

Análisis de escenarios del barómetro de noviembre de 2025 (ECIS3530)

Documentación técnica de la estimación electoral

Cómo citar este documento: Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Fº. (2025). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3530. Barómetro de noviembre 2025*. Documentación técnica de la estimación electoral. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.

Índice

1 Modelo analítico	6
1.1 Modelo Bifactorial Inercia Incertidumbre	7
1.2 Formulación del modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre	11
1.3.1. Media Huber Global y análisis por Partido	11
1.3.2. Especificación del modelo	12
1.3.2.1. Conjunto de categorías (partidos)	12
1.3.2.2. Conjunto de escenarios (combinaciones de parámetros)	13
1.3.2.3. Definición de la media Huber por partido	13
1.3.2.4. Resultado final: distribución robusta media	14
1.4. Validación del modelo por partido (análisis escalar individual)	14
1.4.1. Marco formal por partido	15
1.4.2. Validación mediante coeficientes alternativos	16
1.4.3. Funciones de pérdida consideradas	16
1.5. Procedimiento práctico	18
1.6. ANEXO	18
1.6.1. Definición de la matriz Inercia (I) e Incertidumbre (U)	19
2. Análisis distribucional y correlacional de los escenarios	21
2.2 Análisis de Correlación entre Pares de Partidos (ámbito nacional)	52
3. Análisis de los componentes de inercia e incertidumbre	68
Gráficos para PSOE	68
Análisis de Aleatoriedad del Error para PSOE	69
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para PSOE	70

Gráficos para PSOE_pasado.....	70
Análisis de Aleatoriedad del Error para PSOE_pasado.....	71
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para PSOE	72
Gráficos para PSOE_futuro	72
Análisis de Aleatoriedad del Error para PSOE_futuro	73
Gráficos para PP.....	74
Análisis de Aleatoriedad del Error para PP	75
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para PP	76
Gráficos para PP_pasado.....	76
Análisis de Aleatoriedad del Error para PP_pasado	77
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para PP	78
Gráficos para PP_futuro	78
Análisis de Aleatoriedad del Error para PP_futuro.....	79
Gráficos para VOX.....	80
Análisis de Aleatoriedad del Error para VOX	81
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para VOX	82
Gráficos para VOX_pasado.....	82
Análisis de Aleatoriedad del Error para VOX_pasado.....	83
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para VOX	84
Gráficos para VOX_futuro	84
Análisis de Aleatoriedad del Error para VOX_futuro.....	85
Gráficos para Podemos.....	86
Análisis de Aleatoriedad del Error para Podemos.....	87
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para Podemos	88
Gráficos para Podemos_pasado.....	88
Análisis de Aleatoriedad del Error para Podemos_pasado.....	89
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para Podemos	90
Gráficos para Podemos_futuro	90
Análisis de Aleatoriedad del Error para Podemos_futuro.....	91
Gráficos para Sumar.....	92
Análisis de Aleatoriedad del Error para Sumar	93
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para Sumar	94
Gráficos para Sumar_pasado.....	94
Análisis de Aleatoriedad del Error para Sumar_pasado	95
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para Sumar	96
Gráficos para Sumar_futuro.....	96

Análisis de Aleatoriedad del Error para Sumar_futuro.....	97
Gráficos para SALF	98
Análisis de Aleatoriedad del Error para SALF.....	99
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para SALF.....	100
Gráficos para SALF_pasado	100
Análisis de Aleatoriedad del Error para SALF_pasado.....	101
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para SALF.....	102
Gráficos para SALF_futuro.....	102
Análisis de Aleatoriedad del Error para SALF_futuro	103
Gráficos para CC	104
Análisis de Aleatoriedad del Error para CC	105
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para CC.....	106
Gráficos para CC_pasado.....	106
Análisis de Aleatoriedad del Error para CC_pasado	107
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para CC.....	108
Gráficos para CC_futuro.....	108
Análisis de Aleatoriedad del Error para CC_futuro.....	109
Gráficos para ERC	110
Análisis de Aleatoriedad del Error para ERC.....	111
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para ERC.....	112
Gráficos para ERC_pasado	112
Análisis de Aleatoriedad del Error para ERC_pasado.....	113
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para ERC.....	114
Gráficos para ERC_futuro.....	114
Análisis de Aleatoriedad del Error para ERC_futuro	115
Gráficos para JxCat	116
Análisis de Aleatoriedad del Error para JxCat.....	117
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para JxCat	118
Gráficos para JxCat_pasado	118
Análisis de Aleatoriedad del Error para JxCat_pasado.....	119
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para JxCat.....	120
Gráficos para JxCat_futuro.....	120
Análisis de Aleatoriedad del Error para JxCat_futuro	121
Gráficos para BNG	122
Análisis de Aleatoriedad del Error para BNG.....	123
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para BNG	124

Gráficos para BNG_pasado.....	124
Análisis de Aleatoriedad del Error para BNG_pasado.....	125
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para BNG	126
Gráficos para BNG_futuro	126
Análisis de Aleatoriedad del Error para BNG_futuro	127
Gráficos para UPN.....	128
Análisis de Aleatoriedad del Error para UPN	129
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para UPN.....	130
Gráficos para UPN_pasado.....	130
Análisis de Aleatoriedad del Error para UPN_pasado	131
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para UPN.....	132
Gráficos para UPN_futuro	132
Análisis de Aleatoriedad del Error para UPN_futuro.....	133
Gráficos para EAJ-PNV	134
Análisis de Aleatoriedad del Error para EAJ-PNV.....	135
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para EAJ-PNV	136
Gráficos para EAJ-PNV_pasado.....	136
Análisis de Aleatoriedad del Error para EAJ-PNV_pasado.....	137
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para EAJ-PNV	138
Gráficos para EAJ-PNV_futuro	138
Análisis de Aleatoriedad del Error para EAJ-PNV_futuro	139
Gráficos para EH_Bildu.....	140
Análisis de Aleatoriedad del Error para EH_Bildu	141
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para EH_Bildu	142
Gráficos para EH_Bildu_pasado.....	142
Análisis de Aleatoriedad del Error para EH_Bildu_pasado.....	143
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para EH_Bildu	144
Gráficos para EH_Bildu_futuro	144
Análisis de Aleatoriedad del Error para EH_Bildu_futuro	145
Gráficos para Otros.....	146
Análisis de Aleatoriedad del Error para Otros	147
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para Otros	148
Gráficos para Otros_pasado.....	148
Análisis de Aleatoriedad del Error para Otros_pasado	149
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para Otros	150
Gráficos para Otros_futuro	150

Análisis de Aleatoriedad del Error para Otros_futuro.....	151
Gráficos para En_blanco	152
Análisis de Aleatoriedad del Error para En_blanco	153
Análisis de la Dinámica de Inercia Pasada para En_blanco.....	154
Gráficos para En_blanco_pasado.....	154
Análisis de Aleatoriedad del Error para En_blanco_pasado	155
Análisis de la Dinámica de Inercia Presente_Futuro para En_blanco.....	156
Gráficos para En_blanco_futuro.....	156
Análisis de Aleatoriedad del Error para En_blanco_futuro.....	157
Interacción de la estructura de inercia y los patrones de incertidumbre.....	158
Tabla de Coeficiente de Variación (CV).....	158
Comparación de Coeficientes de Variación.....	159
4. Referencias	160

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 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.

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.

1.2 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
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.

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.

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: (μ_H, σ_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, $\mathcal{P} = \{\text{PP, PSOE, VOX, SUMAR, ERC, ...}\}$, 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:

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

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:

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

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

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

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 $v^{(k)} = \{v_1^{(k)}, \dots, v_{63}^{(k)}\}$ 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.

1.6.1. 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

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

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 $\text{INCERTIDUMBRE} = 3$ e $\text{INERCIA} = 5$ se representa como:

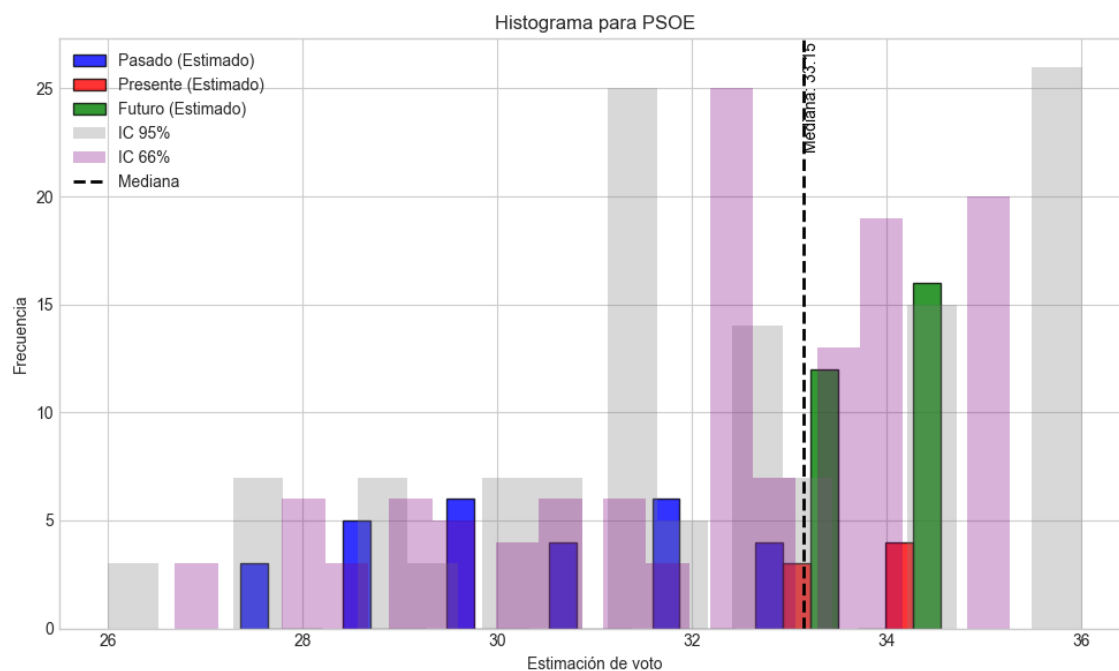
$$d(K_1)_{3,5}$$

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

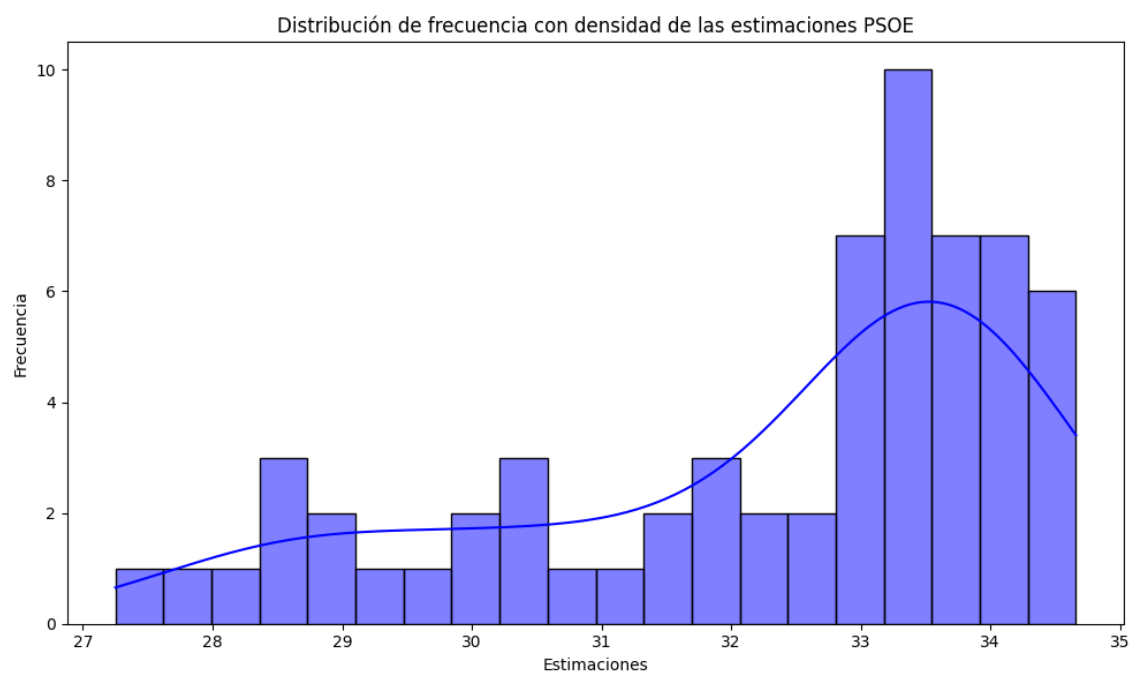
2. Análisis distribucional y correlacional de los escenarios

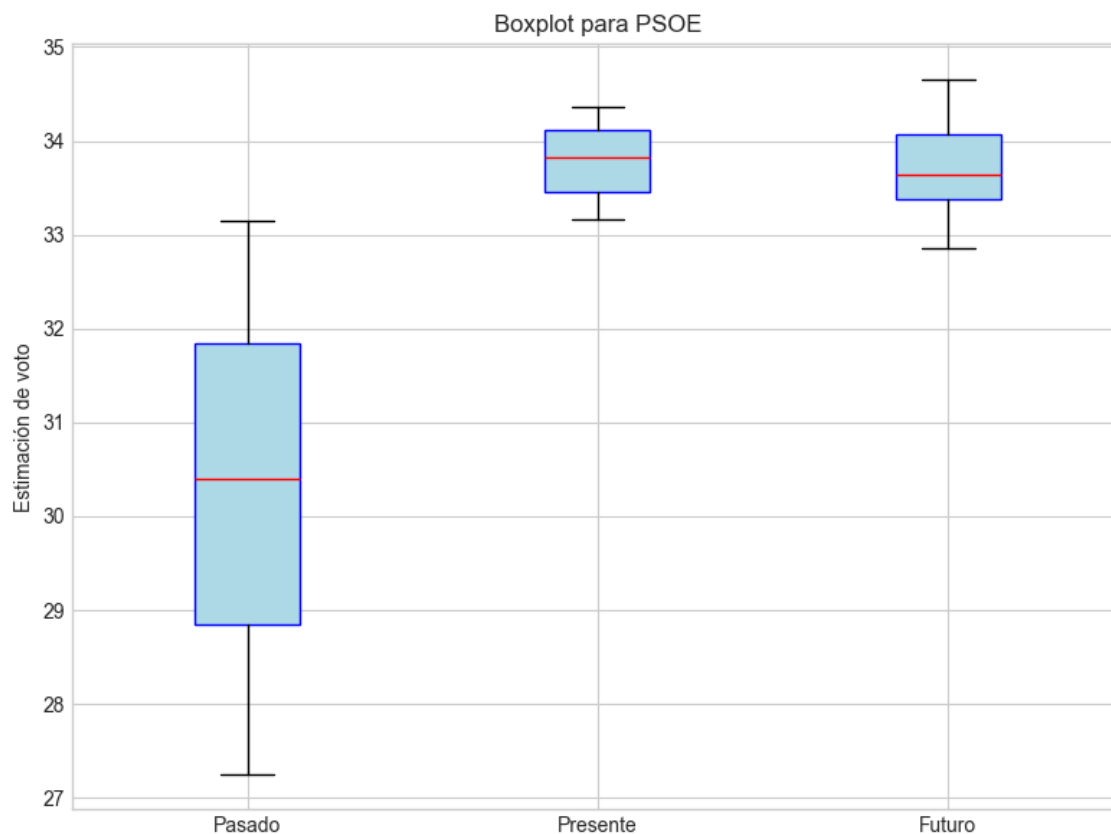
Análisis de la Distribución de Voto

Distribución analítica y global



Distribución global PSOE





Boxplot para PSOE

Resultados para PSOE

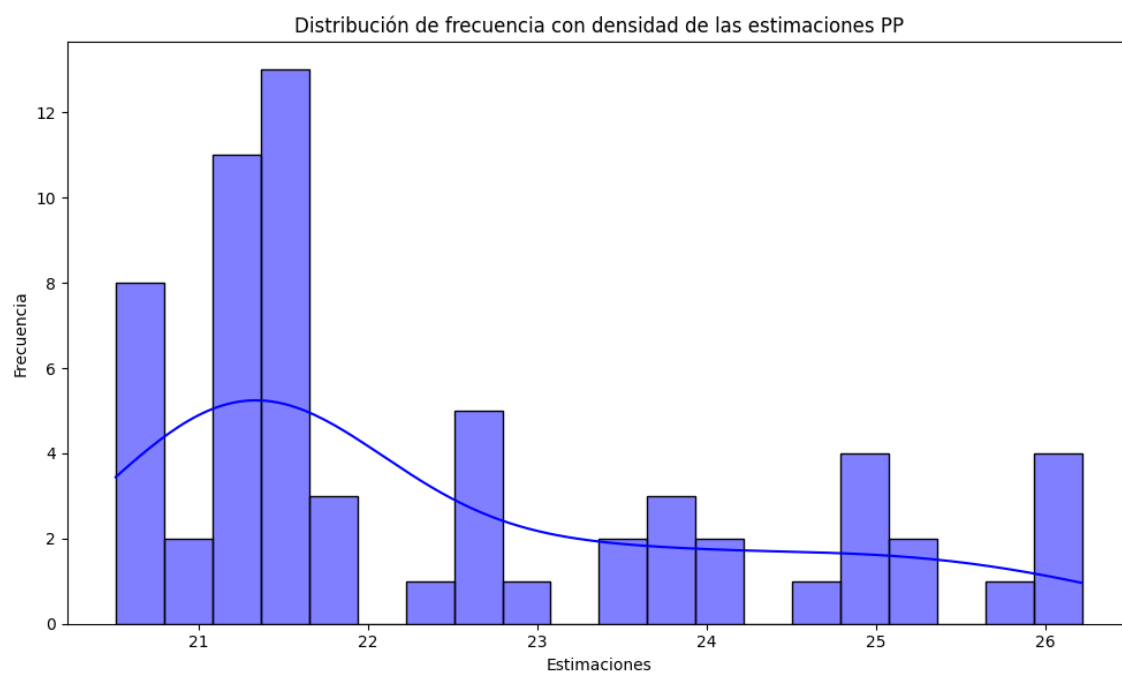
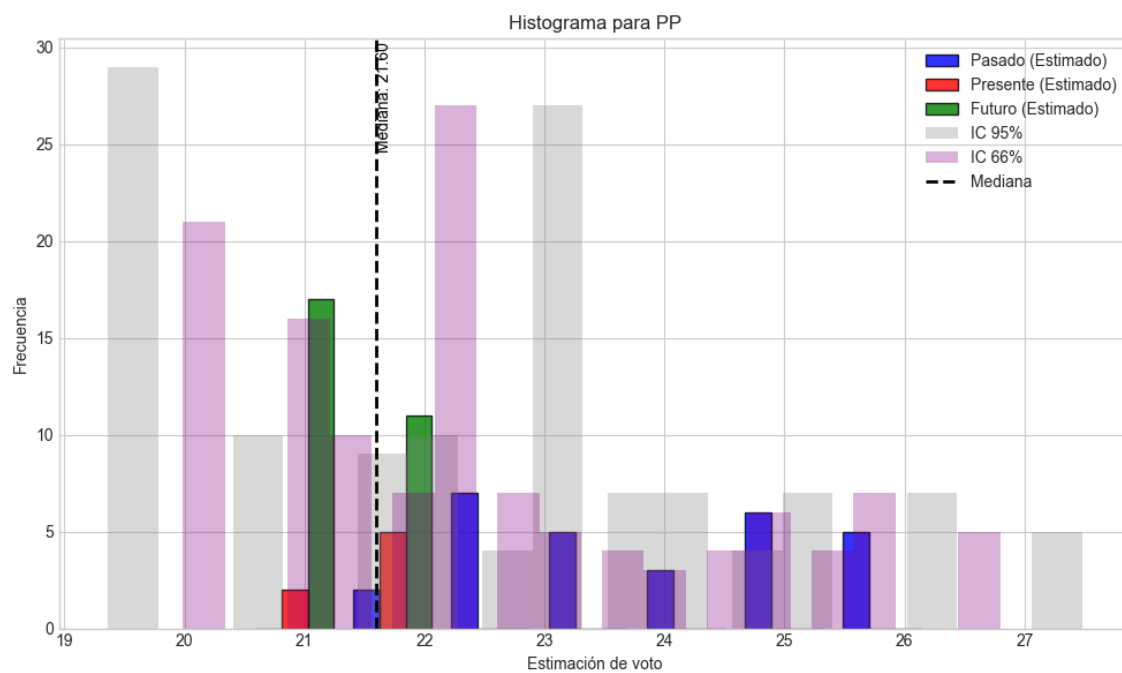
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	30.4736	30.3950	32.2749	33.1500
Presente	33.7843	33.8300		
Futuro	33.6989	33.6450		

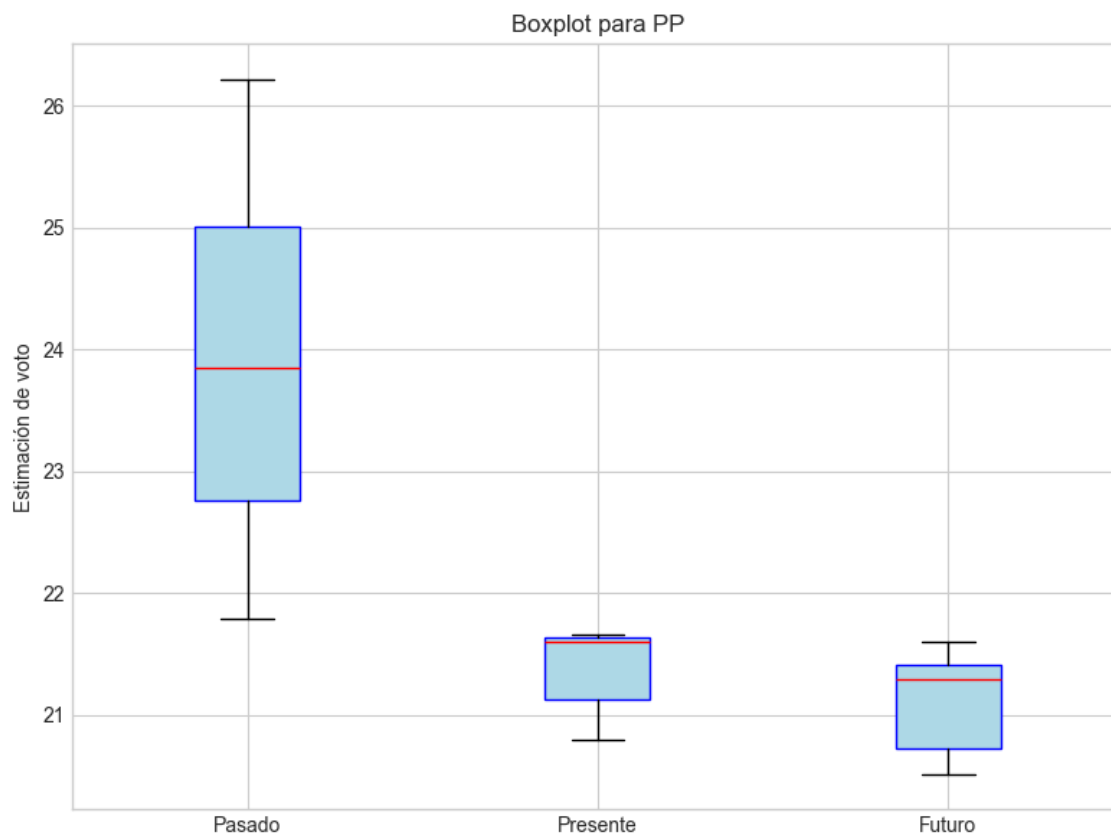
Interpretación de la dispersión: La dispersión es baja, los valores están muy concentrados en torno a la media. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para PSOE

Indicador	Valor
Varianza	4.0682
Desviación estándar	2.0170
Coeficiente de Variación (CV)	0.0625
Asimetría (Skewness)	-0.9385
Curtosis	-0.3639
Rango Intercuartílico (IQR)	2.7300
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.9200

Distribución analítica y global





Boxplot para PP

Resultados para PP

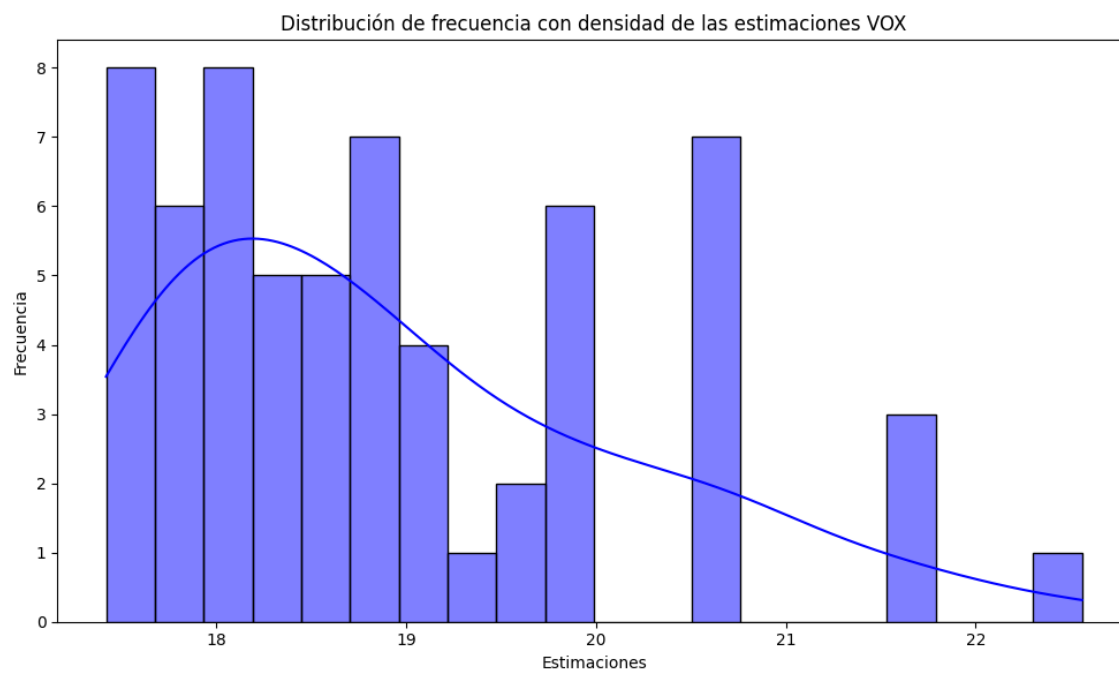
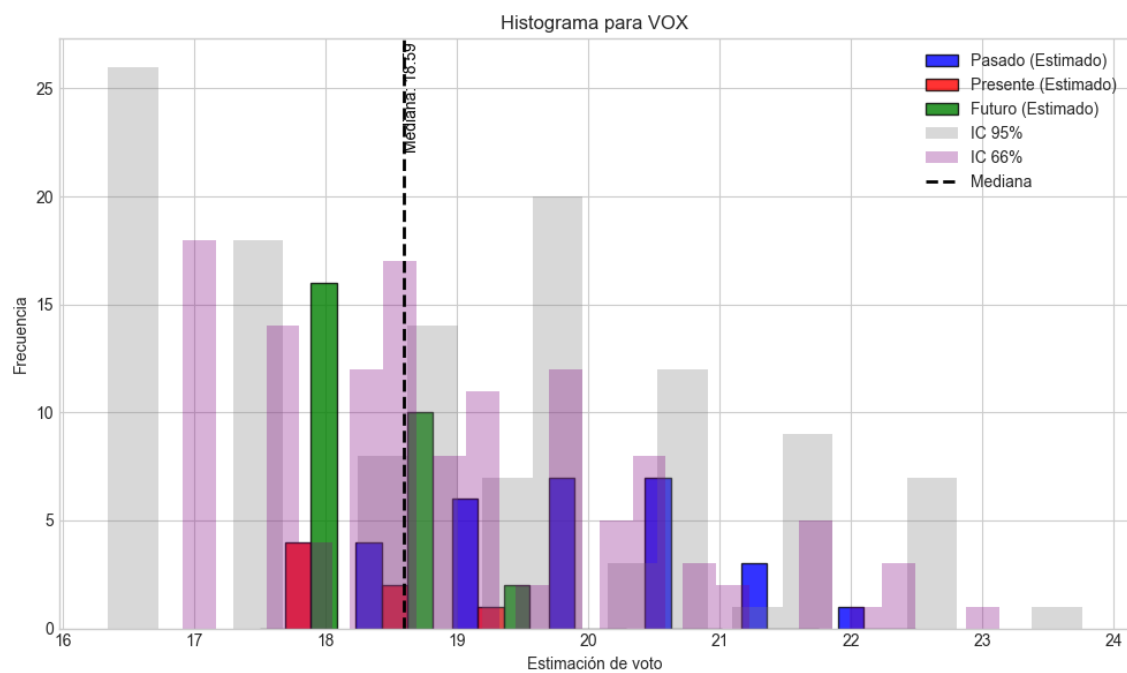
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	24.0214	23.8500	22.4500	21.6000
Presente	21.3700	21.6000		
Futuro	21.1486	21.2950		

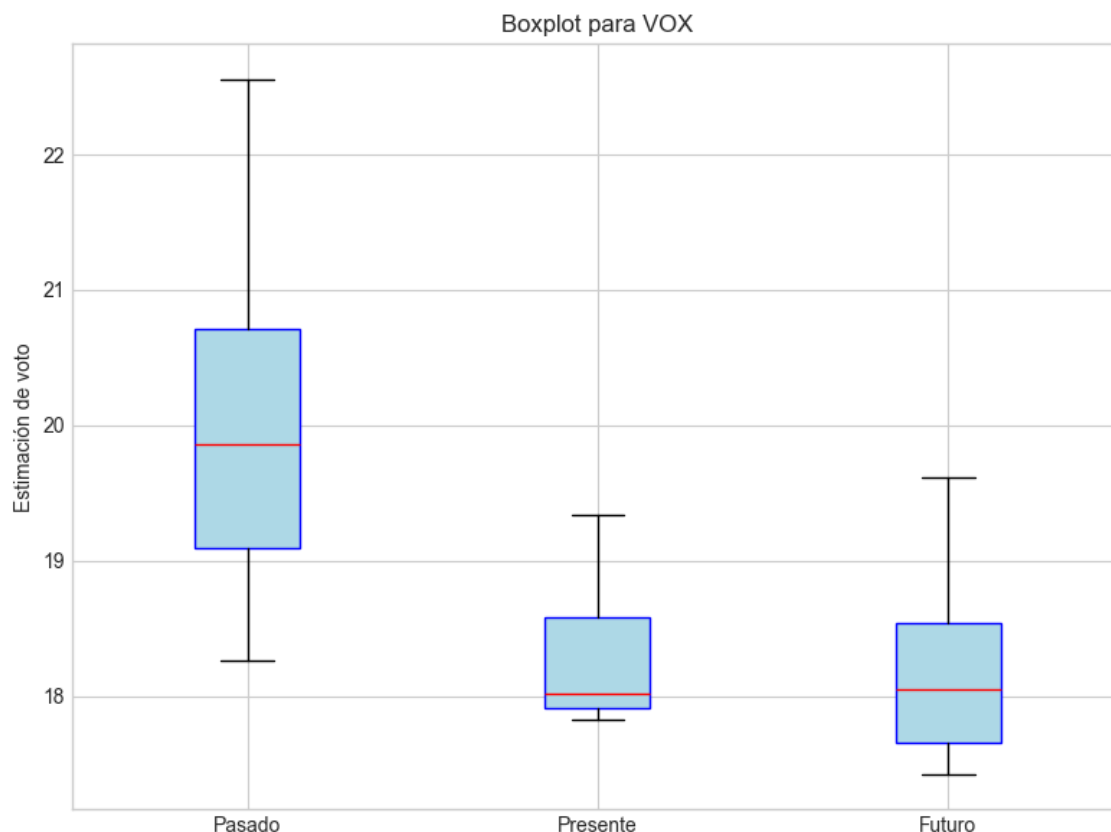
Interpretación de la dispersión: La dispersión es baja, los valores están muy concentrados en torno a la media. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para PP

Indicador	Valor
Varianza	2.8756
Desviación estándar	1.6958
Coeficiente de Variación (CV)	0.0755
Asimetría (Skewness)	0.8557
Curtosis	-0.5699
Rango Intercuartílico (IQR)	2.3800
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.8900

Distribución analítica y global





Boxplot para VOX

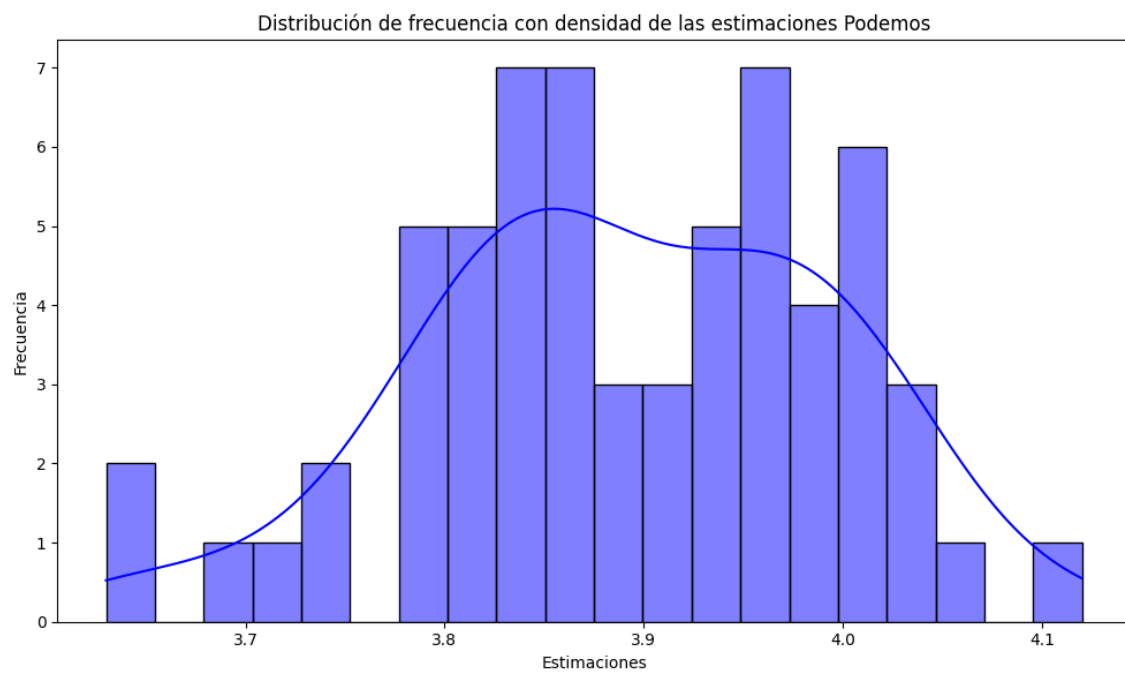
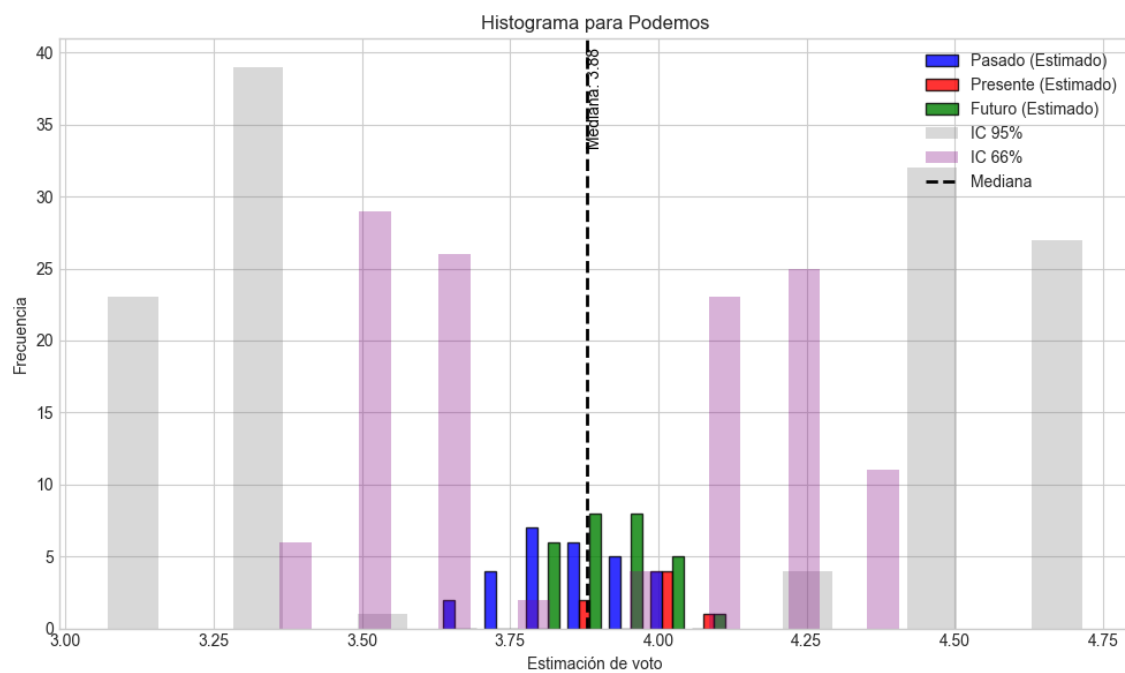
Resultados para VOX

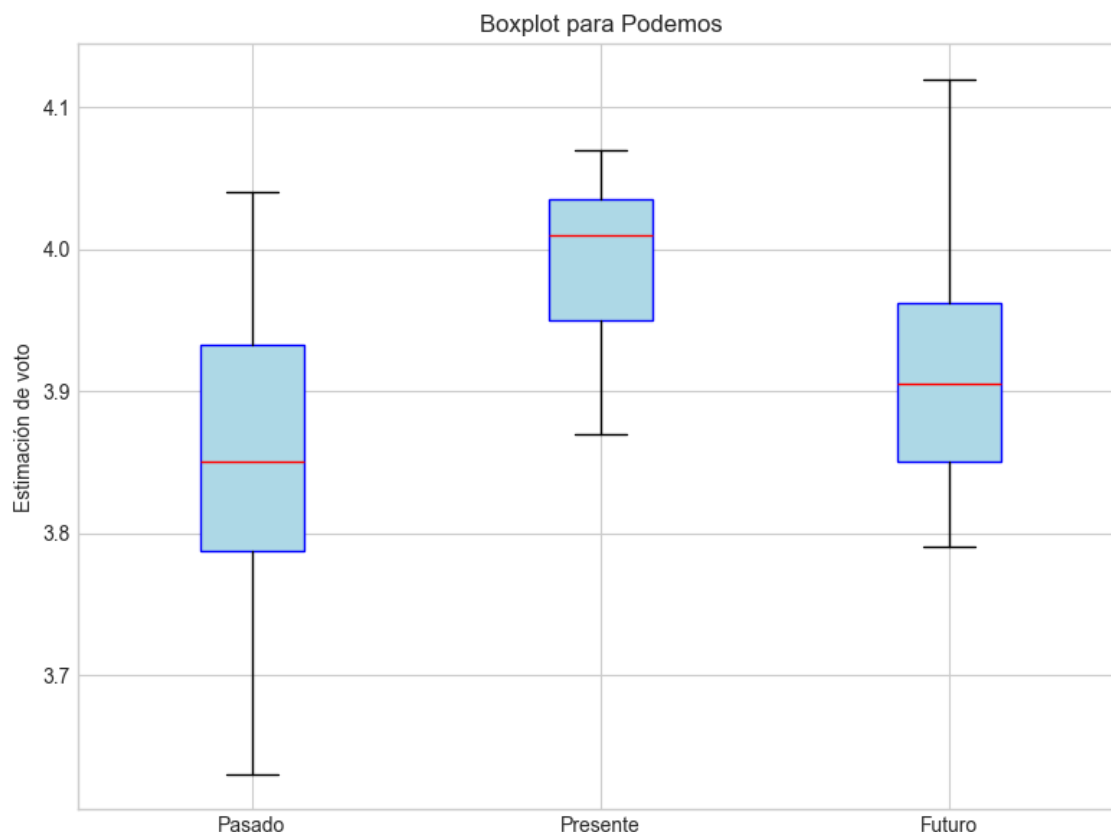
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	19.9521	19.8600	18.9557	18.5900
Presente	18.3100	18.0200		
Futuro	18.1207	18.0450		

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 VOX

Indicador	Valor
Varianza	1.5301
Desviación estándar	1.2370
Coefficiente de Variación (CV)	0.0653
Asimetría (Skewness)	0.8862
Curtosis	0.0406
Rango Intercuartílico (IQR)	1.7900
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.7600





Boxplot para Podemos

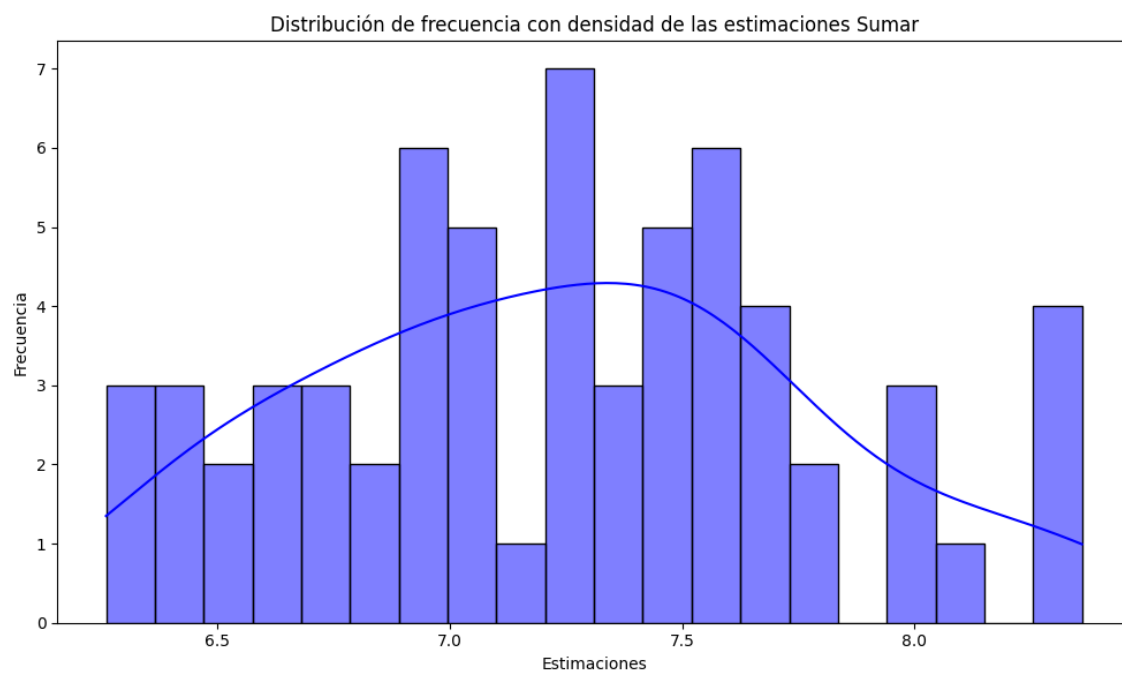
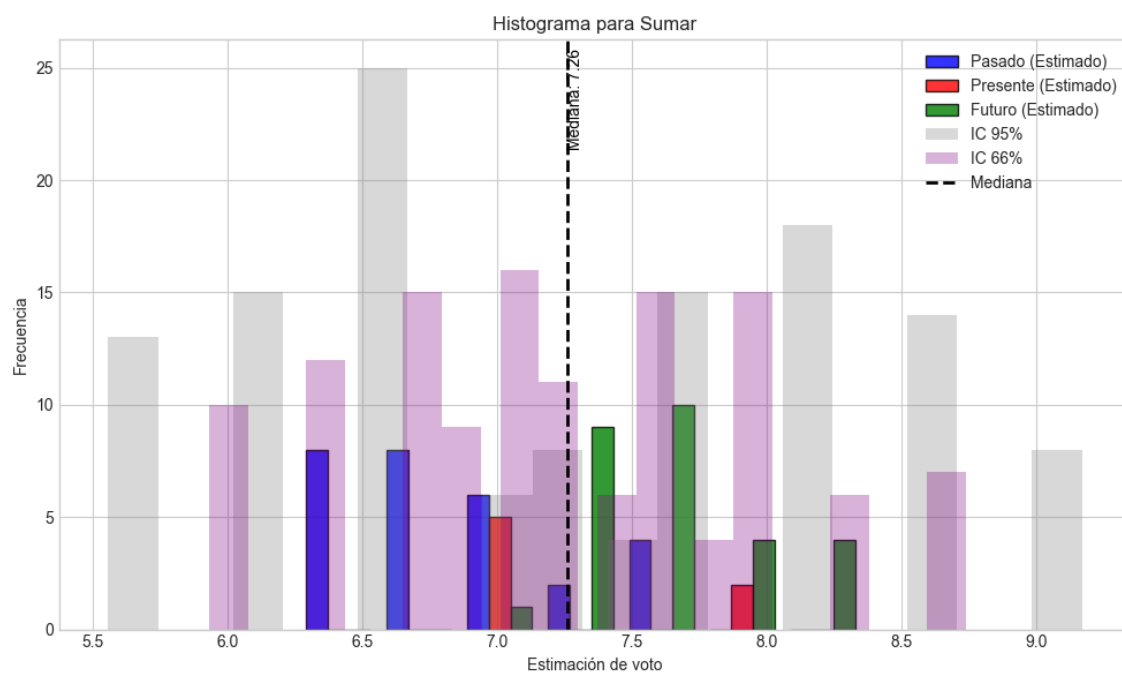
Resultados para Podemos

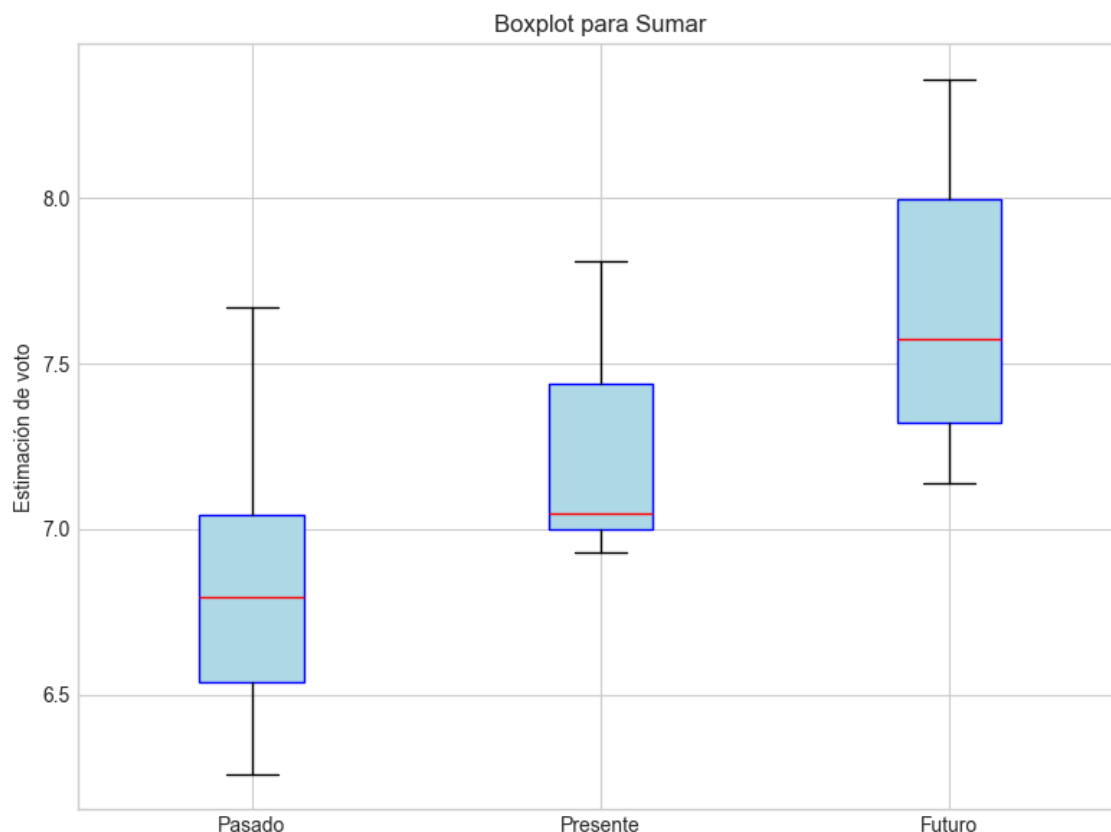
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	3.8507	3.8500	3.8921	3.8800
Presente	3.9886	4.0100		
Futuro	3.9093	3.9050		

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 Podemos

Indicador	Valor
Varianza	0.0106
Desviación estándar	0.1029
Coeficiente de Variación (CV)	0.0264
Asimetría (Skewness)	-0.2453
Curtosis	-0.2440
Rango Intercuartílico (IQR)	0.1450
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0700





Boxplot para Sumar

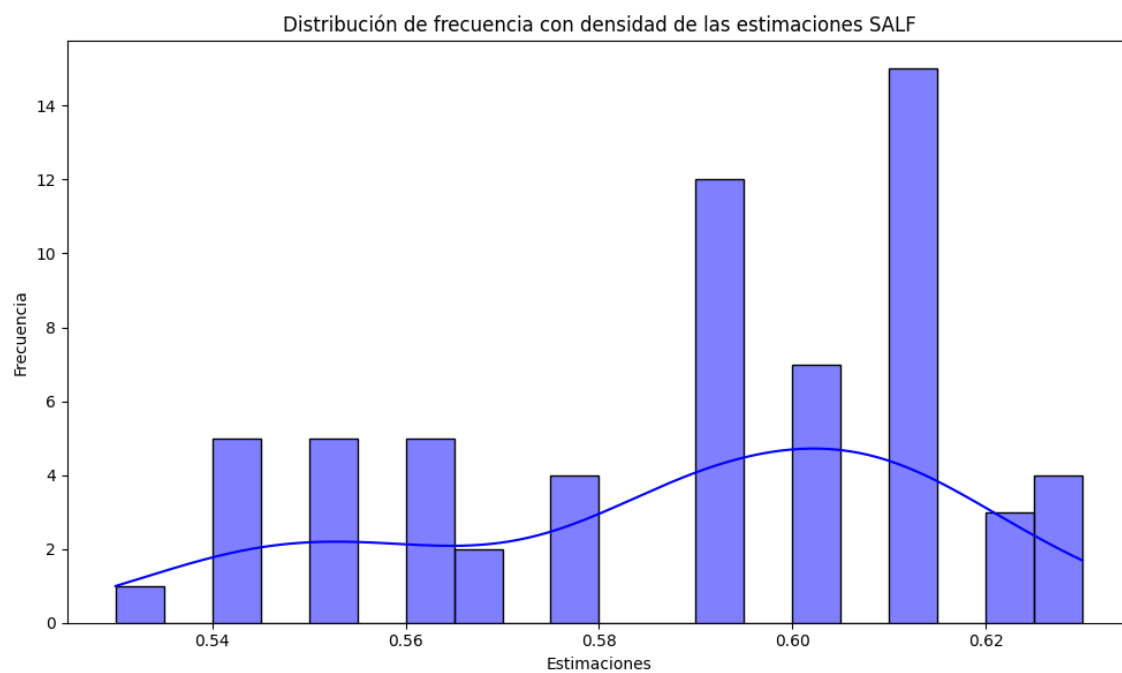
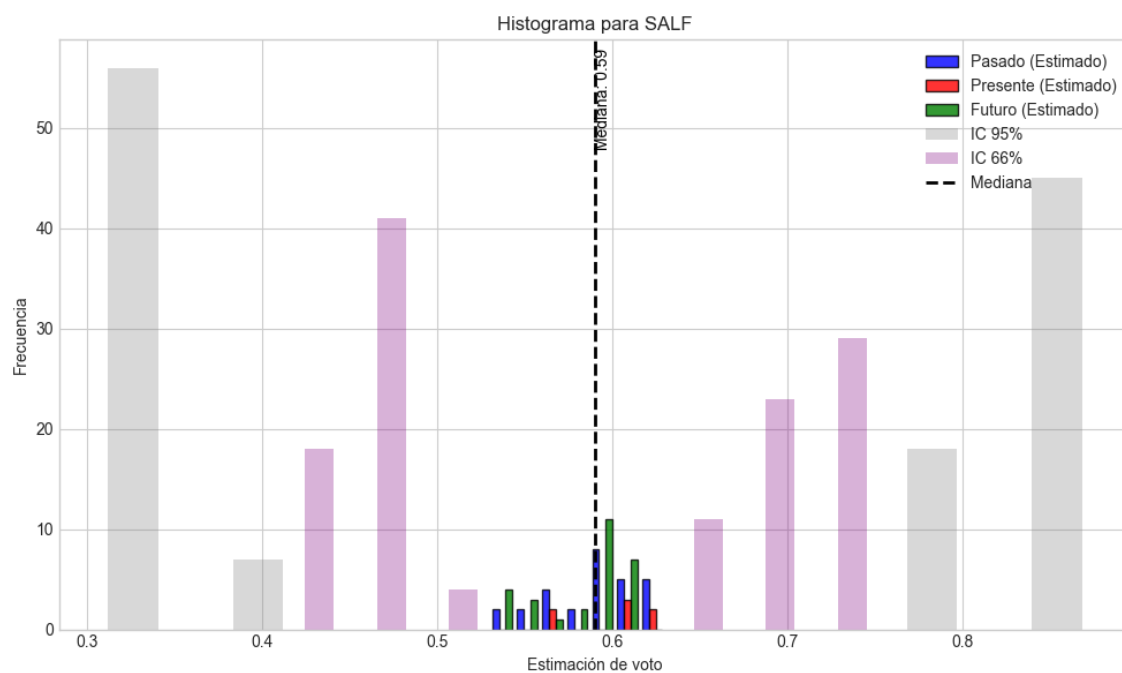
Resultados para Sumar

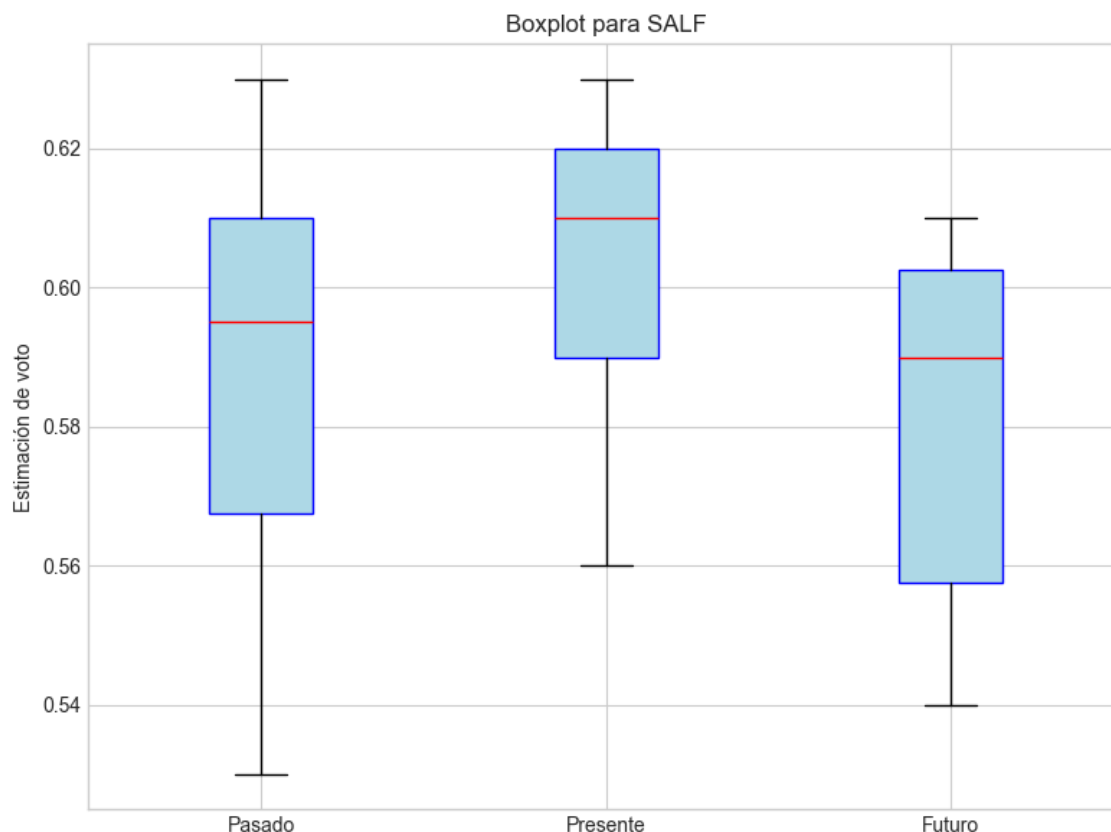
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	6.8489	6.7950	7.2452	7.2600
Presente	7.2386	7.0500		
Futuro	7.6432	7.5750		

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 Sumar

Indicador	Valor
Varianza	0.2895
Desviación estándar	0.5381
Coefficiente de Variación (CV)	0.0743
Asimetría (Skewness)	0.1828
Curtosis	-0.6306
Rango Intercuartílico (IQR)	0.7350
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.3600





Boxplot para SALF

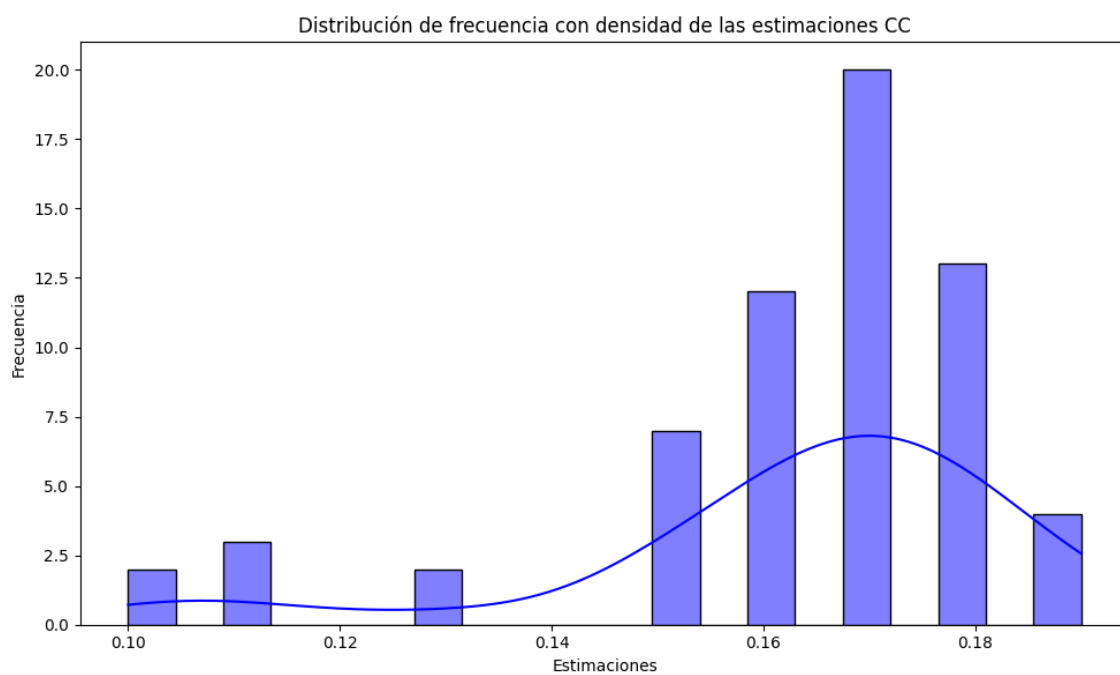
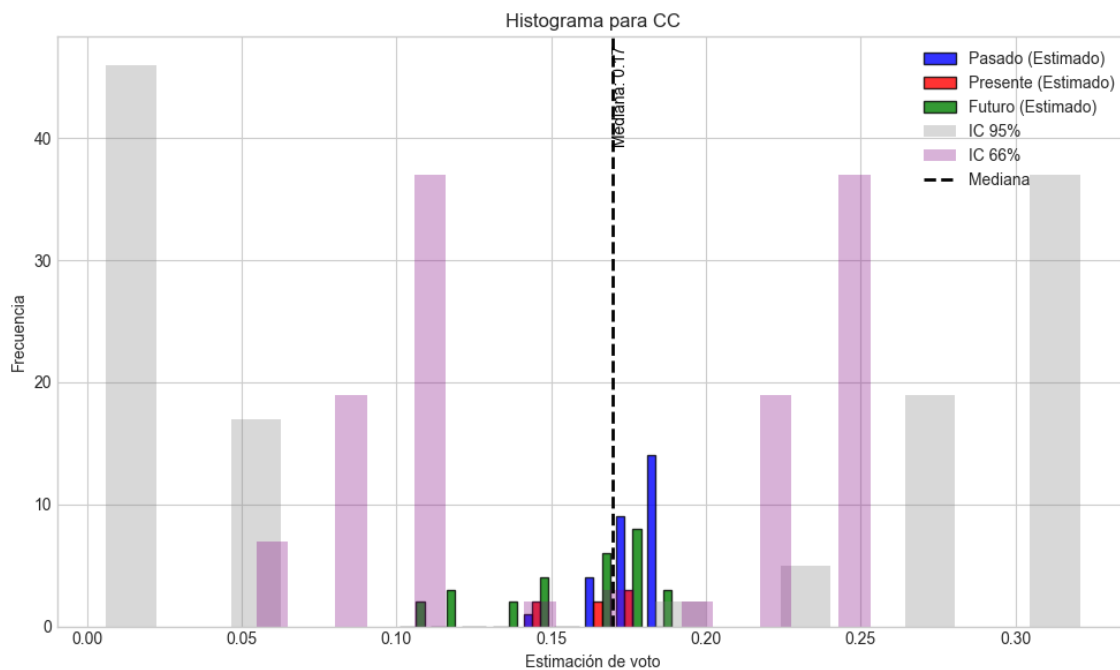
Resultados para SALF

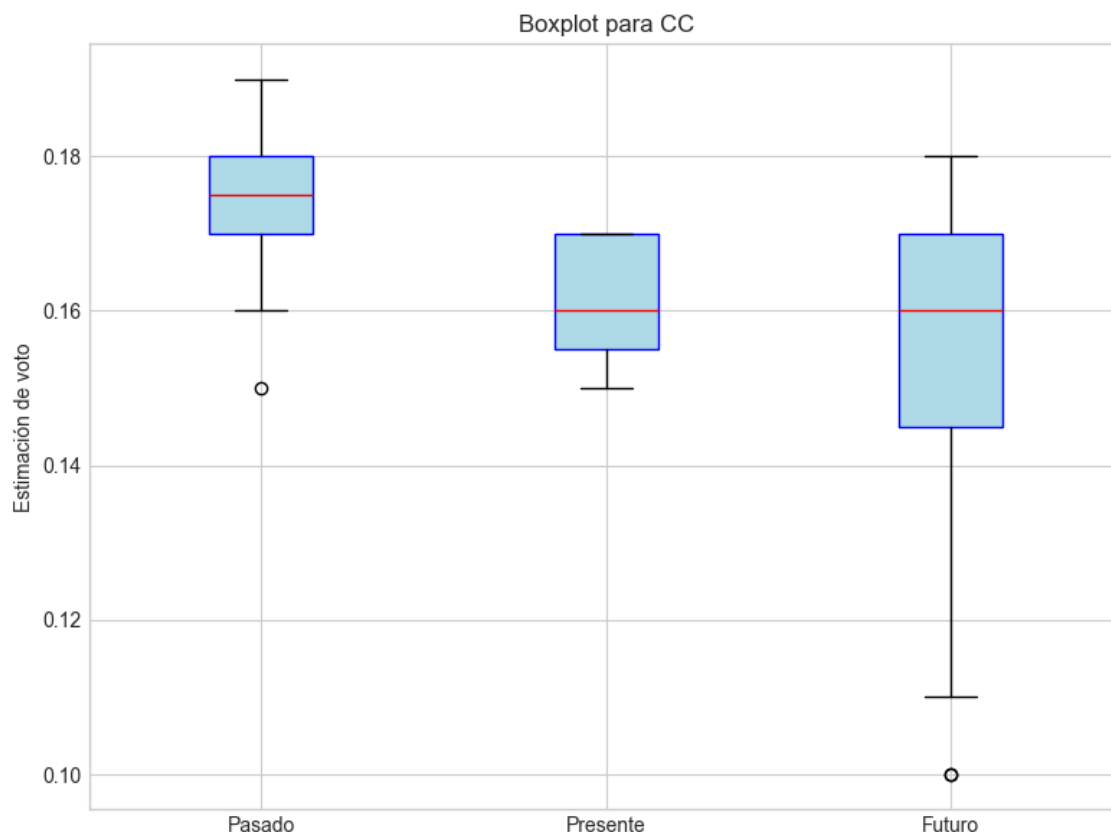
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	0.5896	0.5950	0.5881	0.5900
Presente	0.6029	0.6100		
Futuro	0.5829	0.5900		

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	0.0007
Desviación estándar	0.0271
Coefficiente de Variación (CV)	0.0460
Asimetría (Skewness)	-0.4864
Curtosis	-0.8253
Rango Intercuartílico (IQR)	0.0450
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0200





Boxplot para CC

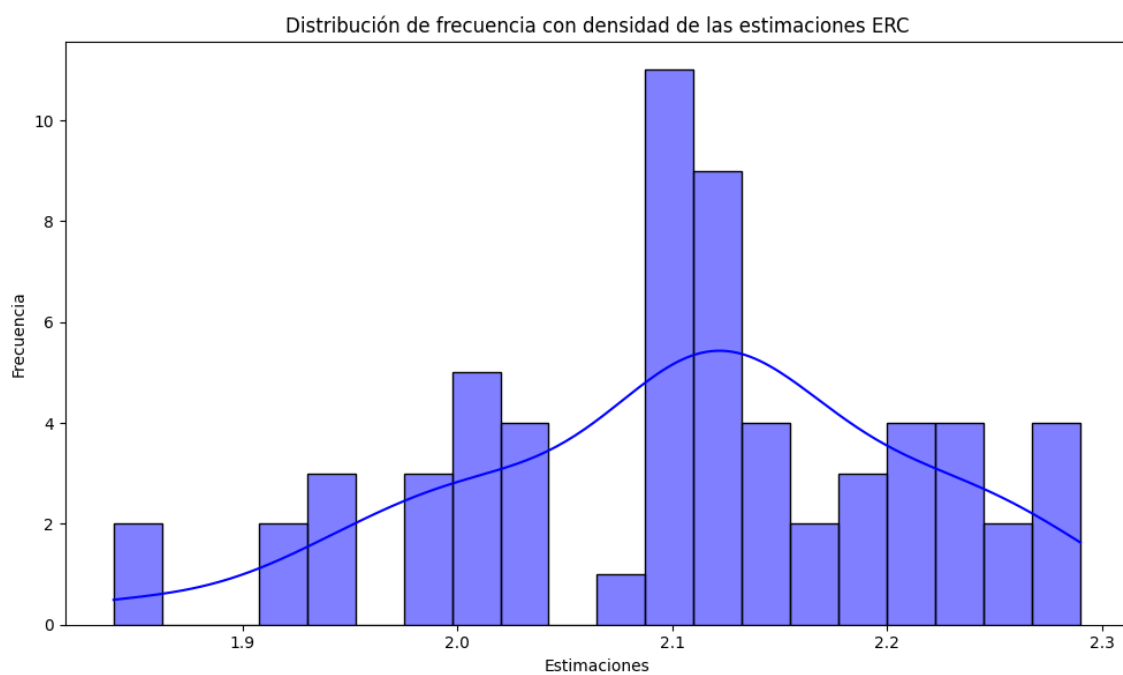
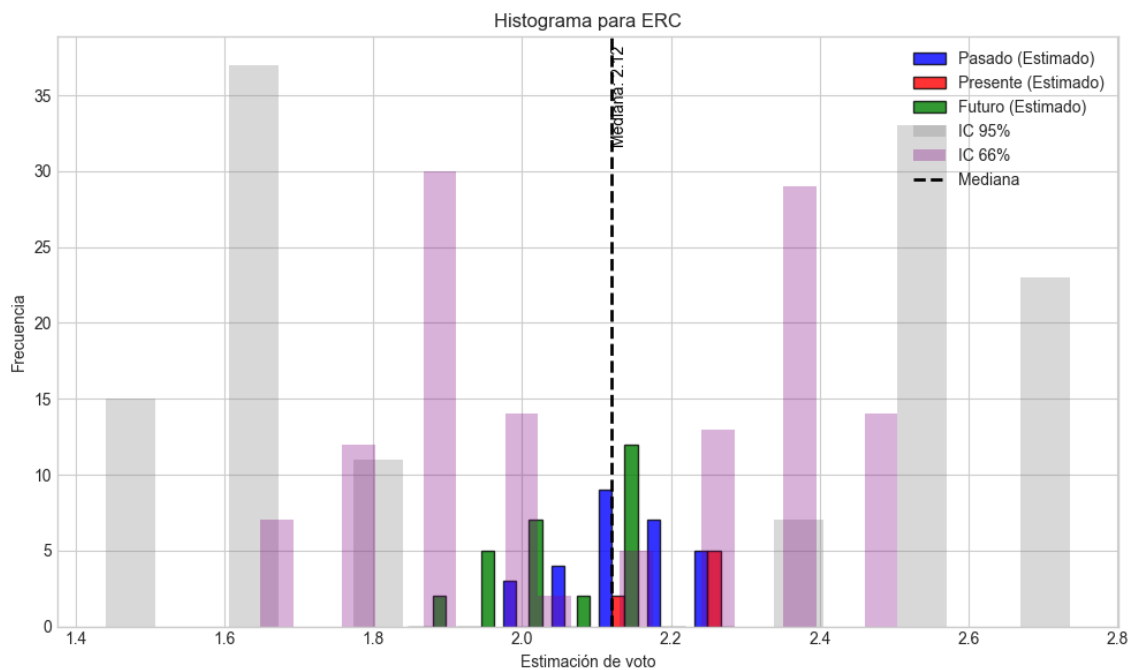
Resultados para CC

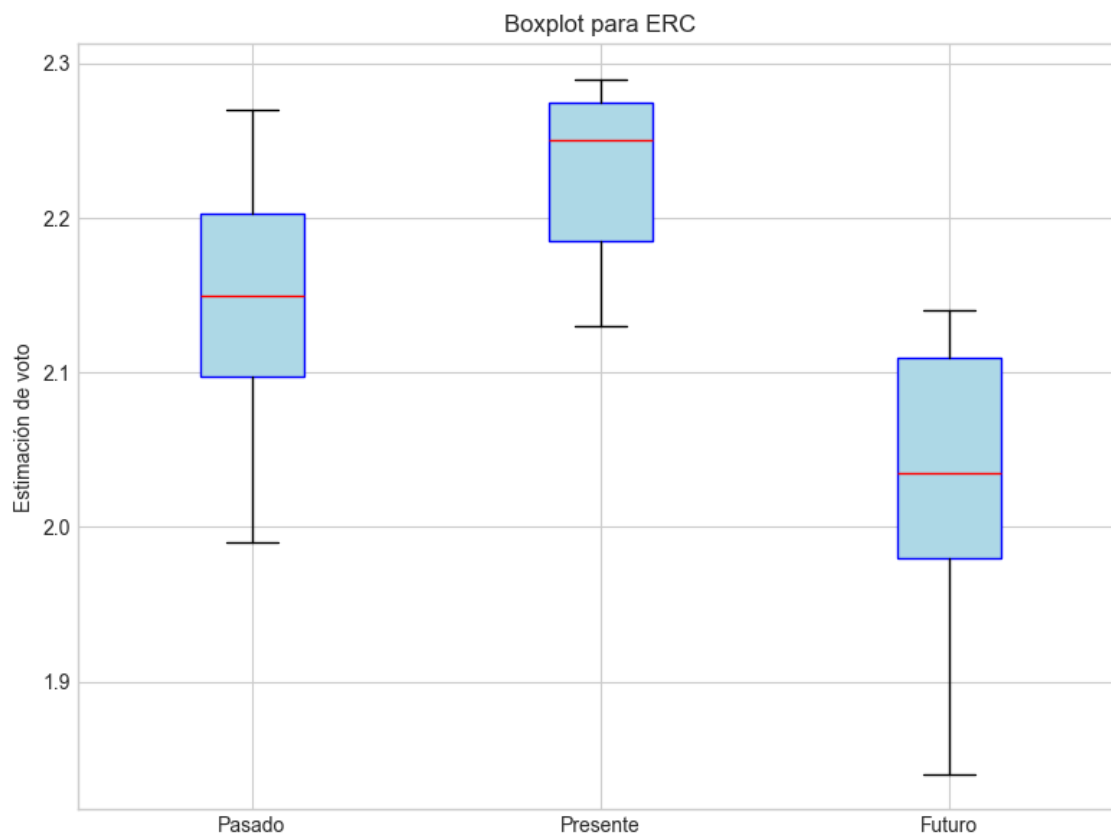
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	0.1743	0.1750	0.1629	0.1700
Presente	0.1614	0.1600		
Futuro	0.1518	0.1600		

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 CC

Indicador	Valor
Varianza	0.0004
Desviación estándar	0.0211
Coefficiente de Variación (CV)	0.1293
Asimetría (Skewness)	-1.5207
Curtosis	2.0459
Rango Intercuartílico (IQR)	0.0200
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0100





Boxplot para ERC

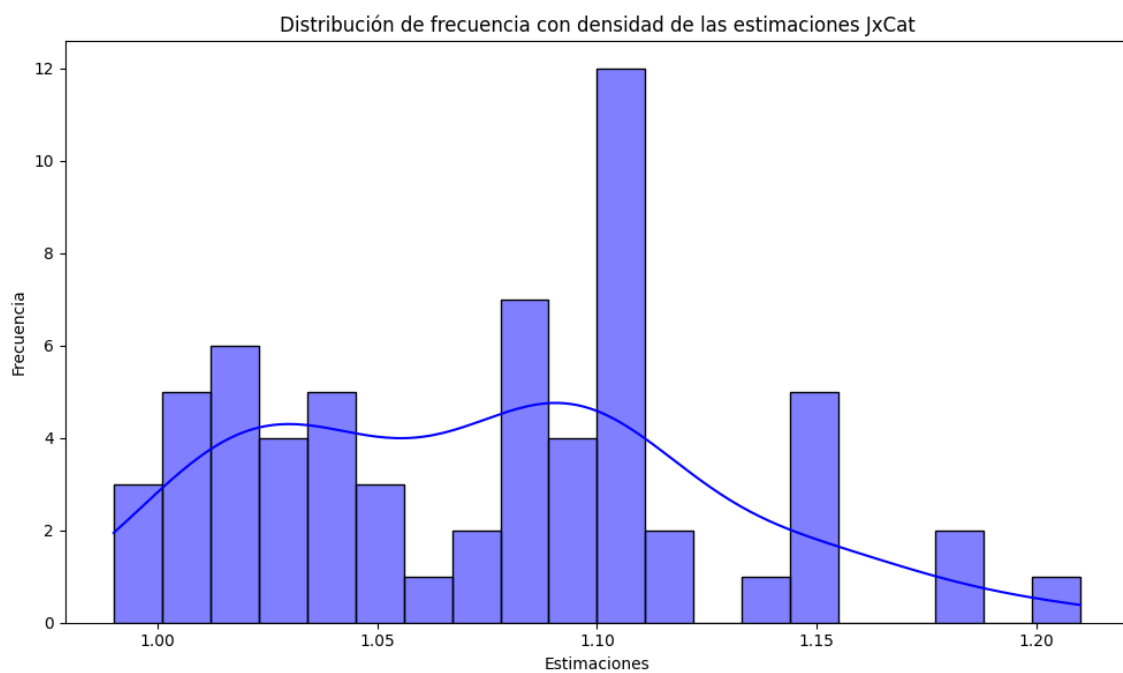
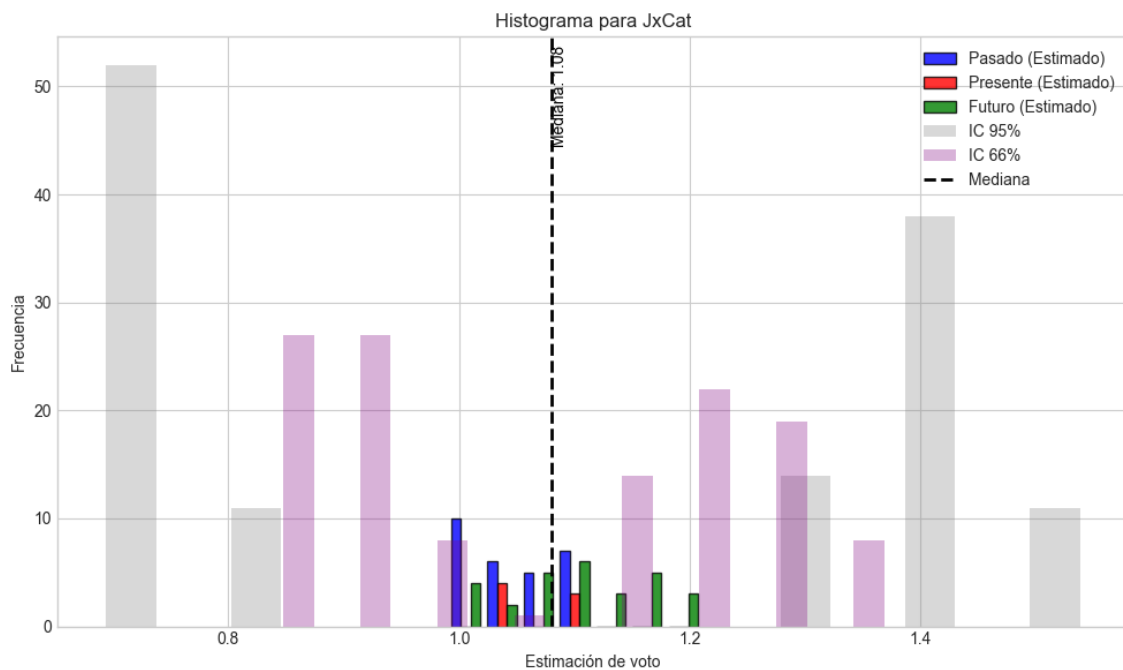
Resultados para ERC

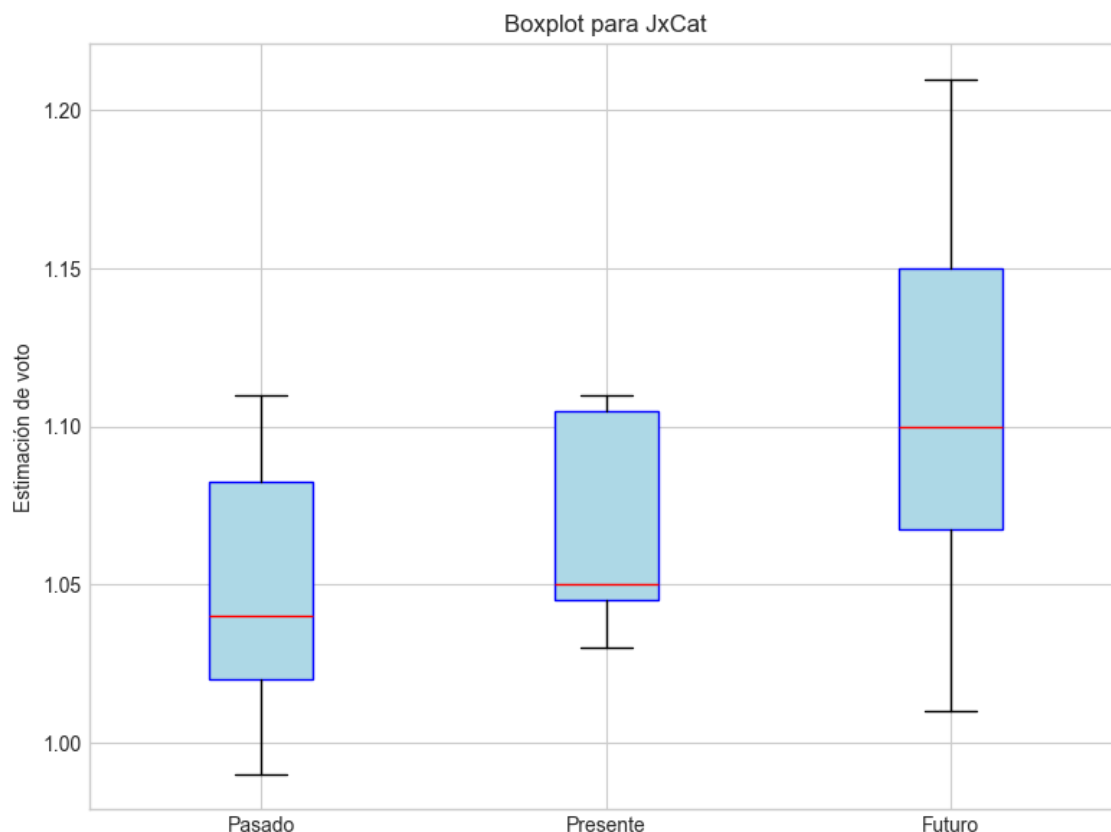
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	2.1471	2.1500	2.1059	2.1200
Presente	2.2271	2.2500		
Futuro	2.0343	2.0350		

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 ERC

Indicador	Valor
Varianza	0.0112
Desviación estándar	0.1058
Coeficiente de Variación (CV)	0.0503
Asimetría (Skewness)	-0.3948
Curtosis	-0.2059
Rango Intercuartílico (IQR)	0.1500
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0800





Boxplot para JxCat

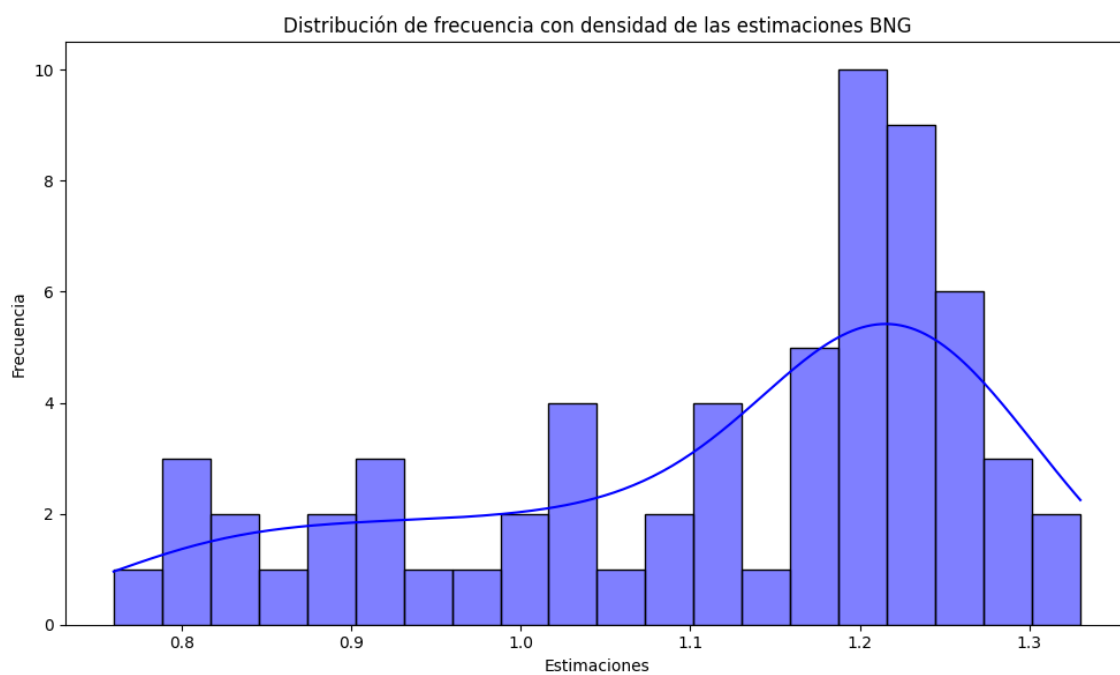
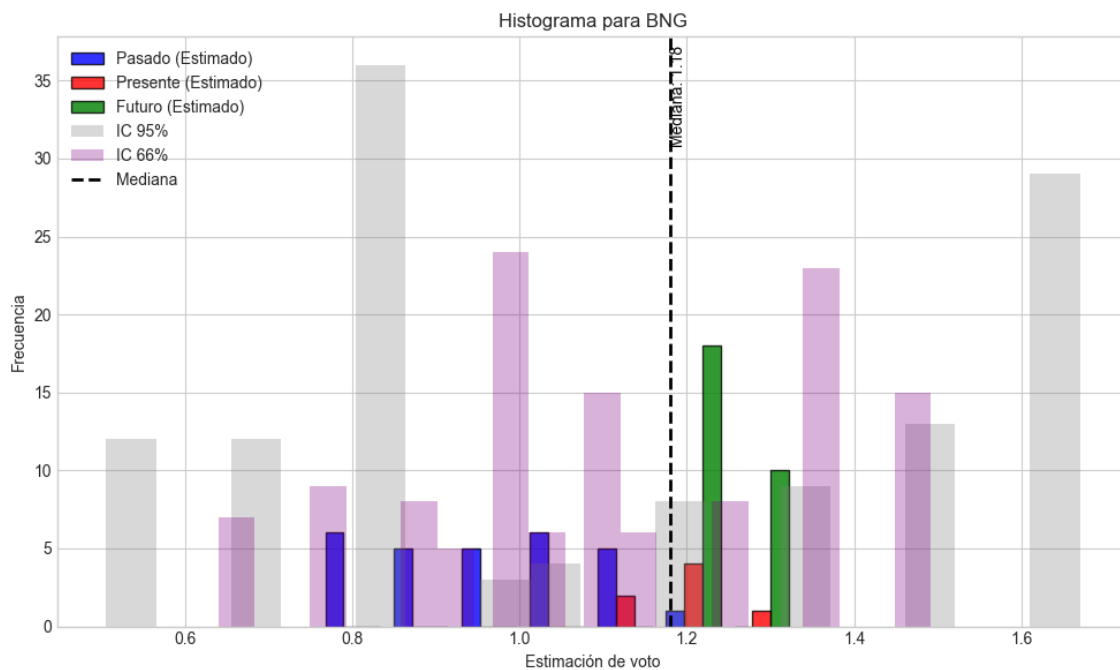
Resultados para JxCat

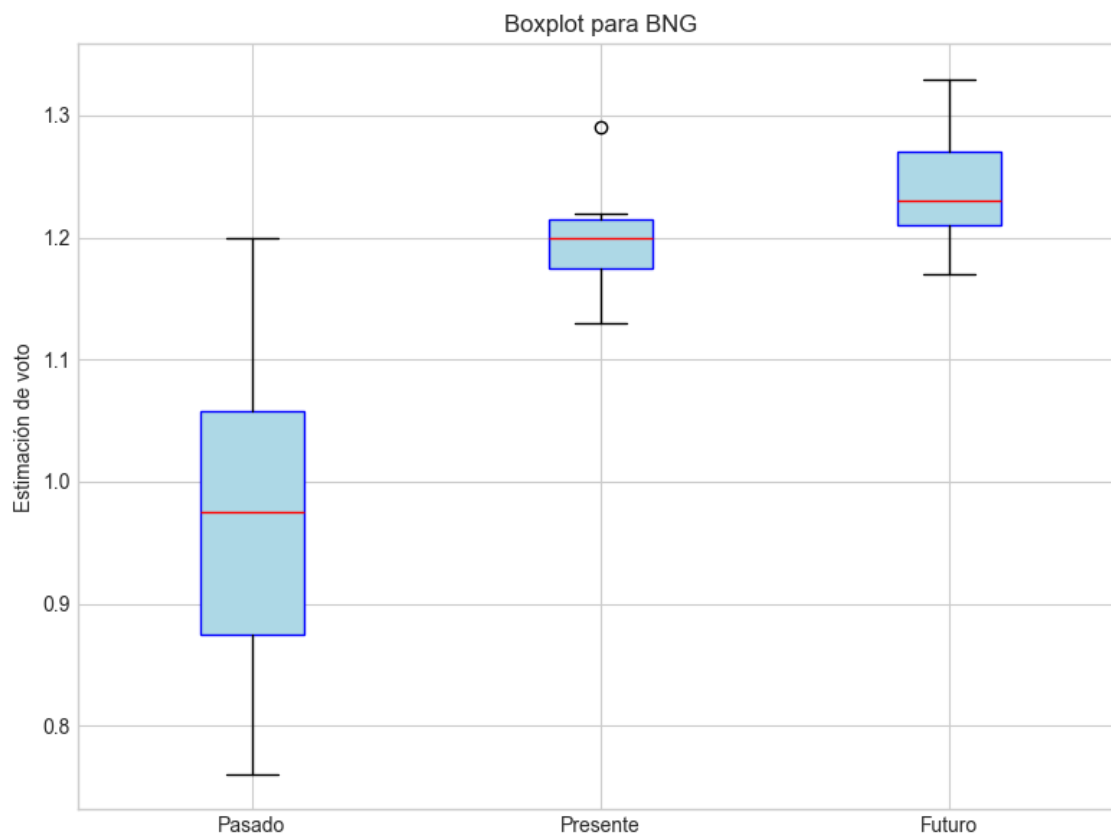
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	1.0507	1.0400	1.0744	1.0800
Presente	1.0700	1.0500		
Futuro	1.0993	1.1000		

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 JxCat

Indicador	Valor
Varianza	0.0026
Desviación estándar	0.0511
Coeficiente de Variación (CV)	0.0475
Asimetría (Skewness)	0.4226
Curtosis	-0.4453
Rango Intercuartílico (IQR)	0.0700
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0400





Boxplot para BNG

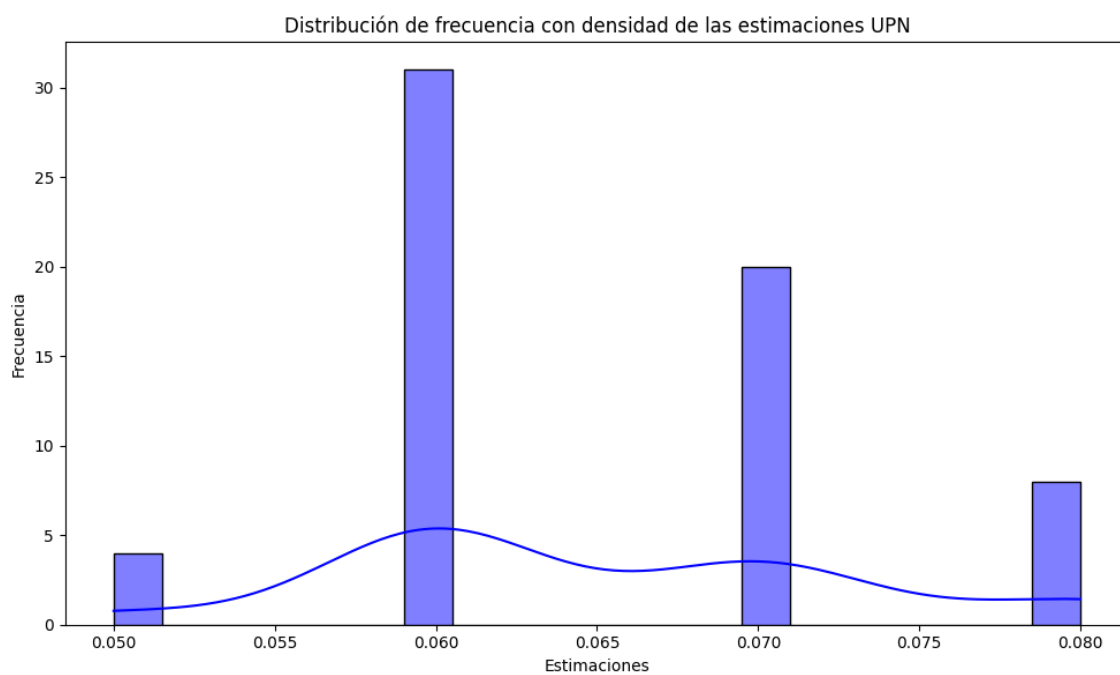
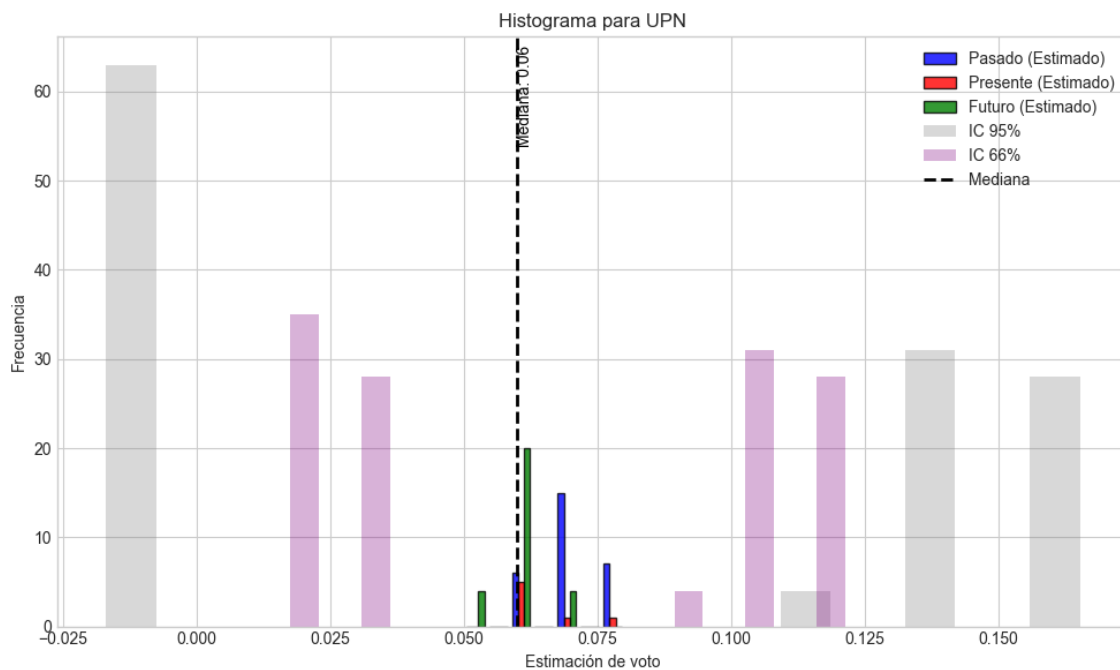
Resultados para BNG

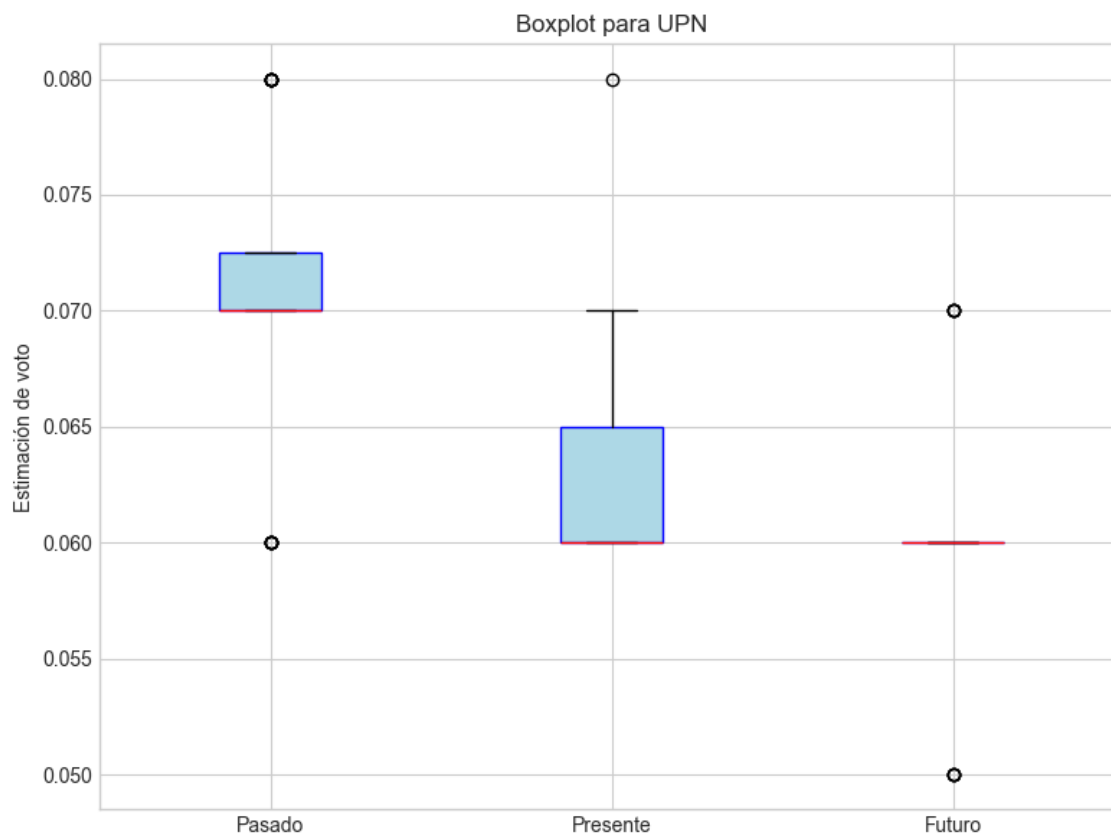
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	0.9693	0.9750	1.1132	1.1800
Presente	1.2000	1.2000		
Futuro	1.2354	1.2300		

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	0.0245
Desviación estándar	0.1565
Coeficiente de Variación (CV)	0.1406
Asimetría (Skewness)	-0.7822
Curtosis	-0.6450
Rango Intercuartílico (IQR)	0.2150
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0800





Boxplot para UPN

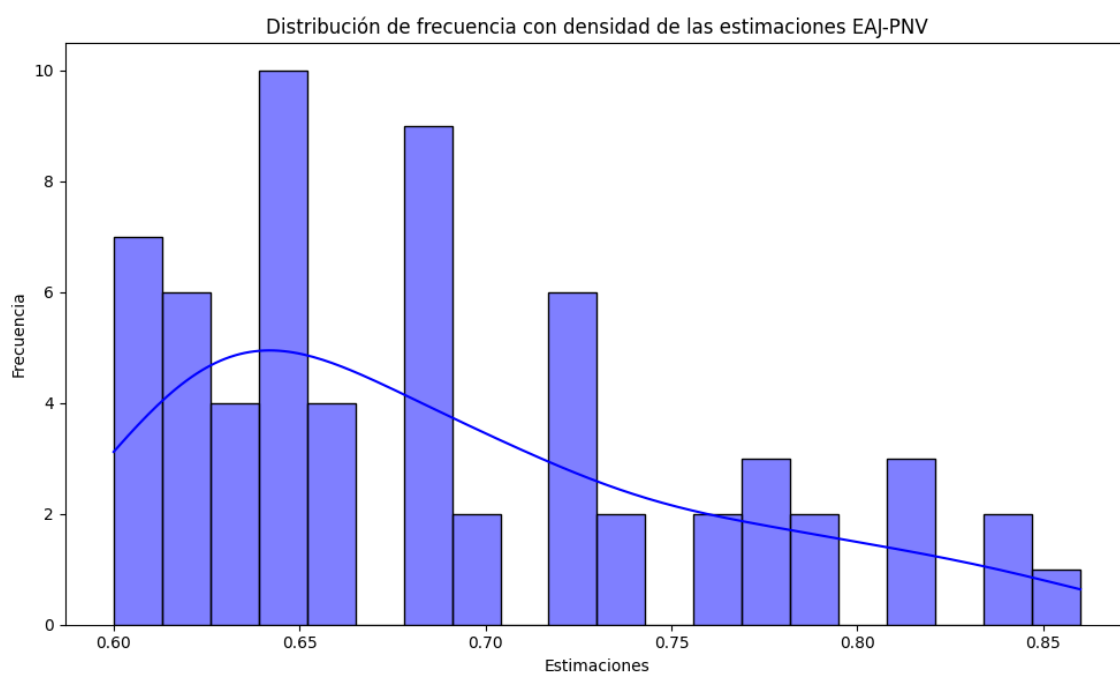
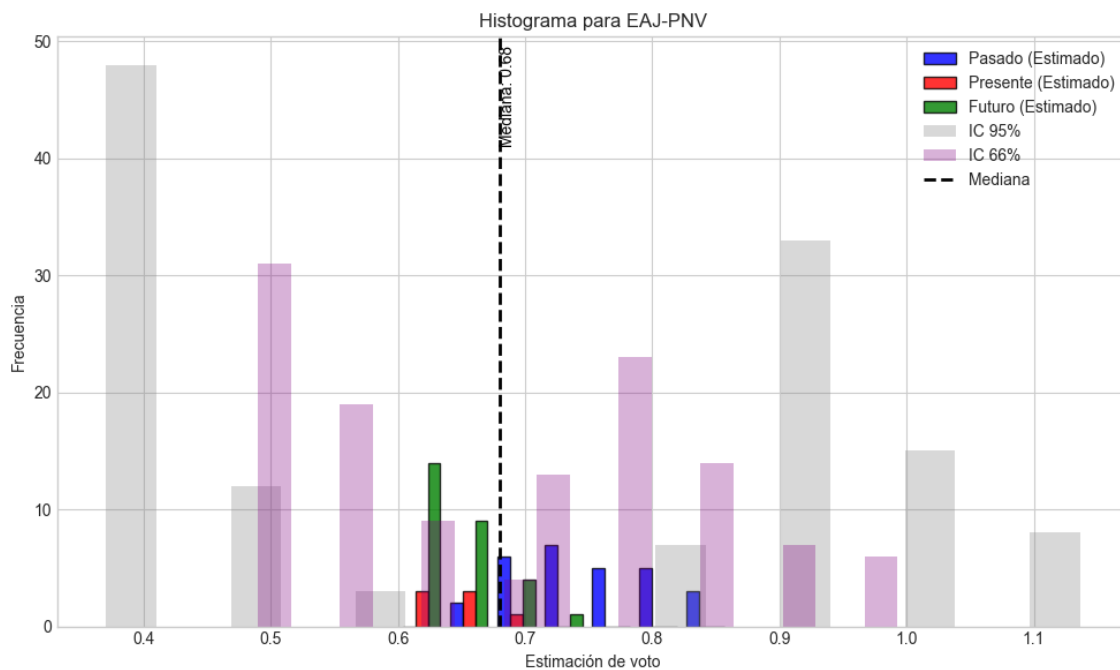
Resultados para UPN

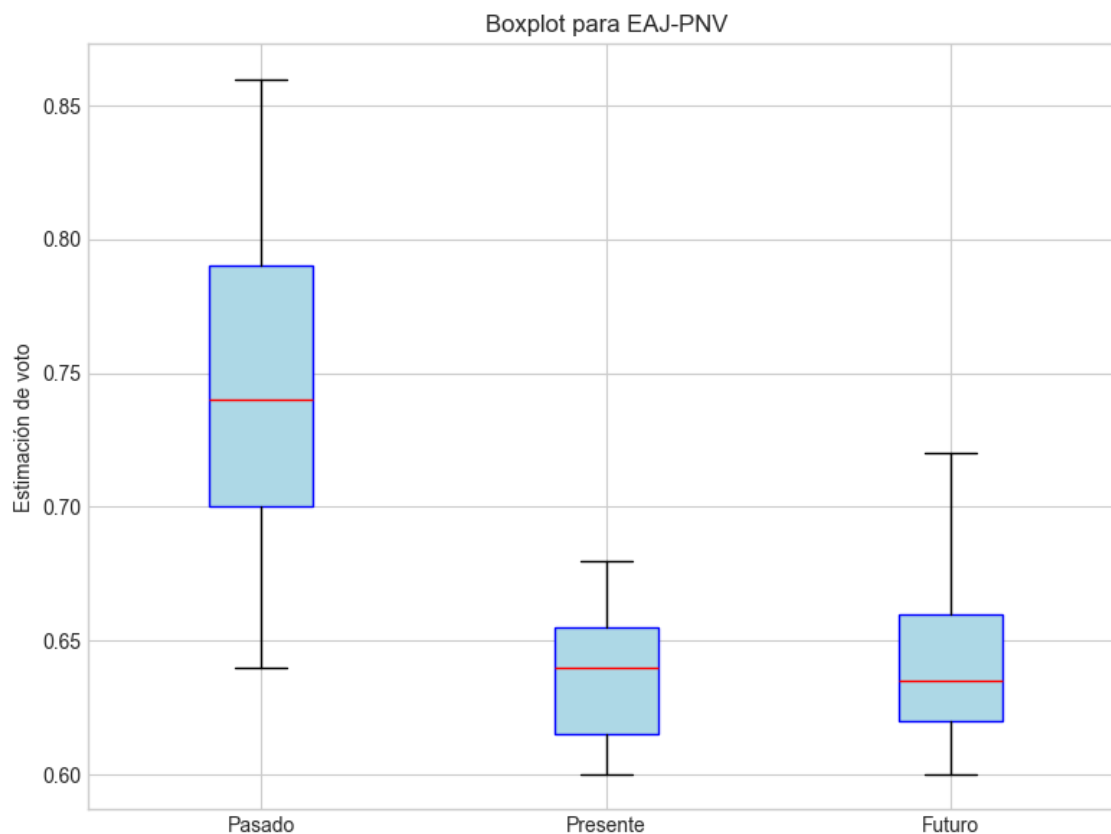
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	0.0704	0.0700	0.0651	0.0600
Presente	0.0643	0.0600		
Futuro	0.0600	0.0600		

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

Estadísticas Descriptivas para UPN

Indicador	Valor
Varianza	0.0001
Desviación estándar	0.0080
Coeficiente de Variación (CV)	0.1230
Asimetría (Skewness)	0.3541
Curtosis	-0.4649
Rango Intercuartílico (IQR)	0.0100
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0100





Boxplot para EAJ-PNV

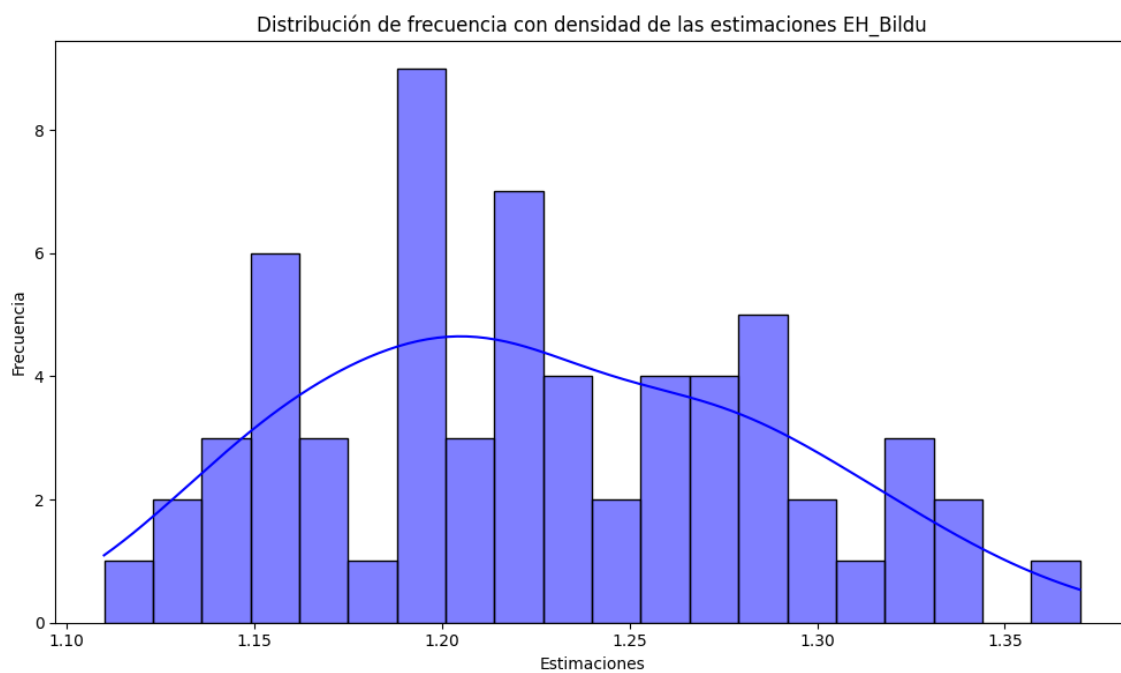
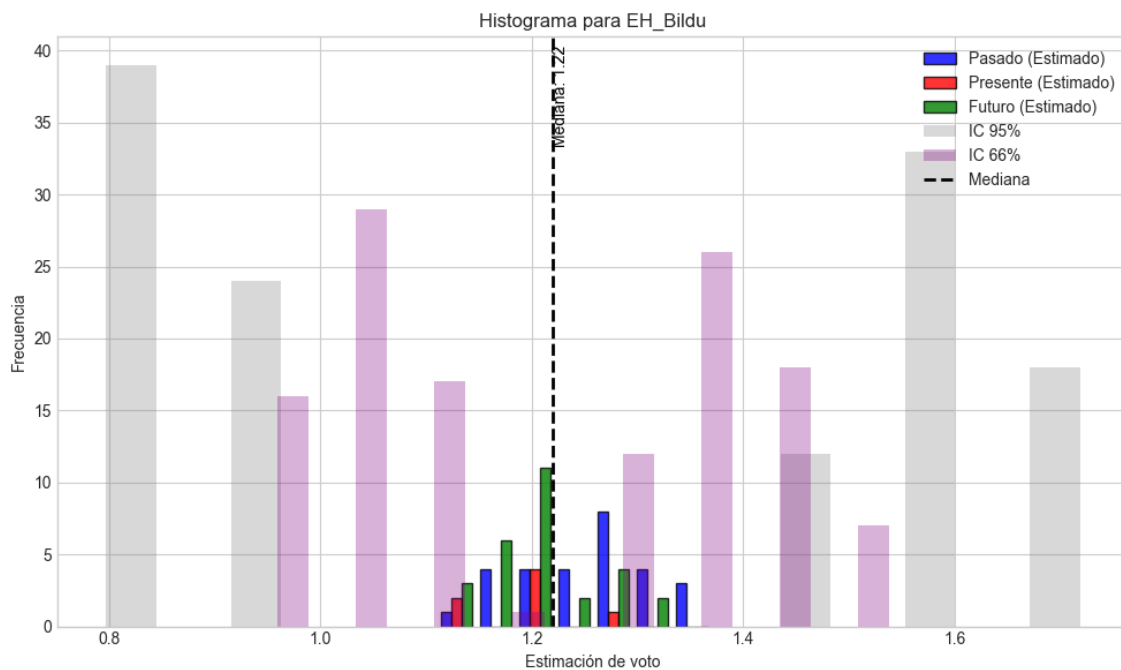
Resultados para EAJ-PNV

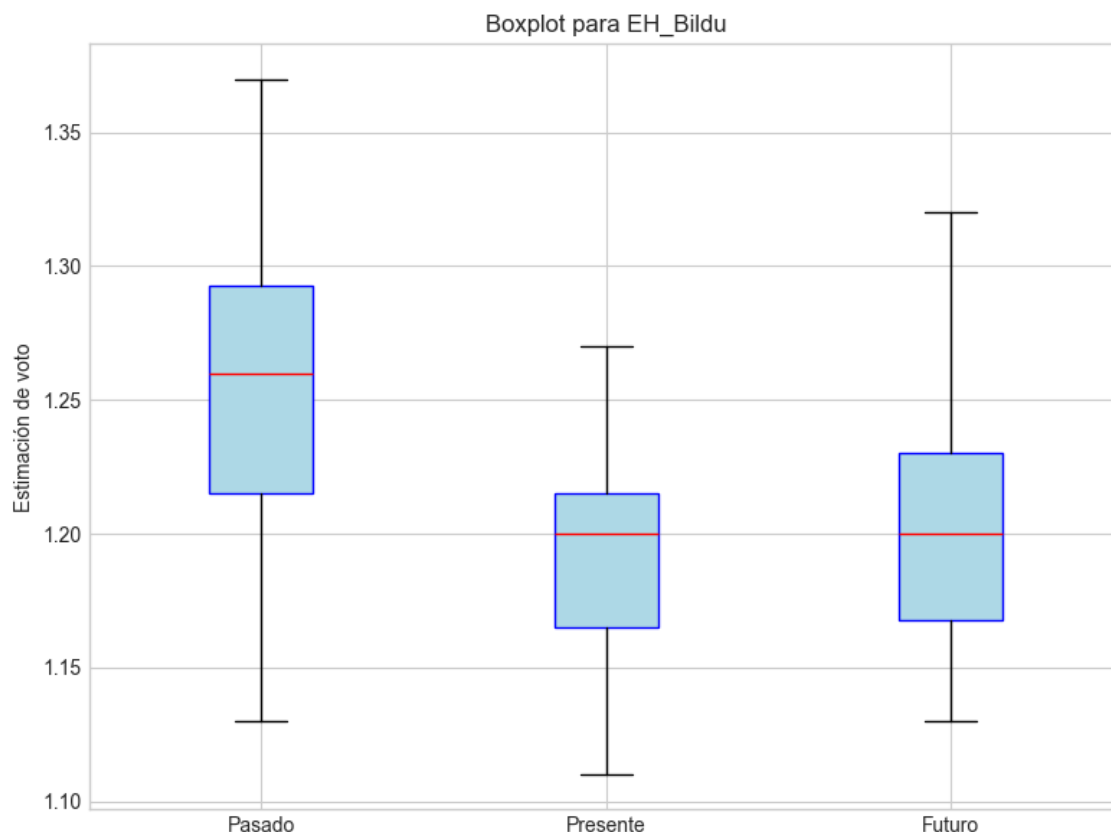
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	0.7454	0.7400	0.6876	0.6800
Presente	0.6371	0.6400		
Futuro	0.6425	0.6350		

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

Estadísticas Descriptivas para EAJ-PNV

Indicador	Valor
Varianza	0.0048
Desviación estándar	0.0692
Coeficiente de Variación (CV)	0.1007
Asimetría (Skewness)	0.7772
Curtosis	-0.3734
Rango Intercuartílico (IQR)	0.0900
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0500





Boxplot para EH_Bildu

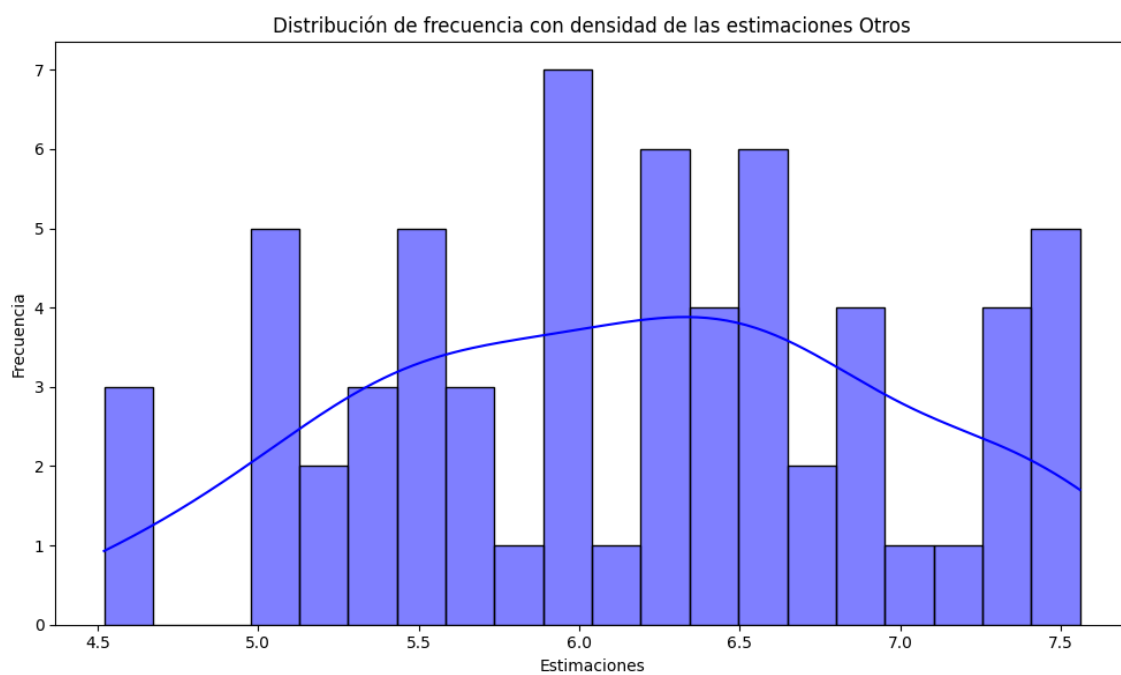
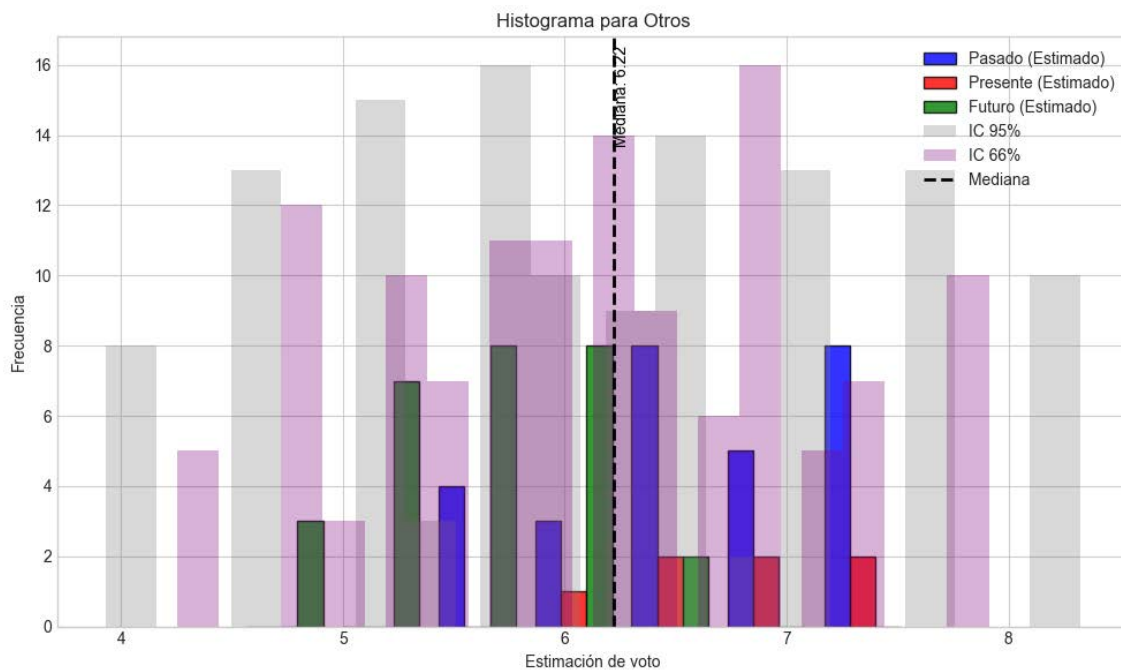
Resultados para EH_Bildu

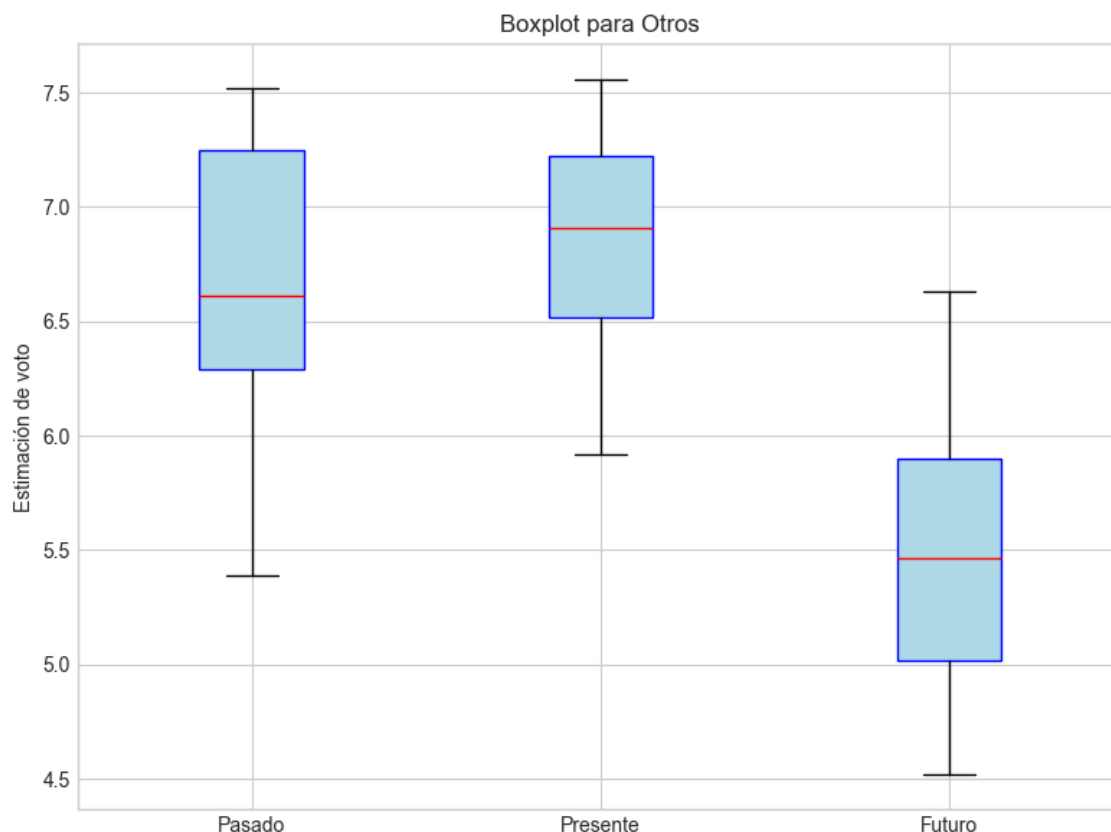
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	1.2536	1.2600	1.2259	1.2200
Presente	1.1914	1.2000		
Futuro	1.2068	1.2000		

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 EH_Bildu

Indicador	Valor
Varianza	0.0037
Desviación estándar	0.0606
Coeficiente de Variación (CV)	0.0494
Asimetría (Skewness)	0.2517
Curtosis	-0.7016
Rango Intercuartílico (IQR)	0.0850
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.0500





Boxplot para Otros

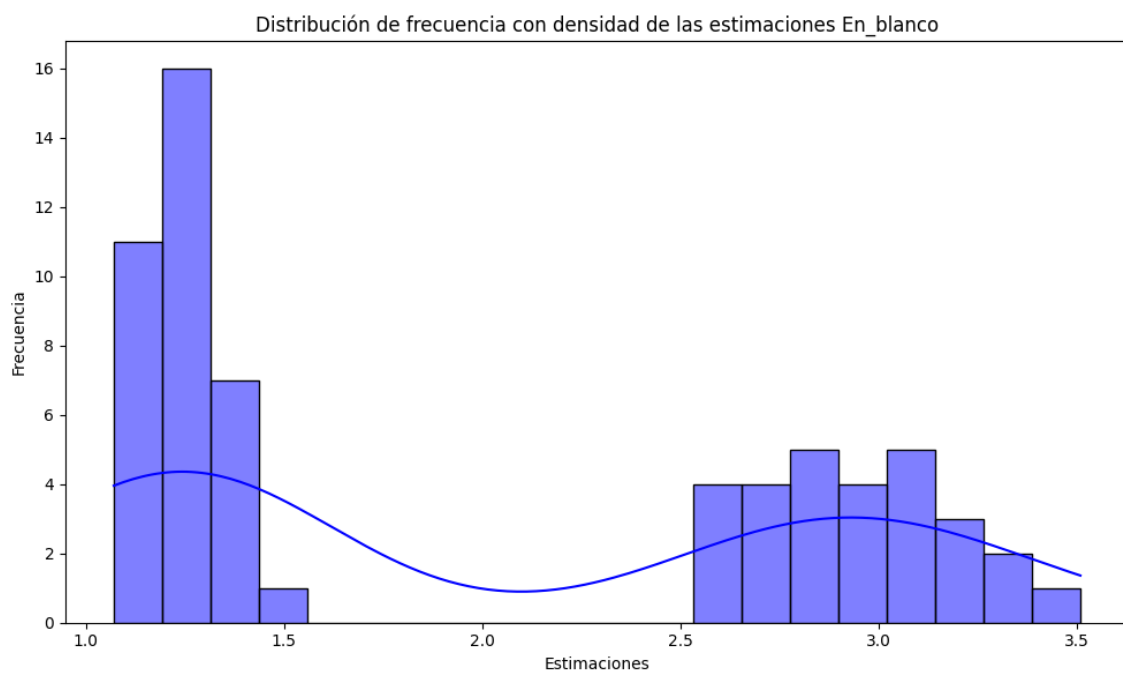
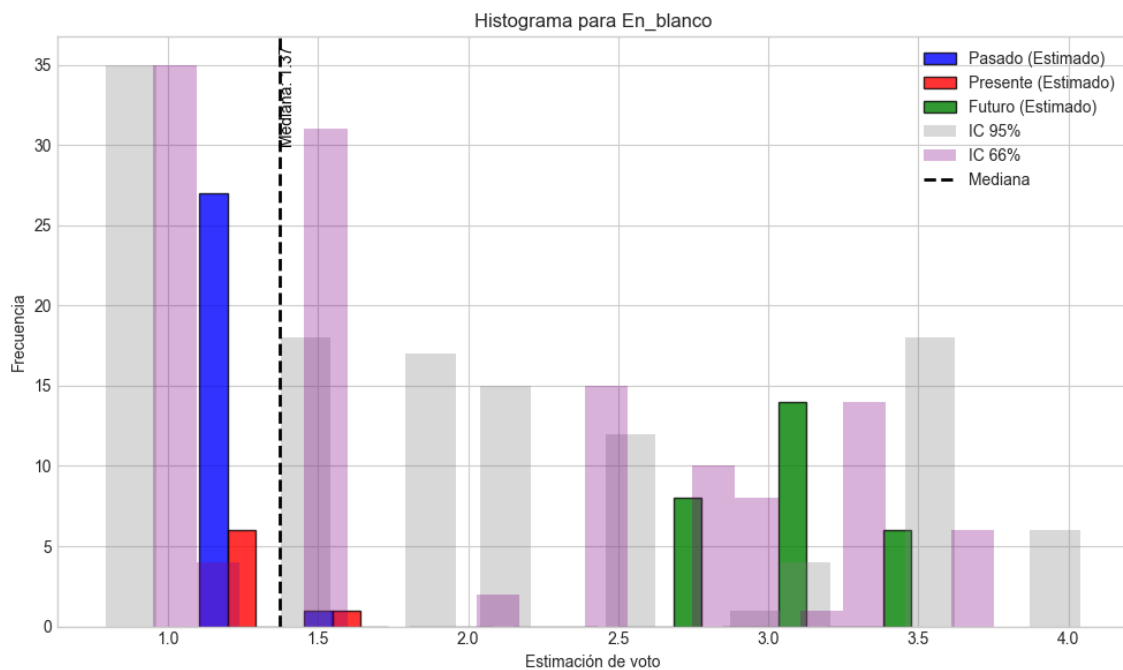
Resultados para Otros

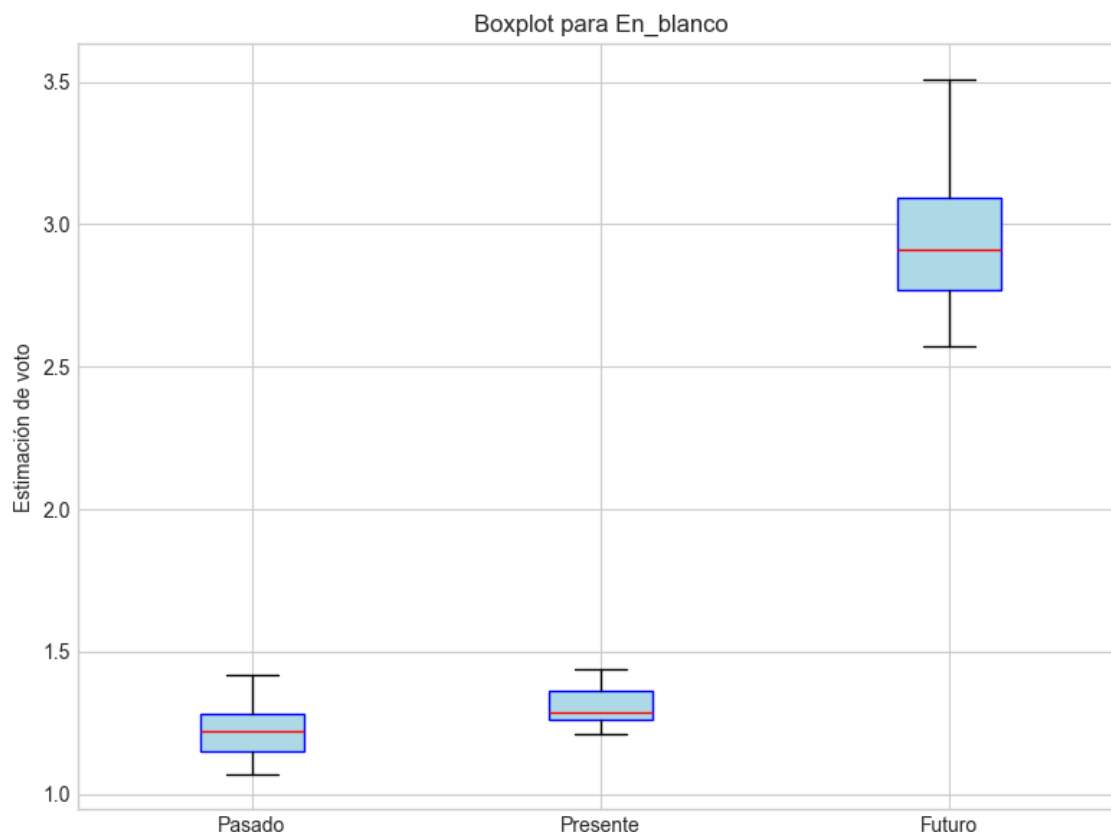
Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	6.6264	6.6150	6.1586	6.2200
Presente	6.8386	6.9100		
Futuro	5.5207	5.4650		

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	0.6726
Desviación estándar	0.8201
Coeficiente de Variación (CV)	0.1332
Asimetría (Skewness)	-0.0610
Curtosis	-0.8470
Rango Intercuartílico (IQR)	1.2500
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.6100





Boxplot para En_blanco

Resultados para En_blanco

Bloque	Media	Mediana	Media Total	Mediana Total
Pasado	1.2254	1.2200	2.0000	1.3700
Presente	1.3129	1.2900		
Futuro	2.9464	2.9100		

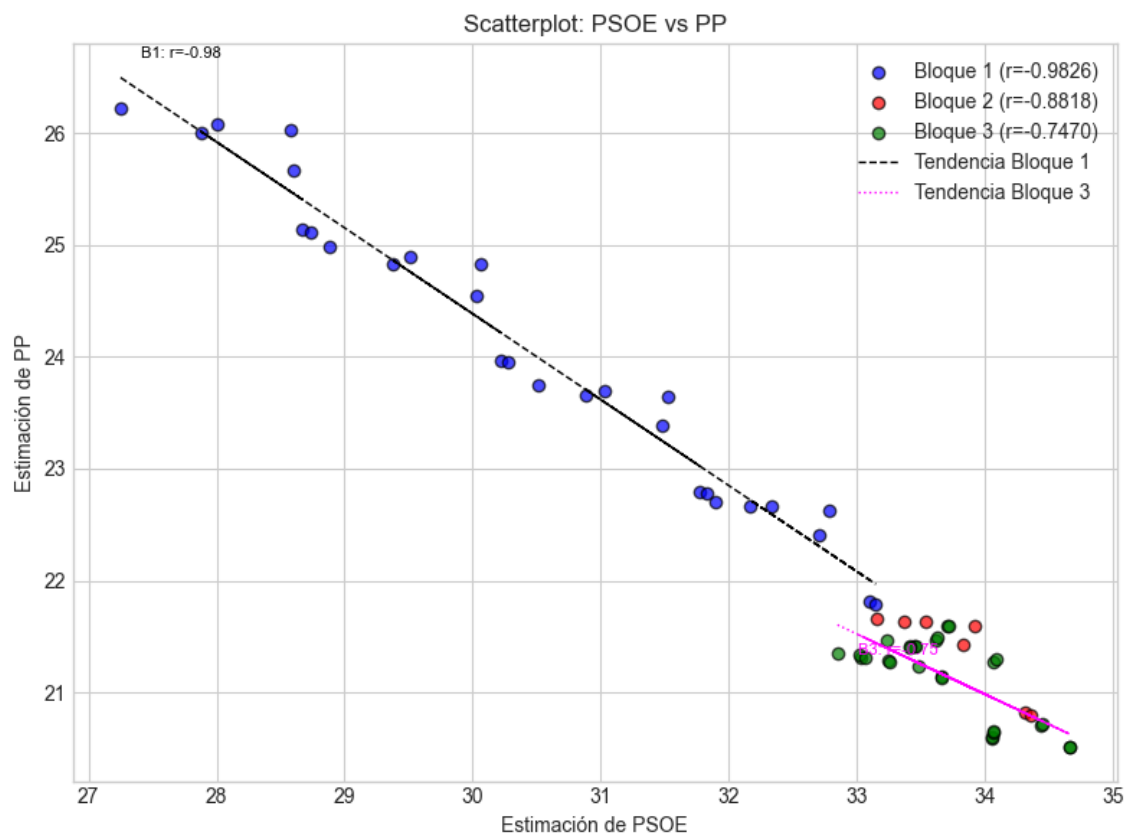
Interpretación de la dispersión: La dispersión es alta, lo que indica gran variabilidad en los datos. El rango intercuartílico es amplio, sugiriendo la presencia de valores atípicos o una distribución asimétrica.

Estadísticas Descriptivas para En_blanco

Indicador	Valor
Varianza	0.7578
Desviación estándar	0.8705
Coeficiente de Variación (CV)	0.4353
Asimetría (Skewness)	0.3065
Curtosis	-1.7431
Rango Intercuartílico (IQR)	1.6350
Desviación absoluta de la mediana (MAD)	0.2600

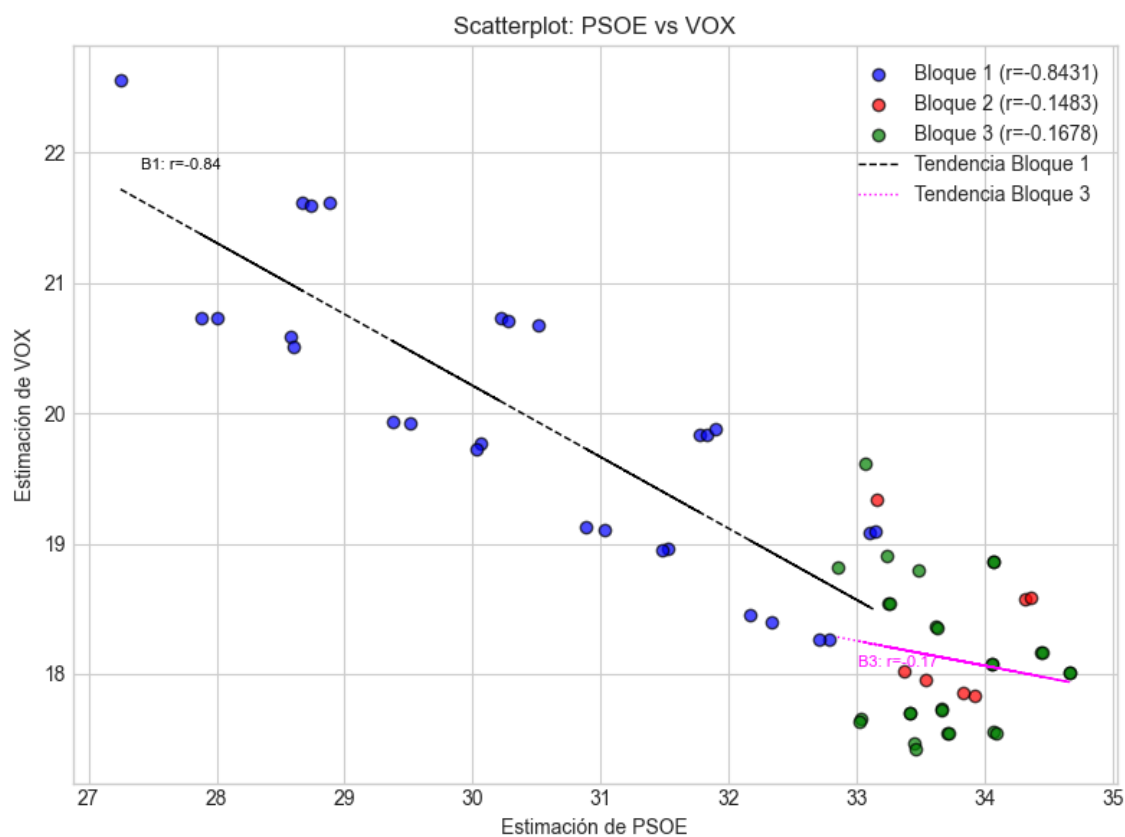
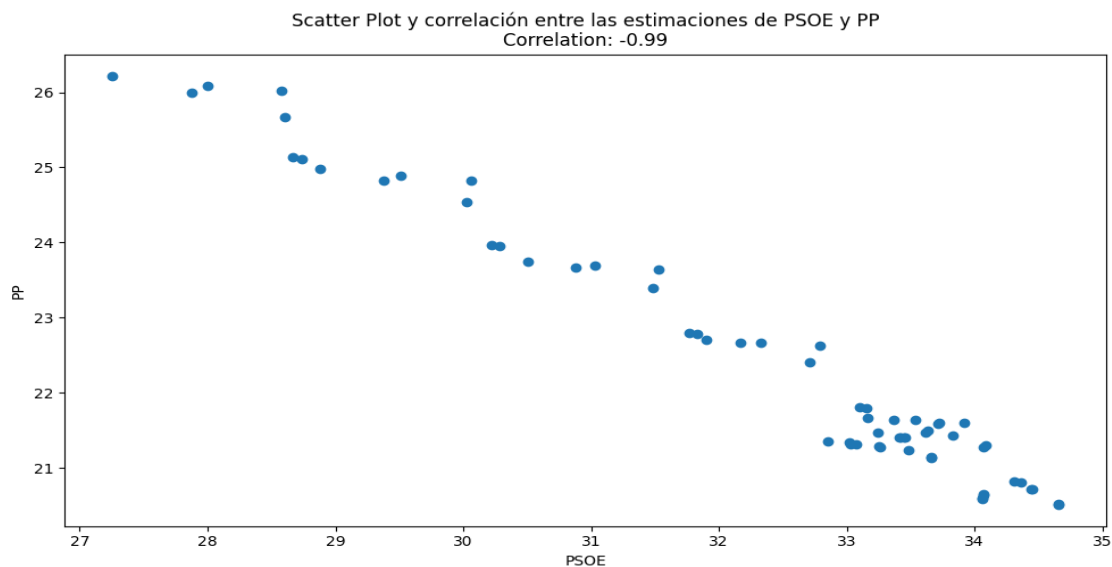
Comparación entre partidos

2.2 Análisis de Correlación entre Pares de Partidos (ámbito nacional)



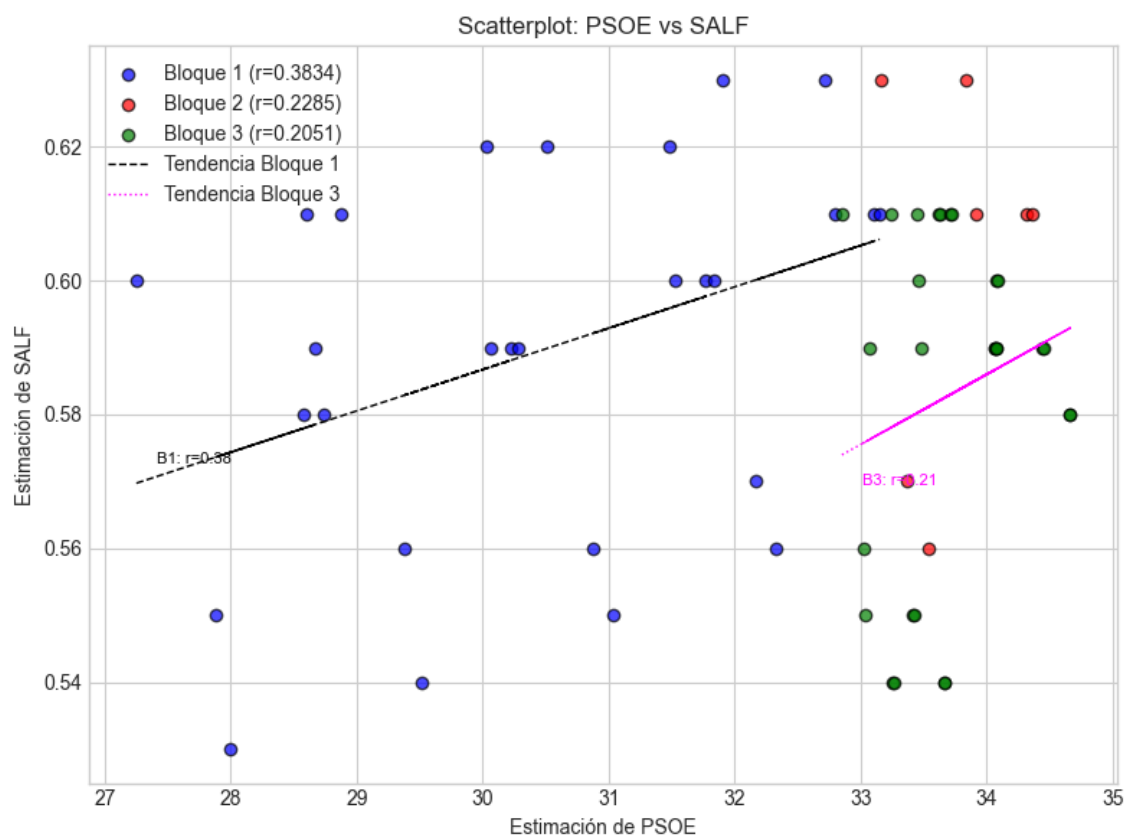
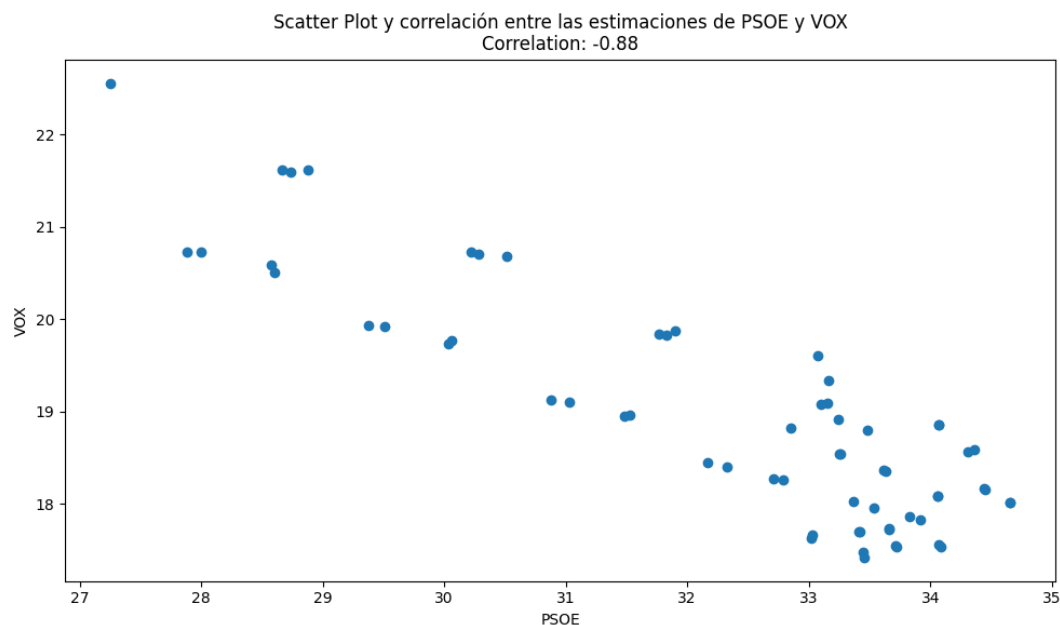
Scatterplot de PSOE vs PP con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.9826$ (Muy fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.8818$ (Muy fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.7470$ (Fuerte correlación con relación inversa)



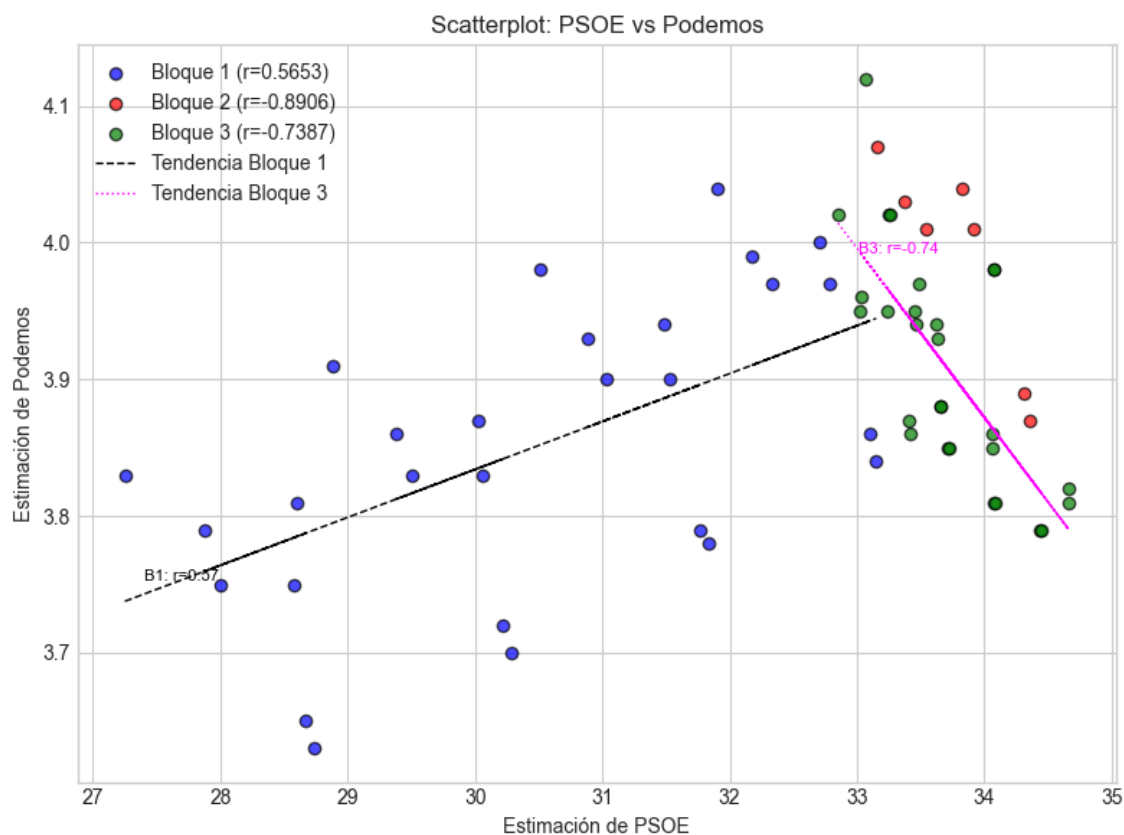
Scatterplot de PSOE vs VOX con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.8431$ (Muy fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.1483$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.1678$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)



Scatterplot de PSOE vs SALF con coeficientes de correlación:

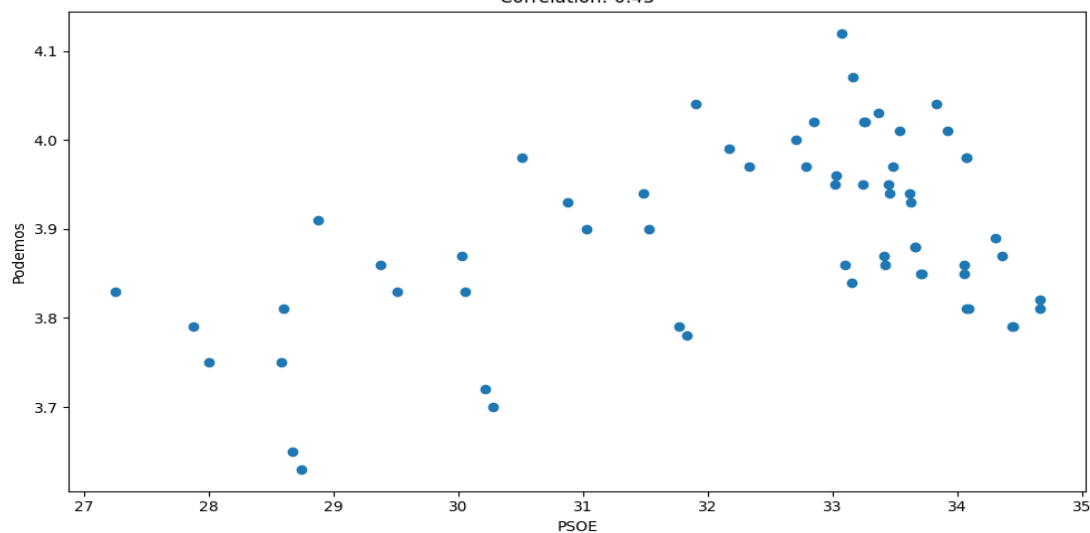
- Bloque 1: $r = 0.3834$ (Débil correlación con relación directa)
- Bloque 2: $r = 0.2285$ (Débil correlación con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.2051$ (Débil correlación con relación directa)

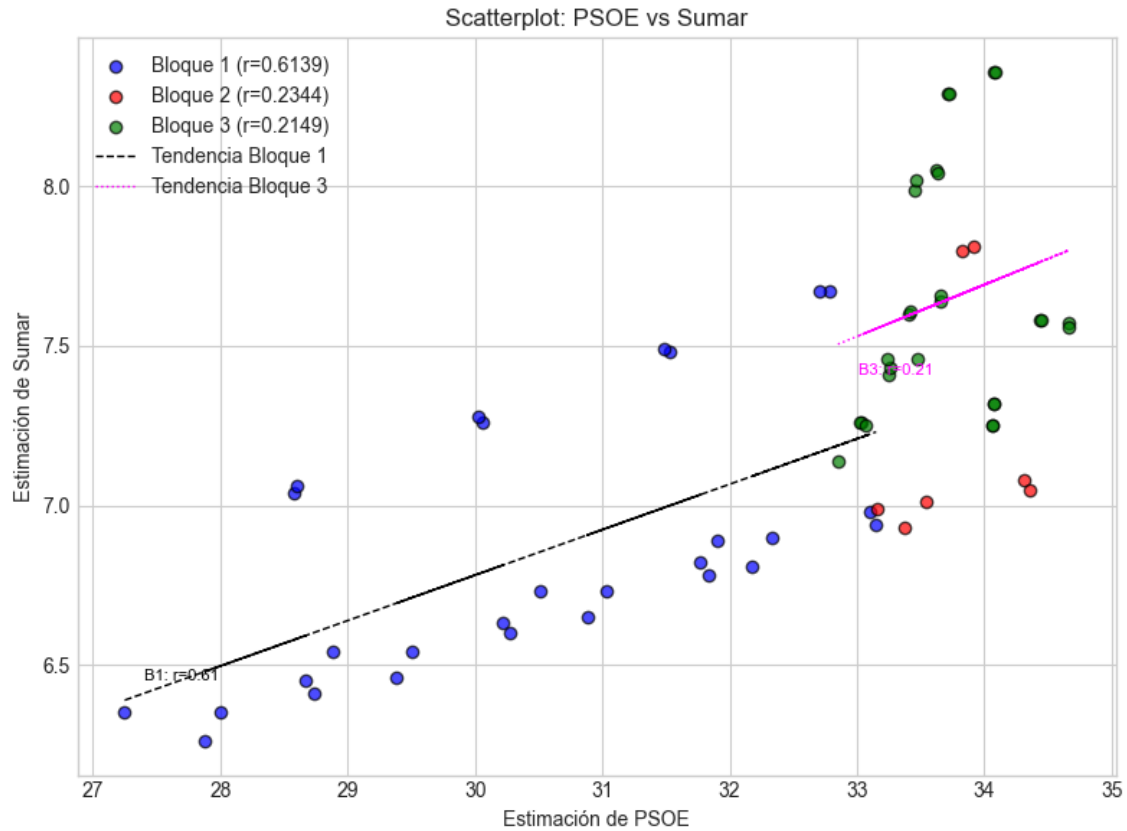


Scatterplot de PSOE vs Podemos con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = 0.5653$ (Correlación moderada con relación directa)
- Bloque 2: $r = -0.8906$ (Muy fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.7387$ (Fuerte correlación con relación inversa)

Scatter Plot y correlación entre las estimaciones de PSOE y Podemos
Correlation: 0.43

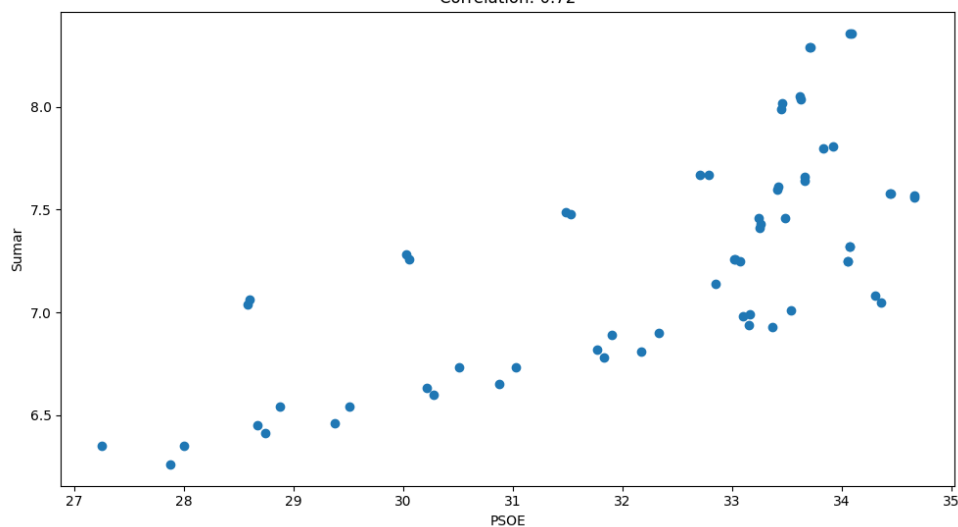


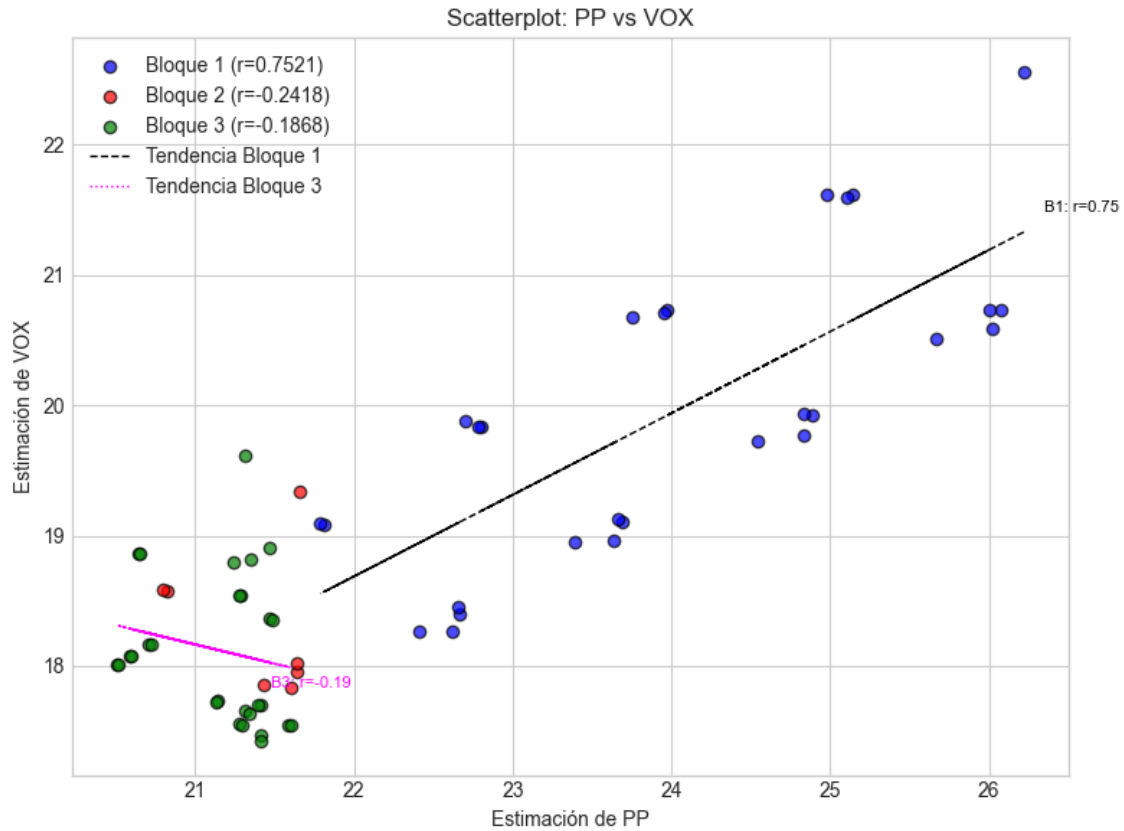


Scatterplot de PSOE vs Sumar con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = 0.6139$ (Fuerte correlación con relación directa)
- Bloque 2: $r = 0.2344$ (Débil correlación con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.2149$ (Débil correlación con relación directa)

Scatter Plot y correlación entre las estimaciones de PSOE y Sumar
Correlation: 0.72

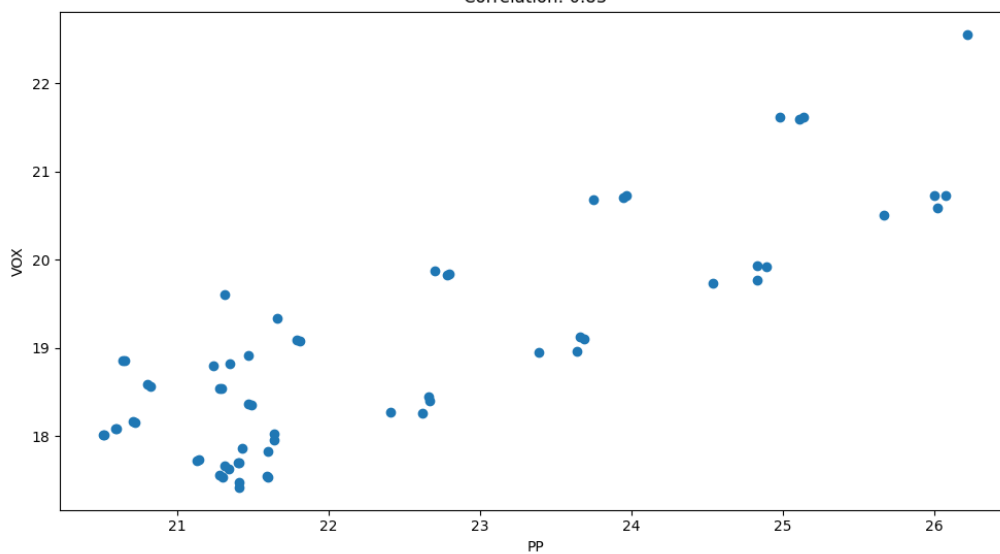


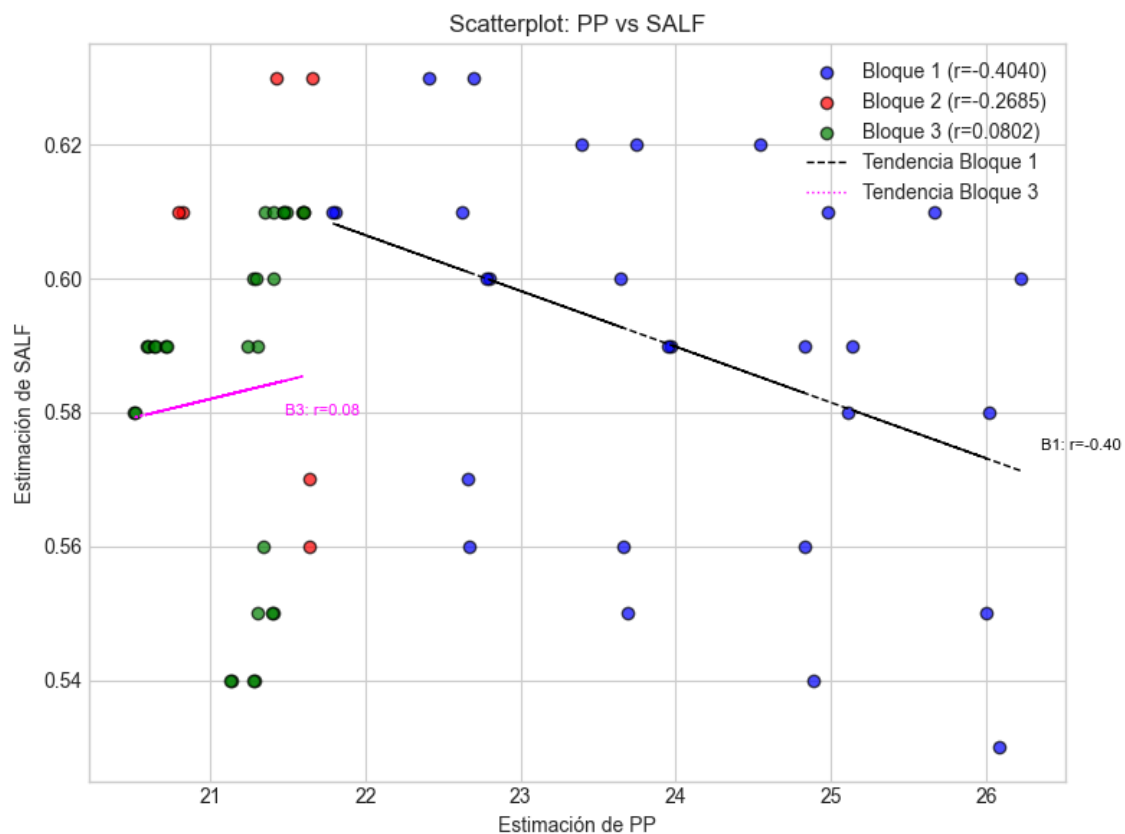


Scatterplot de PP vs VOX con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = 0.7521$ (Fuerte correlación con relación directa)
- Bloque 2: $r = -0.2418$ (Débil correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.1868$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)

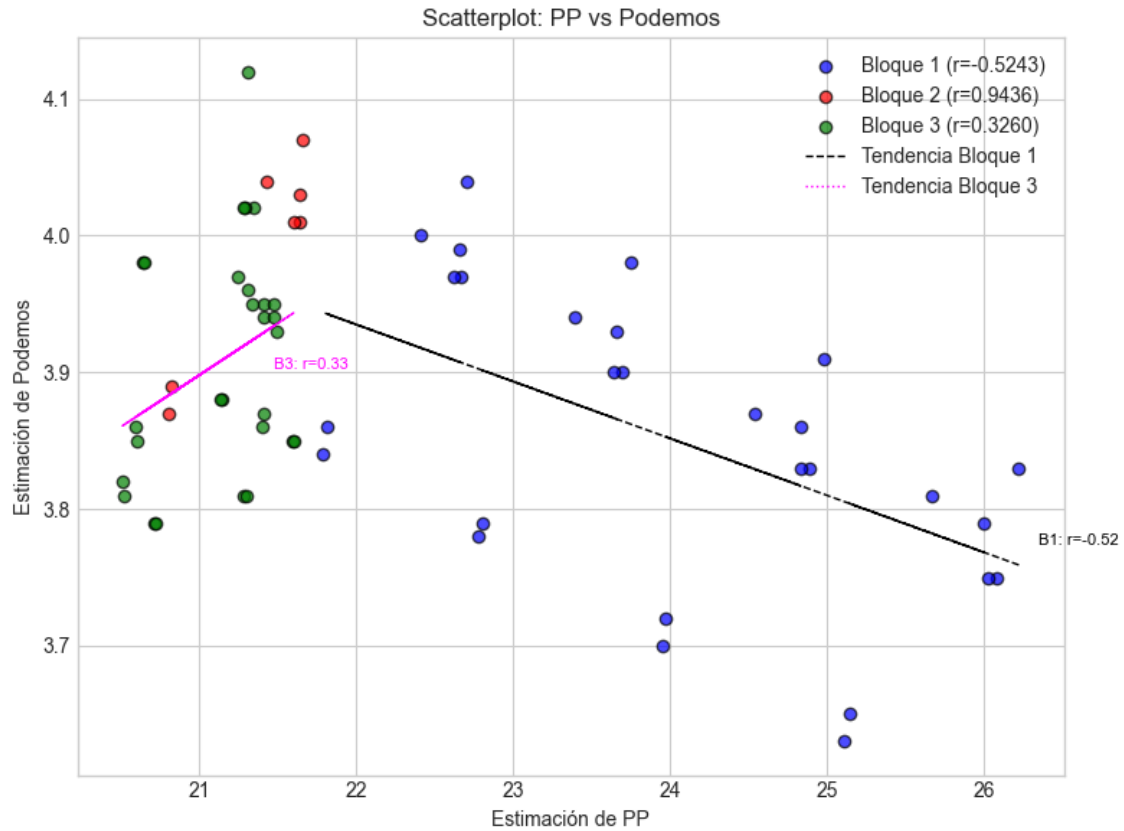
Scatter Plot y correlación entre las estimaciones de PP y VOX
Correlation: 0.83





Scatterplot de PP vs SALF con coeficientes de correlación:

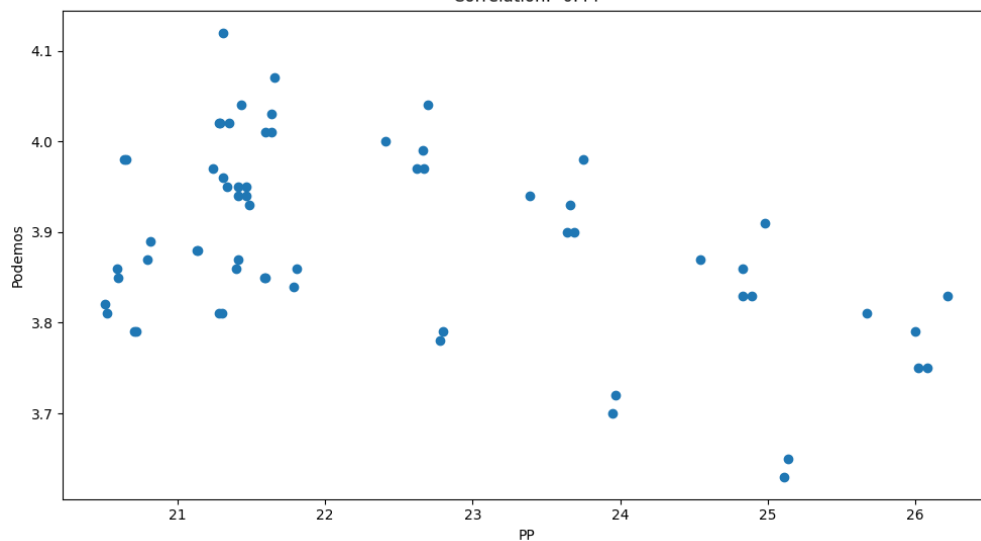
- Bloque 1: $r = -0.4040$ (Correlación moderada con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.2685$ (Débil correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = 0.0802$ (Muy débil o nula correlación con relación directa)

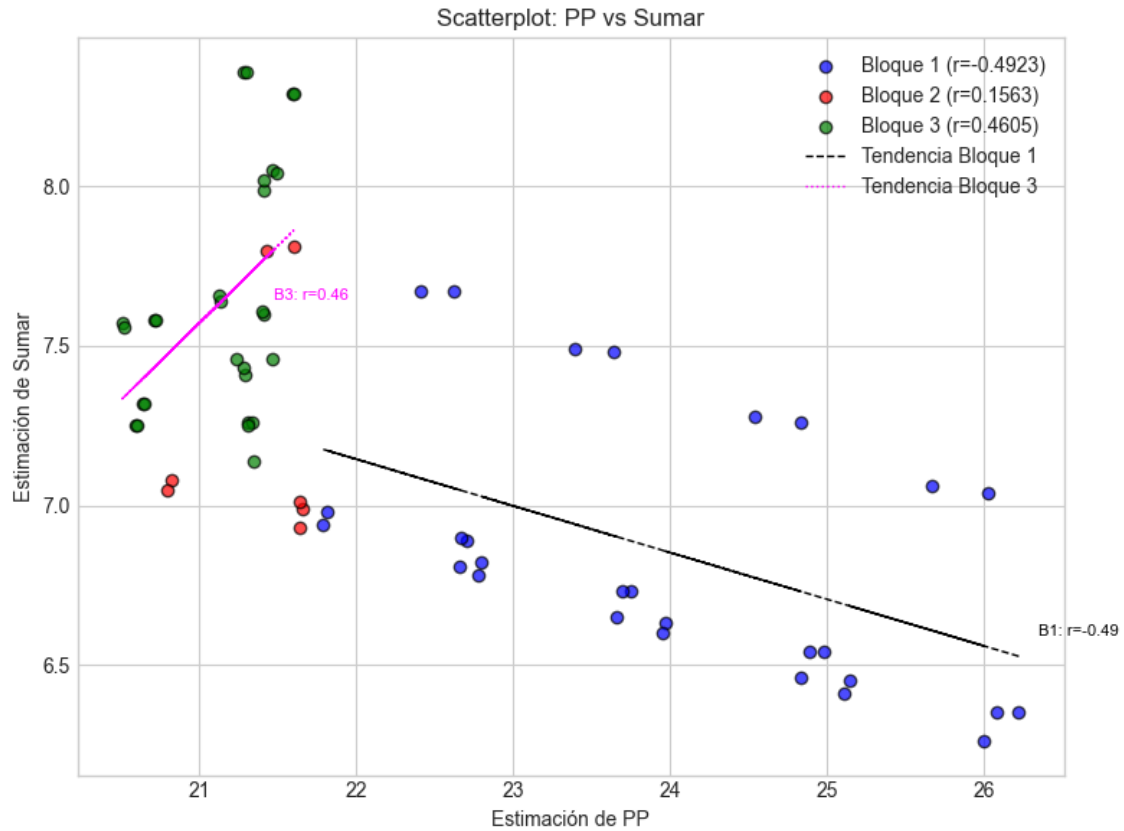


Scatterplot de PP vs Podemos con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.5243$ (Correlación moderada con relación inversa)
- Bloque 2: $r = 0.9436$ (Muy fuerte correlación con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.3260$ (Débil correlación con relación directa)

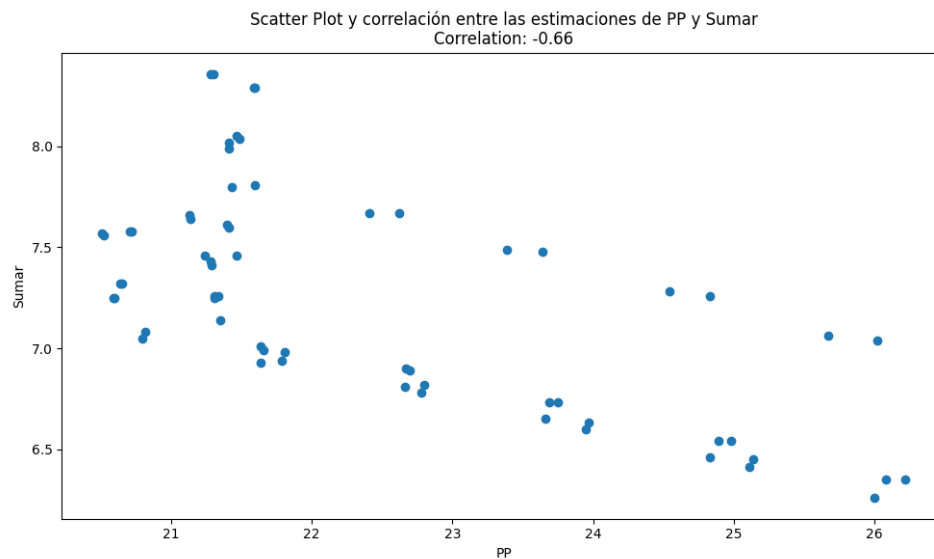
Scatter Plot y correlación entre las estimaciones de PP y Podemos
Correlation: -0.44

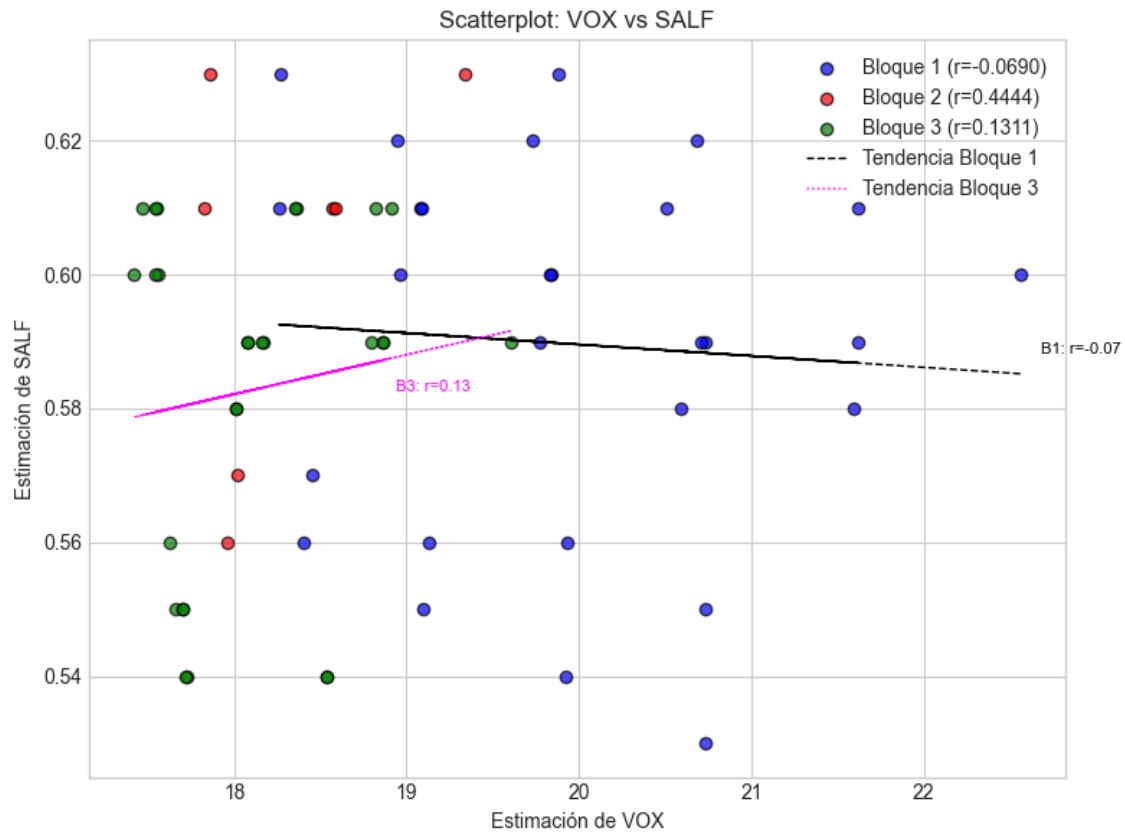




Scatterplot de PP vs Sumar con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.4923$ (Correlación moderada con relación inversa)
- Bloque 2: $r = 0.1563$ (Muy débil o nula correlación con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.4605$ (Correlación moderada con relación directa)

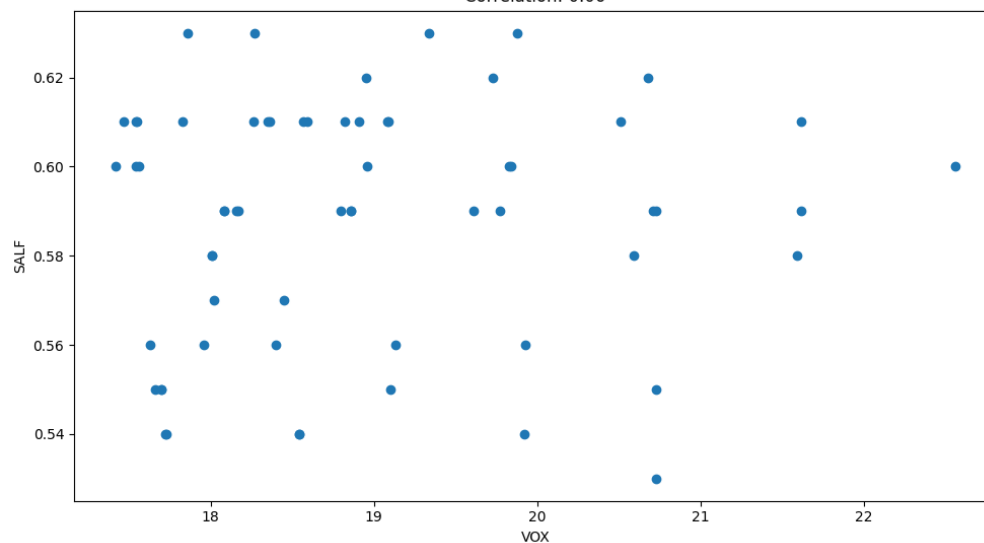


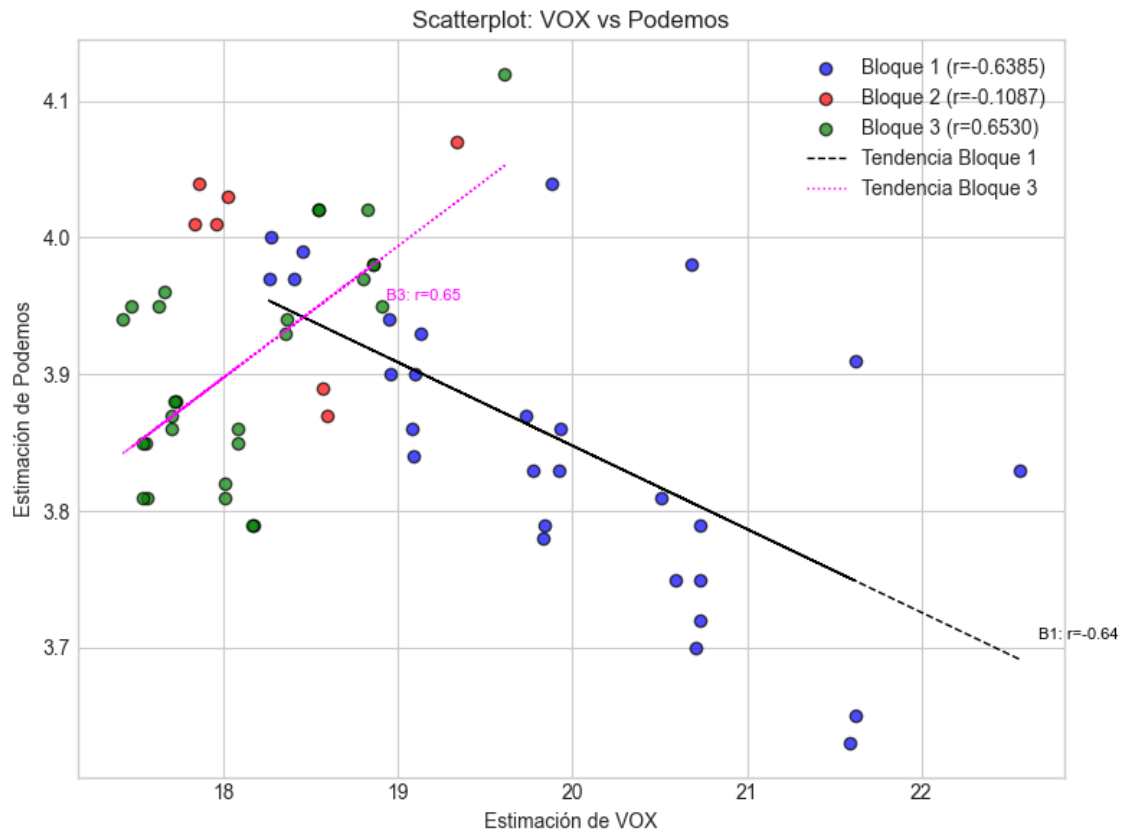


Scatterplot de VOX vs SALF con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.0690$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = 0.4444$ (Correlación moderada con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.1311$ (Muy débil o nula correlación con relación directa)

Scatter Plot y correlación entre las estimaciones de VOX y SALF
Correlation: 0.06

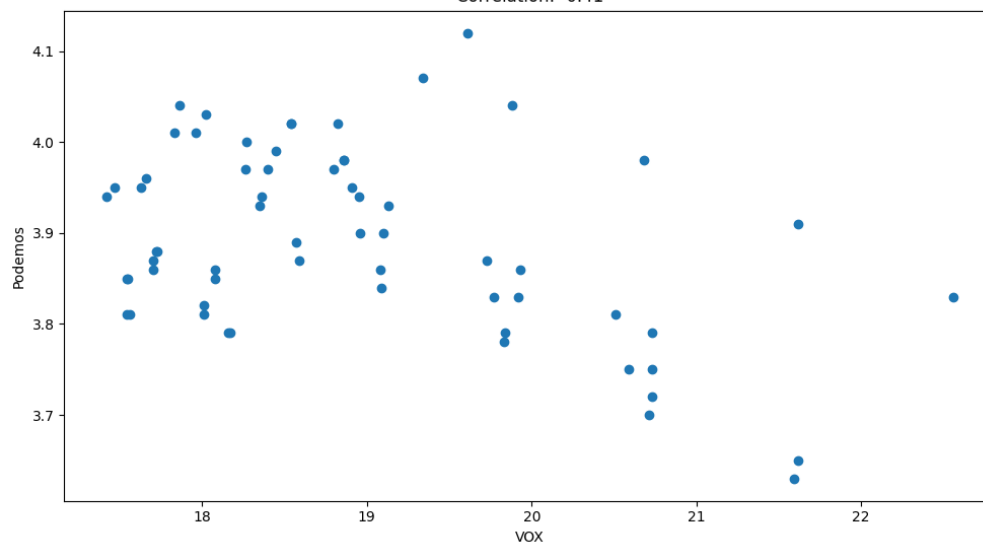


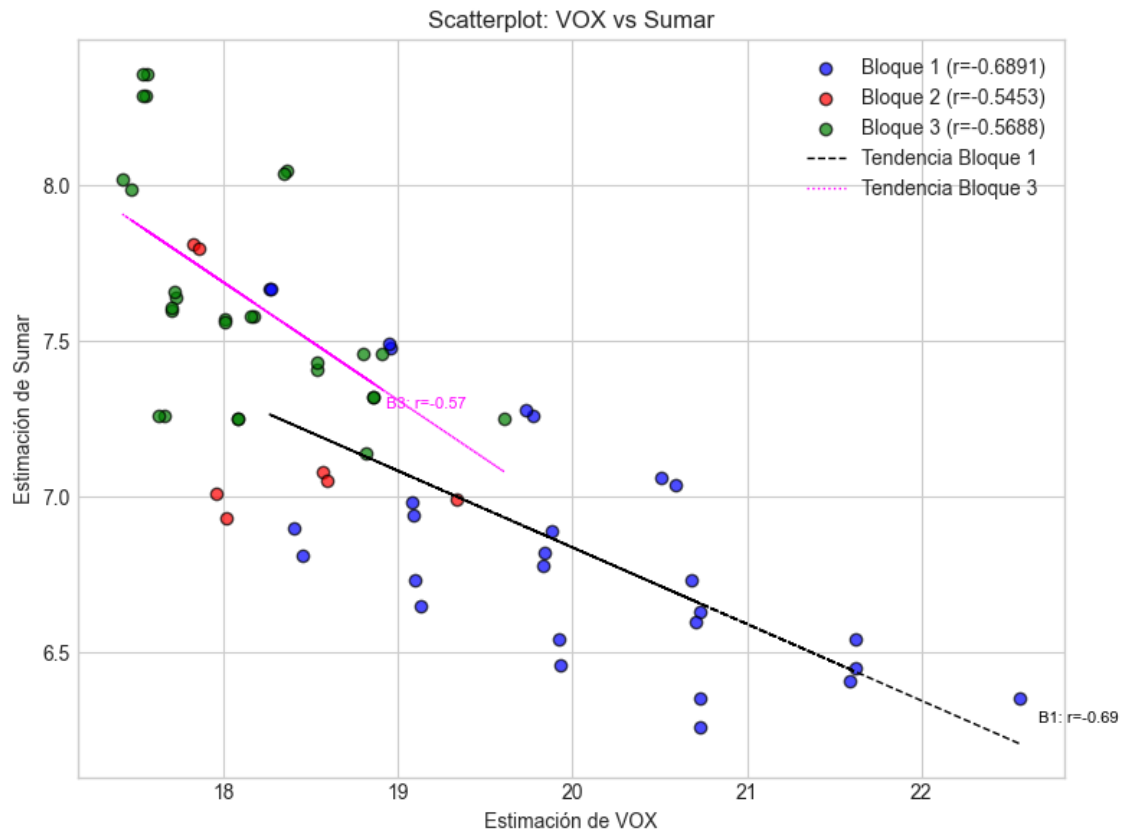


Scatterplot de VOX vs Podemos con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.6385$ (Fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.1087$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = 0.6530$ (Fuerte correlación con relación directa)

Scatter Plot y correlación entre las estimaciones de VOX y Podemos
Correlation: -0.41

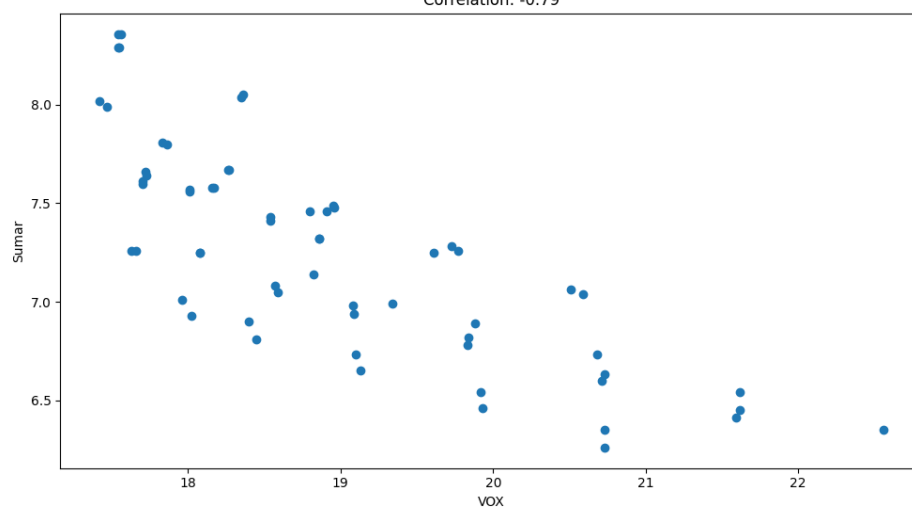


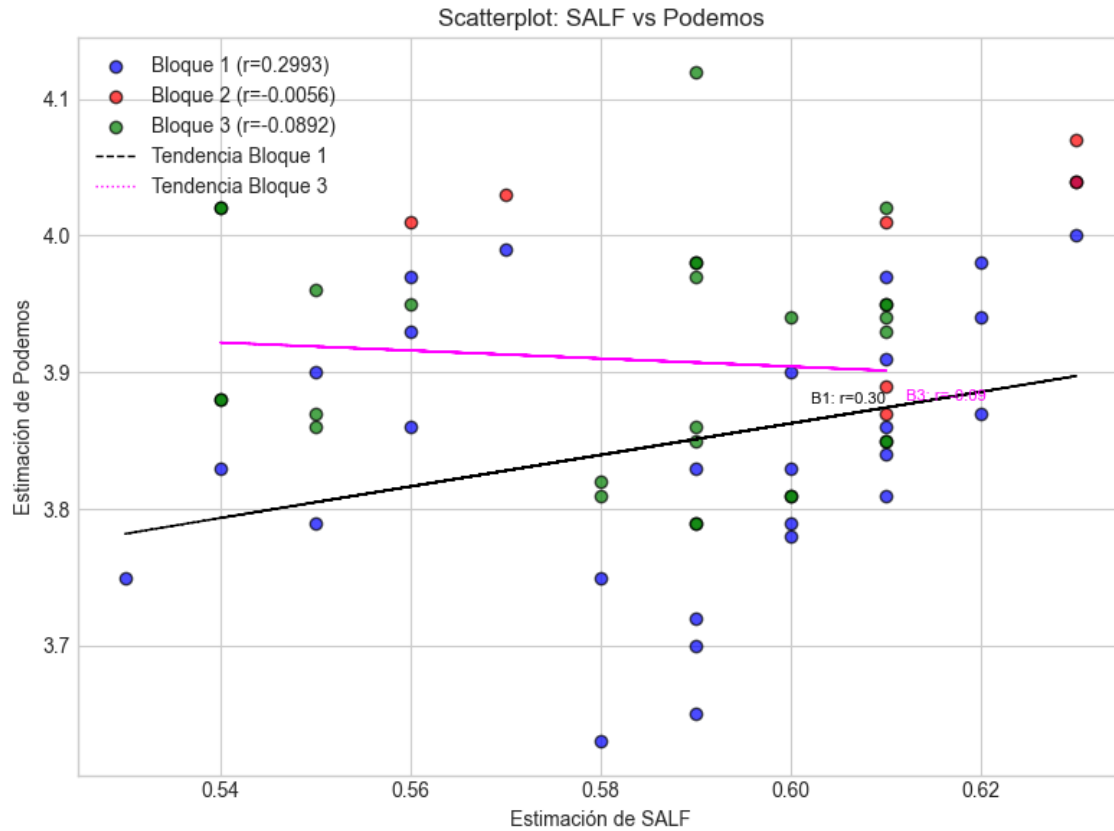


Scatterplot de VOX vs Sumar con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = -0.6891$ (Fuerte correlación con relación inversa)
- Bloque 2: $r = -0.5453$ (Correlación moderada con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.5688$ (Correlación moderada con relación inversa)

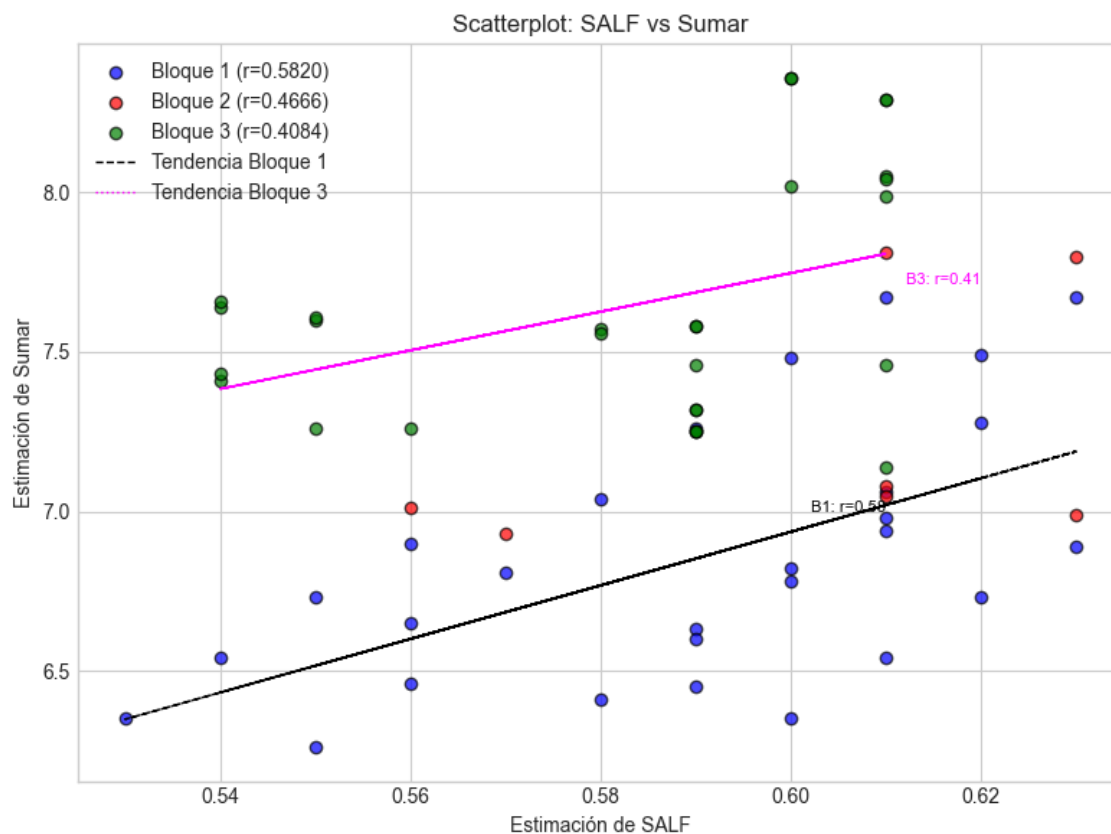
Scatter Plot y correlación entre las estimaciones de VOX y Sumar
Correlation: -0.79





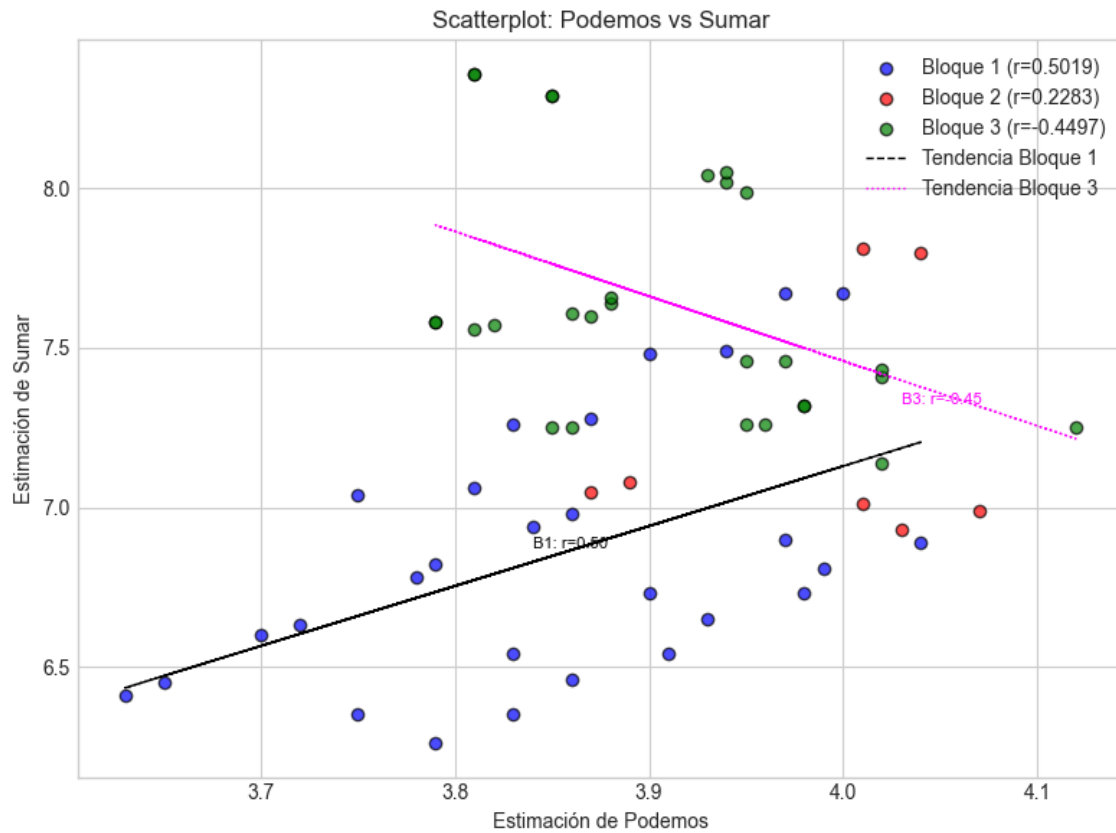
Scatterplot de SALF vs Podemos con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = 0.2993$ (Débil correlación con relación directa)
- Bloque 2: $r = -0.0056$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)
- Bloque 3: $r = -0.0892$ (Muy débil o nula correlación con relación inversa)



Scatterplot de SALF vs Sumar con coeficientes de correlación:

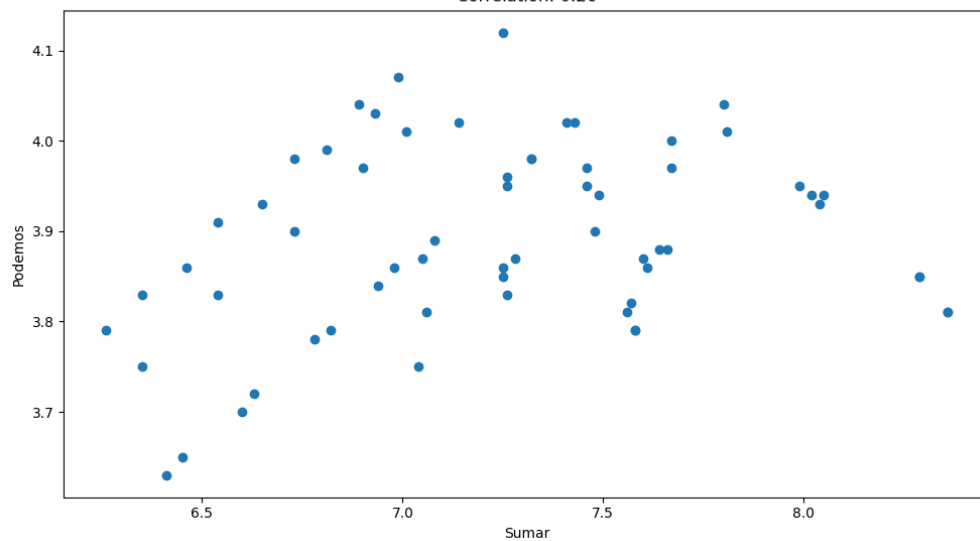
- Bloque 1: $r = 0.5820$ (Correlación moderada con relación directa)
- Bloque 2: $r = 0.4666$ (Correlación moderada con relación directa)
- Bloque 3: $r = 0.4084$ (Correlación moderada con relación directa)

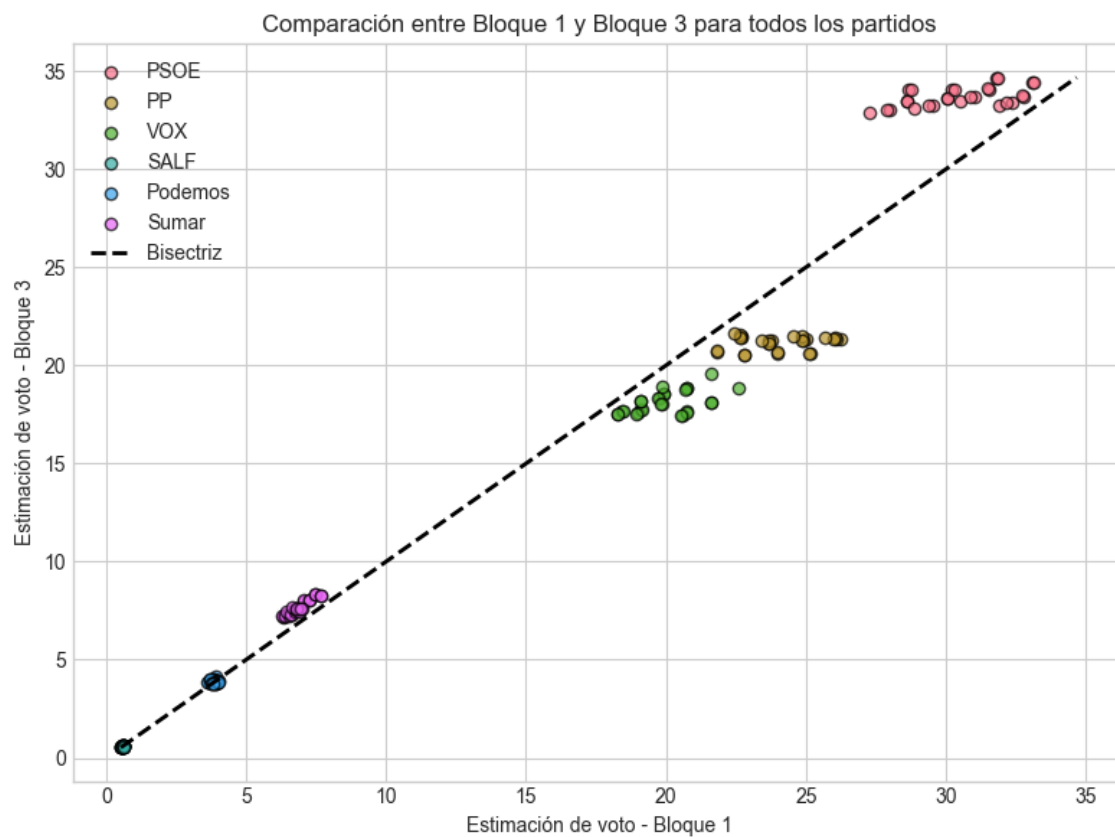


Scatterplot de Podemos vs Sumar con coeficientes de correlación:

- Bloque 1: $r = 0.5019$ (Correlación moderada con relación directa)
- Bloque 2: $r = 0.2283$ (Débil correlación con relación directa)
- Bloque 3: $r = -0.4497$ (Correlación moderada con relación inversa)

Scatter Plot y correlación entre las estimaciones de Sumar y Podemos
Correlation: 0.26

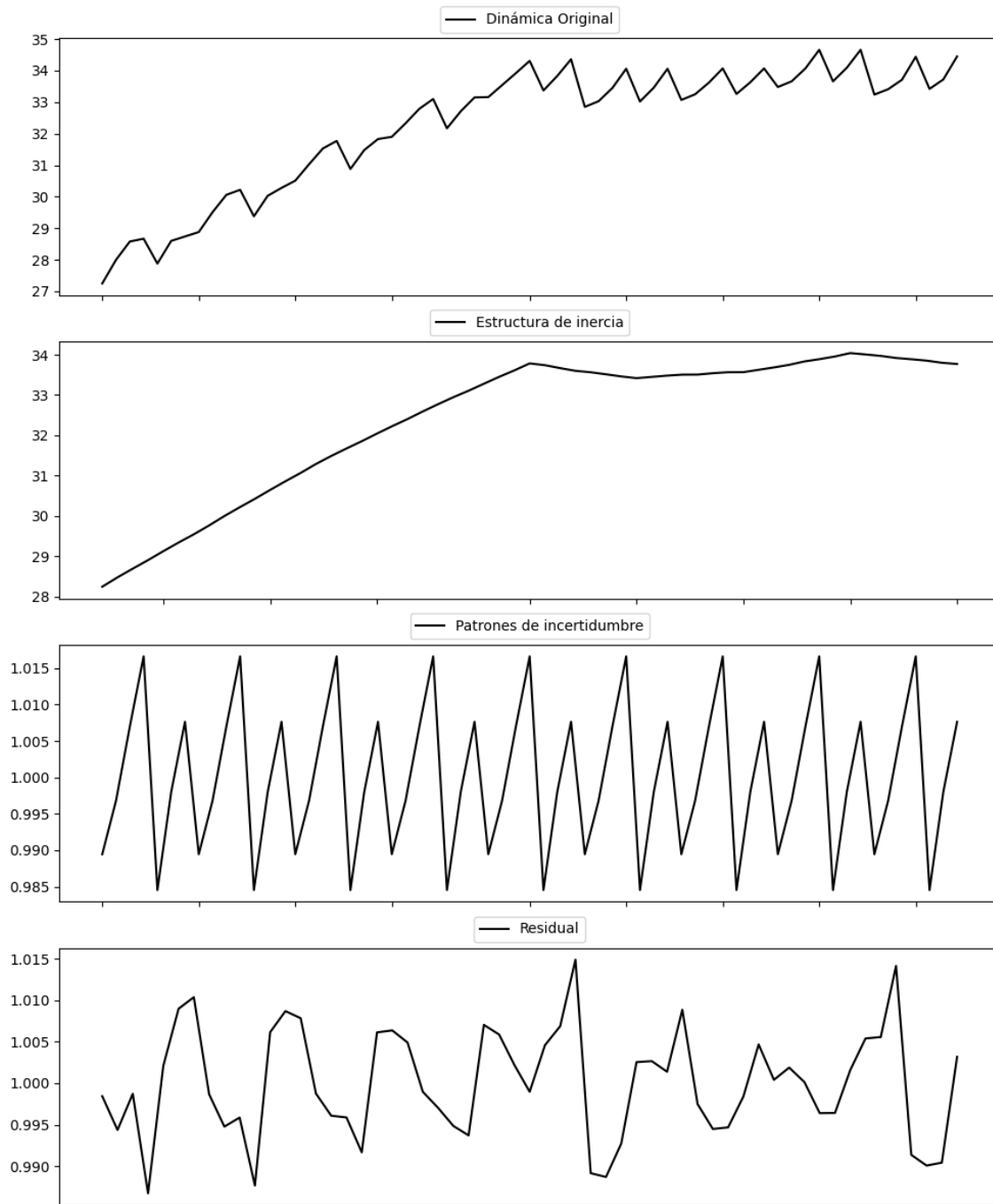


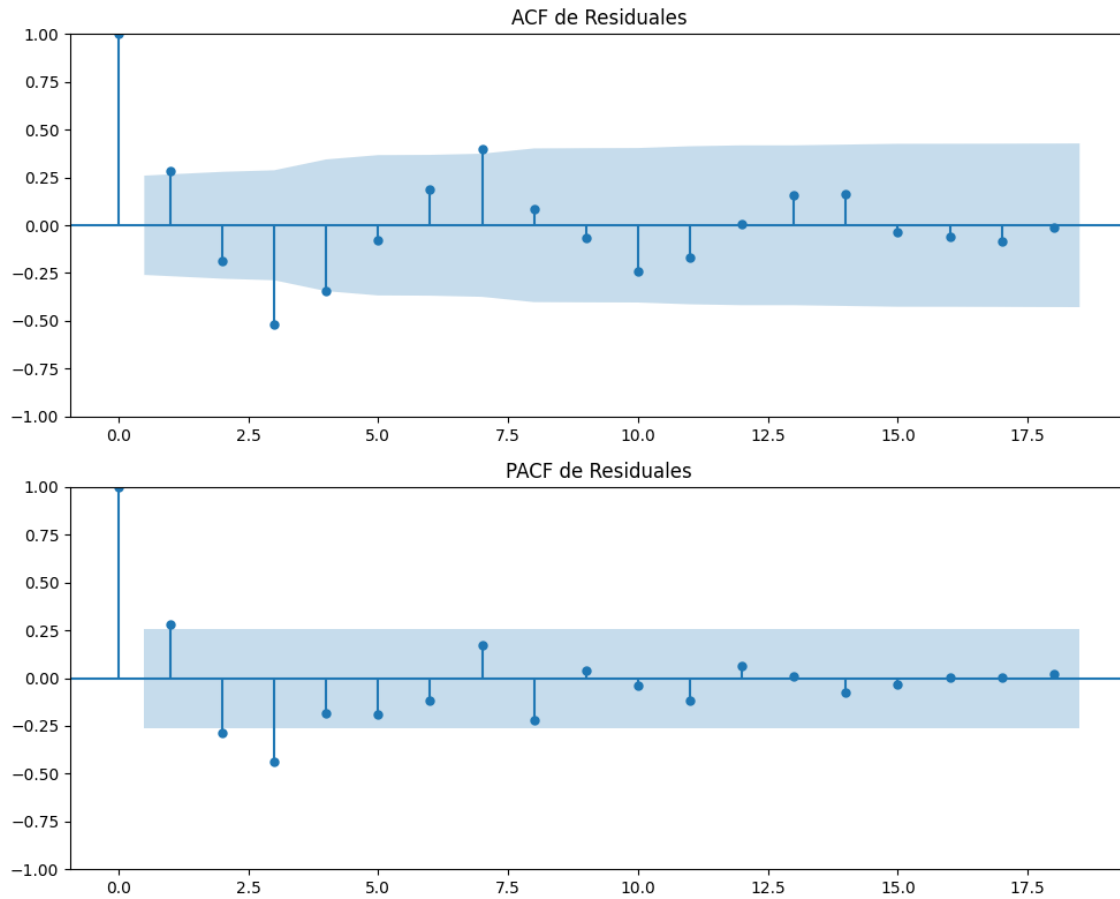


Scatterplot comparativo: Bloque 1 vs Bloque 3 para todos los partidos

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: 49.2345, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9859, p-valor=0.7442

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

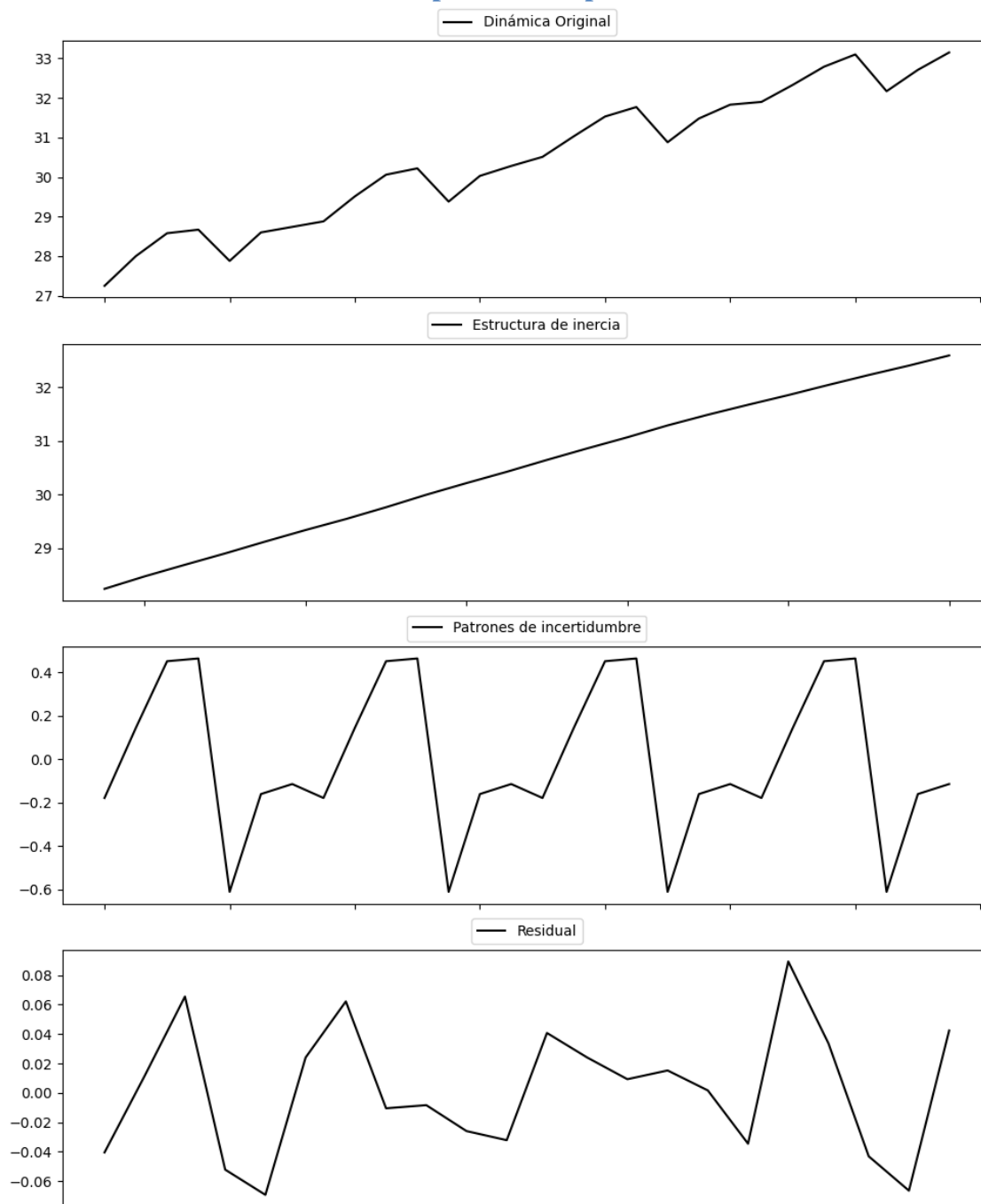
Estacionariedad: Estacionario

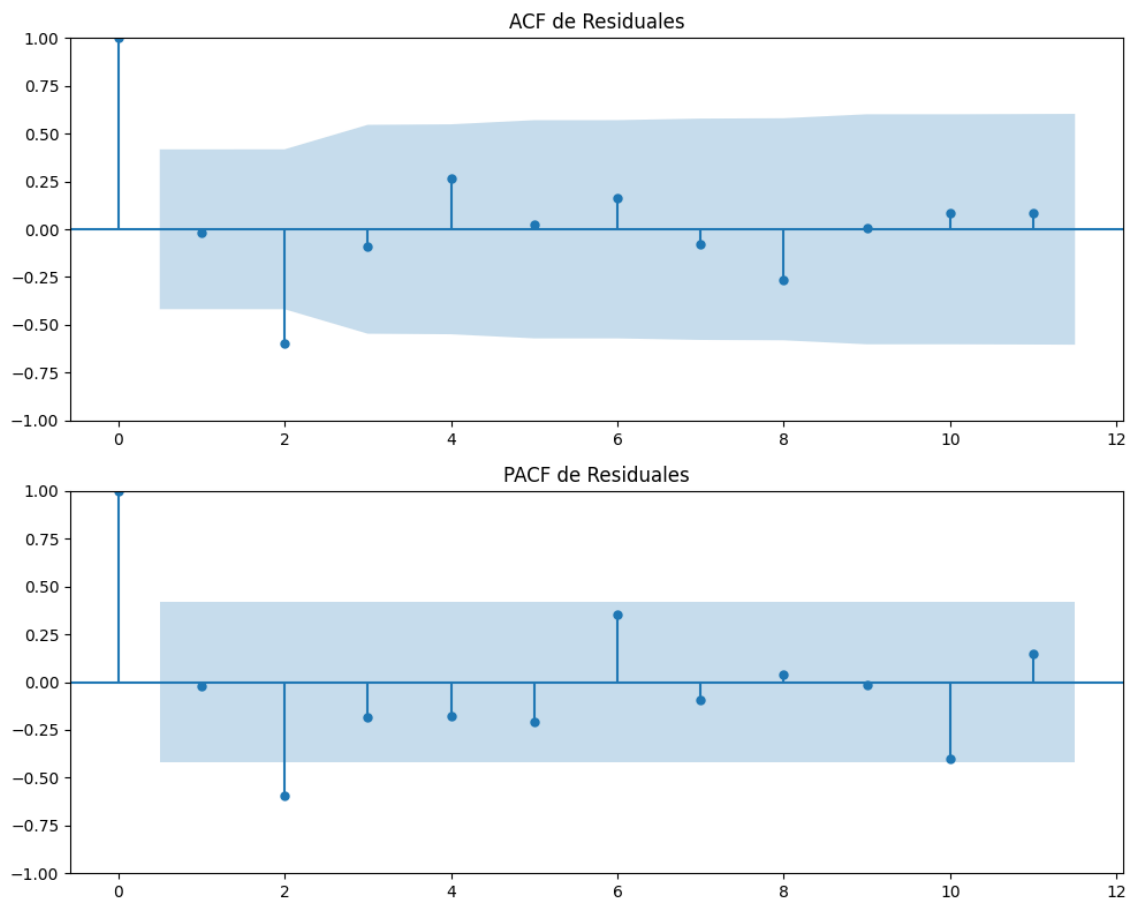
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 1.9490

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 15.7039, p-valor: 0.1084

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9753, p-valor=0.8281

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

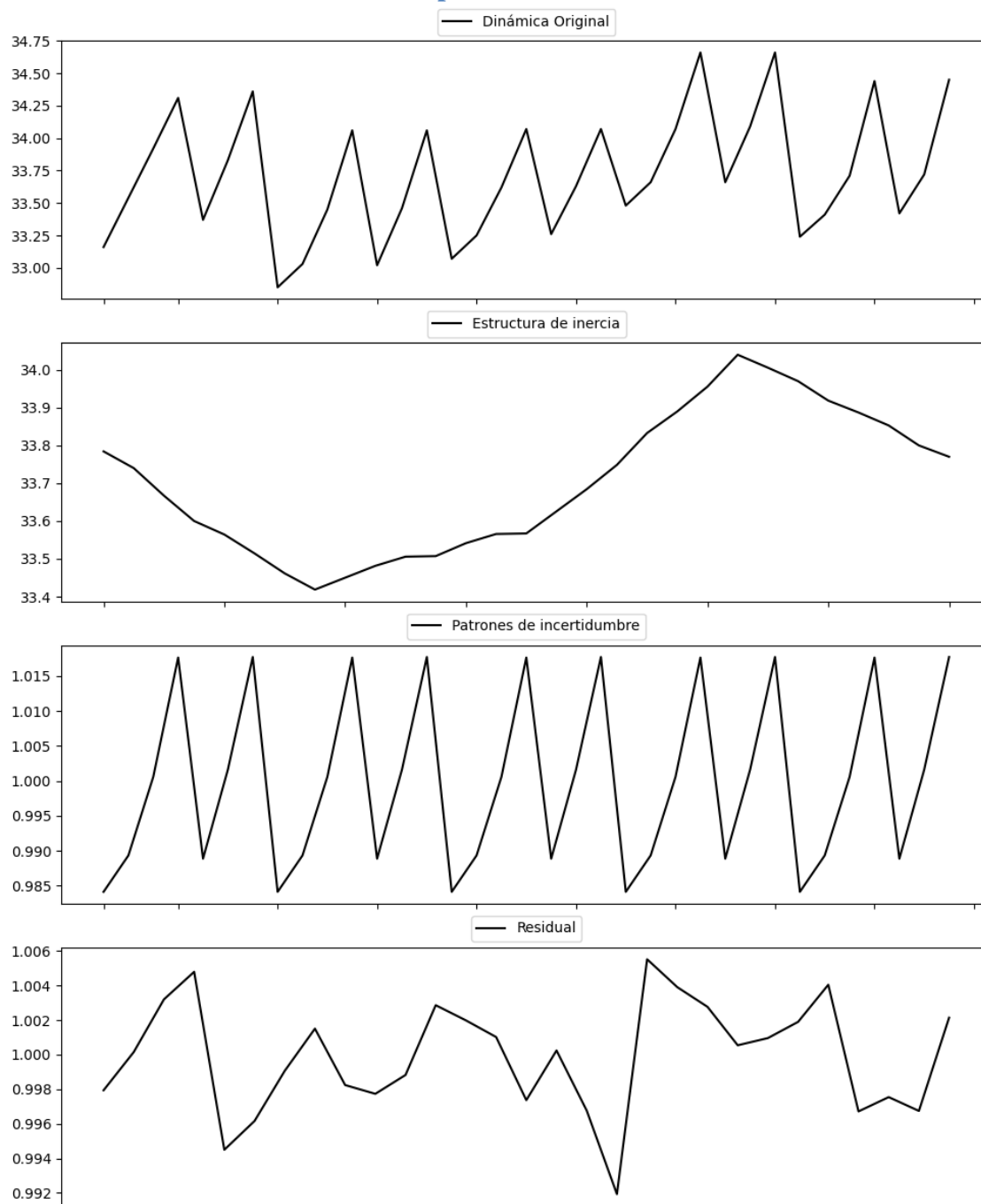
Estacionariedad: Estacionario

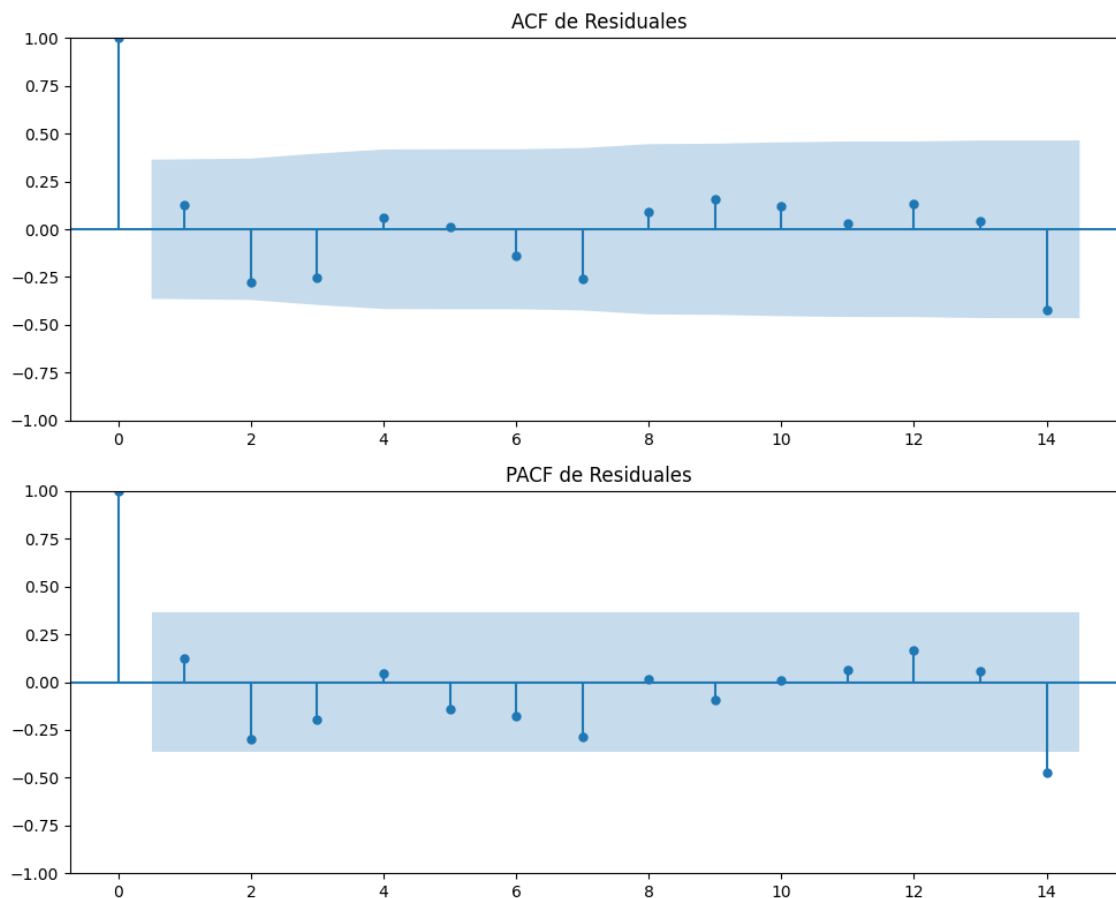
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 11.0901, p-valor: 0.3505

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9767, p-valor=0.7485

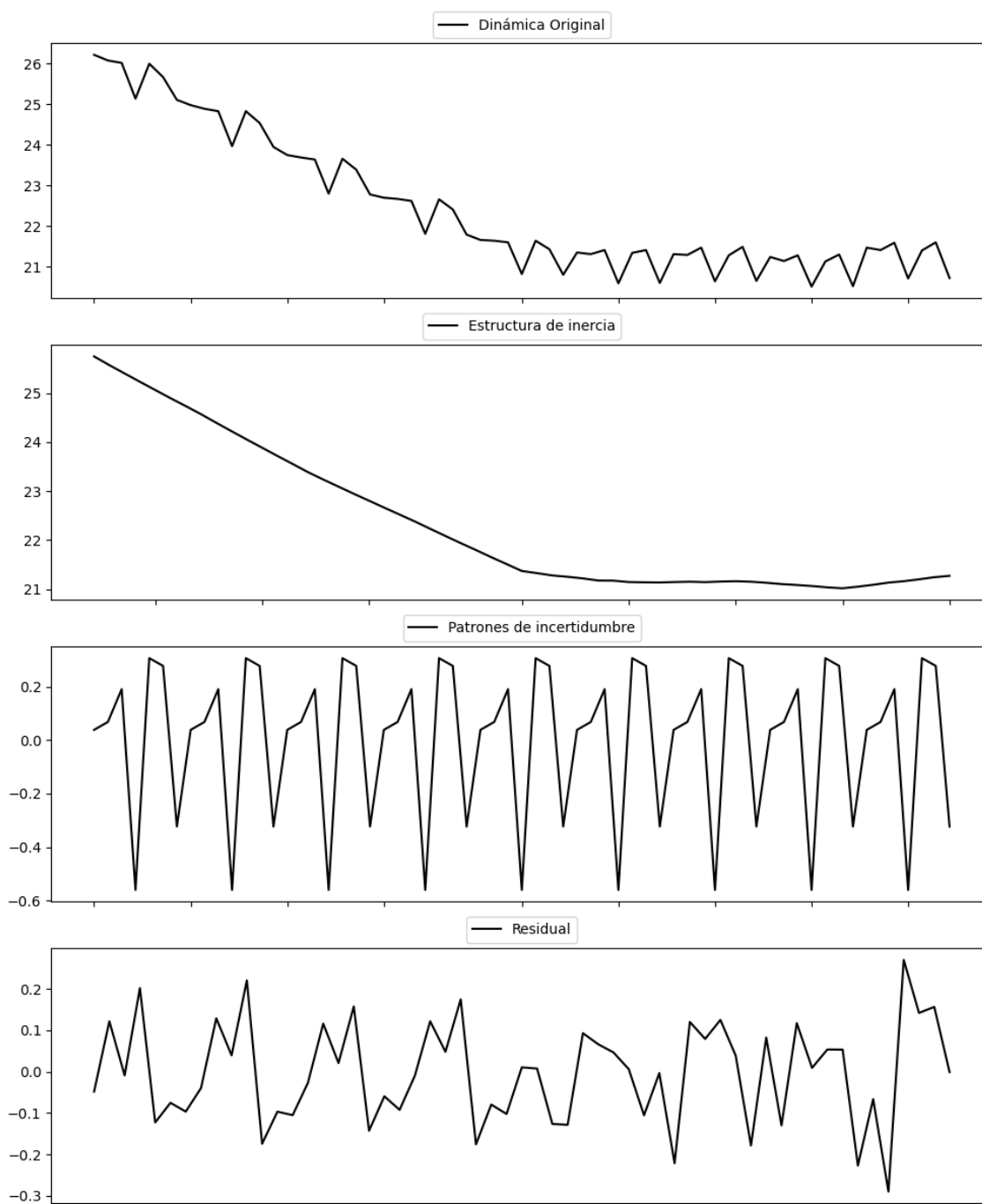
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0002

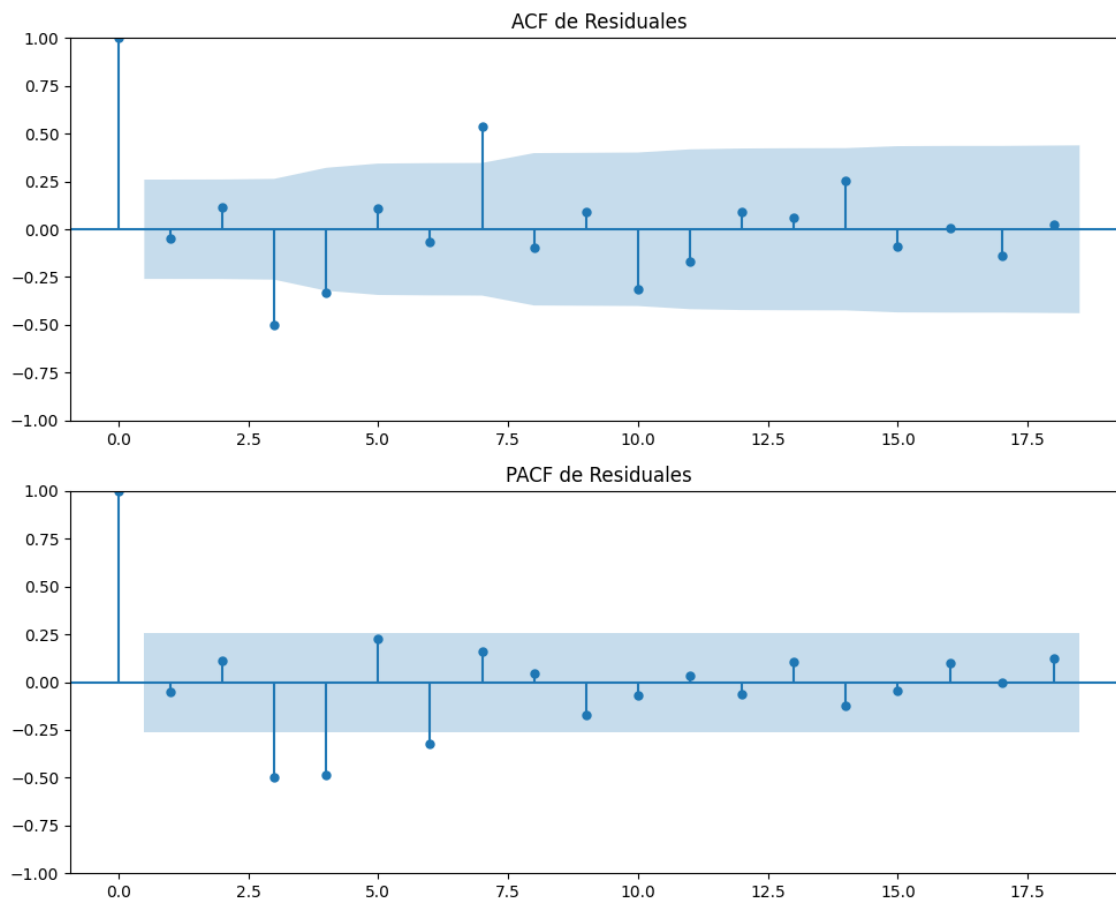
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son aleatorios.

Gráficos para PP





Análisis de Aleatoriedad del Error para PP

Estadística de Durbin-Watson: 2.0969

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 52.1479, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9891, p-valor=0.8890

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0179

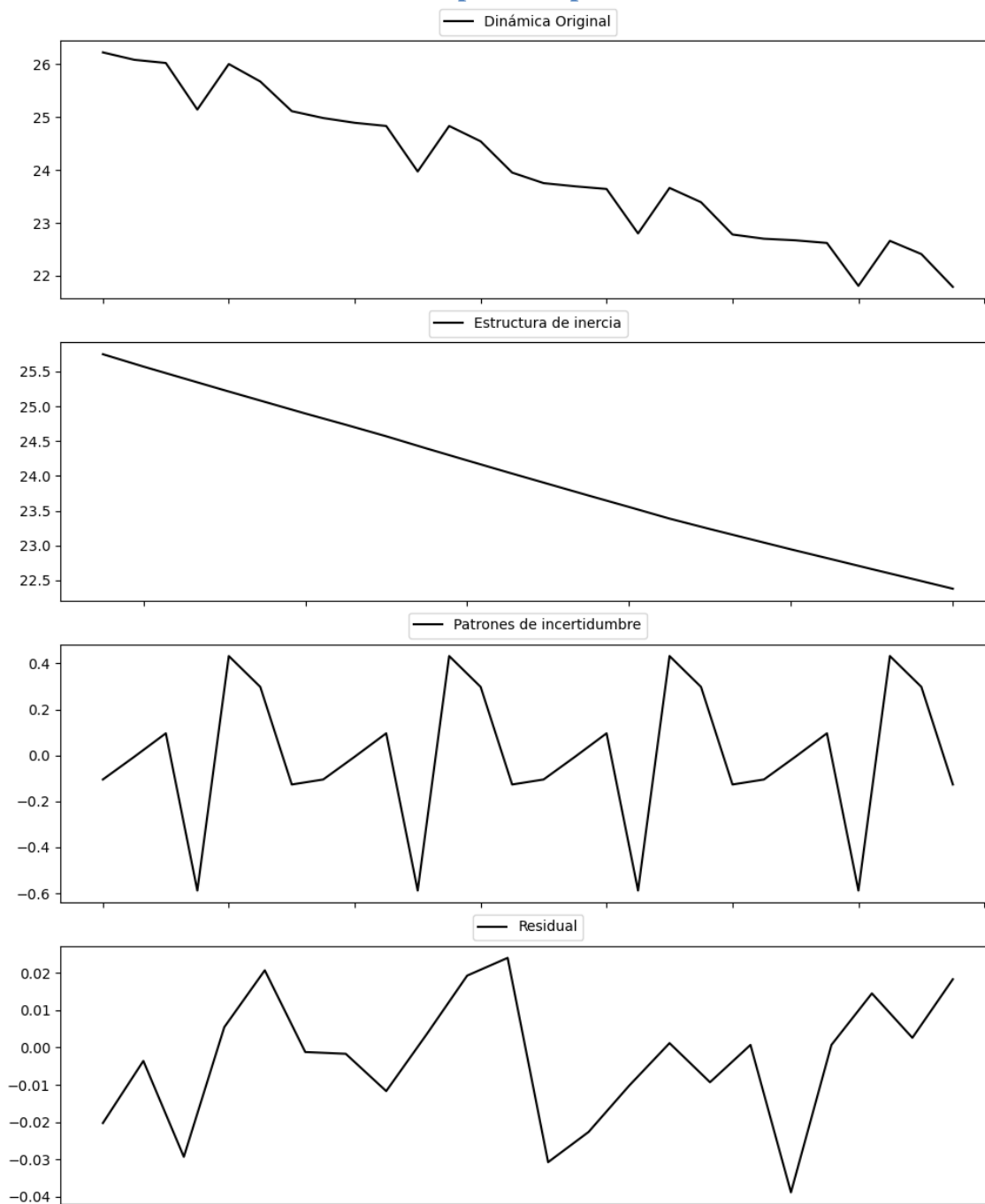
Estacionariedad: Estacionario

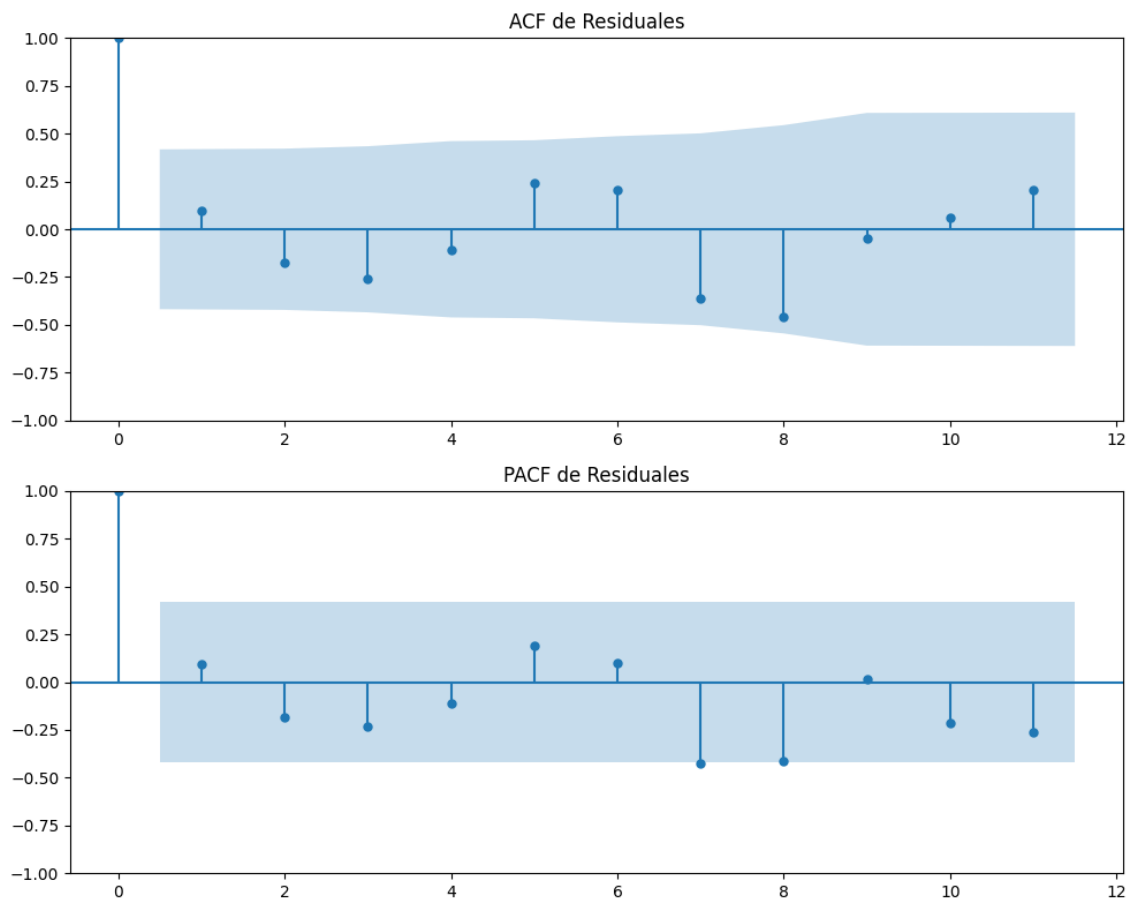
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 1.6357

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 19.2311, p-valor: 0.0374

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9576, p-valor=0.4429

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0072

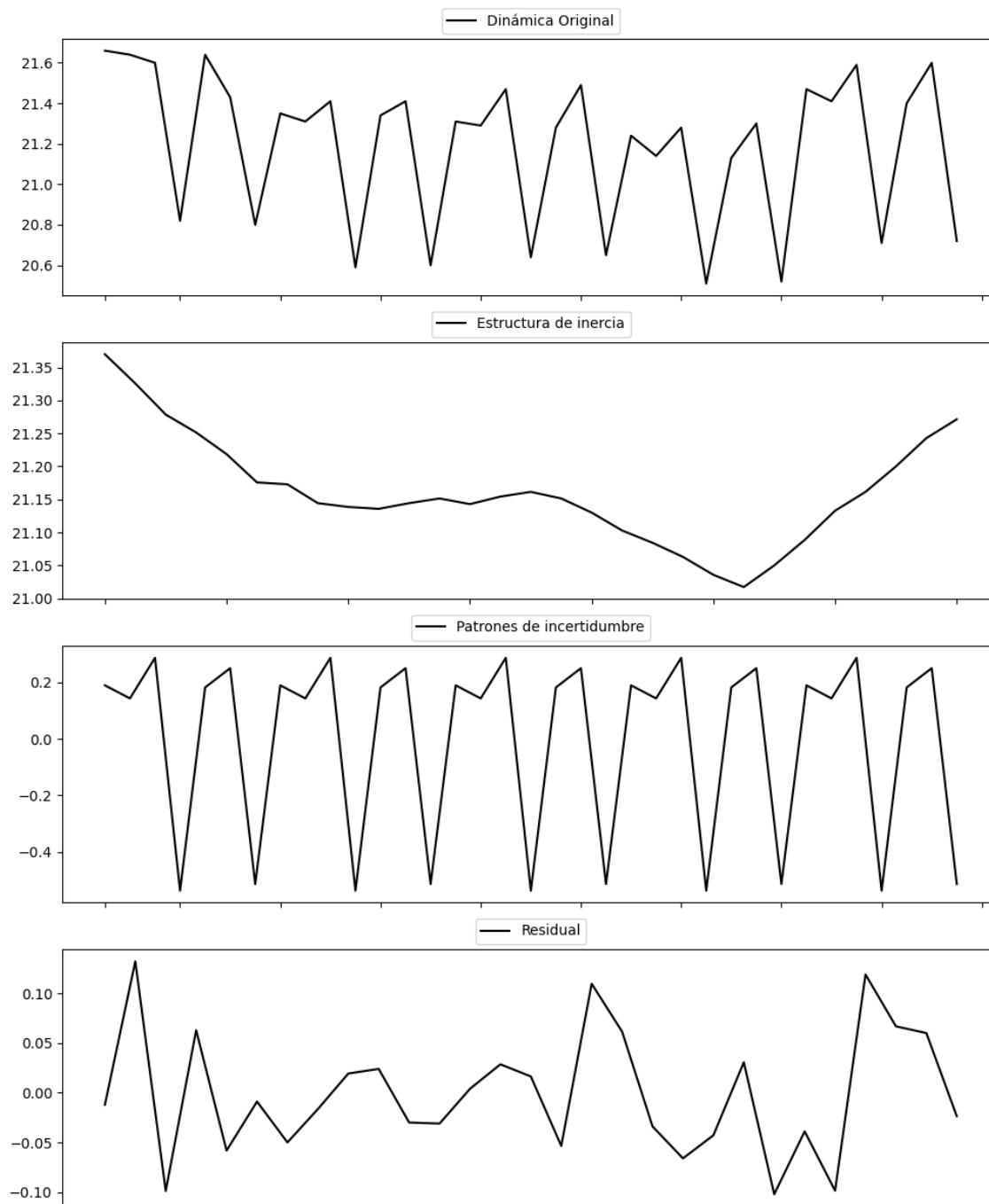
Estacionariedad: Estacionario

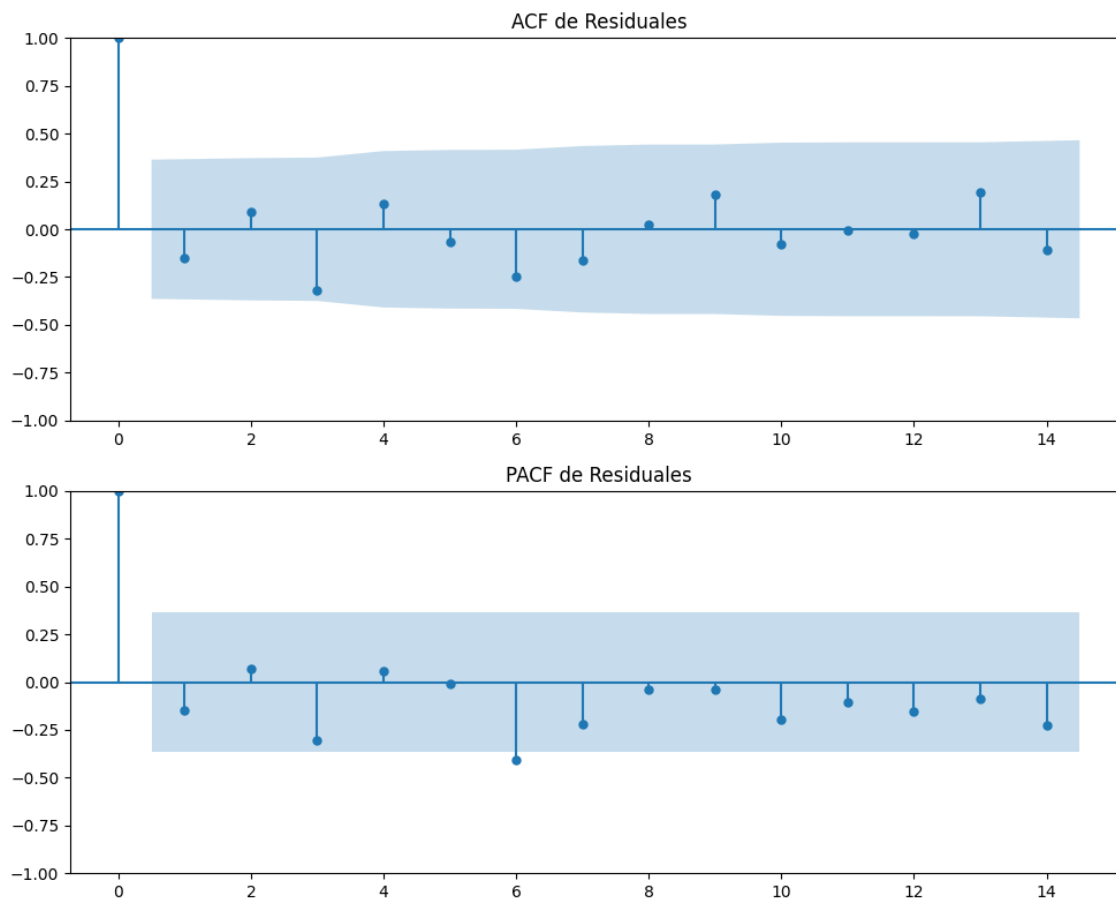
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 2.2915

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 10.5250, p-valor: 0.3957

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9628, p-valor=0.3844

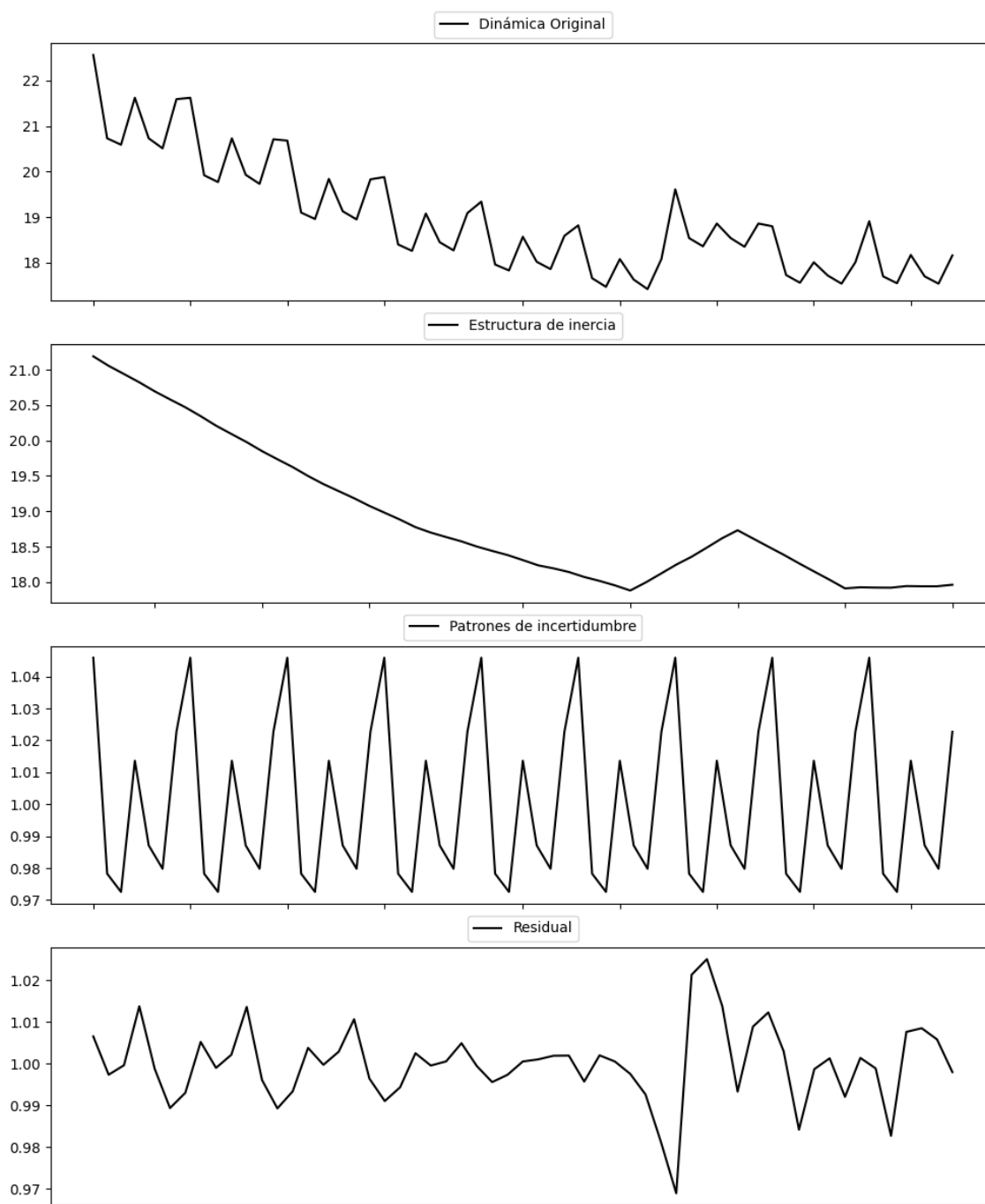
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0253

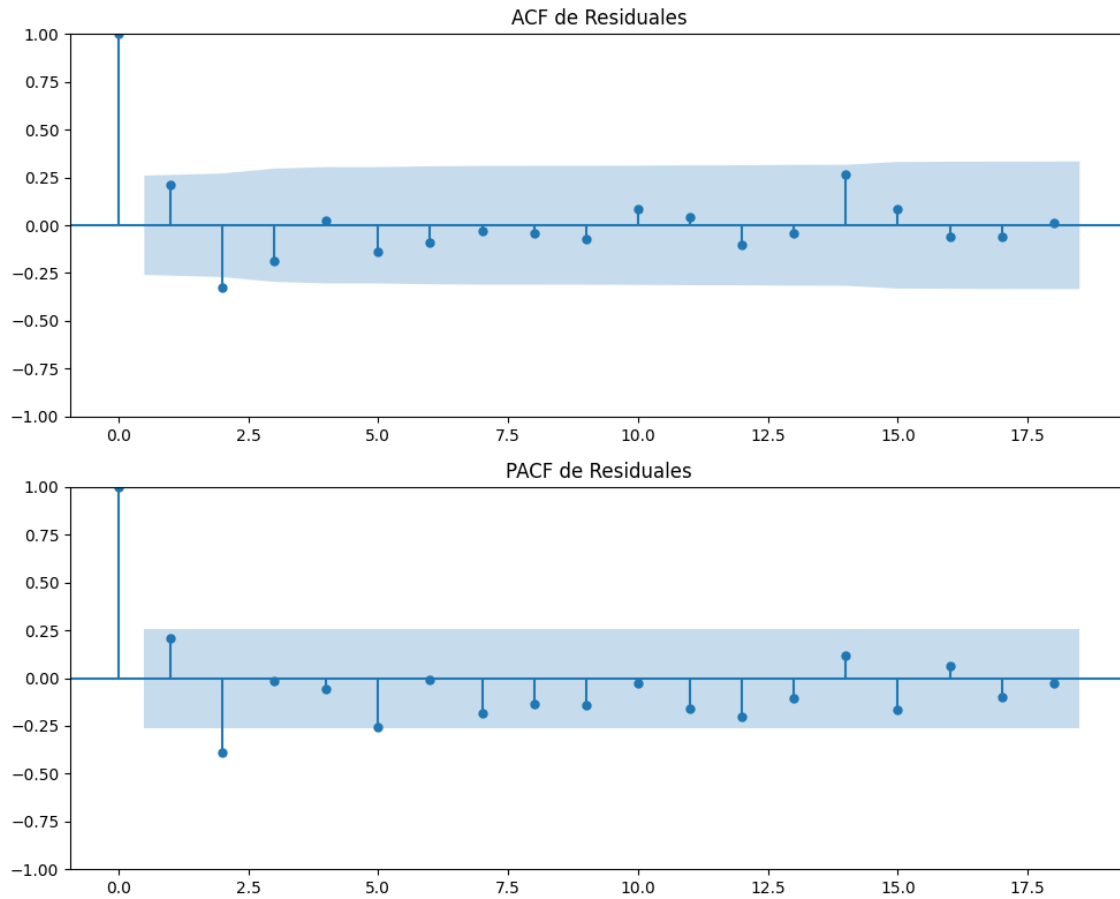
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos parecen ser aleatorios.

Gráficos para VOX





Análisis de Aleatoriedad del Error para VOX

Estadística de Durbin-Watson: 0.0001

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 14.2245, p-valor: 0.1630

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9598, p-valor=0.0554

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

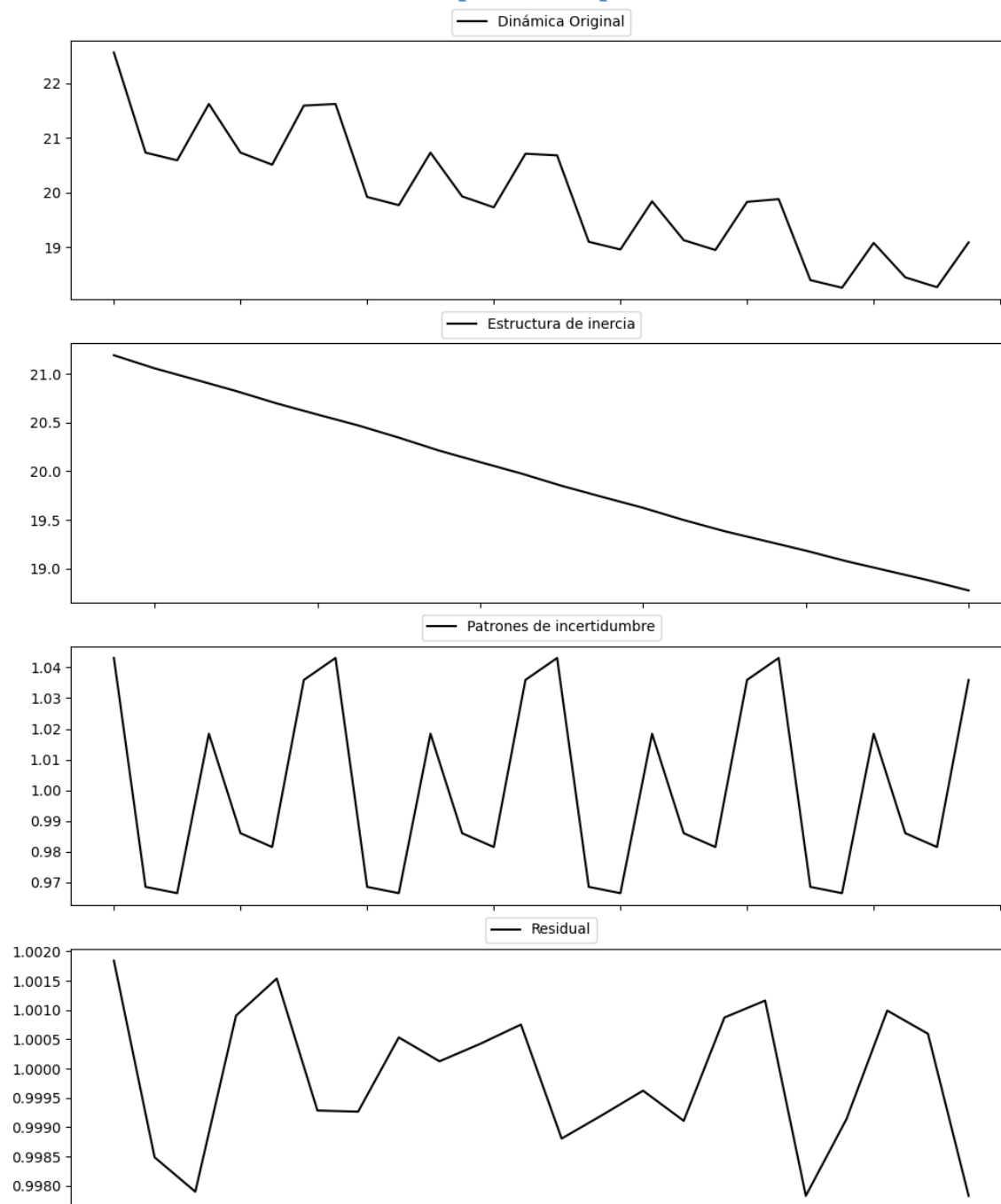
Estacionariedad: Estacionario

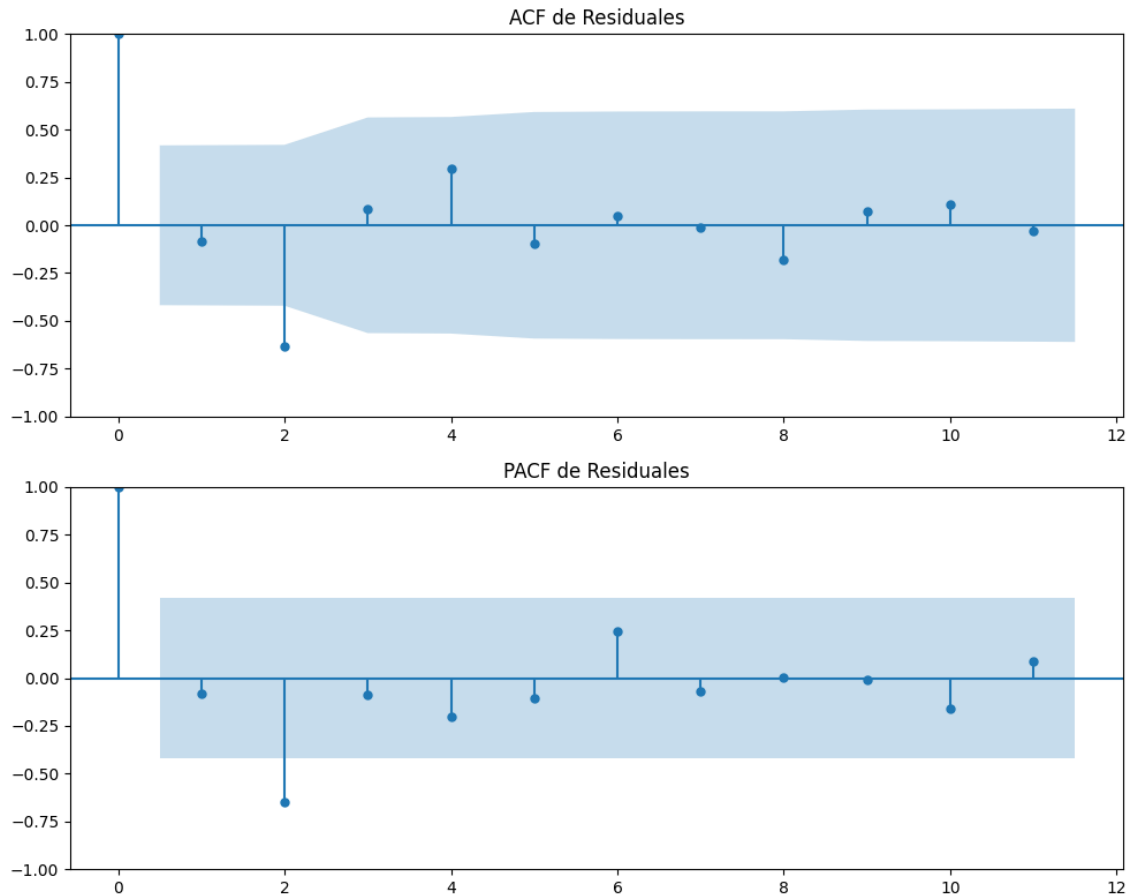
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 15.8904, p-valor: 0.1028

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9451, p-valor=0.2523

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

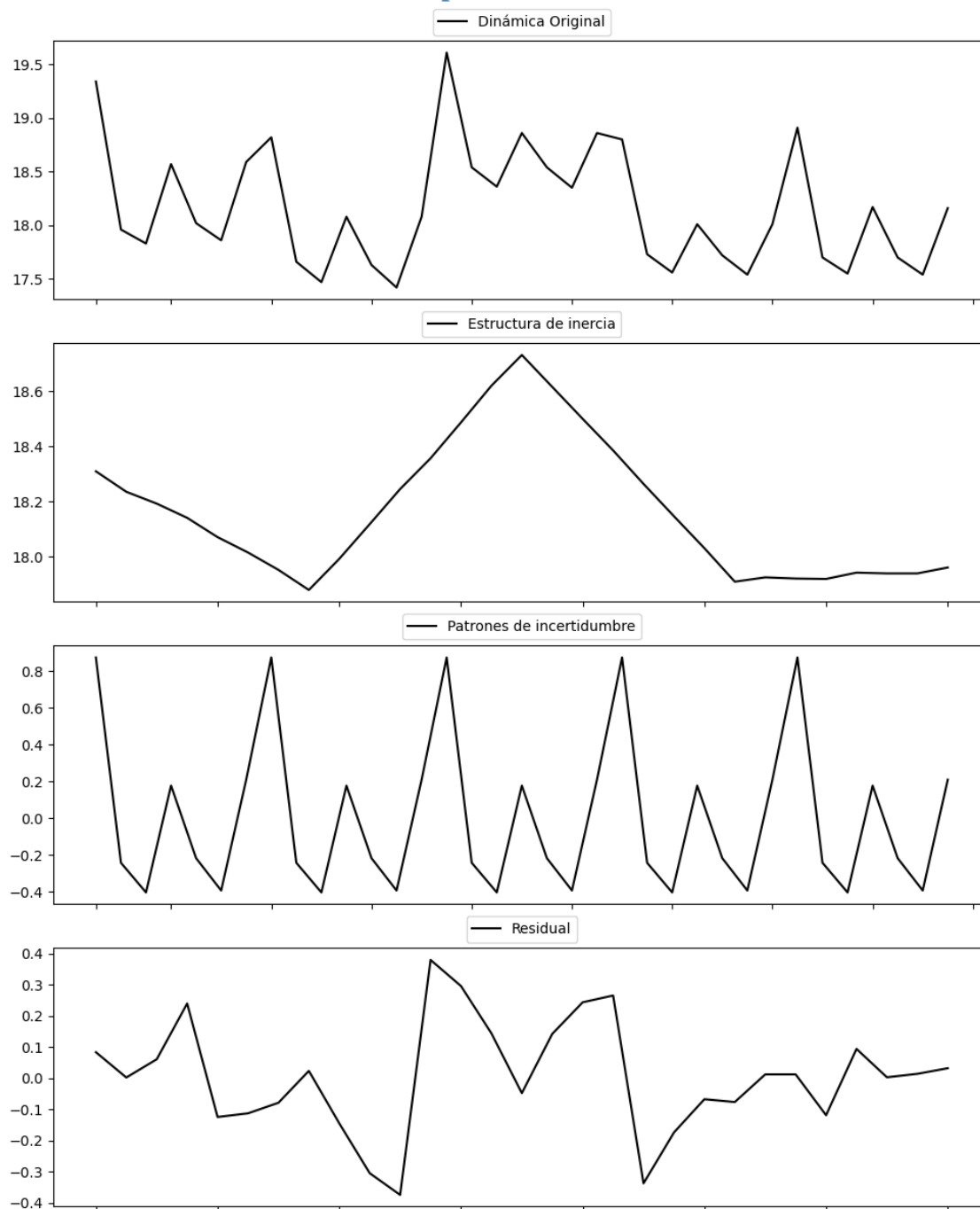
Estacionariedad: Estacionario

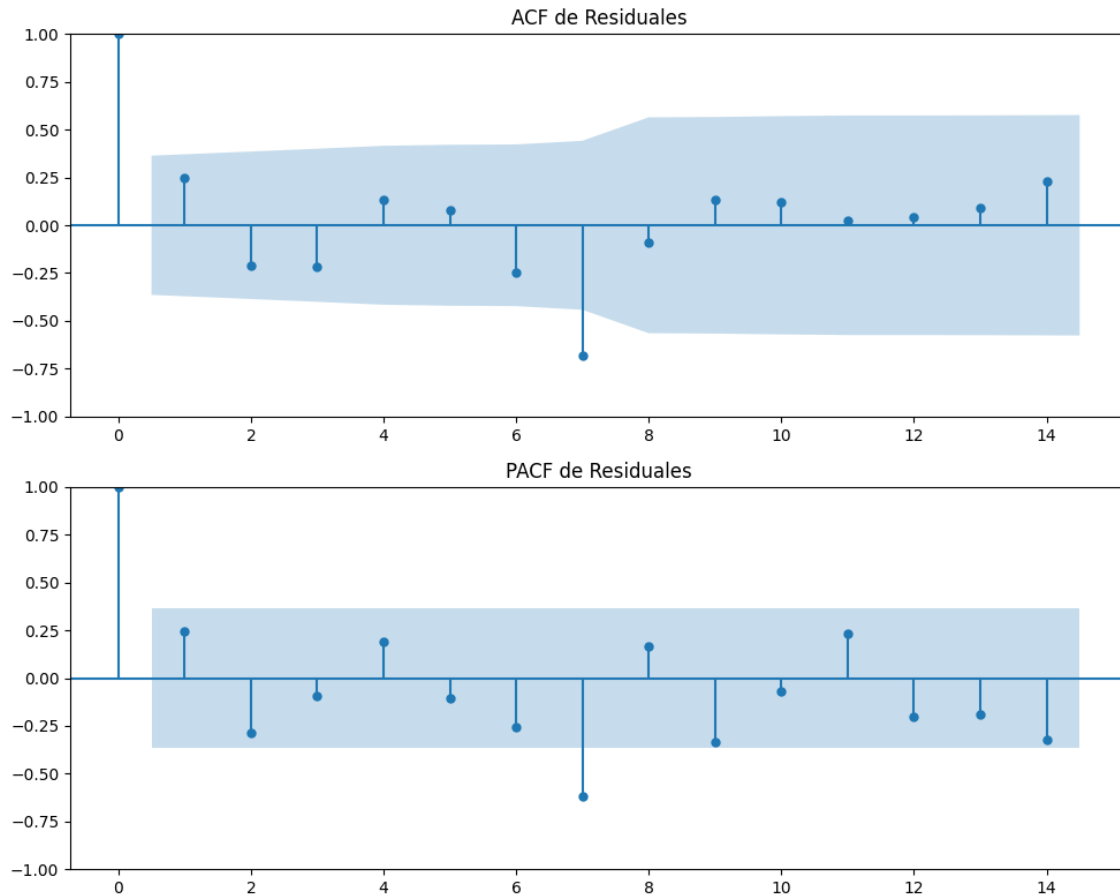
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son 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: 1.4967

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 29.2119, p-valor: 0.0012

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9771, p-valor=0.7609

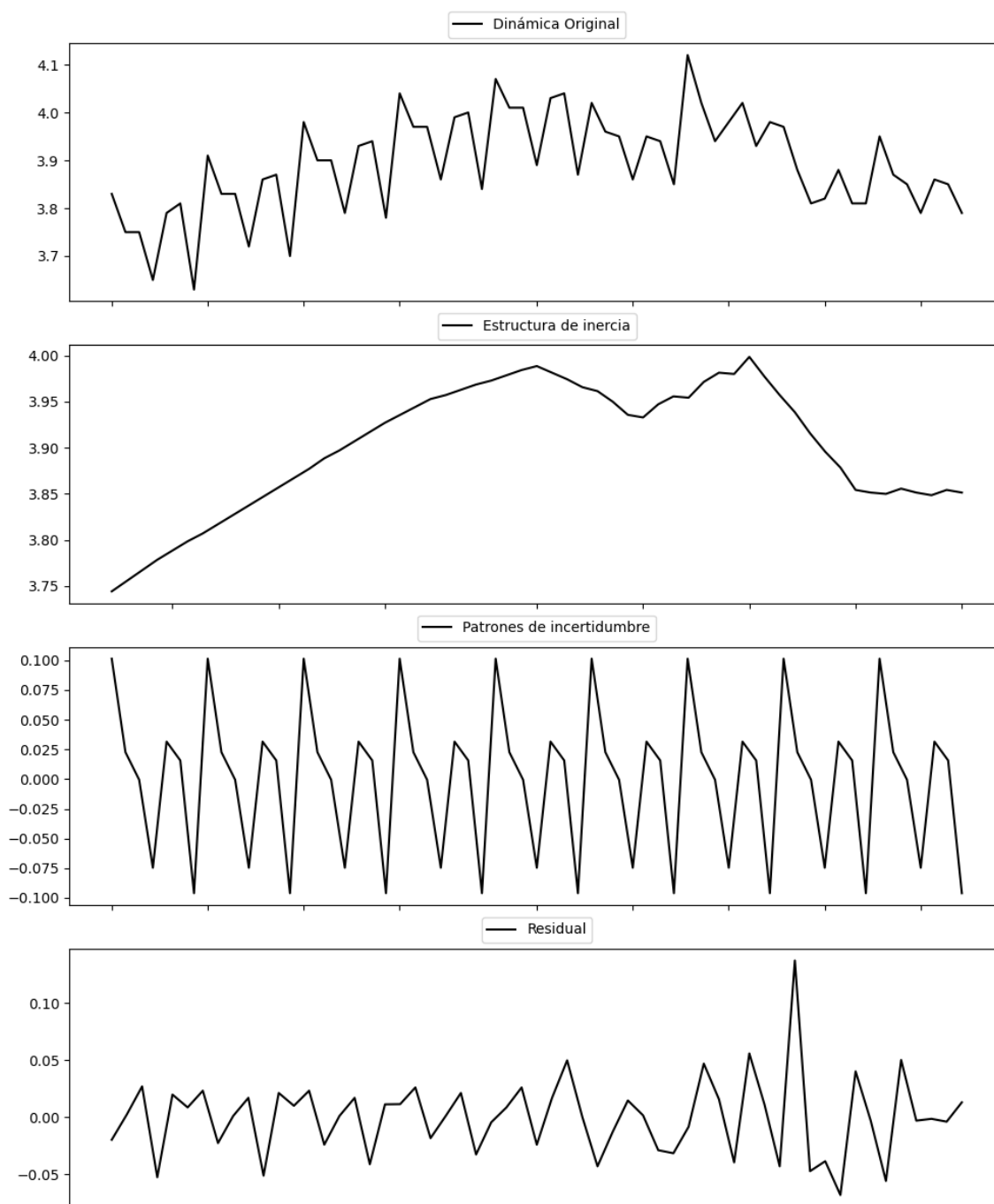
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0559

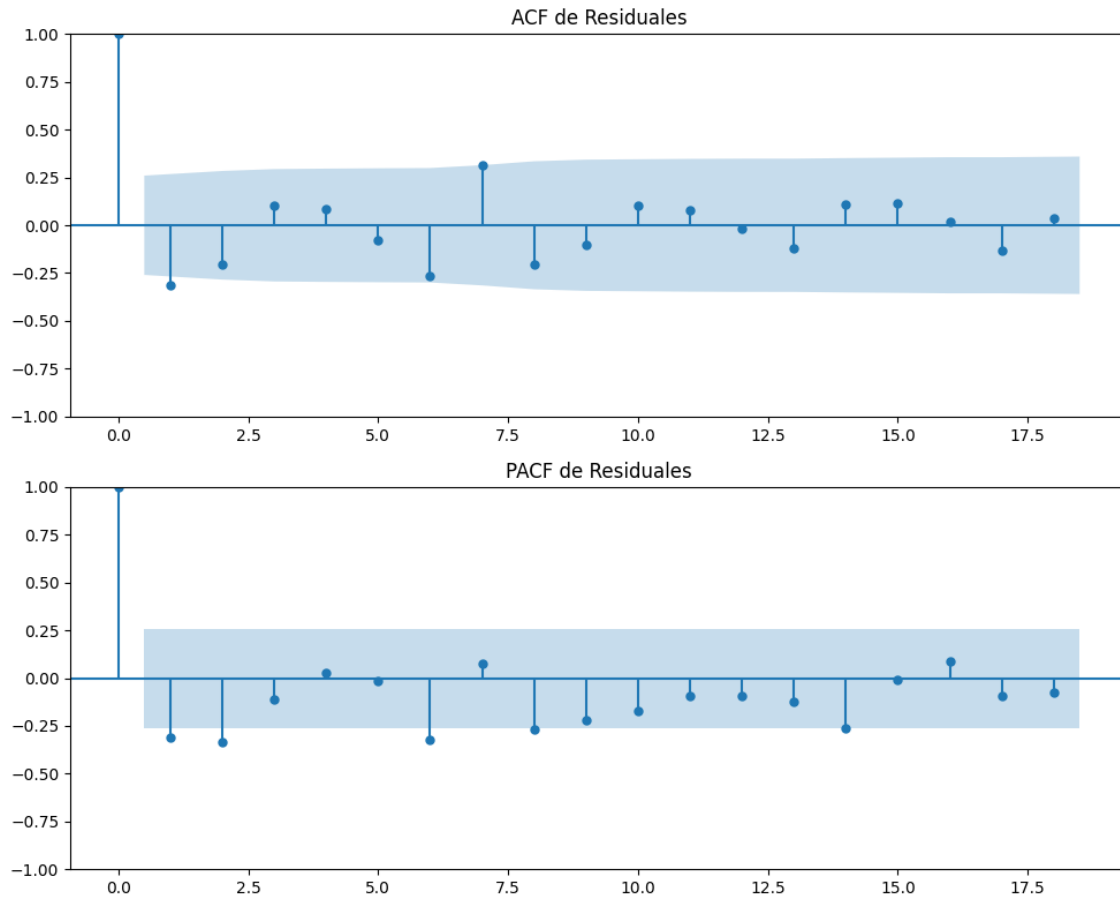
Estacionariedad: No Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son aleatorios.

Gráficos para Podemos





Análisis de Aleatoriedad del Error para Podemos

Estadística de Durbin-Watson: 2.6174

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 25.5051, p-valor: 0.0045

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9353, p-valor=0.0045

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

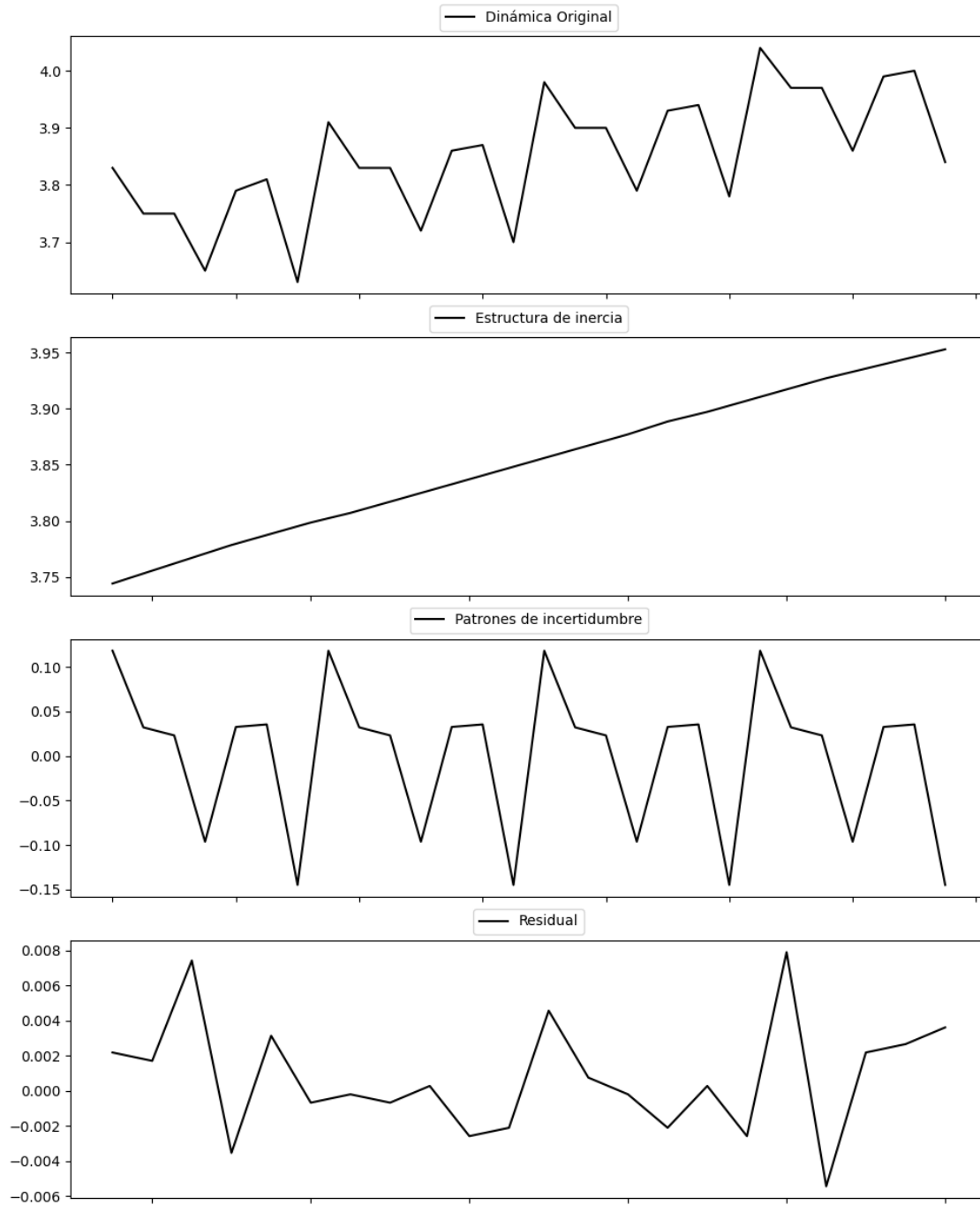
Estacionariedad: Estacionario

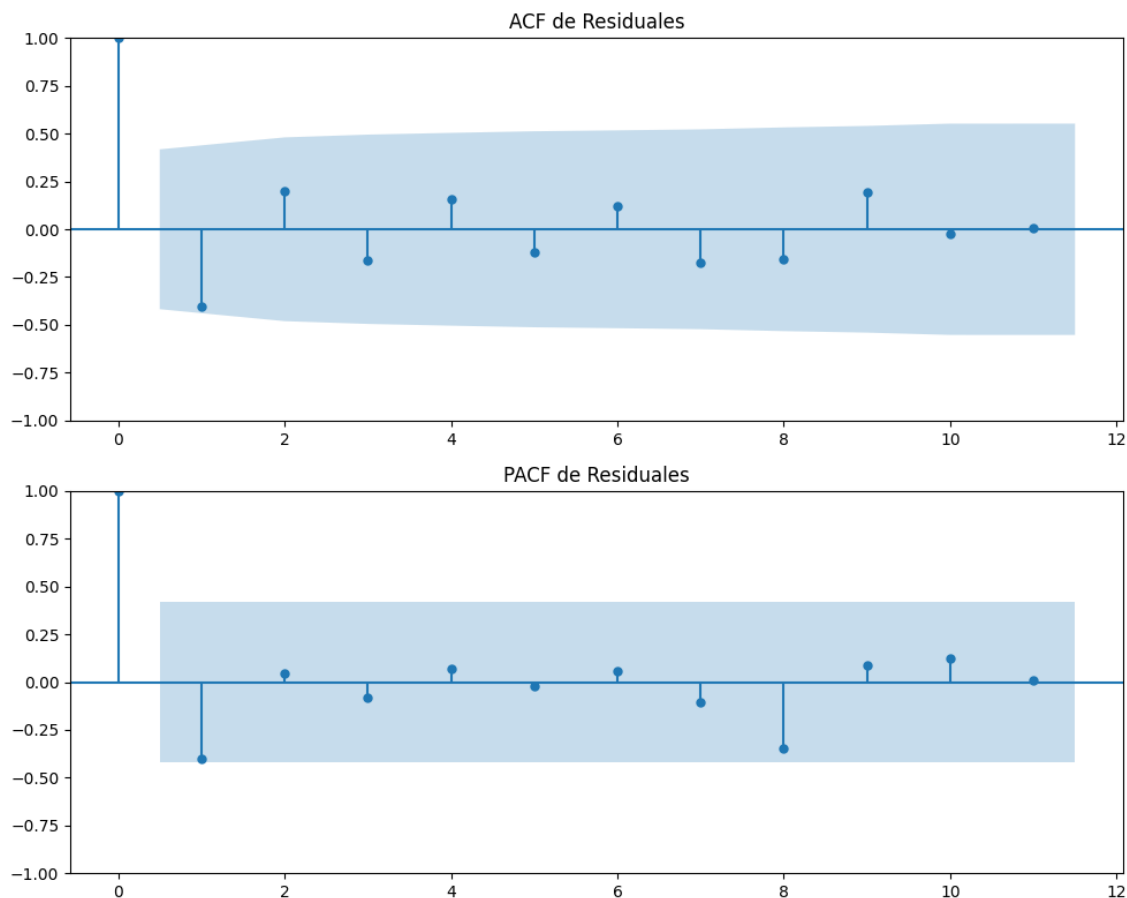
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 2.6208

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 11.0519, p-valor: 0.3535

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9716, p-valor=0.7482

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

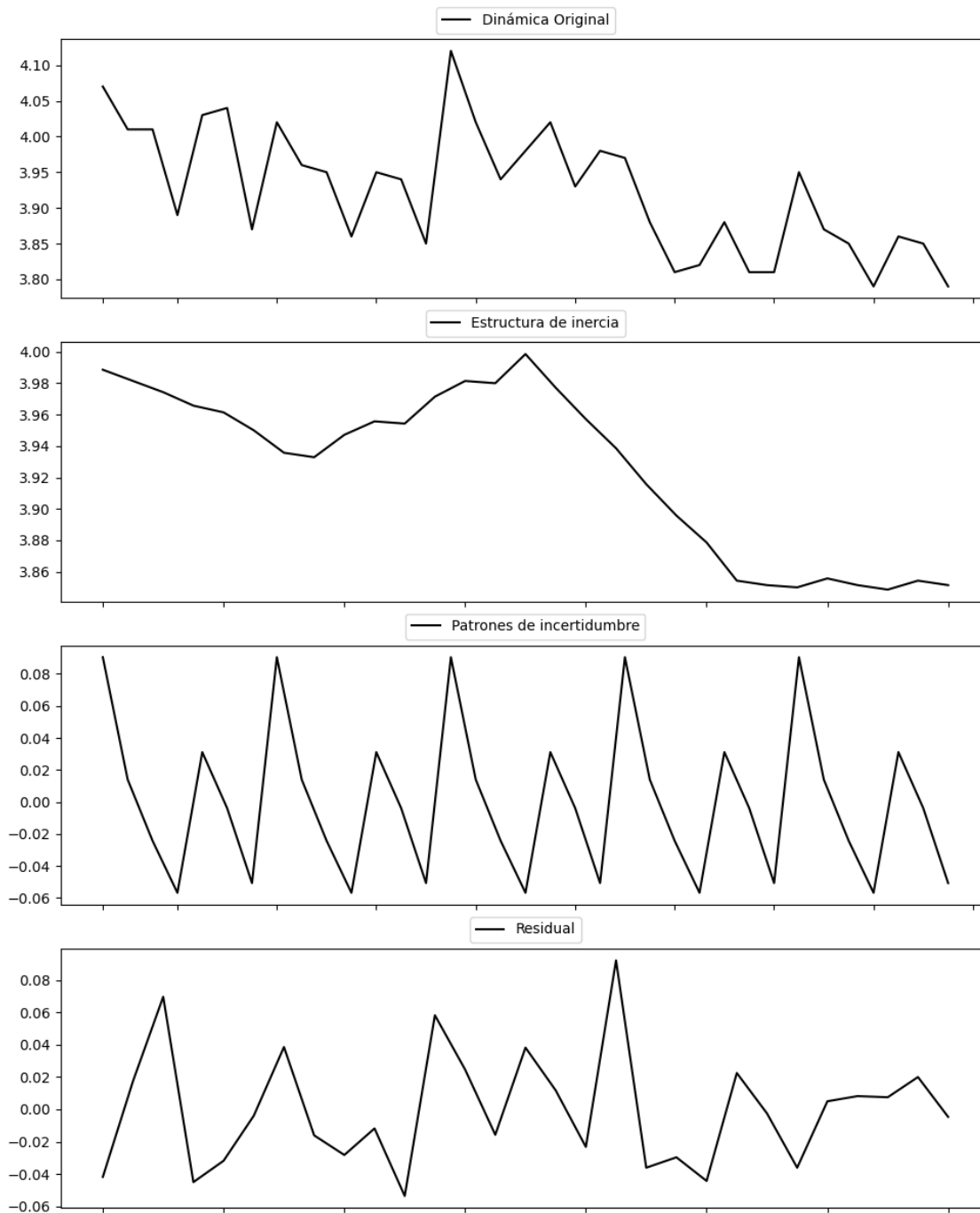
Estacionariedad: Estacionario

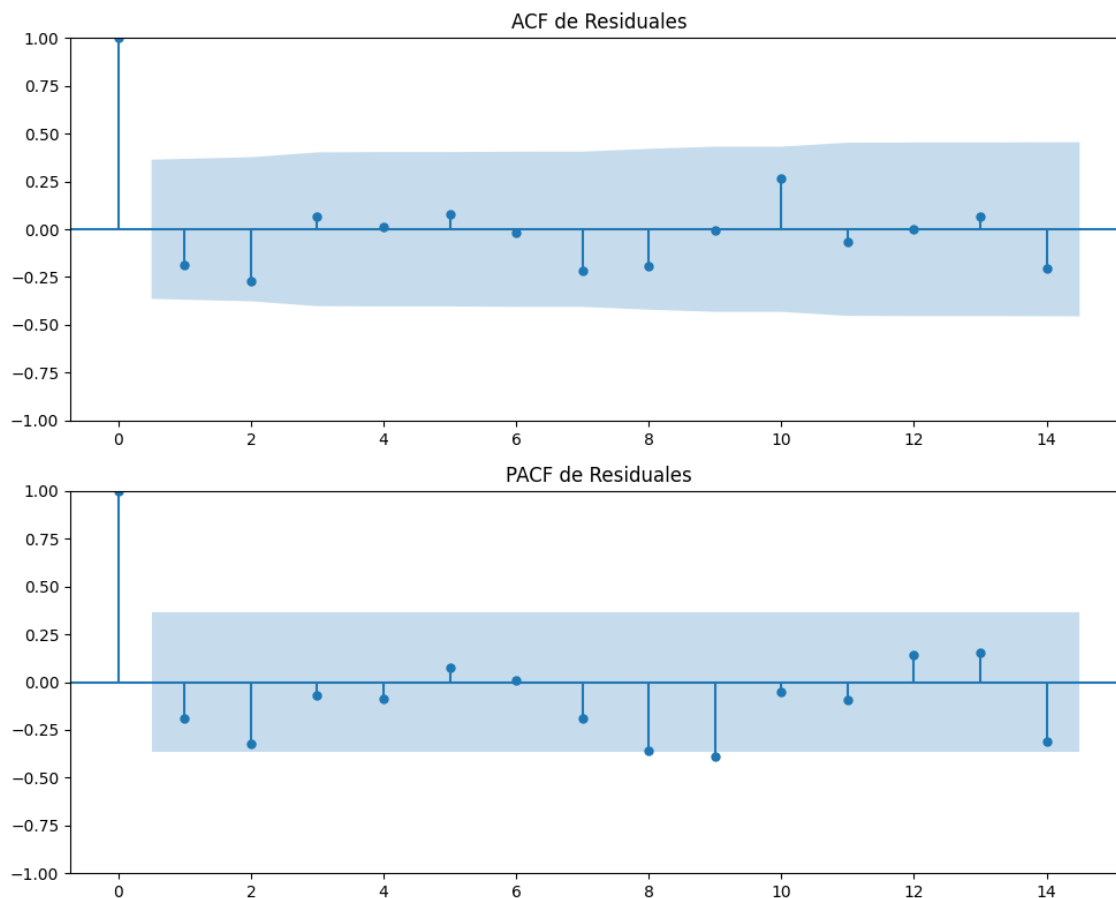
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son 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: 2.3316

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 10.7901, p-valor: 0.3741

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9525, p-valor=0.2123

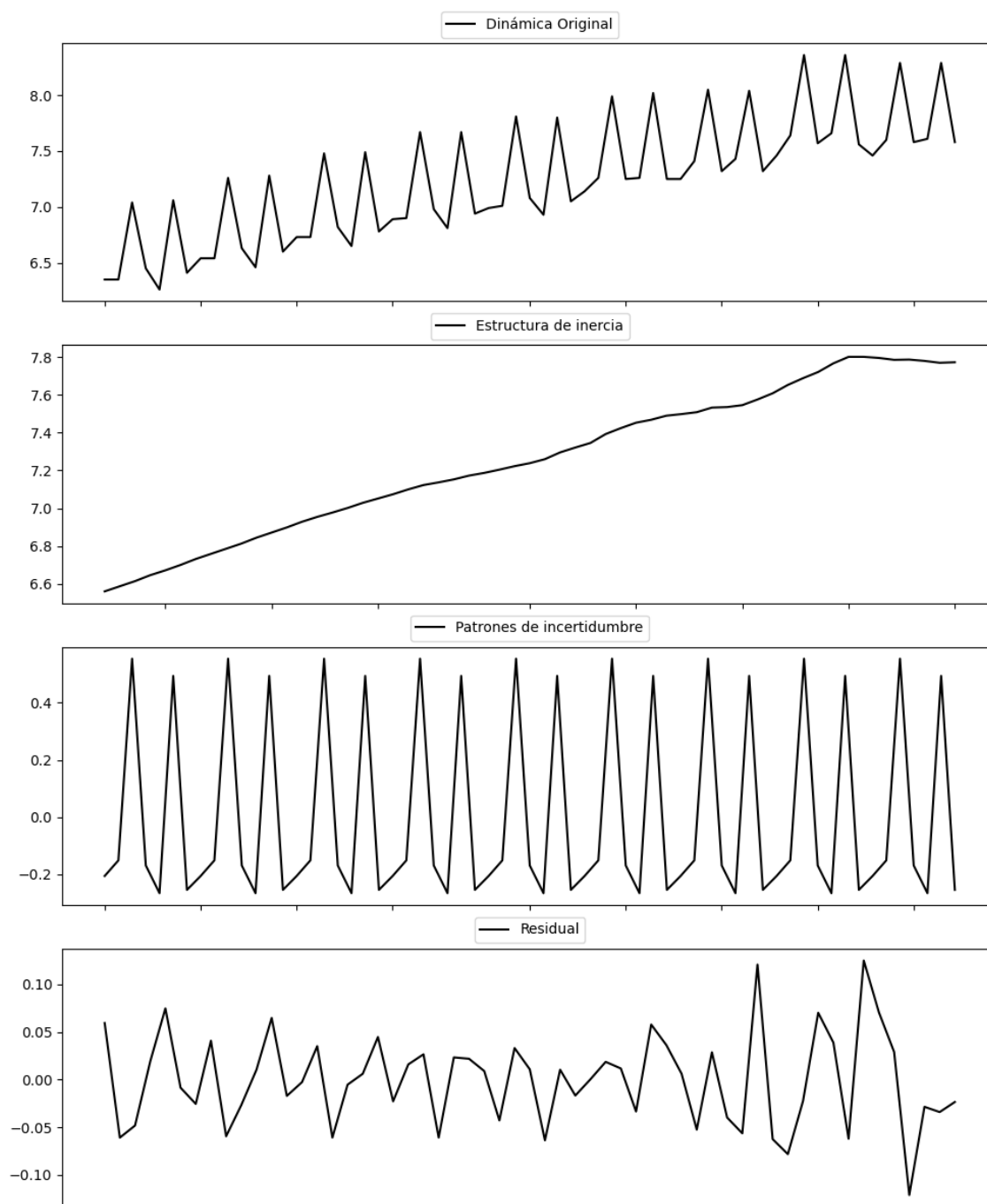
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

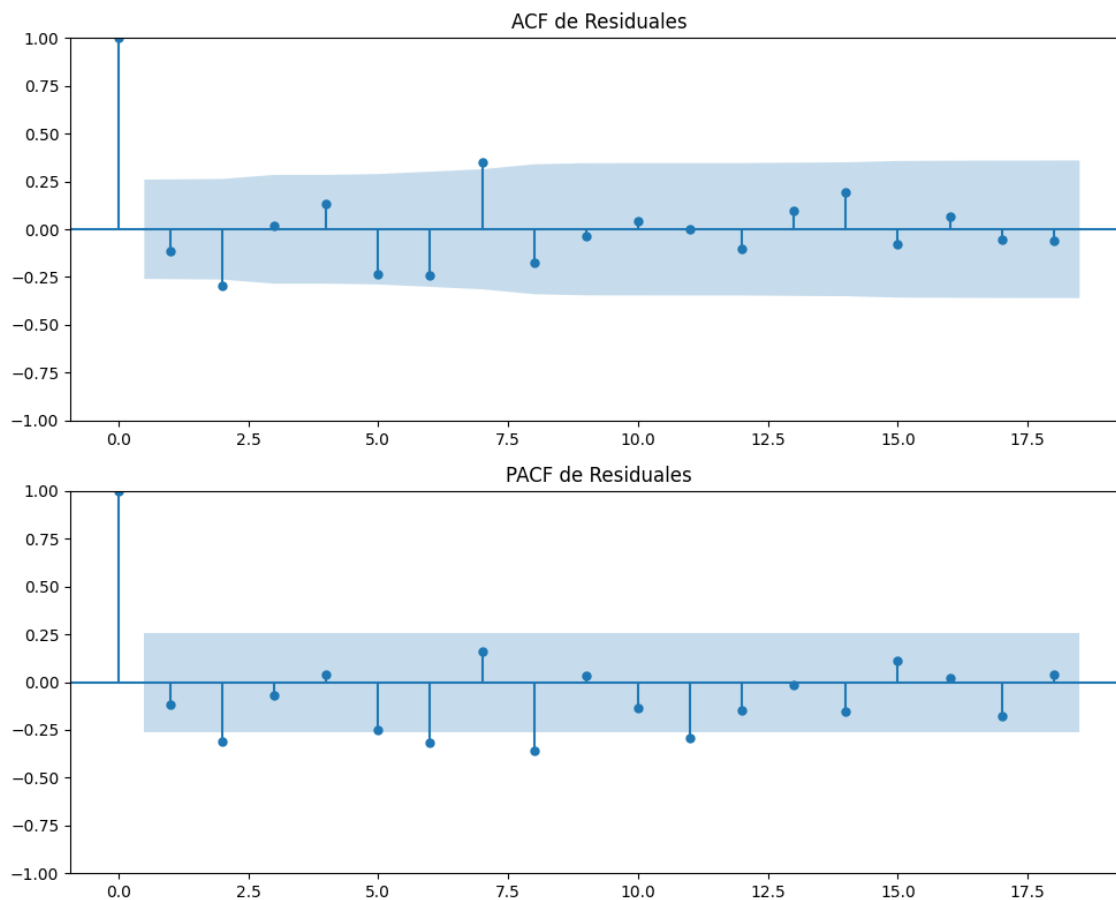
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos parecen ser aleatorios.

Gráficos para Sumar





Análisis de Aleatoriedad del Error para Sumar

Estadística de Durbin-Watson: 2.2014

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 25.3204, p-valor: 0.0048

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9822, p-valor=0.5633

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

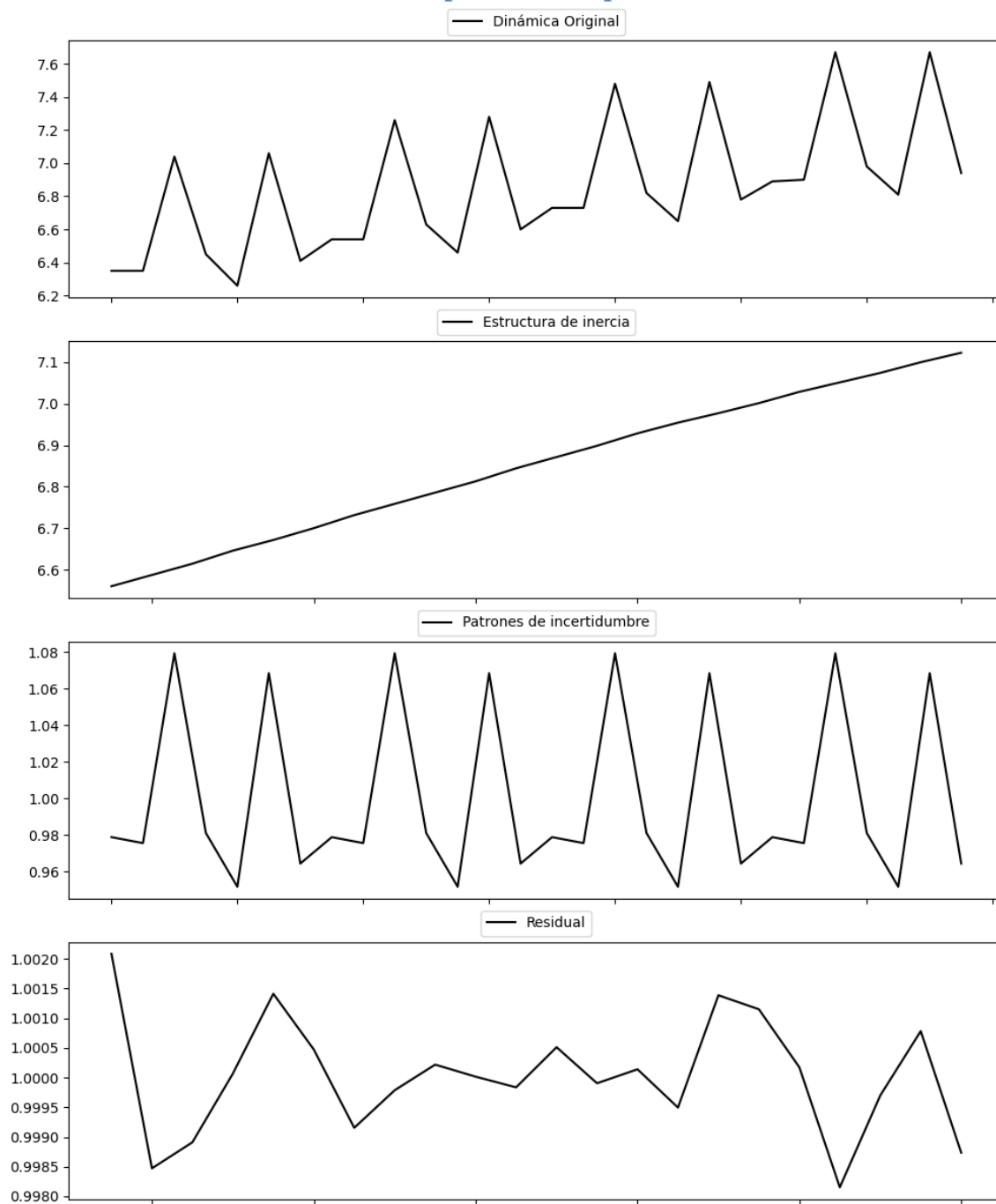
Estacionariedad: Estacionario

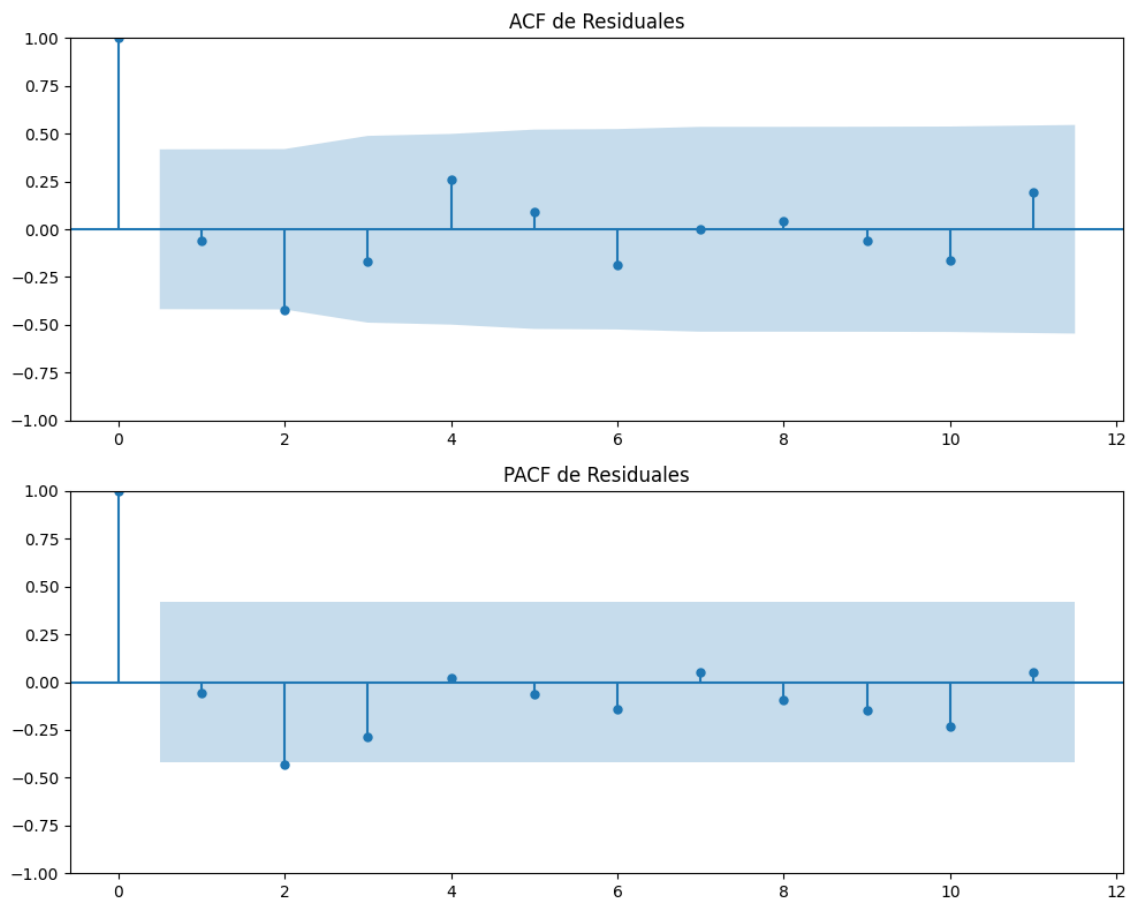
Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuos 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: 0.0000

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 10.3191, p-valor: 0.4130

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9826, p-valor=0.9511

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0095

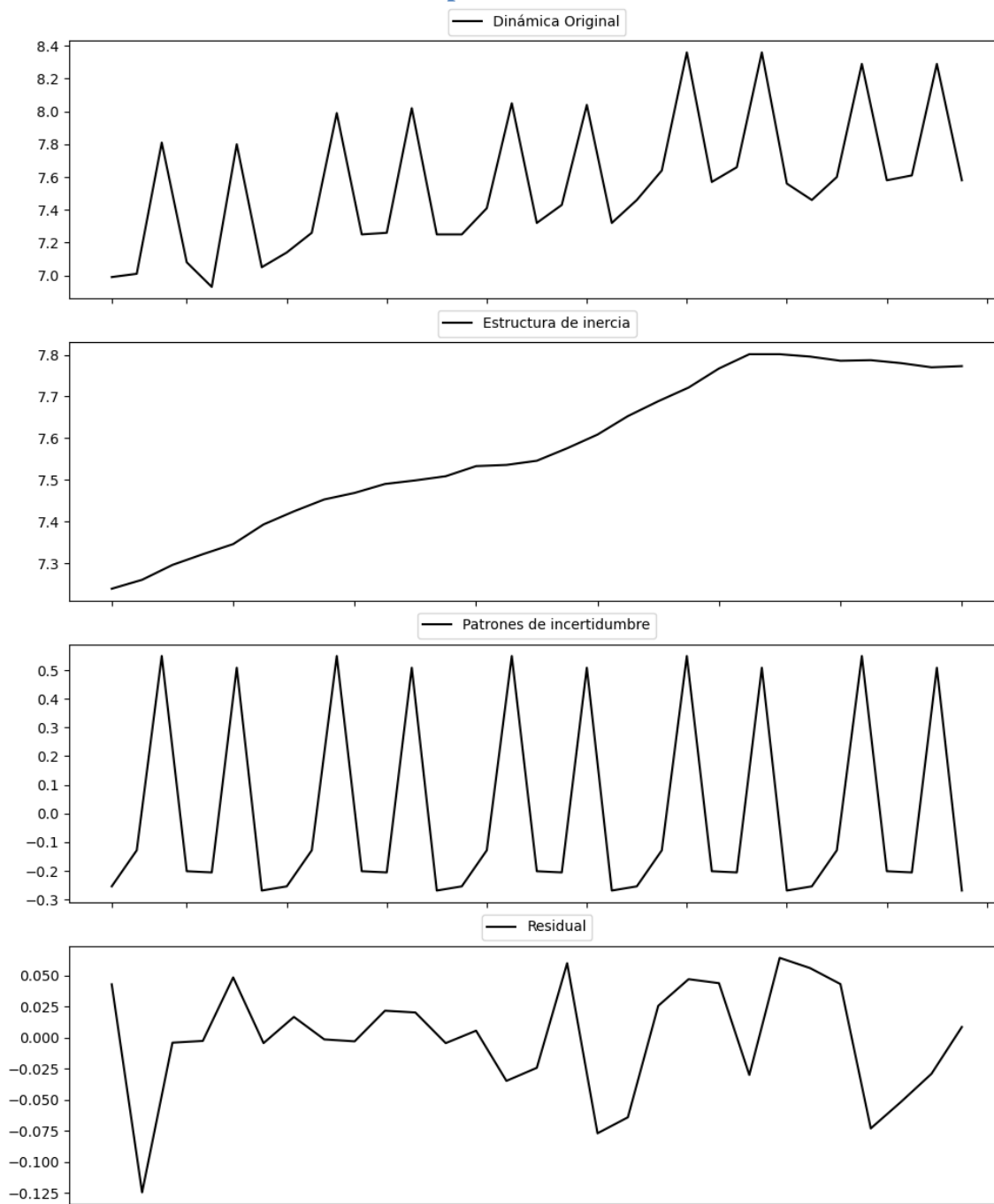
Estacionariedad: Estacionario

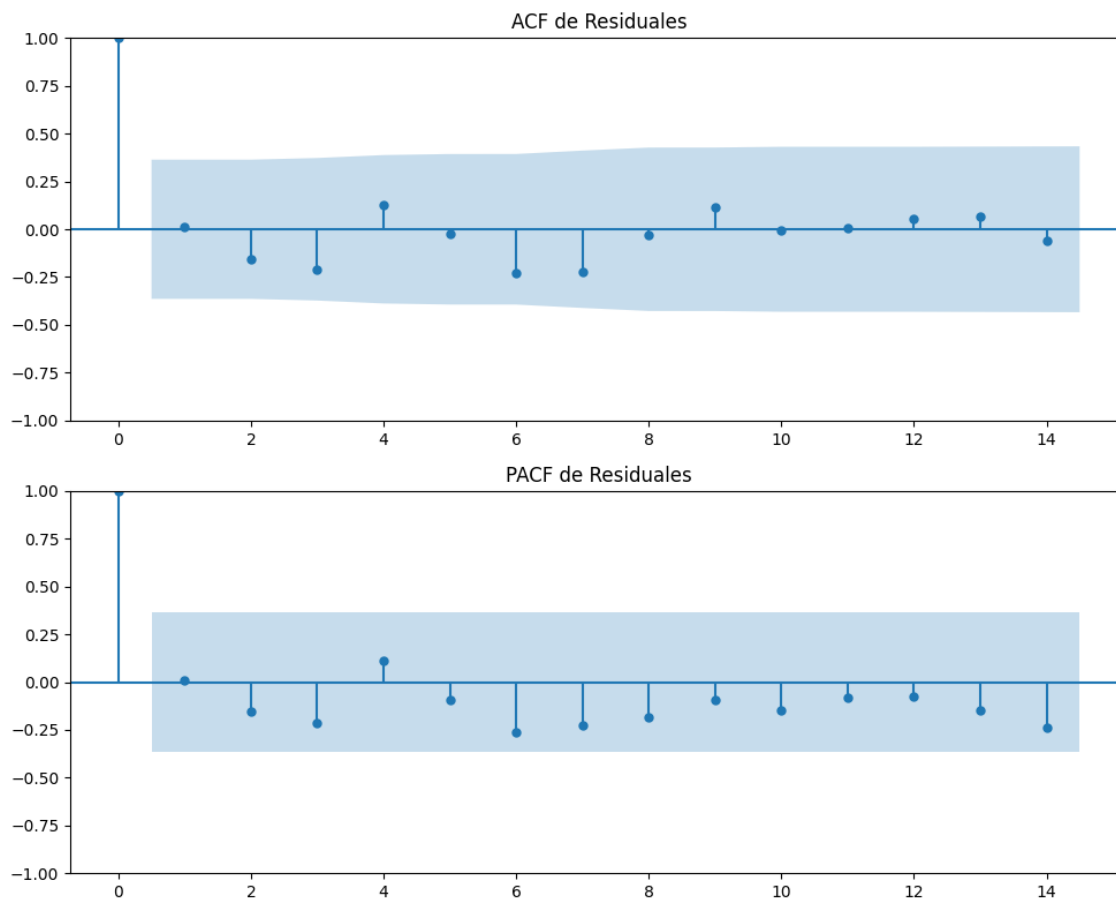
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son 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: 1.9420

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 7.7029, p-valor: 0.6578

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9451, p-valor=0.1364

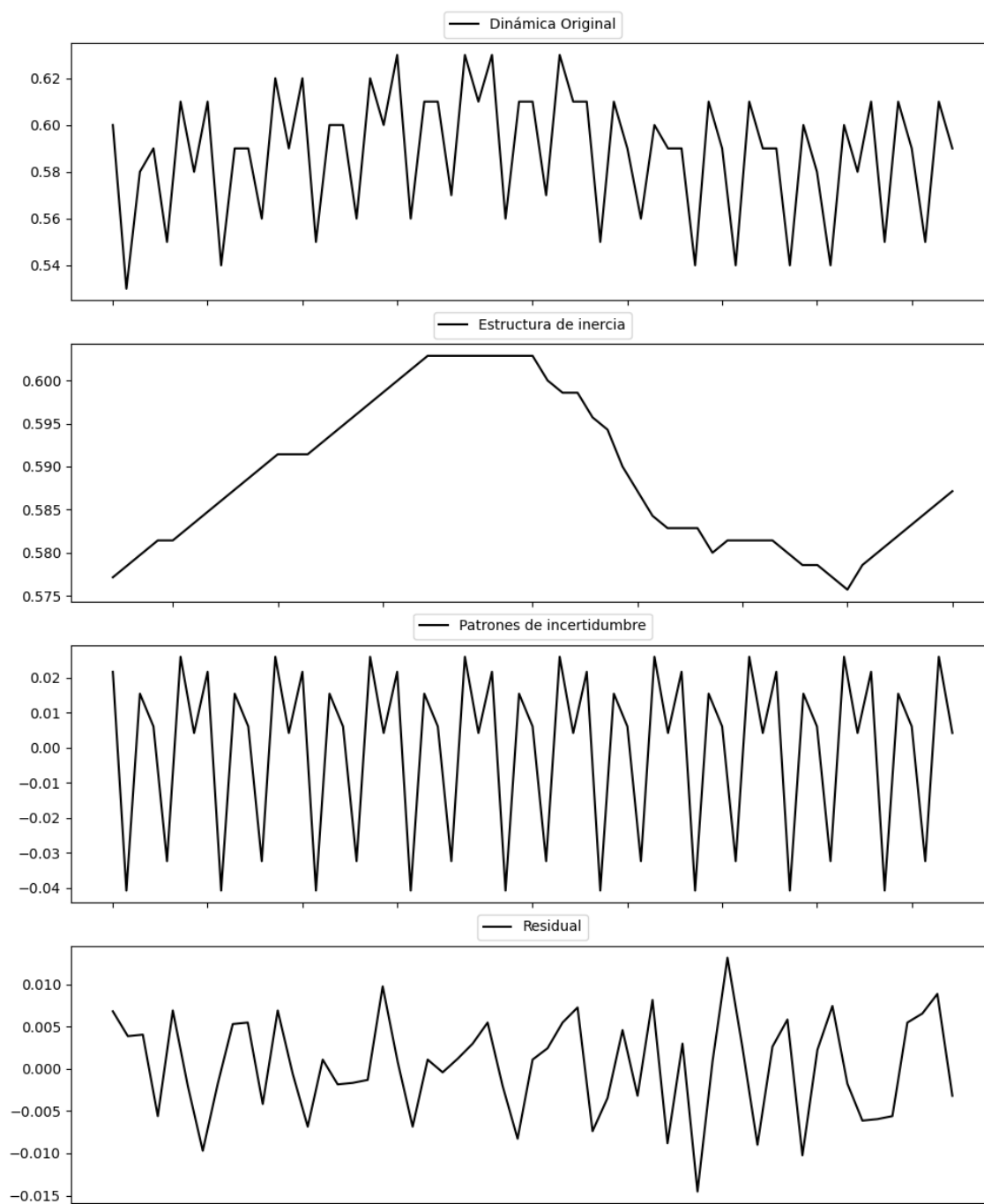
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0310

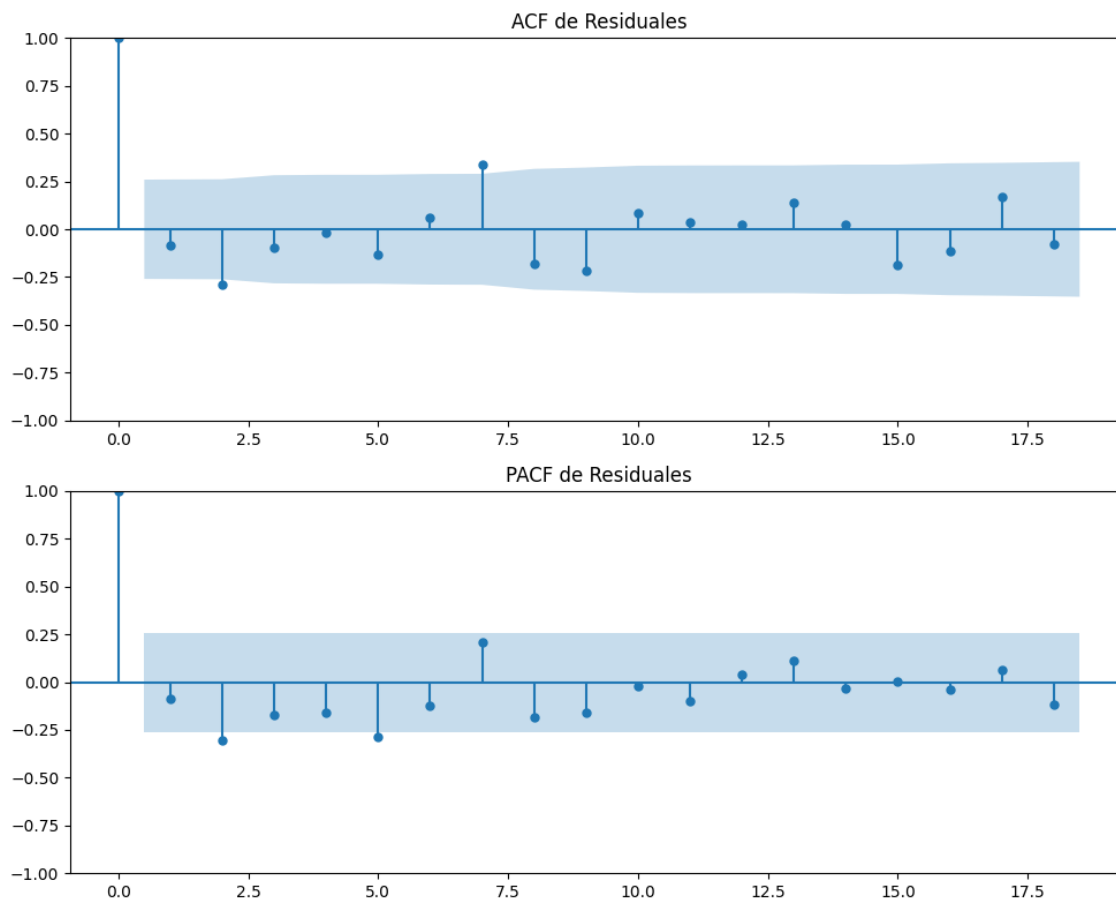
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos parecen ser aleatorios.

Gráficos para SALF





Análisis de Aleatoriedad del Error para SALF

Estadística de Durbin-Watson: 2.1407

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 21.4767, p-valor: 0.0180

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9818, p-valor=0.5445

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

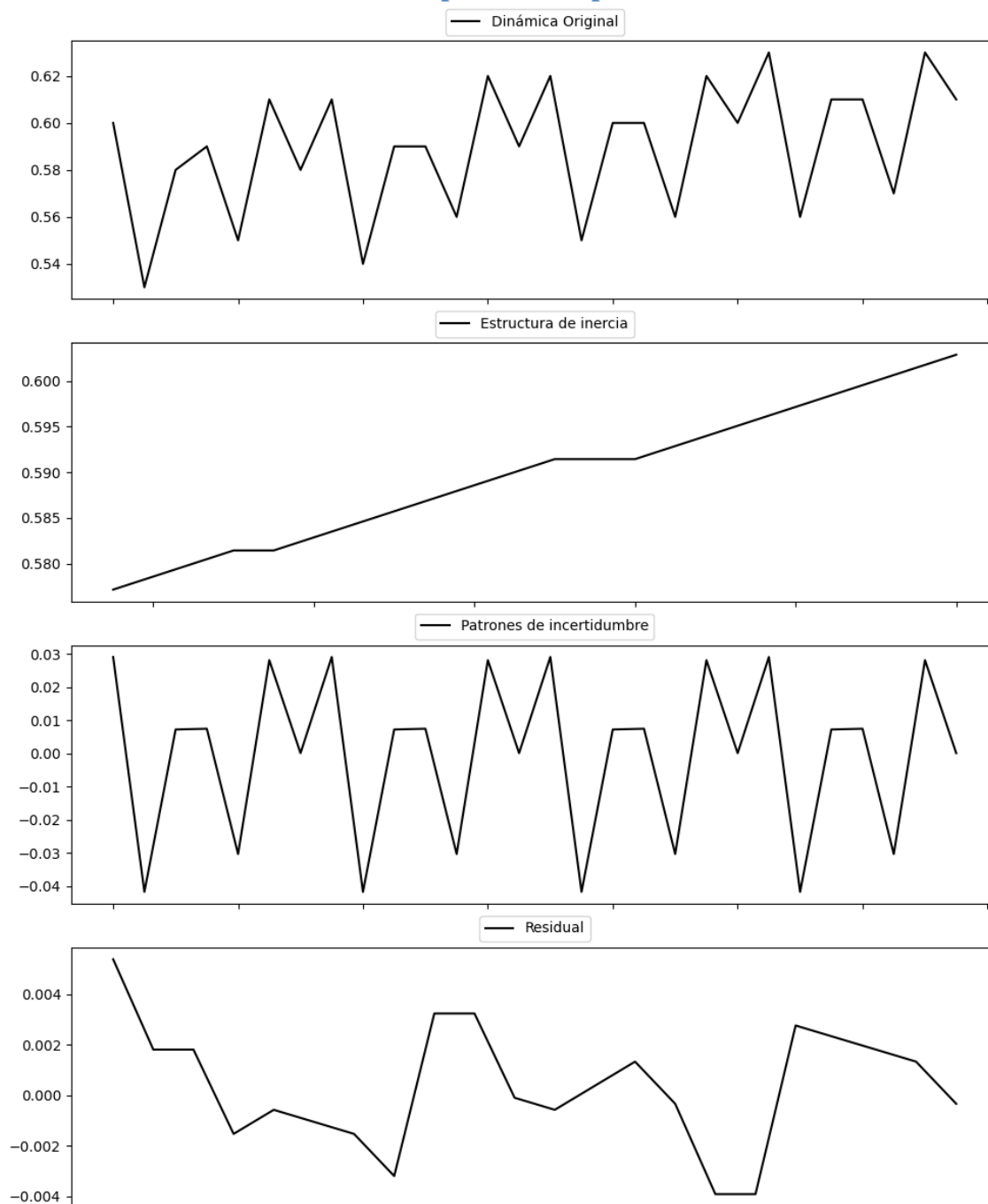
Estacionariedad: Estacionario

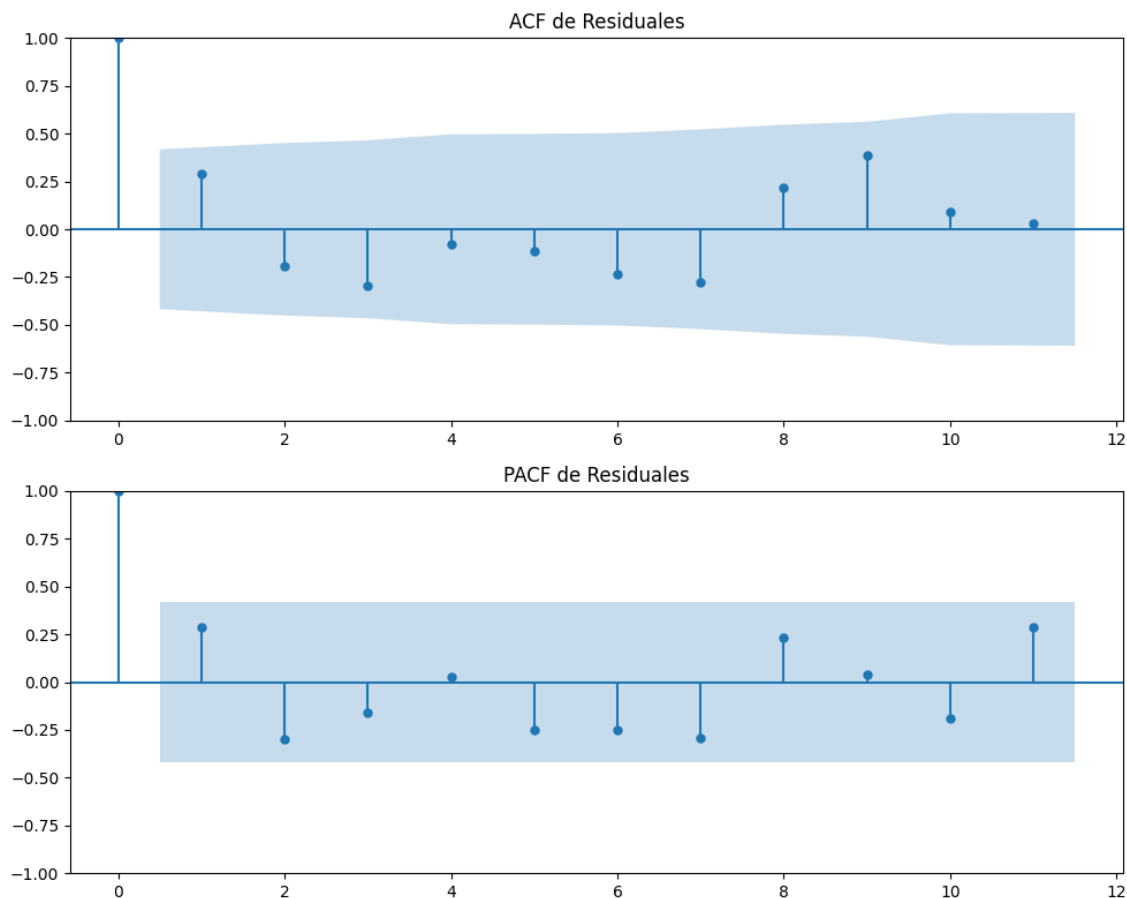
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 1.1816

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 18.7625, p-valor: 0.0434

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9721, p-valor=0.7588

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0142

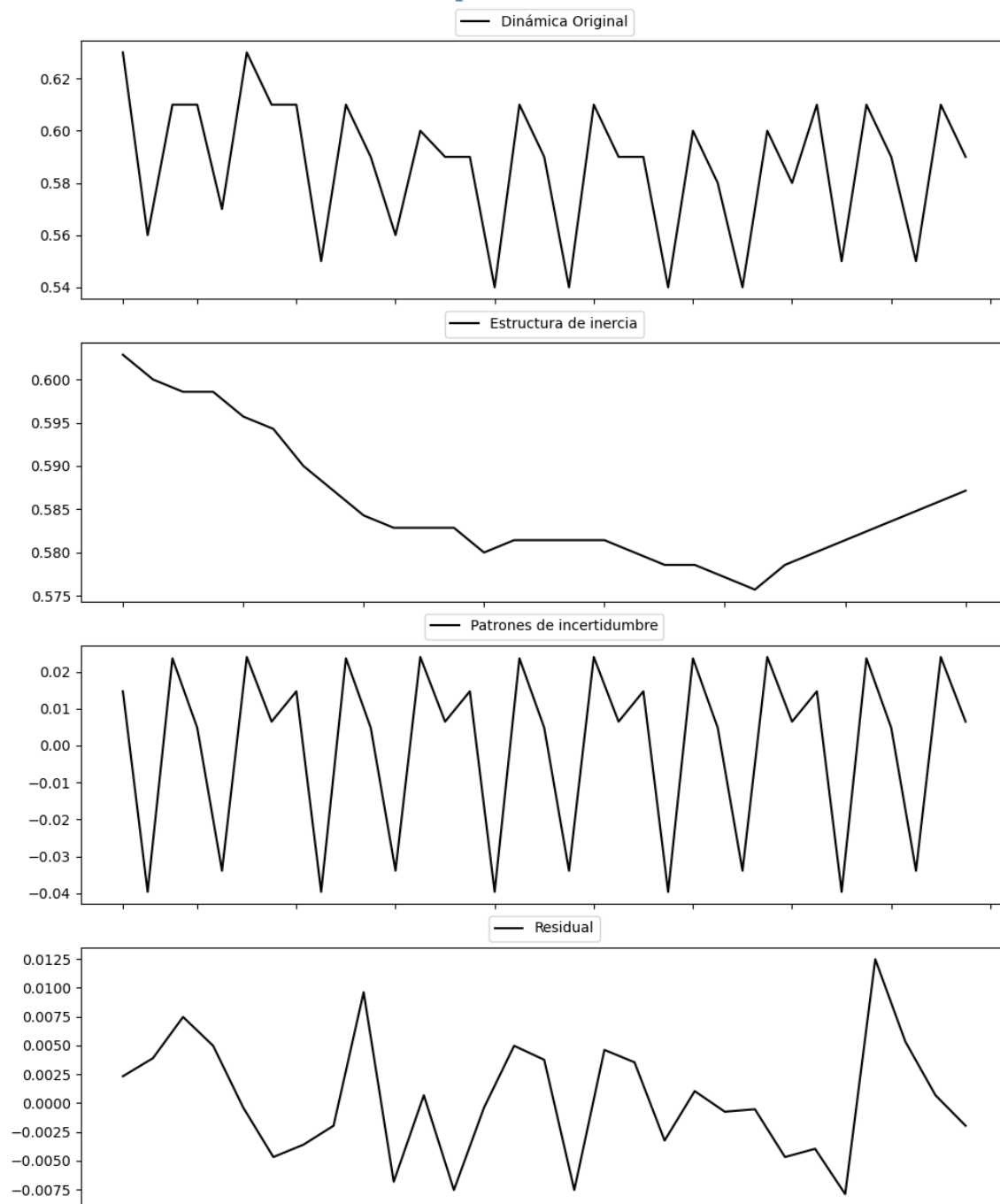
Estacionariedad: Estacionario

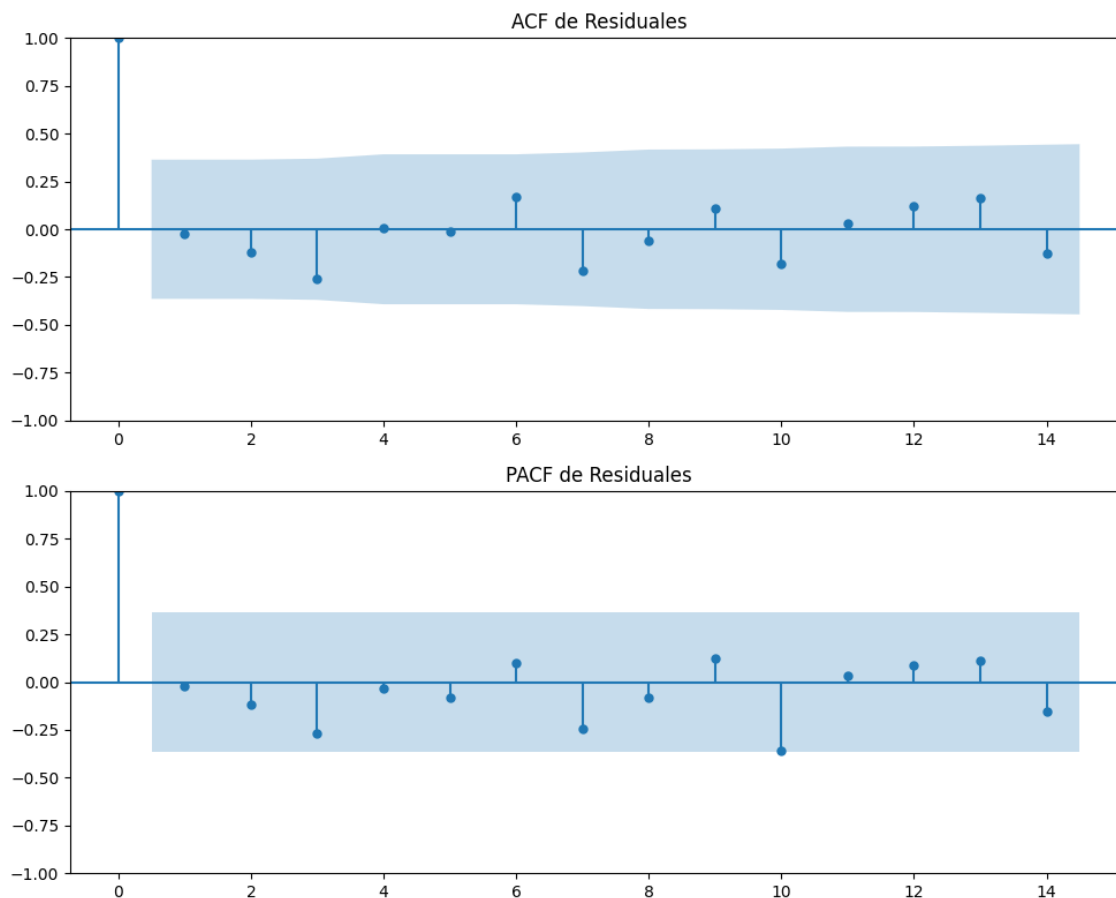
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 2.0265

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 8.0820, p-valor: 0.6208

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9725, p-valor=0.6293

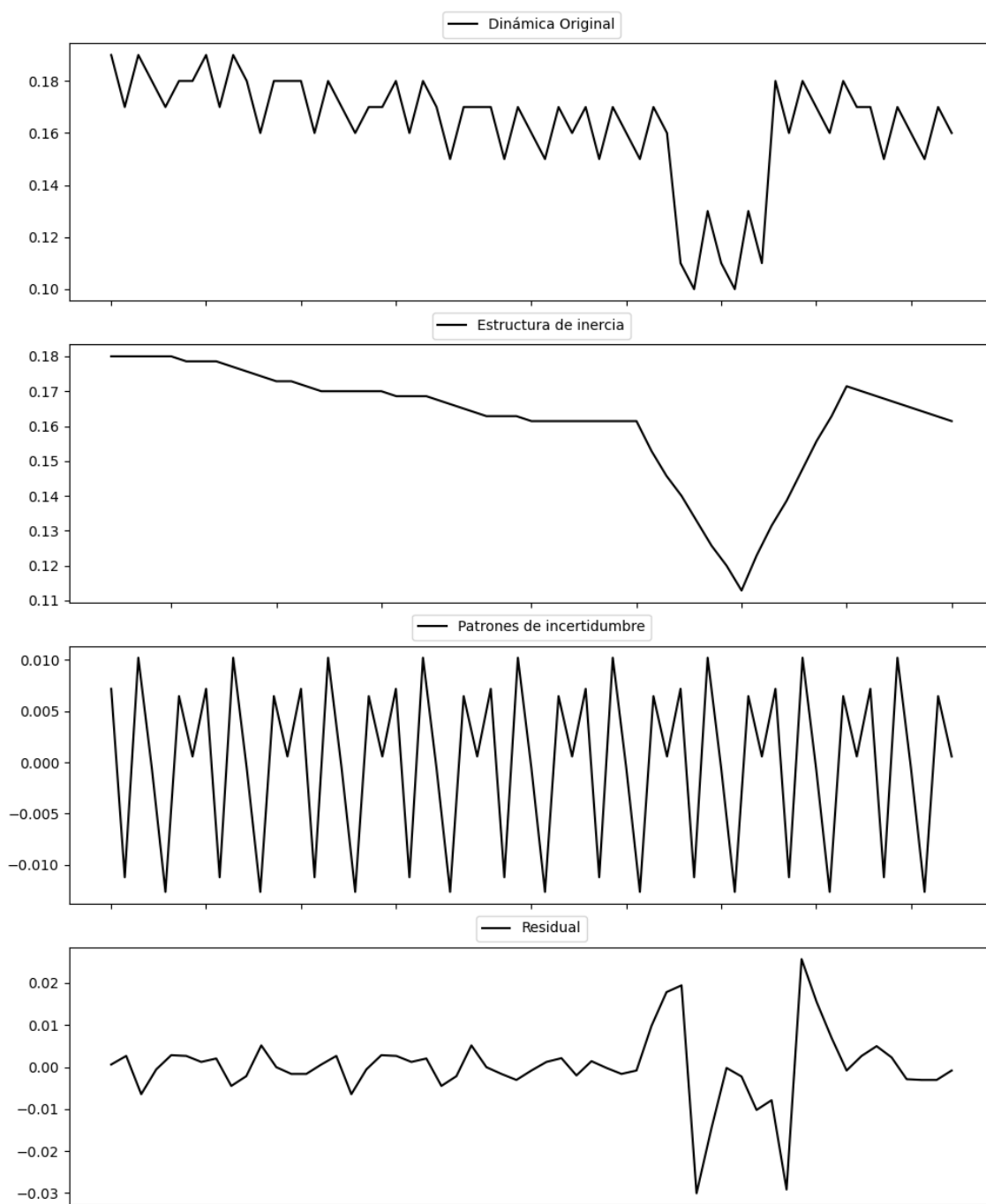
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0967

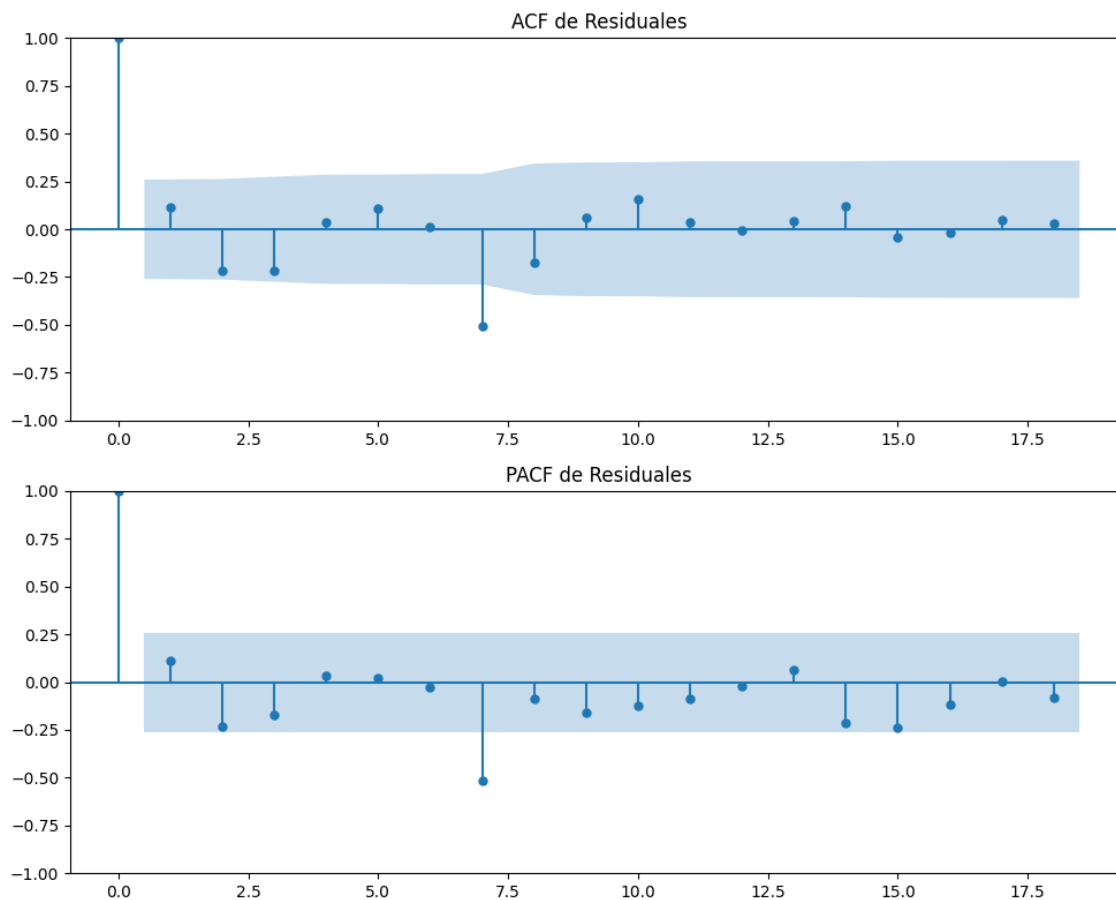
Estacionariedad: No Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos parecen ser aleatorios.

Gráficos para CC





Análisis de Aleatoriedad del Error para CC

Estadística de Durbin-Watson: 1.7752

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 28.8013, p-valor: 0.0013

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.8294, p-valor=0.0000

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

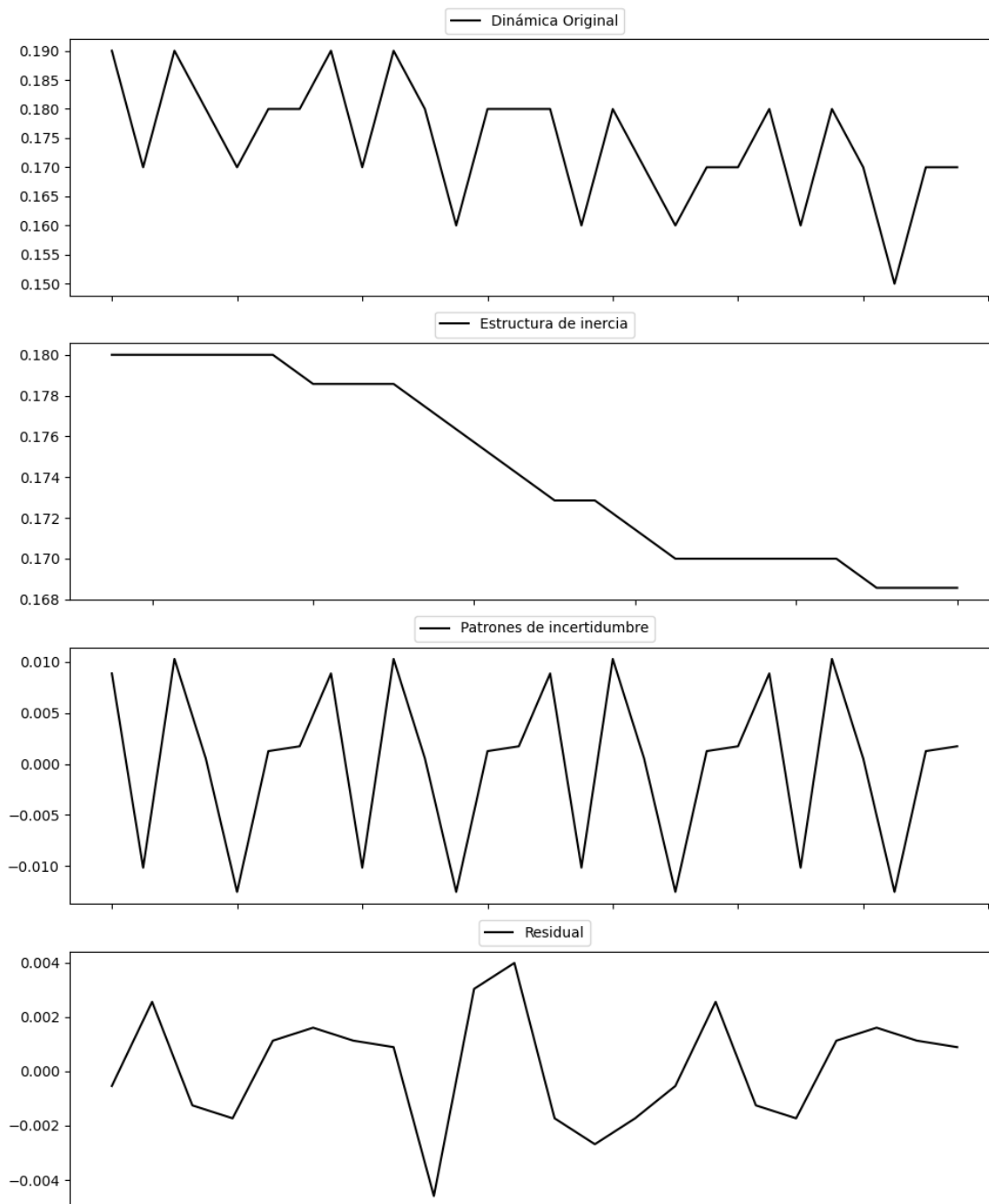
Estacionariedad: Estacionario

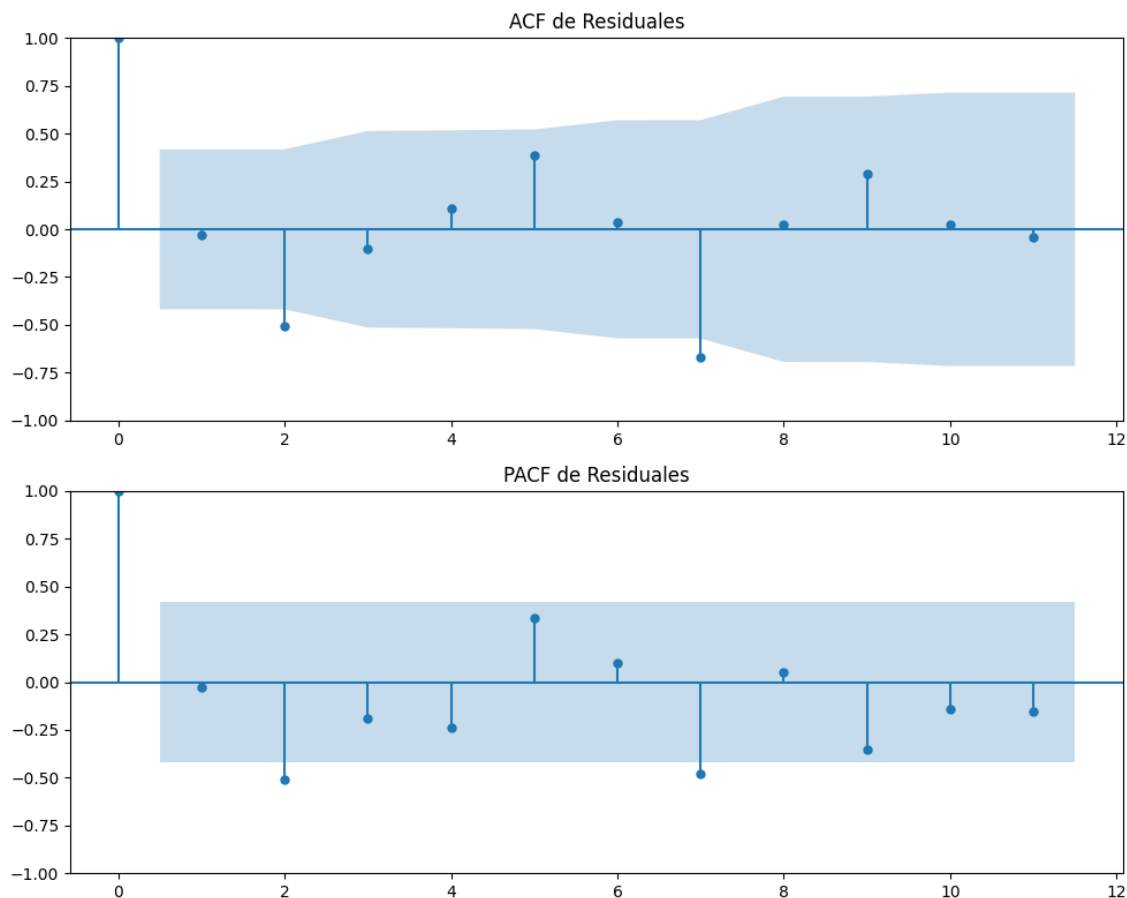
Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuos 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: 2.0336

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 31.3672, p-valor: 0.0005

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9619, p-valor=0.5278

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.5736

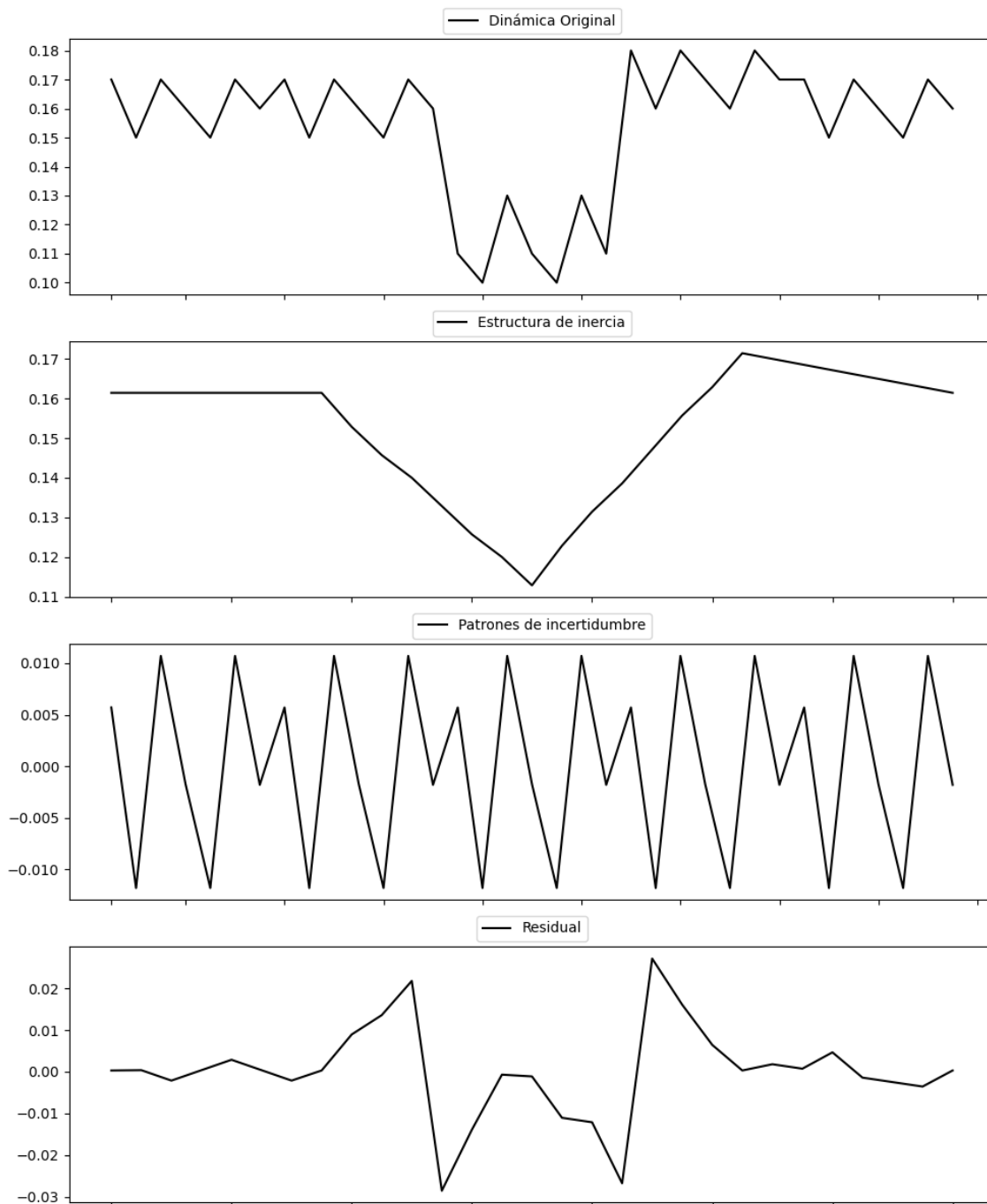
Estacionariedad: No Estacionario

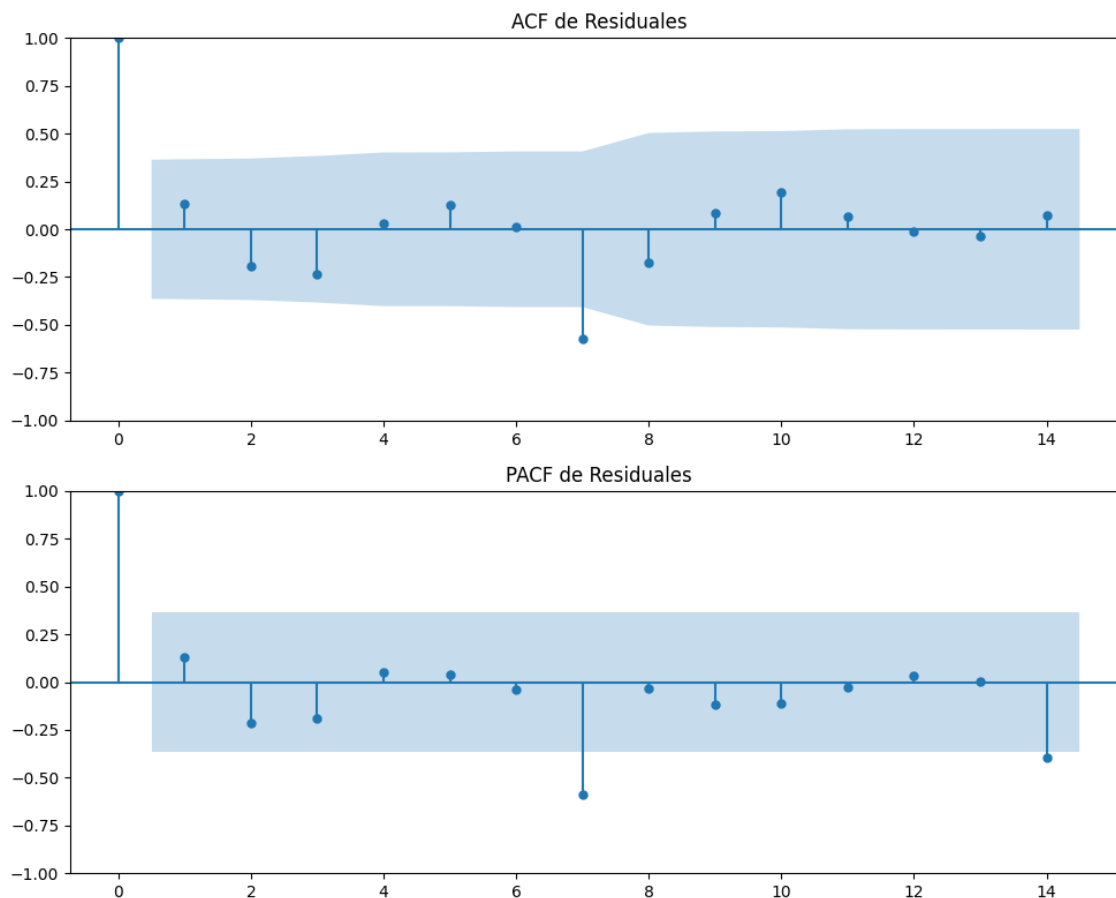
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 1.7387

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 21.2546, p-valor: 0.0194

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9063, p-valor=0.0139

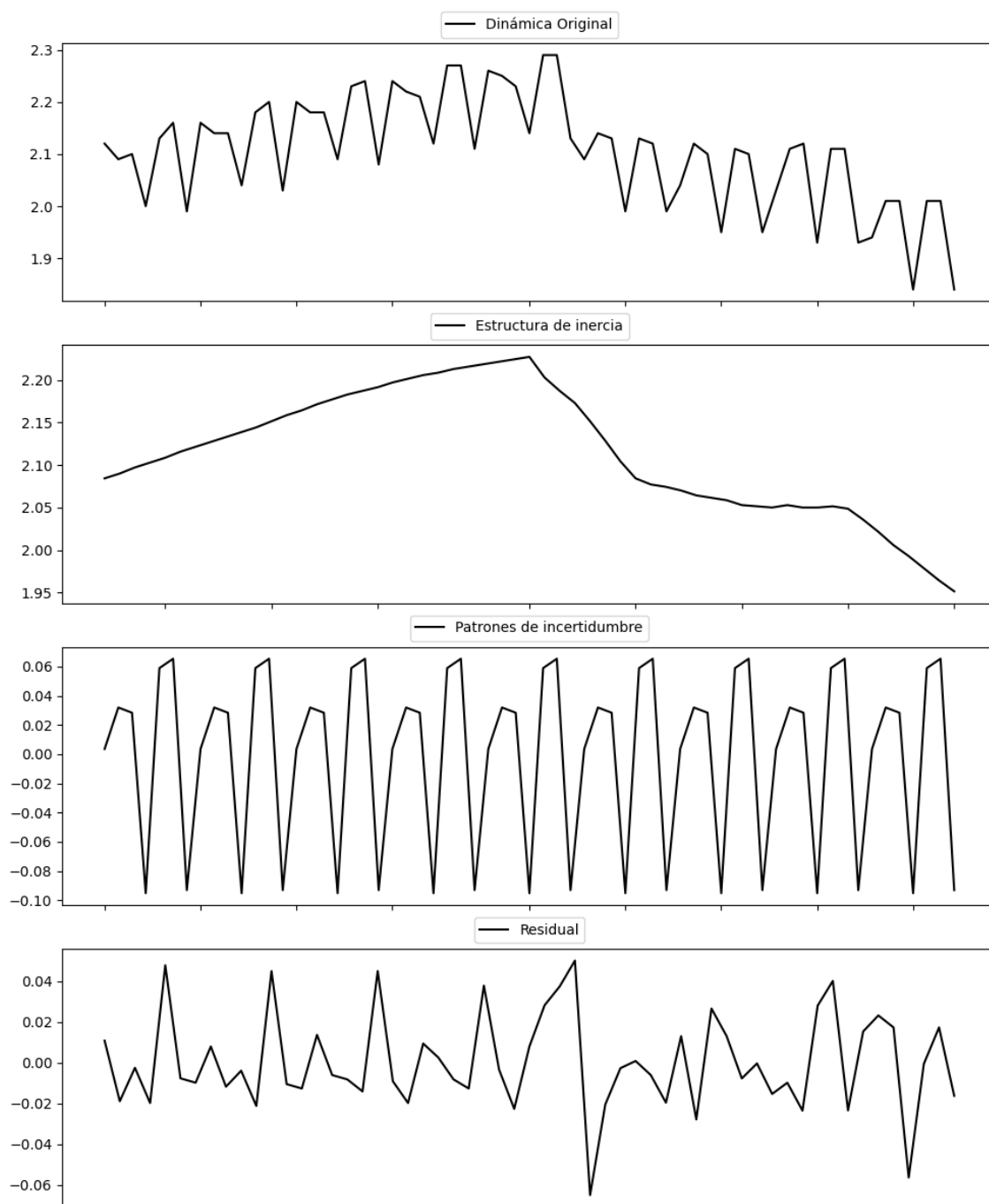
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0002

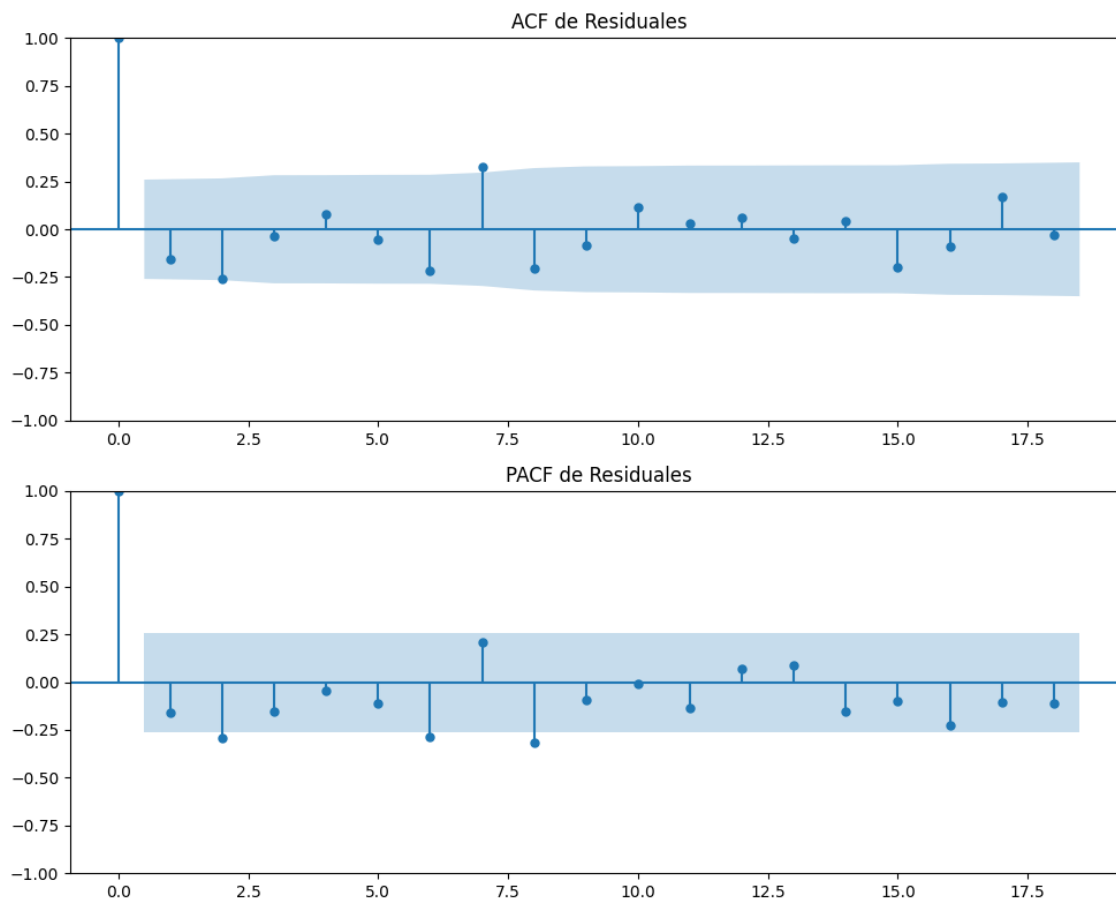
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son aleatorios.

Gráficos para ERC





Análisis de Aleatoriedad del Error para ERC

Estadística de Durbin-Watson: 2.3052

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 21.1692, p-valor: 0.0199

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9549, p-valor=0.0330

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0023

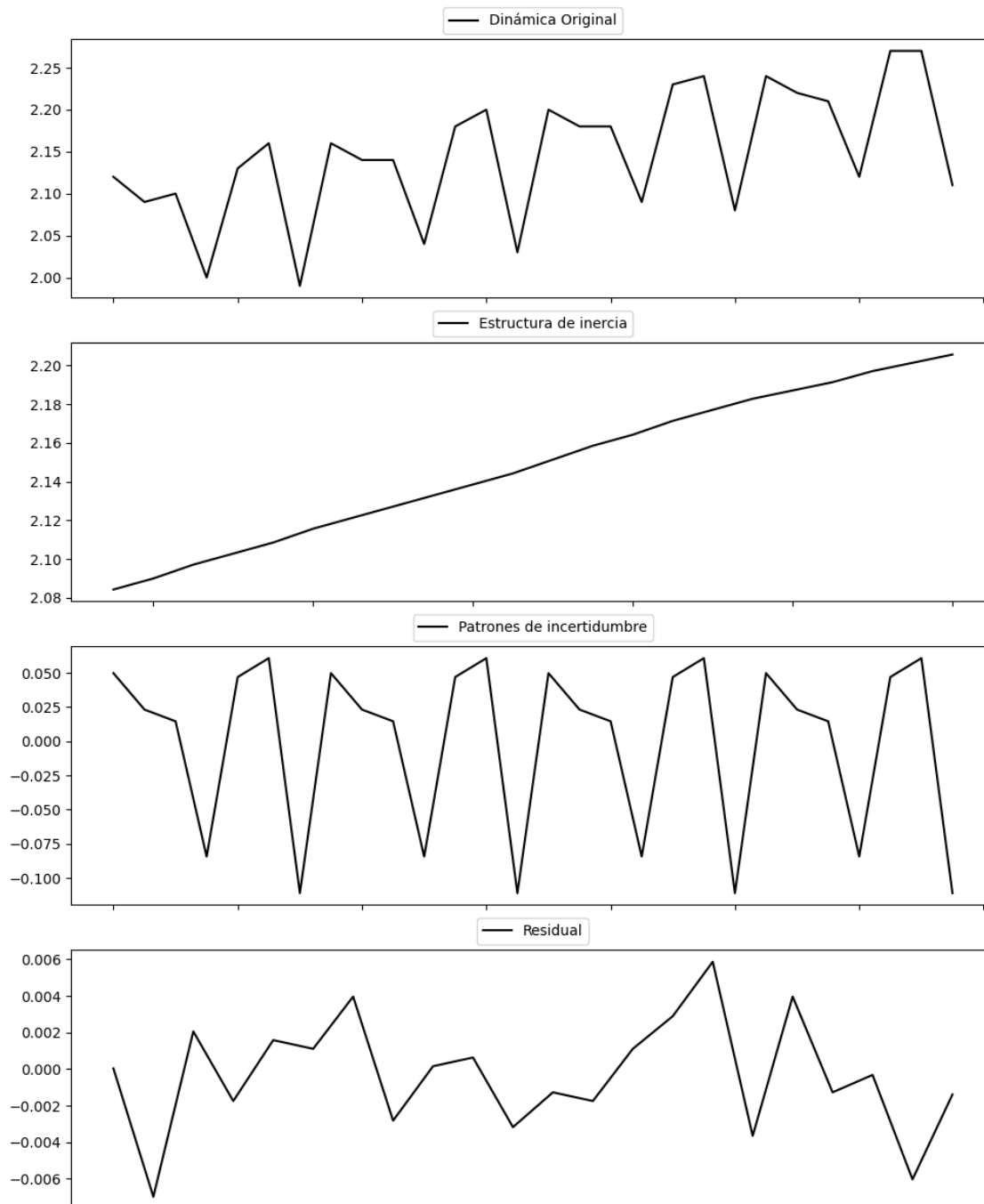
Estacionariedad: Estacionario

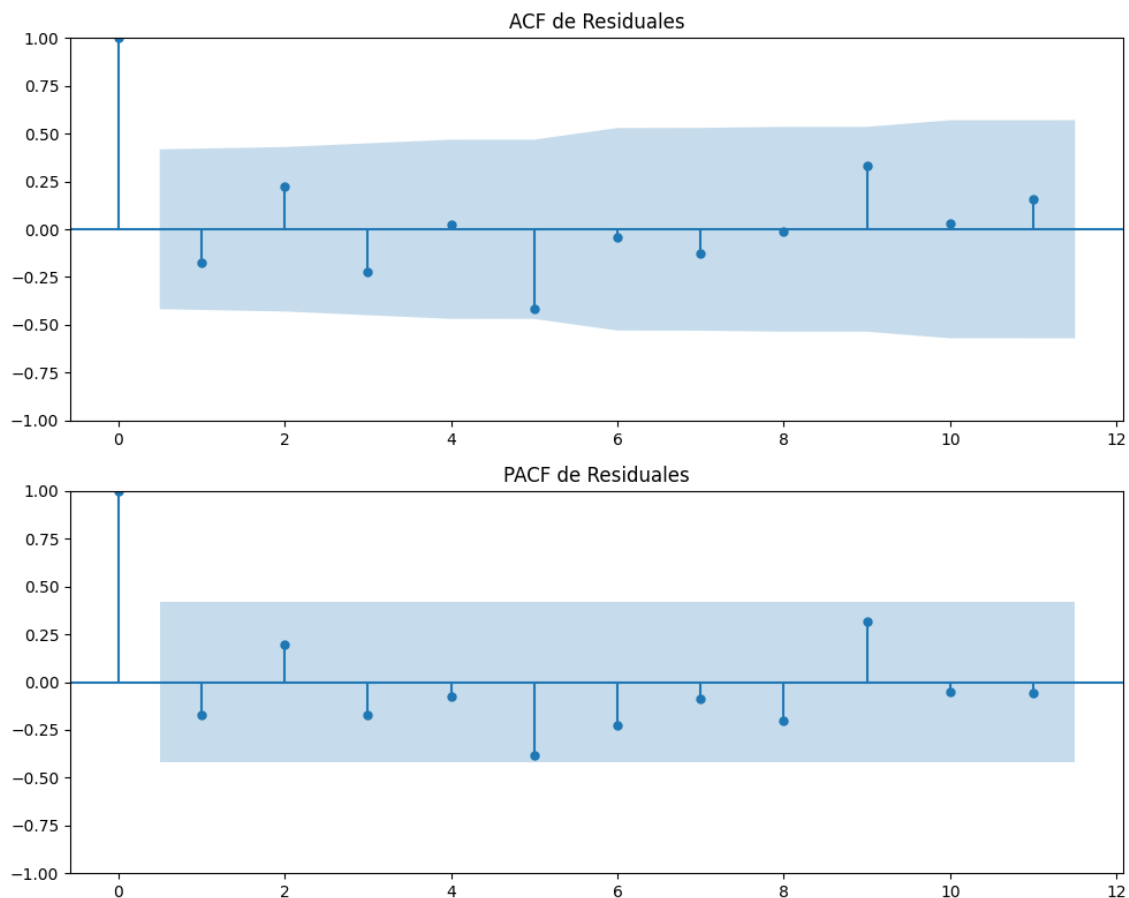
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 2.3125

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 13.9878, p-valor: 0.1736

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9857, p-valor=0.9801

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

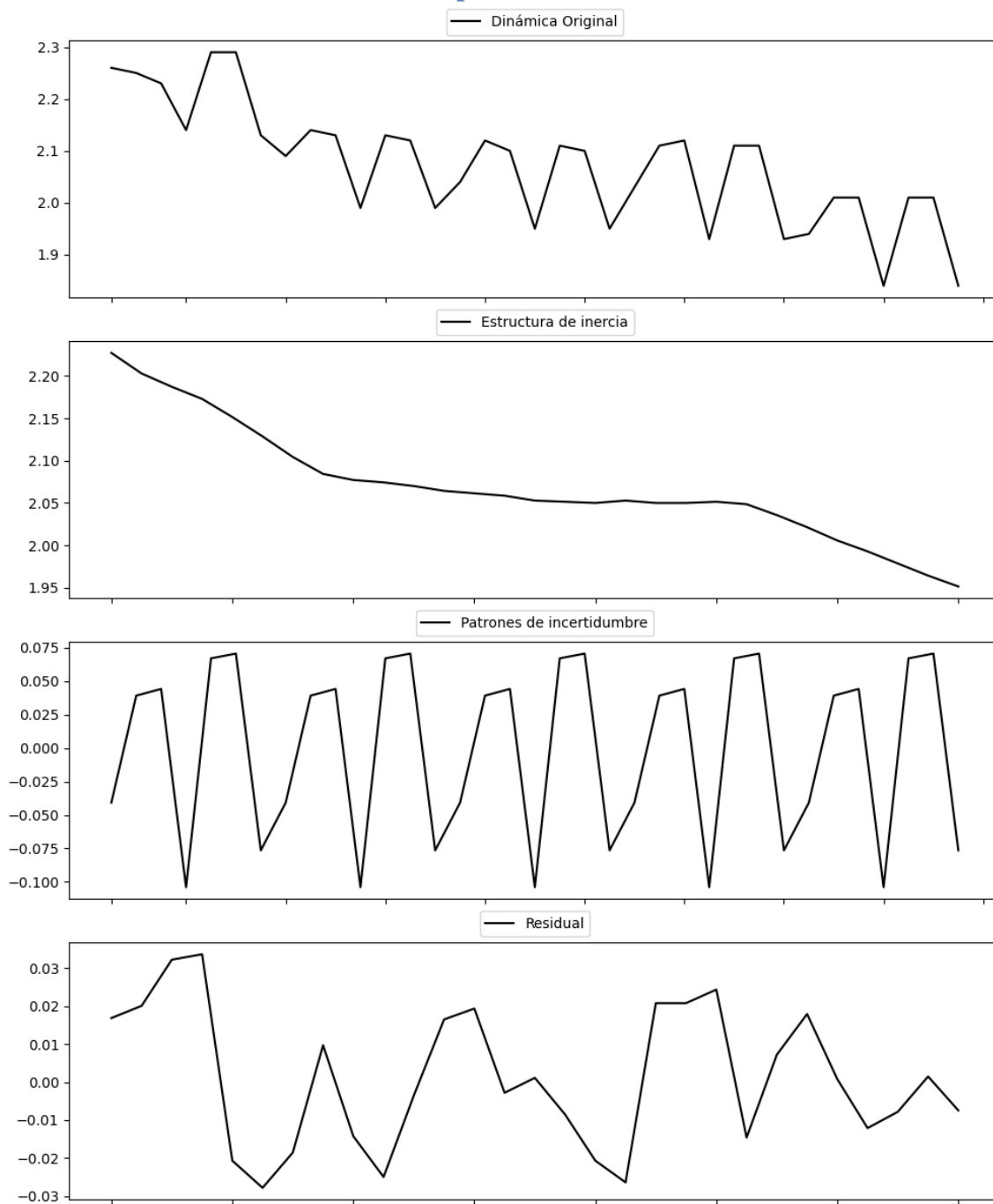
Estacionariedad: Estacionario

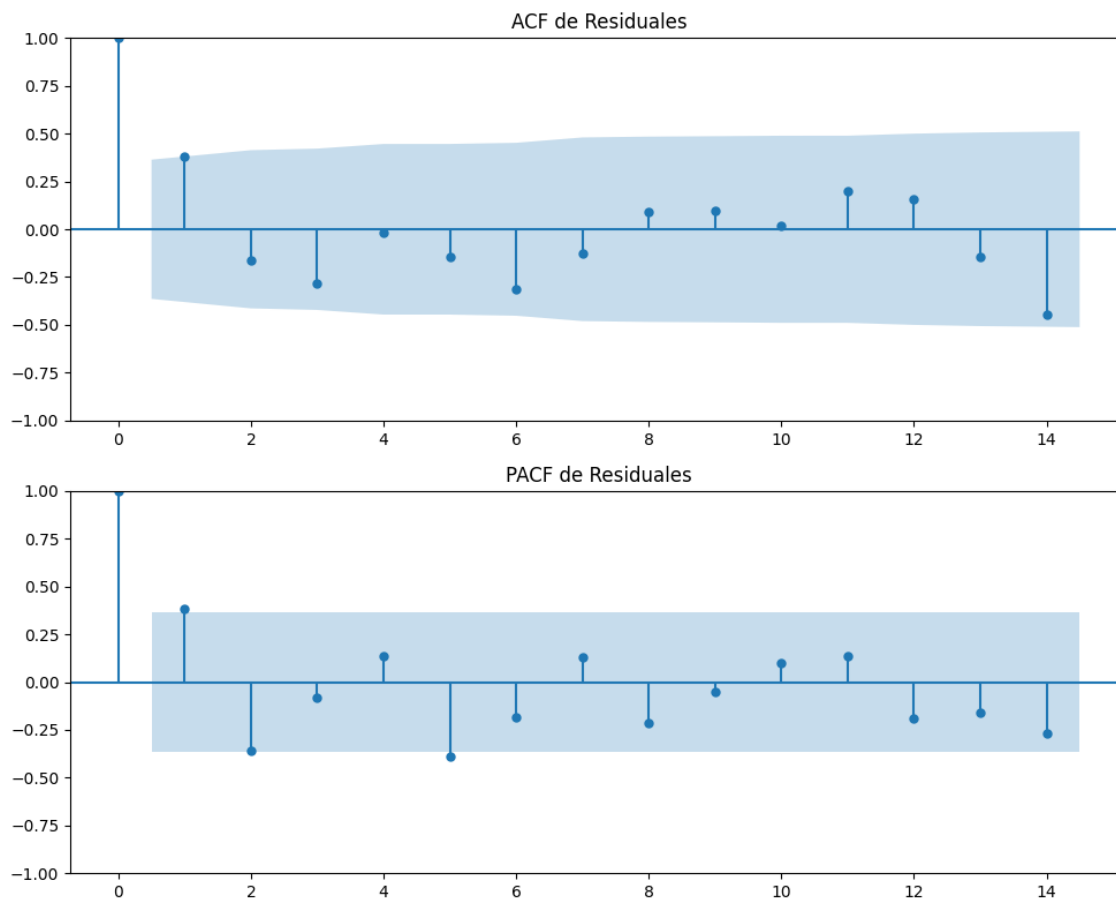
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 1.1977

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 14.3305, p-valor: 0.1584

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9498, p-valor=0.1809

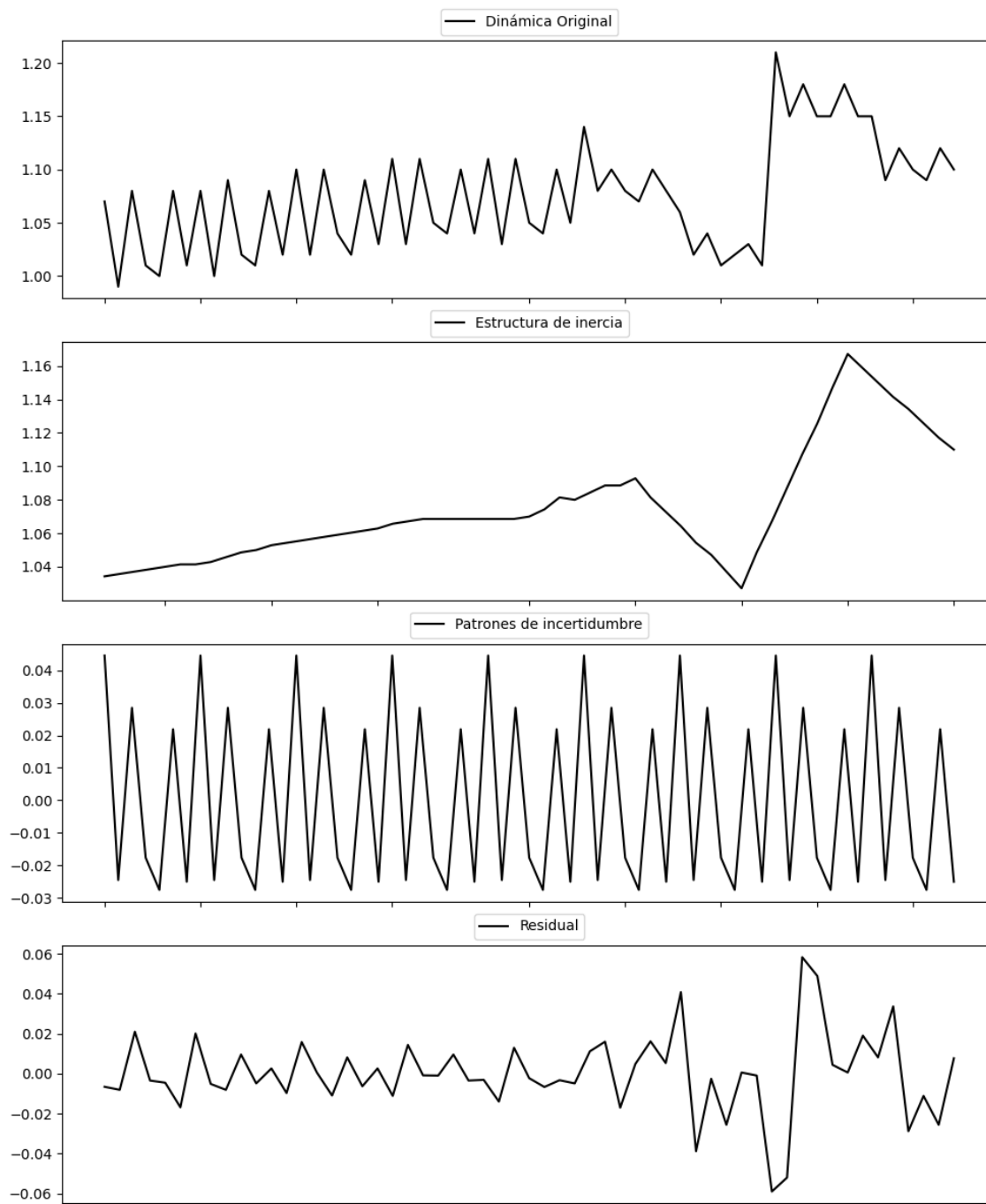
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0140

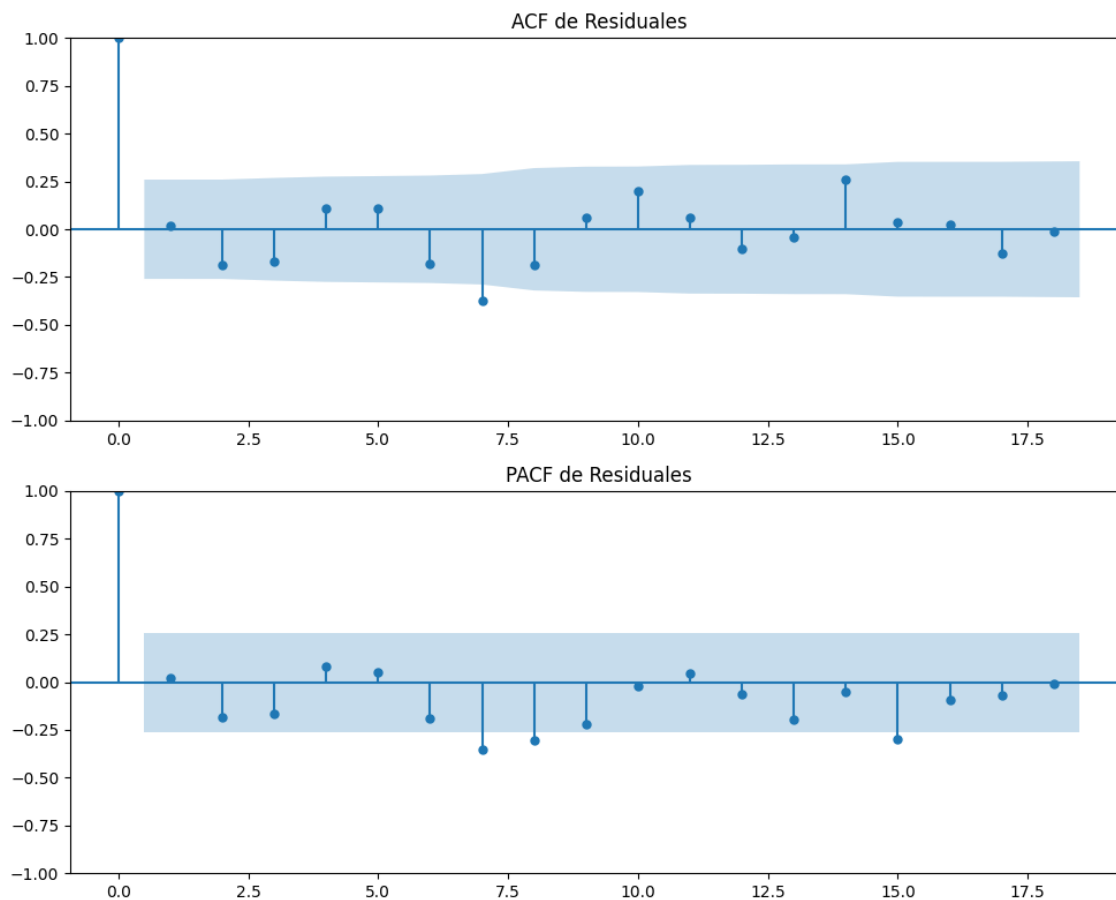
Estacionariedad: Estacionario

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

Los residuos no son aleatorios.

Gráficos para JxCat





Análisis de Aleatoriedad del Error para JxCat

Estadística de Durbin-Watson: 1.9576

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 22.5918, p-valor: 0.0124

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9415, p-valor=0.0082

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

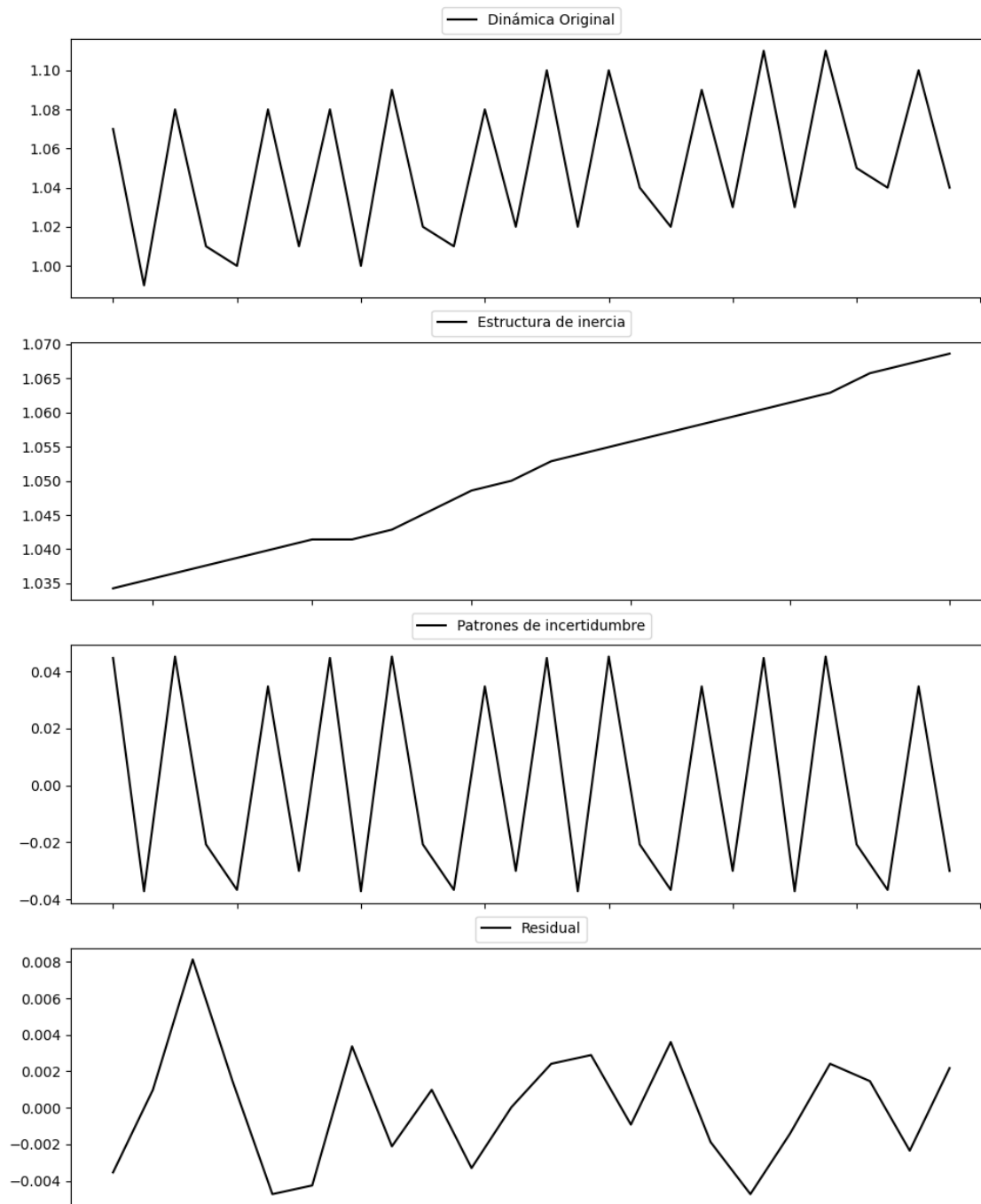
Estacionariedad: Estacionario

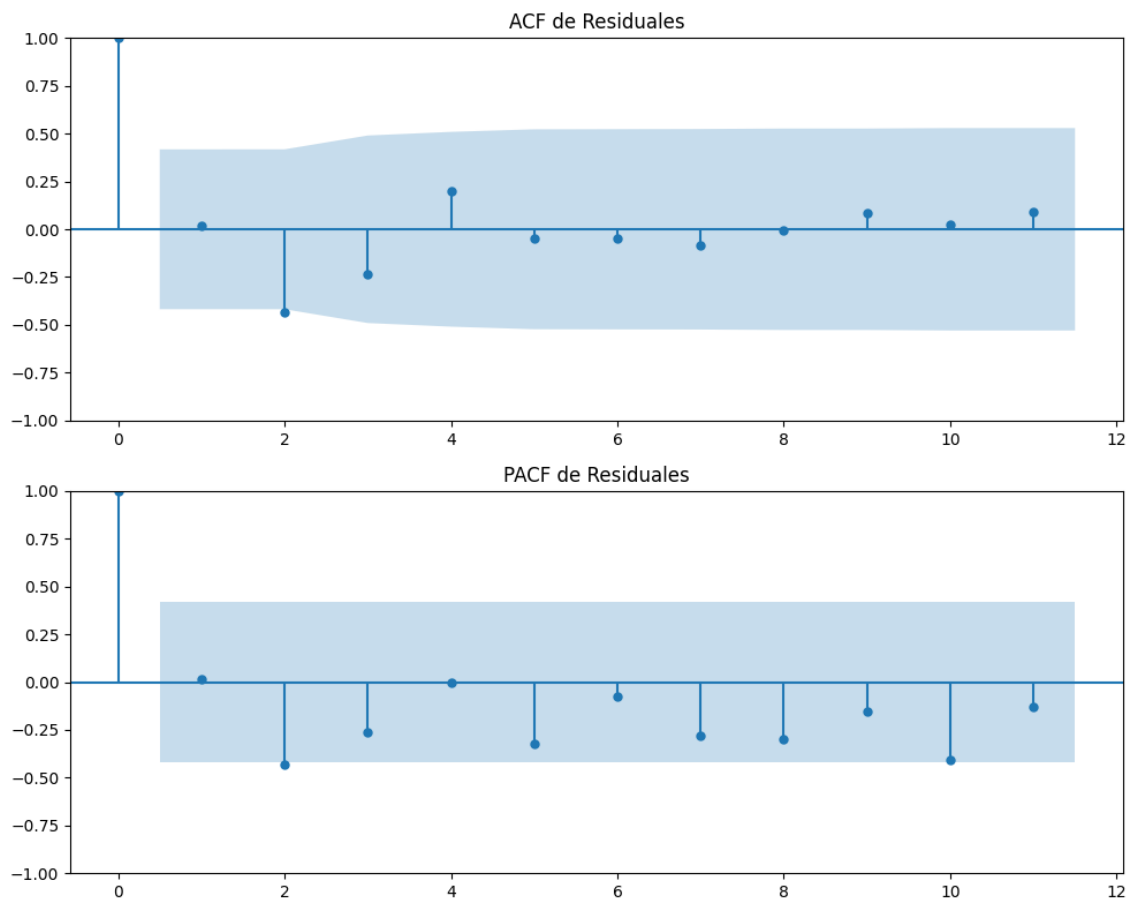
Se detectó heterocedasticidad en los residuos (Prueba de Breusch-Pagan significativa).

Los residuos 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: 1.8858

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 8.3849, p-valor: 0.5913

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9517, p-valor=0.3419

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.4014

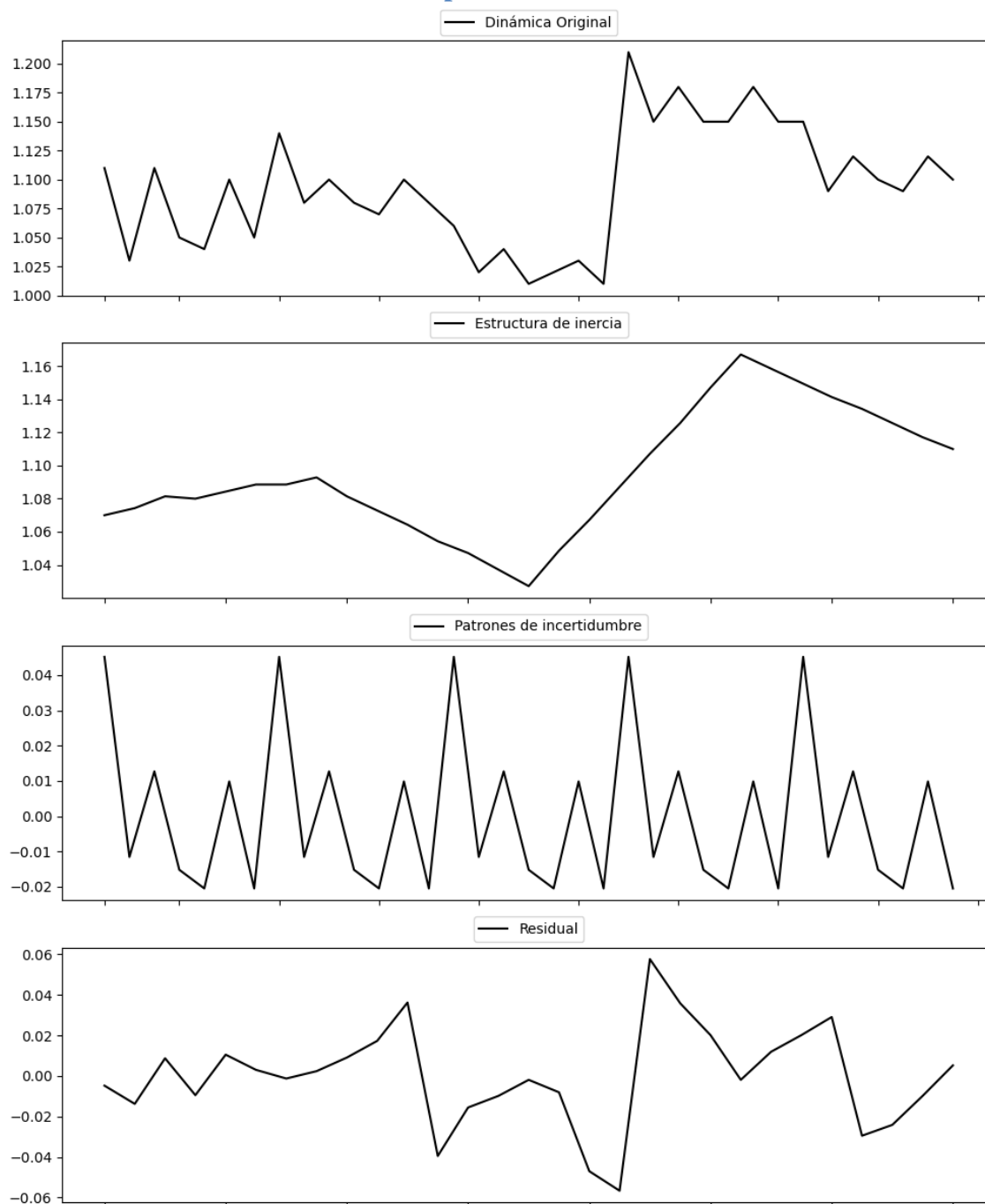
Estacionariedad: No Estacionario

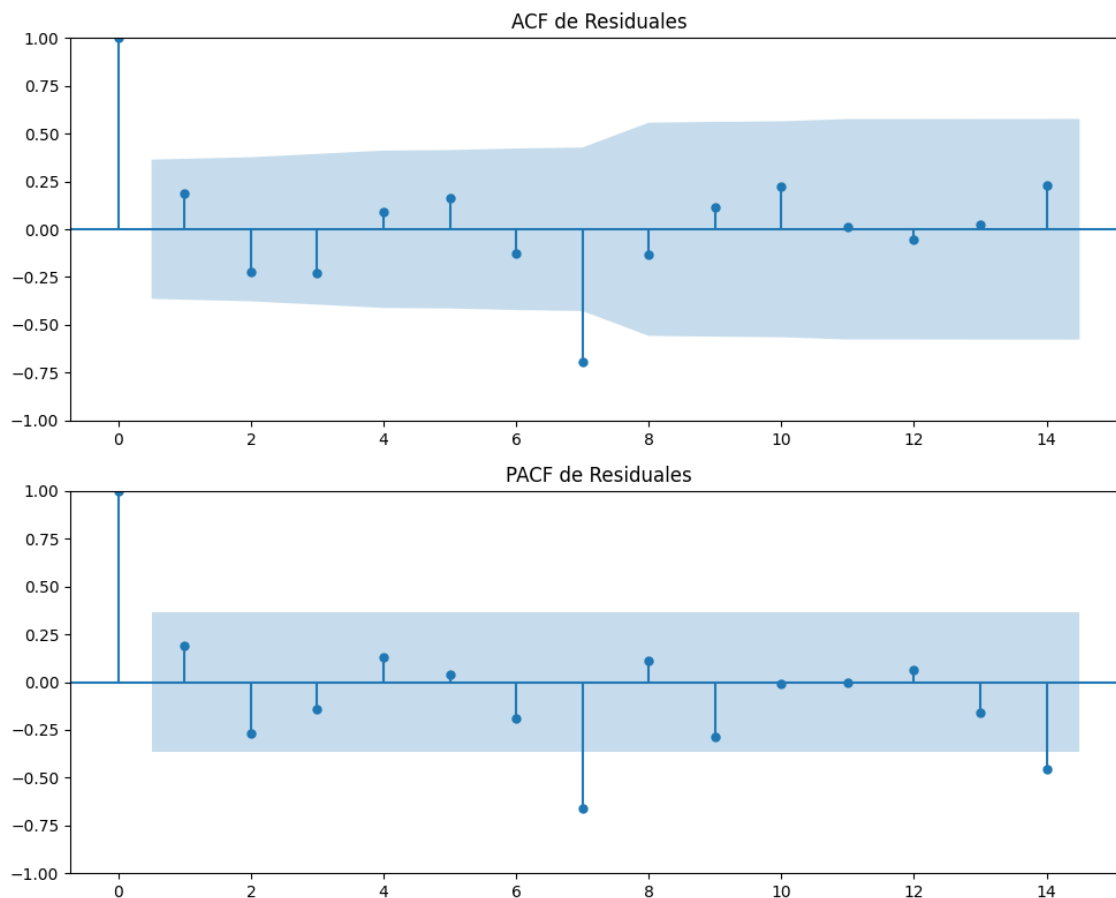
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos parecen ser 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: 1.6175

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 30.0291, p-valor: 0.0008

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9835, p-valor=0.9176

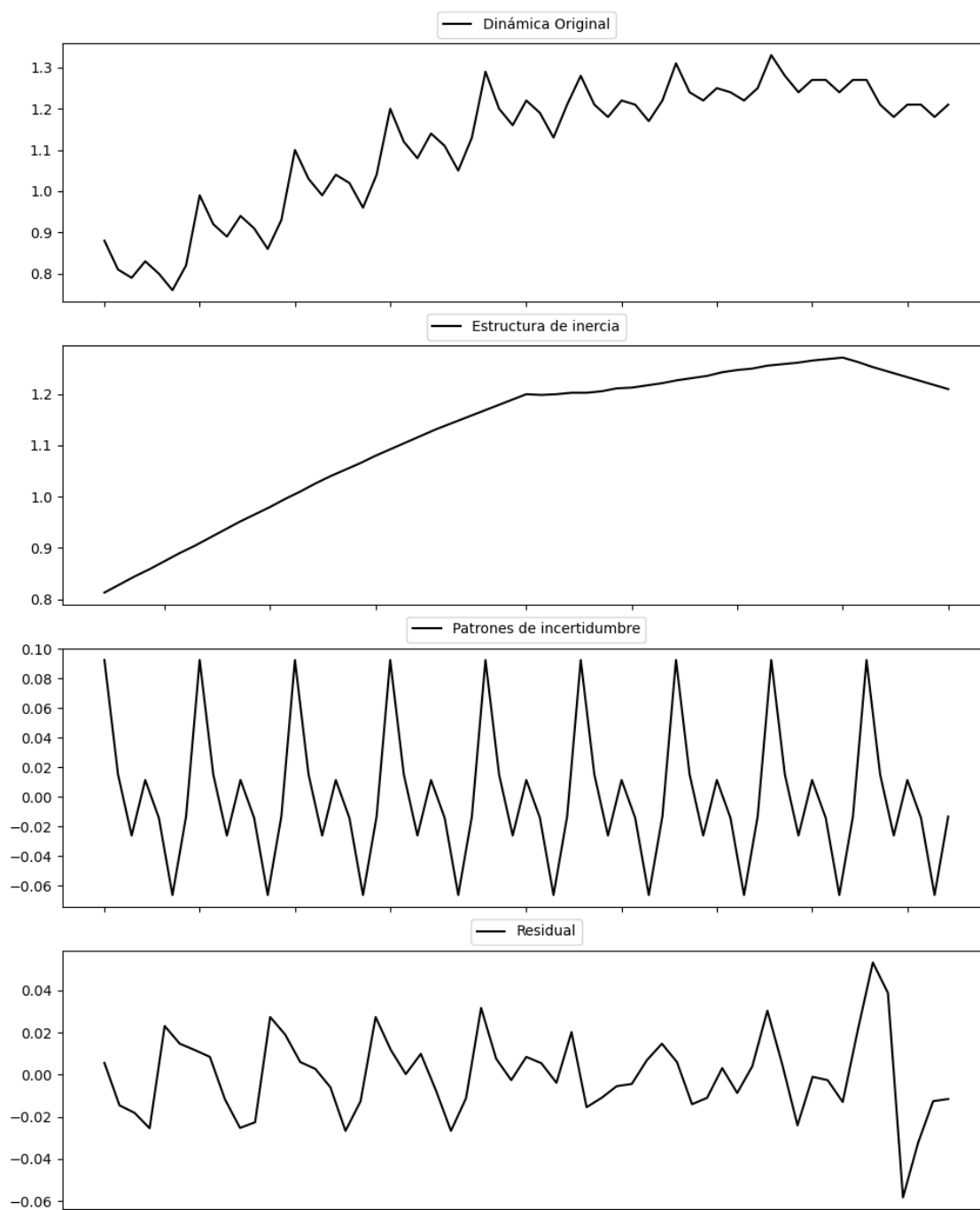
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0007

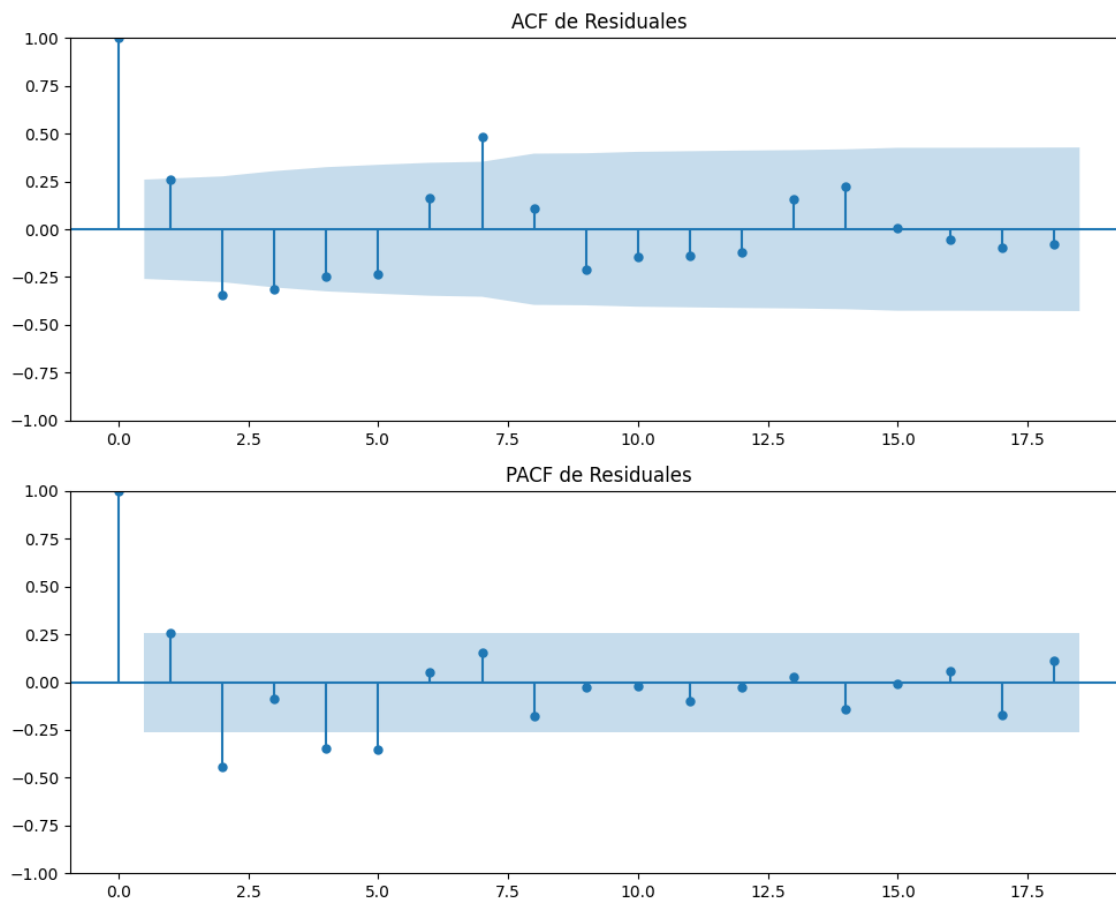
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son aleatorios.

Gráficos para BNG





Análisis de Aleatoriedad del Error para BNG

Estadística de Durbin-Watson: 1.4745

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 47.7459, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9852, p-valor=0.7130

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

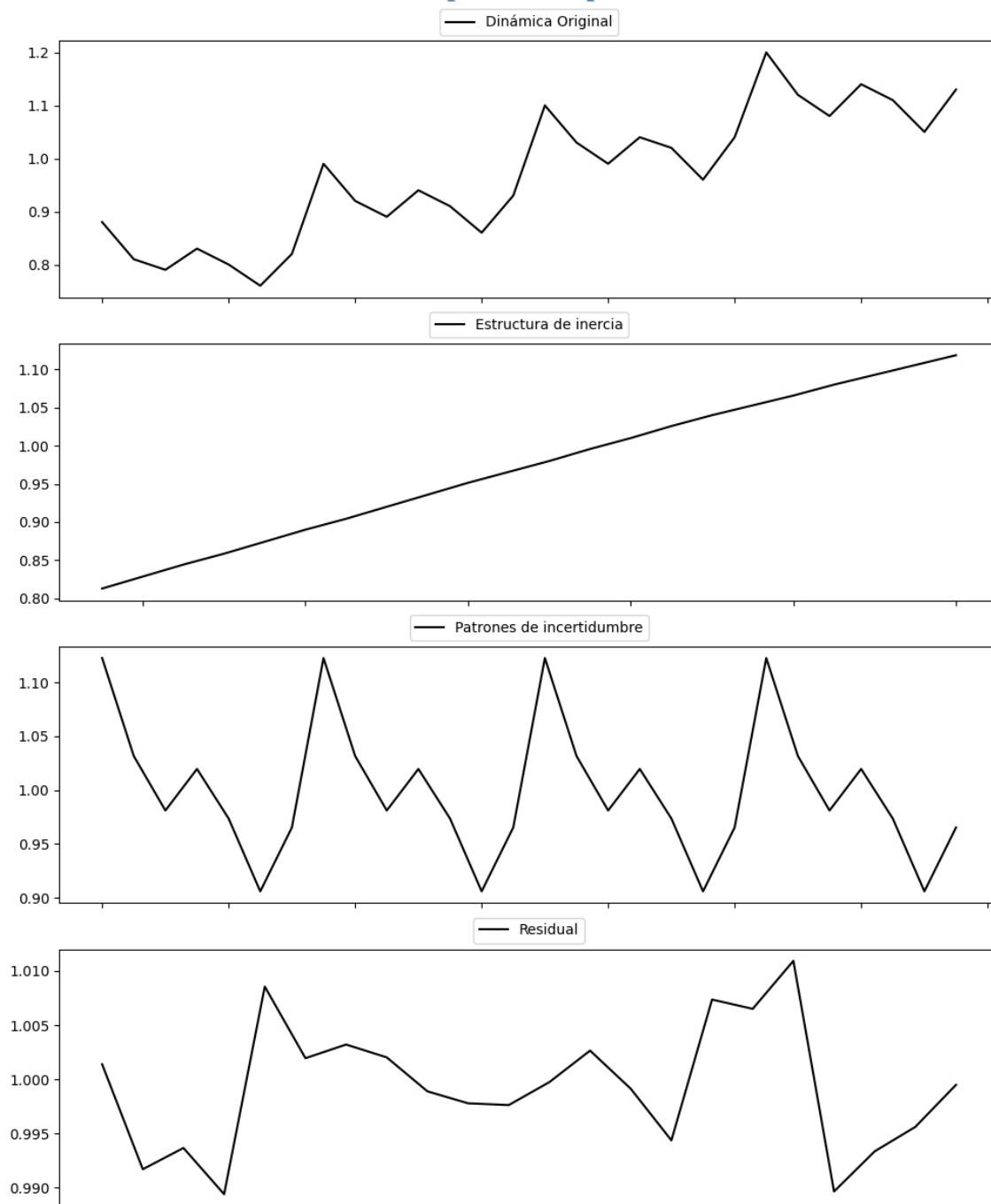
Estacionariedad: Estacionario

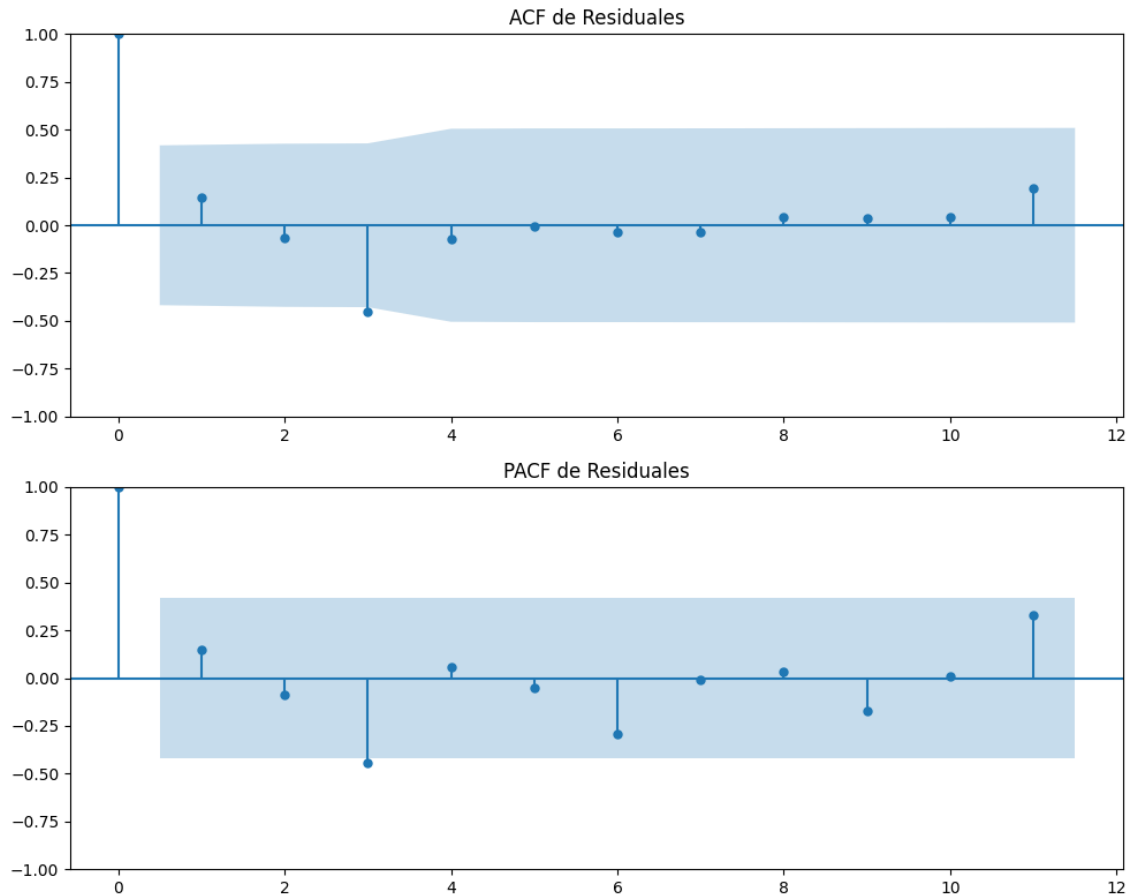
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 0.0001

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 6.7530, p-valor: 0.7485

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9766, p-valor=0.8546

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0003

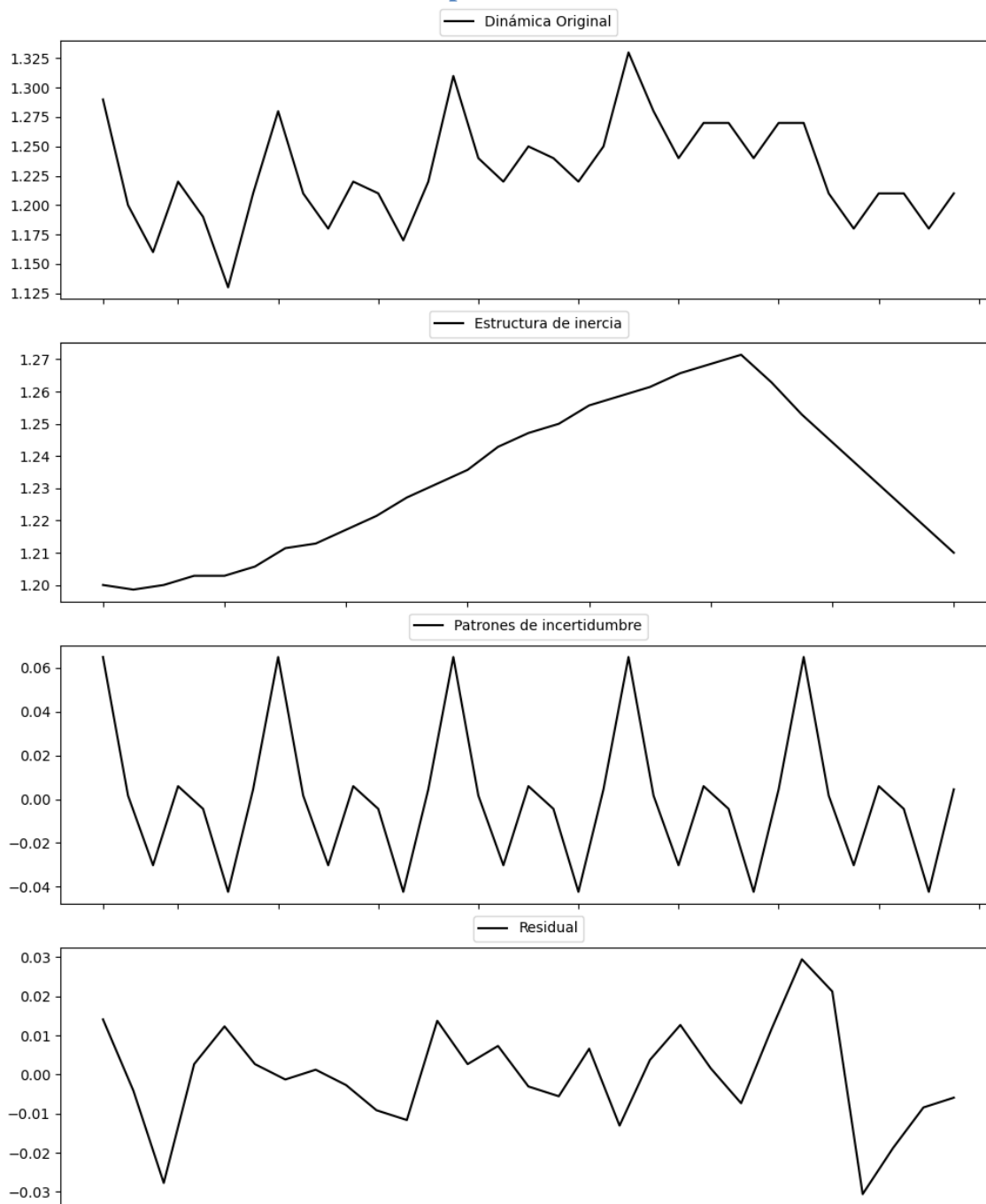
Estacionariedad: Estacionario

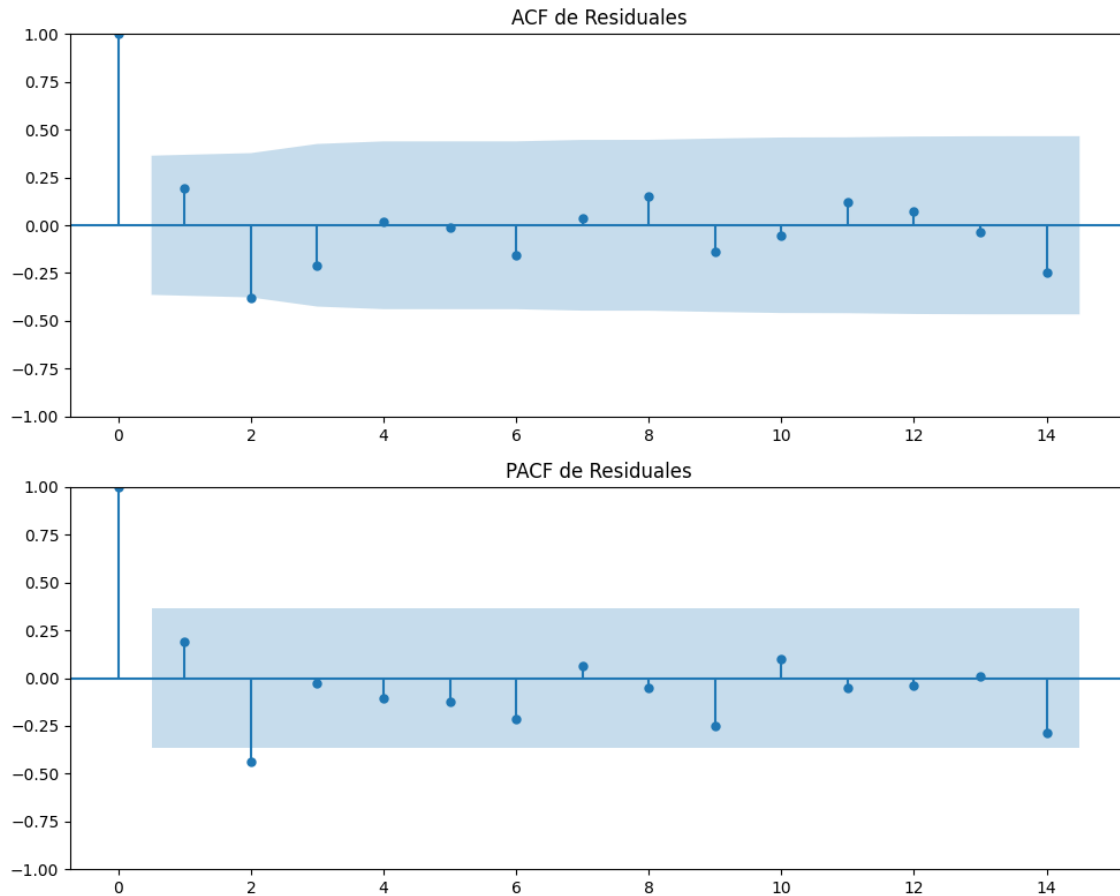
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son 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: 1.5655

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 10.5845, p-valor: 0.3908

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9815, p-valor=0.8756

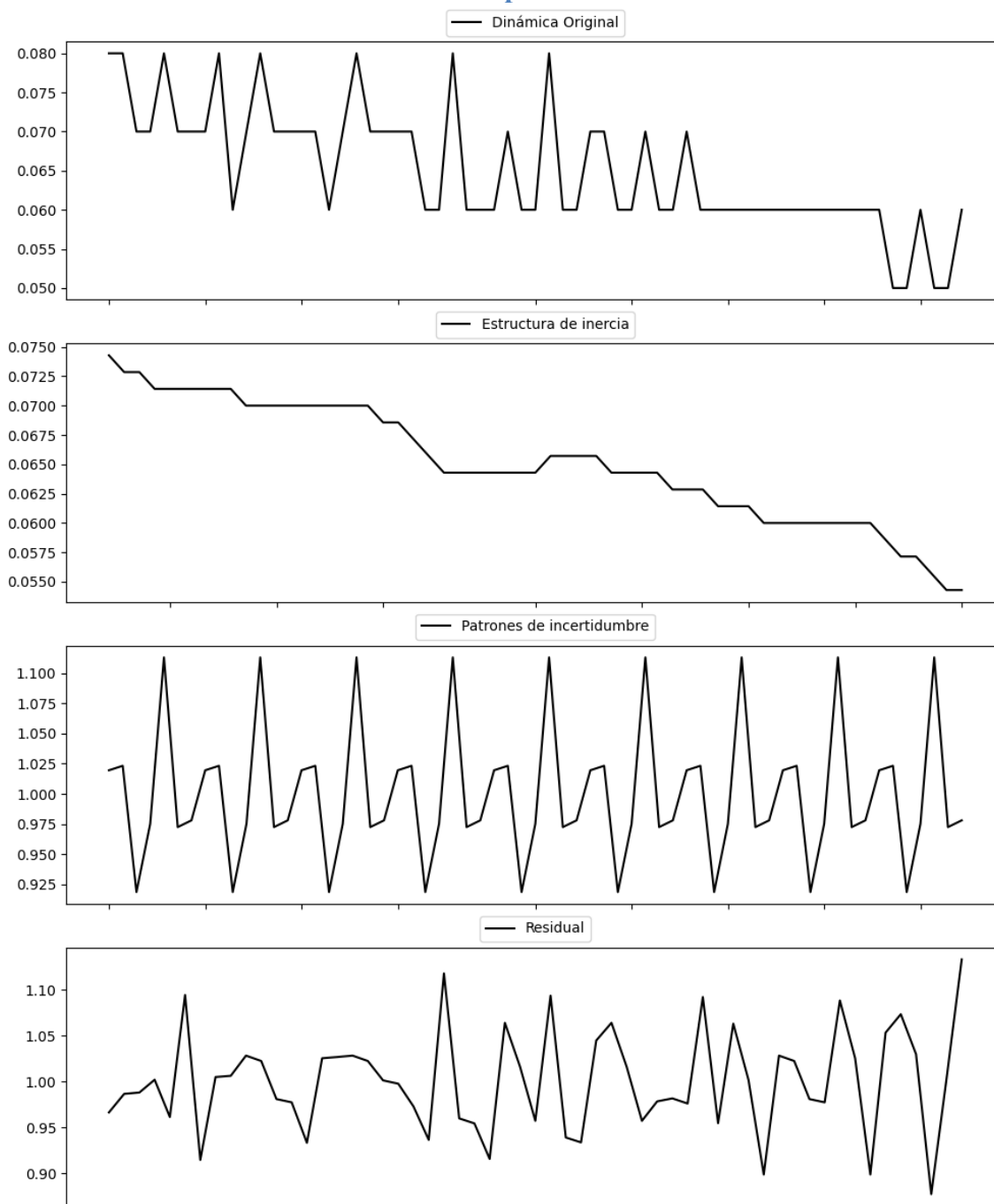
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

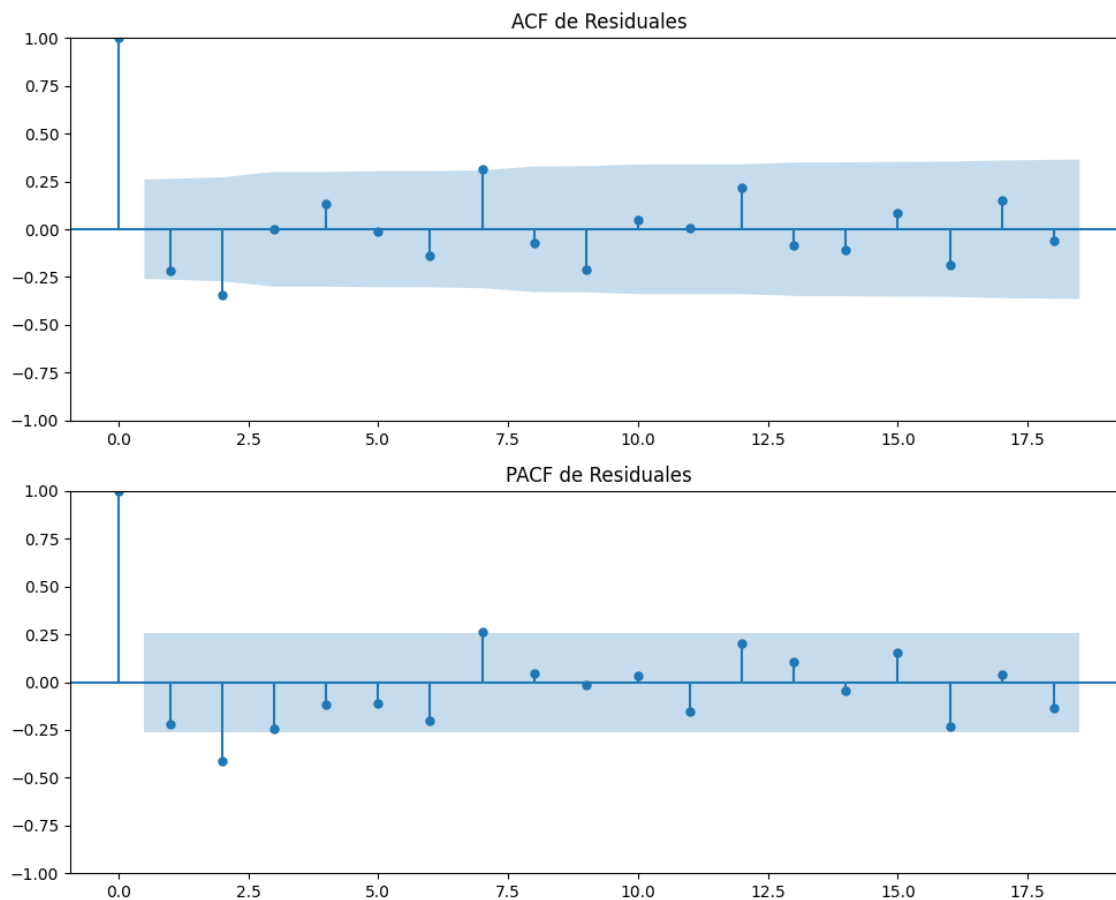
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos parecen ser aleatorios.

Gráficos para UPN





Análisis de Aleatoriedad del Error para UPN

Estadística de Durbin-Watson: 0.0073

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 22.8331, p-valor: 0.0114

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9883, p-valor=0.8562

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0096

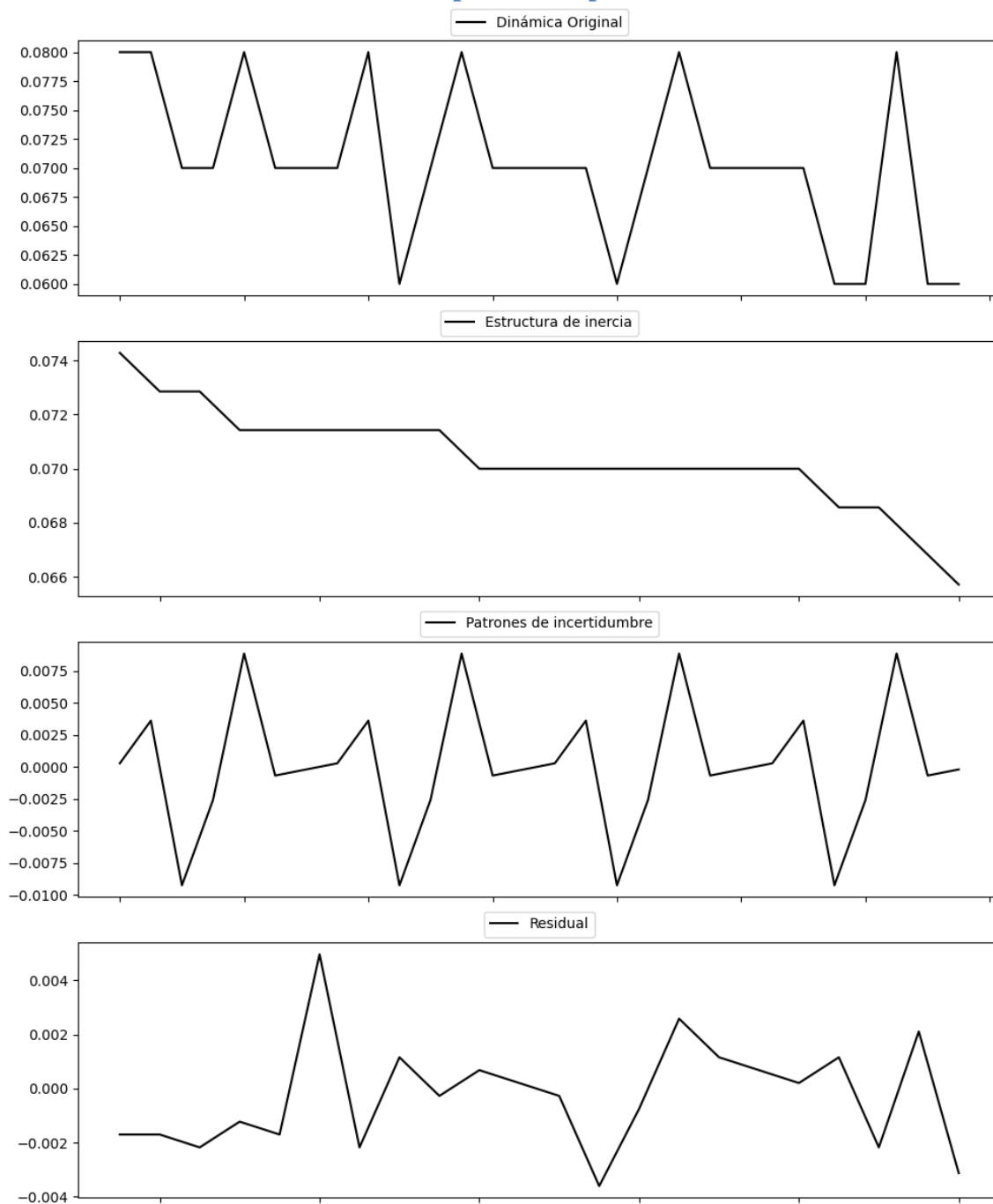
Estacionariedad: Estacionario

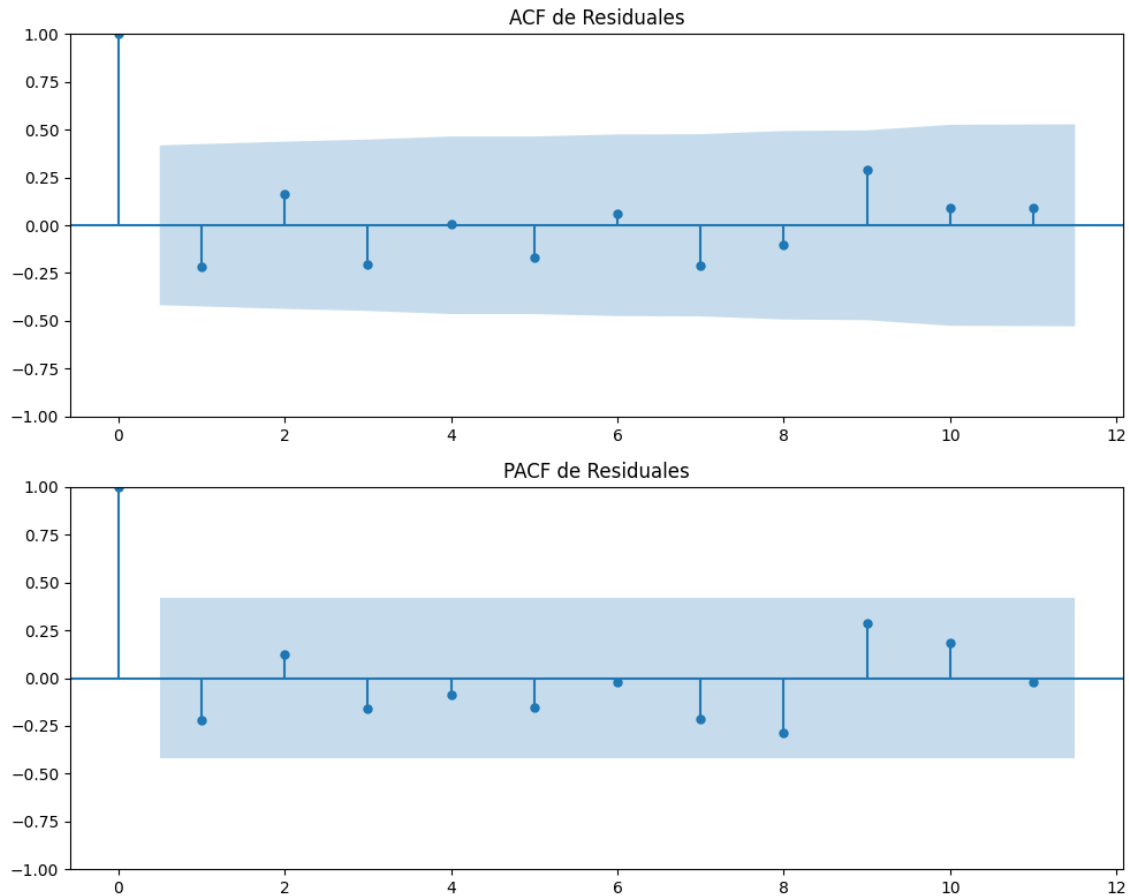
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 2.2777

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 9.9047, p-valor: 0.4489

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9629, p-valor=0.5509

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.3983

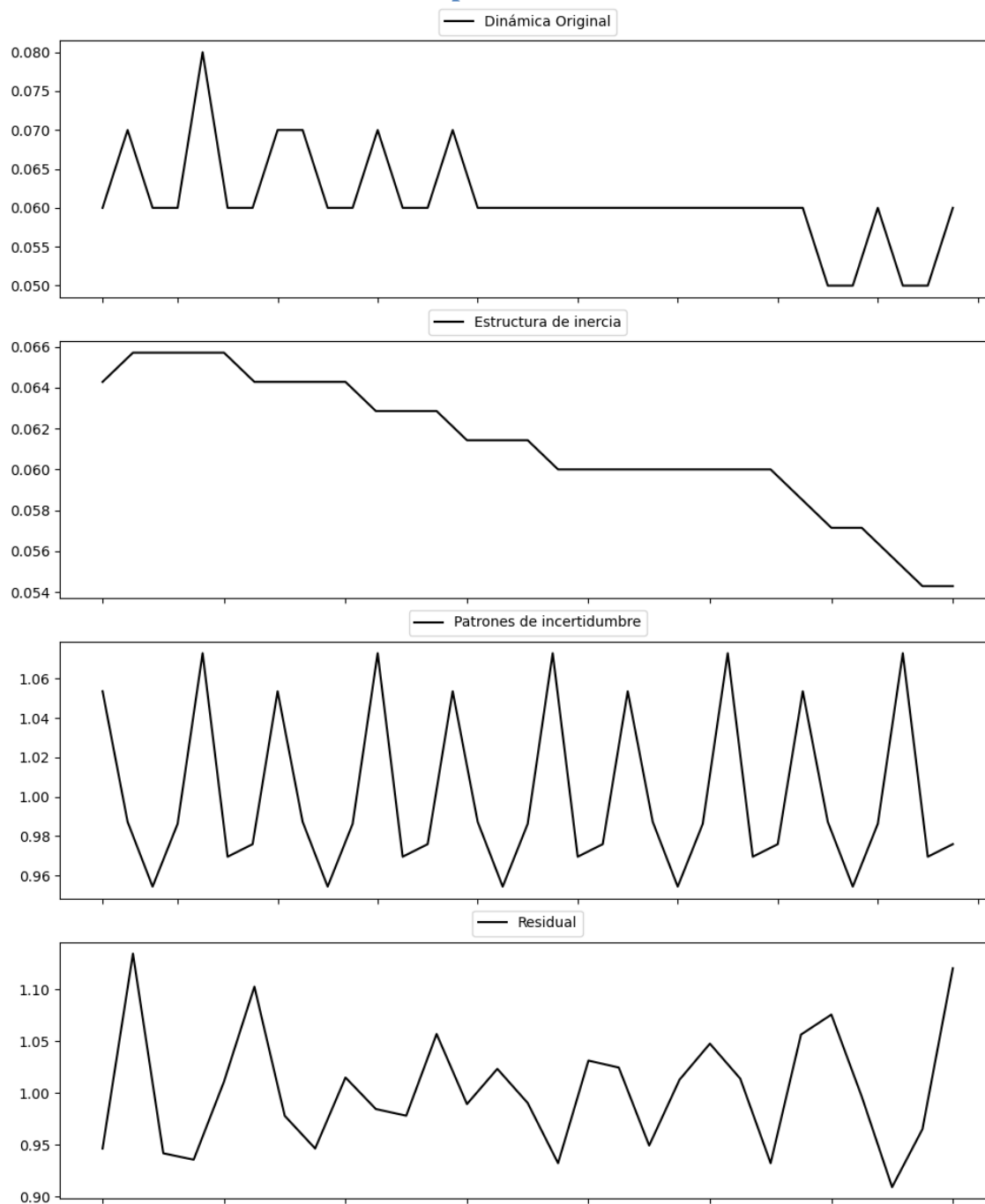
Estacionariedad: No Estacionario

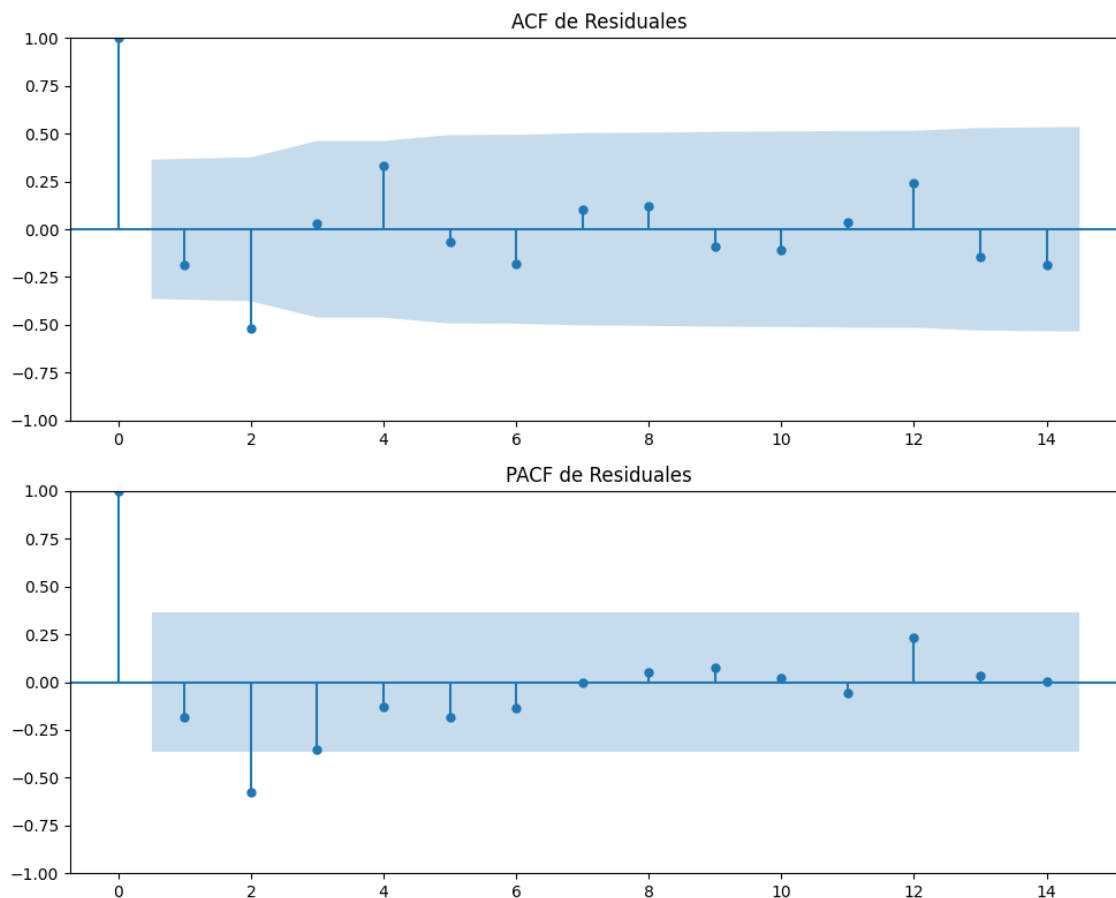
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos parecen ser 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: 0.0072

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 17.5594, p-valor: 0.0629

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9588, p-valor=0.3078

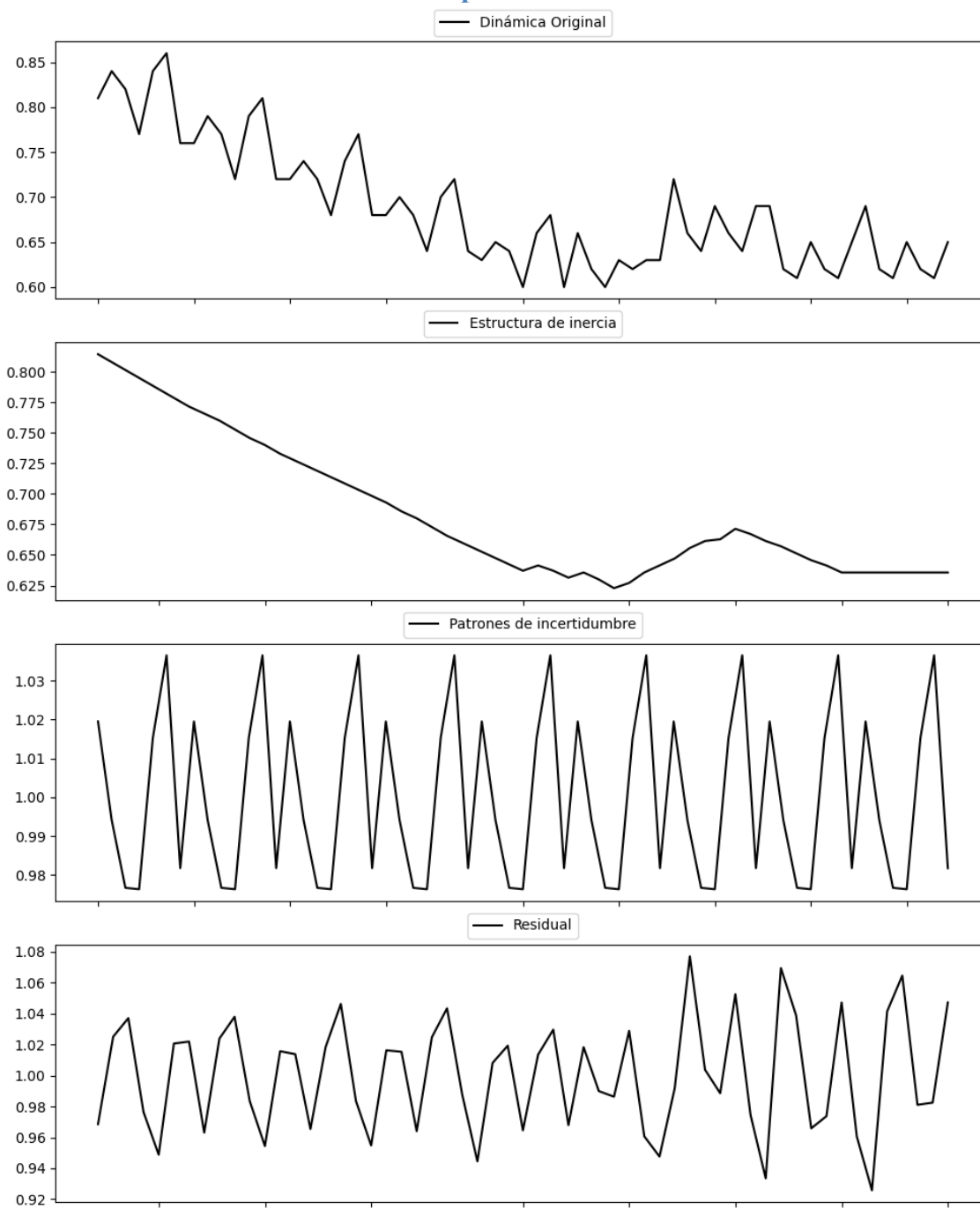
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

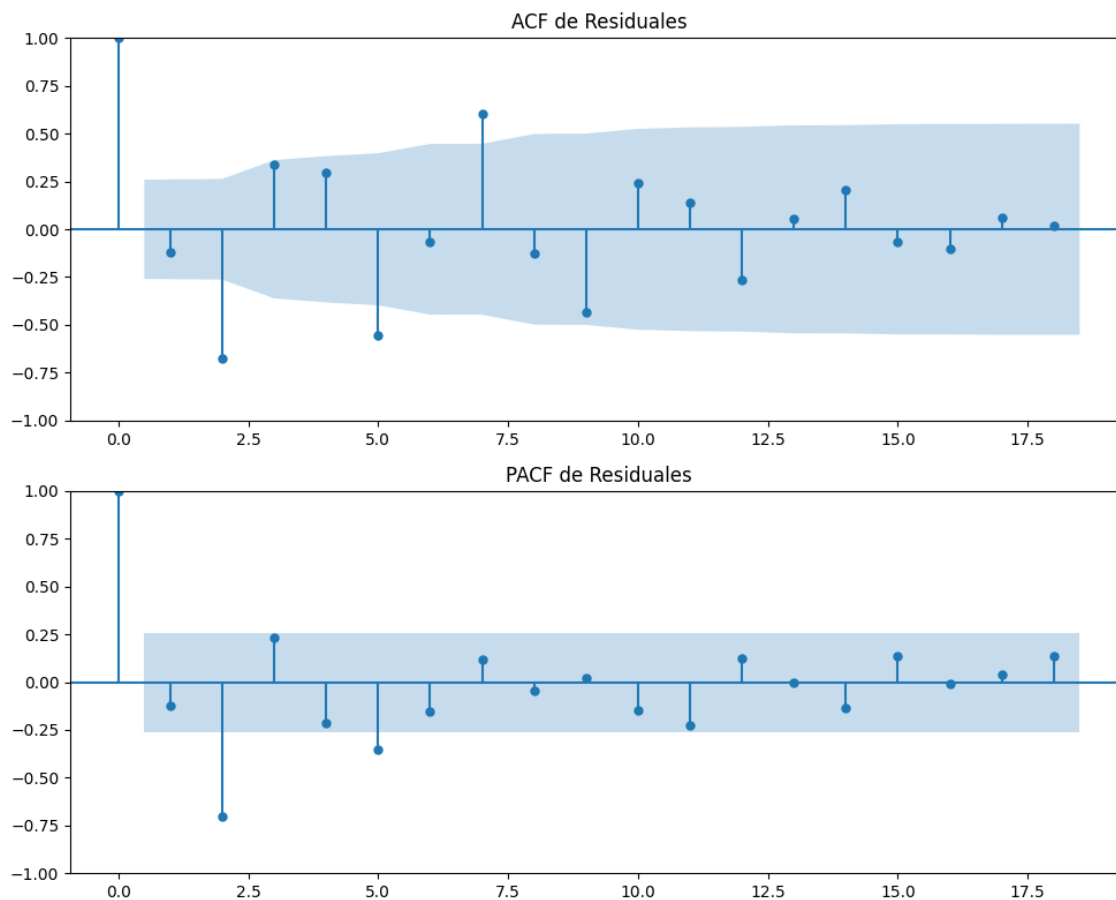
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son aleatorios.

Gráficos para EAJ-PNV





Análisis de Aleatoriedad del Error para EAJ-PNV

Estadística de Durbin-Watson: 0.0030

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 104.2923, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9726, p-valor=0.2216

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

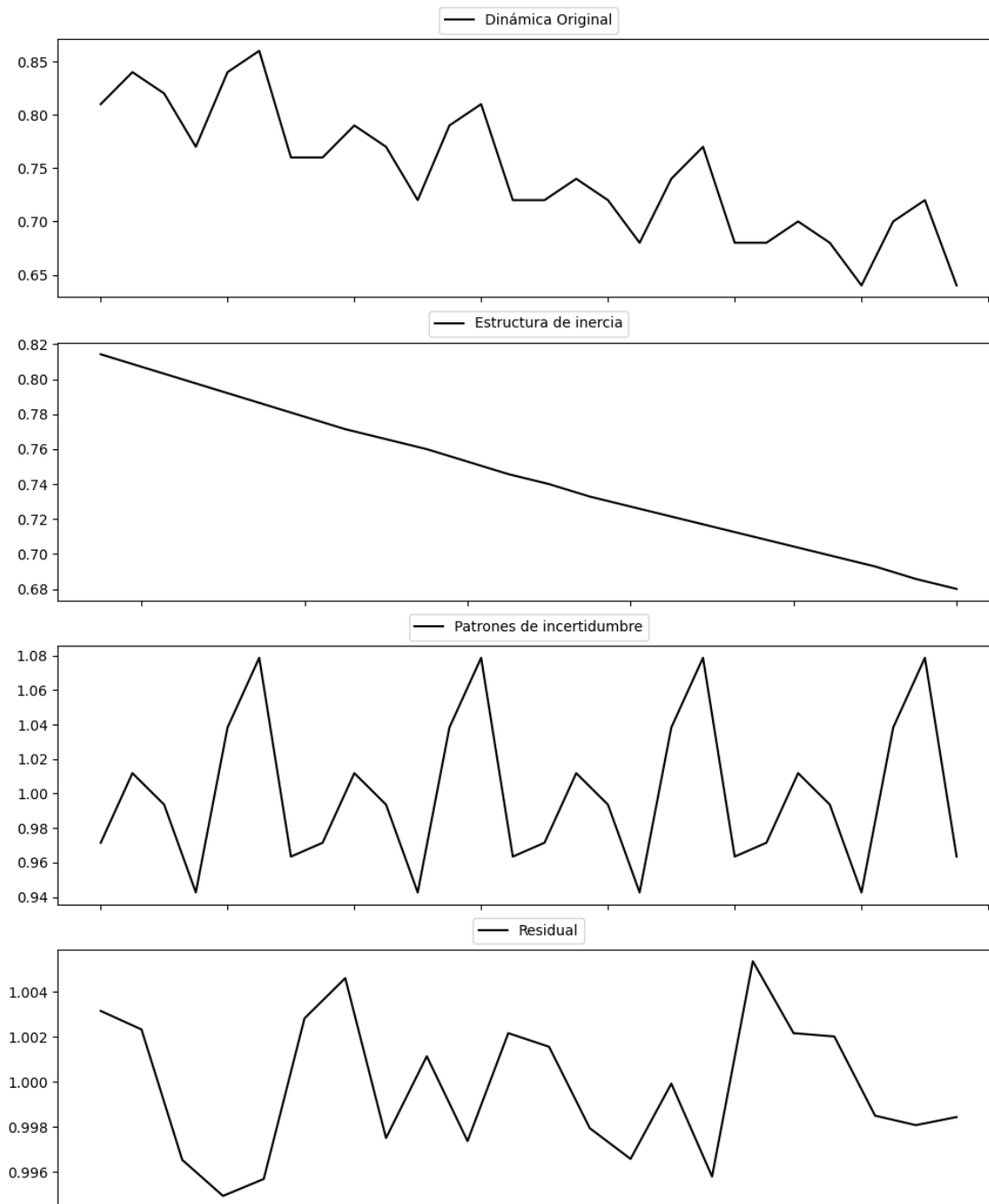
Estacionariedad: Estacionario

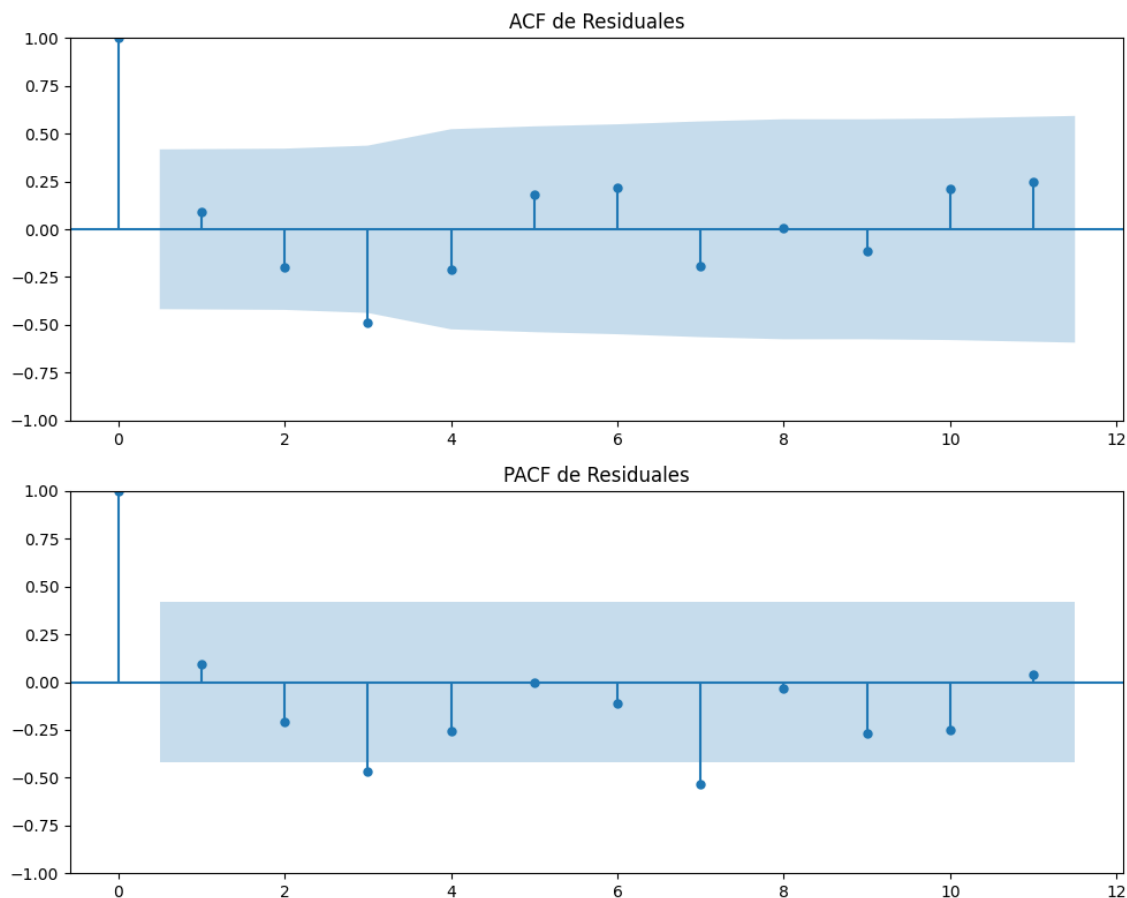
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 15.5966, p-valor: 0.1118

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9438, p-valor=0.2371

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0162

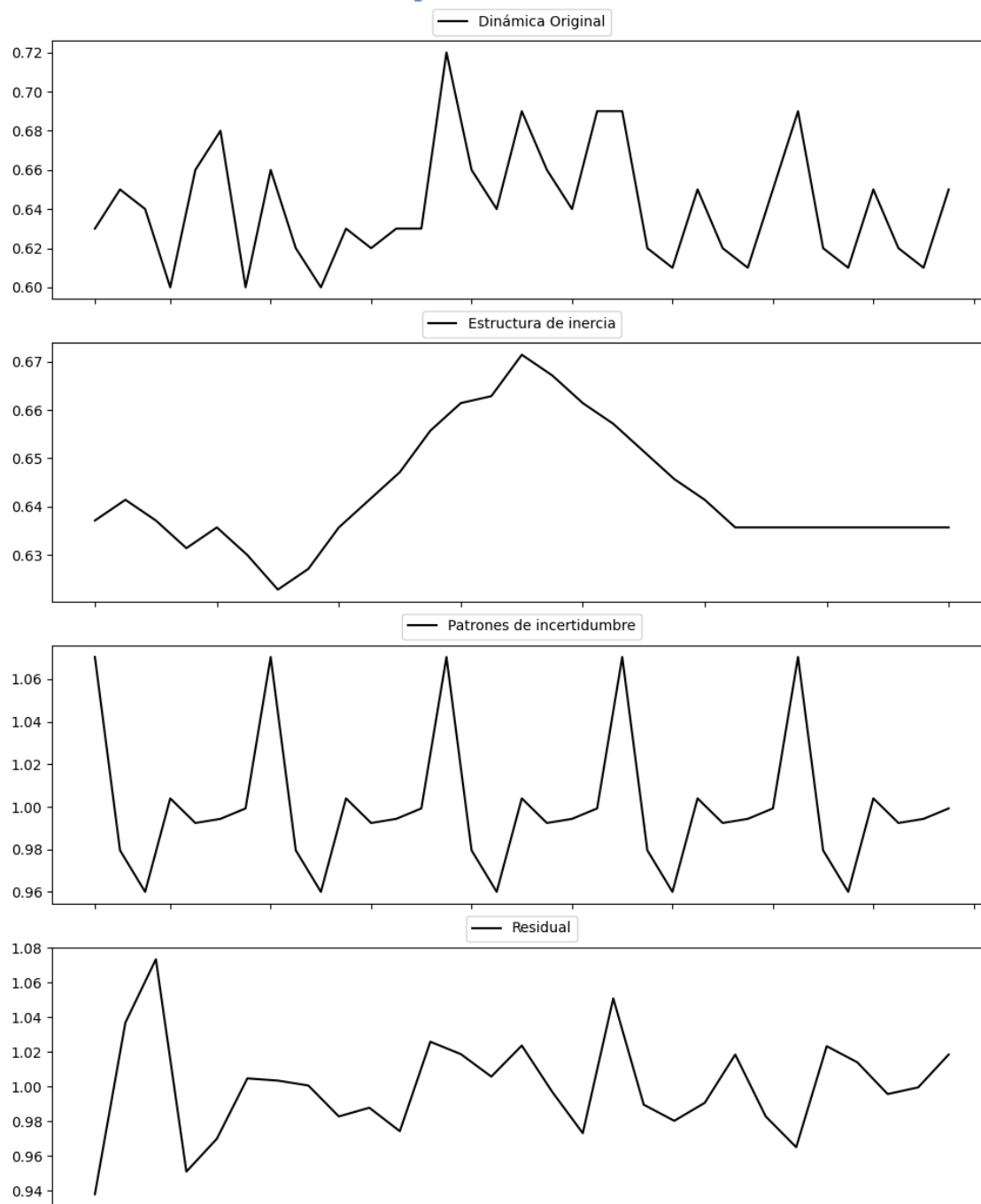
Estacionariedad: Estacionario

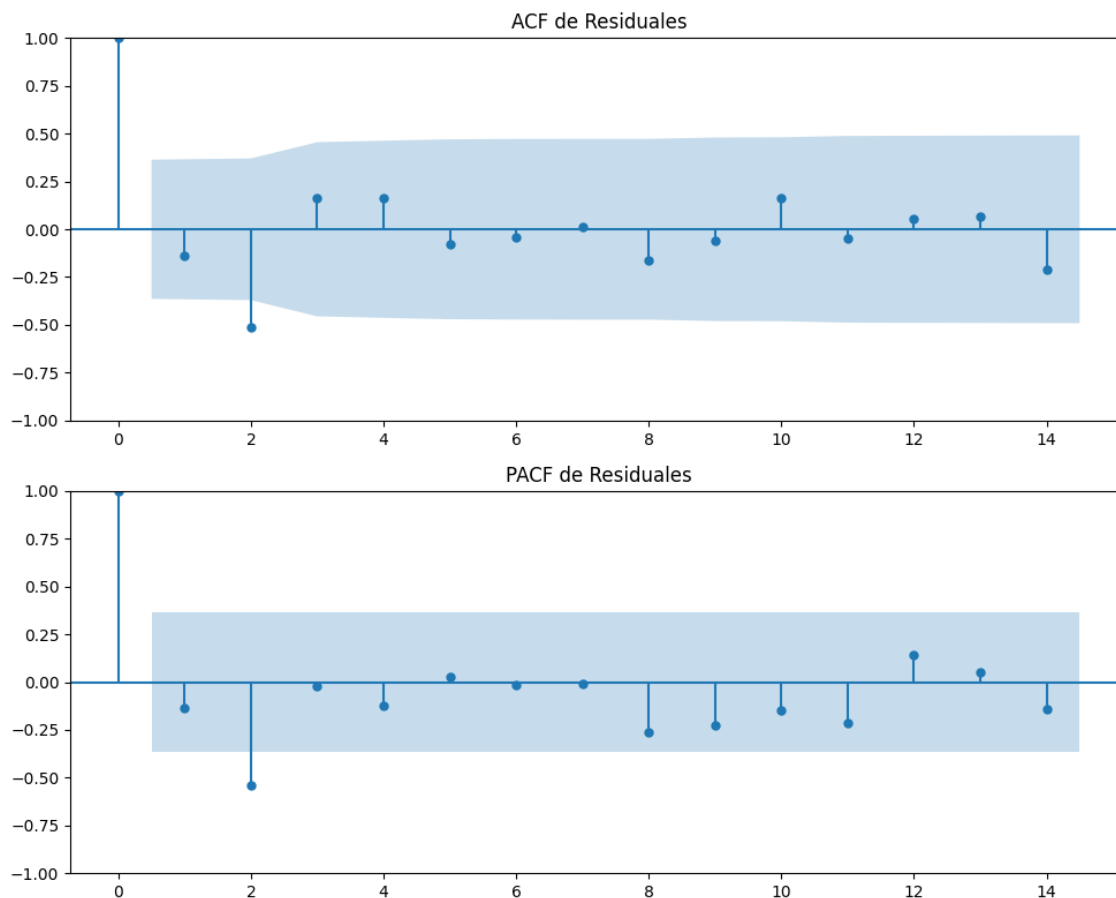
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 0.0017

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 14.1170, p-valor: 0.1677

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9878, p-valor=0.9780

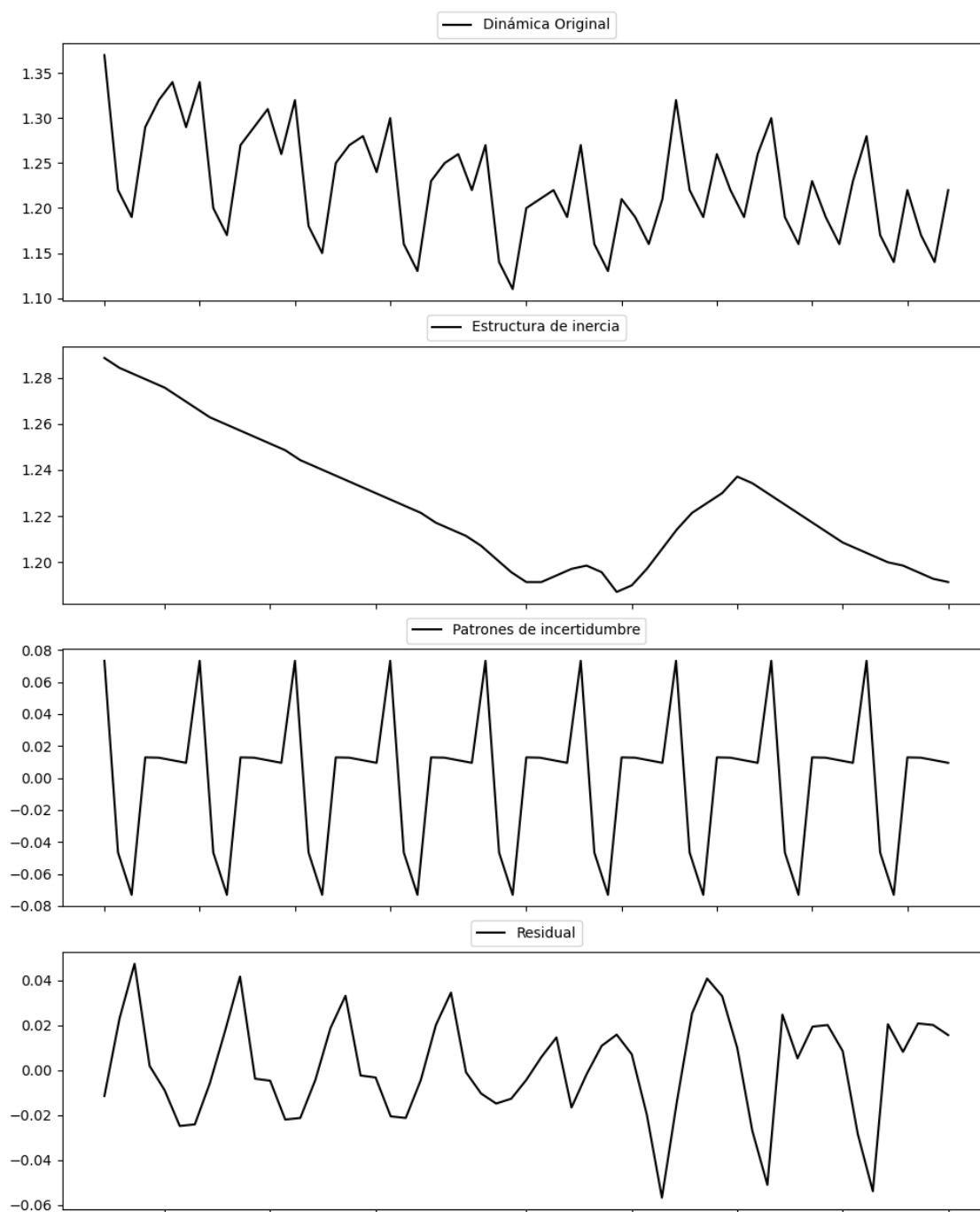
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

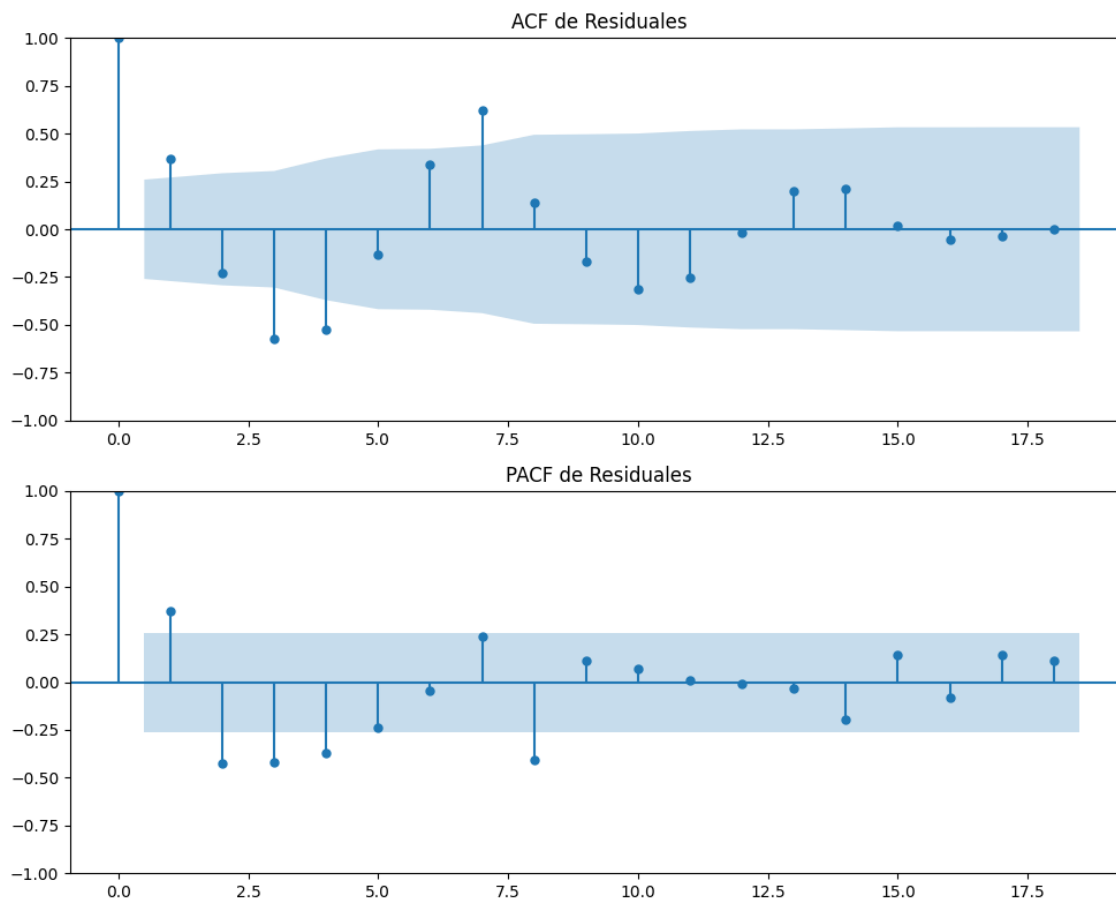
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son aleatorios.

Gráficos para EH_Bildu





Análisis de Aleatoriedad del Error para EH_Bildu

Estadística de Durbin-Watson: 1.2436

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 94.4762, p-valor: 0.0000

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9770, p-valor=0.3475

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

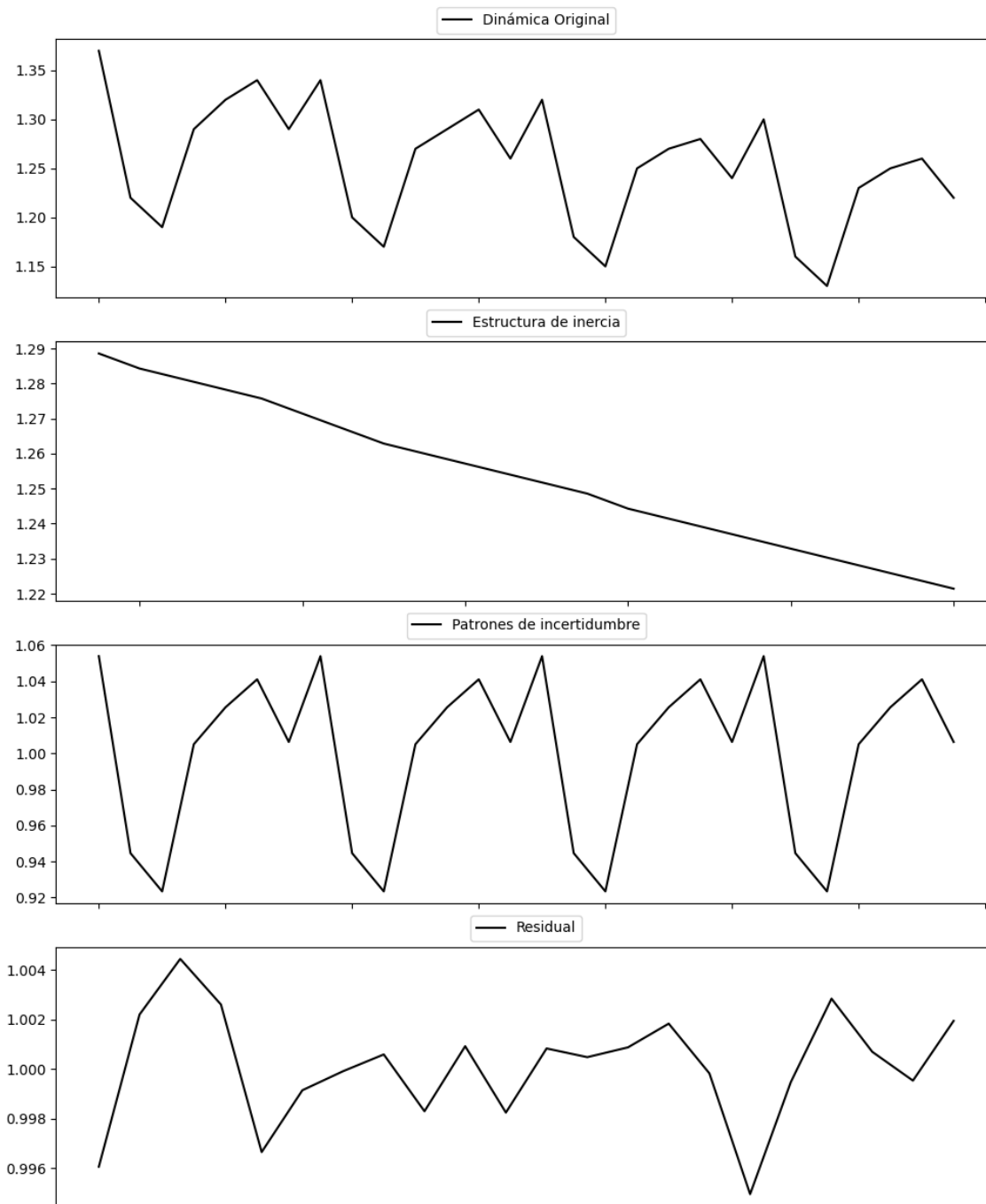
Estacionariedad: Estacionario

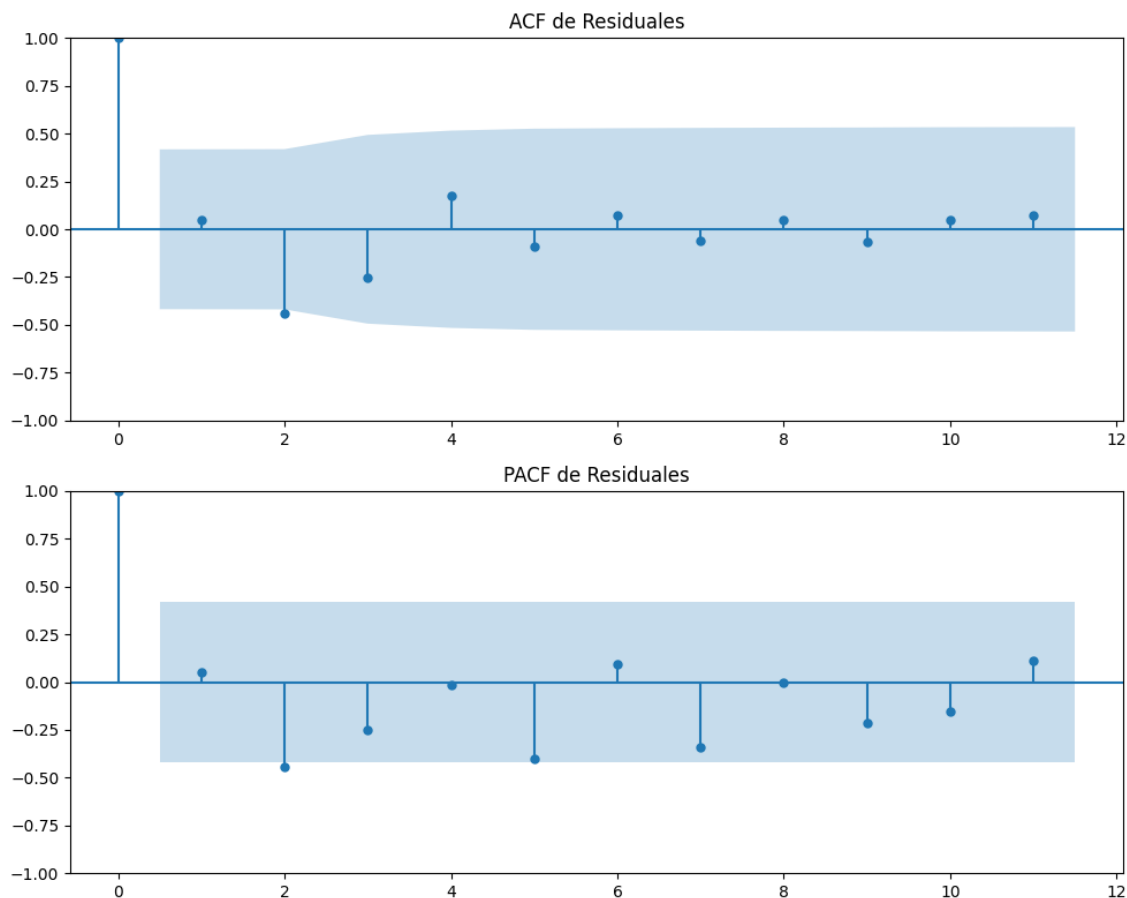
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 8.8223, p-valor: 0.5490

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9679, p-valor=0.6627

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.3642

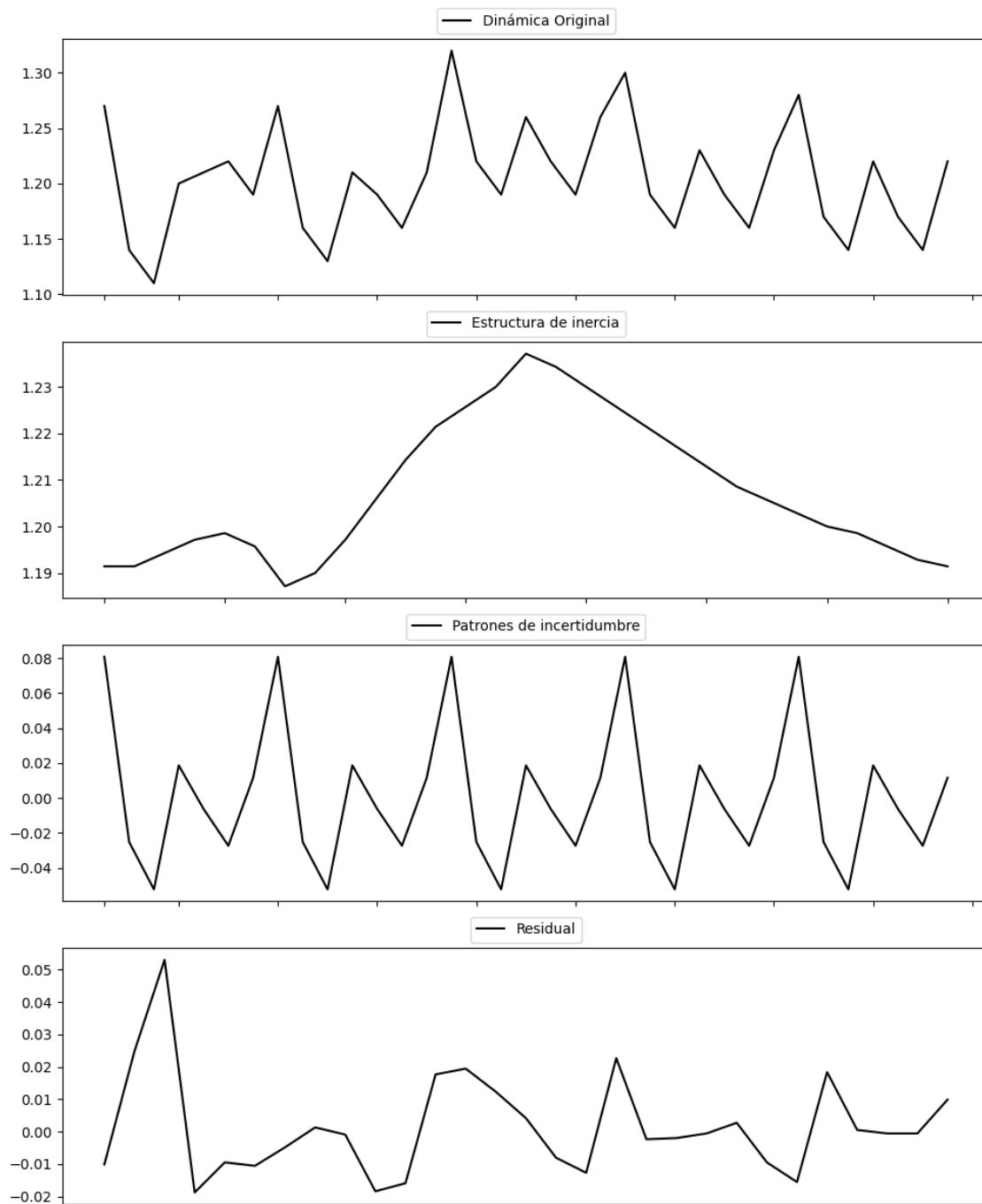
Estacionariedad: No Estacionario

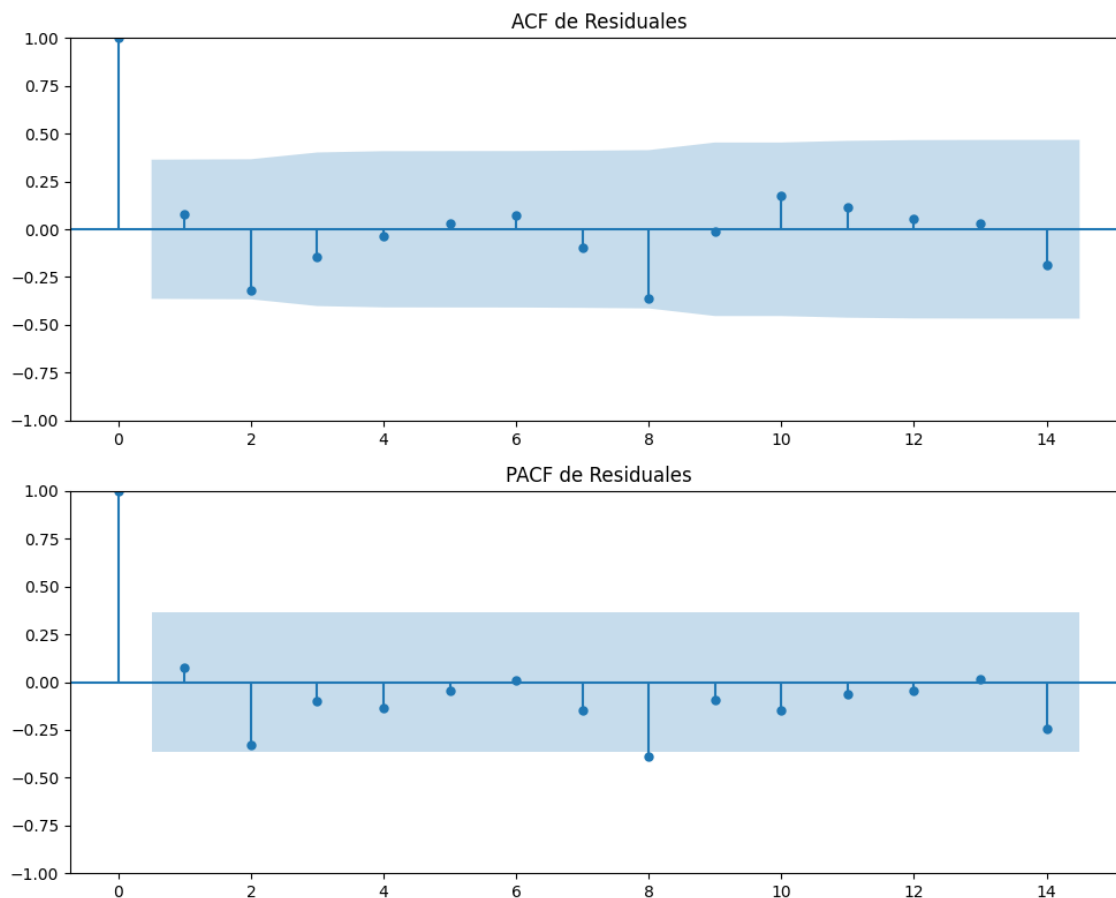
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 1.7945

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 12.0180, p-valor: 0.2839

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.8983, p-valor=0.0089

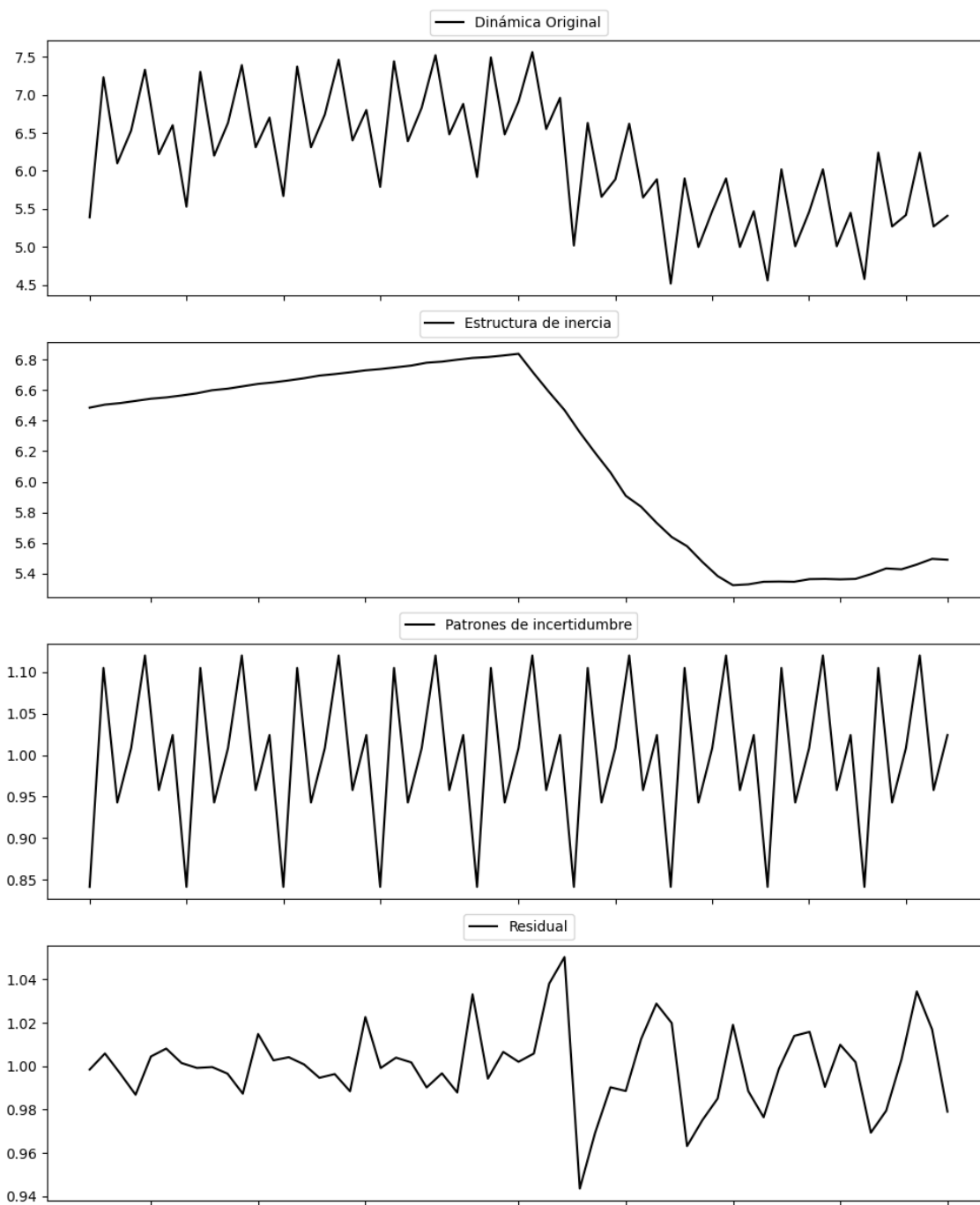
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0150

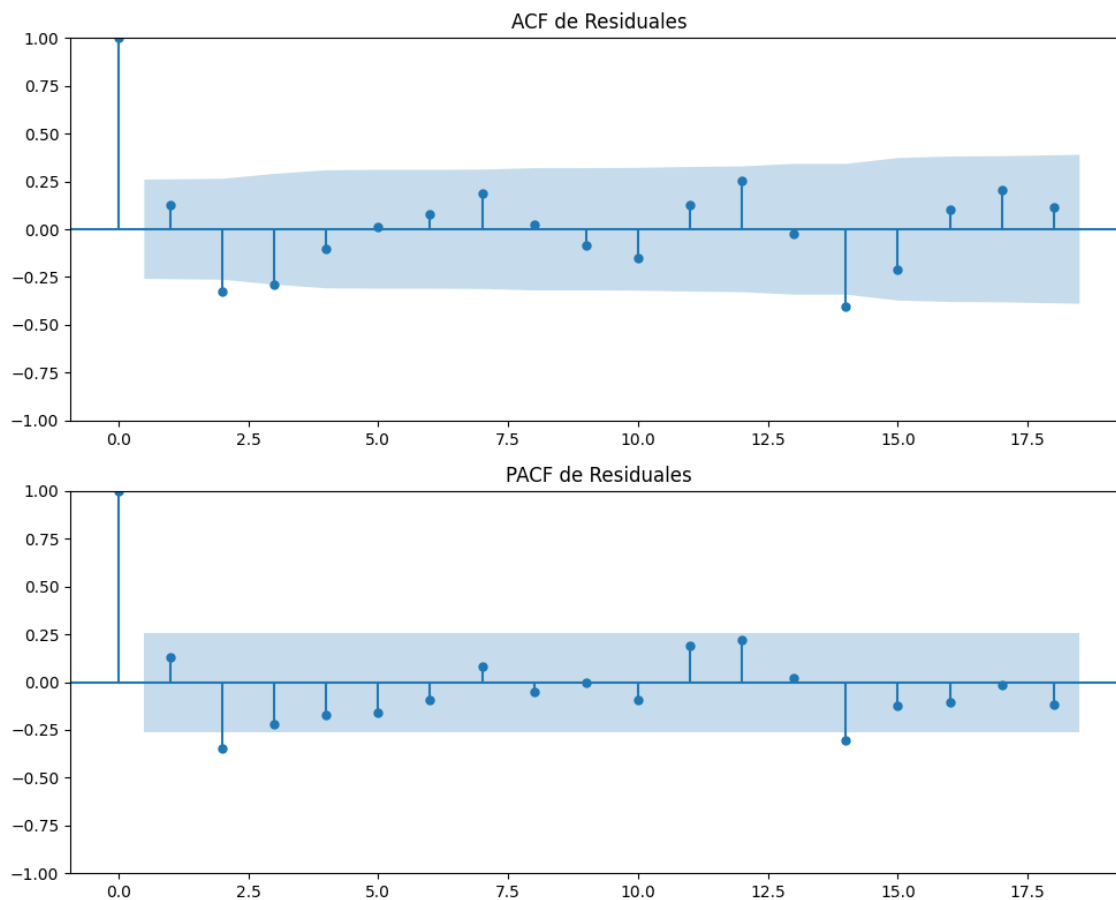
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son aleatorios.

Gráficos para Otros





Análisis de Aleatoriedad del Error para Otros

Estadística de Durbin-Watson: 0.0006

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 18.1623, p-valor: 0.0523

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9780, p-valor=0.3816

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

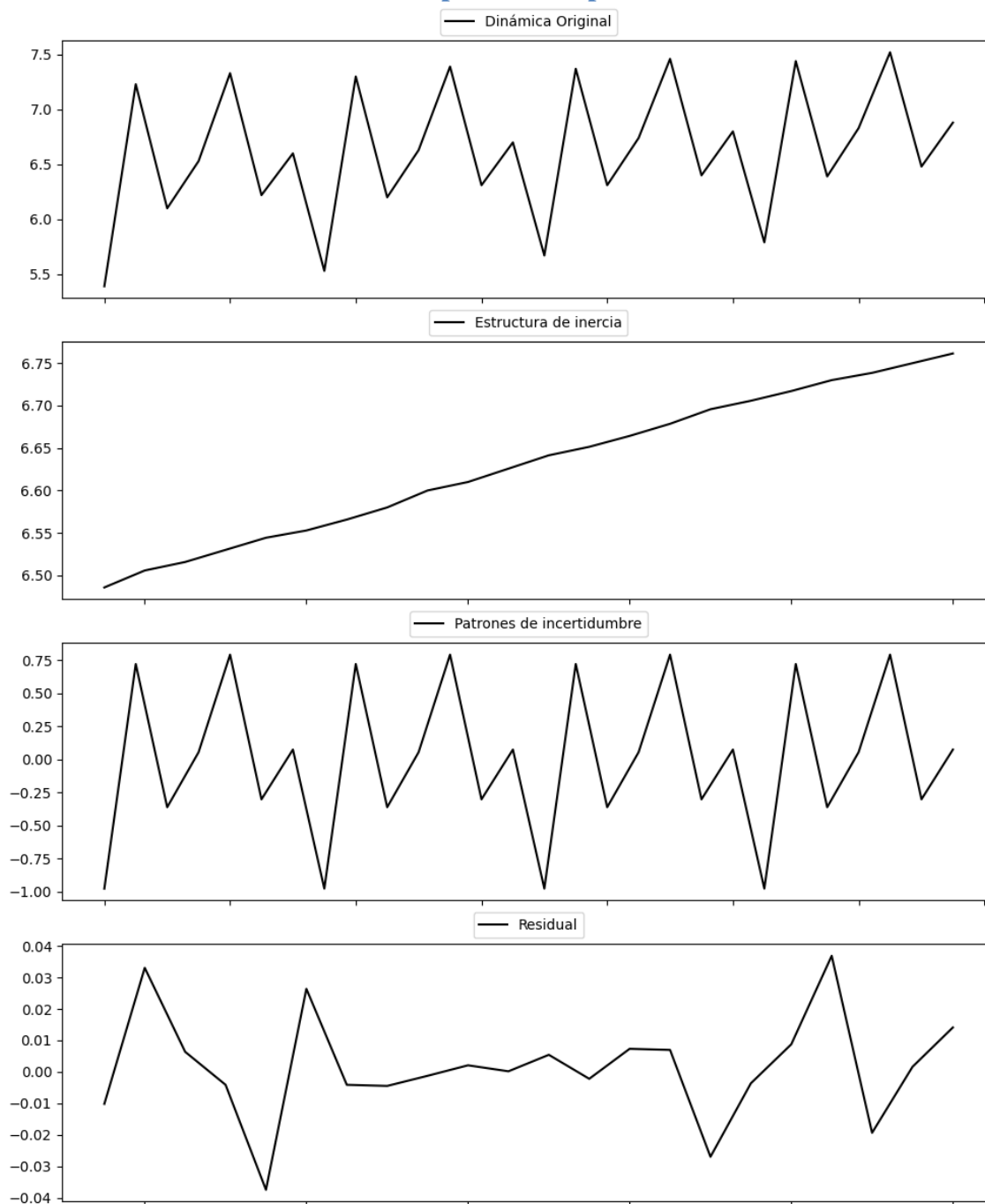
Estacionariedad: Estacionario

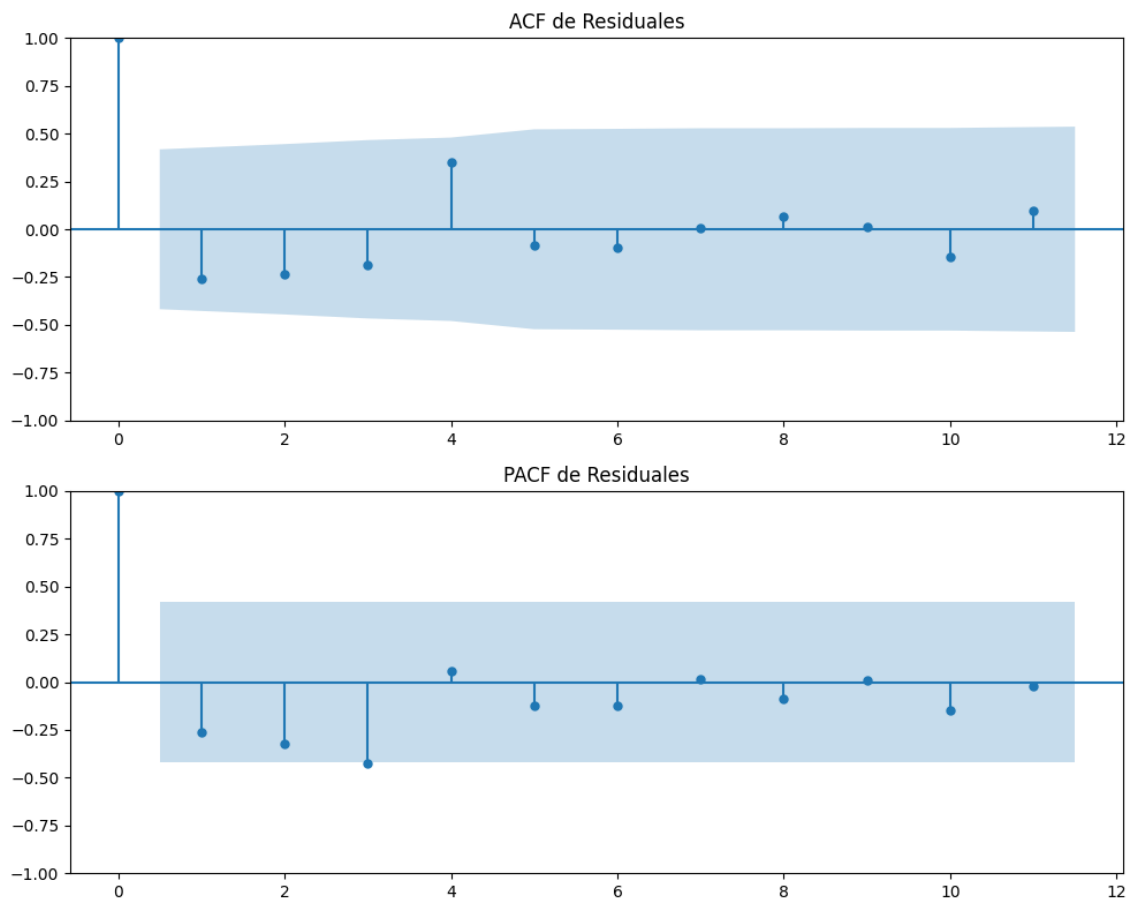
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 2.4512

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 9.4296, p-valor: 0.4919

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9468, p-valor=0.2724

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.6395

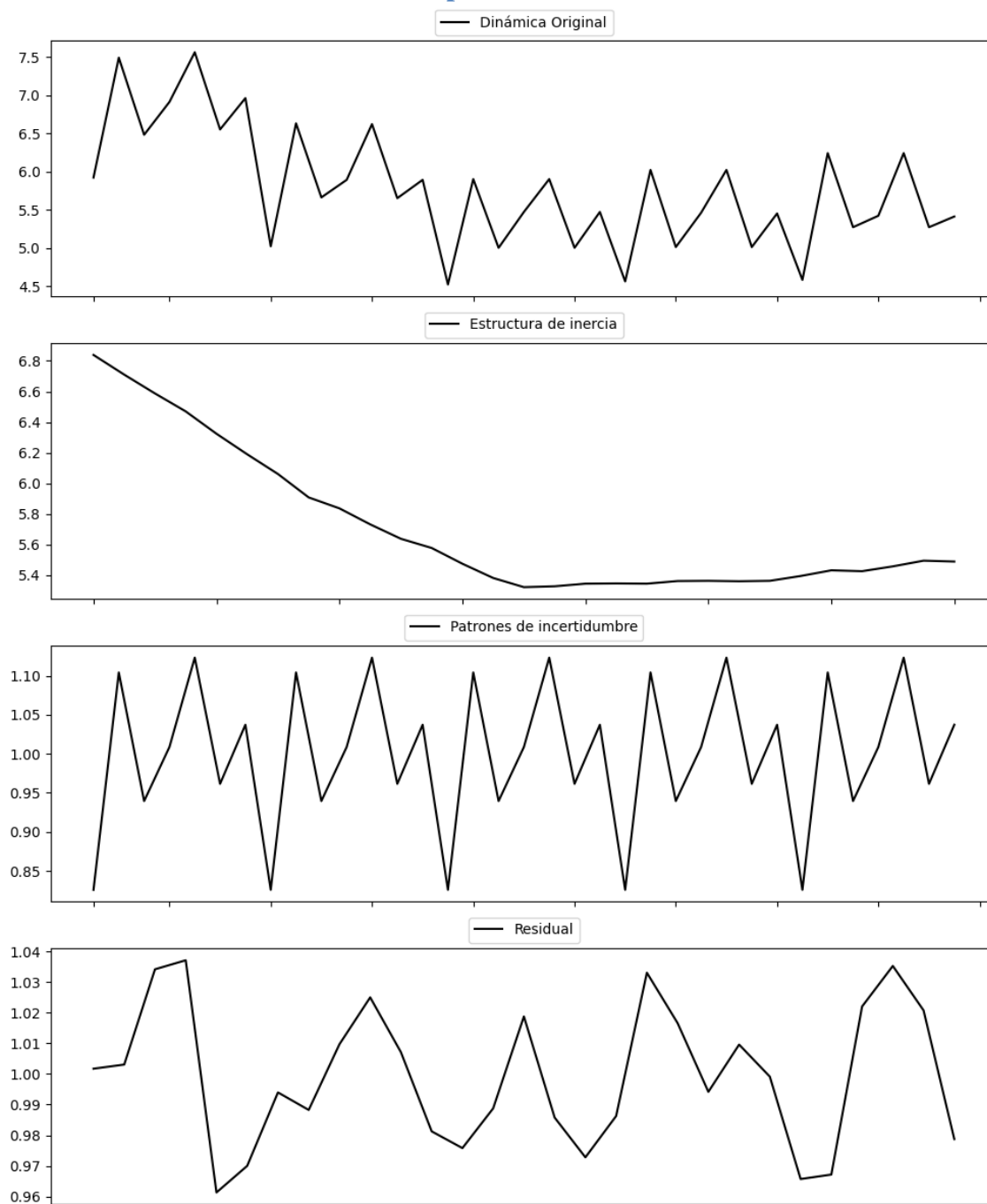
Estacionariedad: No Estacionario

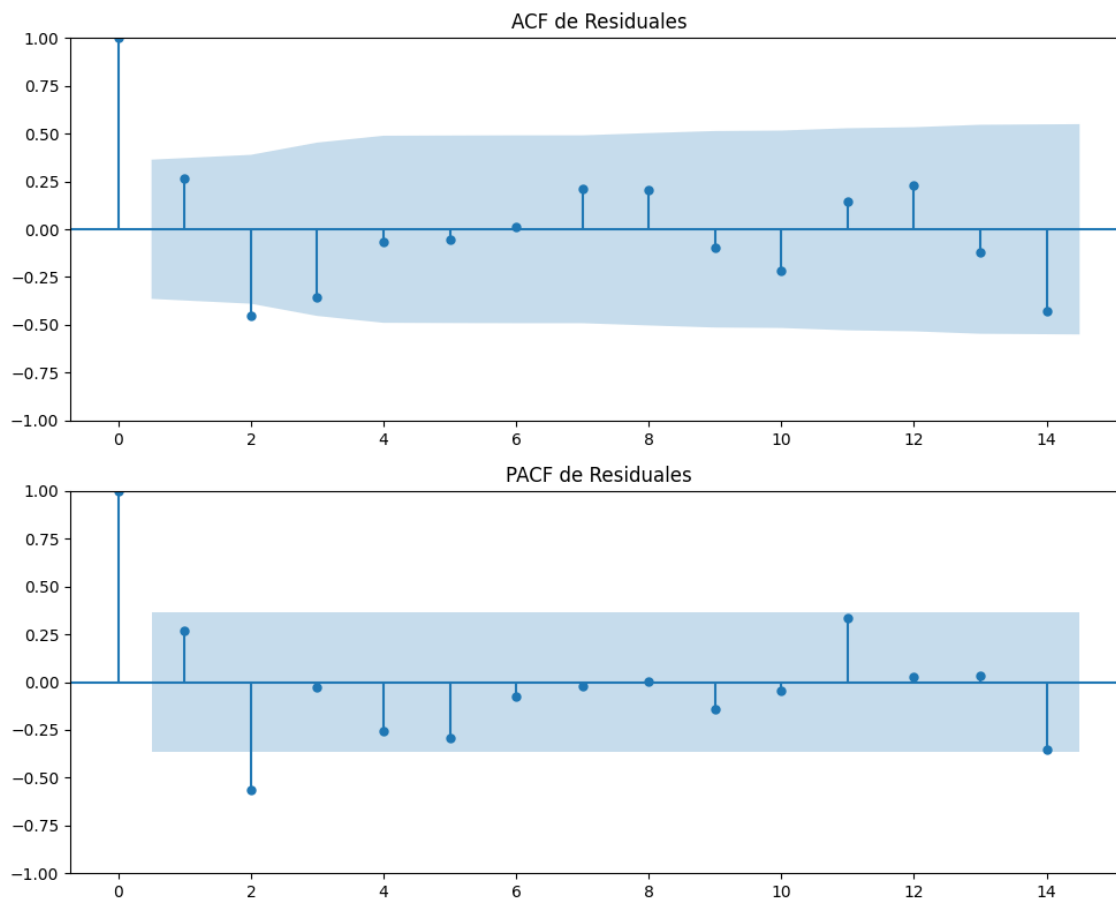
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos parecen ser 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: 0.0007

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 20.0702, p-valor: 0.0286

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9567, p-valor=0.2712

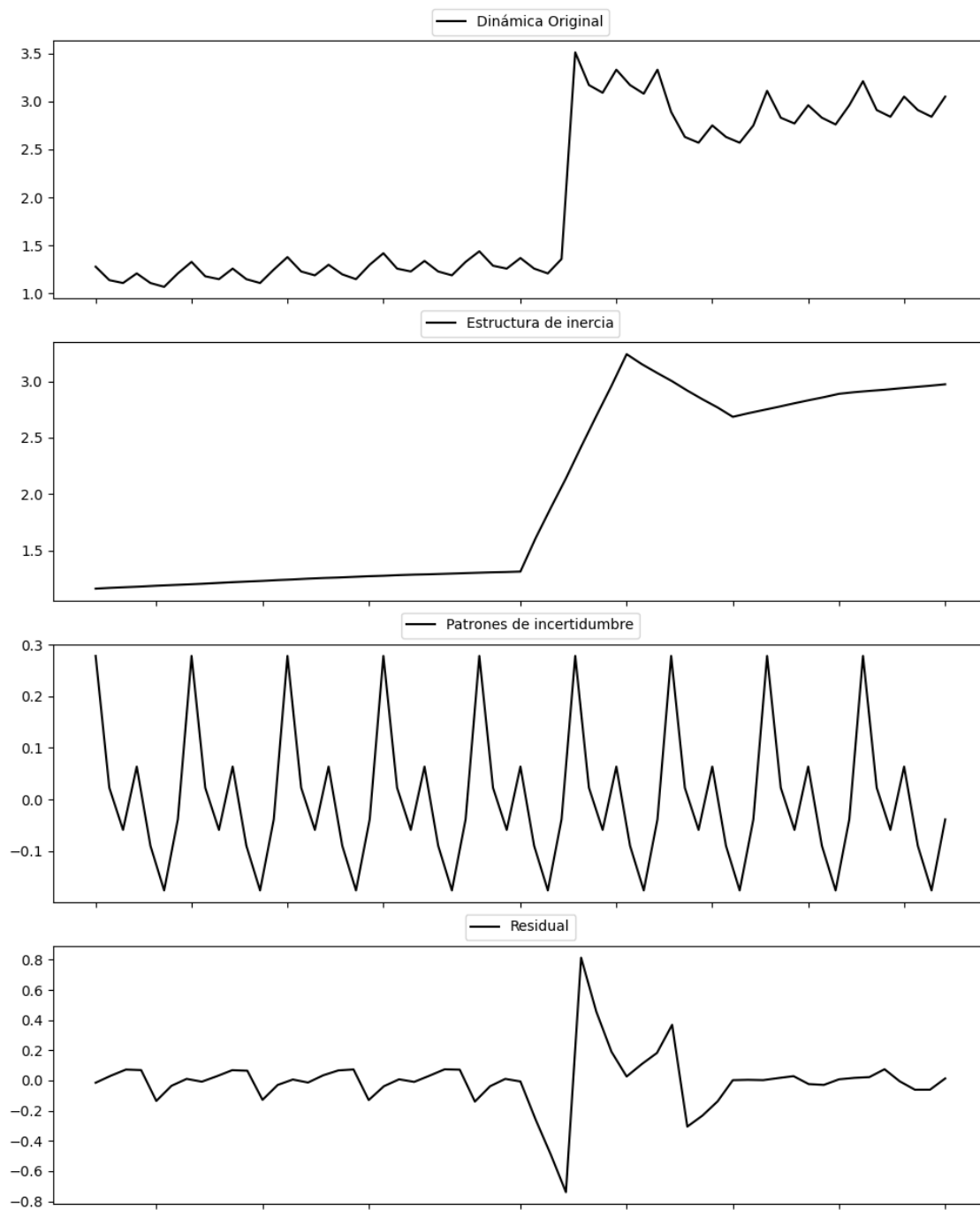
Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0000

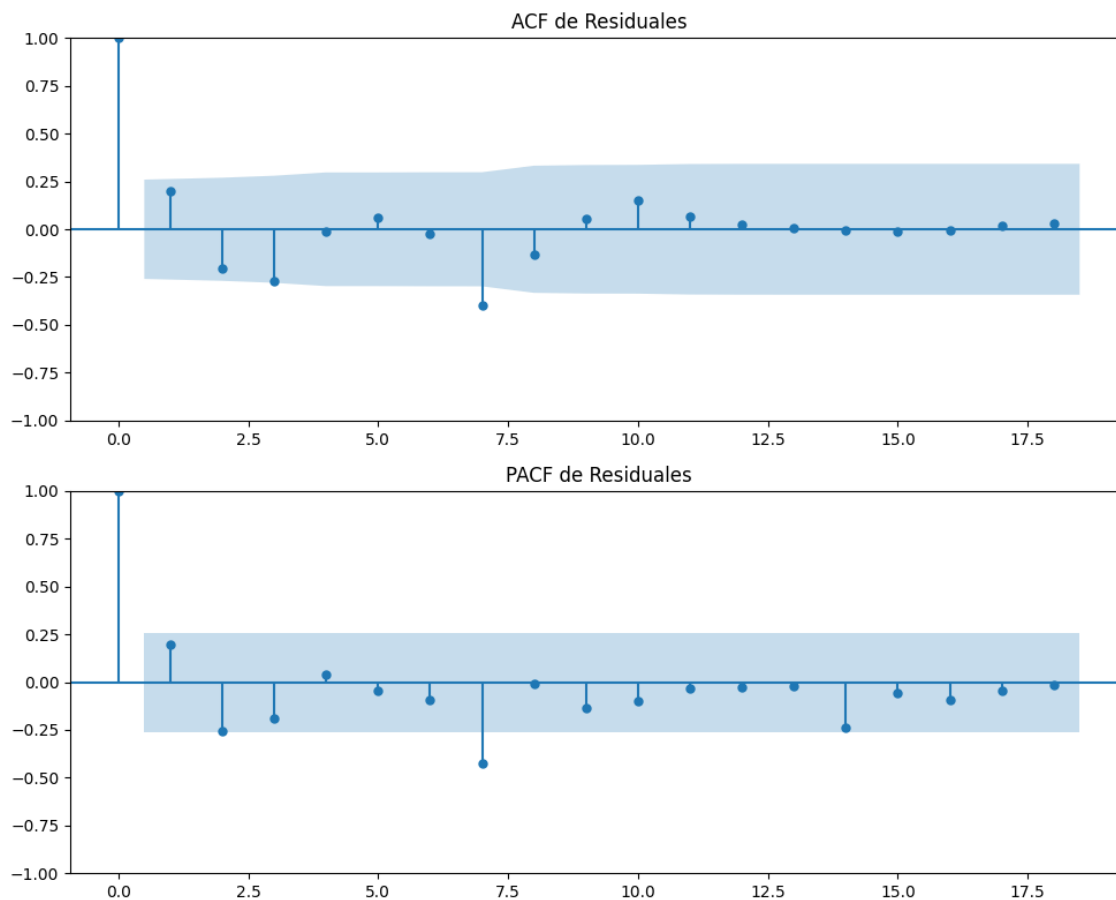
Estacionariedad: Estacionario

No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos no son aleatorios.

Gráficos para En_blanco





Análisis de Aleatoriedad del Error para En_blanco

Estadística de Durbin-Watson: 1.6033

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 23.6743, p-valor: 0.0085

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.7842, p-valor=0.0000

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

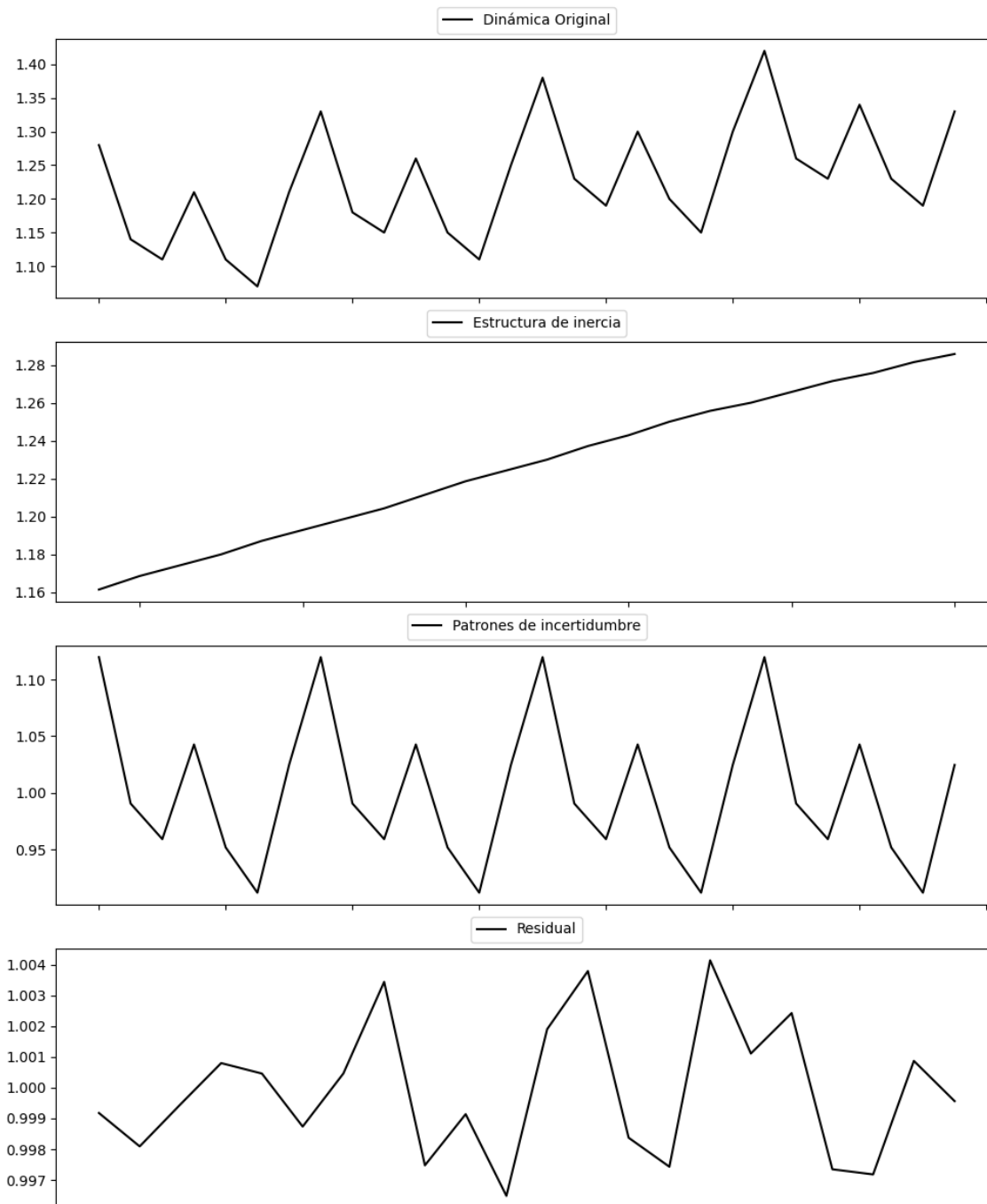
Estacionariedad: Estacionario

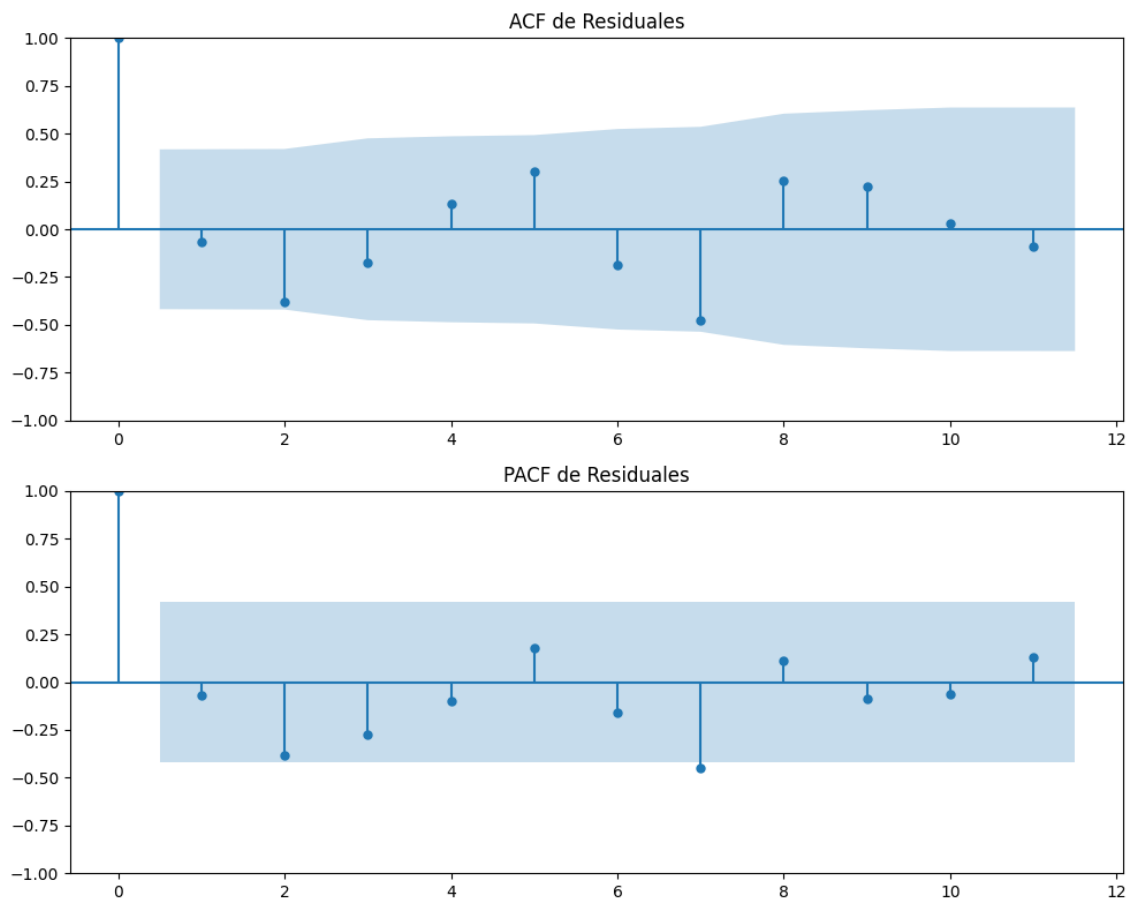
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 21.6412, p-valor: 0.0170

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9532, p-valor=0.3647

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0874

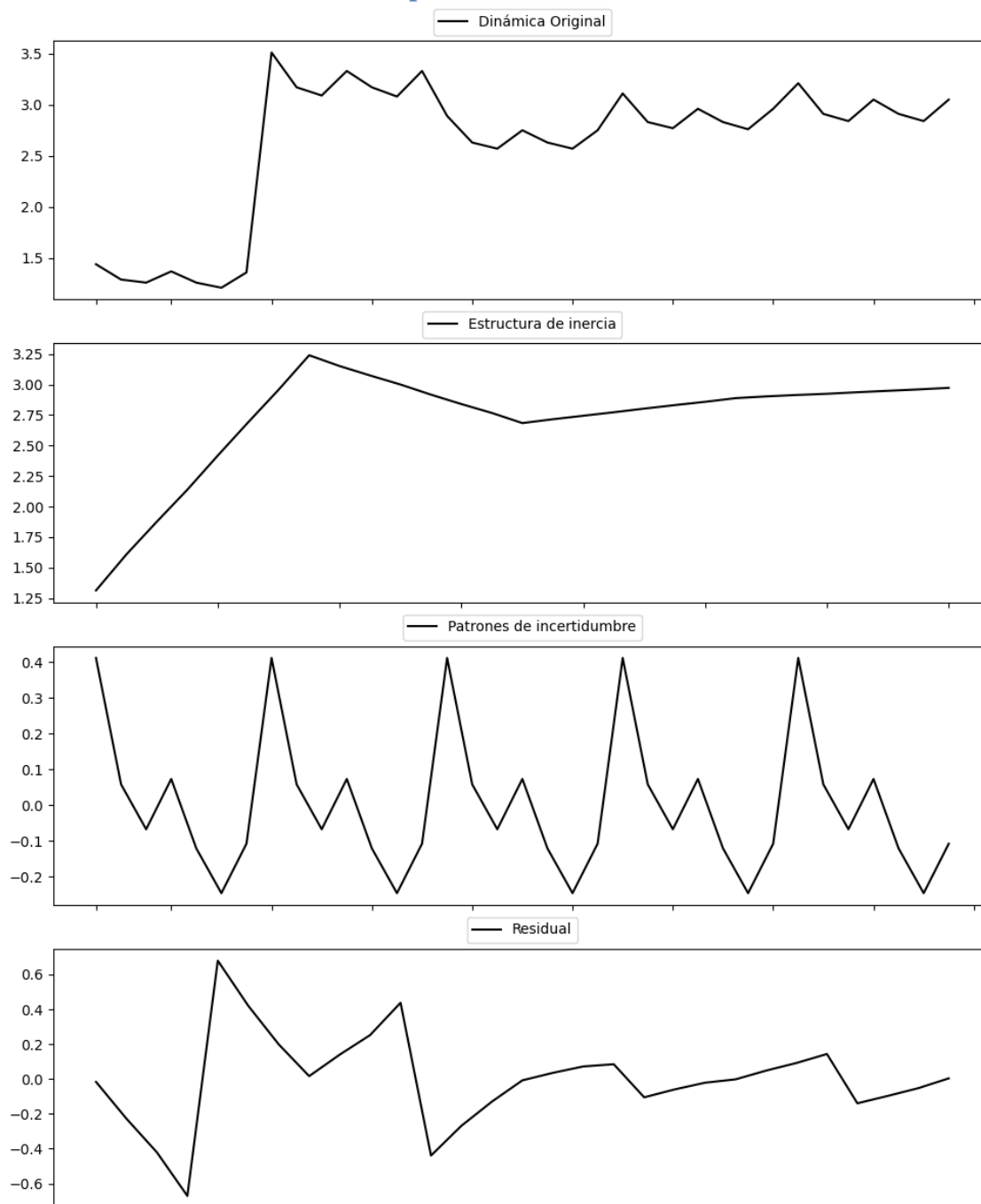
Estacionariedad: No Estacionario

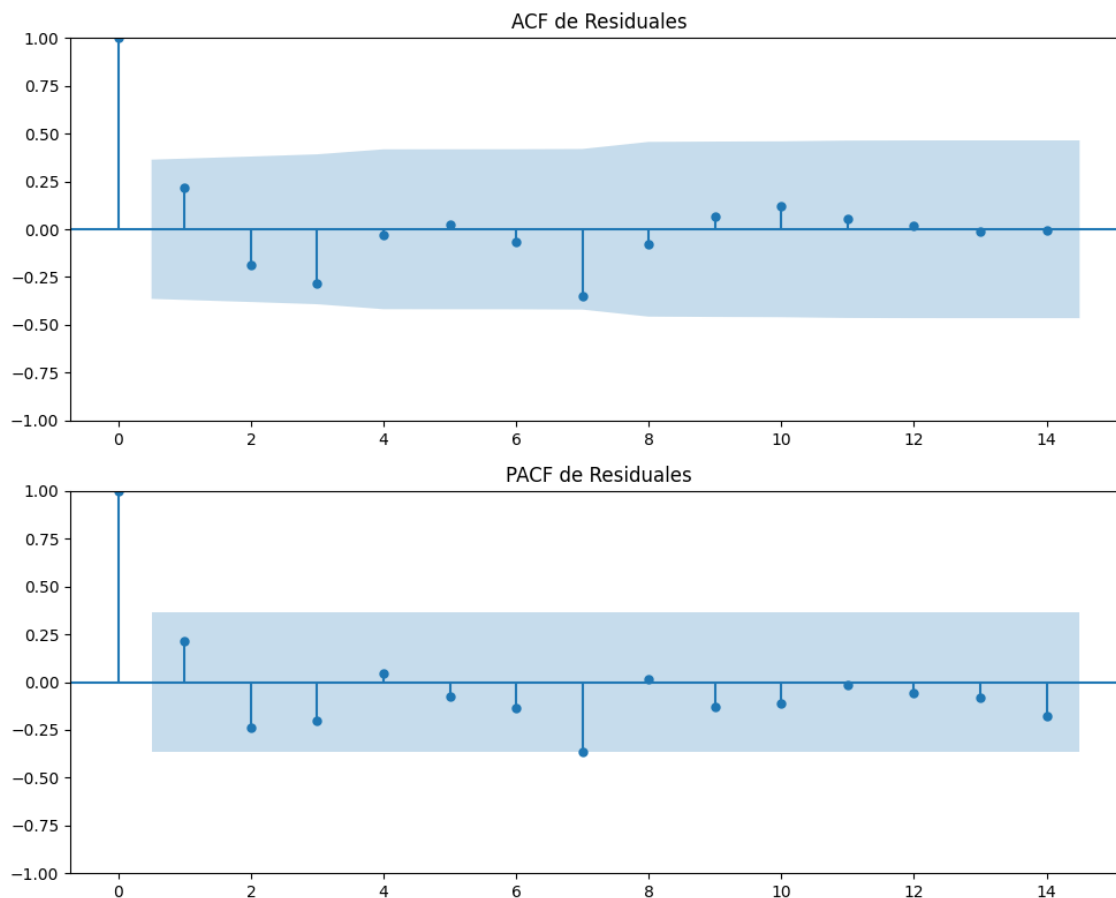
No se detectó heterocedasticidad significativa en los residuos.

Los residuos 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: 1.5703

Prueba de Ljung-Box:

Estadísticos: 11.7054, p-valor: 0.3053

Prueba de Shapiro-Wilk: Estadístico=0.9576, p-valor=0.2858

Prueba de Dickey-Fuller aumentada: p-valor=0.0081

Estacionariedad: Estacionario

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

Los residuos parecen ser aleatorios.

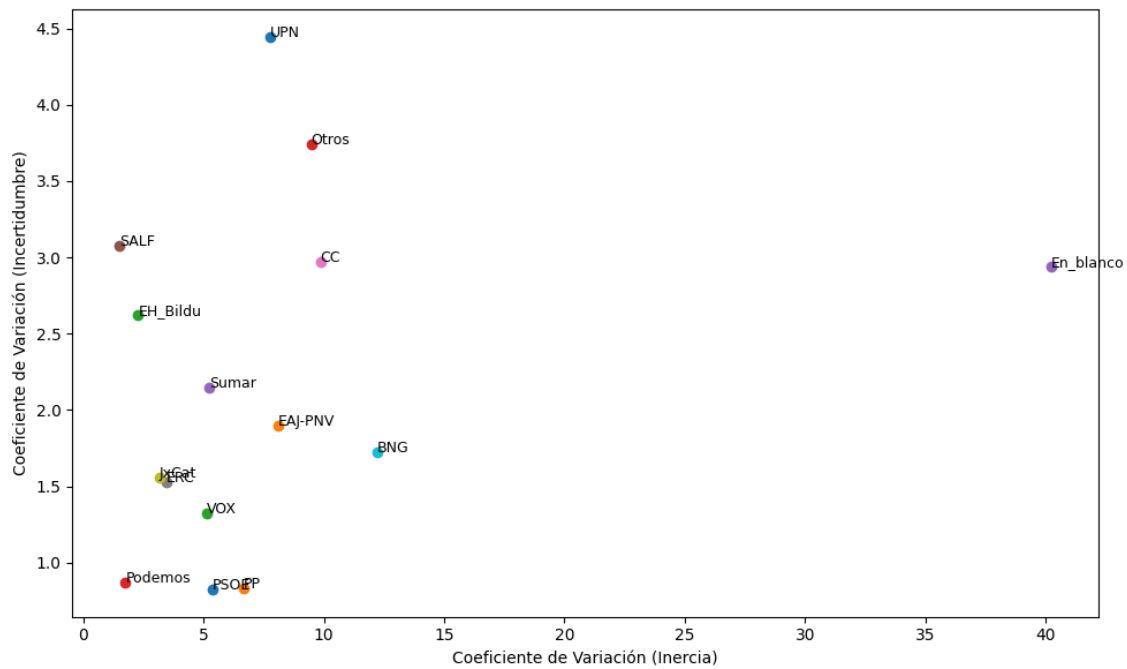
Interacción de la estructura de inercia y los patrones de incertidumbre

Escenarios	Tipo de Patrón	AIC Aditivo	BIC Aditivo	AIC Multiplicativo	BIC Multiplicativo	Inercia del patrón (Multiplicativa)
PSOE	Multiplicative	-132.87	-113.58	-137.40	-118.12	Creciente
PP	Additive	-186.99	-167.70	-186.00	-166.71	N/A
VOX	Multiplicative	-154.13	-134.85	-161.62	-142.34	Decreciente
Podemos	Additive	-371.39	-352.10	-369.75	-350.46	N/A
Sumar	Additive	-323.37	-304.08	-323.34	-304.05	N/A
SALF	Additive	-604.17	-584.88	-603.13	-583.84	N/A
CC	Additive	-545.62	-526.34	-540.84	-521.55	N/A
ERC	Additive	-422.51	-403.22	-421.00	-401.72	N/A
JxCat	Additive	-434.65	-415.36	-425.57	-406.28	N/A
BNG	Additive	-447.33	-428.04	-436.69	-417.41	N/A
UPN	Multiplicative	-658.97	-639.68	-659.13	-639.85	Decreciente
EAJ-PNV	Multiplicative	-452.41	-433.12	-453.52	-434.23	Creciente
EH_Bildu	Additive	-470.42	-451.13	-468.96	-449.67	N/A
Otros	Multiplicative	-219.60	-200.31	-227.06	-207.77	Creciente
En_blanco	Additive	-152.09	-132.80	-145.44	-126.15	N/A

Tabla de Coeficiente de Variación (CV)

Partido	CV (Inercia)	Homogeneidad (Inercia)	CV (Incertidumbre)	Homogeneidad (Incertidumbre)	CV (Estimación)	Homogeneidad (Estimación)
PSOE	5.37	Homogéneo	0.83	Homogéneo	6.20	Homogéneo
PP	6.66	Homogéneo	0.83	Homogéneo	7.49	Homogéneo
VOX	5.15	Homogéneo	1.32	Homogéneo	6.47	Homogéneo
Podemos	1.76	Homogéneo	0.87	Homogéneo	2.62	Homogéneo
Sumar	5.22	Homogéneo	2.15	Homogéneo	7.37	Homogéneo
SALF	1.49	Homogéneo	3.08	Homogéneo	4.56	Homogéneo
CC	9.86	Homogéneo	2.97	Homogéneo	12.83	Homogéneo
ERC	3.46	Homogéneo	1.53	Homogéneo	4.99	Homogéneo
JxCat	3.16	Homogéneo	1.55	Homogéneo	4.72	Homogéneo
BNG	12.22	Homogéneo	1.72	Homogéneo	13.94	Homogéneo
UPN	7.76	Homogéneo	4.44	Homogéneo	12.20	Homogéneo
EAJ-PNV	8.09	Homogéneo	1.90	Homogéneo	9.99	Homogéneo
EH_Bildu	2.28	Homogéneo	2.62	Homogéneo	4.90	Homogéneo
Otros	9.47	Homogéneo	3.74	Homogéneo	13.21	Homogéneo
En_blanco	40.24	No Homogéneo	2.94	Homogéneo	43.18	No Homogéneo

Comparación de Coeficientes de Variación



4. Referencias

Alaminos, Antonio (2025) La construcción demoscópica de la realidad política en España. *OBETS: Revista de Ciencias Sociales*, ISSN-e 1989-1385, Vol. 20, Nº. 2, 2025, págs. 273-300 <https://doi.org/10.14198/obets.29915>

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>

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>

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>

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>

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>

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>

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>

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>

Alaminos, Antonio (2021) Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: revista de ciencias sociales*, Nº 260, págs. 17-34

Alaminos, Antonio (2019) Las elecciones europeas de 2019 en España. *Temas para el debate*, Nº. 295 (junio), págs. 14-15

Alaminos, Antonio (2018) La monitorización de la estimación de voto con modelos ponderados y no ponderados: un test empírico. *Sociologizados. Revista de investigación social*, ISSN-e 2445-2661, Vol. 3, Nº. 1, págs. 145-174

Alaminos, Antonio (2017) La imagen de partido del Partido Popular y el Partido Socialista Obrero Español en España: 1996 al 2015. *Sociologizados. Revista de Investigación Social*. 2(1): 51-79. doi:10.14198/socdos.2017.1.04

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>

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>

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>

Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025). Recuerdo de voto y distorsiones analíticas: el caso español tras las elecciones generales de 2023. *Revista Española De Investigaciones Sociológicas*, (192), 27–46. <https://doi.org/10.5477/cis/reis.192.27-46>

Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025). Recuerdo de voto y distorsiones analíticas: el caso español tras las elecciones generales de 2023. *Revista Española De Investigaciones Sociológicas*, 27–46. Recuperado a partir de <https://reis.cis.es/index.php/reis/article/view/2549>

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>

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.

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

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.

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.

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.

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.

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.

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.

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.

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.

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.

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.

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.

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.

Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3514. Barómetro de junio 2025*. Documentación técnica de la estimación electoral. Departamento de Investigación. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.

Alaminos, Antonio, y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2025). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3517 Barómetro de julio 2025*. Documentación técnica de la estimación electoral. Departamento de Investigación. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.

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.

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

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>

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

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

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>

Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2021) *Ajuste funcional y exploración de patrones en series temporales*. Alicante: Obets Ciencia Abierta.

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>

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>

Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Paloma (2018) Las dinámicas del voto retrospectivo en España (1996-2017). *Tendencias sociales. Revista de Sociología*, 1: 39-72

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

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

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

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

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>

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.

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.

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.

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.

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.

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.

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>

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>

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

Alaminos-Fernández, Paloma; Alaminos-Fernández, Antonio Francisco y Alaminos, Antonio (2025). *Simpatía. La función sociopolítica de los afectos*. Alicante: Obets Ciencia Abierta ISBN: 978-84-129745-8-4

Alaminos-Fernández, Paloma; Alaminos-Fernández, Antonio Francisco y Alaminos, Antonio (2025). *Antipatía. La función sociopolítica de los desafectos*. Alicante: Obets Ciencia Abierta ISBN: 979-13-990759-1-5

Kahn, H., & Wiener, A. J. (1967). *The Year 2000: A Framework for Speculation on the Next Thirty-Three Years*. Nueva York: Macmillan.

Schwartz, P. (1996). *The Art of the Long View: Paths to Strategic Insight for Yourself and Your Company*. Nueva York: Doubleday.

Wack, P. (1985). *Scenarios: Uncharted Waters Ahead*. *Harvard Business Review*, 63(5), 73-89.