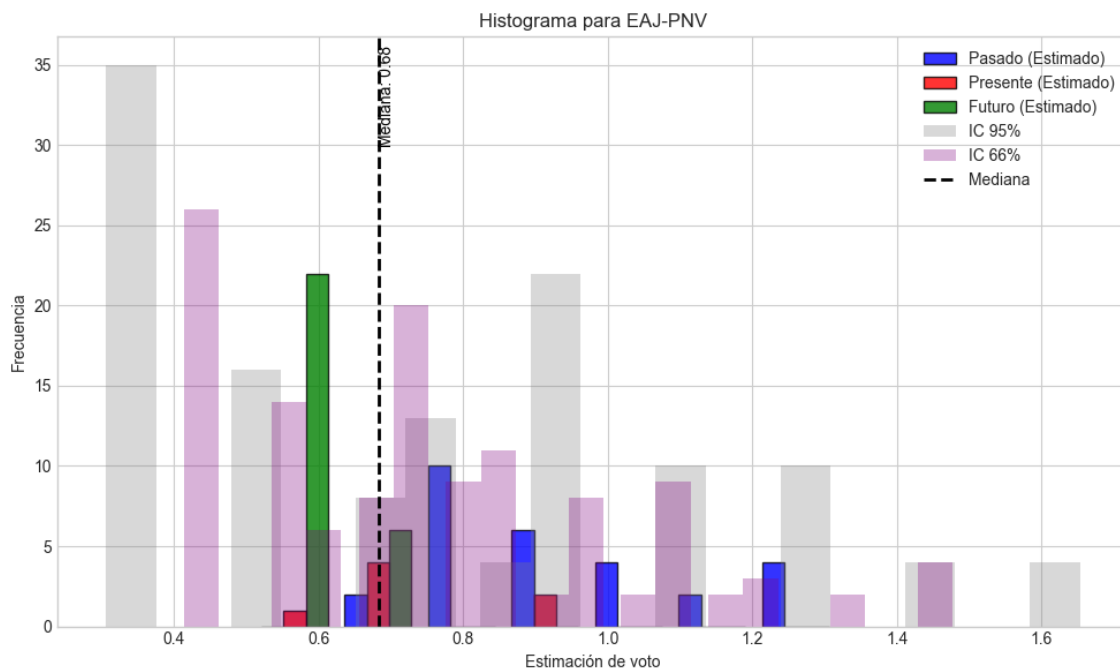
Histograma con Intervalos de Confianza para UPN



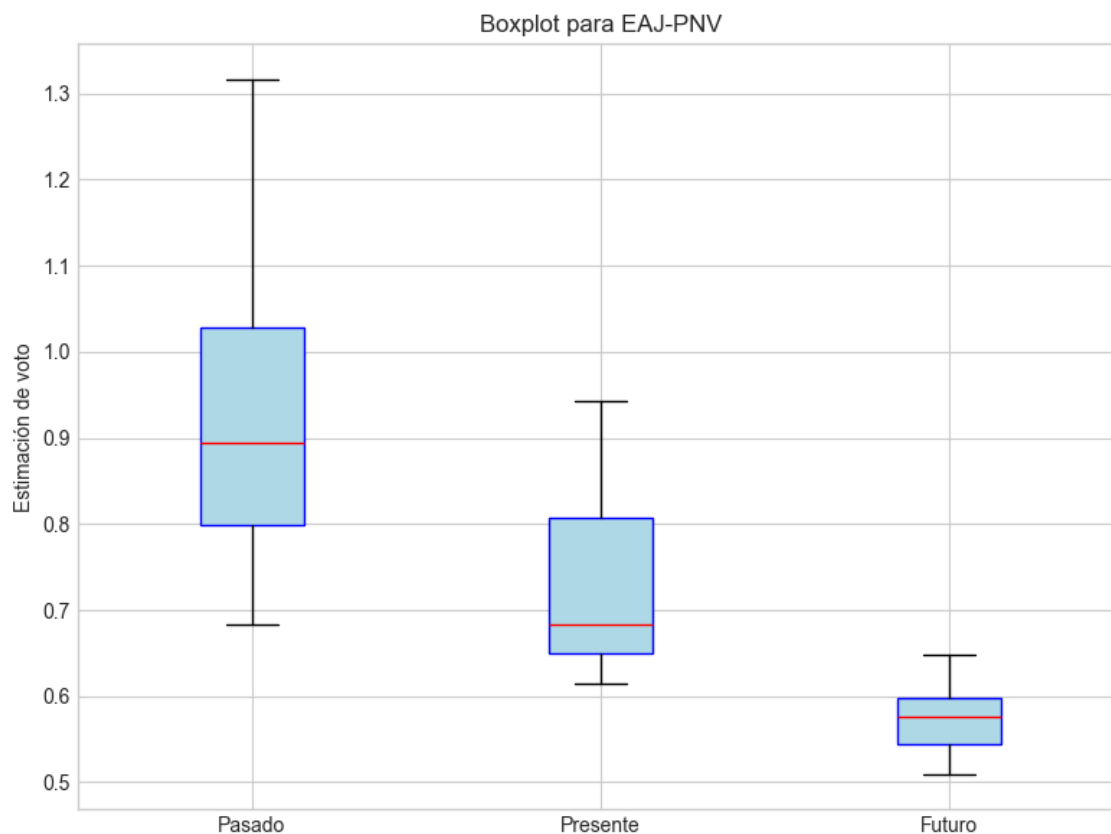
Interpretación de la dispersión: La dispersión es alta, lo que indica gran variabilidad en los datos. Los valores se encuentran en un rango intercuartílico controlado.

Estadísticas Descriptivas para UPN

Indicador	Valor
Varianza	0.0019
Desviación estándar	0.0440
Coeficiente de Variación (CV)	0.4710
Asimetría (Skewness)	-0.2600
Curtosis	-0.8869
Rango Intercuartílico (IQR)	0.0663
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0357



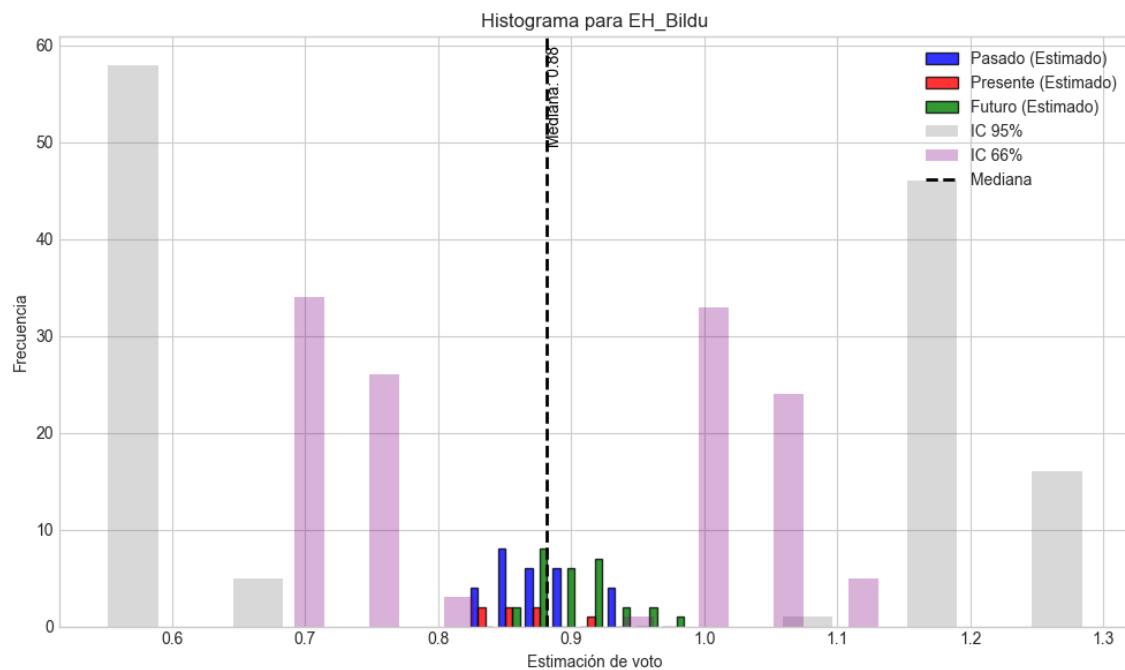
Histograma con Intervalos de Confianza para EAJ-PNV



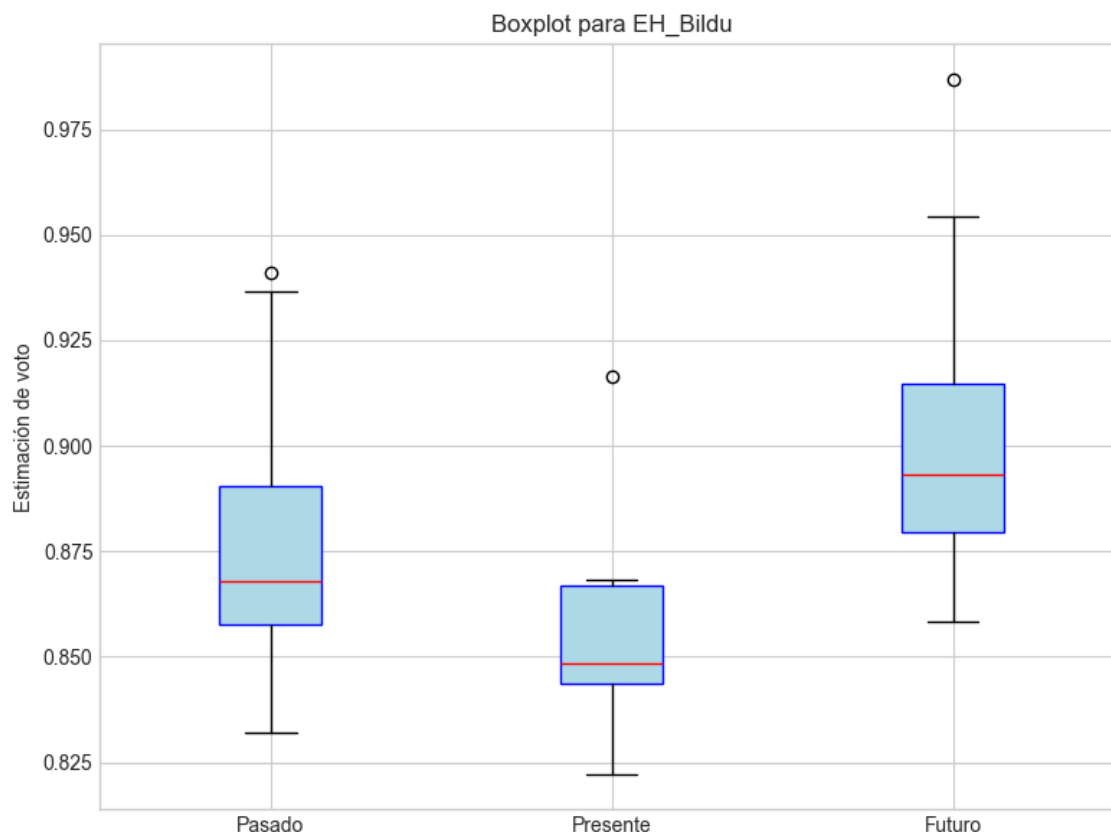
Interpretación de la dispersión: La dispersión es moderada. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para EAJ-PNV

Indicador	Valor
Varianza	0.0451
Desviación estándar	0.2124
Coeficiente de Variación (CV)	0.2822
Asimetría (Skewness)	0.9728
Curtosis	0.0960
Rango Intercuartílico (IQR)	0.3054
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.1277



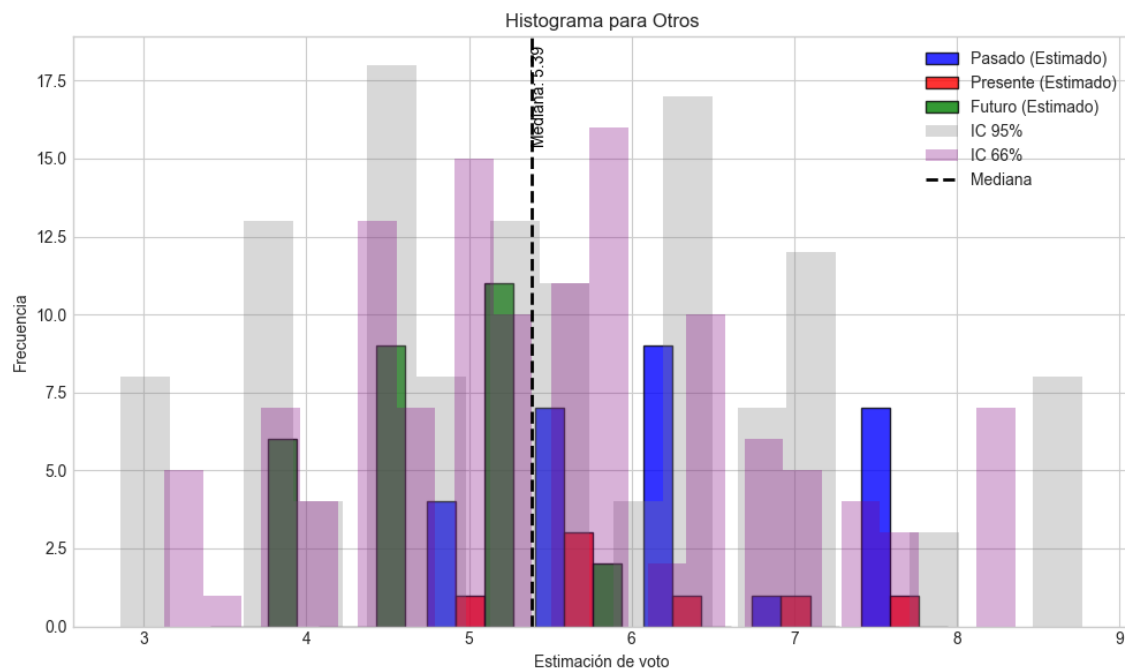
Histograma con Intervalos de Confianza para EH_Bildu



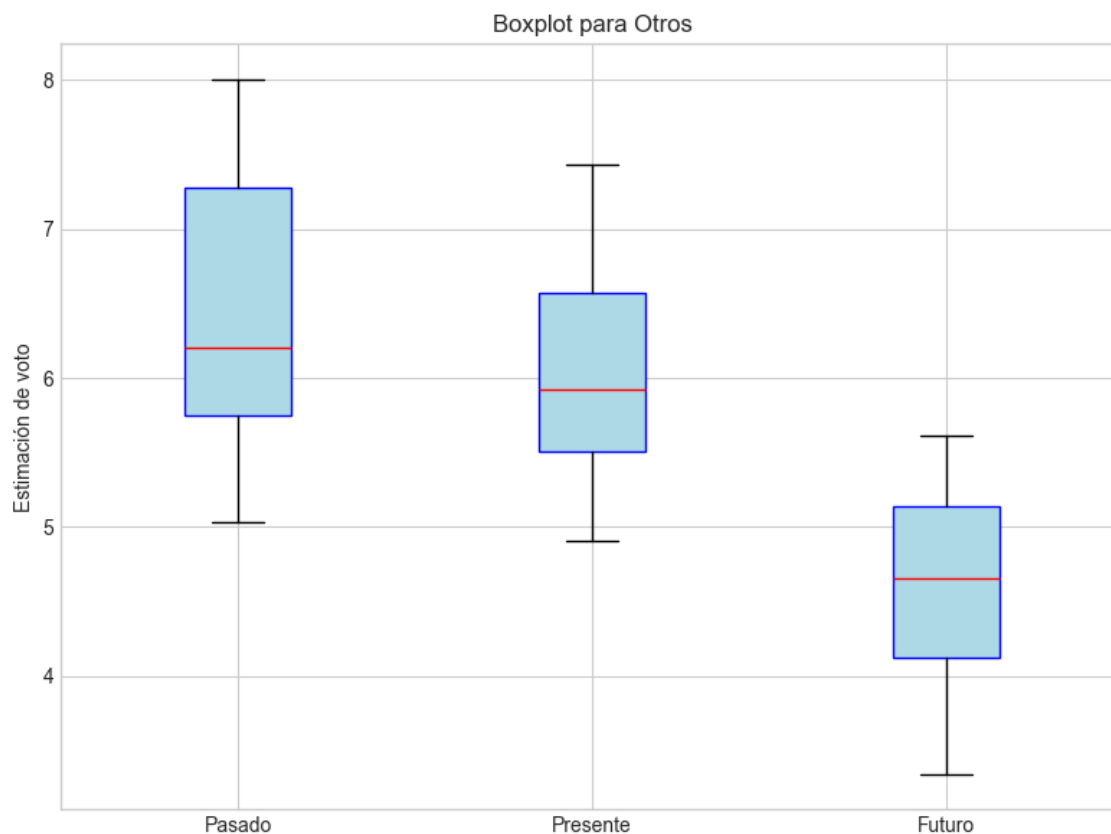
Interpretación de la dispersión: La dispersión es baja, los valores están muy concentrados en torno a la media. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para EH_Bildu

Indicador	Valor
Varianza	0.0011
Desviación estándar	0.0334
Coeficiente de Variación (CV)	0.0377
Asimetría (Skewness)	0.5843
Curtosis	0.2022
Rango Intercuartílico (IQR)	0.0439
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0219



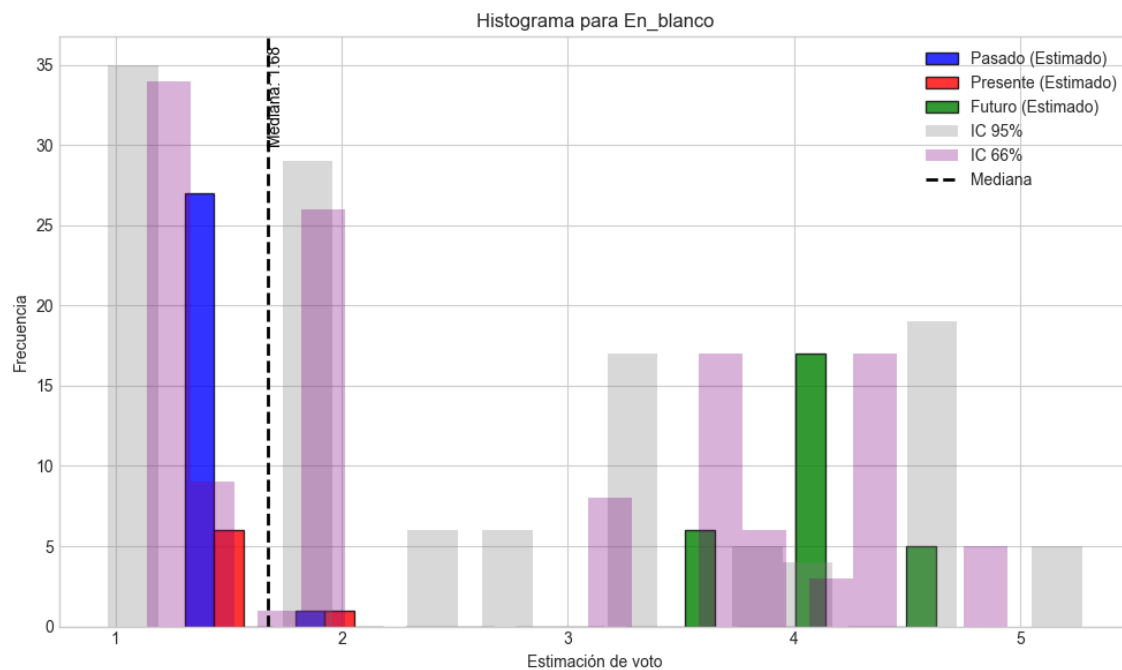
Histograma con Intervalos de Confianza para Otros



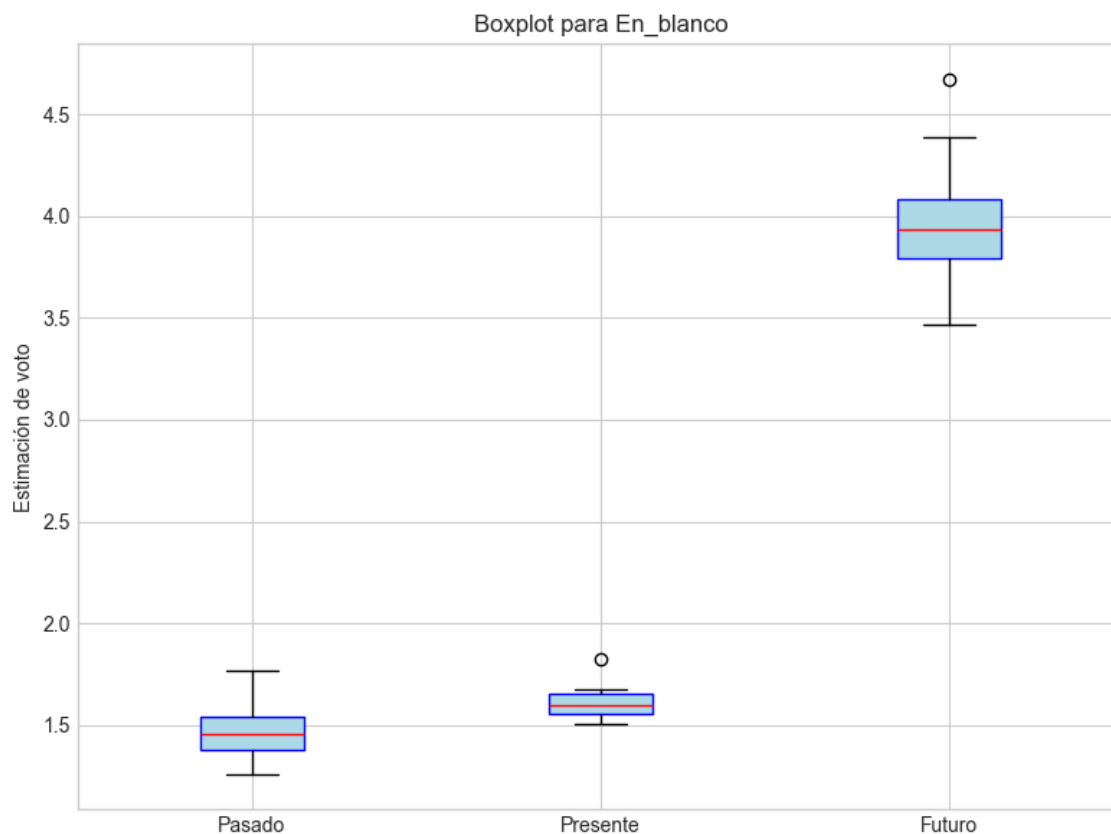
Interpretación de la dispersión: La dispersión es moderada. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para Otros

Indicador	Valor
Varianza	1.4147
Desviación estándar	1.1894
Coefficiente de Variación (CV)	0.2151
Asimetría (Skewness)	0.2757
Curtosis	-0.5331
Rango Intercuartílico (IQR)	1.4618
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.7226



Histograma con Intervalos de Confianza para En_blanco

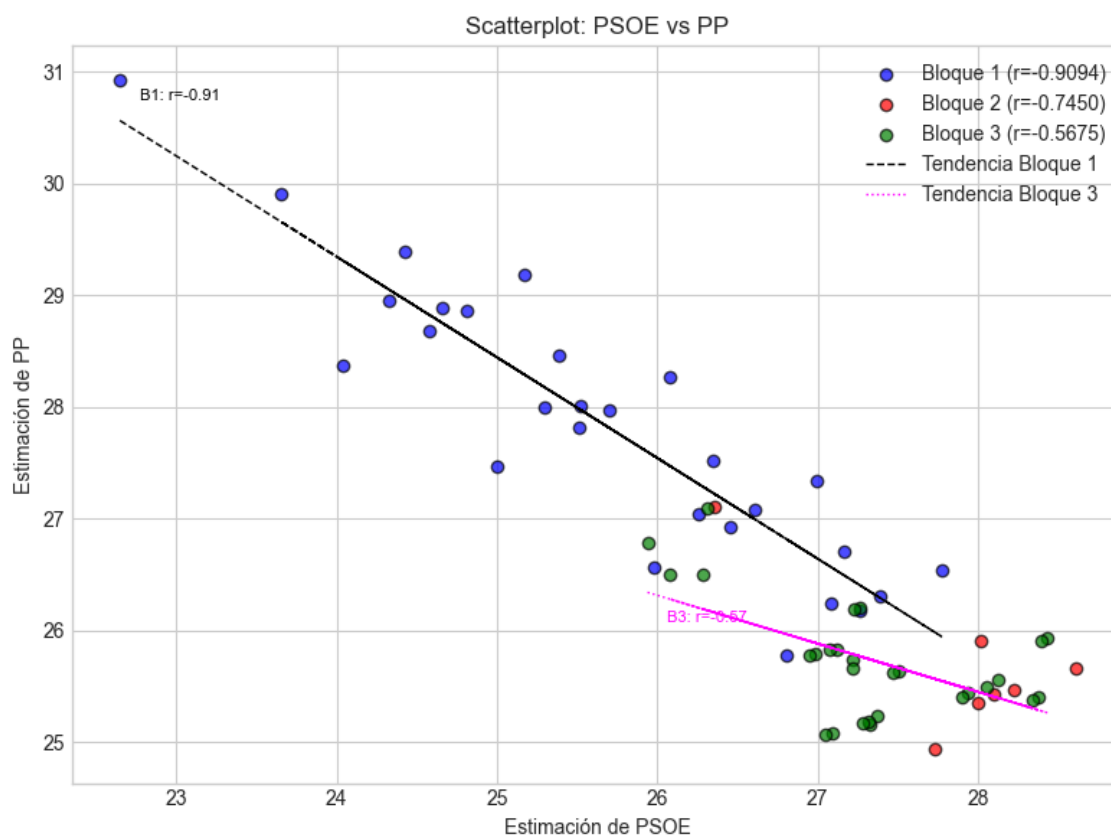


Interpretación de la dispersión: La dispersión es alta, lo que indica gran variabilidad en los datos. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para En_blanco

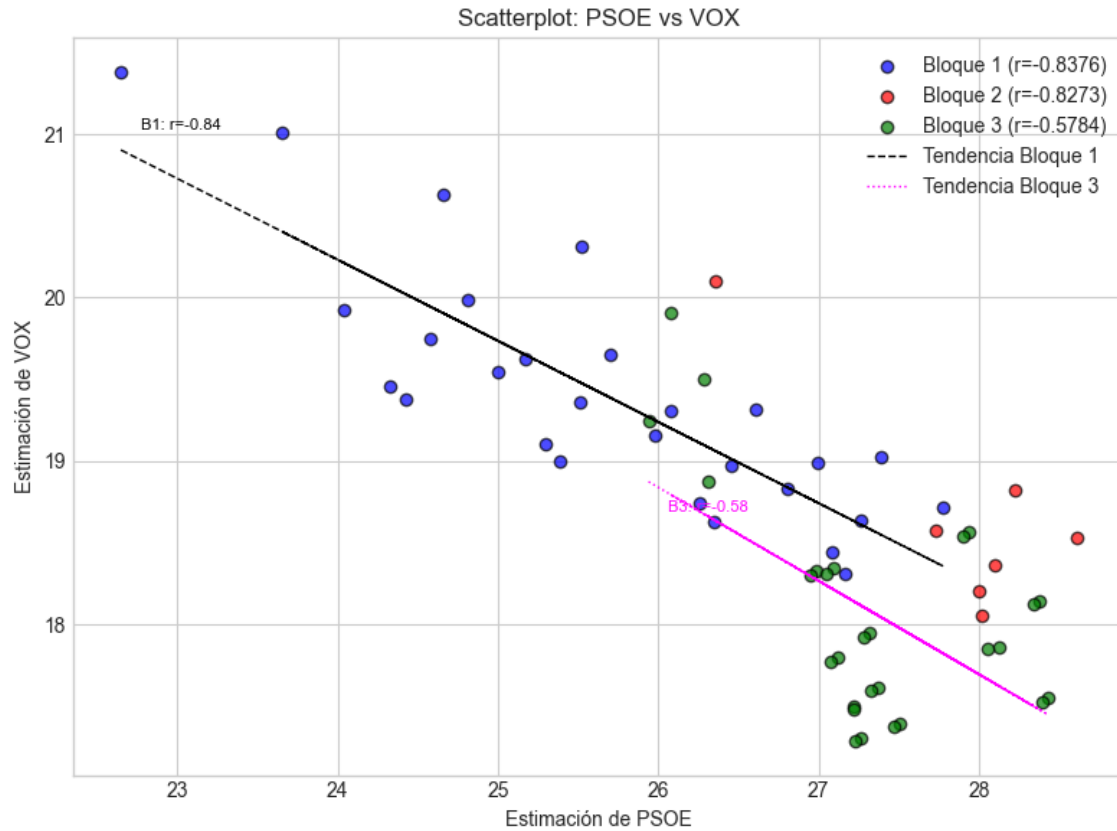
Indicador	Valor
Varianza	1.5628
Desviación estándar	1.2501
Coeficiente de Variación (CV)	0.4824
Asimetría (Skewness)	0.2787
Curtosis	-1.7979
Rango Intercuartílico (IQR)	2.4193
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.3480

Comparación entre partidos



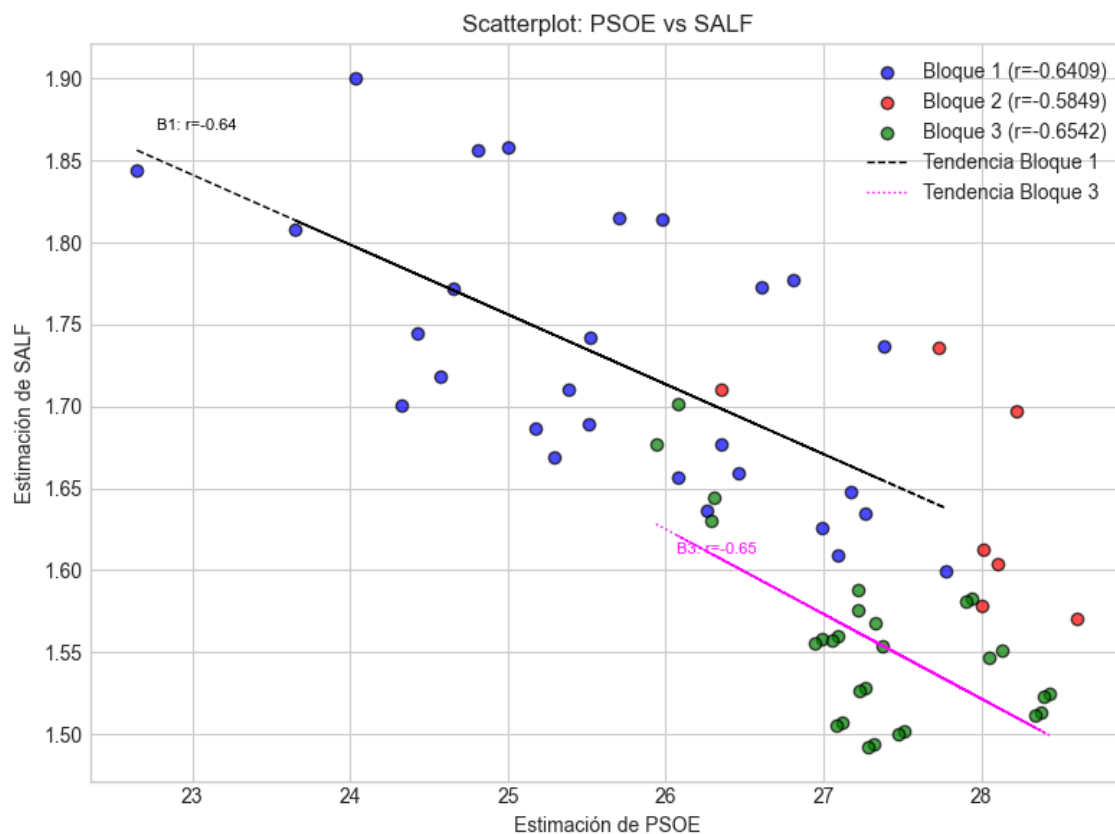
Scatterplot del PSOE vs PP con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.9094$ (Muy fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.7450$ (Fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.5675$ (Correlación moderada con relación inversa)



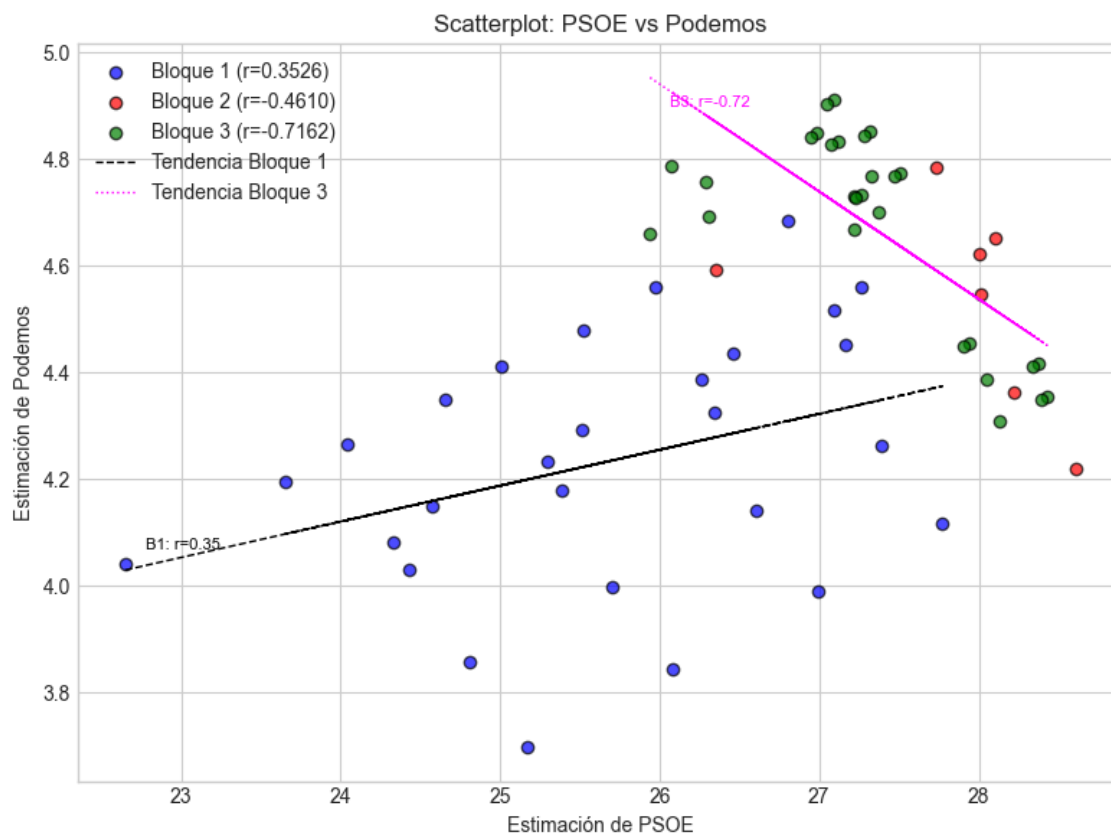
Scatterplot del PSOE vs VOX con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.8376$ (Muy fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.8273$ (Muy fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.5784$ (Correlación moderada con relación inversa)



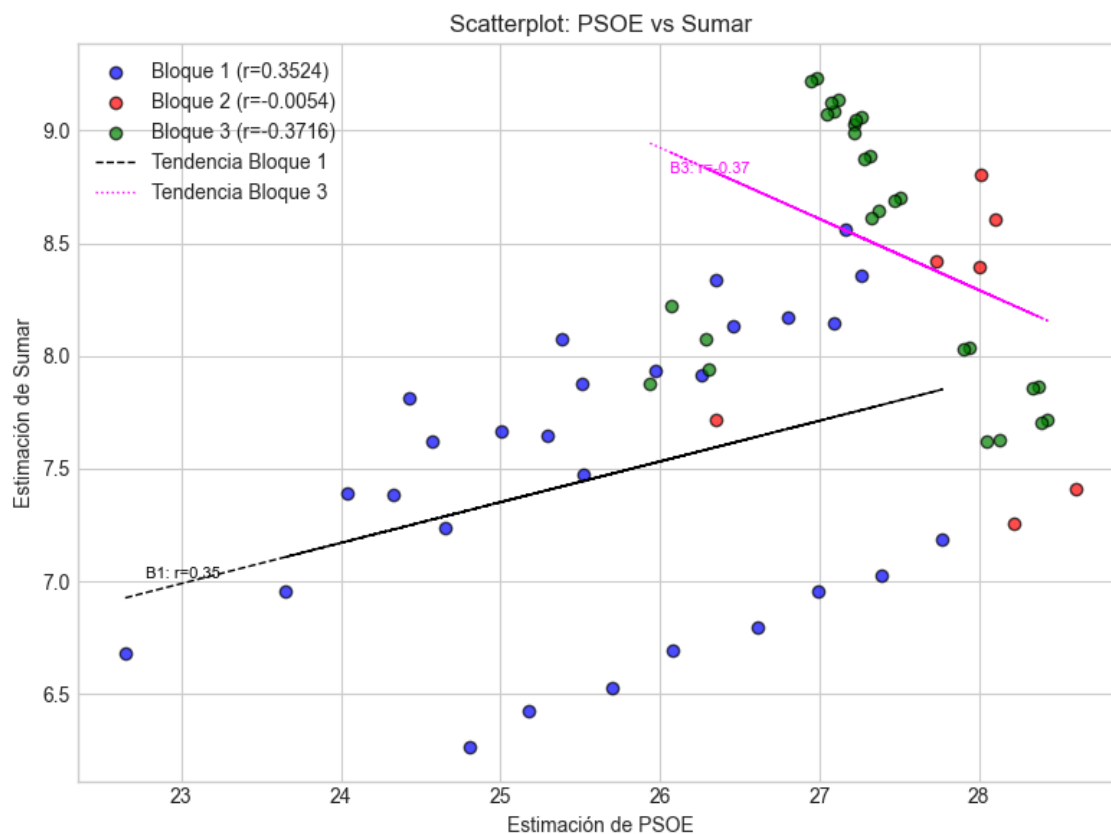
Scatterplot del PSOE vs SALF con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.6409$ (Fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.5849$ (Correlación moderada con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.6542$ (Fuerte correlación con relación inversa)



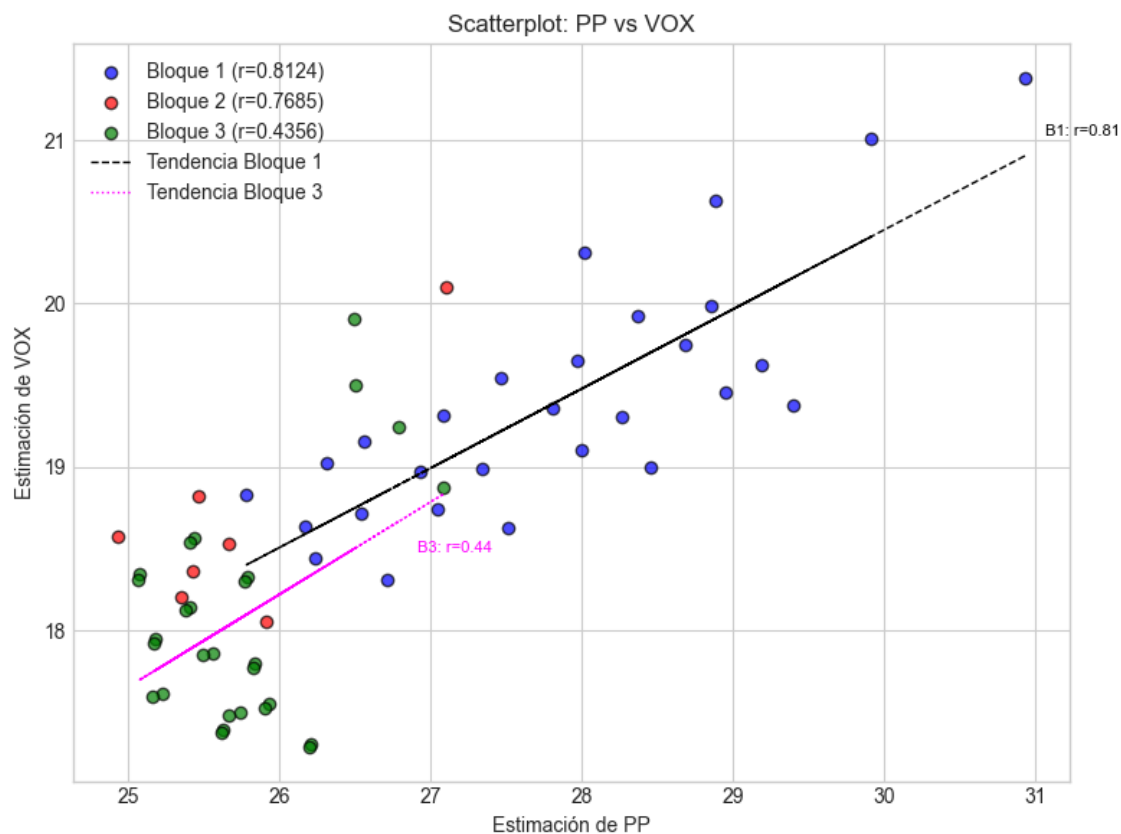
Scatterplot del PSOE vs Podemos con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = 0.3526$ (Débil correlación con relación directa)
- Bloque 2: $r = -0.4610$ (Correlación moderada con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.7162$ (Fuerte correlación con relación inversa)



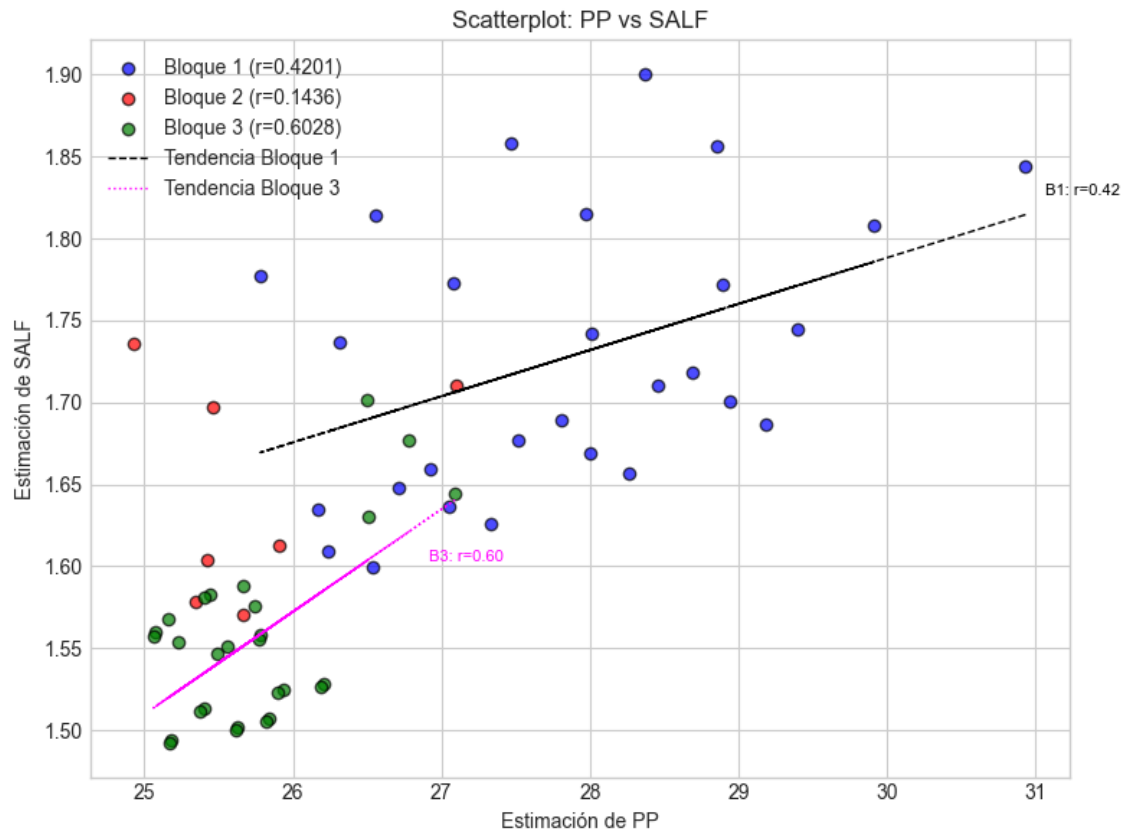
Scatterplot del PSOE vs Sumar con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = 0.3524$ (Débil correlación con relación directa)
- Bloque 2: $r = -0.0054$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.3716$ (Débil correlación con relación inversa)



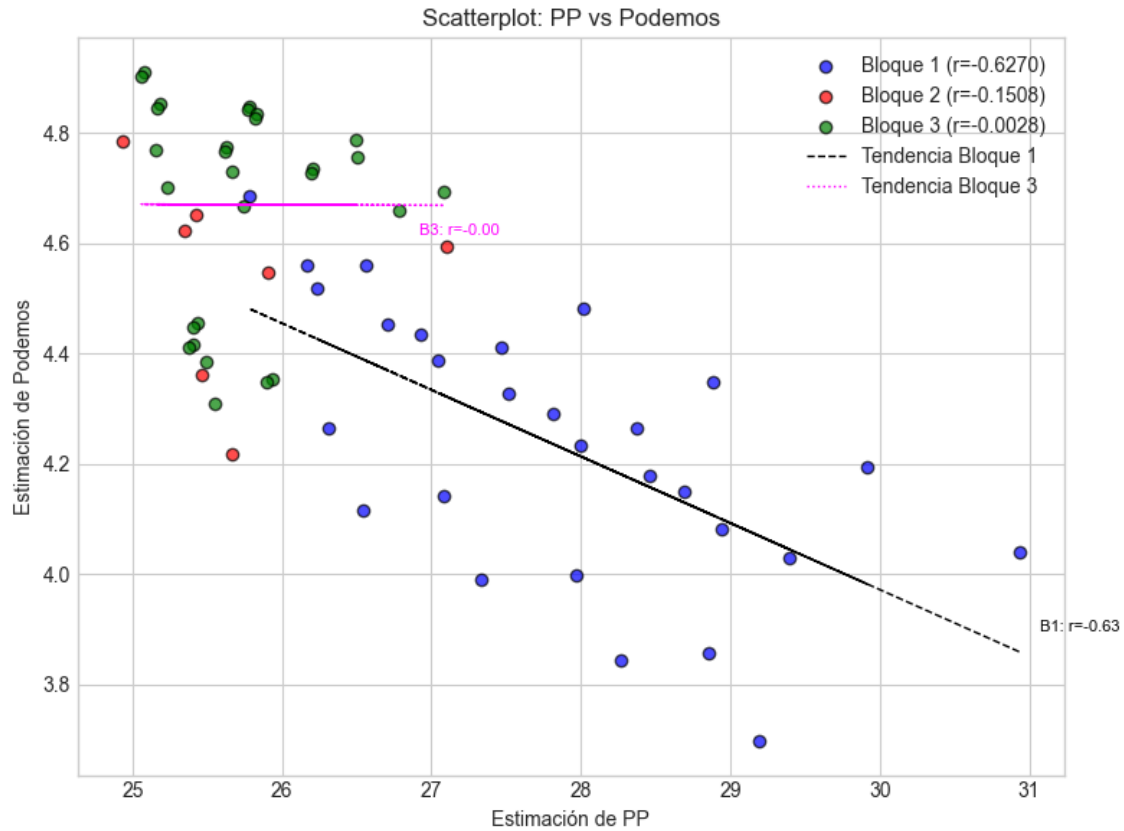
Scatterplot del PP vs VOX con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = 0.8124$ (Muy fuerte correlación con relación directa)
- Bloque 2: $r = 0.7685$ (Fuerte correlación con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.4356$ (Correlación moderada con relación directa)



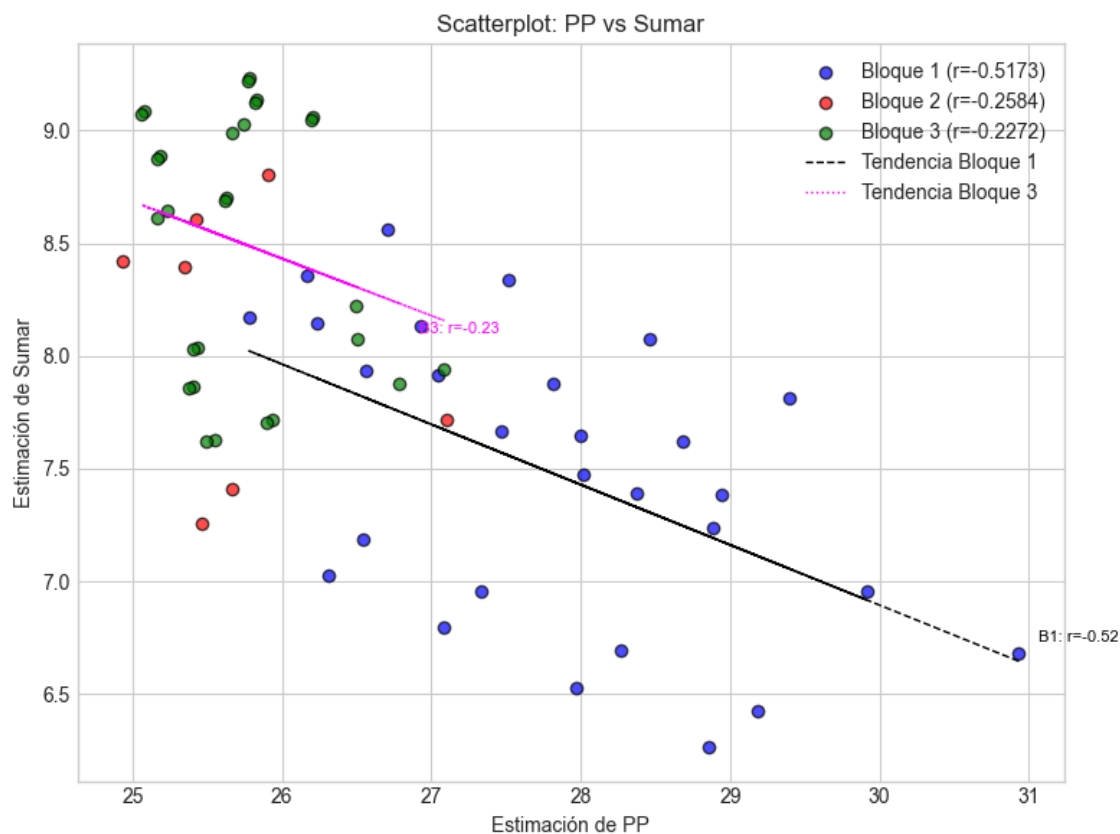
Scatterplot del PP vs SALF con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = 0.4201$ (Correlación moderada con relación directa)
- Bloque 2: $r = 0.1436$ (Muy débil o nula correlación con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.6028$ (Fuerte correlación con relación directa)



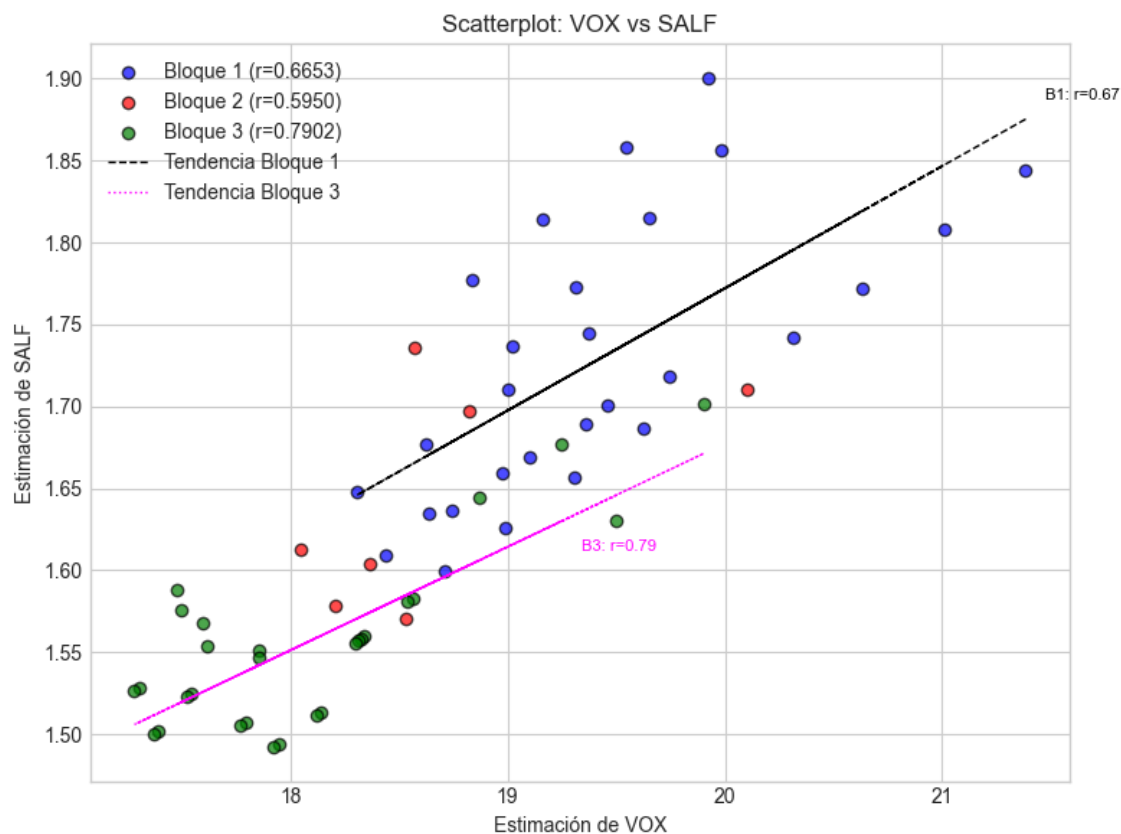
Scatterplot del PP vs Podemos con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.6270$ (Fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.1508$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.0028$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)



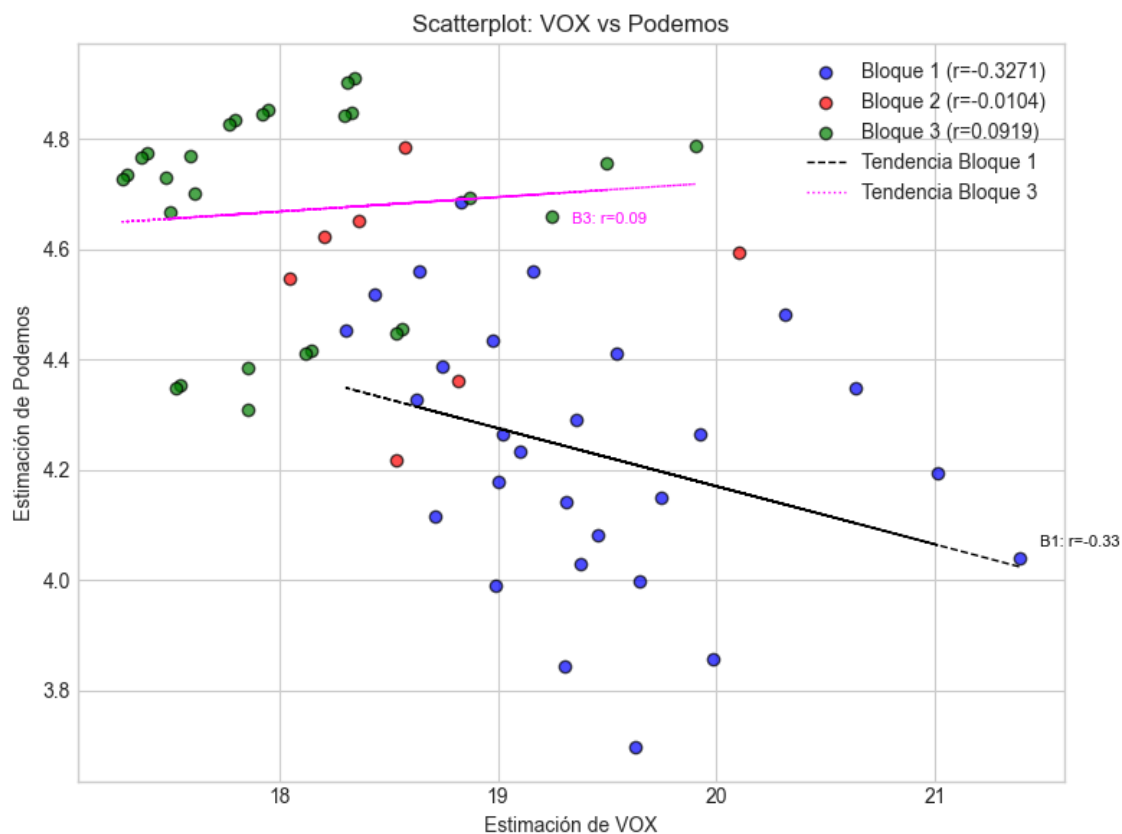
Scatterplot del PP vs Sumar con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.5173$ (Correlación moderada con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.2584$ (Débil correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.2272$ (Débil correlación con relación inversa)



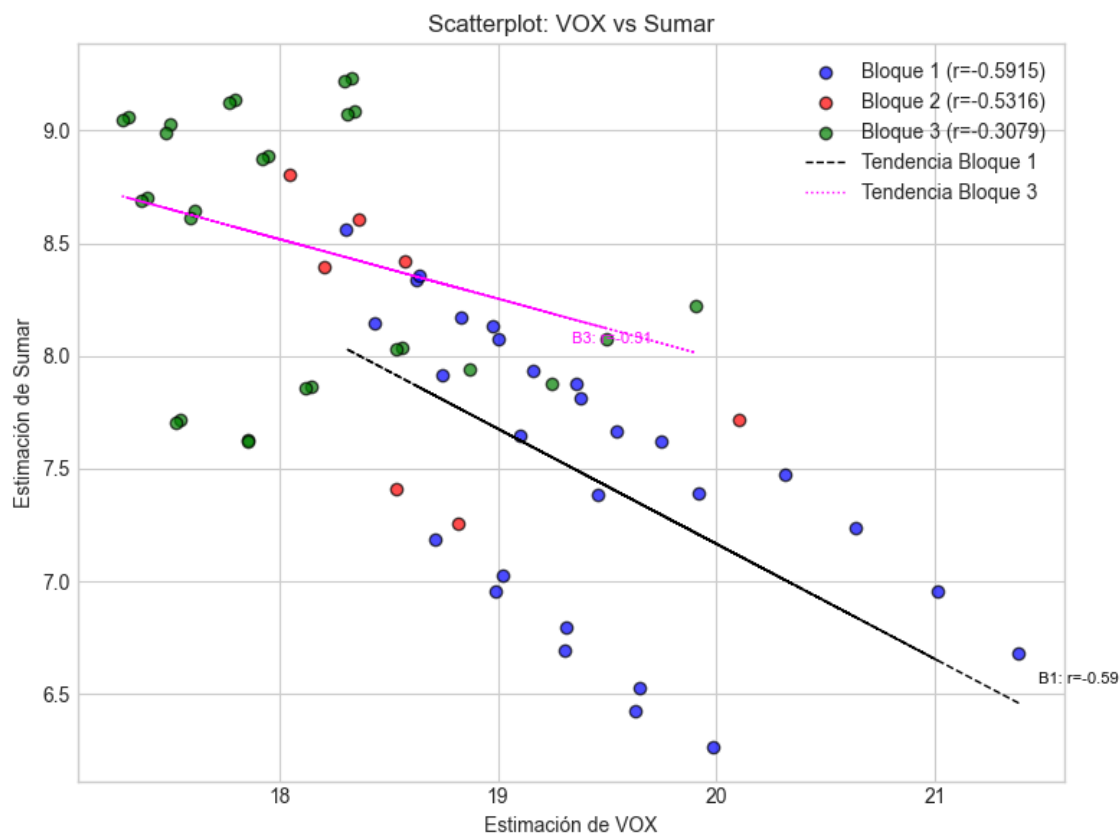
Scatterplot de VOX vs SALF con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = 0.6653$ (Fuerte correlación con relación directa)
- Bloque 2: $r = 0.5950$ (Correlación moderada con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.7902$ (Fuerte correlación con relación directa)



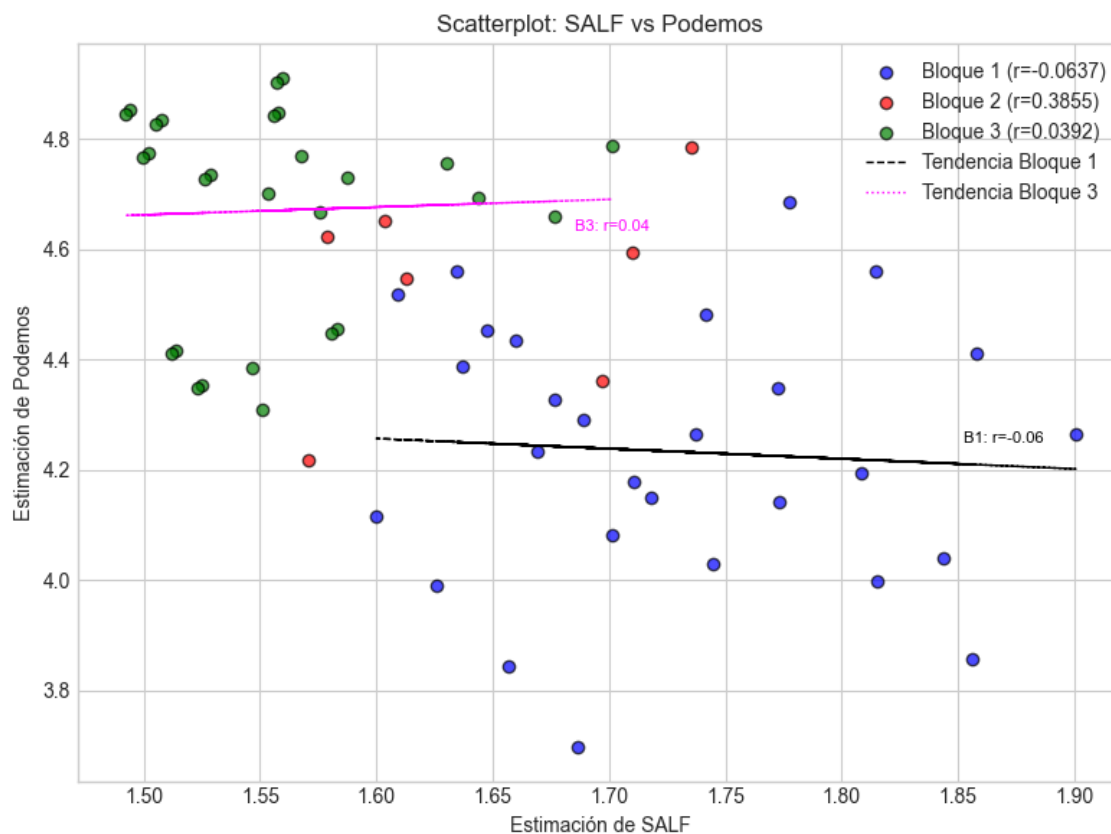
Scatterplot de VOX vs Podemos con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.3271$ (Débil correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.0104$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = 0.0919$ (Muy débil o nula correlación con relación directa)



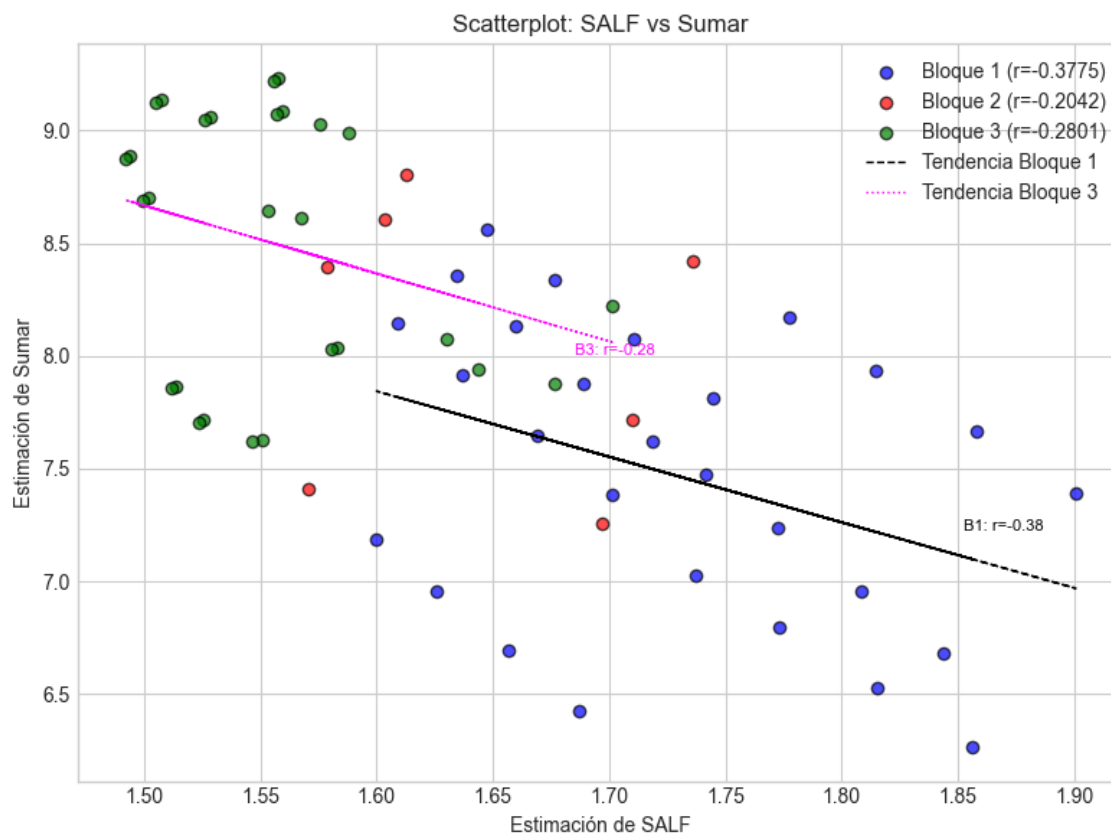
Scatterplot de VOX vs Sumar con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.5915$ (Correlación moderada con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.5316$ (Correlación moderada con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.3079$ (Débil correlación con relación inversa)



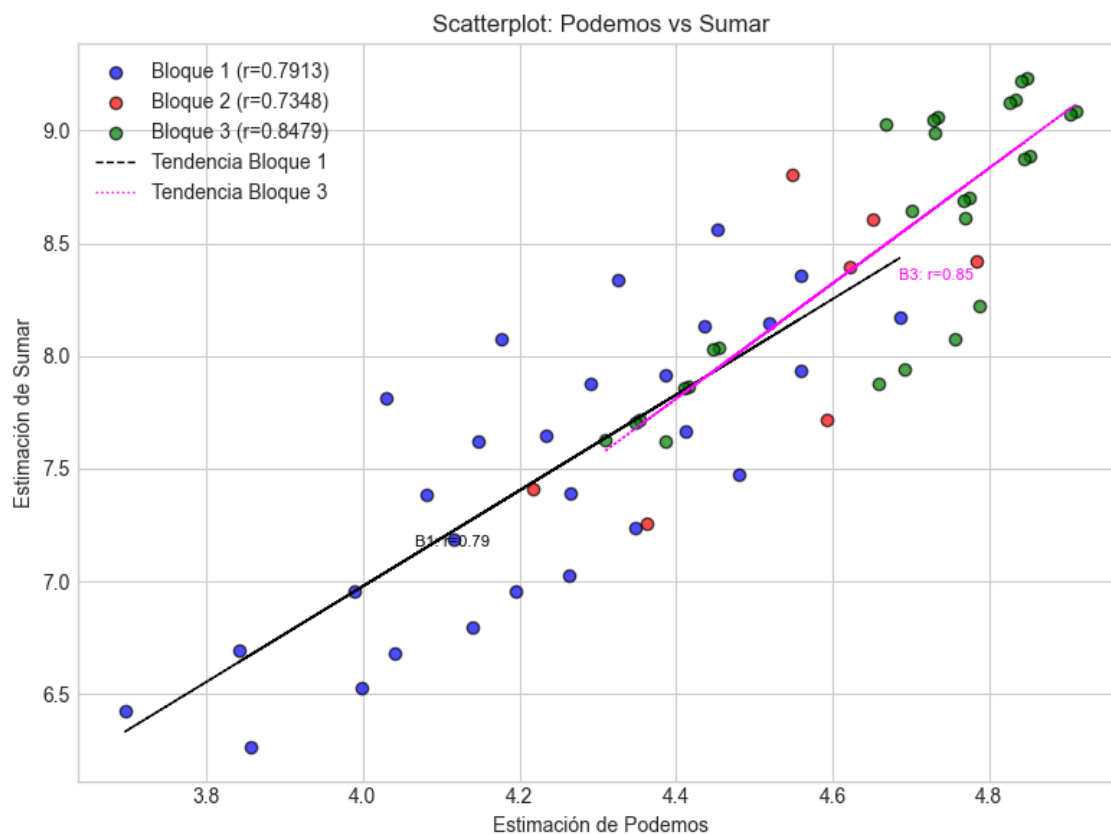
Scatterplot de SALF vs Podemos con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.0637$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = 0.3855$ (Débil correlación con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.0392$ (Muy débil o nula correlación con relación directa)



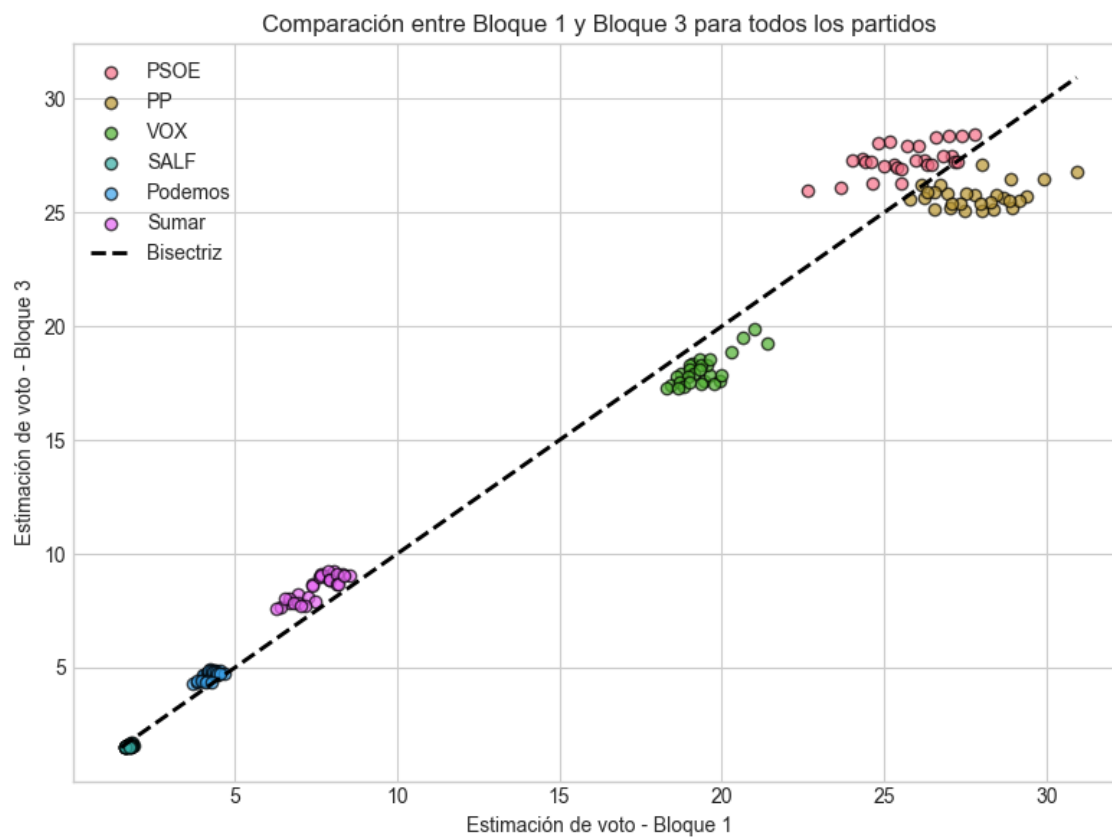
Scatterplot de SALF vs Sumar con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.3775$ (Débil correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.2042$ (Débil correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.2801$ (Débil correlación con relación inversa)



Scatterplot de Podemos vs Sumar con coeficientes de correlación:

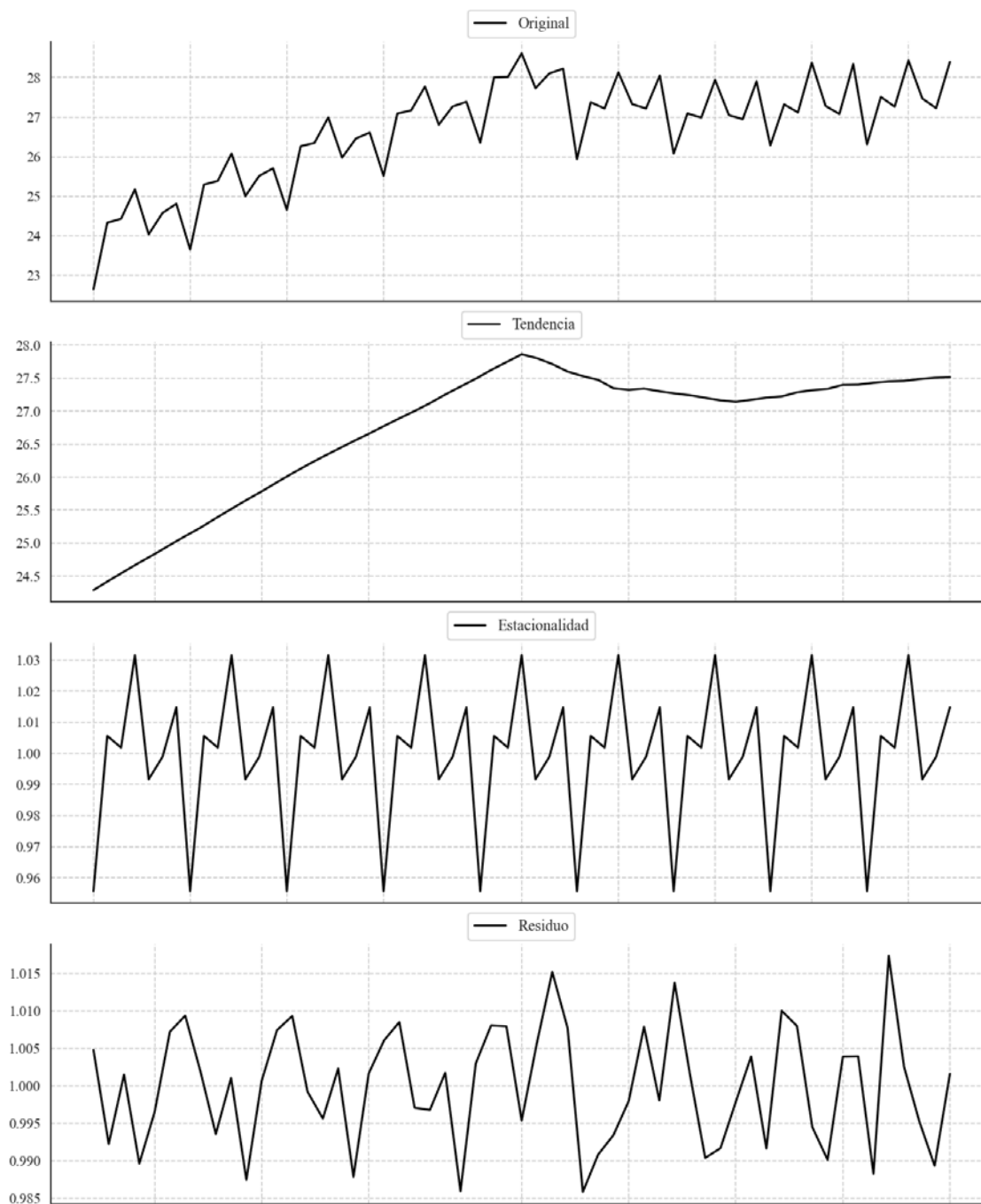
- Bloque 1: $r = 0.7913$ (Fuerte correlación con relación directa)
- Bloque 2: $r = 0.7348$ (Fuerte correlación con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.8479$ (Muy fuerte correlación con relación directa)

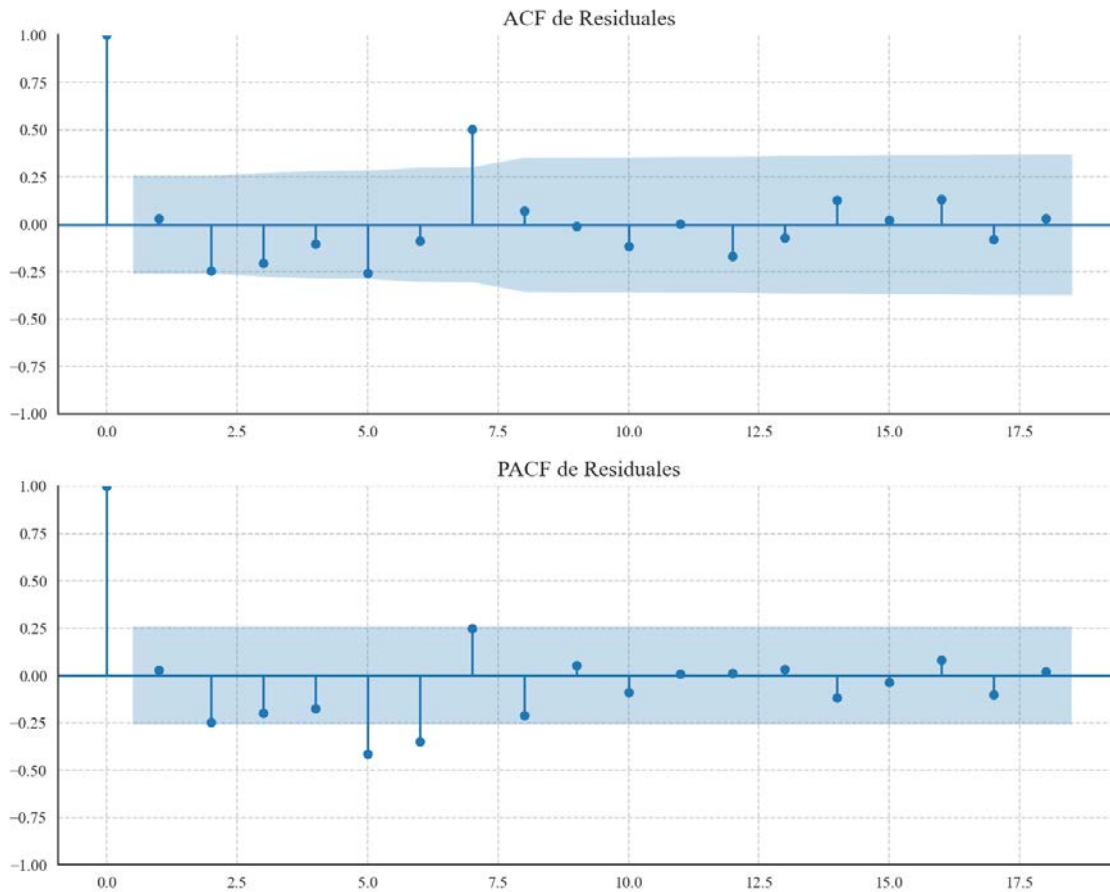


Scatterplot comparativo: Bloque 1 pasado vs Bloque 3 futuro para todos los partidos

3. Análisis de los componentes de inercia e incertidumbre

Gráficos para PSOE





Análisis de Aleatoriedad del Error para PSOE

Estadística de Durbin-Watson: 0.0001

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 30.0297, p-valor: 0.0008

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9749, p-valor=0.2807

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0025

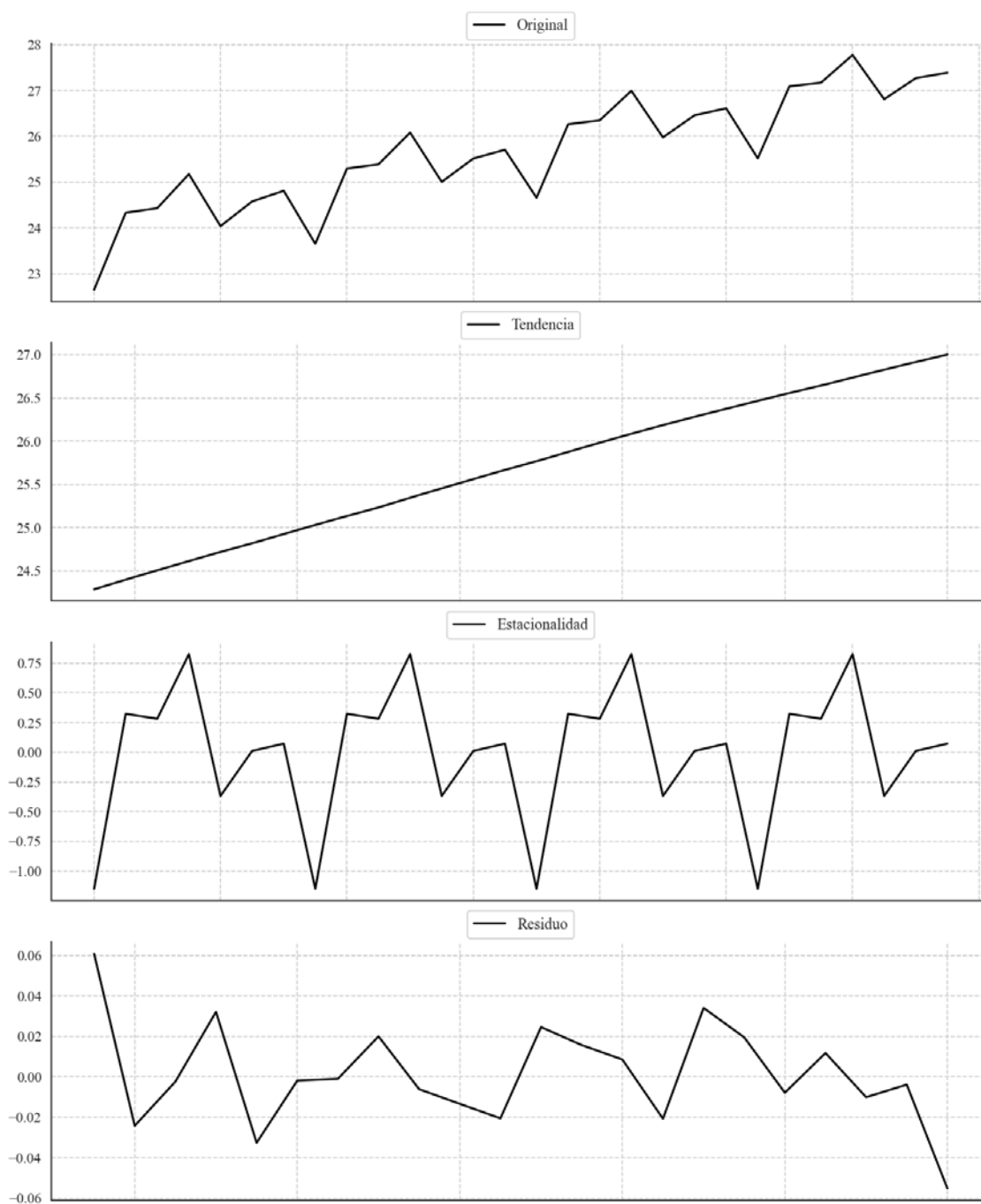
Estacionariedad: Estacionario

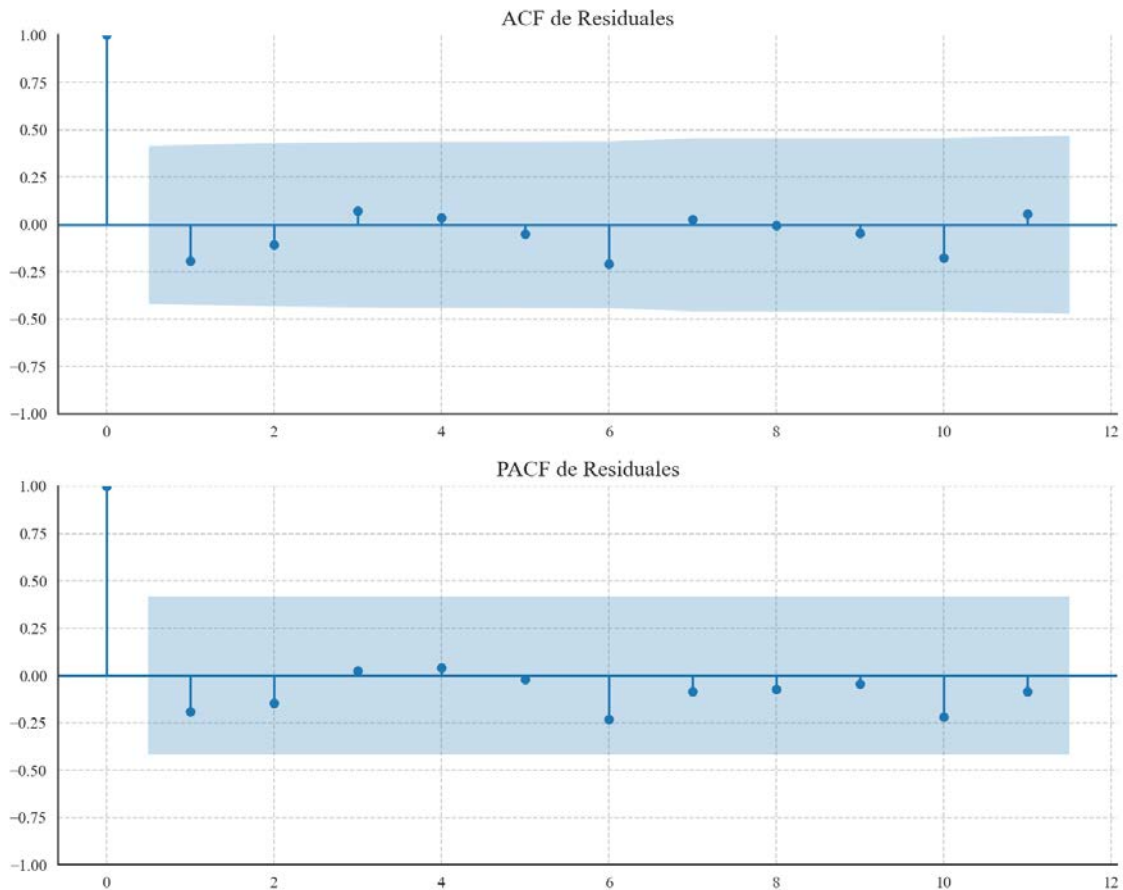
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para PSOE

Gráficos para PSOE_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para PSOE_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 1.8833

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 4.4066, p-valor: 0.9271

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9862, p-valor=0.9837

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

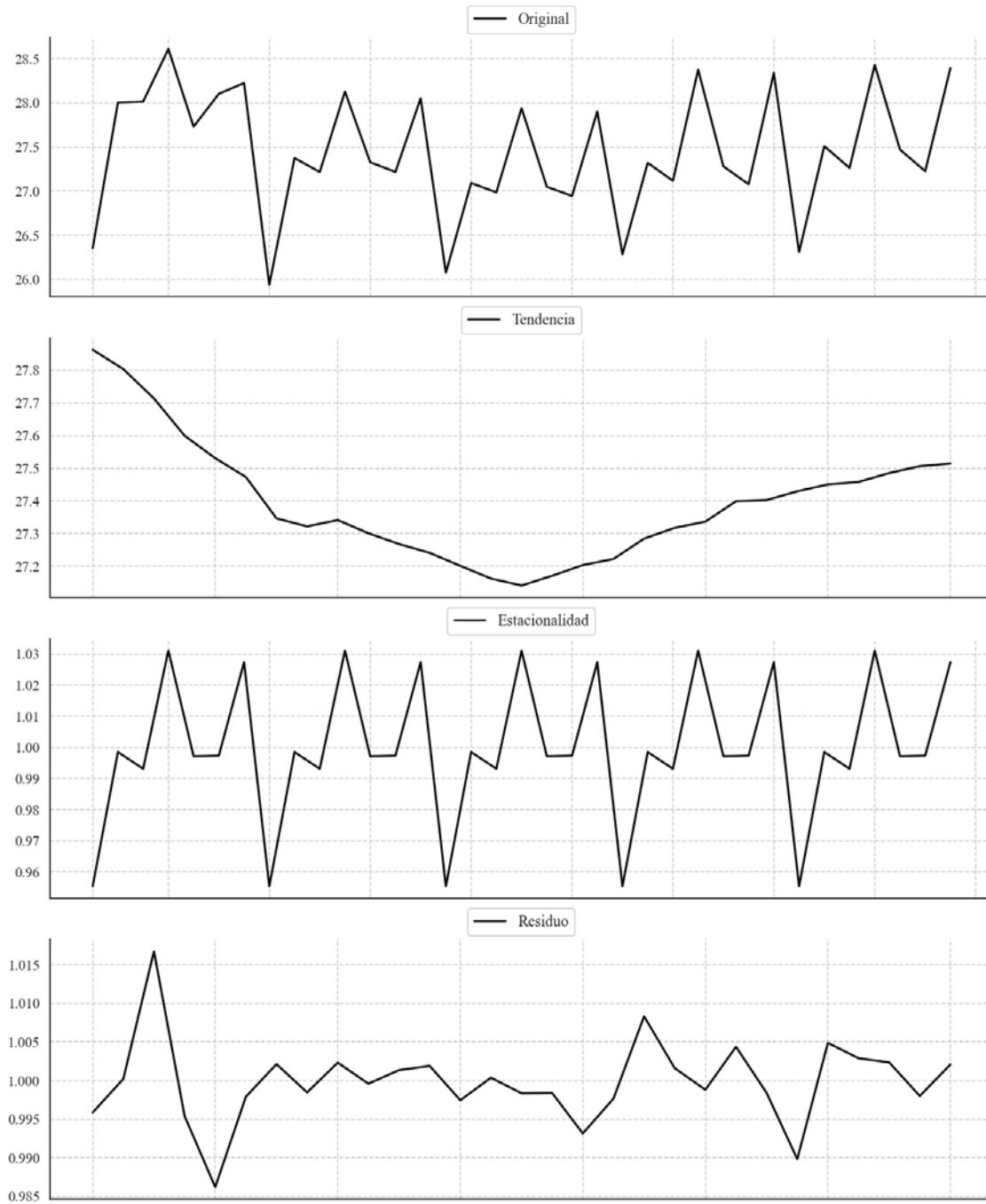
Estacionariedad: Estacionario

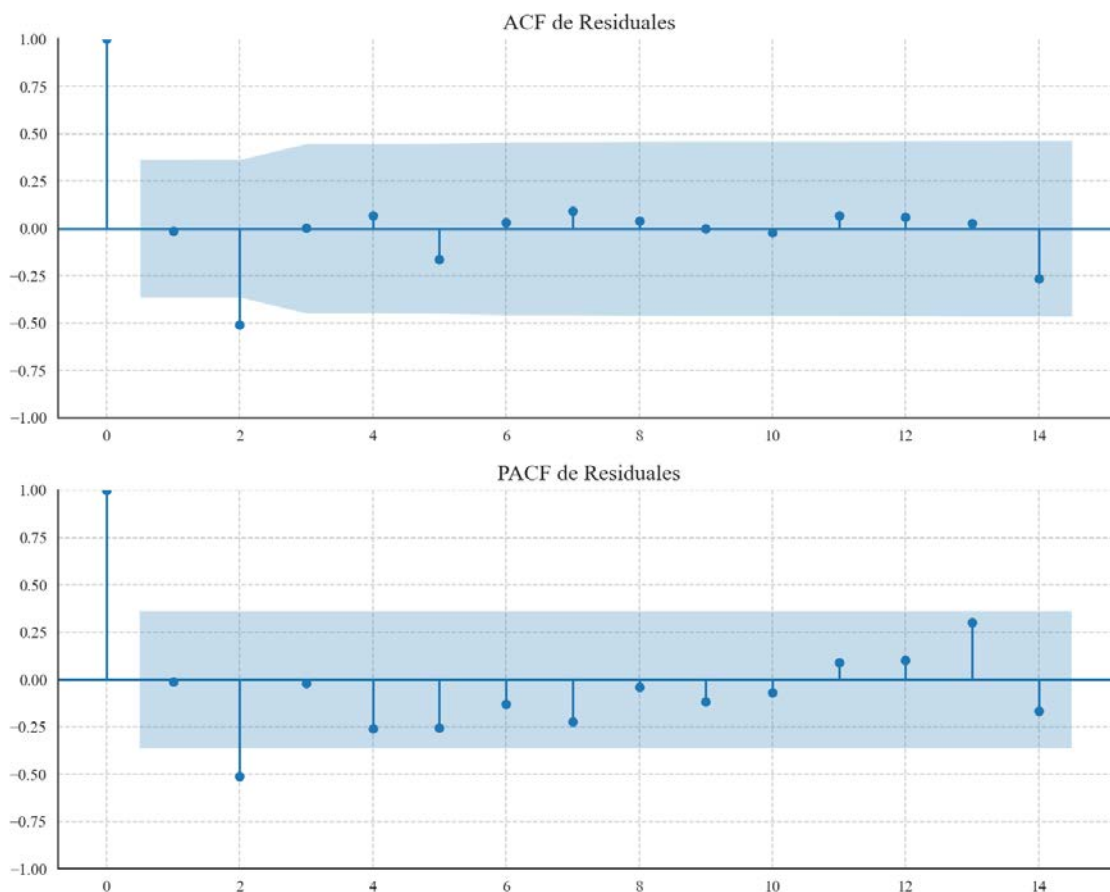
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales parecen ser aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para PSOE

Gráficos para PSOE_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para PSOE_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 0.0001

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 10.2583, p-valor: 0.4181

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9193, p-valor=0.0292

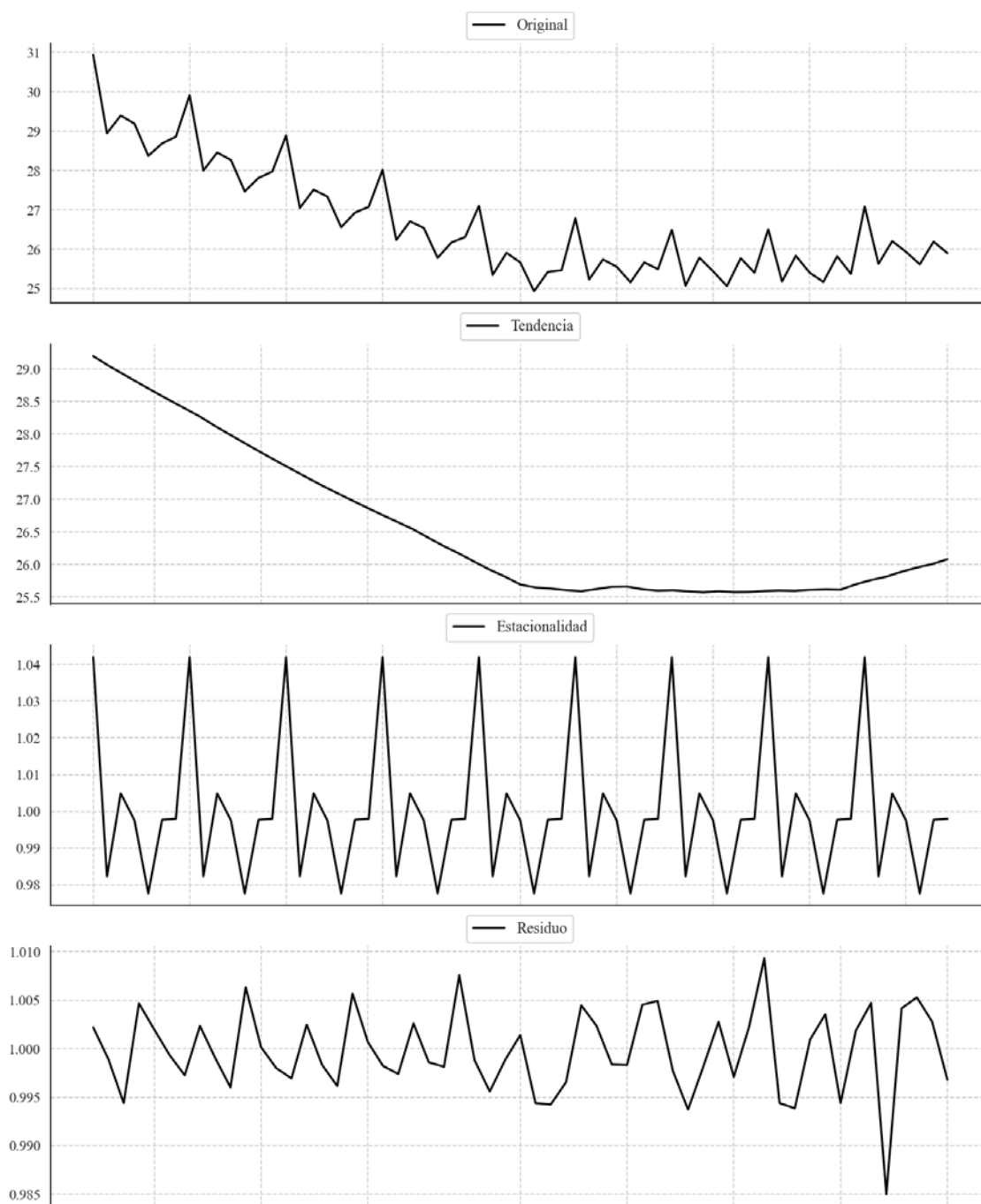
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

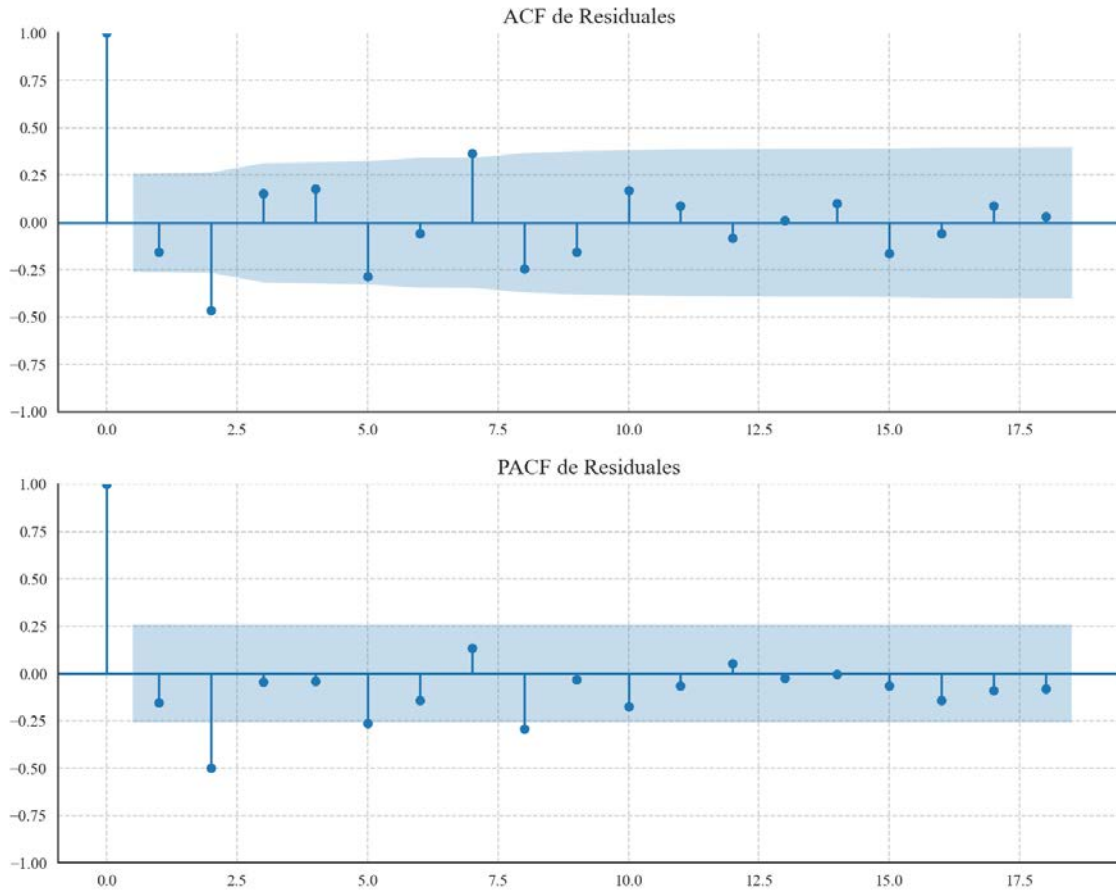
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para PP





Análisis de Aleatoriedad del Error para PP

Estadística de Durbin-Watson: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 40.1748, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9660, p-valor=0.1085

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0011

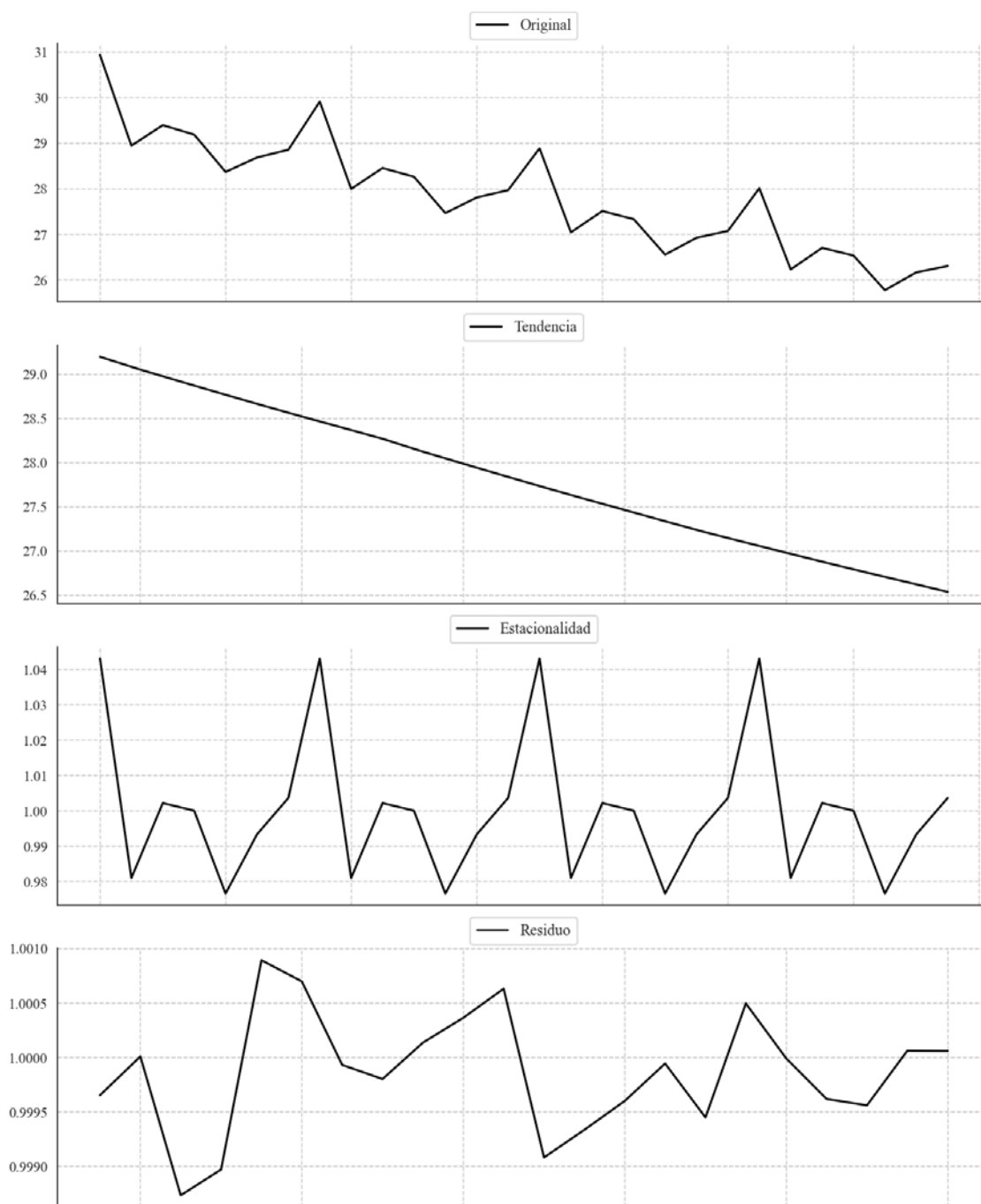
Estacionariedad: Estacionario

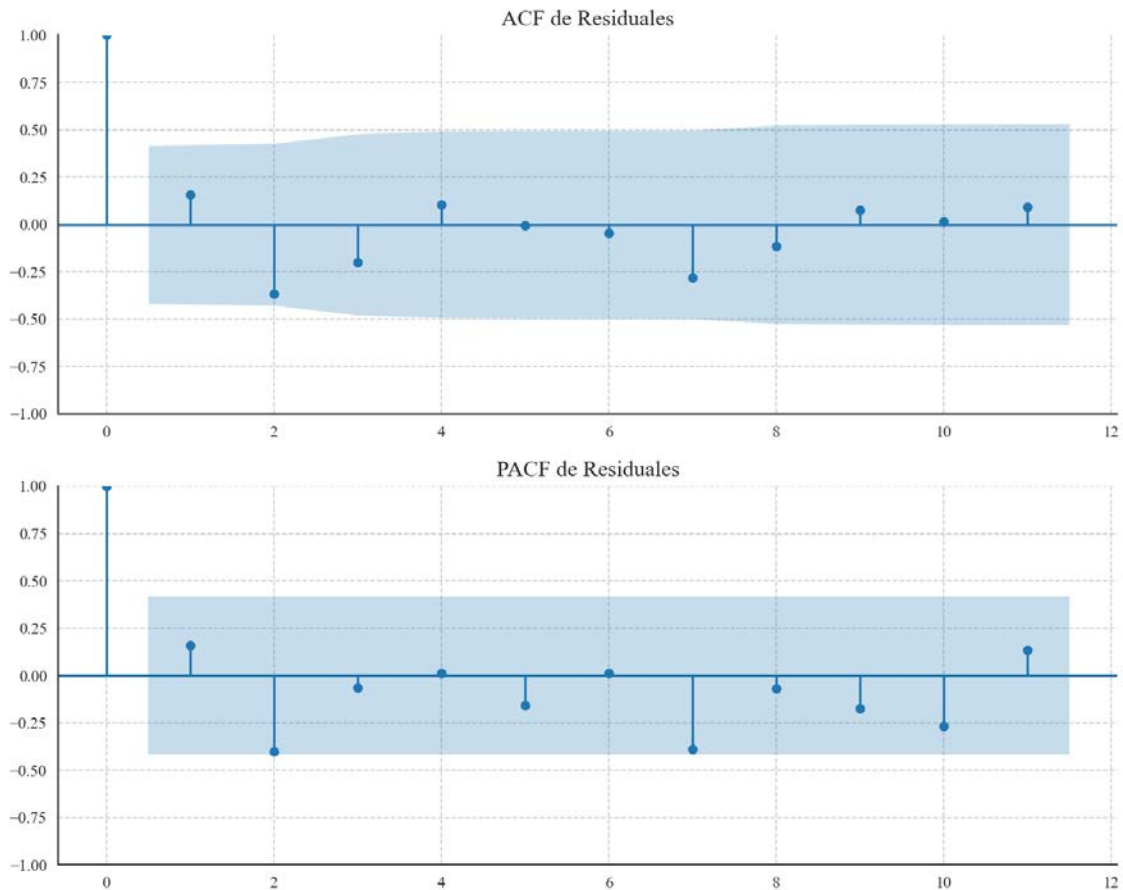
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para PP

Gráficos para PP_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para PP_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 9.1547, p-valor: 0.5175

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9828, p-valor=0.9540

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.1863

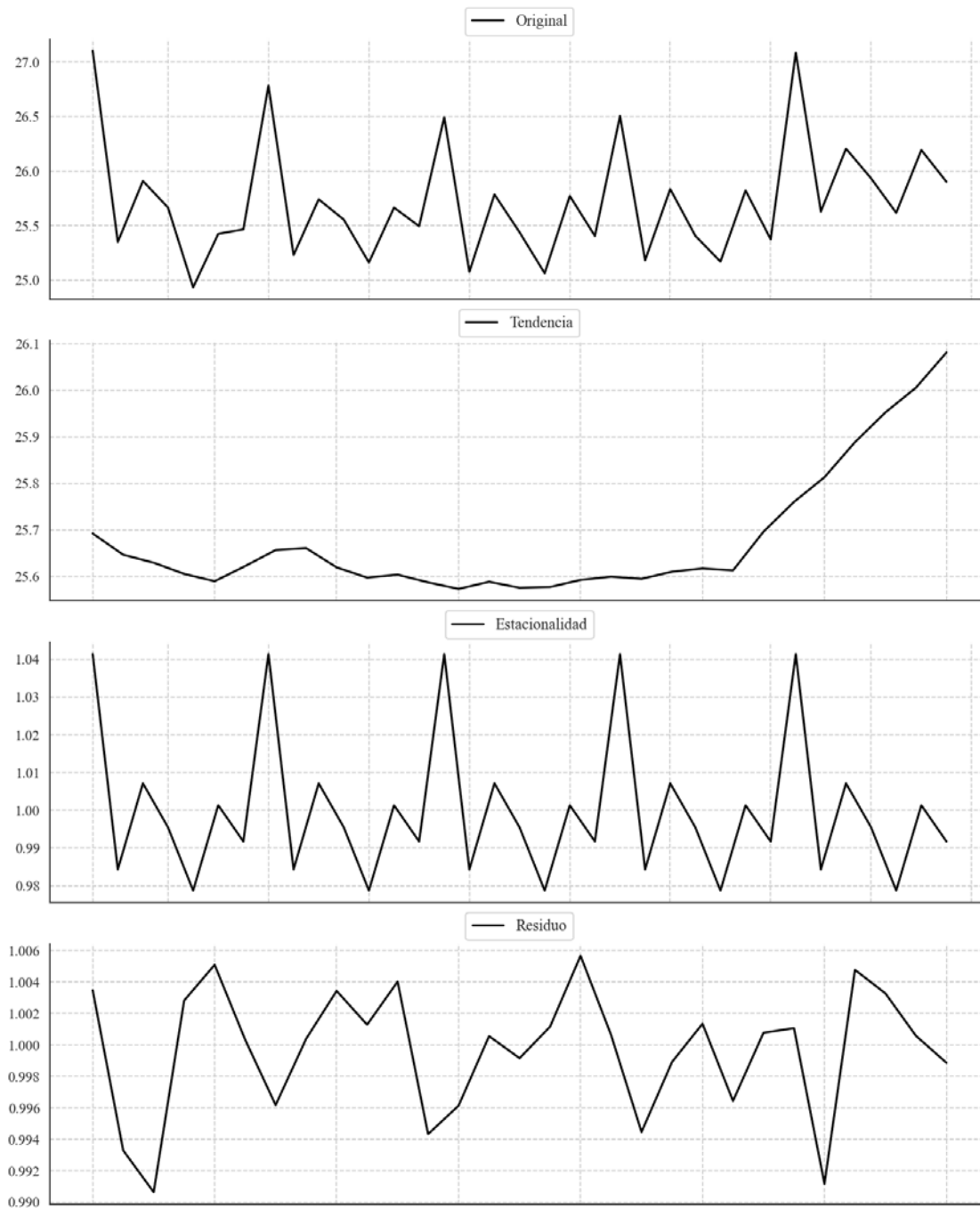
Estacionariedad: No Estacionario

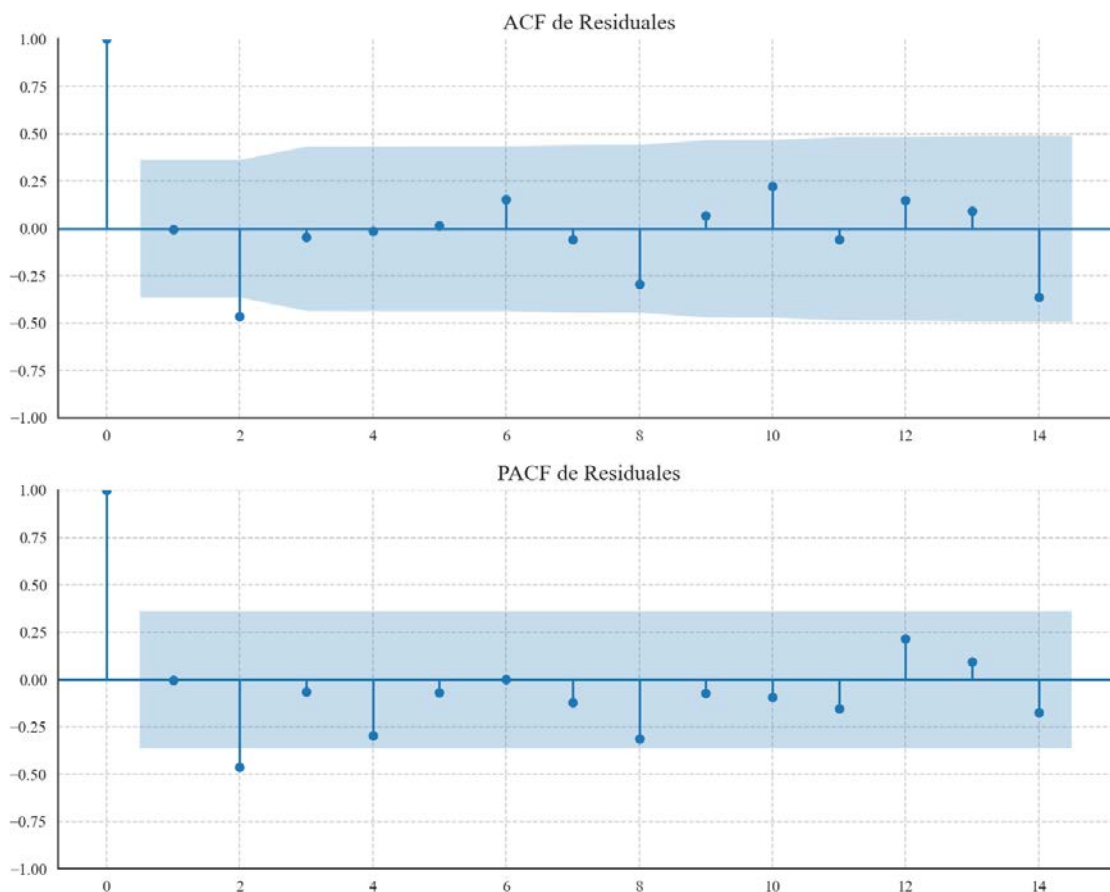
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para PP

Gráficos para PP_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para PP_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 14.5519, p-valor: 0.1493

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9345, p-valor=0.0718

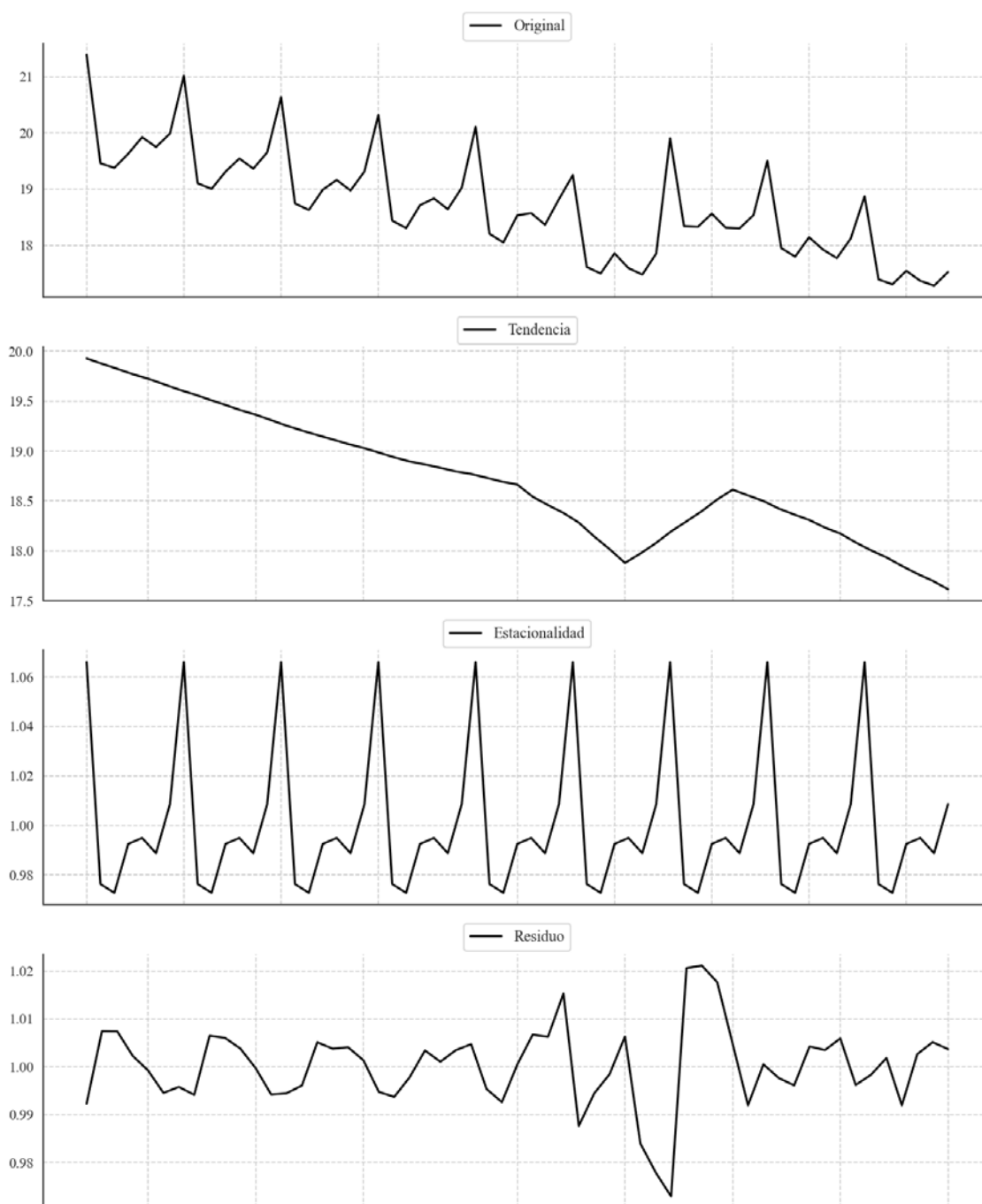
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0115

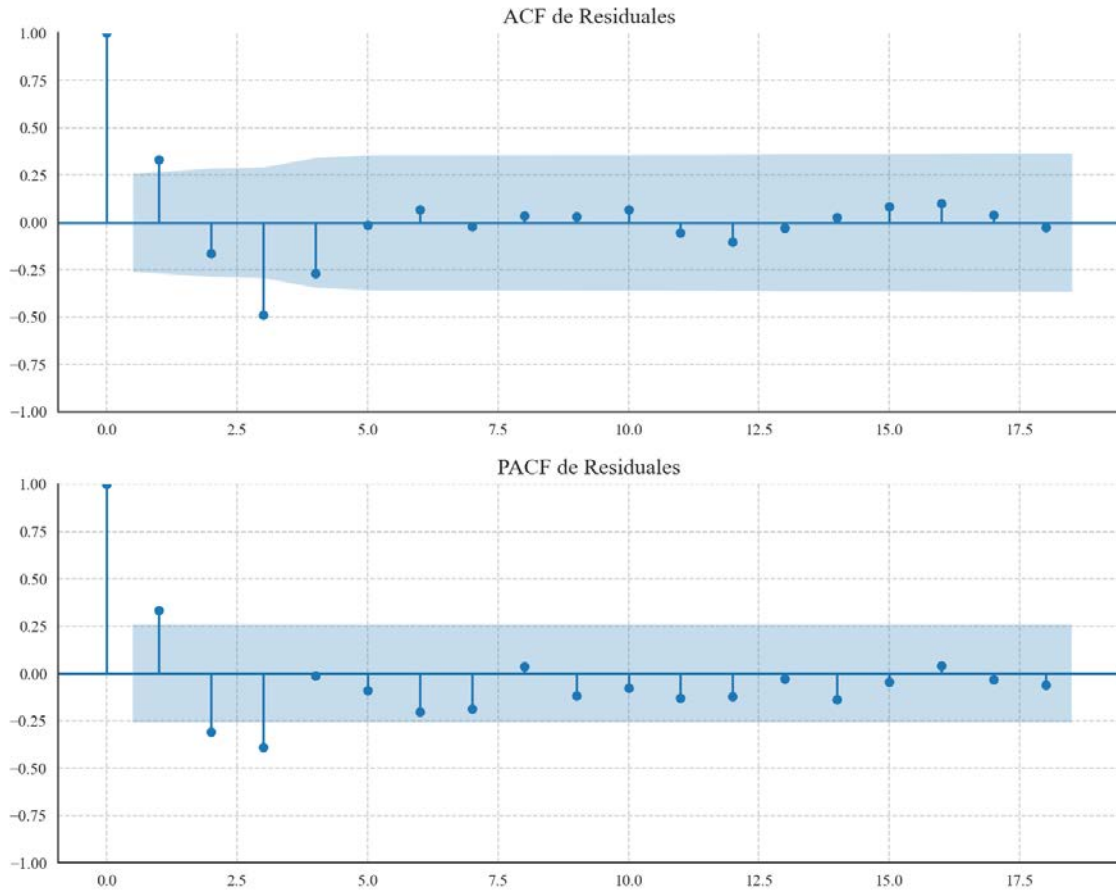
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para VOX





Análisis de Aleatoriedad del Error para VOX

Estadística de Durbin-Watson: 0.0001

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 28.4932, p-valor: 0.0015

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9432, p-valor=0.0097

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

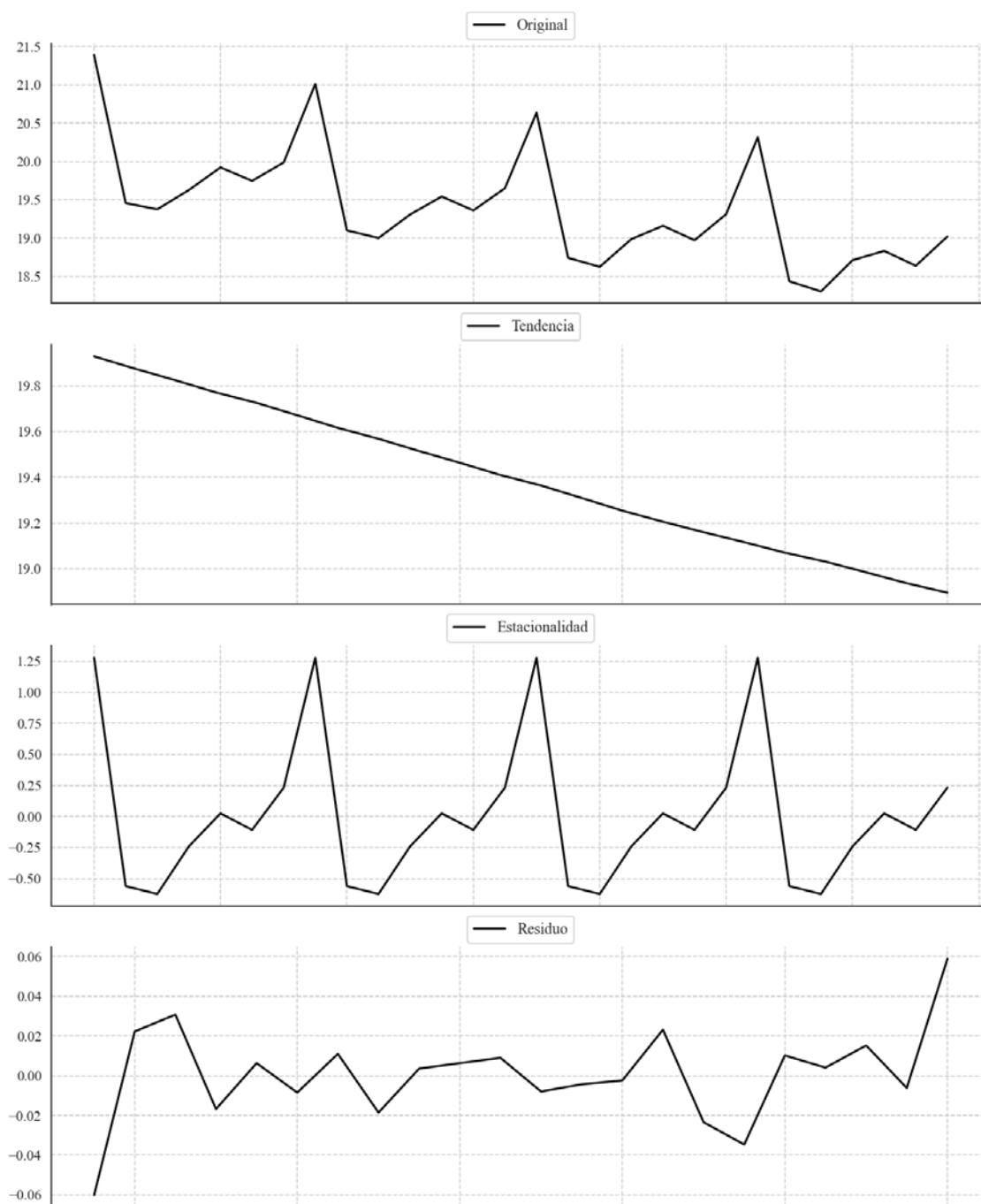
Estacionariedad: Estacionario

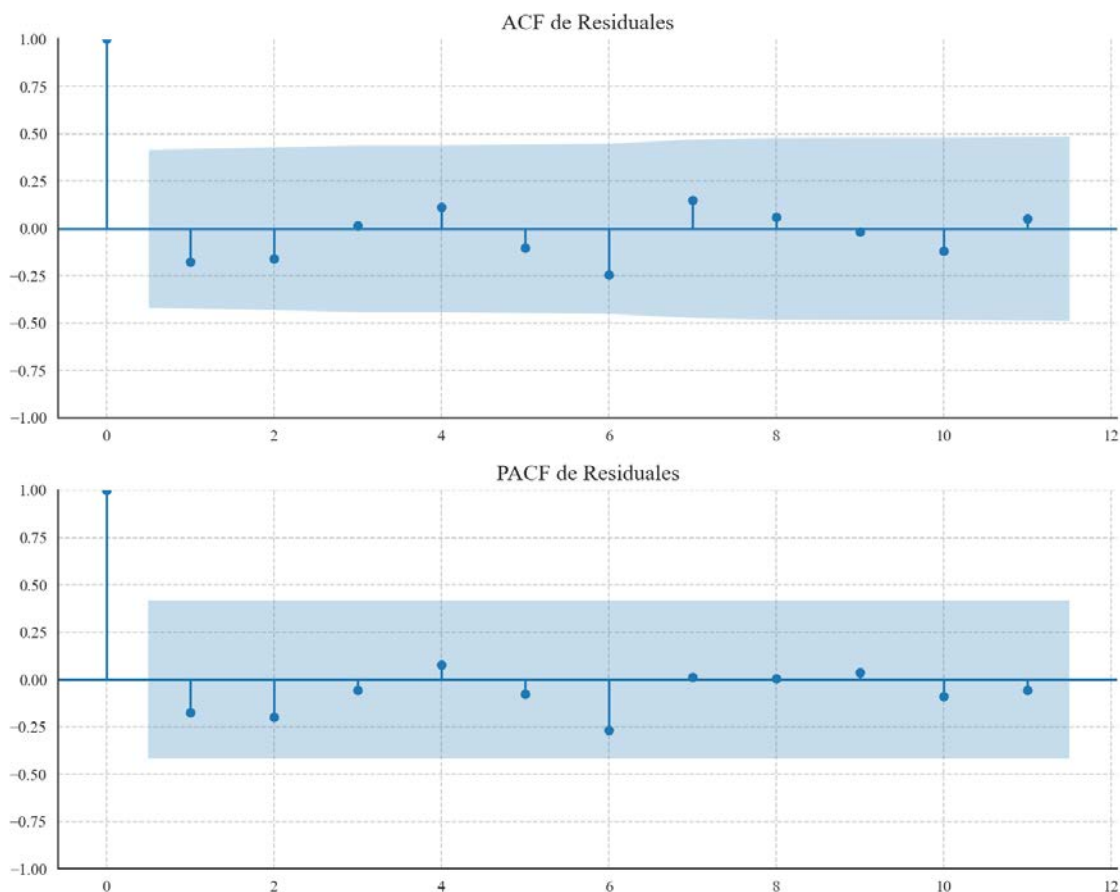
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para VOX

Gráficos para VOX_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para VOX_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 1.7716

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 5.6703, p-valor: 0.8422

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9660, p-valor=0.6192

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.7567

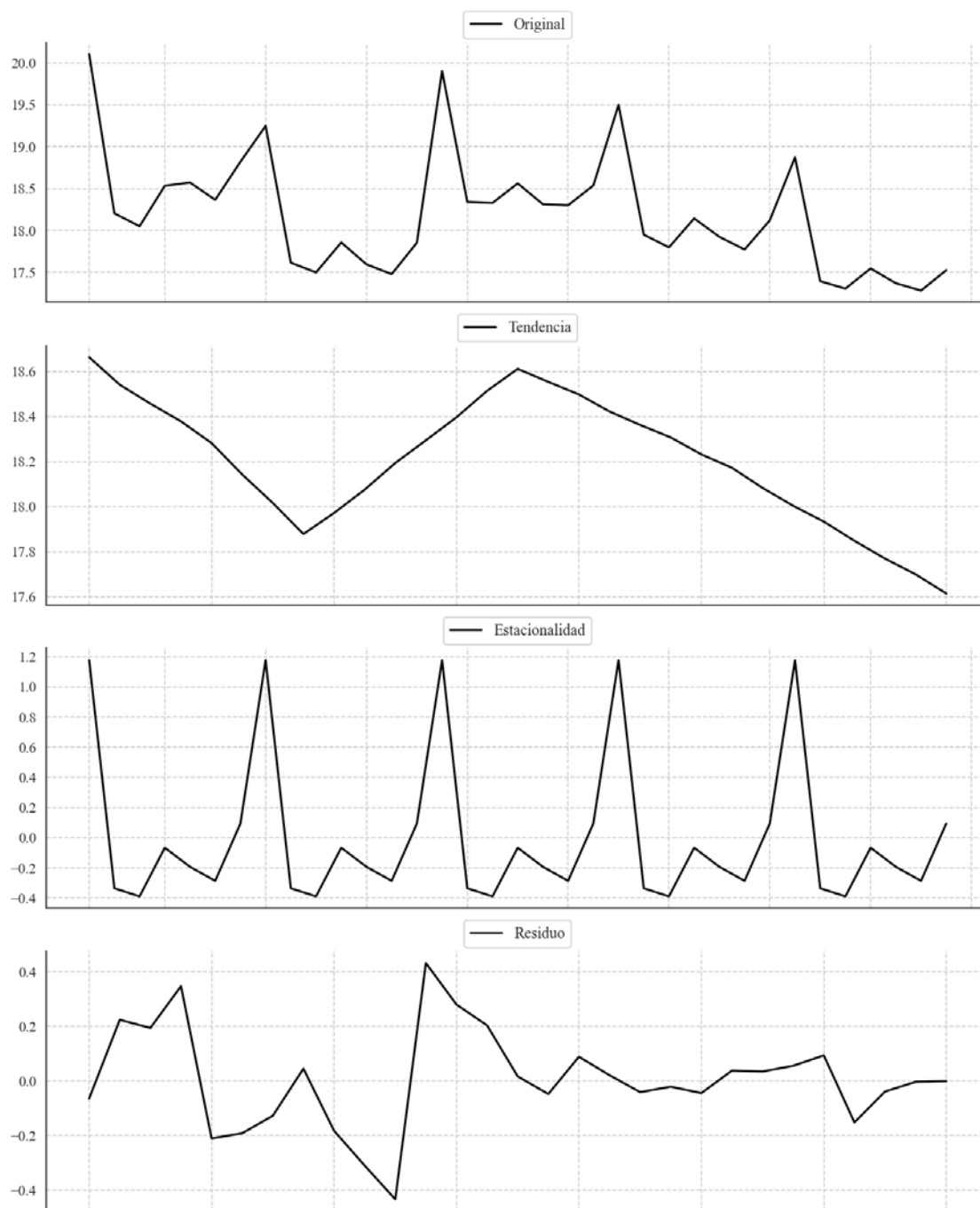
Estacionariedad: No Estacionario

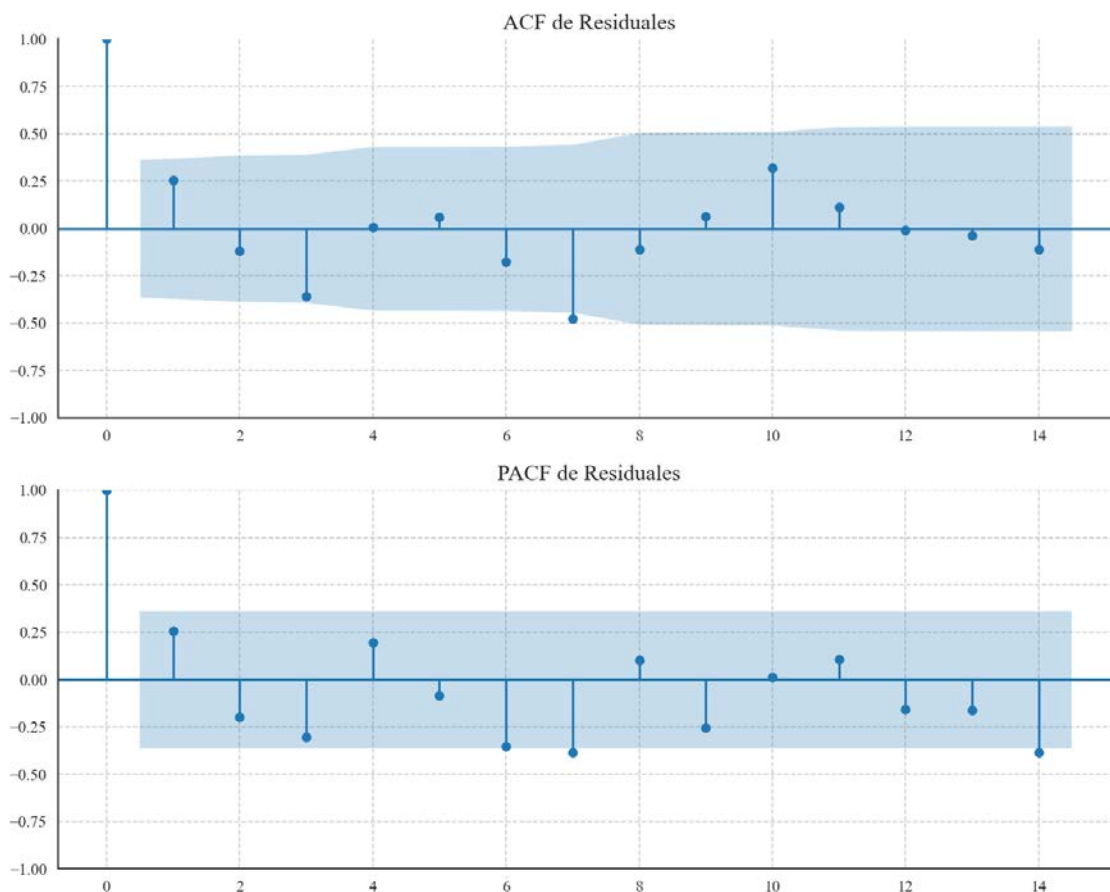
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales parecen ser aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para VOX

Gráficos para VOX_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para VOX_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 1.4798

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 23.3284, p-valor: 0.0096

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9782, p-valor=0.7918

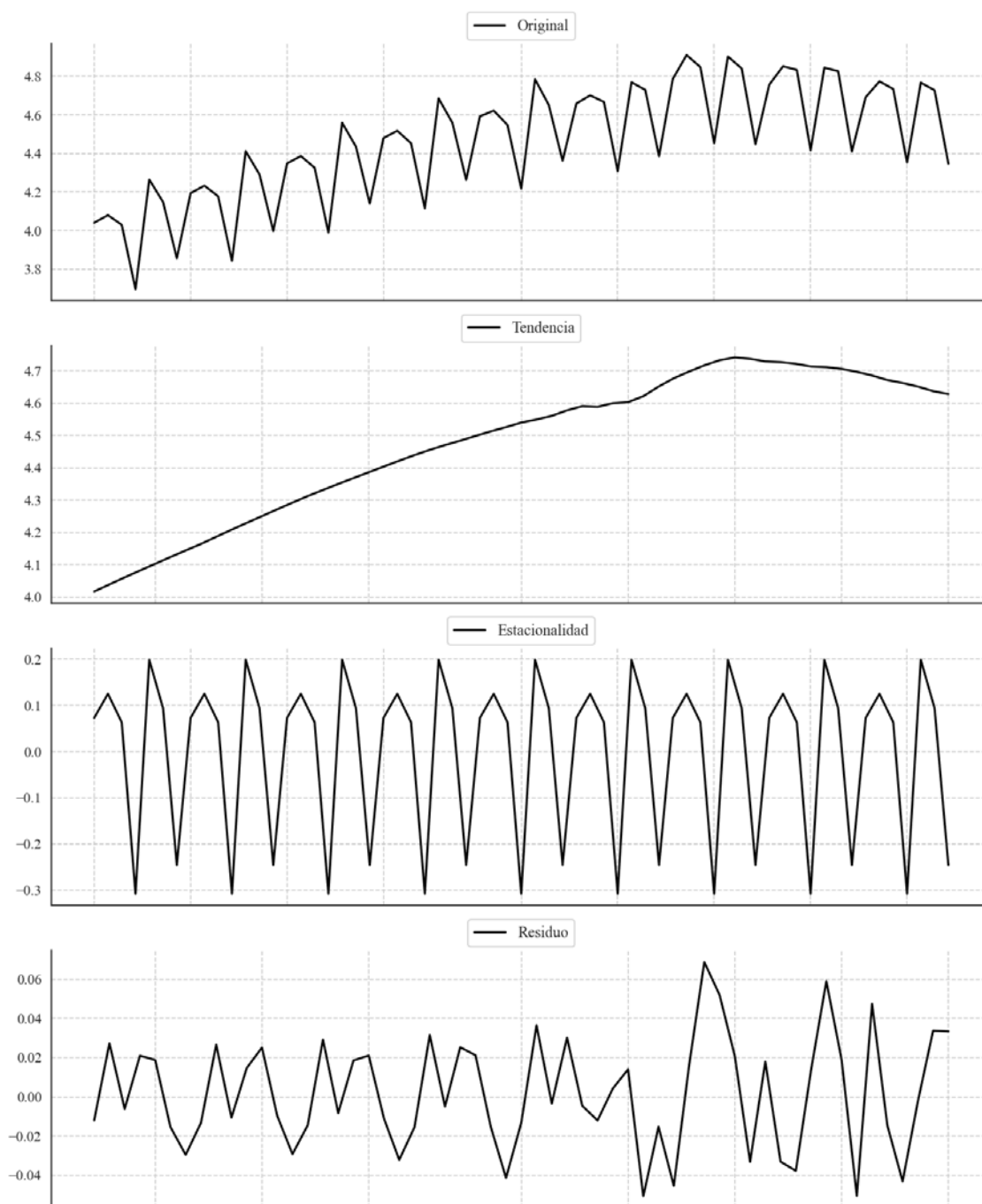
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0069

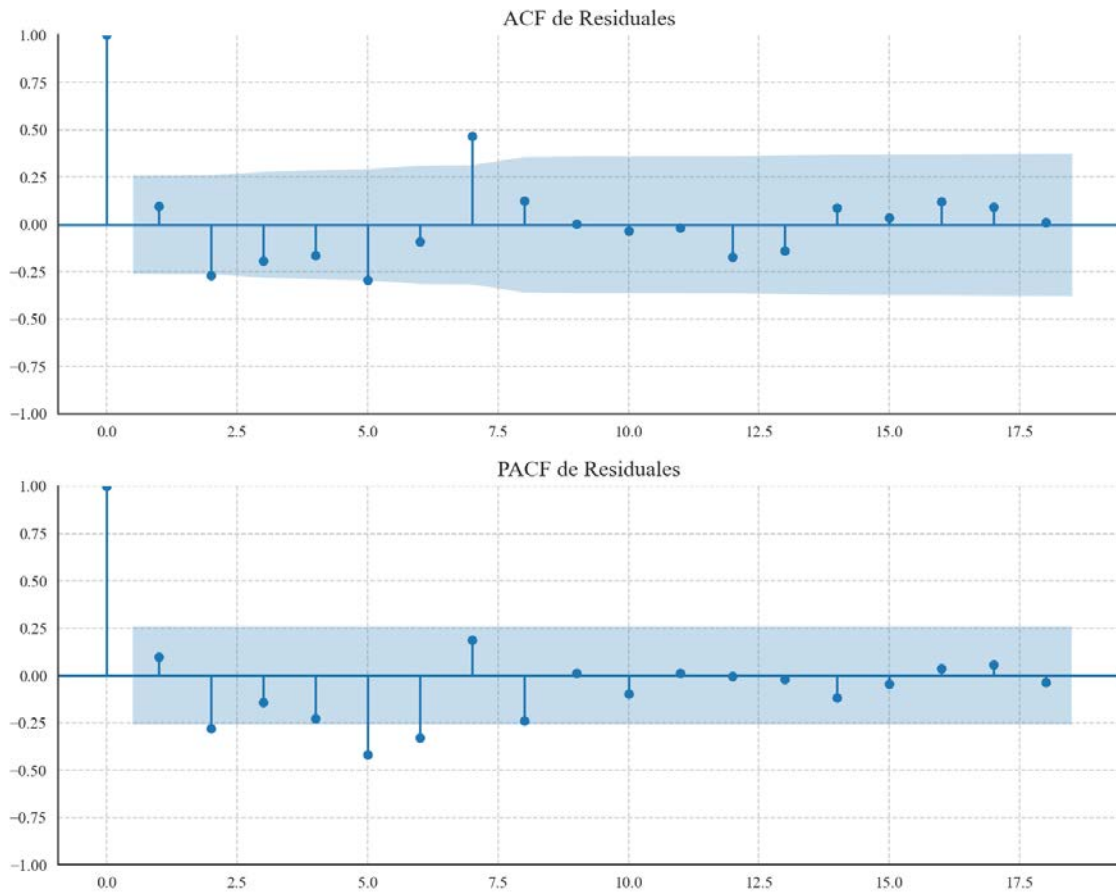
Estacionariedad: Estacionario

Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para Podemos





Análisis de Aleatoriedad del Error para Podemos

Estadística de Durbin-Watson: 1.7681

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 30.6950, p-valor: 0.0007

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9723, p-valor=0.2139

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0005

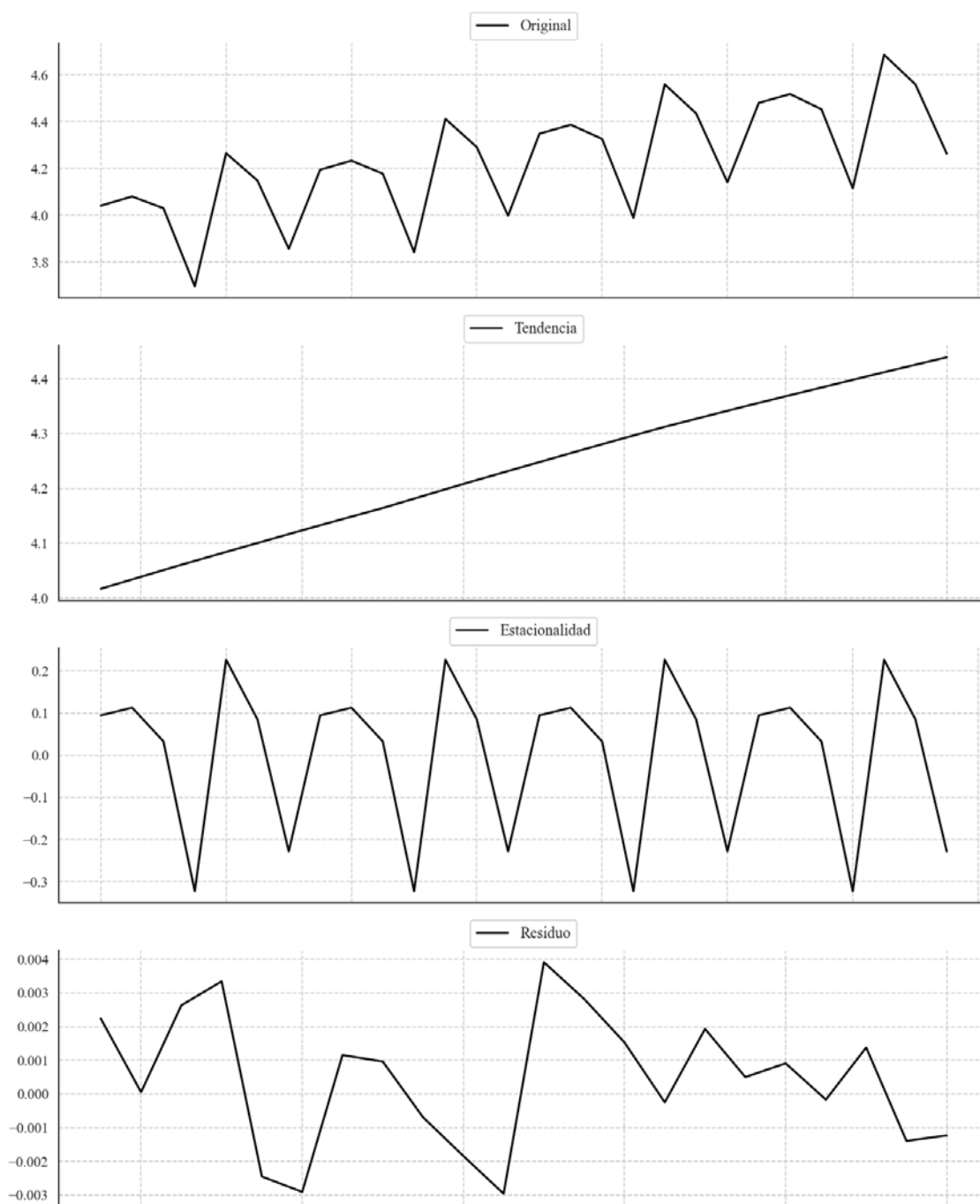
Estacionariedad: Estacionario

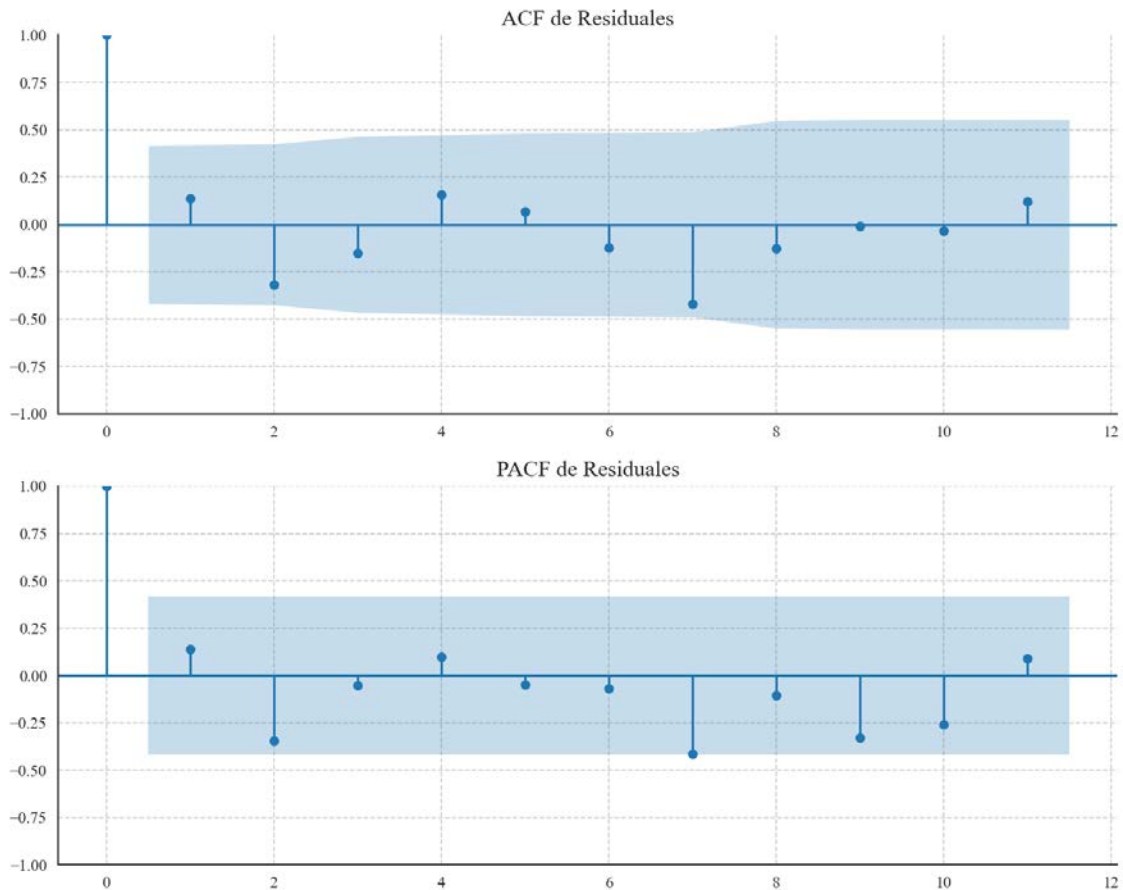
Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para Podemos

Gráficos para Podemos_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para Podemos_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 1.5751

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 12.0136, p-valor: 0.2841

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9719, p-valor=0.7548

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.3386

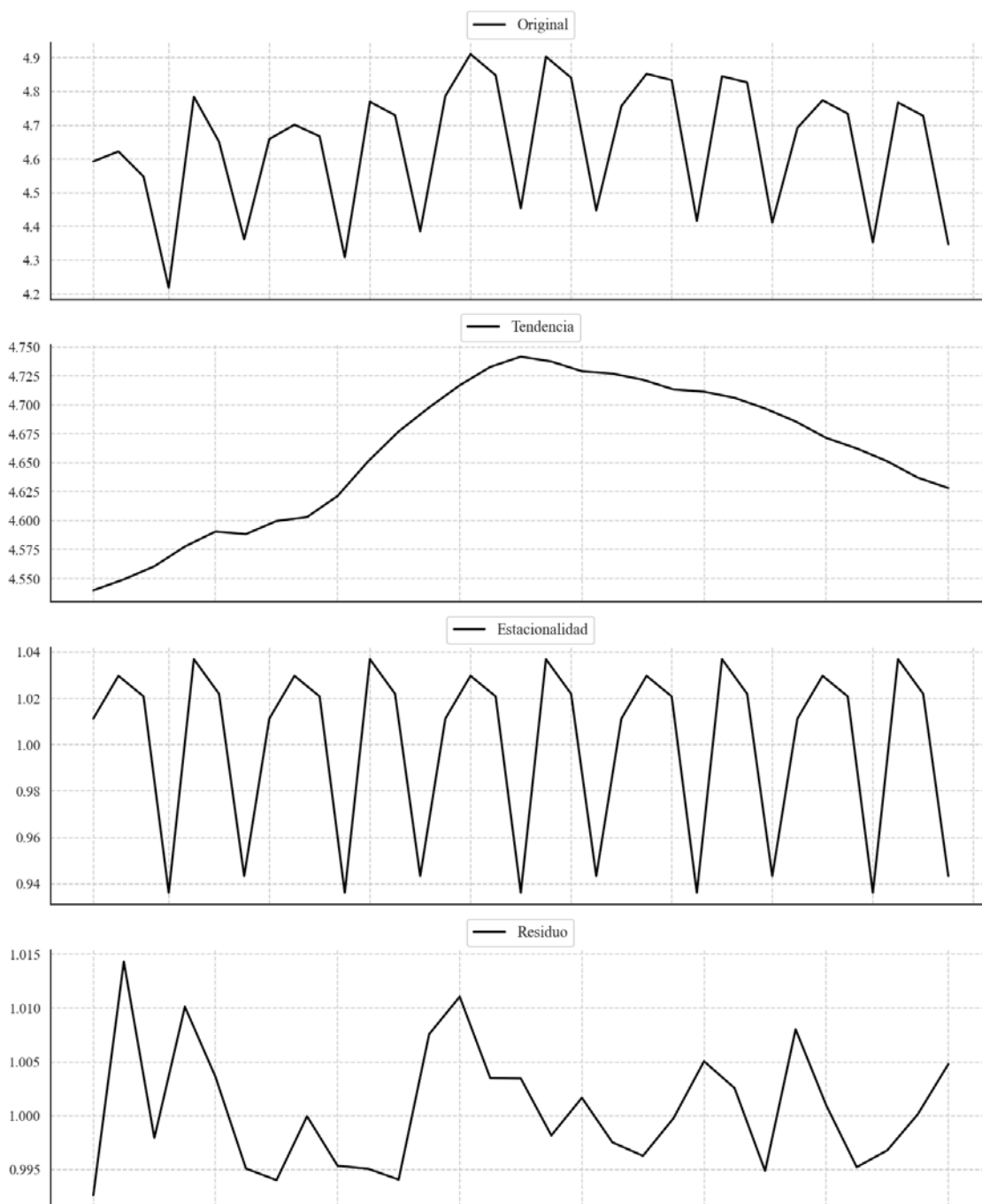
Estacionariedad: No Estacionario

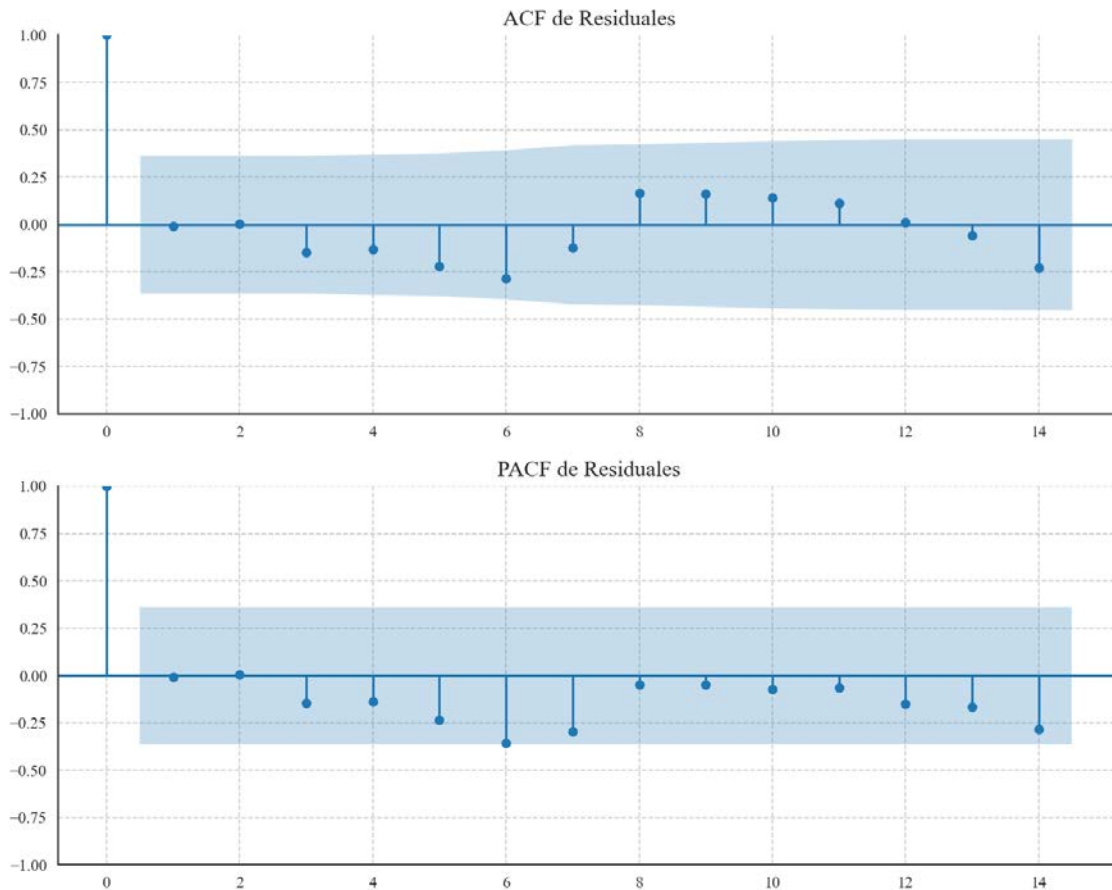
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales parecen ser aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para Podemos

Gráficos para Podemos_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para Podemos_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 0.0001

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 10.3120, p-valor: 0.4136

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9414, p-valor=0.1092

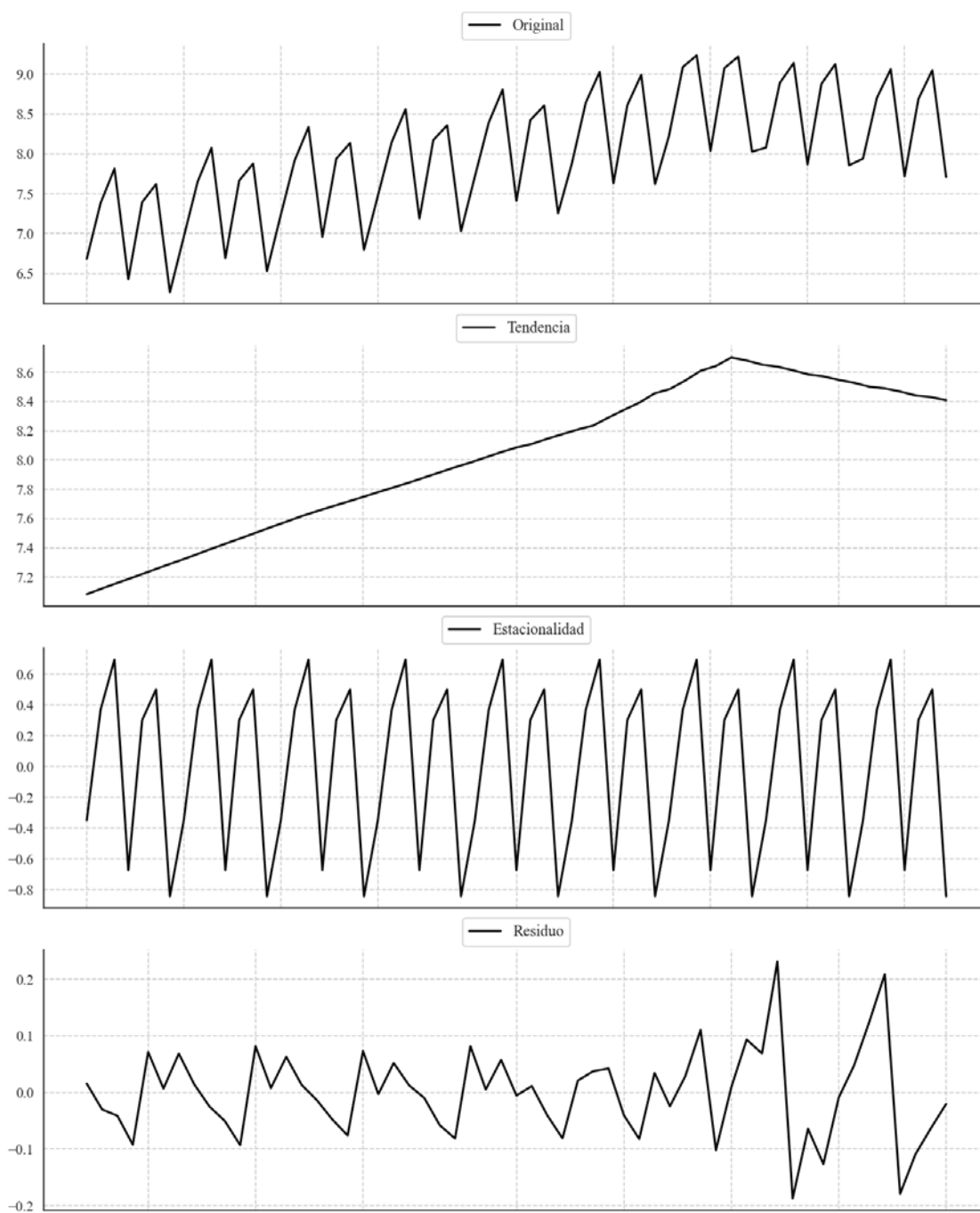
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0015

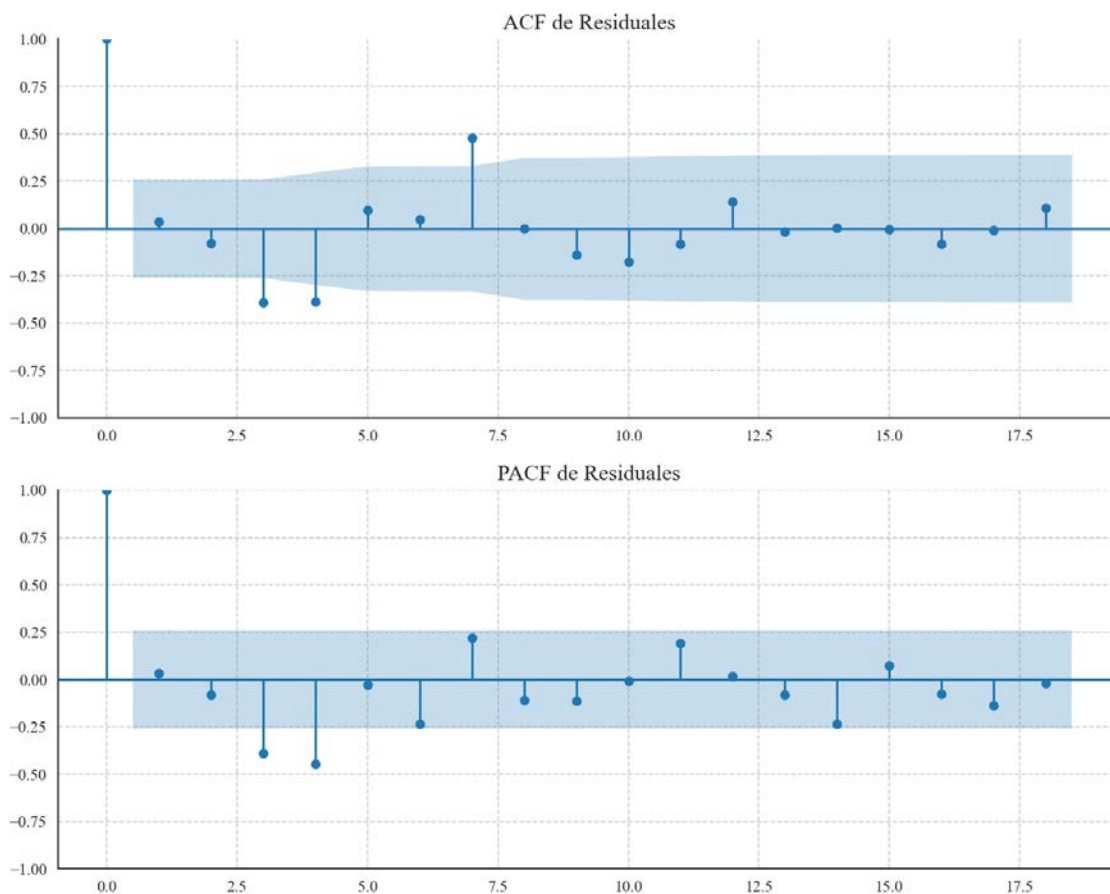
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para Sumar





Análisis de Aleatoriedad del Error para Sumar

Estadística de Durbin-Watson: 1.9286

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 39.1951, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9788, p-valor=0.4123

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0242

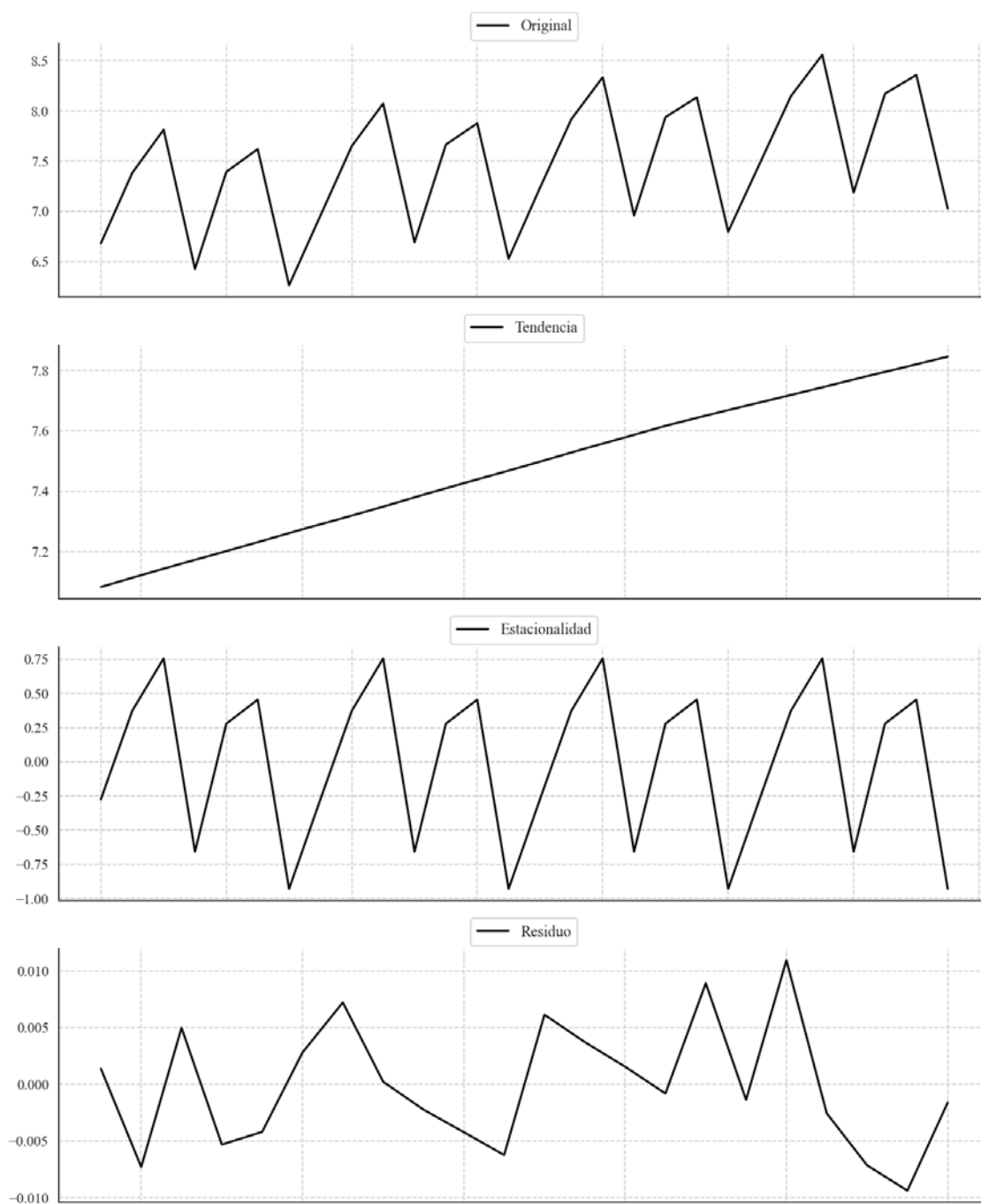
Estacionariedad: Estacionario

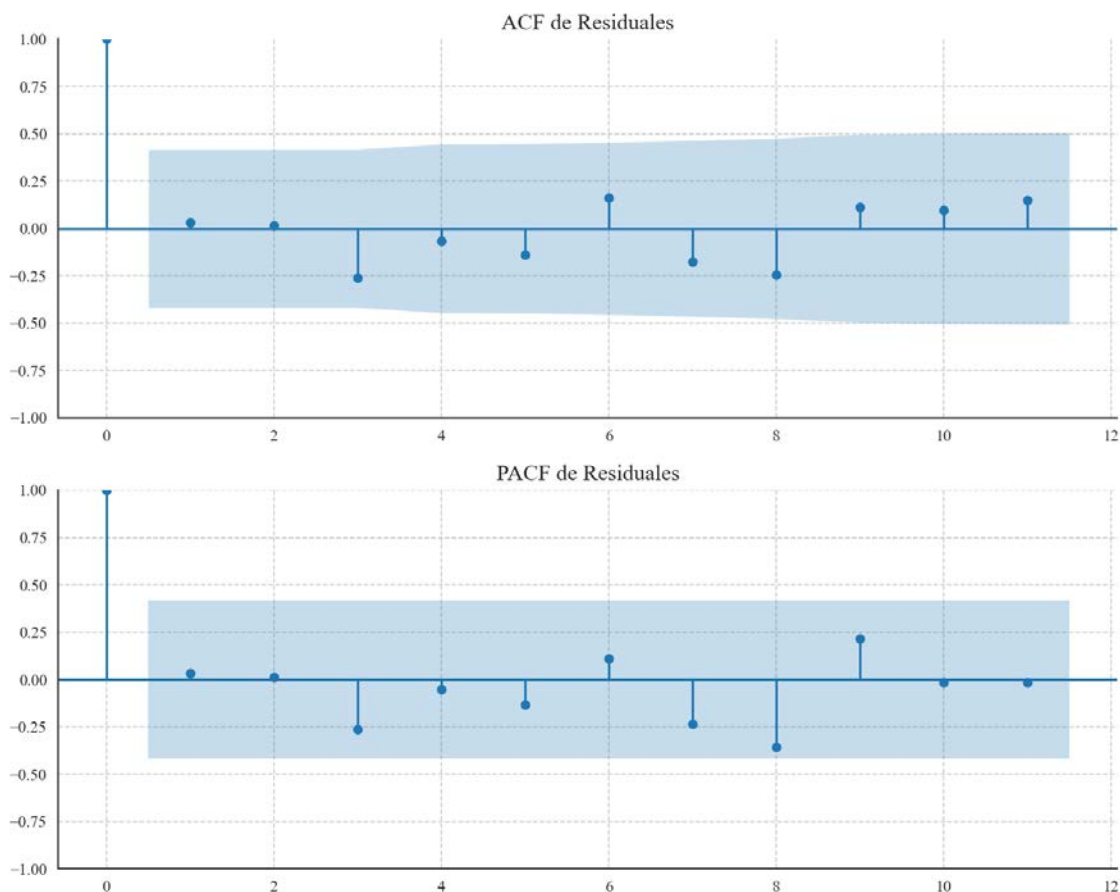
Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para Sumar

Gráficos para Sumar_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para Sumar_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 1.9261

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 7.8225, p-valor: 0.6462

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9757, p-valor=0.8378

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

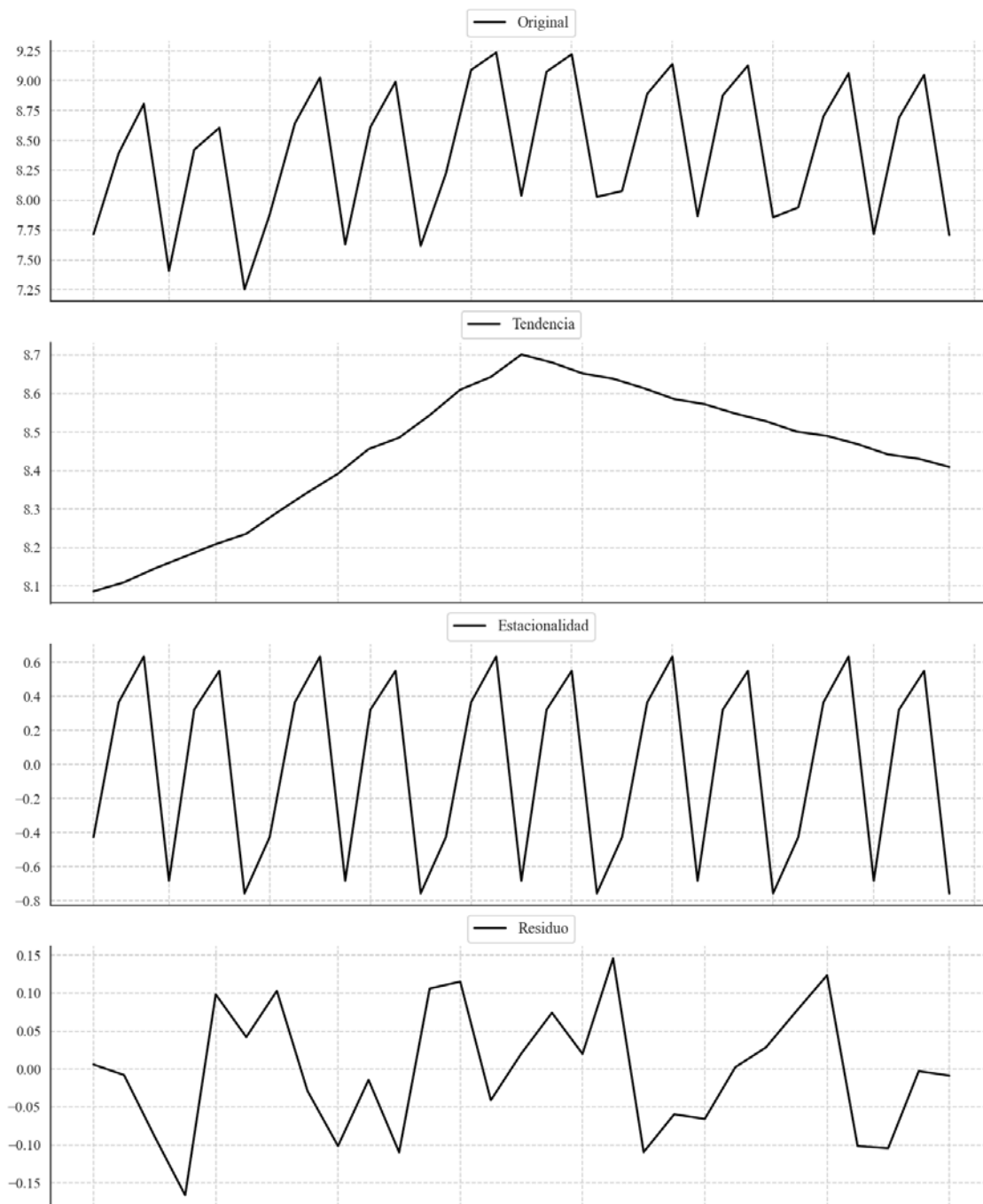
Estacionariedad: Estacionario

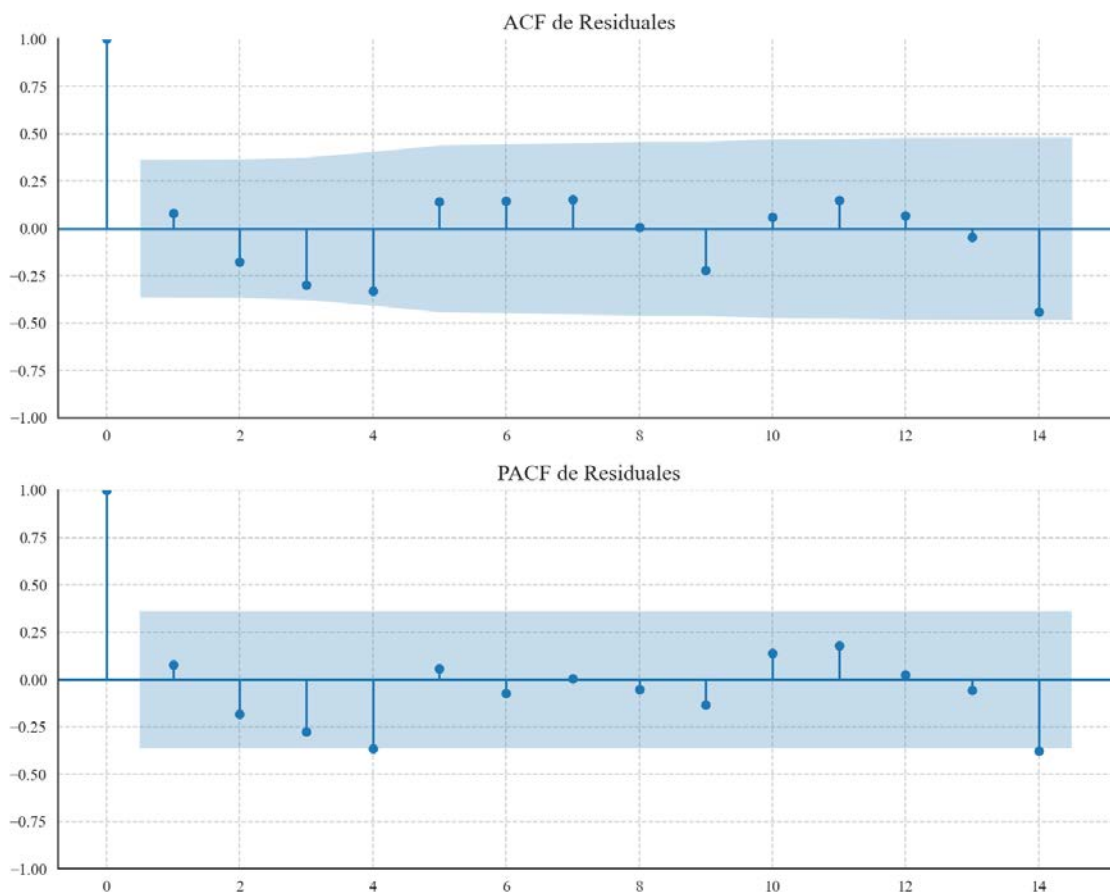
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales parecen ser aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para Sumar

Gráficos para Sumar_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para Sumar_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 1.8395

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 13.0936, p-valor: 0.2185

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9636, p-valor=0.4027

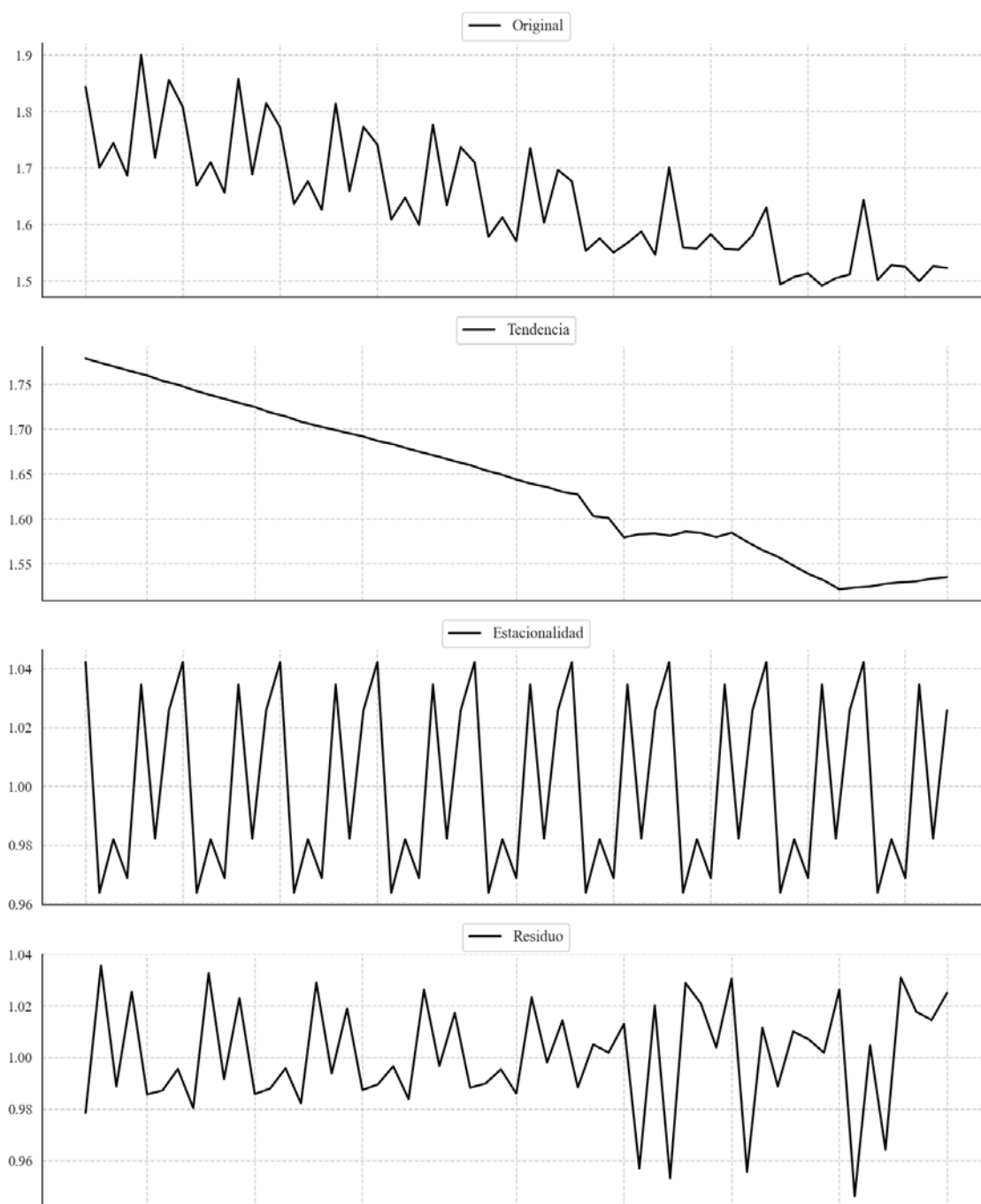
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

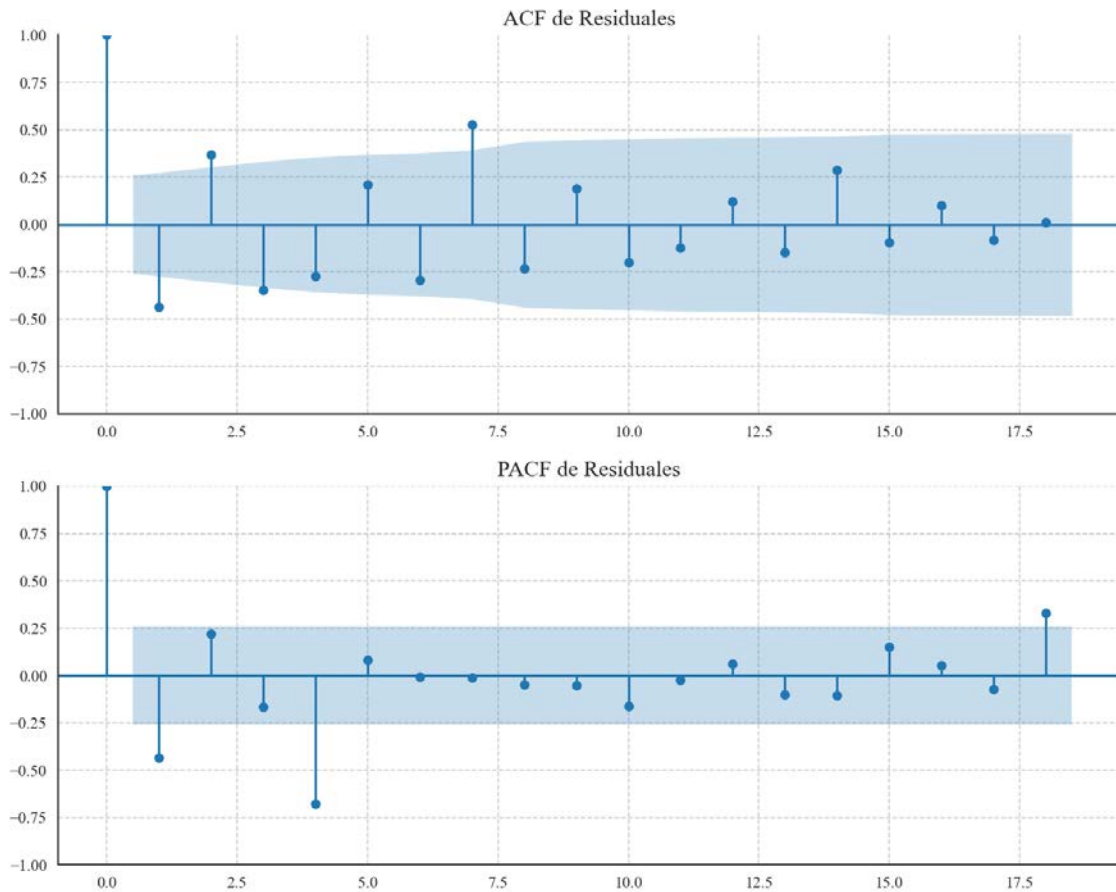
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales parecen ser aleatorios.

Gráficos para SALF





Análisis de Aleatoriedad del Error para SALF

Estadística de Durbin-Watson: 0.0013

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 68.3373, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9532, p-valor=0.0276

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

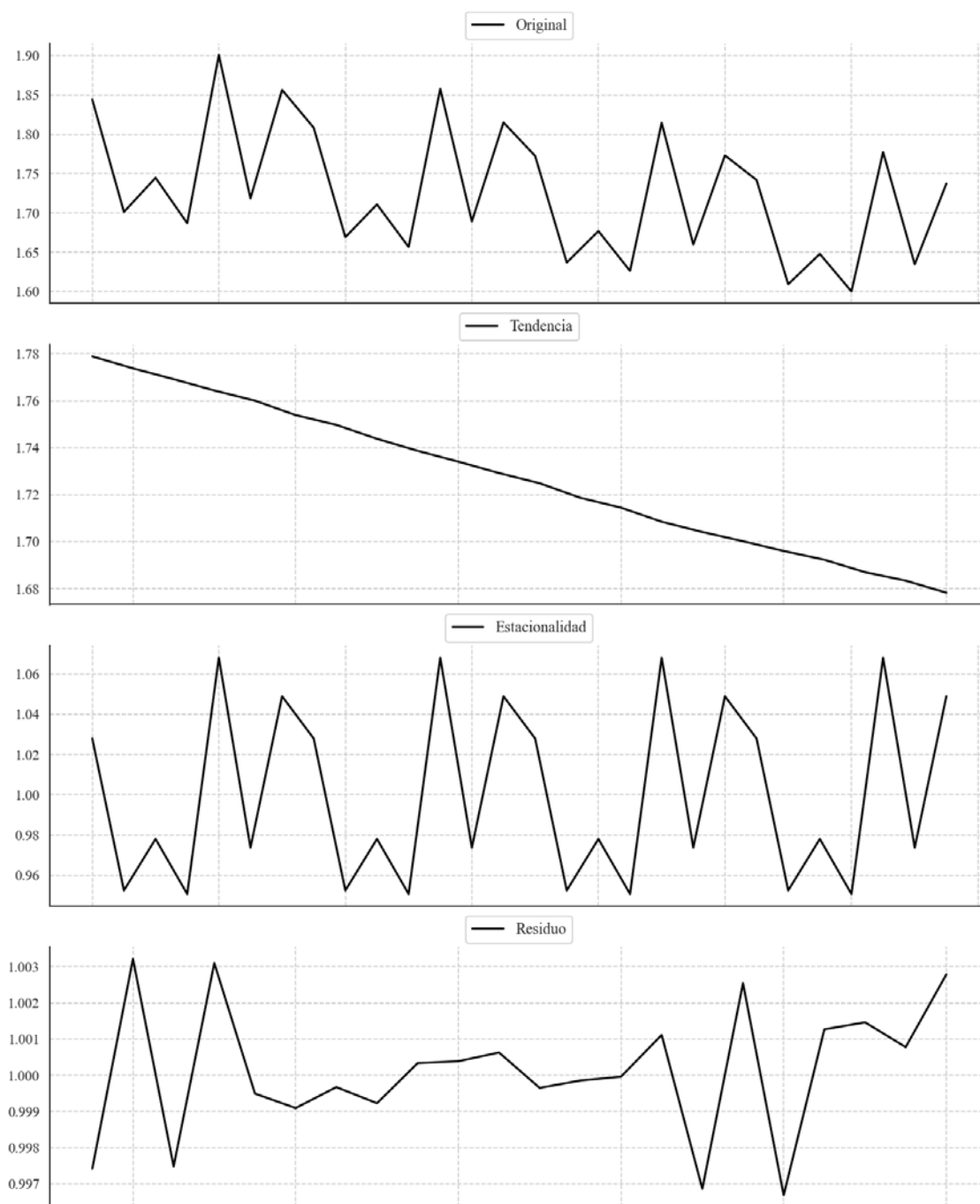
Estacionariedad: Estacionario

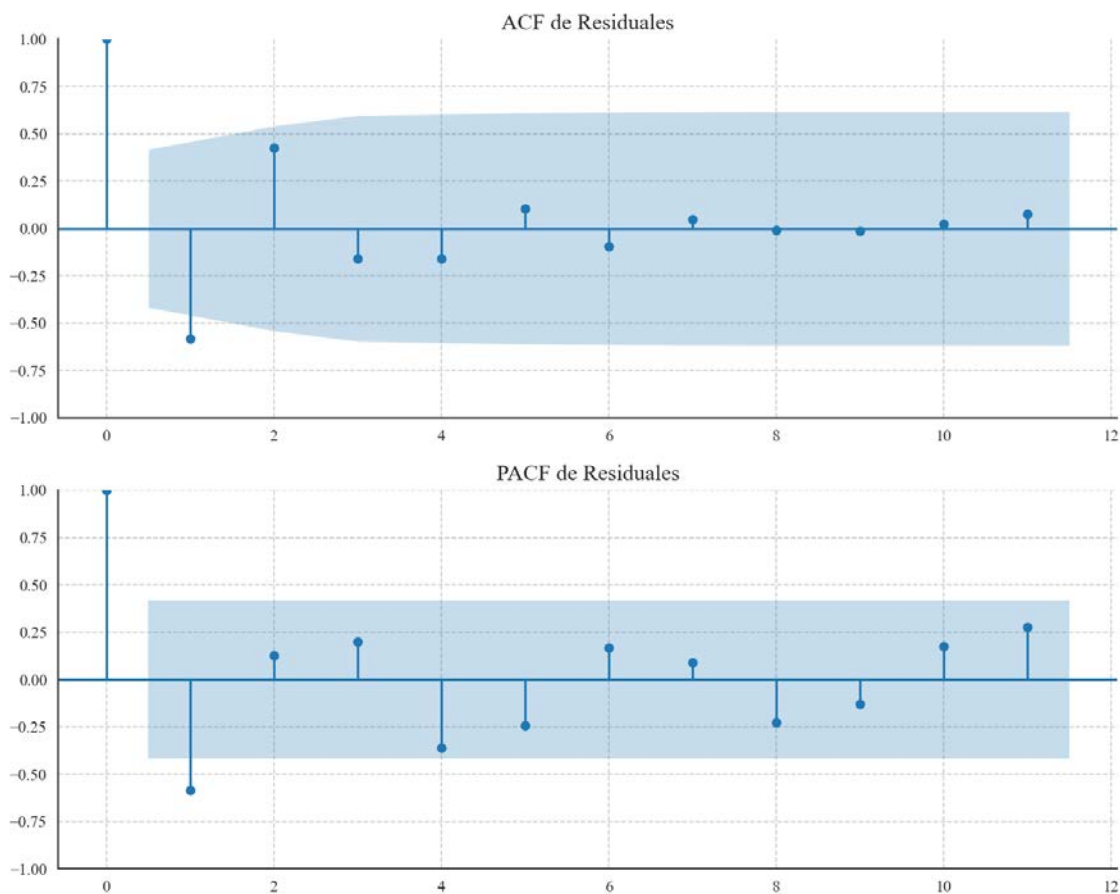
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para SALF

Gráficos para SALF_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para SALF_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 15.5099, p-valor: 0.1145

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9544, p-valor=0.3845

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0058

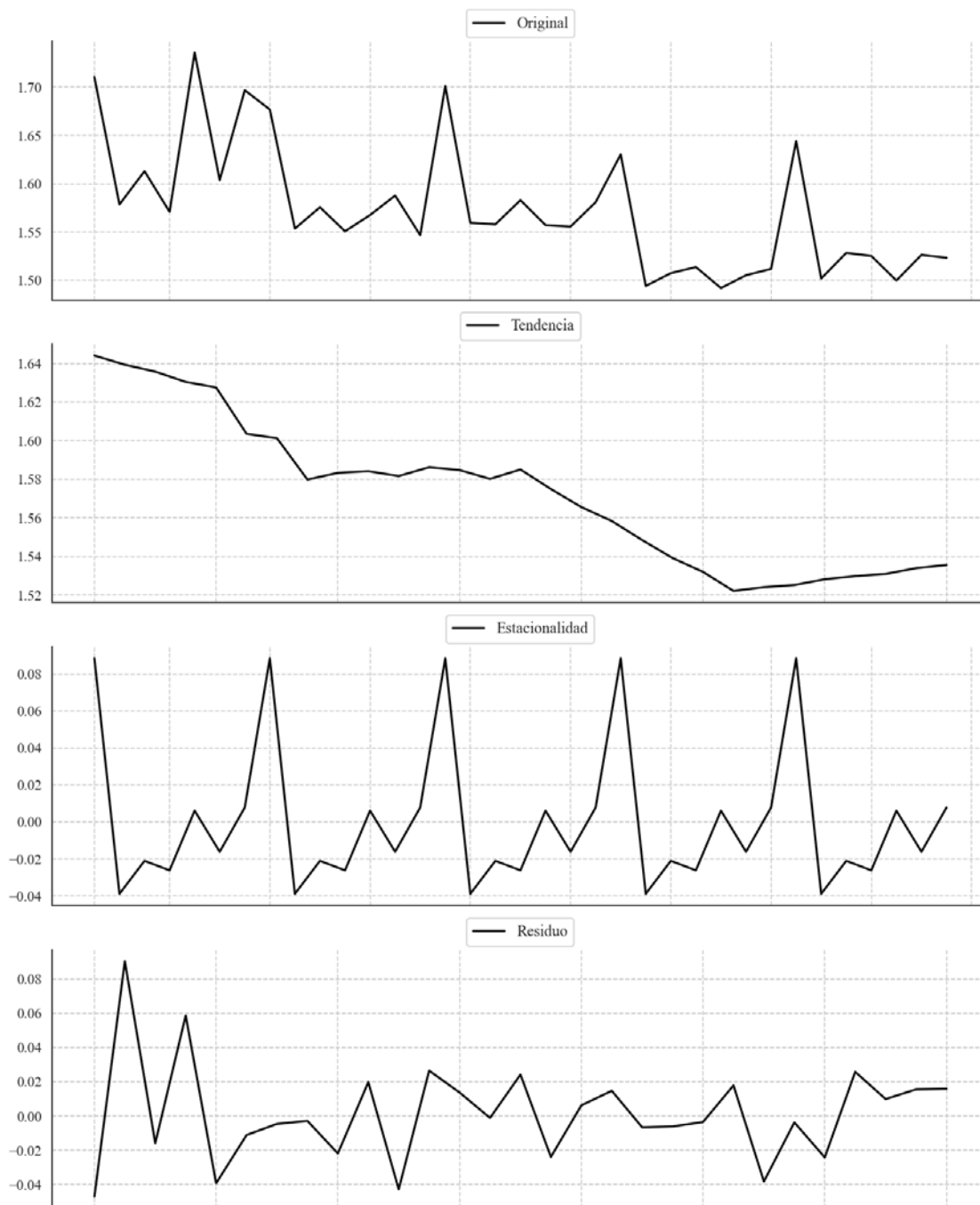
Estacionariedad: Estacionario

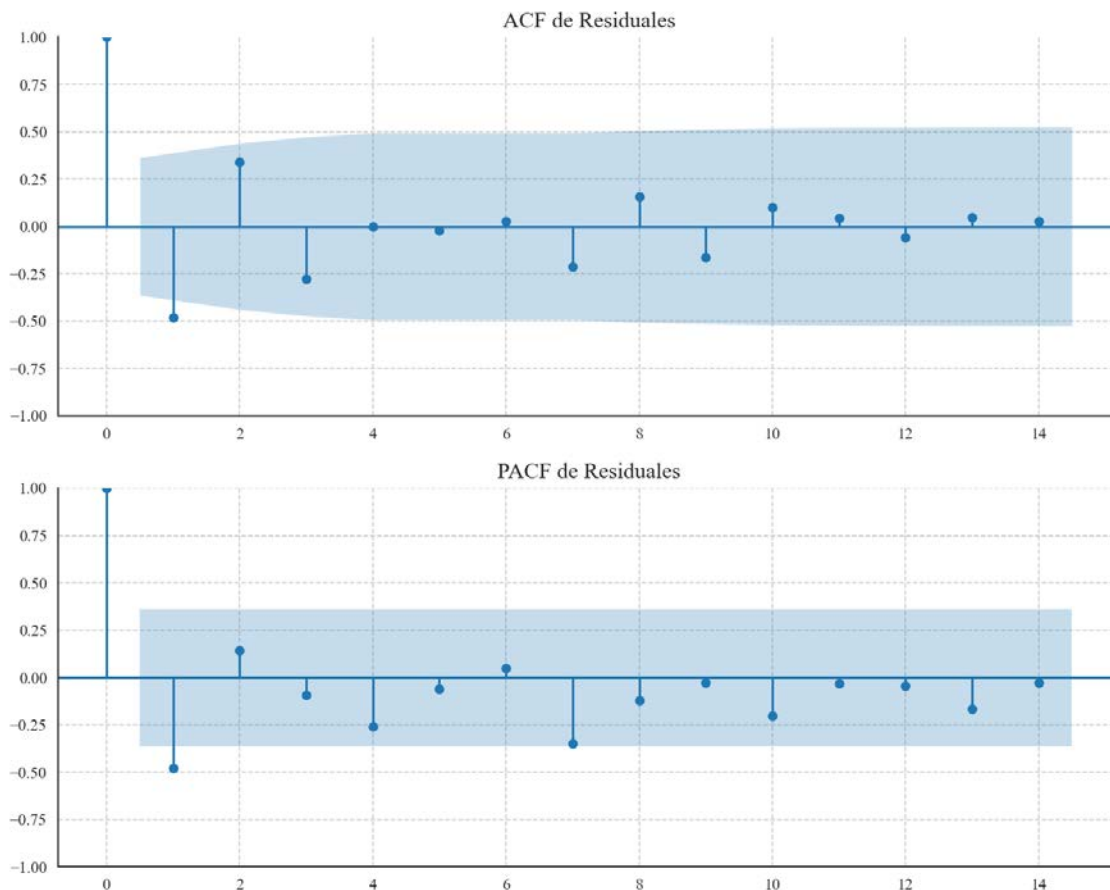
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para SALF

Gráficos para SALF_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para SALF_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 2.8464

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 18.6196, p-valor: 0.0454

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9383, p-valor=0.0903

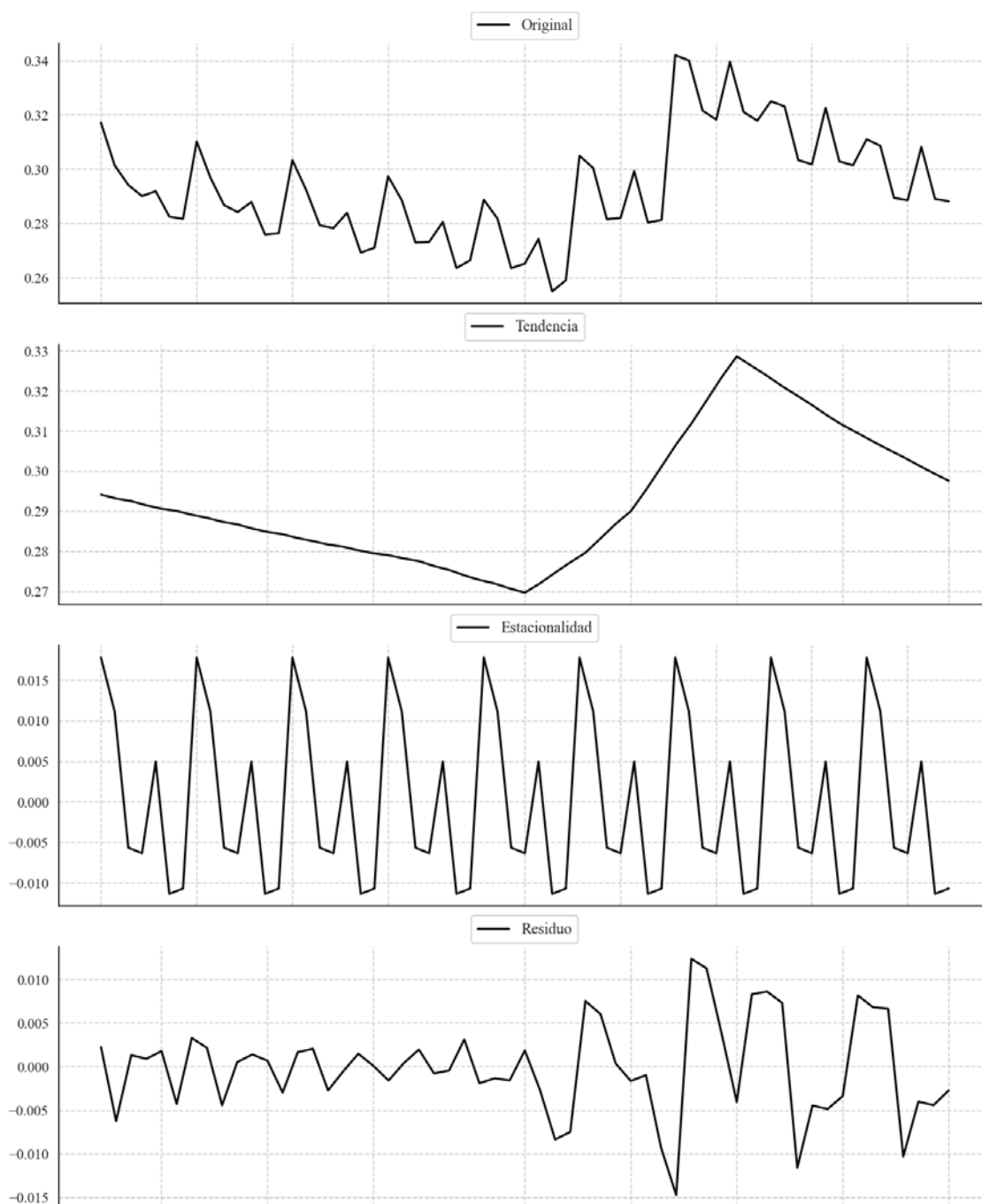
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

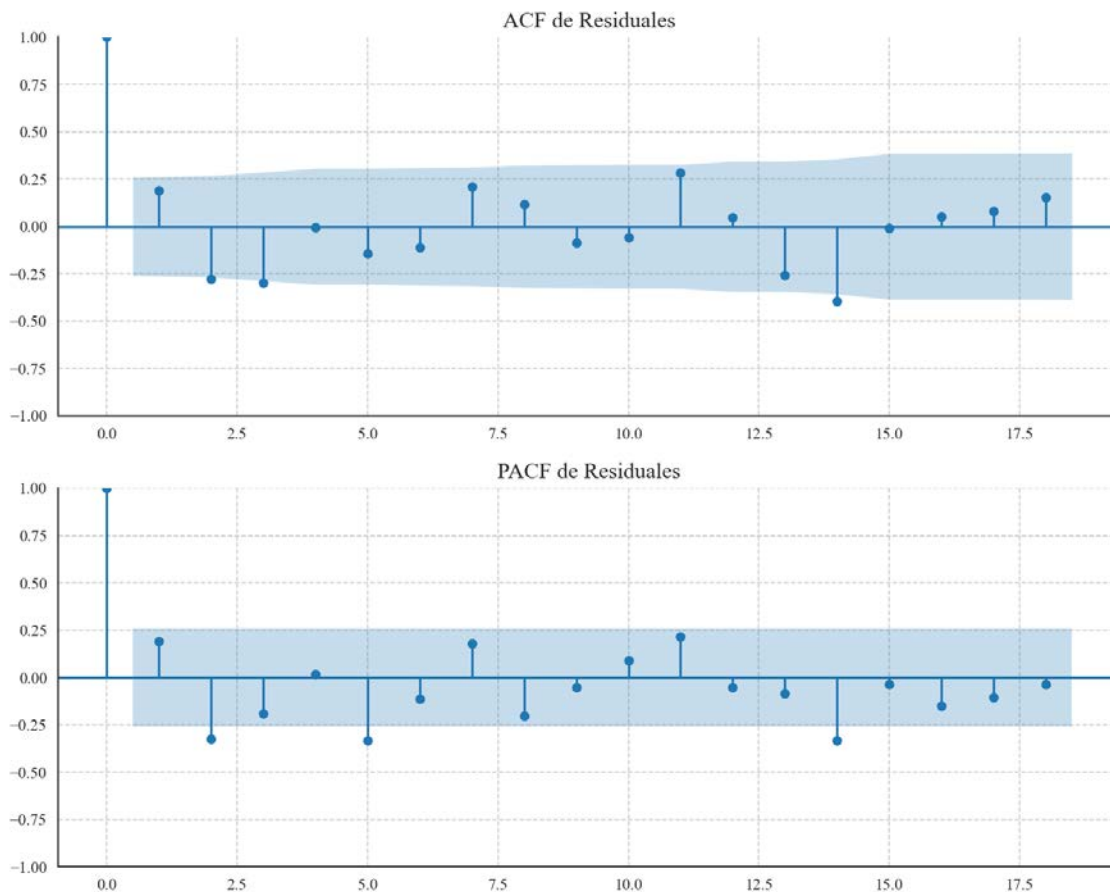
Estacionariedad: Estacionario

Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para CC





Análisis de Aleatoriedad del Error para CC

Estadística de Durbin-Watson: 1.6093

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 19.0947, p-valor: 0.0391

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9839, p-valor=0.6481

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

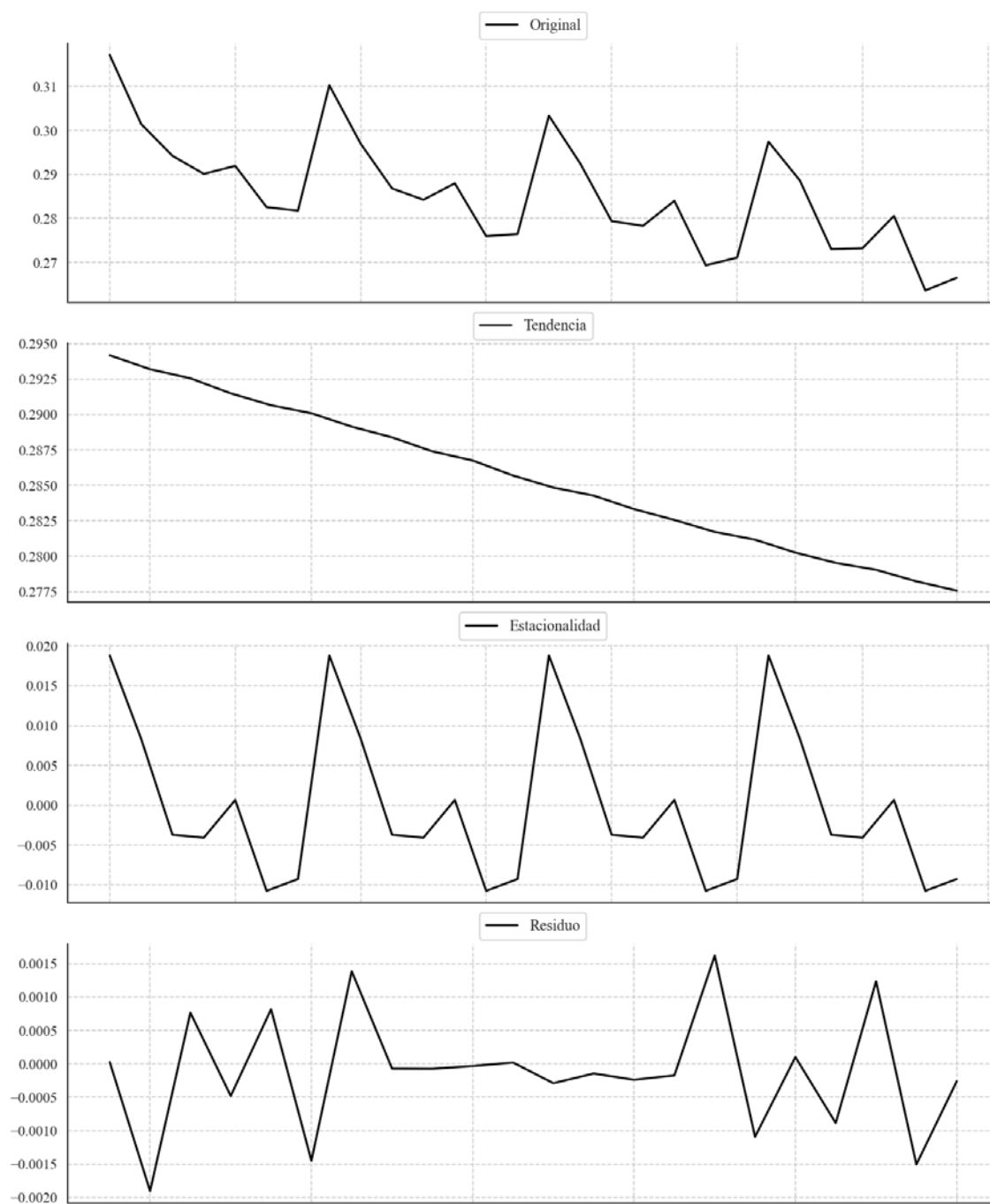
Estacionariedad: Estacionario

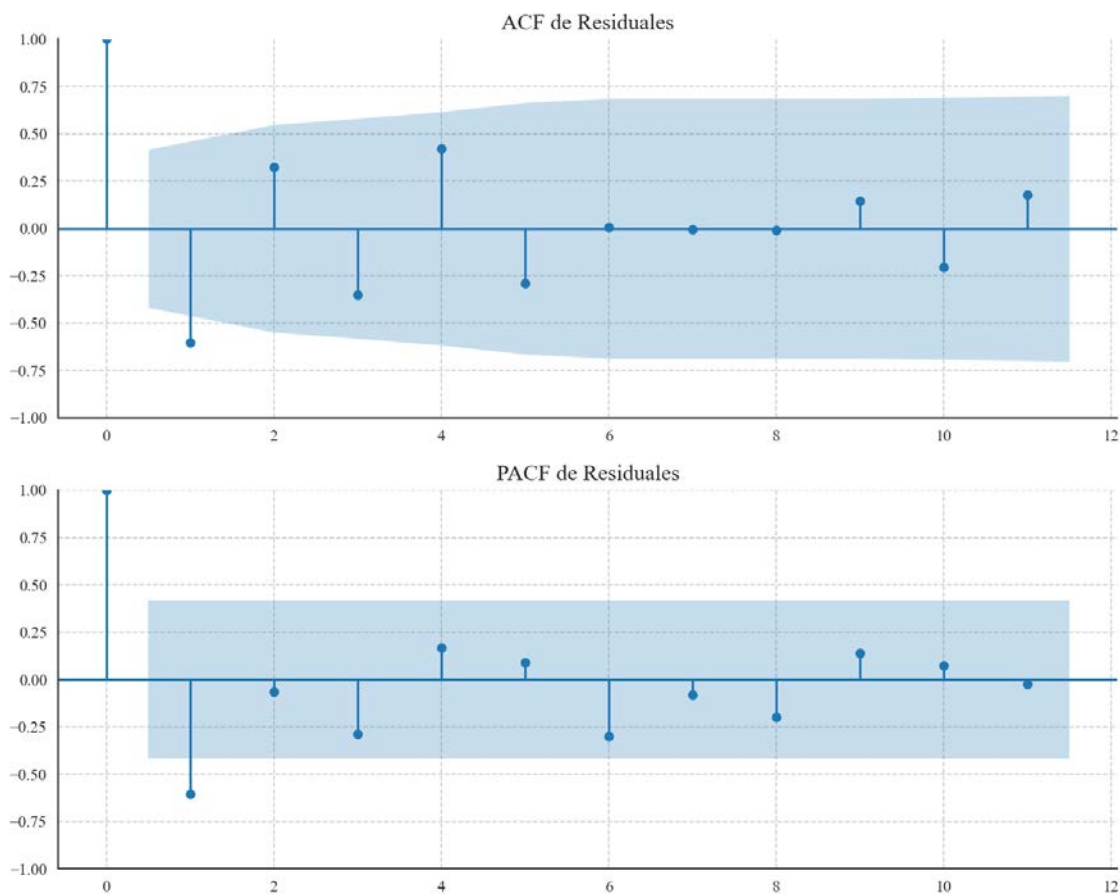
Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para CC

Gráficos para CC_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para CC_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 3.1468

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 25.7752, p-valor: 0.0041

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9520, p-valor=0.3452

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.6643

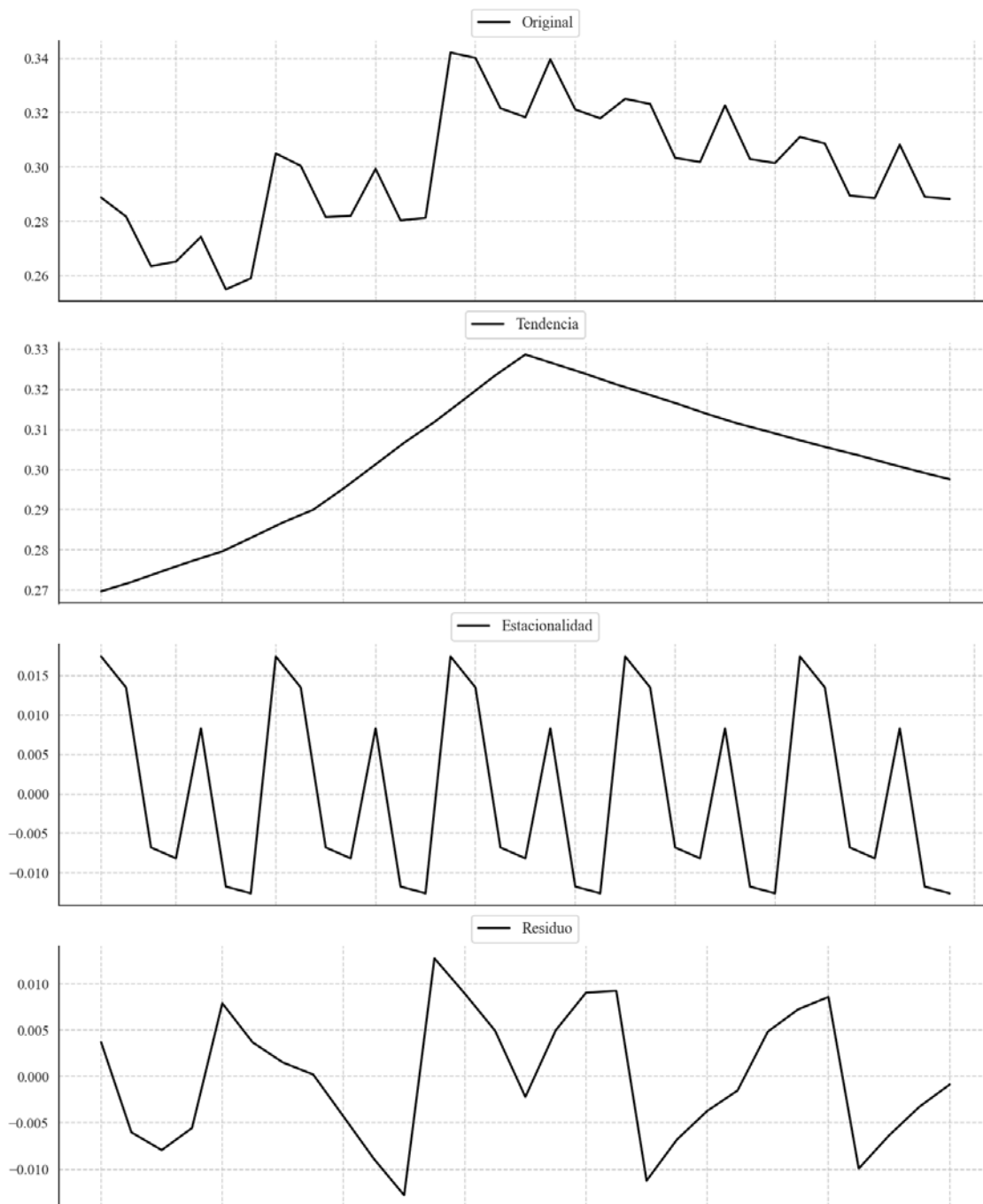
Estacionariedad: No Estacionario

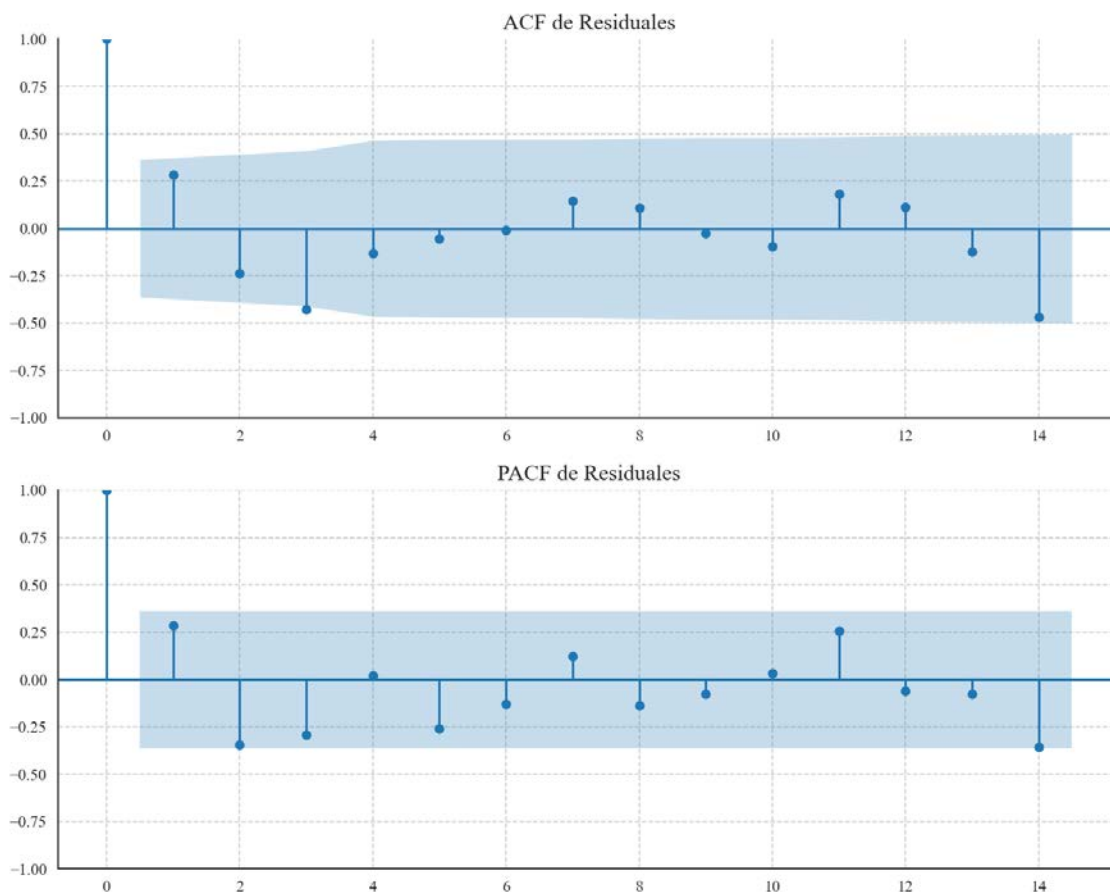
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para CC

Gráficos para CC_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para CC_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 1.4212

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 13.2927, p-valor: 0.2078

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9592, p-valor=0.3144

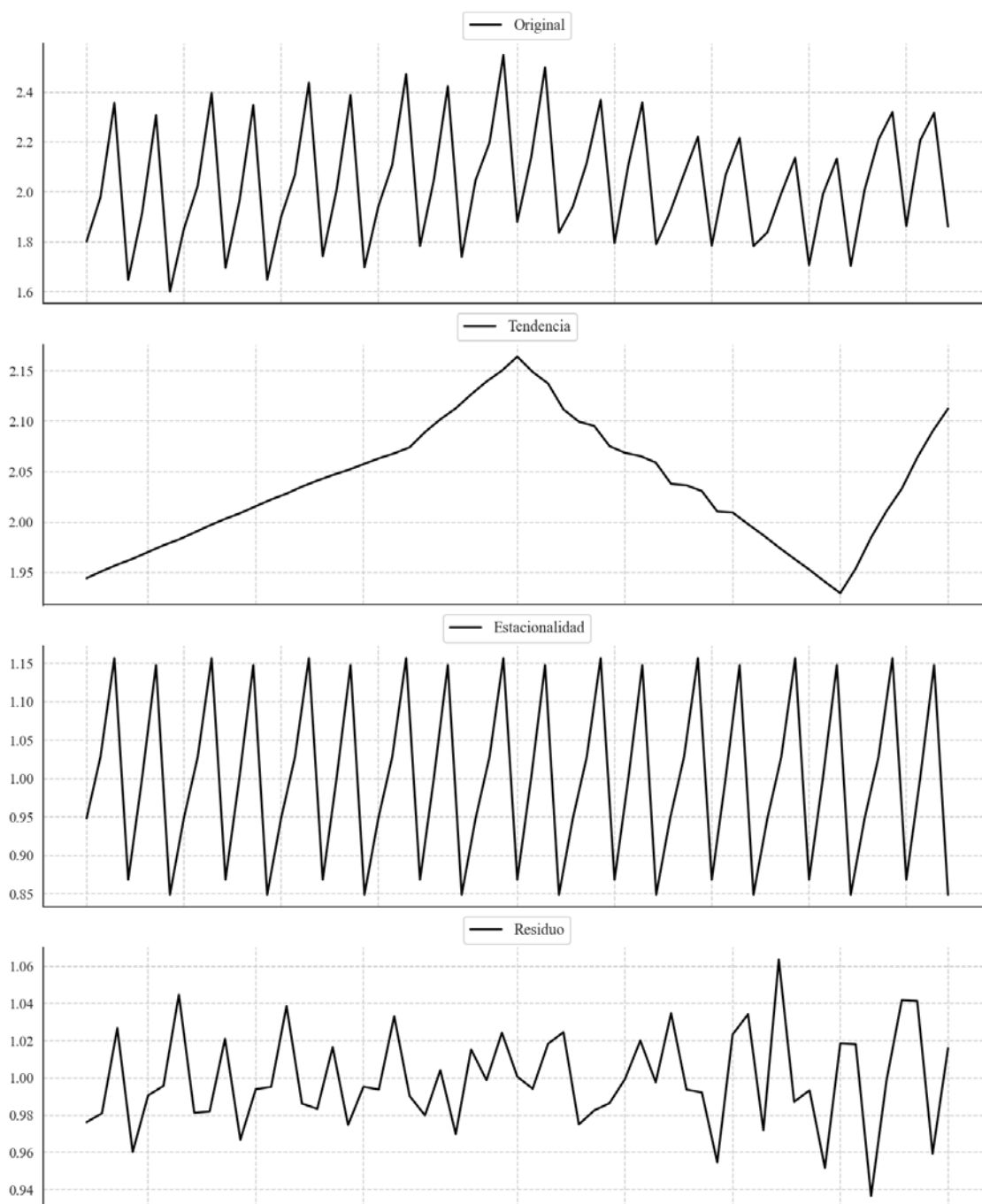
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0005

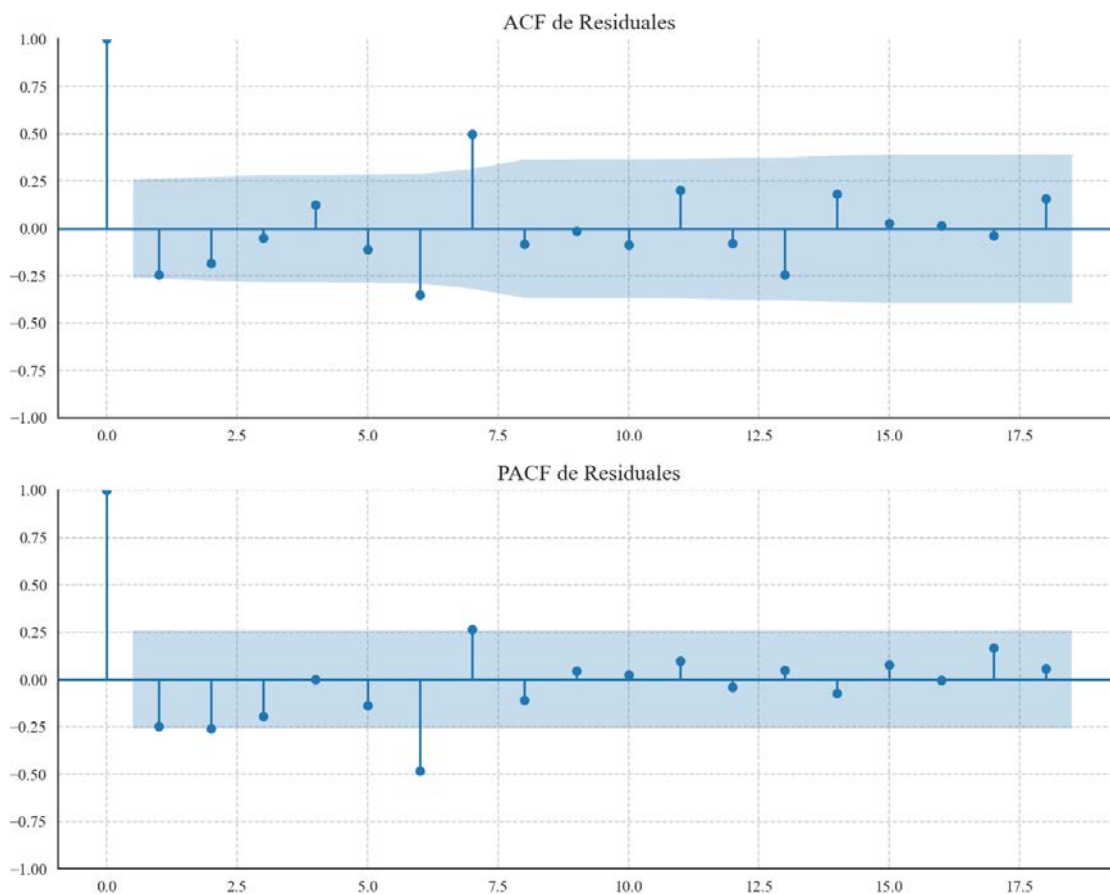
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para ERC





Análisis de Aleatoriedad del Error para ERC

Estadística de Durbin-Watson: 0.0017

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 33.4321, p-valor: 0.0002

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9854, p-valor=0.7217

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0120

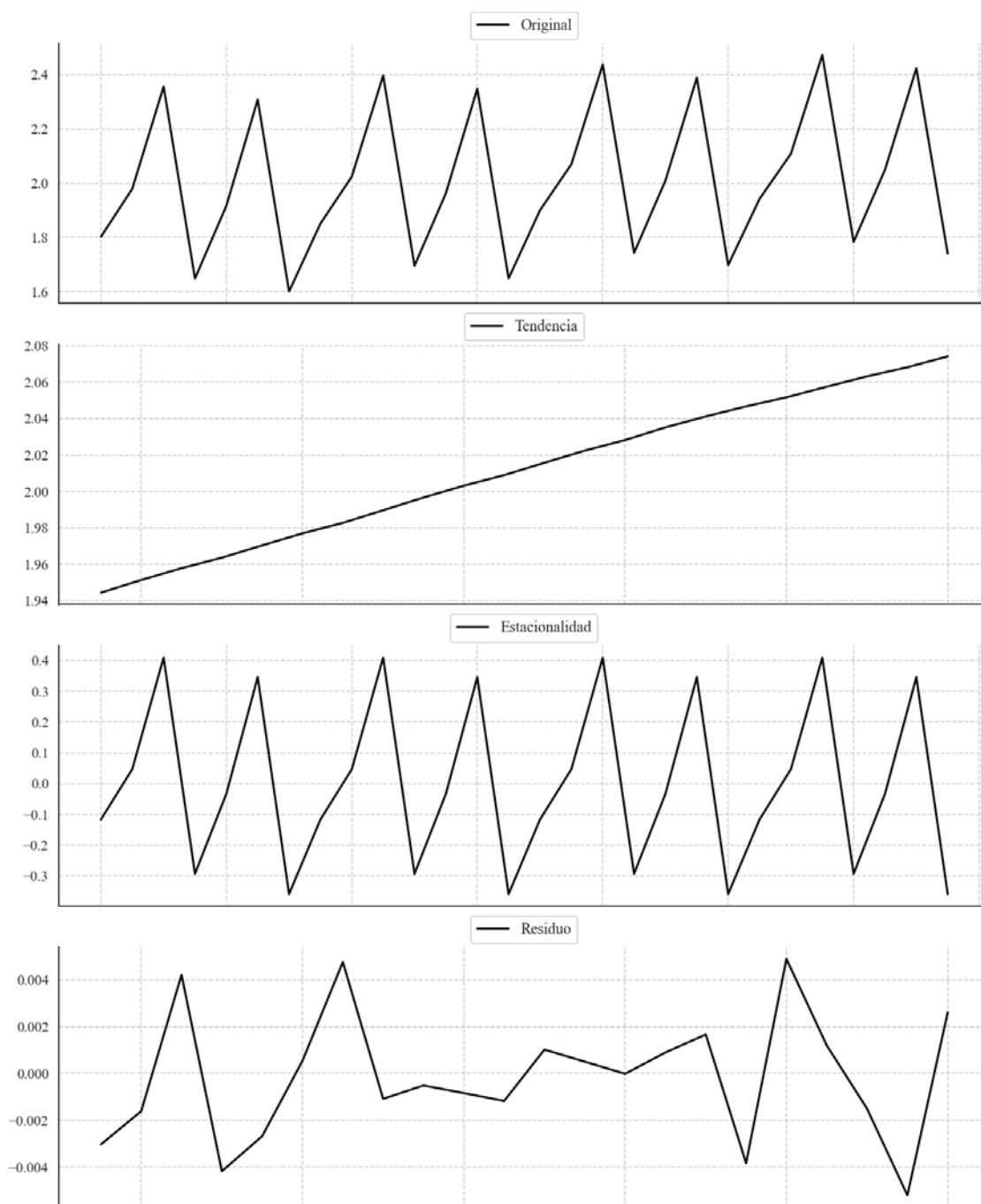
Estacionariedad: Estacionario

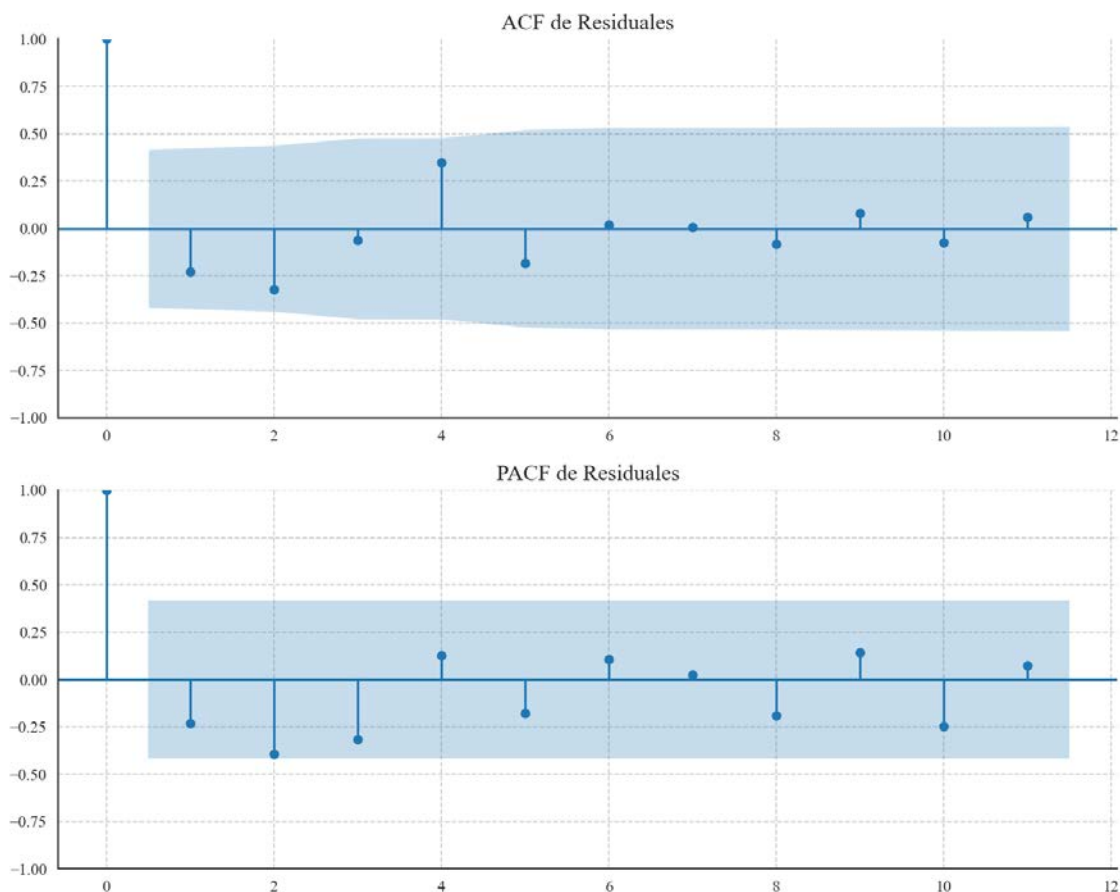
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para ERC

Gráficos para ERC_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para ERC_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 2.3513

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 9.5557, p-valor: 0.4803

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9730, p-valor=0.7805

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0004

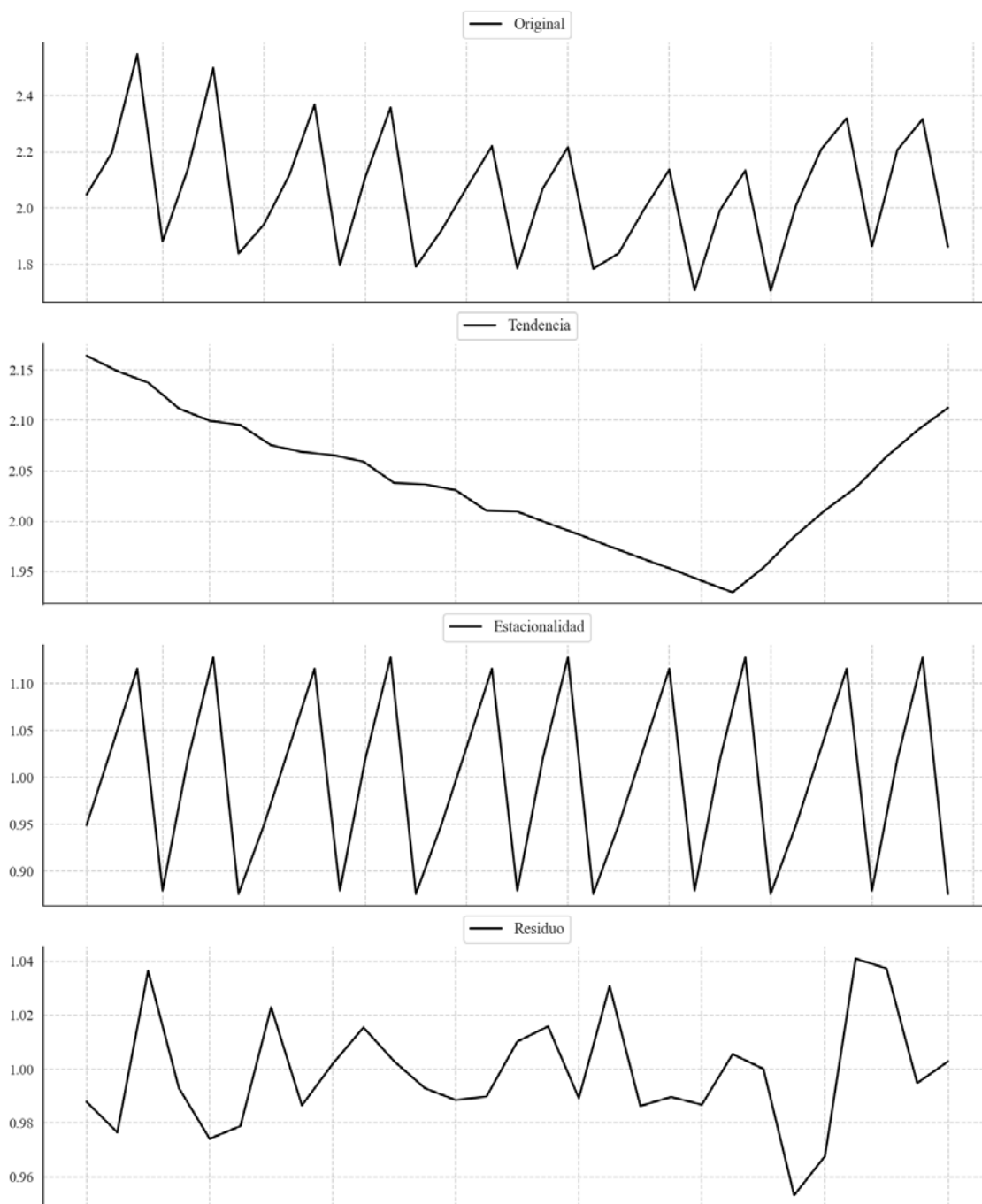
Estacionariedad: Estacionario

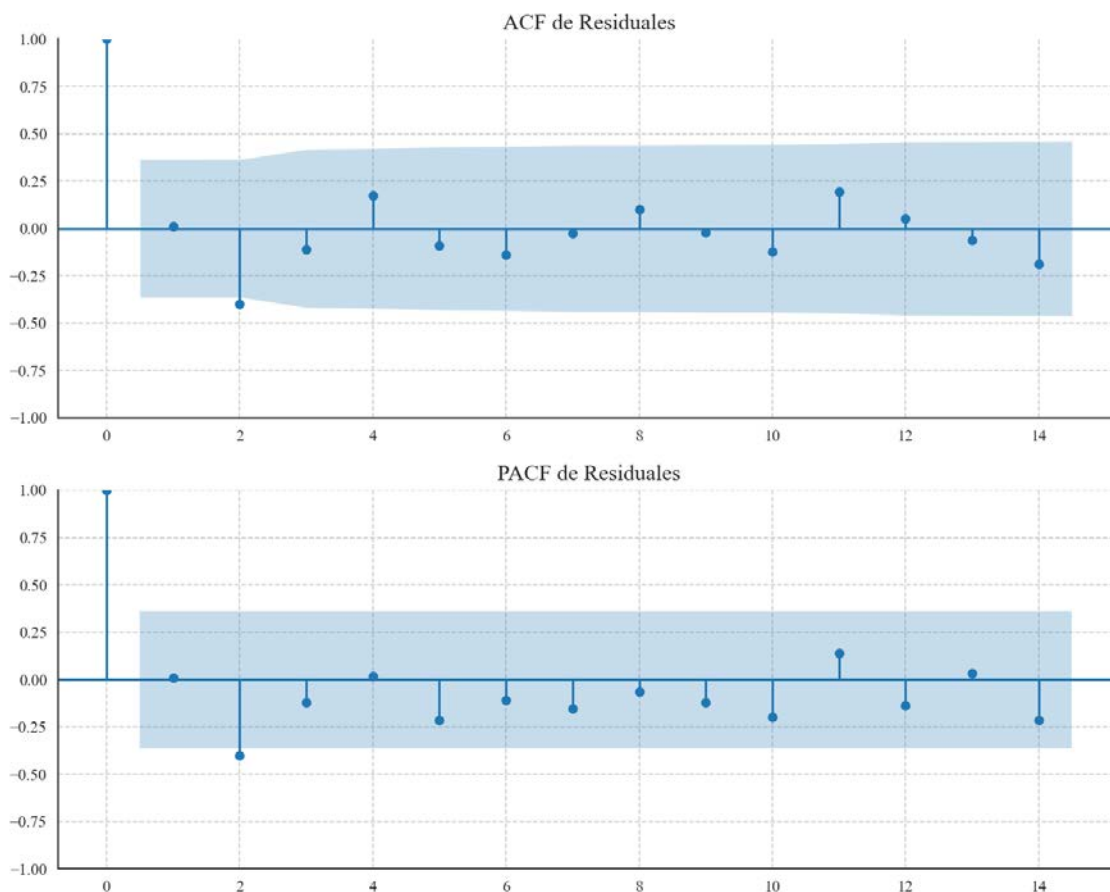
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales parecen ser aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para ERC

Gráficos para ERC_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para ERC_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 0.0009

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 9.1046, p-valor: 0.5222

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9615, p-valor=0.3575

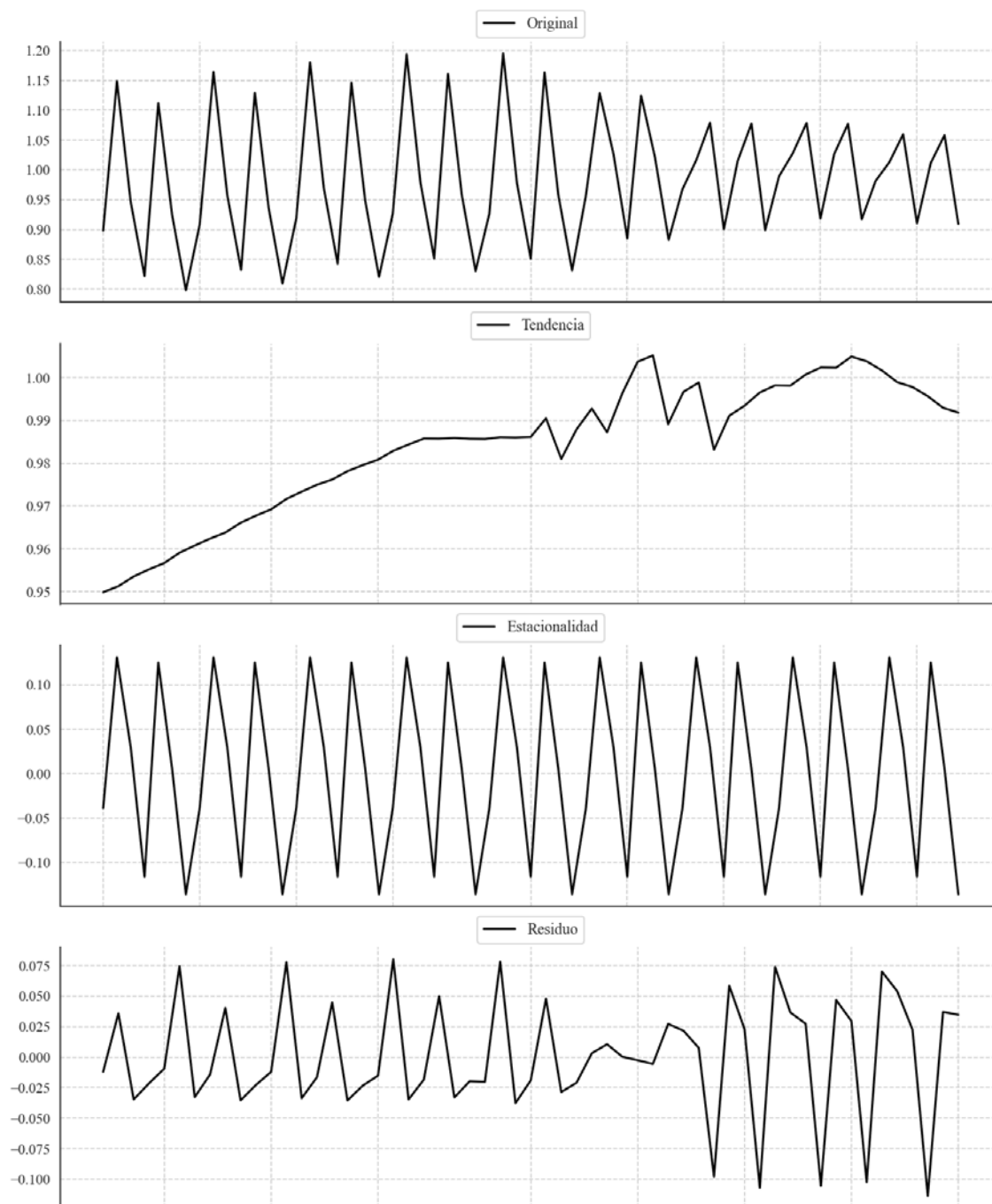
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

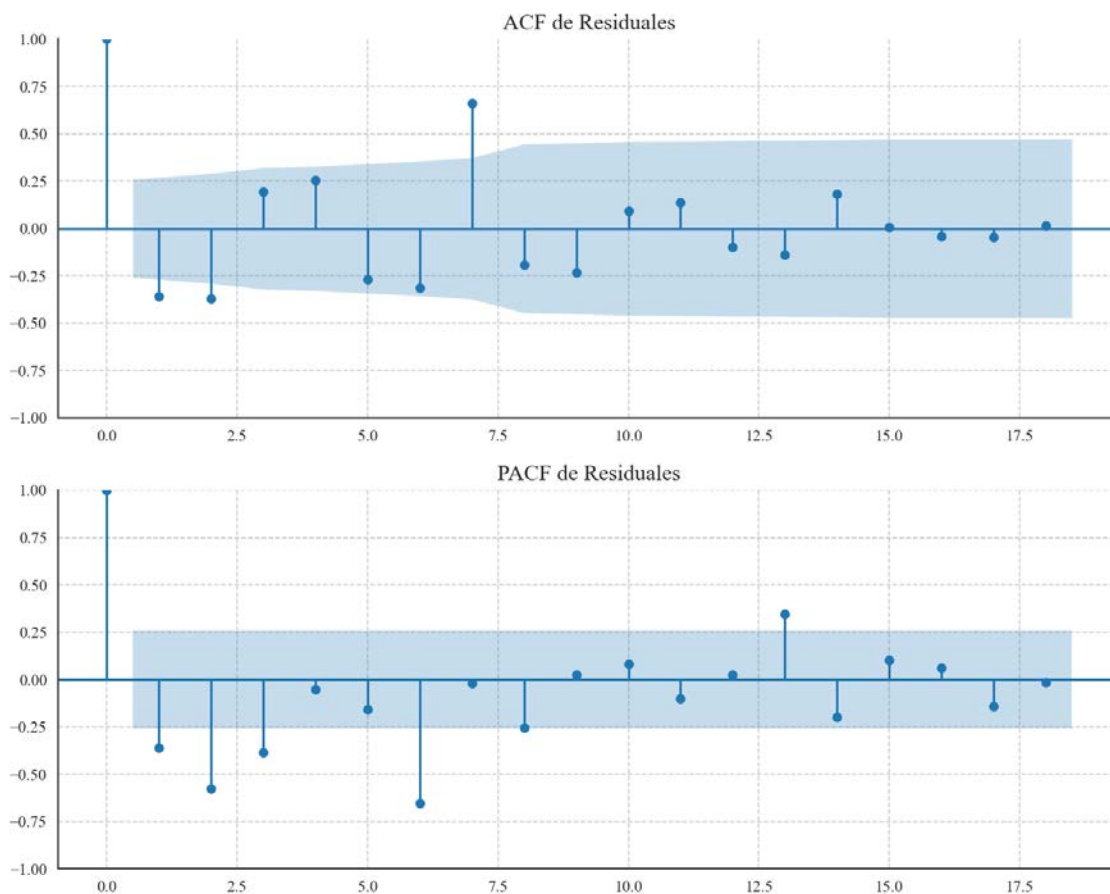
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para JxCat





Análisis de Aleatoriedad del Error para JxCat

Estadística de Durbin-Watson: 2.7080

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 70.2422, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9435, p-valor=0.0101

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0001

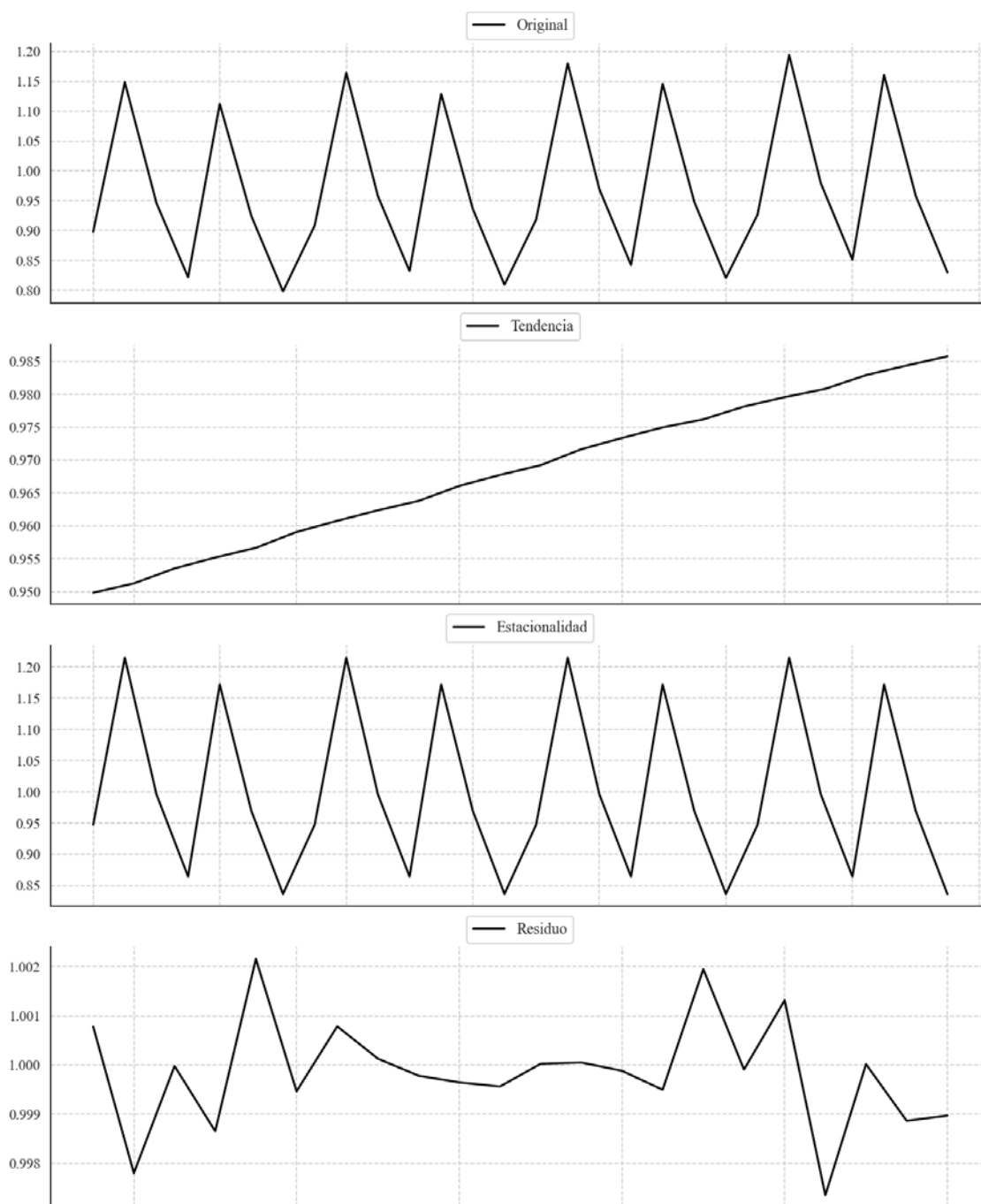
Estacionariedad: Estacionario

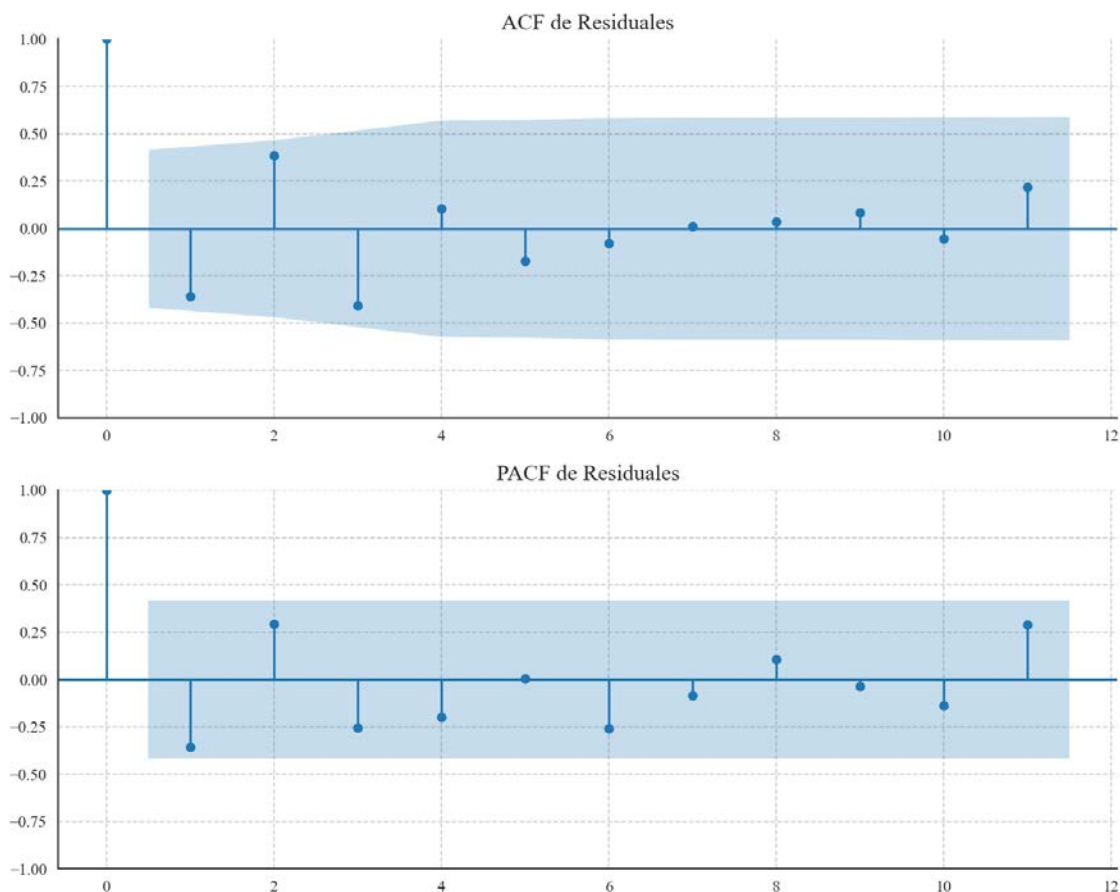
Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para JxCat

Gráficos para JxCat_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para JxCat_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 13.5864, p-valor: 0.1927

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9572, p-valor=0.4348

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0643

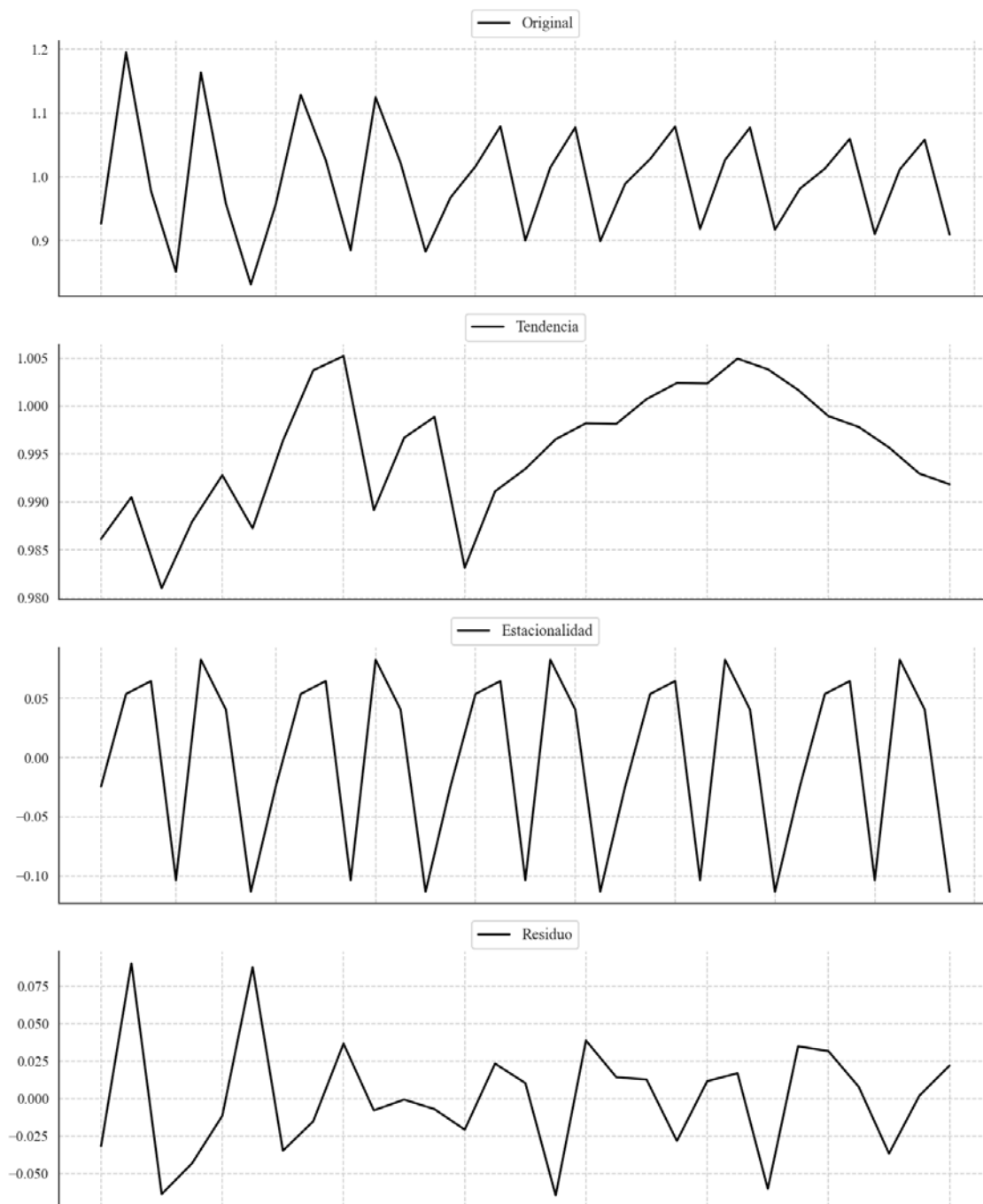
Estacionariedad: No Estacionario

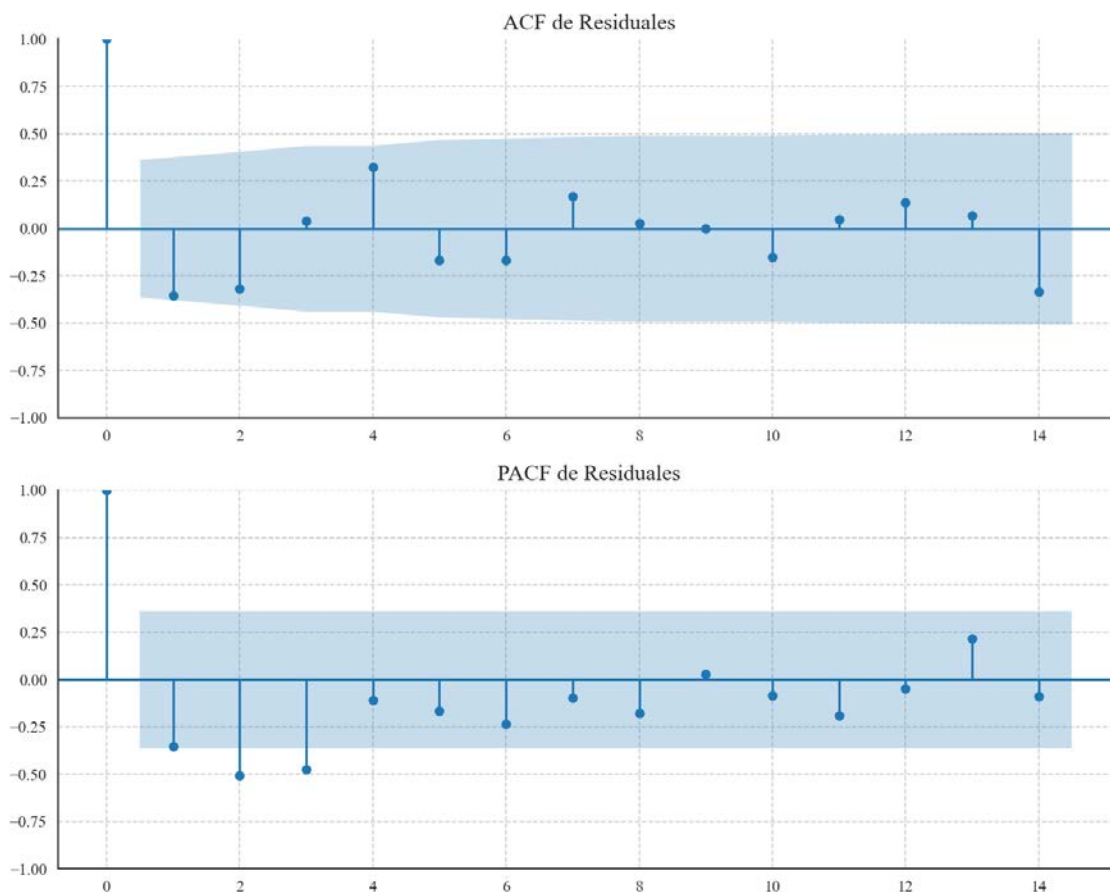
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para JxCat

Gráficos para JxCat_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para JxCat_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 2.6723

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 15.6346, p-valor: 0.1106

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9621, p-valor=0.3703

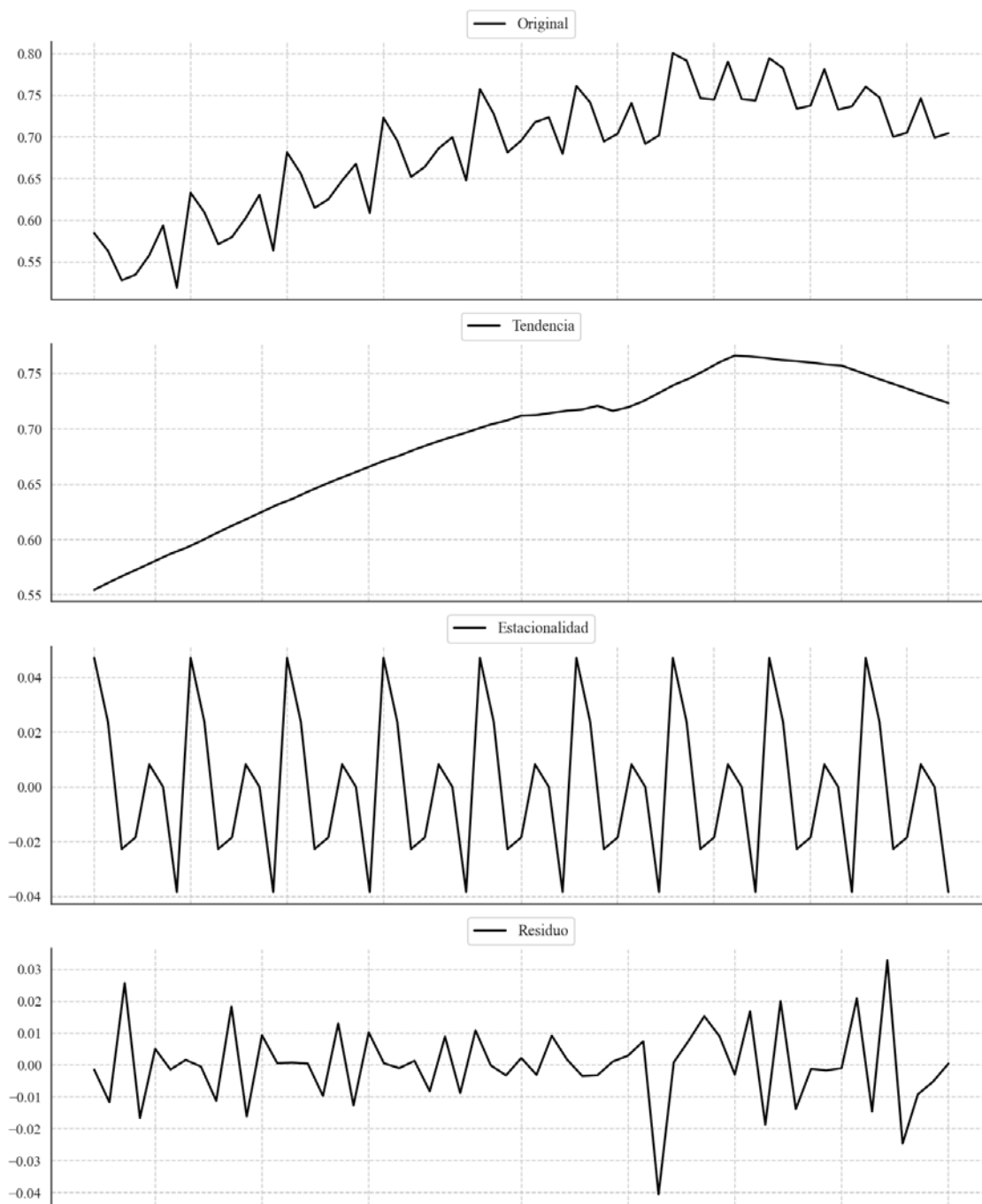
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

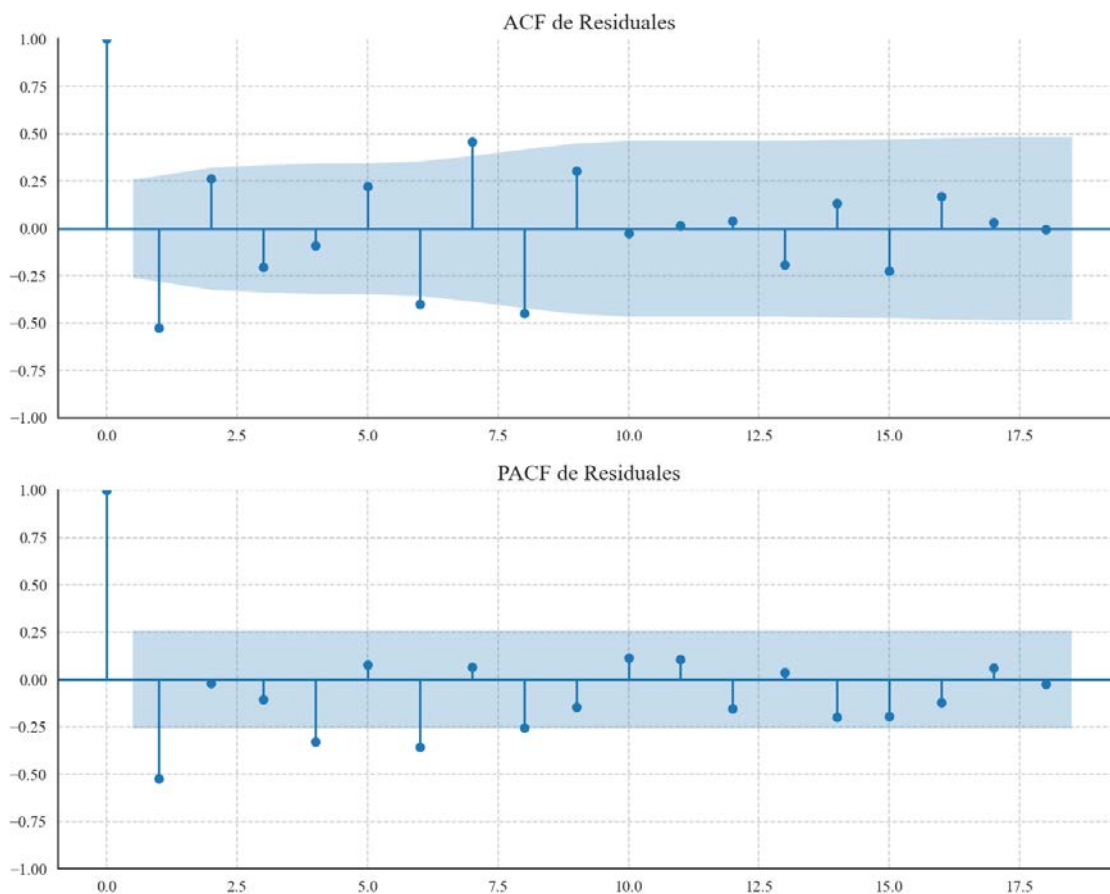
Estacionariedad: Estacionario

Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para BNG





Análisis de Aleatoriedad del Error para BNG

Estadística de Durbin-Watson: 3.0483

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 71.7480, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9688, p-valor=0.1479

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0002

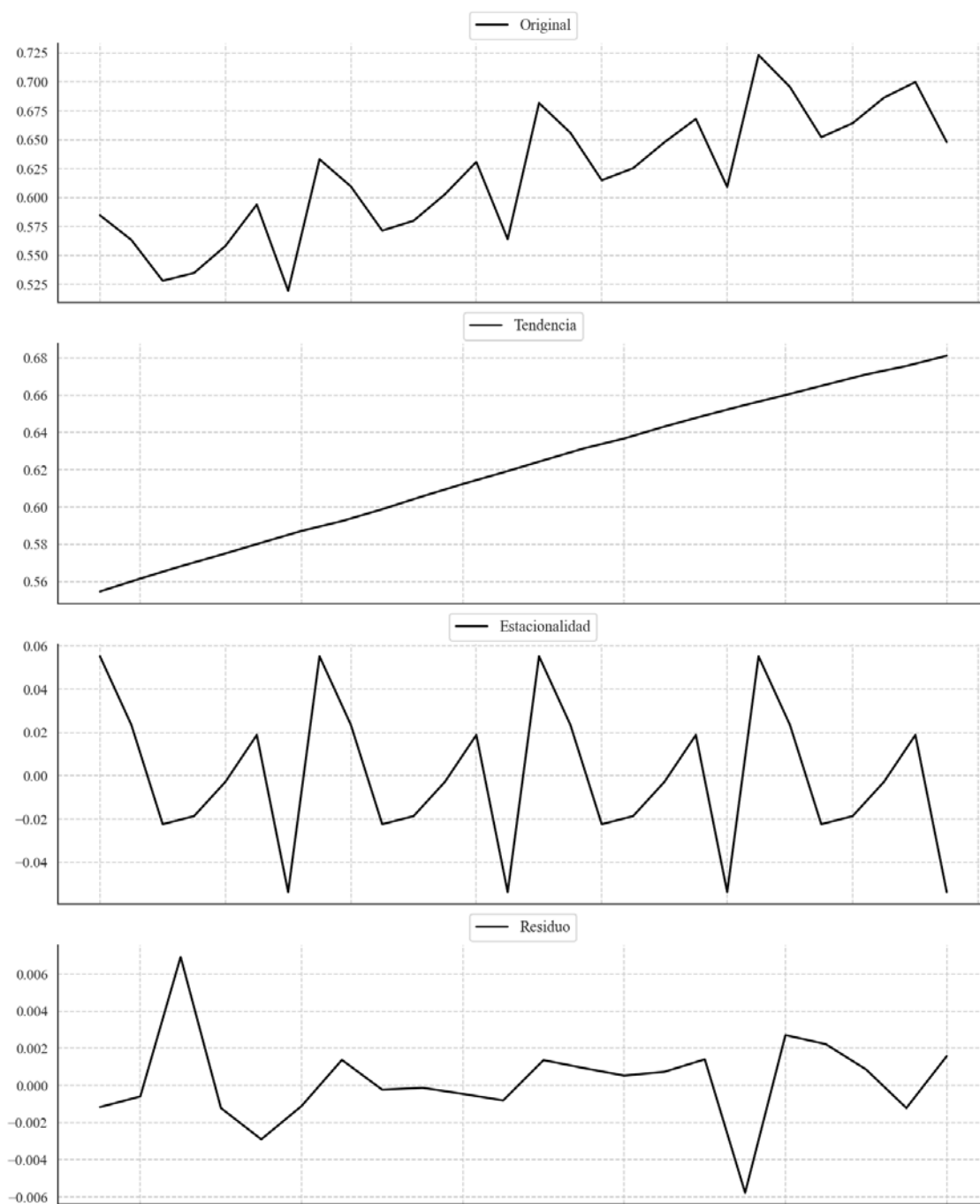
Estacionariedad: Estacionario

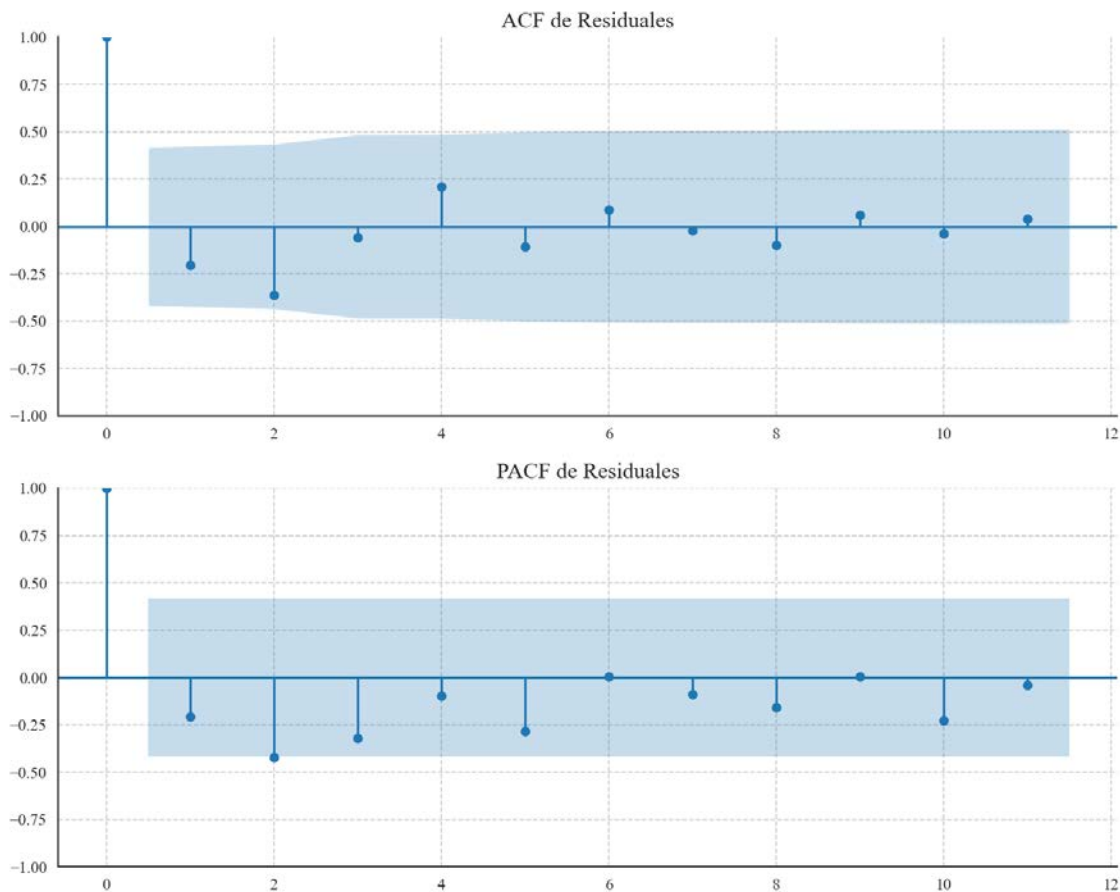
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para BNG

Gráficos para BNG_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para BNG_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 2.3557

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 7.1240, p-valor: 0.7137

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9156, p-valor=0.0616

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.5162

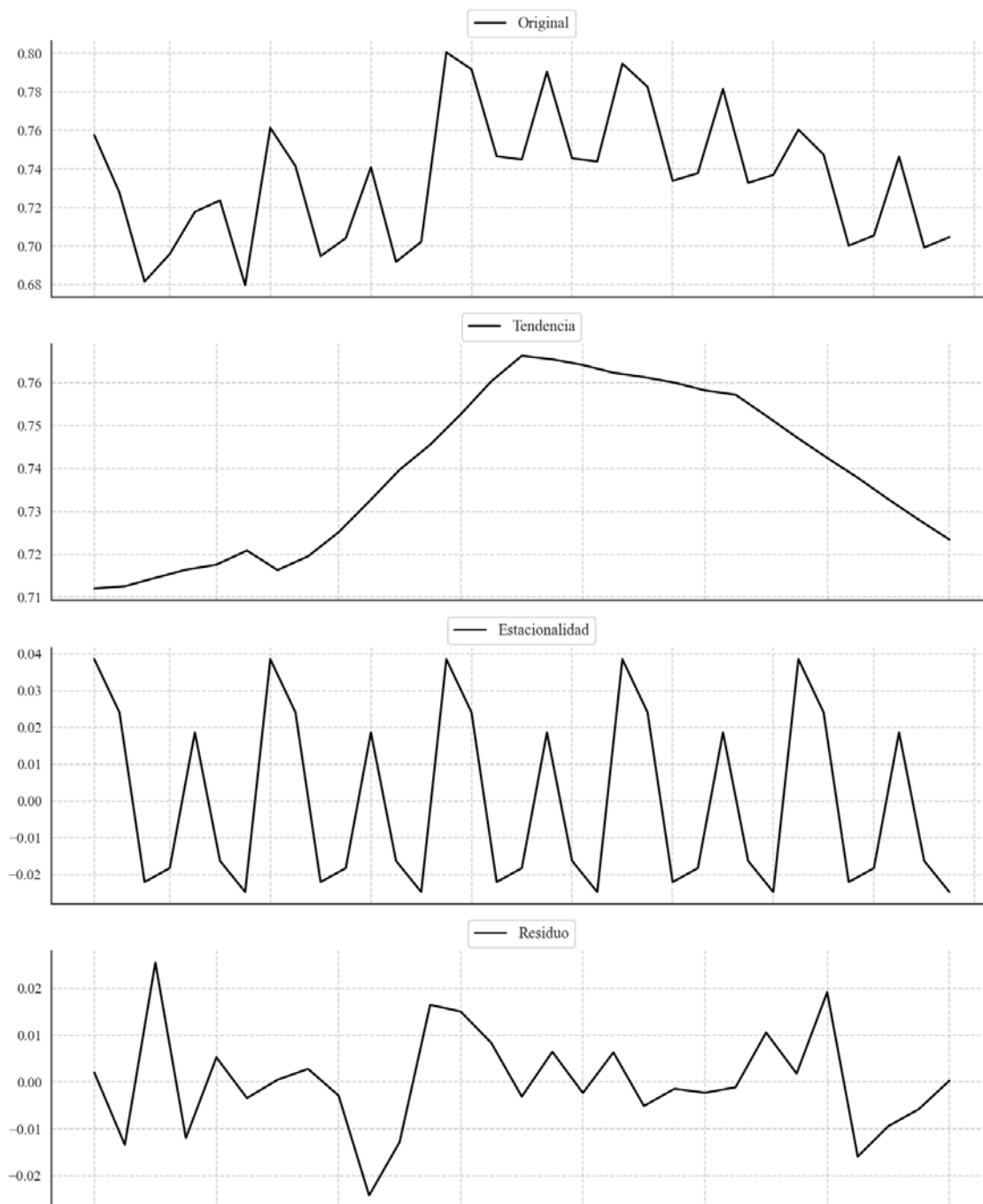
Estacionariedad: No Estacionario

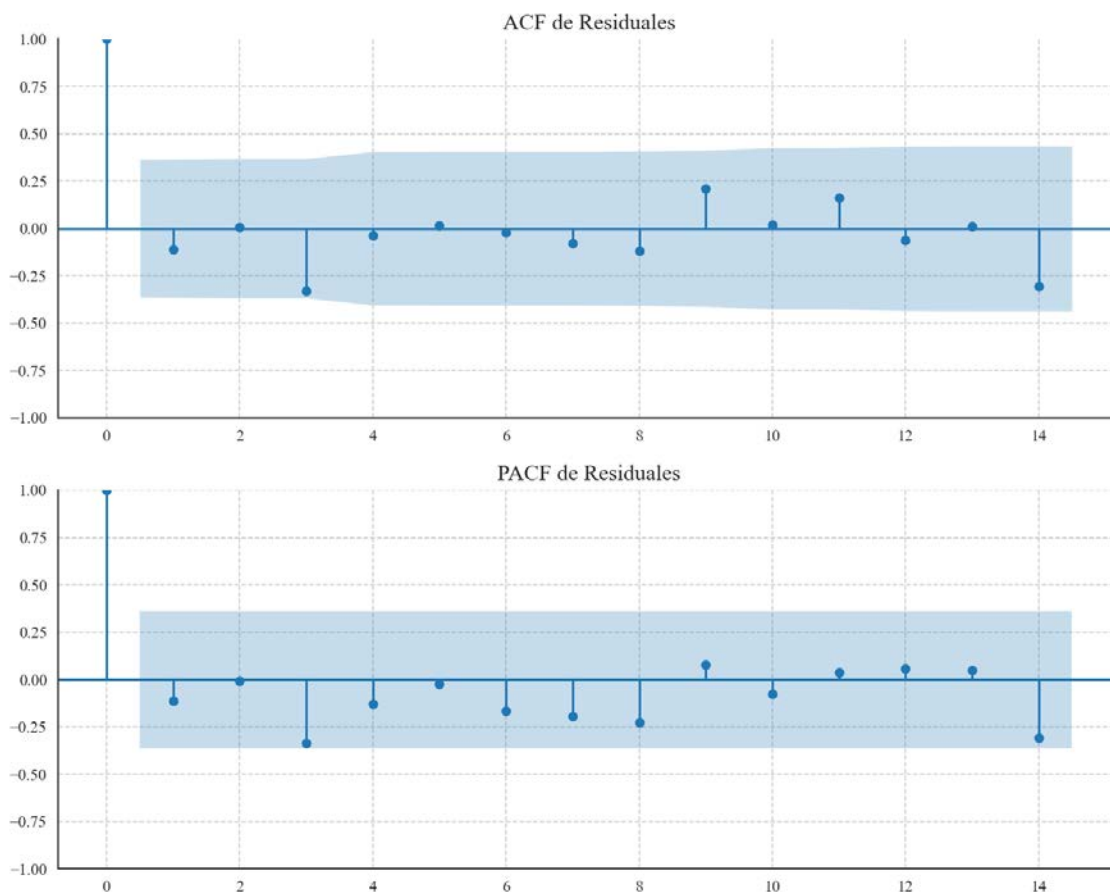
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales parecen ser aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para BNG

Gráficos para BNG_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para BNG_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 2.2237

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 7.0949, p-valor: 0.7165

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9841, p-valor=0.9273

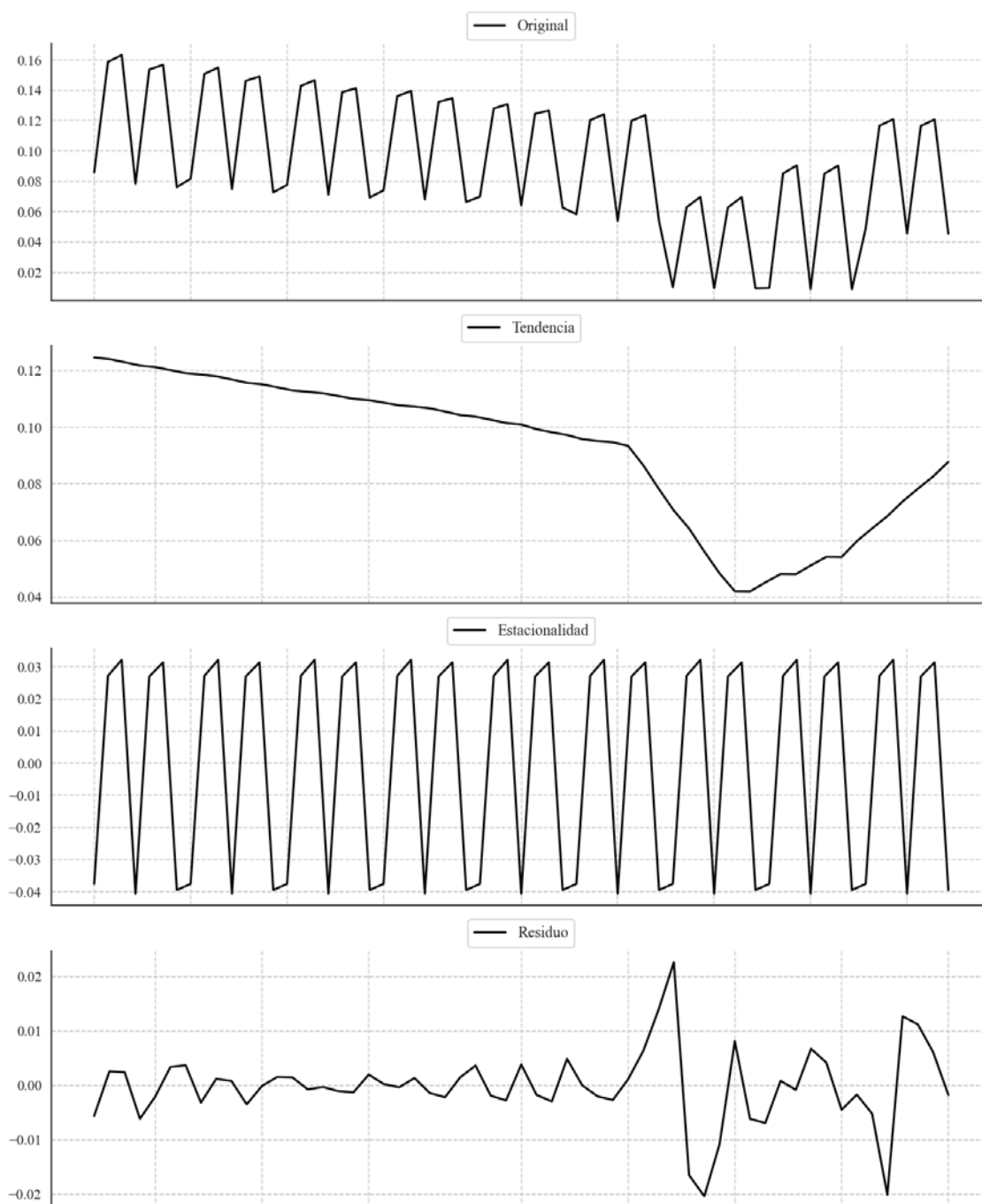
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.1075

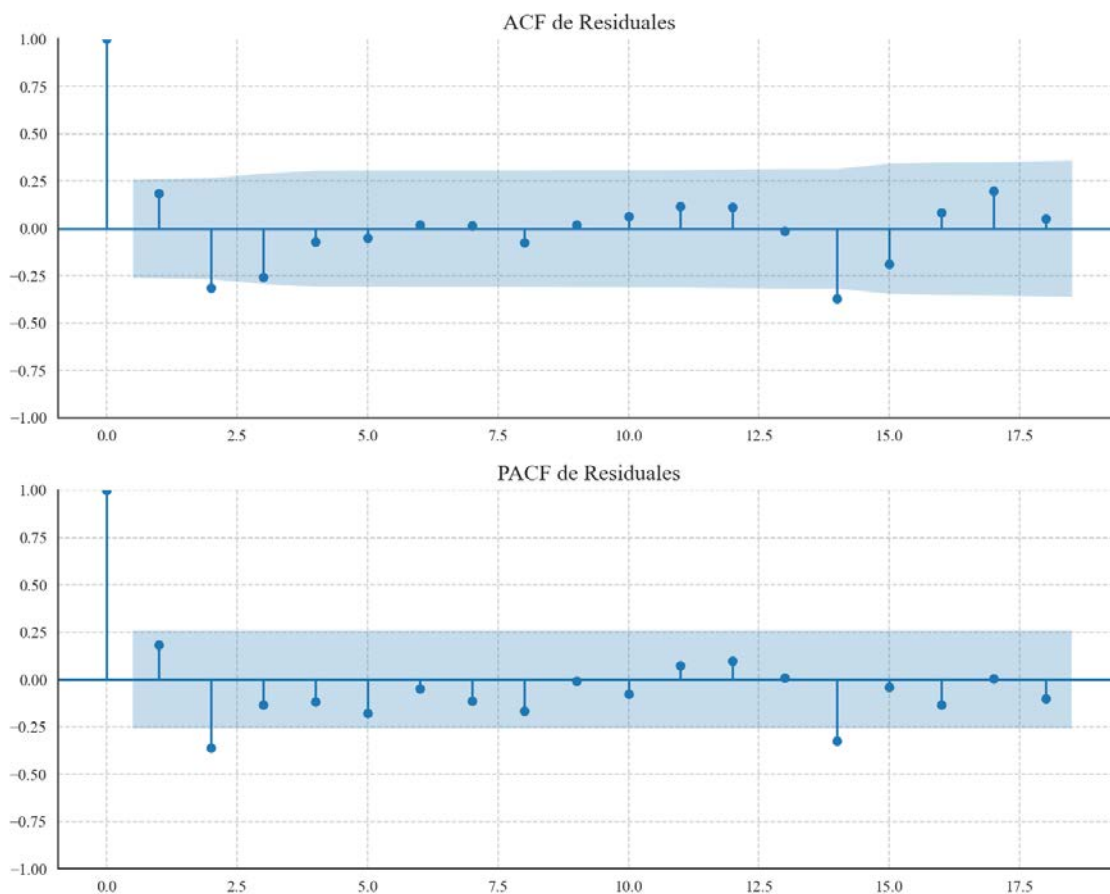
Estacionariedad: No Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales parecen ser aleatorios.

Gráficos para UPN





Análisis de Aleatoriedad del Error para UPN

Estadística de Durbin-Watson: 1.6173

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 13.4616, p-valor: 0.1990

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9141, p-valor=0.0006

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

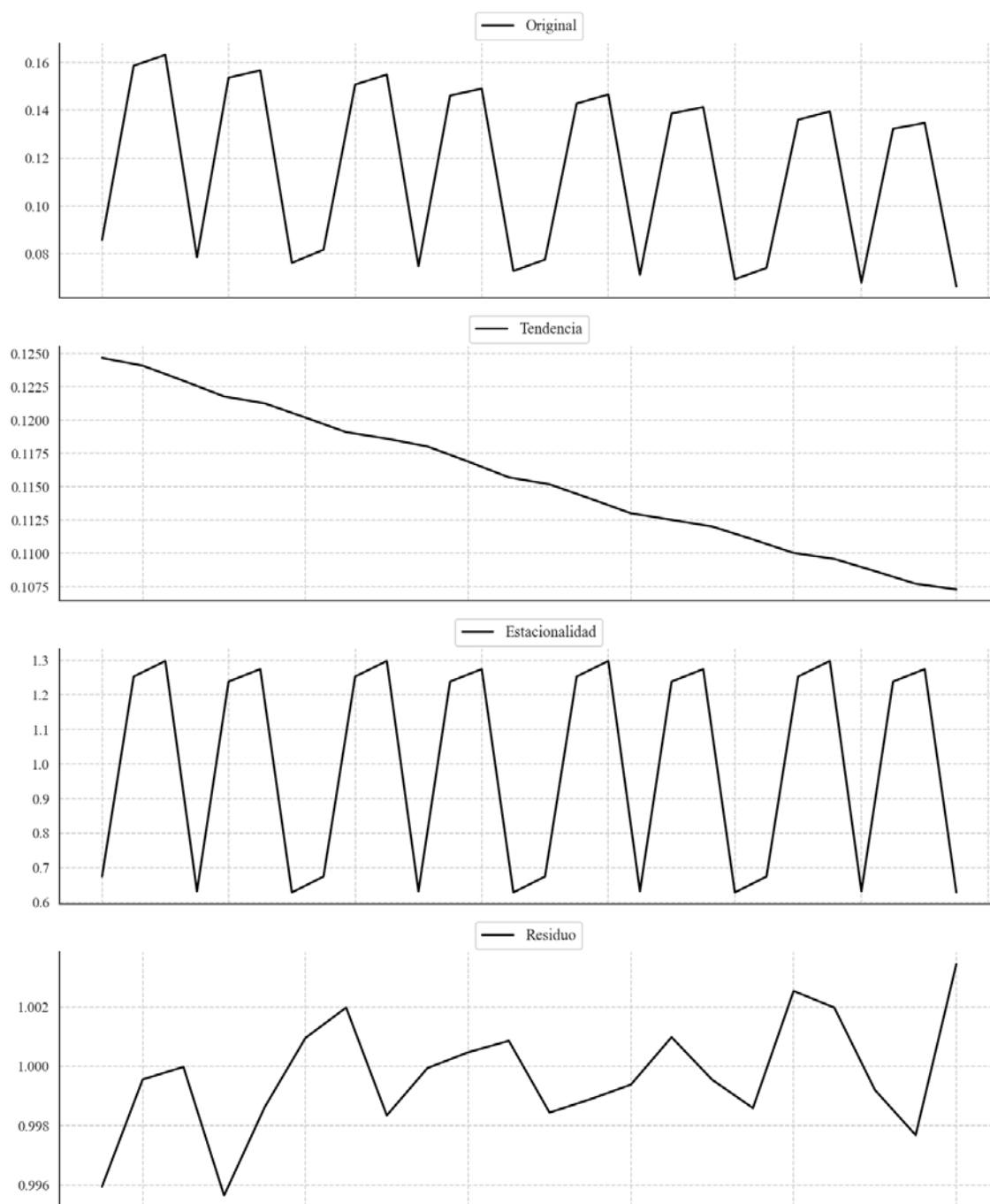
Estacionariedad: Estacionario

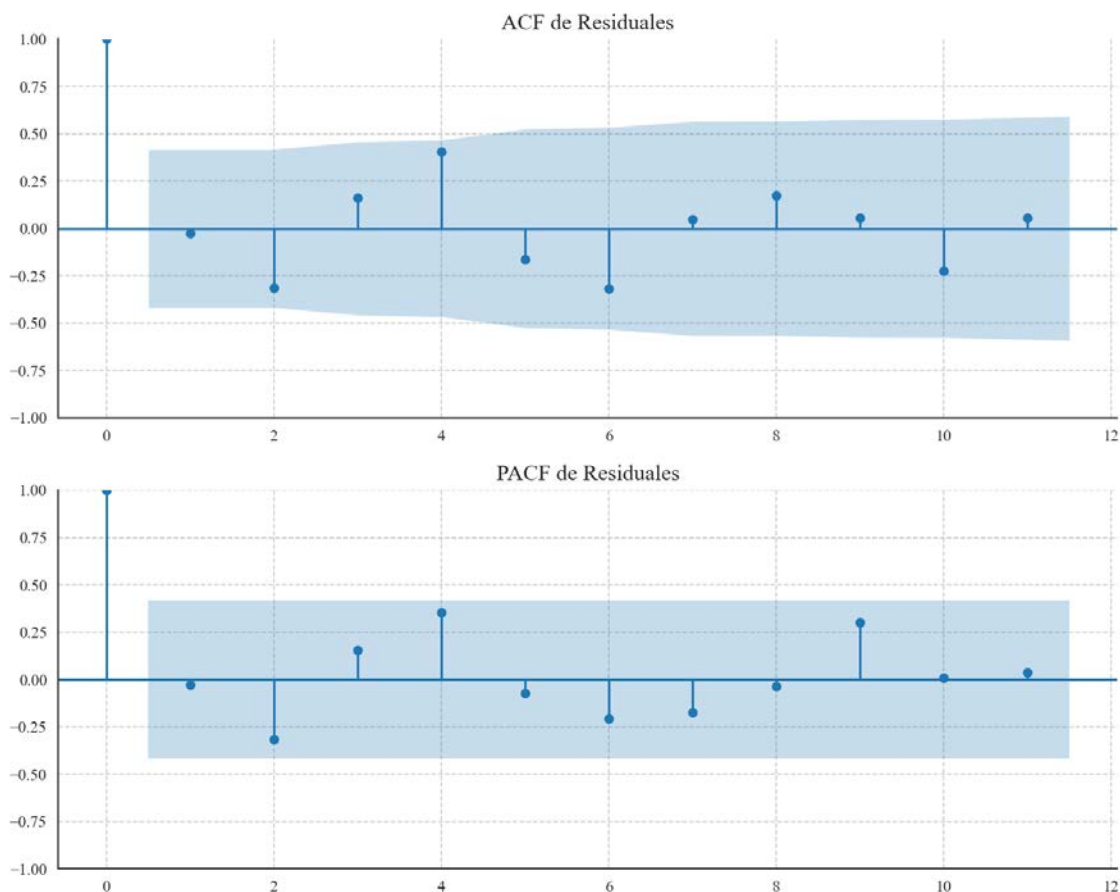
Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para UPN

Gráficos para UPN_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para UPN_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 15.9335, p-valor: 0.1016

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9769, p-valor=0.8611

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.4752

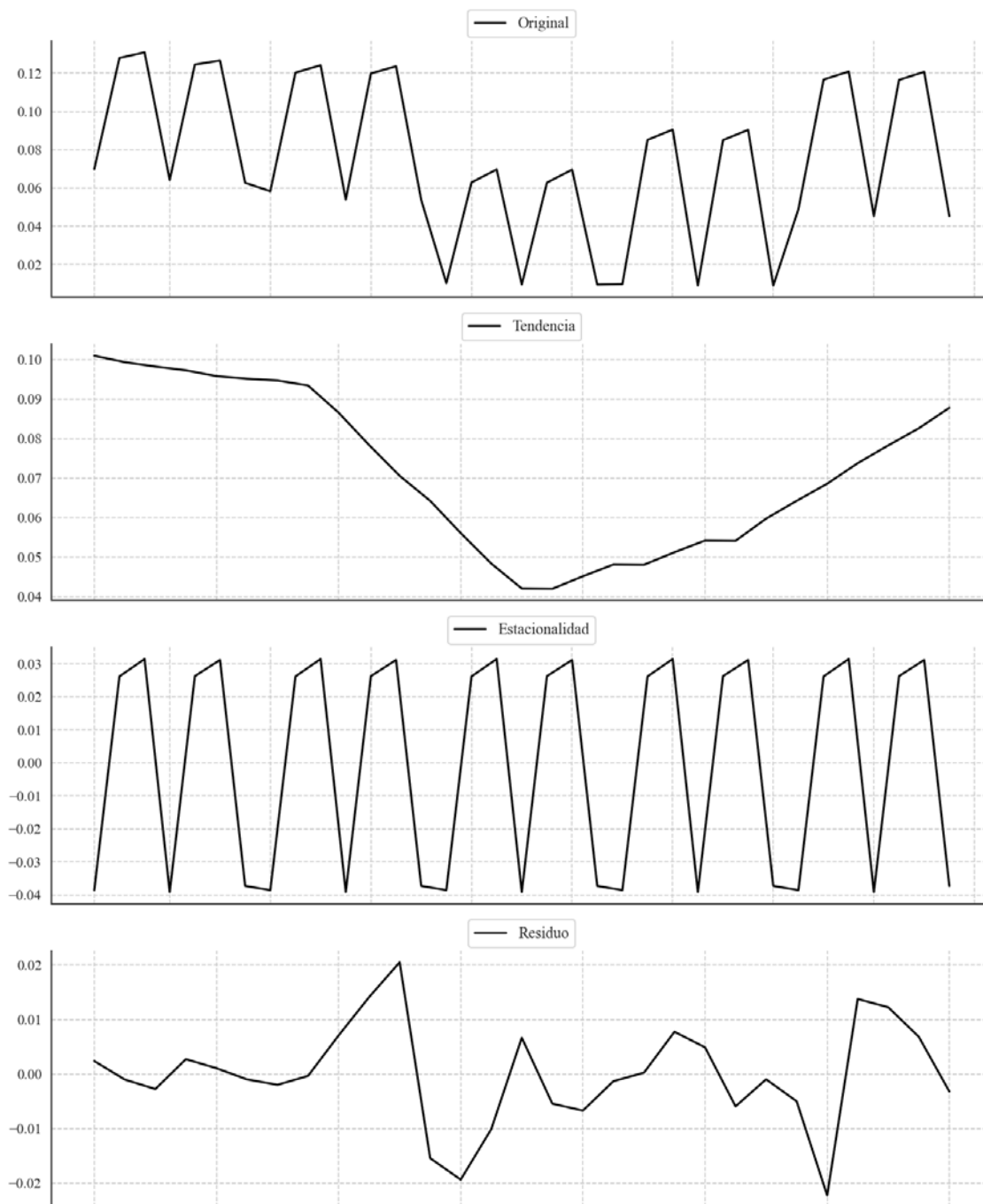
Estacionariedad: No Estacionario

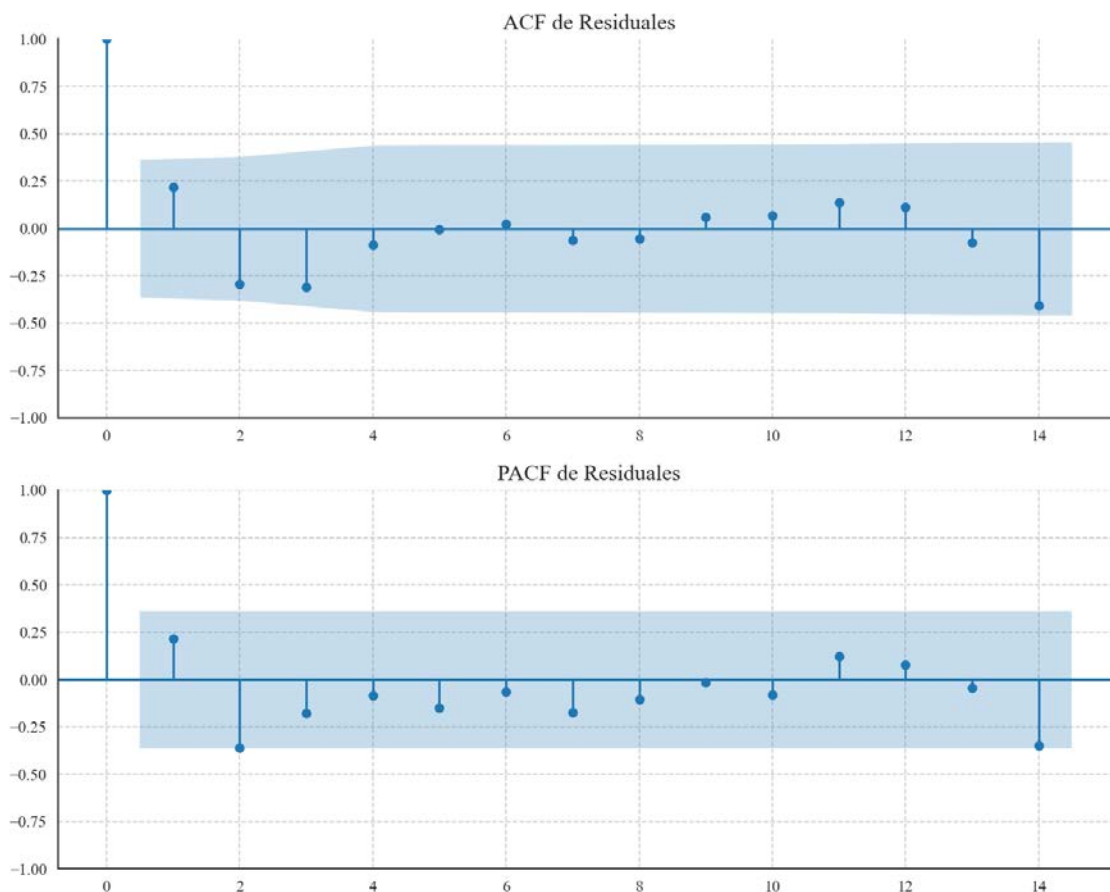
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para UPN

Gráficos para UPN_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para UPN_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 1.5580

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 8.7297, p-valor: 0.5579

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9727, p-valor=0.6349

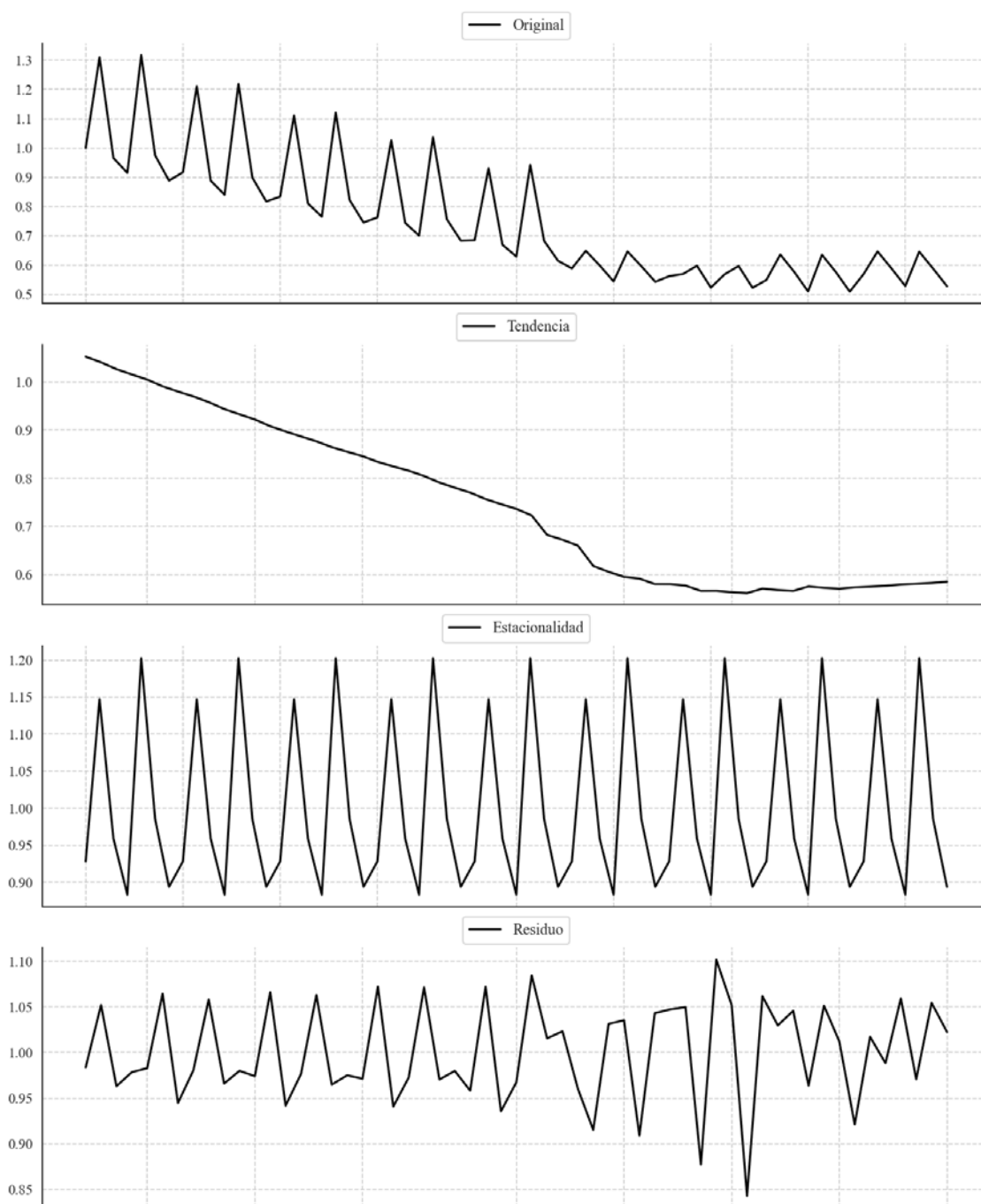
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0002

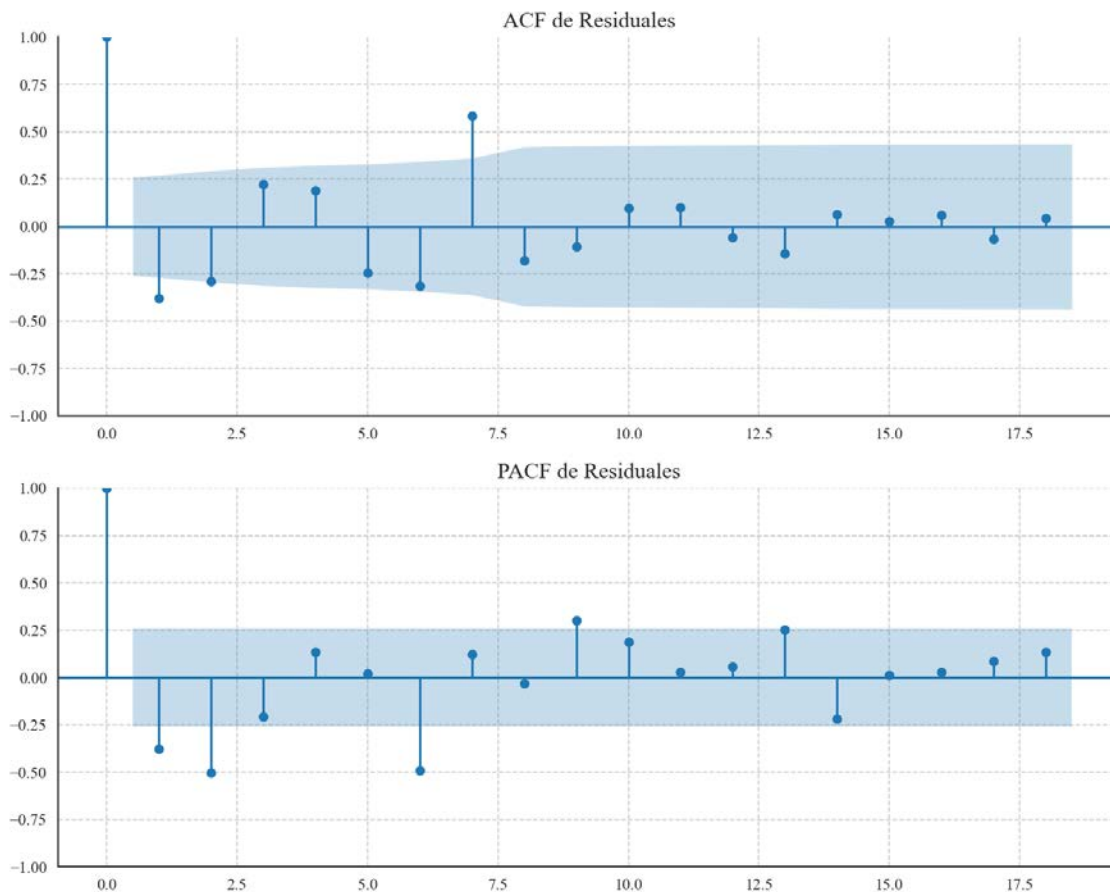
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales parecen ser aleatorios.

Gráficos para EAJ-PNV





Análisis de Aleatoriedad del Error para EAJ-PNV

Estadística de Durbin-Watson: 0.0083

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 56.2795, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9555, p-valor=0.0351

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.3098

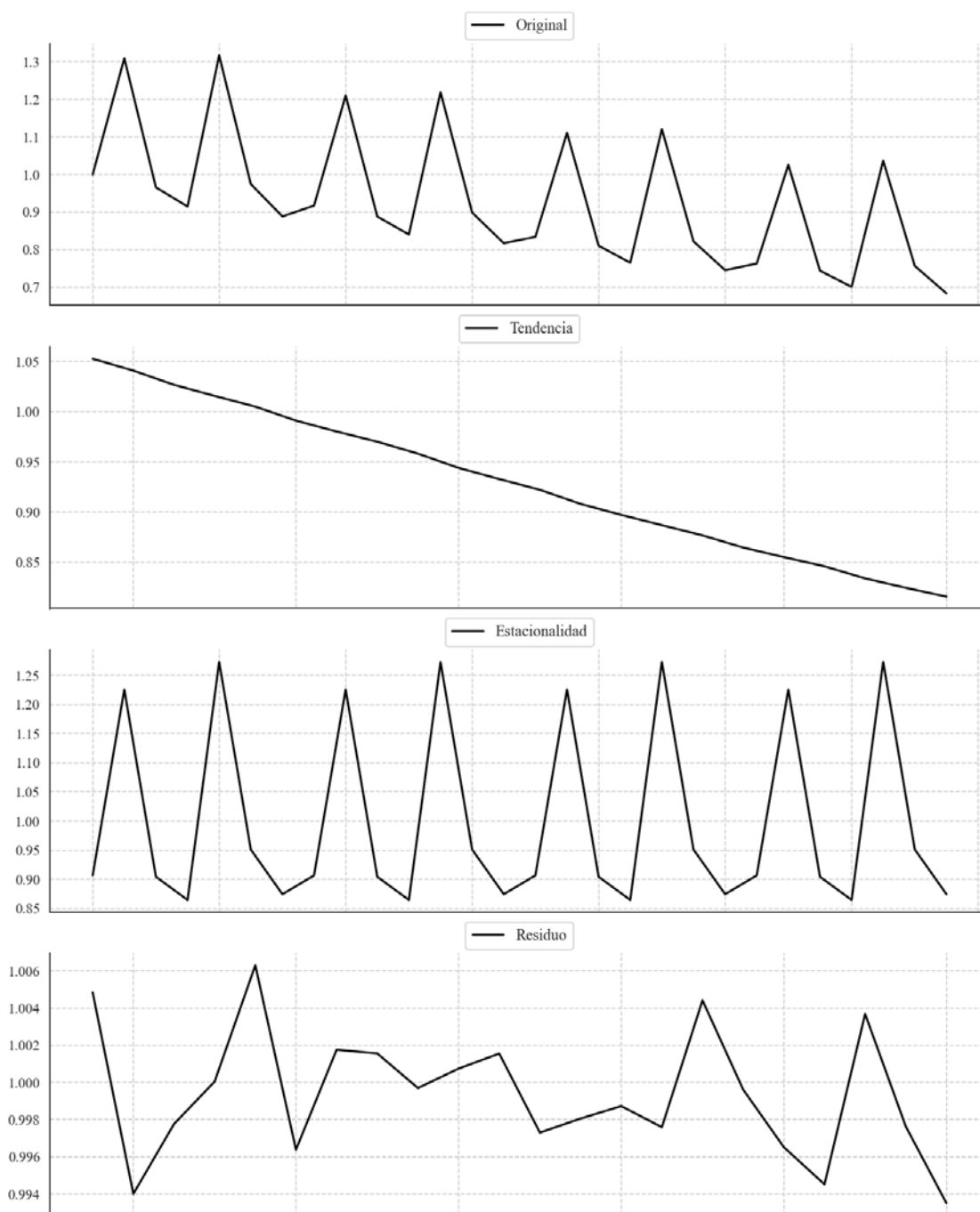
Estacionariedad: No Estacionario

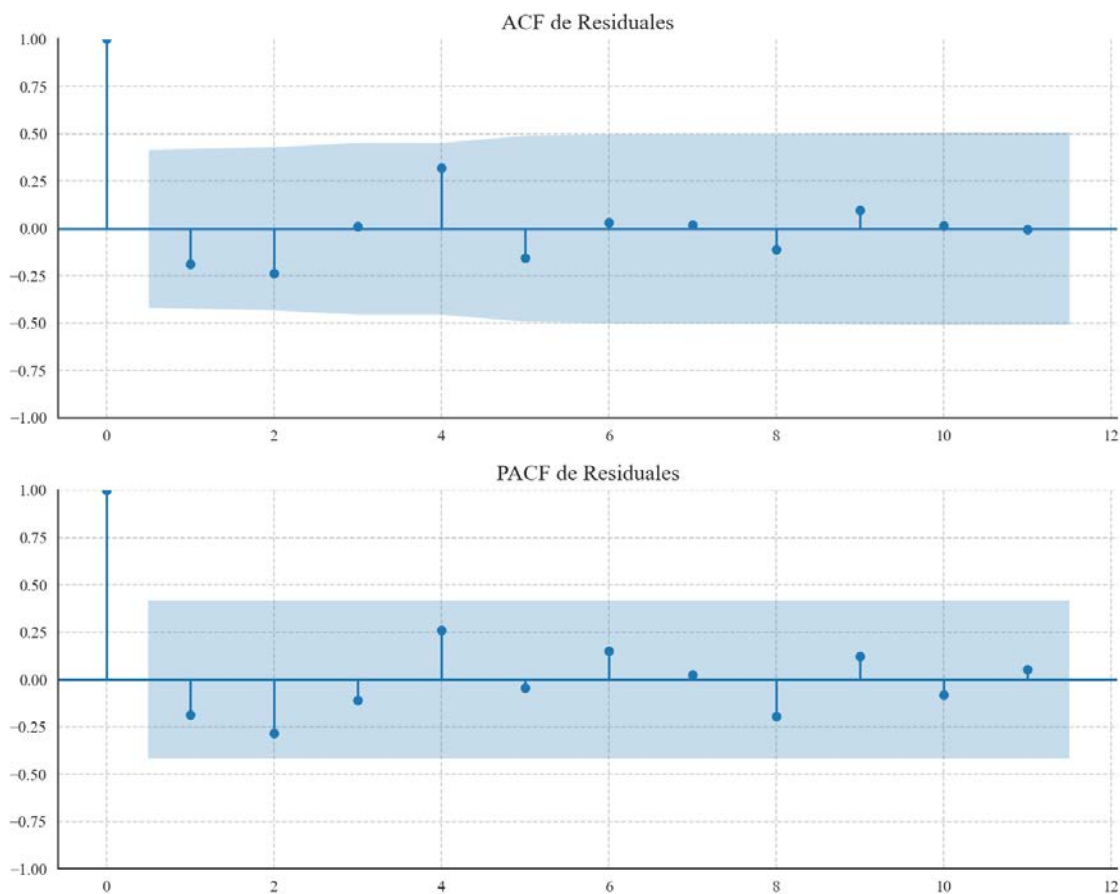
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para EAJ-PNV

Gráficos para EAJ-PNV_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para EAJ-PNV_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 7.0240, p-valor: 0.7232

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9734, p-valor=0.7889

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0010

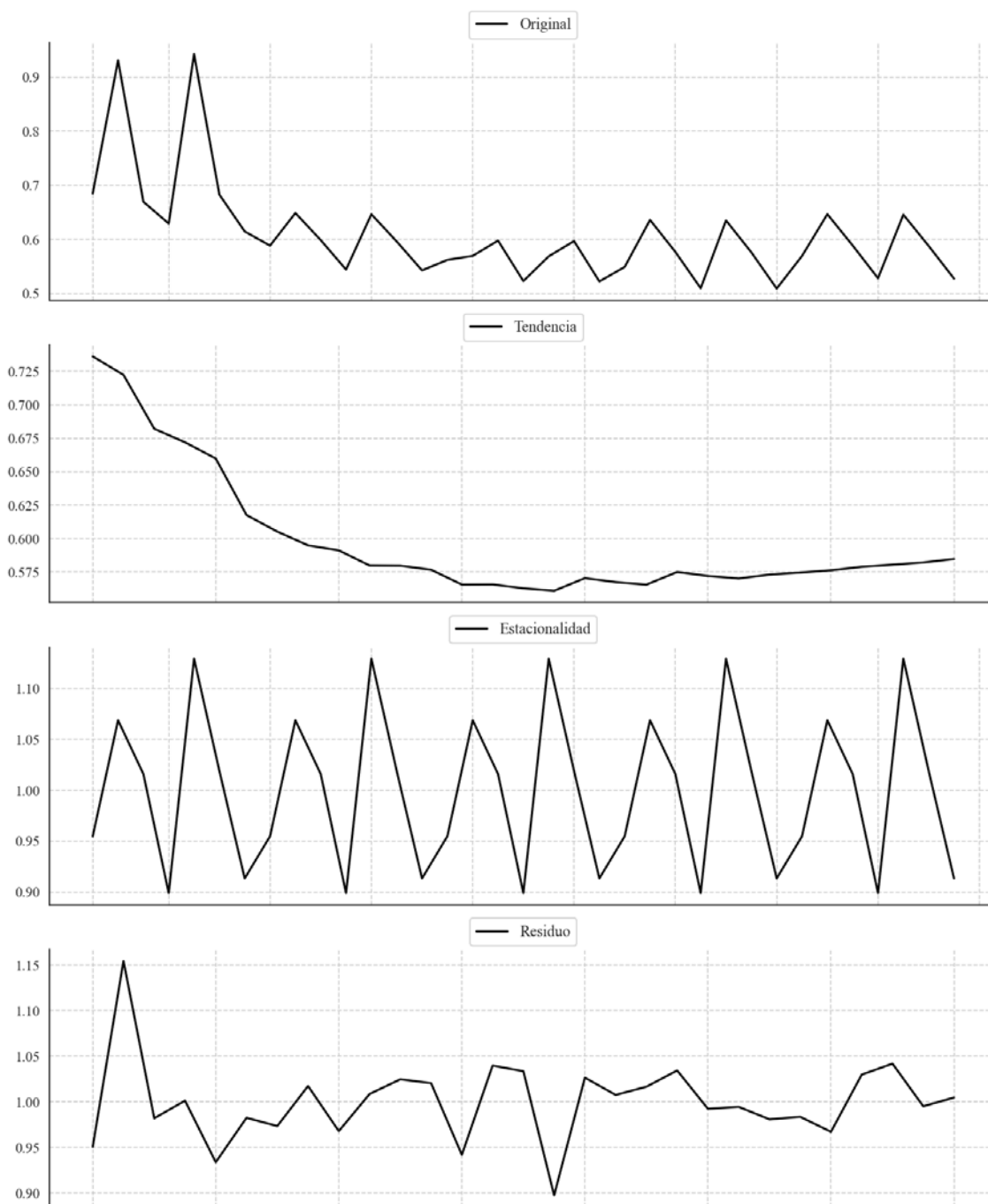
Estacionariedad: Estacionario

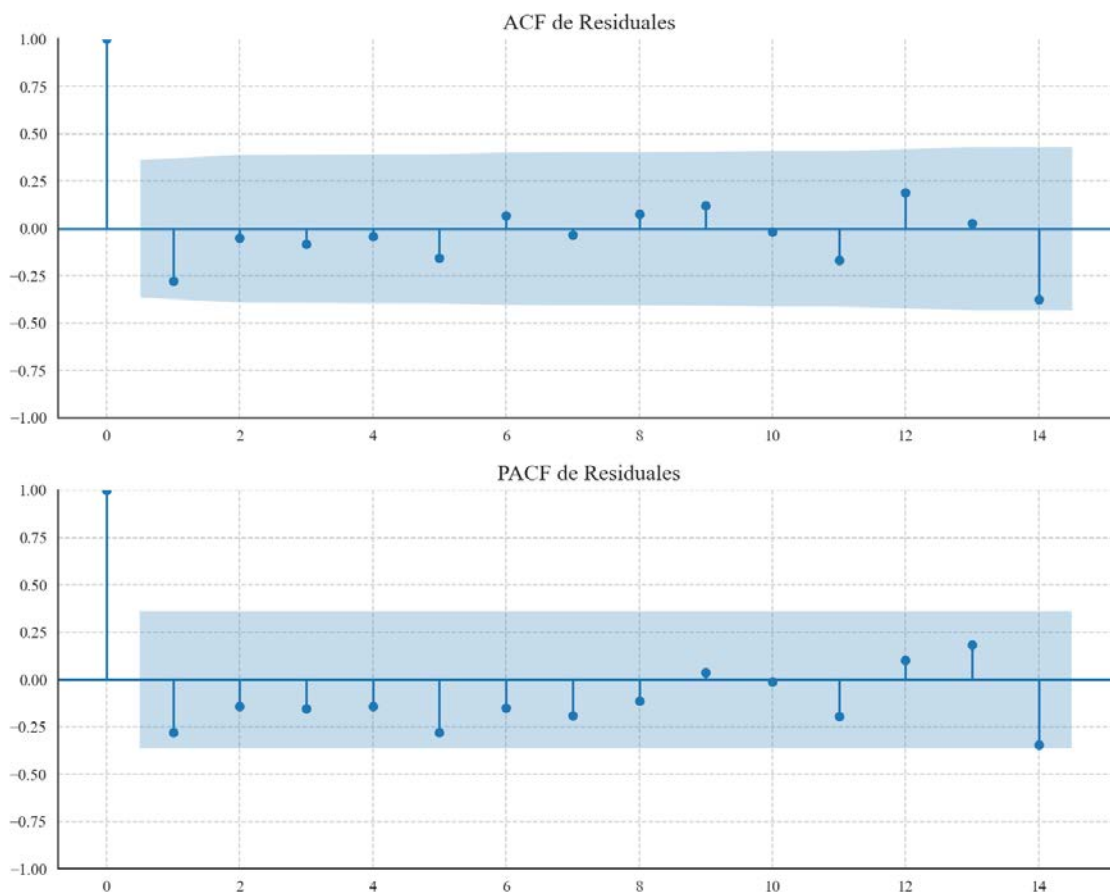
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para EAJ-PNV

Gráficos para EAJ-PNV_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para EAJ-PNV_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 0.0050

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 4.9825, p-valor: 0.8923

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9102, p-valor=0.0173

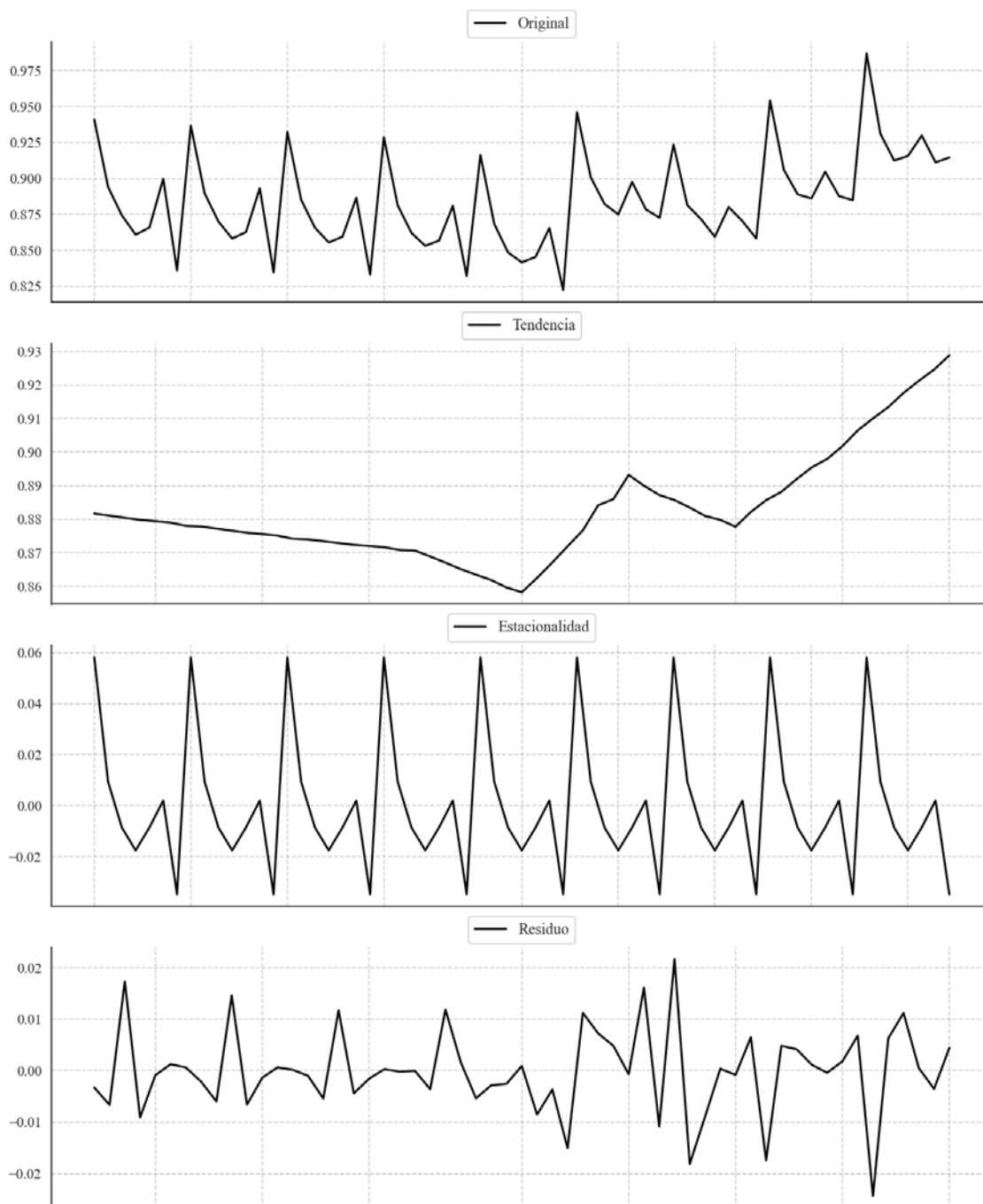
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0260

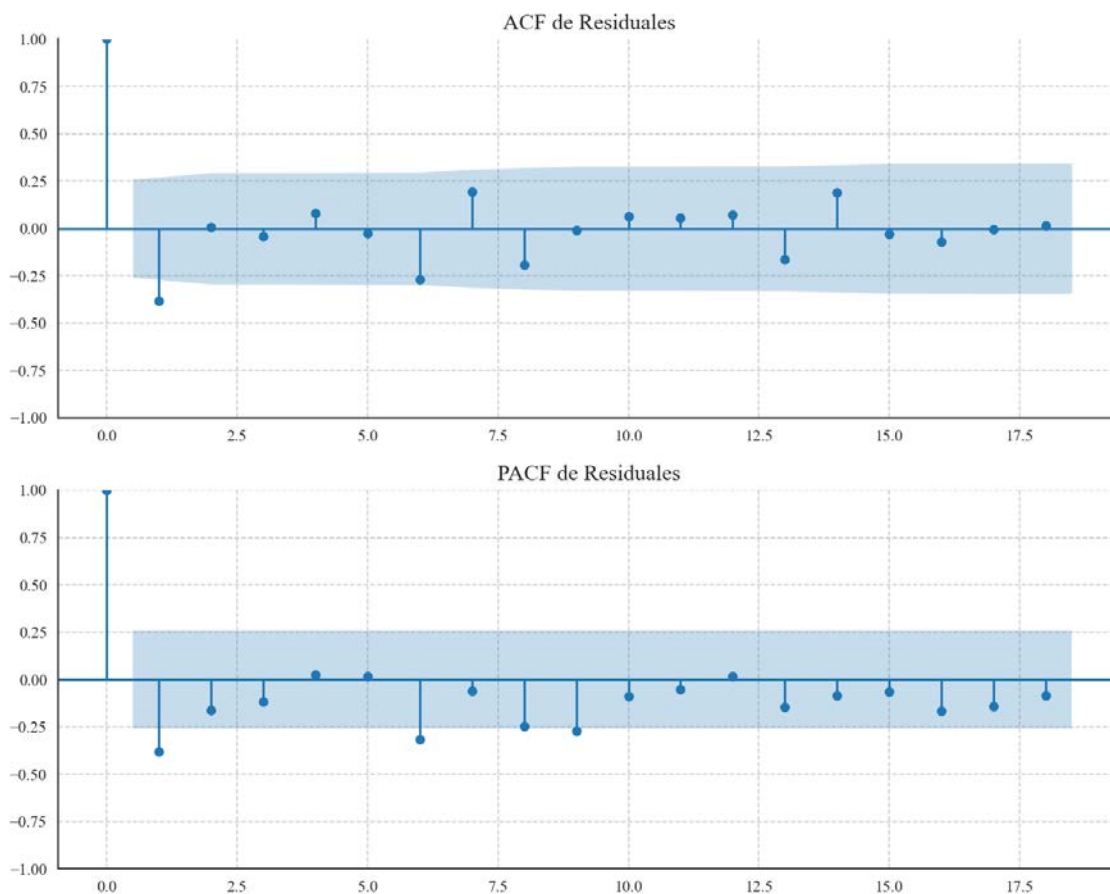
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para EH_Bildu





Análisis de Aleatoriedad del Error para EH_Bildu

Estadística de Durbin-Watson: 2.7578

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 19.4806, p-valor: 0.0346

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9686, p-valor=0.1443

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

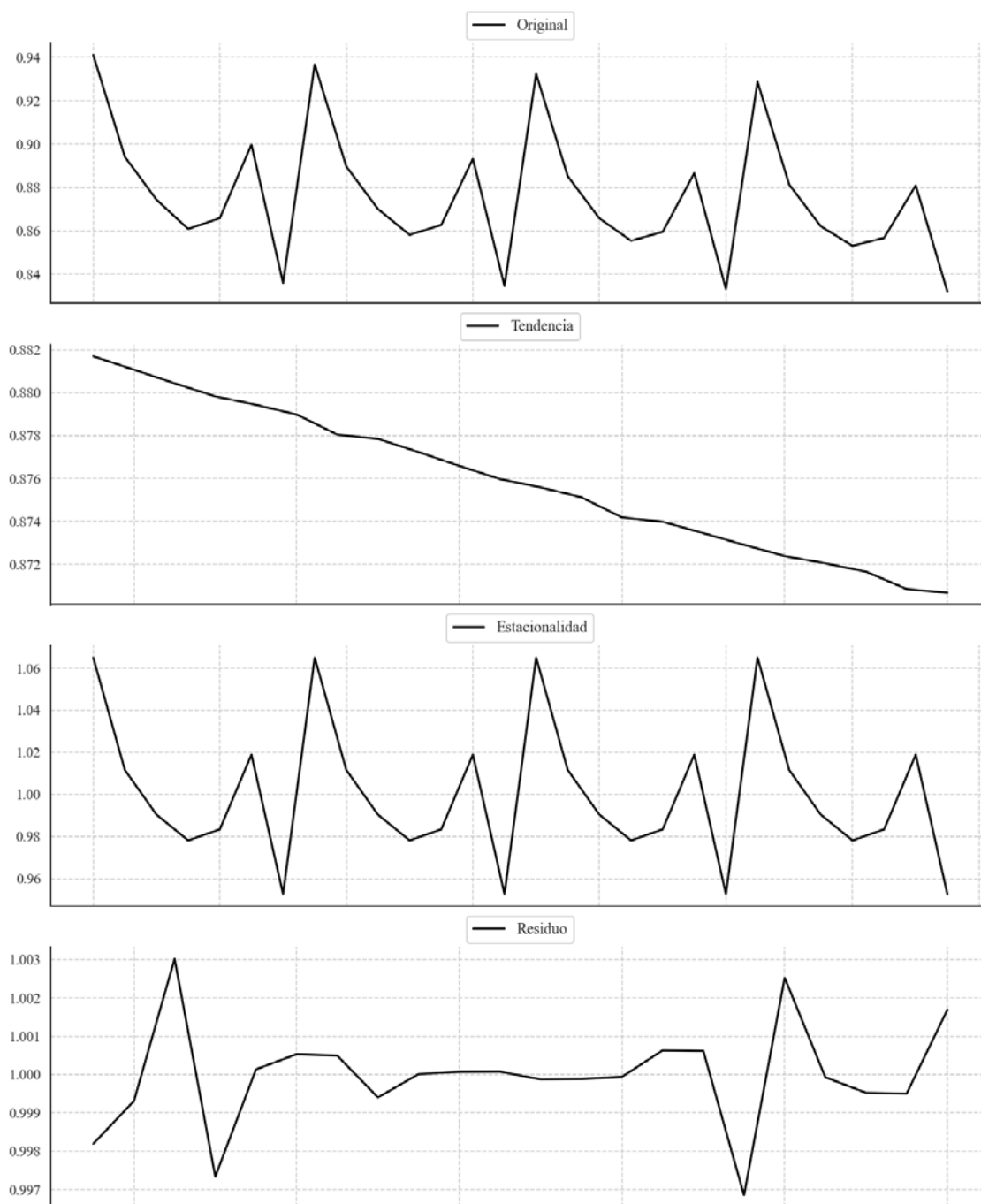
Estacionariedad: Estacionario

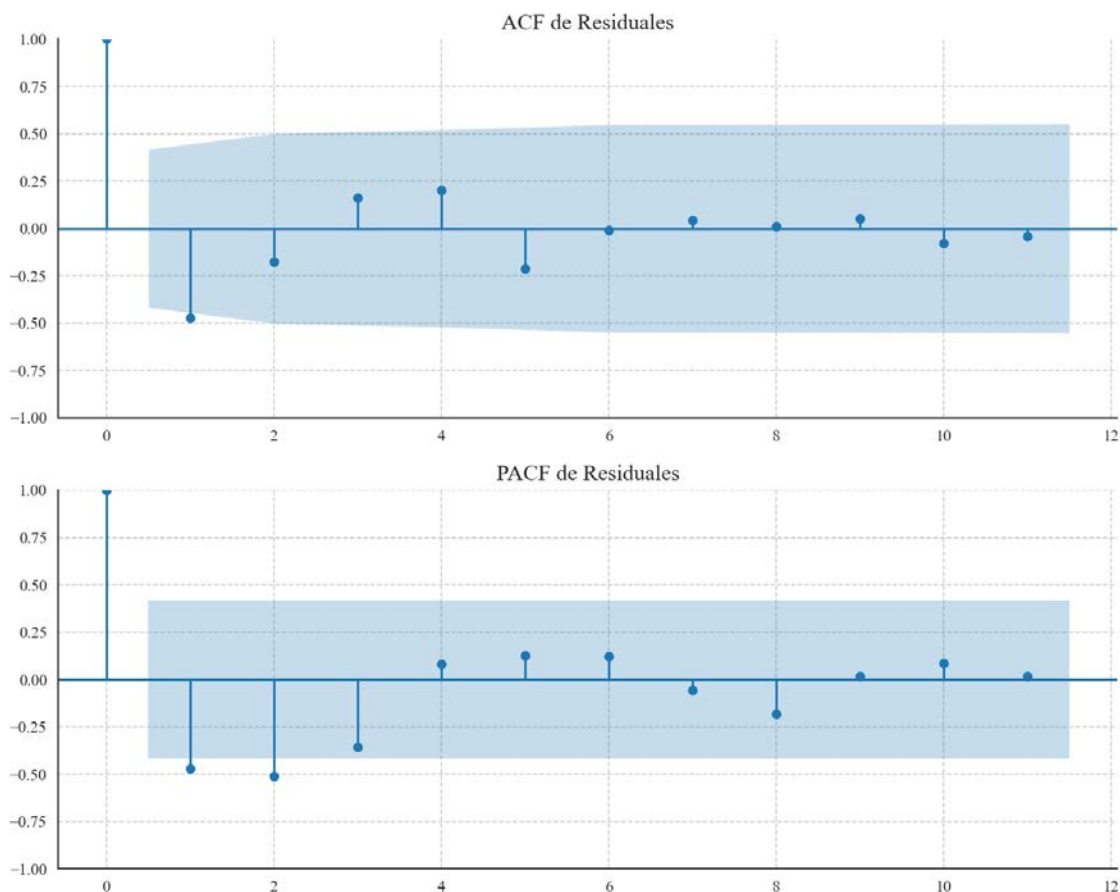
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para EH_Bildu

Gráficos para EH_Bildu_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para EH_Bildu_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 10.1540, p-valor: 0.4271

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9218, p-valor=0.0828

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.6280

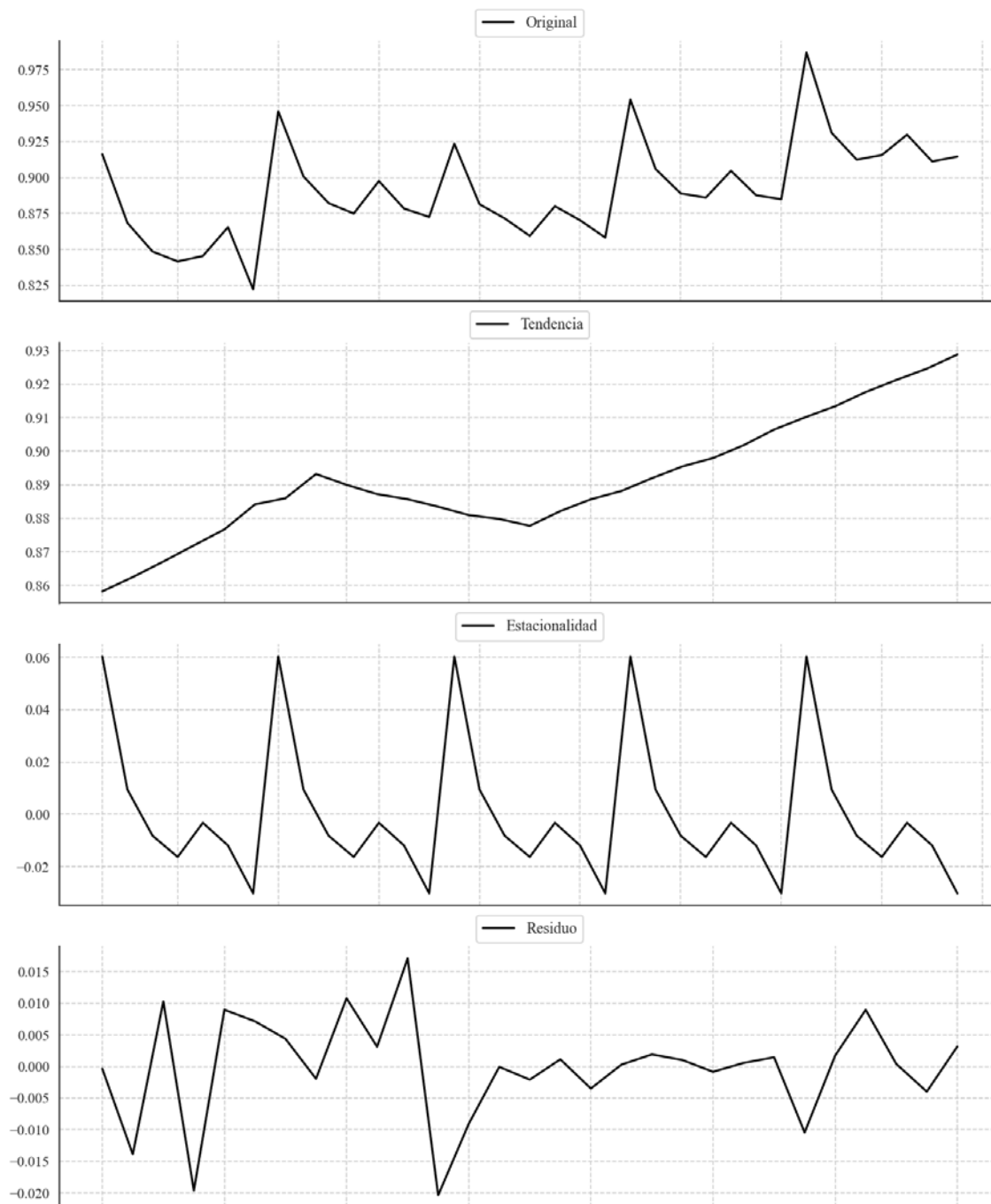
Estacionariedad: No Estacionario

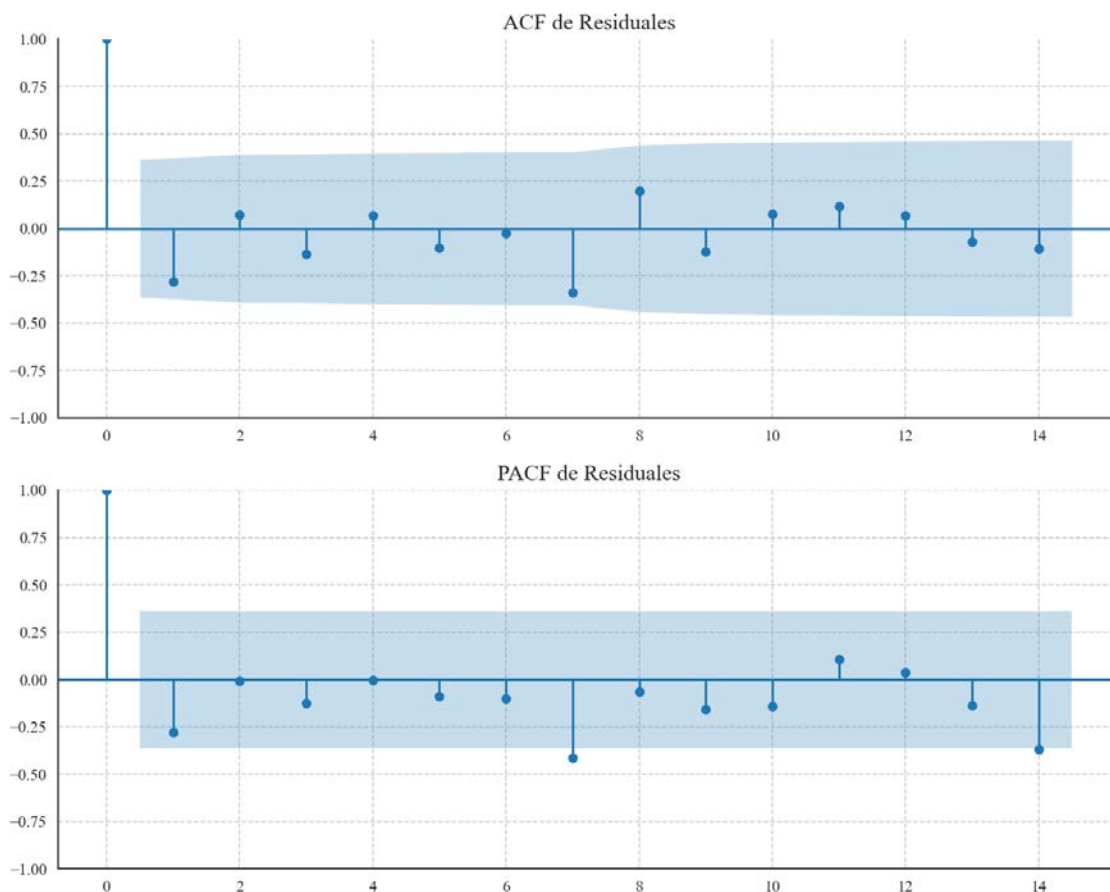
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para EH_Bildu

Gráficos para EH_Bildu_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para EH_Bildu_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 2.5549

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 11.2436, p-valor: 0.3389

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9334, p-valor=0.0674

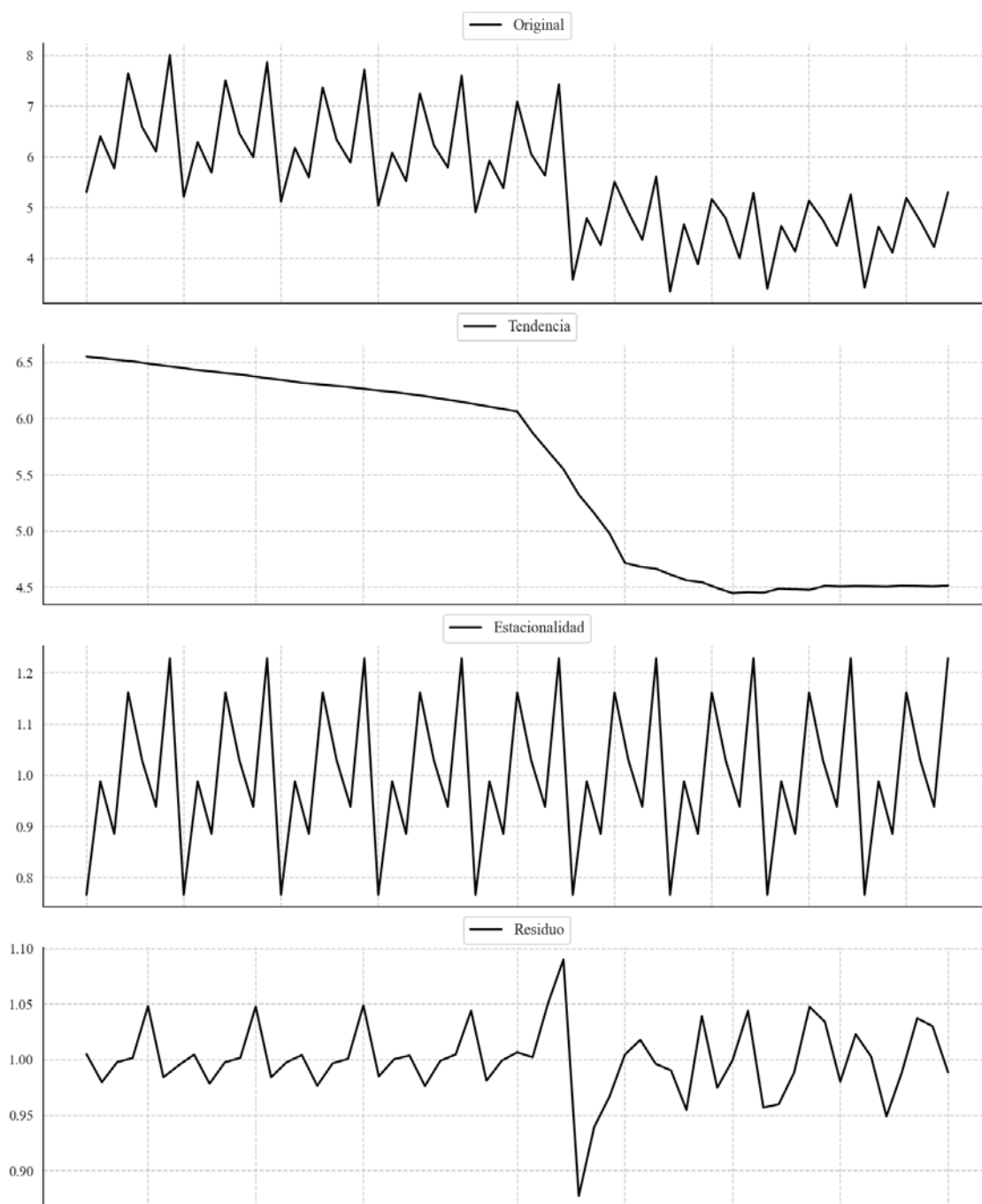
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

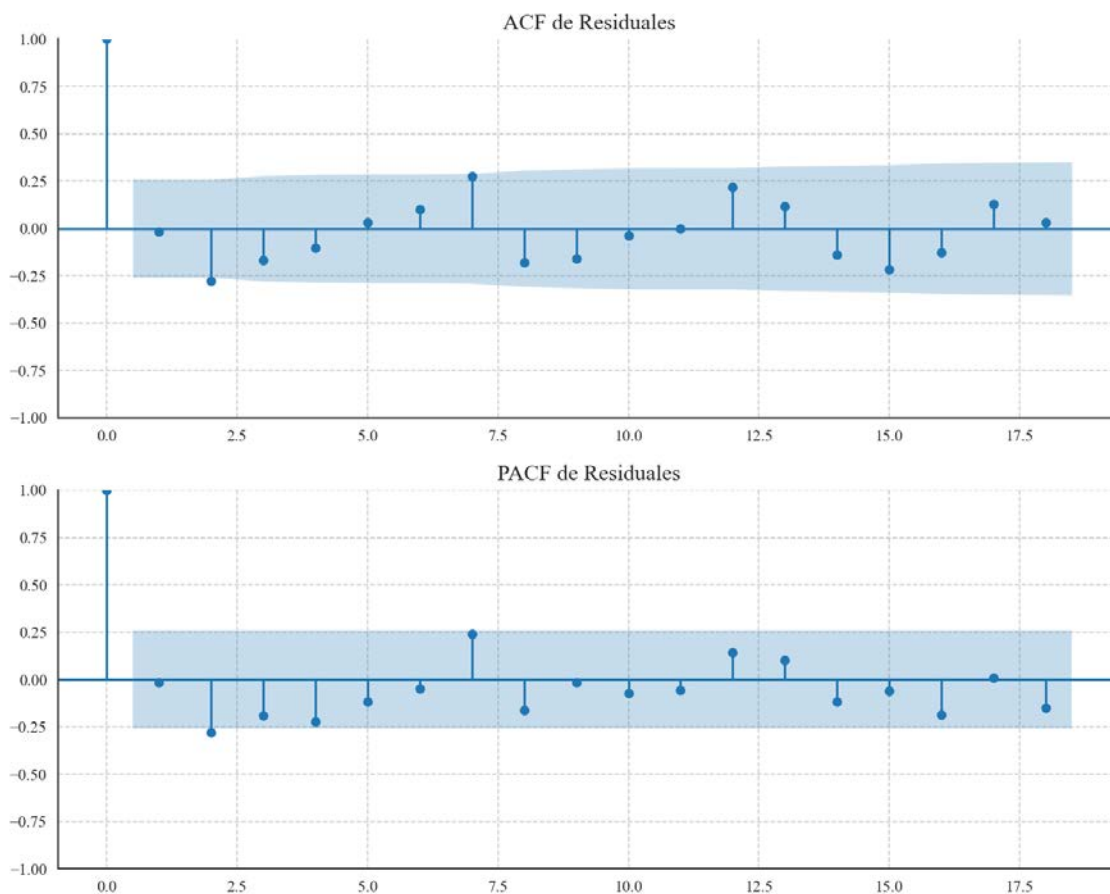
Estacionariedad: Estacionario

Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para Otros





Análisis de Aleatoriedad del Error para Otros

Estadística de Durbin-Watson: 0.0022

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 17.0992, p-valor: 0.0722

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9358, p-valor=0.0047

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

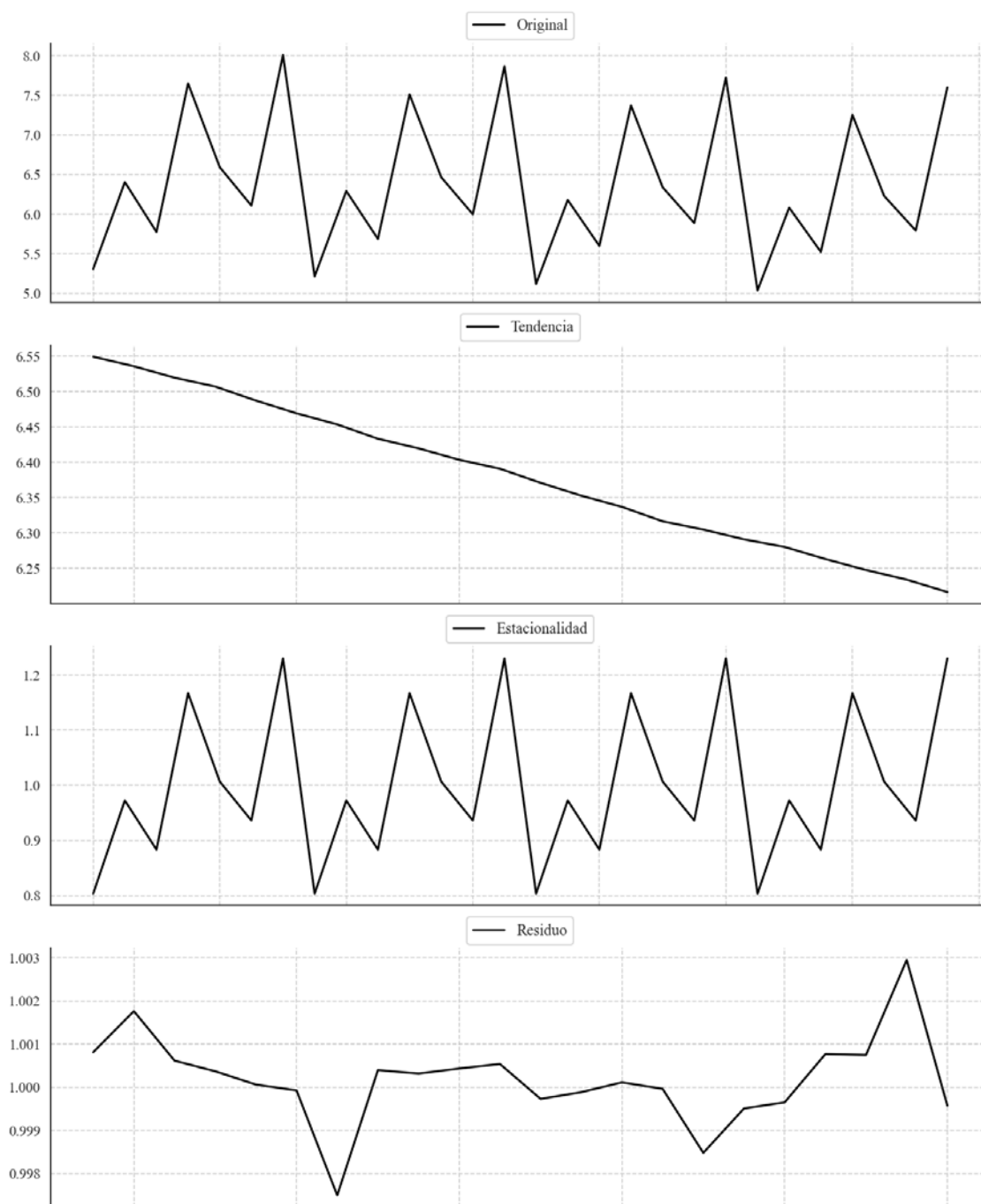
Estacionariedad: Estacionario

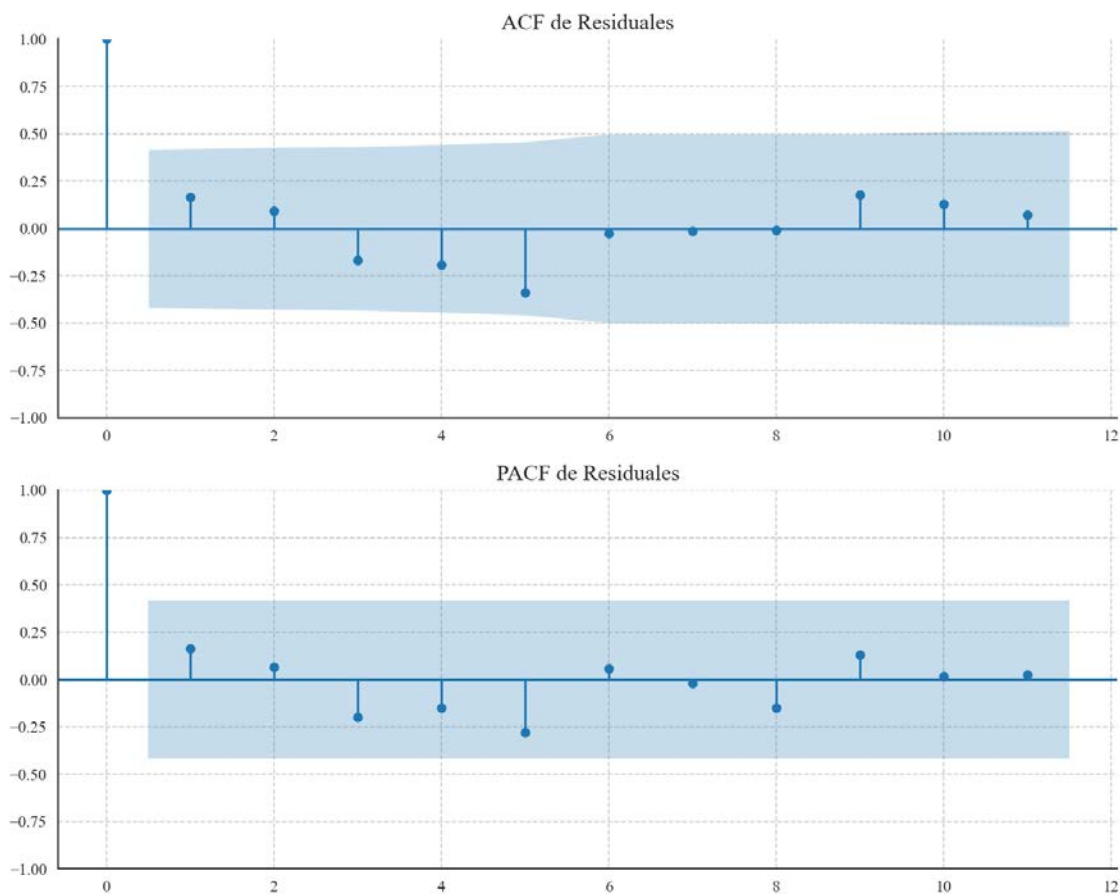
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para Otros

Gráficos para Otros_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para Otros_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 8.3920, p-valor: 0.5906

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9128, p-valor=0.0540

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.2678

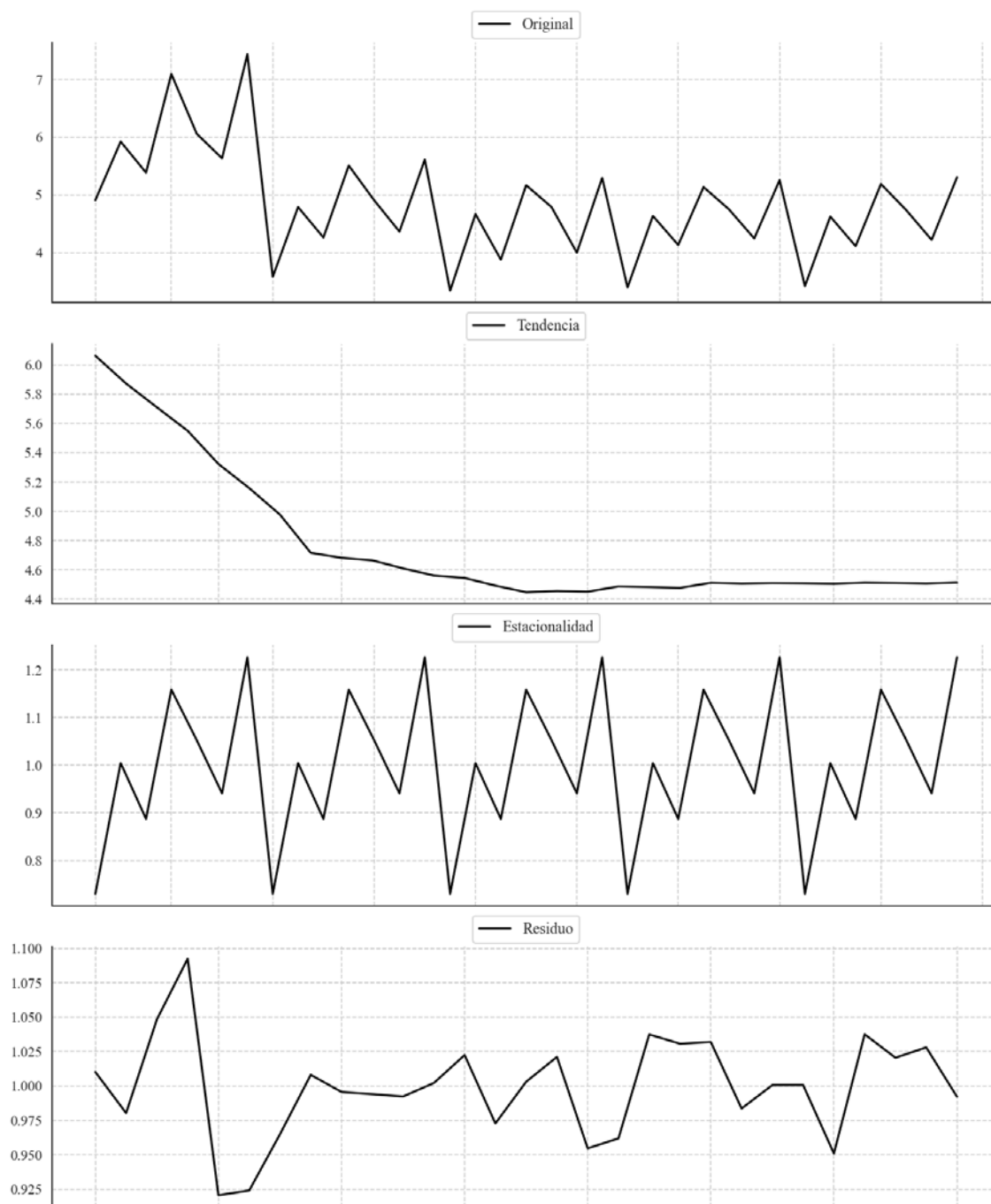
Estacionariedad: No Estacionario

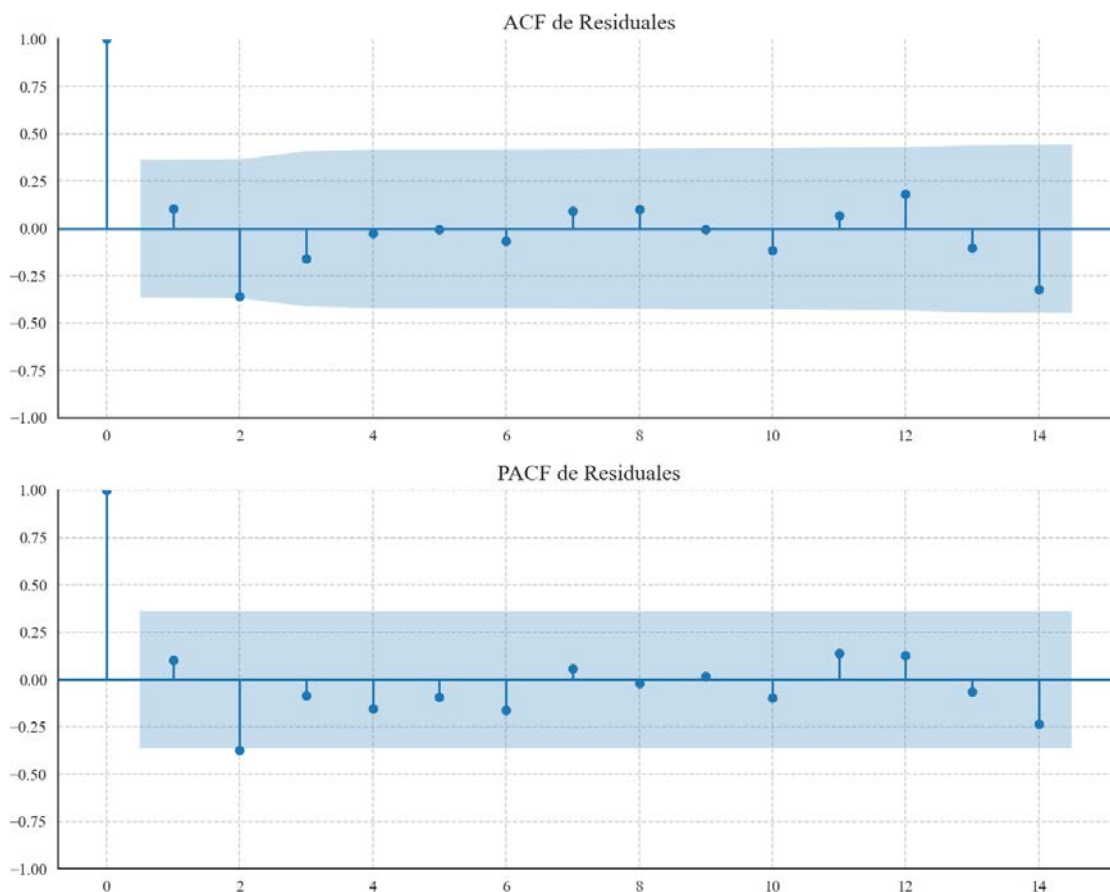
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para Otros

Gráficos para Otros_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para Otros_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 0.0024

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 7.0374, p-valor: 0.7219

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9768, p-valor=0.7515

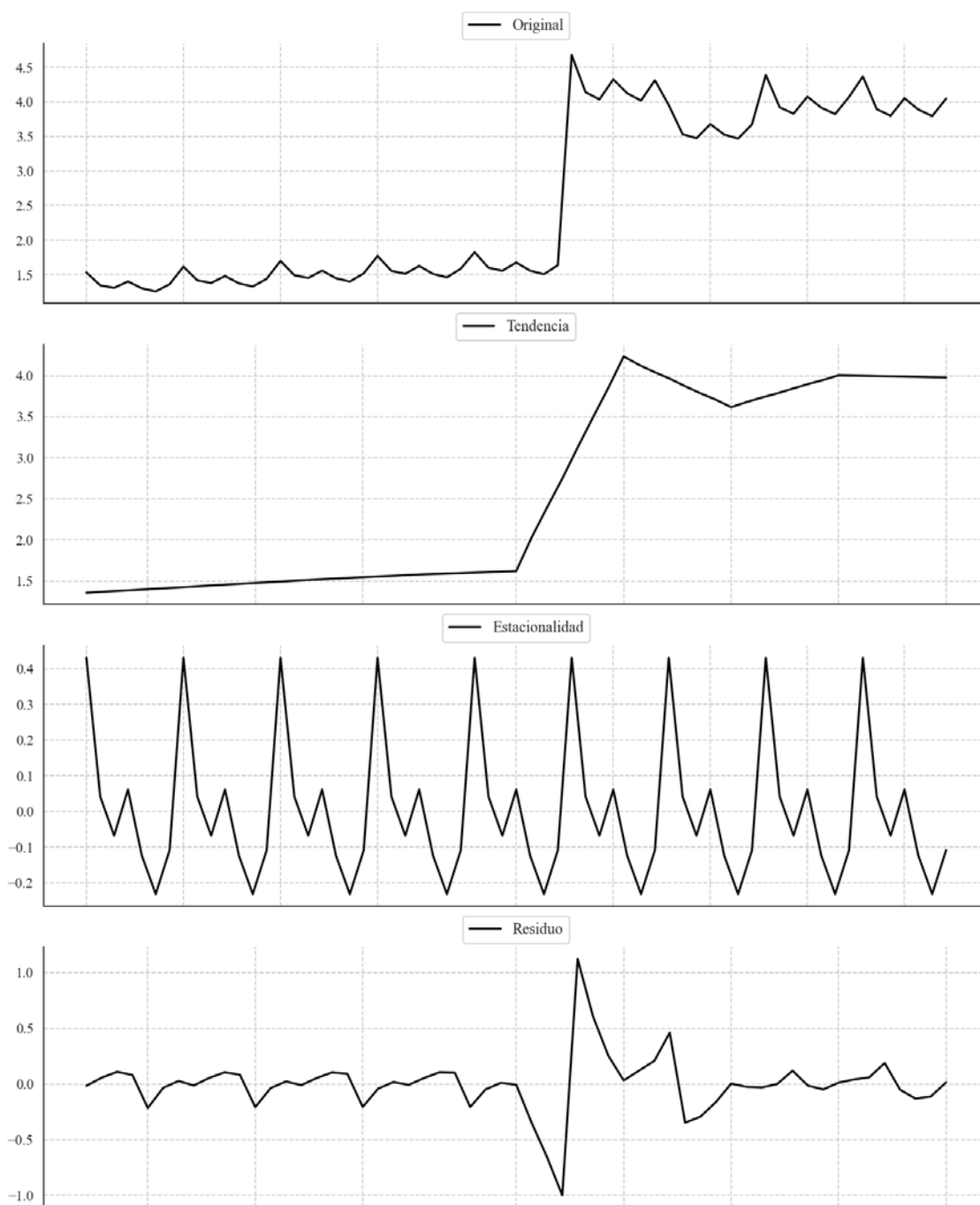
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0001

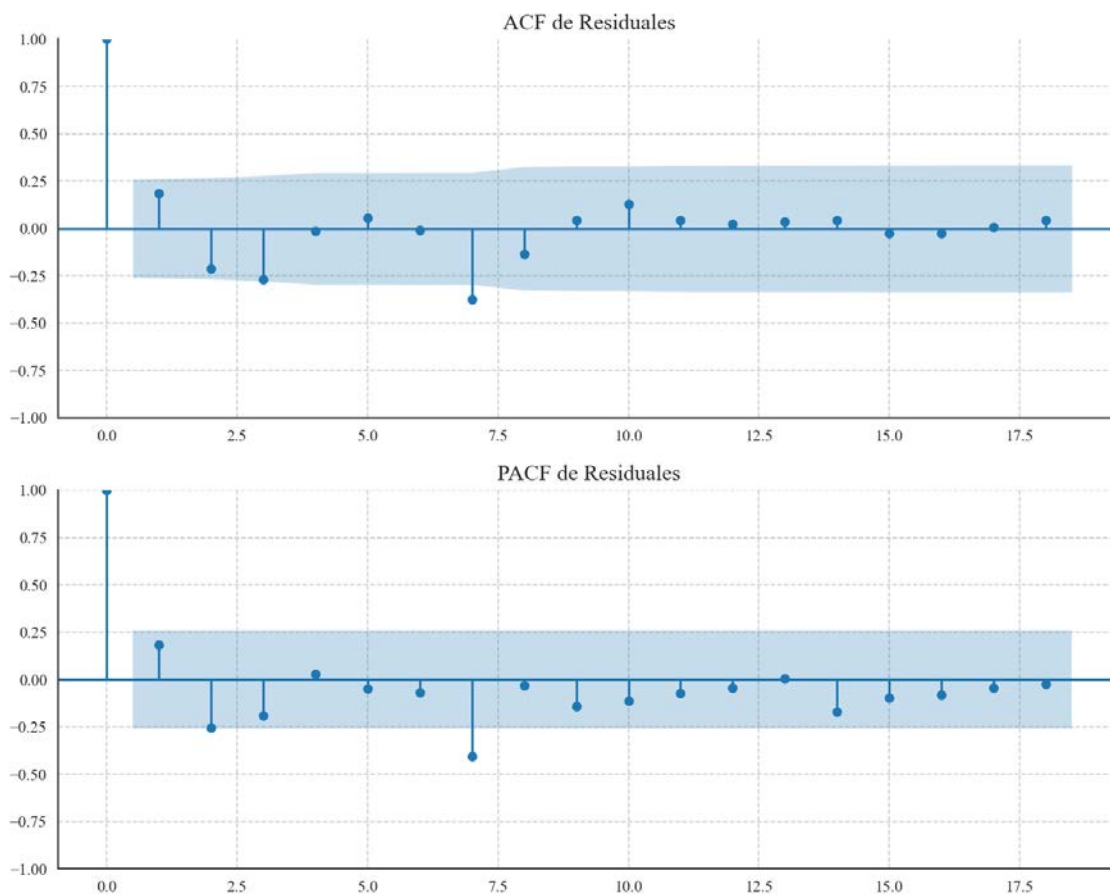
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Gráficos para En_blanco





Análisis de Aleatoriedad del Error para En_blanco

Estadística de Durbin-Watson: 1.6317

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 21.4253, p-valor: 0.0183

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.8006, p-valor=0.0000

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0002

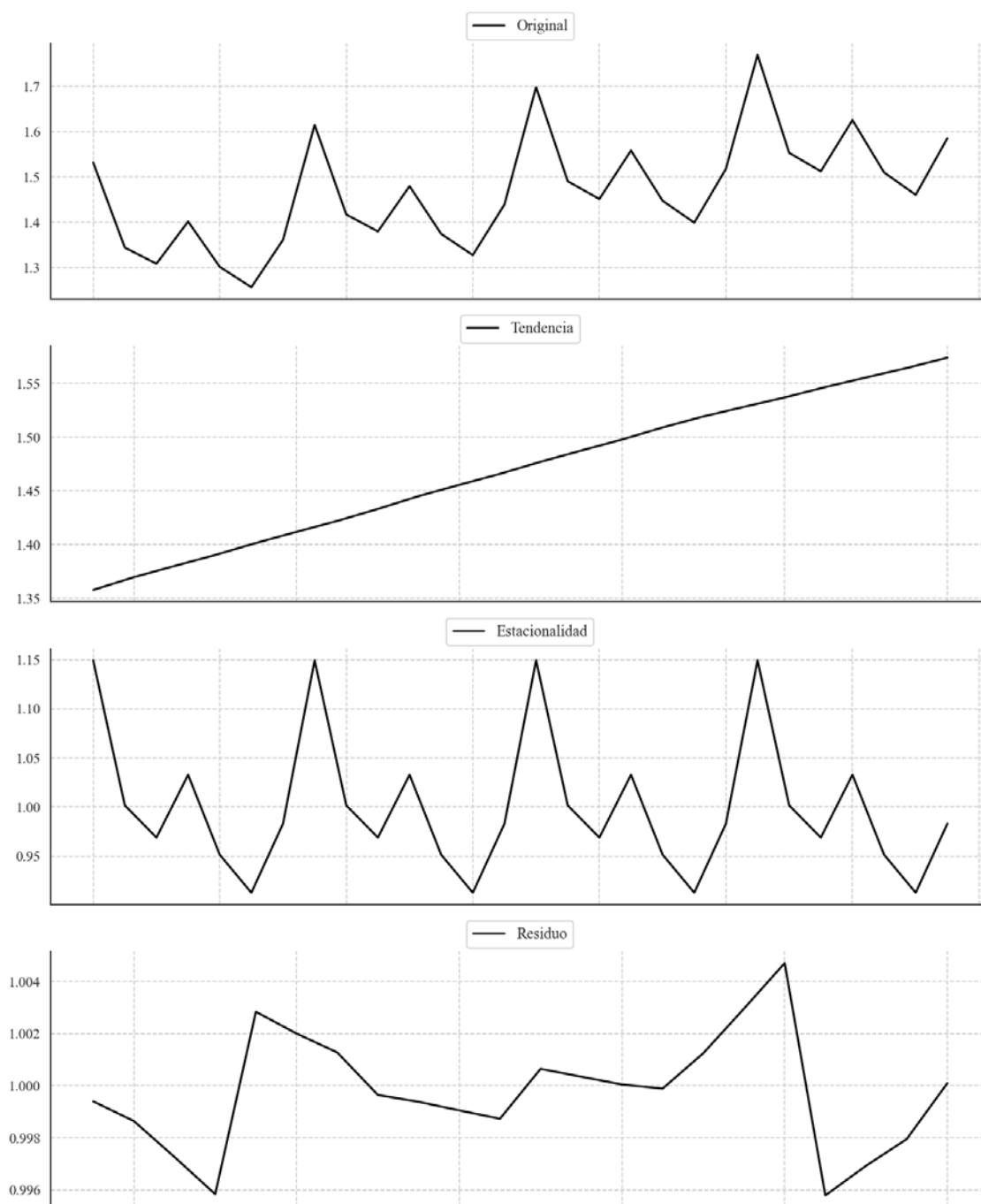
Estacionariedad: Estacionario

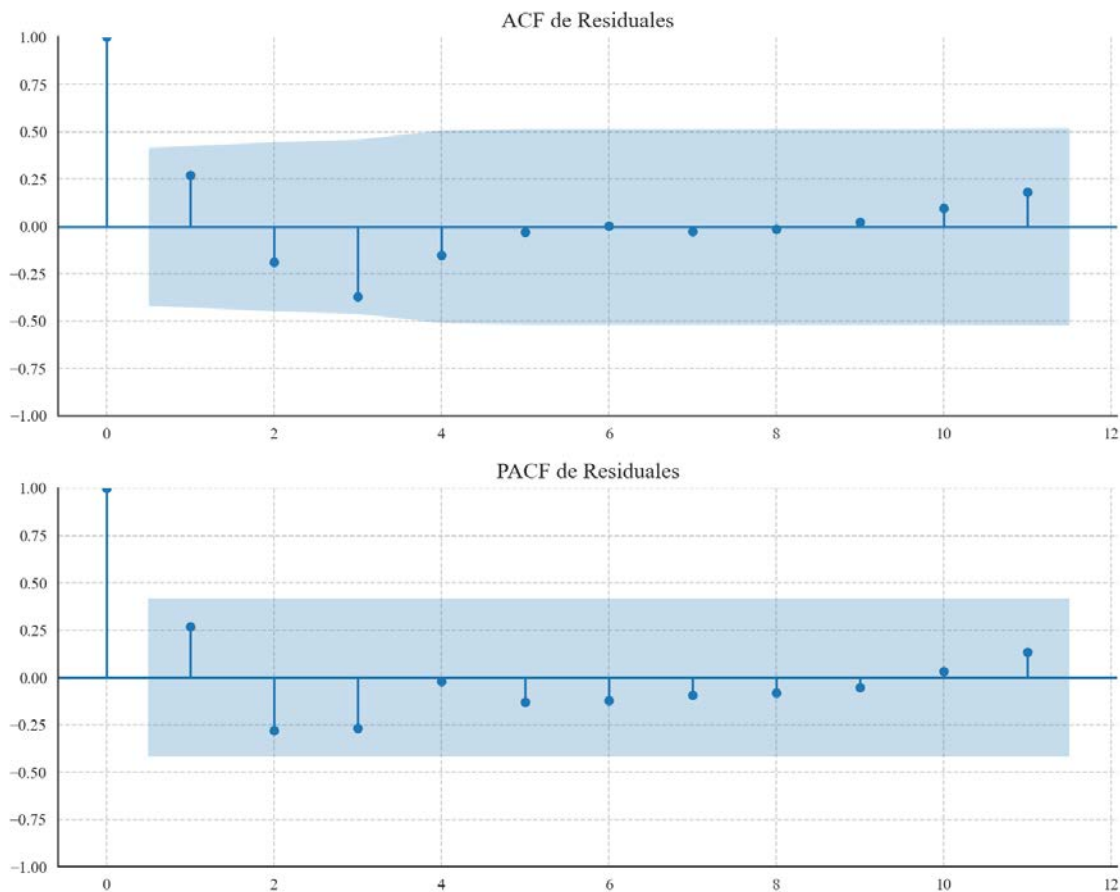
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para En_blanco

Gráficos para En_blanco_pasado





Análisis de Aleatoriedad del Error para En_blanco_pasado

Estadística de Durbin-Watson: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 7.7238, p-valor: 0.6558

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9811, p-valor=0.9326

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0146

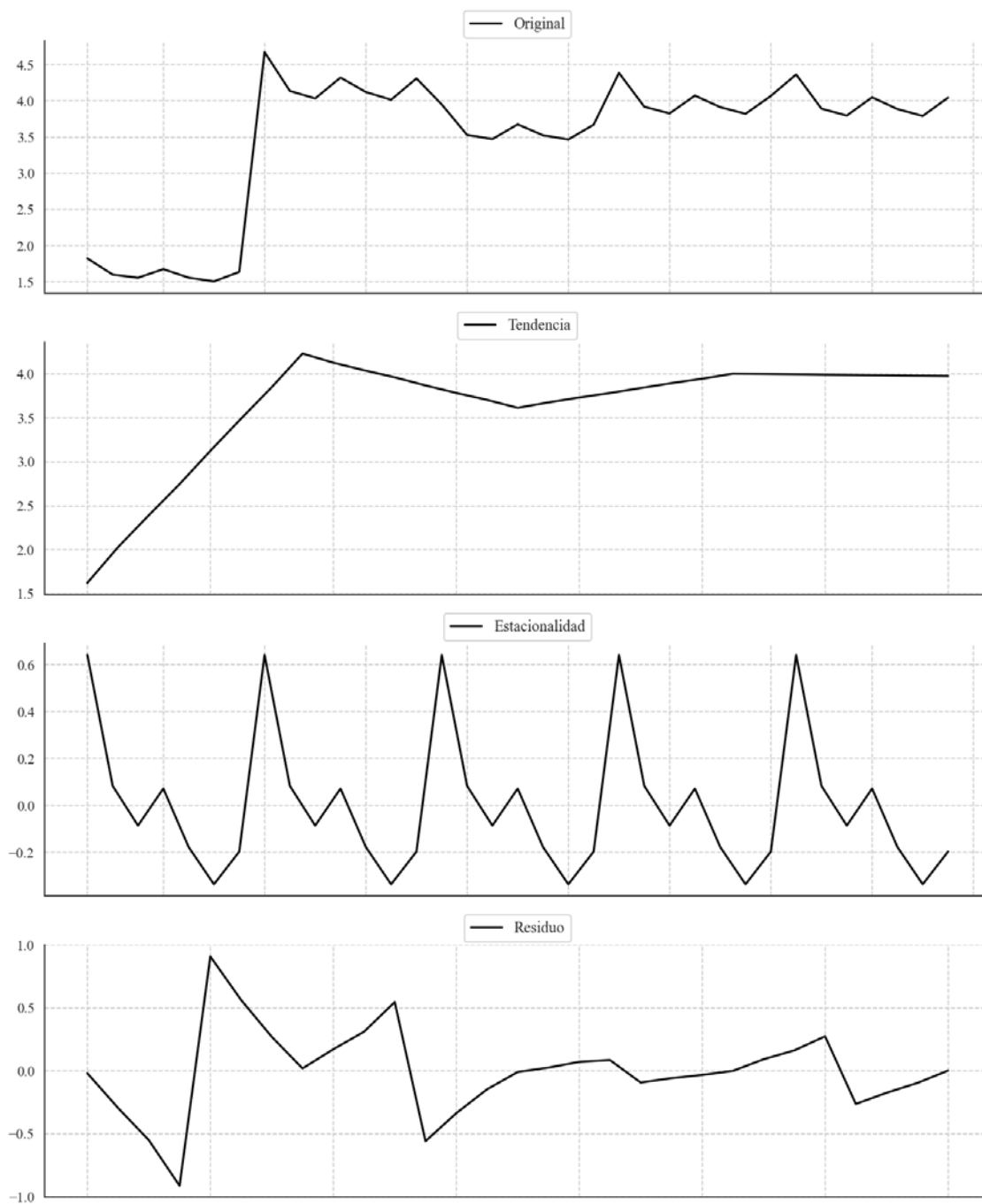
Estacionariedad: Estacionario

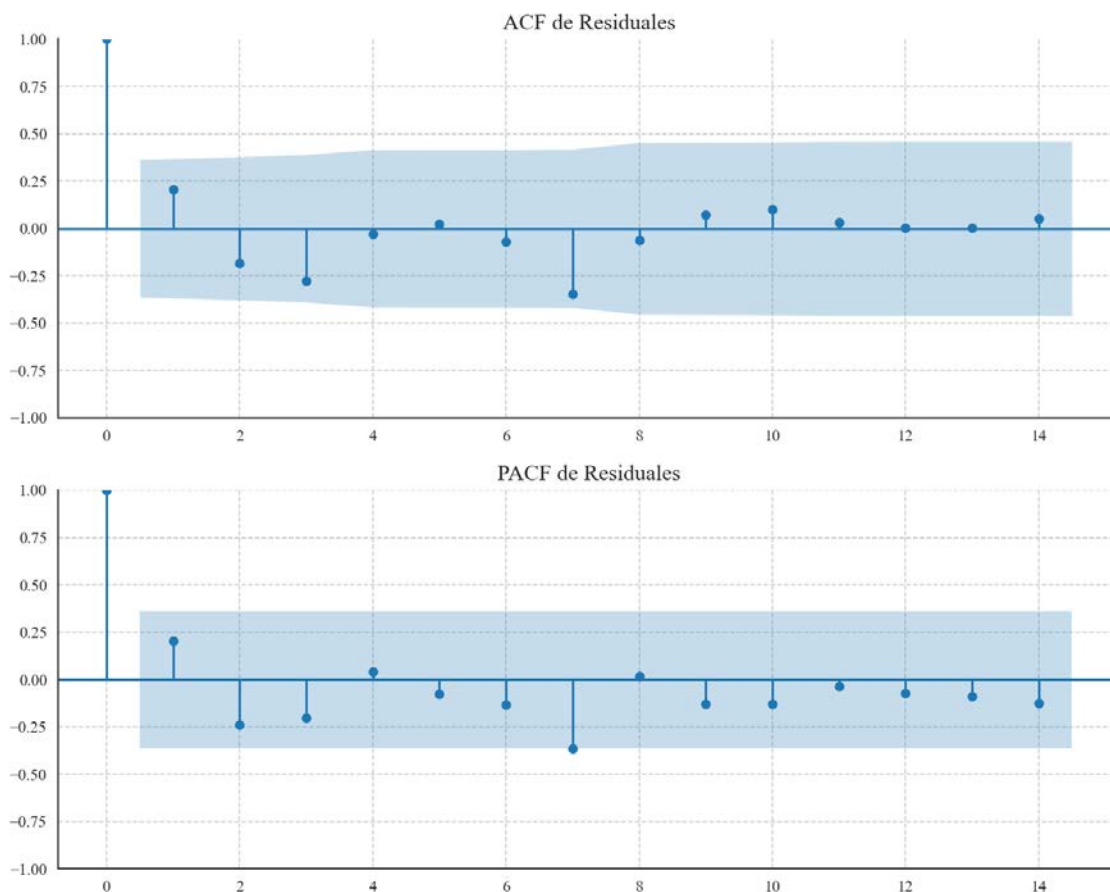
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuales no son aleatorios.

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para En_blanco

Gráficos para En_blanco_futuro





Análisis de Aleatoriedad del Error para En_blanco_futuro

Estadística de Durbin-Watson: 1.5909

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 11.2216, p-valor: 0.3405

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9609, p-valor=0.3456

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0066

Estacionariedad: Estacionario

Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuales parecen ser aleatorios.

Interacción de la estructura de inercia y los patrones de incertidumbre

Escenarios	Tipo de Patrón	AIC Aditivo	BIC Aditivo	AIC Multiplicativo	BIC Multiplicativo	Inercia (Multiplicativa)
PSOE	Multiplicative	-138.51	-119.22	-140.27	-120.98	Creciente
PP	Multiplicative	-194.51	-175.22	-197.63	-178.34	Decreciente
VOX	Multiplicative	-186.88	-167.59	-187.95	-168.66	Decreciente
Podemos	Additive	-384.06	-364.77	-382.20	-362.91	N/A
Sumar	Additive	-265.71	-246.42	-261.04	-241.75	N/A
SALF	Multiplicative	-408.24	-388.95	-409.41	-390.12	Creciente
CC	Additive	-604.04	-584.75	-599.09	-579.80	N/A
ERC	Multiplicative	-331.10	-311.81	-336.08	-316.79	Decreciente
JxCat	Additive	-426.57	-407.28	-426.57	-407.28	N/A
BNG	Additive	-511.87	-492.58	-507.23	-487.95	N/A
UPN	Additive	-572.68	-553.39	-520.65	-501.36	N/A
EAJ-PNV	Multiplicative	-350.59	-331.31	-368.18	-348.89	Decreciente
EH_Bildu	Additive	-548.61	-529.32	-544.61	-525.33	N/A
Otros	Multiplicative	-151.95	-132.66	-185.88	-166.59	Creciente
En_blanco	Additive	-113.23	-93.94	-104.60	-85.31	N/A

Tabla de Coeficiente de Variación (CV)

Partido	CV (Inercia)	Homogeneidad (Inercia)	CV (Incertidumbre)	Homogeneidad (Incertidumbre)	CV (Estimación)	Homogeneidad (Estimación)
PSOE	3.70	Homogéneo	1.23	Homogéneo	4.93	Homogéneo
PP	4.28	Homogéneo	0.93	Homogéneo	5.21	Homogéneo
VOX	3.34	Homogéneo	1.65	Homogéneo	4.99	Homogéneo
Podemos	4.89	Homogéneo	1.73	Homogéneo	6.62	Homogéneo
Sumar	6.16	Homogéneo	3.47	Homogéneo	9.64	Homogéneo
SALF	4.89	Homogéneo	1.57	Homogéneo	6.46	Homogéneo
CC	5.56	Homogéneo	1.27	Homogéneo	6.84	Homogéneo
ERC	2.98	Homogéneo	9.13	Homogéneo	12.11	Homogéneo
JxCat	1.54	Homogéneo	9.52	Homogéneo	11.06	Homogéneo
BNG	9.03	Homogéneo	1.56	Homogéneo	10.59	Homogéneo
UPN	27.77	Homogéneo	18.96	Homogéneo	46.72	No Homogéneo
EAJ-PNV	22.23	Homogéneo	5.76	Homogéneo	28.00	Homogéneo
EH_Bildu	1.82	Homogéneo	1.92	Homogéneo	3.74	Homogéneo
Otros	15.40	Homogéneo	5.94	Homogéneo	21.34	Homogéneo
En_blanco	44.89	No Homogéneo	2.96	Homogéneo	47.86	No Homogéneo

6. Referencias

1. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025) *Introducción conceptual a la medición de la ideología política*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. ISBN: 978-84-129745-1-5 <http://hdl.handle.net/10045/152661>
2. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025). *Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre para Dummies*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. ISBN 978-84-129745-2-2, 372 p.
3. Alaminos, Antonio (2025) *Encuestas de opinión pública y medios de comunicación en España. Un estudio sobre saltos de fe, flogisto, quimeras tecnológicas, mercenarios y avestruces*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. <http://hdl.handle.net/10045/151044>
4. Alaminos, Antonio (2024) *Introduction to Measuring Electoral Support Using the Scenario Method Inertia-Uncertainty Bifactorial Model*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. <https://rua.ua.es/dspace/handle/10045/145061>
5. Alaminos, Antonio (2024) *Introduzione alla misurazione del sostegno elettorale utilizzando il metodo dello scenario Modello bifattoriale inerzia-incertezza*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. <https://rua.ua.es/dspace/handle/10045/145078>
6. Alaminos, Antonio (2024) *Introduction à la mesure du soutien électoral à l'aide de la méthode des scénarios Modèle bifactoriel inertie-incertitude*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. <https://rua.ua.es/dspace/handle/10045/145062>
7. Alaminos, Antonio (2024) *Introdução à Medição do Apoio Eleitoral Usando o Método do Cenário Modelo Bifatorial Inércia-Incerteza*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. <https://rua.ua.es/dspace/handle/10045/145060>
8. Alaminos, Antonio (2024) *Einführung in die Messung der Wahlunterstützung mit der Szenario-Methode Bifaktorielles Trägheits-Unschärfe-Modell*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. <https://rua.ua.es/dspace/handle/10045/145059>
9. Alaminos, Antonio (2024) *Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. <https://rua.ua.es/dspace/handle/10045/147302>
10. Alaminos, Antonio (2022) El método de escenarios en la estimación de resultados electorales. Una aplicación al caso de Castilla y León. *Revista Española de Investigaciones Sociológicas* 178: 173-182. <https://doi.org/10.5477/cis/reis.178.173>

11. Alaminos, Antonio (2021) Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: revista de ciencias sociales*, Nº 260, págs. 17-34
12. Alaminos, Antonio (2019) Las elecciones europeas de 2019 en España. *Temas para el debate*, Nº. 295 (junio), págs. 14-15
13. Alaminos, Antonio (2018) La monitorización de la estimación de voto con modelos ponderados y no ponderados: un test empírico. *Sociologados: Revista de investigación social*, ISSN-e 2445-2661, Vol. 3, Nº. 1, págs. 145-174
14. Alaminos, Antonio (2017) La imagen de partido del Partido Popular y el Partido Socialista Obrero Español en España: 1996 al 2015. *Sociologados. Revista de Investigación Social*. 2(1): 51-79. doi:10.14198/socdos.2017.1.04
15. Alaminos, Antonio (2015) Forecasting Elections with High Volatility. *Statistica Applicata - Italian Journal of Applied Statistics*. 2015, 25(2): 165-184 <http://hdl.handle.net/10045/51768>
16. Alaminos, Antonio (1998) *Teoría y práctica de la encuesta. Aplicación en los países en vías de desarrollo*. Alicante: Editorial Club Universitario, ISBN 84-95015-10-2. <http://hdl.handle.net/10045/49236>
17. Alaminos, Antonio (1998) Las predicciones electorales en España. En: Alaminos, Antonio, et al. *Future Days. Modelos de prospectiva electoral*. Alicante: Universidad de Alicante. ISBN 978-84-7908-407-3. <http://hdl.handle.net/10045/105229>
18. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco. (2024) Análisis de las dinámicas electorales en las elecciones autonómicas de Galicia del 18 de febrero de 2024. Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre. Número 81. *Opiniones y Actitudes*. Madrid:CIS
19. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2024). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3463. Barómetro de junio 2024. Documentación técnica de la estimación electoral*. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
20. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2024). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3460 sobre las elecciones europeas. Documentación técnica de la estimación electoral*. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
21. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2024). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3468. Barómetro de julio 2024. Documentación técnica de la estimación electoral*. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.

22. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2024). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3474. Barómetro de septiembre 2024. Documentación técnica de la estimación electoral*. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
23. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2024). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3478. Barómetro de octubre 2024. Documentación técnica de la estimación electoral*. Departamento de Investigación. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
24. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2024). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3485. Barómetro de noviembre 2024. Documentación técnica de la estimación electoral*. Departamento de Investigación. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
25. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco. (2024). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3489. Barómetro de diciembre 2024. Documentación técnica de la estimación electoral*. Departamento de Investigación. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
26. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025). *Informe técnico de la estimación del Estudio ECIS3492. Barómetro de enero 2025. Documentación técnica de la estimación electoral*. Departamento de Investigación. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
27. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3496. Barómetro de febrero 2025. Documentación técnica de la estimación electoral*. Departamento de Investigación. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
28. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3502. Barómetro de marzo 2025. Documentación técnica de la estimación electoral*. Departamento de Investigación. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
29. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3505 Barómetro de abril 2025. Documentación técnica de la estimación electoral*. Departamento de Investigación. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
30. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3510 Barómetro de mayo 2025. Documentación técnica de la estimación electoral*. Departamento de Investigación. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.
31. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2024) *Las elecciones autonómicas del País Vasco del 21 de abril de 2024. Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre*. Alicante: Obets Ciencia Abierta.

32. Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco. (2024). *Teoría de juegos y Modelo Bifactorial-Inercia Incertidumbre. Aplicación al análisis de escenarios electorales*. Alicante: Obets Ciencia Abierta
33. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2024) *La medición de los efectos de las campañas electorales. Aplicación del Modelo Bifactorial-Inercia Incertidumbre*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. <https://rua.ua.es/dspace/handle/10045/147300>
34. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2023) *Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. El caso de las elecciones autonómicas de mayo de 2023. Colección Cuadernos Metodológicos vol. 63*. Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas
35. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2023) *Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. Revista Sistema*. 267, 3-37
36. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2021) *Introducción práctica a la sociología electoral*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. ISBN 978-84-124165-4-1. <http://hdl.handle.net/10045/119077>
37. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2021) *Ajuste funcional y exploración de patrones en series temporales*. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
38. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2016) *La medición de las motivaciones de voto en las elecciones generales del 20 de diciembre de 2015*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. Universidad de Alicante, 119 p. <http://hdl.handle.net/10045/132686>
39. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2012) *La medición de las motivaciones de voto en las elecciones generales del 20 de noviembre de 2011*. Alicante: Obets Ciencia Abierta. Universidad de Alicante, 121 p. <http://hdl.handle.net/10045/132566>
40. Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Paloma (2018) *Las dinámicas del voto retrospectivo en España (1996-2017). Tendencias sociales. Revista de Sociología*, 1: 39-72
41. Alaminos, Antonio y Tezanos, José Félix (2023) *Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio E3411 preelectoral de elecciones generales*. https://www.cis.es/documents/d/cis/3411_estimacion

42. Alaminos, Antonio y Tezanos, José Félix (2019) *Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261*. Barómetro de septiembre 2019. https://datos.cis.es/pdf/3261_Estimacion.pdf
43. Alaminos, Antonio y Tezanos, José Félix (2019) *Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019*. https://datos.cis.es/pdf/3263_Estimacion.pdf
44. Alaminos, Antonio y Tezanos, José Félix (2019) *Nota metodológica estimaciones de voto en Comunidades Autónomas y grandes ciudades Estudio nº 3245 marzo-abril 2019*. https://datos.cis.es/pdf/3245_EstimacionEAM.pdf
45. Alaminos, Antonio y Tezanos, José Félix (2019) *Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3242 Macrobarómetro de marzo. Preelectorales elecciones generales 2019. Modelo longitudinal CIS V108*. <https://www.cis.es/documents/d/cis/IM3242pdf>
46. Alaminos-Fernández, Antonio Francisco, Alaminos-Fernández, Paloma y Alaminos, Antonio (2025). La cuantificación de patrones discursivos en seis países europeos. Un estudio de caso empírico sobre las nociones de “comunidad” y “sociedad”. *Revista OBETS*, 20(1), 17-46.
47. Alaminos-Fernández, Antonio Francisco, Alaminos-Fernández, Paloma y Alaminos, Antonio (2025). Quantificazione dei modelli discorsivi in sei paesi europei: uno studio empirico sulle nozioni di "comunità" e "società". *Revista OBETS*, 20(1), 17-46.
48. Alaminos-Fernández, Antonio Francisco, Alaminos-Fernández, Paloma y Alaminos, Antonio (2025). Quantification des modèles discursifs dans six pays européens: une étude de cas empirique sur les notions de «communauté» et de «société». *Revista OBETS*, 20(1), 17-46.
49. Alaminos-Fernández, Antonio Francisco, Alaminos-Fernández, Paloma y Alaminos, Antonio (2025). Quantifying Discourse Patterns in Six European Countries: An Empirical Case Study on the Notions of "Community" and "Society". *Revista OBETS*, 20(1), 17-46.
50. Alaminos-Fernández, Antonio Francisco, Alaminos-Fernández, Paloma y Alaminos, Antonio (2025). Quantifizierung diskursiver Muster in sechs europäischen Ländern: Eine empirische Fallstudie zu den Begriffen 'Gemeinschaft' und 'Gesellschaft'. *Revista OBETS*, 20(1), 17-46.
51. Alaminos-Fernández, Antonio Francisco, Alaminos-Fernández, Paloma y Alaminos, Antonio (2025). Ποσοτικοποίηση των Δομικών Προτύπων σε Έξι Ευρωπαϊκές Χώρες: Μια Εμπειρική Μελέτη Περίπτωσης για τις Έννοιες της «Κοινότητας» και της «Κοινωνίας». *Revista OBETS*, 20(1), 17-46.

52. Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2023) *Introducción a la teoría de conjuntos difusos y sus aplicaciones en investigación social e IA*. Obets Ciencia Abierta. Alicante: Limencop. ISBN 978-84-09-49456-9. <http://hdl.handle.net/10045/132732>
53. Alaminos-Fernández, Antonio Francisco y Alaminos, Antonio (2023) *Métodos y Modelos para la Predicción Electoral: Una Guía Práctica*. Obets Ciencia Abierta. Alicante: Limencop. ISBN: 978-84-09-50283-7. <http://hdl.handle.net/10045/138240>
54. Alaminos-Fernández, Paloma (2025) *Diseños metodológicos para la investigación social. Del propósito a la aplicación*. Obets Ciencia Abierta. Alicante: Limencop. ISBN: 978-84-129745-3-9
55. Kahn, H., & Wiener, A. J. (1967). *The Year 2000: A Framework for Speculation on the Next Thirty-Three Years*. Nueva York: Macmillan.
56. Schwartz, P. (1996). *The Art of the Long View: Paths to Strategic Insight for Yourself and Your Company*. Nueva York: Doubleday.
57. Wack, P. (1985). *Scenarios: Uncharted Waters Ahead*. *Harvard Business Review*, 63(5), 73-89.

Contenido

1 Modelo analítico	2
1.1 Modelo Bifactorial Inercia Incertidumbre	3
1.2 Orientaciones básicas de análisis	6
1.3 Formulación del modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre	8
1.3.1. Media Huber Global y análisis por Partido	8
1.3.2. Especificación del modelo	10
1.3.2.1. Conjunto de categorías (partidos)	10
1.3.2.2. Conjunto de escenarios (combinaciones de parámetros)	10
1.3.2.3. Definición de la media Huber por partido.....	11
1.3.2.4. Resultado final: distribución robusta media.....	11
1.4. Validación del modelo por partido (análisis escalar individual)	12
1.4.1. Marco formal por partido	13

1.4.2. Validación mediante coeficientes alternativos	14
1.4.3. Funciones de pérdida consideradas	14
1.5. Procedimiento práctico	16
1.6. ANEXO.....	17
Definición de la matriz Inercia (I) e Incertidumbre (U)	17
2. Análisis distribucional y correlacional de los escenarios	19
Estadísticas Descriptivas para PSOE.....	20
Estadísticas Descriptivas para PP	22
Estadísticas Descriptivas para VOX.....	24
Estadísticas Descriptivas para Podemos.....	26
Estadísticas Descriptivas para Sumar	28
Estadísticas Descriptivas para SALF.....	30
Estadísticas Descriptivas para CC	32
Estadísticas Descriptivas para ERC.....	34
Estadísticas Descriptivas para JxCat	36
Estadísticas Descriptivas para BNG	38
Estadísticas Descriptivas para UPN	40
Estadísticas Descriptivas para EAJ-PNV	42
Estadísticas Descriptivas para EH_Bildu	44
Estadísticas Descriptivas para Otros.....	46
Estadísticas Descriptivas para En_blanco	48
Comparación entre partidos	49
3. Análisis de los componentes de inercia e incertidumbre	65
Gráficos para PSOE	65
Análisis de Aleatoriedad del Error para PSOE	66
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para PSOE.....	67
Gráficos para PSOE_pasado	67
Análisis de Aleatoriedad del Error para PSOE_pasado	68
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para PSOE	69
Gráficos para PSOE_futuro.....	69
Análisis de Aleatoriedad del Error para PSOE_futuro.....	70

Gráficos para PP	71
Análisis de Aleatoriedad del Error para PP	72
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para PP	73
Gráficos para PP_pasado	73
Análisis de Aleatoriedad del Error para PP_pasado	74
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para PP	75
Gráficos para PP_futuro	75
Análisis de Aleatoriedad del Error para PP_futuro	76
Gráficos para VOX	77
Análisis de Aleatoriedad del Error para VOX	78
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para VOX	79
Gráficos para VOX_pasado	79
Análisis de Aleatoriedad del Error para VOX_pasado	80
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para VOX	81
Gráficos para VOX_futuro	81
Análisis de Aleatoriedad del Error para VOX_futuro	82
Gráficos para Podemos	83
Análisis de Aleatoriedad del Error para Podemos	84
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para Podemos	85
Gráficos para Podemos_pasado	85
Análisis de Aleatoriedad del Error para Podemos_pasado	86
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para Podemos	87
Gráficos para Podemos_futuro	87
Análisis de Aleatoriedad del Error para Podemos_futuro	88
Gráficos para Sumar	89
Análisis de Aleatoriedad del Error para Sumar	90
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para Sumar	91
Gráficos para Sumar_pasado	91
Análisis de Aleatoriedad del Error para Sumar_pasado	92
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para Sumar	93
Gráficos para Sumar_futuro	93

Análisis de Aleatoriedad del Error para Sumar_futuro	94
Gráficos para SALF	95
Análisis de Aleatoriedad del Error para SALF	96
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para SALF	97
Gráficos para SALF_pasado	97
Análisis de Aleatoriedad del Error para SALF_pasado	98
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para SALF	99
Gráficos para SALF_futuro.....	99
Análisis de Aleatoriedad del Error para SALF_futuro.....	100
Gráficos para CC	101
Análisis de Aleatoriedad del Error para CC.....	102
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para CC	103
Gráficos para CC_pasado.....	103
Análisis de Aleatoriedad del Error para CC_pasado.....	104
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para CC	105
Gráficos para CC_futuro	105
Análisis de Aleatoriedad del Error para CC_futuro	106
Gráficos para ERC	107
Análisis de Aleatoriedad del Error para ERC	108
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para ERC.....	109
Gráficos para ERC_pasado	109
Análisis de Aleatoriedad del Error para ERC_pasado	110
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para ERC	111
Gráficos para ERC_futuro.....	111
Análisis de Aleatoriedad del Error para ERC_futuro.....	112
Gráficos para JxCat	113
Análisis de Aleatoriedad del Error para JxCat	114
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para JxCat.....	115
Gráficos para JxCat_pasado	115
Análisis de Aleatoriedad del Error para JxCat_pasado.....	116
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para JxCat	117

Gráficos para JxCat_futuro	117
Análisis de Aleatoriedad del Error para JxCat_futuro	118
Gráficos para BNG.....	119
Análisis de Aleatoriedad del Error para BNG.....	120
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para BNG	121
Gráficos para BNG_pasado.....	121
Análisis de Aleatoriedad del Error para BNG_pasado.....	122
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para BNG.....	123
Gráficos para BNG_futuro	123
Análisis de Aleatoriedad del Error para BNG_futuro	124
Gráficos para UPN	125
Análisis de Aleatoriedad del Error para UPN	126
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para UPN.....	127
Gráficos para UPN_pasado	127
Análisis de Aleatoriedad del Error para UPN_pasado	128
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para UPN	129
Gráficos para UPN_futuro	129
Análisis de Aleatoriedad del Error para UPN_futuro	130
Gráficos para EAJ-PNV	131
Análisis de Aleatoriedad del Error para EAJ-PNV	132
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para EAJ-PNV	133
Gráficos para EAJ-PNV_pasado	133
Análisis de Aleatoriedad del Error para EAJ-PNV_pasado.....	134
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para EAJ-PNV	135
Gráficos para EAJ-PNV_futuro	135
Análisis de Aleatoriedad del Error para EAJ-PNV_futuro	136
Gráficos para EH_Bildu	137
Análisis de Aleatoriedad del Error para EH_Bildu.....	138
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para EH_Bildu	139
Gráficos para EH_Bildu_pasado	139
Análisis de Aleatoriedad del Error para EH_Bildu_pasado.....	140

Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para EH_Bildu	141
Gráficos para EH_Bildu_futuro	141
Análisis de Aleatoriedad del Error para EH_Bildu_futuro	142
Gráficos para Otros	143
Análisis de Aleatoriedad del Error para Otros	144
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para Otros.....	145
Gráficos para Otros_pasado	145
Análisis de Aleatoriedad del Error para Otros_pasado	146
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para Otros	147
Gráficos para Otros_futuro.....	147
Análisis de Aleatoriedad del Error para Otros_futuro	148
Gráficos para En_blanco	149
Análisis de Aleatoriedad del Error para En_blanco	150
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para En_blanco.....	151
Gráficos para En_blanco_pasado	151
Análisis de Aleatoriedad del Error para En_blanco_pasado.....	152
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para En_blanco	153
Gráficos para En_blanco_futuro	153
Análisis de Aleatoriedad del Error para En_blanco_futuro	154
Interacción de la estructura de inercia y los patrones de incertidumbre	155
Tabla de Coeficiente de Variación (CV)	155
6. Referencias.....	156