

Análisis de escenarios del barómetro de diciembre de 2025 (ECIS3536)

Documentación técnica de la estimación electoral

Cómo citar este documento:

Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio F°. (2025). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3536. Barómetro de diciembre 2025*. Documentación técnica de la estimación electoral. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.

1. Marco conceptual del Modelo Bifactorial Inercia_Incertidumbre

El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre fue propuesto en 2019 por los profesores Antonio Alaminos (Universidad de Alicante) y José Félix Tezanos (UNED). En el momento de publicarse este informe es el modelo utilizado por el Centro de Investigaciones Sociológicas (CIS) para la medición del apoyo electoral que reciben los partidos políticos. Se trata de un enfoque teórico y metodológico que introduce dos aportaciones fundamentales: la consideración explícita de la incertidumbre inherente al comportamiento electoral y la incorporación de la inercia como componente estructural del proceso de decisión.

El modelo parte de la premisa de que, en determinados momentos, el estado de la opinión pública no puede representarse mediante un valor único y determinista. La existencia de escenarios plausibles - y no de un único punto de estimación- obliga a reconocer un estado potencialmente indeterminado del fenómeno medido. Al incorporar simultáneamente inercia e incertidumbre, el modelo se convierte en una herramienta analítica versátil que facilita la exploración diagnóstica de los electorados y de las tensiones internas de los procesos de decisión.

Aplicado a la medición del apoyo electoral, el modelo permite diferenciar entre los escenarios más probables (voto directo) y los menos probables (votos alternativos), entendiendo que el conjunto de posibilidades forma un espacio delimitado por condiciones estructurales y predisposiciones individuales. Esta lógica no persigue predecir el futuro, sino medir empíricamente la estructura de la opinión en el presente, evaluando la inercia del pasado y la novedad que introduce cada escenario de respuesta.

El presente informe integra un conjunto de procedimientos estadísticos orientados al análisis avanzado de los escenarios generados por el Modelo Bifactorial. El objetivo es caracterizar su estructura interna, evaluar su estabilidad dinámica y cuantificar la magnitud relativa de los componentes deterministas y estocásticos que conforman cada secuencia temporal de estimación.

En una primera fase, se generan histogramas segmentados en tres bloques -inercia pasada, presente y probabilidad futura- acompañados de densidades kernel (KDE), intervalos de confianza y métricas de centralidad. Esta aproximación híbrida, distribucional y temporal, permite identificar la forma del campo de incertidumbre y detectar variaciones estructurales entre etapas.

En la segunda fase, los escenarios se someten a un conjunto sistemático de pruebas de diagnóstico orientadas a evaluar su adecuación a los supuestos clásicos de estacionariedad y ruido blanco. Se aplican la prueba ADF (Augmented Dickey-Fuller) para detectar raíz unitaria, la prueba de Ljung-Box para identificar autocorrelación residual, la prueba de Shapiro-Wilk para evaluar la normalidad de los residuos y la prueba de Breusch-Pagan para detectar heterocedasticidad y cambios en la varianza a lo largo de los escenarios ordenados por inercia. Los resultados incluyen matrices comparadas y heatmaps que permiten identificar patrones transversales y divergencias entre partidos o etapas.

Finalmente, el informe introduce dos instrumentos de síntesis para el análisis comparado. El primero es un índice de estabilidad dinámica que combina evidencia de estacionariedad, ausencia de autocorrelación residual, normalidad, homocedasticidad e incertidumbre relativa, ofreciendo una medida sintética de la solidez estadística de cada conjunto de escenarios. El segundo es un mapa conceptual que clasifica a los

partidos según su posición en el espacio inercia–incertidumbre, permitiendo distinguir los escenarios con comportamiento cuasi-determinista de aquellos dominados por ruido, shocks idiosincráticos o volatilidad estratégica. Esta clasificación proporciona una lectura directa de los riesgos y oportunidades asociados a la exposición al cambio de cada fuerza política.

1. Distribución de escenarios de estimación de voto por partido

1.1 PSOE

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para PSOE, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

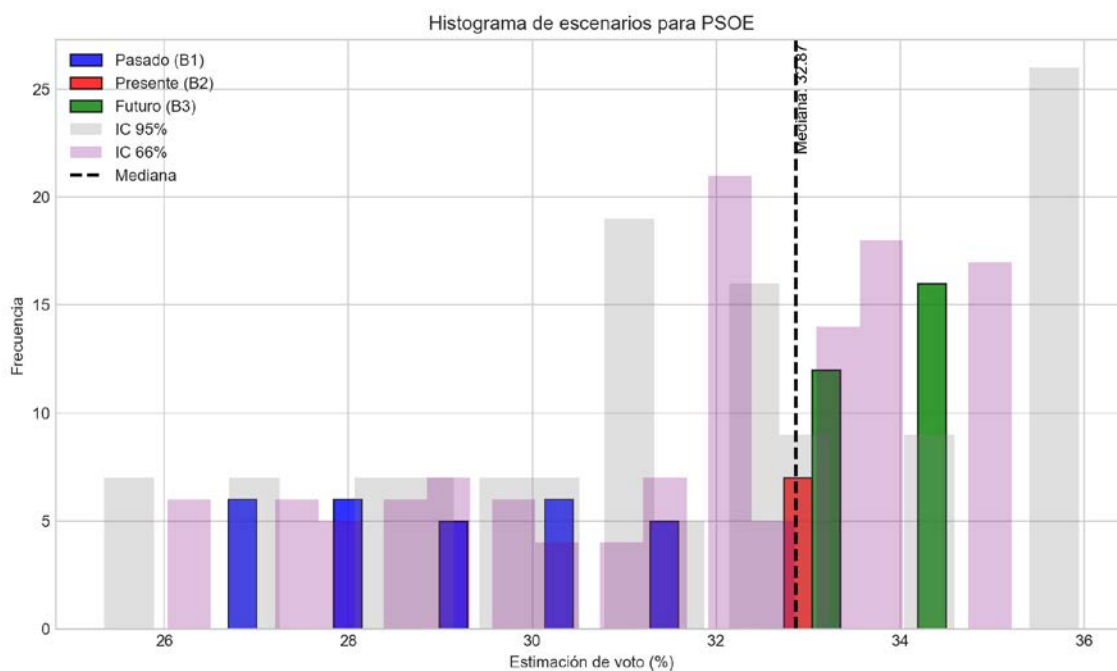


Figura 1. Histograma de escenarios de estimación de voto para PSOE, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

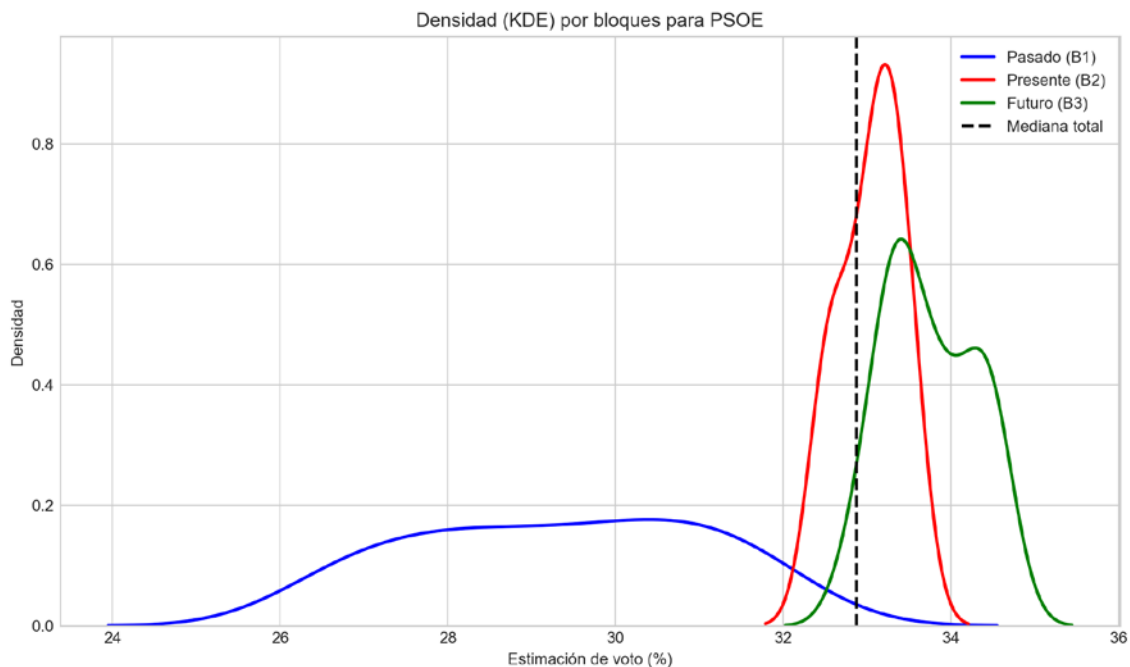


Figura 2. Densidad estimada de los escenarios de voto para PSOE, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

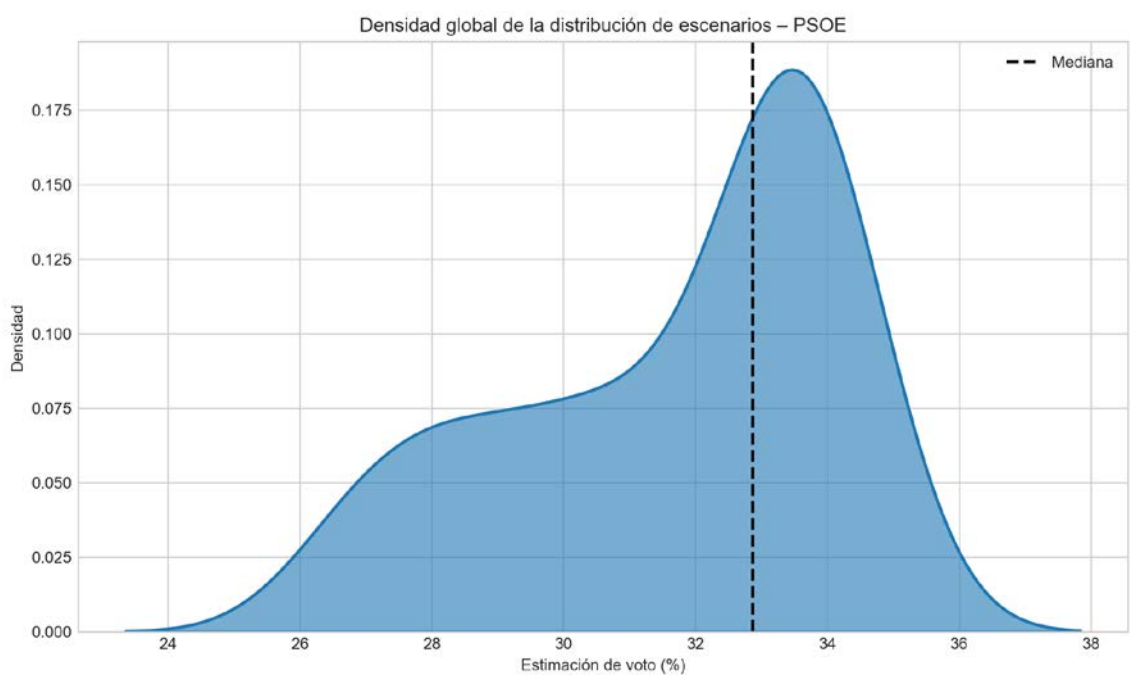


Figura 3. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para PSOE a lo largo de todo el periodo considerado.

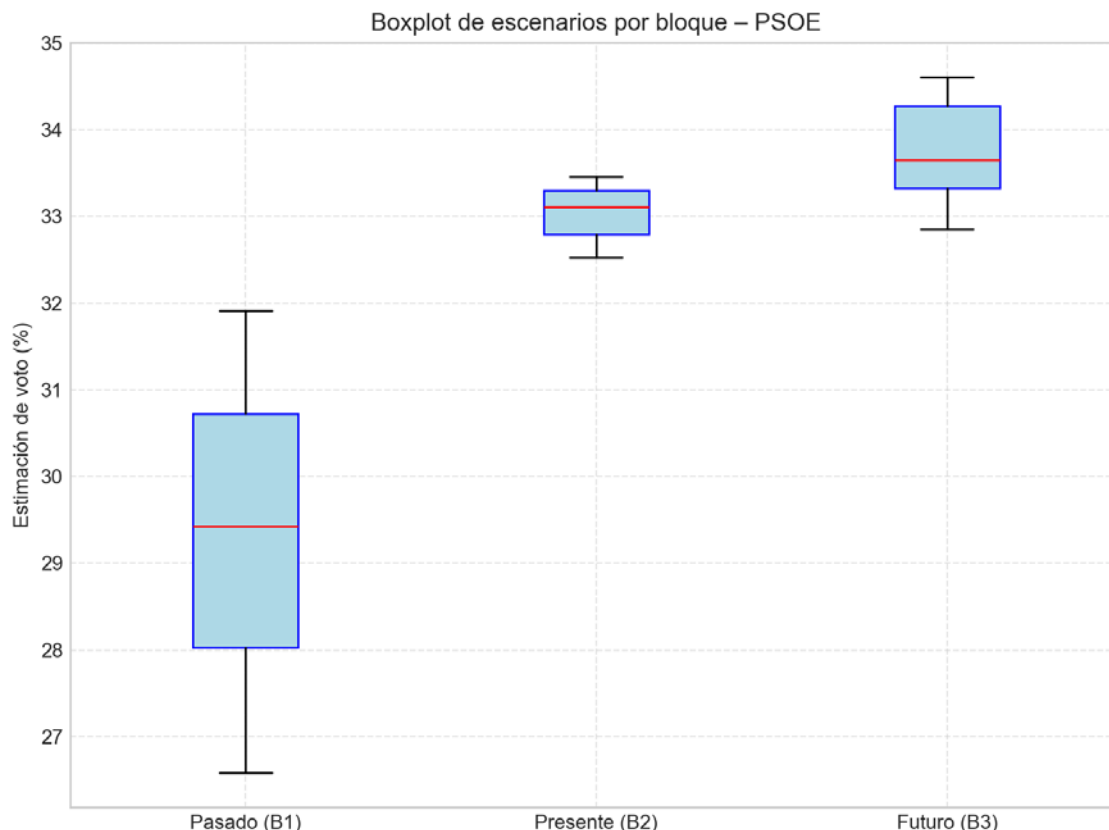


Figura 4. Distribución de escenarios de voto para PSOE por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para PSOE

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	29.32	29.43	26.58	31.92
Presente (B2)	33.04	33.11	32.53	33.46
Futuro (B3)	33.74	33.65	32.85	34.61
Total	31.70	32.87	26.58	34.61

La dispersión es baja; los escenarios de estimación se concentran en torno a la media, lo que indica un comportamiento relativamente estable del partido. En términos absolutos, la varianza es 6.064 y la desviación estándar 2.462, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (31.70). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 3.708 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 2.130, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La distribución presenta una asimetría negativa clara, con una cola alargada hacia valores bajos. En este caso, una parte de los escenarios desplaza la estimación hacia niveles más reducidos de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.2 PP

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para PP, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

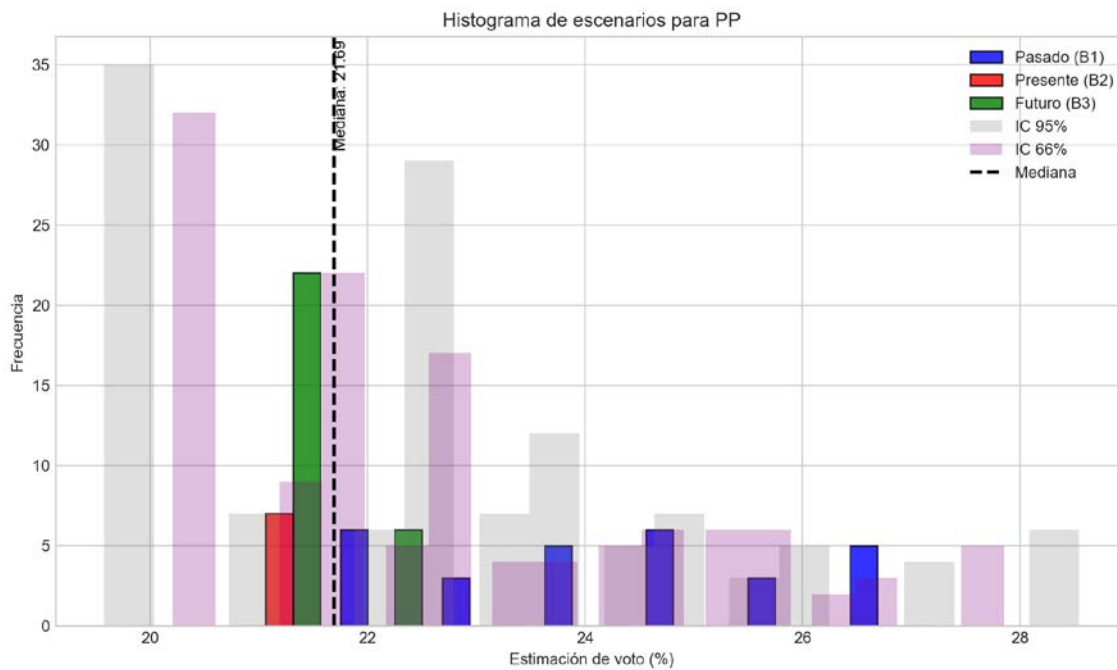


Figura 5. Histograma de escenarios de estimación de voto para PP, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

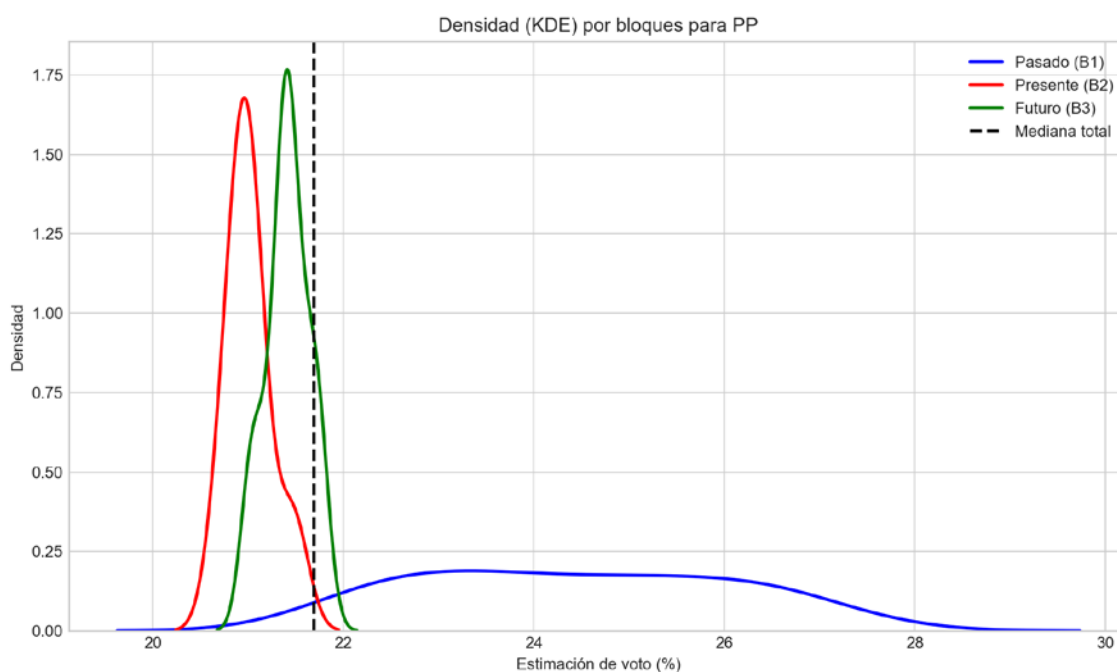


Figura 6. Densidad estimada de los escenarios de voto para PP, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

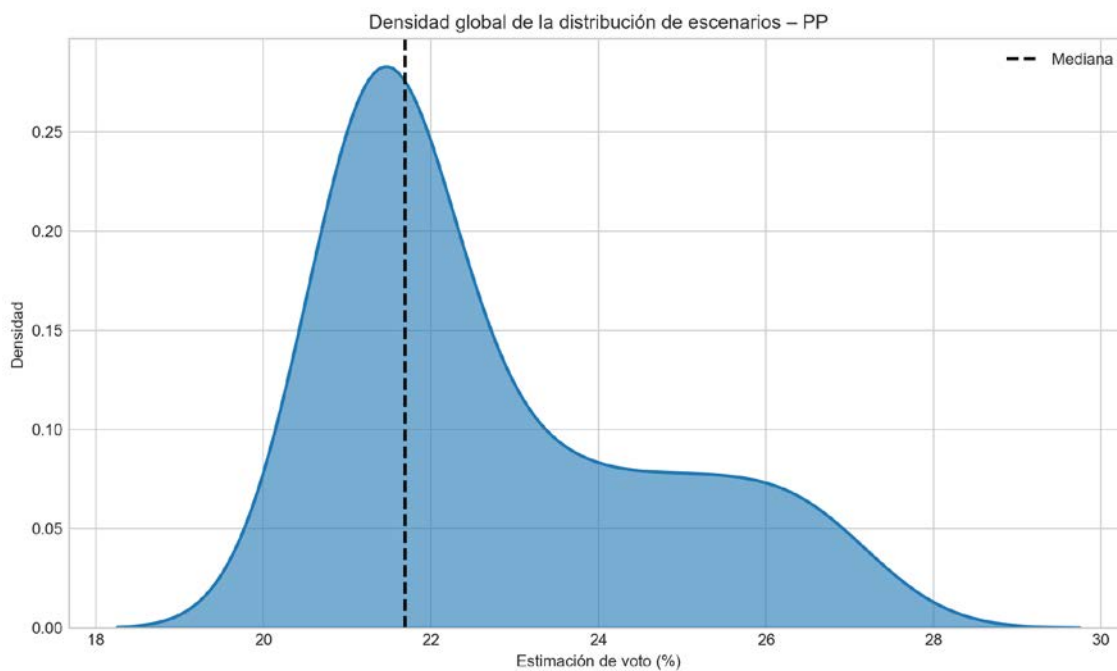


Figura 7. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para PP a lo largo de todo el periodo considerado.

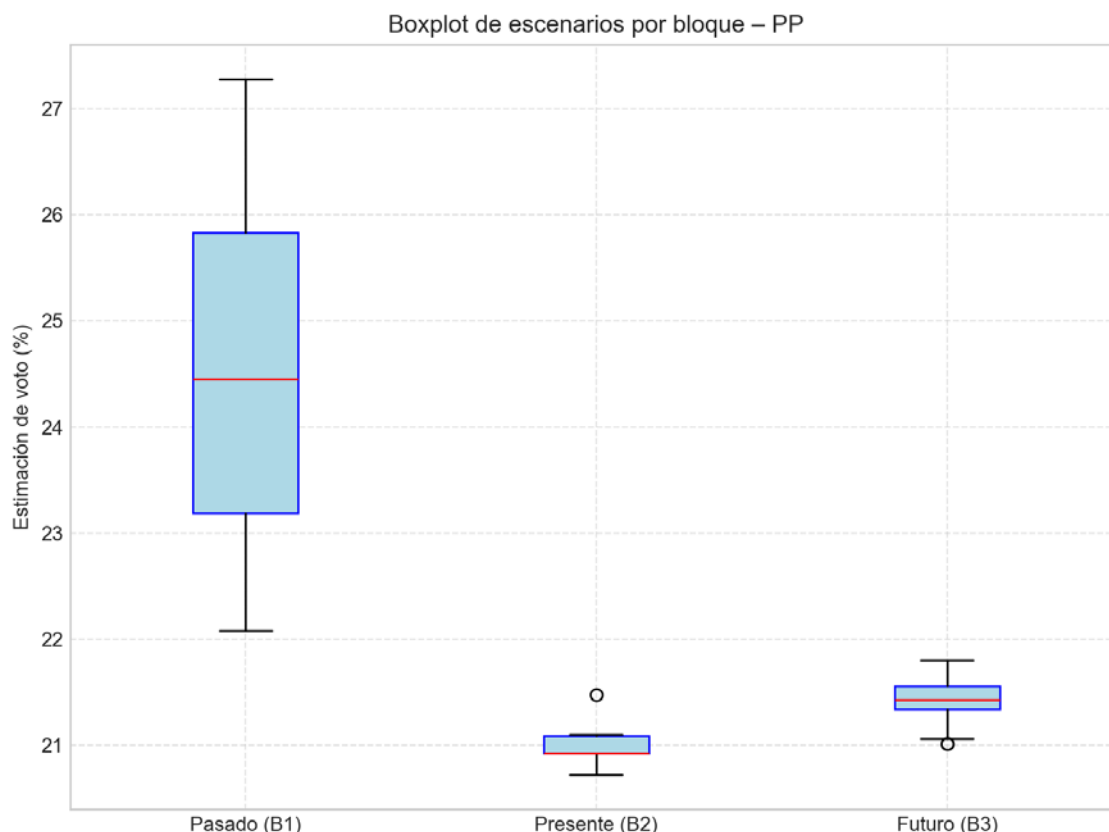


Figura 8. Distribución de escenarios de voto para PP por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para PP

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	24.43	24.45	22.08	27.28
Presente (B2)	21.02	20.93	20.72	21.47
Futuro (B3)	21.41	21.42	21.02	21.80
Total	22.71	21.69	20.72	27.28

La dispersión es baja; los escenarios de estimación se concentran en torno a la media, lo que indica un comportamiento relativamente estable del partido. En términos absolutos, la varianza es 3.545 y la desviación estándar 1.883, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (22.71). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 2.400 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 1.597, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La distribución presenta una asimetría positiva marcada, con una cola alargada hacia valores altos de estimación. Esto indica que, aunque la mayor parte de los escenarios se concentra cerca de la media, existe un conjunto de escenarios que empuja la estimación hacia valores más elevados. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.3 VOX

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para VOX, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

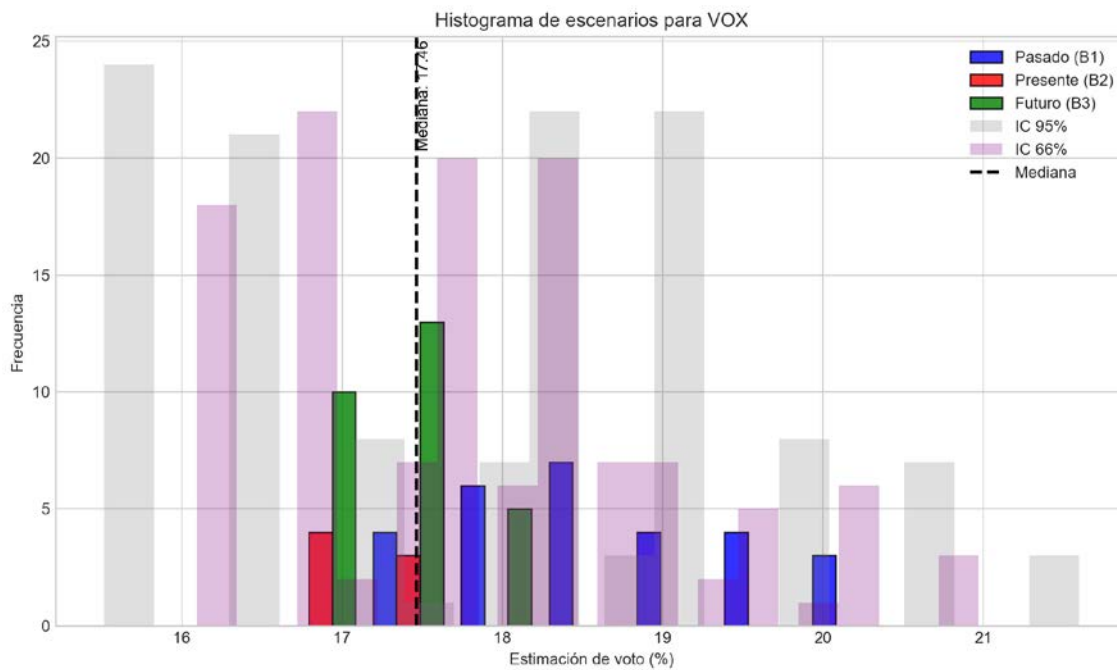


Figura 9. Histograma de escenarios de estimación de voto para VOX, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

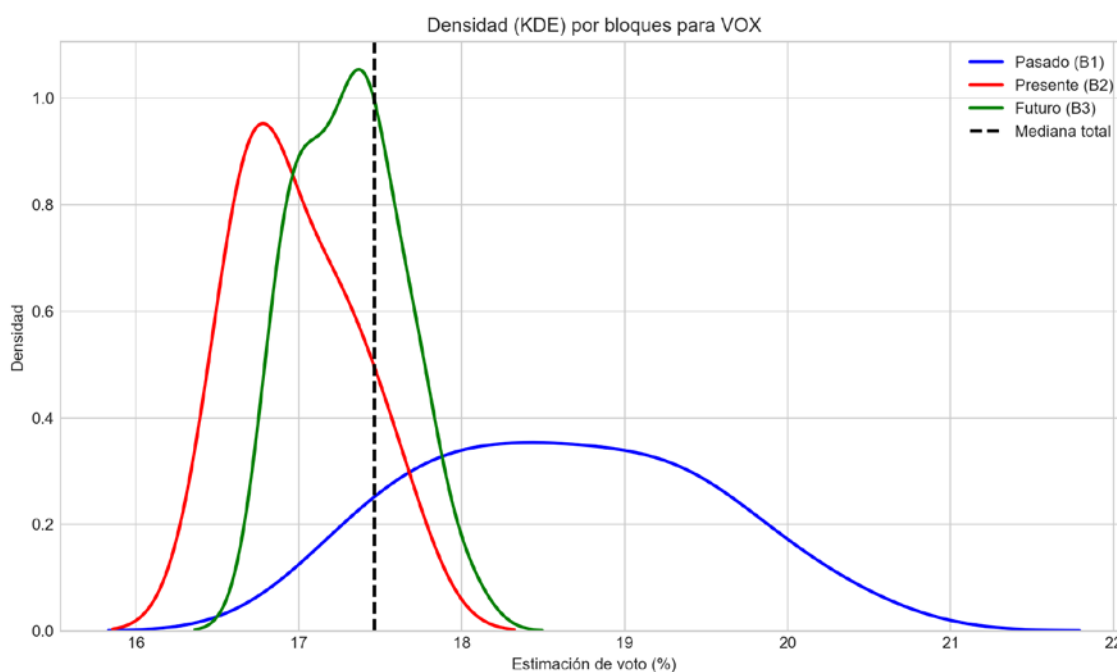


Figura 10. Densidad estimada de los escenarios de voto para VOX, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

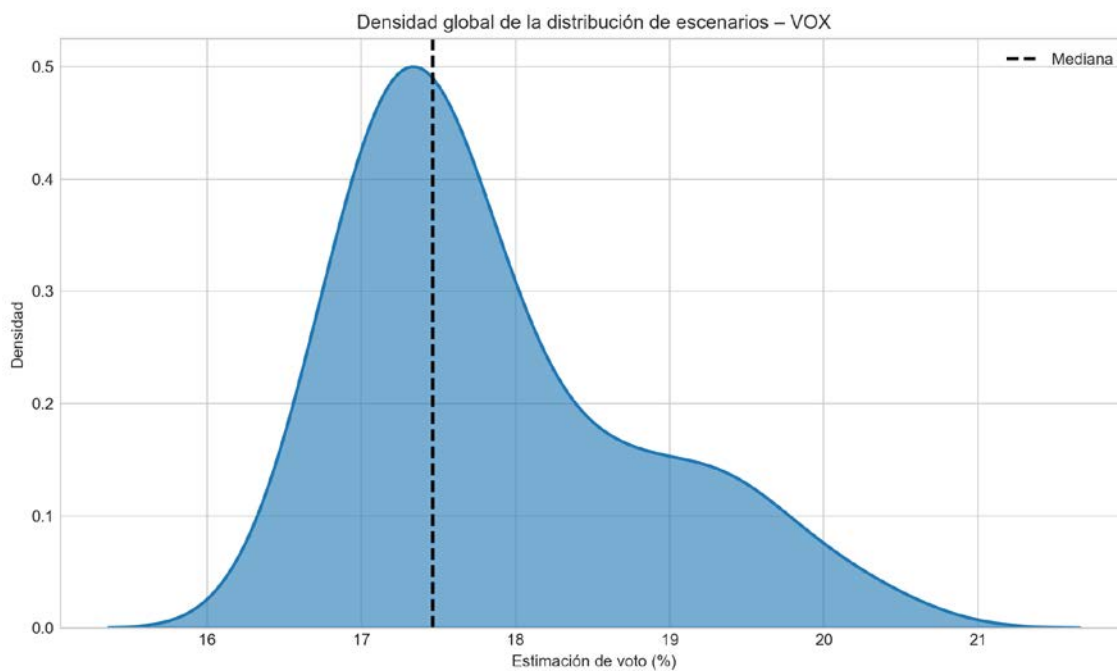


Figura 11. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para VOX a lo largo de todo el periodo considerado.

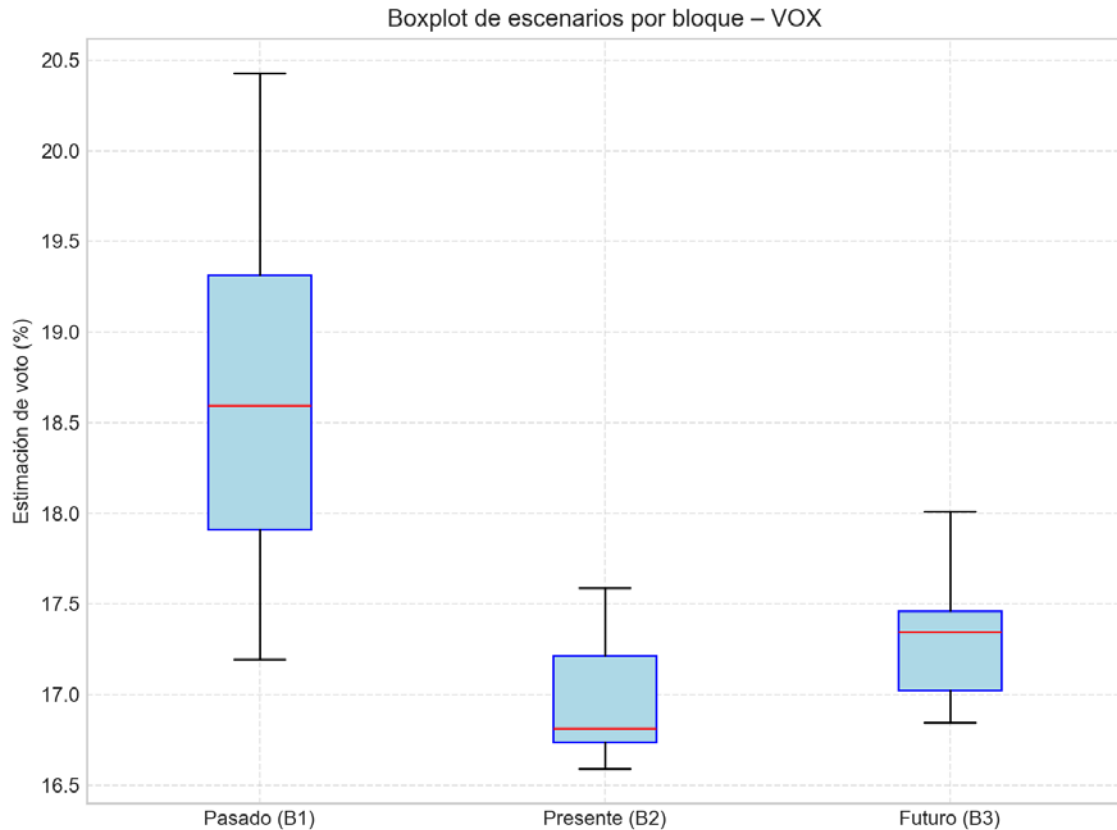


Figura 12. Distribución de escenarios de voto para VOX por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para VOX

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	18.62	18.59	17.20	20.43
Presente (B2)	16.99	16.81	16.59	17.59
Futuro (B3)	17.31	17.35	16.84	18.01
Total	17.86	17.46	16.59	20.43

La dispersión es baja; los escenarios de estimación se concentran en torno a la media, lo que indica un comportamiento relativamente estable del partido. En términos absolutos, la varianza es 0.883 y la desviación estándar 0.940, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (17.86). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 1.300 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.756, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La distribución presenta una asimetría positiva marcada, con una cola alargada hacia valores altos de estimación. Esto indica que, aunque la mayor parte de los escenarios se concentra cerca de la media, existe un conjunto de escenarios que empuja la estimación hacia valores más elevados. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.4 Podemos

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para Podemos, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

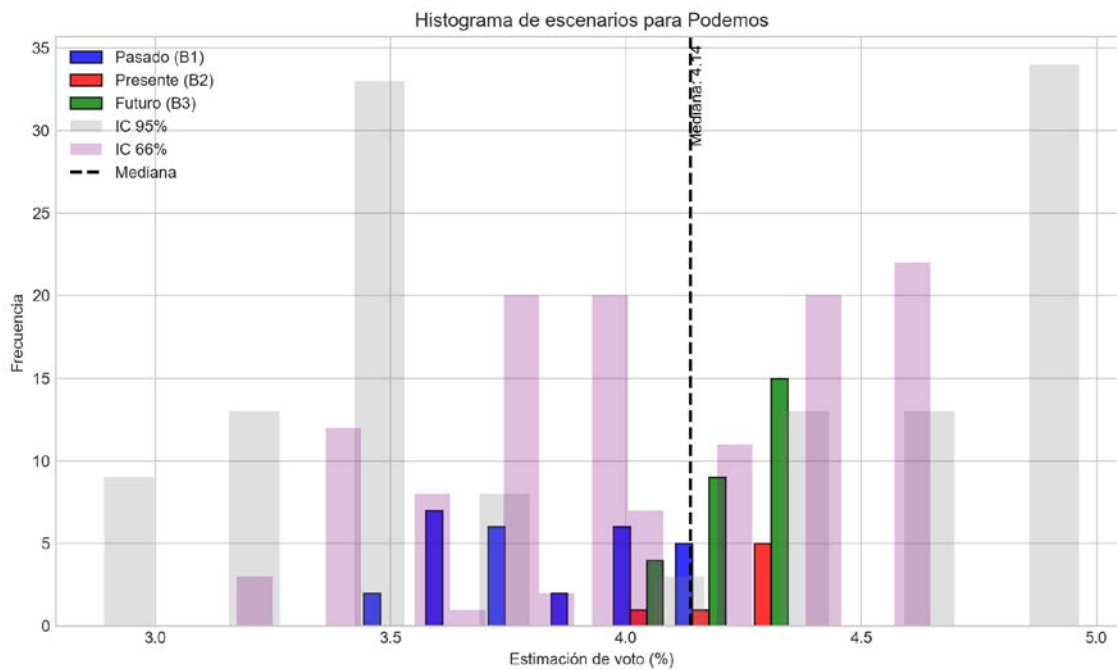


Figura 13. Histograma de escenarios de estimación de voto para Podemos, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

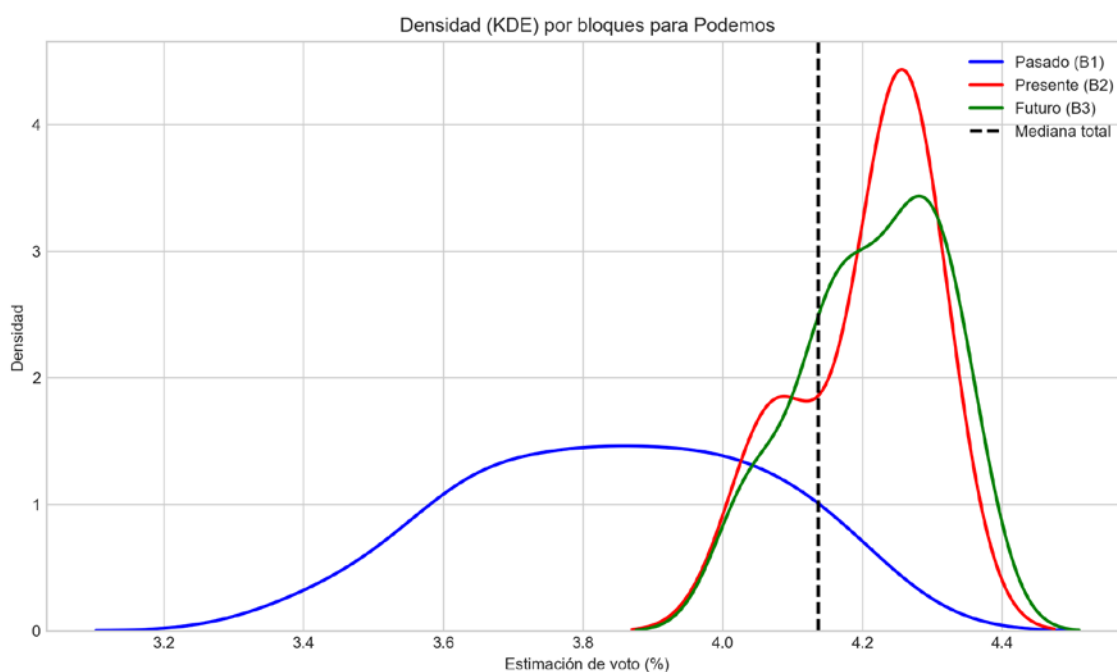


Figura 14. Densidad estimada de los escenarios de voto para Podemos, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

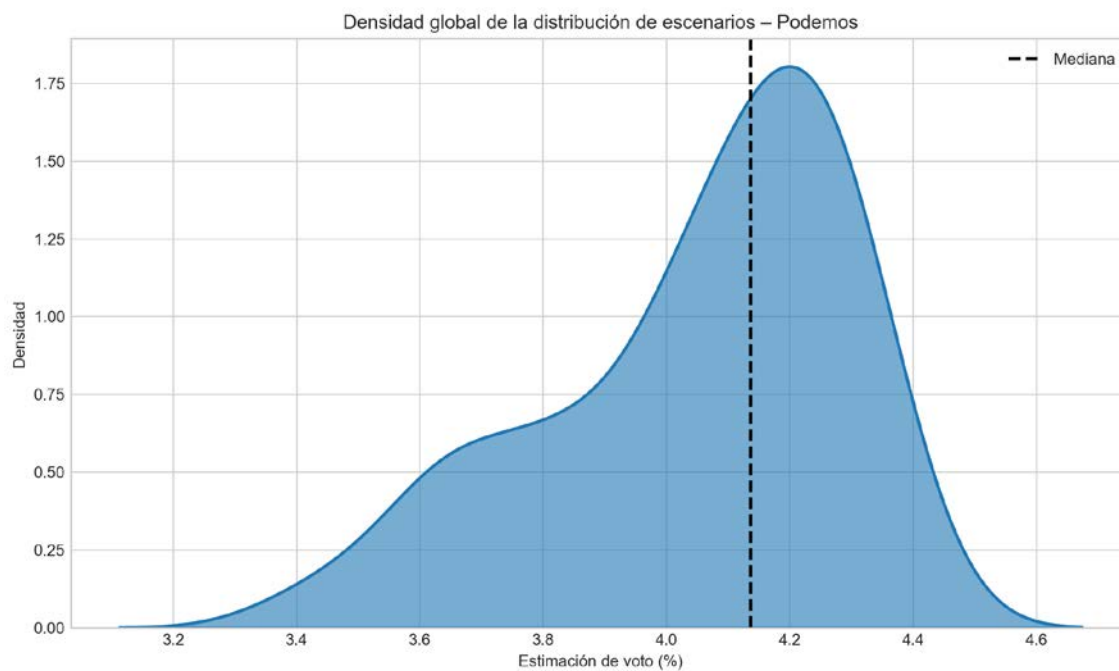


Figura 15. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para Podemos a lo largo de todo el periodo considerado.

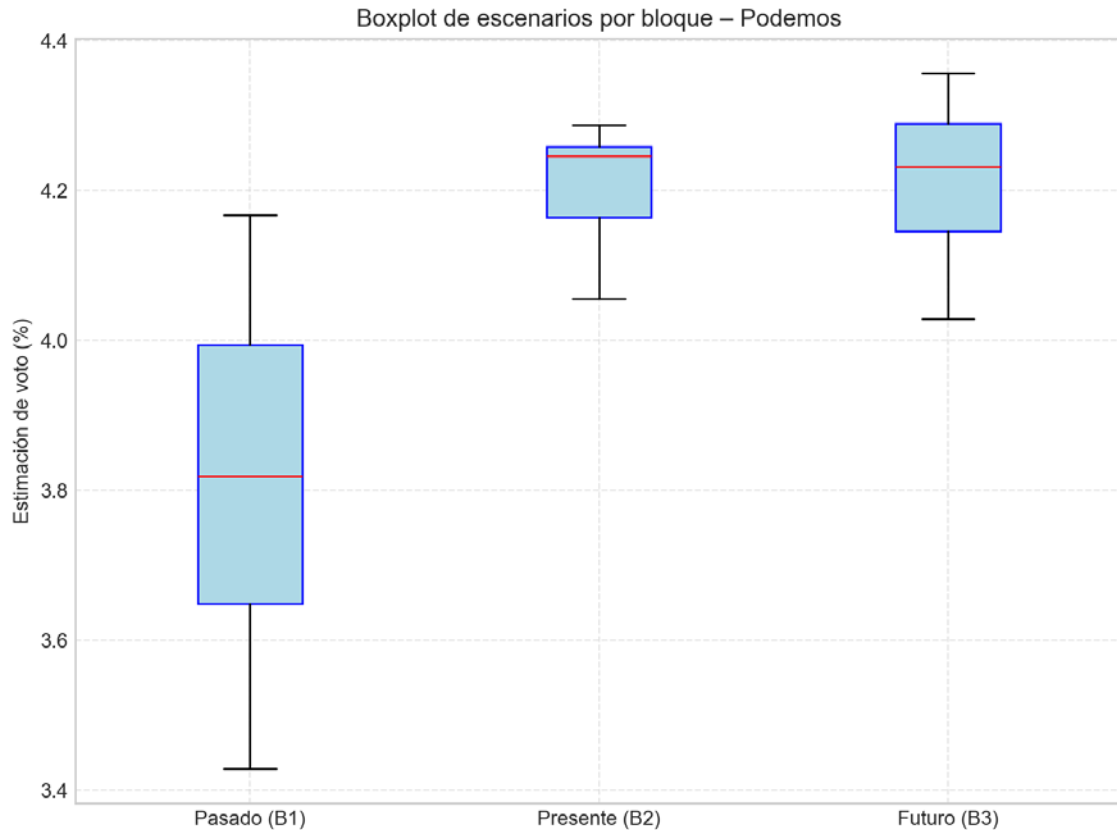


Figura 16. Distribución de escenarios de voto para Podemos por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para Podemos

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	3.85	3.82	3.43	4.17
Presente (B2)	4.21	4.25	4.06	4.29
Futuro (B3)	4.21	4.23	4.03	4.36
Total	4.05	4.14	3.43	4.36

La dispersión es baja; los escenarios de estimación se concentran en torno a la media, lo que indica un comportamiento relativamente estable del partido. En términos absolutos, la varianza es 0.058 y la desviación estándar 0.242, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (4.05). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.364 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.198, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La distribución presenta una asimetría negativa clara, con una cola alargada hacia valores bajos. En este caso, una parte de los escenarios desplaza la estimación hacia niveles más reducidos de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.5 Sumar

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para Sumar, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

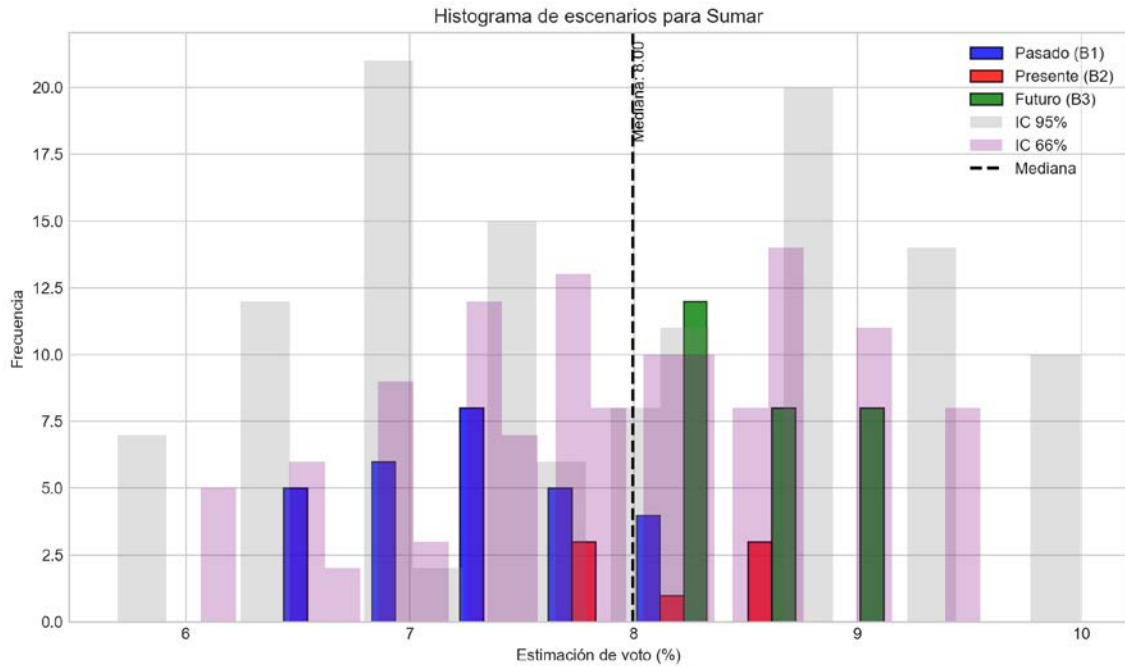


Figura 17. Histograma de escenarios de estimación de voto para Sumar, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

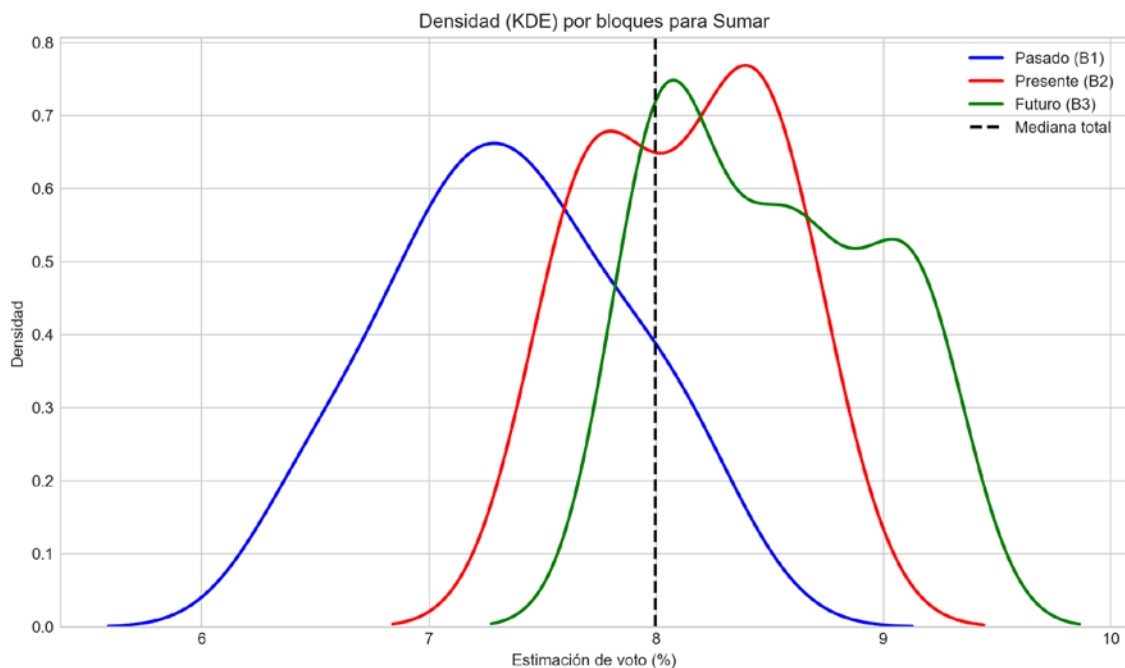


Figura 18. Densidad estimada de los escenarios de voto para Sumar, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

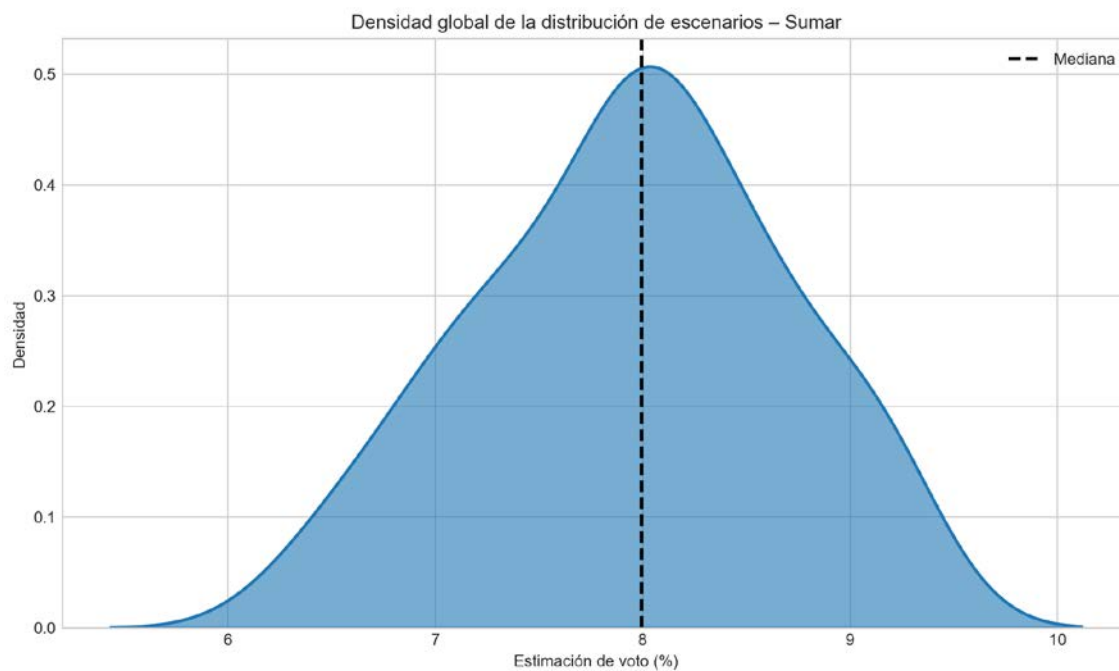


Figura 19. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para Sumar a lo largo de todo el periodo considerado.

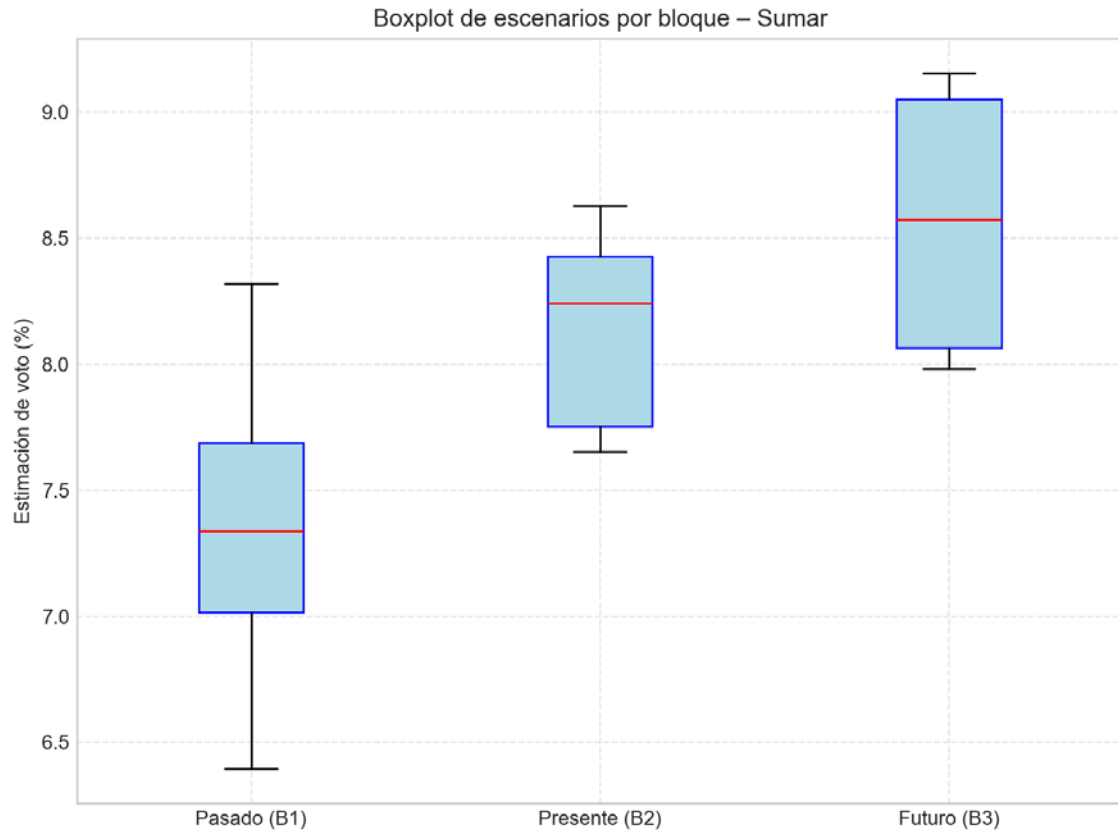


Figura 20. Distribución de escenarios de voto para Sumar por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para Sumar

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	7.34	7.34	6.40	8.32
Presente (B2)	8.13	8.24	7.65	8.63
Futuro (B3)	8.51	8.57	7.98	9.15
Total	7.95	8.00	6.40	9.15

La dispersión es baja; los escenarios de estimación se concentran en torno a la media, lo que indica un comportamiento relativamente estable del partido. En términos absolutos, la varianza es 0.538 y la desviación estándar 0.734, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (7.95). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 1.133 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.586, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La asimetría es moderada o cercana a cero, de modo que la distribución no está claramente inclinada hacia valores altos o bajos. Esto sugiere un equilibrio relativo entre escenarios de ganancia y pérdida de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.6 SALF

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para SALF, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

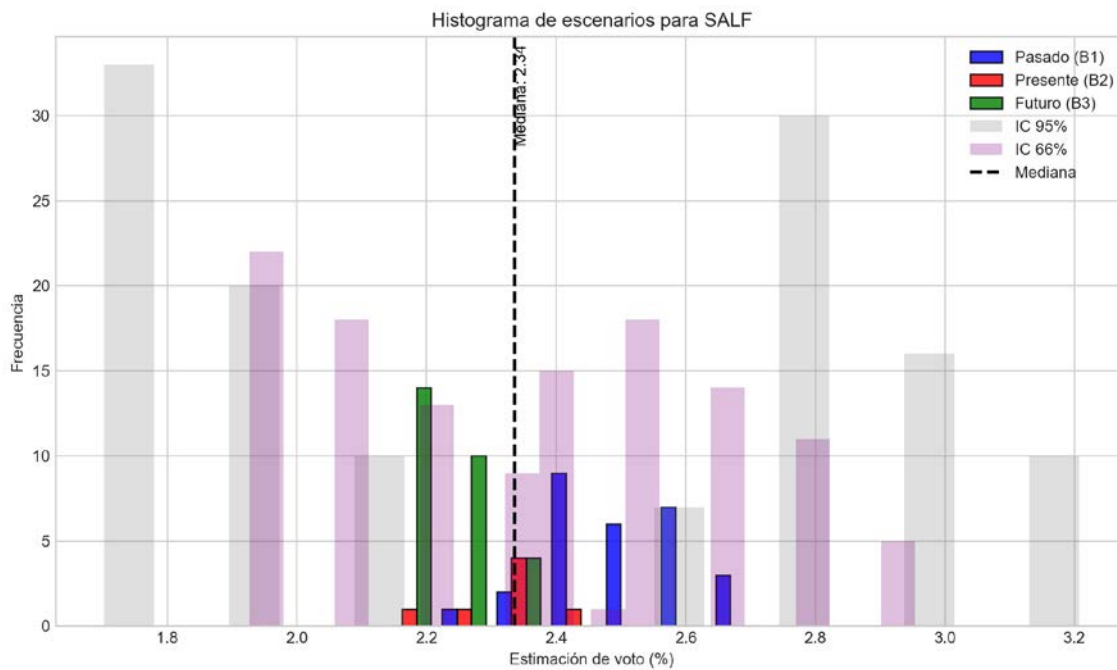


Figura 21. Histograma de escenarios de estimación de voto para SALF, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

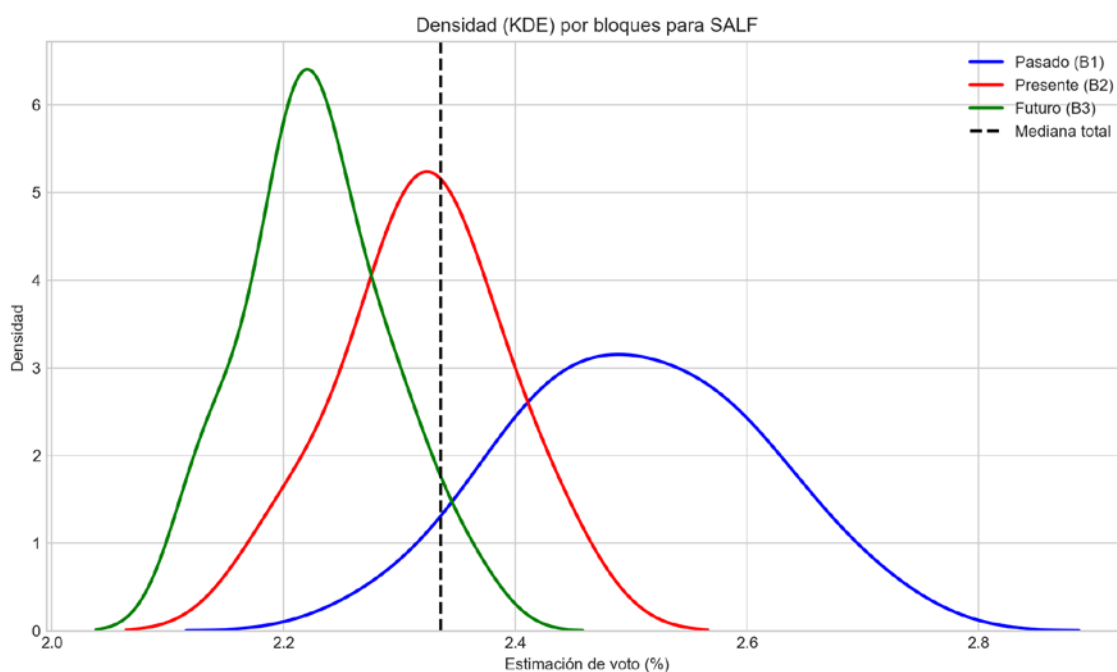


Figura 22. Densidad estimada de los escenarios de voto para SALF, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

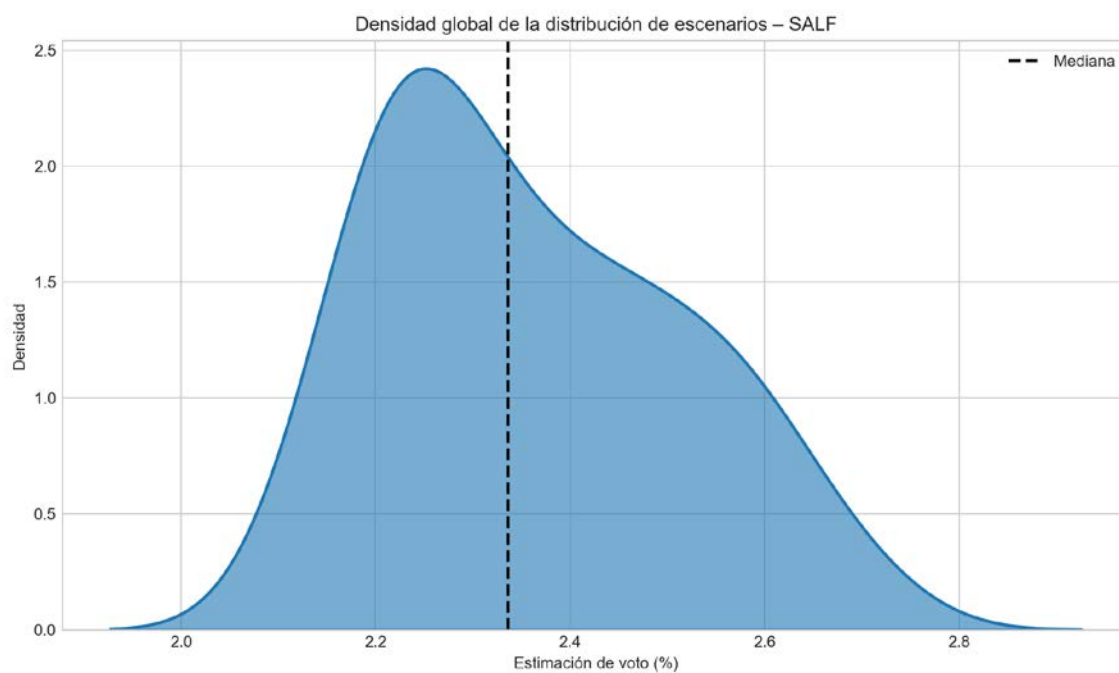


Figura 23. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para SALF a lo largo de todo el periodo considerado.

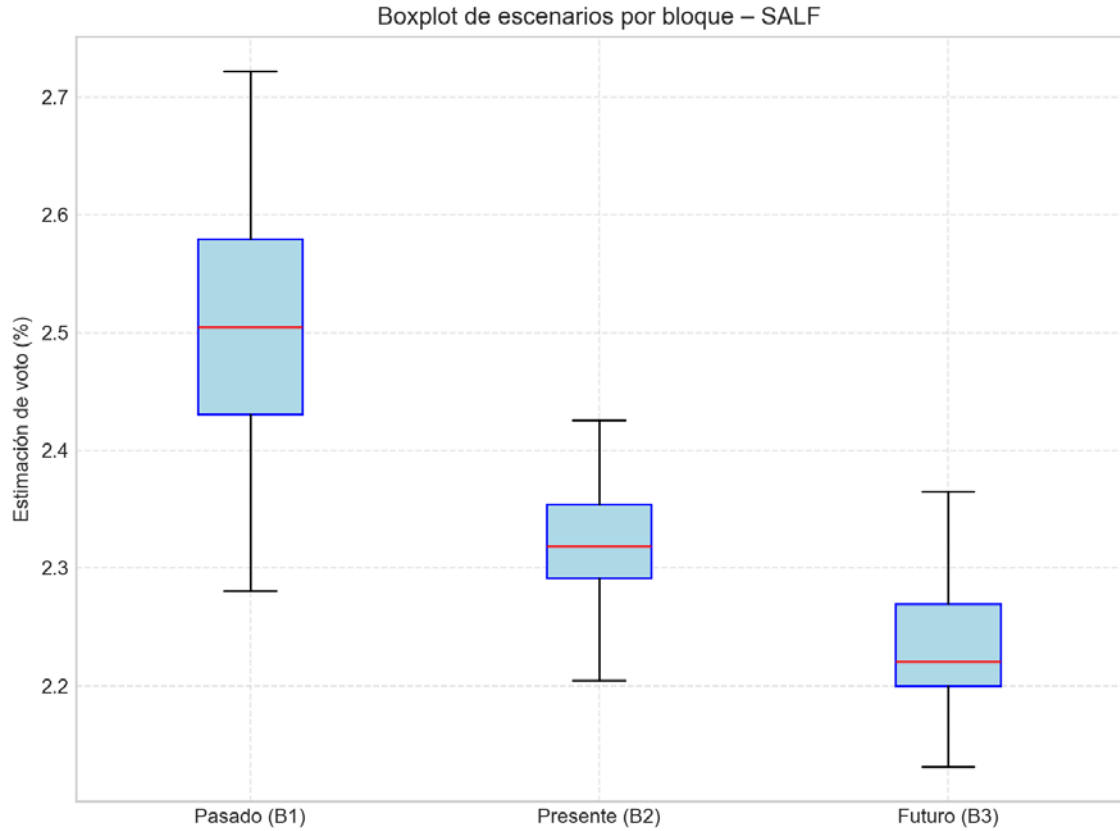


Figura 24. Distribución de escenarios de voto para SALF por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para SALF

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	2.50	2.50	2.28	2.72
Presente (B2)	2.32	2.32	2.20	2.43
Futuro (B3)	2.23	2.22	2.13	2.37
Total	2.36	2.34	2.13	2.72

La dispersión es baja; los escenarios de estimación se concentran en torno a la media, lo que indica un comportamiento relativamente estable del partido. En términos absolutos, la varianza es 0.024 y la desviación estándar 0.155, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (2.36). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.251 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.132, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La asimetría es moderada o cercana a cero, de modo que la distribución no está claramente inclinada hacia valores altos o bajos. Esto sugiere un equilibrio relativo entre escenarios de ganancia y pérdida de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.7 CC

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para CC, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

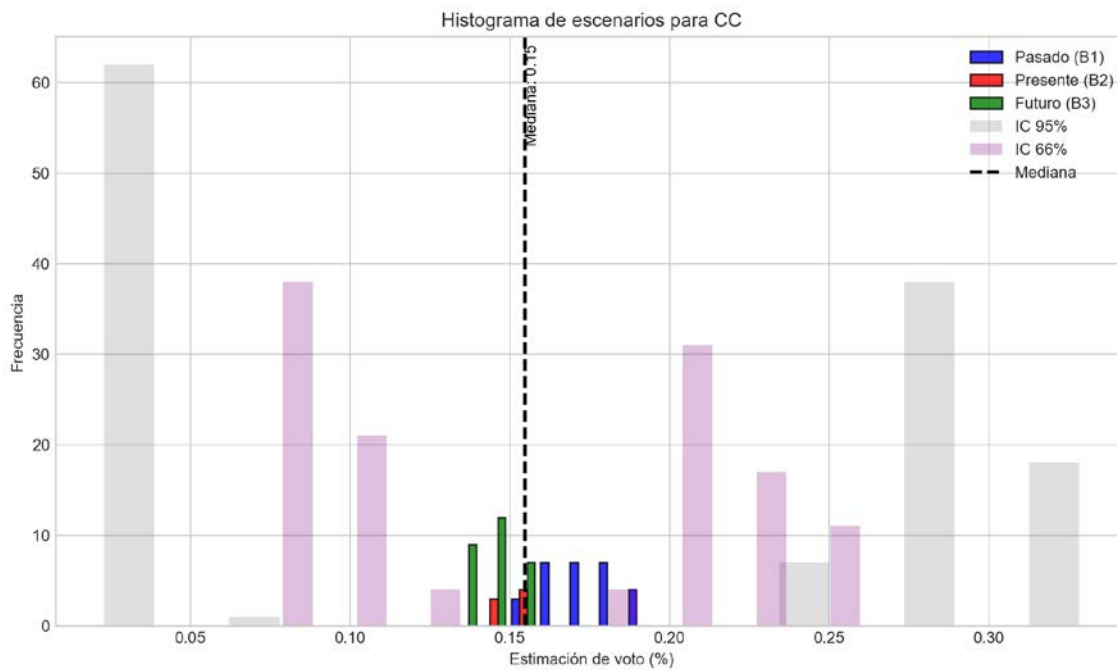


Figura 25. Histograma de escenarios de estimación de voto para CC, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

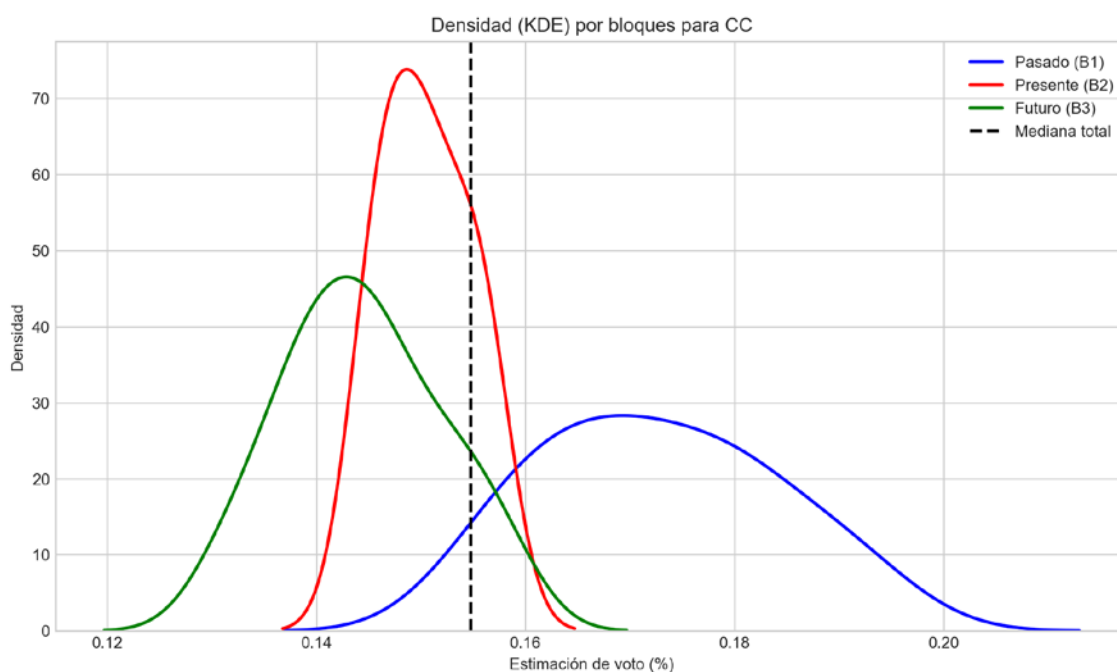


Figura 26. Densidad estimada de los escenarios de voto para CC, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

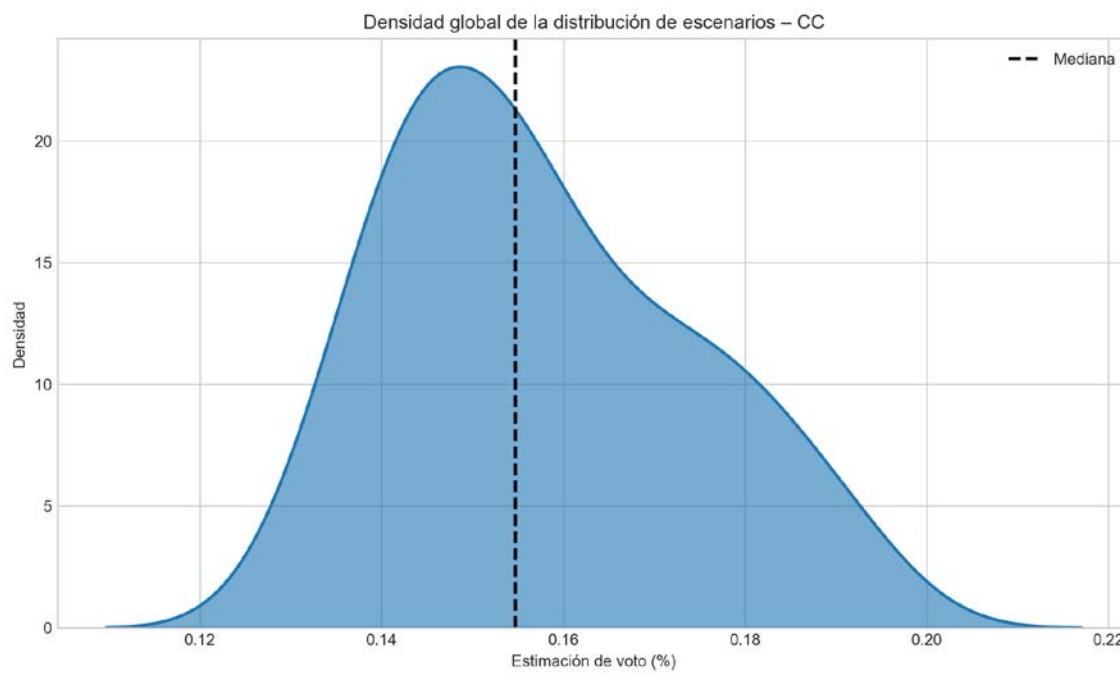


Figura 27. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para CC a lo largo de todo el periodo considerado.

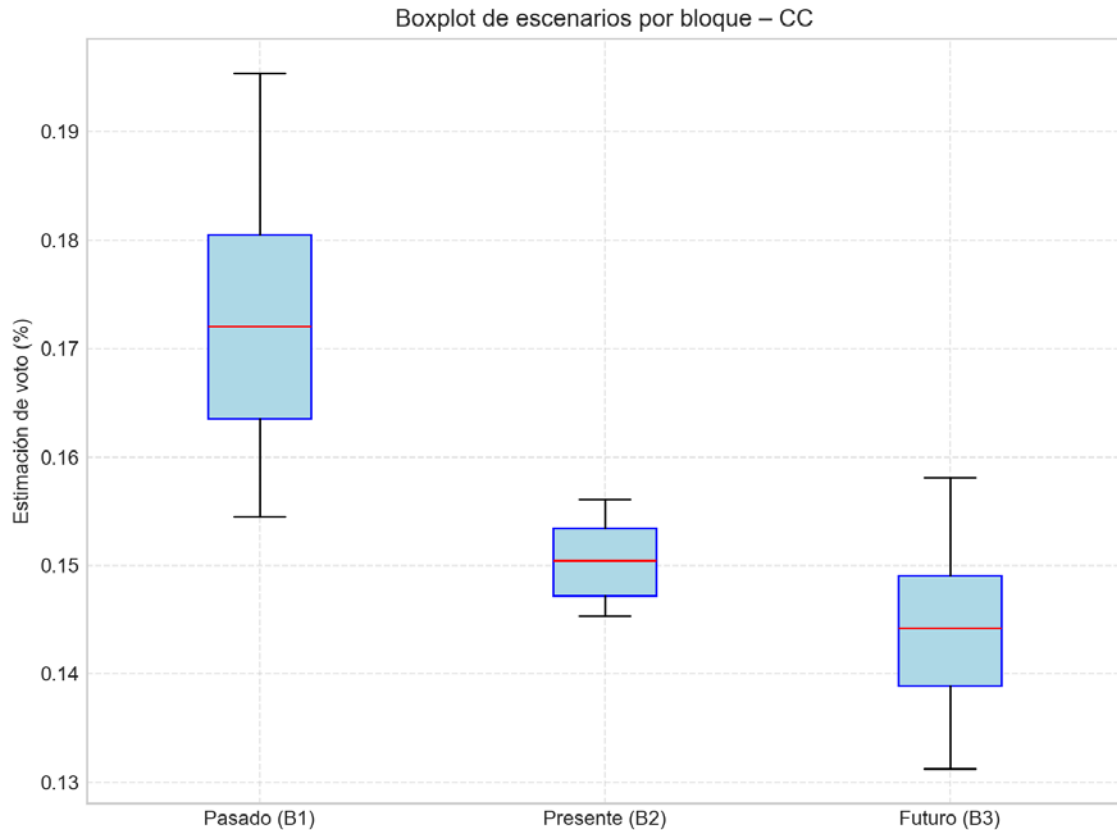


Figura 28. Distribución de escenarios de voto para CC por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para CC

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	0.17	0.17	0.15	0.20
Presente (B2)	0.15	0.15	0.15	0.16
Futuro (B3)	0.14	0.14	0.13	0.16
Total	0.16	0.15	0.13	0.20

La dispersión es moderada; los escenarios se distribuyen en torno a la media con cierto margen, pero sin grandes desviaciones, lo que sugiere una estabilidad razonable en las estimaciones. En términos absolutos, la varianza es 0.000 y la desviación estándar 0.016, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (0.16). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.024 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.014, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La asimetría es moderada o cercana a cero, de modo que la distribución no está claramente inclinada hacia valores altos o bajos. Esto sugiere un equilibrio relativo entre escenarios de ganancia y pérdida de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.8 ERC

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para ERC, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas futuras. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

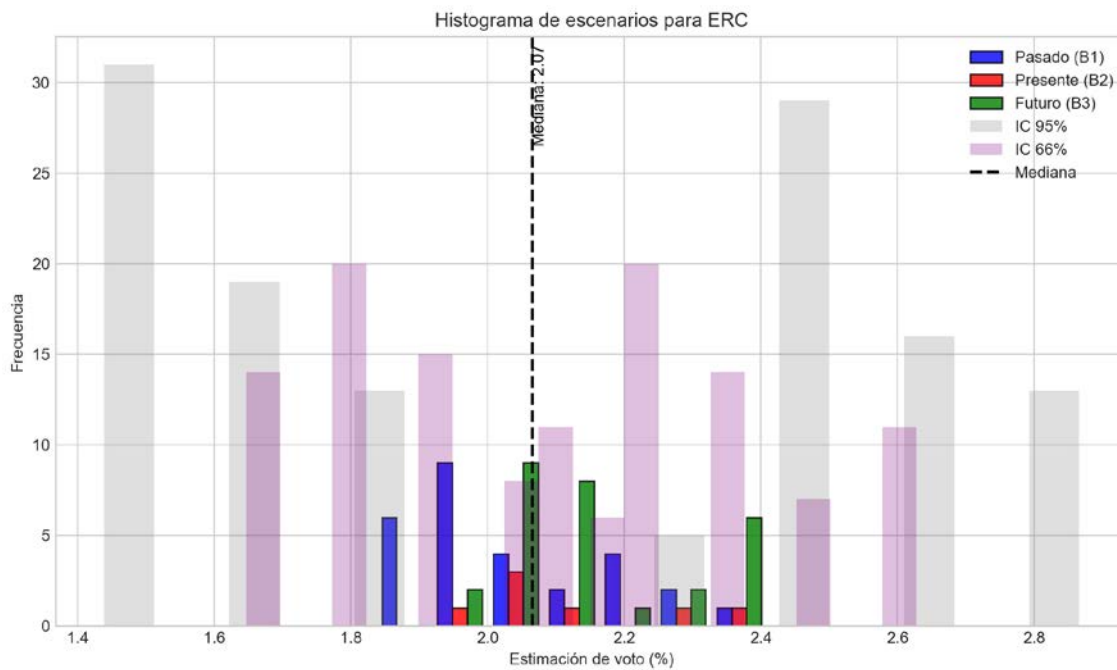


Figura 29. Histograma de escenarios de estimación de voto para ERC, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

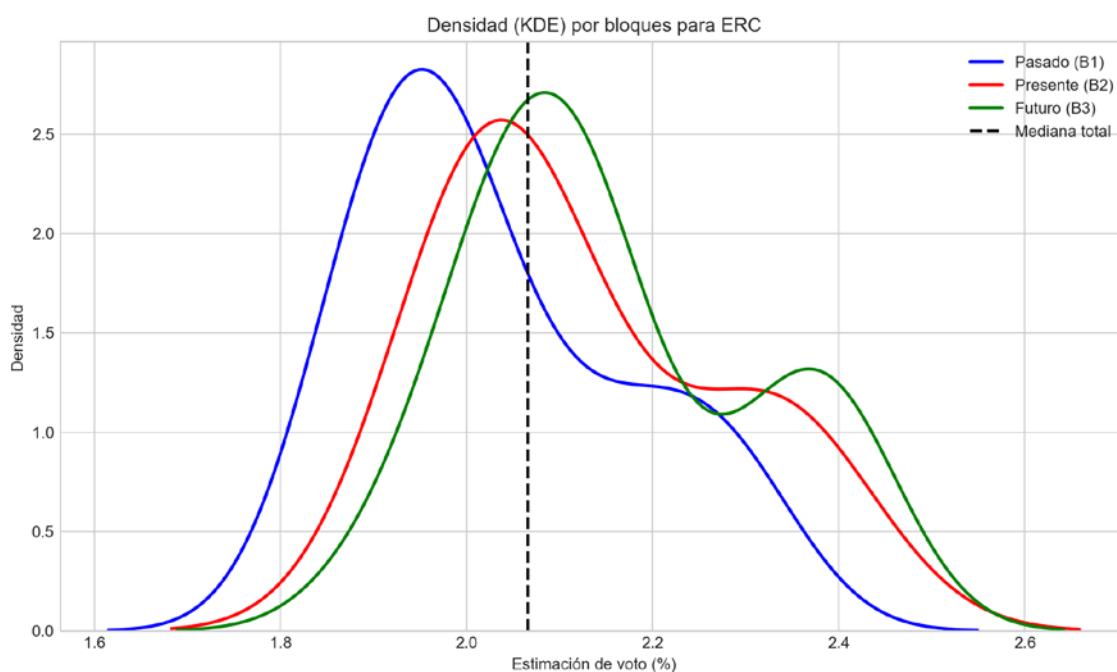


Figura 30. Densidad estimada de los escenarios de voto para ERC, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

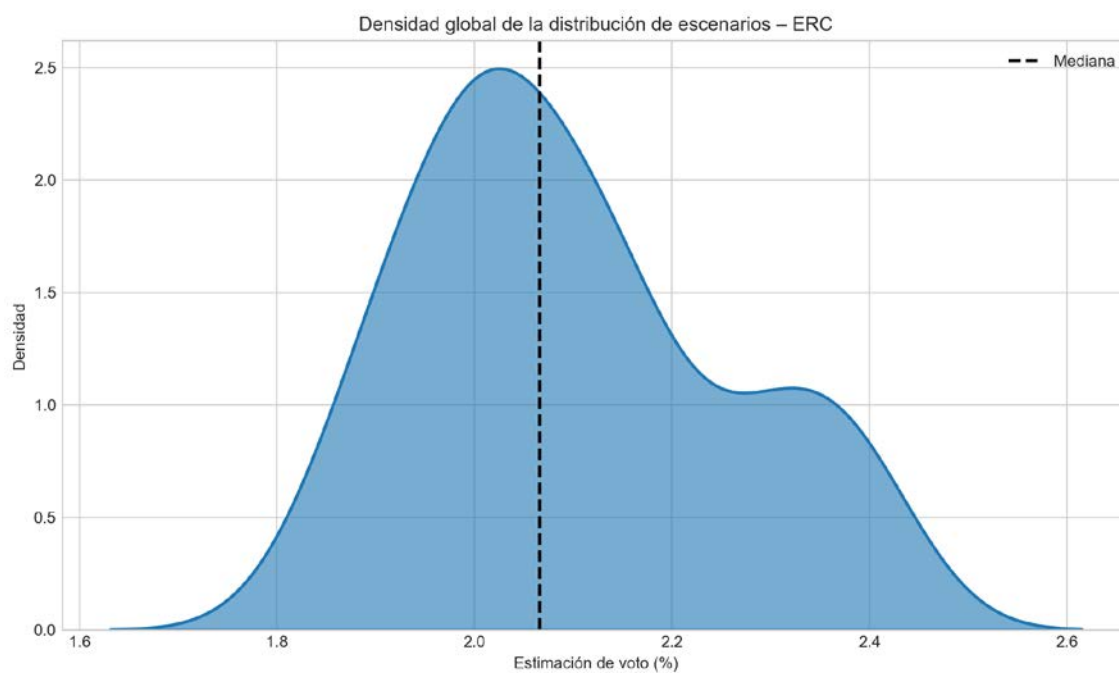


Figura 31. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para ERC a lo largo de todo el periodo considerado.

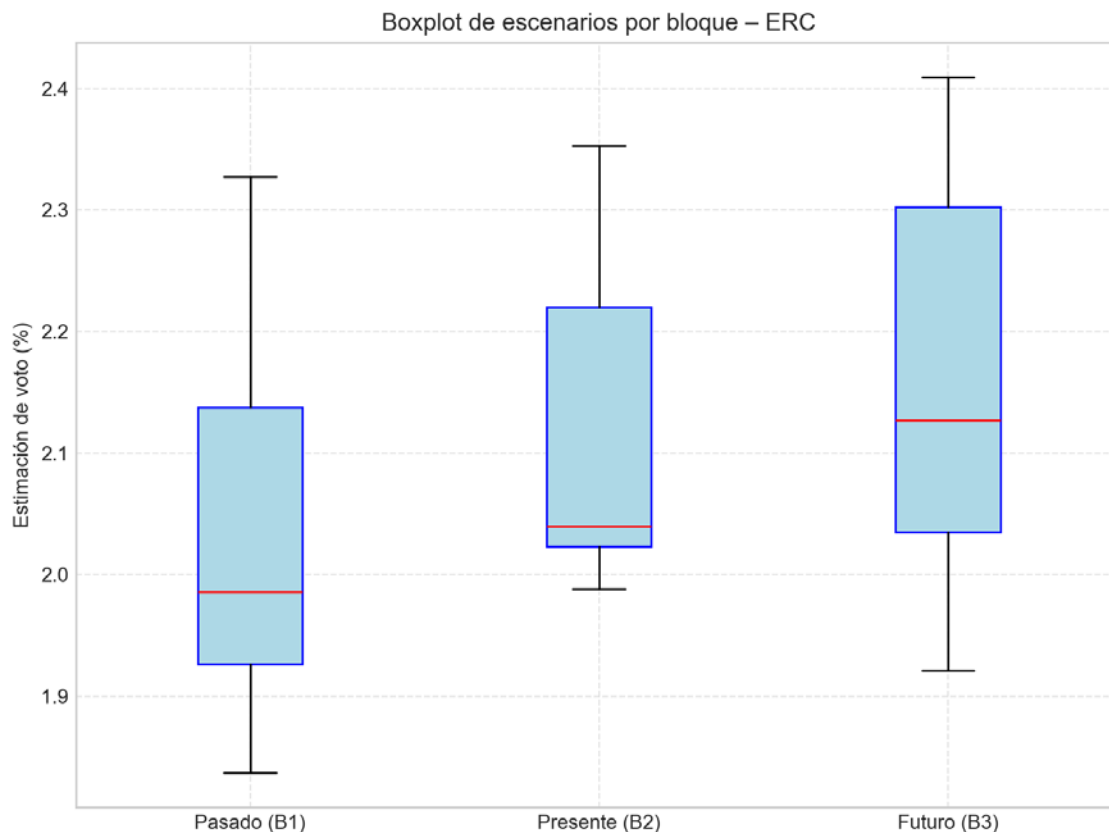


Figura 32. Distribución de escenarios de voto para ERC por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para ERC

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	2.03	1.99	1.84	2.33
Presente (B2)	2.12	2.04	1.99	2.35
Futuro (B3)	2.16	2.13	1.92	2.41
Total	2.10	2.07	1.84	2.41

La dispersión es baja; los escenarios de estimación se concentran en torno a la media, lo que indica un comportamiento relativamente estable del partido. En términos absolutos, la varianza es 0.025 y la desviación estándar 0.157, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (2.10). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.197 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.130, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La asimetría es moderada o cercana a cero, de modo que la distribución no está claramente inclinada hacia valores altos o bajos. Esto sugiere un equilibrio relativo entre escenarios de ganancia y pérdida de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.9 JxCat

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para JxCat, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas futuras. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

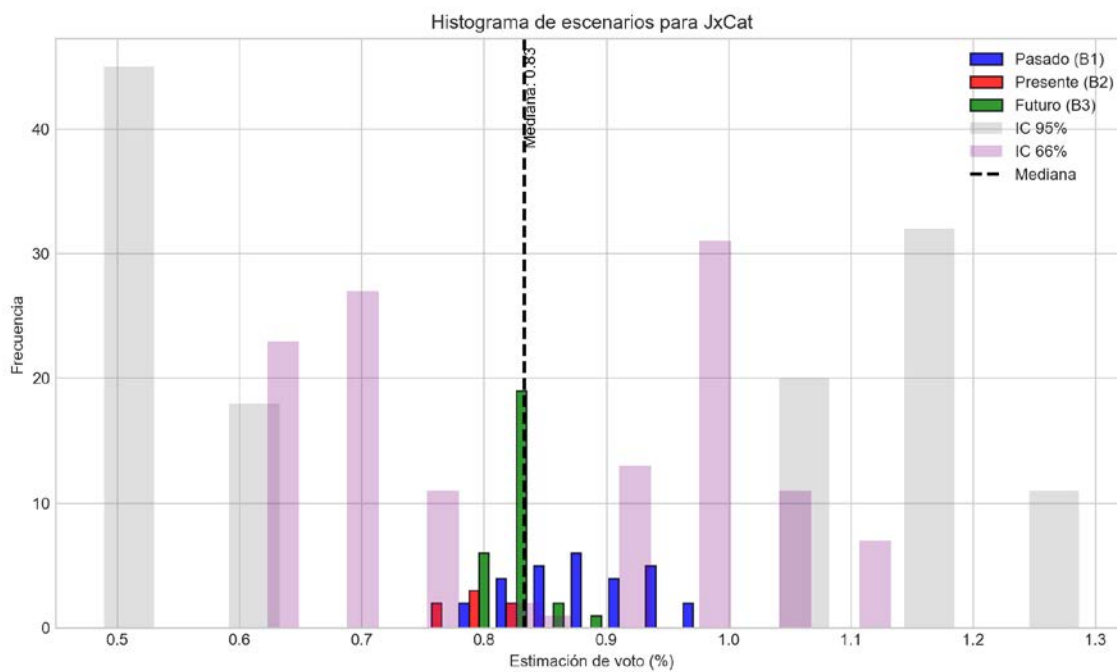


Figura 33. Histograma de escenarios de estimación de voto para JxCat, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

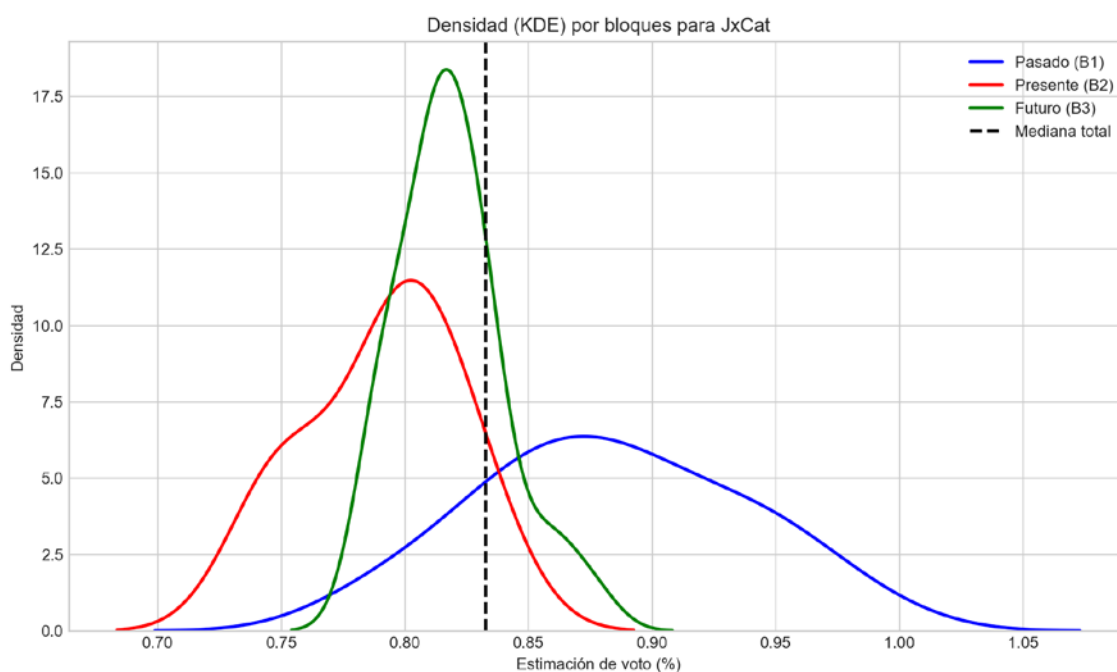


Figura 34. Densidad estimada de los escenarios de voto para JxCat, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

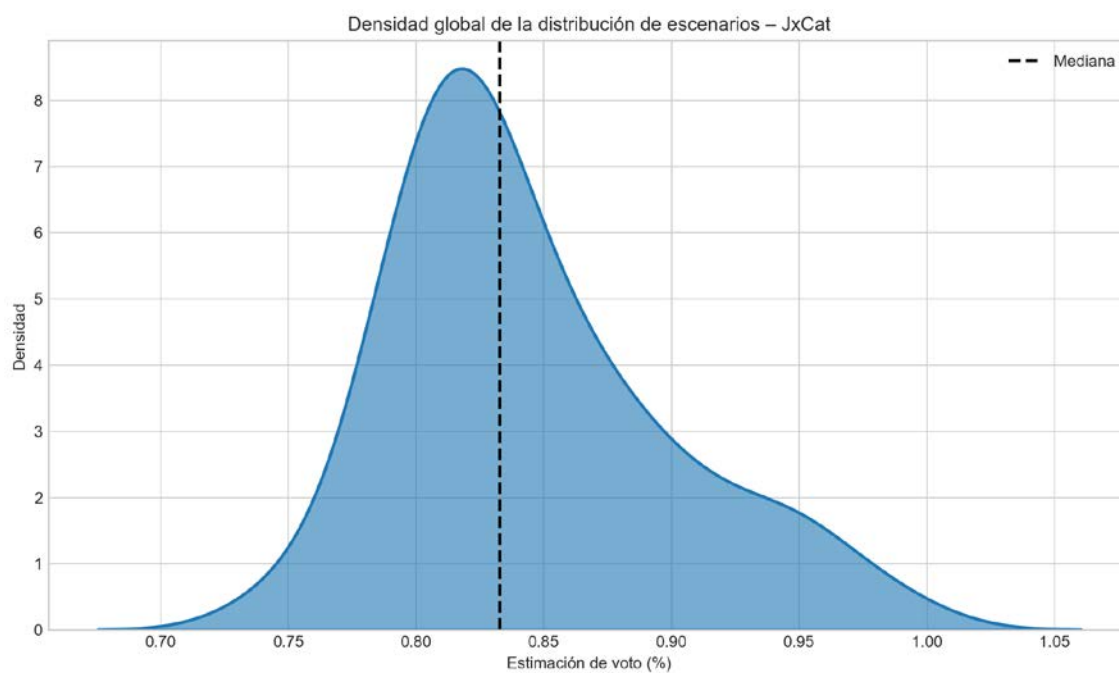


Figura 35. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para JxCat a lo largo de todo el periodo considerado.

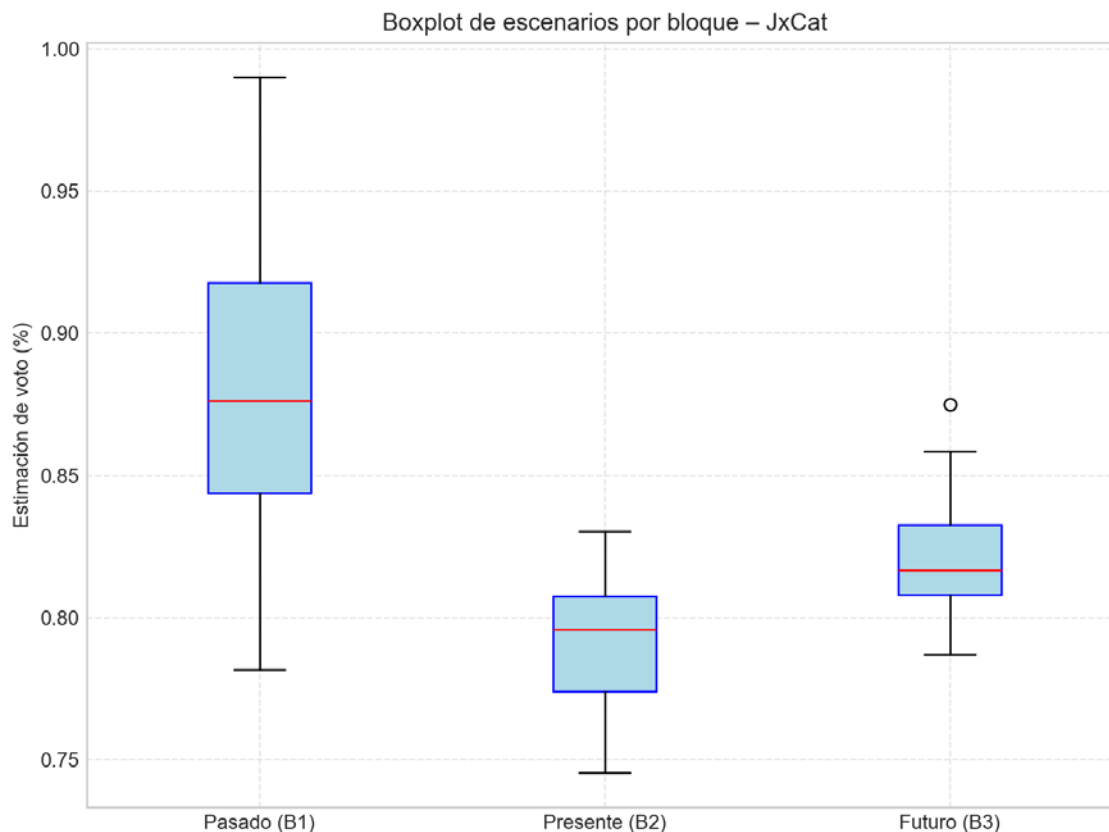


Figura 36. Distribución de escenarios de voto para JxCat por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para JxCat

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	0.88	0.88	0.78	0.99
Presente (B2)	0.79	0.80	0.75	0.83
Futuro (B3)	0.82	0.82	0.79	0.88
Total	0.84	0.83	0.75	0.99

La dispersión es baja; los escenarios de estimación se concentran en torno a la media, lo que indica un comportamiento relativamente estable del partido. En términos absolutos, la varianza es 0.003 y la desviación estándar 0.054, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (0.84). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.064 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.043, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La distribución presenta una asimetría positiva marcada, con una cola alargada hacia valores altos de estimación. Esto indica que, aunque la mayor parte de los escenarios se concentra cerca de la media, existe un conjunto de escenarios que empuja la estimación hacia valores más elevados. La curtosis elevada indica una distribución más apuntada que la normal, con mayor concentración de casos en torno a la media y colas algo más pesadas. En términos sustantivos, esto se traduce en escenarios altamente frecuentes cerca del valor central, pero con cierta probabilidad de episodios extremos.

1.10 Alianza_Catalana

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para Alianza_Catalana, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva. La inercia pasada se estima desde el peso de los partidos desde los que recibe transferencia.

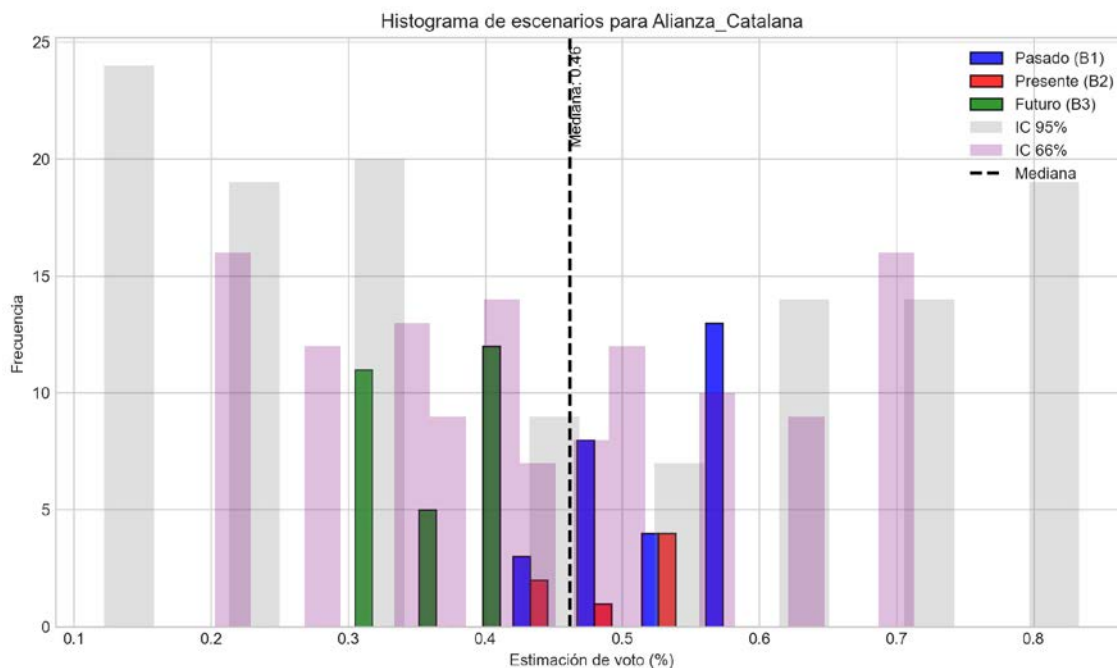


Figura 37. Histograma de escenarios de estimación de voto para Alianza_Catalana, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

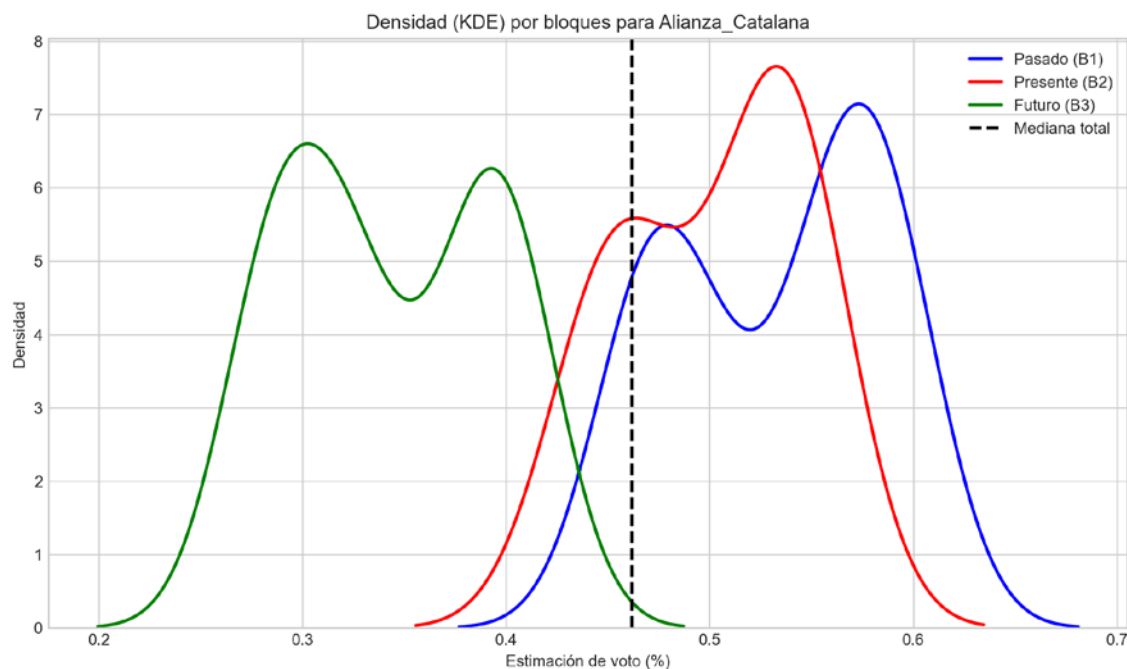


Figura 38. Densidad estimada de los escenarios de voto para Alianza_Catalana, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

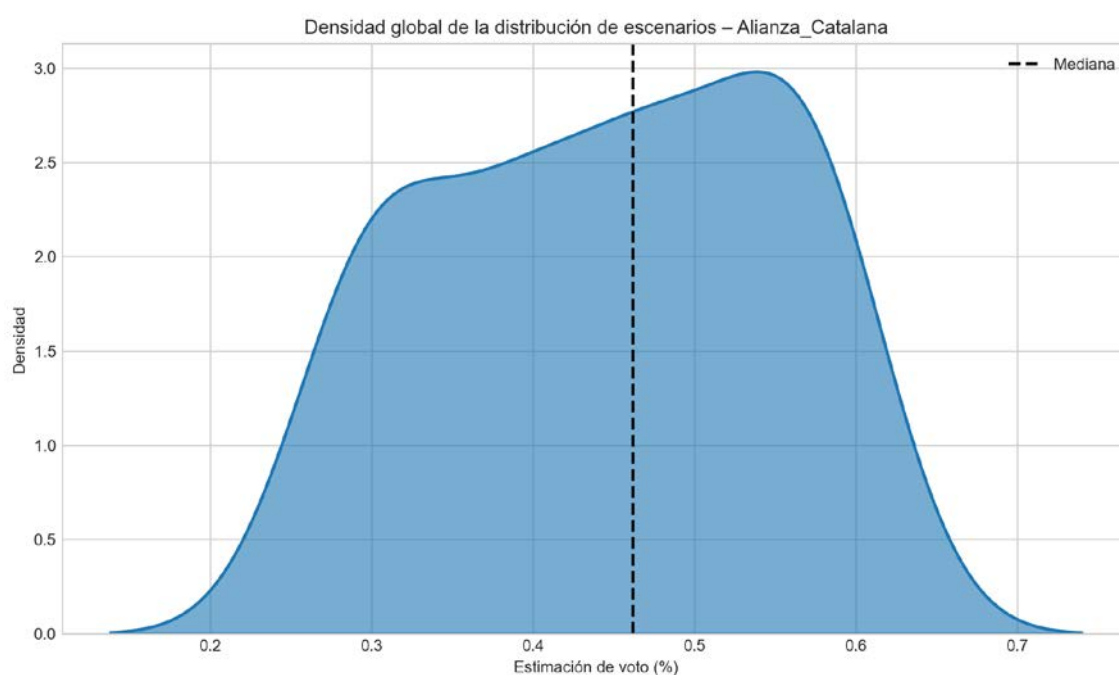


Figura 39. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para Alianza_Catalana a lo largo de todo el periodo considerado.

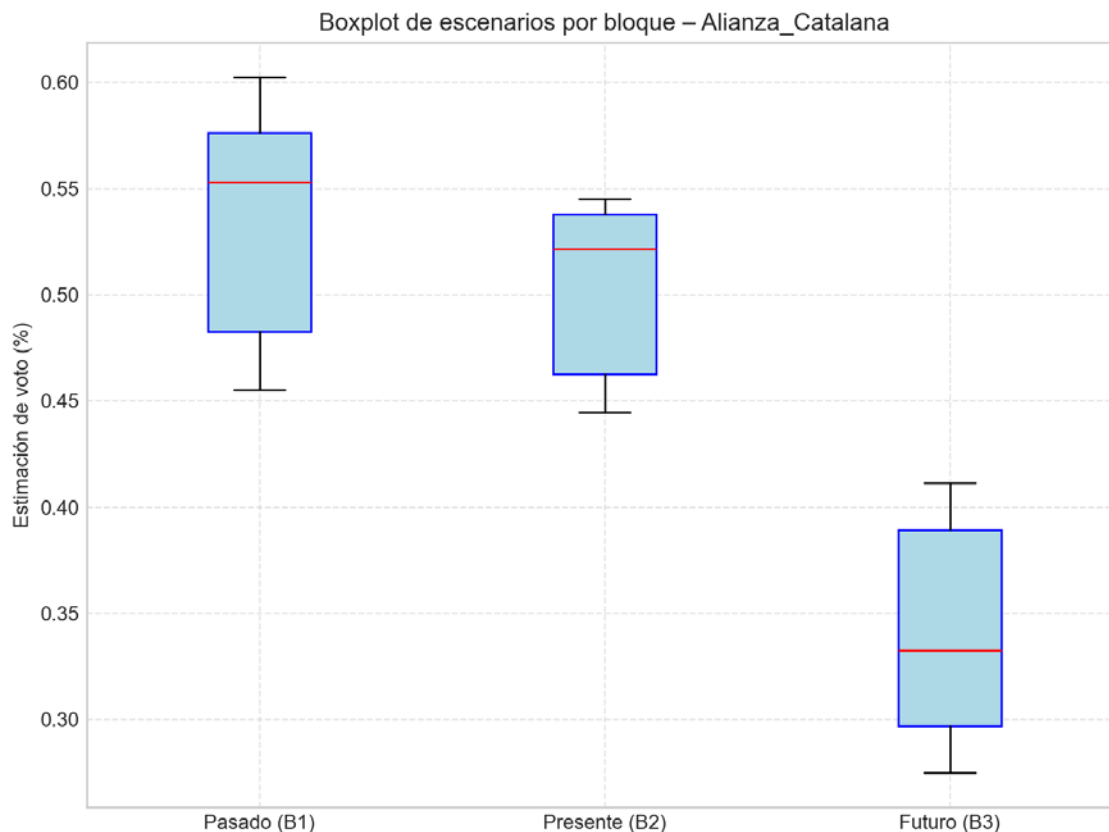


Figura 40. Distribución de escenarios de voto para Alianza_Catalana por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para Alianza_Catalana

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	0.53	0.55	0.46	0.60
Presente (B2)	0.50	0.52	0.44	0.55
Futuro (B3)	0.34	0.33	0.28	0.41
Total	0.45	0.46	0.28	0.60

La dispersión es alta; los escenarios se alejan de la media de forma apreciable, indicando una elevada incertidumbre o variación en la estimación de voto. En términos absolutos, la varianza es 0.011 y la desviación estándar 0.105, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (0.45). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.185 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.091, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La asimetría es moderada o cercana a cero, de modo que la distribución no está claramente inclinada hacia valores altos o bajos. Esto sugiere un equilibrio relativo entre escenarios de ganancia y pérdida de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.11 BNG

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para BNG, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

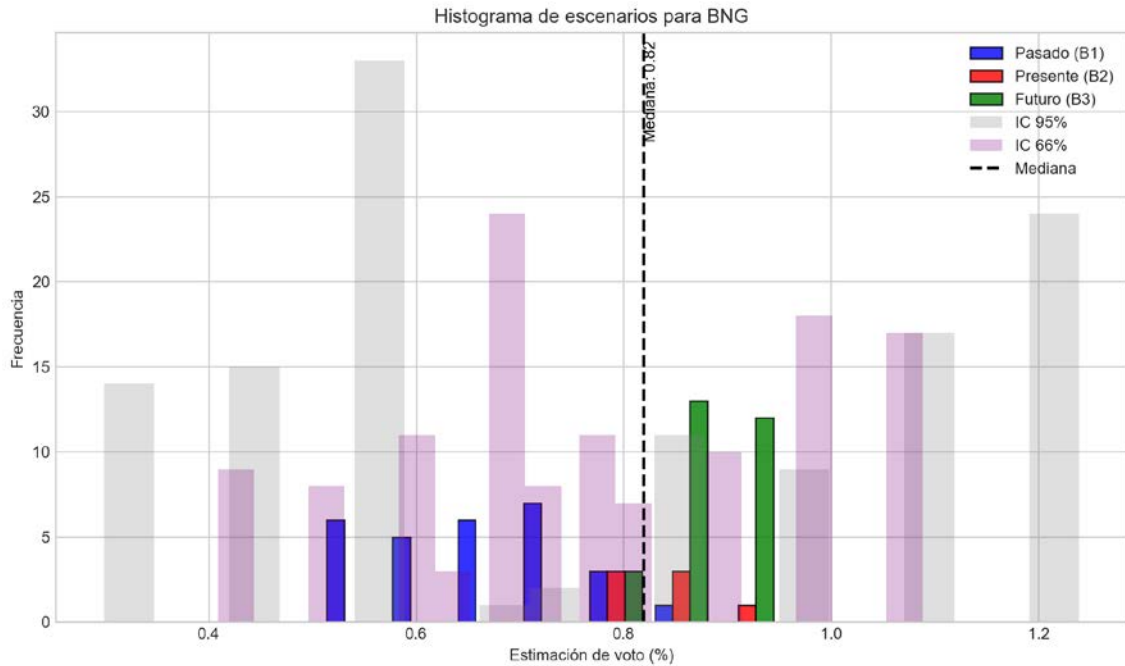


Figura 41. Histograma de escenarios de estimación de voto para BNG, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

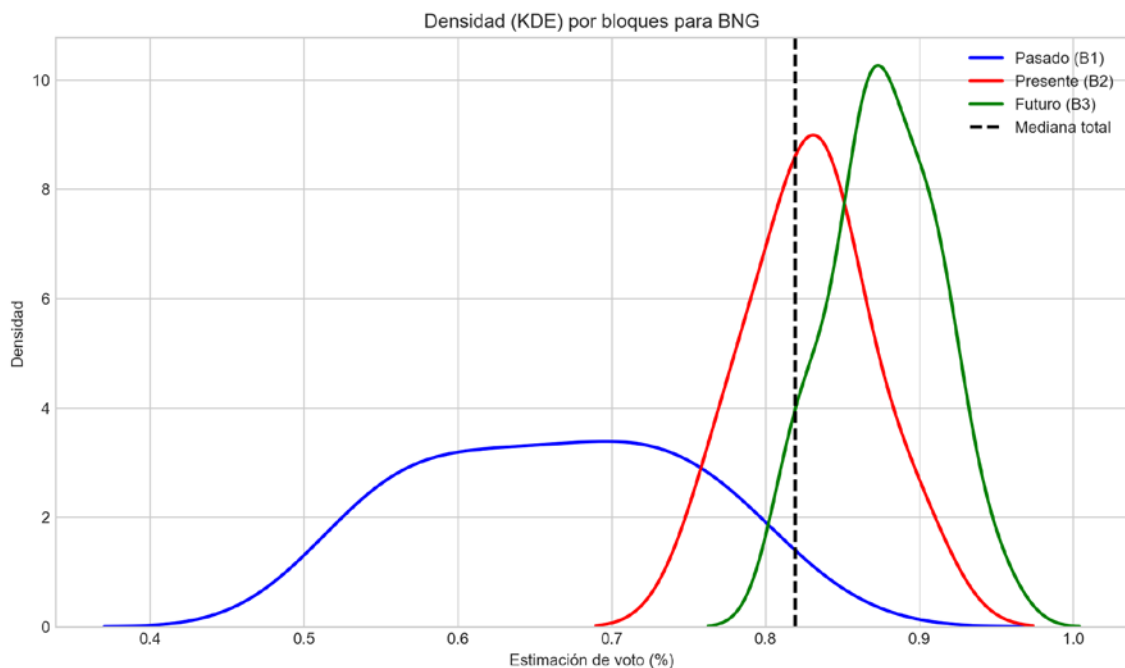


Figura 42. Densidad estimada de los escenarios de voto para BNG, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

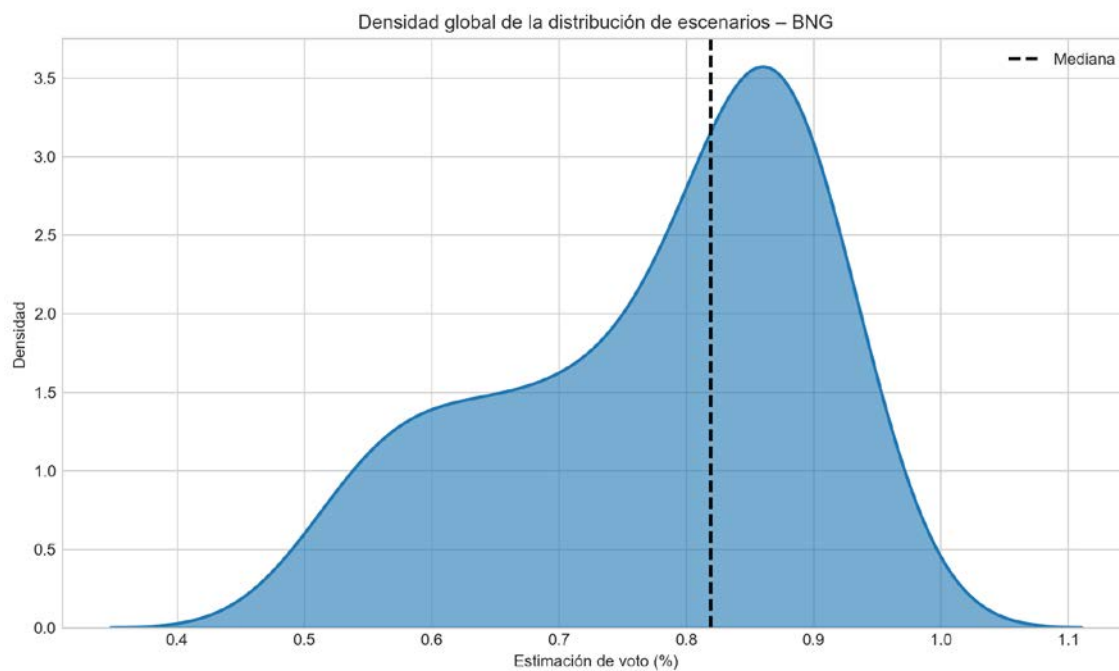


Figura 43. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para BNG a lo largo de todo el periodo considerado.

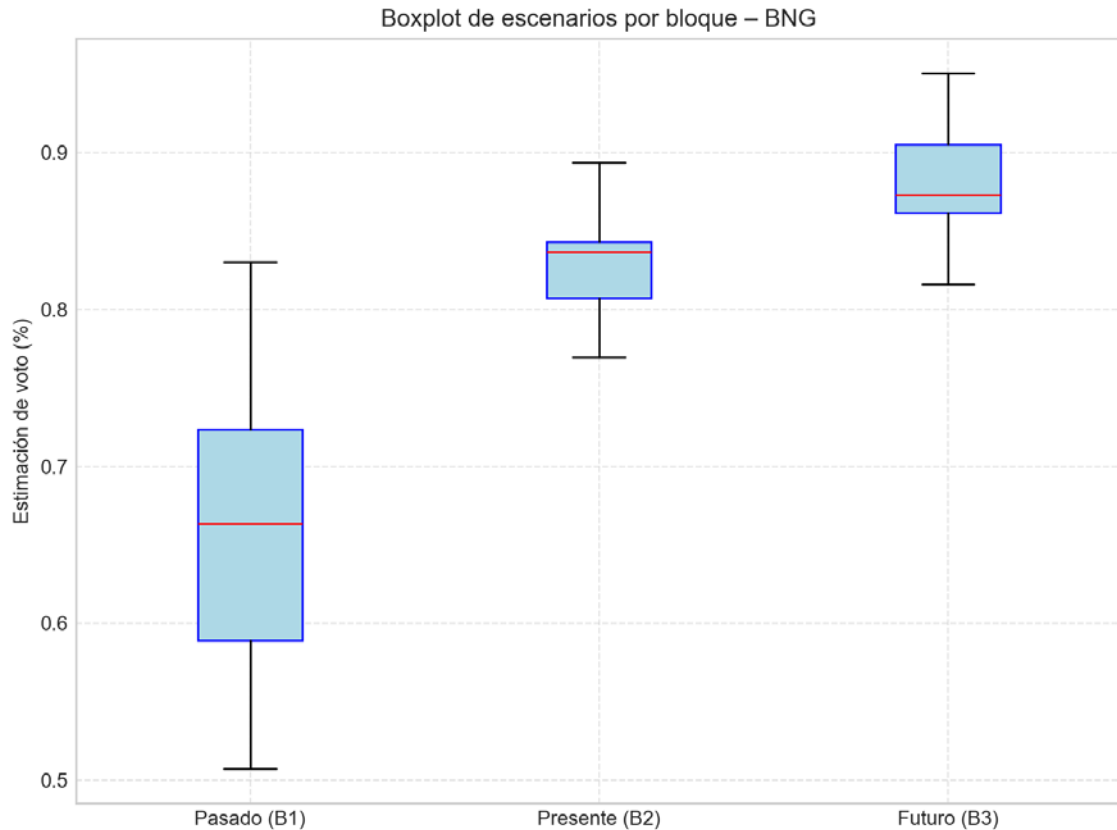


Figura 44. Distribución de escenarios de voto para BNG por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para BNG

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	0.66	0.66	0.51	0.83
Presente (B2)	0.83	0.84	0.77	0.89
Futuro (B3)	0.88	0.87	0.82	0.95
Total	0.78	0.82	0.51	0.95

La dispersión es moderada; los escenarios se distribuyen en torno a la media con cierto margen, pero sin grandes desviaciones, lo que sugiere una estabilidad razonable en las estimaciones. En términos absolutos, la varianza es 0.015 y la desviación estándar 0.122, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (0.78). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.185 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.104, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La distribución presenta una asimetría negativa clara, con una cola alargada hacia valores bajos. En este caso, una parte de los escenarios desplaza la estimación hacia niveles más reducidos de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.12 UPN

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para UPN, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

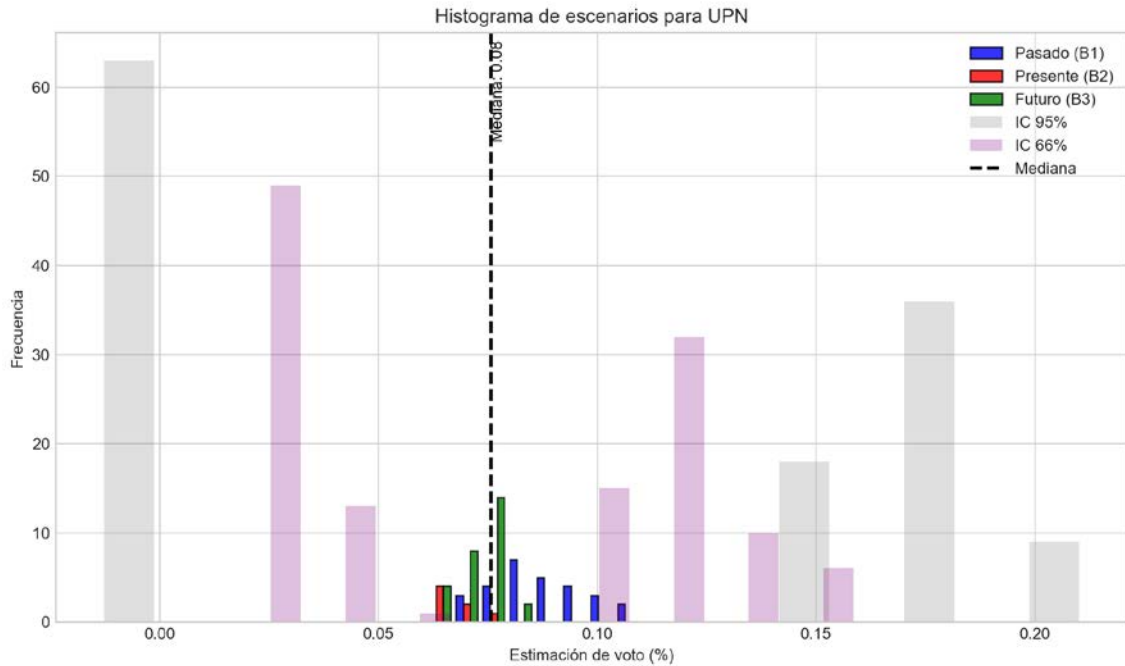


Figura 45. Histograma de escenarios de estimación de voto para UPN, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

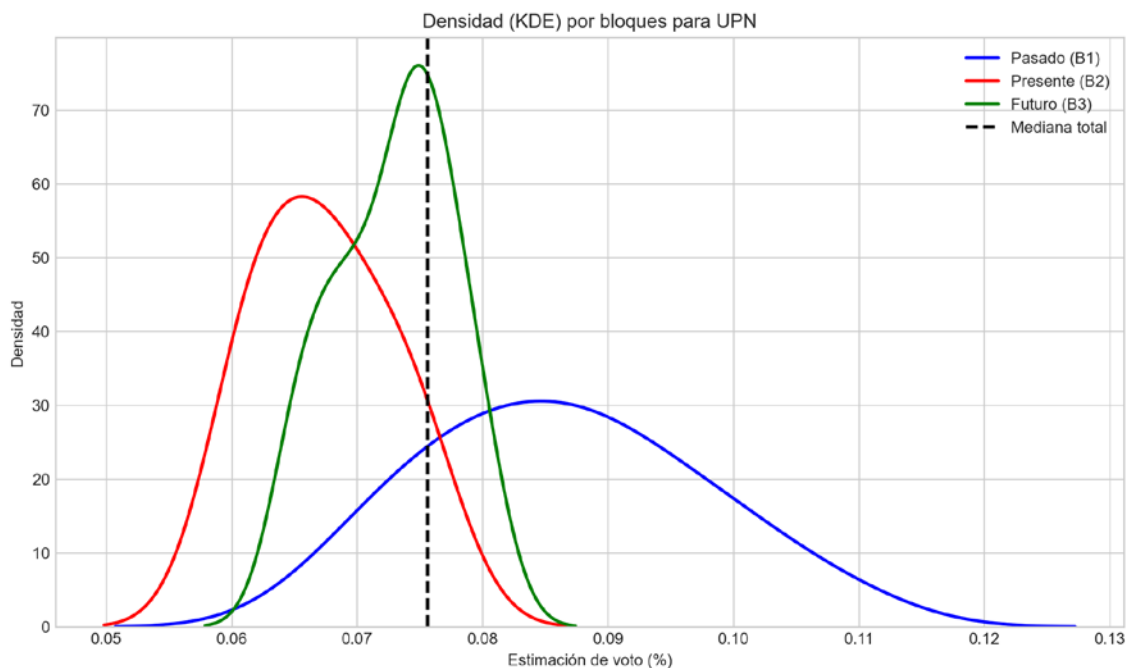


Figura 46. Densidad estimada de los escenarios de voto para UPN, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

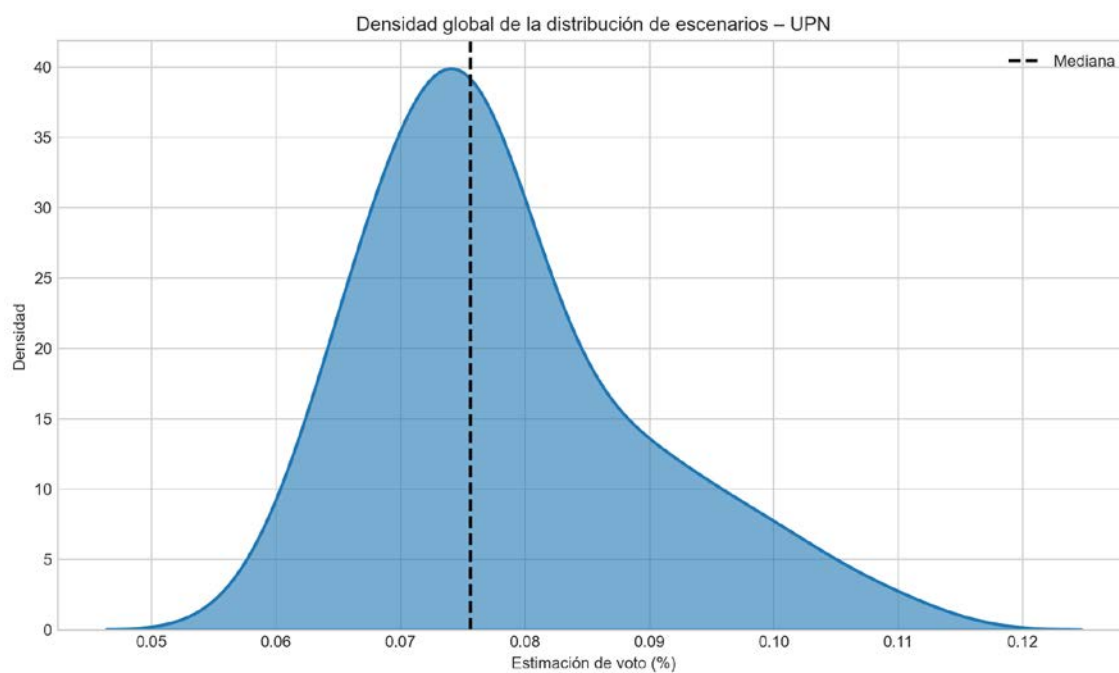


Figura 47. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para UPN a lo largo de todo el periodo considerado.

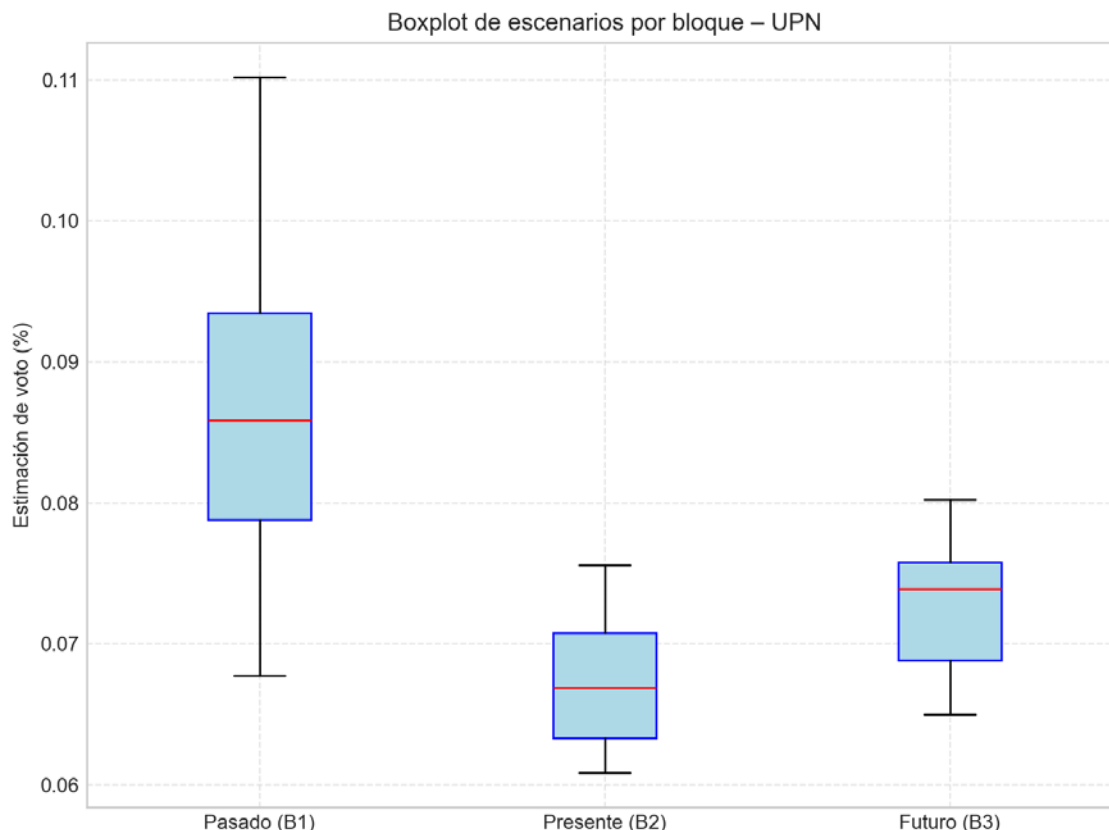


Figura 48. Distribución de escenarios de voto para UPN por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para UPN

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	0.09	0.09	0.07	0.11
Presente (B2)	0.07	0.07	0.06	0.08
Futuro (B3)	0.07	0.07	0.06	0.08
Total	0.08	0.08	0.06	0.11

La dispersión es moderada; los escenarios se distribuyen en torno a la media con cierto margen, pero sin grandes desviaciones, lo que sugiere una estabilidad razonable en las estimaciones. En términos absolutos, la varianza es 0.000 y la desviación estándar 0.011, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (0.08). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.013 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.009, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La distribución presenta una asimetría positiva marcada, con una cola alargada hacia valores altos de estimación. Esto indica que, aunque la mayor parte de los escenarios se concentra cerca de la media, existe un conjunto de escenarios que empuja la estimación hacia valores más elevados. La curtosis elevada indica una distribución más apuntada que la normal, con mayor concentración de casos en torno a la media y colas algo más pesadas. En términos sustantivos, esto se traduce en escenarios altamente frecuentes cerca del valor central, pero con cierta probabilidad de episodios extremos.

1.13 EAJ-PNV

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para EAJ-PNV, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

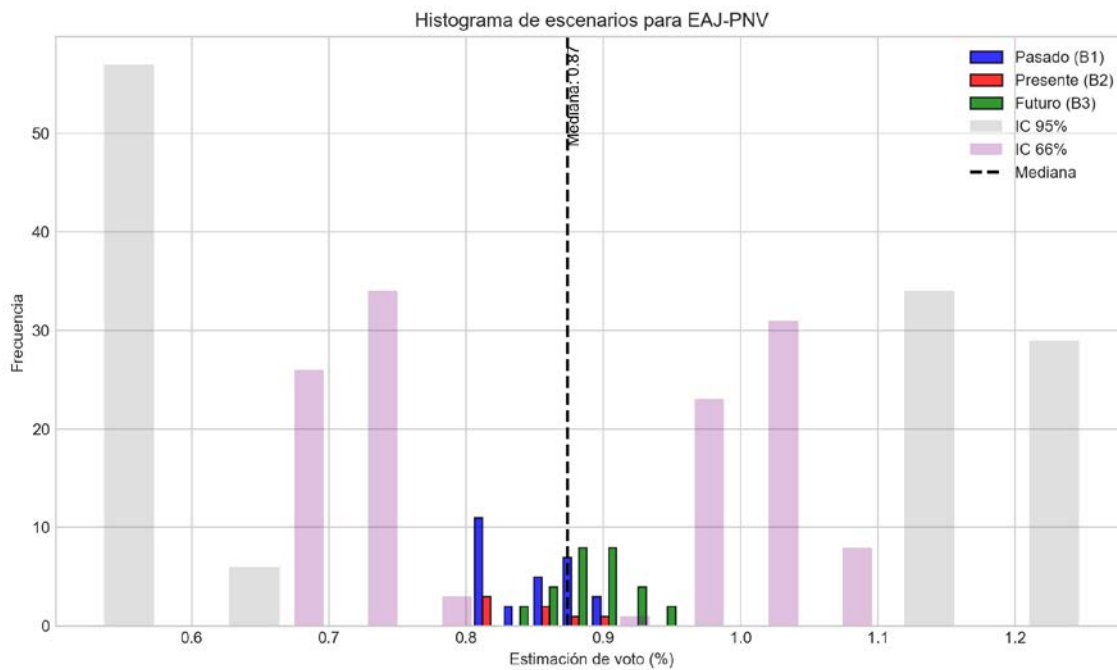


Figura 49. Histograma de escenarios de estimación de voto para EAJ-PNV, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

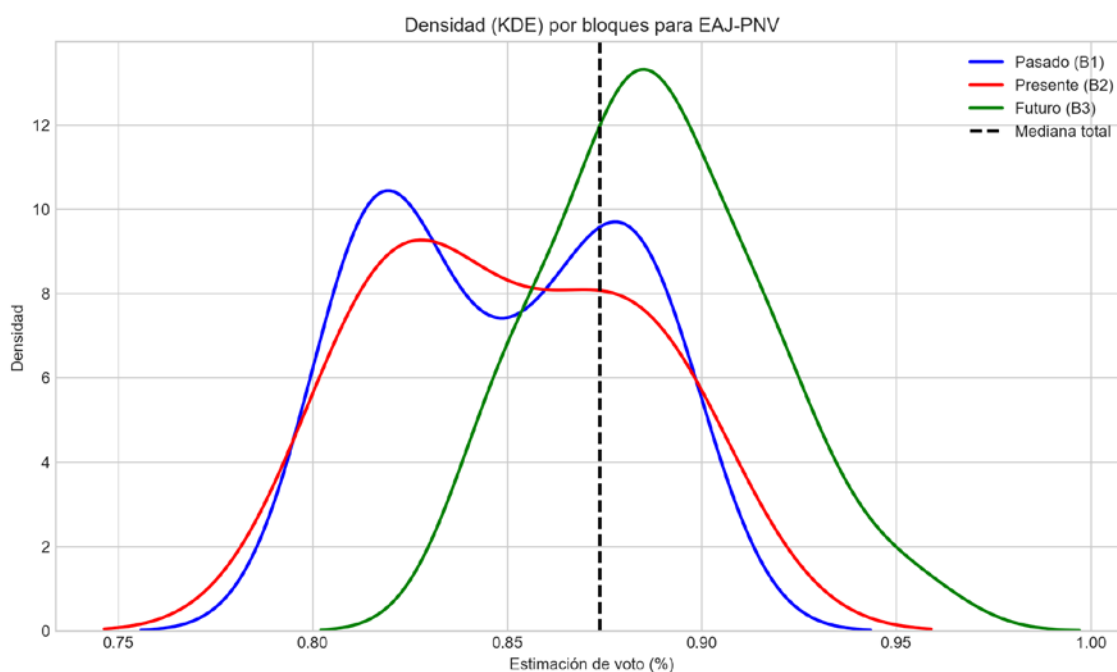


Figura 50. Densidad estimada de los escenarios de voto para EAJ-PNV, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

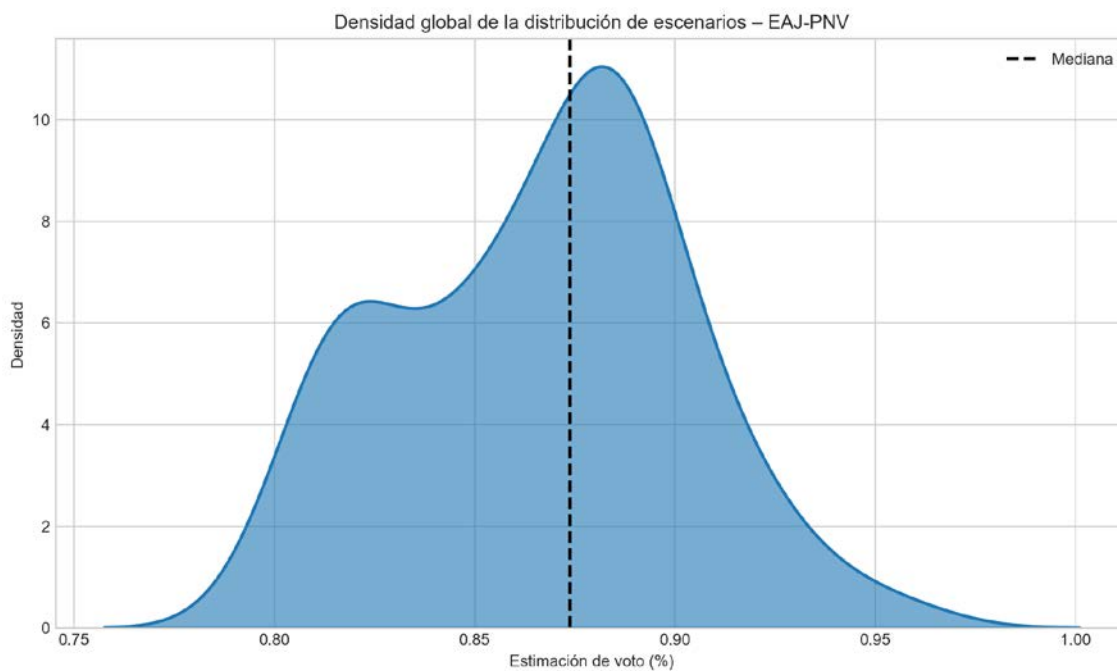


Figura 51. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para EAJ-PNV a lo largo de todo el periodo considerado.

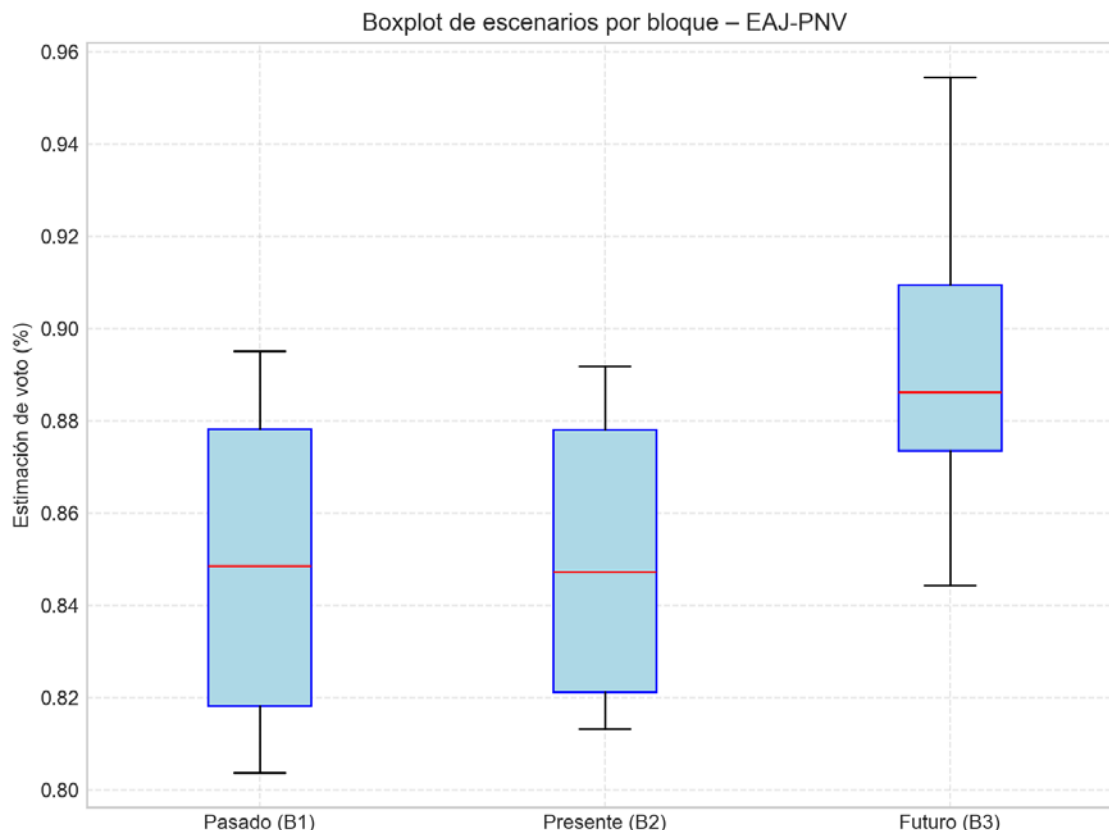


Figura 52. Distribución de escenarios de voto para EAJ-PNV por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para EAJ-PNV

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	0.85	0.85	0.80	0.90
Presente (B2)	0.85	0.85	0.81	0.89
Futuro (B3)	0.89	0.89	0.84	0.95
Total	0.87	0.87	0.80	0.95

La dispersión es baja; los escenarios de estimación se concentran en torno a la media, lo que indica un comportamiento relativamente estable del partido. En términos absolutos, la varianza es 0.001 y la desviación estándar 0.035, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (0.87). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.046 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.029, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La asimetría es moderada o cercana a cero, de modo que la distribución no está claramente inclinada hacia valores altos o bajos. Esto sugiere un equilibrio relativo entre escenarios de ganancia y pérdida de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.14 EH_Bildu

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para EH_Bildu, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

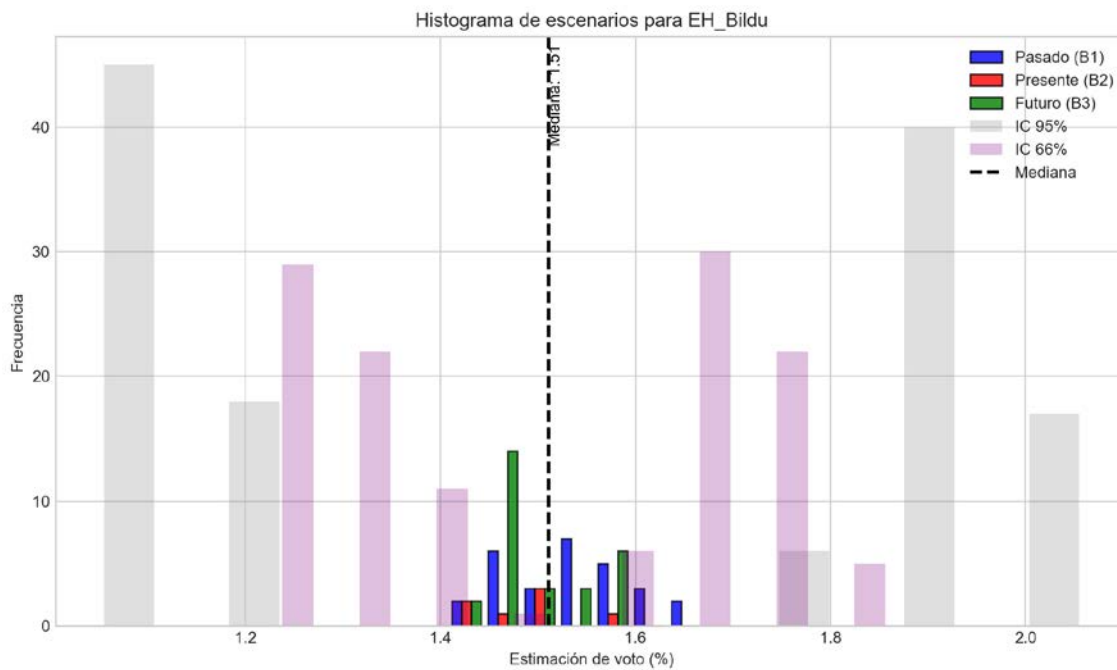


Figura 53. Histograma de escenarios de estimación de voto para EH_Bildu, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

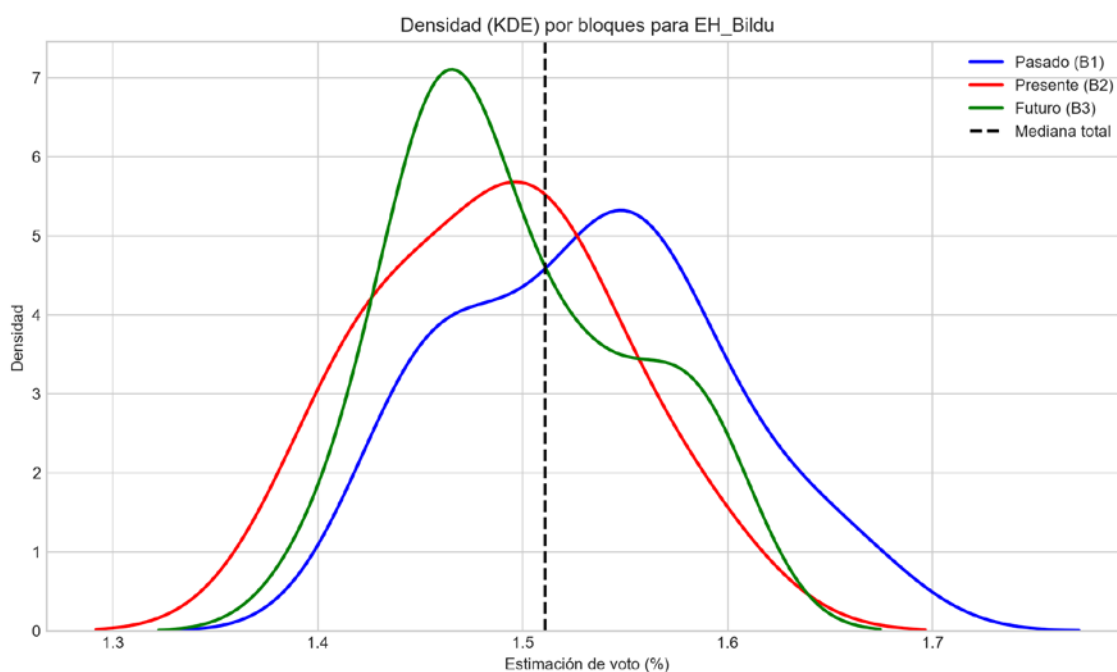


Figura 54. Densidad estimada de los escenarios de voto para EH_Bildu, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

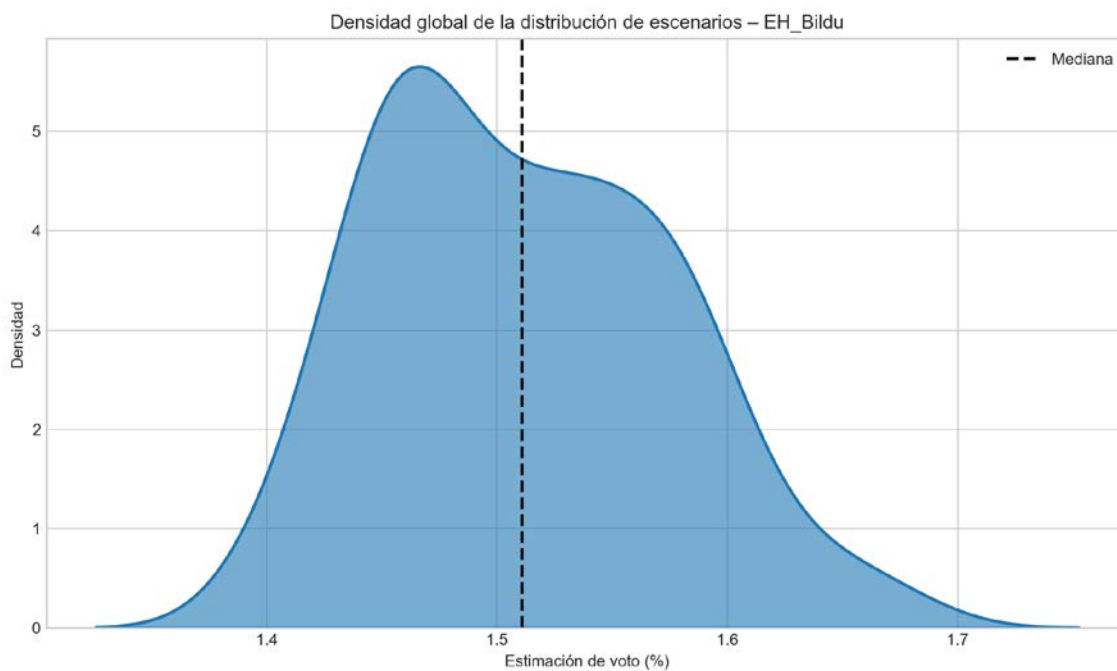


Figura 55. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para EH_Bildu a lo largo de todo el periodo considerado.

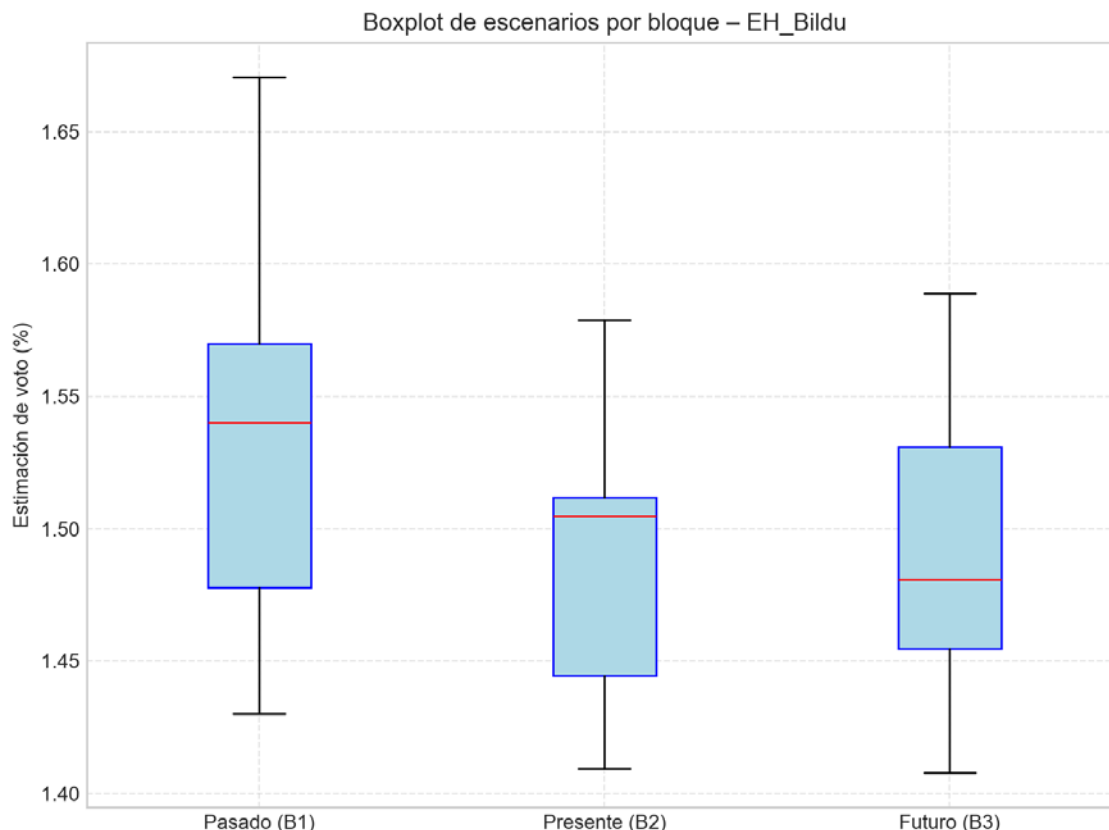


Figura 56. Distribución de escenarios de voto para EH_Bildu por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para EH_Bildu

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	1.53	1.54	1.43	1.67
Presente (B2)	1.49	1.50	1.41	1.58
Futuro (B3)	1.50	1.48	1.41	1.59
Total	1.51	1.51	1.41	1.67

La dispersión es baja; los escenarios de estimación se concentran en torno a la media, lo que indica un comportamiento relativamente estable del partido. En términos absolutos, la varianza es 0.004 y la desviación estándar 0.063, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (1.51). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.104 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.053, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La asimetría es moderada o cercana a cero, de modo que la distribución no está claramente inclinada hacia valores altos o bajos. Esto sugiere un equilibrio relativo entre escenarios de ganancia y pérdida de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.15 Otros

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para Otros, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas futuras. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

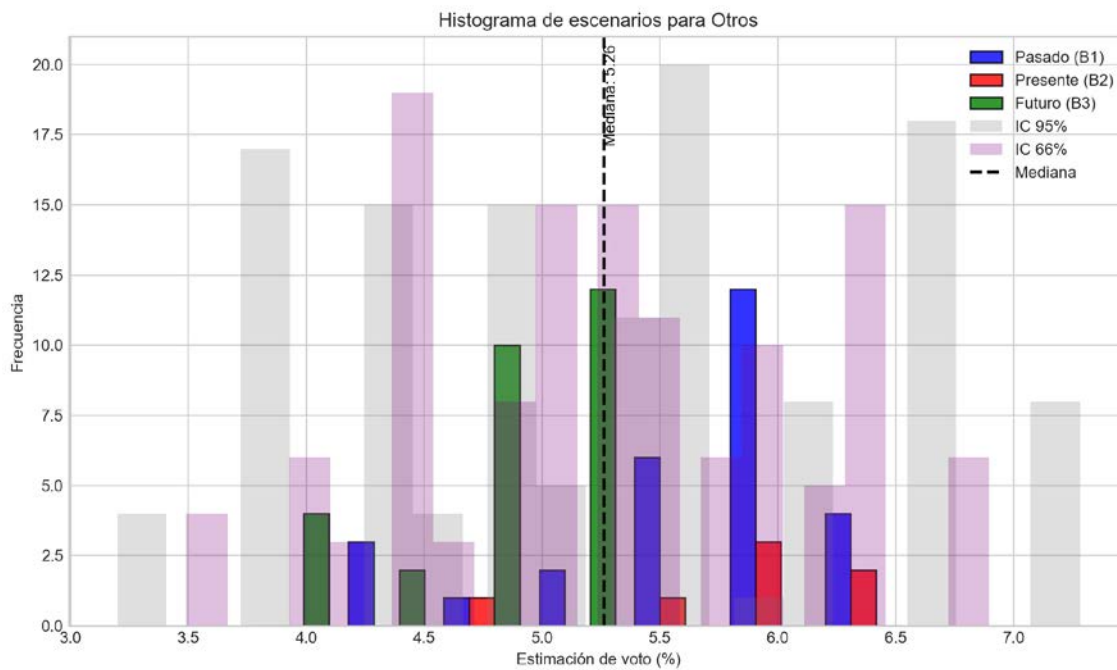


Figura 57. Histograma de escenarios de estimación de voto para Otros, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

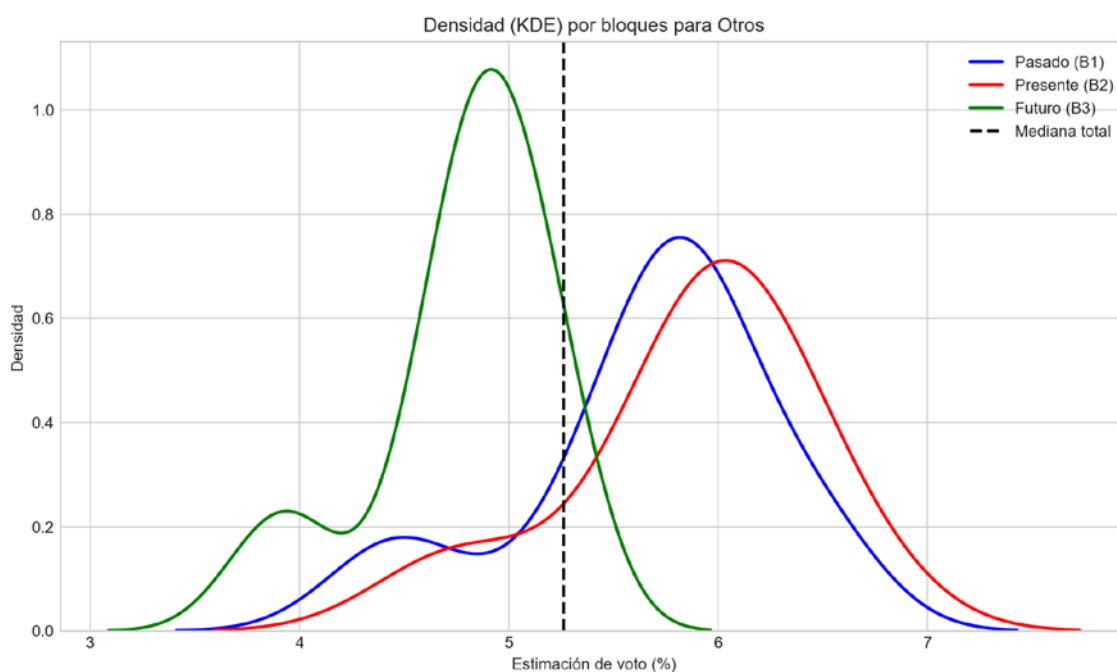


Figura 58. Densidad estimada de los escenarios de voto para Otros, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

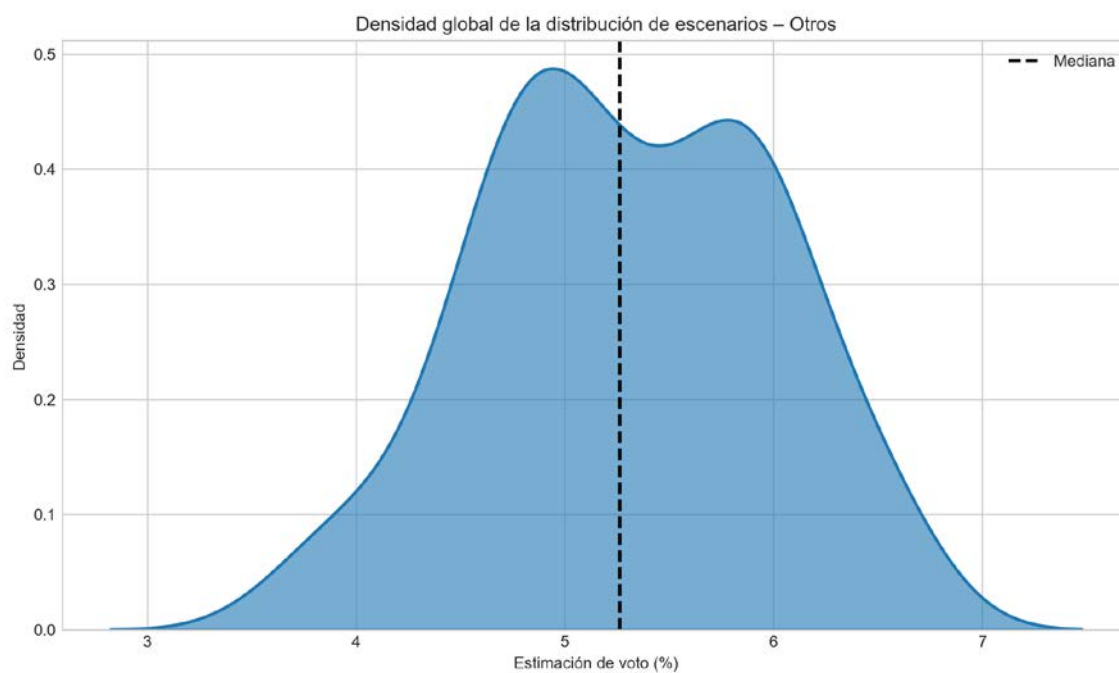


Figura 59. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para Otros a lo largo de todo el periodo considerado.

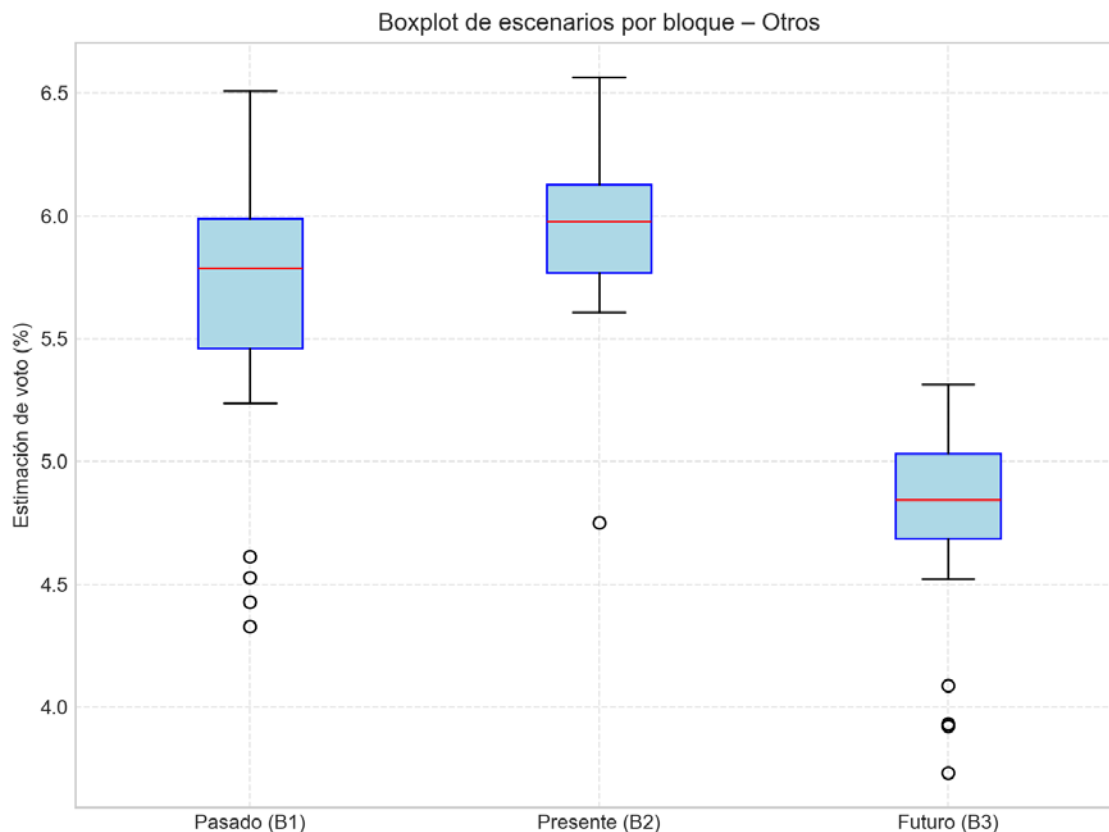


Figura 60. Distribución de escenarios de voto para Otros por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para Otros

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	5.67	5.79	4.33	6.51
Presente (B2)	5.87	5.98	4.75	6.57
Futuro (B3)	4.78	4.84	3.73	5.32
Total	5.30	5.26	3.73	6.57

La dispersión es moderada; los escenarios se distribuyen en torno a la media con cierto margen, pero sin grandes desviaciones, lo que sugiere una estabilidad razonable en las estimaciones. En términos absolutos, la varianza es 0.481 y la desviación estándar 0.694, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (5.30). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 1.045 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.582, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La asimetría es moderada o cercana a cero, de modo que la distribución no está claramente inclinada hacia valores altos o bajos. Esto sugiere un equilibrio relativo entre escenarios de ganancia y pérdida de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

1.16 En_blanco

En este apartado se describe la distribución de escenarios de estimación de voto para En_blanco, diferenciando los bloques de inercia pasada, presente y expectativas. Se combinan representaciones gráficas (histograma, densidades y boxplot) con estadísticos descriptivos e interpretación sustantiva.

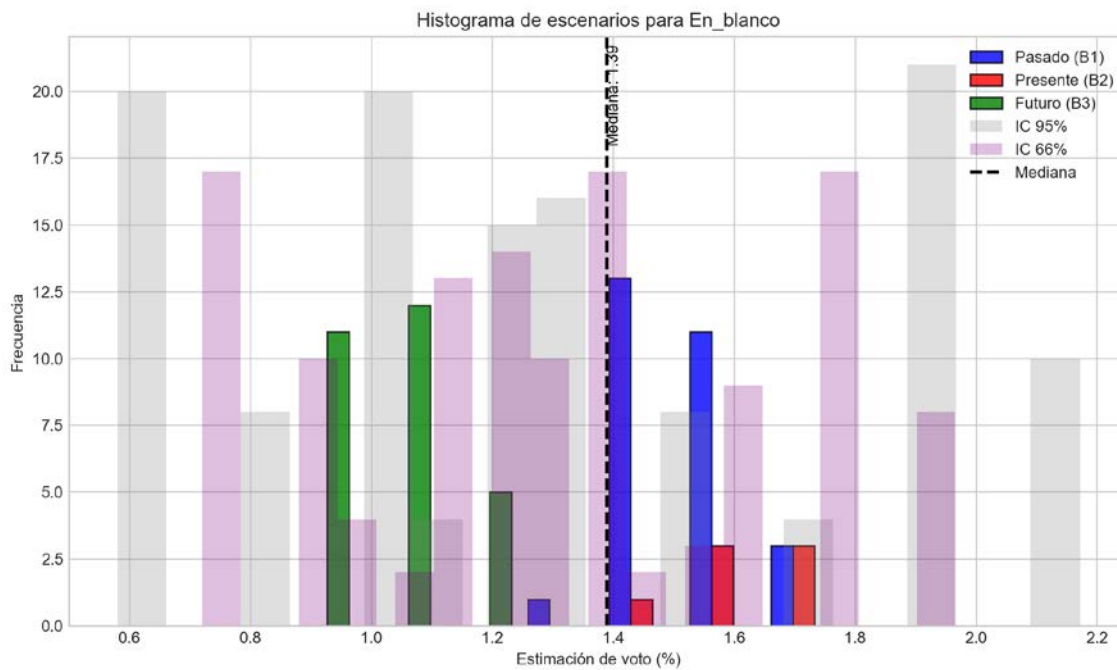


Figura 61. Histograma de escenarios de estimación de voto para En_blanco, incluyendo intervalos de confianza del 66 % y del 95 %.

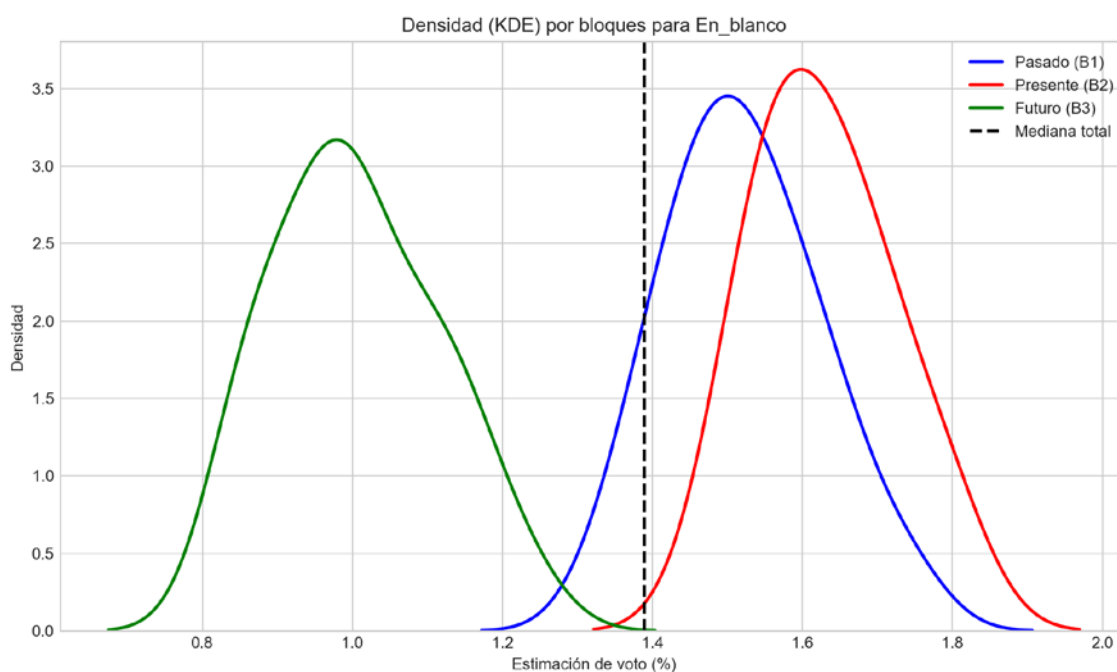


Figura 62. Densidad estimada de los escenarios de voto para En_blanco, diferenciando bloques de inercia pasada, presente y proyección futura.

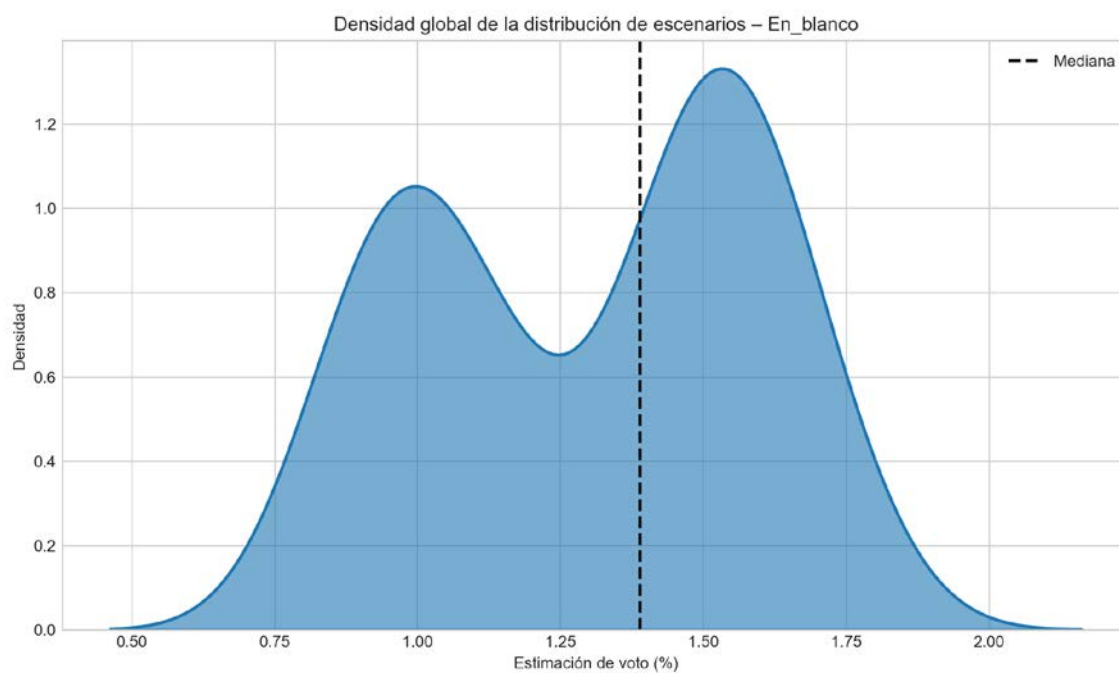


Figura 63. Densidad global de los escenarios de estimación de voto para En_blanco a lo largo de todo el periodo considerado.

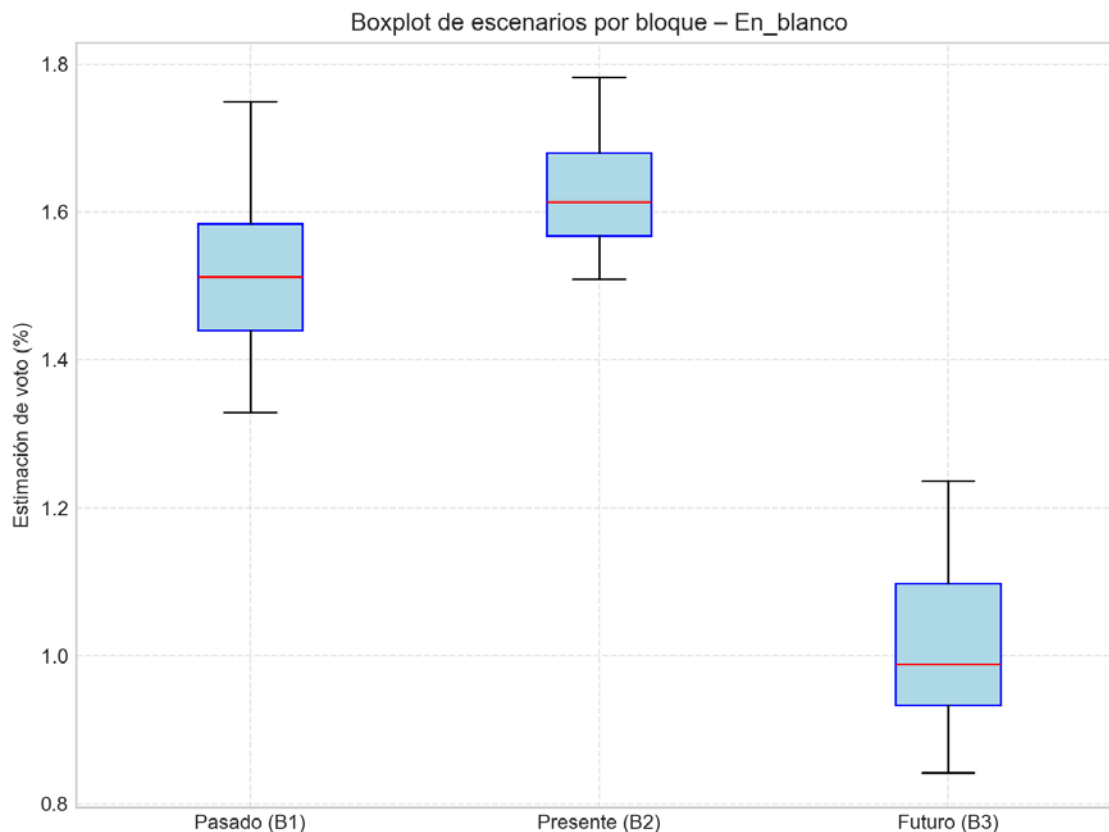


Figura 64. Distribución de escenarios de voto para En_blanco por bloques temporalmente diferenciados.

Estadísticos descriptivos para En_blanco

Bloque	Media	Mediana	Mínimo	Máximo
Pasado (B1)	1.52	1.51	1.33	1.75
Presente (B2)	1.63	1.61	1.51	1.78
Futuro (B3)	1.00	0.99	0.84	1.24
Total	1.30	1.39	0.84	1.78

La dispersión es alta; los escenarios se alejan de la media de forma apreciable, indicando una elevada incertidumbre o variación en la estimación de voto. En términos absolutos, la varianza es 0.084 y la desviación estándar 0.290, lo que cuantifica la magnitud de las fluctuaciones en torno a la estimación media (1.30). El rango intercuartílico (IQR), de aproximadamente 0.537 puntos, resume la amplitud de la zona central de los escenarios más probables. La desviación absoluta media (MAD) se sitúa en 0.265, reforzando el diagnóstico de dispersión cuando se compara con la desviación estándar. La asimetría es moderada o cercana a cero, de modo que la distribución no está claramente inclinada hacia valores altos o bajos. Esto sugiere un equilibrio relativo entre escenarios de ganancia y pérdida de apoyo. La curtosis baja sugiere una distribución más aplanada, con menor concentración en torno a la media y mayor presencia de valores intermedios. Ello equivale a un abanico más amplio de escenarios, sin un núcleo especialmente compacto.

2. Relaciones entre partidos en los escenarios de estimación

La comparación conjunta de los escenarios de estimación permite identificar patrones de complementariedad, competencia y desplazamiento entre partidos. A continuación se presentan gráficos de dispersión por pares, diferenciando entre segmentos dinámicos, así como una visión sintética de la evolución entre la inercia pasada y la proyección futura.

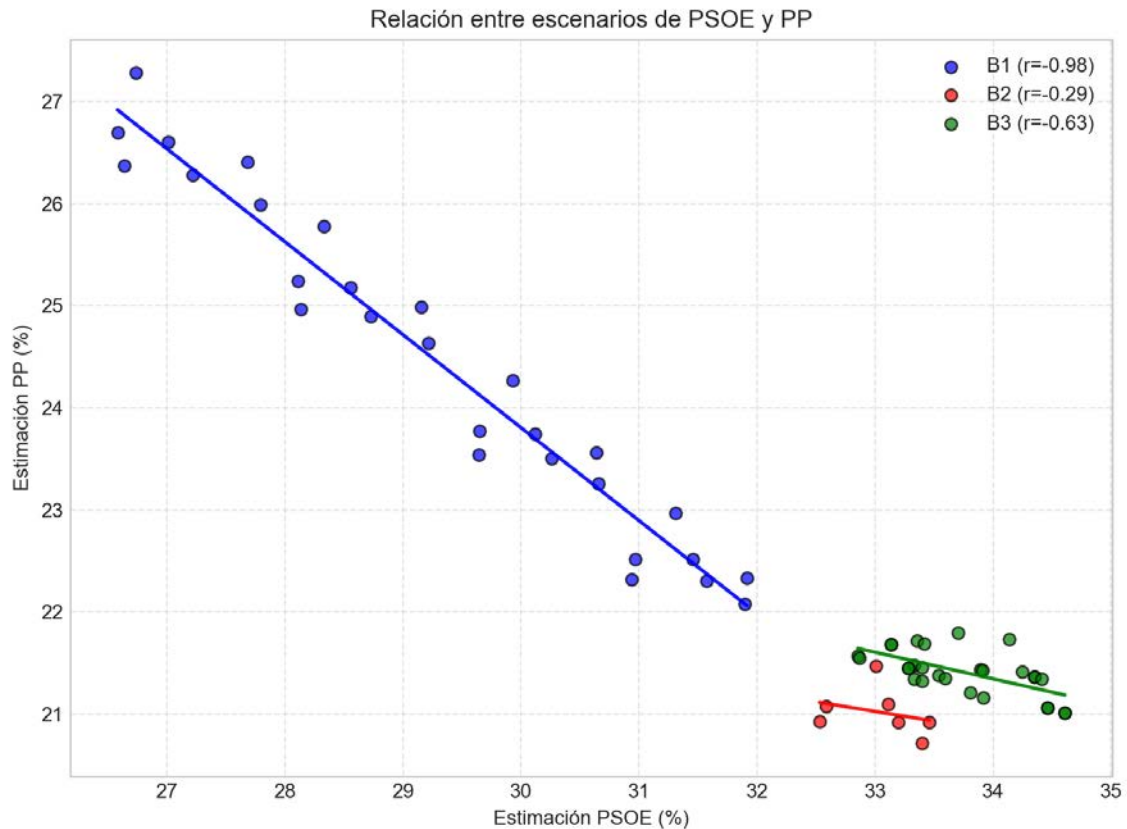


Figura 65. Relación entre los escenarios de estimación de voto de PSOE y PP a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre PSOE y PP son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = -0.977$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = -0.292$ (relación débil).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = -0.635$ (relación notable).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

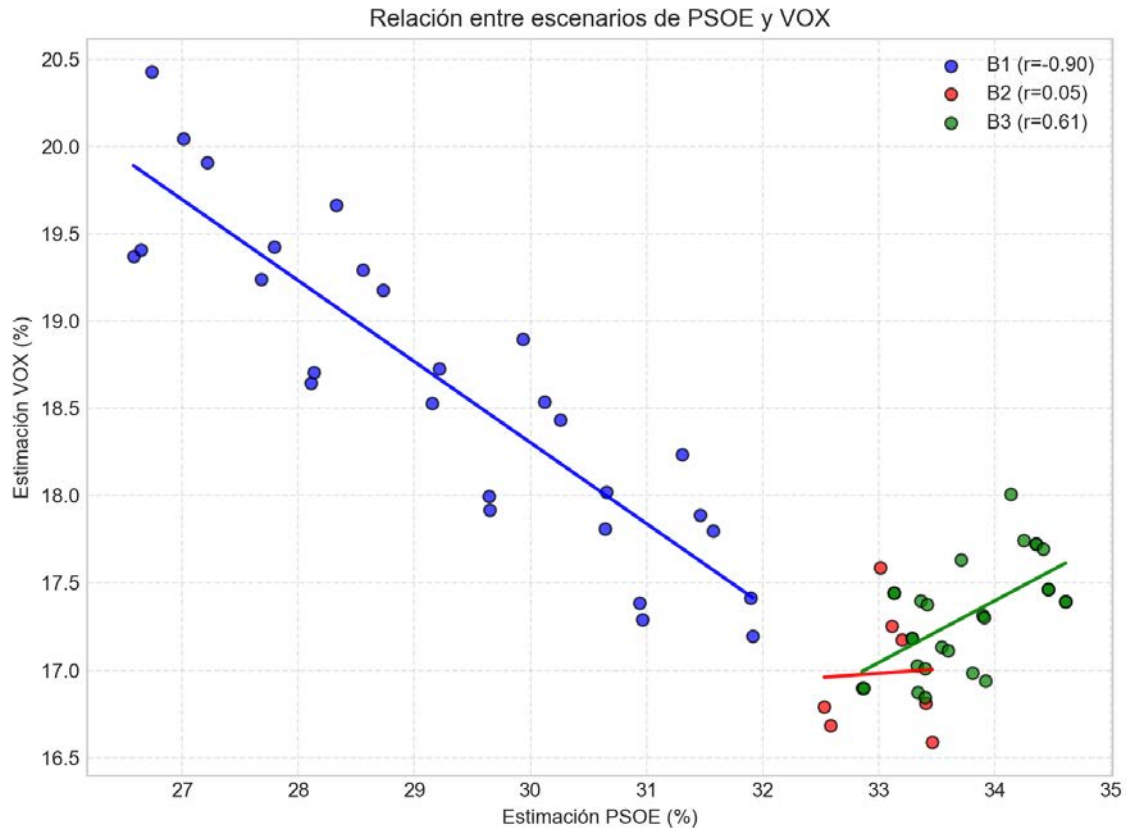


Figura 66. Relación entre los escenarios de estimación de voto de PSOE y VOX a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre PSOE y VOX son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = -0.896$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = 0.048$ (relación prácticamente nula).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = 0.609$ (relación notable).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

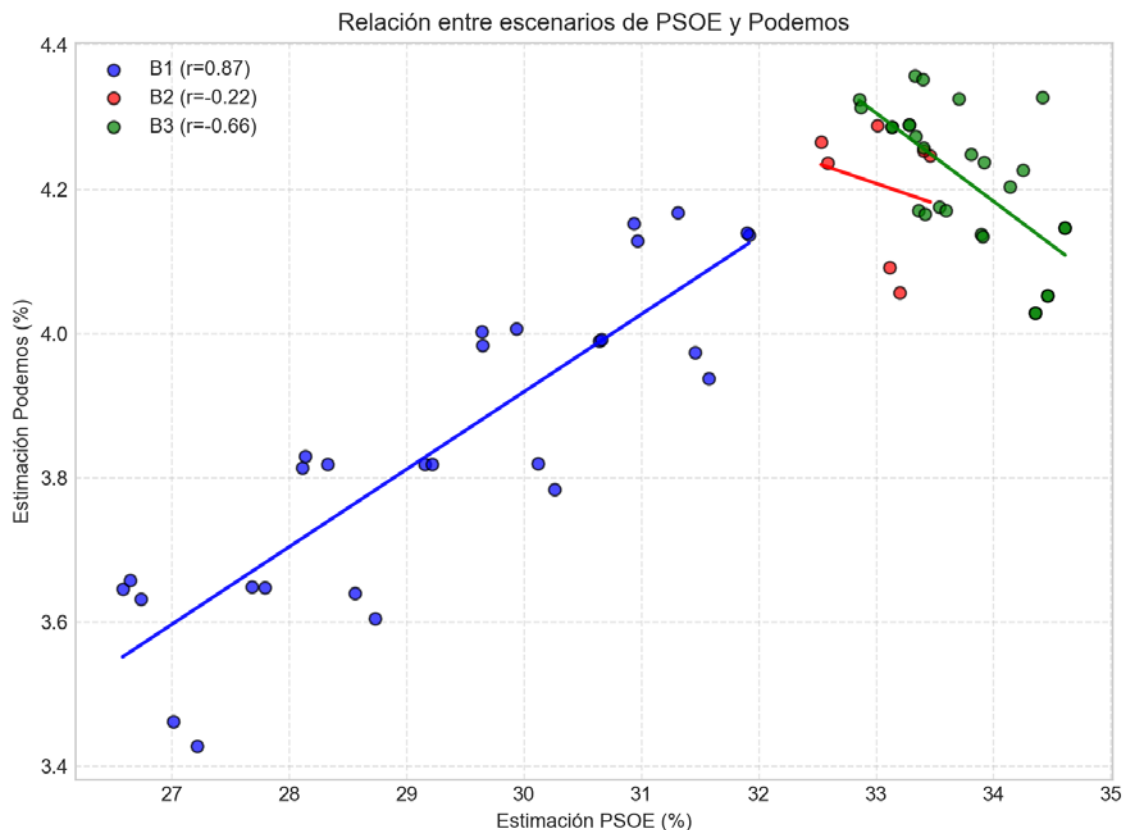


Figura 67. Relación entre los escenarios de estimación de voto de PSOE y Podemos a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre PSOE y Podemos son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = 0.867$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = -0.222$ (relación débil).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = -0.664$ (relación notable).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

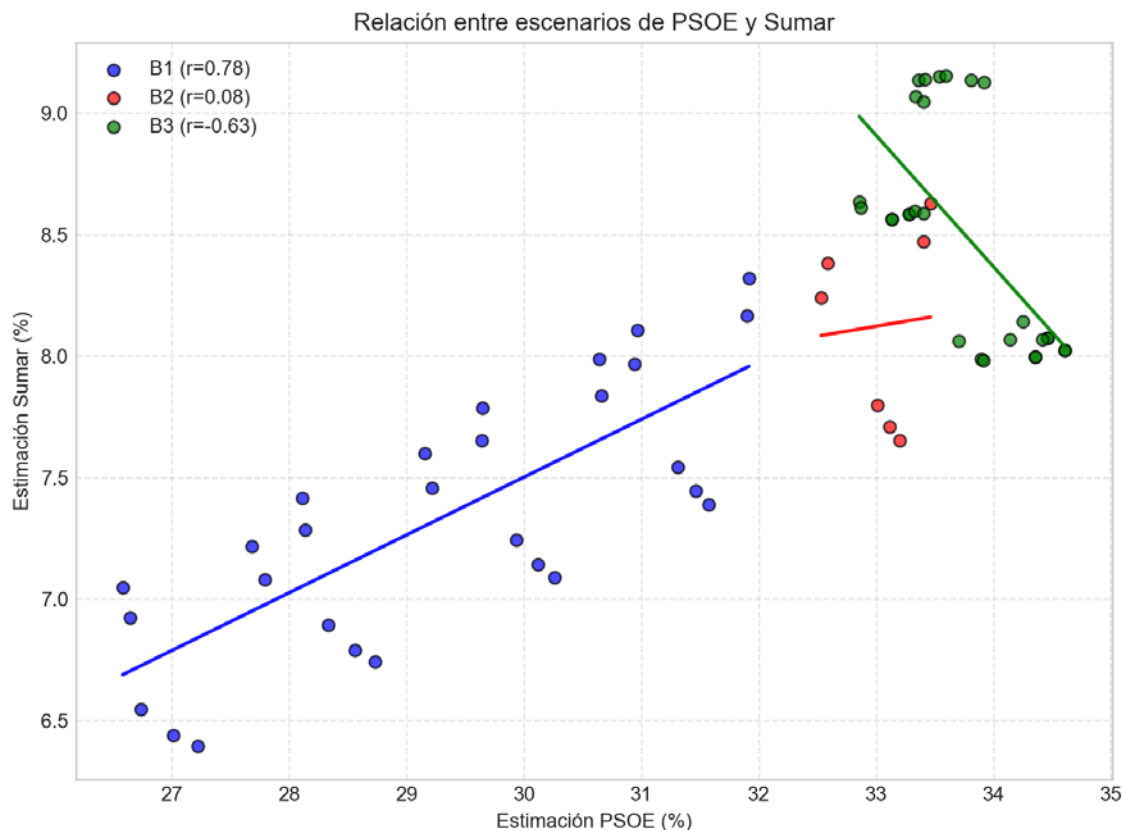


Figura 68. Relación entre los escenarios de estimación de voto de PSOE y Sumar a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre PSOE y Sumar son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = 0.778$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = 0.075$ (relación prácticamente nula).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = -0.634$ (relación notable).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

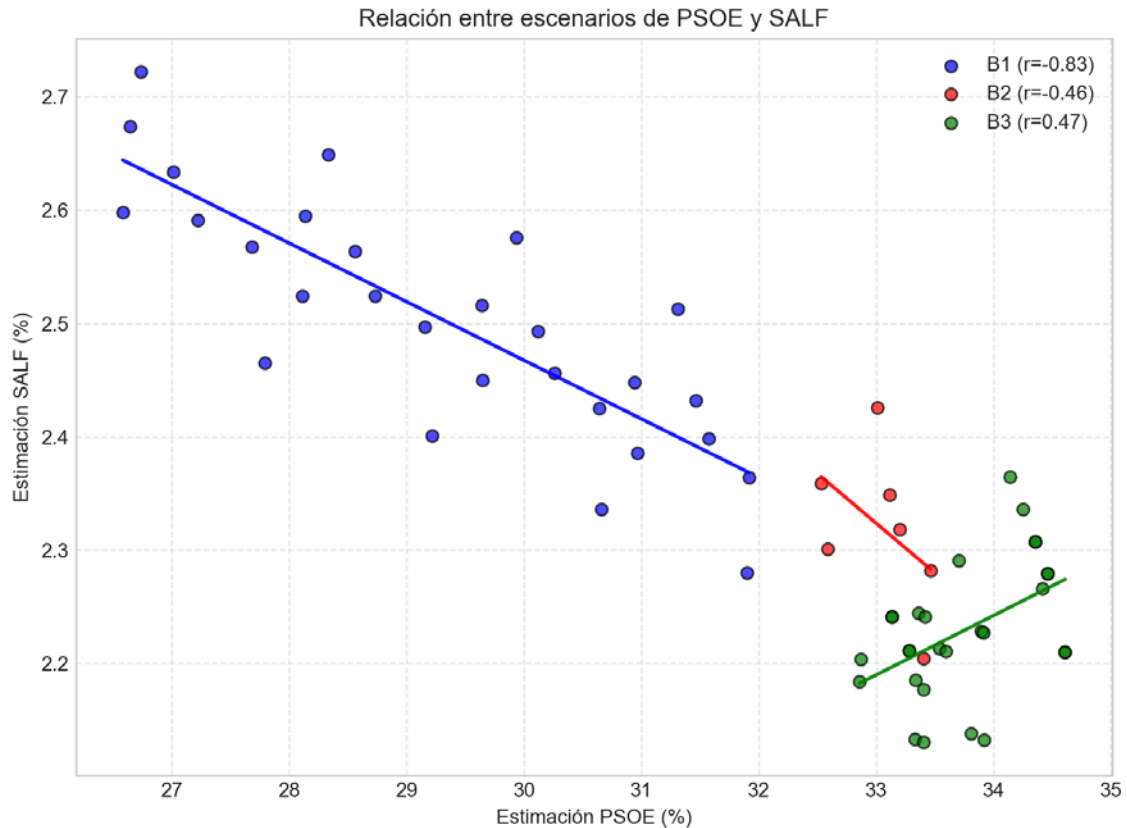


Figura 69. Relación entre los escenarios de estimación de voto de PSOE y SALF a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre PSOE y SALF son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = -0.827$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = -0.464$ (relación moderada).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = 0.467$ (relación moderada).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

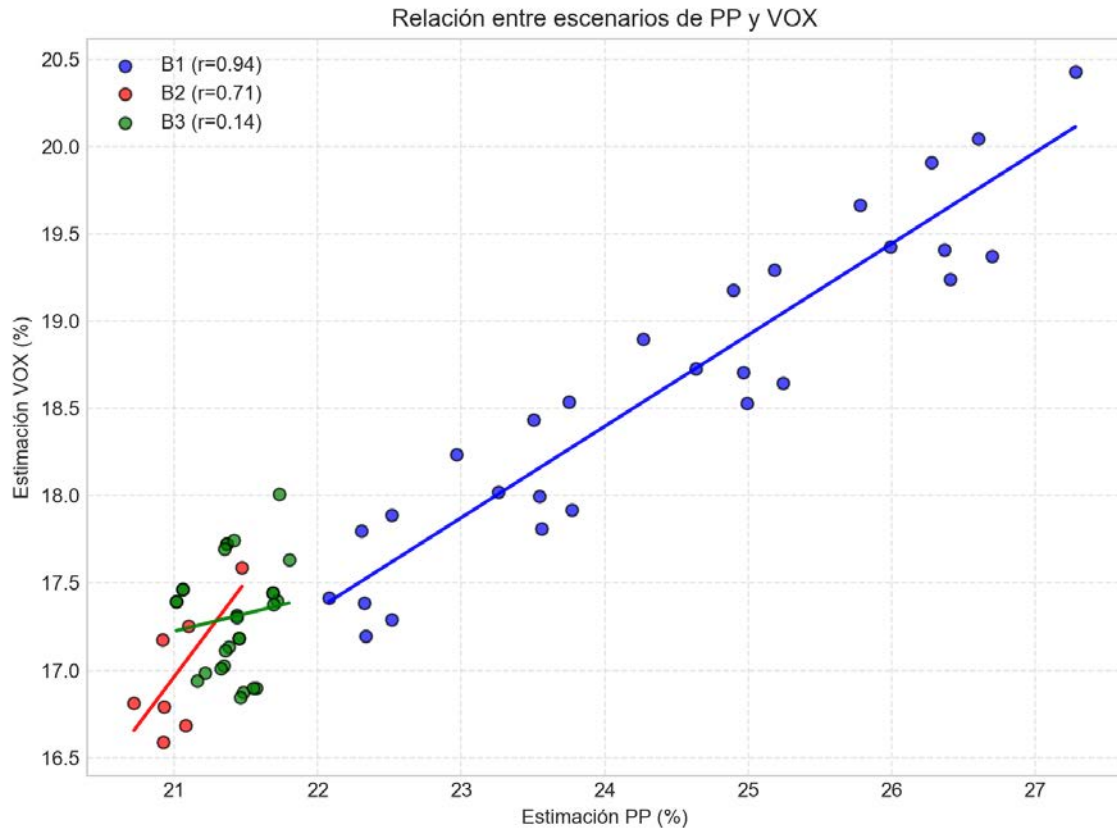


Figura 70. Relación entre los escenarios de estimación de voto de PP y VOX a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre PP y VOX son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = 0.941$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = 0.714$ (relación muy intensa).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = 0.143$ (relación débil).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

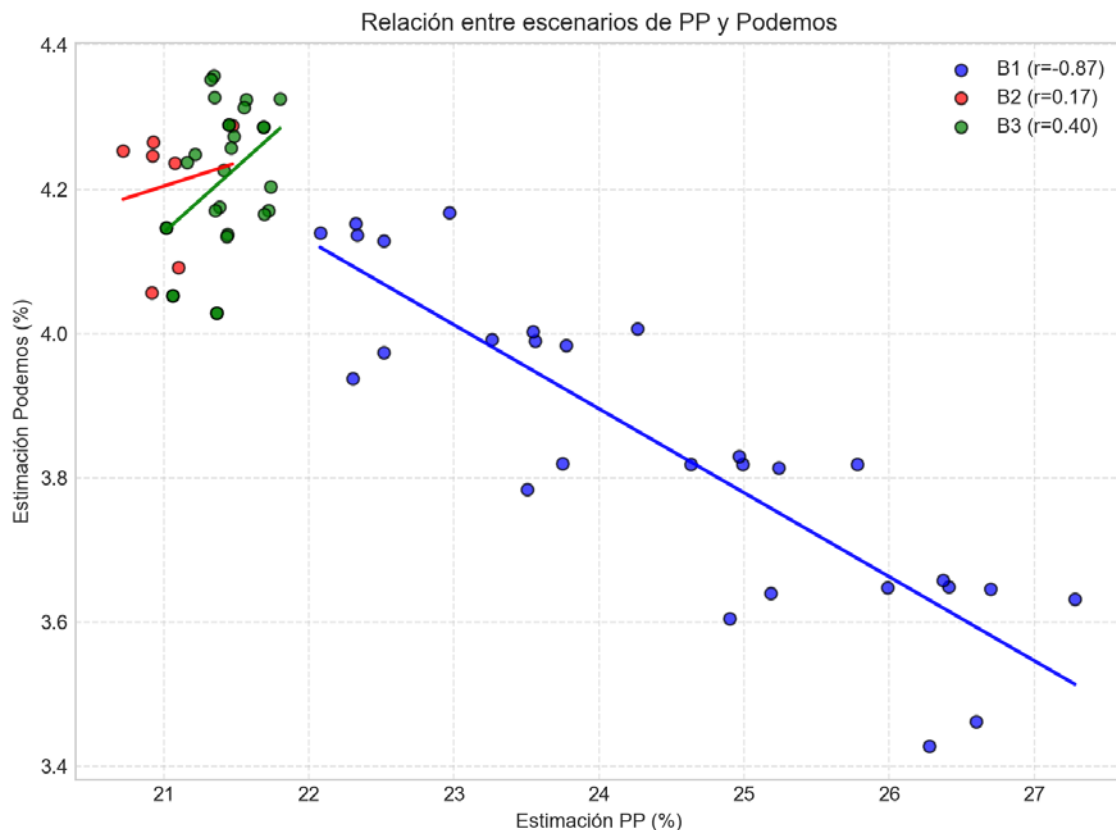


Figura 71. Relación entre los escenarios de estimación de voto de PP y Podemos a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre PP y Podemos son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = -0.874$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = 0.166$ (relación débil).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = 0.402$ (relación moderada).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

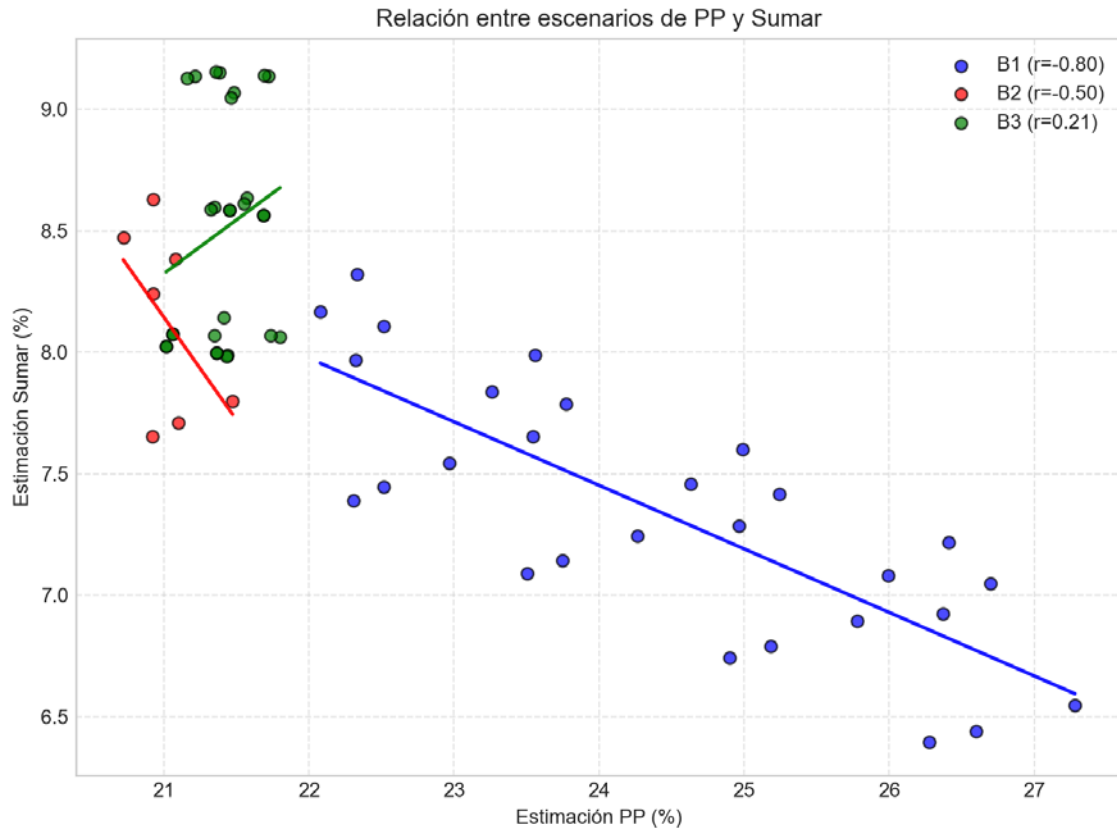


Figura 72. Relación entre los escenarios de estimación de voto de PP y Sumar a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre PP y Sumar son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = -0.796$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = -0.498$ (relación moderada).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = 0.212$ (relación débil).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

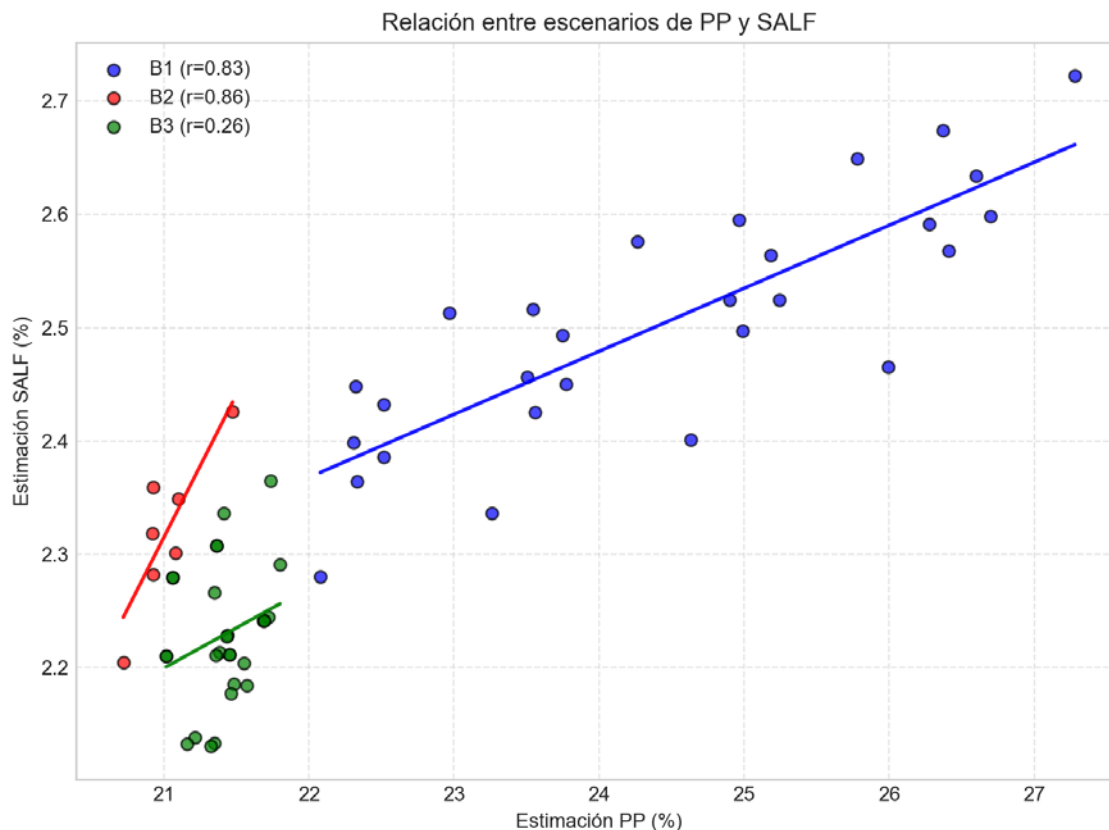


Figura 73. Relación entre los escenarios de estimación de voto de PP y SALF a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre PP y SALF son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = 0.829$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = 0.859$ (relación muy intensa).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = 0.260$ (relación débil).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

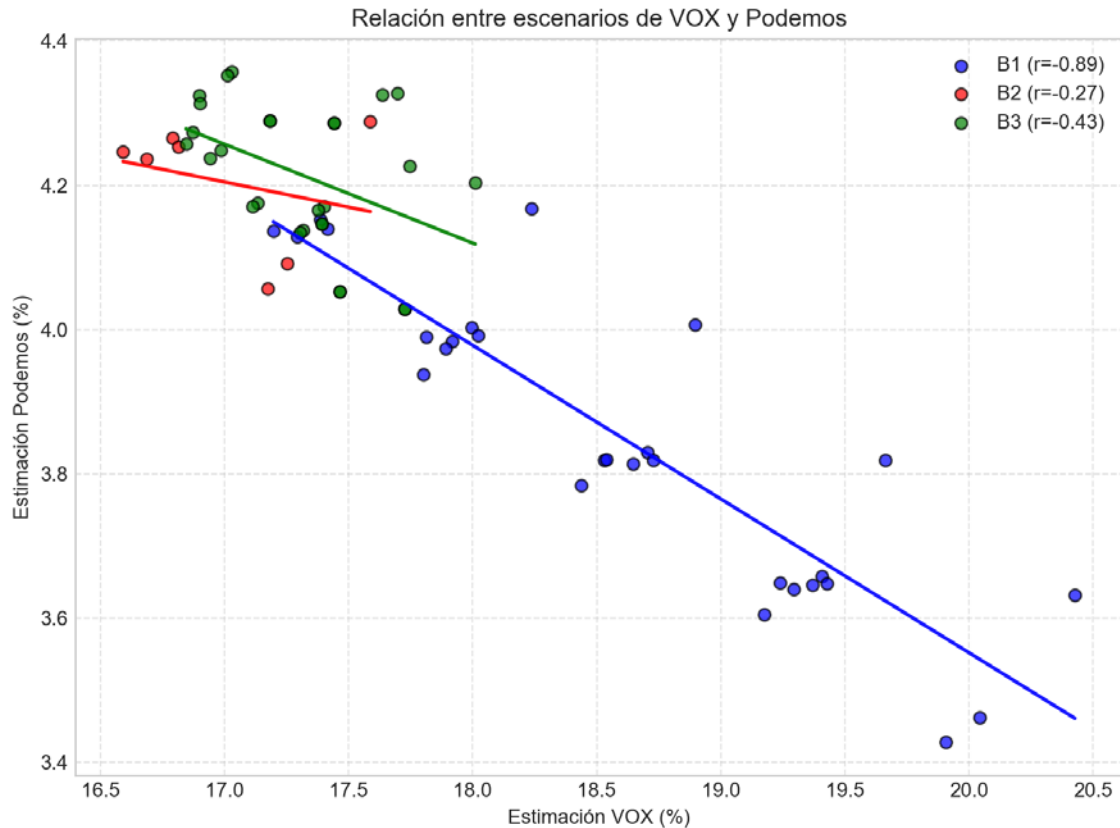


Figura 74. Relación entre los escenarios de estimación de voto de VOX y Podemos a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre VOX y Podemos son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = -0.890$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = -0.274$ (relación débil).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = -0.433$ (relación moderada).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

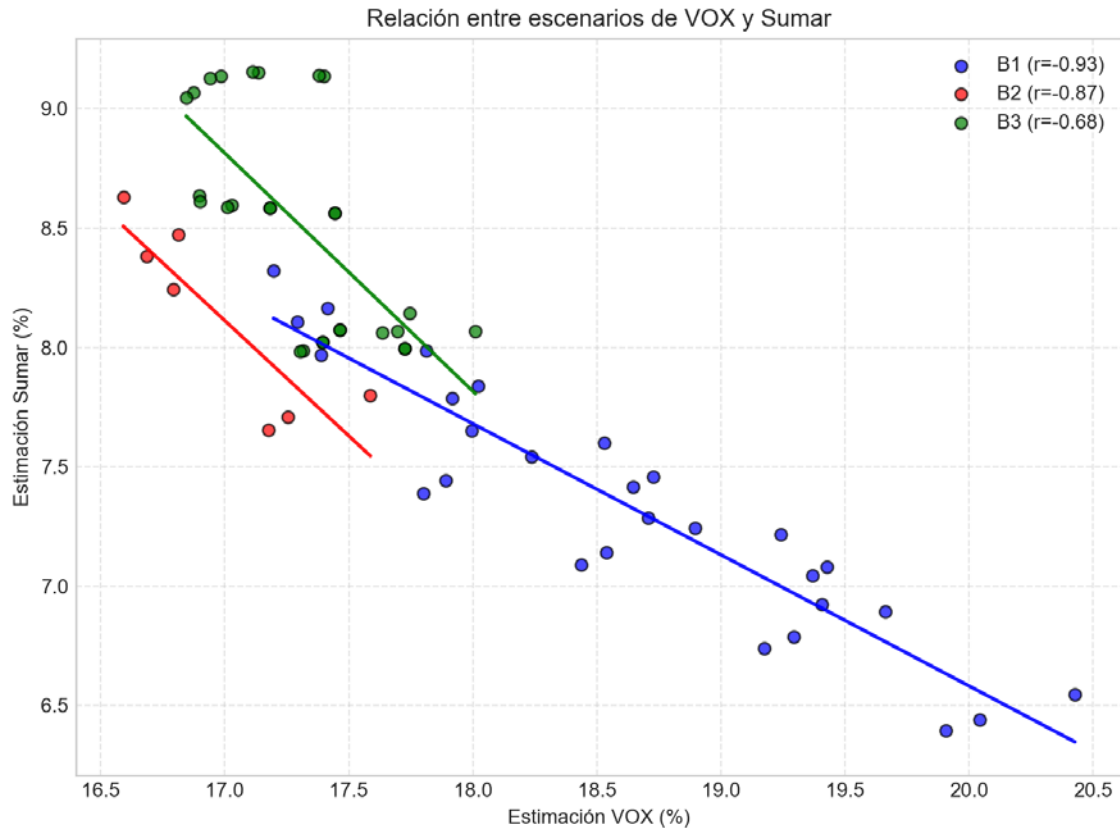


Figura 75. Relación entre los escenarios de estimación de voto de VOX y Sumar a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre VOX y Sumar son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = -0.930$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = -0.873$ (relación muy intensa).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = -0.679$ (relación notable).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

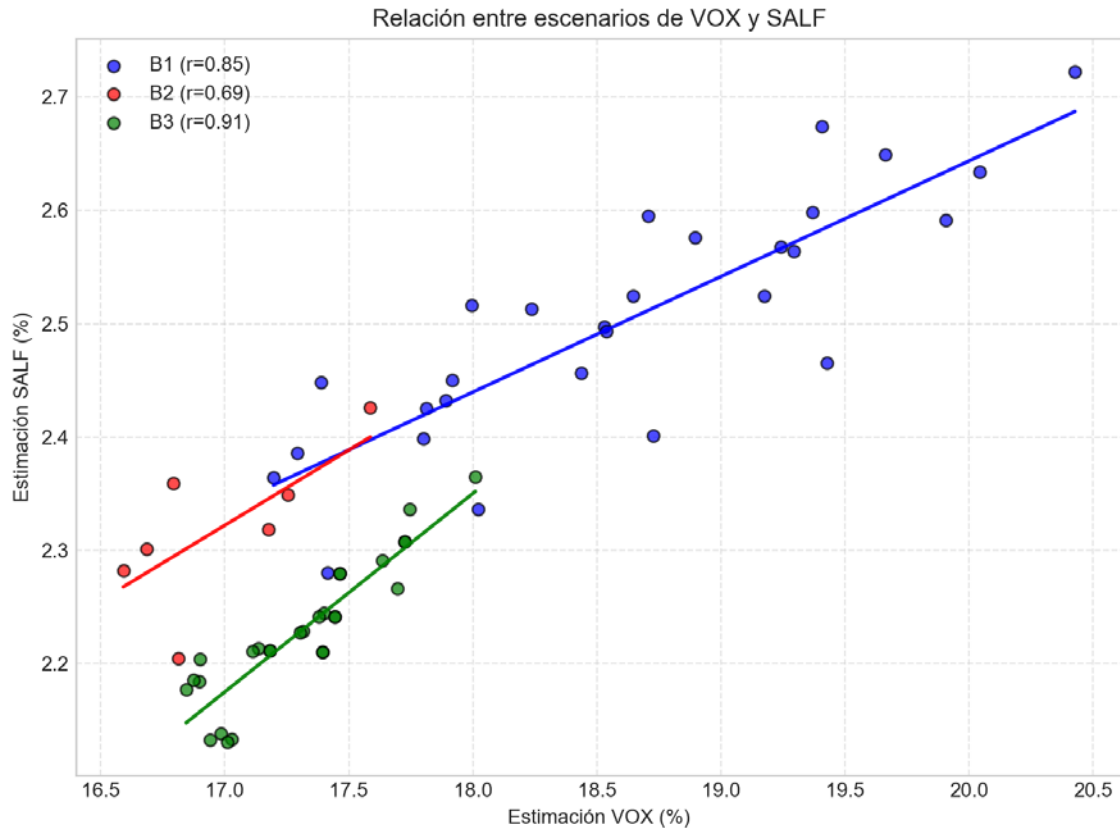


Figura 76. Relación entre los escenarios de estimación de voto de VOX y SALF a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre VOX y SALF son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = 0.846$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = 0.694$ (relación notable).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = 0.907$ (relación muy intensa).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

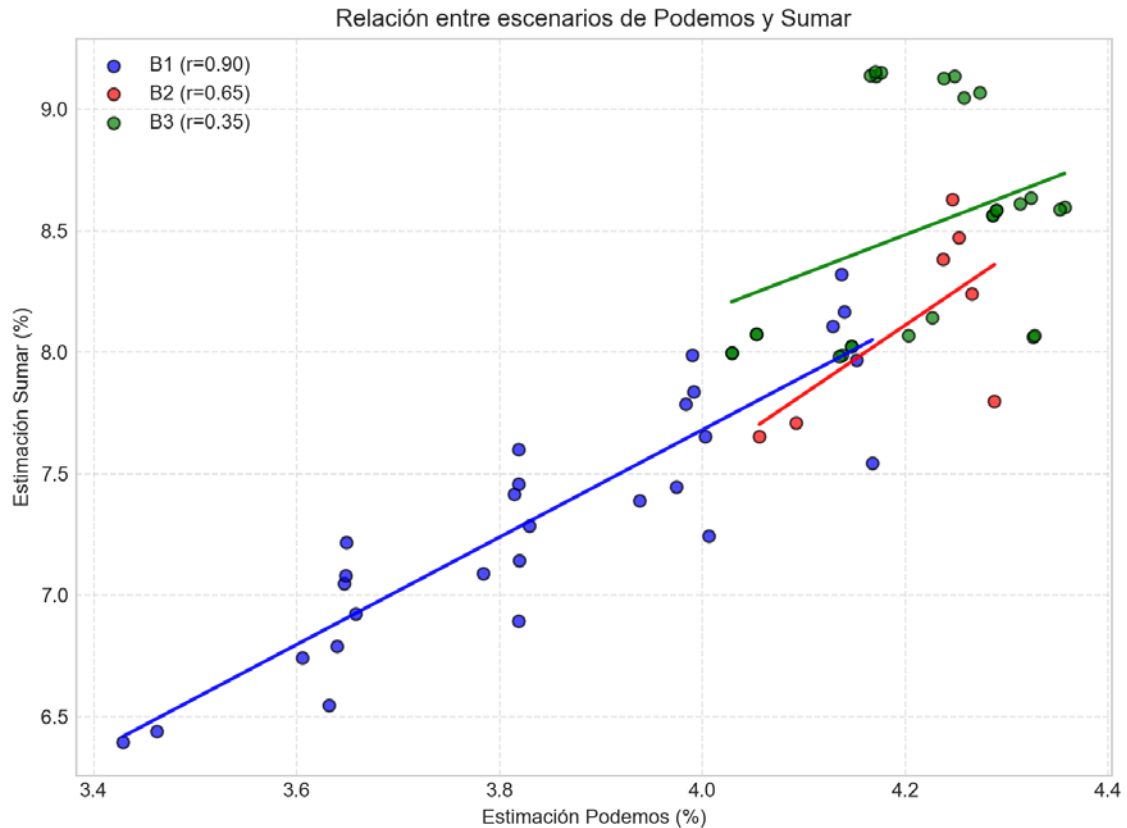


Figura 77. Relación entre los escenarios de estimación de voto de Podemos y Sumar a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre Podemos y Sumar son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = 0.896$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = 0.652$ (relación notable).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = 0.347$ (relación moderada).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

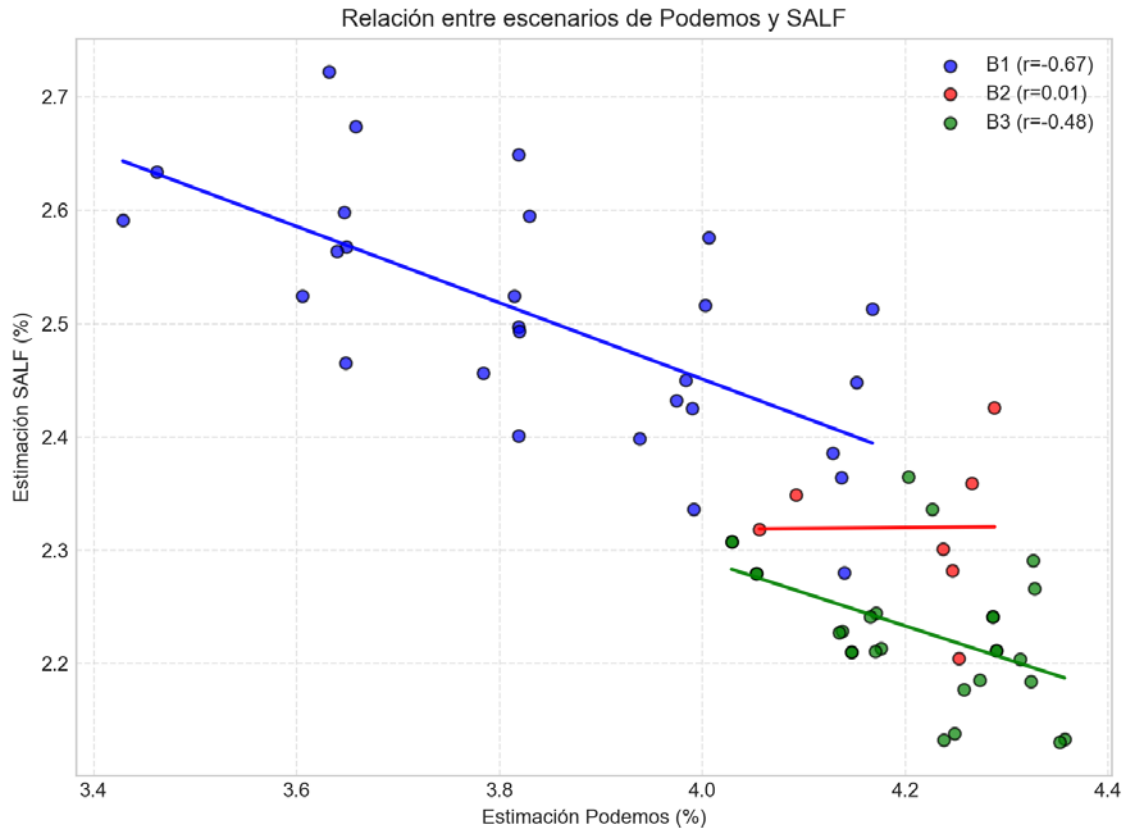


Figura 78. Relación entre los escenarios de estimación de voto de Podemos y SALF a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre Podemos y SALF son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = -0.669$ (relación notable).
- Bloque 2 (presente): $r = 0.010$ (relación prácticamente nula).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = -0.479$ (relación moderada).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

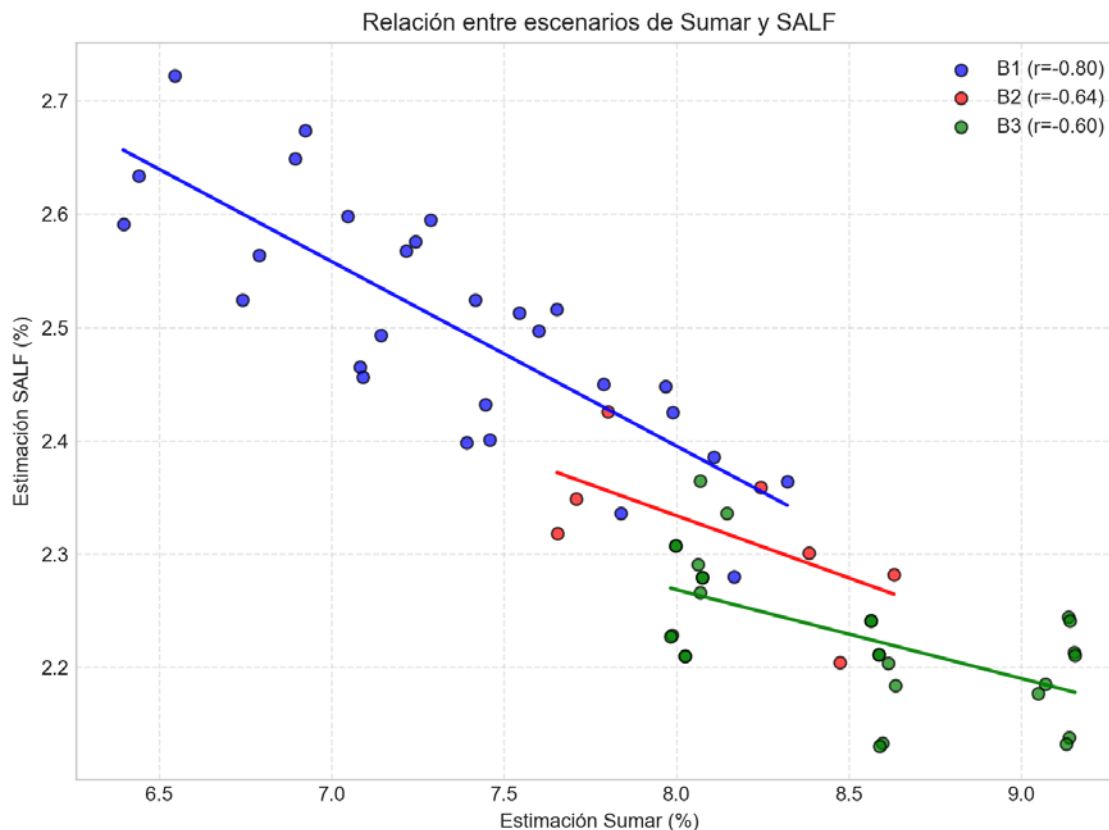


Figura 79. Relación entre los escenarios de estimación de voto de Sumar y SALF a lo largo de los tres bloques temporales, incluyendo rectas de regresión por bloque.

Las correlaciones por bloques entre Sumar y SALF son:

- Bloque 1 (inercia pasada): $r = -0.798$ (relación muy intensa).
- Bloque 2 (presente): $r = -0.635$ (relación notable).
- Bloque 3 (proyección futura): $r = -0.596$ (relación notable).

Las rectas de regresión por bloque permiten visualizar el sentido y la intensidad de la relación, así como posibles cambios en el patrón de asociación entre etapas. Una pendiente positiva indica que los incrementos en las estimaciones de un partido se asocian con incrementos en el otro, mientras que las pendientes negativas apuntan a dinámicas de compensación o sustitución.

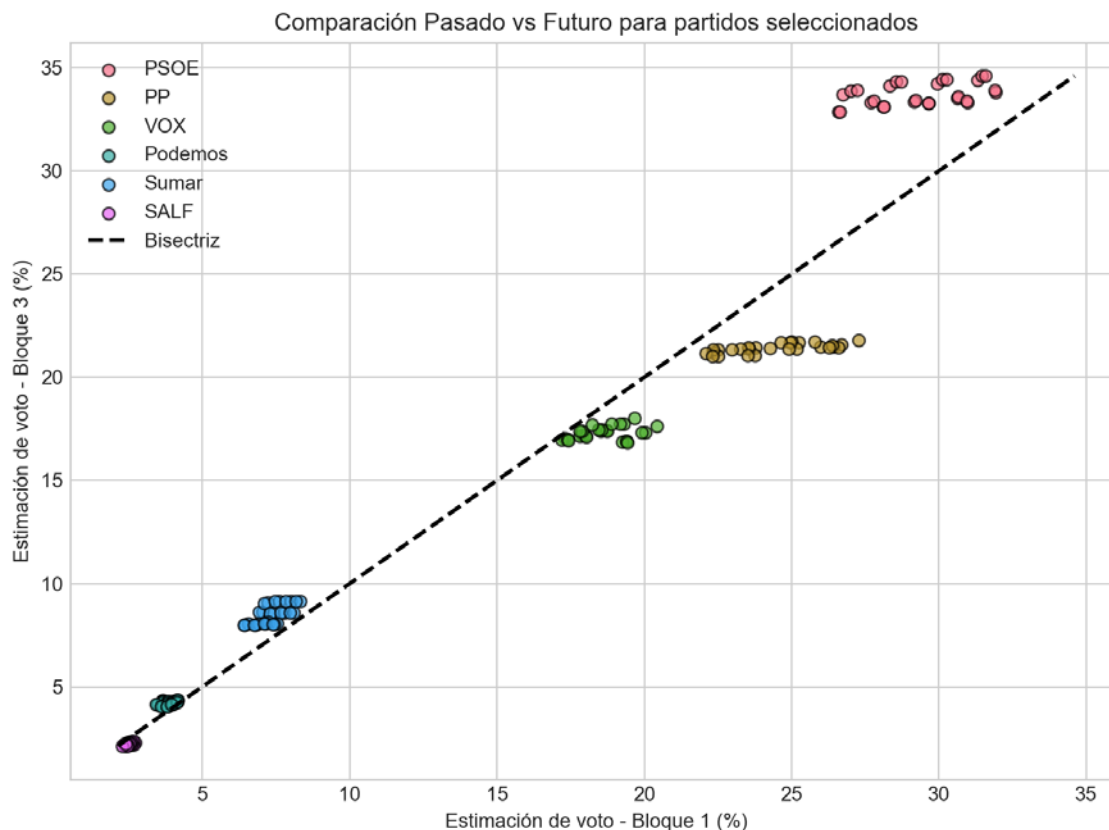


Figura 80. Comparación entre el primer bloque (pasado) y el tercero (futuro) para los partidos analizados, utilizando todos los escenarios de estimación disponibles.

La posición relativa de cada partido respecto a la bisectriz indica hasta qué punto las estimaciones futuras se alejan de la inercia heredada del pasado. Los escenarios de los partidos situados por encima de la diagonal muestran una situación de mejora relativa, mientras que aquellos por debajo sugieren un deterioro potencial respecto a su punto de partida. Los escenarios ubicados sobre la bisectriz indican una situación de apoyo electoral en equilibrio estático entre la inercia pasada y sus expectativas futuras.

3. Dinámica secuencial, inercia estructural e incertidumbre

En este apartado se analiza la dinámica secuencial de las estimaciones de voto para cada partido. Se descompone la secuencia dinámica en sus componentes principales, se ajusta un modelo de tendencia lineal y se examina la estructura del error residual. El objetivo es distinguir qué parte de la evolución responde a inercia acumulada y cuál se asocia a procesos más volátiles o difícilmente predecibles.

3.1 Análisis temporal de PSOE

La serie de estimaciones para PSOE se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

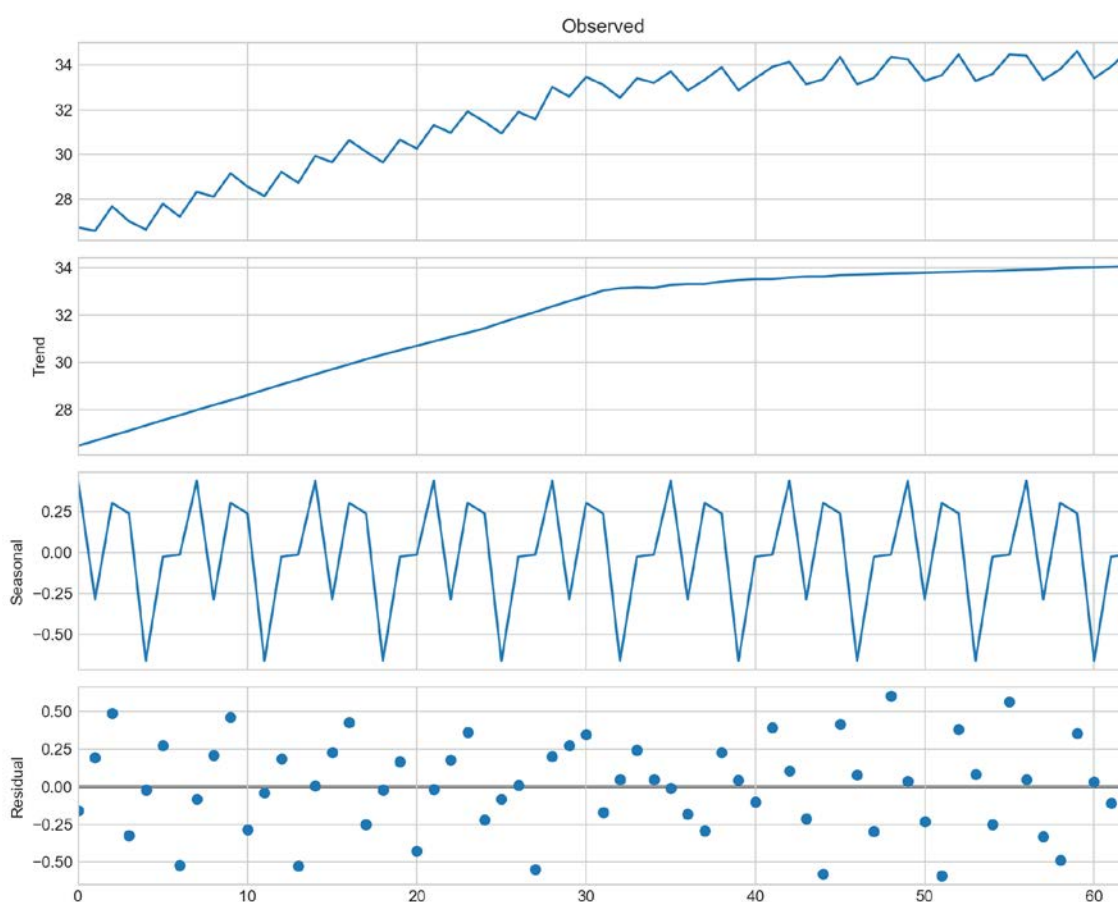


Figura 81. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para PSOE (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de PSOE (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.594, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 0.64, indicando posibles estructuras de autocorrelación

que reflejan ciclos o patrones no capturados íntegramente por la tendencia lineal. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.513$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.539, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

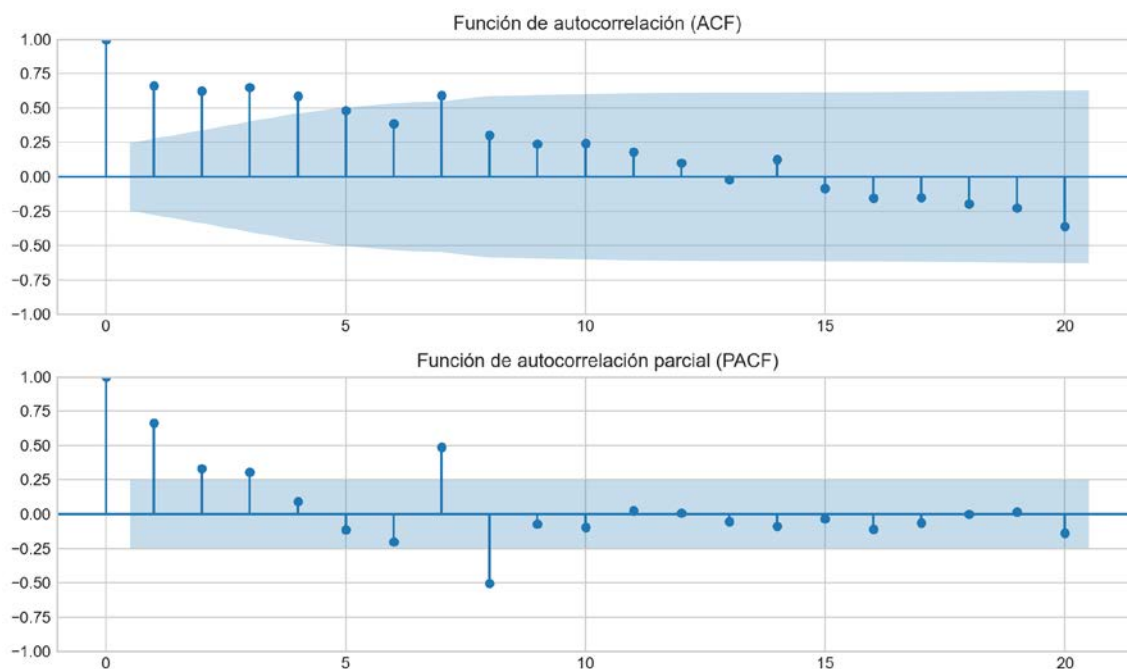


Figura 82. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para PSOE (ACF y PACF).

3.2 Análisis temporal de PP

La serie de estimaciones para PP se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

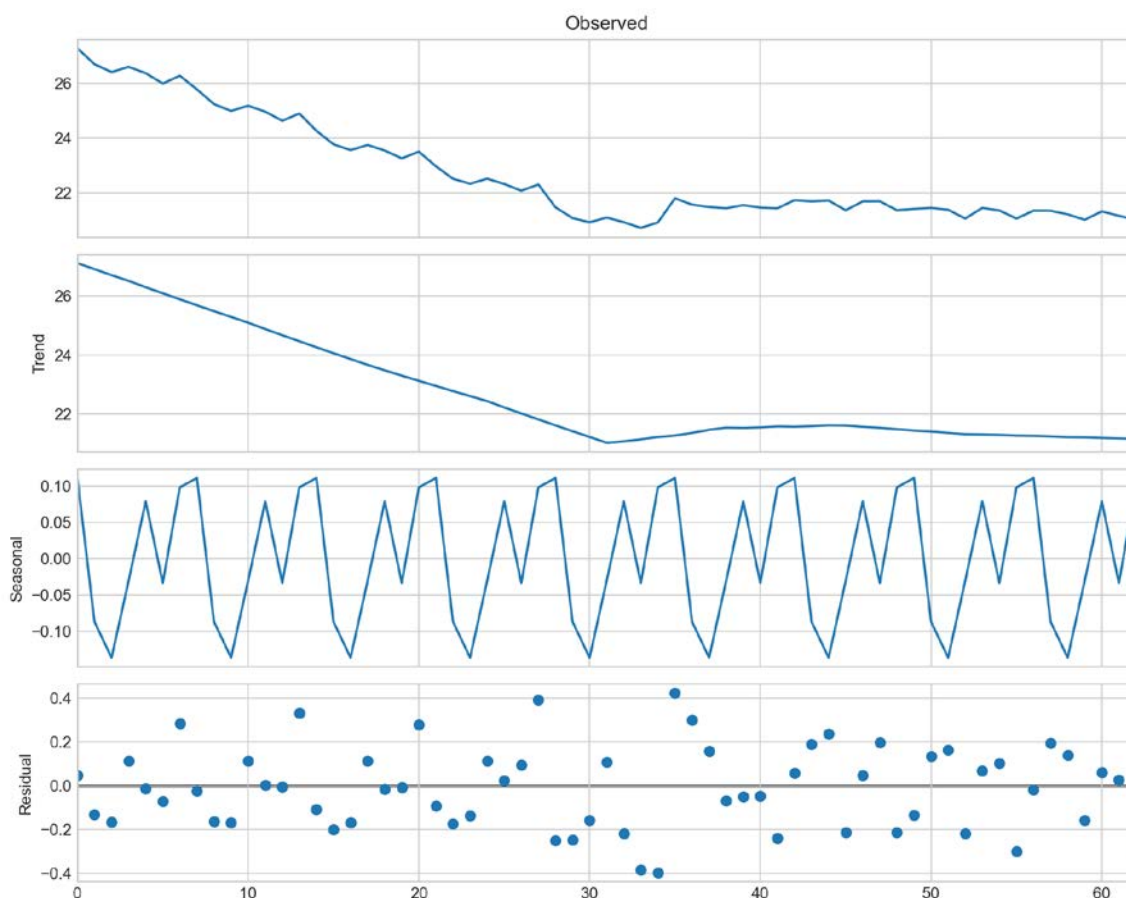


Figura 83. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para PP (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de PP (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.533, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 0.11, indicando posibles estructuras de autocorrelación que reflejan ciclos o patrones no capturados íntegramente por la tendencia lineal. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.123$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.173, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

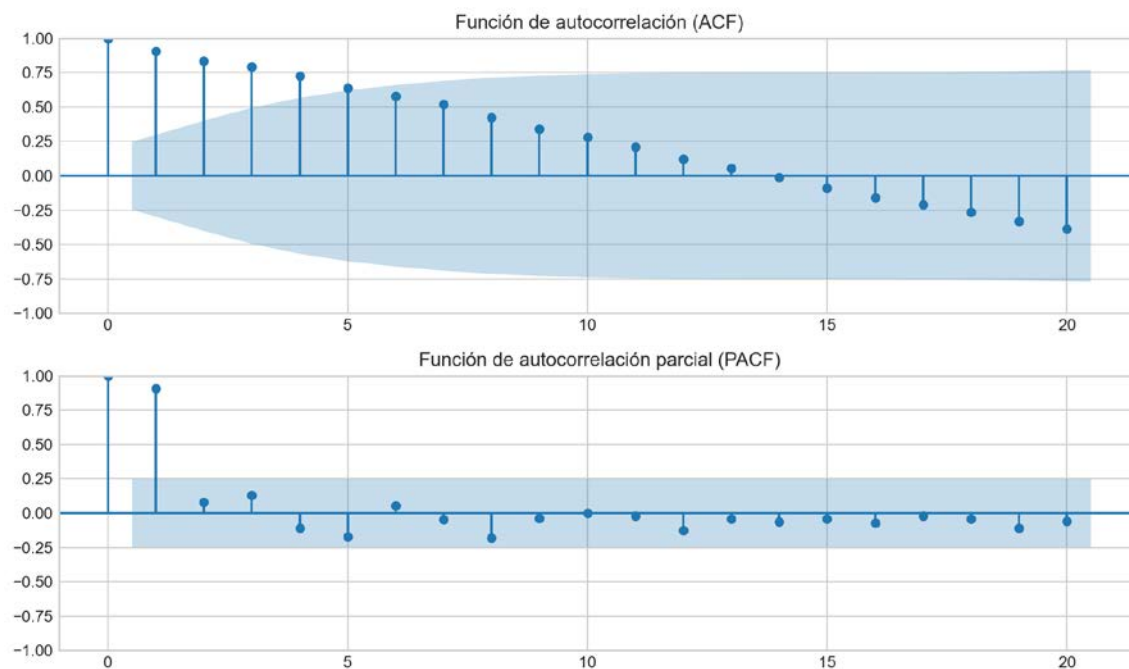


Figura 84. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para PP (ACF y PACF).

3.3 Análisis temporal de VOX

La serie de estimaciones para VOX se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

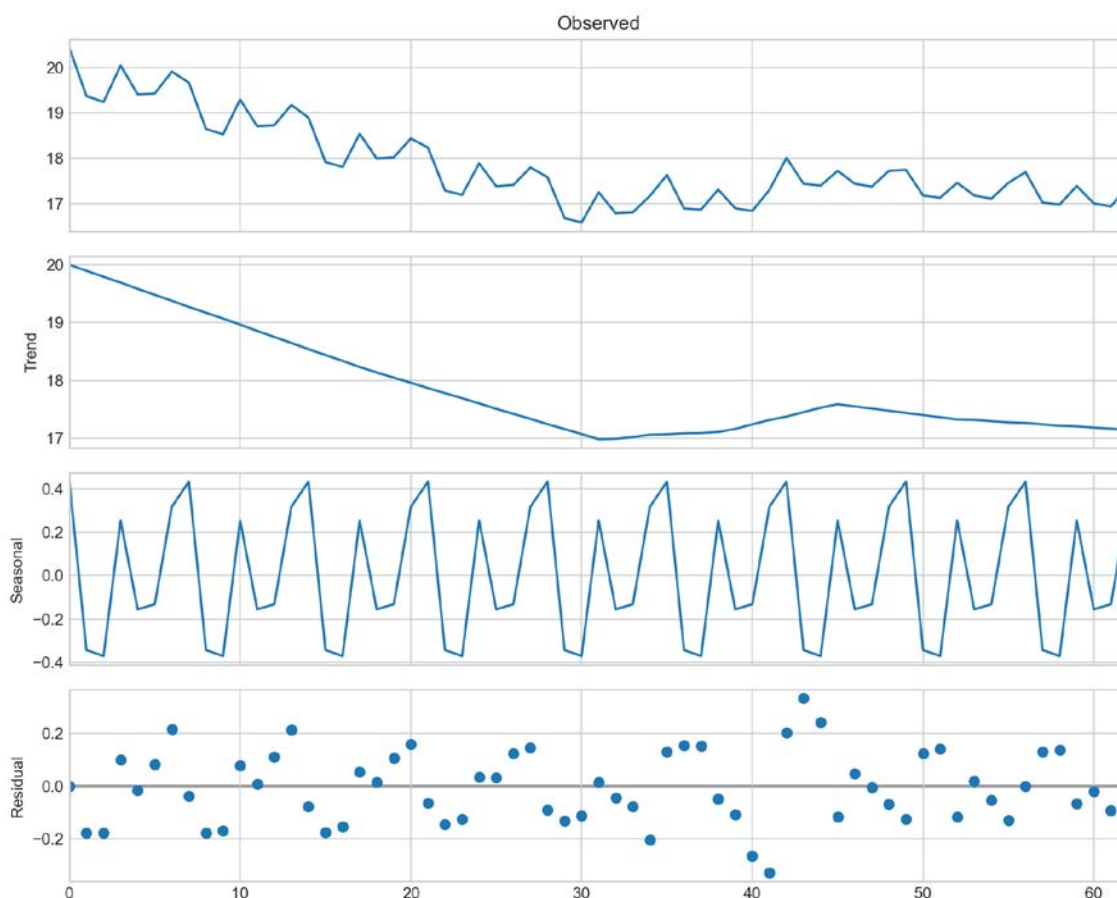


Figura 85. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para VOX (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de VOX (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.398, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 0.64, indicando posibles estructuras de autocorrelación que reflejan ciclos o patrones no capturados íntegramente por la tendencia lineal. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.527$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.076, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

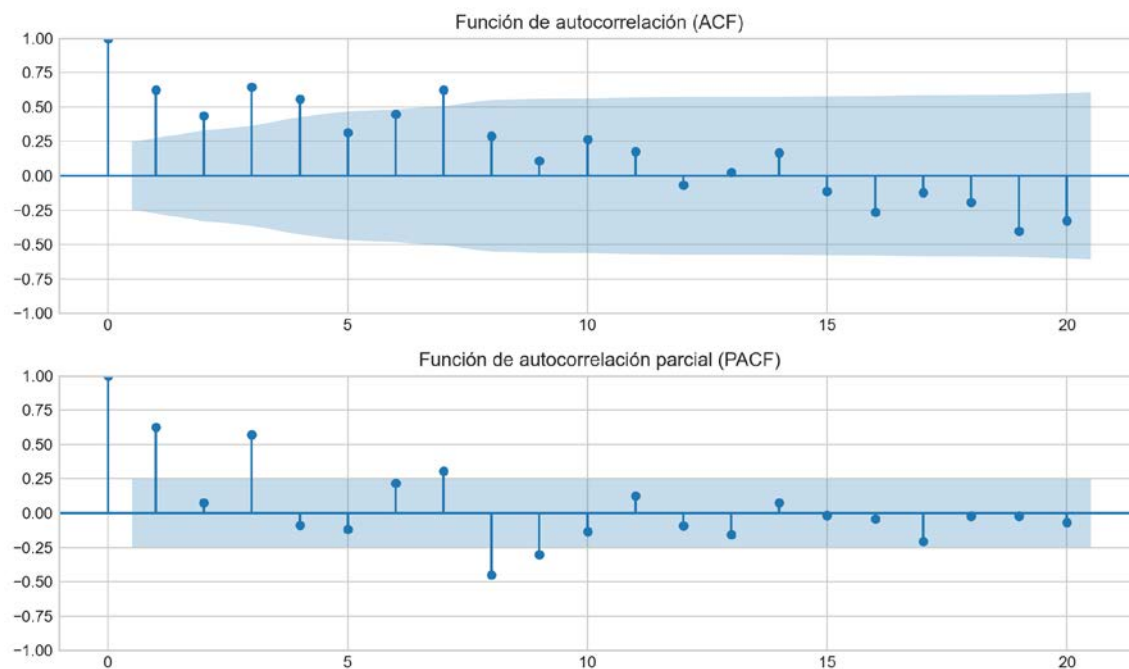


Figura 86. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para VOX (ACF y PACF).

3.4 Análisis temporal de Podemos

La serie de estimaciones para Podemos se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

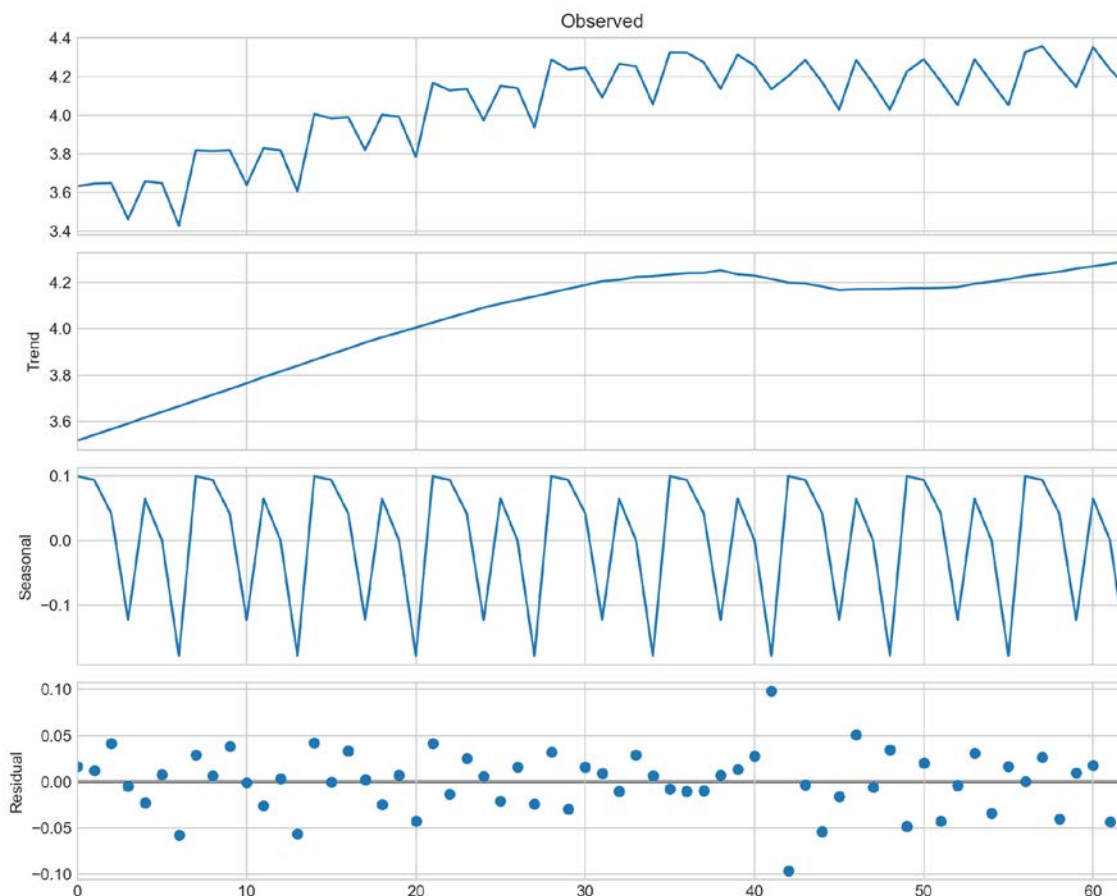


Figura 87. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para Podemos (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de Podemos (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.064, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 1.26, indicando posibles estructuras de autocorrelación que reflejan ciclos o patrones no capturados íntegramente por la tendencia lineal. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.373$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.368, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

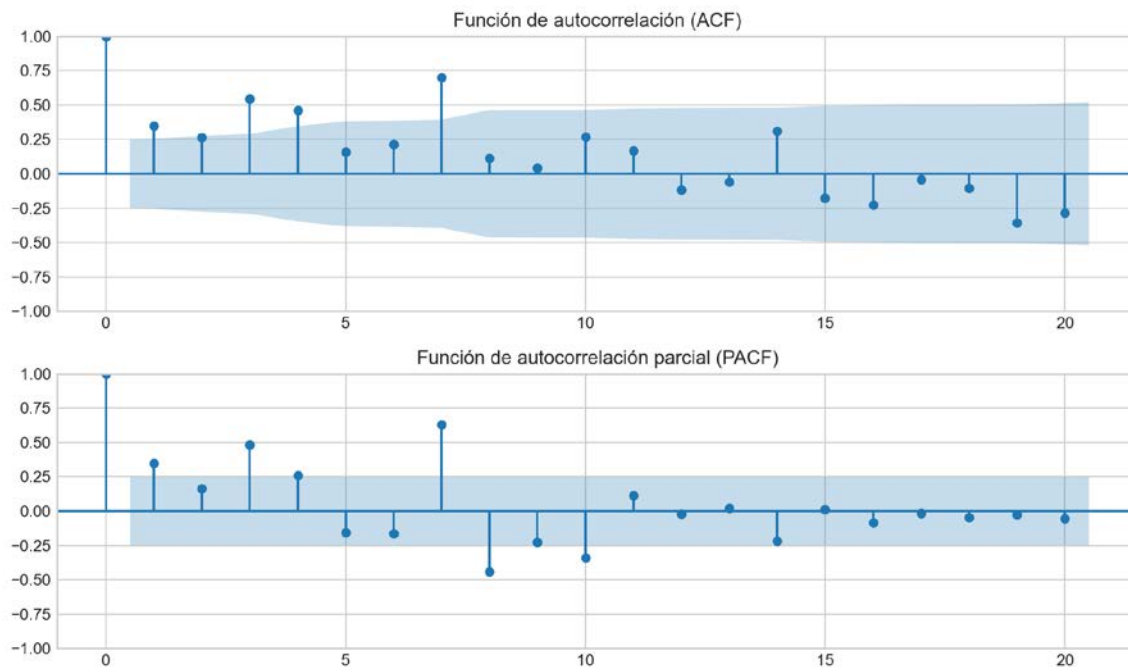


Figura 88. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para Podemos (ACF y PACF).

3.5 Análisis temporal de Sumar

La serie de estimaciones para Sumar se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

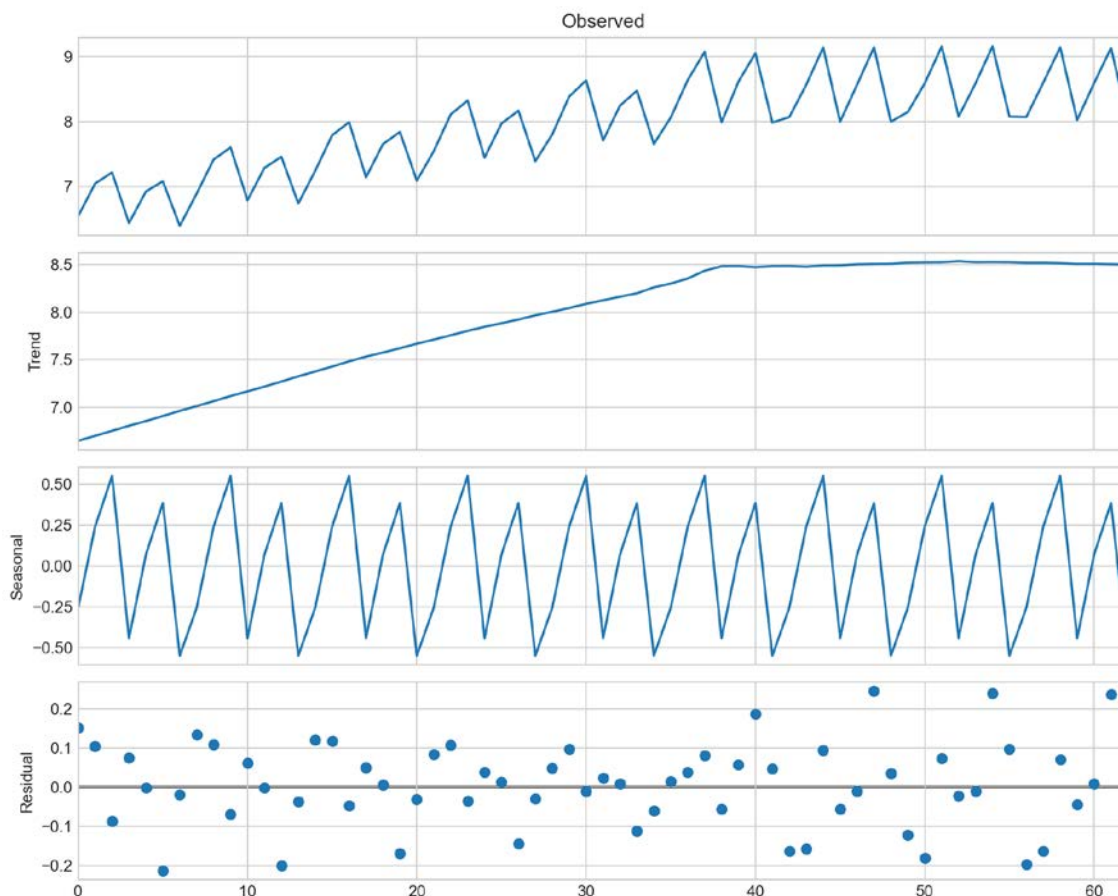


Figura 89. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para Sumar (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de Sumar (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.846, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 1.98, lo que resulta compatible con la ausencia de autocorrelación fuerte en los residuales. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.483$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.049, indicando que la varianza del error podría depender del nivel de la serie o del momento temporal, de modo que ciertos tramos acumulan más volatilidad que otros.

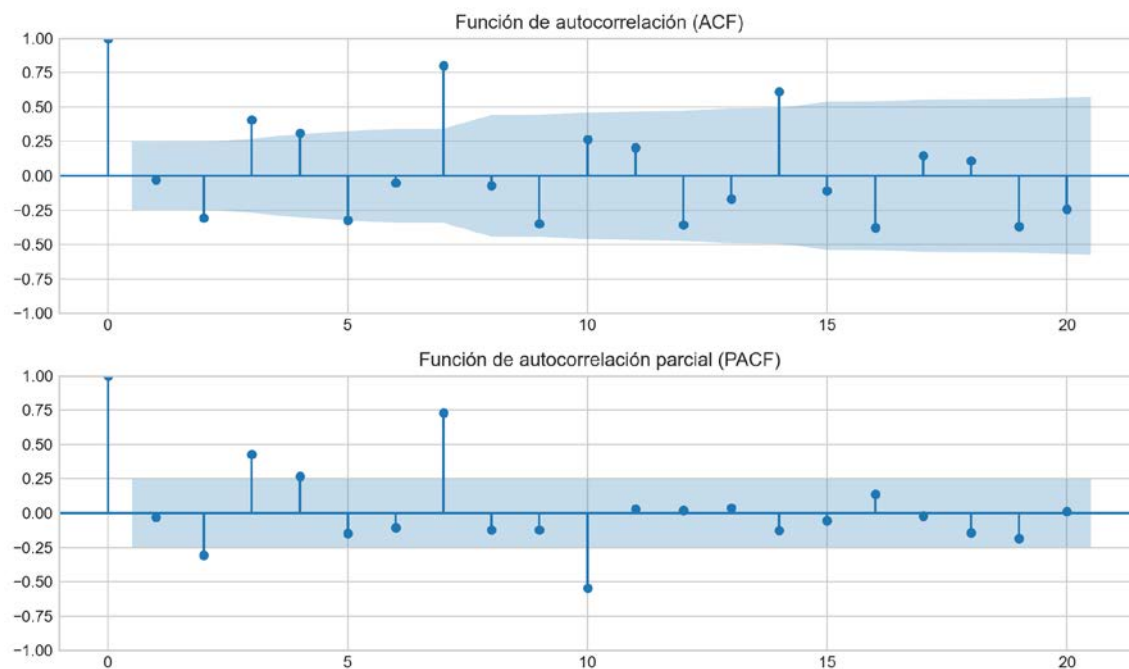


Figura 90. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para Sumar (ACF y PACF).

3.6 Análisis temporal de SALF

La serie de estimaciones para SALF se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

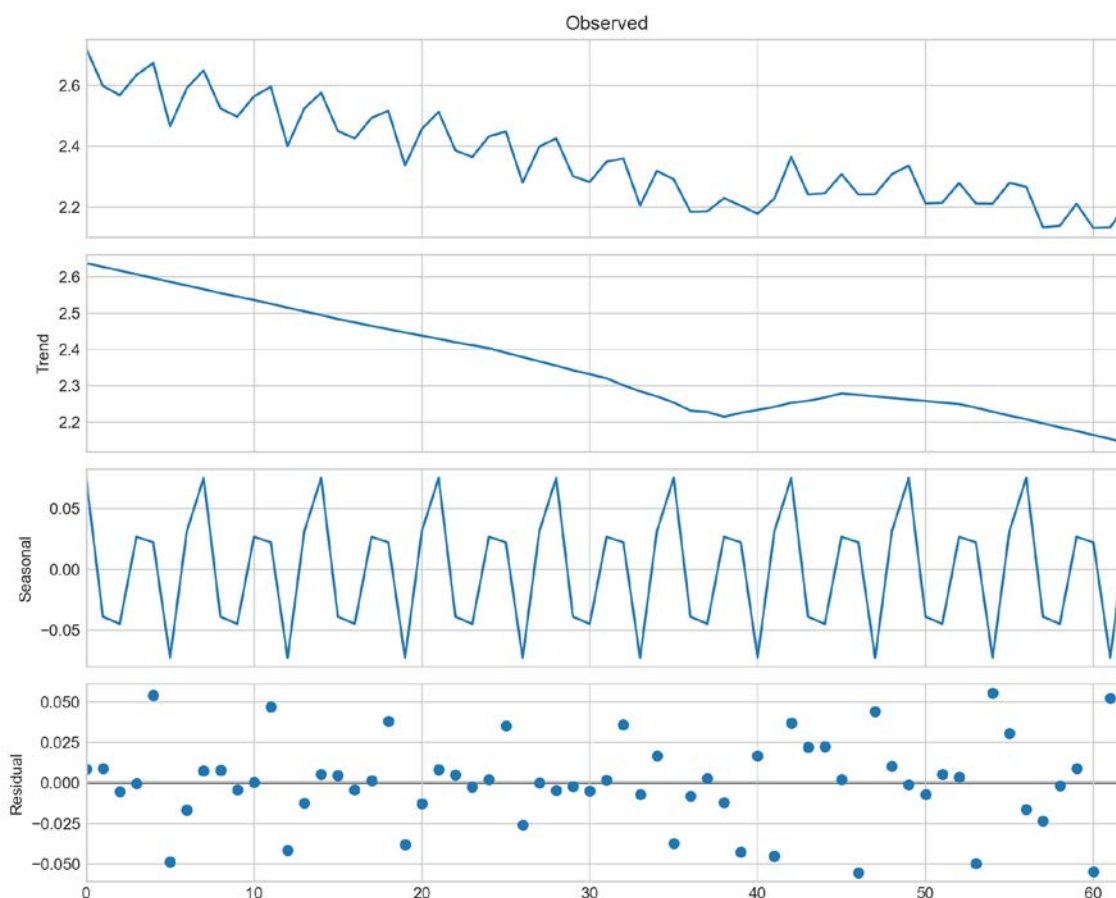


Figura 91. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para SALF (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de SALF (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.070, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 1.59, lo que resulta compatible con la ausencia de autocorrelación fuerte en los residuales. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.153$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.495, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

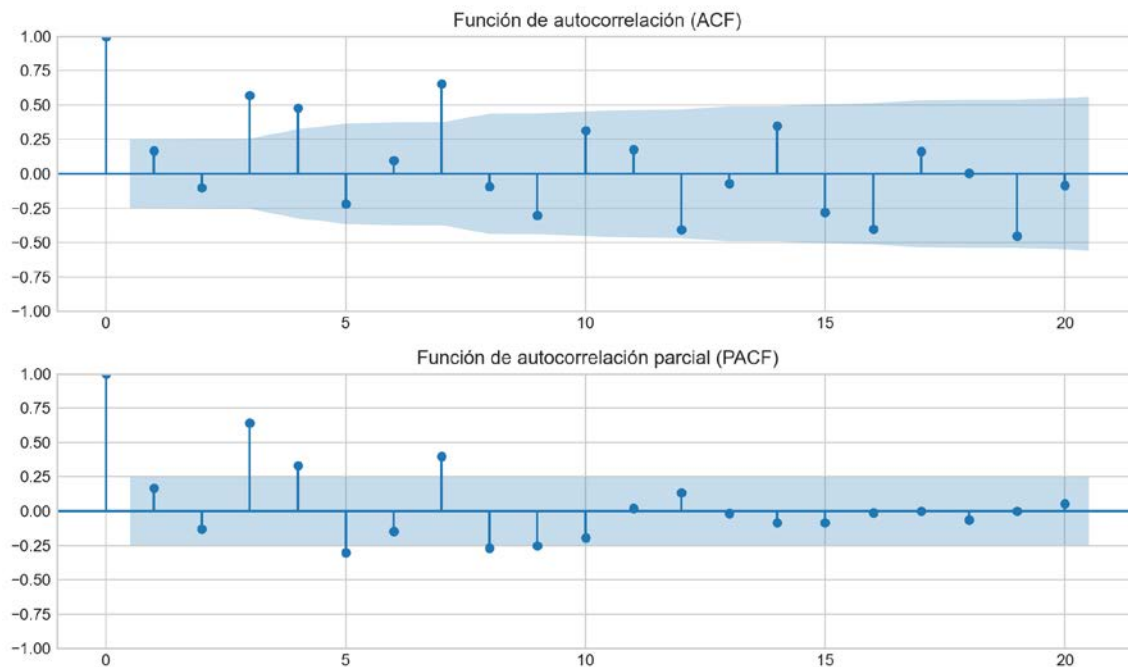


Figura 92. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para SALF (ACF y PACF).

3.7 Análisis temporal de CC

La serie de estimaciones para CC se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

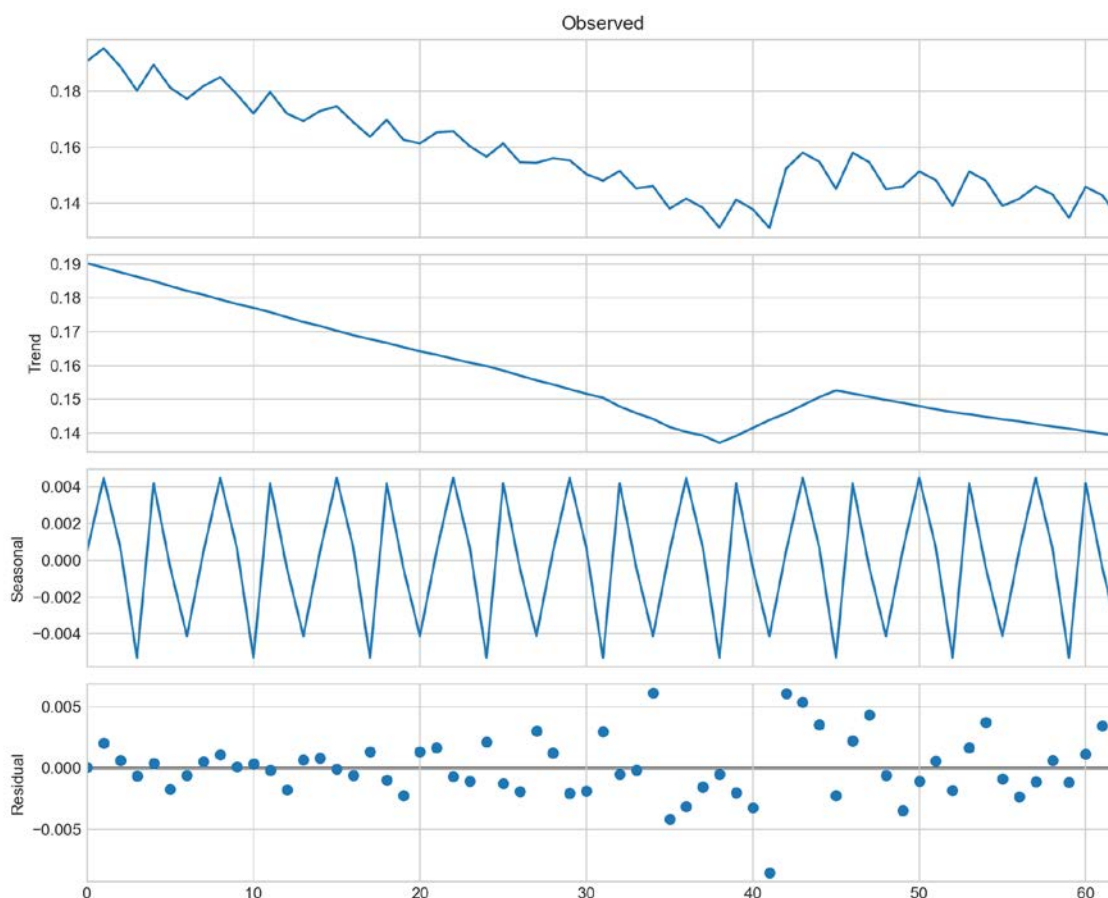


Figura 93. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para CC (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de CC (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.348, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 0.67, indicando posibles estructuras de autocorrelación que reflejan ciclos o patrones no capturados íntegramente por la tendencia lineal. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.146$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.252, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

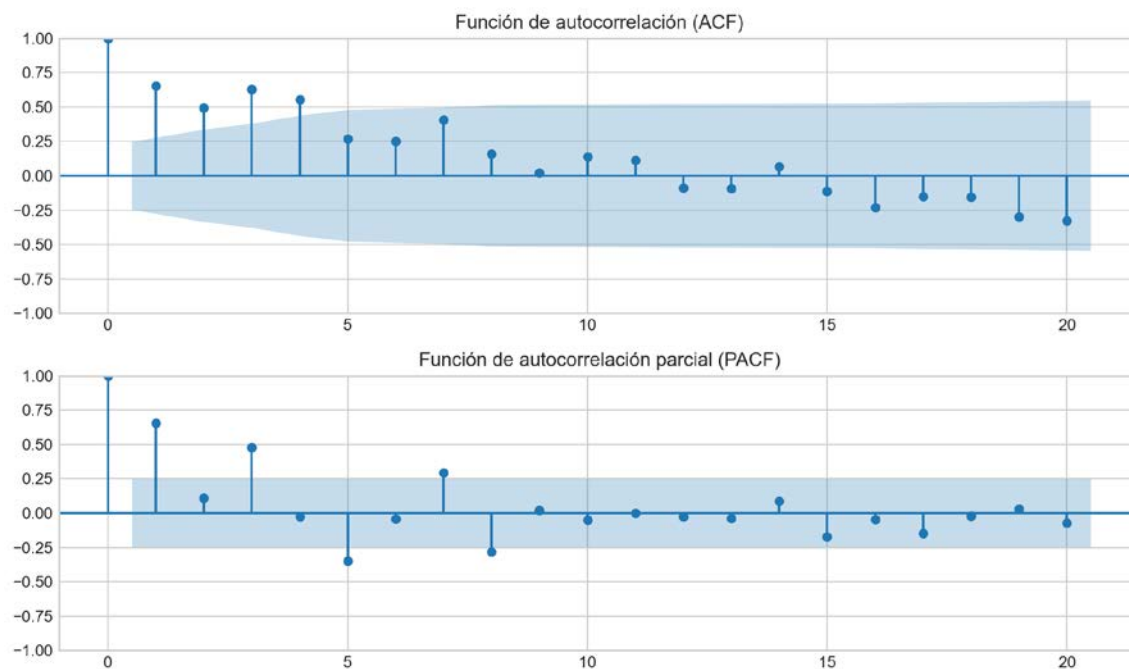


Figura 94. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para CC (ACF y PACF).

3.8 Análisis temporal de ERC

La serie de estimaciones para ERC se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

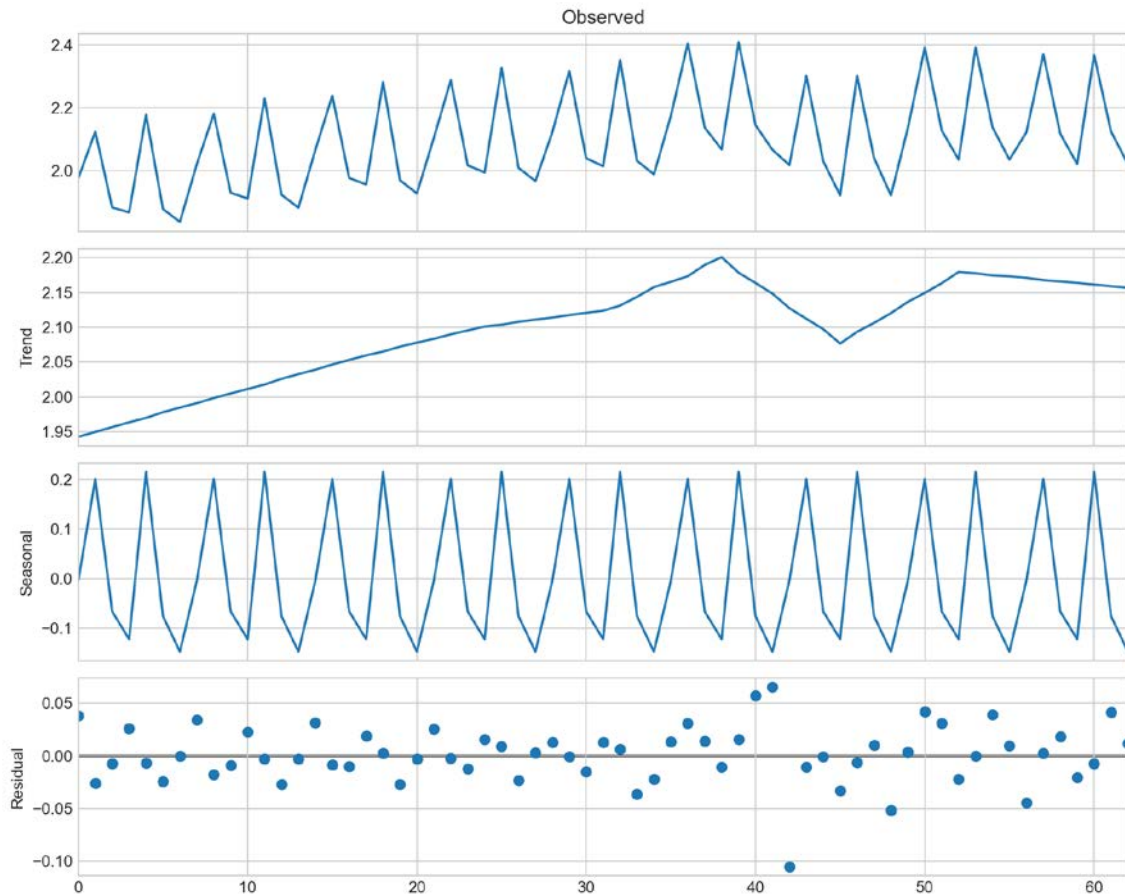


Figura 95. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para ERC (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de ERC (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.106, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 2.36, lo que resulta compatible con la ausencia de autocorrelación fuerte en los residuales. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.000$, lo que apunta a desviaciones respecto a la normalidad (colas pesadas, asimetrías o acumulación de masa), que deben tenerse en cuenta a la hora de interpretar los intervalos de confianza. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.499, lo que no proporciona

evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

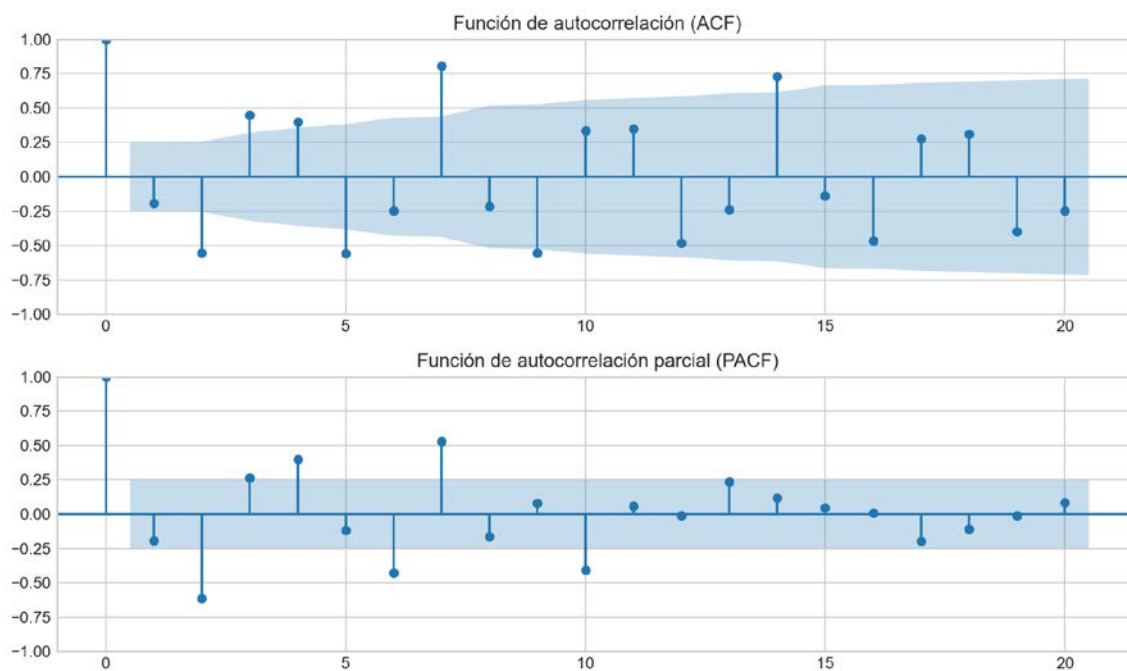


Figura 96. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para ERC (ACF y PACF).

3.9 Análisis temporal de JxCat

La serie de estimaciones para JxCat se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

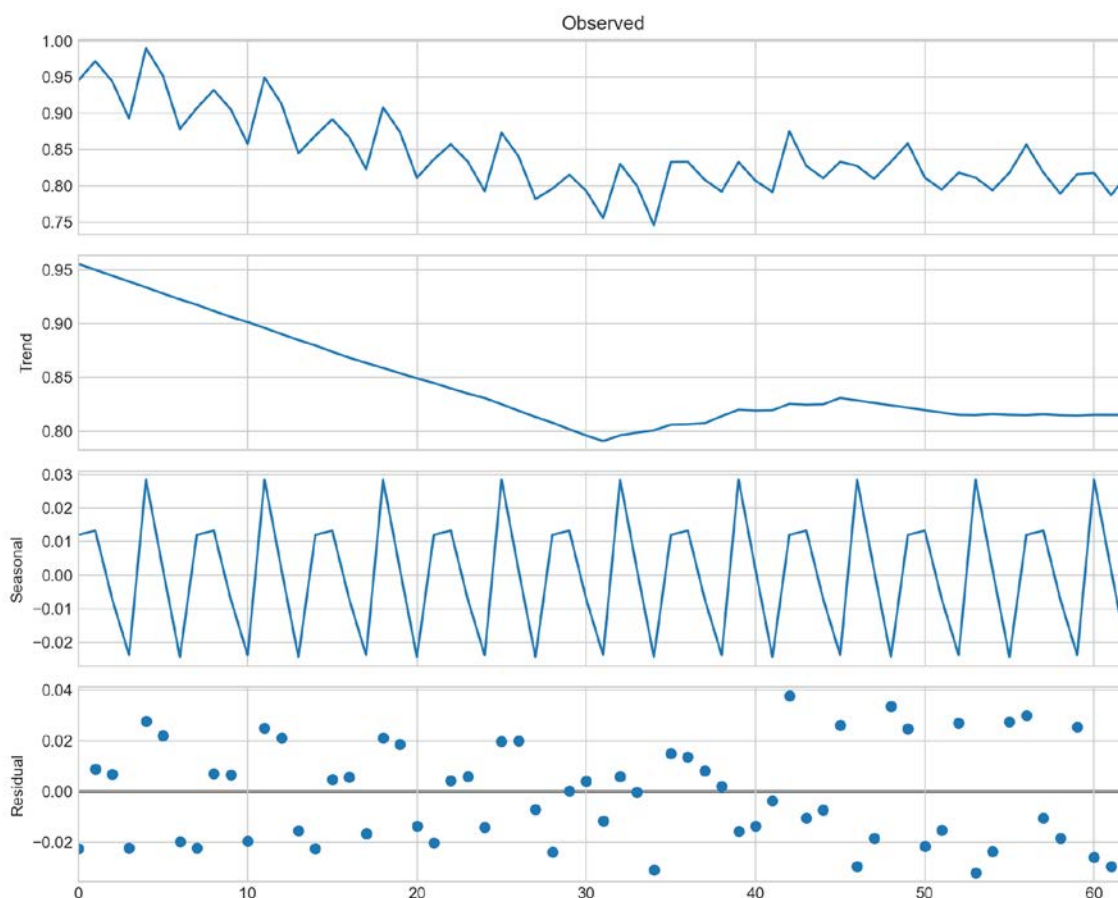


Figura 97. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para JxCat (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de JxCat (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.319, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 1.25, indicando posibles estructuras de autocorrelación que reflejan ciclos o patrones no capturados íntegramente por la tendencia lineal. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.953$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.080, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

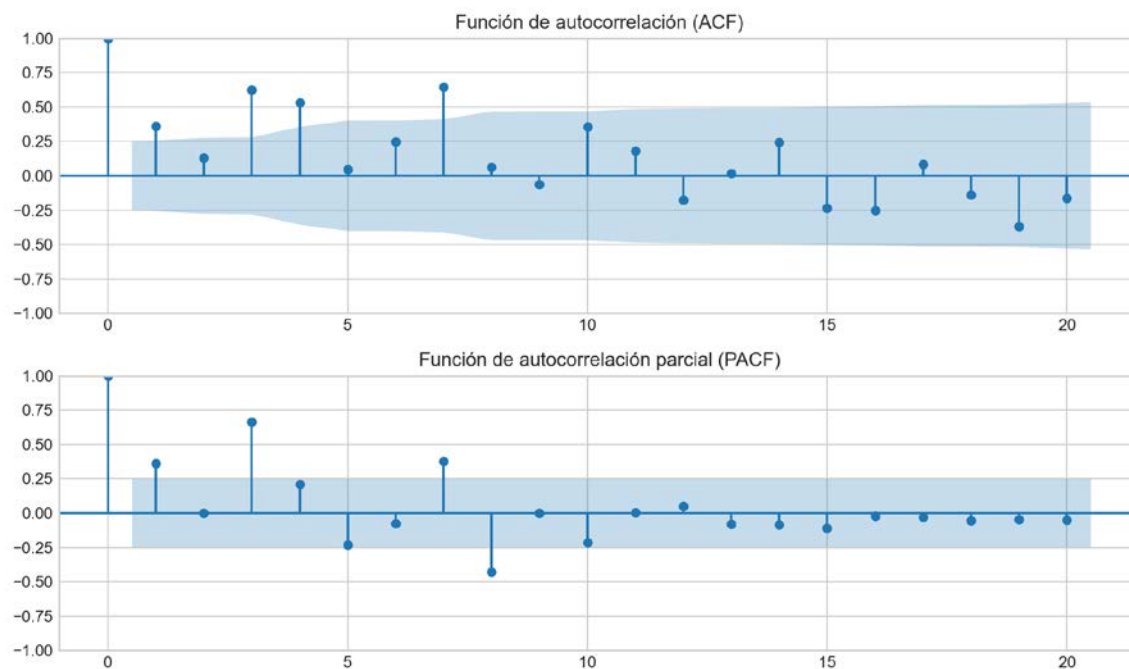


Figura 98. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para JxCat (ACF y PACF).

3.10 Análisis temporal de Alianza_Catalana

La serie de estimaciones para Alianza_Catalana se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

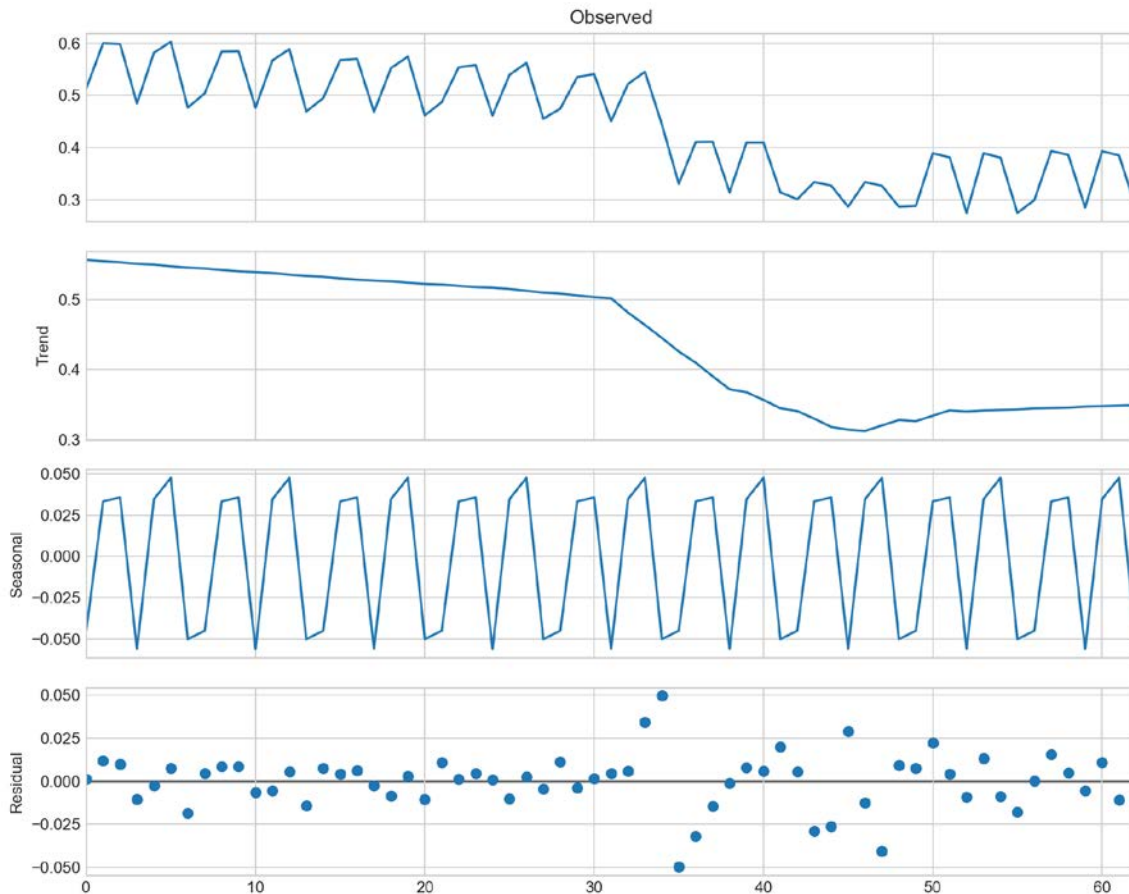


Figura 99. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para Alianza_Catalana (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de Alianza_Catalana (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.069, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 1.49, indicando posibles estructuras de autocorrelación que reflejan ciclos o patrones no capturados íntegramente por la tendencia lineal. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.018$, lo que apunta a desviaciones respecto a la normalidad (colas pesadas, asimetrías o acumulación de masa), que deben tenerse en cuenta a la hora de interpretar los intervalos de confianza. Finalmente, la prueba de Breusch–

Pagan presenta un p-valor cercano a 0.425, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

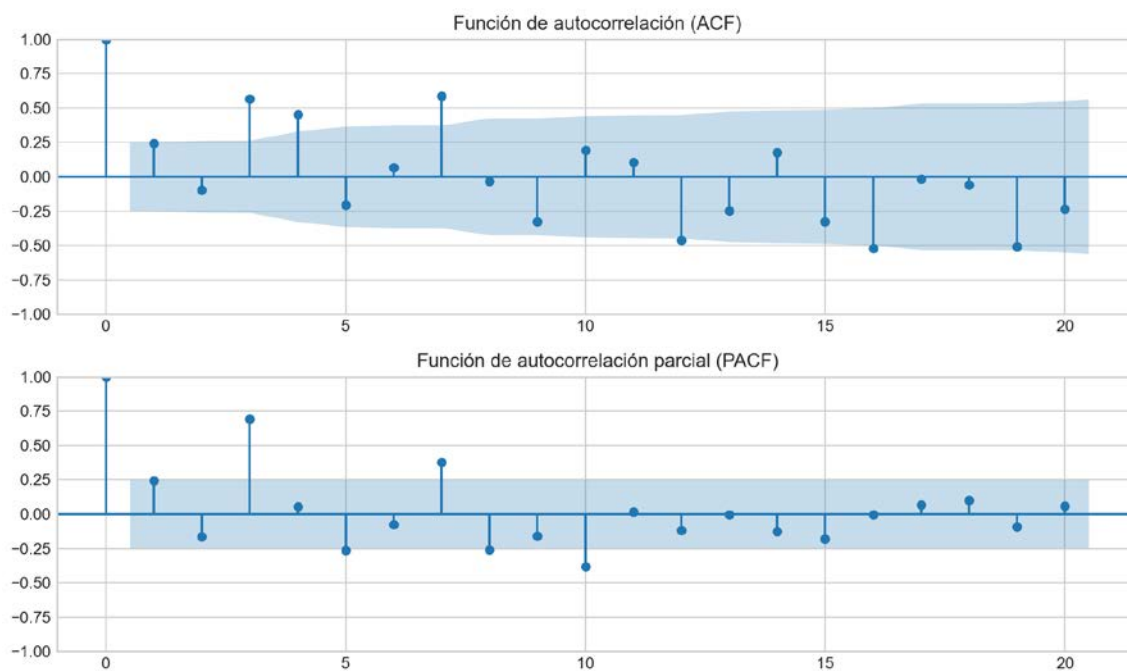


Figura 100. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para Alianza_Catalana (ACF y PACF).

3.11 Análisis temporal de BNG

La serie de estimaciones para BNG se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

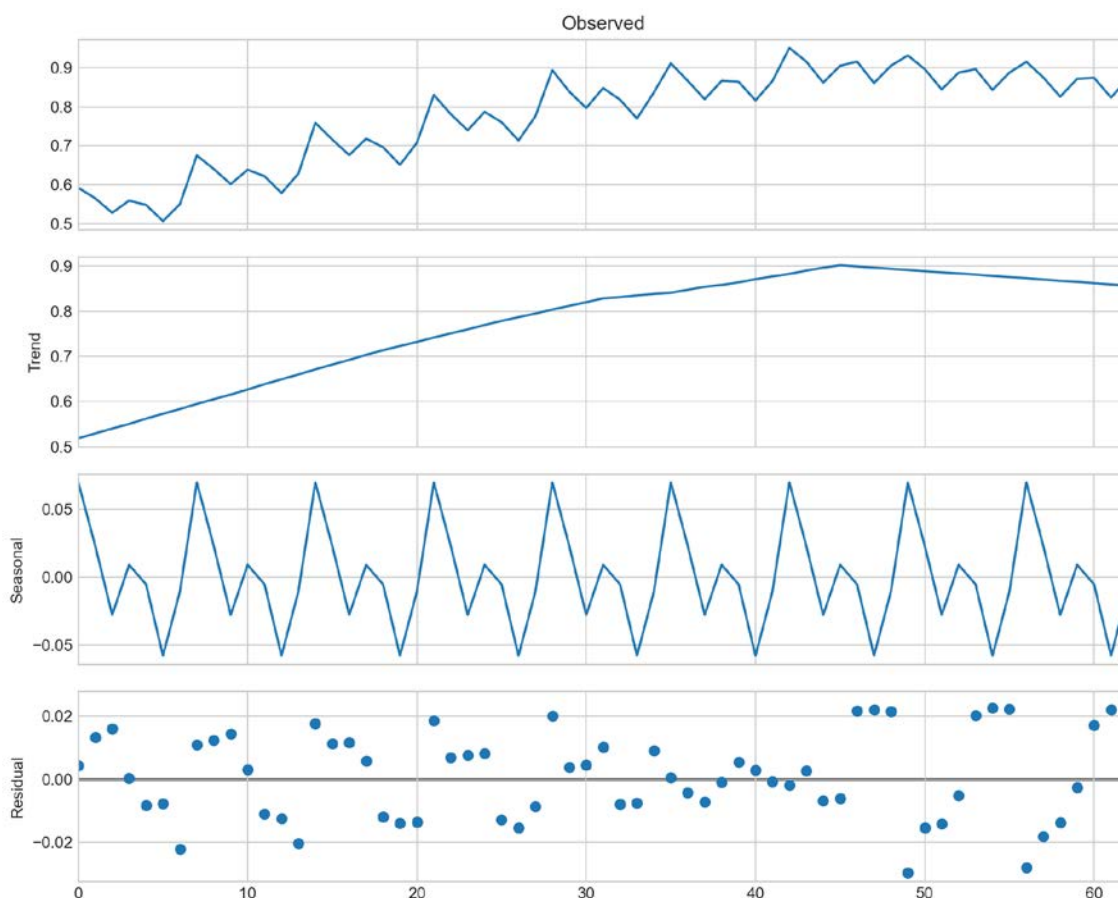


Figura 101. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para BNG (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de BNG (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.812, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 0.79, indicando posibles estructuras de autocorrelación que reflejan ciclos o patrones no capturados íntegramente por la tendencia lineal. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.878$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.607, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

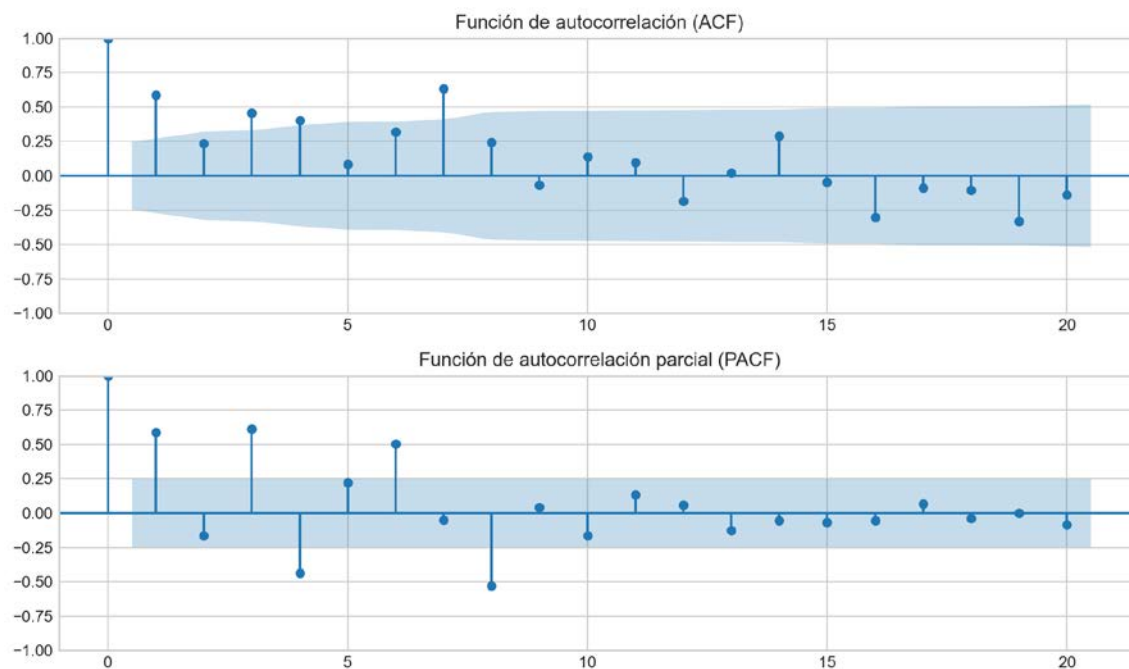


Figura 102. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para BNG (ACF y PACF).

3.12 Análisis temporal de UPN

La serie de estimaciones para UPN se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

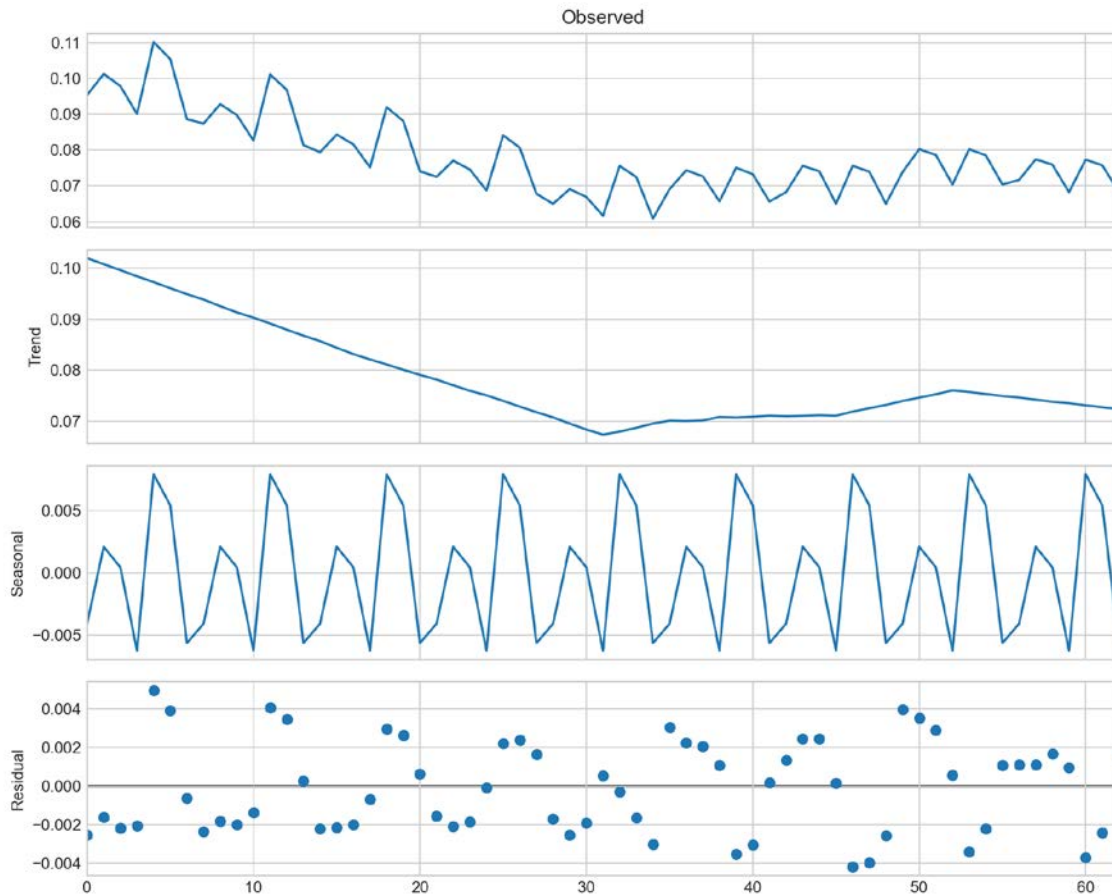


Figura 103. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para UPN (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de UPN (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.485, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 0.97, indicando posibles estructuras de autocorrelación que reflejan ciclos o patrones no capturados íntegramente por la tendencia lineal. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.778$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.134, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

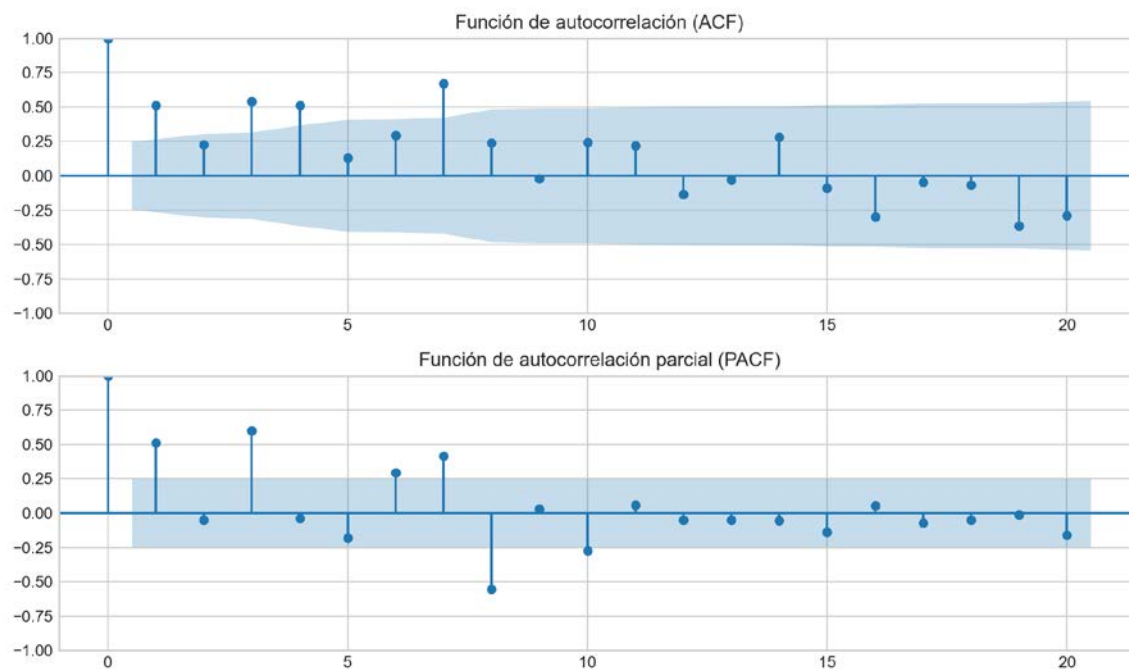


Figura 104. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para UPN (ACF y PACF).

3.13 Análisis temporal de EAJ-PNV

La serie de estimaciones para EAJ-PNV se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

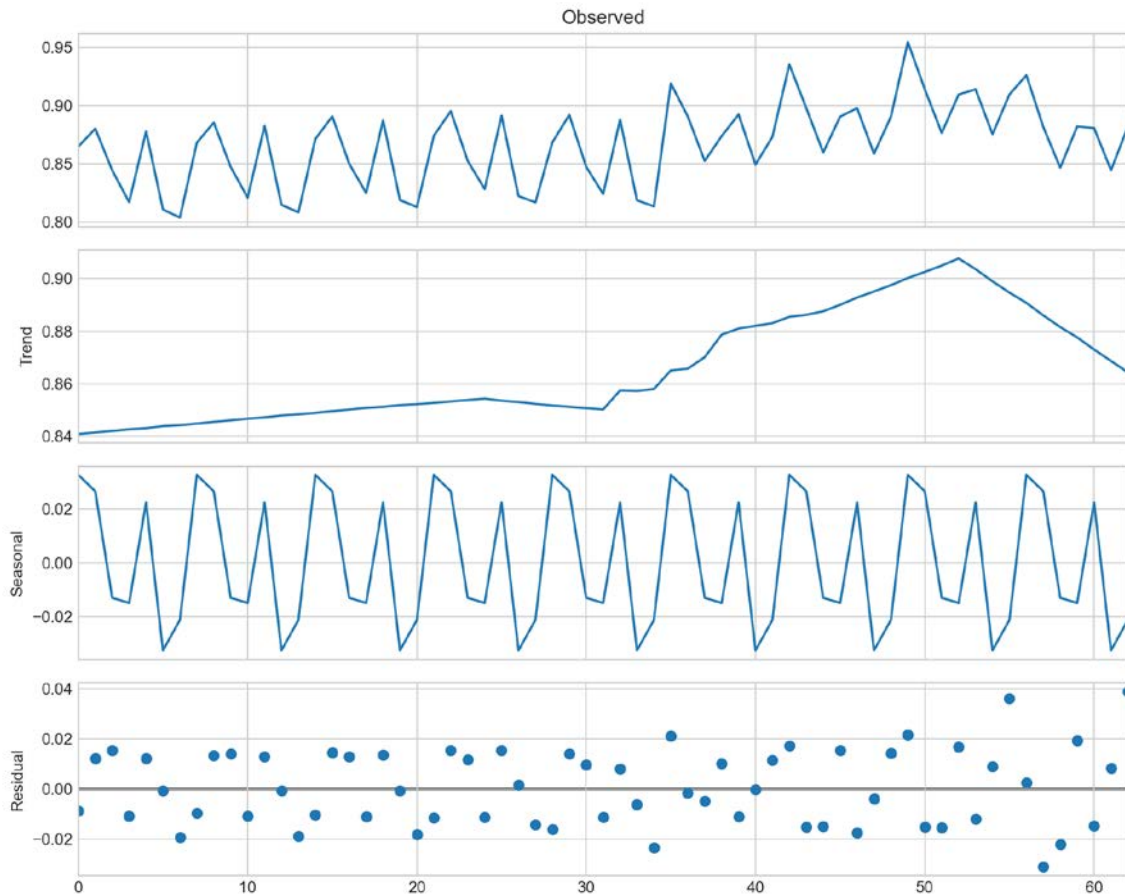


Figura 105. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para EAJ-PNV (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de EAJ-PNV (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba de Dickey–Fuller aumentada (ADF) sugiere estacionariedad en los residuales ($p \approx 0.022$), lo que es consistente con la hipótesis de que el componente no explicado por la inercia se comporta como un ruido sin tendencia sistemática. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 1.91, lo que resulta compatible con la ausencia de autocorrelación fuerte en los residuales. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.066$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.760, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

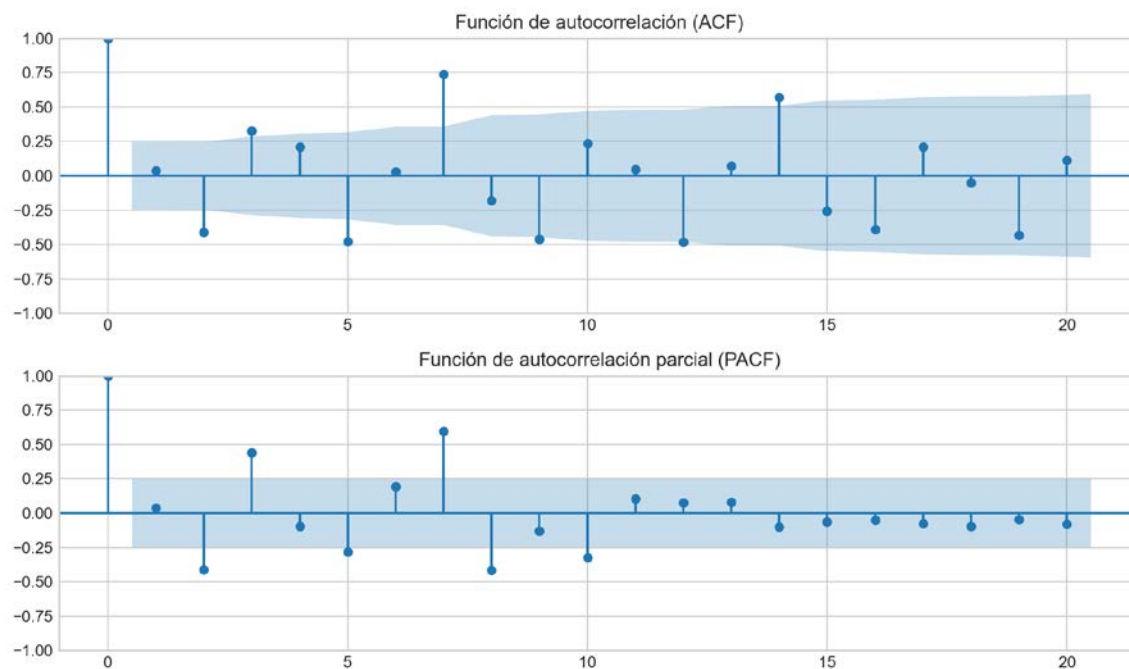


Figura 106. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para EAJ-PNV (ACF y PACF).

3.14 Análisis temporal de EH_Bildu

La serie de estimaciones para EH_Bildu se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

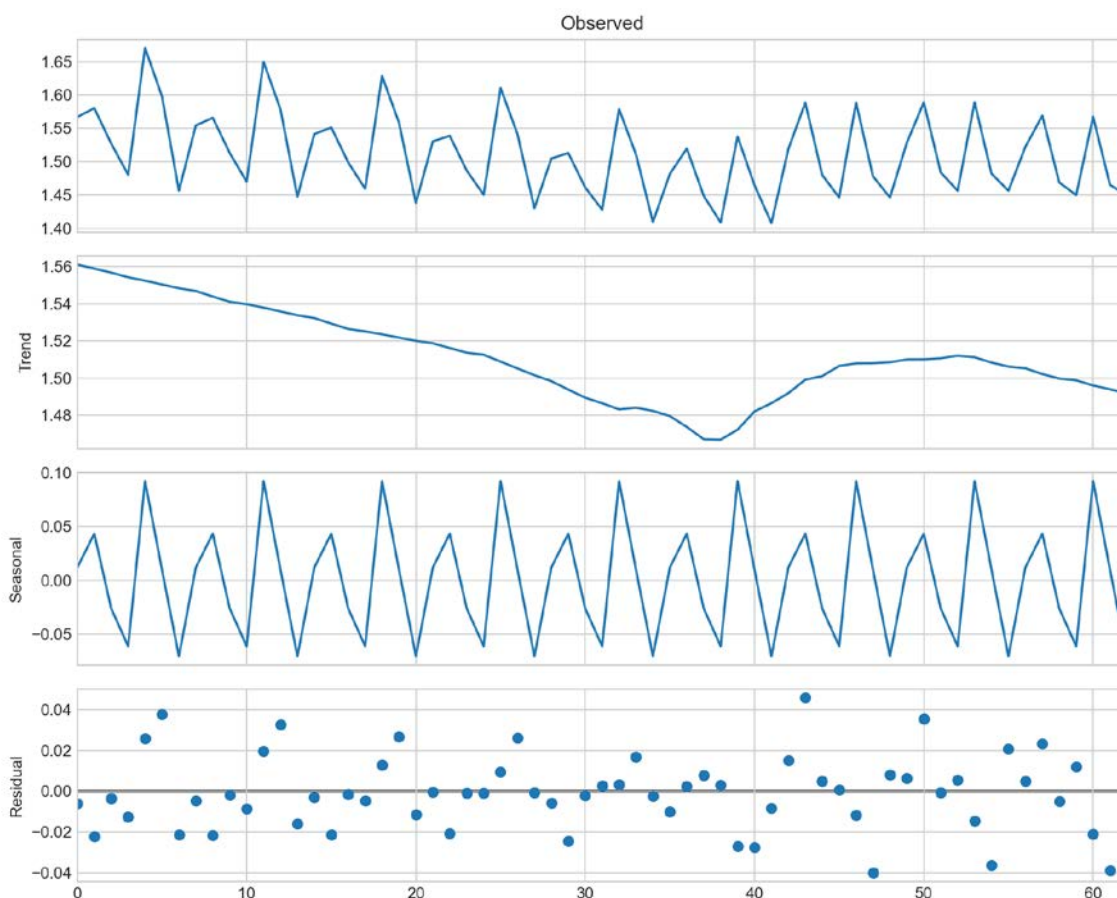


Figura 107. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para EH_Bildu (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de EH_Bildu (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.359, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 2.23, lo que resulta compatible con la ausencia de autocorrelación fuerte en los residuales. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.096$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.486, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

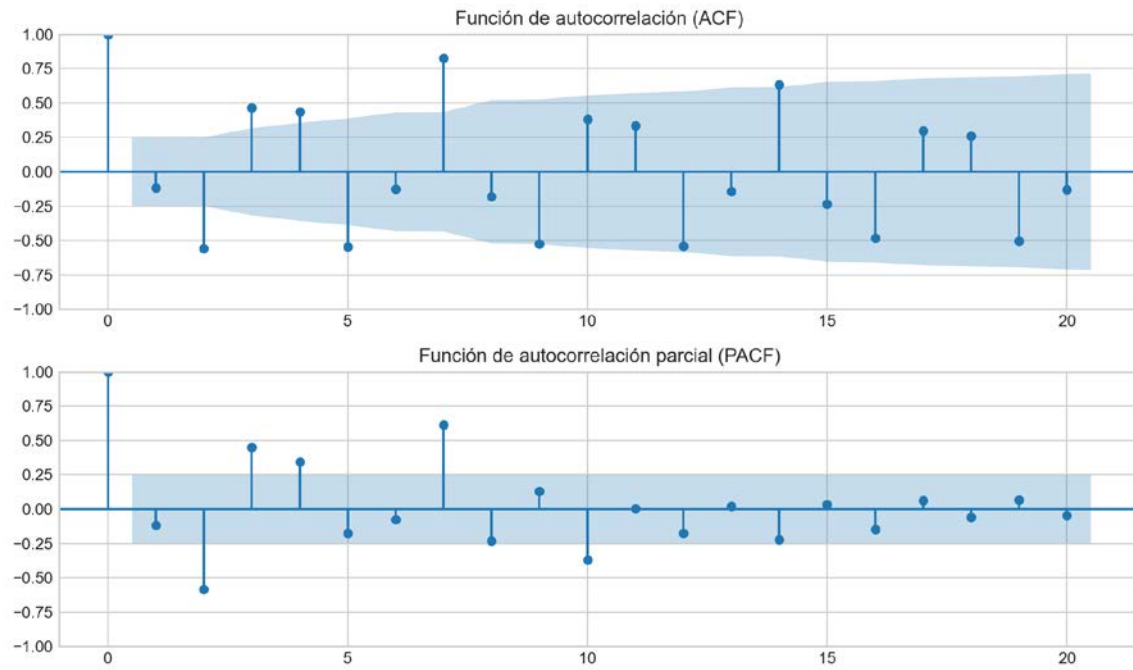


Figura 108. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para EH_Bildu (ACF y PACF).

3.15 Análisis temporal de Otros

La serie de estimaciones para Otros se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

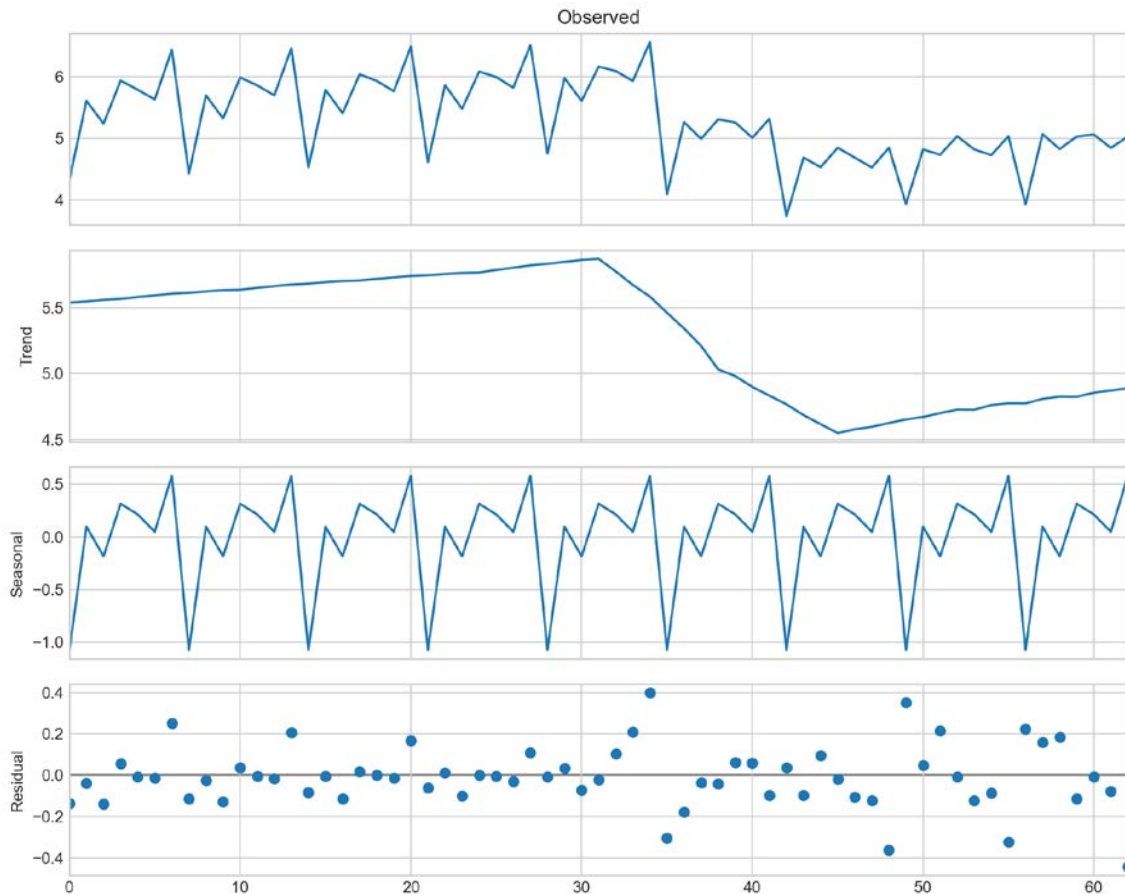


Figura 109. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para Otros (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de Otros (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.079, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 1.94, lo que resulta compatible con la ausencia de autocorrelación fuerte en los residuales. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.148$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.117, lo que no proporciona evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

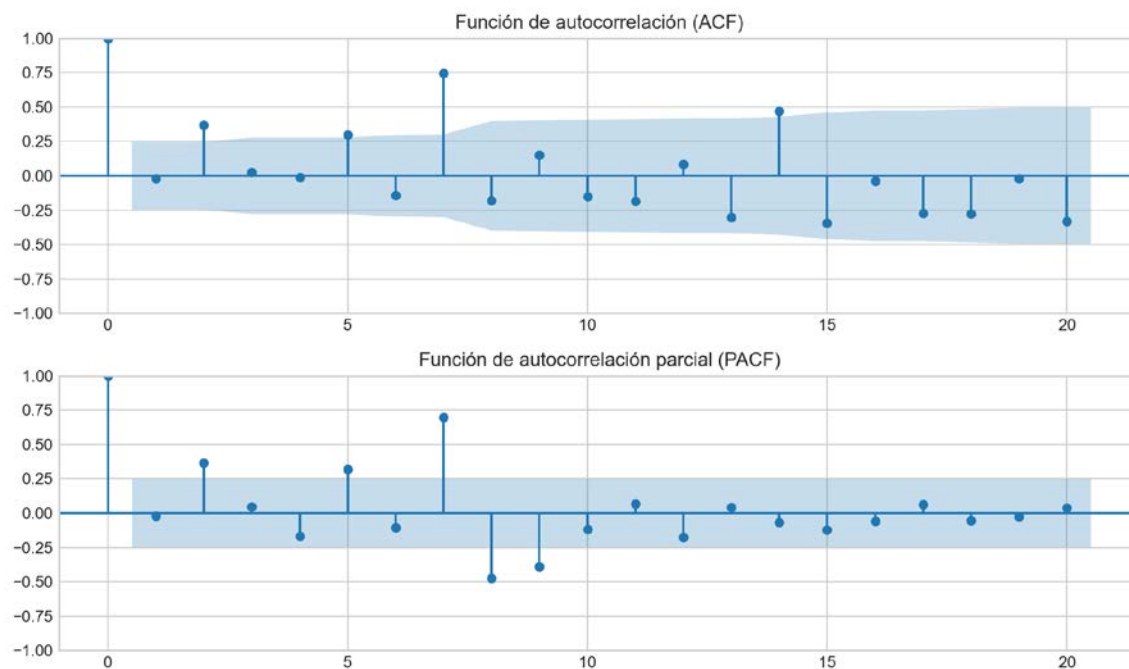


Figura 110. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para Otros (ACF y PACF).

3.16 Análisis temporal de En_blanco

La serie de estimaciones para En_blanco se examina a partir de su descomposición secuencial y del ajuste de una tendencia lineal, que actúa como aproximación a la inercia de fondo. El componente residual resultante se somete a diversas pruebas para valorar su estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

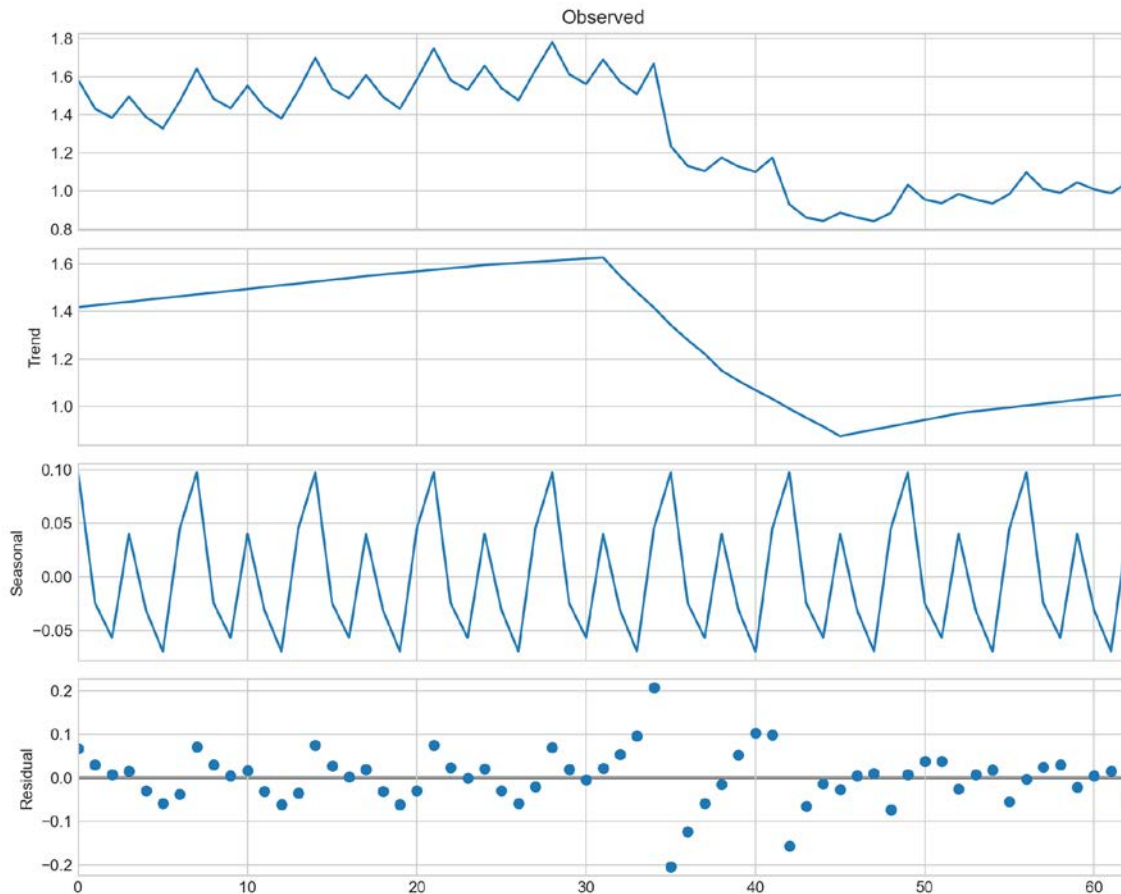


Figura 111. Descomposición dinámica de la secuencia de estimaciones para En_blanco (nivel observado, tendencia, estacionalidad y componente residual).

En el caso de En_blanco (serie completa), el análisis de los residuales del modelo de tendencia muestra que la prueba ADF arroja un p-valor en torno a 0.179, lo que apunta a la posible presencia de componentes no estacionarios o de baja frecuencia que no quedan completamente absorbidos por el modelo de inercia. El estadístico de Durbin–Watson se sitúa en torno a 0.39, indicando posibles estructuras de autocorrelación que reflejan ciclos o patrones no capturados íntegramente por la tendencia lineal. El p-valor de la prueba de Ljung–Box (0.000) sugiere que aún persisten dependencias temporales en el componente residual, por lo que el modelo puede mejorarse si se incorporan dinámicas adicionales. Desde el punto de vista de la normalidad, la prueba de Shapiro–Wilk arroja $p \approx 0.093$, compatible con una distribución aproximadamente normal de los residuales, algo deseable en términos de inferencia clásica. Finalmente, la prueba de Breusch–Pagan presenta un p-valor cercano a 0.451, lo que no proporciona

evidencia fuerte de heterocedasticidad; la varianza del error se mantiene relativamente estable a lo largo del tiempo.

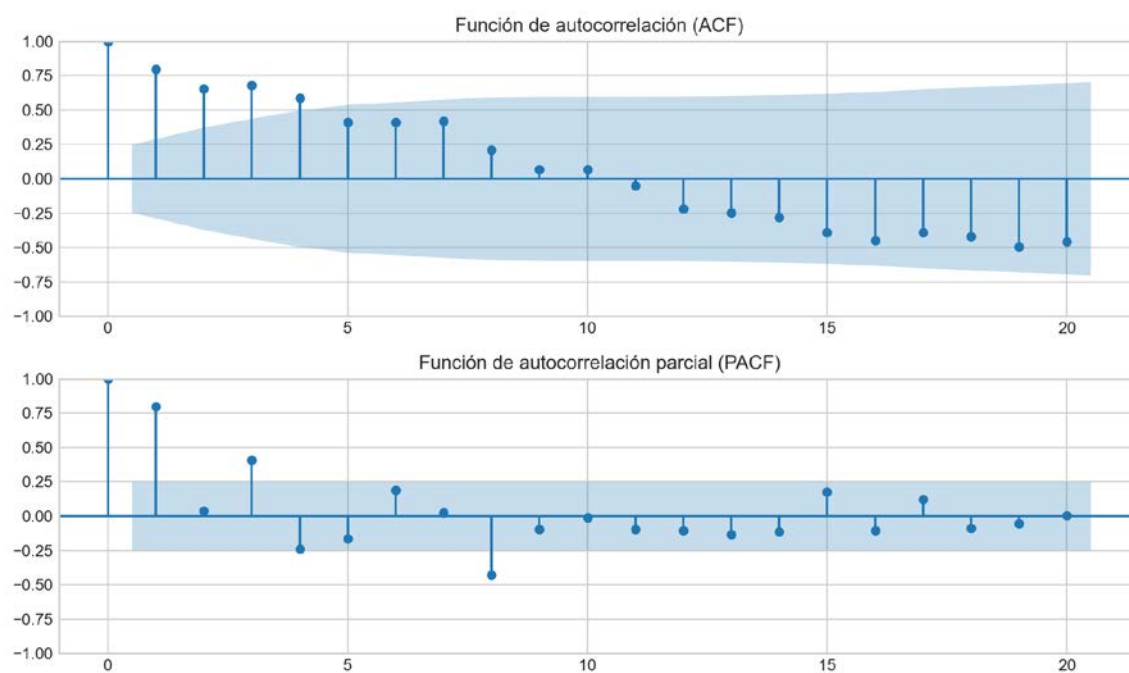


Figura 112. Estructura de autocorrelaciones de los residuales del modelo para En_blanco (ACF y PACF).

Resumen comparado de la estructura dinámica de error

El siguiente resumen sintetiza, para cada partido y segmento dinámico, el peso relativo de la inercia explicada por el modelo lineal y la calidad de los residuales en términos de estacionariedad, autocorrelación, normalidad y homocedasticidad.

Partido	Segmento	Inercia_relativa	Incertidumbre_relativa	ADF p	DW	Ljung-Box p	Shapiro p	Breusch-Pagan p
PSOE	B1 (Pasado)	0.93	0.07	0.633	2.54	0.000	0.411	0.953
PSOE	B2 (Presente)	0.07	0.93	0.004	2.94	0.079	0.676	0.920
PSOE	B3 (Futuro)	0.18	0.82	0.663	2.46	0.000	0.003	0.384
PSOE	Completa	0.85	0.15	0.594	0.64	0.000	0.513	0.539
PP	B1 (Pasado)	0.98	0.02	0.683	1.57	0.001	0.565	0.559
PP	B2 (Presente)	0.61	0.39	0.007	2.07	0.142	0.535	0.302
PP	B3 (Futuro)	0.55	0.45	0.076	1.90	0.006	0.513	0.620
PP	Completa	0.76	0.24	0.533	0.11	0.000	0.123	0.173
VOX	B1 (Pasado)	0.80	0.20	0.644	1.92	0.000	0.007	0.311
VOX	B2 (Presente)	0.03	0.97	0.019	2.09	0.123	0.490	0.030
VOX	B3 (Futuro)	0.00	1.00	0.321	1.48	0.005	0.400	0.095
VOX	Completa	0.59	0.41	0.398	0.64	0.000	0.527	0.076
Podemos	B1 (Pasado)	0.68	0.32	0.599	2.29	0.000	0.005	0.750
Podemos	B2 (Presente)	0.29	0.71	0.149	2.47	0.280	0.630	0.082
Podemos	B3 (Futuro)	0.01	0.99	0.926	2.01	0.000	0.172	0.543
Podemos	Completa	0.62	0.38	0.064	1.26	0.000	0.373	0.368
Sumar	B1 (Pasado)	0.51	0.49	0.577	2.20	0.000	0.086	0.390
Sumar	B2 (Presente)	0.02	0.98	0.000	2.39	0.024	0.087	0.942
Sumar	B3 (Futuro)	0.00	1.00	0.273	2.52	0.000	0.000	0.676
Sumar	Completa	0.62	0.38	0.846	1.98	0.000	0.483	0.049
SALF	B1 (Pasado)	0.63	0.37	0.967	2.58	0.000	0.051	0.777
SALF	B2 (Presente)	0.24	0.76	0.031	2.54	0.273	0.100	0.595
SALF	B3 (Futuro)	0.10	0.90	0.543	1.46	0.003	0.079	0.740
SALF	Completa	0.80	0.20	0.070	1.59	0.000	0.153	0.495
CC	B1 (Pasado)	0.91	0.09	0.983	2.40	0.000	0.410	0.048
CC	B2 (Presente)	0.79	0.21	0.012	2.90	0.393	0.505	0.534
CC	B3 (Futuro)	0.00	1.00	0.202	1.16	0.003	0.570	0.153
CC	Completa	0.76	0.24	0.348	0.67	0.000	0.146	0.252
ERC	B1 (Pasado)	0.08	0.92	0.525	2.47	0.000	0.000	0.520
ERC	B2 (Presente)	0.12	0.88	0.005	2.76	0.063	0.026	0.922
ERC	B3 (Futuro)	0.01	0.99	0.477	2.35	0.000	0.004	0.845
ERC	Completa	0.13	0.87	0.106	2.36	0.000	0.000	0.499
JxCat	B1 (Pasado)	0.64	0.36	0.757	2.46	0.000	0.059	0.922
JxCat	B2 (Presente)	0.13	0.87	0.022	2.36	0.064	0.860	0.192

JxCat	B3	0.04	0.96	0.122	2.12	0.000	0.052	0.646
	(Futuro)							
JxCat	Completa	0.49	0.51	0.319	1.25	0.000	0.953	0.080
Alianza_Catalana	B1	0.08	0.92	0.996	2.44	0.000	0.000	0.440
	(Pasado)							
Alianza_Catalana	B2	0.02	0.98	0.000	2.44	0.017	0.098	0.183
	(Presente)							
Alianza_Catalana	B3	0.02	0.98	0.456	1.99	0.000	0.000	0.303
	(Futuro)							
Alianza_Catalana	Completa	0.68	0.32	0.069	1.49	0.000	0.018	0.425
BNG	B1	0.74	0.26	0.660	1.52	0.000	0.368	0.942
	(Pasado)							
BNG	B2	0.31	0.69	0.000	2.27	0.090	0.448	0.579
	(Presente)							
BNG	B3	0.01	0.99	0.252	1.64	0.000	0.863	0.218
	(Futuro)							
BNG	Completa	0.76	0.24	0.812	0.79	0.000	0.878	0.607
UPN	B1	0.60	0.40	0.601	1.93	0.000	0.002	0.694
	(Pasado)							
UPN	B2	0.00	1.00	0.024	2.19	0.091	0.878	0.054
	(Presente)							
UPN	B3	0.07	0.93	0.380	2.17	0.000	0.070	0.561
	(Futuro)							
UPN	Completa	0.44	0.56	0.485	0.97	0.000	0.778	0.134
EAJ-PNV	B1	0.00	1.00	0.435	2.14	0.000	0.013	0.558
	(Pasado)							
EAJ-PNV	B2	0.40	0.60	0.008	2.93	0.090	0.081	0.751
	(Presente)							
EAJ-PNV	B3	0.00	1.00	0.440	1.67	0.000	0.453	0.916
	(Futuro)							
EAJ-PNV	Completa	0.22	0.78	0.022	1.91	0.000	0.066	0.760
EH_Bildu	B1	0.08	0.92	0.997	2.36	0.000	0.088	0.877
	(Pasado)							
EH_Bildu	B2	0.05	0.95	0.078	2.13	0.128	0.541	0.197
	(Presente)							
EH_Bildu	B3	0.01	0.99	0.994	2.31	0.000	0.035	0.963
	(Futuro)							
EH_Bildu	Completa	0.09	0.91	0.359	2.23	0.000	0.096	0.486
Otros	B1	0.10	0.90	0.995	2.60	0.000	0.024	0.477
	(Pasado)							
Otros	B2	0.62	0.38	0.000	2.55	0.476	0.927	0.073
	(Presente)							
Otros	B3	0.00	1.00	0.442	2.11	0.010	0.003	0.166
	(Futuro)							
Otros	Completa	0.24	0.76	0.079	1.94	0.000	0.148	0.117
En_blanco	B1	0.22	0.78	0.625	1.86	0.000	0.222	0.789
	(Pasado)							
En_blanco	B2	0.20	0.80	0.000	2.19	0.058	0.089	0.869
	(Presente)							
En_blanco	B3	0.10	0.90	0.602	0.54	0.000	0.179	0.015
	(Futuro)							
En_blanco	Completa	0.58	0.42	0.179	0.39	0.000	0.093	0.451

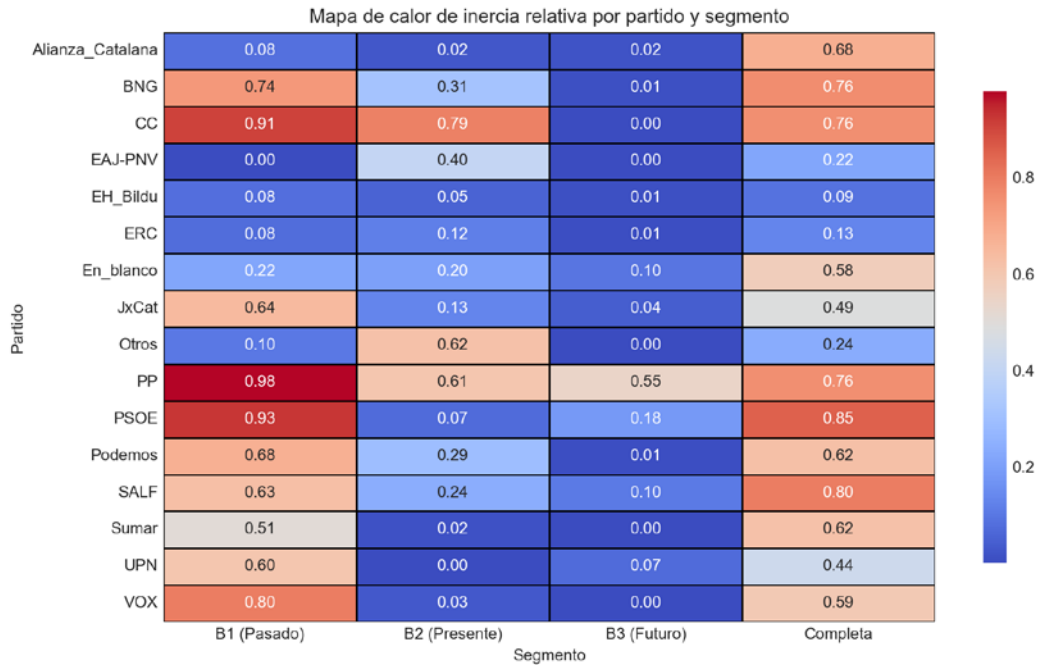


Figura 113. Mapa de calor de inercia relativa por partido y segmento

Este mapa de calor muestra la proporción de varianza explicada por la estructura de inercia en cada segmento.

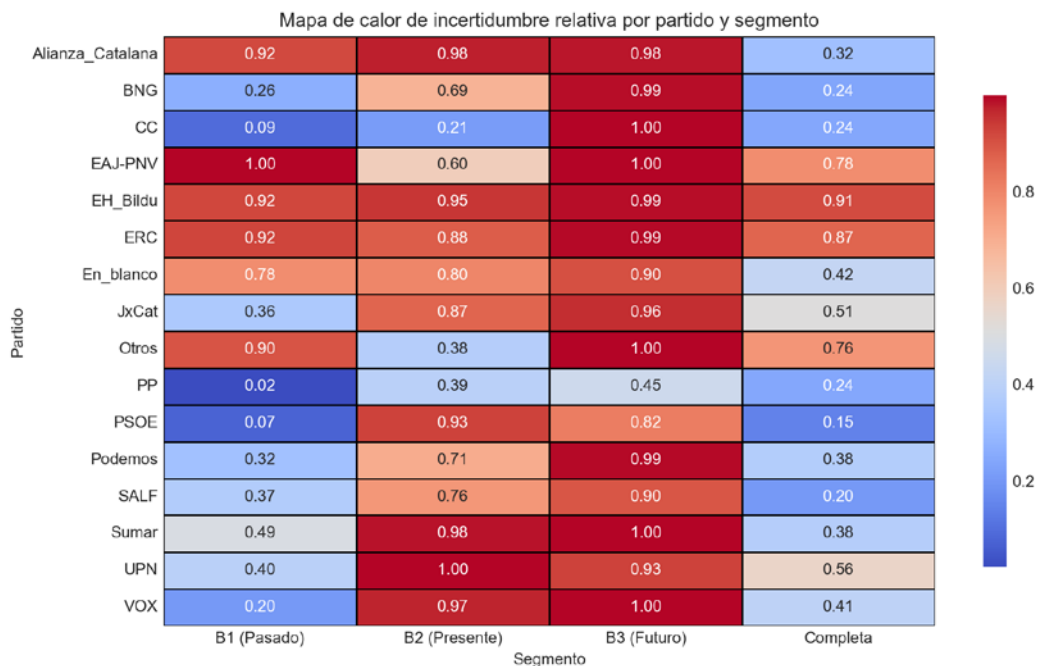


Figura 114. Mapa de calor de incertidumbre relativa por partido y segmento

Este mapa refleja el peso relativo de la incertidumbre que permanece tras descontar la inercia estructural.

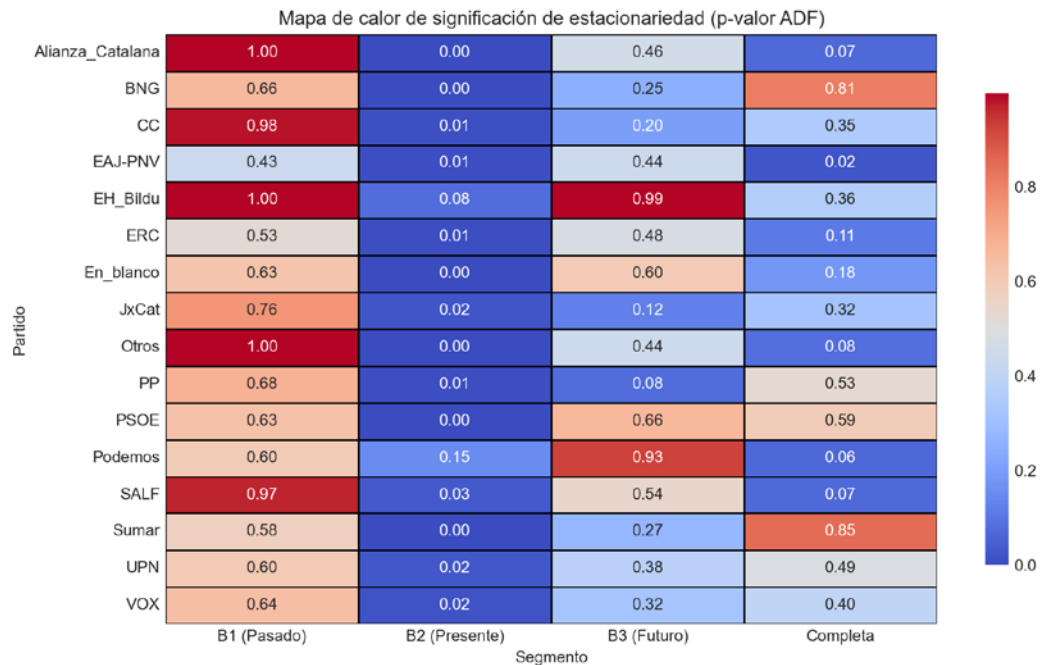


Figura 115. Mapa de calor de significación de estacionariedad (p-valor ADF)

Valores pequeños indican mayor evidencia de estacionariedad en los residuales; valores altos apuntan a componentes no estacionarios que no quedan plenamente recogidos por el modelo.

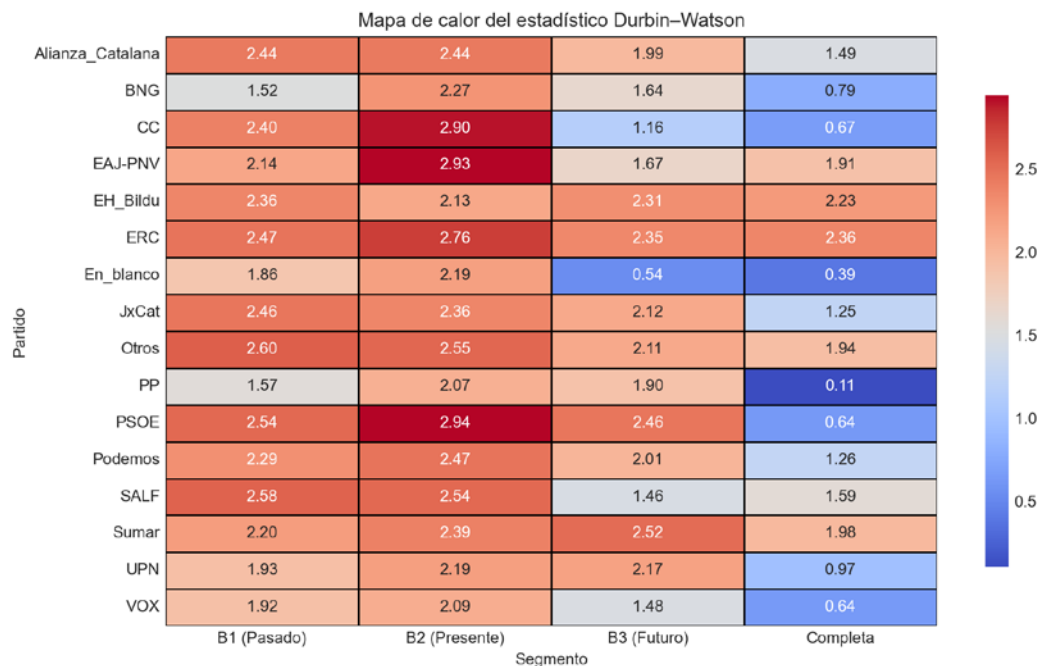


Figura 116. Mapa de calor del estadístico Durbin-Watson

Valores próximos a 2 sugieren ausencia de autocorrelación, mientras que valores alejados de este centro indican posibles dependencias entre escenarios en los residuales.

Ranking sintético de estabilidad dinámica

El ranking siguiente ordena a los partidos según un índice sintético de estabilidad dinámica, que combina el peso de la inercia de fondo con la calidad de los residuales. Los primeros puestos muestran aquellas dinámicas de apoyo electoral en las que la tendencia capturada es robusta y la parte aleatoria se aproxima a un ruido bien comportado; las posiciones inferiores concentran dinámicas más volátiles y estructuras de error menos favorables.

Posición	Partido	Índice de estabilidad dinámica
1	BNG	0.69
2	PSOE	0.68
3	SALF	0.55
4	PP	0.54
5	CC	0.53
6	Sumar	0.51
7	Alianza_Catalana	0.46
8	VOX	0.46
9	Podemos	0.45
10	JxCat	0.43
11	En_blanco	0.42
12	UPN	0.40
13	EAJ-PNV	0.21
14	Otros	0.18
15	EH_Bildu	0.15
16	ERC	0.14

Mapa conceptual de inercia e incertidumbre

El mapa conceptual sitúa a los partidos en un espacio bidimensional definido por el peso de la inercia estructural y el nivel de incertidumbre residual. De este modo, se visualizan tanto los perfiles más consolidados y previsibles como aquellos más expuestos a cambios bruscos.

	Baja incertidumbre	Alta incertidumbre
Baja inercia	-	VOX, ERC, JxCat, UPN, EAJ-PNV, EH_Bildu, Otros, En_blanco
Alta inercia	PSOE, PP, Podemos, Sumar, SALF, CC, Alianza_Catalana, BNG	-

Los partidos situados en el cuadrante de alta inercia y baja incertidumbre representan perfiles relativamente consolidados, donde la dinámica y el componente aleatorio apuntan a un comportamiento previsible. En el extremo opuesto, la combinación de baja inercia y alta incertidumbre remite a escenarios más abiertos, en los que pequeñas perturbaciones pueden traducirse en reconfiguraciones de apoyo más abruptas.

En conjunto, el análisis de escenarios confirma que la dinámica de cada partido combina un componente estructural relativamente estable con una fracción de incertidumbre asociada a shocks coyunturales, cambios de contexto y reacciones del electorado. La comparación entre partidos permite diferenciar perfiles más inerciales y previsibles de otros donde la volatilidad y la sensibilidad a los cambios del entorno adquieren un peso mayor.

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. *Sociologados: 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. *Sociologiadados. 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.

ANEXO 1

Modelo analítico

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

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

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

El modelo bifactorial es una caja de herramientas analíticas, con aplicaciones particulares a la medición e incluso a la prospectiva. En el caso del Centro de Investigaciones Sociológicas solamente se publican las mediciones de coyuntura y no las especulaciones sobre posibles

escenarios prospectivos. Tras una breve presentación teórica del modelo y algunas claves de interpretación se presenta el análisis empírico con varias secciones. Finalmente se incluyen un listado de referencias referidas al planteamiento epistemológico, teórico y metodológico del modelo. Existen en la actualidad suficientes publicaciones sobre su aplicación para que se encuentre exhaustivamente documentado (ver listado de referencias).

1.1 Modelo Bifactorial Inercia Incertidumbre

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

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

Por ello, en la medida que se incorpora la incertidumbre y la inercia al proceso de medición, el modelo adquiere la aplicabilidad de una “caja de herramientas” analíticas, algo que se ejemplifica en este informe técnico. El enfoque empírico aplicado se basa en la metodología de escenarios, si bien orientados a la exploración del presente y no a la indagación sobre estados futuros. En el caso del Centro de Investigaciones Sociológicas, la medición del apoyo electoral que recibe un partido es una labor que va más allá de estimar un porcentaje o su intervalo de confianza. Implica una exploración y diagnóstico de los escenarios potenciales, considerando los más probables (voto directo) y evaluando los más improbables (voto alternativo).

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

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

El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre enfoca la cuestión desde otra perspectiva. La diana futura no existe. Solo existe el presente, sus inercias y sus incertidumbres reales. El desafío que enfrenta el Modelo Bifactorial es diferente al de una predicción dado que su finalidad es estimar la “diana” que se preconfigura en el presente. En otras palabras, identificar dónde se ubican las probabilidades de cada partido y qué forma tiene su “diana”. Una “diana” a la que apuntarían las predicciones que se efectúan en el presente. No se trata de una “diana” preexistente en un futuro determinista. Es una “diana” que debe ser configurada y en sí misma estimada sobre un espacio de posibilidades. La aplicación al presente del método de escenarios parte de la premisa de que el presente no está completamente definido o decidido. Con mayor razón cuando se trata de medir en el presente la probabilidad de un comportamiento futuro. Preguntar a una persona qué haría en una

circunstancia hipotética, unas elecciones, solamente puede recibir respuesta hipotéticas y abiertas al cambio.

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

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

Por ello, la metodología de escenarios aplicada a la medición implica una reconceptualización en función del objeto. Reconoce que el presente no es un punto fijo, sino un espectro de posibilidades múltiples y divergentes; se asume que el presente es inherentemente incierto y que cualquier intento de medirlo precisa considerar múltiples variantes de actuación y de su interacción. Unos escenarios que involucran a diversos tipos de electores según su contribución a la incertidumbre global: es el caso de electores militantes, simpatizantes, afines o que realmente dudan entre diferentes partidos políticos (voto alternativo). Los escenarios son contruidos a través de un proceso que generalmente incluye la identificación de factores clave, tendencias, y fuerzas impulsoras; el Modelo Bifactorial utiliza como base de para la identificación de los factores clave el Modelo Pentafactorial de motivación electoral propuesto por los profesores Alaminos y Alaminos Fernández (2012), integrando estos elementos en realidades coherentes; tras la especificación de escenarios se evalúan sus impactos potenciales. La especificación se encuentra abierta a la

incorporación de nuevos factores, en la medida que tanto el tipo de elección como las variables disponibles condicionan la configuración de referencia. Finalmente, la implementación y optimización de los algoritmos en Python ha sido efectuada por Alaminos-Fernández. En este análisis se emplean siete escenarios de incertidumbre y tres estructuras de inercia (pasado, presente y expectativas actuales sobre el futuro). Los escenarios que operativizan los patrones de incertidumbre del presente análisis pivotan sobre los siguientes factores que los identifican. Escenario 1: escenario base; escenario 2: afinidad ideológica; escenario 3: imagen de partido; escenario 4: efecto de liderazgo (presidente preferido); escenario 5: afinidad ideológica en configuración de alta movilización; escenario 6: imagen de partido en configuración de alta movilización y finalmente escenario 7: efecto de liderazgo en configuración de alta movilización. Para una información más detallada y exhaustiva se presentan al final del documento una relación de referencias teóricas y aplicadas.

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.

ANEXO 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.
Resultado final	Una distribución o resumen robusto de las estimaciones de voto.

Especificidades según finalidad

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.

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

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

1.3.2. Especificación del modelo

1.3.2.1. Conjunto de categorías (partidos)

Sea

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

el conjunto de partidos políticos.

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

1.3.2.2. Conjunto de escenarios (combinaciones de parámetros)

Sean

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

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

Esto genera un total de 63 combinaciones:

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

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

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

Con:

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

1.3.2.3. Definición de la media Huber por partido

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

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

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

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

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

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

1.3.2.4. Resultado final: distribución robusta media

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

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

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

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

La distribución categórica final queda definida como:

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

Cada

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

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

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

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

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

1.4.1. Marco formal por partido

Para un partido K_k , se define una matriz de probabilidades $D^{(k)}$ 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 pérdida 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 $\mu^{\wedge(k)}$ del centro de la distribución y eventualmente su dispersión robusta $\sigma^{\wedge(k)}$, minimizando la influencia de valores extremos mediante funciones de pérdida $\rho(z)$.

La formulación general es:

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

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

1.4.3. Funciones de pérdida consideradas

a) *Tukey's bisquare (biweight)*

Reduce completamente el peso de valores más allá de δ .

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

b) *Hampel*

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

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

c) *Cauchy*

Más tolerante a valores extremos, pero conserva robustez.

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

d) *Geman–McClure*

Suaviza, pero penaliza outliers sin ignorarlos completamente.

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

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

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

Esto permite comparar partidos bajo criterios de robustez ajustados.

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

1.5. Procedimiento práctico

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

Recomendaciones analíticas

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

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

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

1.6. ANEXO

Representación Matricial de Escenarios IU para un Partido Político

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

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

Sea:

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

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

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

La definición formal es

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

Donde

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

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

Representación matricial explícita

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

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

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

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

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

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