

Análisis de escenarios del estudio 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León' (ECIS3545)

Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre · output técnico

Unidad de Ciencia Social Computacional

Gabinete de Presidencia

Centro de Investigaciones Sociológicas

Documentación técnica de la estimación electoral

Cómo citar este documento:

Alaminos, Antonio y Alaminos-Fernández, Antonio Francisco (2026). *Informe técnico de la estimación del Estudio 3545. 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León'*. Documentación técnica de la estimación electoral. Centro de Investigaciones Sociológicas. Madrid.

Contenido

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos	4
1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos	4
I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente	6
Tabla 1 — Estimadores centrales	6
Tabla 2 — Robustez	7
Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico	8
Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización	9
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)	9
Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)	10
Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable	11
Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez	12
Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)	13
Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)	14
II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)	15
Centros composicionales (media geométrica cerrada)	15
Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)	15
Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)	16
10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$	17
Resumen de variación relacional por partido	18
Tabla 11 — Media y máximo de $\text{Var}[\log\text{-ratio}]$	18
Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)	19
Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR	20
Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)	20
Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)	20
Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)	21
13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)	22
CLR: métricas por partido	22
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central	23
IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional	28
A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro	28
1. Media Aritmética	28
2. Mediana	28
3. Estimador de Huber (M-estimador)	28
4. Escalas Utilizadas	28
5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)	28
B. Plano Estructural: Forma y Cohesión	28

1. Modalidad Formal (Test Dip).....	28
2. Coeficiente de Bimodalidad (BC).....	28
3. Score M.....	28
C. Plano Relacional: Análisis Composicional	28
D. Integración Multinivel del Diagnóstico	29
E. Eficiencia y Remuestreo	29
F. Regla de Decisión Automática	29
G. Propiedades del Sistema.....	29
H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima	29
V Referencias Metodológicas.....	30

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos

1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos

Diseño: la demoscopia tradicional ha operado históricamente bajo la lógica de la 'foto fija': un intento de capturar la intención de voto en a) un instante preciso del tiempo, b) bajo el supuesto de una distribución normal y c) de estacionariedad del fenómeno medido. Sin embargo, en los sistemas electorales contemporáneos definidos por la fragmentación y la volatilidad, esta aproximación resulta limitada. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre surge como una respuesta metodológica que amplía el foco incluyendo junto a la medición del apoyo electoral una evaluación de la estabilidad estructural de dicho apoyo.

Este modelo se basa en un diseño de escenarios de estrés generados a partir de muestras aleatorias. La pregunta que responde el modelo no es solo ¿cuántos votos tiene hoy un partido?, sino que traslada la pregunta a un marco de incertidumbre en donde se reformula como '¿cuál es potencial electoral de un partido en el momento de la medición? La reformulación del enfoque abre analíticamente la puerta a múltiples preguntas con finalidad diagnóstica: ¿qué resiliencia posee un partido para resistir ante cambios drásticos en la inercia del voto o ante picos de incertidumbre? (Alaminos y Tezanos, 2029a, 2019b; Alaminos, 2021, 2022, 2024) Para ello, el modelo genera un espacio de posibilidades proyectadas donde cada escenario representa una combinación única de fuerzas, obligando al sistema a comportarse bajo diferentes presiones.

La fundamentación teórica del modelo facilita su motor de generación de escenarios, cuya construcción ha sido desarrollada en diversas publicaciones (Alaminos y Alaminos-Fernández, 2023a, 2023b, 2024). El algoritmo procesa una matriz de 63 combinaciones generada mediante dos vectores críticos:

- El Factor Inercia: representa la fuerza de retención y la lealtad histórica del voto.
- El Factor Incertidumbre: representa la volatilidad, el impacto de eventos inesperados.

Un aspecto metodológico fundamental es la Naturaleza Composicional de los datos (suma constante = 100%). Esto implica que los datos no son independientes: si un partido crece, necesariamente debe hacerlo a costa de la erosión de otros actores. El modelo de Alaminos-Tezanos captura esta interdependencia, permitiendo un diagnóstico de la condicionalidad de los escenarios. Finalmente, el software implementa una regla de decisión para la Selección Automática del Estimador basada en la Eficiencia Penalizada, obtenida mediante Bootstrap. Las métricas de Robustez (IRP*) y Estructura (Dip/BC) evalúan la capacidad de cada partido para mantener su posición o dominar el espacio bajo las tensiones cruzadas de los escenarios. Matemáticamente, el sistema puede expresarse como: Diagnóstico = $f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*)$. Esta formulación separa claramente forma, cohesión y estabilidad, evitando inferencias erróneas derivadas de confiar exclusivamente en contrastes de hipótesis o en estadísticas de momento aisladas. El modelo es especialmente adecuado para tamaños muestrales moderados ($n \approx 50-100$), donde los contrastes formales pueden carecer de potencia suficiente para detectar

segmentaciones suaves.

Finalmente se efectúa un análisis sistémico mediante un análisis composicional (CLR/ILR) con el objetivo de complementar la lectura porcentual tradicional y distinguir entre estabilidad aritmética y estabilidad estructural relativa. Dado que las estimaciones están sujetas a restricción de suma constante, una aparente estabilidad en porcentaje puede sostenerse sobre reequilibrios internos del conjunto. Las transformaciones log-ratio permiten evaluar la robustez de las posiciones relativas entre actores y detectar balances sistémicos donde puedan emerger subregímenes. En consecuencia, el análisis identifica si las variaciones responden a tensiones compensatorias dentro de un mismo régimen o a configuraciones estructurales alternativas bajo los escenarios considerados. La estimación de centros se complementa a efectos diagnósticos con promedios composicionales para respetar la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del dato. La media composicional (Aitchison mean) se calcula como el promedio en coordenadas CLR (log-ratios centrados) y se transforma posteriormente mediante la inversa CLR, aplicando finalmente un cierre a suma 100. Los centros robustos se obtienen mediante varios estimados incluyendo un Huber composicional, estimando la localización robusta por componente en el espacio CLR y aplicando un recentro a suma cero (condición geométrica de las coordenadas CLR) antes de invertir la transformación y cerrar de nuevo a 100. De este modo, el centro resultante refleja proporciones relativas del sistema y no depende de un nivel absoluto. Este procedimiento mantiene la interdependencia entre componentes y evita diagnósticos distorsionados por outliers o desplazamientos compensatorios entre partidos.

El presente informe se estructura en dos bloques analíticos complementarios, diseñados para responder a preguntas metodológicamente diferenciadas. El primer bloque aborda la estimación puntual del voto desde una perspectiva de estadística robusta univariable, cuyo objetivo es determinar cuál es la mejor estimación central a partir de los escenarios disponibles, evaluando estabilidad, sensibilidad y eficiencia de los estimadores.

El segundo bloque introduce un análisis composicional, orientado a validar la coherencia estructural del sistema multipartidista bajo la restricción de suma constante. En este nivel, la atención se desplaza desde los valores absolutos hacia las relaciones relativas entre partidos, empleando transformaciones log-ratio (CLR/ILR) y herramientas geométricas asociadas. Consideradas conjuntamente, las dos aproximaciones permiten determinar tanto la mejor estimación puntual como la consistencia estructural del sistema que la sostiene.

I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente

Tabla 1 — Estimadores centrales

Partido	Huber (escala SD)	Huber (escala MAD)	Media aritmética	Mediana
PP	33,3	33,3	33,3	33,2
PSOE	32,2	32,2	32,2	32,1
VOX	16,2	16,2	16,2	16,1
IU-MS-VQ	5,1	5,1	5,1	5,2
UPL	5,0	4,9	4,9	5,0
Podemos-AV	3,1	3,1	3,1	3,1
SALF	0,8	0,8	0,8	0,8
Soria_¡Ya!	0,7	0,7	0,7	0,7
Por_Ávila	0,7	0,7	0,7	0,7
PACMA	0,3	0,3	0,3	0,4
Ciudadanos	0,1	0,1	0,1	0,1
Partido castellano- TC	0,1	0,1	0,1	0,1
Vía Bugalesa	0,0	0,0	0,0	0,0
Prepal	0,0	0,0	0,0	0,0
AD-EV	0,1	0,1	0,1	0,0
Otros	1,8	1,8	1,8	1,8
Blanco	0,5	0,6	0,6	0,7

Tabla 2 — Robustez

Partido	Volatilidad robusta	Sensibilidad a extremos	Índice de robustez (IRP)	Cohesión interna (BC, si Dip=Unimodal)
PP	0,04	0,00	0,96	Cohesión baja
PSOE	0,02	0,00	0,98	Cohesión baja
VOX	0,01	0,00	0,99	Cohesión media
IU-MS-VQ	0,07	0,00	0,94	
UPL	0,08	0,00	0,93	
Podemos-AV	0,05	0,00	0,96	
SALF	0,16	0,00	0,86	Cohesión media
Soria_¡Ya!	0,11	0,01	0,89	Cohesión baja
Por_Ávila	0,24	0,01	0,80	Cohesión media
PACMA	0,19	0,00	0,84	Cohesión media
Ciudadanos	1,01	0,00	0,50	
Partido castellano-TC	0,09	0,00	0,91	
Vía Bugalesa	0,11	0,00	0,90	
Prepal	0,26	0,09	0,74	
AD-EV	0,08	0,04	0,89	
Otros	0,29	0,00	0,77	
Blanco	0,22	0,00	0,82	

Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico

Partido	Dip (p-valor)	Modalidad (Dip)	BC Sarle (consenso/estrés)	Score multimodalidad (M) desde BC	Robustez ajustada (IRP*)	Intensidad estructural (M)
PP	0,526	Unimodal	0,61	0,13	0,84	Baja fragmentación latente
PSOE	0,704	Unimodal	0,60	0,10	0,88	Baja fragmentación latente
VOX	0,987	Unimodal	0,53	0,00	0,99	Baja fragmentación latente
IU-MS-VQ	0,000	Multimodal	0,89	0,75	0,24	Segmentación alta
UPL	0,030	Multimodal	0,55	0,00	0,93	Segmentación leve
Podemos-AV	0,000	Multimodal	0,66	0,24	0,73	Segmentación leve
SALF	0,160	Unimodal	0,52	0,00	0,86	Baja fragmentación latente
Soria_¡Ya!	0,238	Unimodal	0,67	0,25	0,67	Fragmentación incipiente
Por_Ávila	0,857	Unimodal	0,55	0,00	0,80	Baja fragmentación latente
PACMA	0,065	Unimodal	0,53	0,00	0,84	Baja fragmentación latente
Ciudadanos	0,000	Multimodal	0,76	0,46	0,27	Segmentación moderada
Partido castellano-TC	0,042	Multimodal	0,57	0,03	0,89	Segmentación leve
Vía Bugalesa	0,038	Multimodal	0,48	0,00	0,90	Segmentación leve
Prepal	0,000	Multimodal	0,92	0,83	0,13	Segmentación alta
AD-EV	0,018	Multimodal	0,73	0,39	0,54	Segmentación leve
Otros	0,014	Multimodal	0,54	0,00	0,77	Segmentación leve
Blanco	0,000	Multimodal	0,79	0,53	0,38	Segmentación moderada

Nota: la prueba de Dip y el Coeficiente de Bimodality (BC) evalúan la morfología de la distribución del partido a través de los escenarios. El Dip (p-valor) determina la presencia de multimodalidad ($p < 0,05$ implica rechazo de unimodalidad), mientras que el BC no decide modalidad, sino que actúa como indicador de consenso y estrés estructural. En contextos unimodales, valores elevados de BC pueden señalar aplanamiento o proximidad a transición ($\approx 0,555$). El Score M, derivado y normalizado a partir del BC, cuantifica la intensidad de segmentación entre escenarios y ajusta la robustez mediante $IRP^* = IRP \cdot (1 - M)$. El IRP mide la resiliencia del partido frente a la variabilidad de escenarios; un IRP^* alto indica posición estructuralmente estable y poco dependiente de las fluctuaciones del sistema.

Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización

Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)

Partido	SE Huber(SD)	SE Huber(MAD)	SE Media	SE Mediana	Eff vs Med (Huber SD)	Eff vs Med (Huber MAD)	Eff vs Med (Media)
PP	0,12	0,13	0,11	0,17	2,01	1,72	2,38
PSOE	0,08	0,09	0,08	0,11	1,61	1,38	1,99
VOX	0,03	0,03	0,03	0,03	0,55	0,69	0,53
IU-MS-VQ	0,05	0,10	0,04	0,17	14,38	2,88	16,33
UPL	0,04	0,04	0,04	0,09	4,98	4,52	5,54
Podemos- AV	0,02	0,02	0,02	0,03	3,05	2,27	4,73
SALF	0,02	0,02	0,01	0,01	0,48	0,50	0,68
Soria_¡Ya!	0,01	0,01	0,01	0,02	2,69	1,76	2,62
Por_Ávila	0,02	0,02	0,02	0,03	2,27	2,03	2,76
PACMA	0,01	0,01	0,01	0,01	3,66	3,62	4,39
Ciudadanos	0,01	0,03	0,01	0,04	10,34	2,12	12,93
Partido castellano- TC	0,00	0,00	0,00	0,00	3,06	3,41	4,23
Vía Bugalesa	0,00	0,00	0,00	0,00	1,07	1,09	1,42
Prepal	0,00	0,00	0,00	0,01	15,12	3,29	18,68
AD-EV	0,00	0,00	0,00	0,00	0,46	0,69	0,54
Otros	0,06	0,06	0,05	0,11	3,21	3,63	4,28
Blanco	0,01	0,02	0,01	0,04	6,33	2,93	8,71

Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)

Partido	Eff* Huber(SD)	Eff* Huber(MAD)	Eff* Media	Mejor (Eff)	Mejor (Eff*)
PP	1,74	1,49	2,06	Media	Media
PSOE	1,45	1,24	1,79	Media	Media
VOX	0,55	0,69	0,53	Mediana	Mediana
IU-MS-VQ	3,64	0,73	4,14	Media	Huber_mean
UPL	4,98	4,52	5,54	Media	Media
Podemos-AV	2,31	1,72	3,59	Media	Media
SALF	0,48	0,50	0,68	Mediana	Mediana
Soria_¡Ya!	2,02	1,32	1,96	Huber_mean	Huber_mean
Por_Ávila	2,27	2,03	2,76	Media	Media
PACMA	3,66	3,62	4,39	Media	Media
Ciudadanos	5,53	1,14	6,92	Media	Media
Partido castellano-TC	2,97	3,31	4,10	Media	Media
Vía Bugalesa	1,07	1,09	1,42	Media	Media
Prepal	2,58	0,56	3,19	Media	Huber_mean
AD-EV	0,28	0,42	0,33	Mediana	Mediana
Otros	3,21	3,63	4,28	Media	Media
Blanco	2,99	1,38	4,11	Media	Media

* Distribución puntual bootstrap: SE bootstrap de la mediana prácticamente nulo ($SE < 1e-6$), sin evidencia de mezcla extrema.

** Multimodalidad extrema: $M > 0,95$. La penalización estructural hace $Eff^* \approx 0$; se recomienda GMM.

Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable

Partido	Media (IC 95%)	Huber SD (IC 95%)	Huber MAD (IC 95%)
PP	33,3 [33,1, 33,5]	33,3 [33,0, 33,5]	33,3 [33,0, 33,5]
PSOE	32,2 [32,1, 32,4]	32,2 [32,1, 32,4]	32,2 [32,0, 32,4]
VOX	16,2 [16,1, 16,3]	16,2 [16,1, 16,3]	16,2 [16,1, 16,2]
IU-MS-VQ	5,1 [5,0, 5,2]	5,1 [5,0, 5,2]	5,1 [4,8, 5,2]
UPL	4,9 [4,9, 5,0]	5,0 [4,9, 5,0]	4,9 [4,9, 5,0]
Podemos-AV	3,1 [3,0, 3,1]	3,1 [3,0, 3,1]	3,1 [3,0, 3,1]
SALF	0,8 [0,7, 0,8]	0,8 [0,7, 0,8]	0,8 [0,7, 0,8]
Soria_¡Ya!	0,7 [0,7, 0,7]	0,7 [0,7, 0,8]	0,7 [0,7, 0,8]
Por_Ávila	0,7 [0,7, 0,7]	0,7 [0,7, 0,7]	0,7 [0,6, 0,7]
PACMA	0,3 [0,3, 0,4]	0,3 [0,3, 0,4]	0,3 [0,3, 0,4]
Ciudadanos	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,0, 0,1]
Partido castellano-TC	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,1, 0,1]
Vía Bugalesa	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Prepal	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
AD-EV	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,0, 0,1]
Otros	1,8 [1,7, 1,9]	1,8 [1,7, 1,9]	1,8 [1,7, 1,9]
Blanco	0,5 [0,5, 0,5]	0,5 [0,5, 0,5]	0,5 [0,5, 0,5]

Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez

Partido	% estimado (óptimo recomendado normalizado)	Estimador óptimo recomendado	Justificación (valor original, Eff*, IRP*, M)
PP	33,4	Media	Valor=33.304; Eff*=2.06, IRP*=0.84, M=0.13
PSOE	32,3	Media	Valor=32.249; Eff*=1.79, IRP*=0.88, M=0.10
VOX	16,1	Mediana	Valor=16.145; Eff*=1.00, IRP*=0.99, M=0.00
IU-MS-VQ	5,1	Huber_mean	Valor=5.067; Eff*=3.64, IRP*=0.24, M=0.75 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
UPL	4,9	Media	Valor=4.933; Eff*=5.54, IRP*=0.93, M=0.00
Podemos-AV	3,1	Media	Valor=3.076; Eff*=3.59, IRP*=0.73, M=0.24
SALF	0,8	Mediana	Valor=0.773; Eff*=1.00, IRP*=0.86, M=0.00
Soria_¡Ya!	0,7	Huber_mean	Valor=0.734; Eff*=2.02, IRP*=0.67, M=0.25
Por_Ávila	0,7	Media	Valor=0.693; Eff*=2.76, IRP*=0.80, M=0.00
PACMA	0,3	Media	Valor=0.350; Eff*=4.39, IRP*=0.84, M=0.00
Ciudadanos	0,1	Media	Valor=0.111; Eff*=6.92, IRP*=0.27, M=0.46 → centro inestable
Partido castellano-TC	0,1	Media	Valor=0.130; Eff*=4.10, IRP*=0.89, M=0.03
Vía Bugalesa	0,0	Media	Valor=0.043; Eff*=1.42, IRP*=0.90, M=0.00
Prepal	0,0	Huber_mean	Valor=0.035; Eff*=2.58, IRP*=0.13, M=0.83 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
AD-EV	0,0	Mediana	Valor=0.050; Eff*=0.61, IRP*=0.54, M=0.39
Otros	1,8	Media	Valor=1.776; Eff*=4.28, IRP*=0.77, M=0.00
Blanco	0,6	Media	Valor=0.488; Eff*=4.11, IRP*=0.38, M=0.53 → centro inestable

Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)

Partido	Score M	Modalidad	Estimador actual	Diagnóstico estructural	Recomendación avanzada
Prepal	0,83		Huber_mean	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Nota técnica: Para valores de M superiores a 0,80 el sistema detecta segmentación estructural del electorado. El uso de Huber mejora la robustez frente a extremos, pero no modeliza la coexistencia de subpoblaciones latentes. En estos casos se recomienda estimar un Gaussian Mixture Model (GMM) para identificar centros múltiples y sus probabilidades asociadas.

Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)

Partido	% estimado	Modalidad (Dip)	Cohesión interna (BC)	Intensidad (M)	Robustez (IRP*)
PP	33,4	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
PSOE	32,3	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
VOX	16,1	Unimodal	Cohesión media	Baja fragmentación latente	Alta
IU-MS-VQ	5,1	Multimodal	n/a	Segmentación alta	Baja
UPL	4,9	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Podemos-AV	3,1	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
SALF	0,8	Unimodal	Cohesión media	Baja fragmentación latente	Alta
Soria_¡Ya!	0,7	Unimodal	Cohesión baja	Fragmentación incipiente	Alta
Por_Ávila	0,7	Unimodal	Cohesión media	Baja fragmentación latente	Alta
PACMA	0,3	Unimodal	Cohesión media	Baja fragmentación latente	Alta
Ciudadanos	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
Partido castellano-TC	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Vía Bugalesa	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Prepal	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación alta	Baja
AD-EV	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Otros	1,8	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Blanco	0,6	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja

II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)

Este análisis añade un plano composicional al diagnóstico principal. Los porcentajes están sujetos a restricción de suma constante; por ello, la variación en un actor siempre implica compensación en otros. Las transformaciones log-ratio de Aitchison permiten evaluar estabilidad en términos relativos (log-cocientes) y separar volatilidad aritmética de reestructuración composicional.

Valida la coherencia estructural de la estimación mediante técnicas composicionales (CLR/ILR), que respetan la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del sistema multipartidista.

Centros composicionales (media geométrica cerrada)

Se reportan centros composicionales (Aitchison): la media geométrica cerrada y dos centros robustos estimados en coordenadas CLR (Huber con escala SD y MAD). Cada columna suma 100 y preserva la lógica de proporciones y pesos relativos del sistema.

Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)

Partido	Media_comp	HuberSD_comp	HuberMAD_comp
PP	33.4	33.3	33.2
PSOE	32.3	32.3	32.4
VOX	16.2	16.2	16.3
IU-MS-VQ	5.1	5.1	5.0
UPL	4.9	5.0	5.0
Podemos-AV	3.1	3.1	3.1
SALF	0.8	0.8	0.8
Soria_¡Ya!	0.7	0.7	0.7
Por_Ávila	0.7	0.7	0.7
PACMA	0.3	0.3	0.3
Ciudadanos	0.1	0.1	0.1
Partido castellano-TC	0.1	0.1	0.1
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.1	0.1	0.1
Otros	1.7	1.7	1.7
Blanco	0.5	0.5	0.5

Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)

Partido	$\Delta(\text{Media_comp} - \text{Media_arit})$	$\Delta(\text{HuberSD_comp} - \text{Huber_SD_arit})$	$\Delta(\text{HuberMAD_comp} - \text{Huber_MAD_arit})$
PP	0.1	0.0	-0.1
PSOE	0.1	0.1	0.2
VOX	0.0	0.0	0.1
IU-MS-VQ	0.0	0.0	-0.1
UPL	0.0	0.0	0.1
Podemos-AV	0.0	0.0	0.0
SALF	0.0	0.0	0.0
Soria_¡Ya!	0.0	0.0	0.0
Por_Ávila	0.0	0.0	0.0
PACMA	0.0	0.0	0.0
Ciudadanos	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	-0.1	-0.1	-0.1
Blanco	-0.1	0.0	-0.1

10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$

	PP	PSOE	VOX	IU-MS-VQ	UPL	Podemos-AV	SALF	Soria_iYa!	Por_Ávila	PACMA	Ciudadanos	Partido castellano-TC	Vía Bugalesa	Prepal	AD-EV	Otros	Blanco
PP	0,000	0,001	0,001	0,008	0,005	0,004	0,032	0,019	0,042	0,031	1,278	0,007	0,015	0,339	0,023	0,079	0,054
PSOE	0,001	0,000	0,001	0,005	0,006	0,002	0,029	0,020	0,045	0,028	1,236	0,008	0,013	0,343	0,022	0,071	0,057
VOX	0,001	0,001	0,000	0,006	0,004	0,002	0,024	0,016	0,038	0,023	1,242	0,005	0,014	0,320	0,018	0,067	0,047
IU-MS-VQ	0,008	0,005	0,006	0,000	0,013	0,002	0,017	0,023	0,050	0,021	1,085	0,014	0,017	0,328	0,018	0,040	0,056
UPL	0,005	0,006	0,004	0,013	0,000	0,008	0,026	0,006	0,024	0,022	1,290	0,002	0,014	0,284	0,025	0,071	0,033
Podemos-AV	0,004	0,002	0,002	0,002	0,008	0,000	0,018	0,020	0,045	0,021	1,157	0,009	0,017	0,323	0,016	0,052	0,051
SALF	0,032	0,029	0,024	0,017	0,026	0,018	0,000	0,025	0,036	0,005	1,046	0,020	0,032	0,210	0,023	0,023	0,024
Soria_iYa!	0,019	0,020	0,016	0,023	0,006	0,020	0,025	0,000	0,017	0,021	1,247	0,007	0,023	0,242	0,031	0,060	0,021
Por_Ávila	0,042	0,045	0,038	0,050	0,024	0,045	0,036	0,017	0,000	0,023	1,337	0,021	0,036	0,181	0,052	0,083	0,014
PACMA	0,031	0,028	0,023	0,021	0,022	0,021	0,005	0,021	0,023	0,000	1,106	0,016	0,020	0,197	0,028	0,031	0,019
Ciudadanos	1,278	1,236	1,242	1,085	1,290	1,157	1,046	1,247	1,337	1,106	0,000	1,274	1,226	1,446	1,156	0,796	1,280
Partido castellano-TC	0,007	0,008	0,005	0,014	0,002	0,009	0,020	0,007	0,021	0,016	1,274	0,000	0,013	0,256	0,023	0,066	0,024
Vía Bugalesa	0,015	0,013	0,014	0,017	0,014	0,017	0,032	0,023	0,036	0,020	1,226	0,013	0,000	0,297	0,046	0,066	0,049
Prepal	0,339	0,343	0,320	0,328	0,284	0,323	0,210	0,242	0,181	0,197	1,446	0,256	0,297	0,000	0,291	0,253	0,126
AD-EV	0,023	0,022	0,018	0,018	0,025	0,016	0,023	0,031	0,052	0,028	1,156	0,023	0,046	0,291	0,000	0,056	0,047
Otros	0,079	0,071	0,067	0,040	0,071	0,052	0,023	0,060	0,083	0,031	0,796	0,066	0,066	0,253	0,056	0,000	0,069
Blanco	0,054	0,057	0,047	0,056	0,033	0,051	0,024	0,021	0,014	0,019	1,280	0,024	0,049	0,126	0,047	0,069	0,000

La matriz de variaciones, definida como la matriz de varianzas de log-ratios entre pares de componentes, permite caracterizar la estructura interna del sistema multipartidista en términos de estabilidad relativa. Cada elemento $v_{ij} = \text{Var}[\log(x_i/x_j)]$ mide la dispersión de la relación proporcional entre dos partidos a lo largo de los escenarios. Este enfoque evita los artefactos derivados de la restricción de suma constante y proporciona una métrica geoméricamente coherente en el espacio de Aitchison.

Valores próximos a cero indican invariancia estructural en la razón entre partidos, mientras que valores elevados reflejan sensibilidad relativa al escenario. Los primeros sugieren bloques competitivos estables o electorados parcialmente compartidos; los segundos identifican áreas de volatilidad sistémica y posibles trasvases inciertos.

Resumen de variación relacional por partido

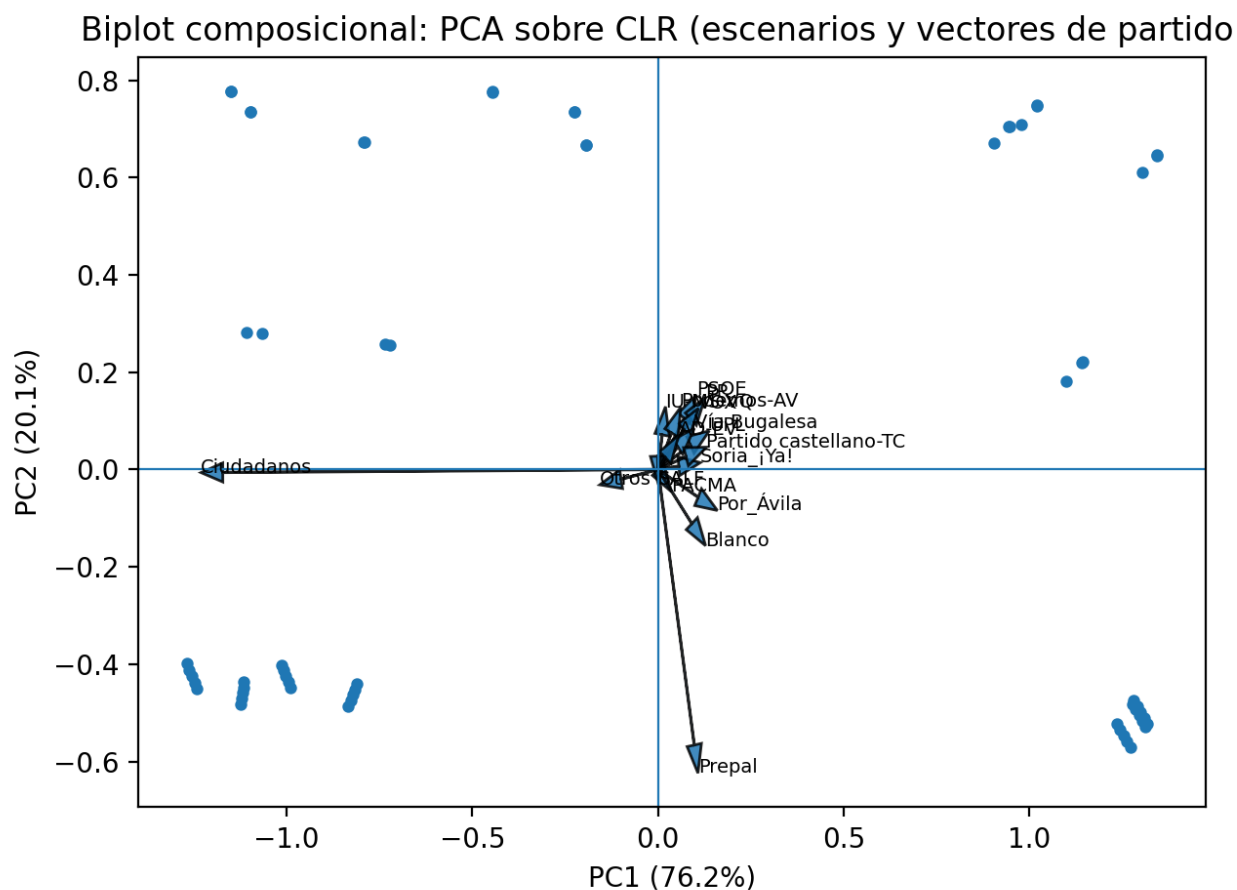
Tabla 11 — Media y máximo de Var[log-ratio]

Partido	VarLogRatio_media	VarLogRatio_max
PP	0.121	1.278
PSOE	0.118	1.236
VOX	0.114	1.242
IU-MS-VQ	0.106	1.085
UPL	0.115	1.290
Podemos-AV	0.109	1.157
SALF	0.099	1.046
Soria_¡Ya!	0.112	1.247
Por_Ávila	0.128	1.337
PACMA	0.101	1.106
Ciudadanos	1.200	1.446
Partido castellano-TC	0.110	1.274
Vía Bugalesa	0.119	1.226
Prepal	0.340	1.446
AD-EV	0.117	1.156
Otros	0.118	0.796
Blanco	0.123	1.280

*Cuanto menor, más estable

Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)

Se aplica un PCA sobre la matriz transformada en coordenadas CLR. En el biplot resultante, los puntos representan escenarios (estimaciones) proyectados en el plano PC1–PC2, y los vectores representan partidos (cargas) en el mismo plano. Vectores orientados en direcciones opuestas sugieren transferencia relativa (relación inversa en log-ratios) entre partidos; vectores con orientación similar indican co-movimiento relativo. La concentración de puntos refleja consenso entre escenarios; la dispersión refleja incertidumbre estructural sobre la redistribución relativa de masa de voto.



Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR

Este bloque evalúa reglas diagnósticas complementarias al plano porcentual. La lógica es distinguir entre estabilidad aparente en % y estabilidad relativa en geometría composicional (log-ratio), así como detectar balances sistémicos críticos mediante ILR.

Las métricas presentadas operan en niveles analíticos distintos. El estadístico Dip evalúa formalmente la existencia de multimodalidad en la distribución (dimensión topológica), mientras que M y CLR_M cuantifican la intensidad estructural continua derivada del coeficiente de bimodalidad de Sarle (dimensión de magnitud). Por su parte, el análisis CLR traslada la evaluación al espacio composicional log-ratio, captando relaciones relativas entre partidos y no únicamente niveles absolutos. En consecuencia, divergencias entre Dip, M y CLR no implican contradicción metodológica, sino que reflejan que cada indicador describe propiedades estructurales diferentes del sistema.

Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)

Se detectan actores con estabilidad estructural en % (IRP* alto, M bajo, unimodalidad) pero inestabilidad relativa en CLR. Esto sugiere que la estabilidad porcentual puede estar sostenida por compensaciones en el vector composicional (cambios en relaciones relativas).

- PP
- PSOE
- VOX
- SALF

Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)

Partido	IRP_star	M	CLR_IRP*	CLR_M	CLR_Dip_p
PP	0.835	0.134	0.963	0.000	0.000
PSOE	0.882	0.099	0.945	0.000	0.000
VOX	0.987	0.000	0.941	0.000	0.000
SALF	0.859	0.000	0.637	0.023	0.006

Nota: IRP* $\in [0,1]$ mide la estabilidad estructural (valores próximos a 1 indican alta robustez del estimador). M $\in [0,1]$ refleja intensidad estructural (valores próximos a 0 indican cohesión; valores altos mayor fragmentación). En el plano composicional, CLR_IRP* mide estabilidad relativa en log-ratios, CLR_M la intensidad estructural relacional, y CLR_Dip_p corresponde al p-valor de la prueba de unimodalidad ($p < 0,05$ indica evidencia de multimodalidad).

Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)

Esta tabla presenta la estabilidad de los estimadores mediante un re-muestreo de escenarios completos. Los valores muestran la media de las réplicas y, entre paréntesis, el intervalo de confianza (5%-95%). Al procesar filas íntegras, se mantiene la interdependencia y la restricción de suma 100.

Partido / Escenario	Media	Mediana	Huber_SD	Huber_MAD
PP	33.31 (33.13-33.49)	33.21 (32.94-33.48)	33.26 (33.07-33.46)	33.29 (33.06-33.48)
PSOE	32.25 (32.12-32.37)	32.13 (31.98-32.28)	32.22 (32.08-32.36)	32.22 (32.07-32.37)
VOX	16.21 (16.15-16.27)	16.15 (16.12-16.19)	16.18 (16.13-16.24)	16.17 (16.12-16.22)
IU-MS-VQ	5.07 (4.99-5.14)	5.16 (4.71-5.30)	5.07 (4.99-5.14)	5.06 (4.82-5.22)
UPL	4.93 (4.87-5.00)	4.99 (4.79-5.11)	4.95 (4.88-5.02)	4.95 (4.88-5.02)
Podemos-AV	3.08 (3.05-3.10)	3.05 (2.99-3.08)	3.07 (3.04-3.10)	3.07 (3.03-3.10)
SALF	0.76 (0.74-0.78)	0.77 (0.76-0.79)	0.76 (0.74-0.79)	0.76 (0.74-0.79)
Soria_¡Ya!	0.72 (0.71-0.74)	0.74 (0.72-0.79)	0.73 (0.71-0.75)	0.74 (0.71-0.76)
Por_Ávila	0.69 (0.66-0.72)	0.67 (0.62-0.73)	0.69 (0.66-0.72)	0.69 (0.65-0.72)
PACMA	0.35 (0.34-0.36)	0.36 (0.32-0.37)	0.35 (0.34-0.36)	0.35 (0.34-0.36)
Ciudadanos	0.11 (0.09-0.13)	0.09 (0.02-0.17)	0.11 (0.09-0.13)	0.10 (0.03-0.13)
Partido castellano-TC	0.13 (0.13-0.13)	0.13 (0.13-0.14)	0.13 (0.13-0.13)	0.13 (0.13-0.13)
Vía Bugalesa	0.04 (0.04-0.04)	0.04 (0.04-0.04)	0.04 (0.04-0.04)	0.04 (0.04-0.04)
Prepal	0.03 (0.03-0.04)	0.04 (0.02-0.05)	0.03 (0.03-0.04)	0.04 (0.03-0.05)
AD-EV	0.05 (0.05-0.05)	0.05 (0.05-0.05)	0.05 (0.05-0.05)	0.05 (0.05-0.05)
Otros	1.77 (1.69-1.86)	1.75 (1.61-1.88)	1.78 (1.68-1.88)	1.78 (1.68-1.87)
Blanco	0.49 (0.47-0.51)	0.53 (0.45-0.56)	0.49 (0.47-0.52)	0.50 (0.47-0.54)

Partido / Escenario	SD	CV
PP	0.88 (0.78-0.96)	2.6% (2.4-2.9)
PSOE	0.60 (0.53-0.66)	1.9% (1.7-2.1)
VOX	0.27 (0.22-0.32)	1.7% (1.4-1.9)
IU-MS-VQ	0.34 (0.33-0.36)	6.8% (6.4-7.1)
UPL	0.30 (0.27-0.34)	6.2% (5.4-7.0)
Podemos-AV	0.12 (0.11-0.14)	4.0% (3.6-4.4)
SALF	0.11 (0.10-0.13)	15.0% (13.2-16.7)
Soria_¡Ya!	0.08 (0.07-0.10)	11.6% (9.5-13.6)
Por_Ávila	0.14 (0.12-0.15)	19.7% (17.6-21.8)
PACMA	0.05 (0.05-0.06)	15.1% (13.4-16.7)
Ciudadanos	0.09 (0.08-0.10)	81.9% (69.4-95.3)
Partido castellano-TC	0.01 (0.01-0.01)	7.4% (6.6-8.1)
Vía Bugalesa	0.00 (0.00-0.01)	11.3% (9.9-12.5)
Prepal	0.02 (0.02-0.02)	47.2% (40.9-53.1)
AD-EV	0.01 (0.01-0.01)	14.6% (12.5-16.3)
Otros	0.42 (0.38-0.47)	24.0% (21.1-26.7)
Blanco	0.10 (0.09-0.11)	20.8% (18.6-22.7)

La columna CV (Coeficiente de Variación) expresa la volatilidad relativa del partido. Valores menores al 10% indican una posición consolidada en todos los escenarios, mientras que valores superiores sugieren una fuerte dependencia de las condiciones de inercia e incertidumbre.

13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)

Interpretación: $CLR_i(x) = \log(x_i/g(x))$. Valores positivos indican que el partido está sistemáticamente por encima de la media geométrica del sistema (ventaja relativa); valores negativos, por debajo. Estabilidad alta (IRP* CLR elevado, M CLR bajo) implica que la posición relativa del partido es robusta bajo escenarios; inestabilidad CLR sugiere dependencia de reequilibrios del vector completo y no solo oscilación porcentual.

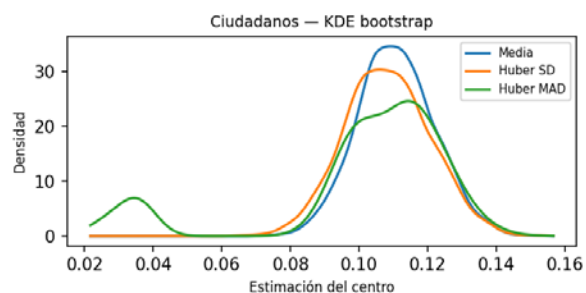
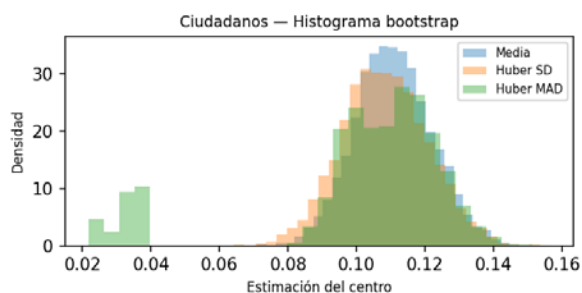
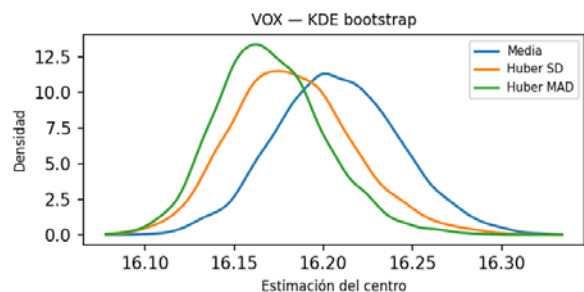
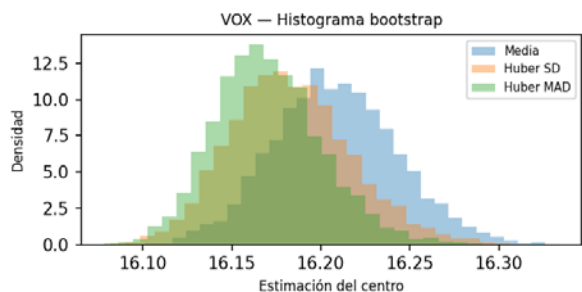
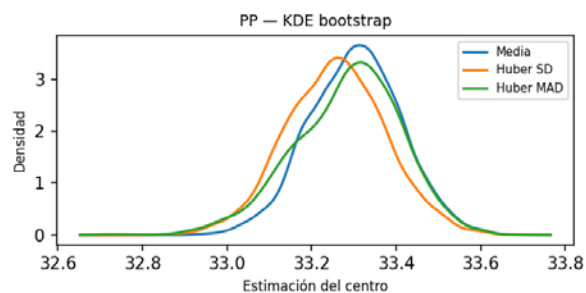
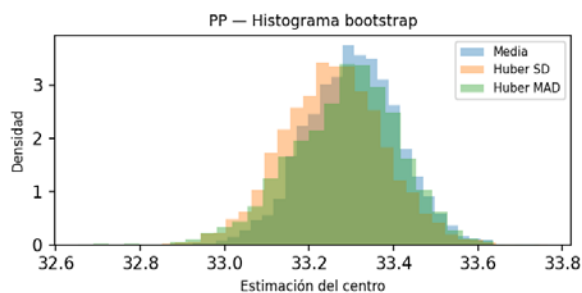
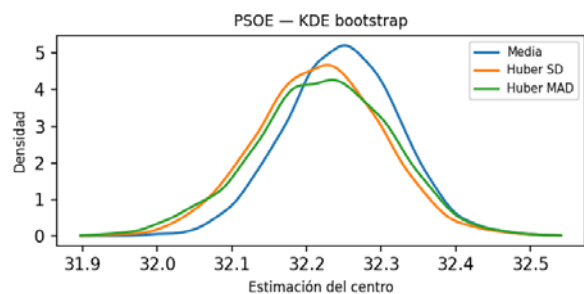
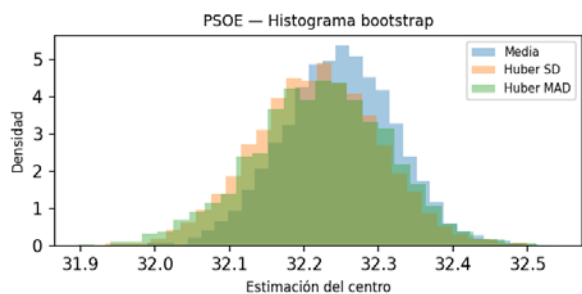
CLR: métricas por partido

Partido	CLR_mean	CLR_HuberMAD	CLR_Dip_p	CLR_Modalidad	CLR_BC	CLR_M	CLR_IRP*
PP	3.654	3.644	0.000	Multimodal	0.529	0.000	0.963
PSOE	3.622	3.622	0.000	Multimodal	0.552	0.000	0.945
VOX	2.934	2.933	0.000	Multimodal	0.519	0.000	0.941
IU-MS-VQ	1.769	1.760	0.000	Multimodal	0.817	0.588	0.392
UPL	1.742	1.743	0.429	Unimodal	0.555	0.000	0.917
Podemos-AV	1.271	1.271	0.175	Unimodal	0.572	0.037	0.860
SALF	-0.136	-0.134	0.006	Multimodal	0.565	0.023	0.637
Soria_¡Ya!	-0.182	-0.181	0.094	Unimodal	0.534	0.000	0.541
Por_Ávila	-0.237	-0.244	0.581	Unimodal	0.463	0.000	0.574
PACMA	-0.914	-0.912	0.288	Unimodal	0.507	0.000	0.908
Ciudadanos	-2.555	-2.555	0.000	Multimodal	0.893	0.760	0.167
Partido castellano-TC	-1.894	-1.894	0.006	Multimodal	0.585	0.068	0.862
Vía Bugalesa	-3.011	-2.999	0.061	Unimodal	0.375	0.000	0.976
Prepal	-3.353	-3.325	0.000	Multimodal	0.765	0.473	0.464
AD-EV	-2.810	-2.802	0.224	Unimodal	0.472	0.000	0.950
Otros	0.692	0.700	0.000	Multimodal	0.682	0.286	0.586
Blanco	-0.592	-0.594	0.000	Multimodal	0.502	0.000	0.792

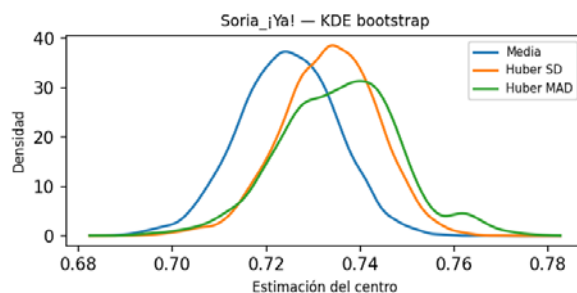
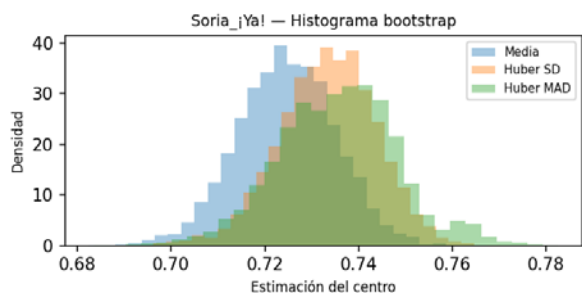
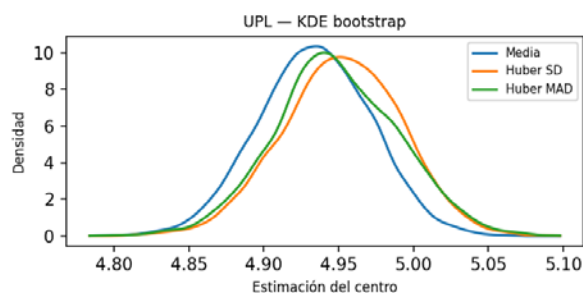
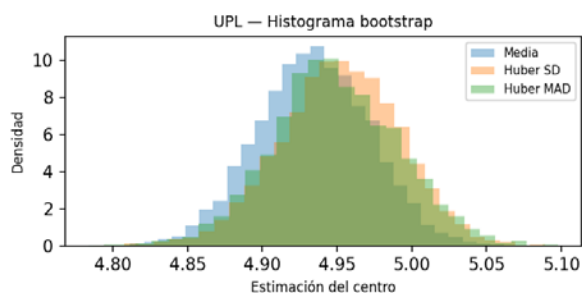
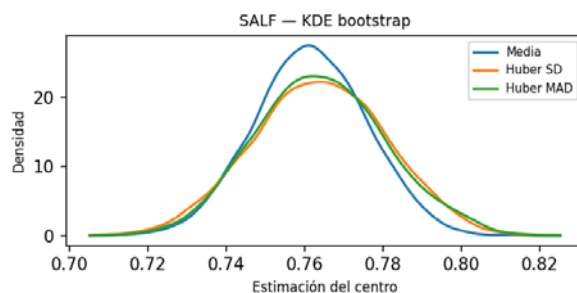
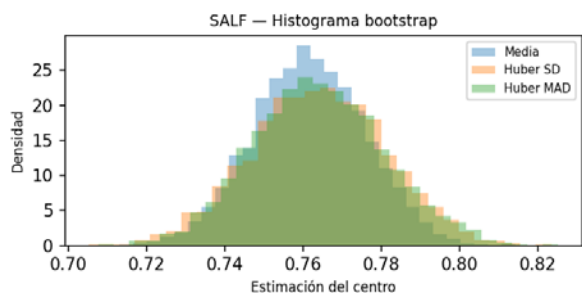
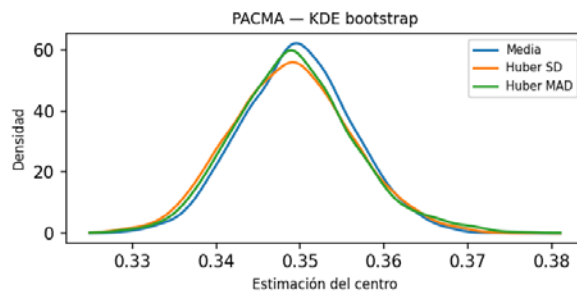
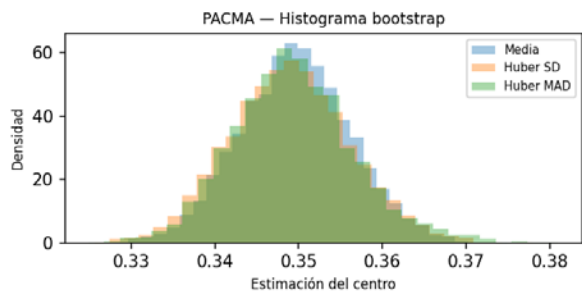
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central

Gráficos (B = 5000, IC 95%):

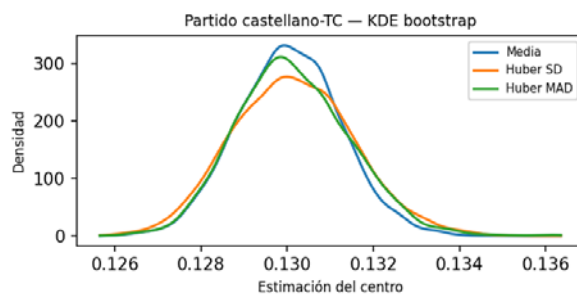
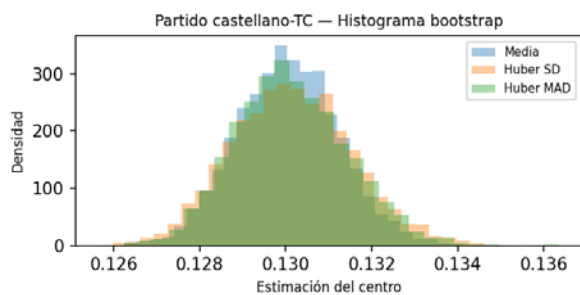
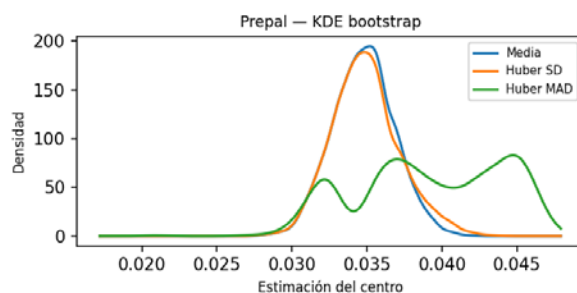
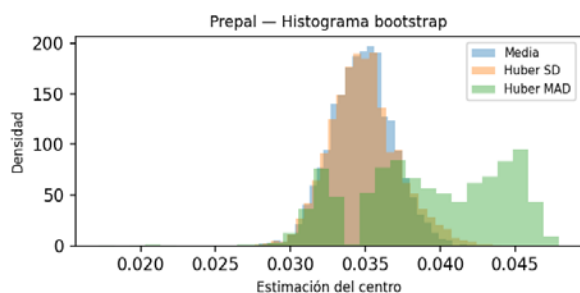
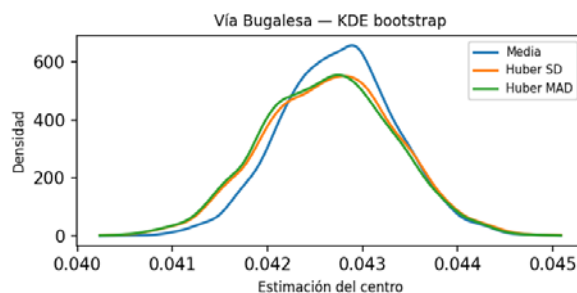
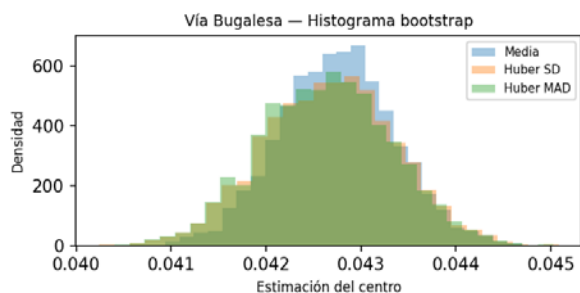
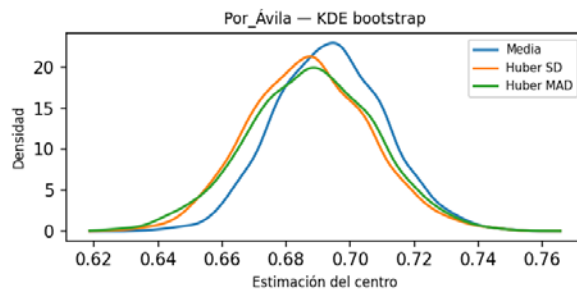
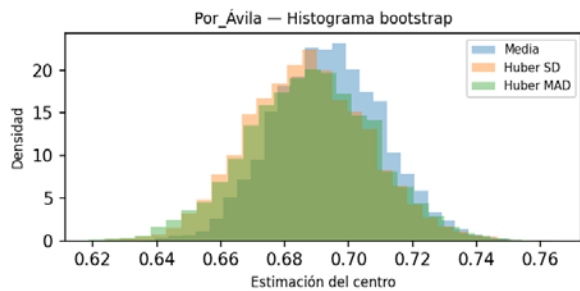
PSOE | PP | VOX | Ciudadanos



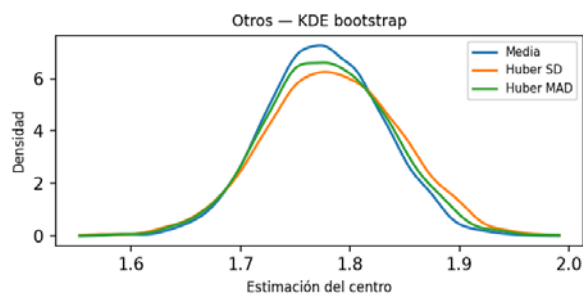
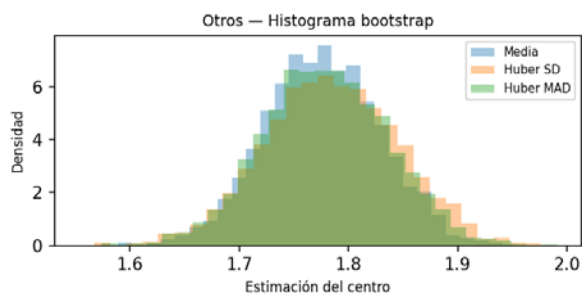
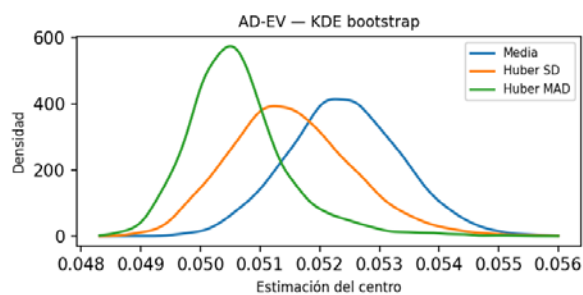
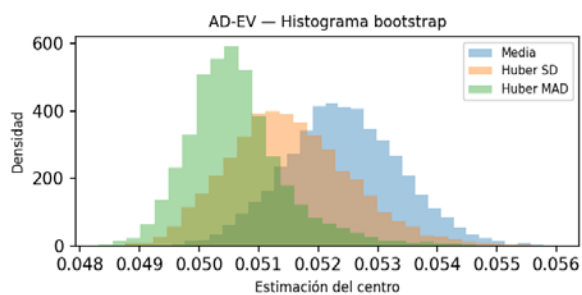
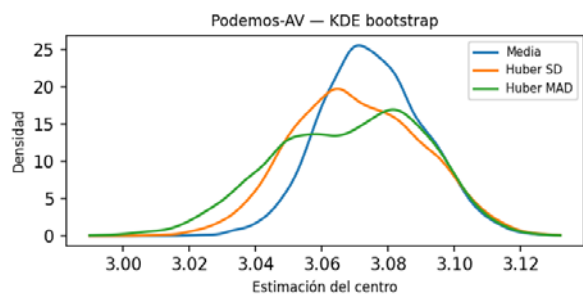
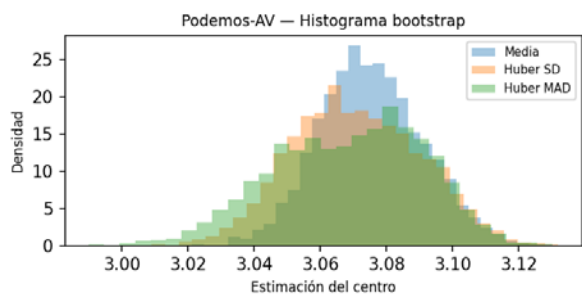
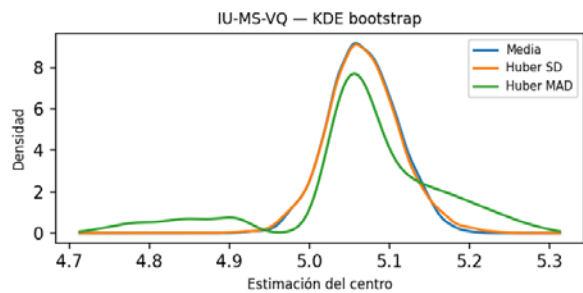
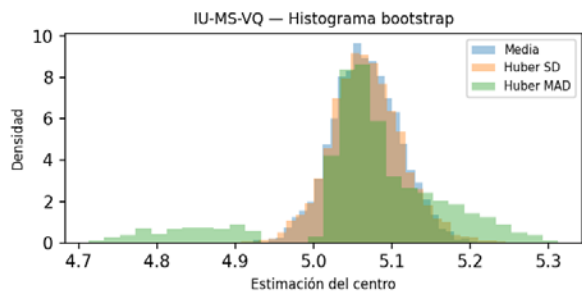
PACMA | SALF | UPL | Soria_¡Ya!



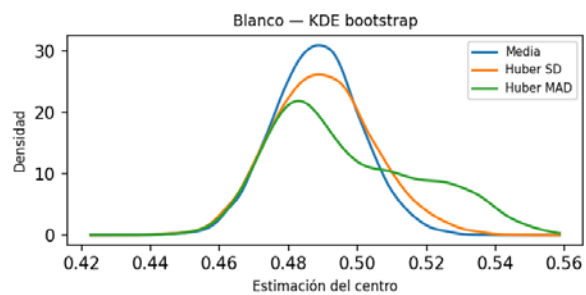
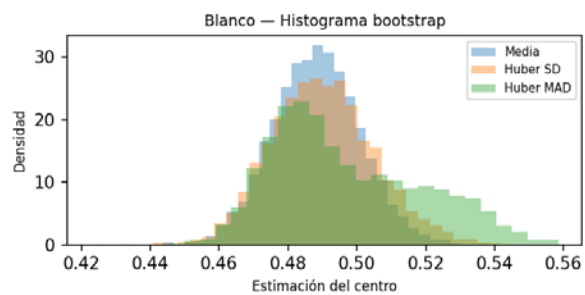
Por_Ávila | Vía Bugalesa | Prepal | Partido castellano-TC



IU-MS-VQ | Podemos-AV | AD-EV | Otros



Blanco



IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional

El presente anexo documenta el sistema metodológico implementado para la estimación robusta del centro y el diagnóstico estructural de las distribuciones de escenarios. El modelo integra estadística robusta, análisis de modalidad, medición de intensidad estructural y geometría composicional.

La arquitectura del sistema se organiza en cuatro planos analíticos: plano aritmético (centro), plano estructural (forma), plano intensivo (segmentación) y plano relacional composicional.

A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro

Se emplean cuatro estimadores: Media aritmética, Mediana, Huber-SD y Huber-MAD.

1. Media Aritmética

$$\bar{x} = (1/n) \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

La media es eficiente bajo normalidad, pero presenta función de influencia no acotada.

2. Mediana

m tal que $P(X \leq m) \geq 0.5$ y $P(X \geq m) \geq 0.5$

Equivalente a minimizar $\sum |x_i - \vartheta|$

Posee punto de ruptura del 50%.

3. Estimador de Huber (M-estimador)

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum \rho(x_i - \vartheta)$$

$$\rho(r) = \frac{1}{2}r^2 \text{ si } |r| \leq c; \quad c|r| - \frac{1}{2}c^2 \text{ si } |r| > c$$

$$\psi(r) = r \text{ si } |r| \leq c; \quad c \cdot \operatorname{sign}(r) \text{ si } |r| > c$$

Implementación iterativa: $\mu_{t+1} = (\sum w_i x_i) / (\sum w_i)$

Pesos: $w_i = 1$ si $|r_i| \leq c$; $c / |r_i|$ si $|r_i| > c$

Con $c = 1.345 \cdot s$ ($\approx 95\%$ eficiencia bajo normalidad).

4. Escalas Utilizadas

Desviación estándar: $s = \sqrt{[1/(n-1)] \cdot \sum (x_i - \bar{x})^2}$

MAD = mediana($|x_i - \operatorname{mediana}(x)|$)

$$\sigma_{\text{rob}} = 1.4826 \cdot \text{MAD}$$

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)

$$CV_{\text{rob}} = (1.4826 \cdot \text{MAD}) / \hat{\mu}$$

$$S = |\bar{x} - \hat{\mu}| / \hat{\mu}$$

$$\text{IRP} = 1 / (1 + CV_{\text{rob}} + S)$$

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$

B. Plano Estructural: Forma y Cohesión

1. Modalidad Formal (Test Dip)

$$\text{Dip} = \sup |F_n(x) - F_{\text{unimodal}}(x)|$$

Criterio: $p < 0.05$ indica multimodalidad.

2. Coeficiente de Bimodalidad (BC)

$$BC = (g_1^2 + 1) / (g_2 + 3)$$

3. Score M

$$M = \operatorname{clip}[(BC - BC_{\text{ref}}) / (1 - BC_{\text{ref}}), 0, 1]$$

C. Plano Relacional: Análisis Composicional

$$S^D = \{x \in \mathbb{R}^{D^+} : \sum x_i = 1\}$$

$$g_i = (\prod x_{ij})^{1/n} / \sum (\prod x_{kj})^{1/n}$$

$$\begin{aligned} \text{clr}(x_i) &= \ln(x_i / g(x)) \\ \text{ilr} &= \sqrt{rs/(r+s)} \cdot \ln(g(x_R) / g(x_S)) \\ T_{ij} &= \text{Var}[\ln(x_i / x_j)] \end{aligned}$$

D. Integración Multinivel del Diagnóstico

$$\mathcal{D} = f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*, \text{CLR}, \text{ILR}, T_{ij})$$

E. Eficiencia y Remuestreo

$$\begin{aligned} \text{Eff} &= (\text{SE}_{\text{mediana}} / \text{SE}_{\text{estimador}})^2 \\ \text{Eff}^* &= \text{Eff} \cdot (1 - M) \end{aligned}$$

F. Regla de Decisión Automática

$$\hat{\vartheta} = \text{argmax } \text{Eff}^*(\vartheta)$$

G. Propiedades del Sistema

- Separabilidad entre forma y estabilidad.
- Robustez ante valores atípicos.
- Coherencia geométrica bajo clausura.
- Sensibilidad a transiciones estructurales.
- Adecuación para $n \approx 50-100$.

H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima

El sistema implementa una secuencia analítica estructurada que garantiza coherencia entre forma distributiva, intensidad estructural y estabilidad del centro.

1. Entrada: vectores de escenarios porcentuales (datos cerrados, suma=100).
2. Estimación robusta del centro: Media, Mediana, Huber-SD, Huber-MAD.
3. Diagnóstico estructural:
 - Modalidad formal (Dip).
 - Propensión a segmentación (BC).
 - Intensidad estructural normalizada (M).
4. Penalización estructural de la estabilidad:

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$
5. Evaluación de precisión mediante bootstrap:

$$\text{Eff}^* = \text{Eff} \cdot (1 - M)$$
6. Regla automática de selección:
 - a) Si $M > 0.60 \rightarrow$ se prioriza Huber (mezcla intensa).
 - b) Si $M \leq 0.60 \rightarrow$ se selecciona el estimador con mayor Eff^* .
 - c) Si $M > 0.80 \rightarrow$ se sugiere evaluación mediante modelos de mezcla.

La robustez del sistema deriva de tres mecanismos integrados:

- Separación analítica entre modalidad e intensidad.
- Penalización estructural explícita de estabilidad y eficiencia.
- Regla decisional no ad hoc, basada en umbrales paramétricos definidos ex ante.

En diseños basados en escenarios esta arquitectura evita seleccionar estimadores únicamente por precisión muestral cuando existe fragmentación interna, garantizando coherencia entre forma distributiva y centro recomendado. La selección del incorpora explícitamente diagnóstico estructural e intensidad de segmentación, evitando decisiones sesgadas bajo heterogeneidad distributiva.

La robustez del sistema deriva de la integración secuencial de estos niveles.

Formalmente, el estimador recomendado puede expresarse como:

$$\hat{\theta} = \text{argmax}_{\{\theta \in \Theta\}} \text{Eff}^*(\theta)$$

$$\text{Eff}^*(\theta) = \text{Eff}(\theta) \cdot (1 - M)$$

$$\Theta = \{\text{Media}, \text{Mediana}, \text{Huber_SD}, \text{Huber_MAD}\}$$

$M \in [0,1]$ actúa como penalización estructural multiplicativa.

V Referencias Metodológicas

- Aitchison, J. (1982). The statistical analysis of compositional data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 44(2), 139–177.
- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman & Hall, London. (Reprinted 2003, Blackburn Press).
- Aitchison, J. (1997). The one-hour course in compositional data analysis or compositional data analysis is simple. In V. Pawlowsky-Glahn (Ed.), *Proceedings of iAMG'97 – The Third Annual Conference of the International Association for Mathematical Geology* (pp. 3–35). CIMNE, Barcelona.
- Aitchison, J., Barceló-Vidal, C., Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2002). A concise guide for the algebraic-geometric structure of the simplex, the sample space for compositional data analysis. In U. Bayer, H. Burger, & W. Skala (Eds.), *Proceedings of iAMG'02* (pp. 387–392). Alfred-Wegener-Stiftung, Berlin.
- Aitchison, J., & Greenacre, M. (2002). Biplots for compositional data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics)*, 51(4), 375–392.
- Aitchison, J., & Shen, S. M. (1980). Logistic-normal distributions: Some properties and uses. *Biometrika*, 67(2), 261–272.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019a). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261. Barómetro de septiembre 2019.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019b). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019.
- Alaminos, A. (2024). Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (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, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023a). Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. Colección Cuadernos Metodológicos (Vol. 63). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023b). Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. *Revista Sistema*, 267, 3–37.
- Alaminos, A. (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.
- Alaminos, A. (2021). Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: Revista de Ciencias Sociales*, 260, 17–34.
- Billheimer, D., Guttorp, P., & Fagan, W. F. (2001). Statistical interpretation of species composition. *Journal of the American Statistical Association*, 96(456), 1205–1214.
- Chayes, F. (1960). On correlation between variables of constant sum. *Journal of Geophysical Research*, 65(12), 4185–4193.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2005). Groups of parts and their balances in compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 37(7), 795–828.
- Egozcue, J. J., Pawlowsky-Glahn, V., Mateu-Figueras, G., & Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279–300.
- Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The Dip Test of Unimodality. *The Annals of Statistics*, 13(1), 70–84.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73–101.
- Huber, P. J. (1981). *Robust Statistics*. Wiley, New York.
- Martín-Fernández, J. A., Barceló-Vidal, C., & Pawlowsky-Glahn, V. (2003). Dealing with zeros and missing values in compositional data sets using nonparametric imputation. *Mathematical Geology*, 35(3), 253–278.
- Pawlowsky-Glahn, V., & Egozcue, J. J. (2002). BLU estimators and compositional data. *Mathematical Geology*, 34(3), 259–274.

- Rousseeuw, P. J., & Croux, C. (1993). Alternatives to the Median Absolute Deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1273–1283.
- Sarle, W. S. (1987). Bimodality coefficient. SAS Technical Report.
- Smithson, M., & Broomell, S. B. (2022). Compositional data analysis tutorial for social science researchers: Techniques for dealing with percentage and constrained-sum data. *Psychological Methods*.
<https://doi.org/10.1037/met0000464>

Análisis de escenarios del estudio 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León' (ECIS3545)

Modelo bifactorial Inercia–Incertidumbre · output técnico

Unidad de Ciencia Social Computacional

Gabinete de Presidencia

Centro de Investigaciones Sociológicas

ÁVILA

Contenido

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos	34
1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos	34
I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente	36
Tabla 1 — Estimadores centrales	36
Tabla 2 — Robustez	37
Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico	38
Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización	39
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)	39
Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)	40
Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable	41
Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez	42
Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)	43
Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)	45
II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)	46
Centros composicionales (media geométrica cerrada)	46
Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)	46
Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)	47
10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$	48
Resumen de variación relacional por partido	49
Tabla 11 — Media y máximo de $\text{Var}[\log\text{-ratio}]$	49
Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)	50
Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR	51
Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)	51
Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)	51
Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)	52
13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)	53
CLR: métricas por partido	53
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central	54
IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional	59
A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro	59
1. Media Aritmética	59
2. Mediana	59
3. Estimador de Huber (M-estimador)	59
4. Escalas Utilizadas	59
5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)	59
B. Plano Estructural: Forma y Cohesión	59

1. Modalidad Formal (Test Dip).....	59
2. Coeficiente de Bimodalidad (BC).....	59
3. Score M.....	59
C. Plano Relacional: Análisis Composicional	59
D. Integración Multinivel del Diagnóstico	60
E. Eficiencia y Remuestreo	60
F. Regla de Decisión Automática	60
G. Propiedades del Sistema.....	60
H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima	60
V Referencias Metodológicas.....	61

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos

1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos

Diseño: la demoscopia tradicional ha operado históricamente bajo la lógica de la 'foto fija': un intento de capturar la intención de voto en a) un instante preciso del tiempo, b) bajo el supuesto de una distribución normal y c) de estacionariedad del fenómeno medido. Sin embargo, en los sistemas electorales contemporáneos definidos por la fragmentación y la volatilidad, esta aproximación resulta limitada. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre surge como una respuesta metodológica que amplía el foco incluyendo junto a la medición del apoyo electoral una evaluación de la estabilidad estructural de dicho apoyo.

Este modelo se basa en un diseño de escenarios de estrés generados a partir de muestras aleatorias. La pregunta que responde el modelo no es solo ¿cuántos votos tiene hoy un partido?, sino que traslada la pregunta a un marco de incertidumbre en donde se reformula como '¿cuál es potencial electoral de un partido en el momento de la medición? La reformulación del enfoque abre analíticamente la puerta a múltiples preguntas con finalidad diagnóstica: ¿qué resiliencia posee un partido para resistir ante cambios drásticos en la inercia del voto o ante picos de incertidumbre? (Alaminos y Tezanos, 2029a, 2019b; Alaminos, 2021, 2022, 2024) Para ello, el modelo genera un espacio de posibilidades proyectadas donde cada escenario representa una combinación única de fuerzas, obligando al sistema a comportarse bajo diferentes presiones.

La fundamentación teórica del modelo facilita su motor de generación de escenarios, cuya construcción ha sido desarrollada en diversas publicaciones (Alaminos y Alaminos-Fernández, 2023a, 2023b, 2024). El algoritmo procesa una matriz de 63 combinaciones generada mediante dos vectores críticos:

- El Factor Inercia: representa la fuerza de retención y la lealtad histórica del voto.
- El Factor Incertidumbre: representa la volatilidad, el impacto de eventos inesperados.

Un aspecto metodológico fundamental es la Naturaleza Composicional de los datos (suma constante = 100%). Esto implica que los datos no son independientes: si un partido crece, necesariamente debe hacerlo a costa de la erosión de otros actores. El modelo de Alaminos-Tezanos captura esta interdependencia, permitiendo un diagnóstico de la condicionalidad de los escenarios. Finalmente, el software implementa una regla de decisión para la Selección Automática del Estimador basada en la Eficiencia Penalizada, obtenida mediante Bootstrap. Las métricas de Robustez (IRP*) y Estructura (Dip/BC) evalúan la capacidad de cada partido para mantener su posición o dominar el espacio bajo las tensiones cruzadas de los escenarios. Matemáticamente, el sistema puede expresarse como: Diagnóstico = $f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*)$. Esta formulación separa claramente forma, cohesión y estabilidad, evitando inferencias erróneas derivadas de confiar exclusivamente en contrastes de hipótesis o en estadísticas de momento aisladas. El modelo es especialmente adecuado para tamaños muestrales moderados ($n \approx 50-100$), donde los contrastes formales pueden carecer de potencia suficiente para detectar segmentaciones suaves.

Finalmente se efectúa un análisis sistémico mediante un análisis composicional (CLR/ILR) con el objetivo de complementar la lectura porcentual tradicional y distinguir entre estabilidad aritmética y estabilidad estructural relativa. Dado que las estimaciones están sujetas a restricción de suma constante, una aparente estabilidad en porcentaje puede sostenerse sobre reequilibrios internos del conjunto. Las transformaciones log-ratio permiten evaluar la robustez de las posiciones relativas entre actores y detectar balances sistémicos donde puedan emerger subregímenes. En consecuencia, el análisis identifica si las variaciones responden a tensiones compensatorias dentro de un mismo régimen o a configuraciones estructurales alternativas bajo los escenarios considerados. La estimación de centros se complementa a efectos diagnósticos con promedios composicionales para respetar la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del dato. La media composicional (Aitchison mean) se calcula como el promedio en coordenadas CLR (log-ratios centrados) y se transforma posteriormente mediante la inversa CLR, aplicando finalmente un cierre a suma 100. Los centros robustos se obtienen mediante varios estimados incluyendo un Huber composicional, estimando la localización robusta por componente en el espacio CLR y aplicando un recentro a suma cero (condición geométrica de las coordenadas CLR) antes de invertir la transformación y cerrar de nuevo a 100. De este modo, el centro resultante refleja proporciones relativas del sistema y no depende de un nivel absoluto. Este procedimiento mantiene la interdependencia entre componentes y evita diagnósticos distorsionados por outliers o desplazamientos compensatorios entre partidos.

El presente informe se estructura en dos bloques analíticos complementarios, diseñados para responder a preguntas metodológicamente diferenciadas. El primer bloque aborda la estimación puntual del voto desde una perspectiva de estadística robusta univariable, cuyo objetivo es determinar cuál es la mejor estimación central a partir de los escenarios disponibles, evaluando estabilidad, sensibilidad y eficiencia de los estimadores.

El segundo bloque introduce un análisis composicional, orientado a validar la coherencia estructural del sistema multipartidista bajo la restricción de suma constante. En este nivel, la atención se desplaza desde los valores absolutos hacia las relaciones relativas entre partidos, empleando transformaciones log-ratio (CLR/ILR) y herramientas geométricas asociadas. Consideradas conjuntamente, las dos aproximaciones permiten determinar tanto la mejor estimación puntual como la consistencia estructural del sistema que la sostiene.

I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente

Tabla 1 — Estimadores centrales

Partido	Huber (escala SD)	Huber (escala MAD)	Media aritmética	Mediana
PP	32,9	33,4	32,6	33,6
PSOE	26,6	26,5	26,9	26,3
VOX	19,0	19,3	18,8	19,4
Por_Ávila	9,1	9,3	8,7	9,4
IU-MS-VQ	4,4	4,5	4,5	4,2
Podemos-AV	3,5	3,6	3,5	3,7
UPL	0,7	0,0	0,9	0,0
PACMA	0,6	0,6	0,6	0,6
SALF	0,4	0,5	0,4	0,4
Soria_¡Ya!	0,2	0,0	0,3	0,0
Ciudadanos	0,1	0,1	0,1	0,1
Prepal	0,0	0,0	0,0	0,0
Vía Bugalesa	0,0	0,0	0,0	0,0
Partido castellano-TC	0,0	0,0	0,0	0,0
AD-EV	0,0	0,0	0,0	0,0
Otros	1,8	1,8	1,9	1,8
Blanco	0,7	0,4	0,8	0,5

Tabla 2 — Robustez

Partido	Volatilidad robusta	Sensibilidad a extremos	Índice de robustez (IRP)	Cohesión interna (BC, si Dip=Unimodal) Cohesión alta
PP	0,10	0,00	0,90	Cohesión baja
PSOE	0,09	0,03	0,89	
VOX	0,08	0,01	0,92	
Por_Ávila	0,54	0,05	0,63	
IU-MS-VQ	0,19	0,02	0,83	
Podemos-AV	0,09	0,01	0,91	
UPL				
PACMA	0,44	0,07	0,66	
SALF	0,46	0,01	0,68	
Soria_¡Ya!				
Ciudadanos	1,10	0,09	0,46	
Prepal				Cohesión alta Cohesión baja
Vía Bugalesa				
Partido castellano-TC				
AD-EV				
Otros	0,37	0,03	0,71	
Blanco	0,40	0,60	0,50	

Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico

Partido	Dip (p-valor)	Modalidad (Dip)	BC Sarle (consenso/estrés)	Score multimodalidad (M) desde BC	Robustez ajustada (IRP*)	Intensidad estructural (M)
PP	0,755	Unimodal	0,45	0,00	0,90	Baja fragmentación latente
PSOE	0,000	Multimodal	0,76	0,46	0,48	Segmentación moderada
VOX	0,006	Multimodal	0,65	0,20	0,73	Segmentación leve
Por_Ávila	0,000	Multimodal	0,62	0,14	0,54	Segmentación leve
IU-MS-VQ	0,110	Unimodal	0,59	0,09	0,75	Baja fragmentación latente
Podemos-AV	0,012	Multimodal	0,68	0,27	0,66	Segmentación leve
UPL	0,000	Multimodal	1,00	1,00		Segmentación extrema
PACMA	0,002	Multimodal	0,52	0,00	0,66	Segmentación leve
SALF	0,009	Multimodal	0,47	0,00	0,68	Segmentación leve
Soria_iYa!	0,000	Multimodal	0,99	0,98		Segmentación extrema
Ciudadanos	0,006	Multimodal	0,64	0,19	0,37	Segmentación leve
Prepal	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
Vía Bugalesa	0,004	Multimodal	0,96	0,91		Segmentación extrema
Partido castellano-TC	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
AD-EV	0,002	Multimodal	0,97	0,94		Segmentación extrema
Otros	0,113	Unimodal	0,48	0,00	0,71	Baja fragmentación latente
Blanco	0,233	Unimodal	0,95	0,90	0,05	Alta tensión interna

Nota: la prueba de Dip y el Coeficiente de Bimodality (BC) evalúan la morfología de la distribución del partido a través de los escenarios. El Dip (p-valor) determina la presencia de multimodalidad ($p < 0,05$ implica rechazo de unimodalidad), mientras que el BC no decide modalidad, sino que actúa como indicador de consenso y estrés estructural. En contextos unimodales, valores elevados de BC pueden señalar aplanamiento o proximidad a transición ($\approx 0,555$). El Score M, derivado y normalizado a partir del BC, cuantifica la intensidad de segmentación entre escenarios y ajusta la robustez mediante $IRP^* = IRP \cdot (1 - M)$. El IRP mide la resiliencia del partido frente a la variabilidad de escenarios; un IRP* alto indica posición estructuralmente estable y poco dependiente de las fluctuaciones del sistema.

Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)

Partido	SE Huber(SD)	SE Huber(MAD)	SE Media	SE Mediana	Eff vs Med (Huber SD)	Eff vs Med (Huber MAD)	Eff vs Med (Media)
PP	0,45	0,47	0,42	0,30	0,44	0,41	0,49
PSOE	0,55	0,51	0,45	0,33	0,37	0,43	0,54
VOX	0,26	0,29	0,22	0,22	0,73	0,61	1,06
Por_Ávila	0,78	0,80	0,63	0,72	0,85	0,80	1,28
IU-MS-VQ	0,11	0,14	0,11	0,26	5,09	3,50	5,28
Podemos- AV	0,06	0,07	0,05	0,08	1,81	1,23	2,63
UPL	0,26	0,00	0,21	0,00			
PACMA	0,04	0,04	0,04	0,05	1,29	1,32	1,25
SALF	0,02	0,03	0,02	0,07	7,82	6,87	8,75
Soria_¡Ya!	0,08	0,00	0,06	0,00			
Ciudadanos	0,02	0,04	0,02	0,06	8,33	2,48	9,32
Prepal	0,00	0,00	0,00	0,00			
Vía	0,00	0,00	0,00	0,00			
Bugalesa Partido castellano- TC	0,01	0,00	0,01	0,00			
AD-EV	0,00	0,00	0,00	0,00			
Otros	0,09	0,09	0,09	0,06	0,45	0,44	0,44
Blanco	0,08	0,02	0,10	0,03	0,17	1,96	0,10

Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)

Partido	Eff* Huber(SD)	Eff* Huber(MAD)	Eff* Media	Mejor (Eff)	Mejor (Eff*)
PP	0,44	0,41	0,49	Mediana	Mediana
PSOE	0,20	0,23	0,29	Mediana	Mediana
VOX	0,58	0,48	0,84	Media	Media
Por_Ávila	0,73	0,69	1,10	Media	Media
IU-MS-VQ	4,64	3,19	4,82	Media	Media
Podemos-AV	1,32	0,90	1,92	Media	Media
UPL				Mediana**	Mediana**
PACMA	1,29	1,32	1,25	Huber_MAD	Huber_MAD
SALF	7,82	6,87	8,75	Media	Media
Soria_¡Ya!				Mediana**	Mediana**
Ciudadanos	6,74	2,01	7,54	Media	Media
Prepal				Mediana**	Mediana**
Vía Bugalesa				Mediana*	Mediana*
Partido castellano-TC				Mediana**	Mediana**
AD-EV				Mediana*	Mediana*
Otros	0,45	0,44	0,44	Mediana	Mediana
Blanco	0,02	0,21	0,01	Huber_MAD	Huber_MAD

* Distribución puntual bootstrap: SE bootstrap de la mediana prácticamente nulo ($SE < 1e-6$), sin evidencia de mezcla extrema.

** Multimodalidad extrema: $M > 0,95$. La penalización estructural hace $Eff^* \approx 0$; se recomienda GMM.

Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable

Partido	Media (IC 95%)	Huber SD (IC 95%)	Huber MAD (IC 95%)
PP	32,6 [31,8, 33,4]	32,8 [31,9, 33,6]	32,8 [31,9, 33,7]
PSOE	26,9 [26,0, 27,8]	26,5 [25,5, 27,7]	26,0 [25,3, 27,3]
VOX	18,8 [18,4, 19,2]	18,9 [18,4, 19,4]	19,0 [18,4, 19,5]
Por_Ávila	8,7 [7,4, 9,9]	9,0 [7,4, 10,4]	9,1 [7,5, 10,5]
IU-MS-VQ	4,5 [4,3, 4,7]	4,4 [4,2, 4,7]	4,4 [4,1, 4,7]
Podemos-AV	3,5 [3,4, 3,6]	3,5 [3,4, 3,6]	3,5 [3,4, 3,7]
UPL	0,9 [0,5, 1,4]	0,7 [0,3, 1,3]	0,0 [0,0, 0,0]
PACMA	0,6 [0,6, 0,7]	0,6 [0,5, 0,7]	0,6 [0,5, 0,7]
SALF	0,4 [0,4, 0,5]	0,4 [0,4, 0,5]	0,4 [0,4, 0,5]
Soria_¡Ya!	0,3 [0,2, 0,4]	0,2 [0,1, 0,4]	0,0 [0,0, 0,0]
Ciudadanos	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,2]
Prepal	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Vía Bugalesa	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Partido castellano-TC	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
AD-EV	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Otros	1,9 [1,7, 2,0]	1,8 [1,7, 2,0]	1,8 [1,7, 2,0]
Blanco	0,7 [0,5, 0,9]	0,5 [0,4, 0,7]	0,4 [0,4, 0,5]

Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez

Partido	% estimado (óptimo recomendado normalizado)	Estimador óptimo recomendado	Justificación (valor original, Eff*, IRP*, M)
PP	33,7	Mediana	Valor=33.162; Eff*=1.00, IRP*=0.90, M=0.00
PSOE	26,4	Mediana	Valor=26.005; Eff*=0.54, IRP*=0.48, M=0.46 → centro inestable
VOX	18,9	Media	Valor=18.798; Eff*=0.84, IRP*=0.73, M=0.20
Por_Ávila	8,7	Media	Valor=8.683; Eff*=1.10, IRP*=0.54, M=0.14
IU-MS-VQ	4,5	Media	Valor=4.493; Eff*=4.82, IRP*=0.75, M=0.09
Podemos-AV	3,5	Media	Valor=3.507; Eff*=1.92, IRP*=0.66, M=0.27
UPL	0,7	Mediana	Valor=0.667; Eff*=, IRP*=, M=1.00 → mezcla (Huber recomendado)
PACMA	0,6	Huber_MAD	Valor=0.590; Eff*=1.32, IRP*=0.66, M=0.00
SALF	0,4	Media	Valor=0.440; Eff*=8.75, IRP*=0.68, M=0.00
Soria_iYa!	0,2	Mediana	Valor=0.202; Eff*=, IRP*=, M=0.98 → mezcla (Huber recomendado)
Ciudadanos	0,1	Media	Valor=0.148; Eff*=7.54, IRP*=0.37, M=0.19 → centro inestable
Prepal	0,0	Mediana	Valor=0.002; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
Vía Bugalesa	0,0	Mediana	Valor=0.006; Eff*=, IRP*=, M=0.91 → mezcla (Huber recomendado)
Partido castellano-TC	0,0	Mediana	Valor=0.019; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
AD-EV	0,0	Mediana	Valor=0.009; Eff*=, IRP*=, M=0.94 → mezcla (Huber recomendado)
Otros	1,8	Mediana	Valor=1.793; Eff*=1.00, IRP*=0.71, M=0.00
Blanco	0,5	Huber_MAD	Valor=0.424; Eff*=0.21, IRP*=0.05, M=0.90 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)

Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)

Partido	Score M	Modalidad	Estimador actual	Diagnóstico estructural	Recomendación avanzada
UPL	1,00		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Soria_jYa!	0,98		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Prepal	0,99		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Vía Bugalesa	0,91		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Partido castellano-TC	0,99	Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
AD-EV	0,94	Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Blanco	0,90	Huber_MAD	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Nota técnica: Para valores de M superiores a 0,80 el sistema detecta segmentación estructural del electorado. El uso de Huber mejora la robustez frente a extremos, pero no modeliza la coexistencia de subpoblaciones latentes. En estos casos se recomienda estimar un Gaussian Mixture Model (GMM) para identificar centros múltiples y sus probabilidades asociadas.

Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)

Partido	% estimado	Modalidad (Dip)	Cohesión interna (BC)	Intensidad (M)	Robustez (IRP*)
PP	33,7	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
PSOE	26,4	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
VOX	18,9	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Por_Ávila	8,7	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
IU-MS-VQ	4,5	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
Podemos-AV	3,5	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
UPL	0,7	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
PACMA	0,6	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
SALF	0,4	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Soria_iYa!	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Ciudadanos	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Baja
Prepal	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Vía Bugalesa	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Partido castellano-TC	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
AD-EV	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Otros	1,8	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
Blanco	0,5	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	Baja

II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)

Este análisis añade un plano composicional al diagnóstico principal. Los porcentajes están sujetos a restricción de suma constante; por ello, la variación en un actor siempre implica compensación en otros. Las transformaciones log-ratio de Aitchison permiten evaluar estabilidad en términos relativos (log-cocientes) y separar volatilidad aritmética de reestructuración composicional.

Valida la coherencia estructural de la estimación mediante técnicas composicionales (CLR/ILR), que respetan la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del sistema multipartidista.

Centros composicionales (media geométrica cerrada)

Se reportan centros composicionales (Aitchison): la media geométrica cerrada y dos centros robustos estimados en coordenadas CLR (Huber con escala SD y MAD). Cada columna suma 100 y preserva la lógica de proporciones y pesos relativos del sistema.

Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)

Partido	Media_comp	HuberSD_comp	HuberMAD_comp
PP	34.4	33.9	33.4
PSOE	28.2	27.5	25.2
VOX	19.8	19.9	18.3
Por_Ávila	5.9	7.0	10.7
IU-MS-VQ	4.7	4.6	4.8
Podemos-AV	3.7	3.7	3.4
UPL	0.0	0.0	0.0
PACMA	0.6	0.6	0.9
SALF	0.4	0.4	0.4
Soria_¡Ya!	0.0	0.0	0.0
Ciudadanos	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	1.9	1.9	2.6
Blanco	0.4	0.5	0.3

Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)

Partido	$\Delta(\text{Media_comp} - \text{Media_arit})$	$\Delta(\text{HuberSD_comp} - \text{Huber_SD_arit})$	$\Delta(\text{HuberMAD_comp} - \text{Huber_MAD_arit})$
PP	1.8	1.0	0.0
PSOE	1.3	0.9	-1.3
VOX	1.0	0.9	-1.0
Por_Ávila	-2.8	-2.1	1.4
IU-MS-VQ	0.2	0.2	0.3
Podemos-AV	0.2	0.2	-0.2
UPL	-0.9	-0.7	0.0
PACMA	0.0	0.0	0.3
SALF	0.0	0.0	-0.1
Soria_¡Ya!	-0.3	-0.2	0.0
Ciudadanos	-0.1	-0.1	-0.1
Prepal	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	0.0	0.1	0.8
Blanco	-0.4	-0.2	-0.1

10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$

	PP	PSOE	VOX	Por_Ávila	IU-MS-VQ	Podemos-AV	UPL	PACMA	SALF	Soria_iVal	Ciudadanos	Prepal	Vía Bugalesa	Partido castellano-TC	AD-EV	Otros	Blanco
PP	0,000	0,017	0,024	1,668	0,067	0,039	104,550	0,298	0,325	94,531	102,517	61,236	67,794	76,129	70,446	0,190	0,777
PSOE	0,017	0,000	0,048	1,897	0,033	0,050	102,535	0,383	0,225	92,614	101,560	59,694	66,171	74,410	68,792	0,193	0,707
VOX	0,024	0,048	0,000	1,360	0,068	0,007	106,723	0,210	0,327	96,597	102,895	62,900	69,544	77,984	72,230	0,115	0,618
Por_Ávila	1,668	1,897	1,360	0,000	1,780	1,370	131,648	0,822	2,426	120,376	112,623	82,352	89,926	99,488	92,976	1,362	1,488
IU-MS-VQ	0,067	0,033	0,068	1,780	0,000	0,053	103,452	0,355	0,159	93,487	100,729	60,402	66,913	75,196	69,549	0,143	0,502
Podemos-AV	0,039	0,050	0,007	1,370	0,053	0,000	106,447	0,229	0,272	96,335	102,937	62,689	69,322	77,749	72,005	0,104	0,515
UPL	104,550	102,535	106,723	131,648	103,452	106,447	0,000	113,866	99,645	0,253	139,652	5,759	3,970	2,250	3,358	107,310	108,938
PACMA	0,298	0,383	0,210	0,822	0,355	0,229	113,866	0,000	0,794	103,402	102,165	68,430	75,345	84,119	78,144	0,208	0,770
SALF	0,325	0,225	0,327	2,426	0,159	0,272	99,645	0,794	0,000	89,879	98,650	57,540	63,893	71,980	66,465	0,342	0,534
Soria_iVal	94,531	92,614	96,597	120,376	93,487	96,335	0,253	103,402	89,879	0,000	132,925	3,602	2,221	0,996	1,769	97,159	98,732
Ciudadanos	102,517	101,560	102,895	112,623	100,729	102,937	139,652	102,165	98,650	132,925	0,000	112,083	115,953	121,071	117,566	98,481	104,224
Prepal	61,236	59,694	62,900	82,352	60,402	62,689	5,759	68,430	57,540	3,602	112,083	0,000	0,170	0,810	0,326	63,380	64,739
Vía Bugalesa	67,794	66,171	69,544	89,926	66,913	69,322	3,970	75,345	63,893	2,221	115,953	0,170	0,000	0,246	0,033	70,035	71,447
Partido castellano-TC	76,129	74,410	77,984	99,488	75,196	77,749	2,250	84,119	71,980	0,996	121,071	0,810	0,246	0,000	0,112	78,504	79,963
AD-EV	70,446	68,792	72,230	92,976	69,549	72,005	3,358	78,144	66,465	1,769	117,566	0,326	0,033	0,112	0,000	72,734	74,155
Otros	0,190	0,193	0,115	1,362	0,143	0,104	107,310	0,208	0,342	97,159	98,481	63,380	70,035	78,504	72,734	0,000	0,527
Blanco	0,777	0,707	0,618	1,488	0,502	0,515	108,938	0,770	0,534	98,732	104,224	64,739	71,447	79,963	74,155	0,527	0,000

La matriz de variaciones, definida como la matriz de varianzas de log-ratios entre pares de componentes, permite caracterizar la estructura interna del sistema multipartidista en términos de estabilidad relativa. Cada elemento $v_{ij} = \text{Var}[\log(x_i/x_j)]$ mide la dispersión de la relación proporcional entre dos partidos a lo largo de los escenarios. Este enfoque evita los artefactos derivados de la restricción de suma constante y proporciona una métrica geoméricamente coherente en el espacio de Aitchison.

Valores próximos a cero indican invariancia estructural en la razón entre partidos, mientras que valores elevados reflejan sensibilidad relativa al escenario. Los primeros sugieren bloques competitivos estables o electorados parcialmente compartidos; los segundos identifican áreas de volatilidad sistémica y posibles trasvases inciertos.

Resumen de variación relacional por partido

Tabla 11 — Media y máximo de Var[log-ratio]

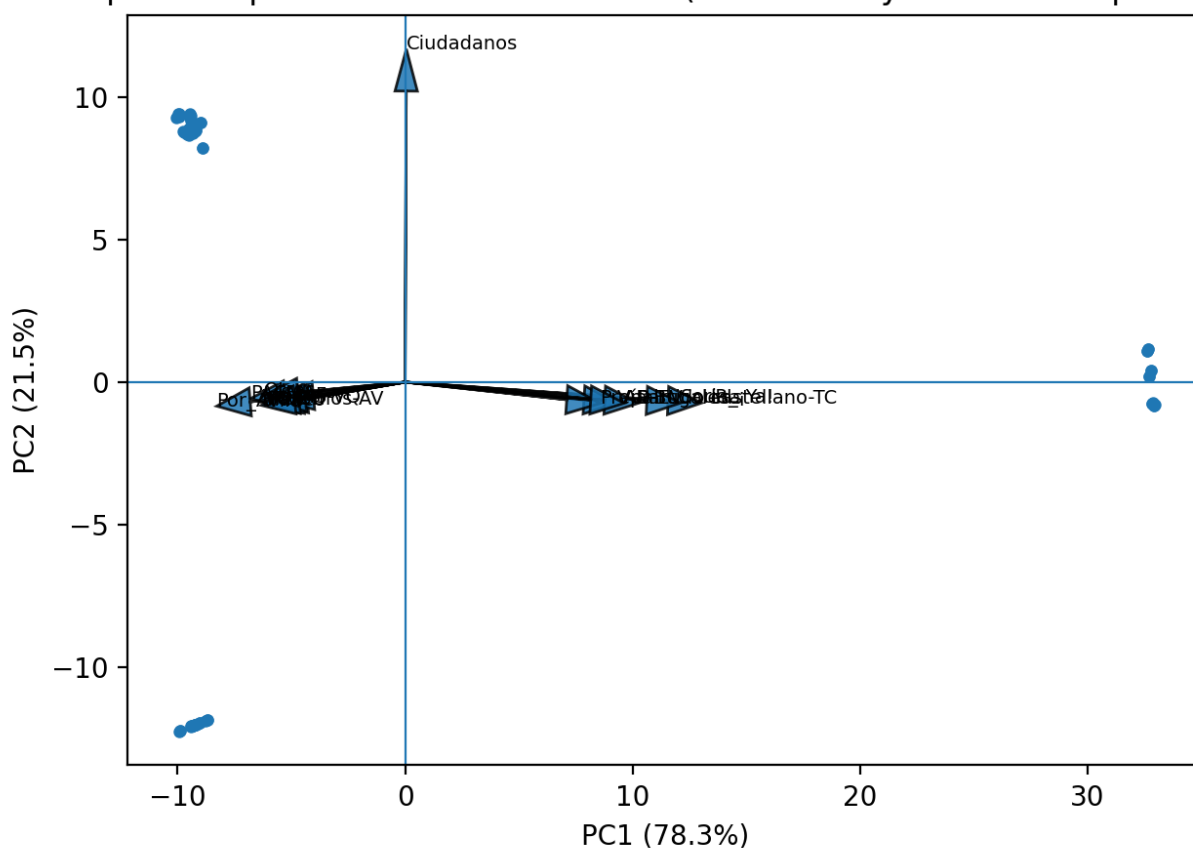
Partido	VarLogRatio_media	VarLogRatio_max
PP	36.288	104.550
PSOE	35.583	102.535
VOX	36.978	106.723
Por_Ávila	46.473	131.648
IU-MS-VQ	35.805	103.452
Podemos-AV	36.883	106.447
UPL	77.522	139.652
PACMA	39.346	113.866
SALF	34.591	99.645
Soria_¡Ya!	70.305	132.925
Ciudadanos	110.377	139.652
Prepal	47.882	112.083
Vía Bugalesa	52.061	115.953
Partido castellano-TC	57.563	121.071
AD-EV	53.791	117.566
Otros	36.924	107.310
Blanco	38.040	108.938

*Cuanto menor, más estable

Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)

Se aplica un PCA sobre la matriz transformada en coordenadas CLR. En el biplot resultante, los puntos representan escenarios (estimaciones) proyectados en el plano PC1–PC2, y los vectores representan partidos (cargas) en el mismo plano. Vectores orientados en direcciones opuestas sugieren transferencia relativa (relación inversa en log-ratios) entre partidos; vectores con orientación similar indican co-movimiento relativo. La concentración de puntos refleja consenso entre escenarios; la dispersión refleja incertidumbre estructural sobre la redistribución relativa de masa de voto.

Biplot composicional: PCA sobre CLR (escenarios y vectores de partido:



Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR

Este bloque evalúa reglas diagnósticas complementarias al plano porcentual. La lógica es distinguir entre estabilidad aparente en % y estabilidad relativa en geometría composicional (log-ratio), así como detectar balances sistémicos críticos mediante ILR.

Las métricas presentadas operan en niveles analíticos distintos. El estadístico Dip evalúa formalmente la existencia de multimodalidad en la distribución (dimensión topológica), mientras que M y CLR_M cuantifican la intensidad estructural continua derivada del coeficiente de bimodalidad de Sarle (dimensión de magnitud). Por su parte, el análisis CLR traslada la evaluación al espacio composicional log-ratio, captando relaciones relativas entre partidos y no únicamente niveles absolutos. En consecuencia, Dip, M y CLR describen propiedades estructurales diferentes del sistema.

Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)

Se detectan actores con estabilidad estructural en % (IRP* alto, M bajo, unimodalidad) pero inestabilidad relativa en CLR. Esto sugiere que la estabilidad porcentual puede estar sostenida por compensaciones en el vector composicional (cambios en relaciones relativas).

- PP
- IU-MS-VQ

Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)

Partido	IRP_star	M	CLR_IRP*	CLR_M	CLR_Dip_p
PP	0.905	0.000	0.135	0.831	0.000
IU-MS-VQ	0.753	0.089	0.102	0.869	0.000

Nota: IRP* $\in [0,1]$ mide la estabilidad estructural (valores próximos a 1 indican alta robustez del estimador). M $\in [0,1]$ refleja intensidad estructural (valores próximos a 0 indican cohesión; valores altos mayor fragmentación). En el plano composicional, CLR_IRP* mide estabilidad relativa en log-ratios, CLR_M la intensidad estructural relacional, y CLR_Dip_p corresponde al p-valor de la prueba de unimodalidad ($p < 0,05$ indica evidencia de multimodalidad).

Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)

Esta tabla presenta la estabilidad de los estimadores mediante un re-muestreo de escenarios completos. Los valores muestran la media de las réplicas y, entre paréntesis, el intervalo de confianza (5%-95%). Al procesar filas íntegras, se mantiene la interdependencia y la restricción de suma 100.

Partido / Escenario	Media	Mediana	Huber_SD	Huber_MAD
PP	32.65 (31.98-33.31)	33.20 (32.92-33.60)	32.80 (32.09-33.48)	32.86 (32.10-33.56)
PSOE	26.89 (26.15-27.65)	25.87 (25.35-26.25)	26.52 (25.69-27.50)	26.07 (25.41-27.03)
VOX	18.79 (18.44-19.15)	19.23 (19.00-19.62)	18.91 (18.46-19.32)	18.98 (18.47-19.43)
Por_Ávila	8.66 (7.63-9.67)	9.22 (8.19-10.48)	8.96 (7.61-10.13)	8.95 (7.65-10.17)
IU-MS-VQ	4.50 (4.32-4.68)	4.29 (3.98-4.69)	4.43 (4.25-4.62)	4.42 (4.19-4.65)
Podemos-AV	3.51 (3.43-3.58)	3.63 (3.40-3.69)	3.52 (3.43-3.61)	3.53 (3.43-3.64)
UPL	0.92 (0.59-1.30)	0.00 (0.00-0.00)	0.69 (0.32-1.20)	0.00 (0.00-0.00)
PACMA	0.63 (0.57-0.70)	0.56 (0.51-0.65)	0.60 (0.54-0.67)	0.60 (0.54-0.67)
SALF	0.44 (0.40-0.48)	0.42 (0.35-0.52)	0.44 (0.41-0.48)	0.44 (0.40-0.48)
Soria_¡Ya!	0.28 (0.17-0.39)	0.00 (0.00-0.00)	0.21 (0.10-0.36)	0.00 (0.00-0.00)
Ciudadanos	0.15 (0.12-0.18)	0.12 (0.03-0.20)	0.14 (0.11-0.17)	0.13 (0.05-0.18)
Prepal	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)
Vía Bugalesa	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Partido castellano-TC	0.03 (0.02-0.04)	0.00 (0.00-0.00)	0.02 (0.01-0.03)	0.00 (0.00-0.00)
AD-EV	0.01 (0.01-0.02)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Otros	1.86 (1.73-2.01)	1.79 (1.72-1.89)	1.81 (1.68-1.95)	1.81 (1.67-1.95)
Blanco	0.68 (0.52-0.86)	0.42 (0.36-0.46)	0.54 (0.43-0.69)	0.42 (0.39-0.46)

Partido / Escenario	SD	CV
PP	3.32 (2.85-3.77)	10.2% (8.7-11.6)
PSOE	3.62 (3.11-4.04)	13.4% (11.8-14.7)
VOX	1.73 (1.52-1.92)	9.2% (8.0-10.3)
Por_Ávila	5.04 (4.49-5.56)	58.7% (47.5-70.4)
IU-MS-VQ	0.89 (0.77-1.01)	19.9% (17.5-22.2)
Podemos-AV	0.37 (0.33-0.40)	10.5% (9.4-11.5)
UPL	1.72 (1.45-1.94)	193.3% (148.0-247.1)
PACMA	0.32 (0.26-0.38)	50.3% (42.8-57.6)
SALF	0.18 (0.16-0.20)	40.0% (34.3-46.1)
Soria_¡Ya!	0.52 (0.43-0.59)	193.6% (148.4-247.7)
Ciudadanos	0.15 (0.13-0.17)	103.3% (87.1-121.9)
Prepal	0.01 (0.00-0.01)	193.4% (148.1-247.3)
Vía Bugalesa	0.02 (0.01-0.02)	194.9% (149.7-249.5)
Partido castellano-TC	0.05 (0.04-0.05)	193.3% (148.0-247.2)
AD-EV	0.02 (0.02-0.02)	194.5% (149.3-248.8)
Otros	0.68 (0.56-0.80)	36.4% (30.9-41.8)
Blanco	0.83 (0.58-1.03)	121.3% (111.9-129.6)

La columna CV (Coeficiente de Variación) expresa la volatilidad relativa del partido. Valores menores al 10% indican una posición consolidada en todos los escenarios, mientras que valores superiores sugieren una fuerte dependencia de las condiciones de inercia e incertidumbre.

13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)

Interpretación: $CLR_i(x) = \log(x_i/g(x))$. Valores positivos indican que el partido está sistemáticamente por encima de la media geométrica del sistema (ventaja relativa); valores negativos, por debajo. Estabilidad alta (IRP* CLR elevado, M CLR bajo) implica que la posición relativa del partido es robusta bajo escenarios; inestabilidad CLR sugiere dependencia de reequilibrios del vector completo y no solo oscilación porcentual.

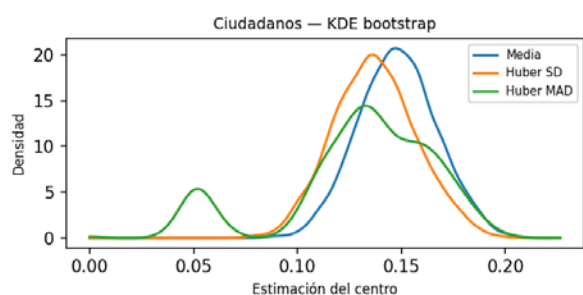
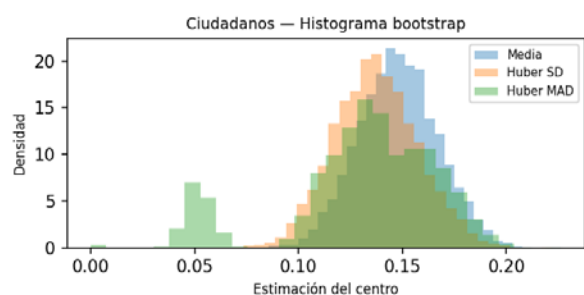
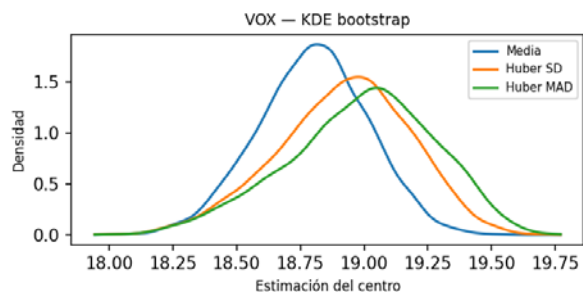
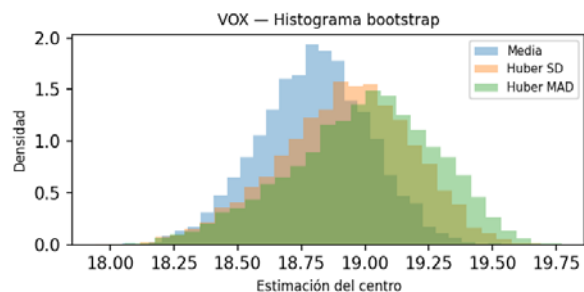
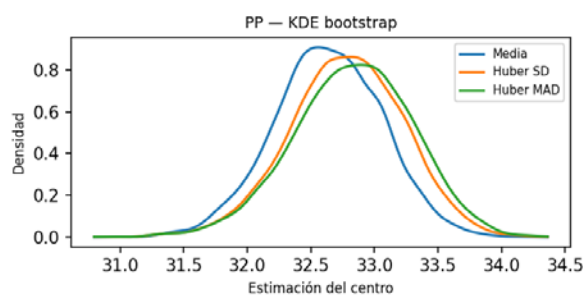
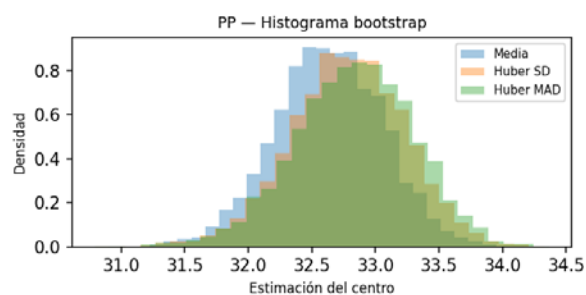
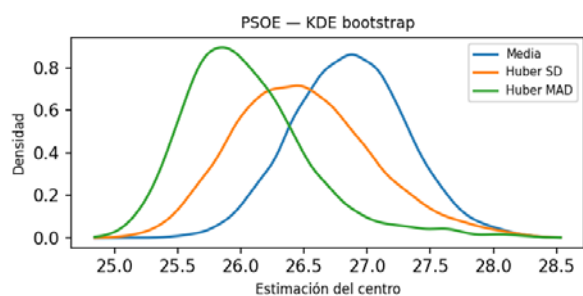
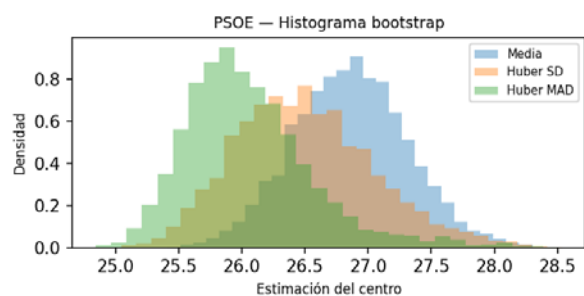
CLR: métricas por partido

Partido	CLR_mean	CLR_HuberMAD	CLR_Dip_p	CLR_Modalidad	CLR_BC	CLR_M	CLR_IRP*
PP	9.739	10.810	0.000	Multimodal	0.925	0.831	0.135
PSOE	9.541	10.529	0.000	Multimodal	0.927	0.837	0.130
VOX	9.188	10.209	0.000	Multimodal	0.937	0.857	0.111
Por_Ávila	7.969	9.670	0.000	Multimodal	0.958	0.906	0.069
IU-MS-VQ	7.742	8.862	0.000	Multimodal	0.942	0.869	0.102
Podemos-AV	7.508	8.511	0.000	Multimodal	0.936	0.856	0.107
UPL	-11.335	-14.322	0.000	Multimodal	0.987	0.971	0.021
PACMA	5.675	7.222	0.000	Multimodal	0.966	0.924	0.056
SALF	5.330	6.398	0.000	Multimodal	0.926	0.833	0.122
Soria_¡Ya!	-11.601	-14.322	0.000	Multimodal	0.985	0.966	0.025
Ciudadanos	-2.614	-2.614	0.000	Multimodal	0.820	0.595	0.075
Prepal	-12.607	-14.322	0.000	Multimodal	0.970	0.932	0.055
Vía Bugalesa	-12.391	-14.322	0.000	Multimodal	0.974	0.942	0.046
Partido castellano-TC	-12.130	-14.322	0.000	Multimodal	0.979	0.952	0.037
AD-EV	-12.306	-14.322	0.000	Multimodal	0.976	0.946	0.043
Otros	6.820	8.245	0.000	Multimodal	0.972	0.937	0.049
Blanco	5.473	6.549	0.000	Multimodal	0.858	0.680	0.223

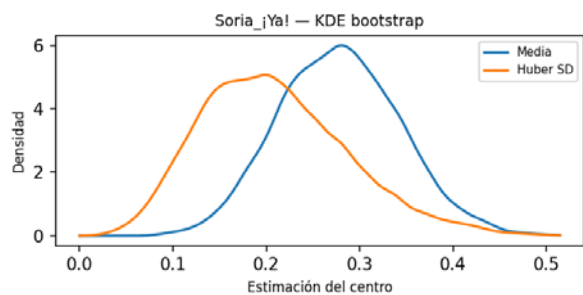
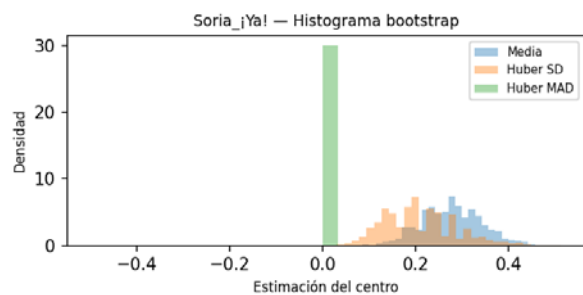
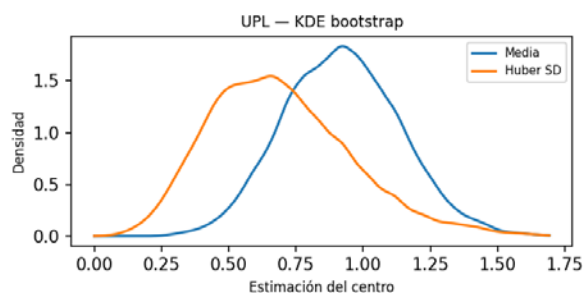
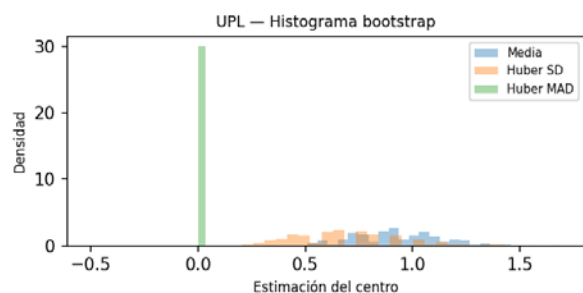
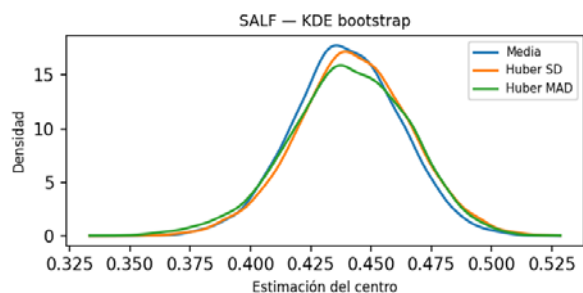
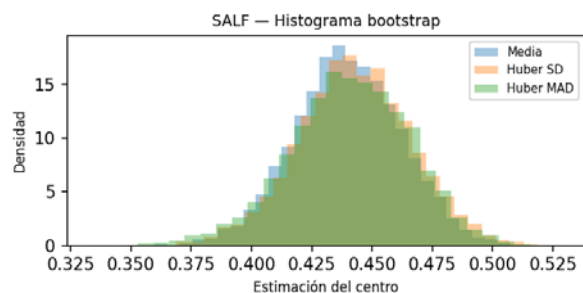
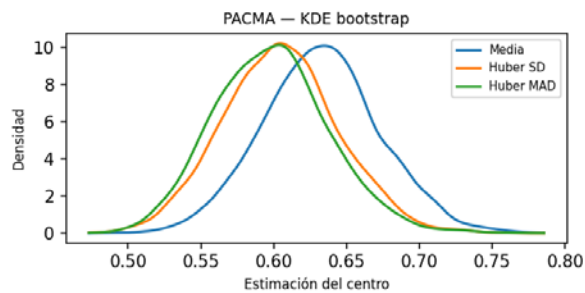
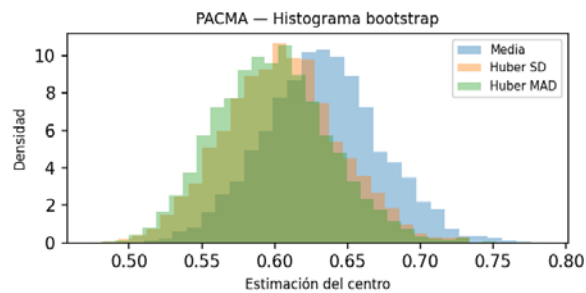
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central

Gráficos (B = 5000, IC 95%):

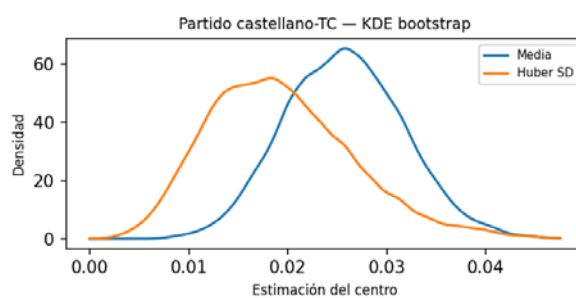
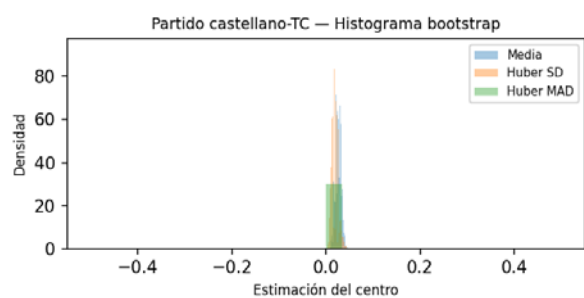
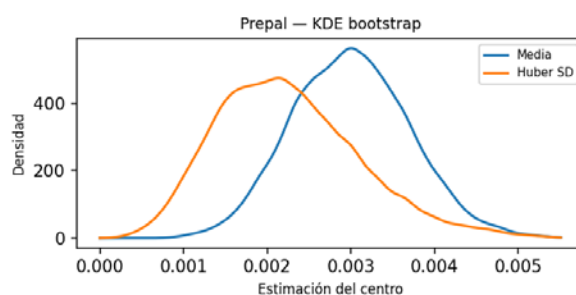
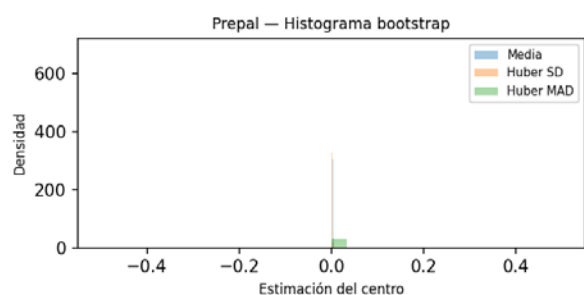
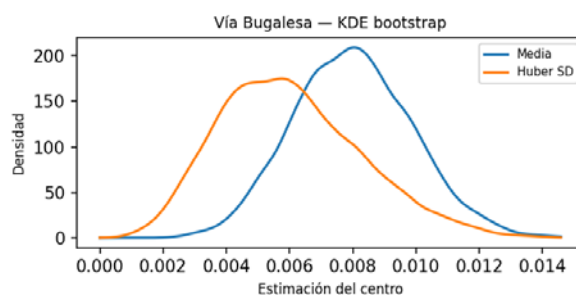
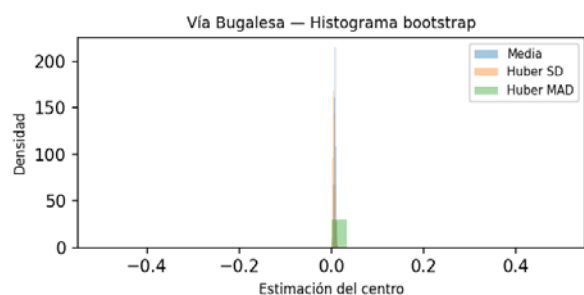
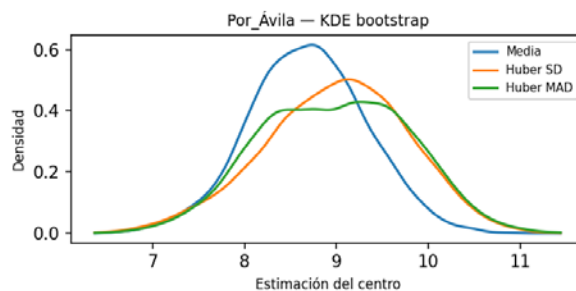
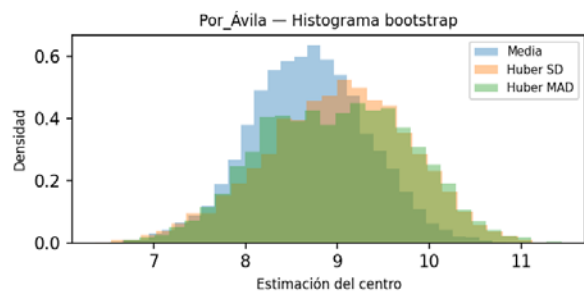
PSOE | PP | VOX | Ciudadanos



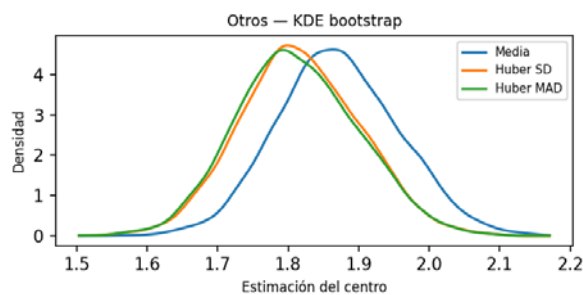
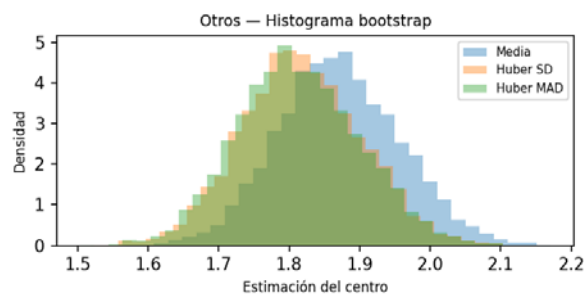
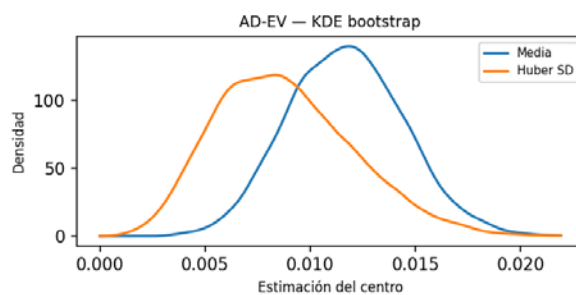
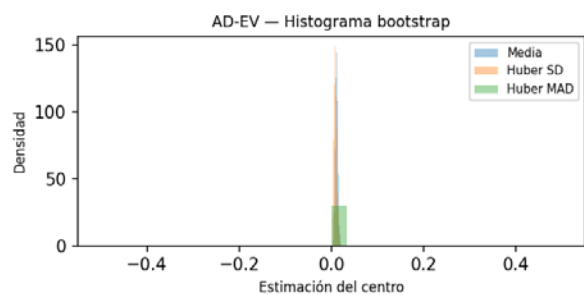
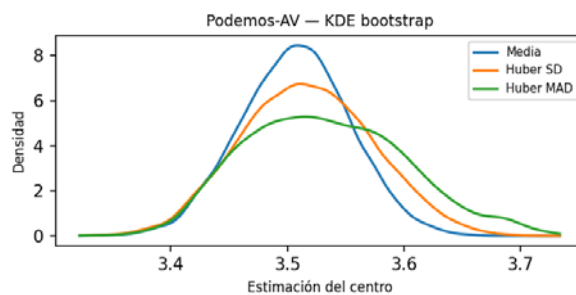
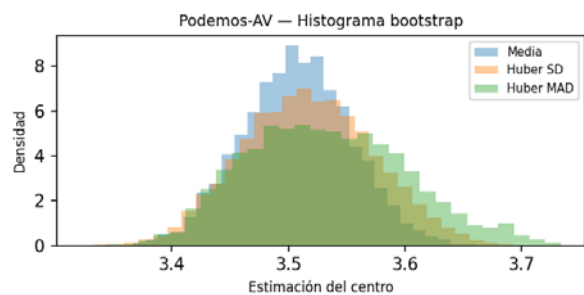
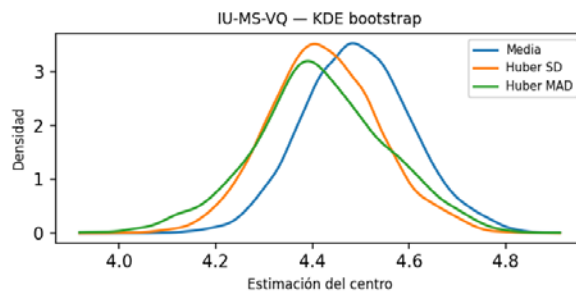
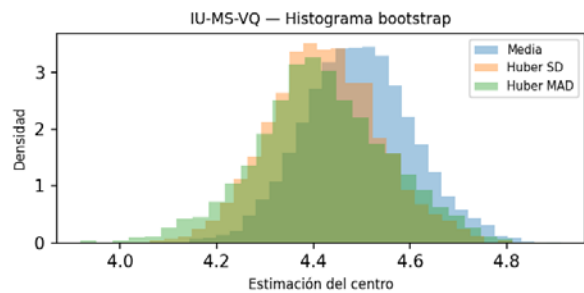
PACMA | SALF | UPL | Soria_iYa!



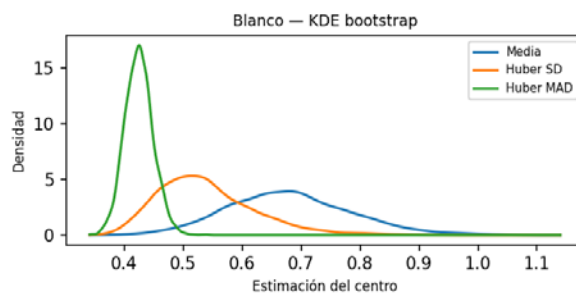
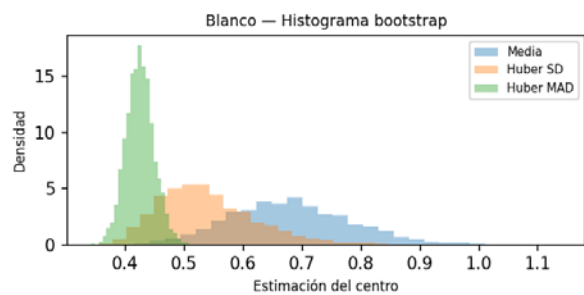
Por_Ávila | Vía Bugalesa | Prepal | Partido castellano-TC



IU-MS-VQ | Podemos-AV | AD-EV | Otros



Blanco



IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional

El presente anexo documenta el sistema metodológico implementado para la estimación robusta del centro y el diagnóstico estructural de las distribuciones de escenarios. El modelo integra estadística robusta, análisis de modalidad, medición de intensidad estructural y geometría composicional.

La arquitectura del sistema se organiza en cuatro planos analíticos: plano aritmético (centro), plano estructural (forma), plano intensivo (segmentación) y plano relacional composicional.

A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro

Se emplean cuatro estimadores: Media aritmética, Mediana, Huber-SD y Huber-MAD.

1. Media Aritmética

$$\bar{x} = (1/n) \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

La media es eficiente bajo normalidad, pero presenta función de influencia no acotada.

2. Mediana

m tal que $P(X \leq m) \geq 0.5$ y $P(X \geq m) \geq 0.5$

Equivalente a minimizar $\sum |x_i - \vartheta|$

Posee punto de ruptura del 50%.

3. Estimador de Huber (M-estimador)

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum \rho(x_i - \vartheta)$$

$$\rho(r) = \frac{1}{2}r^2 \text{ si } |r| \leq c; \quad c|r| - \frac{1}{2}c^2 \text{ si } |r| > c$$

$$\psi(r) = r \text{ si } |r| \leq c; \quad c \cdot \operatorname{sign}(r) \text{ si } |r| > c$$

Implementación iterativa: $\mu_{t+1} = (\sum w_i x_i) / (\sum w_i)$

Pesos: $w_i = 1$ si $|r_i| \leq c$; $c / |r_i|$ si $|r_i| > c$

Con $c = 1.345 \cdot s$ ($\approx 95\%$ eficiencia bajo normalidad).

4. Escalas Utilizadas

Desviación estándar: $s = \sqrt{[1/(n-1)] \cdot \sum (x_i - \bar{x})^2}$

MAD = mediana($|x_i - \operatorname{mediana}(x)|$)

$$\sigma_{\text{rob}} = 1.4826 \cdot \text{MAD}$$

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)

$$CV_{\text{rob}} = (1.4826 \cdot \text{MAD}) / \hat{\mu}$$

$$S = |\bar{x} - \hat{\mu}| / \hat{\mu}$$

$$\text{IRP} = 1 / (1 + CV_{\text{rob}} + S)$$

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$

B. Plano Estructural: Forma y Cohesión

1. Modalidad Formal (Test Dip)

$$\text{Dip} = \sup |F_n(x) - F_{\text{unimodal}}(x)|$$

Criterio: $p < 0.05$ indica multimodalidad.

2. Coeficiente de Bimodalidad (BC)

$$BC = (g_1^2 + 1) / (g_2 + 3)$$

3. Score M

$$M = \operatorname{clip}[(BC - BC_{\text{ref}}) / (1 - BC_{\text{ref}}), 0, 1]$$

C. Plano Relacional: Análisis Composicional

$$S^D = \{x \in \mathbb{R}^{D^+} : \sum x_i = 1\}$$

$$g_i = (\prod x_{ij})^{1/n} / \sum (\prod x_{kj})^{1/n}$$

$$\begin{aligned} \text{clr}(x_i) &= \ln(x_i / g(x)) \\ \text{ilr} &= \sqrt{rs/(r+s)} \cdot \ln(g(x_R) / g(x_S)) \\ T_{ij} &= \text{Var}[\ln(x_i / x_j)] \end{aligned}$$

D. Integración Multinivel del Diagnóstico

$$\mathcal{D} = f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*, \text{CLR}, \text{ILR}, T_{ij})$$

E. Eficiencia y Remuestreo

$$\begin{aligned} \text{Eff} &= (\text{SE}_{\text{mediana}} / \text{SE}_{\text{estimador}})^2 \\ \text{Eff}^* &= \text{Eff} \cdot (1 - M) \end{aligned}$$

F. Regla de Decisión Automática

$$\hat{\vartheta} = \text{argmax } \text{Eff}^*(\vartheta)$$

G. Propiedades del Sistema

- Separabilidad entre forma y estabilidad.
- Robustez ante valores atípicos.
- Coherencia geométrica bajo clausura.
- Sensibilidad a transiciones estructurales.
- Adecuación para $n \approx 50-100$.

H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima

El sistema implementa una secuencia analítica estructurada que garantiza coherencia entre forma distributiva, intensidad estructural y estabilidad del centro.

1. Entrada: vectores de escenarios porcentuales (datos cerrados, suma=100).
2. Estimación robusta del centro: Media, Mediana, Huber-SD, Huber-MAD.
3. Diagnóstico estructural:
 - Modalidad formal (Dip).
 - Propensión a segmentación (BC).
 - Intensidad estructural normalizada (M).
4. Penalización estructural de la estabilidad:

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$
5. Evaluación de precisión mediante bootstrap:

$$\text{Eff}^* = \text{Eff} \cdot (1 - M)$$
6. Regla automática de selección:
 - a) Si $M > 0.60 \rightarrow$ se prioriza Huber (mezcla intensa).
 - b) Si $M \leq 0.60 \rightarrow$ se selecciona el estimador con mayor Eff^* .
 - c) Si $M > 0.80 \rightarrow$ se sugiere evaluación mediante modelos de mezcla.

La robustez del sistema deriva de tres mecanismos integrados:

- Separación analítica entre modalidad e intensidad.
- Penalización estructural explícita de estabilidad y eficiencia.
- Regla decisional no ad hoc, basada en umbrales paramétricos definidos ex ante.

En diseños basados en escenarios esta arquitectura evita seleccionar estimadores únicamente por precisión muestral cuando existe fragmentación interna, garantizando coherencia entre forma distributiva y centro recomendado. La selección del incorpora explícitamente diagnóstico estructural e intensidad de segmentación, evitando decisiones sesgadas bajo heterogeneidad distributiva.

La robustez del sistema deriva de la integración secuencial de estos niveles.

Formalmente, el estimador recomendado puede expresarse como:

$$\hat{\theta} = \text{argmax}_{\{\theta \in \Theta\}} \text{Eff}^*(\theta)$$

$$\text{Eff}^*(\theta) = \text{Eff}(\theta) \cdot (1 - M)$$

$$\Theta = \{\text{Media}, \text{Mediana}, \text{Huber_SD}, \text{Huber_MAD}\}$$

$M \in [0,1]$ actúa como penalización estructural multiplicativa.

V Referencias Metodológicas

- Aitchison, J. (1982). The statistical analysis of compositional data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 44(2), 139–177.
- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman & Hall, London. (Reprinted 2003, Blackburn Press).
- Aitchison, J. (1997). The one-hour course in compositional data analysis or compositional data analysis is simple. In V. Pawlowsky-Glahn (Ed.), *Proceedings of iAMG'97 – The Third Annual Conference of the International Association for Mathematical Geology* (pp. 3–35). CIMNE, Barcelona.
- Aitchison, J., Barceló-Vidal, C., Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2002). A concise guide for the algebraic-geometric structure of the simplex, the sample space for compositional data analysis. In U. Bayer, H. Burger, & W. Skala (Eds.), *Proceedings of iAMG'02* (pp. 387–392). Alfred-Wegener-Stiftung, Berlin.
- Aitchison, J., & Greenacre, M. (2002). Biplots for compositional data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics)*, 51(4), 375–392.
- Aitchison, J., & Shen, S. M. (1980). Logistic-normal distributions: Some properties and uses. *Biometrika*, 67(2), 261–272.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019a). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261. Barómetro de septiembre 2019.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019b). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019.
- Alaminos, A. (2024). Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (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, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023a). Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. Colección Cuadernos Metodológicos (Vol. 63). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023b). Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. *Revista Sistema*, 267, 3–37.
- Alaminos, A. (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.
- Alaminos, A. (2021). Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: Revista de Ciencias Sociales*, 260, 17–34.
- Billheimer, D., Guttorp, P., & Fagan, W. F. (2001). Statistical interpretation of species composition. *Journal of the American Statistical Association*, 96(456), 1205–1214.
- Chayes, F. (1960). On correlation between variables of constant sum. *Journal of Geophysical Research*, 65(12), 4185–4193.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2005). Groups of parts and their balances in compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 37(7), 795–828.
- Egozcue, J. J., Pawlowsky-Glahn, V., Mateu-Figueras, G., & Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279–300.
- Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The Dip Test of Unimodality. *The Annals of Statistics*, 13(1), 70–84.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73–101.
- Huber, P. J. (1981). *Robust Statistics*. Wiley, New York.
- Martín-Fernández, J. A., Barceló-Vidal, C., & Pawlowsky-Glahn, V. (2003). Dealing with zeros and missing values in compositional data sets using nonparametric imputation. *Mathematical Geology*, 35(3), 253–278.
- Pawlowsky-Glahn, V., & Egozcue, J. J. (2002). BLU estimators and compositional data. *Mathematical Geology*, 34(3), 259–274.

- Rousseeuw, P. J., & Croux, C. (1993). Alternatives to the Median Absolute Deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1273–1283.
- Sarle, W. S. (1987). Bimodality coefficient. SAS Technical Report.
- Smithson, M., & Broomell, S. B. (2022). Compositional data analysis tutorial for social science researchers: Techniques for dealing with percentage and constrained-sum data. *Psychological Methods*.
<https://doi.org/10.1037/met0000464>

Análisis de escenarios del estudio 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León' (ECIS3545)

Modelo bifactorial Inercia–Incertidumbre · output técnico

Unidad de Ciencia Social Computacional

Gabinete de Presidencia

Centro de Investigaciones Sociológicas

BURGOS

Contenido

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos	65
1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos	65
I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente	67
Tabla 1 — Estimadores centrales	67
Tabla 2 — Robustez	68
Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico	69
Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización	70
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)	70
Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)	71
Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable	72
Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez	73
Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)	74
Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)	76
II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)	77
Centros composicionales (media geométrica cerrada)	77
Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)	77
Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)	78
10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$	79
Resumen de variación relacional por partido	80
Tabla 11 — Media y máximo de $\text{Var}[\log\text{-ratio}]$	80
Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)	81
Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR	82
Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)	82
Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)	82
Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)	83
13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)	84
CLR: métricas por partido	84
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central	85
IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional	90
A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro	90
1. Media Aritmética	90
2. Mediana	90
3. Estimador de Huber (M-estimador)	90
4. Escalas Utilizadas	90
5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)	90
B. Plano Estructural: Forma y Cohesión	90

1. Modalidad Formal (Test Dip).....	90
2. Coeficiente de Bimodalidad (BC).....	90
3. Score M.....	90
C. Plano Relacional: Análisis Composicional	90
D. Integración Multinivel del Diagnóstico	91
E. Eficiencia y Remuestreo	91
F. Regla de Decisión Automática	91
G. Propiedades del Sistema.....	91
H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima	91
V Referencias Metodológicas.....	92

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos

1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos

Diseño: la demoscopia tradicional ha operado históricamente bajo la lógica de la 'foto fija': un intento de capturar la intención de voto en a) un instante preciso del tiempo, b) bajo el supuesto de una distribución normal y c) de estacionariedad del fenómeno medido. Sin embargo, en los sistemas electorales contemporáneos definidos por la fragmentación y la volatilidad, esta aproximación resulta limitada. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre surge como una respuesta metodológica que amplía el foco incluyendo junto a la medición del apoyo electoral una evaluación de la estabilidad estructural de dicho apoyo.

Este modelo se basa en un diseño de escenarios de estrés generados a partir de muestras aleatorias. La pregunta que responde el modelo no es solo ¿cuántos votos tiene hoy un partido?, sino que traslada la pregunta a un marco de incertidumbre en donde se reformula como '¿cuál es potencial electoral de un partido en el momento de la medición? La reformulación del enfoque abre analíticamente la puerta a múltiples preguntas con finalidad diagnóstica: ¿qué resiliencia posee un partido para resistir ante cambios drásticos en la inercia del voto o ante picos de incertidumbre? (Alaminos y Tezanos, 2029a, 2019b; Alaminos, 2021, 2022, 2024) Para ello, el modelo genera un espacio de posibilidades proyectadas donde cada escenario representa una combinación única de fuerzas, obligando al sistema a comportarse bajo diferentes presiones.

La fundamentación teórica del modelo facilita su motor de generación de escenarios, cuya construcción ha sido desarrollada en diversas publicaciones (Alaminos y Alaminos-Fernández, 2023a, 2023b, 2024). El algoritmo procesa una matriz de 63 combinaciones generada mediante dos vectores críticos:

- El Factor Inercia: representa la fuerza de retención y la lealtad histórica del voto.
- El Factor Incertidumbre: representa la volatilidad, el impacto de eventos inesperados.

Un aspecto metodológico fundamental es la Naturaleza Composicional de los datos (suma constante = 100%). Esto implica que los datos no son independientes: si un partido crece, necesariamente debe hacerlo a costa de la erosión de otros actores. El modelo de Alaminos-Tezanos captura esta interdependencia, permitiendo un diagnóstico de la condicionalidad de los escenarios. Finalmente, el software implementa una regla de decisión para la Selección Automática del Estimador basada en la Eficiencia Penalizada, obtenida mediante Bootstrap. Las métricas de Robustez (IRP*) y Estructura (Dip/BC) evalúan la capacidad de cada partido para mantener su posición o dominar el espacio bajo las tensiones cruzadas de los escenarios. Matemáticamente, el sistema puede expresarse como: Diagnóstico = $f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*)$. Esta formulación separa claramente forma, cohesión y estabilidad, evitando inferencias erróneas derivadas de confiar exclusivamente en contrastes de hipótesis o en estadísticas de momento aisladas. El modelo es especialmente adecuado para tamaños muestrales moderados ($n \approx 50-100$), donde los contrastes formales pueden carecer de potencia suficiente para detectar segmentaciones suaves.

Finalmente se efectúa un análisis sistémico mediante un análisis composicional (CLR/ILR) con el objetivo de complementar la lectura porcentual tradicional y distinguir entre estabilidad aritmética y estabilidad estructural relativa. Dado que las estimaciones están sujetas a restricción de suma constante, una aparente estabilidad en porcentaje puede sostenerse sobre reequilibrios internos del conjunto. Las transformaciones log-ratio permiten evaluar la robustez de las posiciones relativas entre actores y detectar balances sistémicos donde puedan emerger subregímenes. En consecuencia, el análisis identifica si las variaciones responden a tensiones compensatorias dentro de un mismo régimen o a configuraciones estructurales alternativas bajo los escenarios considerados. La estimación de centros se complementa a efectos diagnósticos con promedios composicionales para respetar la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del dato. La media composicional (Aitchison mean) se calcula como el promedio en coordenadas CLR (log-ratios centrados) y se transforma posteriormente mediante la inversa CLR, aplicando finalmente un cierre a suma 100. Los centros robustos se obtienen mediante varios estimados incluyendo un Huber composicional, estimando la localización robusta por componente en el espacio CLR y aplicando un recentro a suma cero (condición geométrica de las coordenadas CLR) antes de invertir la transformación y cerrar de nuevo a 100. De este modo, el centro resultante refleja proporciones relativas del sistema y no depende de un nivel absoluto. Este procedimiento mantiene la interdependencia entre componentes y evita diagnósticos distorsionados por outliers o desplazamientos compensatorios entre partidos.

El presente informe se estructura en dos bloques analíticos complementarios, diseñados para responder a preguntas metodológicamente diferenciadas. El primer bloque aborda la estimación puntual del voto desde una perspectiva de estadística robusta univariable, cuyo objetivo es determinar cuál es la mejor estimación central a partir de los escenarios disponibles, evaluando estabilidad, sensibilidad y eficiencia de los estimadores.

El segundo bloque introduce un análisis composicional, orientado a validar la coherencia estructural del sistema multipartidista bajo la restricción de suma constante. En este nivel, la atención se desplaza desde los valores absolutos hacia las relaciones relativas entre partidos, empleando transformaciones log-ratio (CLR/ILR) y herramientas geométricas asociadas. Consideradas conjuntamente, las dos aproximaciones permiten determinar tanto la mejor estimación puntual como la consistencia estructural del sistema que la sostiene.

I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente

Tabla 1 — Estimadores centrales

Partido	Huber (escala SD)	Huber (escala MAD)	Media aritmética	Mediana
PP	35,9	36,3	35,7	36,5
PSOE	33,4	33,7	33,1	33,8
VOX	15,7	15,9	15,8	15,8
IU-MS-VQ	5,8	5,9	5,9	5,7
Podemos-AV	3,6	3,6	3,5	3,6
PACMA	0,3	0,3	0,4	0,3
SALF	0,3	0,3	0,4	0,3
Vía Bugalesa	0,3	0,3	0,3	0,3
Ciudadanos	0,2	0,2	0,2	0,2
Partido castellano-TC	0,2	0,2	0,2	0,2
Soria_¡Ya!	0,2	0,0	0,3	0,0
UPL	0,8	0,1	1,0	0,1
Por_Ávila	0,1	0,0	0,1	0,0
Prepal	0,0	0,0	0,0	0,0
AD-EV	0,0	0,0	0,0	0,0
Otros	2,3	2,4	2,3	2,3
Blanco	0,9	0,8	0,8	0,9

Tabla 2 — Robustez

Partido	Volatilidad robusta	Sensibilidad a extremos	Índice de robustez (IRP)	Cohesión interna (BC, si Dip=Unimodal)
PP	0,06	0,00	0,95	Cohesión baja
PSOE	0,06	0,00	0,94	Cohesión baja
VOX	0,12	0,01	0,89	
IU-MS-VQ	0,12	0,02	0,88	Cohesión baja
Podemos-AV	0,13	0,00	0,88	Cohesión baja
PACMA	0,23	0,02	0,80	Cohesión baja
SALF	0,35	0,13	0,67	Cohesión baja
Vía Bugalesa	0,20	0,06	0,79	
Ciudadanos	1,00	0,03	0,49	
Partido castellano-TC	0,53	0,01	0,65	
Soria_¡Ya!				
UPL	0,67	5,96	0,13	
Por_Ávila				
Prepal				
AD-EV				
Otros	0,31	0,00	0,76	Cohesión alta
Blanco	0,36	0,26	0,61	

Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico

Partido	Dip (p-valor)	Modalidad (Dip)	BC Sarle (consenso/estrés)	Score multimodalidad (M) desde BC	Robustez ajustada (IRP*)	Intensidad estructural (M)
PP	0,249	Unimodal	0,56	0,00	0,94	Baja fragmentación latente
PSOE	0,168	Unimodal	0,57	0,02	0,92	Baja fragmentación latente
VOX	0,005	Multimodal	0,60	0,10	0,80	Segmentación leve
IU-MS-VQ	0,236	Unimodal	0,57	0,02	0,86	Baja fragmentación latente
Podemos-AV	0,508	Unimodal	0,69	0,29	0,63	Fragmentación incipiente
PACMA	0,687	Unimodal	0,56	0,00	0,80	Baja fragmentación latente
SALF	0,189	Unimodal	0,77	0,48	0,35	Alta tensión interna
Vía Bugalesa	0,000	Multimodal	0,36	0,00	0,79	Segmentación leve
Ciudadanos	0,002	Multimodal	0,60	0,09	0,45	Segmentación leve
Partido castellano-TC	0,043	Multimodal	0,57	0,03	0,63	Segmentación leve
Soria_¡Ya!	0,000	Multimodal	0,99	0,98		Segmentación extrema
UPL	0,000	Multimodal	1,00	0,99	0,00	Segmentación extrema
Por_Ávila	0,001	Multimodal	0,99	0,97		Segmentación extrema
Prepal	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
AD-EV	0,002	Multimodal	0,97	0,94		Segmentación extrema
Otros	0,730	Unimodal	0,46	0,00	0,76	Baja fragmentación latente
Blanco	0,002	Multimodal	0,85	0,67	0,20	Segmentación moderada

Nota: la prueba de Dip y el Coeficiente de Bimodality (BC) evalúan la morfología de la distribución del partido a través de los escenarios. El Dip (p-valor) determina la presencia de multimodalidad ($p < 0,05$ implica rechazo de unimodalidad), mientras que el BC no decide modalidad, sino que actúa como indicador de consenso y estrés estructural. En contextos unimodales, valores elevados de BC pueden señalar aplanamiento o proximidad a transición ($\approx 0,555$). El Score M, derivado y normalizado a partir del BC, cuantifica la intensidad de segmentación entre escenarios y ajusta la robustez mediante $IRP^* = IRP \cdot (1 - M)$. El IRP mide la resiliencia del partido frente a la variabilidad de escenarios; un IRP* alto indica posición estructuralmente estable y poco dependiente de las fluctuaciones del sistema.

Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización

Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)

Partido	SE Huber(SD)	SE Huber(MAD)	SE Media	SE Mediana	Eff vs Med (Huber SD)	Eff vs Med (Huber MAD)	Eff vs Med (Media)
PP	0,24	0,23	0,20	0,23	0,89	0,99	1,27
PSOE	0,24	0,24	0,22	0,22	0,89	0,83	1,02
VOX	0,22	0,24	0,20	0,18	0,70	0,58	0,79
IU-MS-VQ	0,12	0,12	0,11	0,13	1,28	1,20	1,55
Podemos- AV	0,05	0,06	0,05	0,10	3,65	2,66	4,88
PACMA	0,01	0,01	0,01	0,01	0,77	0,68	0,99
SALF	0,03	0,03	0,02	0,01	0,34	0,29	0,45
Vía Bugalesa	0,02	0,01	0,02	0,01	0,23	0,58	0,31
Ciudadanos	0,02	0,04	0,02	0,07	9,07	3,46	9,42
Partido castellano- TC	0,01	0,01	0,01	0,02	5,57	4,19	6,14
Soria_¡Ya!	0,08	0,00	0,07	0,00			
UPL	0,26	0,02	0,21	0,02	0,01	0,84	0,01
Por_Ávila	0,04	0,00	0,03	0,00			
Prepal	0,00	0,00	0,00	0,00			
AD-EV	0,00	0,00	0,00	0,00			
Otros	0,10	0,10	0,09	0,13	1,73	1,72	2,12
Blanco	0,07	0,04	0,09	0,04	0,29	0,87	0,20

Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)

Partido	Eff* Huber(SD)	Eff* Huber(MAD)	Eff* Media	Mejor (Eff)	Mejor (Eff*)
PP	0,89	0,99	1,26	Media	Media
PSOE	0,87	0,81	1,00	Media	Media
VOX	0,63	0,52	0,71	Mediana	Mediana
IU-MS-VQ	1,25	1,17	1,52	Media	Media
Podemos-AV	2,59	1,88	3,45	Media	Media
PACMA	0,77	0,68	0,98	Mediana	Mediana
SALF	0,18	0,15	0,24	Mediana	Mediana
Vía Bugalesa	0,23	0,58	0,31	Mediana	Mediana
Ciudadanos	8,22	3,13	8,53	Media	Media
Partido castellano-TC	5,43	4,08	5,98	Media	Media
Soria_¡Ya!				Mediana**	Mediana**
UPL	0,00	0,01	0,00	Mediana**	Huber_MAD**
Por_Ávila				Mediana**	Mediana**
Prepal				Mediana**	Mediana**
AD-EV				Mediana*	Mediana*
Otros	1,73	1,72	2,12	Media	Media
Blanco	0,10	0,29	0,06	Mediana	Huber_MAD

* Distribución puntual bootstrap: SE bootstrap de la mediana prácticamente nulo ($SE < 1e-6$), sin evidencia de mezcla extrema.

** Multimodalidad extrema: $M > 0,95$. La penalización estructural hace $Eff^* \approx 0$; se recomienda GMM.

Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable

Partido	Media (IC 95%)	Huber SD (IC 95%)	Huber MAD (IC 95%)
PP	35,7 [35,3, 36,1]	35,7 [35,3, 36,2]	35,7 [35,3, 36,2]
PSOE	33,1 [32,7, 33,5]	33,2 [32,7, 33,7]	33,2 [32,7, 33,7]
VOX	15,8 [15,4, 16,2]	15,6 [15,2, 16,1]	15,7 [15,2, 16,1]
IU-MS-VQ	5,9 [5,6, 6,1]	5,8 [5,6, 6,0]	5,8 [5,6, 6,0]
Podemos-AV	3,5 [3,4, 3,6]	3,5 [3,4, 3,6]	3,5 [3,4, 3,7]
PACMA	0,4 [0,3, 0,4]	0,3 [0,3, 0,4]	0,3 [0,3, 0,4]
SALF	0,4 [0,3, 0,4]	0,3 [0,3, 0,4]	0,3 [0,3, 0,4]
Vía Bugalesa	0,3 [0,2, 0,3]	0,3 [0,2, 0,3]	0,3 [0,3, 0,3]
Ciudadanos	0,2 [0,2, 0,3]	0,2 [0,2, 0,3]	0,2 [0,1, 0,3]
Partido castellano-TC	0,2 [0,2, 0,2]	0,2 [0,2, 0,2]	0,2 [0,2, 0,2]
Soria_¡Ya!	0,3 [0,2, 0,4]	0,2 [0,1, 0,4]	0,0 [0,0, 0,0]
UPL	1,0 [0,6, 1,4]	0,8 [0,4, 1,4]	0,1 [0,1, 0,2]
Por_Ávila	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,2]	0,0 [0,0, 0,0]
Prepal	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
AD-EV	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Otros	2,3 [2,1, 2,5]	2,3 [2,1, 2,5]	2,3 [2,1, 2,5]
Blanco	0,9 [0,7, 1,1]	0,8 [0,7, 0,9]	0,7 [0,6, 0,8]

Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez

Partido	% estimado (óptimo recomendado normalizado)	Estimador óptimo recomendado	Justificación (valor original, Eff*, IRP*, M)
PP	36,1	Media	Valor=35.710; Eff*=1.26, IRP*=0.94, M=0.00
PSOE	33,5	Media	Valor=33.116; Eff*=1.00, IRP*=0.92, M=0.02
VOX	16,0	Mediana	Valor=15.640; Eff*=0.90, IRP*=0.80, M=0.10
IU-MS-VQ	6,0	Media	Valor=5.854; Eff*=1.52, IRP*=0.86, M=0.02
Podemos-AV	3,5	Media	Valor=3.531; Eff*=3.45, IRP*=0.63, M=0.29
PACMA	0,3	Mediana	Valor=0.340; Eff*=1.00, IRP*=0.80, M=0.00
SALF	0,3	Mediana	Valor=0.289; Eff*=0.52, IRP*=0.35, M=0.48 → centro inestable
Vía Bugalesa	0,3	Mediana	Valor=0.311; Eff*=1.00, IRP*=0.79, M=0.00
Ciudadanos	0,2	Media	Valor=0.232; Eff*=8.53, IRP*=0.45, M=0.09 → centro inestable
Partido castellano-TC	0,2	Media	Valor=0.187; Eff*=5.98, IRP*=0.63, M=0.03
Soria_¡Ya!	0,2	Mediana	Valor=0.202; Eff*=, IRP*=, M=0.98 → mezcla (Huber recomendado)
UPL	0,1	Huber_MAD	Valor=0.144; Eff*=0.01, IRP*=0.00, M=0.99 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
Por_Ávila	0,1	Mediana	Valor=0.092; Eff*=, IRP*=, M=0.97 → mezcla (Huber recomendado)
Prepal	0,0	Mediana	Valor=0.002; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
AD-EV	0,0	Mediana	Valor=0.009; Eff*=, IRP*=, M=0.94 → mezcla (Huber recomendado)
Otros	2,3	Media	Valor=2.317; Eff*=2.12, IRP*=0.76, M=0.00
Blanco	0,9	Huber_MAD	Valor=0.698; Eff*=0.29, IRP*=0.20, M=0.67 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)

Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)

Partido	Score M	Modalidad	Estimador actual	Diagnóstico estructural	Recomendación avanzada
Soria_jYa!	0,98		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
UPL	0,99		Huber_MAD	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Por_Ávila	0,97		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Prepal	0,99		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

AD-EV	0,94	Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
-------	------	---------	--	--

Nota técnica: Para valores de M superiores a 0,80 el sistema detecta segmentación estructural del electorado. El uso de Huber mejora la robustez frente a extremos, pero no modeliza la coexistencia de subpoblaciones latentes. En estos casos se recomienda estimar un Gaussian Mixture Model (GMM) para identificar centros múltiples y sus probabilidades asociadas.

Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)

Partido	% estimado	Modalidad (Dip)	Cohesión interna (BC)	Intensidad (M)	Robustez (IRP*)
PP	36,1	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
PSOE	33,5	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
VOX	16,0	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
IU-MS-VQ	6,0	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
Podemos-AV	3,5	Unimodal	Cohesión baja	Fragmentación incipiente	Alta
PACMA	0,3	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
SALF	0,3	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	Baja
Vía Bugalesa	0,3	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Ciudadanos	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Baja
Partido castellano-TC	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Soria_¡Ya!	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
UPL	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	Baja
Por_Ávila	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Prepal	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
AD-EV	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Otros	2,3	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
Blanco	0,9	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja

II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)

Este análisis añade un plano composicional al diagnóstico principal. Los porcentajes están sujetos a restricción de suma constante; por ello, la variación en un actor siempre implica compensación en otros. Las transformaciones log-ratio de Aitchison permiten evaluar estabilidad en términos relativos (log-cocientes) y separar volatilidad aritmética de reestructuración composicional.

Valida la coherencia estructural de la estimación mediante técnicas composicionales (CLR/ILR), que respetan la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del sistema multipartidista.

Centros composicionales (media geométrica cerrada)

Se reportan centros composicionales (Aitchison): la media geométrica cerrada y dos centros robustos estimados en coordenadas CLR (Huber con escala SD y MAD). Cada columna suma 100 y preserva la lógica de proporciones y pesos relativos del sistema.

Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)

Partido	Media_comp	HuberSD_comp	HuberMAD_comp
PP	36.5	36.4	36.2
PSOE	33.8	33.4	33.0
VOX	16.0	16.1	15.9
IU-MS-VQ	5.9	6.0	6.1
Podemos-AV	3.6	3.6	4.0
PACMA	0.3	0.4	0.4
SALF	0.3	0.3	0.3
Vía Bugalesa	0.2	0.2	0.3
Ciudadanos	0.1	0.1	0.1
Partido castellano-TC	0.2	0.2	0.2
Soria_¡Ya!	0.0	0.0	0.0
UPL	0.0	0.1	0.1
Por_Ávila	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	2.2	2.4	2.6
Blanco	0.9	0.8	0.8

Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)

Partido	$\Delta(\text{Media_comp} - \text{Media_arit})$	$\Delta(\text{HuberSD_comp} - \text{Huber_SD_arit})$	$\Delta(\text{HuberMAD_comp} - \text{Huber_MAD_arit})$
PP	0.8	0.5	-0.1
PSOE	0.7	0.0	-0.7
VOX	0.2	0.4	0.0
IU-MS-VQ	0.0	0.2	0.2
Podemos-AV	0.1	0.0	0.4
PACMA	-0.1	0.1	0.1
SALF	-0.1	0.0	0.0
Vía Bugalesa	-0.1	-0.1	0.0
Ciudadanos	-0.1	-0.1	-0.1
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
Soria_¡Ya!	-0.3	-0.2	0.0
UPL	-1.0	-0.7	0.0
Por_Ávila	-0.1	-0.1	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	-0.1	0.1	0.2
Blanco	0.1	-0.1	0.0

10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$

	PP	PSOE	VOX	IU-MS-VQ	Podemos-AV	PACMA	SALF	Vía Bugalesa	Ciudadanos	Partido castellano-TC	Soria_Ya!	UPL	Por_Ávila	Prepal	AD-EV	Otros	Blanco
PP	0,000	0,004	0,013	0,025	0,009	0,051	0,231	0,883	21,818	0,136	95,512	50,057	89,175	62,025	71,293	0,112	0,357
PSOE	0,004	0,000	0,023	0,020	0,015	0,052	0,215	0,944	21,824	0,126	94,871	50,095	88,556	61,509	70,739	0,136	0,385
VOX	0,013	0,023	0,000	0,044	0,023	0,076	0,174	0,960	21,538	0,210	94,741	49,194	88,431	61,406	70,628	0,101	0,367
IU-MS-VQ	0,025	0,020	0,044	0,000	0,018	0,019	0,262	0,814	21,320	0,112	96,338	50,163	89,975	62,694	72,008	0,086	0,309
Podemos-AV	0,009	0,015	0,023	0,018	0,000	0,033	0,281	0,824	21,522	0,145	96,407	50,343	90,040	62,747	72,067	0,081	0,365
PACMA	0,051	0,052	0,076	0,019	0,033	0,000	0,369	0,704	21,615	0,129	98,045	51,013	91,625	64,075	73,488	0,087	0,309
SALF	0,231	0,215	0,174	0,262	0,281	0,369	0,000	1,782	21,108	0,544	87,792	46,025	81,725	55,846	64,653	0,413	0,697
Vía Bugalesa	0,883	0,944	0,960	0,814	0,824	0,704	1,782	0,000	22,523	0,594	114,158	55,666	107,221	77,222	87,523	0,586	0,371
Ciudadanos	21,818	21,824	21,538	21,320	21,522	21,615	21,108	22,523	0,000	22,512	115,745	35,463	109,473	82,544	91,725	20,566	20,929
Partido castellano-TC	0,136	0,126	0,210	0,112	0,145	0,129	0,544	0,594	22,512	0,000	99,404	52,674	92,940	65,187	74,672	0,229	0,256
Soria_Ya!	95,512	94,871	94,741	96,338	96,407	98,045	87,792	114,158	115,745	99,404	0,000	91,041	0,110	3,602	1,769	99,527	103,244
UPL	50,057	50,095	49,194	50,163	50,343	51,013	46,025	55,666	35,463	52,674	91,041	0,000	86,539	68,118	74,223	49,647	49,397
Por_Ávila	89,175	88,556	88,431	89,975	90,040	91,625	81,725	107,221	109,473	92,940	0,110	86,539	0,000	2,459	1,002	93,062	96,657
Prepal	62,025	61,509	61,406	62,694	62,747	64,075	55,846	77,222	82,544	65,187	3,602	68,118	2,459	0,000	0,326	65,283	68,323
AD-EV	71,293	70,739	70,628	72,008	72,067	73,488	64,653	87,523	91,725	74,672	1,769	74,223	1,002	0,326	0,000	74,776	78,017
Otros	0,112	0,136	0,101	0,086	0,081	0,087	0,413	0,586	20,566	0,229	99,527	49,647	93,062	65,283	74,776	0,000	0,223
Blanco	0,357	0,385	0,367	0,309	0,365	0,309	0,697	0,371	20,929	0,256	103,244	49,397	96,657	68,323	78,017	0,223	0,000

La matriz de variaciones, definida como la matriz de varianzas de log-ratios entre pares de componentes, permite caracterizar la estructura interna del sistema multipartidista en términos de estabilidad relativa. Cada elemento $v_{ij} = \text{Var}[\log(x_i/x_j)]$ mide la dispersión de la relación proporcional entre dos partidos a lo largo de los escenarios. Este enfoque evita los artefactos derivados de la restricción de suma constante y proporciona una métrica geoméricamente coherente en el espacio de Aitchison.

Valores próximos a cero indican invariancia estructural en la razón entre partidos, mientras que valores elevados reflejan sensibilidad relativa al escenario. Los primeros sugieren bloques competitivos estables o electorados parcialmente compartidos; los segundos identifican áreas de volatilidad sistémica y posibles trasvases inciertos.

Resumen de variación relacional por partido

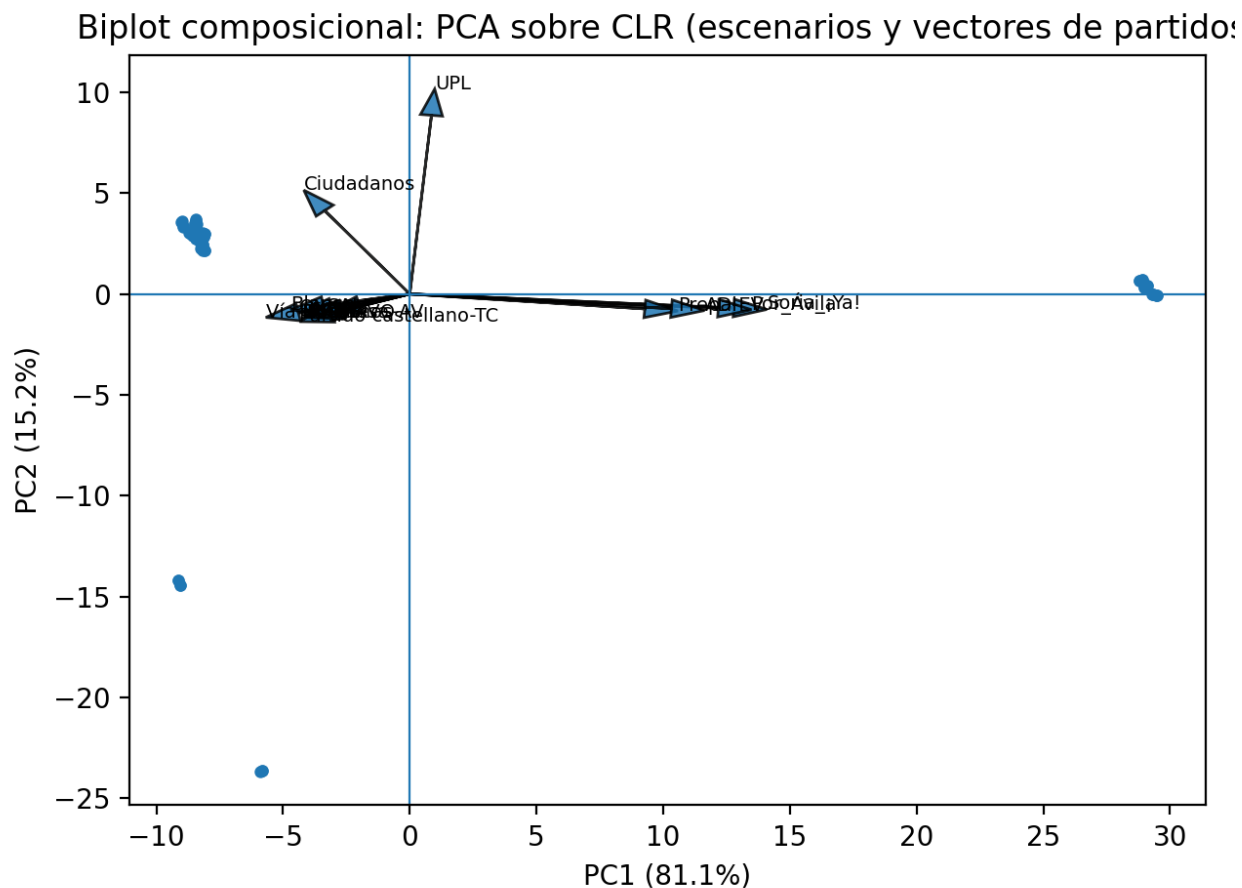
Tabla 11 — Media y máximo de Var[log-ratio]

Partido	VarLogRatio_media	VarLogRatio_max
PP	24.481	95.512
PSOE	24.345	94.871
VOX	24.245	94.741
IU-MS-VQ	24.638	96.338
Podemos-AV	24.683	96.407
PACMA	25.106	98.045
SALF	22.632	87.792
Vía Bugalesa	29.548	114.158
Ciudadanos	42.014	115.745
Partido castellano-TC	25.617	99.404
Soria_¡Ya!	80.769	115.745
UPL	56.853	91.041
Por_Ávila	75.562	109.473
Prepal	53.960	82.544
AD-EV	61.182	91.725
Otros	25.307	99.527
Blanco	26.263	103.244

*Cuanto menor, más estable

Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)

Se aplica un PCA sobre la matriz transformada en coordenadas CLR. En el biplot resultante, los puntos representan escenarios (estimaciones) proyectados en el plano PC1–PC2, y los vectores representan partidos (cargas) en el mismo plano. Vectores orientados en direcciones opuestas sugieren transferencia relativa (relación inversa en log-ratios) entre partidos; vectores con orientación similar indican co-movimiento relativo. La concentración de puntos refleja consenso entre escenarios; la dispersión refleja incertidumbre estructural sobre la redistribución relativa de masa de voto.



Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR

Este bloque evalúa reglas diagnósticas complementarias al plano porcentual. La lógica es distinguir entre estabilidad aparente en % y estabilidad relativa en geometría composicional (log-ratio), así como detectar balances sistémicos críticos mediante ILR.

Las métricas presentadas operan en niveles analíticos distintos. El estadístico Dip evalúa formalmente la existencia de multimodalidad en la distribución (dimensión topológica), mientras que M y CLR_M cuantifican la intensidad estructural continua derivada del coeficiente de bimodalidad de Sarle (dimensión de magnitud). Por su parte, el análisis CLR traslada la evaluación al espacio composicional log-ratio, captando relaciones relativas entre partidos y no únicamente niveles absolutos. En consecuencia, divergencias entre Dip, M y CLR no implican contradicción metodológica, sino que reflejan que cada indicador describe propiedades estructurales diferentes del sistema.

Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)

Se detectan actores con estabilidad estructural en % (IRP* alto, M bajo, unimodalidad) pero inestabilidad relativa en CLR. Esto sugiere que la estabilidad porcentual puede estar sostenida por compensaciones en el vector composicional (cambios en relaciones relativas).

- PP
- PSOE
- IU-MS-VQ
- PACMA
- Otros

Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)

Partido	IRP_star	M	CLR_IRP*	CLR_M	CLR_Dip_p
PP	0.945	0.003	0.480	0.459	0.000
PSOE	0.919	0.025	0.512	0.425	0.000
IU-MS-VQ	0.858	0.023	0.403	0.533	0.000
PACMA	0.800	0.005	0.371	0.517	0.000
Otros	0.761	0.000	0.227	0.725	0.000

Nota: IRP* $\in [0,1]$ mide la estabilidad estructural (valores próximos a 1 indican alta robustez del estimador). M $\in [0,1]$ refleja intensidad estructural (valores próximos a 0 indican cohesión; valores altos mayor fragmentación). En el plano composicional, CLR_IRP* mide estabilidad relativa en log-ratios, CLR_M la intensidad estructural relacional, y CLR_Dip_p corresponde al p-valor de la prueba de unimodalidad ($p < 0,05$ indica evidencia de multimodalidad).

Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)

Esta tabla presenta la estabilidad de los estimadores mediante un re-muestreo de escenarios completos. Los valores muestran la media de las réplicas y, entre paréntesis, el intervalo de confianza (5%-95%). Al procesar filas íntegras, se mantiene la interdependencia y la restricción de suma 100.

Partido / Escenario	Media	Mediana	Huber_SD	Huber_MAD
PP	35.71 (35.39-36.03)	35.96 (35.68-36.28)	35.74 (35.35-36.13)	35.73 (35.37-36.12)
PSOE	33.12 (32.77-33.48)	33.38 (33.00-33.71)	33.24 (32.85-33.62)	33.21 (32.80-33.60)
VOX	15.76 (15.43-16.09)	15.62 (15.42-15.83)	15.62 (15.28-15.98)	15.64 (15.27-16.03)
IU-MS-VQ	5.85 (5.67-6.04)	5.65 (5.50-5.89)	5.79 (5.60-6.00)	5.78 (5.59-6.00)
Podemos-AV	3.53 (3.45-3.61)	3.59 (3.40-3.81)	3.54 (3.45-3.63)	3.54 (3.45-3.67)
PACMA	0.35 (0.33-0.37)	0.34 (0.32-0.36)	0.35 (0.33-0.37)	0.34 (0.33-0.37)
SALF	0.36 (0.33-0.40)	0.29 (0.27-0.31)	0.34 (0.31-0.39)	0.32 (0.28-0.37)
Vía Bugalesa	0.28 (0.24-0.31)	0.31 (0.29-0.32)	0.28 (0.24-0.31)	0.29 (0.27-0.31)
Ciudadanos	0.23 (0.19-0.27)	0.17 (0.08-0.34)	0.22 (0.18-0.26)	0.21 (0.13-0.27)
Partido castellano-TC	0.19 (0.17-0.20)	0.19 (0.14-0.21)	0.18 (0.17-0.20)	0.19 (0.17-0.20)
Soria_¡Ya!	0.28 (0.17-0.39)	0.00 (0.00-0.00)	0.21 (0.10-0.36)	0.00 (0.00-0.00)
UPL	1.00 (0.67-1.37)	0.14 (0.10-0.16)	0.77 (0.41-1.28)	0.15 (0.12-0.19)
Por_Ávila	0.13 (0.08-0.18)	0.00 (0.00-0.00)	0.09 (0.04-0.16)	0.00 (0.00-0.00)
Prepal	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)
AD-EV	0.01 (0.01-0.02)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Otros	2.32 (2.16-2.47)	2.28 (1.99-2.49)	2.31 (2.14-2.48)	2.31 (2.14-2.47)
Blanco	0.88 (0.74-1.03)	0.76 (0.67-0.82)	0.77 (0.67-0.91)	0.71 (0.64-0.78)

Partido / Escenario	SD	CV
PP	1.58 (1.41-1.74)	4.4% (4.0-4.9)
PSOE	1.73 (1.51-1.94)	5.2% (4.5-5.9)
VOX	1.61 (1.38-1.83)	10.2% (8.8-11.5)
IU-MS-VQ	0.85 (0.74-0.95)	14.6% (12.8-16.2)
Podemos-AV	0.37 (0.33-0.40)	10.4% (9.3-11.4)
PACMA	0.08 (0.07-0.09)	23.1% (20.5-25.6)
SALF	0.17 (0.15-0.20)	48.1% (43.7-52.1)
Vía Bugalesa	0.16 (0.13-0.18)	56.1% (45.8-67.0)
Ciudadanos	0.19 (0.17-0.21)	82.4% (70.2-95.5)
Partido castellano-TC	0.07 (0.06-0.08)	36.9% (33.0-40.8)
Soria_¡Ya!	0.52 (0.43-0.59)	194.4% (148.4-247.6)
UPL	1.67 (1.40-1.89)	172.0% (137.9-211.3)
Por_Ávila	0.24 (0.20-0.27)	194.6% (148.6-248.1)
Prepal	0.01 (0.00-0.01)	194.2% (148.1-247.3)
AD-EV	0.02 (0.02-0.02)	195.3% (149.3-248.8)
Otros	0.71 (0.62-0.79)	30.6% (26.7-34.7)
Blanco	0.68 (0.50-0.84)	77.2% (65.7-85.8)

La columna CV (Coeficiente de Variación) expresa la volatilidad relativa del partido. Valores menores al 10% indican una posición consolidada en todos los escenarios, mientras que valores superiores sugieren una fuerte dependencia de las condiciones de inercia e incertidumbre.

13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)

Interpretación: $CLR_i(x) = \log(x_i/g(x))$. Valores positivos indican que el partido está sistemáticamente por encima de la media geométrica del sistema (ventaja relativa); valores negativos, por debajo. Estabilidad alta (IRP* CLR elevado, M CLR bajo) implica que la posición relativa del partido es robusta bajo escenarios; inestabilidad CLR sugiere dependencia de reequilibrios del vector completo y no solo oscilación porcentual.

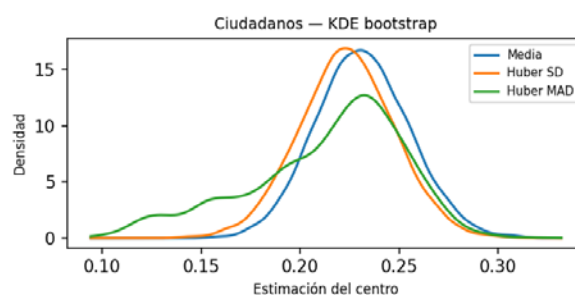
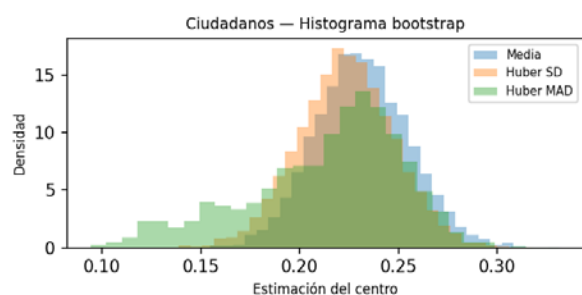
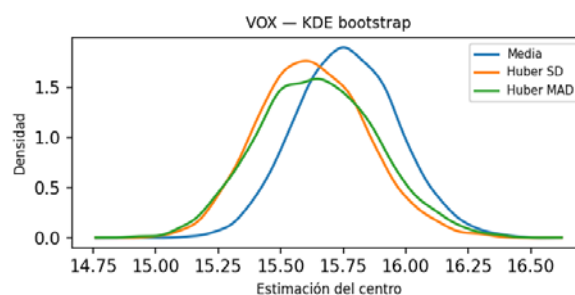
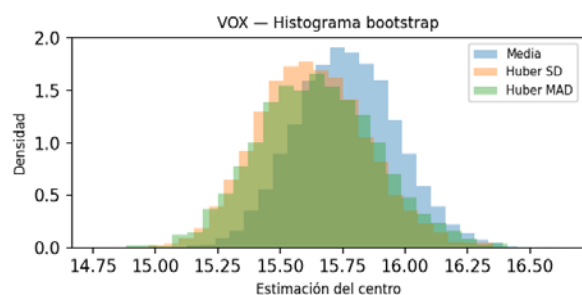
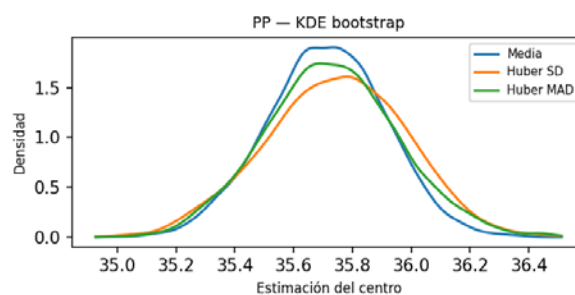
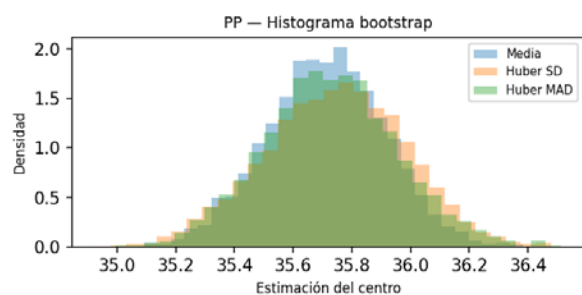
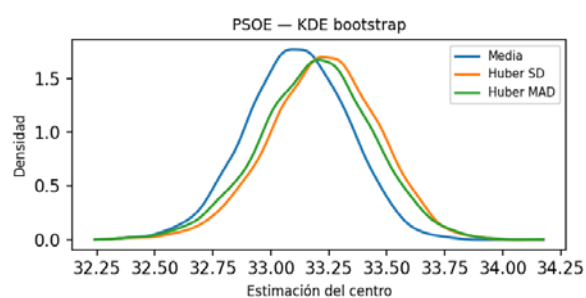
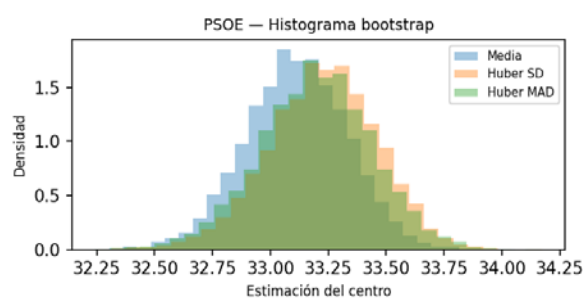
CLR: métricas por partido

Partido	CLR_mean	CLR_HuberMAD	CLR_Dip_p	CLR_Modalidad	CLR_BC	CLR_M	CLR_IRP*
PP	7.814	8.644	0.000	Multimodal	0.759	0.459	0.480
PSOE	7.738	8.553	0.000	Multimodal	0.744	0.425	0.512
VOX	6.992	7.820	0.000	Multimodal	0.781	0.508	0.431
IU-MS-VQ	5.997	6.864	0.000	Multimodal	0.792	0.533	0.403
Podemos-AV	5.496	6.429	0.000	Multimodal	0.782	0.509	0.423
PACMA	3.166	4.039	0.000	Multimodal	0.785	0.517	0.371
SALF	3.119	3.780	0.000	Multimodal	0.758	0.455	0.429
Vía Bugalesa	2.652	3.956	0.000	Multimodal	0.893	0.759	0.171
Ciudadanos	1.412	2.497	0.000	Multimodal	0.732	0.398	0.251
Partido castellano-TC	2.494	3.316	0.000	Multimodal	0.727	0.386	0.434
Soria_¡Ya!	-13.620	-17.767	0.000	Multimodal	0.991	0.979	0.017
UPL	0.550	2.475	0.003	Multimodal	0.976	0.946	0.025
Por_Ávila	-13.795	-17.767	0.000	Multimodal	0.990	0.977	0.018
Prepal	-14.626	-17.767	0.000	Multimodal	0.984	0.964	0.030
AD-EV	-14.325	-17.767	0.000	Multimodal	0.987	0.970	0.025
Otros	5.028	6.014	0.000	Multimodal	0.877	0.725	0.227
Blanco	3.908	4.936	0.000	Multimodal	0.894	0.762	0.186

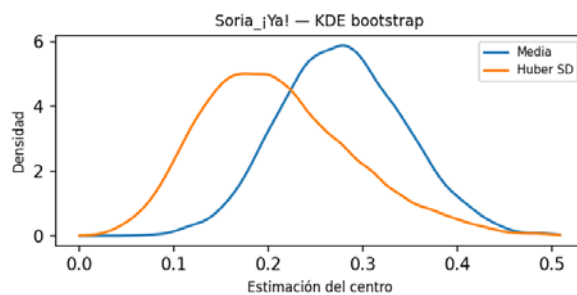
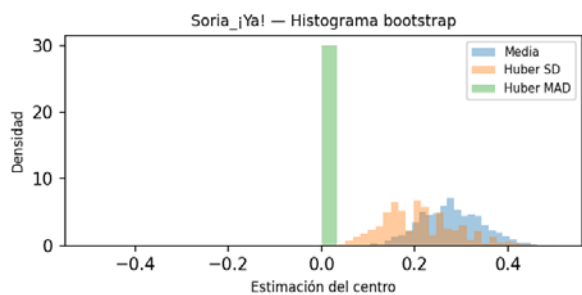
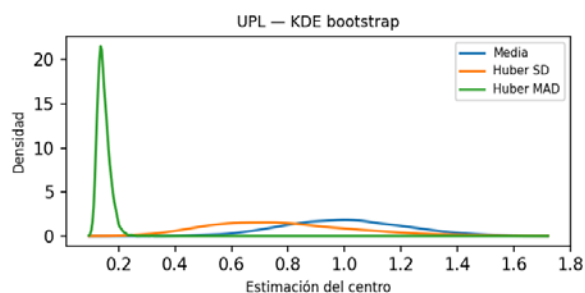
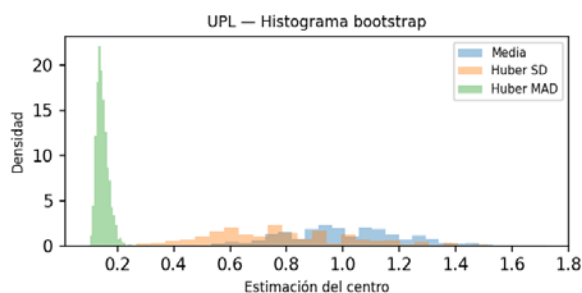
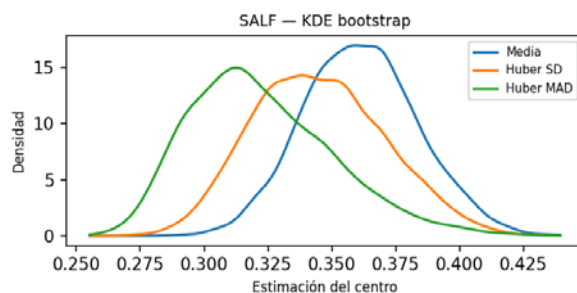
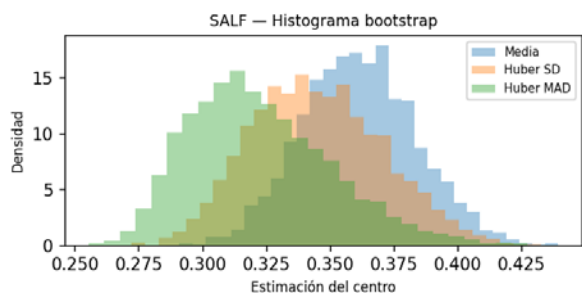
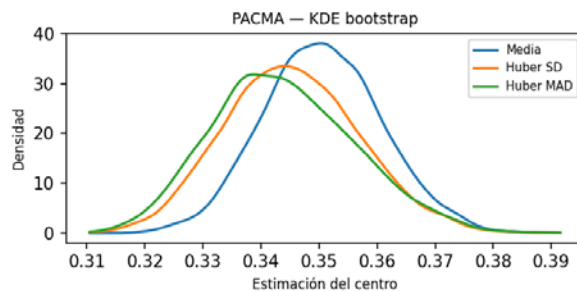
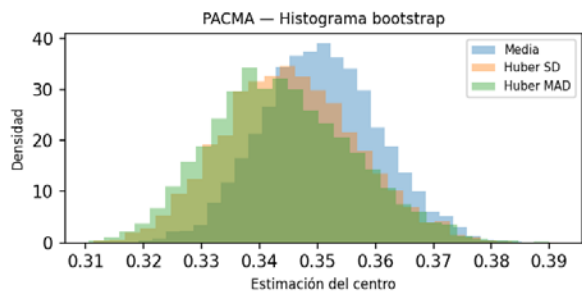
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central

Gráficos (B = 5000, IC 95%):

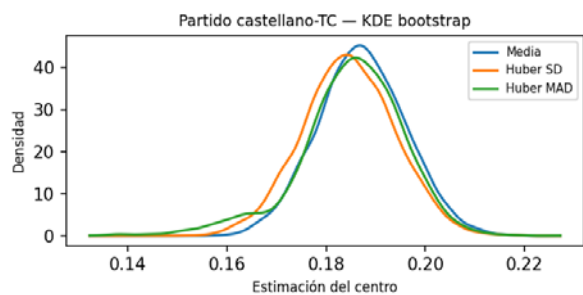
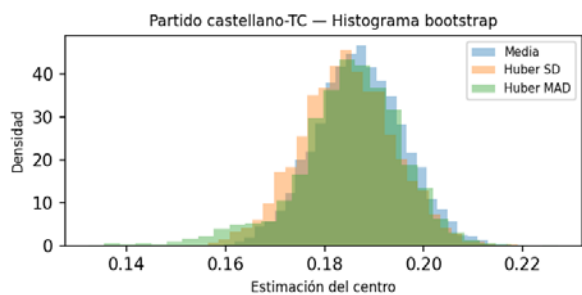
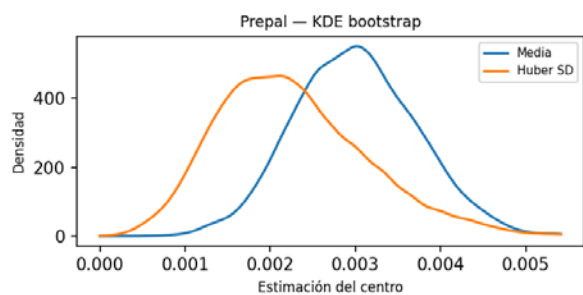
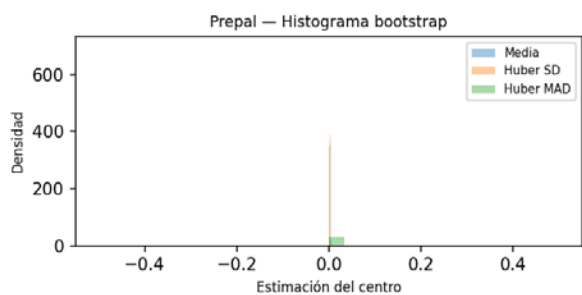
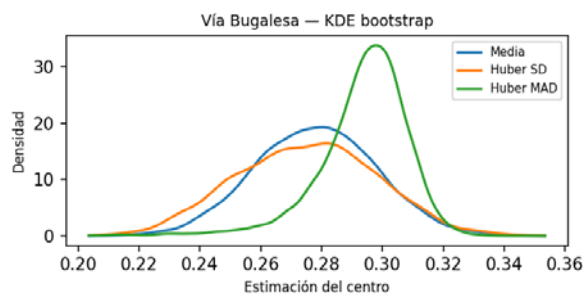
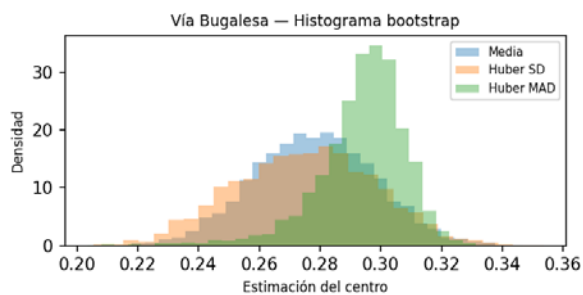
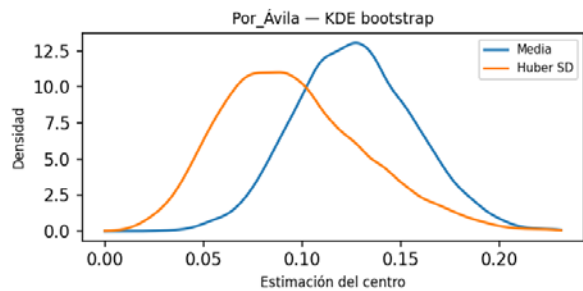
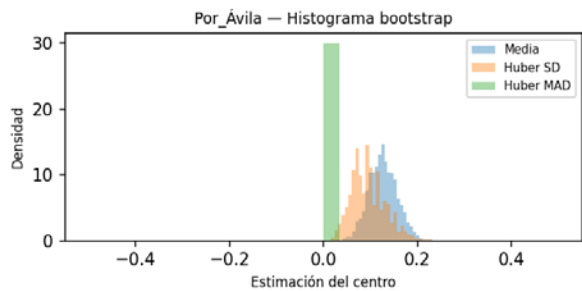
PSOE | PP | VOX | Ciudadanos



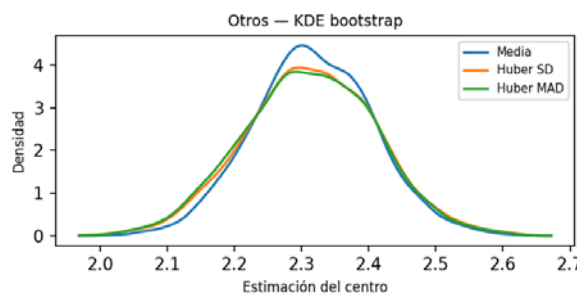
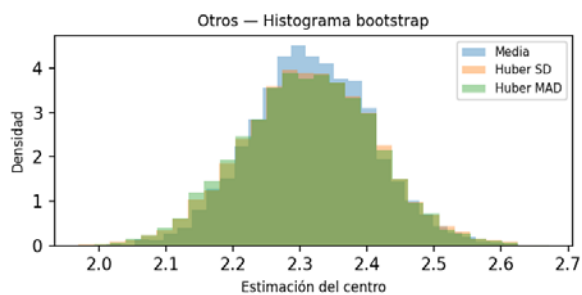
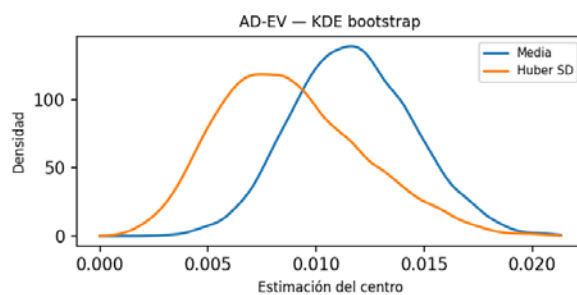
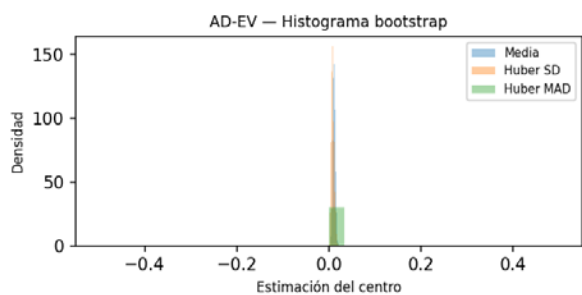
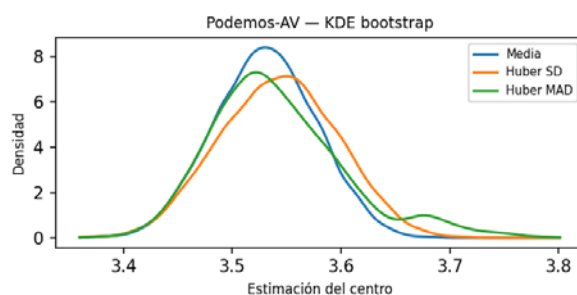
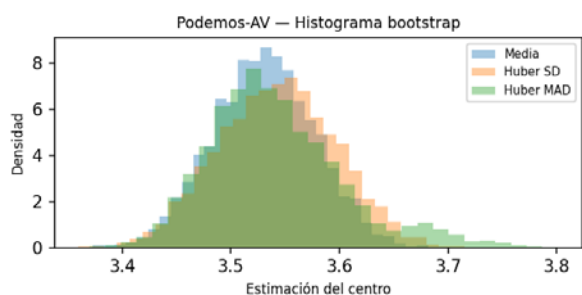
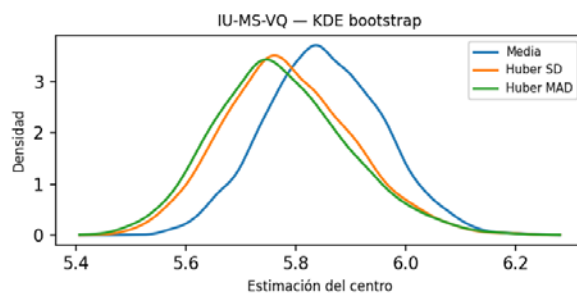
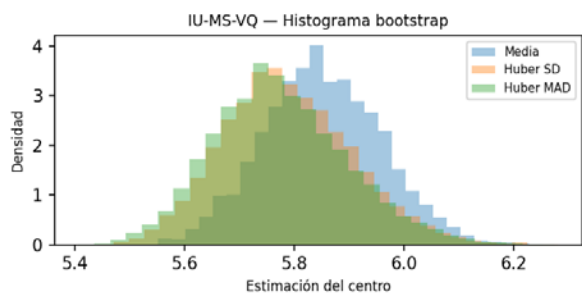
PACMA | SALF | UPL | Soria_¡Ya!



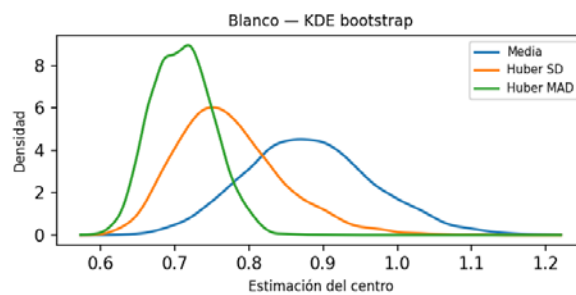
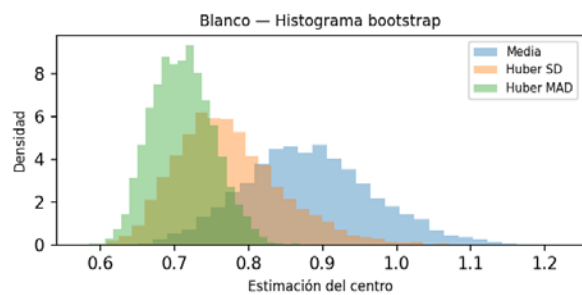
Por_Ávila | Vía Bugalesa | Prepal | Partido castellano-TC



IU-MS-VQ | Podemos-AV | AD-EV | Otros



Blanco



IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional

El presente anexo documenta el sistema metodológico implementado para la estimación robusta del centro y el diagnóstico estructural de las distribuciones de escenarios. El modelo integra estadística robusta, análisis de modalidad, medición de intensidad estructural y geometría composicional.

La arquitectura del sistema se organiza en cuatro planos analíticos: plano aritmético (centro), plano estructural (forma), plano intensivo (segmentación) y plano relacional composicional.

A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro

Se emplean cuatro estimadores: Media aritmética, Mediana, Huber-SD y Huber-MAD.

1. Media Aritmética

$$\bar{x} = (1/n) \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

La media es eficiente bajo normalidad, pero presenta función de influencia no acotada.

2. Mediana

m tal que $P(X \leq m) \geq 0.5$ y $P(X \geq m) \geq 0.5$

Equivalente a minimizar $\sum |x_i - \vartheta|$

Posee punto de ruptura del 50%.

3. Estimador de Huber (M-estimador)

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum \rho(x_i - \vartheta)$$

$$\rho(r) = \frac{1}{2}r^2 \text{ si } |r| \leq c; \quad c|r| - \frac{1}{2}c^2 \text{ si } |r| > c$$

$$\psi(r) = r \text{ si } |r| \leq c; \quad c \cdot \operatorname{sign}(r) \text{ si } |r| > c$$

Implementación iterativa: $\mu_{t+1} = (\sum w_i x_i) / (\sum w_i)$

Pesos: $w_i = 1$ si $|r_i| \leq c$; $c / |r_i|$ si $|r_i| > c$

Con $c = 1.345 \cdot s$ ($\approx 95\%$ eficiencia bajo normalidad).

4. Escalas Utilizadas

Desviación estándar: $s = \sqrt{[1/(n-1)] \cdot \sum (x_i - \bar{x})^2}$

MAD = mediana($|x_i - \operatorname{mediana}(x)|$)

$$\sigma_{\text{rob}} = 1.4826 \cdot \text{MAD}$$

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)

$$CV_{\text{rob}} = (1.4826 \cdot \text{MAD}) / \hat{\mu}$$

$$S = |\bar{x} - \hat{\mu}| / \hat{\mu}$$

$$\text{IRP} = 1 / (1 + CV_{\text{rob}} + S)$$

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$

B. Plano Estructural: Forma y Cohesión

1. Modalidad Formal (Test Dip)

$$\text{Dip} = \sup |F_n(x) - F_{\text{unimodal}}(x)|$$

Criterio: $p < 0.05$ indica multimodalidad.

2. Coeficiente de Bimodalidad (BC)

$$BC = (g_1^2 + 1) / (g_2 + 3)$$

3. Score M

$$M = \operatorname{clip}[(BC - BC_{\text{ref}}) / (1 - BC_{\text{ref}}), 0, 1]$$

C. Plano Relacional: Análisis Composicional

$$S^D = \{x \in \mathbb{R}^{D^+} : \sum x_i = 1\}$$

$$g_i = (\prod x_{ij})^{1/n} / \sum (\prod x_{kj})^{1/n}$$

$$\begin{aligned} \text{clr}(x_i) &= \ln(x_i / g(x)) \\ \text{ilr} &= \sqrt{rs/(r+s)} \cdot \ln(g(x_R) / g(x_S)) \\ T_{ij} &= \text{Var}[\ln(x_i / x_j)] \end{aligned}$$

D. Integración Multinivel del Diagnóstico

$$\mathcal{D} = f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*, \text{CLR}, \text{ILR}, T_{ij})$$

E. Eficiencia y Remuestreo

$$\begin{aligned} \text{Eff} &= (\text{SE}_{\text{mediana}} / \text{SE}_{\text{estimador}})^2 \\ \text{Eff}^* &= \text{Eff} \cdot (1 - M) \end{aligned}$$

F. Regla de Decisión Automática

$$\hat{\vartheta} = \text{argmax } \text{Eff}^*(\vartheta)$$

G. Propiedades del Sistema

- Separabilidad entre forma y estabilidad.
- Robustez ante valores atípicos.
- Coherencia geométrica bajo clausura.
- Sensibilidad a transiciones estructurales.
- Adecuación para $n \approx 50-100$.

H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima

El sistema implementa una secuencia analítica estructurada que garantiza coherencia entre forma distributiva, intensidad estructural y estabilidad del centro.

1. Entrada: vectores de escenarios porcentuales (datos cerrados, suma=100).
2. Estimación robusta del centro: Media, Mediana, Huber-SD, Huber-MAD.
3. Diagnóstico estructural:
 - Modalidad formal (Dip).
 - Propensión a segmentación (BC).
 - Intensidad estructural normalizada (M).
4. Penalización estructural de la estabilidad:

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$
5. Evaluación de precisión mediante bootstrap:

$$\text{Eff}^* = \text{Eff} \cdot (1 - M)$$
6. Regla automática de selección:
 - a) Si $M > 0.60 \rightarrow$ se prioriza Huber (mezcla intensa).
 - b) Si $M \leq 0.60 \rightarrow$ se selecciona el estimador con mayor Eff^* .
 - c) Si $M > 0.80 \rightarrow$ se sugiere evaluación mediante modelos de mezcla.

La robustez del sistema deriva de tres mecanismos integrados:

- Separación analítica entre modalidad e intensidad.
- Penalización estructural explícita de estabilidad y eficiencia.
- Regla decisional no ad hoc, basada en umbrales paramétricos definidos ex ante.

En diseños basados en escenarios esta arquitectura evita seleccionar estimadores únicamente por precisión muestral cuando existe fragmentación interna, garantizando coherencia entre forma distributiva y centro recomendado. La selección del incorpora explícitamente diagnóstico estructural e intensidad de segmentación, evitando decisiones sesgadas bajo heterogeneidad distributiva.

La robustez del sistema deriva de la integración secuencial de estos niveles.

Formalmente, el estimador recomendado puede expresarse como:

$$\hat{\theta} = \text{argmax}_{\{\theta \in \Theta\}} \text{Eff}^*(\theta)$$

$$\text{Eff}^*(\theta) = \text{Eff}(\theta) \cdot (1 - M)$$

$$\Theta = \{\text{Media}, \text{Mediana}, \text{Huber_SD}, \text{Huber_MAD}\}$$

$M \in [0,1]$ actúa como penalización estructural multiplicativa.

V Referencias Metodológicas

- Aitchison, J. (1982). The statistical analysis of compositional data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 44(2), 139–177.
- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman & Hall, London. (Reprinted 2003, Blackburn Press).
- Aitchison, J. (1997). The one-hour course in compositional data analysis or compositional data analysis is simple. In V. Pawlowsky-Glahn (Ed.), *Proceedings of iAMG'97 – The Third Annual Conference of the International Association for Mathematical Geology* (pp. 3–35). CIMNE, Barcelona.
- Aitchison, J., Barceló-Vidal, C., Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2002). A concise guide for the algebraic-geometric structure of the simplex, the sample space for compositional data analysis. In U. Bayer, H. Burger, & W. Skala (Eds.), *Proceedings of iAMG'02* (pp. 387–392). Alfred-Wegener-Stiftung, Berlin.
- Aitchison, J., & Greenacre, M. (2002). Biplots for compositional data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics)*, 51(4), 375–392.
- Aitchison, J., & Shen, S. M. (1980). Logistic-normal distributions: Some properties and uses. *Biometrika*, 67(2), 261–272.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019a). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261. Barómetro de septiembre 2019.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019b). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019.
- Alaminos, A. (2024). Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (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, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023a). Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. Colección Cuadernos Metodológicos (Vol. 63). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023b). Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. *Revista Sistema*, 267, 3–37.
- Alaminos, A. (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.
- Alaminos, A. (2021). Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: Revista de Ciencias Sociales*, 260, 17–34.
- Billheimer, D., Guttorp, P., & Fagan, W. F. (2001). Statistical interpretation of species composition. *Journal of the American Statistical Association*, 96(456), 1205–1214.
- Chayes, F. (1960). On correlation between variables of constant sum. *Journal of Geophysical Research*, 65(12), 4185–4193.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2005). Groups of parts and their balances in compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 37(7), 795–828.
- Egozcue, J. J., Pawlowsky-Glahn, V., Mateu-Figueras, G., & Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279–300.
- Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The Dip Test of Unimodality. *The Annals of Statistics*, 13(1), 70–84.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73–101.
- Huber, P. J. (1981). *Robust Statistics*. Wiley, New York.
- Martín-Fernández, J. A., Barceló-Vidal, C., & Pawlowsky-Glahn, V. (2003). Dealing with zeros and missing values in compositional data sets using nonparametric imputation. *Mathematical Geology*, 35(3), 253–278.
- Pawlowsky-Glahn, V., & Egozcue, J. J. (2002). BLU estimators and compositional data. *Mathematical Geology*, 34(3), 259–274.

- Rousseeuw, P. J., & Croux, C. (1993). Alternatives to the Median Absolute Deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1273–1283.
- Sarle, W. S. (1987). Bimodality coefficient. SAS Technical Report.
- Smithson, M., & Broomell, S. B. (2022). Compositional data analysis tutorial for social science researchers: Techniques for dealing with percentage and constrained-sum data. *Psychological Methods*.
<https://doi.org/10.1037/met0000464>

Análisis de escenarios del estudio 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León' (ECIS3545)

Modelo bifactorial Inercia–Incertidumbre · output técnico

Unidad de Ciencia Social Computacional

Gabinete de Presidencia

Centro de Investigaciones Sociológicas

LEÓN

Contenido

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos	96
1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos	96
I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente	98
Tabla 1 — Estimadores centrales	98
Tabla 2 — Robustez	99
Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico	100
Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización	101
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)	101
Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)	102
Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable	103
Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez	104
Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)	105
Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)	107
II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)	108
Centros composicionales (media geométrica cerrada)	108
Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)	108
Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)	109
10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$	110
Resumen de variación relacional por partido	111
Tabla 11 — Media y máximo de $\text{Var}[\log\text{-ratio}]$	111
Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)	112
Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR	113
Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)	113
Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)	113
Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)	114
13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)	115
CLR: métricas por partido	115
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central	116
IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional	121
A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro	121
1. Media Aritmética	121
2. Mediana	121
3. Estimador de Huber (M-estimador)	121
4. Escalas Utilizadas	121
5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)	121
B. Plano Estructural: Forma y Cohesión	121

1. Modalidad Formal (Test Dip).....	121
2. Coeficiente de Bimodalidad (BC).....	121
3. Score M.....	121
C. Plano Relacional: Análisis Composicional	121
D. Integración Multinivel del Diagnóstico	122
E. Eficiencia y Remuestreo	122
F. Regla de Decisión Automática	122
G. Propiedades del Sistema.....	122
H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima	122
V Referencias Metodológicas.....	123

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos

1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos

Diseño: la demoscopia tradicional ha operado históricamente bajo la lógica de la 'foto fija': un intento de capturar la intención de voto en a) un instante preciso del tiempo, b) bajo el supuesto de una distribución normal y c) de estacionariedad del fenómeno medido. Sin embargo, en los sistemas electorales contemporáneos definidos por la fragmentación y la volatilidad, esta aproximación resulta limitada. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre surge como una respuesta metodológica que amplía el foco incluyendo junto a la medición del apoyo electoral una evaluación de la estabilidad estructural de dicho apoyo.

Este modelo se basa en un diseño de escenarios de estrés generados a partir de muestras aleatorias. La pregunta que responde el modelo no es solo ¿cuántos votos tiene hoy un partido?, sino que traslada la pregunta a un marco de incertidumbre en donde se reformula como '¿cuál es potencial electoral de un partido en el momento de la medición? La reformulación del enfoque abre analíticamente la puerta a múltiples preguntas con finalidad diagnóstica: ¿qué resiliencia posee un partido para resistir ante cambios drásticos en la inercia del voto o ante picos de incertidumbre? (Alaminos y Tezanos, 2029a, 2019b; Alaminos, 2021, 2022, 2024) Para ello, el modelo genera un espacio de posibilidades proyectadas donde cada escenario representa una combinación única de fuerzas, obligando al sistema a comportarse bajo diferentes presiones.

La fundamentación teórica del modelo facilita su motor de generación de escenarios, cuya construcción ha sido desarrollada en diversas publicaciones (Alaminos y Alaminos-Fernández, 2023a, 2023b, 2024). El algoritmo procesa una matriz de 63 combinaciones generada mediante dos vectores críticos:

- El Factor Inercia: representa la fuerza de retención y la lealtad histórica del voto.
- El Factor Incertidumbre: representa la volatilidad, el impacto de eventos inesperados.

Un aspecto metodológico fundamental es la Naturaleza Composicional de los datos (suma constante = 100%). Esto implica que los datos no son independientes: si un partido crece, necesariamente debe hacerlo a costa de la erosión de otros actores. El modelo de Alaminos-Tezanos captura esta interdependencia, permitiendo un diagnóstico de la condicionalidad de los escenarios. Finalmente, el software implementa una regla de decisión para la Selección Automática del Estimador basada en la Eficiencia Penalizada, obtenida mediante Bootstrap. Las métricas de Robustez (IRP*) y Estructura (Dip/BC) evalúan la capacidad de cada partido para mantener su posición o dominar el espacio bajo las tensiones cruzadas de los escenarios. Matemáticamente, el sistema puede expresarse como: Diagnóstico = $f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*)$. Esta formulación separa claramente forma, cohesión y estabilidad, evitando inferencias erróneas derivadas de confiar exclusivamente en contrastes de hipótesis o en estadísticas de momento aisladas. El modelo es especialmente adecuado para tamaños muestrales moderados ($n \approx 50-100$), donde los contrastes formales pueden carecer de potencia suficiente para detectar segmentaciones suaves.

Finalmente se efectúa un análisis sistémico mediante un análisis composicional (CLR/ILR) con el objetivo de complementar la lectura porcentual tradicional y distinguir entre estabilidad aritmética y estabilidad estructural relativa. Dado que las estimaciones están sujetas a restricción de suma constante, una aparente estabilidad en porcentaje puede sostenerse sobre reequilibrios internos del conjunto. Las transformaciones log-ratio permiten evaluar la robustez de las posiciones relativas entre actores y detectar balances sistémicos donde puedan emerger subregímenes. En consecuencia, el análisis identifica si las variaciones responden a tensiones compensatorias dentro de un mismo régimen o a configuraciones estructurales alternativas bajo los escenarios considerados. La estimación de centros se complementa a efectos diagnósticos con promedios composicionales para respetar la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del dato. La media composicional (Aitchison mean) se calcula como el promedio en coordenadas CLR (log-ratios centrados) y se transforma posteriormente mediante la inversa CLR, aplicando finalmente un cierre a suma 100. Los centros robustos se obtienen mediante varios estimados incluyendo un Huber composicional, estimando la localización robusta por componente en el espacio CLR y aplicando un recentro a suma cero (condición geométrica de las coordenadas CLR) antes de invertir la transformación y cerrar de nuevo a 100. De este modo, el centro resultante refleja proporciones relativas del sistema y no depende de un nivel absoluto. Este procedimiento mantiene la interdependencia entre componentes y evita diagnósticos distorsionados por outliers o desplazamientos compensatorios entre partidos.

El presente informe se estructura en dos bloques analíticos complementarios, diseñados para responder a preguntas metodológicamente diferenciadas. El primer bloque aborda la estimación puntual del voto desde una perspectiva de estadística robusta univariable, cuyo objetivo es determinar cuál es la mejor estimación central a partir de los escenarios disponibles, evaluando estabilidad, sensibilidad y eficiencia de los estimadores.

El segundo bloque introduce un análisis composicional, orientado a validar la coherencia estructural del sistema multipartidista bajo la restricción de suma constante. En este nivel, la atención se desplaza desde los valores absolutos hacia las relaciones relativas entre partidos, empleando transformaciones log-ratio (CLR/ILR) y herramientas geométricas asociadas. Consideradas conjuntamente, las dos aproximaciones permiten determinar tanto la mejor estimación puntual como la consistencia estructural del sistema que la sostiene.

I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente

Tabla 1 — Estimadores centrales

Partido	Huber (escala SD)	Huber (escala MAD)	Media aritmética	Mediana
PSOE	30,1	30,4	29,9	31,2
PP	25,6	24,5	26,2	23,9
UPL	18,0	19,4	17,1	19,7
VOX	14,8	14,6	14,9	14,6
IU-MS-VQ	4,7	4,7	4,8	4,6
Podemos-AV	2,8	2,7	2,8	2,7
SALF	0,9	0,9	0,9	0,8
Soria_¡Ya!	0,2	0,0	0,3	0,0
PACMA	0,3	0,3	0,3	0,2
Por_Ávila	0,1	0,0	0,1	0,0
Ciudadanos	0,0	0,0	0,0	0,0
Prepal	0,0	0,0	0,0	0,0
Vía Bugalesa	0,0	0,0	0,0	0,0
Partido castellano-TC	0,0	0,0	0,1	0,0
AD-EV	0,0	0,0	0,0	0,0
Otros	2,0	1,9	2,0	1,7
Blanco	0,5	0,6	0,6	0,6

Tabla 2 — Robustez

Partido	Volatilidad robusta	Sensibilidad a extremos	Índice de robustez (IRP)	Cohesión interna (BC, si Dip=Unimodal)
PSOE	0,07	0,03	0,90	
PP	0,10	0,05	0,87	
UPL	0,12	0,13	0,80	
VOX	0,11	0,00	0,90	
IU-MS-VQ	0,16	0,01	0,86	Cohesión alta
Podemos-AV	0,09	0,01	0,91	Cohesión media
SALF	0,26	0,01	0,79	Cohesión media
Soria_¡Ya!				
PACMA	0,16	0,07	0,81	Cohesión baja
Por_Ávila				
Ciudadanos				Cohesión baja
Prepal	0,31	0,16	0,68	
Vía Bugalesa				
Partido castellano-TC	0,67	0,11	0,56	
AD-EV				
Otros	0,39	0,03	0,70	Cohesión baja
Blanco	0,40	0,37	0,57	

Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico

Partido	Dip (p-valor)	Modalidad (Dip)	BC Sarle (consenso/estrés)	Score multimodalidad (M) desde BC	Robustez ajustada (IRP*)	Intensidad estructural (M)
PSOE	0,004	Multimodal	0,84	0,65	0,32	Segmentación moderada
PP	0,001	Multimodal	0,85	0,66	0,30	Segmentación moderada
UPL	0,000	Multimodal	0,90	0,77	0,18	Segmentación alta
VOX	0,010	Multimodal	0,53	0,00	0,90	Segmentación leve
IU-MS-VQ	0,238	Unimodal	0,39	0,00	0,86	Baja fragmentación latente
Podemos-AV	0,560	Unimodal	0,50	0,00	0,91	Baja fragmentación latente
SALF	0,097	Unimodal	0,55	0,00	0,79	Baja fragmentación latente
Soria_¡Ya!	0,000	Multimodal	0,99	0,98		Segmentación extrema
PACMA	0,885	Unimodal	0,71	0,34	0,53	Fragmentación incipiente
Por_Ávila	0,001	Multimodal	0,99	0,97		Segmentación extrema
Ciudadanos	0,550	Unimodal	0,77	0,48		Alta tensión interna
Prepal	0,000	Multimodal	0,77	0,48	0,35	Segmentación moderada
Vía Bugalesa	0,004	Multimodal	0,96	0,91		Segmentación extrema
Partido castellano-TC	0,004	Multimodal	0,65	0,22	0,44	Segmentación leve
AD-EV	0,002	Multimodal	0,97	0,94		Segmentación extrema
Otros	0,397	Unimodal	0,56	0,00	0,70	Baja fragmentación latente
Blanco	0,027	Multimodal	0,93	0,84	0,09	Segmentación alta

Nota: la prueba de Dip y el Coeficiente de Bimodality (BC) evalúan la morfología de la distribución del partido a través de los escenarios. El Dip (p-valor) determina la presencia de multimodalidad ($p < 0,05$ implica rechazo de unimodalidad), mientras que el BC no decide modalidad, sino que actúa como indicador de consenso y estrés estructural. En contextos unimodales, valores elevados de BC pueden señalar aplanamiento o proximidad a transición ($\approx 0,555$). El Score M, derivado y normalizado a partir del BC, cuantifica la intensidad de segmentación entre escenarios y ajusta la robustez mediante $IRP^* = IRP \cdot (1 - M)$. El IRP mide la resiliencia del partido frente a la variabilidad de escenarios; un IRP* alto indica posición estructuralmente estable y poco dependiente de las fluctuaciones del sistema.

Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización

Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)

Partido	SE Huber(SD)	SE Huber(MAD)	SE Media	SE Mediana	Eff vs Med (Huber SD)	Eff vs Med (Huber MAD)	Eff vs Med (Media)
PSOE	0,58	0,86	0,48	0,71	1,48	0,69	2,22
PP	0,65	0,56	0,54	0,28	0,19	0,25	0,28
UPL	1,09	0,63	0,90	0,60	0,30	0,89	0,44
VOX	0,20	0,19	0,18	0,38	3,82	3,98	4,58
IU-MS-VQ	0,08	0,08	0,08	0,08	0,93	0,98	0,92
Podemos- AV	0,04	0,04	0,03	0,03	0,74	0,66	0,91
SALF	0,03	0,03	0,03	0,03	0,87	0,90	1,08
Soria_¡Ya!	0,08	0,00	0,07	0,00			
PACMA	0,01	0,01	0,01	0,01	0,43	0,44	0,48
Por_Ávila	0,04	0,00	0,03	0,00			
Ciudadanos	0,01	0,01	0,01	0,01	1,14	0,60	1,07
Prepal	0,00	0,00	0,00	0,00	0,48	1,06	0,34
Vía	0,00	0,00	0,00	0,00			
Bugalesa Partido	0,01	0,01	0,00	0,00	0,51	0,48	0,76
castellano- TC							
AD-EV	0,00	0,00	0,00	0,00			
Otros	0,10	0,11	0,10	0,12	1,34	1,12	1,37
Blanco	0,06	0,02	0,08	0,04	0,50	3,20	0,32

Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)

Partido	Eff* Huber(SD)	Eff* Huber(MAD)	Eff* Media	Mejor (Eff)	Mejor (Eff*)
PSOE	0,52	0,24	0,78	Media	Huber_mean
PP	0,07	0,09	0,10	Mediana	Huber_MAD
UPL	0,07	0,20	0,10	Mediana	Huber_MAD
VOX	3,82	3,98	4,58	Media	Media
IU-MS-VQ	0,93	0,98	0,92	Mediana	Mediana
Podemos-AV	0,74	0,66	0,91	Mediana	Mediana
SALF	0,87	0,90	1,08	Media	Media
Soria_¡Ya!				Mediana**	Mediana**
PACMA	0,28	0,29	0,32	Mediana	Mediana
Por_Ávila				Mediana**	Mediana**
Ciudadanos	0,59	0,31	0,55	Huber_mean	Huber_mean
Prepal	0,25	0,55	0,18	Huber_MAD	Huber_MAD
Vía Bugalesa				Mediana*	Mediana*
Partido castellano-TC	0,40	0,38	0,60	Mediana	Mediana
AD-EV				Mediana*	Mediana*
Otros	1,34	1,11	1,37	Media	Media
Blanco	0,08	0,50	0,05	Huber_MAD	Huber_MAD

* Distribución puntual bootstrap: SE bootstrap de la mediana prácticamente nulo ($SE < 1e-6$), sin evidencia de mezcla extrema.

** Multimodalidad extrema: $M > 0,95$. La penalización estructural hace $Eff^* \approx 0$; se recomienda GMM.

Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable

Partido	Media (IC 95%)	Huber SD (IC 95%)	Huber MAD (IC 95%)
PSOE	29,9 [29,0, 30,8]	30,1 [29,0, 31,3]	30,9 [29,0, 32,1]
PP	26,2 [25,2, 27,3]	25,7 [24,6, 27,1]	24,9 [24,2, 26,4]
UPL	17,1 [15,3, 18,8]	18,1 [15,4, 19,8]	19,8 [18,1, 20,5]
VOX	14,9 [14,5, 15,2]	14,8 [14,4, 15,2]	14,8 [14,4, 15,2]
IU-MS-VQ	4,8 [4,6, 4,9]	4,7 [4,6, 4,9]	4,8 [4,6, 4,9]
Podemos-AV	2,8 [2,7, 2,8]	2,8 [2,7, 2,9]	2,8 [2,7, 2,9]
SALF	0,9 [0,8, 0,9]	0,9 [0,8, 0,9]	0,9 [0,8, 0,9]
Soria_¡Ya!	0,3 [0,2, 0,4]	0,2 [0,1, 0,4]	0,0 [0,0, 0,0]
PACMA	0,3 [0,3, 0,3]	0,3 [0,3, 0,3]	0,3 [0,2, 0,3]
Por_Ávila	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,2]	0,0 [0,0, 0,0]
Ciudadanos	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Prepal	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Vía Bugalesa	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Partido castellano-TC	0,1 [0,0, 0,1]	0,0 [0,0, 0,1]	0,0 [0,0, 0,1]
AD-EV	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Otros	2,0 [1,8, 2,2]	2,0 [1,8, 2,2]	2,0 [1,7, 2,2]
Blanco	0,7 [0,5, 0,8]	0,6 [0,5, 0,7]	0,5 [0,4, 0,5]

Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez

Partido	% estimado (óptimo recomendado normalizado)	Estimador óptimo recomendado	Justificación (valor original, Eff*, IRP*, M)
PSOE	30,0	Huber_mean	Valor=30.137; Eff*=0.52, IRP*=0.32, M=0.65 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
PP	24,5	Huber_MAD	Valor=24.944; Eff*=0.09, IRP*=0.30, M=0.66 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
UPL	19,4	Huber_MAD	Valor=19.763; Eff*=0.20, IRP*=0.18, M=0.77 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
VOX	14,9	Media	Valor=14.861; Eff*=4.58, IRP*=0.90, M=0.00
IU-MS-VQ	4,6	Mediana	Valor=4.736; Eff*=1.00, IRP*=0.86, M=0.00
Podemos-AV	2,7	Mediana	Valor=2.810; Eff*=1.00, IRP*=0.91, M=0.00
SALF	0,9	Media	Valor=0.871; Eff*=1.08, IRP*=0.79, M=0.00
Soria_¡Ya!	0,2	Mediana	Valor=0.202; Eff*=, IRP*=, M=0.98 → mezcla (Huber recomendado)
PACMA	0,2	Mediana	Valor=0.248; Eff*=0.66, IRP*=0.53, M=0.34
Por_Ávila	0,1	Mediana	Valor=0.092; Eff*=, IRP*=, M=0.97 → mezcla (Huber recomendado)
Ciudadanos	0,0	Huber_mean	Valor=0.028; Eff*=0.59, IRP*=, M=0.48
Prepal	0,0	Huber_MAD	Valor=0.032; Eff*=0.55, IRP*=0.35, M=0.48 → centro inestable
Vía Bugalesa	0,0	Mediana	Valor=0.006; Eff*=, IRP*=, M=0.91 → mezcla (Huber recomendado)
Partido castellano-TC	0,0	Mediana	Valor=0.042; Eff*=0.78, IRP*=0.44, M=0.22 → centro inestable
AD-EV	0,0	Mediana	Valor=0.009; Eff*=, IRP*=, M=0.94 → mezcla (Huber recomendado)
Otros	2,0	Media	Valor=2.027; Eff*=1.37, IRP*=0.70, M=0.00
Blanco	0,5	Huber_MAD	Valor=0.485; Eff*=0.50, IRP*=0.09, M=0.84 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)

Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)

Partido	Score M	Modalidad	Estimador actual	Diagnóstico estructural	Recomendación avanzada
Soria_¡Ya!	0,98		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Por_Ávila	0,97		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Vía Bugalesa	0,91		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
AD-EV	0,94		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Blanco	0,84	Huber_MAD	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
--------	------	-----------	--	--

Nota técnica: Para valores de M superiores a 0,80 el sistema detecta segmentación estructural del electorado. El uso de Huber mejora la robustez frente a extremos, pero no modeliza la coexistencia de subpoblaciones latentes. En estos casos se recomienda estimar un Gaussian Mixture Model (GMM) para identificar centros múltiples y sus probabilidades asociadas.

Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)

Partido	% estimado	Modalidad (Dip)	Cohesión interna (BC)	Intensidad (M)	Robustez (IRP*)
PSOE	30,0	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
PP	24,5	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
UPL	19,4	Multimodal	n/a	Segmentación alta	Baja
VOX	14,9	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
IU-MS-VQ	4,6	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
Podemos-AV	2,7	Unimodal	Cohesión media	Baja fragmentación latente	Alta
SALF	0,9	Unimodal	Cohesión media	Baja fragmentación latente	Alta
Soria_¡Ya!	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
PACMA	0,2	Unimodal	Cohesión baja	Fragmentación incipiente	Alta
Por_Ávila	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Ciudadanos	0,0	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	No evaluable
Prepal	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
Vía Bugalesa	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Partido castellano-TC	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Baja
AD-EV	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Otros	2,0	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
Blanco	0,5	Multimodal	n/a	Segmentación alta	Baja

II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)

Este análisis añade un plano composicional al diagnóstico principal. Los porcentajes están sujetos a restricción de suma constante; por ello, la variación en un actor siempre implica compensación en otros. Las transformaciones log-ratio de Aitchison permiten evaluar estabilidad en términos relativos (log-cocientes) y separar volatilidad aritmética de reestructuración composicional.

Valida la coherencia estructural de la estimación mediante técnicas composicionales (CLR/ILR), que respetan la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del sistema multipartidista.

Centros composicionales (media geométrica cerrada)

Se reportan centros composicionales (Aitchison): la media geométrica cerrada y dos centros robustos estimados en coordenadas CLR (Huber con escala SD y MAD). Cada columna suma 100 y preserva la lógica de proporciones y pesos relativos del sistema.

Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)

Partido	Media_comp	HuberSD_comp	HuberMAD_comp
PSOE	30.9	30.3	30.3
PP	27.0	26.2	23.2
UPL	15.1	16.8	20.4
VOX	15.4	15.3	14.4
IU-MS-VQ	4.9	4.9	4.7
Podemos-AV	2.9	2.8	2.7
SALF	0.9	0.9	1.0
Soria_¡Ya!	0.0	0.0	0.0
PACMA	0.3	0.3	0.3
Por_Ávila	0.0	0.0	0.0
Ciudadanos	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	2.0	2.0	2.3
Blanco	0.6	0.5	0.7

Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)

Partido	$\Delta(\text{Media_comp} - \text{Media_arit})$	$\Delta(\text{HuberSD_comp} - \text{Huber_SD_arit})$	$\Delta(\text{HuberMAD_comp} - \text{Huber_MAD_arit})$
PSOE	1.0	0.2	-0.1
PP	0.8	0.6	-1.3
UPL	-2.0	-1.2	1.0
VOX	0.5	0.5	-0.2
IU-MS-VQ	0.1	0.2	0.0
Podemos-AV	0.1	0.0	0.0
SALF	0.0	0.0	0.1
Soria_¡Ya!	-0.3	-0.2	0.0
PACMA	0.0	0.0	0.0
Por_Ávila	-0.1	-0.1	0.0
Ciudadanos	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	-0.1	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	0.0	0.0	0.4
Blanco	0.0	0.0	0.1

10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$

	PSOE	PP	UPL	VOX	IU-MS-VQ	Podemos-AV	SALF	Soria_iYal	PACMA	Por_Ávila	Ciudadanos	Prepal	Vía Bugalesa	Partido castellano-TC	AD-EV	Otros	Blanco
PSOE	0,000	0,028	0,575	0,038	0,038	0,013	0,093	93,748	0,097	87,471	101,518	0,477	67,132	41,033	69,771	0,199	0,515
PP	0,028	0,000	0,679	0,018	0,040	0,025	0,104	92,152	0,098	85,929	100,447	0,496	65,781	40,202	68,394	0,219	0,478
UPL	0,575	0,679	0,000	0,523	0,530	0,550	0,335	108,544	0,467	101,781	111,037	0,155	79,734	42,662	82,608	0,409	0,441
VOX	0,038	0,018	0,523	0,000	0,020	0,026	0,055	94,130	0,053	87,840	101,502	0,364	67,454	40,051	70,099	0,130	0,365
IU-MS-VQ	0,038	0,040	0,530	0,020	0,000	0,014	0,096	94,220	0,031	87,929	101,206	0,348	67,531	40,054	70,179	0,102	0,327
Podemos-AV	0,013	0,025	0,550	0,026	0,014	0,000	0,102	93,849	0,053	87,569	101,396	0,398	67,216	40,318	69,858	0,167	0,388
SALF	0,093	0,104	0,335	0,055	0,096	0,102	0,000	97,704	0,127	91,296	104,199	0,311	70,489	41,452	73,192	0,125	0,453
Soria_iYal	93,748	92,152	108,544	94,130	94,220	93,849	97,704	0,000	95,565	0,110	72,237	104,069	2,221	103,122	1,769	97,978	99,930
PACMA	0,097	0,098	0,467	0,053	0,031	0,053	0,127	95,565	0,000	89,228	103,363	0,274	68,672	39,538	71,346	0,100	0,234
Por_Ávila	87,471	85,929	101,781	87,840	87,929	87,569	91,296	0,110	89,228	0,000	70,160	97,453	1,348	97,898	1,002	91,567	93,456
Ciudadanos	101,518	100,447	111,037	101,502	101,206	101,396	104,199	72,237	103,363	70,160	0,000	108,222	64,509	99,265	65,131	102,523	104,539
Prepal	0,477	0,496	0,155	0,364	0,348	0,398	0,311	104,069	0,274	97,453	108,222	0,000	75,923	41,775	78,728	0,324	0,140
Vía Bugalesa	67,132	65,781	79,734	67,454	67,531	67,216	70,489	2,221	68,672	1,348	64,509	75,923	0,000	81,264	0,033	70,729	72,424
Partido castellano-TC	41,033	40,202	42,662	40,051	40,054	40,318	41,452	103,122	39,538	97,898	99,265	41,775	81,264	0,000	83,392	39,710	37,738
AD-EV	69,771	68,394	82,608	70,099	70,179	69,858	73,192	1,769	71,346	1,002	65,131	78,728	0,033	83,392	0,000	73,442	75,156
Otros	0,199	0,219	0,409	0,130	0,102	0,167	0,125	97,978	0,100	91,567	102,523	0,324	70,729	39,710	73,442	0,000	0,346
Blanco	0,515	0,478	0,441	0,365	0,327	0,388	0,453	99,930	0,234	93,456	104,539	0,140	72,424	37,738	75,156	0,346	0,000

La matriz de variaciones, definida como la matriz de varianzas de log-ratios entre pares de componentes, permite caracterizar la estructura interna del sistema multipartidista en términos de estabilidad relativa. Cada elemento $v_{ij} = \text{Var}[\log(x_i/x_j)]$ mide la dispersión de la relación proporcional entre dos partidos a lo largo de los escenarios. Este enfoque evita los artefactos derivados de la restricción de suma constante y proporciona una métrica geoméricamente coherente en el espacio de Aitchison.

Valores próximos a cero indican invariancia estructural en la razón entre partidos, mientras que valores elevados reflejan sensibilidad relativa al escenario. Los primeros sugieren bloques competitivos estables o electorados parcialmente compartidos; los segundos identifican áreas de volatilidad sistémica y posibles trasvases inciertos.

Resumen de variación relacional por partido

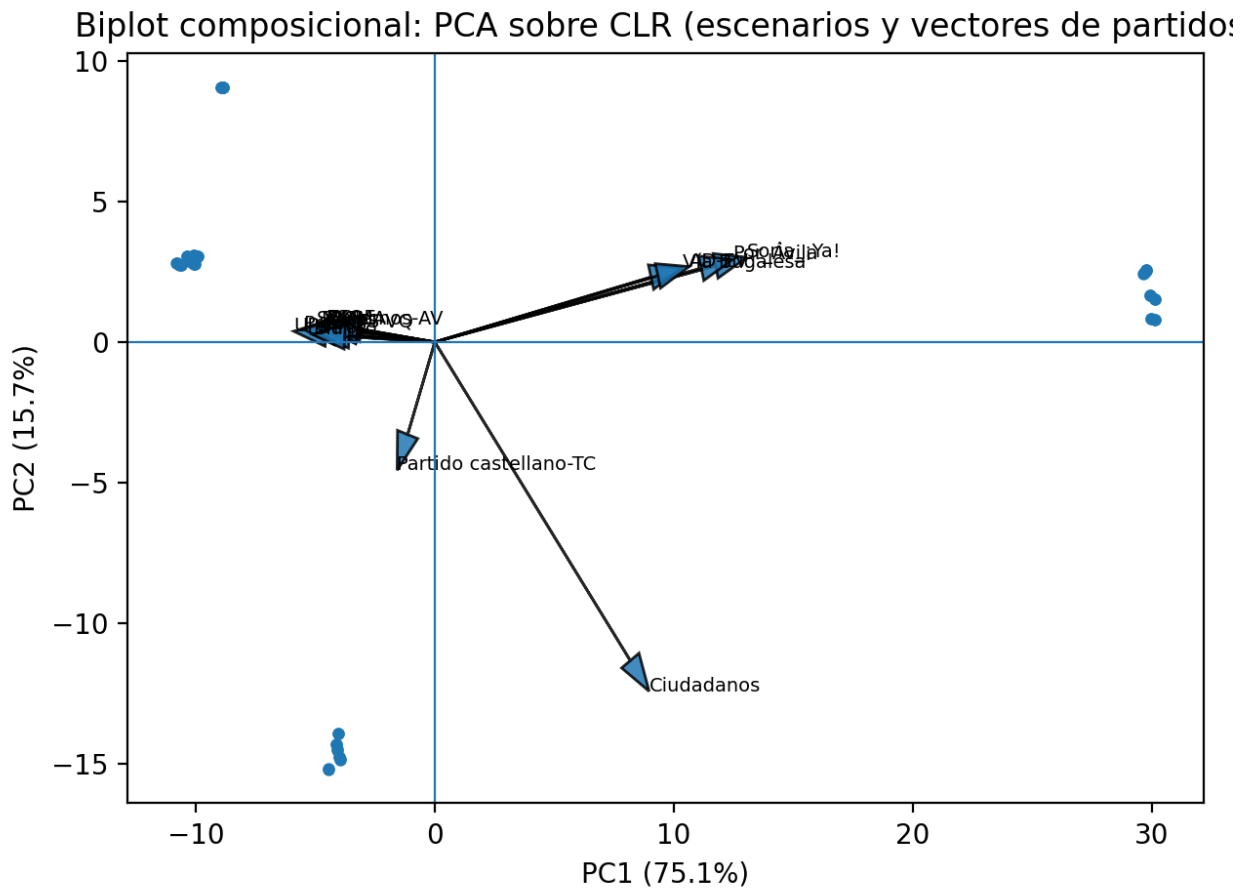
Tabla 11 — Media y máximo de Var[log-ratio]

Partido	VarLogRatio_media	VarLogRatio_max
PSOE	28.922	101.518
PP	28.443	100.447
UPL	33.189	111.037
VOX	28.917	101.502
IU-MS-VQ	28.917	101.206
Podemos-AV	28.871	101.396
SALF	30.008	104.199
Soria_¡Ya!	78.209	108.544
PACMA	29.328	103.363
Por_Ávila	73.252	101.781
Ciudadanos	94.453	111.037
Prepal	31.841	108.222
Vía Bugalesa	57.654	81.264
Partido castellano-TC	56.842	103.122
AD-EV	59.631	83.392
Otros	29.879	102.523
Blanco	30.433	104.539

*Cuanto menor, más estable

Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)

Se aplica un PCA sobre la matriz transformada en coordenadas CLR. En el biplot resultante, los puntos representan escenarios (estimaciones) proyectados en el plano PC1–PC2, y los vectores representan partidos (cargas) en el mismo plano. Vectores orientados en direcciones opuestas sugieren transferencia relativa (relación inversa en log-ratios) entre partidos; vectores con orientación similar indican co-movimiento relativo. La concentración de puntos refleja consenso entre escenarios; la dispersión refleja incertidumbre estructural sobre la redistribución relativa de masa de voto.



Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR

Este bloque evalúa reglas diagnósticas complementarias al plano porcentual. La lógica es distinguir entre estabilidad aparente en % y estabilidad relativa en geometría composicional (log-ratio), así como detectar balances sistémicos críticos mediante ILR.

Las métricas presentadas operan en niveles analíticos distintos. El estadístico Dip evalúa formalmente la existencia de multimodalidad en la distribución (dimensión topológica), mientras que M y CLR_M cuantifican la intensidad estructural continua derivada del coeficiente de bimodalidad de Sarle (dimensión de magnitud). Por su parte, el análisis CLR traslada la evaluación al espacio composicional log-ratio, captando relaciones relativas entre partidos y no únicamente niveles absolutos. En consecuencia, divergencias entre Dip, M y CLR no implican contradicción metodológica, sino que reflejan que cada indicador describe propiedades estructurales diferentes del sistema.

Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)

Se detectan actores con estabilidad estructural en % (IRP* alto, M bajo, unimodalidad) pero inestabilidad relativa en CLR. Esto sugiere que la estabilidad porcentual puede estar sostenida por compensaciones en el vector composicional (cambios en relaciones relativas).

- IU-MS-VQ
- Podemos-AV
- SALF

Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)

Partido	IRP_star	M	CLR_IRP*	CLR_M	CLR_Dip_p
IU-MS-VQ	0.855	0.000	0.215	0.722	0.000
Podemos-AV	0.912	0.000	0.237	0.689	0.000
SALF	0.787	0.000	0.224	0.693	0.000

Nota: IRP* $\in [0,1]$ mide la estabilidad estructural (valores próximos a 1 indican alta robustez del estimador). M $\in [0,1]$ refleja intensidad estructural (valores próximos a 0 indican cohesión; valores altos mayor fragmentación). En el plano composicional, CLR_IRP* mide estabilidad relativa en log-ratios, CLR_M la intensidad estructural relacional, y CLR_Dip_p corresponde al p-valor de la prueba de unimodalidad ($p < 0,05$ indica evidencia de multimodalidad).

Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)

Esta tabla presenta la estabilidad de los estimadores mediante un re-muestreo de escenarios completos. Los valores muestran la media de las réplicas y, entre paréntesis, el intervalo de confianza (5%-95%). Al procesar filas íntegras, se mantiene la interdependencia y la restricción de suma 100.

Partido / Escenario	Media	Mediana	Huber_SD	Huber_MAD
PSOE	29.92 (29.10-30.69)	31.78 (30.42-32.41)	30.12 (29.11-31.06)	30.78 (29.11-31.94)
PP	26.16 (25.28-27.08)	24.43 (24.05-24.92)	25.70 (24.71-26.90)	25.01 (24.25-26.08)
UPL	17.13 (15.58-18.58)	19.98 (19.16-20.88)	17.99 (15.97-19.59)	19.61 (18.36-20.40)
VOX	14.86 (14.57-15.15)	14.90 (14.15-15.69)	14.82 (14.51-15.14)	14.84 (14.53-15.15)
IU-MS-VQ	4.78 (4.65-4.91)	4.76 (4.69-4.90)	4.75 (4.61-4.88)	4.75 (4.63-4.89)
Podemos-AV	2.77 (2.71-2.82)	2.81 (2.75-2.90)	2.78 (2.71-2.84)	2.78 (2.71-2.85)
SALF	0.87 (0.83-0.91)	0.84 (0.80-0.88)	0.86 (0.81-0.91)	0.86 (0.82-0.91)
Soria_¡Ya!	0.28 (0.17-0.39)	0.00 (0.00-0.00)	0.21 (0.10-0.36)	0.00 (0.00-0.00)
PACMA	0.28 (0.26-0.29)	0.25 (0.24-0.26)	0.27 (0.26-0.29)	0.26 (0.25-0.28)
Por_Ávila	0.13 (0.08-0.18)	0.00 (0.00-0.00)	0.09 (0.04-0.16)	0.00 (0.00-0.00)
Ciudadanos	0.04 (0.02-0.05)	0.00 (0.00-0.03)	0.03 (0.02-0.04)	0.00 (0.00-0.03)
Prepal	0.04 (0.03-0.04)	0.03 (0.03-0.04)	0.03 (0.03-0.04)	0.03 (0.03-0.03)
Vía Bugalesa	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Partido castellano-TC	0.05 (0.04-0.06)	0.04 (0.03-0.05)	0.05 (0.04-0.06)	0.05 (0.04-0.06)
AD-EV	0.01 (0.01-0.02)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Otros	2.03 (1.87-2.20)	1.79 (1.67-2.07)	1.97 (1.81-2.14)	1.96 (1.78-2.14)
Blanco	0.66 (0.55-0.80)	0.51 (0.42-0.55)	0.56 (0.48-0.67)	0.49 (0.45-0.53)

Partido / Escenario	SD	CV
PSOE	3.75 (3.38-4.06)	12.6% (11.1-13.9)
PP	4.24 (3.62-4.75)	16.2% (14.3-17.7)
UPL	7.08 (6.02-7.98)	41.6% (32.9-51.1)
VOX	1.39 (1.24-1.54)	9.4% (8.4-10.4)
IU-MS-VQ	0.63 (0.53-0.73)	13.2% (11.2-15.2)
Podemos-AV	0.28 (0.24-0.31)	10.0% (8.6-11.3)
SALF	0.20 (0.17-0.22)	22.7% (20.2-25.1)
Soria_¡Ya!	0.52 (0.43-0.59)	194.9% (148.4-247.8)
PACMA	0.07 (0.06-0.08)	25.2% (21.3-28.6)
Por_Ávila	0.24 (0.20-0.27)	195.1% (148.7-248.1)
Ciudadanos	0.05 (0.04-0.06)	157.0% (129.5-190.6)
Prepal	0.02 (0.02-0.03)	66.3% (56.0-74.7)
Vía Bugalesa	0.01 (0.01-0.02)	196.1% (149.7-249.6)
Partido castellano-TC	0.04 (0.03-0.04)	73.1% (64.1-82.9)
AD-EV	0.02 (0.02-0.02)	195.7% (149.2-248.9)
Otros	0.77 (0.64-0.89)	37.8% (32.9-42.6)
Blanco	0.60 (0.43-0.75)	90.3% (78.3-97.7)

La columna CV (Coeficiente de Variación) expresa la volatilidad relativa del partido. Valores menores al 10% indican una posición consolidada en todos los escenarios, mientras que valores superiores sugieren una fuerte dependencia de las condiciones de inercia e incertidumbre.

13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)

Interpretación: $CLR_i(x) = \log(x_i/g(x))$. Valores positivos indican que el partido está sistemáticamente por encima de la media geométrica del sistema (ventaja relativa); valores negativos, por debajo. Estabilidad alta (IRP* CLR elevado, M CLR bajo) implica que la posición relativa del partido es robusta bajo escenarios; inestabilidad CLR sugiere dependencia de reequilibrios del vector completo y no solo oscilación porcentual.

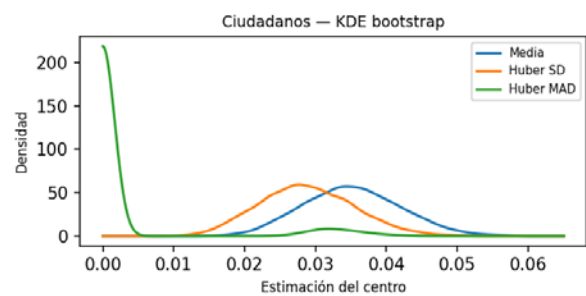
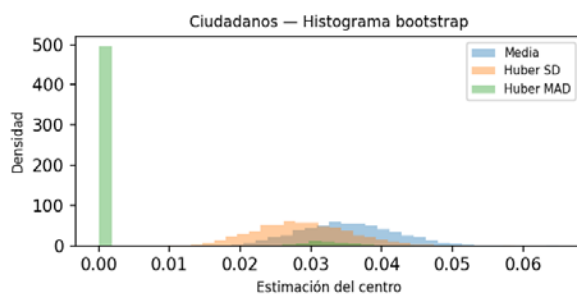
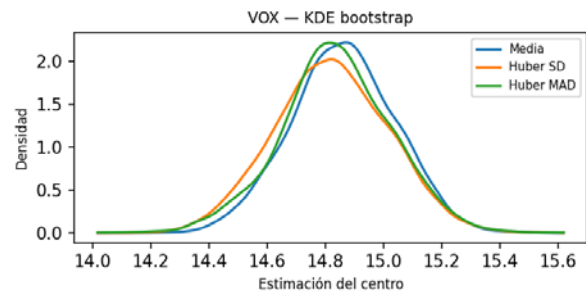
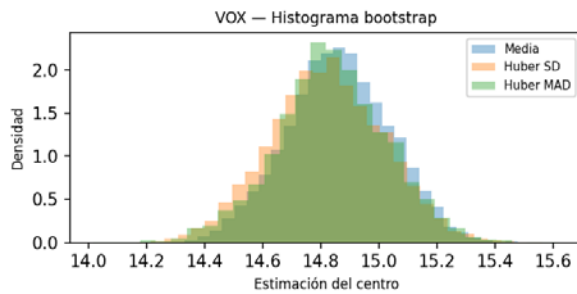
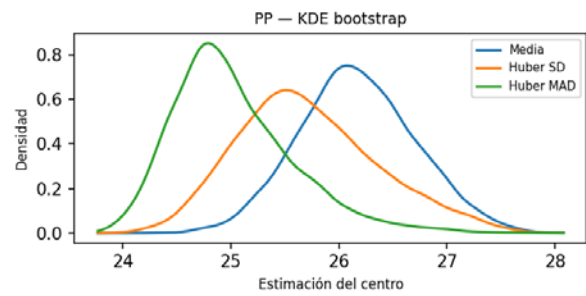
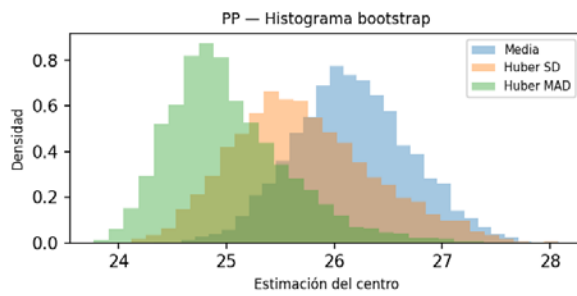
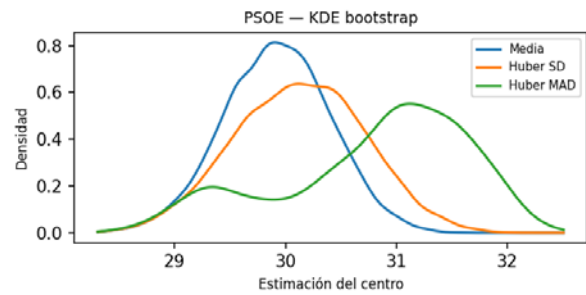
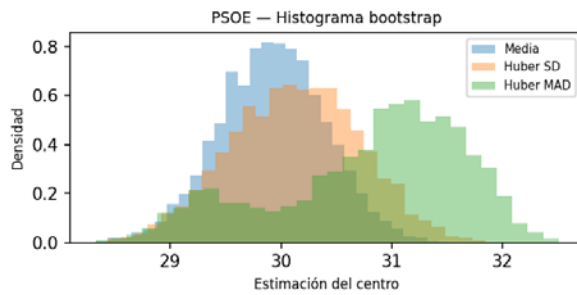
CLR: métricas por partido

Partido	CLR_mean	CLR_HuberMAD	CLR_Dip_p	CLR_Modalidad	CLR_BC	CLR_M	CLR_IRP*
PSOE	8.293	9.090	0.000	Multimodal	0.835	0.630	0.306
PP	8.155	8.821	0.000	Multimodal	0.847	0.656	0.276
UPL	7.577	8.694	0.000	Multimodal	0.925	0.831	0.130
VOX	7.597	8.347	0.000	Multimodal	0.874	0.717	0.224
IU-MS-VQ	6.458	7.232	0.000	Multimodal	0.876	0.722	0.215
Podemos-AV	5.915	6.688	0.000	Multimodal	0.862	0.689	0.237
SALF	4.740	5.629	0.000	Multimodal	0.863	0.693	0.224
Soria_¡Ya!	-12.957	-16.166	0.000	Multimodal	0.984	0.965	0.027
PACMA	3.593	4.355	0.000	Multimodal	0.888	0.747	0.166
Por_Ávila	-13.132	-16.166	0.000	Multimodal	0.983	0.961	0.030
Ciudadanos	-9.729	-14.647	0.000	Multimodal	0.906	0.788	0.144
Prepal	1.436	2.450	0.000	Multimodal	0.896	0.765	0.117
Vía Bugalesa	-13.747	-16.166	0.000	Multimodal	0.975	0.943	0.046
Partido castellano-TC	-0.334	1.624	0.000	Multimodal	0.868	0.703	0.093
AD-EV	-13.662	-16.166	0.000	Multimodal	0.976	0.946	0.043
Otros	5.541	6.521	0.000	Multimodal	0.902	0.780	0.168
Blanco	4.255	5.307	0.000	Multimodal	0.906	0.789	0.154

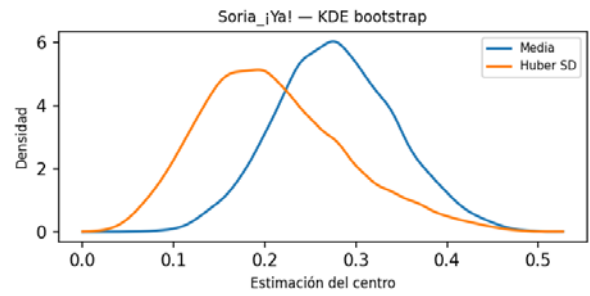
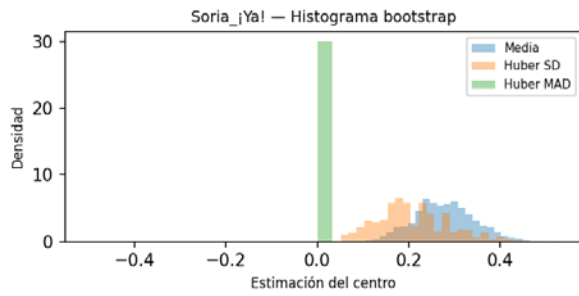
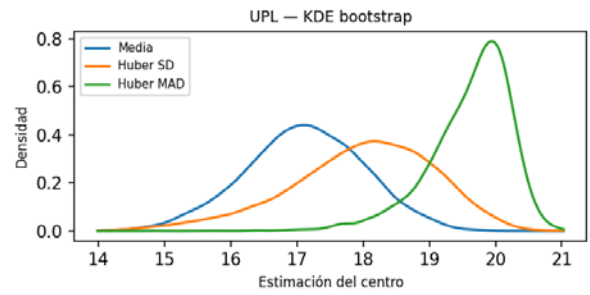
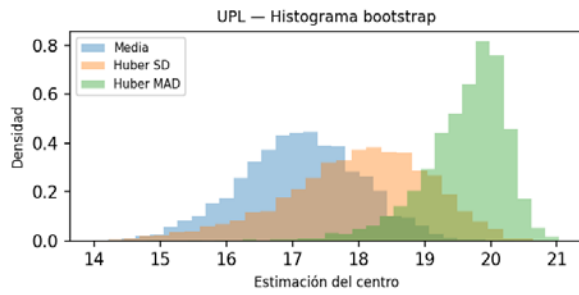
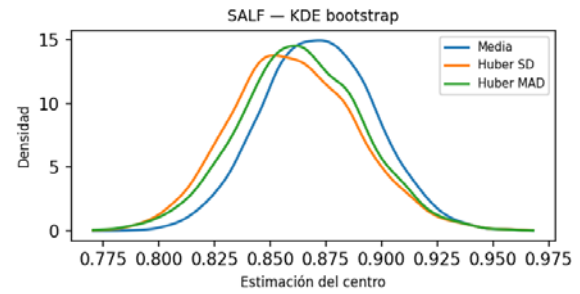
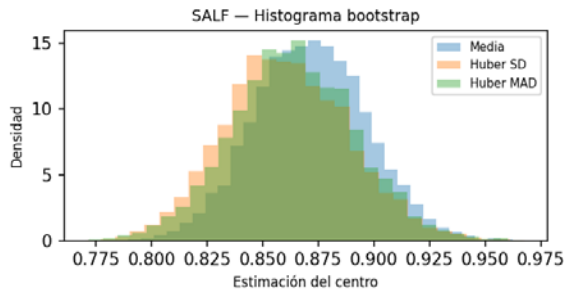
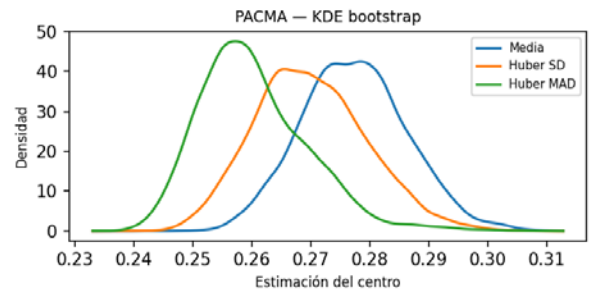
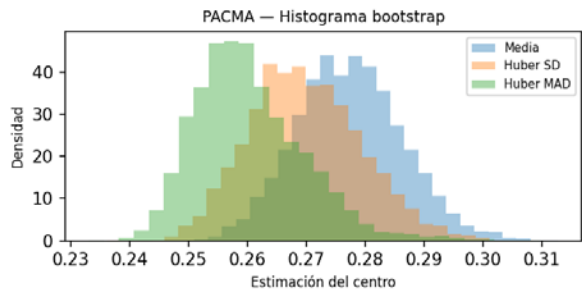
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central

Gráficos (B = 5000, IC 95%):

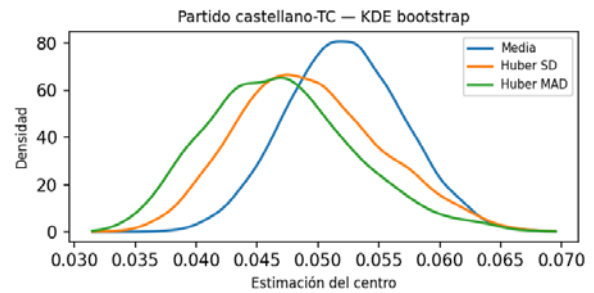
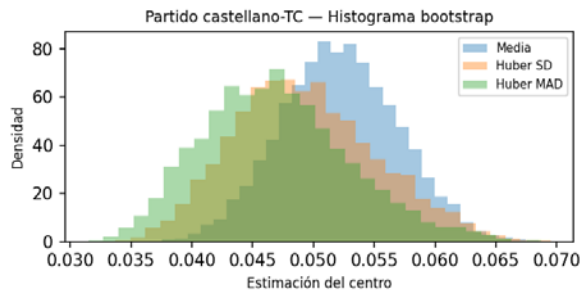
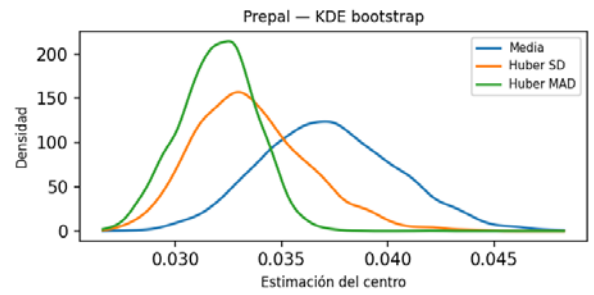
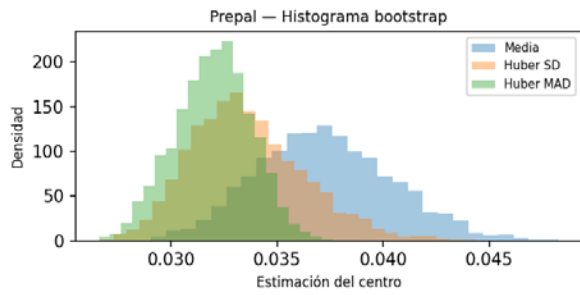
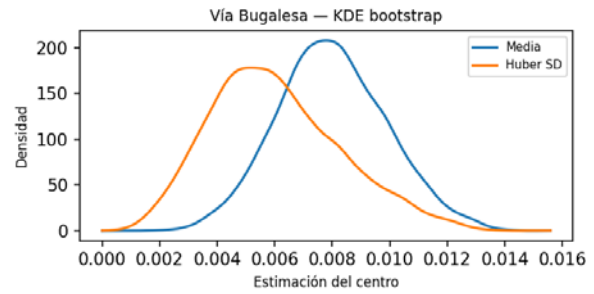
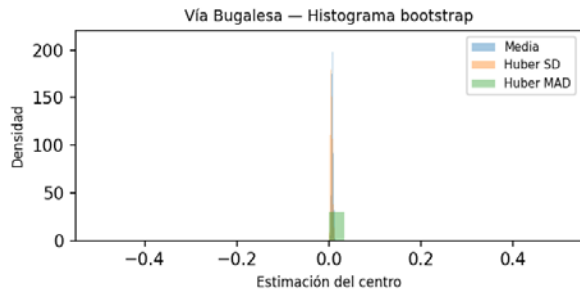
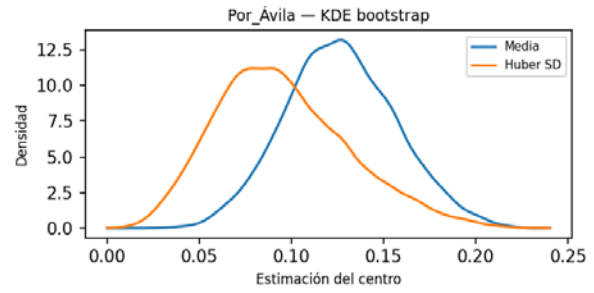
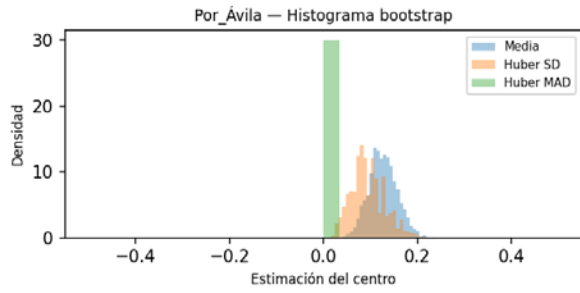
PSOE | PP | VOX | Ciudadanos



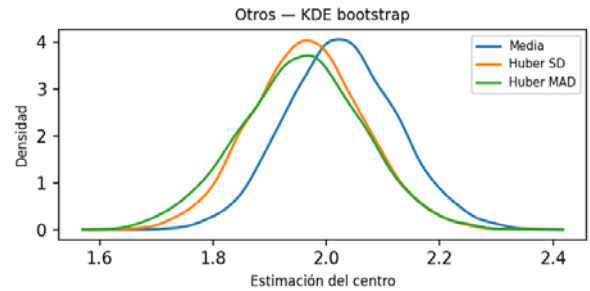
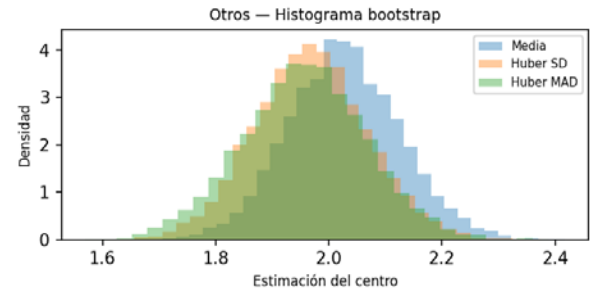
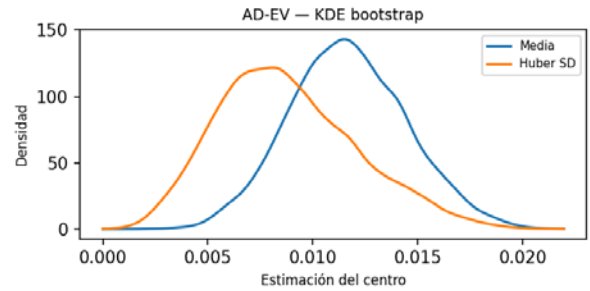
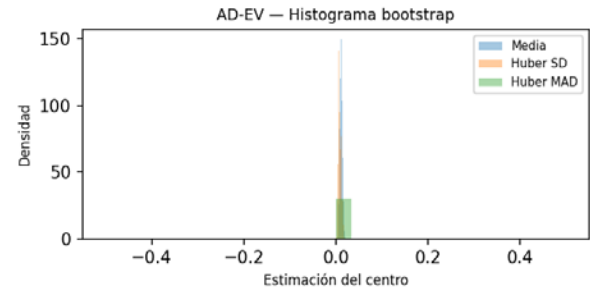
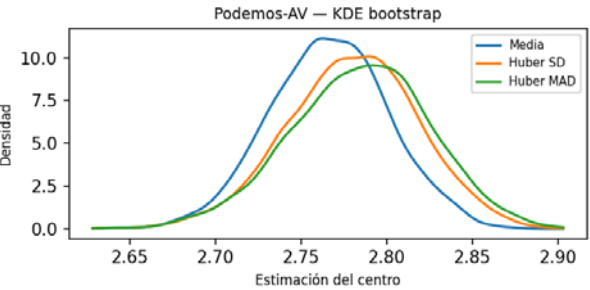
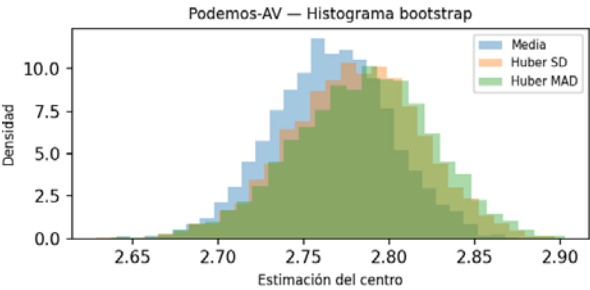
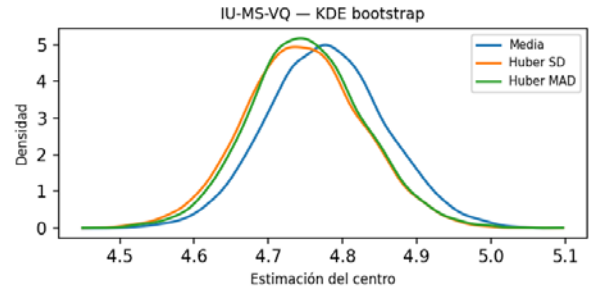
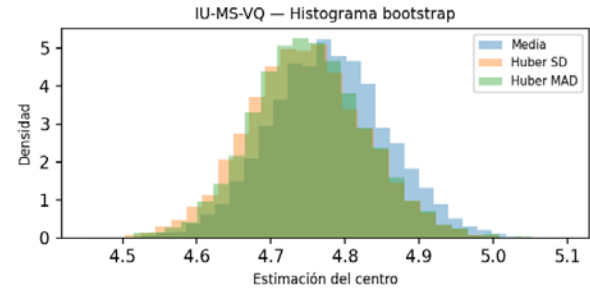
PACMA | SALF | UPL | Soria_¡Ya!



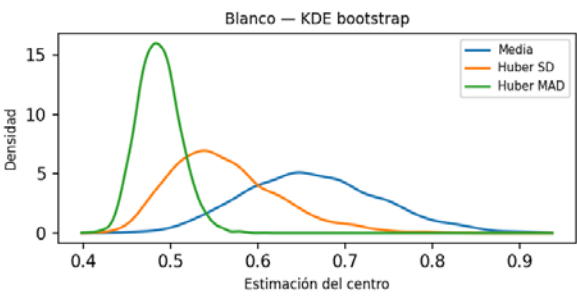
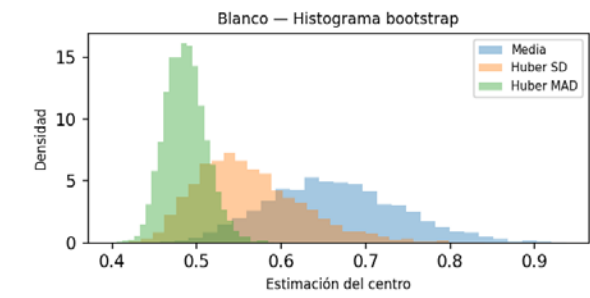
Por_Ávila | Vía Bugalesa | Prepal | Partido castellano-TC



IU-MS-VQ | Podemos-AV | AD-EV | Otros



Blanco



IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional

El presente anexo documenta el sistema metodológico implementado para la estimación robusta del centro y el diagnóstico estructural de las distribuciones de escenarios. El modelo integra estadística robusta, análisis de modalidad, medición de intensidad estructural y geometría composicional.

La arquitectura del sistema se organiza en cuatro planos analíticos: plano aritmético (centro), plano estructural (forma), plano intensivo (segmentación) y plano relacional composicional.

A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro

Se emplean cuatro estimadores: Media aritmética, Mediana, Huber-SD y Huber-MAD.

1. Media Aritmética

$$\bar{x} = (1/n) \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

La media es eficiente bajo normalidad, pero presenta función de influencia no acotada.

2. Mediana

m tal que $P(X \leq m) \geq 0.5$ y $P(X \geq m) \geq 0.5$

Equivalente a minimizar $\sum |x_i - \vartheta|$

Posee punto de ruptura del 50%.

3. Estimador de Huber (M-estimador)

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum \rho(x_i - \vartheta)$$

$$\rho(r) = \frac{1}{2}r^2 \text{ si } |r| \leq c; \quad c|r| - \frac{1}{2}c^2 \text{ si } |r| > c$$

$$\psi(r) = r \text{ si } |r| \leq c; \quad c \cdot \operatorname{sign}(r) \text{ si } |r| > c$$

Implementación iterativa: $\mu_{t+1} = (\sum w_i x_i) / (\sum w_i)$

Pesos: $w_i = 1$ si $|r_i| \leq c$; $c / |r_i|$ si $|r_i| > c$

Con $c = 1.345 \cdot s$ ($\approx 95\%$ eficiencia bajo normalidad).

4. Escalas Utilizadas

Desviación estándar: $s = \sqrt{[1/(n-1)] \cdot \sum (x_i - \bar{x})^2}$

MAD = mediana($|x_i - \operatorname{mediana}(x)|$)

$$\sigma_{\text{rob}} = 1.4826 \cdot \text{MAD}$$

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)

$$CV_{\text{rob}} = (1.4826 \cdot \text{MAD}) / \hat{\mu}$$

$$S = |\bar{x} - \hat{\mu}| / \hat{\mu}$$

$$\text{IRP} = 1 / (1 + CV_{\text{rob}} + S)$$

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$

B. Plano Estructural: Forma y Cohesión

1. Modalidad Formal (Test Dip)

$$\text{Dip} = \sup |F_n(x) - F_{\text{unimodal}}(x)|$$

Criterio: $p < 0.05$ indica multimodalidad.

2. Coeficiente de Bimodalidad (BC)

$$BC = (g_1^2 + 1) / (g_2 + 3)$$

3. Score M

$$M = \operatorname{clip}[(BC - BC_{\text{ref}}) / (1 - BC_{\text{ref}}), 0, 1]$$

C. Plano Relacional: Análisis Composicional

$$S^D = \{x \in \mathbb{R}^{D^+} : \sum x_i = 1\}$$

$$g_i = (\prod x_{ij})^{1/n} / \sum (\prod x_{kj})^{1/n}$$

$$\begin{aligned} \text{clr}(x_i) &= \ln(x_i / g(x)) \\ \text{ilr} &= \sqrt{rs/(r+s)} \cdot \ln(g(x_R) / g(x_S)) \\ T_{ij} &= \text{Var}[\ln(x_i / x_j)] \end{aligned}$$

D. Integración Multinivel del Diagnóstico

$$\mathcal{D} = f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*, \text{CLR}, \text{ILR}, T_{ij})$$

E. Eficiencia y Remuestreo

$$\begin{aligned} \text{Eff} &= (\text{SE}_{\text{mediana}} / \text{SE}_{\text{estimador}})^2 \\ \text{Eff}^* &= \text{Eff} \cdot (1 - M) \end{aligned}$$

F. Regla de Decisión Automática

$$\hat{\vartheta} = \text{argmax } \text{Eff}^*(\vartheta)$$

G. Propiedades del Sistema

- Separabilidad entre forma y estabilidad.
- Robustez ante valores atípicos.
- Coherencia geométrica bajo clausura.
- Sensibilidad a transiciones estructurales.
- Adecuación para $n \approx 50-100$.

H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima

El sistema implementa una secuencia analítica estructurada que garantiza coherencia entre forma distributiva, intensidad estructural y estabilidad del centro.

1. Entrada: vectores de escenarios porcentuales (datos cerrados, suma=100).
2. Estimación robusta del centro: Media, Mediana, Huber-SD, Huber-MAD.
3. Diagnóstico estructural:
 - Modalidad formal (Dip).
 - Propensión a segmentación (BC).
 - Intensidad estructural normalizada (M).
4. Penalización estructural de la estabilidad:

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$
5. Evaluación de precisión mediante bootstrap:

$$\text{Eff}^* = \text{Eff} \cdot (1 - M)$$
6. Regla automática de selección:
 - a) Si $M > 0.60 \rightarrow$ se prioriza Huber (mezcla intensa).
 - b) Si $M \leq 0.60 \rightarrow$ se selecciona el estimador con mayor Eff^* .
 - c) Si $M > 0.80 \rightarrow$ se sugiere evaluación mediante modelos de mezcla.

La robustez del sistema deriva de tres mecanismos integrados:

- Separación analítica entre modalidad e intensidad.
- Penalización estructural explícita de estabilidad y eficiencia.
- Regla decisional no ad hoc, basada en umbrales paramétricos definidos ex ante.

En diseños basados en escenarios esta arquitectura evita seleccionar estimadores únicamente por precisión muestral cuando existe fragmentación interna, garantizando coherencia entre forma distributiva y centro recomendado. La selección del incorpora explícitamente diagnóstico estructural e intensidad de segmentación, evitando decisiones sesgadas bajo heterogeneidad distributiva.

La robustez del sistema deriva de la integración secuencial de estos niveles.

Formalmente, el estimador recomendado puede expresarse como:

$$\hat{\theta} = \text{argmax}_{\{\theta \in \Theta\}} \text{Eff}^*(\theta)$$

$$\text{Eff}^*(\theta) = \text{Eff}(\theta) \cdot (1 - M)$$

$$\Theta = \{\text{Media}, \text{Mediana}, \text{Huber_SD}, \text{Huber_MAD}\}$$

$M \in [0,1]$ actúa como penalización estructural multiplicativa.

V Referencias Metodológicas

- Aitchison, J. (1982). The statistical analysis of compositional data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 44(2), 139–177.
- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman & Hall, London. (Reprinted 2003, Blackburn Press).
- Aitchison, J. (1997). The one-hour course in compositional data analysis or compositional data analysis is simple. In V. Pawlowsky-Glahn (Ed.), *Proceedings of iAMG'97 – The Third Annual Conference of the International Association for Mathematical Geology* (pp. 3–35). CIMNE, Barcelona.
- Aitchison, J., Barceló-Vidal, C., Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2002). A concise guide for the algebraic-geometric structure of the simplex, the sample space for compositional data analysis. In U. Bayer, H. Burger, & W. Skala (Eds.), *Proceedings of iAMG'02* (pp. 387–392). Alfred-Wegener-Stiftung, Berlin.
- Aitchison, J., & Greenacre, M. (2002). Biplots for compositional data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics)*, 51(4), 375–392.
- Aitchison, J., & Shen, S. M. (1980). Logistic-normal distributions: Some properties and uses. *Biometrika*, 67(2), 261–272.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019a). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261. Barómetro de septiembre 2019.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019b). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019.
- Alaminos, A. (2024). Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (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, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023a). Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. Colección Cuadernos Metodológicos (Vol. 63). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023b). Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. *Revista Sistema*, 267, 3–37.
- Alaminos, A. (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.
- Alaminos, A. (2021). Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: Revista de Ciencias Sociales*, 260, 17–34.
- Billheimer, D., Guttorp, P., & Fagan, W. F. (2001). Statistical interpretation of species composition. *Journal of the American Statistical Association*, 96(456), 1205–1214.
- Chayes, F. (1960). On correlation between variables of constant sum. *Journal of Geophysical Research*, 65(12), 4185–4193.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2005). Groups of parts and their balances in compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 37(7), 795–828.
- Egozcue, J. J., Pawlowsky-Glahn, V., Mateu-Figueras, G., & Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279–300.
- Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The Dip Test of Unimodality. *The Annals of Statistics*, 13(1), 70–84.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73–101.
- Huber, P. J. (1981). *Robust Statistics*. Wiley, New York.
- Martín-Fernández, J. A., Barceló-Vidal, C., & Pawlowsky-Glahn, V. (2003). Dealing with zeros and missing values in compositional data sets using nonparametric imputation. *Mathematical Geology*, 35(3), 253–278.
- Pawlowsky-Glahn, V., & Egozcue, J. J. (2002). BLU estimators and compositional data. *Mathematical Geology*, 34(3), 259–274.

- Rousseeuw, P. J., & Croux, C. (1993). Alternatives to the Median Absolute Deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1273–1283.
- Sarle, W. S. (1987). Bimodality coefficient. SAS Technical Report.
- Smithson, M., & Broomell, S. B. (2022). Compositional data analysis tutorial for social science researchers: Techniques for dealing with percentage and constrained-sum data. *Psychological Methods*.
<https://doi.org/10.1037/met0000464>

Análisis de escenarios del estudio 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León' (ECIS3545)

Modelo bifactorial Inercia–Incertidumbre · output técnico

Unidad de Ciencia Social Computacional

Gabinete de Presidencia

Centro de Investigaciones Sociológicas

PALENCIA

Contenido

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos	127
1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos.....	127
I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente	129
Tabla 1 — Estimadores centrales.....	129
Tabla 2 — Robustez.....	130
Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico	131
Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización	132
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)	132
Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)	133
Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable.....	134
Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez	135
Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)	136
Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)	138
II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)	139
Centros composicionales (media geométrica cerrada)	139
Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100).....	139
Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)	140
10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$	141
Resumen de variación relacional por partido	142
Tabla 11 — Media y máximo de $\text{Var}[\log\text{-ratio}]$	142
Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)	143
Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR.....	144
Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable).....	144
Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)	144
Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)	145
13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)	146
CLR: métricas por partido.....	146
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central	147
IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional	152
A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro.....	152
1. Media Aritmética.....	152
2. Mediana	152
3. Estimador de Huber (M-estimador)	152
4. Escalas Utilizadas.....	152
5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)	152
B. Plano Estructural: Forma y Cohesión	152

1. Modalidad Formal (Test Dip).....	152
2. Coeficiente de Bimodalidad (BC).....	152
3. Score M.....	152
C. Plano Relacional: Análisis Composicional	152
D. Integración Multinivel del Diagnóstico	153
E. Eficiencia y Remuestreo	153
F. Regla de Decisión Automática	153
G. Propiedades del Sistema.....	153
H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima	153
V Referencias Metodológicas.....	154

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos

1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos

Diseño: la demoscopia tradicional ha operado históricamente bajo la lógica de la 'foto fija': un intento de capturar la intención de voto en a) un instante preciso del tiempo, b) bajo el supuesto de una distribución normal y c) de estacionariedad del fenómeno medido. Sin embargo, en los sistemas electorales contemporáneos definidos por la fragmentación y la volatilidad, esta aproximación resulta limitada. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre surge como una respuesta metodológica que amplía el foco incluyendo junto a la medición del apoyo electoral una evaluación de la estabilidad estructural de dicho apoyo.

Este modelo se basa en un diseño de escenarios de estrés generados a partir de muestras aleatorias. La pregunta que responde el modelo no es solo ¿cuántos votos tiene hoy un partido?, sino que traslada la pregunta a un marco de incertidumbre en donde se reformula como '¿cuál es potencial electoral de un partido en el momento de la medición? La reformulación del enfoque abre analíticamente la puerta a múltiples preguntas con finalidad diagnóstica: ¿qué resiliencia posee un partido para resistir ante cambios drásticos en la inercia del voto o ante picos de incertidumbre? (Alaminos y Tezanos, 2029a, 2019b; Alaminos, 2021, 2022, 2024) Para ello, el modelo genera un espacio de posibilidades proyectadas donde cada escenario representa una combinación única de fuerzas, obligando al sistema a comportarse bajo diferentes presiones.

La fundamentación teórica del modelo facilita su motor de generación de escenarios, cuya construcción ha sido desarrollada en diversas publicaciones (Alaminos y Alaminos-Fernández, 2023a, 2023b, 2024). El algoritmo procesa una matriz de 63 combinaciones generada mediante dos vectores críticos:

- El Factor Inercia: representa la fuerza de retención y la lealtad histórica del voto.
- El Factor Incertidumbre: representa la volatilidad, el impacto de eventos inesperados.

Un aspecto metodológico fundamental es la Naturaleza Composicional de los datos (suma constante = 100%). Esto implica que los datos no son independientes: si un partido crece, necesariamente debe hacerlo a costa de la erosión de otros actores. El modelo de Alaminos-Tezanos captura esta interdependencia, permitiendo un diagnóstico de la condicionalidad de los escenarios. Finalmente, el software implementa una regla de decisión para la Selección Automática del Estimador basada en la Eficiencia Penalizada, obtenida mediante Bootstrap. Las métricas de Robustez (IRP*) y Estructura (Dip/BC) evalúan la capacidad de cada partido para mantener su posición o dominar el espacio bajo las tensiones cruzadas de los escenarios. Matemáticamente, el sistema puede expresarse como: Diagnóstico = $f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*)$. Esta formulación separa claramente forma, cohesión y estabilidad, evitando inferencias erróneas derivadas de confiar exclusivamente en contrastes de hipótesis o en estadísticas de momento aisladas. El modelo es especialmente adecuado para tamaños muestrales moderados ($n \approx 50-100$), donde los contrastes formales pueden carecer de potencia suficiente para detectar segmentaciones suaves.

Finalmente se efectúa un análisis sistémico mediante un análisis composicional (CLR/ILR) con el objetivo de complementar la lectura porcentual tradicional y distinguir entre estabilidad aritmética y estabilidad estructural relativa. Dado que las estimaciones están sujetas a restricción de suma constante, una aparente estabilidad en porcentaje puede sostenerse sobre reequilibrios internos del conjunto. Las transformaciones log-ratio permiten evaluar la robustez de las posiciones relativas entre actores y detectar balances sistémicos donde puedan emerger subregímenes. En consecuencia, el análisis identifica si las variaciones responden a tensiones compensatorias dentro de un mismo régimen o a configuraciones estructurales alternativas bajo los escenarios considerados. La estimación de centros se complementa a efectos diagnósticos con promedios composicionales para respetar la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del dato. La media composicional (Aitchison mean) se calcula como el promedio en coordenadas CLR (log-ratios centrados) y se transforma posteriormente mediante la inversa CLR, aplicando finalmente un cierre a suma 100. Los centros robustos se obtienen mediante varios estimados incluyendo un Huber composicional, estimando la localización robusta por componente en el espacio CLR y aplicando un recentro a suma cero (condición geométrica de las coordenadas CLR) antes de invertir la transformación y cerrar de nuevo a 100. De este modo, el centro resultante refleja proporciones relativas del sistema y no depende de un nivel absoluto. Este procedimiento mantiene la interdependencia entre componentes y evita diagnósticos distorsionados por outliers o desplazamientos compensatorios entre partidos.

El presente informe se estructura en dos bloques analíticos complementarios, diseñados para responder a preguntas metodológicamente diferenciadas. El primer bloque aborda la estimación puntual del voto desde una perspectiva de estadística robusta univariable, cuyo objetivo es determinar cuál es la mejor estimación central a partir de los escenarios disponibles, evaluando estabilidad, sensibilidad y eficiencia de los estimadores.

El segundo bloque introduce un análisis composicional, orientado a validar la coherencia estructural del sistema multipartidista bajo la restricción de suma constante. En este nivel, la atención se desplaza desde los valores absolutos hacia las relaciones relativas entre partidos, empleando transformaciones log-ratio (CLR/ILR) y herramientas geométricas asociadas. Consideradas conjuntamente, las dos aproximaciones permiten determinar tanto la mejor estimación puntual como la consistencia estructural del sistema que la sostiene.

I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente

Tabla 1 — Estimadores centrales

Partido	Huber (escala SD)	Huber (escala MAD)	Media aritmética	Mediana
PP	37,1	37,7	36,9	38,1
PSOE	32,8	33,3	32,6	33,8
VOX	14,6	14,9	14,5	14,7
IU-MS-VQ	6,7	6,9	6,7	7,0
SALF	2,5	2,2	2,6	1,5
Podemos-AV	2,2	2,2	2,3	2,2
UPL	0,7	0,0	0,9	0,0
PACMA	0,5	0,5	0,6	0,5
Ciudadanos	0,2	0,2	0,3	0,1
Soria_¡Ya!	0,2	0,0	0,3	0,0
Partido castellano- TC	0,2	0,2	0,2	0,2
AD-EV	0,2	0,2	0,2	0,2
Por_Ávila	0,1	0,0	0,1	0,0
Prepal	0,0	0,0	0,0	0,0
Vía Bugalesa	0,0	0,0	0,0	0,0
Otros	1,5	1,5	1,5	1,5
Blanco	0,5	0,2	0,3	0,2

Tabla 2 — Robustez

Partido	Volatilidad robusta	Sensibilidad a extremos	Índice de robustez (IRP)	Cohesión interna (BC, si Dip=Unimodal)
PP	0,11	0,00	0,90	Cohesión baja
PSOE	0,05	0,00	0,96	Cohesión alta
VOX	0,10	0,00	0,91	
IU-MS-VQ	0,11	0,01	0,90	Cohesión alta
SALF	0,54	0,19	0,58	
Podemos-AV	0,09	0,06	0,87	
UPL				
PACMA	0,76	0,07	0,55	Cohesión baja
Ciudadanos	0,40	0,60	0,50	
Soria_¡Ya!				
Partido castellano-TC	0,32	0,10	0,71	
AD-EV	0,12	0,10	0,82	
Por_Ávila				
Prepal				
Vía Bugalesa				
Otros	0,27	0,03	0,77	Cohesión media
Blanco	0,23	0,52	0,57	Cohesión baja

Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico

Partido	Dip (p-valor)	Modalidad (Dip)	BC Sarle (consenso/estrés)	Score multimodalidad (M) desde BC	Robustez ajustada (IRP*)	Intensidad estructural (M)
PP	0,139	Unimodal	0,66	0,23	0,70	Fragmentación incipiente
PSOE	0,659	Unimodal	0,43	0,00	0,96	Baja fragmentación latente
VOX	0,000	Multimodal	0,64	0,18	0,74	Segmentación leve
IU-MS-VQ	0,318	Unimodal	0,40	0,00	0,90	Baja fragmentación latente
SALF	0,002	Multimodal	0,74	0,42	0,34	Segmentación moderada
Podemos-AV	0,024	Multimodal	0,79	0,53	0,41	Segmentación moderada
UPL	0,000	Multimodal	1,00	1,00		Segmentación extrema
PACMA	0,067	Unimodal	0,62	0,15	0,46	Baja fragmentación latente
Ciudadanos	0,034	Multimodal	0,81	0,56	0,22	Segmentación moderada
Soria_iYa!	0,000	Multimodal	0,99	0,98		Segmentación extrema
Partido castellano-TC	0,004	Multimodal	0,68	0,29	0,50	Segmentación leve
AD-EV	0,000	Multimodal	0,75	0,44	0,45	Segmentación moderada
Por_Ávila	0,001	Multimodal	0,99	0,97		Segmentación extrema
Prepal	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
Vía Bugalesa	0,004	Multimodal	0,96	0,91		Segmentación extrema
Otros	0,513	Unimodal	0,52	0,00	0,77	Baja fragmentación latente
Blanco	0,259	Unimodal	0,97	0,94	0,04	Alta tensión interna

Nota: la prueba de Dip y el Coeficiente de Bimodality (BC) evalúan la morfología de la distribución del partido a través de los escenarios. El Dip (p-valor) determina la presencia de multimodalidad ($p < 0,05$ implica rechazo de unimodalidad), mientras que el BC no decide modalidad, sino que actúa como indicador de consenso y estrés estructural. En contextos unimodales, valores elevados de BC pueden señalar aplanamiento o proximidad a transición ($\approx 0,555$). El Score M, derivado y normalizado a partir del BC, cuantifica la intensidad de segmentación entre escenarios y ajusta la robustez mediante $IRP^* = IRP \cdot (1 - M)$. El IRP mide la resiliencia del partido frente a la variabilidad de escenarios; un IRP* alto indica posición estructuralmente estable y poco dependiente de las fluctuaciones del sistema.

Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización

Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)

Partido	SE Huber(SD)	SE Huber(MAD)	SE Media	SE Mediana	Eff vs Med (Huber SD)	Eff vs Med (Huber MAD)	Eff vs Med (Media)
PP	0,42	0,39	0,37	0,84	4,01	4,61	5,29
PSOE	0,20	0,21	0,19	0,33	2,71	2,47	2,92
VOX	0,16	0,17	0,14	0,24	2,24	2,13	2,89
IU-MS-VQ	0,15	0,14	0,13	0,13	0,84	0,89	1,00
SALF	0,28	0,38	0,24	0,63	4,97	2,77	6,69
Podemos- AV	0,07	0,04	0,06	0,02	0,12	0,33	0,17
UPL	0,26	0,00	0,21	0,00			
PACMA	0,06	0,07	0,05	0,10	2,69	2,31	3,60
Ciudadanos	0,03	0,02	0,04	0,02	0,60	1,09	0,38
Soria_¡Ya!	0,08	0,00	0,06	0,00			
Partido castellano- TC	0,01	0,01	0,01	0,01	1,07	1,73	0,84
AD-EV	0,01	0,01	0,01	0,00	0,05	0,16	0,07
Por_Ávila	0,04	0,00	0,03	0,00			
Prepal	0,00	0,00	0,00	0,00			
Vía	0,00	0,00	0,00	0,00			
Bugalesa							
Otros	0,05	0,05	0,05	0,08	2,44	2,41	2,24
Blanco	0,04	0,01	0,06	0,01	0,04	1,10	0,03

Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)

Partido	Eff* Huber(SD)	Eff* Huber(MAD)	Eff* Media	Mejor (Eff)	Mejor (Eff*)
PP	3,09	3,56	4,08	Media	Media
PSOE	2,71	2,47	2,92	Media	Media
VOX	1,82	1,73	2,36	Media	Media
IU-MS-VQ	0,84	0,89	1,00	Media	Media
SALF	2,90	1,62	3,91	Media	Media
Podemos-AV	0,06	0,15	0,08	Mediana	Mediana
UPL				Mediana**	Mediana**
PACMA	2,28	1,96	3,05	Media	Media
Ciudadanos	0,26	0,48	0,16	Huber_MAD	Huber_MAD
Soria_¡Ya!				Mediana**	Mediana**
Partido	0,77	1,24	0,60	Huber_MAD	Huber_MAD
castellano-TC					
AD-EV	0,03	0,09	0,04	Mediana	Mediana
Por_Ávila				Mediana**	Mediana**
Prepal				Mediana**	Mediana**
Vía Bugalesa				Mediana*	Mediana*
Otros	2,44	2,41	2,24	Huber_mean	Huber_mean
Blanco	0,00	0,07	0,00	Huber_MAD	Huber_MAD

* Distribución puntual bootstrap: SE bootstrap de la mediana prácticamente nulo ($SE < 1e-6$), sin evidencia de mezcla extrema.

** Multimodalidad extrema: $M > 0,95$. La penalización estructural hace $Eff^* \approx 0$; se recomienda GMM.

Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable

Partido	Media (IC 95%)	Huber SD (IC 95%)	Huber MAD (IC 95%)
PP	36,9 [36,2, 37,6]	36,8 [36,0, 37,7]	36,9 [36,1, 37,6]
PSOE	32,6 [32,2, 32,9]	32,6 [32,2, 33,0]	32,6 [32,2, 33,0]
VOX	14,5 [14,3, 14,8]	14,5 [14,2, 14,8]	14,5 [14,2, 14,8]
IU-MS-VQ	6,7 [6,4, 7,0]	6,7 [6,4, 7,0]	6,7 [6,4, 7,0]
SALF	2,6 [2,1, 3,1]	2,5 [2,0, 3,0]	2,2 [1,7, 3,1]
Podemos-AV	2,3 [2,2, 2,4]	2,2 [2,1, 2,4]	2,1 [2,1, 2,2]
UPL	0,9 [0,5, 1,4]	0,7 [0,3, 1,3]	0,0 [0,0, 0,0]
PACMA	0,6 [0,5, 0,7]	0,5 [0,4, 0,7]	0,5 [0,4, 0,7]
Ciudadanos	0,3 [0,2, 0,3]	0,2 [0,2, 0,3]	0,2 [0,1, 0,2]
Soria_¡Ya!	0,3 [0,2, 0,4]	0,2 [0,1, 0,4]	0,0 [0,0, 0,0]
Partido castellano-TC	0,2 [0,2, 0,2]	0,2 [0,2, 0,2]	0,2 [0,2, 0,2]
AD-EV	0,2 [0,1, 0,2]	0,2 [0,2, 0,2]	0,2 [0,2, 0,2]
Por_Ávila	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,2]	0,0 [0,0, 0,0]
Prepal	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Vía Bugalesa	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Otros	1,5 [1,4, 1,6]	1,5 [1,4, 1,6]	1,5 [1,4, 1,6]
Blanco	0,4 [0,3, 0,5]	0,3 [0,3, 0,5]	0,3 [0,3, 0,3]

Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez

Partido	% estimado (óptimo recomendado normalizado)	Estimador óptimo recomendado	Justificación (valor original, Eff*, IRP*, M)
PP	37,1	Media	Valor=36.866; Eff*=4.08, IRP*=0.70, M=0.23
PSOE	32,8	Media	Valor=32.563; Eff*=2.92, IRP*=0.96, M=0.00
VOX	14,6	Media	Valor=14.541; Eff*=2.36, IRP*=0.74, M=0.18
IU-MS-VQ	6,7	Media	Valor=6.677; Eff*=1.00, IRP*=0.90, M=0.00
SALF	2,6	Media	Valor=2.608; Eff*=3.91, IRP*=0.34, M=0.42 → centro inestable
Podemos-AV	2,2	Mediana	Valor=2.097; Eff*=0.47, IRP*=0.41, M=0.53 → centro inestable
UPL	0,7	Mediana	Valor=0.667; Eff*=, IRP*=, M=1.00 → mezcla (Huber recomendado)
PACMA	0,6	Media	Valor=0.559; Eff*=3.05, IRP*=0.46, M=0.15 → centro inestable
Ciudadanos	0,2	Huber_MAD	Valor=0.166; Eff*=0.48, IRP*=0.22, M=0.56 → centro inestable
Soria_¡Ya!	0,2	Mediana	Valor=0.202; Eff*=, IRP*=, M=0.98 → mezcla (Huber recomendado)
Partido castellano-TC	0,2	Huber_MAD	Valor=0.196; Eff*=1.24, IRP*=0.50, M=0.29
AD-EV	0,2	Mediana	Valor=0.186; Eff*=0.56, IRP*=0.45, M=0.44 → centro inestable
Por_Ávila	0,1	Mediana	Valor=0.092; Eff*=, IRP*=, M=0.97 → mezcla (Huber recomendado)
Prepal	0,0	Mediana	Valor=0.002; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
Vía Bugalesa	0,0	Mediana	Valor=0.006; Eff*=, IRP*=, M=0.91 → mezcla (Huber recomendado)
Otros	1,5	Huber_mean	Valor=1.470; Eff*=2.44, IRP*=0.77, M=0.00
Blanco	0,3	Huber_MAD	Valor=0.282; Eff*=0.07, IRP*=0.04, M=0.94 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)

Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)

Partido	Score M	Modalidad	Estimador actual	Diagnóstico estructural	Recomendación avanzada
UPL	1,00		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Soria_¡Ya!	0,98		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Por_Ávila	0,97		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Prepal	0,99		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Vía Bugalesa	0,91		Mediana	Multimodalidad fuerte	Se recomienda Modelado de

			detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Blanco	0,94	Huber_MAD	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Nota técnica: Para valores de M superiores a 0,80 el sistema detecta segmentación estructural del electorado. El uso de Huber mejora la robustez frente a extremos, pero no modeliza la coexistencia de subpoblaciones latentes. En estos casos se recomienda estimar un Gaussian Mixture Model (GMM) para identificar centros múltiples y sus probabilidades asociadas.

Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)

Partido	% estimado	Modalidad (Dip)	Cohesión interna (BC)	Intensidad (M)	Robustez (IRP*)
PP	37,1	Unimodal	Cohesión baja	Fragmentación incipiente	Alta
PSOE	32,8	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
VOX	14,6	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
IU-MS-VQ	6,7	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
SALF	2,6	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
Podemos-AV	2,2	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
UPL	0,7	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
PACMA	0,6	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Baja
Ciudadanos	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
Soria_¡Ya!	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Partido castellano-TC	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
AD-EV	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
Por_Ávila	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Prepal	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Vía Bugalesa	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Otros	1,5	Unimodal	Cohesión media	Baja fragmentación latente	Alta
Blanco	0,3	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	Baja

II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)

Este análisis añade un plano composicional al diagnóstico principal. Los porcentajes están sujetos a restricción de suma constante; por ello, la variación en un actor siempre implica compensación en otros. Las transformaciones log-ratio de Aitchison permiten evaluar estabilidad en términos relativos (log-cocientes) y separar volatilidad aritmética de reestructuración composicional.

Valida la coherencia estructural de la estimación mediante técnicas composicionales (CLR/ILR), que respetan la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del sistema multipartidista.

Centros composicionales (media geométrica cerrada)

Se reportan centros composicionales (Aitchison): la media geométrica cerrada y dos centros robustos estimados en coordenadas CLR (Huber con escala SD y MAD). Cada columna suma 100 y preserva la lógica de proporciones y pesos relativos del sistema.

Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)

Partido	Media_comp	HuberSD_comp	HuberMAD_comp
PP	37.9	38.0	37.4
PSOE	33.6	33.3	32.9
VOX	15.0	14.8	14.8
IU-MS-VQ	6.8	6.9	7.5
SALF	2.0	2.2	2.5
Podemos-AV	2.3	2.2	2.2
UPL	0.0	0.0	0.0
PACMA	0.0	0.1	0.3
Ciudadanos	0.2	0.2	0.2
Soria_¡Ya!	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.2	0.2	0.2
AD-EV	0.2	0.2	0.2
Por_Ávila	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Otros	1.5	1.5	1.6
Blanco	0.3	0.4	0.2

Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)

Partido	$\Delta(\text{Media_comp} - \text{Media_arit})$	$\Delta(\text{HuberSD_comp} - \text{Huber_SD_arit})$	$\Delta(\text{HuberMAD_comp} - \text{Huber_MAD_arit})$
PP	1.0	0.9	-0.3
PSOE	1.0	0.5	-0.4
VOX	0.5	0.2	-0.1
IU-MS-VQ	0.1	0.2	0.6
SALF	-0.6	-0.3	0.3
Podemos-AV	0.0	0.0	0.0
UPL	-0.9	-0.7	0.0
PACMA	-0.6	-0.4	-0.2
Ciudadanos	-0.1	0.0	0.0
Soria_¡Ya!	-0.3	-0.2	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Por_Ávila	-0.1	-0.1	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Otros	0.0	0.0	0.1
Blanco	0.0	-0.1	0.0

10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$

	PP	PSOE	VOX	IU-MS-VQ	SALF	Podemos-AV	UPL	PACMA	Ciudadanos	Soria_iYa!	Partido castellano-TC	AD-EV	Por_Ávila	Prepal	Vía Bugalesa	Otros	Blanco
PP	0,000	0,009	0,024	0,032	0,604	0,056	105,915	50,764	0,878	95,829	0,173	0,272	89,481	62,281	68,893	0,086	0,434
PSOE	0,009	0,000	0,006	0,034	0,704	0,035	104,725	50,957	0,918	94,697	0,165	0,329	88,387	61,369	67,933	0,081	0,357
VOX	0,024	0,006	0,000	0,041	0,735	0,022	103,900	50,615	0,923	93,912	0,170	0,384	87,630	60,738	67,270	0,065	0,320
IU-MS-VQ	0,032	0,034	0,041	0,000	0,514	0,109	107,876	50,783	0,670	97,694	0,068	0,199	91,285	63,787	70,475	0,062	0,322
SALF	0,604	0,704	0,735	0,514	0,000	0,851	117,574	48,704	0,856	106,948	0,526	0,373	100,247	71,358	78,410	0,619	1,217
Podemos-AV	0,056	0,035	0,022	0,109	0,851	0,000	101,520	49,595	1,065	91,650	0,296	0,550	85,445	58,921	65,357	0,084	0,396
UPL	105,915	104,725	103,900	107,876	117,574	101,520	0,000	135,810	116,485	0,253	111,103	116,668	0,693	5,759	3,970	105,223	105,060
PACMA	50,764	50,957	50,615	50,783	48,704	49,595	135,810	0,000	49,921	126,736	50,929	53,109	121,054	97,014	102,798	49,142	48,802
Ciudadanos	0,878	0,918	0,923	0,670	0,856	1,065	116,485	49,921	0,000	105,920	0,681	0,710	99,276	70,583	77,571	0,605	1,036
Soria_iYa!	95,829	94,697	93,912	97,694	106,948	91,650	0,253	126,736	105,920	0,000	100,769	106,068	0,110	3,602	2,221	95,172	95,032
Partido castellano-TC	0,173	0,165	0,170	0,068	0,526	0,296	111,103	50,929	0,681	100,769	0,000	0,169	94,260	66,290	73,103	0,197	0,229
AD-EV	0,272	0,329	0,384	0,199	0,373	0,550	116,668	53,109	0,710	106,068	0,169	0,000	99,386	70,591	77,619	0,409	0,743
Por_Ávila	89,481	88,387	87,630	91,285	100,247	85,445	0,693	121,054	99,276	0,110	94,260	99,386	0,000	2,459	1,348	88,853	88,724
Prepal	62,281	61,369	60,738	63,787	71,358	58,921	5,759	97,014	70,583	3,602	66,290	70,591	2,459	0,000	0,170	61,767	61,711
Vía Bugalesa	68,893	67,933	67,270	70,475	78,410	65,357	3,970	102,798	77,571	2,221	73,103	77,619	1,348	0,170	0,000	68,341	68,275
Otros	0,086	0,081	0,065	0,062	0,619	0,084	105,223	49,142	0,605	95,172	0,197	0,409	88,853	61,767	68,341	0,000	0,368
Blanco	0,434	0,357	0,320	0,322	1,217	0,396	105,060	48,802	1,036	95,032	0,229	0,743	88,724	61,711	68,275	0,368	0,000

La matriz de variaciones, definida como la matriz de varianzas de log-ratios entre pares de componentes, permite caracterizar la estructura interna del sistema multipartidista en términos de estabilidad relativa. Cada elemento $v_{ij} = \text{Var}[\log(x_i/x_j)]$ mide la dispersión de la relación proporcional entre dos partidos a lo largo de los escenarios. Este enfoque evita los artefactos derivados de la restricción de suma constante y proporciona una métrica geoméricamente coherente en el espacio de Aitchison.

Valores próximos a cero indican invariancia estructural en la razón entre partidos, mientras que valores elevados reflejan sensibilidad relativa al escenario. Los primeros sugieren bloques competitivos estables o electorados parcialmente compartidos; los segundos identifican áreas de volatilidad sistémica y posibles trasvases inciertos.

Resumen de variación relacional por partido

Tabla 11 — Media y máximo de Var[log-ratio]

Partido	VarLogRatio_media	VarLogRatio_max
PP	29.733	105.915
PSOE	29.419	104.725
VOX	29.172	103.900
IU-MS-VQ	30.247	107.876
SALF	33.140	117.574
Podemos-AV	28.497	101.520
UPL	83.908	135.810
PACMA	71.046	135.810
Ciudadanos	33.006	116.485
Soria_¡Ya!	76.038	126.736
Partido castellano-TC	31.195	111.103
AD-EV	32.974	116.668
Por_Ávila	71.165	121.054
Prepal	51.150	97.014
Vía Bugalesa	55.860	102.798
Otros	29.442	105.223
Blanco	29.564	105.060

*Cuanto menor, más estable

Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR

Este bloque evalúa reglas diagnósticas complementarias al plano porcentual. La lógica es distinguir entre estabilidad aparente en % y estabilidad relativa en geometría composicional (log-ratio), así como detectar balances sistémicos críticos mediante ILR.

Las métricas presentadas operan en niveles analíticos distintos. El estadístico Dip evalúa formalmente la existencia de multimodalidad en la distribución (dimensión topológica), mientras que M y CLR_M cuantifican la intensidad estructural continua derivada del coeficiente de bimodalidad de Sarle (dimensión de magnitud). Por su parte, el análisis CLR traslada la evaluación al espacio composicional log-ratio, captando relaciones relativas entre partidos y no únicamente niveles absolutos. En consecuencia, divergencias entre Dip, M y CLR no implican contradicción metodológica, sino que reflejan que cada indicador describe propiedades estructurales diferentes del sistema.

Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)

Se detectan actores con estabilidad estructural en % (IRP* alto, M bajo, unimodalidad) pero inestabilidad relativa en CLR. Esto sugiere que la estabilidad porcentual puede estar sostenida por compensaciones en el vector composicional (cambios en relaciones relativas).

- PSOE
- IU-MS-VQ
- Otros

Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)

Partido	IRP_star	M	CLR_IRP*	CLR_M	CLR_Dip_p
PSOE	0.956	0.000	0.173	0.803	0.000
IU-MS-VQ	0.898	0.000	0.126	0.853	0.000
Otros	0.772	0.000	0.093	0.886	0.000

Nota: IRP* $\in [0,1]$ mide la estabilidad estructural (valores próximos a 1 indican alta robustez del estimador). M $\in [0,1]$ refleja intensidad estructural (valores próximos a 0 indican cohesión; valores altos mayor fragmentación). En el plano composicional, CLR_IRP* mide estabilidad relativa en log-ratios, CLR_M la intensidad estructural relacional, y CLR_Dip_p corresponde al p-valor de la prueba de unimodalidad ($p < 0,05$ indica evidencia de multimodalidad).

Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)

Esta tabla presenta la estabilidad de los estimadores mediante un re-muestreo de escenarios completos. Los valores muestran la media de las réplicas y, entre paréntesis, el intervalo de confianza (5%-95%). Al procesar filas íntegras, se mantiene la interdependencia y la restricción de suma 100.

Partido / Escenario	Media	Mediana	Huber_SD	Huber_MAD
PP	36.87 (36.26-37.47)	36.93 (35.26-38.12)	36.85 (36.16-37.55)	36.86 (36.21-37.49)
PSOE	32.56 (32.25-32.87)	32.81 (32.17-33.33)	32.60 (32.28-32.92)	32.61 (32.27-32.94)
VOX	14.54 (14.30-14.79)	14.35 (13.99-14.80)	14.52 (14.25-14.80)	14.52 (14.22-14.79)
IU-MS-VQ	6.68 (6.45-6.89)	6.76 (6.58-6.94)	6.69 (6.44-6.92)	6.71 (6.46-6.93)
SALF	2.61 (2.22-3.00)	1.74 (1.38-3.04)	2.49 (2.05-2.95)	2.28 (1.78-3.00)
Podemos-AV	2.27 (2.18-2.36)	2.10 (2.06-2.14)	2.22 (2.12-2.33)	2.13 (2.08-2.20)
UPL	0.92 (0.59-1.30)	0.00 (0.00-0.00)	0.69 (0.32-1.20)	0.00 (0.00-0.00)
PACMA	0.56 (0.48-0.64)	0.48 (0.28-0.59)	0.53 (0.44-0.63)	0.53 (0.43-0.64)
Ciudadanos	0.27 (0.20-0.33)	0.16 (0.13-0.19)	0.22 (0.18-0.28)	0.18 (0.15-0.22)
Soria_¡Ya!	0.28 (0.18-0.39)	0.00 (0.00-0.00)	0.21 (0.10-0.36)	0.00 (0.00-0.00)
Partido castellano-TC	0.22 (0.20-0.24)	0.20 (0.18-0.22)	0.20 (0.19-0.22)	0.20 (0.19-0.21)
AD-EV	0.17 (0.15-0.18)	0.19 (0.18-0.19)	0.17 (0.15-0.19)	0.18 (0.17-0.19)
Por_Ávila	0.13 (0.08-0.18)	0.00 (0.00-0.00)	0.10 (0.04-0.16)	0.00 (0.00-0.00)
Prepal	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)
Vía Bugalesa	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Otros	1.51 (1.43-1.59)	1.42 (1.35-1.56)	1.47 (1.40-1.55)	1.47 (1.39-1.55)
Blanco	0.43 (0.34-0.53)	0.28 (0.26-0.29)	0.35 (0.29-0.44)	0.28 (0.27-0.30)

Partido / Escenario	SD	CV
PP	2.92 (2.69-3.15)	7.9% (7.3-8.6)
PSOE	1.52 (1.32-1.71)	4.7% (4.0-5.3)
VOX	1.14 (1.04-1.23)	7.8% (7.1-8.5)
IU-MS-VQ	1.07 (0.92-1.22)	16.0% (13.7-18.4)
SALF	1.90 (1.70-2.09)	73.3% (65.2-81.8)
Podemos-AV	0.44 (0.37-0.50)	19.4% (17.0-21.4)
UPL	1.72 (1.45-1.93)	193.8% (148.0-247.1)
PACMA	0.42 (0.37-0.46)	74.6% (64.9-84.9)
Ciudadanos	0.31 (0.21-0.41)	116.1% (94.3-133.9)
Soria_¡Ya!	0.52 (0.44-0.59)	194.1% (148.4-247.7)
Partido castellano-TC	0.10 (0.08-0.12)	44.5% (37.4-50.6)
AD-EV	0.06 (0.05-0.07)	38.6% (30.8-46.3)
Por_Ávila	0.24 (0.20-0.27)	194.4% (148.6-248.1)
Prepal	0.01 (0.00-0.01)	193.9% (148.1-247.3)
Vía Bugalesa	0.02 (0.01-0.02)	195.4% (149.8-249.2)
Otros	0.40 (0.33-0.47)	26.5% (22.6-30.1)
Blanco	0.44 (0.31-0.55)	102.2% (90.8-108.3)

La columna CV (Coeficiente de Variación) expresa la volatilidad relativa del partido. Valores menores al 10% indican una posición consolidada en todos los escenarios, mientras que valores superiores sugieren una fuerte dependencia de las condiciones de inercia e incertidumbre.

13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)

Interpretación: $CLR_i(x) = \log(x_i/g(x))$. Valores positivos indican que el partido está sistemáticamente por encima de la media geométrica del sistema (ventaja relativa); valores negativos, por debajo. Estabilidad alta (IRP* CLR elevado, M CLR bajo) implica que la posición relativa del partido es robusta bajo escenarios; inestabilidad CLR sugiere dependencia de reequilibrios del vector completo y no solo oscilación porcentual.

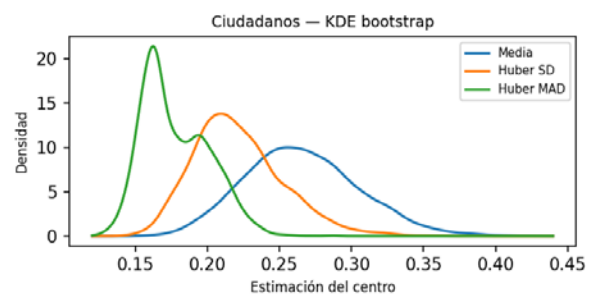
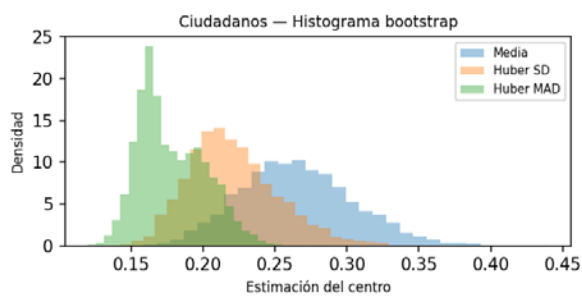
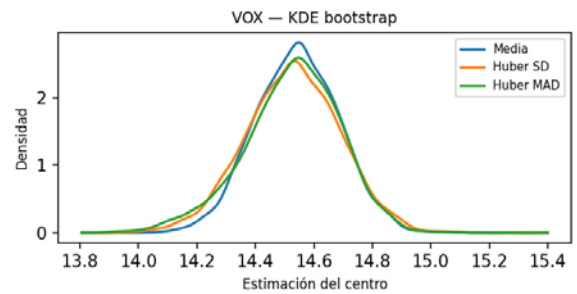
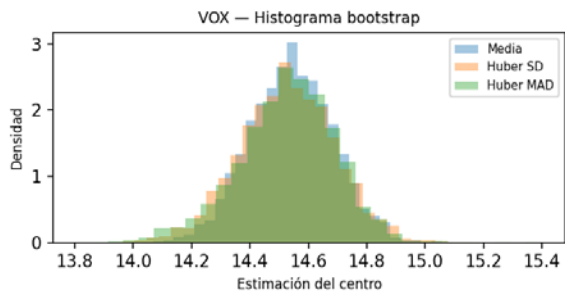
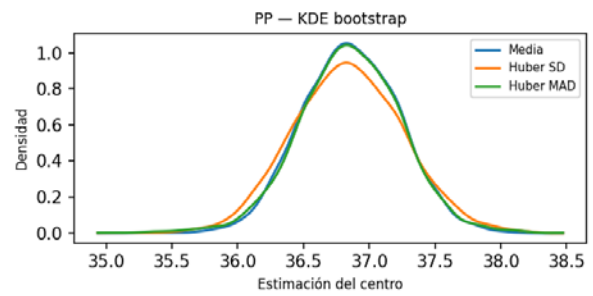
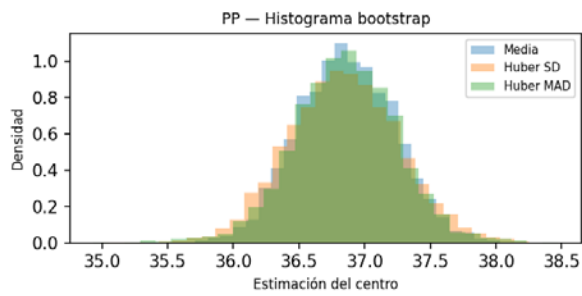
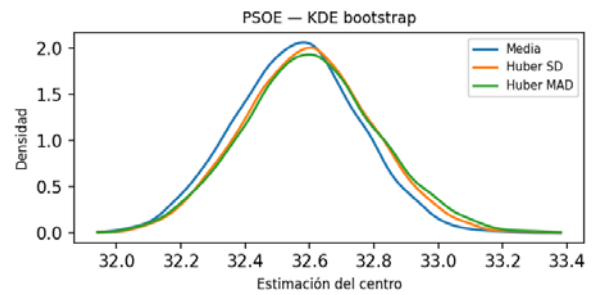
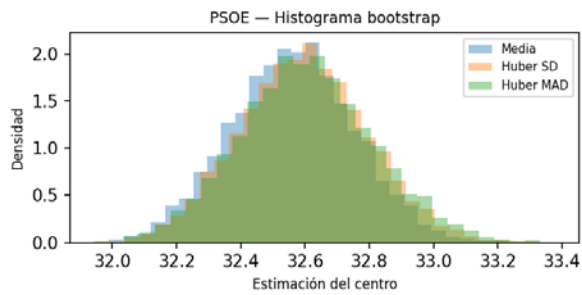
CLR: métricas por partido

Partido	CLR_mean	CLR_HuberMAD	CLR_Dip_p	CLR_Modalidad	CLR_BC	CLR_M	CLR_IRP*
PP	8.728	9.848	0.000	Multimodal	0.922	0.825	0.152
PSOE	8.606	9.718	0.000	Multimodal	0.912	0.803	0.173
VOX	7.798	8.917	0.000	Multimodal	0.917	0.814	0.163
IU-MS-VQ	7.009	8.245	0.000	Multimodal	0.935	0.853	0.126
SALF	5.785	7.128	0.000	Multimodal	0.955	0.898	0.077
Podemos-AV	5.925	6.993	0.000	Multimodal	0.930	0.843	0.133
UPL	-12.470	-16.566	0.000	Multimodal	0.995	0.989	0.009
PACMA	1.973	5.046	0.000	Multimodal	0.831	0.619	0.205
Ciudadanos	3.341	4.586	0.002	Multimodal	0.894	0.762	0.160
Soria_¡Ya!	-12.736	-16.566	0.000	Multimodal	0.994	0.987	0.011
Partido castellano-TC	3.507	4.745	0.000	Multimodal	0.937	0.859	0.106
AD-EV	3.204	4.578	0.000	Multimodal	0.927	0.836	0.120
Por_Ávila	-12.911	-16.566	0.000	Multimodal	0.993	0.985	0.012
Prepal	-13.742	-16.566	0.000	Multimodal	0.988	0.974	0.022
Vía Bugalesa	-13.526	-16.566	0.000	Multimodal	0.990	0.977	0.019
Otros	5.502	6.673	0.000	Multimodal	0.949	0.886	0.093
Blanco	4.009	4.964	0.000	Multimodal	0.876	0.721	0.227

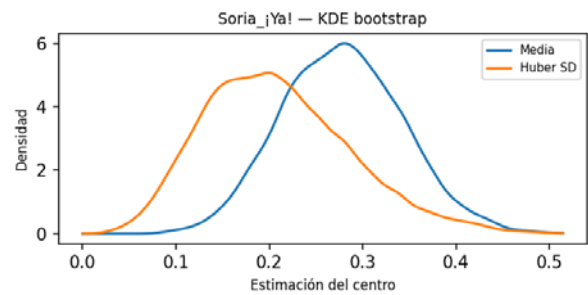
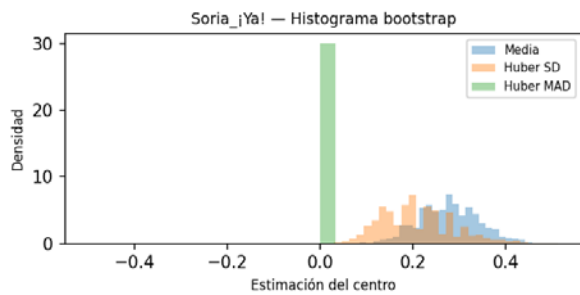
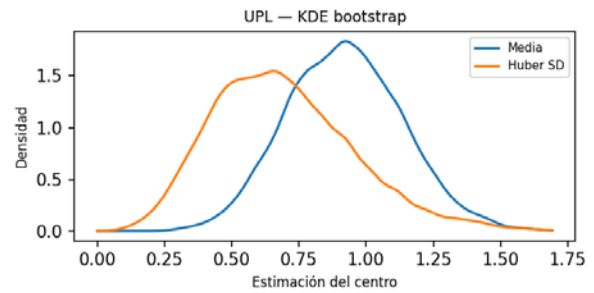
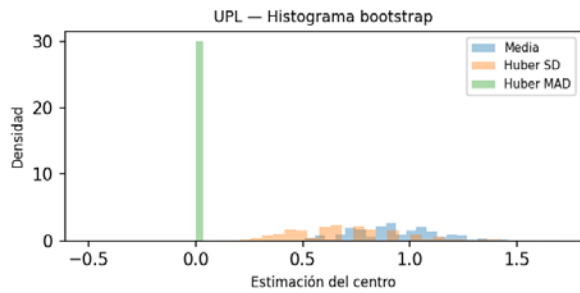
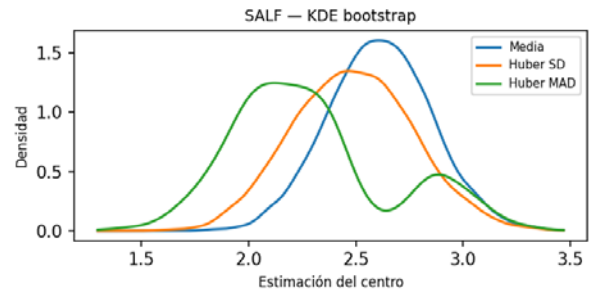
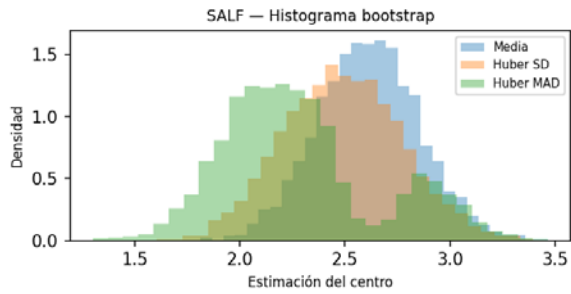
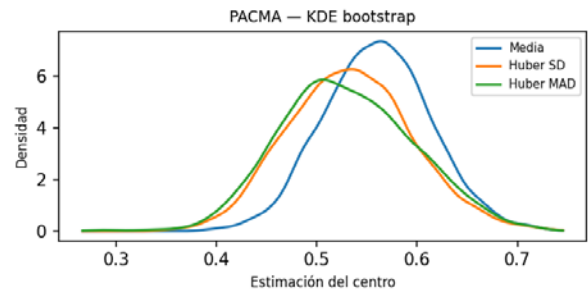
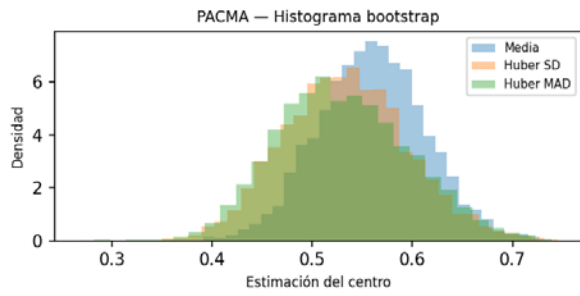
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central

Gráficos (B = 5000, IC 95%):

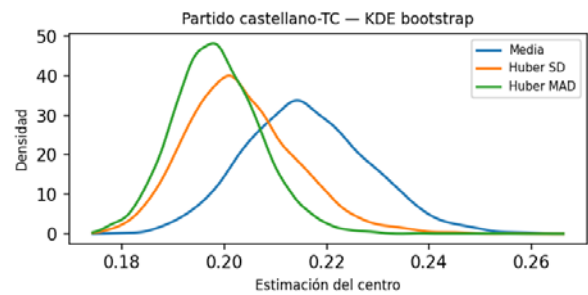
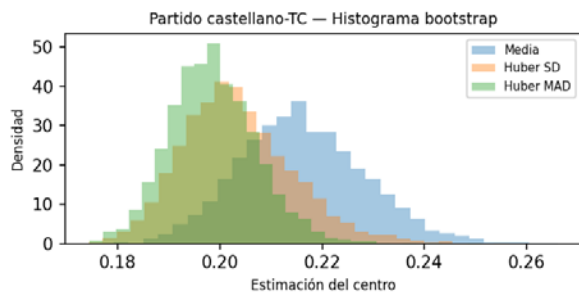
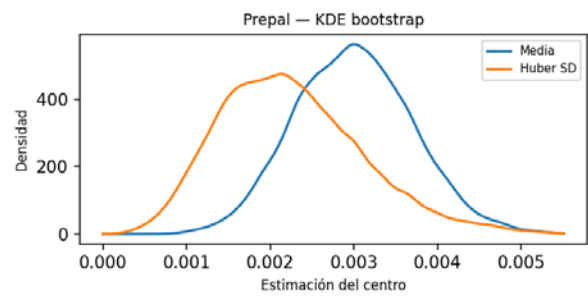
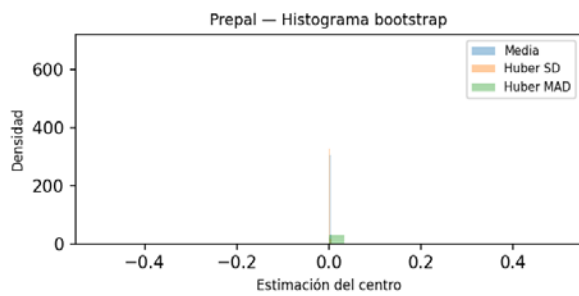
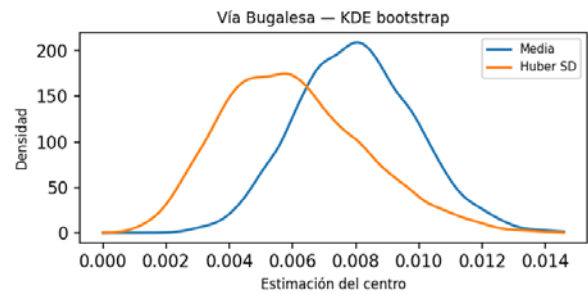
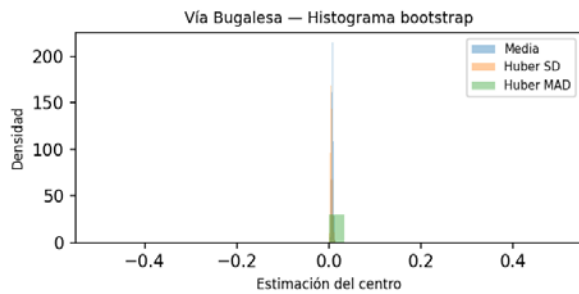
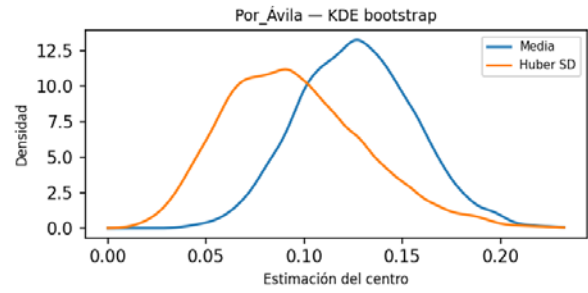
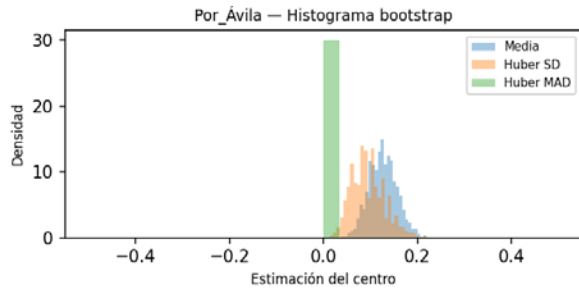
PSOE | PP | VOX | Ciudadanos



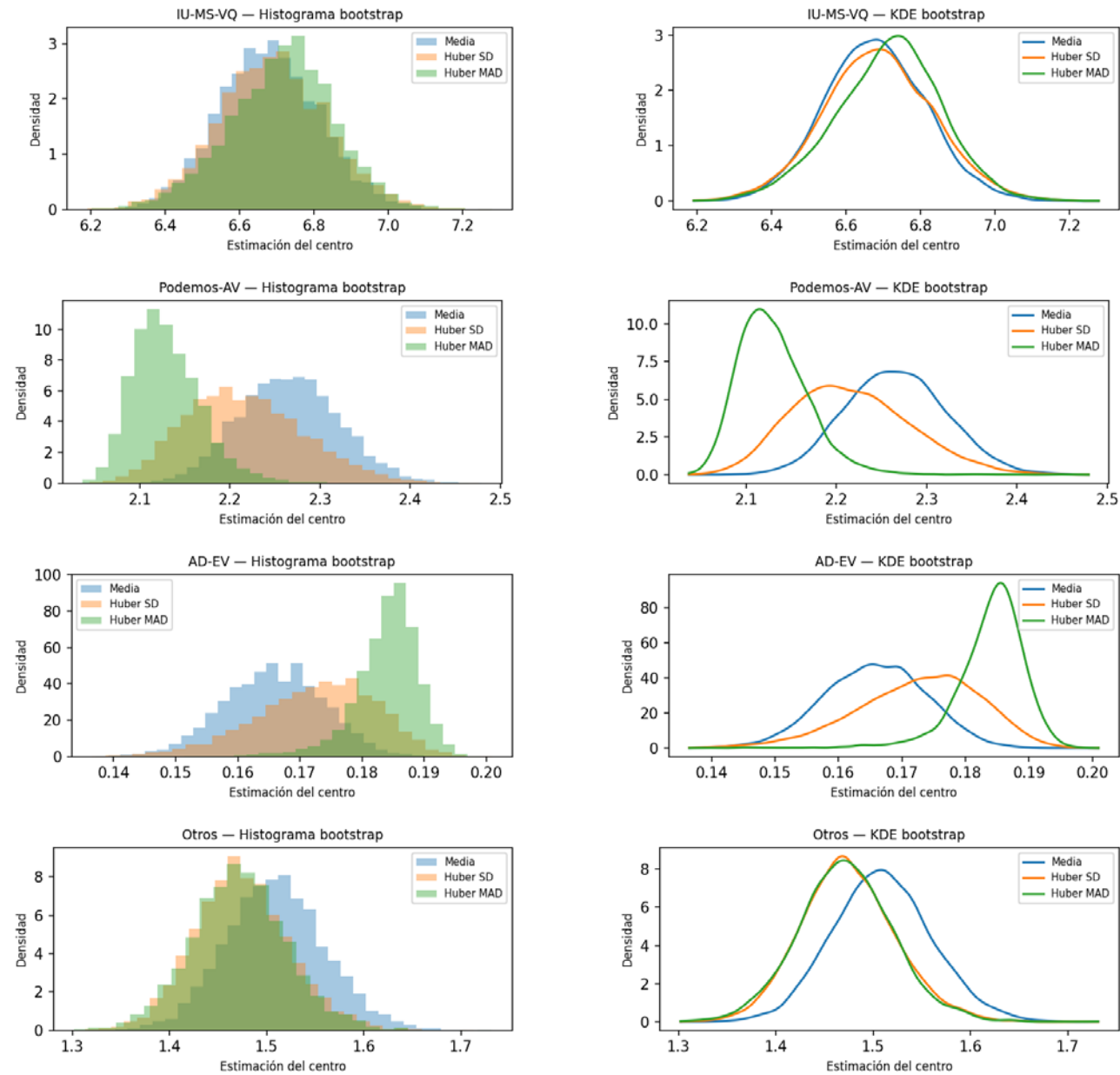
PACMA | SALF | UPL | Soria_¡Ya!



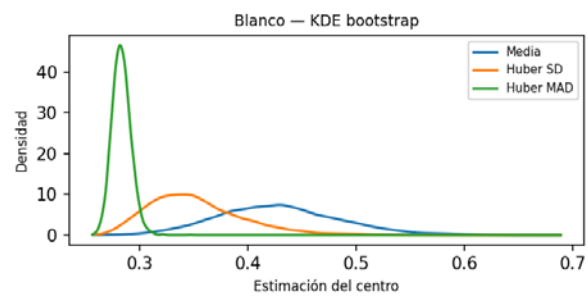
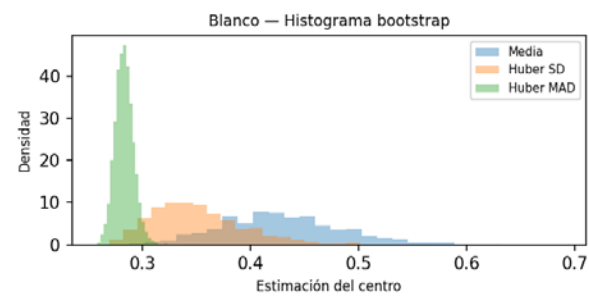
Por_Ávila | Vía Bugalesa | Prepal | Partido castellano-TC



IU-MS-VQ | Podemos-AV | AD-EV | Otros



Blanco



IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional

El presente anexo documenta el sistema metodológico implementado para la estimación robusta del centro y el diagnóstico estructural de las distribuciones de escenarios. El modelo integra estadística robusta, análisis de modalidad, medición de intensidad estructural y geometría composicional.

La arquitectura del sistema se organiza en cuatro planos analíticos: plano aritmético (centro), plano estructural (forma), plano intensivo (segmentación) y plano relacional composicional.

A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro

Se emplean cuatro estimadores: Media aritmética, Mediana, Huber-SD y Huber-MAD.

1. Media Aritmética

$$\bar{x} = (1/n) \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

La media es eficiente bajo normalidad, pero presenta función de influencia no acotada.

2. Mediana

m tal que $P(X \leq m) \geq 0.5$ y $P(X \geq m) \geq 0.5$

Equivalente a minimizar $\sum |x_i - \vartheta|$

Posee punto de ruptura del 50%.

3. Estimador de Huber (M-estimador)

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum \rho(x_i - \vartheta)$$

$$\rho(r) = \frac{1}{2}r^2 \text{ si } |r| \leq c; \quad c|r| - \frac{1}{2}c^2 \text{ si } |r| > c$$

$$\psi(r) = r \text{ si } |r| \leq c; \quad c \cdot \operatorname{sign}(r) \text{ si } |r| > c$$

Implementación iterativa: $\mu_{t+1} = (\sum w_i x_i) / (\sum w_i)$

Pesos: $w_i = 1$ si $|r_i| \leq c$; $c / |r_i|$ si $|r_i| > c$

Con $c = 1.345 \cdot s$ ($\approx 95\%$ eficiencia bajo normalidad).

4. Escalas Utilizadas

Desviación estándar: $s = \sqrt{[1/(n-1)] \cdot \sum (x_i - \bar{x})^2}$

MAD = mediana($|x_i - \operatorname{mediana}(x)|$)

$$\sigma_{\text{rob}} = 1.4826 \cdot \text{MAD}$$

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)

$$CV_{\text{rob}} = (1.4826 \cdot \text{MAD}) / \hat{\mu}$$

$$S = |\bar{x} - \hat{\mu}| / \hat{\mu}$$

$$\text{IRP} = 1 / (1 + CV_{\text{rob}} + S)$$

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$

B. Plano Estructural: Forma y Cohesión

1. Modalidad Formal (Test Dip)

$$\text{Dip} = \sup |F_n(x) - F_{\text{unimodal}}(x)|$$

Criterio: $p < 0.05$ indica multimodalidad.

2. Coeficiente de Bimodalidad (BC)

$$BC = (g_1^2 + 1) / (g_2 + 3)$$

3. Score M

$$M = \operatorname{clip}[(BC - BC_{\text{ref}}) / (1 - BC_{\text{ref}}), 0, 1]$$

C. Plano Relacional: Análisis Composicional

$$S^D = \{x \in \mathbb{R}^{D^+} : \sum x_i = 1\}$$

$$g_i = (\prod x_{ij})^{1/n} / \sum (\prod x_{kj})^{1/n}$$

$$\begin{aligned} \text{clr}(x_i) &= \ln(x_i / g(x)) \\ \text{ilr} &= \sqrt{rs/(r+s)} \cdot \ln(g(x_R) / g(x_S)) \\ T_{ij} &= \text{Var}[\ln(x_i / x_j)] \end{aligned}$$

D. Integración Multinivel del Diagnóstico

$$\mathcal{D} = f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*, \text{CLR}, \text{ILR}, T_{ij})$$

E. Eficiencia y Remuestreo

$$\begin{aligned} \text{Eff} &= (\text{SE}_{\text{mediana}} / \text{SE}_{\text{estimador}})^2 \\ \text{Eff}^* &= \text{Eff} \cdot (1 - M) \end{aligned}$$

F. Regla de Decisión Automática

$$\hat{\vartheta} = \text{argmax } \text{Eff}^*(\vartheta)$$

G. Propiedades del Sistema

- Separabilidad entre forma y estabilidad.
- Robustez ante valores atípicos.
- Coherencia geométrica bajo clausura.
- Sensibilidad a transiciones estructurales.
- Adecuación para $n \approx 50-100$.

H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima

El sistema implementa una secuencia analítica estructurada que garantiza coherencia entre forma distributiva, intensidad estructural y estabilidad del centro.

1. Entrada: vectores de escenarios porcentuales (datos cerrados, suma=100).
2. Estimación robusta del centro: Media, Mediana, Huber-SD, Huber-MAD.
3. Diagnóstico estructural:
 - Modalidad formal (Dip).
 - Propensión a segmentación (BC).
 - Intensidad estructural normalizada (M).
4. Penalización estructural de la estabilidad:

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$
5. Evaluación de precisión mediante bootstrap:

$$\text{Eff}^* = \text{Eff} \cdot (1 - M)$$
6. Regla automática de selección:
 - a) Si $M > 0.60 \rightarrow$ se prioriza Huber (mezcla intensa).
 - b) Si $M \leq 0.60 \rightarrow$ se selecciona el estimador con mayor Eff^* .
 - c) Si $M > 0.80 \rightarrow$ se sugiere evaluación mediante modelos de mezcla.

La robustez del sistema deriva de tres mecanismos integrados:

- Separación analítica entre modalidad e intensidad.
- Penalización estructural explícita de estabilidad y eficiencia.
- Regla decisional no ad hoc, basada en umbrales paramétricos definidos ex ante.

En diseños basados en escenarios esta arquitectura evita seleccionar estimadores únicamente por precisión muestral cuando existe fragmentación interna, garantizando coherencia entre forma distributiva y centro recomendado. La selección del incorpora explícitamente diagnóstico estructural e intensidad de segmentación, evitando decisiones sesgadas bajo heterogeneidad distributiva.

La robustez del sistema deriva de la integración secuencial de estos niveles.

Formalmente, el estimador recomendado puede expresarse como:

$$\hat{\theta} = \text{argmax}_{\{\theta \in \Theta\}} \text{Eff}^*(\theta)$$

$$\text{Eff}^*(\theta) = \text{Eff}(\theta) \cdot (1 - M)$$

$$\Theta = \{\text{Media}, \text{Mediana}, \text{Huber_SD}, \text{Huber_MAD}\}$$

$M \in [0,1]$ actúa como penalización estructural multiplicativa.

V Referencias Metodológicas

- Aitchison, J. (1982). The statistical analysis of compositional data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 44(2), 139–177.
- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman & Hall, London. (Reprinted 2003, Blackburn Press).
- Aitchison, J. (1997). The one-hour course in compositional data analysis or compositional data analysis is simple. In V. Pawlowsky-Glahn (Ed.), *Proceedings of iAMG'97 – The Third Annual Conference of the International Association for Mathematical Geology* (pp. 3–35). CIMNE, Barcelona.
- Aitchison, J., Barceló-Vidal, C., Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2002). A concise guide for the algebraic-geometric structure of the simplex, the sample space for compositional data analysis. In U. Bayer, H. Burger, & W. Skala (Eds.), *Proceedings of iAMG'02* (pp. 387–392). Alfred-Wegener-Stiftung, Berlin.
- Aitchison, J., & Greenacre, M. (2002). Biplots for compositional data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics)*, 51(4), 375–392.
- Aitchison, J., & Shen, S. M. (1980). Logistic-normal distributions: Some properties and uses. *Biometrika*, 67(2), 261–272.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019a). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261. Barómetro de septiembre 2019.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019b). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019.
- Alaminos, A. (2024). Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (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, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023a). Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. Colección Cuadernos Metodológicos (Vol. 63). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023b). Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. *Revista Sistema*, 267, 3–37.
- Alaminos, A. (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.
- Alaminos, A. (2021). Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: Revista de Ciencias Sociales*, 260, 17–34.
- Billheimer, D., Guttorp, P., & Fagan, W. F. (2001). Statistical interpretation of species composition. *Journal of the American Statistical Association*, 96(456), 1205–1214.
- Chayes, F. (1960). On correlation between variables of constant sum. *Journal of Geophysical Research*, 65(12), 4185–4193.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2005). Groups of parts and their balances in compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 37(7), 795–828.
- Egozcue, J. J., Pawlowsky-Glahn, V., Mateu-Figueras, G., & Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279–300.
- Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The Dip Test of Unimodality. *The Annals of Statistics*, 13(1), 70–84.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73–101.
- Huber, P. J. (1981). *Robust Statistics*. Wiley, New York.
- Martín-Fernández, J. A., Barceló-Vidal, C., & Pawlowsky-Glahn, V. (2003). Dealing with zeros and missing values in compositional data sets using nonparametric imputation. *Mathematical Geology*, 35(3), 253–278.
- Pawlowsky-Glahn, V., & Egozcue, J. J. (2002). BLU estimators and compositional data. *Mathematical Geology*, 34(3), 259–274.

- Rousseeuw, P. J., & Croux, C. (1993). Alternatives to the Median Absolute Deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1273–1283.
- Sarle, W. S. (1987). Bimodality coefficient. SAS Technical Report.
- Smithson, M., & Broomell, S. B. (2022). Compositional data analysis tutorial for social science researchers: Techniques for dealing with percentage and constrained-sum data. *Psychological Methods*.
<https://doi.org/10.1037/met0000464>

Análisis de escenarios del estudio 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León' (ECIS3545)

Modelo bifactorial Inercia–Incertidumbre · output técnico

Unidad de Ciencia Social Computacional

Gabinete de Presidencia

Centro de Investigaciones Sociológicas

SALAMANCA

Contenido

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos	158
1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos.....	158
I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente	160
Tabla 1 — Estimadores centrales.....	160
Tabla 2 — Robustez.....	161
Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico	162
Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización	163
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)	163
Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)	164
Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable.....	165
Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez.....	166
Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)	167
Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)	169
II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)	170
Centros composicionales (media geométrica cerrada)	170
Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100).....	170
Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)	171
10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$	172
Resumen de variación relacional por partido	173
Tabla 11 — Media y máximo de $\text{Var}[\log\text{-ratio}]$	173
Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)	174
Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR.....	175
Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable).....	175
Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)	175
Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)	176
13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)	177
CLR: métricas por partido.....	177
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central	178
IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional	183
A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro.....	183
1. Media Aritmética.....	183
2. Mediana	183
3. Estimador de Huber (M-estimador)	183
4. Escalas Utilizadas.....	183
5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)	183
B. Plano Estructural: Forma y Cohesión	183

1. Modalidad Formal (Test Dip).....	183
2. Coeficiente de Bimodalidad (BC).....	183
3. Score M.....	183
C. Plano Relacional: Análisis Composicional	183
D. Integración Multinivel del Diagnóstico	184
E. Eficiencia y Remuestreo	184
F. Regla de Decisión Automática	184
G. Propiedades del Sistema.....	184
H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima	184
V Referencias Metodológicas.....	185

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos

1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos

Diseño: la demoscopia tradicional ha operado históricamente bajo la lógica de la 'foto fija': un intento de capturar la intención de voto en a) un instante preciso del tiempo, b) bajo el supuesto de una distribución normal y c) de estacionariedad del fenómeno medido. Sin embargo, en los sistemas electorales contemporáneos definidos por la fragmentación y la volatilidad, esta aproximación resulta limitada. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre surge como una respuesta metodológica que amplía el foco incluyendo junto a la medición del apoyo electoral una evaluación de la estabilidad estructural de dicho apoyo.

Este modelo se basa en un diseño de escenarios de estrés generados a partir de muestras aleatorias. La pregunta que responde el modelo no es solo ¿cuántos votos tiene hoy un partido?, sino que traslada la pregunta a un marco de incertidumbre en donde se reformula como '¿cuál es potencial electoral de un partido en el momento de la medición? La reformulación del enfoque abre analíticamente la puerta a múltiples preguntas con finalidad diagnóstica: ¿qué resiliencia posee un partido para resistir ante cambios drásticos en la inercia del voto o ante picos de incertidumbre? (Alaminos y Tezanos, 2029a, 2019b; Alaminos, 2021, 2022, 2024) Para ello, el modelo genera un espacio de posibilidades proyectadas donde cada escenario representa una combinación única de fuerzas, obligando al sistema a comportarse bajo diferentes presiones.

La fundamentación teórica del modelo facilita su motor de generación de escenarios, cuya construcción ha sido desarrollada en diversas publicaciones (Alaminos y Alaminos-Fernández, 2023a, 2023b, 2024). El algoritmo procesa una matriz de 63 combinaciones generada mediante dos vectores críticos:

- El Factor Inercia: representa la fuerza de retención y la lealtad histórica del voto.
- El Factor Incertidumbre: representa la volatilidad, el impacto de eventos inesperados.

Un aspecto metodológico fundamental es la Naturaleza Composicional de los datos (suma constante = 100%). Esto implica que los datos no son independientes: si un partido crece, necesariamente debe hacerlo a costa de la erosión de otros actores. El modelo de Alaminos-Tezanos captura esta interdependencia, permitiendo un diagnóstico de la condicionalidad de los escenarios. Finalmente, el software implementa una regla de decisión para la Selección Automática del Estimador basada en la Eficiencia Penalizada, obtenida mediante Bootstrap. Las métricas de Robustez (IRP*) y Estructura (Dip/BC) evalúan la capacidad de cada partido para mantener su posición o dominar el espacio bajo las tensiones cruzadas de los escenarios. Matemáticamente, el sistema puede expresarse como: Diagnóstico = $f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*)$. Esta formulación separa claramente forma, cohesión y estabilidad, evitando inferencias erróneas derivadas de confiar exclusivamente en contrastes de hipótesis o en estadísticas de momento aisladas. El modelo es especialmente adecuado para tamaños muestrales moderados ($n \approx 50-100$), donde los contrastes formales pueden carecer de potencia suficiente para detectar segmentaciones suaves.

Finalmente se efectúa un análisis sistémico mediante un análisis composicional (CLR/ILR) con el objetivo de complementar la lectura porcentual tradicional y distinguir entre estabilidad aritmética y estabilidad estructural relativa. Dado que las estimaciones están sujetas a restricción de suma constante, una aparente estabilidad en porcentaje puede sostenerse sobre reequilibrios internos del conjunto. Las transformaciones log-ratio permiten evaluar la robustez de las posiciones relativas entre actores y detectar balances sistémicos donde puedan emerger subregímenes. En consecuencia, el análisis identifica si las variaciones responden a tensiones compensatorias dentro de un mismo régimen o a configuraciones estructurales alternativas bajo los escenarios considerados. La estimación de centros se complementa a efectos diagnósticos con promedios composicionales para respetar la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del dato. La media composicional (Aitchison mean) se calcula como el promedio en coordenadas CLR (log-ratios centrados) y se transforma posteriormente mediante la inversa CLR, aplicando finalmente un cierre a suma 100. Los centros robustos se obtienen mediante varios estimados incluyendo un Huber composicional, estimando la localización robusta por componente en el espacio CLR y aplicando un recentro a suma cero (condición geométrica de las coordenadas CLR) antes de invertir la transformación y cerrar de nuevo a 100. De este modo, el centro resultante refleja proporciones relativas del sistema y no depende de un nivel absoluto. Este procedimiento mantiene la interdependencia entre componentes y evita diagnósticos distorsionados por outliers o desplazamientos compensatorios entre partidos.

El presente informe se estructura en dos bloques analíticos complementarios, diseñados para responder a preguntas metodológicamente diferenciadas. El primer bloque aborda la estimación puntual del voto desde una perspectiva de estadística robusta univariable, cuyo objetivo es determinar cuál es la mejor estimación central a partir de los escenarios disponibles, evaluando estabilidad, sensibilidad y eficiencia de los estimadores.

El segundo bloque introduce un análisis composicional, orientado a validar la coherencia estructural del sistema multipartidista bajo la restricción de suma constante. En este nivel, la atención se desplaza desde los valores absolutos hacia las relaciones relativas entre partidos, empleando transformaciones log-ratio (CLR/ILR) y herramientas geométricas asociadas. Consideradas conjuntamente, las dos aproximaciones permiten determinar tanto la mejor estimación puntual como la consistencia estructural del sistema que la sostiene.

I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente

Tabla 1 — Estimadores centrales

Partido	Huber (escala SD)	Huber (escala MAD)	Media aritmética	Mediana
PP	38,3	38,6	38,1	38,9
PSOE	30,0	30,0	29,9	30,0
VOX	18,1	18,3	18,3	18,2
IU-MS-VQ	3,5	3,4	3,5	3,3
UPL	3,3	3,4	3,2	3,4
Podemos-AV	3,4	3,4	3,3	3,3
SALF	0,4	0,4	0,5	0,4
Soria_¡Ya!	0,2	0,0	0,3	0,0
AD-EV	0,2	0,2	0,2	0,2
Ciudadanos	0,1	0,1	0,1	0,1
PACMA	0,1	0,1	0,1	0,1
Por_Ávila	0,1	0,0	0,1	0,0
Vía Bugalesa	0,0	0,0	0,0	0,0
Prepal	0,0	0,0	0,0	0,0
Partido castellano-TC	0,0	0,0	0,0	0,0
Otros	1,7	1,7	1,8	1,7
Blanco	0,6	0,4	0,6	0,4

Tabla 2 — Robustez

Partido	Volatilidad robusta	Sensibilidad a extremos	Índice de robustez (IRP)	Cohesión interna (BC, si Dip=Unimodal)
PP	0,06	0,01	0,94	
PSOE	0,11	0,00	0,90	
VOX	0,16	0,00	0,86	Cohesión baja
IU-MS-VQ	0,24	0,03	0,79	Cohesión baja
UPL	0,23	0,04	0,79	Cohesión baja
Podemos-AV	0,17	0,00	0,85	Cohesión media
SALF	0,36	0,02	0,73	Cohesión baja
Soria_¡Ya!				
AD-EV	0,80	0,00	0,56	
Ciudadanos	1,27	0,59	0,35	
PACMA	0,44	0,16	0,63	Cohesión baja
Por_Ávila				
Vía Bugalesa				
Prepal				
Partido castellano-TC				
Otros	0,37	0,03	0,71	Cohesión baja
Blanco	0,39	0,39	0,56	Cohesión baja

Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico

Partido	Dip (p-valor)	Modalidad (Dip)	BC Sarle (consenso/estrés)	Score multimodalidad (M) desde BC	Robustez ajustada (IRP*)	Intensidad estructural (M)
PP	0,044	Multimodal	0,58	0,06	0,88	Segmentación leve
PSOE	0,010	Multimodal	0,53	0,00	0,90	Segmentación leve
VOX	0,089	Unimodal	0,63	0,17	0,72	Baja fragmentación latente
IU-MS-VQ	0,160	Unimodal	0,61	0,12	0,69	Baja fragmentación latente
UPL	0,137	Unimodal	0,57	0,03	0,77	Baja fragmentación latente
Podemos-AV	0,189	Unimodal	0,55	0,00	0,85	Baja fragmentación latente
SALF	0,118	Unimodal	0,65	0,21	0,58	Fragmentación incipiente
Soria_¡Ya!	0,000	Multimodal	0,99	0,98		Segmentación extrema
AD-EV	0,001	Multimodal	0,64	0,18	0,46	Segmentación leve
Ciudadanos	0,001	Multimodal	0,79	0,53	0,17	Segmentación moderada
PACMA	0,065	Unimodal	0,74	0,42	0,36	Alta tensión interna
Por_Ávila	0,001	Multimodal	0,99	0,97		Segmentación extrema
Vía Bugalesa	0,004	Multimodal	0,96	0,91		Segmentación extrema
Prepal	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
Partido castellano-TC	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
Otros	0,179	Unimodal	0,57	0,04	0,68	Baja fragmentación latente
Blanco	0,401	Unimodal	0,93	0,85	0,09	Alta tensión interna

Nota: la prueba de Dip y el Coeficiente de Bimodality (BC) evalúan la morfología de la distribución del partido a través de los escenarios. El Dip (p-valor) determina la presencia de multimodalidad ($p < 0,05$ implica rechazo de unimodalidad), mientras que el BC no decide modalidad, sino que actúa como indicador de consenso y estrés estructural. En contextos unimodales, valores elevados de BC pueden señalar aplanamiento o proximidad a transición ($\approx 0,555$). El Score M, derivado y normalizado a partir del BC, cuantifica la intensidad de segmentación entre escenarios y ajusta la robustez mediante $IRP^* = IRP \cdot (1 - M)$. El IRP mide la resiliencia del partido frente a la variabilidad de escenarios; un IRP^* alto indica posición estructuralmente estable y poco dependiente de las fluctuaciones del sistema.

Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización

Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)

Partido	SE Huber(SD)	SE Huber(MAD)	SE Media	SE Mediana	Eff vs Med (Huber SD)	Eff vs Med (Huber MAD)	Eff vs Med (Media)
PP	0,39	0,40	0,34	0,15	0,15	0,14	0,20
PSOE	0,36	0,33	0,30	0,28	0,62	0,73	0,87
VOX	0,32	0,35	0,29	0,32	1,01	0,81	1,22
IU-MS-VQ	0,14	0,16	0,12	0,16	1,28	0,97	1,61
UPL	0,10	0,09	0,11	0,09	0,82	0,99	0,71
Podemos- AV	0,07	0,07	0,06	0,13	3,24	3,33	4,04
SALF	0,02	0,03	0,02	0,05	5,61	3,94	6,89
Soria_¡Ya!	0,08	0,00	0,06	0,00			
AD-EV	0,01	0,01	0,01	0,02	2,70	3,01	3,43
Ciudadanos	0,02	0,02	0,02	0,01	0,46	0,59	0,39
PACMA	0,01	0,01	0,01	0,01	0,35	0,44	0,47
Por_Ávila	0,04	0,00	0,03	0,00			
Vía	0,00	0,00	0,00	0,00			
Bugalesa							
Prepal	0,00	0,00	0,00	0,00			
Partido	0,01	0,00	0,01	0,00			
castellano- TC							
Otros	0,08	0,09	0,08	0,12	2,00	1,58	2,18
Blanco	0,05	0,02	0,07	0,02	0,21	1,43	0,14

Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)

Partido	Eff* Huber(SD)	Eff* Huber(MAD)	Eff* Media	Mejor (Eff)	Mejor (Eff*)
PP	0,14	0,13	0,19	Mediana	Mediana
PSOE	0,62	0,73	0,87	Mediana	Mediana
VOX	0,84	0,67	1,01	Media	Media
IU-MS-VQ	1,12	0,85	1,41	Media	Media
UPL	0,79	0,96	0,69	Mediana	Mediana
Podemos-AV	3,24	3,33	4,04	Media	Media
SALF	4,43	3,11	5,45	Media	Media
Soria_¡Ya!				Mediana**	Mediana**
AD-EV	2,21	2,46	2,81	Media	Media
Ciudadanos	0,22	0,28	0,18	Mediana	Mediana
PACMA	0,20	0,25	0,27	Mediana	Mediana
Por_Ávila				Mediana**	Mediana**
Vía Bugalesa				Mediana*	Mediana*
Prepal				Mediana**	Mediana**
Partido castellano-TC				Mediana**	Mediana**
Otros	1,92	1,51	2,09	Media	Media
Blanco	0,03	0,22	0,02	Huber_MAD	Huber_MAD

* Distribución puntual bootstrap: SE bootstrap de la mediana prácticamente nulo ($SE < 1e-6$), sin evidencia de mezcla extrema.

** Multimodalidad extrema: $M > 0,95$. La penalización estructural hace $Eff^* \approx 0$; se recomienda GMM.

Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable

Partido	Media (IC 95%)	Huber SD (IC 95%)	Huber MAD (IC 95%)
PP	38,1 [37,4, 38,7]	38,3 [37,4, 39,0]	38,4 [37,4, 39,0]
PSOE	29,9 [29,3, 30,5]	29,9 [29,2, 30,6]	29,9 [29,2, 30,5]
VOX	18,3 [17,7, 18,8]	18,1 [17,5, 18,7]	18,2 [17,5, 18,8]
IU-MS-VQ	3,5 [3,3, 3,8]	3,5 [3,2, 3,8]	3,4 [3,2, 3,8]
UPL	3,2 [3,0, 3,4]	3,3 [3,1, 3,5]	3,3 [3,1, 3,5]
Podemos-AV	3,3 [3,2, 3,5]	3,4 [3,2, 3,5]	3,4 [3,2, 3,5]
SALF	0,5 [0,4, 0,5]	0,4 [0,4, 0,5]	0,4 [0,4, 0,5]
Soria_¡Ya!	0,3 [0,2, 0,4]	0,2 [0,1, 0,4]	0,0 [0,0, 0,0]
AD-EV	0,2 [0,2, 0,2]	0,2 [0,1, 0,2]	0,2 [0,2, 0,2]
Ciudadanos	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,1]
PACMA	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,1, 0,1]
Por_Ávila	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,2]	0,0 [0,0, 0,0]
Vía Bugalesa	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Prepal	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Partido castellano-TC	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Otros	1,8 [1,6, 1,9]	1,7 [1,6, 1,9]	1,7 [1,6, 1,9]
Blanco	0,6 [0,4, 0,7]	0,5 [0,4, 0,6]	0,4 [0,4, 0,5]

Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez

Partido	% estimado (óptimo recomendado normalizado)	Estimador óptimo recomendado	Justificación (valor original, Eff*, IRP*, M)
PP	38,6	Mediana	Valor=38.470; Eff*=0.94, IRP*=0.88, M=0.06
PSOE	29,8	Mediana	Valor=29.608; Eff*=1.00, IRP*=0.90, M=0.00
VOX	18,2	Media	Valor=18.269; Eff*=1.01, IRP*=0.72, M=0.17
IU-MS-VQ	3,5	Media	Valor=3.542; Eff*=1.41, IRP*=0.69, M=0.12
UPL	3,4	Mediana	Valor=3.312; Eff*=0.97, IRP*=0.77, M=0.03
Podemos-AV	3,3	Media	Valor=3.348; Eff*=4.04, IRP*=0.85, M=0.00
SALF	0,5	Media	Valor=0.453; Eff*=5.45, IRP*=0.58, M=0.21
Soria_¡Ya!	0,2	Mediana	Valor=0.202; Eff*=, IRP*=, M=0.98 → mezcla (Huber recomendado)
AD-EV	0,2	Media	Valor=0.177; Eff*=2.81, IRP*=0.46, M=0.18 → centro inestable
Ciudadanos	0,1	Mediana	Valor=0.070; Eff*=0.47, IRP*=0.17, M=0.53 → centro inestable
PACMA	0,1	Mediana	Valor=0.104; Eff*=0.58, IRP*=0.36, M=0.42 → centro inestable
Por_Ávila	0,1	Mediana	Valor=0.092; Eff*=, IRP*=, M=0.97 → mezcla (Huber recomendado)
Vía Bugalesa	0,0	Mediana	Valor=0.006; Eff*=, IRP*=, M=0.91 → mezcla (Huber recomendado)
Prepal	0,0	Mediana	Valor=0.002; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
Partido castellano-TC	0,0	Mediana	Valor=0.019; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
Otros	1,8	Media	Valor=1.783; Eff*=2.09, IRP*=0.68, M=0.04
Blanco	0,2	Huber_MAD	Valor=0.406; Eff*=0.22, IRP*=0.09, M=0.85 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)

Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)

Partido	Score M	Modalidad	Estimador actual	Diagnóstico estructural	Recomendación avanzada
Soria_¡Ya!	0,98		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Por_Ávila	0,97		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Vía Bugalesa	0,91		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Prepal	0,99		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Partido castellano-TC	0,99		Mediana	Multimodalidad fuerte	Se recomienda Modelado de

			detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Blanco	0,85	Huber_MAD	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Nota técnica: Para valores de M superiores a 0,80 el sistema detecta segmentación estructural del electorado. El uso de Huber mejora la robustez frente a extremos, pero no modeliza la coexistencia de subpoblaciones latentes. En estos casos se recomienda estimar un Gaussian Mixture Model (GMM) para identificar centros múltiples y sus probabilidades asociadas.

Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)

Partido	% estimado	Modalidad (Dip)	Cohesión interna (BC)	Intensidad (M)	Robustez (IRP*)
PP	38,6	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
PSOE	29,8	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
VOX	18,2	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
IU-MS-VQ	3,5	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
UPL	3,4	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
Podemos-AV	3,3	Unimodal	Cohesión media	Baja fragmentación latente	Alta
SALF	0,5	Unimodal	Cohesión baja	Fragmentación incipiente	Alta
Soria_¡Ya!	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
AD-EV	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Baja
Ciudadanos	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
PACMA	0,1	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	Baja
Por_Ávila	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Vía Bugalesa	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Prepal	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Partido castellano-TC	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Otros	1,8	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
Blanco	0,2	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	Baja

II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)

Este análisis añade un plano composicional al diagnóstico principal. Los porcentajes están sujetos a restricción de suma constante; por ello, la variación en un actor siempre implica compensación en otros. Las transformaciones log-ratio de Aitchison permiten evaluar estabilidad en términos relativos (log-cocientes) y separar volatilidad aritmética de reestructuración composicional.

Valida la coherencia estructural de la estimación mediante técnicas composicionales (CLR/ILR), que respetan la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del sistema multipartidista.

Centros composicionales (media geométrica cerrada)

Se reportan centros composicionales (Aitchison): la media geométrica cerrada y dos centros robustos estimados en coordenadas CLR (Huber con escala SD y MAD). Cada columna suma 100 y preserva la lógica de proporciones y pesos relativos del sistema.

Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)

Partido	Media_comp	HuberSD_comp	HuberMAD_comp
PP	38.6	38.8	37.1
PSOE	30.3	30.0	29.4
VOX	18.4	18.6	19.3
IU-MS-VQ	3.5	3.4	3.6
UPL	3.1	3.0	2.9
Podemos-AV	3.4	3.4	4.1
SALF	0.4	0.4	0.5
Soria_¡Ya!	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.1	0.2	0.2
Ciudadanos	0.0	0.0	0.0
PACMA	0.1	0.1	0.1
Por_Ávila	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
Otros	1.7	1.7	2.4
Blanco	0.4	0.4	0.4

Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)

Partido	$\Delta(\text{Media_comp} - \text{Media_arit})$	$\Delta(\text{HuberSD_comp} - \text{Huber_SD_arit})$	$\Delta(\text{HuberMAD_comp} - \text{Huber_MAD_arit})$
PP	0.5	0.5	-1.5
PSOE	0.4	0.0	-0.6
VOX	0.1	0.5	1.0
IU-MS-VQ	0.0	-0.1	0.2
UPL	-0.1	-0.3	-0.5
Podemos-AV	0.1	0.0	0.7
SALF	-0.1	0.0	0.1
Soria_¡Ya!	-0.3	-0.2	0.0
AD-EV	-0.1	0.0	0.0
Ciudadanos	-0.1	-0.1	-0.1
PACMA	0.0	0.0	0.0
Por_Ávila	-0.1	-0.1	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
Otros	-0.1	0.0	0.7
Blanco	-0.2	-0.2	0.0

10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$

	PP	PSOE	VOX	IU-MS-VQ	UPL	Podemos-AV	SALF	Soria_Yal	AD-EV	Ciudadanos	PACMA	Por_Ávila	Vía Bugalesa	Prepal	Partido castellano-TC	Otros	Blanco
PP	0,000	0,021	0,010	0,119	0,150	0,024	0,177	96,166	0,400	100,272	0,376	89,806	69,179	62,552	77,596	0,138	0,390
PSOE	0,021	0,000	0,038	0,047	0,137	0,022	0,118	93,779	0,561	98,683	0,232	87,500	67,156	60,630	75,454	0,149	0,442
VOX	0,010	0,038	0,000	0,153	0,163	0,040	0,188	96,271	0,382	99,805	0,437	89,909	69,269	62,639	77,692	0,145	0,417
IU-MS-VQ	0,119	0,047	0,153	0,000	0,144	0,100	0,104	90,820	0,771	96,576	0,130	84,646	64,660	58,263	72,806	0,196	0,468
UPL	0,150	0,137	0,163	0,144	0,000	0,219	0,109	91,890	0,566	98,680	0,408	85,679	65,574	59,133	73,771	0,170	0,295
Podemos-AV	0,024	0,022	0,040	0,100	0,219	0,000	0,208	95,802	0,500	98,668	0,307	89,456	68,872	62,262	77,271	0,165	0,524
SALF	0,177	0,118	0,188	0,104	0,109	0,208	0,000	90,495	0,798	96,279	0,295	84,334	64,394	58,010	72,519	0,143	0,399
Soria_Yal	96,166	93,779	96,271	90,820	91,890	95,802	90,495	0,000	106,168	127,585	86,352	0,110	2,221	3,602	0,996	96,683	98,094
AD-EV	0,400	0,561	0,382	0,771	0,566	0,500	0,798	106,168	0,000	102,416	1,453	99,487	77,725	70,698	86,622	0,368	0,345
Ciudadanos	100,272	98,683	99,805	96,576	98,680	98,668	96,279	127,585	102,416	0,000	97,111	123,539	110,968	107,195	115,969	96,269	101,013
PACMA	0,376	0,232	0,437	0,130	0,408	0,307	0,295	86,352	1,453	97,111	0,000	80,336	60,908	54,710	68,820	0,586	1,005
Por_Ávila	89,806	87,500	89,909	84,646	85,679	89,456	84,334	0,110	99,487	123,539	80,336	0,000	1,348	2,459	0,447	90,315	91,683
Vía Bugalesa	69,179	67,156	69,269	64,660	65,574	68,872	64,394	2,221	77,725	110,968	60,908	1,348	0,000	0,170	0,246	69,630	70,872
Prepal	62,552	60,630	62,639	58,263	59,133	62,262	58,010	3,602	70,698	107,195	54,710	2,459	0,170	0,000	0,810	62,995	64,181
Partido castellano-TC	77,596	75,454	77,692	72,806	73,771	77,271	72,519	0,996	86,622	115,969	68,820	0,447	0,246	0,810	0,000	78,075	79,367
Otros	0,138	0,149	0,145	0,196	0,170	0,165	0,143	96,683	0,368	96,269	0,586	90,315	69,630	62,995	78,075	0,000	0,255
Blanco	0,390	0,442	0,417	0,468	0,295	0,524	0,399	98,094	0,345	101,013	1,005	91,683	70,872	64,181	79,367	0,255	0,000

La matriz de variaciones, definida como la matriz de varianzas de log-ratios entre pares de componentes, permite caracterizar la estructura interna del sistema multipartidista en términos de estabilidad relativa. Cada elemento $v_{ij} = \text{Var}[\log(x_i/x_j)]$ mide la dispersión de la relación proporcional entre dos partidos a lo largo de los escenarios. Este enfoque evita los artefactos derivados de la restricción de suma constante y proporciona una métrica geoméricamente coherente en el espacio de Aitchison.

Valores próximos a cero indican invariancia estructural en la razón entre partidos, mientras que valores elevados reflejan sensibilidad relativa al escenario. Los primeros sugieren bloques competitivos estables o electorados parcialmente compartidos; los segundos identifican áreas de volatilidad sistémica y posibles trasvases inciertos.

Resumen de variación relacional por partido

Tabla 11 — Media y máximo de Var[log-ratio]

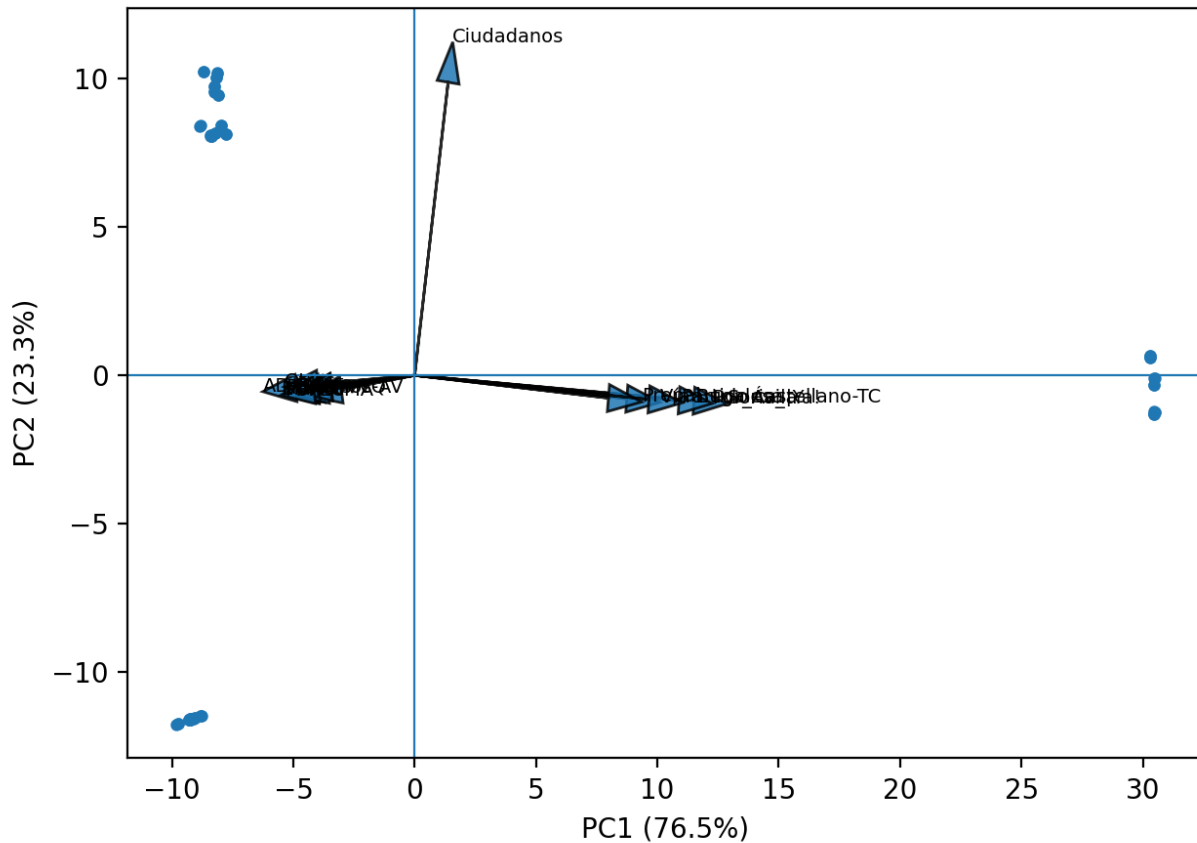
Partido	VarLogRatio_media	VarLogRatio_max
PP	31.086	100.272
PSOE	30.310	98.683
VOX	31.097	99.805
IU-MS-VQ	29.375	96.576
UPL	29.818	98.680
Podemos-AV	30.902	98.668
SALF	29.286	96.279
Soria_¡Ya!	73.565	127.585
AD-EV	34.329	106.168
Ciudadanos	104.439	127.585
PACMA	28.342	97.111
Por_Ávila	68.816	123.539
Vía Bugalesa	53.949	110.968
Prepal	49.394	107.195
Partido castellano-TC	59.904	115.969
Otros	31.018	96.683
Blanco	31.859	101.013

*Cuanto menor, más estable

Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)

Se aplica un PCA sobre la matriz transformada en coordenadas CLR. En el biplot resultante, los puntos representan escenarios (estimaciones) proyectados en el plano PC1–PC2, y los vectores representan partidos (cargas) en el mismo plano. Vectores orientados en direcciones opuestas sugieren transferencia relativa (relación inversa en log-ratios) entre partidos; vectores con orientación similar indican co-movimiento relativo. La concentración de puntos refleja consenso entre escenarios; la dispersión refleja incertidumbre estructural sobre la redistribución relativa de masa de voto.

Biplot composicional: PCA sobre CLR (escenarios y vectores de partido:



Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR

Este bloque evalúa reglas diagnósticas complementarias al plano porcentual. La lógica es distinguir entre estabilidad aparente en % y estabilidad relativa en geometría composicional (log-ratio), así como detectar balances sistémicos críticos mediante ILR.

Las métricas presentadas operan en niveles analíticos distintos. El estadístico Dip evalúa formalmente la existencia de multimodalidad en la distribución (dimensión topológica), mientras que M y CLR_M cuantifican la intensidad estructural continua derivada del coeficiente de bimodalidad de Sarle (dimensión de magnitud). Por su parte, el análisis CLR traslada la evaluación al espacio composicional log-ratio, captando relaciones relativas entre partidos y no únicamente niveles absolutos. En consecuencia, divergencias entre Dip, M y CLR no implican contradicción metodológica, sino que reflejan que cada indicador describe propiedades estructurales diferentes del sistema.

Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)

Se detectan actores con estabilidad estructural en % (IRP* alto, M bajo, unimodalidad) pero inestabilidad relativa en CLR. Esto sugiere que la estabilidad porcentual puede estar sostenida por compensaciones en el vector composicional (cambios en relaciones relativas).

- UPL
- Podemos-AV

Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)

Partido	IRP_star	M	CLR_IRP*	CLR_M	CLR_Dip_p
UPL	0.773	0.025	0.186	0.752	0.000
Podemos-AV	0.851	0.000	0.128	0.834	0.000

Nota: IRP* $\in [0,1]$ mide la estabilidad estructural (valores próximos a 1 indican alta robustez del estimador). M $\in [0,1]$ refleja intensidad estructural (valores próximos a 0 indican cohesión; valores altos mayor fragmentación). En el plano composicional, CLR_IRP* mide estabilidad relativa en log-ratios, CLR_M la intensidad estructural relacional, y CLR_Dip_p corresponde al p-valor de la prueba de unimodalidad ($p < 0,05$ indica evidencia de multimodalidad).

Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)

Esta tabla presenta la estabilidad de los estimadores mediante un re-muestreo de escenarios completos. Los valores muestran la media de las réplicas y, entre paréntesis, el intervalo de confianza (5%-95%). Al procesar filas íntegras, se mantiene la interdependencia y la restricción de suma 100.

Partido / Escenario	Media	Mediana	Huber_SD	Huber_MAD
PP	38.05 (37.48-38.59)	38.49 (38.31-38.68)	38.23 (37.54-38.84)	38.30 (37.59-38.90)
PSOE	29.90 (29.40-30.39)	29.64 (29.26-30.16)	29.93 (29.34-30.51)	29.89 (29.35-30.42)
VOX	18.26 (17.79-18.74)	17.90 (17.42-18.27)	18.07 (17.57-18.62)	18.10 (17.55-18.68)
IU-MS-VQ	3.55 (3.34-3.76)	3.30 (3.03-3.47)	3.48 (3.26-3.72)	3.45 (3.20-3.73)
UPL	3.22 (3.04-3.40)	3.32 (3.21-3.43)	3.32 (3.15-3.47)	3.33 (3.18-3.48)
Podemos-AV	3.35 (3.25-3.45)	3.30 (3.13-3.55)	3.36 (3.24-3.47)	3.35 (3.23-3.46)
SALF	0.45 (0.42-0.49)	0.41 (0.35-0.48)	0.45 (0.41-0.48)	0.45 (0.40-0.49)
Soria_¡Ya!	0.28 (0.18-0.39)	0.00 (0.00-0.00)	0.21 (0.10-0.36)	0.00 (0.00-0.00)
AD-EV	0.18 (0.16-0.20)	0.18 (0.15-0.22)	0.18 (0.15-0.20)	0.18 (0.16-0.20)
Ciudadanos	0.13 (0.09-0.17)	0.06 (0.03-0.07)	0.10 (0.07-0.14)	0.08 (0.04-0.11)
PACMA	0.13 (0.11-0.14)	0.10 (0.09-0.11)	0.12 (0.10-0.14)	0.11 (0.10-0.13)
Por_Ávila	0.13 (0.08-0.18)	0.00 (0.00-0.00)	0.10 (0.04-0.16)	0.00 (0.00-0.00)
Vía Bugalesa	0.01 (0.01-0.01)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Prepal	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)
Partido castellano-TC	0.03 (0.02-0.04)	0.00 (0.00-0.00)	0.02 (0.01-0.03)	0.00 (0.00-0.00)
Otros	1.78 (1.65-1.92)	1.69 (1.44-1.79)	1.74 (1.60-1.88)	1.74 (1.58-1.89)
Blanco	0.56 (0.46-0.68)	0.40 (0.36-0.43)	0.47 (0.40-0.57)	0.41 (0.37-0.44)

Partido / Escenario	SD	CV
PP	2.69 (2.36-2.99)	7.1% (6.2-7.9)
PSOE	2.41 (2.17-2.65)	8.1% (7.2-8.9)
VOX	2.28 (1.97-2.57)	12.5% (11.0-13.9)
IU-MS-VQ	1.00 (0.88-1.11)	28.3% (25.4-31.0)
UPL	0.86 (0.71-1.00)	26.8% (21.4-32.4)
Podemos-AV	0.49 (0.44-0.54)	14.7% (13.2-16.2)
SALF	0.16 (0.15-0.18)	35.6% (32.3-38.8)
Soria_¡Ya!	0.52 (0.44-0.59)	193.4% (148.4-247.6)
AD-EV	0.10 (0.09-0.10)	54.0% (46.5-61.5)
Ciudadanos	0.19 (0.14-0.23)	144.9% (122.9-168.2)
PACMA	0.07 (0.06-0.08)	57.6% (52.5-62.9)
Por_Ávila	0.24 (0.20-0.27)	193.6% (148.7-247.8)
Vía Bugalesa	0.02 (0.01-0.02)	194.7% (149.8-249.1)
Prepal	0.01 (0.00-0.01)	193.2% (148.1-247.2)
Partido castellano-TC	0.05 (0.04-0.05)	193.1% (148.0-247.1)
Otros	0.64 (0.55-0.73)	35.9% (31.6-40.0)
Blanco	0.53 (0.38-0.65)	93.0% (81.9-100.4)

La columna CV (Coeficiente de Variación) expresa la volatilidad relativa del partido. Valores menores al 10% indican una posición consolidada en todos los escenarios, mientras que valores superiores sugieren una fuerte dependencia de las condiciones de inercia e incertidumbre.

13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)

Interpretación: $CLR_i(x) = \log(x_i/g(x))$. Valores positivos indican que el partido está sistemáticamente por encima de la media geométrica del sistema (ventaja relativa); valores negativos, por debajo. Estabilidad alta (IRP* CLR elevado, M CLR bajo) implica que la posición relativa del partido es robusta bajo escenarios; inestabilidad CLR sugiere dependencia de reequilibrios del vector completo y no solo oscilación porcentual.

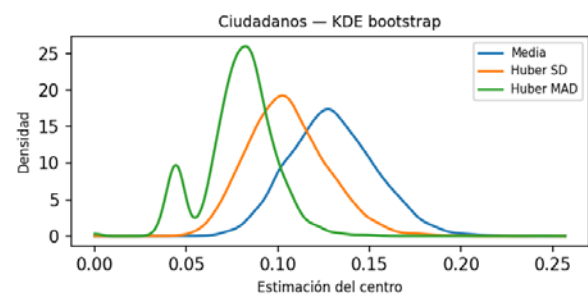
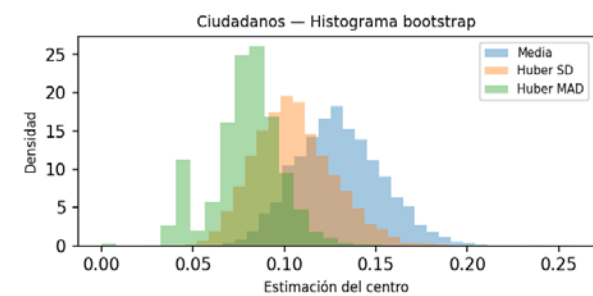
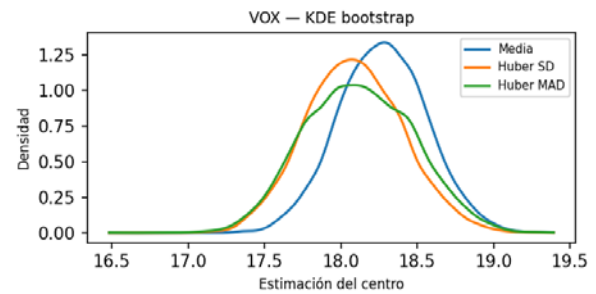
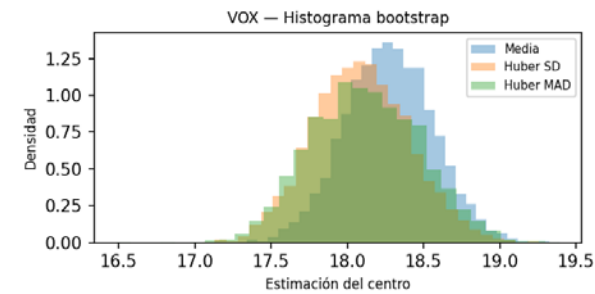
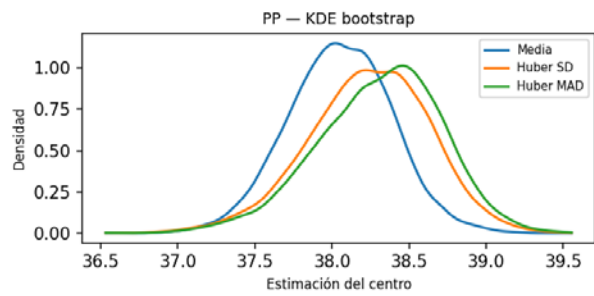
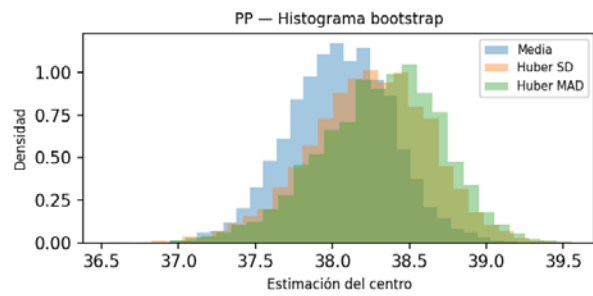
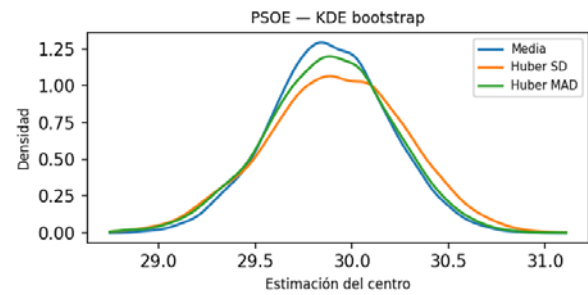
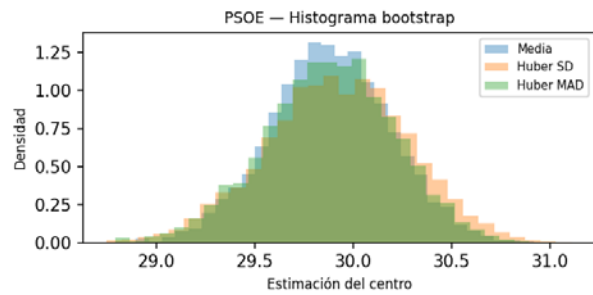
CLR: métricas por partido

Partido	CLR_mean	CLR_HuberMAD	CLR_Dip_p	CLR_Modalidad	CLR_BC	CLR_M	CLR_IRP*
PP	9.091	9.884	0.000	Multimodal	0.914	0.807	0.152
PSOE	8.848	9.650	0.000	Multimodal	0.917	0.814	0.148
VOX	8.352	9.229	0.000	Multimodal	0.919	0.817	0.143
IU-MS-VQ	6.680	7.558	0.000	Multimodal	0.922	0.825	0.136
UPL	6.574	7.319	0.000	Multimodal	0.890	0.752	0.186
Podemos-AV	6.651	7.674	0.000	Multimodal	0.926	0.834	0.128
SALF	4.597	5.488	0.000	Multimodal	0.922	0.824	0.127
Soria_¡Ya!	-12.406	-15.378	0.000	Multimodal	0.988	0.973	0.021
AD-EV	3.531	4.828	0.000	Multimodal	0.938	0.862	0.091
Ciudadanos	-3.639	-3.639	0.000	Multimodal	0.837	0.633	0.099
PACMA	3.242	3.982	0.000	Multimodal	0.844	0.650	0.232
Por_Ávila	-12.580	-15.378	0.000	Multimodal	0.987	0.970	0.023
Vía Bugalesa	-13.195	-15.378	0.000	Multimodal	0.980	0.954	0.036
Prepal	-13.412	-15.378	0.000	Multimodal	0.976	0.947	0.043
Partido castellano-TC	-12.935	-15.378	0.000	Multimodal	0.983	0.962	0.030
Otros	5.970	7.145	0.000	Multimodal	0.958	0.905	0.073
Blanco	4.629	5.504	0.000	Multimodal	0.856	0.677	0.220

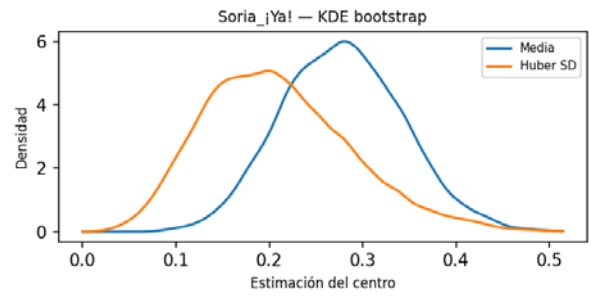
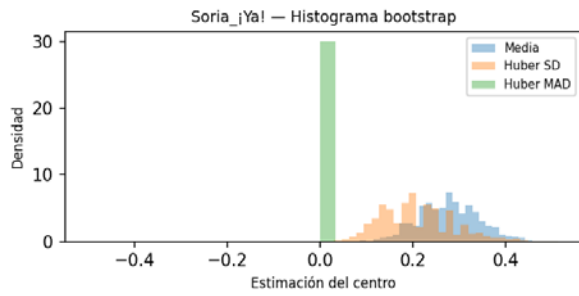
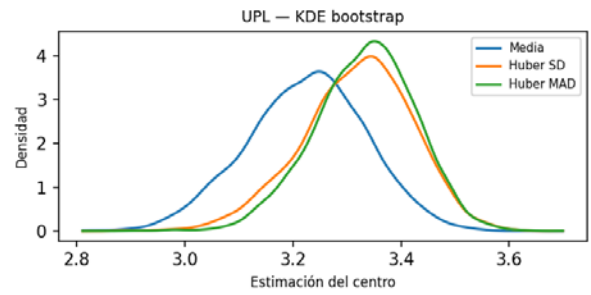
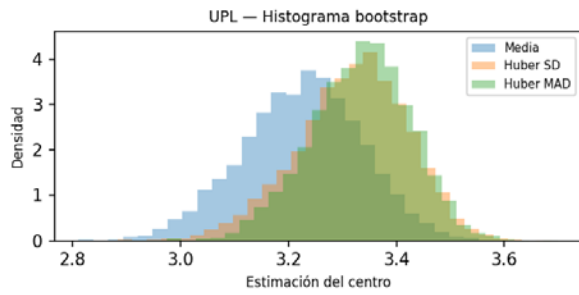
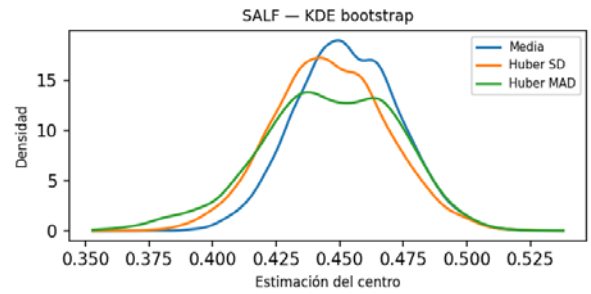
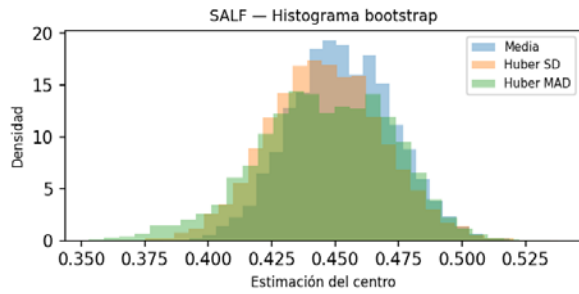
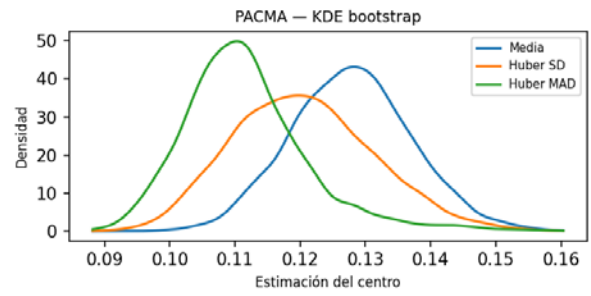
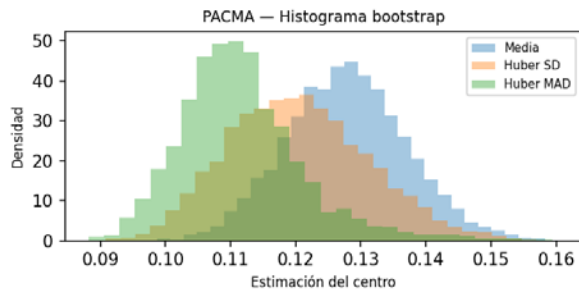
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central

Gráficos (B = 5000, IC 95%):

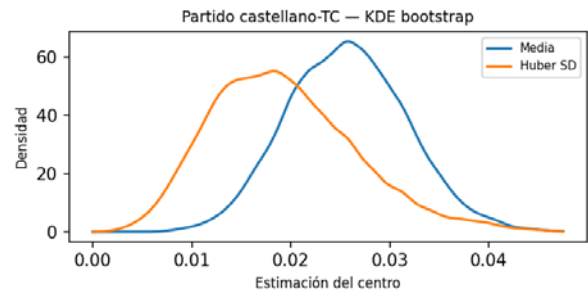
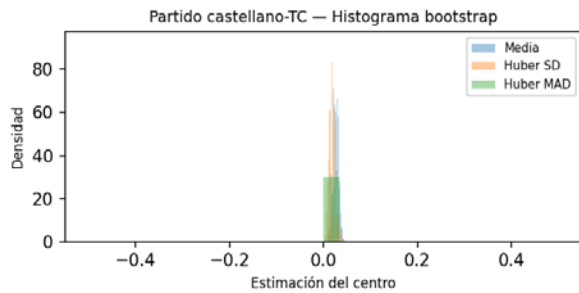
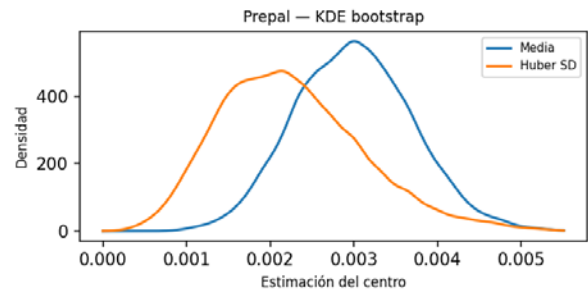
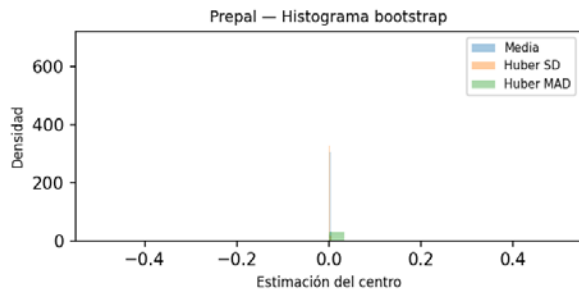
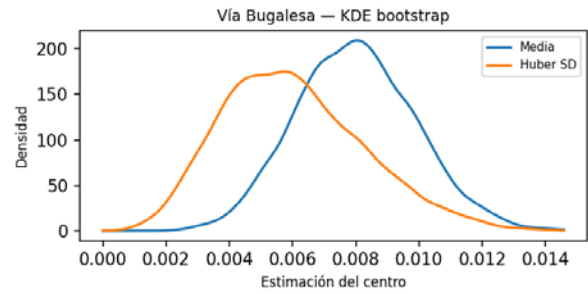
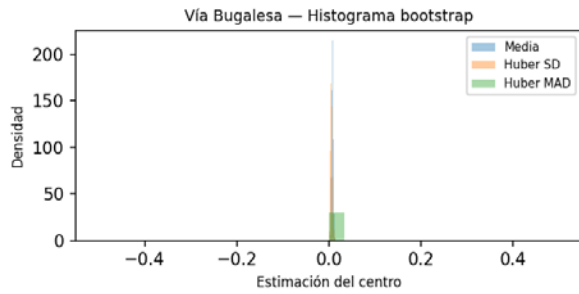
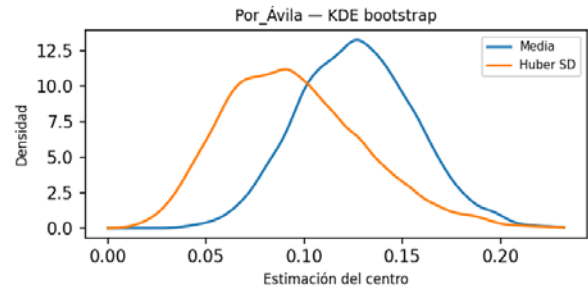
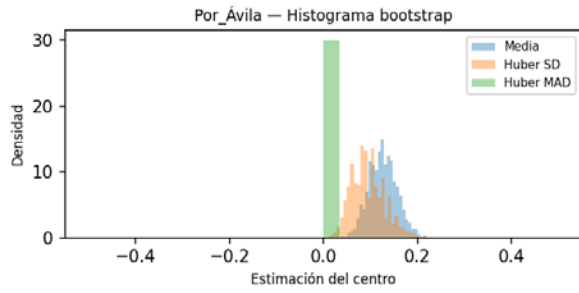
PSOE | PP | VOX | Ciudadanos



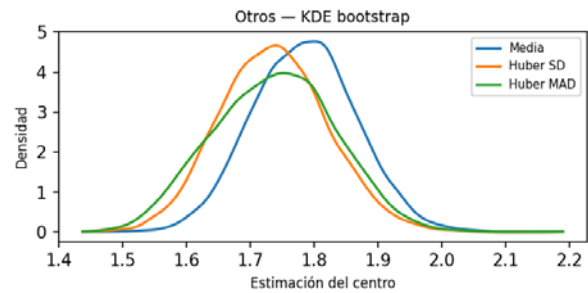
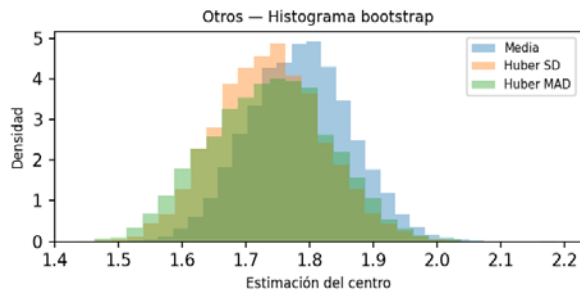
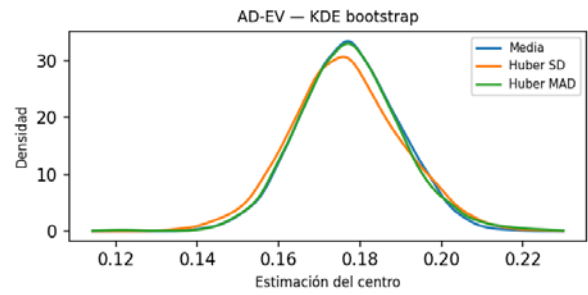
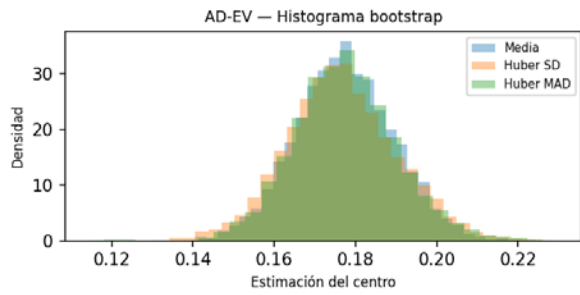
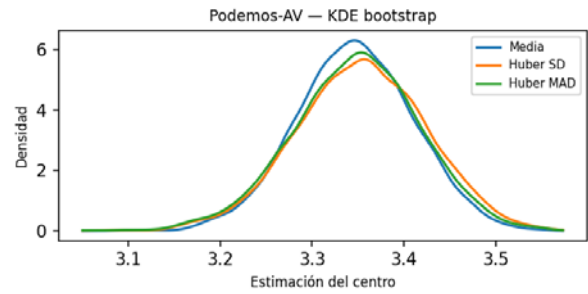
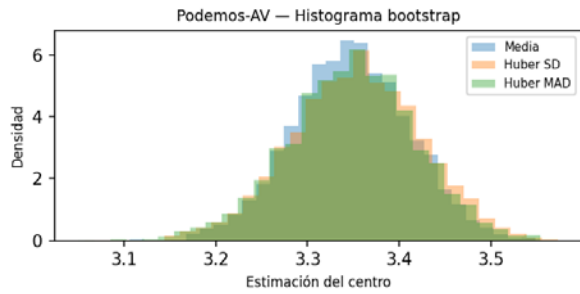
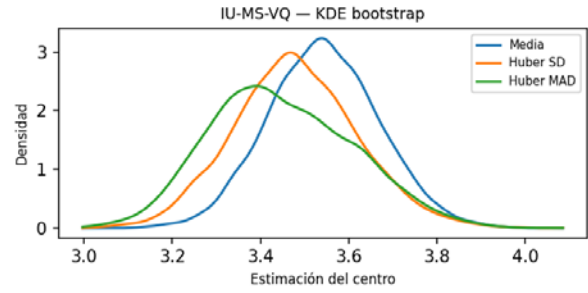
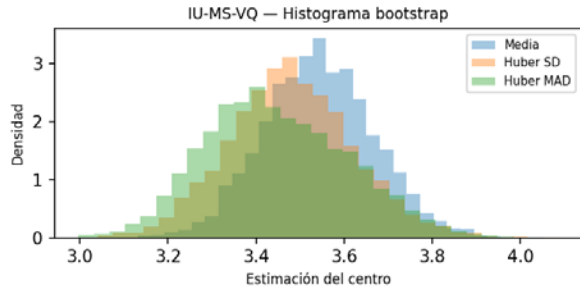
PACMA | SALF | UPL | Soria_¡Ya!



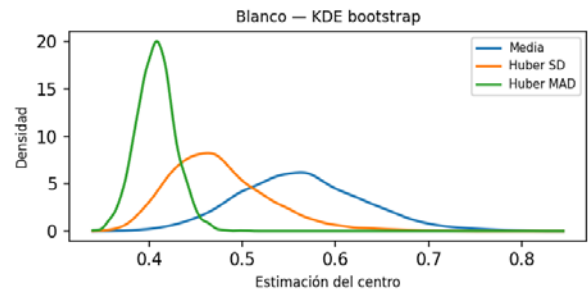
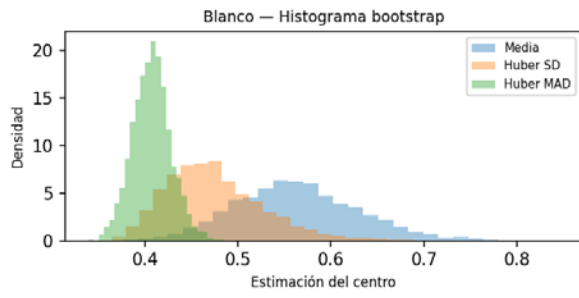
Por_Ávila | Vía Bugalesa | Prepal | Partido castellano-TC



IU-MS-VQ | Podemos-AV | AD-EV | Otros



Blanco



IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional

El presente anexo documenta el sistema metodológico implementado para la estimación robusta del centro y el diagnóstico estructural de las distribuciones de escenarios. El modelo integra estadística robusta, análisis de modalidad, medición de intensidad estructural y geometría composicional.

La arquitectura del sistema se organiza en cuatro planos analíticos: plano aritmético (centro), plano estructural (forma), plano intensivo (segmentación) y plano relacional composicional.

A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro

Se emplean cuatro estimadores: Media aritmética, Mediana, Huber-SD y Huber-MAD.

1. Media Aritmética

$$\bar{x} = (1/n) \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

La media es eficiente bajo normalidad, pero presenta función de influencia no acotada.

2. Mediana

m tal que $P(X \leq m) \geq 0.5$ y $P(X \geq m) \geq 0.5$

Equivalente a minimizar $\sum |x_i - \vartheta|$

Posee punto de ruptura del 50%.

3. Estimador de Huber (M-estimador)

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum \rho(x_i - \vartheta)$$

$$\rho(r) = \frac{1}{2}r^2 \text{ si } |r| \leq c; \quad c|r| - \frac{1}{2}c^2 \text{ si } |r| > c$$

$$\psi(r) = r \text{ si } |r| \leq c; \quad c \cdot \operatorname{sign}(r) \text{ si } |r| > c$$

$$\text{Implementación iterativa: } \mu_{t+1} = (\sum w_i x_i) / (\sum w_i)$$

$$\text{Pesos: } w_i = 1 \text{ si } |r_i| \leq c; \quad c / |r_i| \text{ si } |r_i| > c$$

Con $c = 1.345 \cdot s$ ($\approx 95\%$ eficiencia bajo normalidad).

4. Escalas Utilizadas

$$\text{Desviación estándar: } s = \sqrt{[1/(n-1)] \cdot \sum (x_i - \bar{x})^2}$$

$$\text{MAD} = \operatorname{mediana}(|x_i - \operatorname{mediana}(x)|)$$

$$\sigma_{\text{rob}} = 1.4826 \cdot \text{MAD}$$

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)

$$CV_{\text{rob}} = (1.4826 \cdot \text{MAD}) / \hat{\mu}$$

$$S = |\bar{x} - \hat{\mu}| / \hat{\mu}$$

$$\text{IRP} = 1 / (1 + CV_{\text{rob}} + S)$$

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$

B. Plano Estructural: Forma y Cohesión

1. Modalidad Formal (Test Dip)

$$\text{Dip} = \sup |F_n(x) - F_{\text{unimodal}}(x)|$$

Criterio: $p < 0.05$ indica multimodalidad.

2. Coeficiente de Bimodalidad (BC)

$$BC = (g_1^2 + 1) / (g_2 + 3)$$

3. Score M

$$M = \operatorname{clip}[(BC - BC_{\text{ref}}) / (1 - BC_{\text{ref}}), 0, 1]$$

C. Plano Relacional: Análisis Composicional

$$S^D = \{x \in \mathbb{R}^{D^+} : \sum x_i = 1\}$$

$$g_i = (\prod x_{ij})^{1/n} / \sum (\prod x_{kj})^{1/n}$$

$$\begin{aligned} \text{clr}(x_i) &= \ln(x_i / g(x)) \\ \text{ilr} &= \sqrt{rs/(r+s)} \cdot \ln(g(x_R) / g(x_S)) \\ T_{ij} &= \text{Var}[\ln(x_i / x_j)] \end{aligned}$$

D. Integración Multinivel del Diagnóstico

$$\mathcal{D} = f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*, \text{CLR}, \text{ILR}, T_{ij})$$

E. Eficiencia y Remuestreo

$$\begin{aligned} \text{Eff} &= (\text{SE}_{\text{mediana}} / \text{SE}_{\text{estimador}})^2 \\ \text{Eff}^* &= \text{Eff} \cdot (1 - M) \end{aligned}$$

F. Regla de Decisión Automática

$$\hat{\vartheta} = \text{argmax } \text{Eff}^*(\vartheta)$$

G. Propiedades del Sistema

- Separabilidad entre forma y estabilidad.
- Robustez ante valores atípicos.
- Coherencia geométrica bajo clausura.
- Sensibilidad a transiciones estructurales.
- Adecuación para $n \approx 50-100$.

H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima

El sistema implementa una secuencia analítica estructurada que garantiza coherencia entre forma distributiva, intensidad estructural y estabilidad del centro.

1. Entrada: vectores de escenarios porcentuales (datos cerrados, suma=100).
2. Estimación robusta del centro: Media, Mediana, Huber-SD, Huber-MAD.
3. Diagnóstico estructural:
 - Modalidad formal (Dip).
 - Propensión a segmentación (BC).
 - Intensidad estructural normalizada (M).
4. Penalización estructural de la estabilidad:

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$
5. Evaluación de precisión mediante bootstrap:

$$\text{Eff}^* = \text{Eff} \cdot (1 - M)$$
6. Regla automática de selección:
 - a) Si $M > 0.60 \rightarrow$ se prioriza Huber (mezcla intensa).
 - b) Si $M \leq 0.60 \rightarrow$ se selecciona el estimador con mayor Eff^* .
 - c) Si $M > 0.80 \rightarrow$ se sugiere evaluación mediante modelos de mezcla.

La robustez del sistema deriva de tres mecanismos integrados:

- Separación analítica entre modalidad e intensidad.
- Penalización estructural explícita de estabilidad y eficiencia.
- Regla decisional no ad hoc, basada en umbrales paramétricos definidos ex ante.

En diseños basados en escenarios esta arquitectura evita seleccionar estimadores únicamente por precisión muestral cuando existe fragmentación interna, garantizando coherencia entre forma distributiva y centro recomendado. La selección del incorpora explícitamente diagnóstico estructural e intensidad de segmentación, evitando decisiones sesgadas bajo heterogeneidad distributiva.

La robustez del sistema deriva de la integración secuencial de estos niveles.

Formalmente, el estimador recomendado puede expresarse como:

$$\hat{\theta} = \text{argmax}_{\{\theta \in \Theta\}} \text{Eff}^*(\theta)$$

$$\text{Eff}^*(\theta) = \text{Eff}(\theta) \cdot (1 - M)$$

$$\Theta = \{\text{Media}, \text{Mediana}, \text{Huber_SD}, \text{Huber_MAD}\}$$

$M \in [0,1]$ actúa como penalización estructural multiplicativa.

V Referencias Metodológicas

- Aitchison, J. (1982). The statistical analysis of compositional data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 44(2), 139–177.
- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman & Hall, London. (Reprinted 2003, Blackburn Press).
- Aitchison, J. (1997). The one-hour course in compositional data analysis or compositional data analysis is simple. In V. Pawlowsky-Glahn (Ed.), *Proceedings of iAMG'97 – The Third Annual Conference of the International Association for Mathematical Geology* (pp. 3–35). CIMNE, Barcelona.
- Aitchison, J., Barceló-Vidal, C., Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2002). A concise guide for the algebraic-geometric structure of the simplex, the sample space for compositional data analysis. In U. Bayer, H. Burger, & W. Skala (Eds.), *Proceedings of iAMG'02* (pp. 387–392). Alfred-Wegener-Stiftung, Berlin.
- Aitchison, J., & Greenacre, M. (2002). Biplots for compositional data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics)*, 51(4), 375–392.
- Aitchison, J., & Shen, S. M. (1980). Logistic-normal distributions: Some properties and uses. *Biometrika*, 67(2), 261–272.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019a). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261. Barómetro de septiembre 2019.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019b). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019.
- Alaminos, A. (2024). Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (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, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023a). Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. Colección Cuadernos Metodológicos (Vol. 63). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023b). Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. *Revista Sistema*, 267, 3–37.
- Alaminos, A. (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.
- Alaminos, A. (2021). Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: Revista de Ciencias Sociales*, 260, 17–34.
- Billheimer, D., Guttorp, P., & Fagan, W. F. (2001). Statistical interpretation of species composition. *Journal of the American Statistical Association*, 96(456), 1205–1214.
- Chayes, F. (1960). On correlation between variables of constant sum. *Journal of Geophysical Research*, 65(12), 4185–4193.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2005). Groups of parts and their balances in compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 37(7), 795–828.
- Egozcue, J. J., Pawlowsky-Glahn, V., Mateu-Figueras, G., & Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279–300.
- Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The Dip Test of Unimodality. *The Annals of Statistics*, 13(1), 70–84.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73–101.
- Huber, P. J. (1981). *Robust Statistics*. Wiley, New York.
- Martín-Fernández, J. A., Barceló-Vidal, C., & Pawlowsky-Glahn, V. (2003). Dealing with zeros and missing values in compositional data sets using nonparametric imputation. *Mathematical Geology*, 35(3), 253–278.
- Pawlowsky-Glahn, V., & Egozcue, J. J. (2002). BLU estimators and compositional data. *Mathematical Geology*, 34(3), 259–274.

- Rousseeuw, P. J., & Croux, C. (1993). Alternatives to the Median Absolute Deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1273–1283.
- Sarle, W. S. (1987). Bimodality coefficient. SAS Technical Report.
- Smithson, M., & Broomell, S. B. (2022). Compositional data analysis tutorial for social science researchers: Techniques for dealing with percentage and constrained-sum data. *Psychological Methods*.
<https://doi.org/10.1037/met0000464>

Análisis de escenarios del estudio 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León' (ECIS3545)

Modelo bifactorial Inercia–Incertidumbre · output técnico

Unidad de Ciencia Social Computacional

Gabinete de Presidencia

Centro de Investigaciones Sociológicas

SEGOVIA

Contenido

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos	189
1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos	189
I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente	191
Tabla 1 — Estimadores centrales	191
Tabla 2 — Robustez	192
Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico	193
Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización	194
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)	194
Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)	195
Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable	196
Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez	197
Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)	198
Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)	200
II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)	201
Centros composicionales (media geométrica cerrada)	201
Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)	201
Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)	202
10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$	203
Resumen de variación relacional por partido	204
Tabla 11 — Media y máximo de $\text{Var}[\log\text{-ratio}]$	204
Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)	205
Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR	206
Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)	206
Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)	206
Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)	207
13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)	208
CLR: métricas por partido	208
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central	209
IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional	214
A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro	214
1. Media Aritmética	214
2. Mediana	214
3. Estimador de Huber (M-estimador)	214
4. Escalas Utilizadas	214
5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)	214
B. Plano Estructural: Forma y Cohesión	214

1. Modalidad Formal (Test Dip).....	214
2. Coeficiente de Bimodalidad (BC).....	214
3. Score M.....	214
C. Plano Relacional: Análisis Composicional	214
D. Integración Multinivel del Diagnóstico	215
E. Eficiencia y Remuestreo	215
F. Regla de Decisión Automática	215
G. Propiedades del Sistema.....	215
H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima	215
V Referencias Metodológicas.....	216

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos

1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos

Diseño: la demoscopia tradicional ha operado históricamente bajo la lógica de la 'foto fija': un intento de capturar la intención de voto en a) un instante preciso del tiempo, b) bajo el supuesto de una distribución normal y c) de estacionariedad del fenómeno medido. Sin embargo, en los sistemas electorales contemporáneos definidos por la fragmentación y la volatilidad, esta aproximación resulta limitada. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre surge como una respuesta metodológica que amplía el foco incluyendo junto a la medición del apoyo electoral una evaluación de la estabilidad estructural de dicho apoyo.

Este modelo se basa en un diseño de escenarios de estrés generados a partir de muestras aleatorias. La pregunta que responde el modelo no es solo ¿cuántos votos tiene hoy un partido?, sino que traslada la pregunta a un marco de incertidumbre en donde se reformula como '¿cuál es potencial electoral de un partido en el momento de la medición? La reformulación del enfoque abre analíticamente la puerta a múltiples preguntas con finalidad diagnóstica: ¿qué resiliencia posee un partido para resistir ante cambios drásticos en la inercia del voto o ante picos de incertidumbre? (Alaminos y Tezanos, 2029a, 2019b; Alaminos, 2021, 2022, 2024) Para ello, el modelo genera un espacio de posibilidades proyectadas donde cada escenario representa una combinación única de fuerzas, obligando al sistema a comportarse bajo diferentes presiones.

La fundamentación teórica del modelo facilita su motor de generación de escenarios, cuya construcción ha sido desarrollada en diversas publicaciones (Alaminos y Alaminos-Fernández, 2023a, 2023b, 2024). El algoritmo procesa una matriz de 63 combinaciones generada mediante dos vectores críticos:

- El Factor Inercia: representa la fuerza de retención y la lealtad histórica del voto.
- El Factor Incertidumbre: representa la volatilidad, el impacto de eventos inesperados.

Un aspecto metodológico fundamental es la Naturaleza Composicional de los datos (suma constante = 100%). Esto implica que los datos no son independientes: si un partido crece, necesariamente debe hacerlo a costa de la erosión de otros actores. El modelo de Alaminos-Tezanos captura esta interdependencia, permitiendo un diagnóstico de la condicionalidad de los escenarios. Finalmente, el software implementa una regla de decisión para la Selección Automática del Estimador basada en la Eficiencia Penalizada, obtenida mediante Bootstrap. Las métricas de Robustez (IRP*) y Estructura (Dip/BC) evalúan la capacidad de cada partido para mantener su posición o dominar el espacio bajo las tensiones cruzadas de los escenarios. Matemáticamente, el sistema puede expresarse como: Diagnóstico = $f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*)$. Esta formulación separa claramente forma, cohesión y estabilidad, evitando inferencias erróneas derivadas de confiar exclusivamente en contrastes de hipótesis o en estadísticas de momento aisladas. El modelo es especialmente adecuado para tamaños muestrales moderados ($n \approx 50-100$), donde los contrastes formales pueden carecer de potencia suficiente para detectar

segmentaciones suaves.

Finalmente se efectúa un análisis sistémico mediante un análisis composicional (CLR/ILR) con el objetivo de complementar la lectura porcentual tradicional y distinguir entre estabilidad aritmética y estabilidad estructural relativa. Dado que las estimaciones están sujetas a restricción de suma constante, una aparente estabilidad en porcentaje puede sostenerse sobre reequilibrios internos del conjunto. Las transformaciones log-ratio permiten evaluar la robustez de las posiciones relativas entre actores y detectar balances sistémicos donde puedan emerger subregímenes. En consecuencia, el análisis identifica si las variaciones responden a tensiones compensatorias dentro de un mismo régimen o a configuraciones estructurales alternativas bajo los escenarios considerados. La estimación de centros se complementa a efectos diagnósticos con promedios composicionales para respetar la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del dato. La media composicional (Aitchison mean) se calcula como el promedio en coordenadas CLR (log-ratios centrados) y se transforma posteriormente mediante la inversa CLR, aplicando finalmente un cierre a suma 100. Los centros robustos se obtienen mediante varios estimados incluyendo un Huber composicional, estimando la localización robusta por componente en el espacio CLR y aplicando un recentro a suma cero (condición geométrica de las coordenadas CLR) antes de invertir la transformación y cerrar de nuevo a 100. De este modo, el centro resultante refleja proporciones relativas del sistema y no depende de un nivel absoluto. Este procedimiento mantiene la interdependencia entre componentes y evita diagnósticos distorsionados por outliers o desplazamientos compensatorios entre partidos.

El presente informe se estructura en dos bloques analíticos complementarios, diseñados para responder a preguntas metodológicamente diferenciadas. El primer bloque aborda la estimación puntual del voto desde una perspectiva de estadística robusta univariable, cuyo objetivo es determinar cuál es la mejor estimación central a partir de los escenarios disponibles, evaluando estabilidad, sensibilidad y eficiencia de los estimadores.

El segundo bloque introduce un análisis composicional, orientado a validar la coherencia estructural del sistema multipartidista bajo la restricción de suma constante. En este nivel, la atención se desplaza desde los valores absolutos hacia las relaciones relativas entre partidos, empleando transformaciones log-ratio (CLR/ILR) y herramientas geométricas asociadas. Consideradas conjuntamente, las dos aproximaciones permiten determinar tanto la mejor estimación puntual como la consistencia estructural del sistema que la sostiene.

I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente

Tabla 1 — Estimadores centrales

Partido	Huber (escala SD)	Huber (escala MAD)	Media aritmética	Mediana
PP	34,7	35,1	34,5	34,8
PSOE	30,8	31,1	30,3	31,7
VOX	18,1	18,3	18,1	18,1
IU-MS-VQ	6,7	6,8	6,8	6,8
Podemos-AV	3,6	3,6	3,5	3,7
SALF	0,8	0,9	0,9	0,8
UPL	0,7	0,0	0,9	0,0
PACMA	0,3	0,3	0,3	0,3
Ciudadanos	0,2	0,2	0,2	0,1
Soria_¡Ya!	0,3	0,2	0,4	0,2
Partido castellano- TC	0,2	0,2	0,2	0,2
Por_Ávila	0,1	0,0	0,1	0,0
Vía Bugalesa	0,0	0,0	0,0	0,0
Prepal	0,0	0,0	0,0	0,0
AD-EV	0,0	0,0	0,0	0,0
Otros	2,7	2,8	2,8	2,6
Blanco	0,8	0,5	1,0	0,7

Tabla 2 — Robustez

Partido	Volatilidad robusta	Sensibilidad a extremos	Índice de robustez (IRP)	Cohesión interna (BC, si Dip=Unimodal) Cohesión media Cohesión baja Cohesión alta
PP	0,04	0,00	0,96	
PSOE	0,10	0,01	0,91	
VOX	0,12	0,01	0,89	
IU-MS-VQ	0,21	0,02	0,81	
Podemos-AV	0,17	0,00	0,85	
SALF	0,51	0,02	0,65	
UPL				
PACMA	0,76	0,00	0,57	
Ciudadanos	0,69	0,11	0,56	Cohesión baja
Soria_¡Ya!	0,23	1,18	0,42	
Partido castellano-TC	0,21	0,01	0,82	Cohesión alta
Por_Ávila				
Vía Bugalesa				
Prepal				
AD-EV				
Otros	0,54	0,02	0,64	Cohesión baja
Blanco	0,24	0,25	0,67	

Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico

Partido	Dip (p-valor)	Modalidad (Dip)	BC Sarle (consenso/estrés)	Score multimodalidad (M) desde BC	Robustez ajustada (IRP*)	Intensidad estructural (M)
PP	0,352	Unimodal	0,51	0,00	0,96	Baja fragmentación latente
PSOE	0,333	Unimodal	0,72	0,38	0,56	Fragmentación incipiente
VOX	0,042	Multimodal	0,58	0,06	0,83	Segmentación leve
IU-MS-VQ	0,574	Unimodal	0,49	0,00	0,81	Baja fragmentación latente
Podemos-AV	0,023	Multimodal	0,52	0,00	0,85	Segmentación leve
SALF	0,009	Multimodal	0,42	0,00	0,65	Segmentación leve
UPL	0,000	Multimodal	1,00	1,00		Segmentación extrema
PACMA	0,000	Multimodal	0,55	0,00	0,57	Segmentación leve
Ciudadanos	0,240	Unimodal	0,57	0,04	0,53	Baja fragmentación latente
Soria_¡Ya!	0,001	Multimodal	0,95	0,90	0,04	Segmentación alta
Partido castellano-TC	0,138	Unimodal	0,47	0,00	0,82	Baja fragmentación latente
Por_Ávila	0,001	Multimodal	0,99	0,97		Segmentación extrema
Vía Bugalesa	0,004	Multimodal	0,96	0,91		Segmentación extrema
Prepal	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
AD-EV	0,002	Multimodal	0,97	0,94		Segmentación extrema
Otros	0,193	Unimodal	0,56	0,02	0,63	Baja fragmentación latente
Blanco	0,001	Multimodal	0,88	0,73	0,18	Segmentación alta

Nota: la prueba de Dip y el Coeficiente de Bimodality (BC) evalúan la morfología de la distribución del partido a través de los escenarios. El Dip (p-valor) determina la presencia de multimodalidad ($p < 0,05$ implica rechazo de unimodalidad), mientras que el BC no decide modalidad, sino que actúa como indicador de consenso y estrés estructural. En contextos unimodales, valores elevados de BC pueden señalar aplanamiento o proximidad a transición ($\approx 0,555$). El Score M, derivado y normalizado a partir del BC, cuantifica la intensidad de segmentación entre escenarios y ajusta la robustez mediante $IRP^* = IRP \cdot (1 - M)$. El IRP mide la resiliencia del partido frente a la variabilidad de escenarios; un IRP* alto indica posición estructuralmente estable y poco dependiente de las fluctuaciones del sistema.

Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización

Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)

Partido	SE Huber(SD)	SE Huber(MAD)	SE Media	SE Mediana	Eff vs Med (Huber SD)	Eff vs Med (Huber MAD)	Eff vs Med (Media)
PP	0,18	0,19	0,17	0,23	1,59	1,40	1,85
PSOE	0,42	0,61	0,37	0,71	2,89	1,36	3,60
VOX	0,27	0,28	0,25	0,21	0,66	0,57	0,76
IU-MS-VQ	0,18	0,17	0,19	0,15	0,66	0,70	0,62
Podemos- AV	0,07	0,07	0,06	0,11	2,58	2,77	3,33
SALF	0,06	0,06	0,06	0,12	3,72	3,96	4,49
UPL	0,26	0,00	0,21	0,00			
PACMA	0,03	0,03	0,03	0,05	2,29	2,86	3,59
Ciudadanos	0,02	0,02	0,02	0,04	5,34	2,95	4,56
Soria_¡Ya!	0,07	0,01	0,06	0,01	0,01	0,42	0,02
Partido castellano- TC	0,00	0,00	0,00	0,00	1,37	1,51	1,76
Por_Ávila	0,04	0,00	0,03	0,00			
Vía	0,00	0,00	0,00	0,00			
Bugalesa							
Prepal	0,00	0,00	0,00	0,00			
AD-EV	0,00	0,00	0,00	0,00			
Otros	0,18	0,19	0,16	0,23	1,68	1,47	1,93
Blanco	0,08	0,04	0,10	0,04	0,29	1,11	0,19

Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)

Partido	Eff* Huber(SD)	Eff* Huber(MAD)	Eff* Media	Mejor (Eff)	Mejor (Eff*)
PP	1,59	1,40	1,85	Media	Media
PSOE	1,79	0,84	2,24	Media	Media
VOX	0,62	0,54	0,71	Mediana	Mediana
IU-MS-VQ	0,66	0,70	0,62	Mediana	Mediana
Podemos-AV	2,58	2,77	3,33	Media	Media
SALF	3,72	3,96	4,49	Media	Media
UPL				Mediana**	Mediana**
PACMA	2,29	2,86	3,59	Media	Media
Ciudadanos	5,11	2,82	4,37	Huber_mean	Huber_mean
Soria_¡Ya!	0,00	0,04	0,00	Mediana	Huber_MAD
Partido castellano-TC	1,37	1,51	1,76	Media	Media
Por_Ávila				Mediana**	Mediana**
Vía Bugalesa				Mediana*	Mediana*
Prepal				Mediana**	Mediana**
AD-EV				Mediana*	Mediana*
Otros	1,64	1,44	1,90	Media	Media
Blanco	0,08	0,30	0,05	Huber_MAD	Huber_MAD

* Distribución puntual bootstrap: SE bootstrap de la mediana prácticamente nulo ($SE < 1e-6$), sin evidencia de mezcla extrema.

** Multimodalidad extrema: $M > 0,95$. La penalización estructural hace $Eff^* \approx 0$; se recomienda GMM.

Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable

Partido	Media (IC 95%)	Huber SD (IC 95%)	Huber MAD (IC 95%)
PP	34,5 [34,2, 34,9]	34,4 [34,1, 34,8]	34,5 [34,1, 34,8]
PSOE	30,3 [29,6, 31,1]	30,5 [29,7, 31,3]	30,5 [29,6, 31,8]
VOX	18,1 [17,6, 18,6]	17,9 [17,5, 18,5]	18,0 [17,4, 18,5]
IU-MS-VQ	6,8 [6,5, 7,2]	6,7 [6,4, 7,1]	6,7 [6,3, 7,0]
Podemos-AV	3,5 [3,4, 3,7]	3,5 [3,4, 3,7]	3,5 [3,4, 3,7]
SALF	0,9 [0,8, 1,0]	0,8 [0,7, 1,0]	0,8 [0,7, 1,0]
UPL	0,9 [0,5, 1,4]	0,7 [0,3, 1,3]	0,0 [0,0, 0,0]
PACMA	0,3 [0,3, 0,4]	0,3 [0,2, 0,4]	0,3 [0,3, 0,4]
Ciudadanos	0,2 [0,1, 0,2]	0,2 [0,1, 0,2]	0,2 [0,1, 0,2]
Soria_¡Ya!	0,4 [0,3, 0,5]	0,3 [0,2, 0,5]	0,2 [0,2, 0,2]
Partido castellano-TC	0,2 [0,1, 0,2]	0,2 [0,1, 0,2]	0,2 [0,1, 0,2]
Por_Ávila	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,2]	0,0 [0,0, 0,0]
Vía Bugalesa	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Prepal	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
AD-EV	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Otros	2,8 [2,4, 3,1]	2,7 [2,3, 3,1]	2,7 [2,3, 3,1]
Blanco	0,9 [0,8, 1,2]	0,8 [0,7, 1,0]	0,8 [0,7, 0,8]

Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez

Partido	% estimado (óptimo recomendado normalizado)	Estimador óptimo recomendado	Justificación (valor original, Eff*, IRP*, M)
PP	34,8	Media	Valor=34.521; Eff*=1.85, IRP*=0.96, M=0.00
PSOE	30,6	Media	Valor=30.348; Eff*=2.24, IRP*=0.56, M=0.38
VOX	18,3	Mediana	Valor=17.888; Eff*=0.94, IRP*=0.83, M=0.06
IU-MS-VQ	6,9	Mediana	Valor=6.730; Eff*=1.00, IRP*=0.81, M=0.00
Podemos-AV	3,5	Media	Valor=3.538; Eff*=3.33, IRP*=0.85, M=0.00
SALF	0,9	Media	Valor=0.864; Eff*=4.49, IRP*=0.65, M=0.00
UPL	0,7	Mediana	Valor=0.667; Eff*=, IRP*=, M=1.00 → mezcla (Huber recomendado)
PACMA	0,3	Media	Valor=0.302; Eff*=3.59, IRP*=0.57, M=0.00
Ciudadanos	0,2	Huber_mean	Valor=0.169; Eff*=5.11, IRP*=0.53, M=0.04
Soria_¡Ya!	0,2	Huber_MAD	Valor=0.180; Eff*=0.04, IRP*=0.04, M=0.90 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
Partido castellano-TC	0,2	Media	Valor=0.156; Eff*=1.76, IRP*=0.82, M=0.00
Por_Ávila	0,1	Mediana	Valor=0.092; Eff*=, IRP*=, M=0.97 → mezcla (Huber recomendado)
Vía Bugalesa	0,0	Mediana	Valor=0.006; Eff*=, IRP*=, M=0.91 → mezcla (Huber recomendado)
Prepal	0,0	Mediana	Valor=0.002; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
AD-EV	0,0	Mediana	Valor=0.009; Eff*=, IRP*=, M=0.94 → mezcla (Huber recomendado)
Otros	2,8	Media	Valor=2.760; Eff*=1.90, IRP*=0.63, M=0.02
Blanco	0,5	Huber_MAD	Valor=0.753; Eff*=0.30, IRP*=0.18, M=0.73 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)

Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)

Partido	Score M	Modalidad	Estimador actual	Diagnóstico estructural	Recomendación avanzada
UPL	1,00		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Soria_¡Ya!	0,90		Huber_MAD	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Por_Ávila	0,97		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Vía Bugalesa	0,91		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Prepal	0,99	Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
AD-EV	0,94	Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Nota técnica: Para valores de M superiores a 0,80 el sistema detecta segmentación estructural del electorado. El uso de Huber mejora la robustez frente a extremos, pero no modeliza la coexistencia de subpoblaciones latentes. En estos casos se recomienda estimar un Gaussian Mixture Model (GMM) para identificar centros múltiples y sus probabilidades asociadas.

Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)

Partido	% estimado	Modalidad (Dip)	Cohesión interna (BC)	Intensidad (M)	Robustez (IRP*)
PP	34,8	Unimodal	Cohesión media	Baja fragmentación latente	Alta
PSOE	30,6	Unimodal	Cohesión baja	Fragmentación incipiente	Alta
VOX	18,3	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
IU-MS-VQ	6,9	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
Podemos-AV	3,5	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
SALF	0,9	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
UPL	0,7	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
PACMA	0,3	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Ciudadanos	0,2	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
Soria_¡Ya!	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación alta	Baja
Partido castellano-TC	0,2	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
Por_Ávila	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Vía Bugalesa	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Prepal	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
AD-EV	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Otros	2,8	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
Blanco	0,5	Multimodal	n/a	Segmentación alta	Baja

II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)

Este análisis añade un plano composicional al diagnóstico principal. Los porcentajes están sujetos a restricción de suma constante; por ello, la variación en un actor siempre implica compensación en otros. Las transformaciones log-ratio de Aitchison permiten evaluar estabilidad en términos relativos (log-cocientes) y separar volatilidad aritmética de reestructuración composicional.

Valida la coherencia estructural de la estimación mediante técnicas composicionales (CLR/ILR), que respetan la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del sistema multipartidista.

Centros composicionales (media geométrica cerrada)

Se reportan centros composicionales (Aitchison): la media geométrica cerrada y dos centros robustos estimados en coordenadas CLR (Huber con escala SD y MAD). Cada columna suma 100 y preserva la lógica de proporciones y pesos relativos del sistema.

Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)

Partido	Media_comp	HuberSD_comp	HuberMAD_comp
PP	35.5	35.4	35.2
PSOE	31.1	30.5	28.8
VOX	18.5	18.7	19.2
IU-MS-VQ	6.9	7.0	7.7
Podemos-AV	3.6	3.6	3.6
SALF	0.7	0.8	0.8
UPL	0.0	0.0	0.0
PACMA	0.0	0.0	0.1
Ciudadanos	0.1	0.1	0.2
Soria_¡Ya!	0.0	0.0	0.2
Partido castellano-TC	0.2	0.2	0.2
Por_Ávila	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	2.5	2.7	3.3
Blanco	0.9	1.0	0.7

Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)

Partido	$\Delta(\text{Media_comp} - \text{Media_arit})$	$\Delta(\text{HuberSD_comp} - \text{Huber_SD_arit})$	$\Delta(\text{HuberMAD_comp} - \text{Huber_MAD_arit})$
PP	1.0	0.7	0.1
PSOE	0.8	-0.3	-2.3
VOX	0.4	0.6	0.9
IU-MS-VQ	0.1	0.3	0.9
Podemos-AV	0.1	0.0	0.0
SALF	-0.2	0.0	-0.1
UPL	-0.9	-0.7	0.0
PACMA	-0.3	-0.3	-0.2
Ciudadanos	-0.1	-0.1	0.0
Soria_¡Ya!	-0.4	-0.3	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
Por_Ávila	-0.1	-0.1	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	-0.3	0.0	0.5
Blanco	-0.1	0.2	0.2

10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$

	PP	PSOE	VOX	IU-MS-VQ	Podemos-AV	SALF	UPL	PACMA	Ciudadanos	Soria_iYa!	Partido castellano-TC	Por_Ávila	Vía Bugalesa	Prepal	AD-EV	Otros	Blanco
PP	0,000	0,011	0,011	0,050	0,017	0,524	105,211	49,748	0,669	48,273	0,038	88,833	68,325	61,741	70,987	0,265	0,389
PSOE	0,011	0,000	0,037	0,082	0,031	0,591	103,913	50,198	0,727	48,521	0,069	87,642	67,280	60,749	69,923	0,347	0,469
VOX	0,011	0,037	0,000	0,042	0,029	0,482	106,301	49,620	0,629	48,356	0,030	89,836	69,205	62,578	71,884	0,200	0,369
IU-MS-VQ	0,050	0,082	0,042	0,000	0,037	0,429	108,022	49,334	0,414	48,224	0,021	91,421	70,596	63,903	73,303	0,146	0,195
Podemos-AV	0,017	0,031	0,029	0,037	0,000	0,608	106,514	50,494	0,621	49,034	0,024	90,032	69,377	62,742	72,061	0,285	0,317
SALF	0,524	0,591	0,482	0,429	0,608	0,000	106,390	43,892	0,672	43,984	0,518	89,959	69,371	62,759	72,044	0,227	0,597
UPL	105,211	103,913	106,301	108,022	106,514	106,390	0,000	123,202	113,864	109,877	108,105	0,693	3,970	5,759	3,358	111,147	114,302
PACMA	49,748	50,198	49,620	49,334	50,494	43,892	123,202	0,000	48,550	4,681	50,544	109,392	92,455	87,134	94,631	46,868	48,709
Ciudadanos	0,669	0,727	0,629	0,414	0,621	0,672	113,864	48,550	0,000	47,912	0,557	96,849	75,413	68,520	78,208	0,328	0,431
Soria_iYa!	48,273	48,521	48,356	48,224	49,034	43,984	109,877	4,681	47,912	0,000	49,344	97,031	81,444	76,594	83,427	46,641	48,089
Partido castellano-TC	0,038	0,069	0,030	0,021	0,024	0,518	108,105	50,544	0,557	49,344	0,000	91,495	70,663	63,965	73,369	0,212	0,225
Por_Ávila	88,833	87,642	89,836	91,421	90,032	89,959	0,693	109,392	96,849	97,031	91,495	0,000	1,348	2,459	1,002	94,311	97,216
Vía Bugalesa	68,325	67,280	69,205	70,596	69,377	69,371	3,970	92,455	75,413	81,444	70,663	1,348	0,000	0,170	0,036	73,150	75,723
Prepal	61,741	60,749	62,578	63,903	62,742	62,759	5,759	87,134	68,520	76,594	63,965	2,459	0,170	0,000	0,326	66,347	68,792
AD-EV	70,987	69,923	71,884	73,303	72,061	72,044	3,358	94,631	78,208	83,427	73,369	1,002	0,033	0,326	0,000	75,907	78,519
Otros	0,265	0,347	0,200	0,146	0,285	0,227	111,147	46,868	0,328	46,641	0,212	94,311	73,150	66,347	75,907	0,000	0,294
Blanco	0,389	0,469	0,369	0,195	0,317	0,597	114,302	48,709	0,431	48,089	0,225	97,216	75,723	68,792	78,519	0,294	0,000

La matriz de variaciones, definida como la matriz de varianzas de log-ratios entre pares de componentes, permite caracterizar la estructura interna del sistema multipartidista en términos de estabilidad relativa. Cada elemento $v_{ij} = \text{Var}[\log(x_i/x_j)]$ mide la dispersión de la relación proporcional entre dos partidos a lo largo de los escenarios. Este enfoque evita los artefactos derivados de la restricción de suma constante y proporciona una métrica geoméricamente coherente en el espacio de Aitchison.

Valores próximos a cero indican invariancia estructural en la razón entre partidos, mientras que valores elevados reflejan sensibilidad relativa al escenario. Los primeros sugieren bloques competitivos estables o electorados parcialmente compartidos; los segundos identifican áreas de volatilidad sistémica y posibles trasvases inciertos.

Resumen de variación relacional por partido

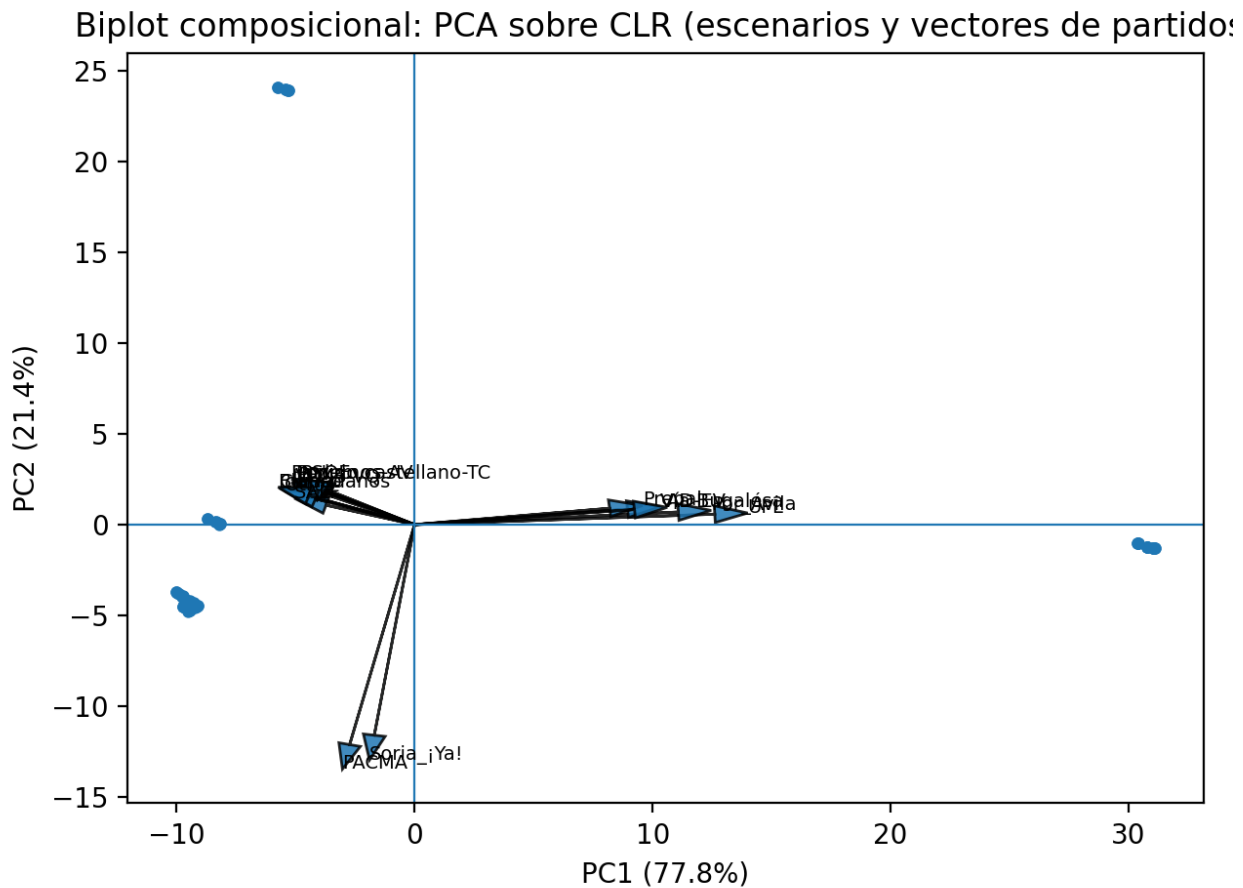
Tabla 11 — Media y máximo de Var[log-ratio]

Partido	VarLogRatio_media	VarLogRatio_max
PP	30.943	105.211
PSOE	30.662	103.913
VOX	31.225	106.301
IU-MS-VQ	31.639	108.022
Podemos-AV	31.389	106.514
SALF	30.815	106.390
UPL	83.164	123.202
PACMA	62.466	123.202
Ciudadanos	33.398	113.864
Soria_¡Ya!	58.214	109.877
Partido castellano-TC	31.824	108.105
Por_Ávila	70.595	109.392
Vía Bugalesa	55.533	92.455
Prepal	50.909	87.134
AD-EV	57.436	94.631
Otros	32.292	111.147
Blanco	33.415	114.302

*Cuanto menor, más estable

Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)

Se aplica un PCA sobre la matriz transformada en coordenadas CLR. En el biplot resultante, los puntos representan escenarios (estimaciones) proyectados en el plano PC1–PC2, y los vectores representan partidos (cargas) en el mismo plano. Vectores orientados en direcciones opuestas sugieren transferencia relativa (relación inversa en log-ratios) entre partidos; vectores con orientación similar indican co-movimiento relativo. La concentración de puntos refleja consenso entre escenarios; la dispersión refleja incertidumbre estructural sobre la redistribución relativa de masa de voto.



Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR

Este bloque evalúa reglas diagnósticas complementarias al plano porcentual. La lógica es distinguir entre estabilidad aparente en % y estabilidad relativa en geometría composicional (log-ratio), así como detectar balances sistémicos críticos mediante ILR.

Las métricas presentadas operan en niveles analíticos distintos. El estadístico Dip evalúa formalmente la existencia de multimodalidad en la distribución (dimensión topológica), mientras que M y CLR_M cuantifican la intensidad estructural continua derivada del coeficiente de bimodalidad de Sarle (dimensión de magnitud). Por su parte, el análisis CLR traslada la evaluación al espacio composicional log-ratio, captando relaciones relativas entre partidos y no únicamente niveles absolutos. En consecuencia, divergencias entre Dip, M y CLR no implican contradicción metodológica, sino que reflejan que cada indicador describe propiedades estructurales diferentes del sistema.

Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)

Se detectan actores con estabilidad estructural en % (IRP* alto, M bajo, unimodalidad) pero inestabilidad relativa en CLR. Esto sugiere que la estabilidad porcentual puede estar sostenida por compensaciones en el vector composicional (cambios en relaciones relativas).

- PP
- IU-MS-VQ
- Partido castellano-TC

Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)

Partido	IRP_star	M	CLR_IRP*	CLR_M	CLR_Dip_p
PP	0.959	0.000	0.499	0.438	0.000
IU-MS-VQ	0.814	0.000	0.385	0.550	0.000
Partido castellano-TC	0.825	0.000	0.424	0.450	0.000

Nota: IRP* $\in [0,1]$ mide la estabilidad estructural (valores próximos a 1 indican alta robustez del estimador). M $\in [0,1]$ refleja intensidad estructural (valores próximos a 0 indican cohesión; valores altos mayor fragmentación). En el plano composicional, CLR_IRP* mide estabilidad relativa en log-ratios, CLR_M la intensidad estructural relacional, y CLR_Dip_p corresponde al p-valor de la prueba de unimodalidad ($p < 0,05$ indica evidencia de multimodalidad).

Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)

Esta tabla presenta la estabilidad de los estimadores mediante un re-muestreo de escenarios completos. Los valores muestran la media de las réplicas y, entre paréntesis, el intervalo de confianza (5%-95%). Al procesar filas íntegras, se mantiene la interdependencia y la restricción de suma 100.

Partido / Escenario	Media	Mediana	Huber_SD	Huber_MAD
PP	34.52 (34.25-34.80)	34.41 (33.98-34.70)	34.44 (34.15-34.74)	34.44 (34.13-34.77)
PSOE	30.34 (29.72-30.92)	31.36 (29.80-32.27)	30.51 (29.81-31.16)	30.64 (29.72-31.65)
VOX	18.11 (17.71-18.54)	17.88 (17.54-18.23)	17.96 (17.54-18.42)	17.97 (17.52-18.46)
IU-MS-VQ	6.82 (6.52-7.13)	6.68 (6.43-6.92)	6.69 (6.41-7.00)	6.67 (6.39-6.97)
Podemos-AV	3.54 (3.44-3.64)	3.64 (3.41-3.73)	3.54 (3.42-3.65)	3.54 (3.43-3.65)
SALF	0.86 (0.77-0.96)	0.81 (0.71-1.04)	0.85 (0.74-0.95)	0.85 (0.75-0.95)
UPL	0.92 (0.59-1.26)	0.00 (0.00-0.00)	0.69 (0.32-1.12)	0.00 (0.00-0.00)
PACMA	0.30 (0.26-0.35)	0.29 (0.25-0.38)	0.31 (0.25-0.36)	0.30 (0.26-0.35)
Ciudadanos	0.18 (0.15-0.21)	0.13 (0.10-0.19)	0.17 (0.14-0.20)	0.16 (0.12-0.19)
Soria_¡Ya!	0.39 (0.30-0.48)	0.17 (0.16-0.18)	0.33 (0.23-0.45)	0.18 (0.17-0.20)
Partido castellano-TC	0.16 (0.15-0.16)	0.15 (0.15-0.16)	0.15 (0.15-0.16)	0.16 (0.15-0.16)
Por_Ávila	0.13 (0.08-0.17)	0.00 (0.00-0.00)	0.09 (0.04-0.16)	0.00 (0.00-0.00)
Vía Bugalesa	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Prepal	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)
AD-EV	0.01 (0.01-0.02)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Otros	2.76 (2.50-3.03)	2.53 (2.24-2.84)	2.69 (2.42-2.99)	2.71 (2.39-3.01)
Blanco	0.95 (0.79-1.11)	0.81 (0.72-0.85)	0.82 (0.71-0.97)	0.75 (0.68-0.81)

Partido / Escenario	SD	CV
PP	1.33 (1.15-1.50)	3.9% (3.3-4.3)
PSOE	2.94 (2.63-3.22)	9.7% (8.5-10.7)
VOX	1.96 (1.68-2.22)	10.8% (9.4-12.1)
IU-MS-VQ	1.47 (1.21-1.72)	21.6% (18.2-24.7)
Podemos-AV	0.48 (0.43-0.52)	13.5% (11.9-14.9)
SALF	0.45 (0.39-0.52)	52.4% (44.3-60.4)
UPL	1.71 (1.45-1.92)	194.2% (153.5-247.1)
PACMA	0.20 (0.18-0.22)	67.3% (55.3-79.9)
Ciudadanos	0.14 (0.11-0.17)	76.1% (63.5-88.4)
Soria_¡Ya!	0.46 (0.39-0.52)	119.2% (105.9-132.6)
Partido castellano-TC	0.03 (0.03-0.03)	18.9% (16.6-21.1)
Por_Ávila	0.24 (0.20-0.27)	194.8% (153.9-247.9)
Vía Bugalesa	0.02 (0.01-0.02)	195.8% (154.8-249.6)
Prepal	0.01 (0.00-0.01)	194.3% (153.5-247.3)
AD-EV	0.02 (0.02-0.02)	195.4% (154.5-248.8)
Otros	1.29 (1.14-1.45)	46.8% (41.5-52.1)
Blanco	0.77 (0.56-0.94)	80.8% (69.2-88.9)

La columna CV (Coeficiente de Variación) expresa la volatilidad relativa del partido. Valores menores al 10% indican una posición consolidada en todos los escenarios, mientras que valores superiores sugieren una fuerte dependencia de las condiciones de inercia e incertidumbre.

13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)

Interpretación: $CLR_i(x) = \log(x_i/g(x))$. Valores positivos indican que el partido está sistemáticamente por encima de la media geométrica del sistema (ventaja relativa); valores negativos, por debajo. Estabilidad alta (IRP* CLR elevado, M CLR bajo) implica que la posición relativa del partido es robusta bajo escenarios; inestabilidad CLR sugiere dependencia de reequilibrios del vector completo y no solo oscilación porcentual.

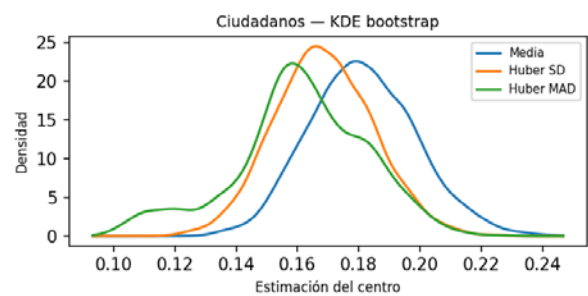
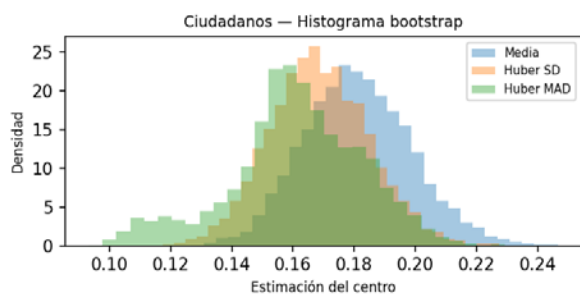
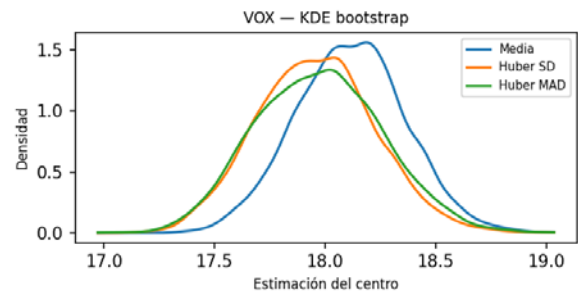
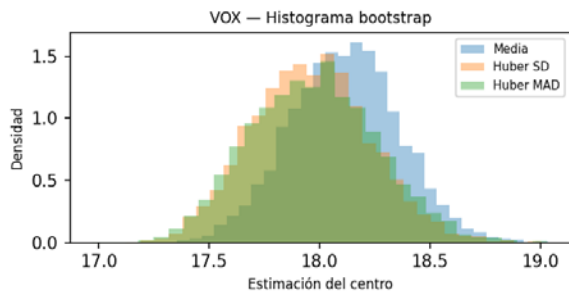
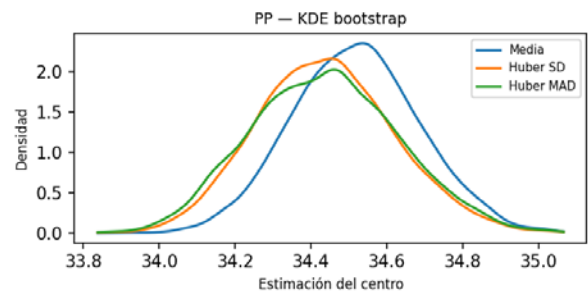
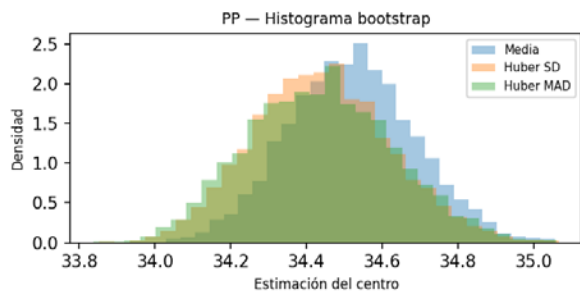
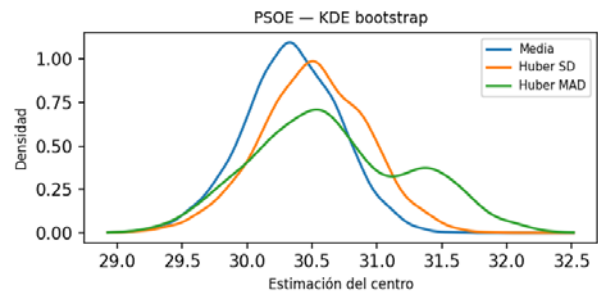
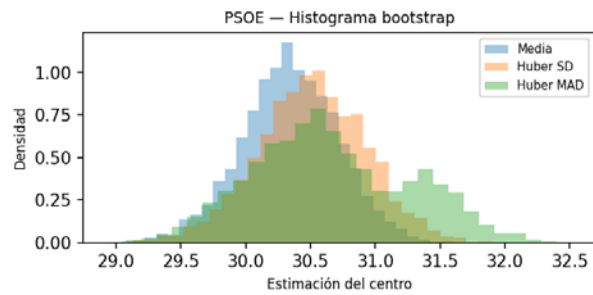
CLR: métricas por partido

Partido	CLR_mean	CLR_HuberMAD	CLR_Dip_p	CLR_Modalidad	CLR_BC	CLR_M	CLR_IRP*
PP	8.848	9.812	0.000	Multimodal	0.750	0.438	0.499
PSOE	8.715	9.611	0.000	Multimodal	0.716	0.361	0.564
VOX	8.198	9.205	0.000	Multimodal	0.766	0.474	0.457
IU-MS-VQ	7.204	8.288	0.000	Multimodal	0.800	0.550	0.385
Podemos-AV	6.561	7.525	0.000	Multimodal	0.739	0.414	0.490
SALF	4.968	6.056	0.000	Multimodal	0.862	0.689	0.239
UPL	-12.287	-16.446	0.000	Multimodal	0.981	0.958	0.033
PACMA	1.101	3.709	0.000	Multimodal	0.752	0.442	0.262
Ciudadanos	3.308	4.431	0.002	Multimodal	0.850	0.663	0.225
Soria_¡Ya!	1.612	4.368	0.000	Multimodal	0.902	0.779	0.130
Partido castellano-TC	3.430	4.471	0.000	Multimodal	0.755	0.450	0.424
Por_Ávila	-12.728	-16.446	0.000	Multimodal	0.977	0.948	0.042
Vía Bugalesa	-13.343	-16.446	0.000	Multimodal	0.968	0.927	0.060
Prepal	-13.559	-16.446	0.000	Multimodal	0.963	0.917	0.069
AD-EV	-13.258	-16.446	0.000	Multimodal	0.969	0.930	0.057
Otros	6.204	7.431	0.000	Multimodal	0.887	0.746	0.208
Blanco	5.028	6.223	0.000	Multimodal	0.870	0.707	0.230

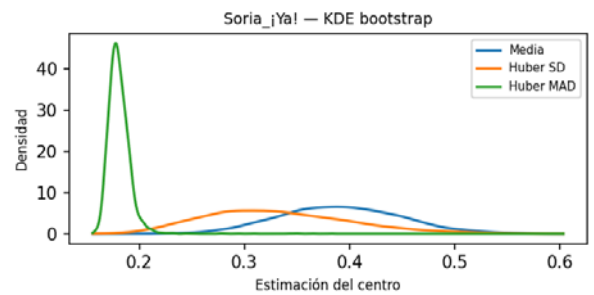
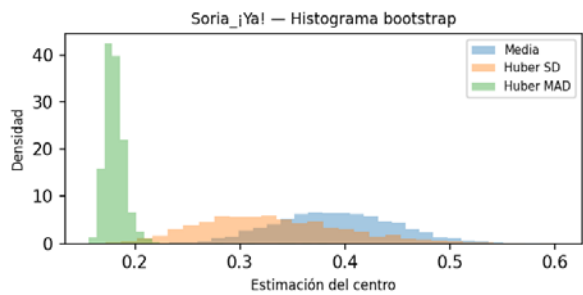
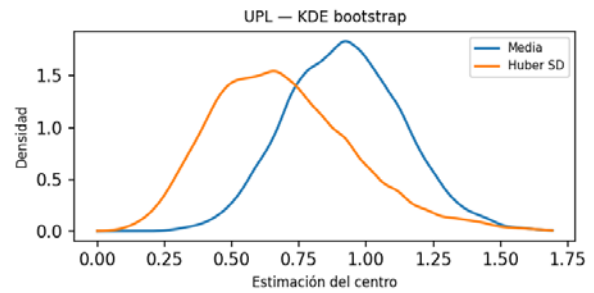
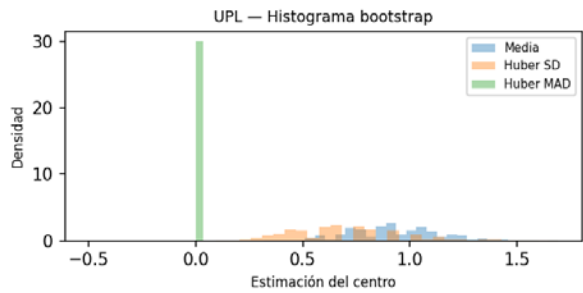
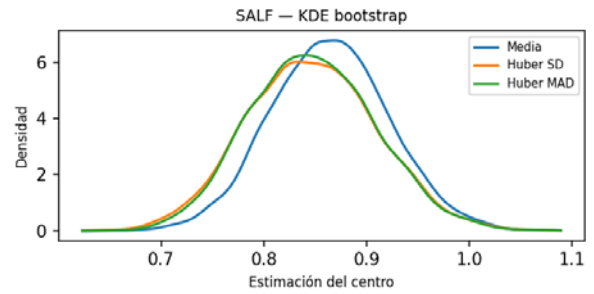
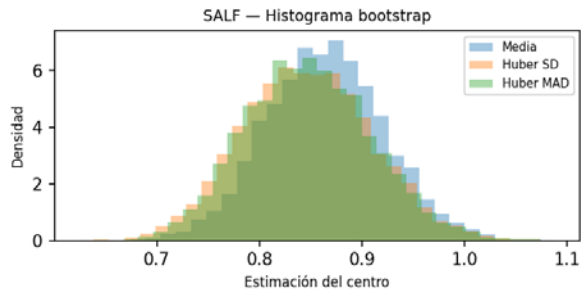
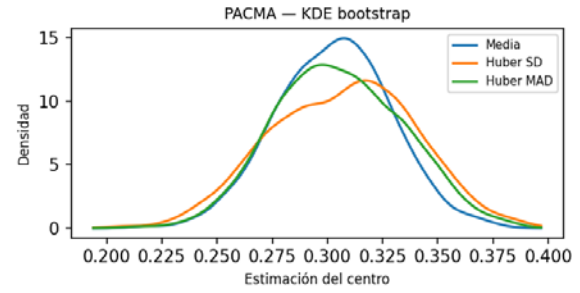
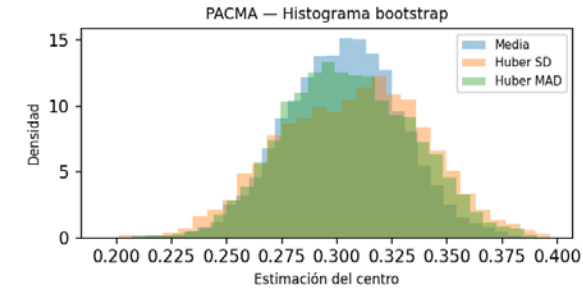
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central

Gráficos (B = 5000, IC 95%):

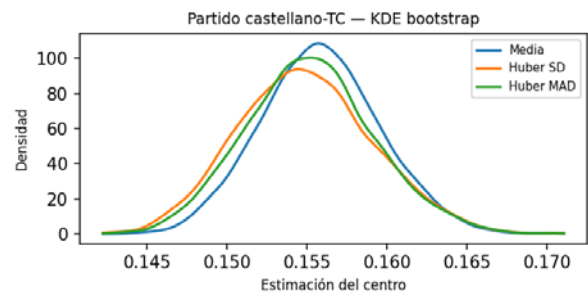
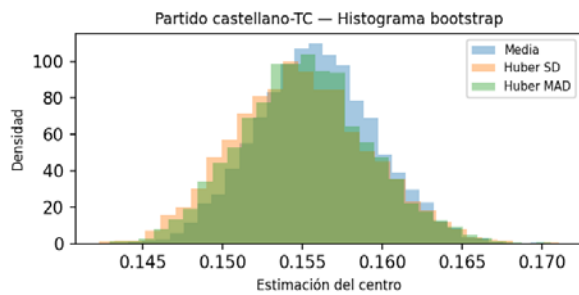
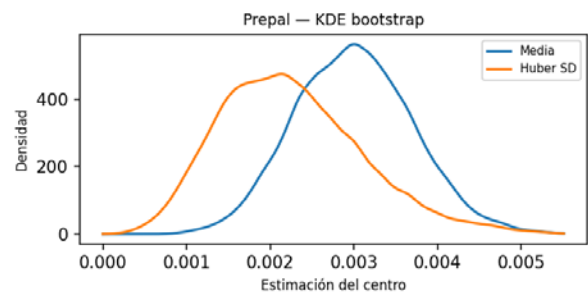
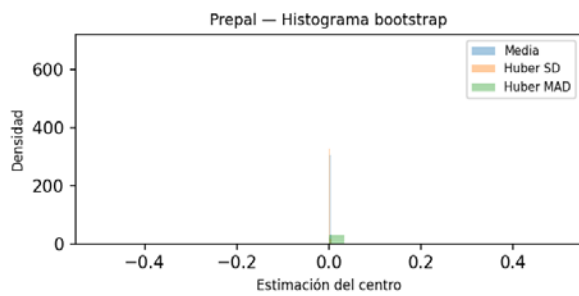
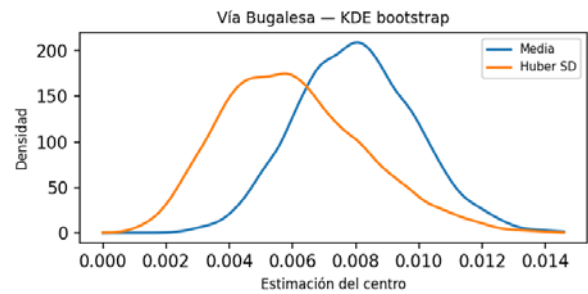
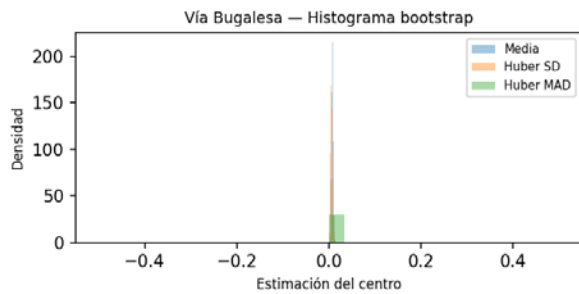
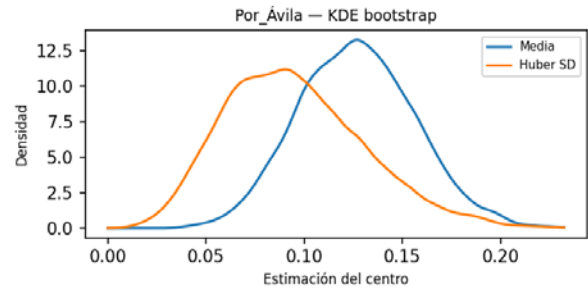
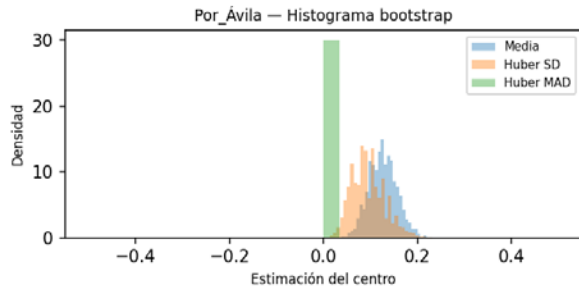
PSOE | PP | VOX | Ciudadanos



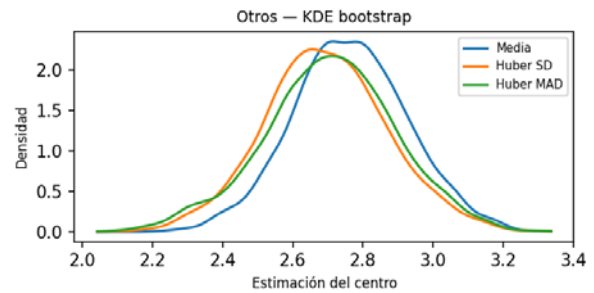
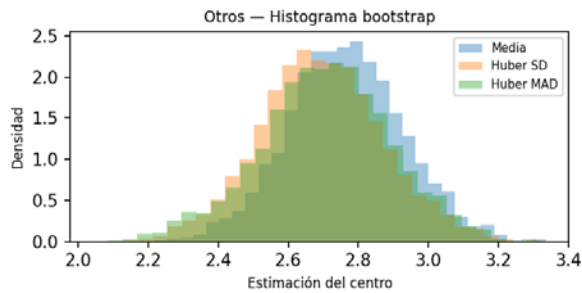
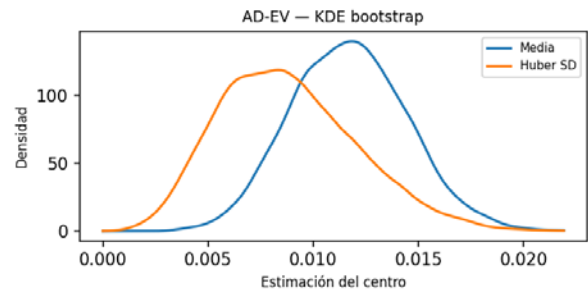
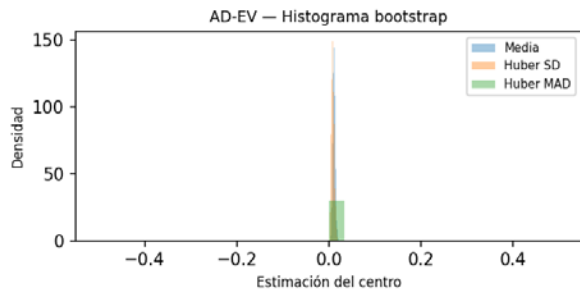
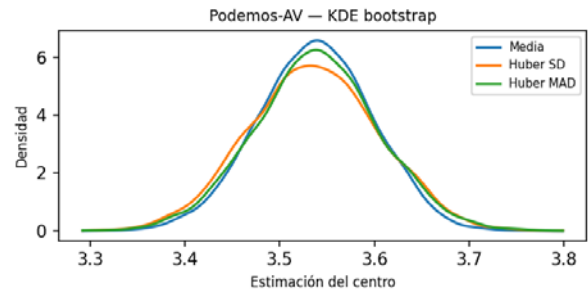
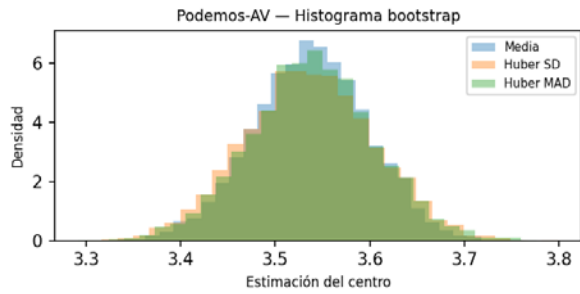
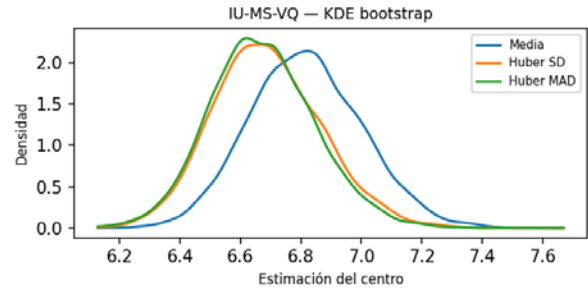
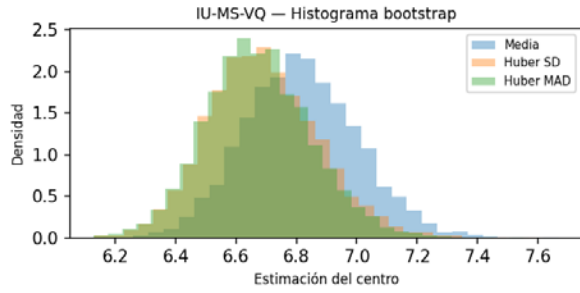
PACMA | SALF | UPL | Soria_¡Ya!



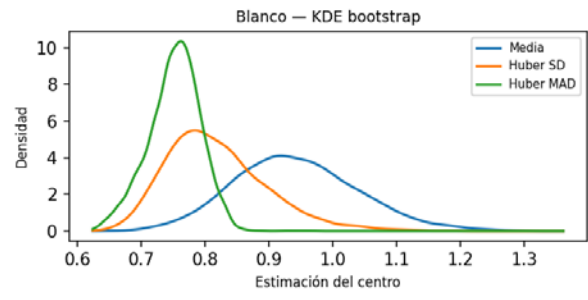
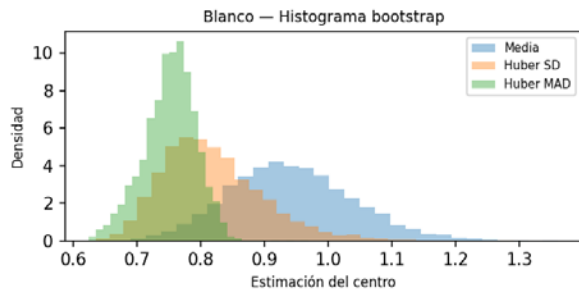
Por_Ávila | Vía Bugalesa | Prepal | Partido castellano-TC



IU-MS-VQ | Podemos-AV | AD-EV | Otros



Blanco



IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional

El presente anexo documenta el sistema metodológico implementado para la estimación robusta del centro y el diagnóstico estructural de las distribuciones de escenarios. El modelo integra estadística robusta, análisis de modalidad, medición de intensidad estructural y geometría composicional.

La arquitectura del sistema se organiza en cuatro planos analíticos: plano aritmético (centro), plano estructural (forma), plano intensivo (segmentación) y plano relacional composicional.

A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro

Se emplean cuatro estimadores: Media aritmética, Mediana, Huber-SD y Huber-MAD.

1. Media Aritmética

$$\bar{x} = (1/n) \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

La media es eficiente bajo normalidad, pero presenta función de influencia no acotada.

2. Mediana

m tal que $P(X \leq m) \geq 0.5$ y $P(X \geq m) \geq 0.5$

Equivalente a minimizar $\sum |x_i - \vartheta|$

Posee punto de ruptura del 50%.

3. Estimador de Huber (M-estimador)

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum \rho(x_i - \vartheta)$$

$$\rho(r) = \frac{1}{2}r^2 \text{ si } |r| \leq c; \quad c|r| - \frac{1}{2}c^2 \text{ si } |r| > c$$

$$\psi(r) = r \text{ si } |r| \leq c; \quad c \cdot \operatorname{sign}(r) \text{ si } |r| > c$$

$$\text{Implementación iterativa: } \mu_{t+1} = (\sum w_i x_i) / (\sum w_i)$$

$$\text{Pesos: } w_i = 1 \text{ si } |r_i| \leq c; \quad c / |r_i| \text{ si } |r_i| > c$$

Con $c = 1.345 \cdot s$ ($\approx 95\%$ eficiencia bajo normalidad).

4. Escalas Utilizadas

$$\text{Desviación estándar: } s = \sqrt{[1/(n-1)] \cdot \sum (x_i - \bar{x})^2}$$

$$\text{MAD} = \text{mediana}(|x_i - \text{mediana}(x)|)$$

$$\sigma_{\text{rob}} = 1.4826 \cdot \text{MAD}$$

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)

$$CV_{\text{rob}} = (1.4826 \cdot \text{MAD}) / \hat{\mu}$$

$$S = |\bar{x} - \hat{\mu}| / \hat{\mu}$$

$$\text{IRP} = 1 / (1 + CV_{\text{rob}} + S)$$

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$

B. Plano Estructural: Forma y Cohesión

1. Modalidad Formal (Test Dip)

$$\text{Dip} = \sup |F_n(x) - F_{\text{unimodal}}(x)|$$

Criterio: $p < 0.05$ indica multimodalidad.

2. Coeficiente de Bimodalidad (BC)

$$BC = (g_1^2 + 1) / (g_2 + 3)$$

3. Score M

$$M = \operatorname{clip}[(BC - BC_{\text{ref}}) / (1 - BC_{\text{ref}}), 0, 1]$$

C. Plano Relacional: Análisis Composicional

$$S^D = \{x \in \mathbb{R}^{D^+} : \sum x_i = 1\}$$

$$g_i = (\prod x_{ij})^{1/n} / \sum (\prod x_{kj})^{1/n}$$

$$\begin{aligned} \text{clr}(x_i) &= \ln(x_i / g(x)) \\ \text{ilr} &= \sqrt{rs/(r+s)} \cdot \ln(g(x_R) / g(x_S)) \\ T_{ij} &= \text{Var}[\ln(x_i / x_j)] \end{aligned}$$

D. Integración Multinivel del Diagnóstico

$$\mathcal{D} = f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*, \text{CLR}, \text{ILR}, T_{ij})$$

E. Eficiencia y Remuestreo

$$\begin{aligned} \text{Eff} &= (\text{SE}_{\text{mediana}} / \text{SE}_{\text{estimador}})^2 \\ \text{Eff}^* &= \text{Eff} \cdot (1 - M) \end{aligned}$$

F. Regla de Decisión Automática

$$\hat{\vartheta} = \text{argmax } \text{Eff}^*(\vartheta)$$

G. Propiedades del Sistema

- Separabilidad entre forma y estabilidad.
- Robustez ante valores atípicos.
- Coherencia geométrica bajo clausura.
- Sensibilidad a transiciones estructurales.
- Adecuación para $n \approx 50-100$.

H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima

El sistema implementa una secuencia analítica estructurada que garantiza coherencia entre forma distributiva, intensidad estructural y estabilidad del centro.

1. Entrada: vectores de escenarios porcentuales (datos cerrados, suma=100).
2. Estimación robusta del centro: Media, Mediana, Huber-SD, Huber-MAD.
3. Diagnóstico estructural:
 - Modalidad formal (Dip).
 - Propensión a segmentación (BC).
 - Intensidad estructural normalizada (M).
4. Penalización estructural de la estabilidad:

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$
5. Evaluación de precisión mediante bootstrap:

$$\text{Eff}^* = \text{Eff} \cdot (1 - M)$$
6. Regla automática de selección:
 - a) Si $M > 0.60 \rightarrow$ se prioriza Huber (mezcla intensa).
 - b) Si $M \leq 0.60 \rightarrow$ se selecciona el estimador con mayor Eff^* .
 - c) Si $M > 0.80 \rightarrow$ se sugiere evaluación mediante modelos de mezcla.

La robustez del sistema deriva de tres mecanismos integrados:

- Separación analítica entre modalidad e intensidad.
- Penalización estructural explícita de estabilidad y eficiencia.
- Regla decisional no ad hoc, basada en umbrales paramétricos definidos ex ante.

En diseños basados en escenarios esta arquitectura evita seleccionar estimadores únicamente por precisión muestral cuando existe fragmentación interna, garantizando coherencia entre forma distributiva y centro recomendado. La selección del incorpora explícitamente diagnóstico estructural e intensidad de segmentación, evitando decisiones sesgadas bajo heterogeneidad distributiva.

La robustez del sistema deriva de la integración secuencial de estos niveles.

Formalmente, el estimador recomendado puede expresarse como:

$$\hat{\theta} = \text{argmax}_{\{\theta \in \Theta\}} \text{Eff}^*(\theta)$$

$$\text{Eff}^*(\theta) = \text{Eff}(\theta) \cdot (1 - M)$$

$$\Theta = \{\text{Media}, \text{Mediana}, \text{Huber_SD}, \text{Huber_MAD}\}$$

$M \in [0,1]$ actúa como penalización estructural multiplicativa.

V Referencias Metodológicas

- Aitchison, J. (1982). The statistical analysis of compositional data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 44(2), 139–177.
- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman & Hall, London. (Reprinted 2003, Blackburn Press).
- Aitchison, J. (1997). The one-hour course in compositional data analysis or compositional data analysis is simple. In V. Pawlowsky-Glahn (Ed.), *Proceedings of iAMG'97 – The Third Annual Conference of the International Association for Mathematical Geology* (pp. 3–35). CIMNE, Barcelona.
- Aitchison, J., Barceló-Vidal, C., Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2002). A concise guide for the algebraic-geometric structure of the simplex, the sample space for compositional data analysis. In U. Bayer, H. Burger, & W. Skala (Eds.), *Proceedings of iAMG'02* (pp. 387–392). Alfred-Wegener-Stiftung, Berlin.
- Aitchison, J., & Greenacre, M. (2002). Biplots for compositional data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics)*, 51(4), 375–392.
- Aitchison, J., & Shen, S. M. (1980). Logistic-normal distributions: Some properties and uses. *Biometrika*, 67(2), 261–272.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019a). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261. Barómetro de septiembre 2019.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019b). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019.
- Alaminos, A. (2024). Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (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, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023a). Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. Colección Cuadernos Metodológicos (Vol. 63). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023b). Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. *Revista Sistema*, 267, 3–37.
- Alaminos, A. (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.
- Alaminos, A. (2021). Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: Revista de Ciencias Sociales*, 260, 17–34.
- Billheimer, D., Guttorp, P., & Fagan, W. F. (2001). Statistical interpretation of species composition. *Journal of the American Statistical Association*, 96(456), 1205–1214.
- Chayes, F. (1960). On correlation between variables of constant sum. *Journal of Geophysical Research*, 65(12), 4185–4193.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2005). Groups of parts and their balances in compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 37(7), 795–828.
- Egozcue, J. J., Pawlowsky-Glahn, V., Mateu-Figueras, G., & Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279–300.
- Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The Dip Test of Unimodality. *The Annals of Statistics*, 13(1), 70–84.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73–101.
- Huber, P. J. (1981). *Robust Statistics*. Wiley, New York.
- Martín-Fernández, J. A., Barceló-Vidal, C., & Pawlowsky-Glahn, V. (2003). Dealing with zeros and missing values in compositional data sets using nonparametric imputation. *Mathematical Geology*, 35(3), 253–278.
- Pawlowsky-Glahn, V., & Egozcue, J. J. (2002). BLU estimators and compositional data. *Mathematical Geology*, 34(3), 259–274.

- Rousseeuw, P. J., & Croux, C. (1993). Alternatives to the Median Absolute Deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1273–1283.
- Sarle, W. S. (1987). Bimodality coefficient. SAS Technical Report.
- Smithson, M., & Broomell, S. B. (2022). Compositional data analysis tutorial for social science researchers: Techniques for dealing with percentage and constrained-sum data. *Psychological Methods*.
<https://doi.org/10.1037/met0000464>

Análisis de escenarios del estudio 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León' (ECIS3545)

Modelo bifactorial Inercia–Incertidumbre · output técnico

Unidad de Ciencia Social Computacional

Gabinete de Presidencia

Centro de Investigaciones Sociológicas

SORIA

Contenido

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos	220
1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos	220
I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente	222
Tabla 1 — Estimadores centrales	222
Tabla 2 — Robustez	223
Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico	224
Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización	225
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)	225
Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)	226
Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable	227
Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez	228
Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)	229
Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)	231
II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)	232
Centros composicionales (media geométrica cerrada)	232
Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)	232
Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)	233
10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$	234
Resumen de variación relacional por partido	235
Tabla 11 — Media y máximo de $\text{Var}[\log\text{-ratio}]$	235
Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)	236
Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR	237
Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)	237
Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)	237
Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)	238
13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)	239
CLR: métricas por partido	239
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central	240
IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional	245
A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro	245
1. Media Aritmética	245
2. Mediana	245
3. Estimador de Huber (M-estimador)	245
4. Escalas Utilizadas	245
5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)	245
B. Plano Estructural: Forma y Cohesión	245

1. Modalidad Formal (Test Dip).....	245
2. Coeficiente de Bimodalidad (BC).....	245
3. Score M.....	245
C. Plano Relacional: Análisis Composicional	245
D. Integración Multinivel del Diagnóstico	246
E. Eficiencia y Remuestreo	246
F. Regla de Decisión Automática	246
G. Propiedades del Sistema.....	246
H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima	246
V Referencias Metodológicas.....	247

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos

1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos

Diseño: la demoscopia tradicional ha operado históricamente bajo la lógica de la 'foto fija': un intento de capturar la intención de voto en a) un instante preciso del tiempo, b) bajo el supuesto de una distribución normal y c) de estacionariedad del fenómeno medido. Sin embargo, en los sistemas electorales contemporáneos definidos por la fragmentación y la volatilidad, esta aproximación resulta limitada. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre surge como una respuesta metodológica que amplía el foco incluyendo junto a la medición del apoyo electoral una evaluación de la estabilidad estructural de dicho apoyo.

Este modelo se basa en un diseño de escenarios de estrés generados a partir de muestras aleatorias. La pregunta que responde el modelo no es solo ¿cuántos votos tiene hoy un partido?, sino que traslada la pregunta a un marco de incertidumbre en donde se reformula como '¿cuál es potencial electoral de un partido en el momento de la medición? La reformulación del enfoque abre analíticamente la puerta a múltiples preguntas con finalidad diagnóstica: ¿qué resiliencia posee un partido para resistir ante cambios drásticos en la inercia del voto o ante picos de incertidumbre? (Alaminos y Tezanos, 2029a, 2019b; Alaminos, 2021, 2022, 2024) Para ello, el modelo genera un espacio de posibilidades proyectadas donde cada escenario representa una combinación única de fuerzas, obligando al sistema a comportarse bajo diferentes presiones.

La fundamentación teórica del modelo facilita su motor de generación de escenarios, cuya construcción ha sido desarrollada en diversas publicaciones (Alaminos y Alaminos-Fernández, 2023a, 2023b, 2024). El algoritmo procesa una matriz de 63 combinaciones generada mediante dos vectores críticos:

- El Factor Inercia: representa la fuerza de retención y la lealtad histórica del voto.
- El Factor Incertidumbre: representa la volatilidad, el impacto de eventos inesperados.

Un aspecto metodológico fundamental es la Naturaleza Composicional de los datos (suma constante = 100%). Esto implica que los datos no son independientes: si un partido crece, necesariamente debe hacerlo a costa de la erosión de otros actores. El modelo de Alaminos-Tezanos captura esta interdependencia, permitiendo un diagnóstico de la condicionalidad de los escenarios. Finalmente, el software implementa una regla de decisión para la Selección Automática del Estimador basada en la Eficiencia Penalizada, obtenida mediante Bootstrap. Las métricas de Robustez (IRP*) y Estructura (Dip/BC) evalúan la capacidad de cada partido para mantener su posición o dominar el espacio bajo las tensiones cruzadas de los escenarios. Matemáticamente, el sistema puede expresarse como: Diagnóstico = $f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*)$. Esta formulación separa claramente forma, cohesión y estabilidad, evitando inferencias erróneas derivadas de confiar exclusivamente en contrastes de hipótesis o en estadísticas de momento aisladas. El modelo es especialmente adecuado para tamaños muestrales moderados ($n \approx 50-100$), donde los contrastes formales pueden carecer de potencia suficiente para detectar segmentaciones suaves.

Finalmente se efectúa un análisis sistémico mediante un análisis composicional (CLR/ILR) con el objetivo de complementar la lectura porcentual tradicional y distinguir entre estabilidad aritmética y estabilidad estructural relativa. Dado que las estimaciones están sujetas a restricción de suma constante, una aparente estabilidad en porcentaje puede sostenerse sobre reequilibrios internos del conjunto. Las transformaciones log-ratio permiten evaluar la robustez de las posiciones relativas entre actores y detectar balances sistémicos donde puedan emerger subregímenes. En consecuencia, el análisis identifica si las variaciones responden a tensiones compensatorias dentro de un mismo régimen o a configuraciones estructurales alternativas bajo los escenarios considerados. La estimación de centros se complementa a efectos diagnósticos con promedios composicionales para respetar la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del dato. La media composicional (Aitchison mean) se calcula como el promedio en coordenadas CLR (log-ratios centrados) y se transforma posteriormente mediante la inversa CLR, aplicando finalmente un cierre a suma 100. Los centros robustos se obtienen mediante varios estimados incluyendo un Huber composicional, estimando la localización robusta por componente en el espacio CLR y aplicando un recentro a suma cero (condición geométrica de las coordenadas CLR) antes de invertir la transformación y cerrar de nuevo a 100. De este modo, el centro resultante refleja proporciones relativas del sistema y no depende de un nivel absoluto. Este procedimiento mantiene la interdependencia entre componentes y evita diagnósticos distorsionados por outliers o desplazamientos compensatorios entre partidos.

El presente informe se estructura en dos bloques analíticos complementarios, diseñados para responder a preguntas metodológicamente diferenciadas. El primer bloque aborda la estimación puntual del voto desde una perspectiva de estadística robusta univariable, cuyo objetivo es determinar cuál es la mejor estimación central a partir de los escenarios disponibles, evaluando estabilidad, sensibilidad y eficiencia de los estimadores.

El segundo bloque introduce un análisis composicional, orientado a validar la coherencia estructural del sistema multipartidista bajo la restricción de suma constante. En este nivel, la atención se desplaza desde los valores absolutos hacia las relaciones relativas entre partidos, empleando transformaciones log-ratio (CLR/ILR) y herramientas geométricas asociadas. Consideradas conjuntamente, las dos aproximaciones permiten determinar tanto la mejor estimación puntual como la consistencia estructural del sistema que la sostiene.

I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente

Tabla 1 — Estimadores centrales

Partido	Huber (escala SD)	Huber (escala MAD)	Media aritmética	Mediana
PSOE	33,3	33,4	33,2	33,3
PP	25,2	24,6	25,6	24,0
Soria_¡Ya!	17,4	19,2	16,4	20,4
VOX	14,9	14,9	14,9	14,7
IU-MS-VQ	3,4	3,3	3,5	3,1
SALF	1,1	1,1	1,1	1,1
Podemos-AV	1,2	1,0	1,4	0,9
UPL	0,7	0,0	0,9	0,0
Por_Ávila	0,1	0,0	0,1	0,0
Ciudadanos	0,0	0,0	0,0	0,0
PACMA	0,0	0,0	0,1	0,0
Prepal	0,0	0,0	0,0	0,0
Vía Bugalesa	0,0	0,0	0,0	0,0
Partido castellano-TC	0,0	0,0	0,0	0,0
AD-EV	0,0	0,0	0,0	0,0
Otros	2,2	2,2	2,2	2,1
Blanco	0,5	0,3	0,6	0,4

Tabla 2 — Robustez

Partido	Volatilidad robusta	Sensibilidad a extremos	Índice de robustez (IRP)	Cohesión interna (BC, si Dip=Unimodal)
PSOE	0,05	0,00	0,95	Cohesión alta
PP	0,12	0,04	0,86	
Soria_¡Ya!	0,20	0,14	0,74	
VOX	0,09	0,00	0,91	
IU-MS-VQ	0,16	0,08	0,81	Cohesión baja
SALF	0,59	0,02	0,62	
Podemos-AV	0,35	0,34	0,59	
UPL				
Por_Ávila				
Ciudadanos				Cohesión baja
PACMA				
Prepal				
Vía Bugalesa				
Partido castellano-TC				
AD-EV				
Otros	0,42	0,02	0,70	Cohesión alta
Blanco	0,19	0,38	0,63	Cohesión baja

Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico

Partido	Dip (p-valor)	Modalidad (Dip)	BC Sarle (consenso/estrés)	Score multimodalidad (M) desde BC	Robustez ajustada (IRP*)	Intensidad estructural (M)
PSOE	0,992	Unimodal	0,33	0,00	0,95	Baja fragmentación latente
PP	0,001	Multimodal	0,75	0,44	0,48	Segmentación moderada
Soria_¡Ya!	0,000	Multimodal	0,85	0,66	0,25	Segmentación moderada
VOX	0,005	Multimodal	0,63	0,17	0,76	Segmentación leve
IU-MS-VQ	0,182	Unimodal	0,78	0,51	0,39	Alta tensión interna
SALF	0,044	Multimodal	0,47	0,00	0,62	Segmentación leve
Podemos-AV	0,000	Multimodal	0,90	0,78	0,13	Segmentación alta
UPL	0,000	Multimodal	1,00	1,00		Segmentación extrema
Por_Ávila	0,001	Multimodal	0,99	0,97		Segmentación extrema
Ciudadanos	0,550	Unimodal	0,89	0,76		Alta tensión interna
PACMA	0,001	Multimodal	0,98	0,96		Segmentación extrema
Prepal	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
Vía Bugalesa	0,004	Multimodal	0,96	0,91		Segmentación extrema
Partido castellano-TC	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
AD-EV	0,002	Multimodal	0,97	0,94		Segmentación extrema
Otros	0,471	Unimodal	0,42	0,00	0,70	Baja fragmentación latente
Blanco	0,361	Unimodal	0,97	0,92	0,05	Alta tensión interna

Nota: la prueba de Dip y el Coeficiente de Bimodality (BC) evalúan la morfología de la distribución del partido a través de los escenarios. El Dip (p-valor) determina la presencia de multimodalidad ($p < 0,05$ implica rechazo de unimodalidad), mientras que el BC no decide modalidad, sino que actúa como indicador de consenso y estrés estructural. En contextos unimodales, valores elevados de BC pueden señalar aplanamiento o proximidad a transición ($\approx 0,555$). El Score M, derivado y normalizado a partir del BC, cuantifica la intensidad de segmentación entre escenarios y ajusta la robustez mediante $IRP^* = IRP \cdot (1 - M)$. El IRP mide la resiliencia del partido frente a la variabilidad de escenarios; un IRP^* alto indica posición estructuralmente estable y poco dependiente de las fluctuaciones del sistema.

Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización

Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)

Partido	SE Huber(SD)	SE Huber(MAD)	SE Media	SE Mediana	Eff vs Med (Huber SD)	Eff vs Med (Huber MAD)	Eff vs Med (Media)
PSOE	0,35	0,30	0,34	0,18	0,25	0,34	0,26
PP	0,70	0,64	0,58	0,39	0,30	0,37	0,44
Soria_¡Ya!	1,30	1,14	1,06	0,54	0,17	0,22	0,25
VOX	0,14	0,14	0,12	0,25	3,45	3,36	4,23
IU-MS-VQ	0,13	0,14	0,11	0,10	0,66	0,56	0,81
SALF	0,07	0,07	0,07	0,08	1,30	1,25	1,38
Podemos- AV	0,14	0,08	0,12	0,06	0,21	0,59	0,31
UPL	0,26	0,00	0,21	0,00			
Por_Ávila	0,04	0,00	0,03	0,00			
Ciudadanos	0,00	0,00	0,01	0,00			
PACMA	0,02	0,00	0,01	0,00			
Prepal	0,00	0,00	0,00	0,00			
Vía	0,00	0,00	0,00	0,00			
Bugalesa Partido castellano- TC	0,01	0,00	0,01	0,00			
AD-EV	0,00	0,00	0,00	0,00			
Otros	0,14	0,14	0,13	0,19	1,93	1,83	2,09
Blanco	0,04	0,01	0,05	0,01	0,05	0,79	0,03

Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)

Partido	Eff* Huber(SD)	Eff* Huber(MAD)	Eff* Media	Mejor (Eff)	Mejor (Eff*)
PSOE	0,25	0,34	0,26	Mediana	Mediana
PP	0,17	0,21	0,25	Mediana	Mediana
Soria_¡Ya!	0,06	0,07	0,08	Mediana	Huber_MAD
VOX	2,87	2,79	3,52	Media	Media
IU-MS-VQ	0,32	0,27	0,40	Mediana	Mediana
SALF	1,30	1,25	1,38	Media	Media
Podemos-AV	0,05	0,13	0,07	Mediana	Huber_MAD
UPL				Mediana**	Mediana**
Por_Ávila				Mediana**	Mediana**
Ciudadanos				Mediana*	Mediana*
PACMA				Mediana**	Mediana**
Prepal				Mediana**	Mediana**
Vía Bugalesa				Mediana*	Mediana*
Partido castellano-TC				Mediana**	Mediana**
AD-EV				Mediana*	Mediana*
Otros	1,93	1,83	2,09	Media	Media
Blanco	0,00	0,06	0,00	Mediana	Huber_MAD

* Distribución puntual bootstrap: SE bootstrap de la mediana prácticamente nulo ($SE < 1e-6$), sin evidencia de mezcla extrema.

** Multimodalidad extrema: $M > 0,95$. La penalización estructural hace $Eff^* \approx 0$; se recomienda GMM.

Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable

Partido	Media (IC 95%)	Huber SD (IC 95%)	Huber MAD (IC 95%)
PSOE	33,2 [32,5, 33,9]	33,3 [32,6, 33,9]	33,3 [32,7, 33,9]
PP	25,6 [24,5, 26,8]	25,1 [23,9, 26,7]	24,5 [23,6, 26,2]
Soria_¡Ya!	16,4 [14,2, 18,4]	17,4 [14,4, 19,5]	19,1 [16,4, 20,7]
VOX	14,9 [14,6, 15,1]	14,9 [14,6, 15,1]	14,9 [14,6, 15,1]
IU-MS-VQ	3,5 [3,3, 3,7]	3,4 [3,2, 3,7]	3,3 [3,1, 3,6]
SALF	1,1 [1,0, 1,3]	1,1 [1,0, 1,3]	1,1 [1,0, 1,3]
Podemos-AV	1,4 [1,1, 1,6]	1,2 [1,0, 1,6]	1,0 [0,9, 1,2]
UPL	0,9 [0,5, 1,4]	0,7 [0,3, 1,3]	0,0 [0,0, 0,0]
Por_Ávila	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,2]	0,0 [0,0, 0,0]
Ciudadanos	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
PACMA	0,1 [0,0, 0,1]	0,0 [0,0, 0,1]	0,0 [0,0, 0,0]
Prepal	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Vía Bugalesa	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Partido castellano-TC	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
AD-EV	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Otros	2,2 [2,0, 2,5]	2,2 [1,9, 2,5]	2,2 [1,9, 2,5]
Blanco	0,5 [0,4, 0,6]	0,4 [0,4, 0,5]	0,4 [0,3, 0,4]

Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez

Partido	% estimado (óptimo recomendado normalizado)	Estimador óptimo recomendado	Justificación (valor original, Eff*, IRP*, M)
PSOE	33,3	Mediana	Valor=33.336; Eff*=1.00, IRP*=0.95, M=0.00
PP	24,0	Mediana	Valor=23.999; Eff*=0.56, IRP*=0.48, M=0.44 → centro inestable
Soria_¡Ya!	19,2	Huber_MAD	Valor=19.115; Eff*=0.07, IRP*=0.25, M=0.66 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
VOX	14,9	Media	Valor=14.880; Eff*=3.52, IRP*=0.76, M=0.17
IU-MS-VQ	3,1	Mediana	Valor=3.147; Eff*=0.49, IRP*=0.39, M=0.51 → centro inestable
SALF	1,1	Media	Valor=1.148; Eff*=1.38, IRP*=0.62, M=0.00
Podemos-AV	1,0	Huber_MAD	Valor=1.015; Eff*=0.13, IRP*=0.13, M=0.78 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
UPL	0,7	Mediana	Valor=0.667; Eff*=, IRP*=, M=1.00 → mezcla (Huber recomendado)
Por_Ávila	0,1	Mediana	Valor=0.092; Eff*=, IRP*=, M=0.97 → mezcla (Huber recomendado)
Ciudadanos	0,0	Mediana	Valor=0.012; Eff*=, IRP*=, M=0.76 → mezcla (Huber recomendado)
PACMA	0,0	Mediana	Valor=0.041; Eff*=, IRP*=, M=0.96 → mezcla (Huber recomendado)
Prepal	0,0	Mediana	Valor=0.002; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
Vía Bugalesa	0,0	Mediana	Valor=0.006; Eff*=, IRP*=, M=0.91 → mezcla (Huber recomendado)
Partido castellano-TC	0,0	Mediana	Valor=0.019; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
AD-EV	0,0	Mediana	Valor=0.009; Eff*=, IRP*=, M=0.94 → mezcla (Huber recomendado)
Otros	2,2	Media	Valor=2.217; Eff*=2.09, IRP*=0.70, M=0.00
Blanco	0,4	Huber_MAD	Valor=0.360; Eff*=0.06, IRP*=0.05, M=0.92 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)

Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)

Partido	Score M	Modalidad	Estimador actual	Diagnóstico estructural	Recomendación avanzada
UPL	1,00		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Por_Ávila	0,97		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
PACMA	0,96		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Prepal	0,99		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Vía Bugalesa	0,91	Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Partido castellano-TC	0,99	Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
AD-EV	0,94	Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Blanco	0,92	Huber_MAD	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Nota técnica: Para valores de M superiores a 0,80 el sistema detecta segmentación estructural del electorado. El uso de Huber mejora la robustez frente a extremos, pero no modeliza la coexistencia de subpoblaciones latentes. En estos casos se recomienda estimar un Gaussian Mixture Model (GMM) para identificar centros múltiples y sus probabilidades asociadas.

Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)

Partido	% estimado	Modalidad (Dip)	Cohesión interna (BC)	Intensidad (M)	Robustez (IRP*)
PSOE	33,3	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
PP	24,0	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
Soria_¡Ya!	19,2	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
VOX	14,9	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
IU-MS-VQ	3,1	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	Baja
SALF	1,1	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Podemos-AV	1,0	Multimodal	n/a	Segmentación alta	Baja
UPL	0,7	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Por_Ávila	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Ciudadanos	0,0	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	No evaluable
PACMA	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Prepal	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Vía Bugalesa	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Partido castellano-TC	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
AD-EV	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Otros	2,2	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
Blanco	0,4	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	Baja

II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)

Este análisis añade un plano composicional al diagnóstico principal. Los porcentajes están sujetos a restricción de suma constante; por ello, la variación en un actor siempre implica compensación en otros. Las transformaciones log-ratio de Aitchison permiten evaluar estabilidad en términos relativos (log-cocientes) y separar volatilidad aritmética de reestructuración composicional.

Valida la coherencia estructural de la estimación mediante técnicas composicionales (CLR/ILR), que respetan la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del sistema multipartidista.

Centros composicionales (media geométrica cerrada)

Se reportan centros composicionales (Aitchison): la media geométrica cerrada y dos centros robustos estimados en coordenadas CLR (Huber con escala SD y MAD). Cada columna suma 100 y preserva la lógica de proporciones y pesos relativos del sistema.

Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)

Partido	Media_comp	HuberSD_comp	HuberMAD_comp
PSOE	36.0	35.5	33.3
PP	27.4	26.4	23.4
Soria_¡Ya!	11.9	14.0	20.9
VOX	16.1	15.8	15.2
IU-MS-VQ	3.7	3.5	3.1
SALF	1.1	1.1	1.1
Podemos-AV	1.2	1.1	0.8
UPL	0.0	0.0	0.0
Por_Ávila	0.0	0.0	0.0
Ciudadanos	0.0	0.0	0.0
PACMA	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	2.1	2.0	1.9
Blanco	0.5	0.6	0.3

Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)

Partido	$\Delta(\text{Media_comp} - \text{Media_arit})$	$\Delta(\text{HuberSD_comp} - \text{Huber_SD_arit})$	$\Delta(\text{HuberMAD_comp} - \text{Huber_MAD_arit})$
PSOE	2.8	2.2	-0.1
PP	1.8	1.2	-1.2
Soria_¡Ya!	-4.5	-3.4	1.7
VOX	1.2	0.9	0.3
IU-MS-VQ	0.2	0.1	-0.2
SALF	0.0	0.0	0.0
Podemos-AV	-0.2	-0.1	-0.2
UPL	-0.9	-0.7	0.0
Por_Ávila	-0.1	-0.1	0.0
Ciudadanos	0.0	0.0	0.0
PACMA	-0.1	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Otros	-0.1	-0.2	-0.3
Blanco	-0.1	0.1	0.0

10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$

	PSOE	PP	Soria_i Yal	VOX	IU- MS- VQ	SALF	Podem os-AV	UPL	Por_Áv ila	Ciudadan os	PACMA	Prepal	Vía Bugalesa	Partido castellano-TC	AD- EV	Otros	Blanco
PSOE	0,000	0,033	1,422	0,015	0,058	0,328	0,322	104,926	88,572	72,360	82,367	61,523	68,096	76,450	70,754	0,512	0,309
PP	0,033	0,000	1,807	0,022	0,025	0,358	0,207	101,788	85,690	69,766	79,590	59,126	65,572	73,774	68,181	0,542	0,404
Soria_iYal	1,422	1,807	0,000	1,489	1,960	1,188	3,055	130,361	112,053	93,703	105,061	81,326	88,855	98,364	91,886	1,343	1,326
VOX	0,015	0,022	1,489	0,000	0,050	0,280	0,331	104,163	87,871	71,730	81,691	60,939	67,481	75,798	70,127	0,422	0,305
IU-MS-VQ	0,058	0,025	1,960	0,050	0,000	0,488	0,148	100,622	84,623	68,771	78,557	58,240	64,637	72,783	67,229	0,567	0,340
SALF	0,328	0,358	1,188	0,280	0,488	0,000	0,971	110,023	93,280	76,606	86,914	65,493	72,258	80,842	74,991	0,486	0,893
Podemos-AV	0,322	0,207	3,055	0,331	0,148	0,971	0,000	94,264	78,805	63,561	72,959	53,440	59,574	67,399	62,061	1,114	0,789
UPL	104,926	101,788	130,361	104,163	100,622	110,023	94,264	0,000	0,693	3,215	1,366	5,759	3,970	2,250	3,358	108,459	107,439
Por_Ávila	88,572	85,690	112,053	87,871	84,623	93,280	78,805	0,693	0,000	1,015	0,116	2,459	1,348	0,447	1,002	91,855	90,903
Ciudadanos	72,360	69,766	93,703	71,730	68,771	76,606	63,561	3,215	1,015	0,000	0,478	0,595	0,222	0,227	0,175	75,269	74,501
PACMA	82,367	79,590	105,061	81,691	78,557	86,914	72,959	1,366	0,116	0,478	0,000	1,520	0,680	0,113	0,447	85,536	84,626
Prepal	61,523	59,126	81,326	60,939	58,240	65,493	53,440	5,759	2,459	0,595	1,520	0,000	0,170	0,810	0,326	64,328	63,512
Vía Bugalesa	68,096	65,572	88,855	67,481	64,637	72,258	59,574	3,970	1,348	0,222	0,680	0,170	0,000	0,246	0,033	71,018	70,174
Partido castellano-TC	76,450	73,774	98,364	75,798	72,783	80,842	67,399	2,250	0,447	0,227	0,113	0,810	0,246	0,000	0,112	79,527	78,634
AD-EV	70,754	68,181	91,886	70,127	67,229	74,991	62,061	3,358	1,002	0,175	0,447	0,326	0,033	0,112	0,000	73,730	72,864
Otros	0,512	0,542	1,343	0,422	0,567	0,486	1,114	108,459	91,855	75,269	85,536	64,328	71,018	79,527	73,730	0,000	0,579
Blanco	0,309	0,404	1,326	0,305	0,340	0,893	0,789	107,439	90,903	74,501	84,626	63,512	70,174	78,634	72,864	0,579	0,000

La matriz de variaciones, definida como la matriz de varianzas de log-ratios entre pares de componentes, permite caracterizar la estructura interna del sistema multipartidista en términos de estabilidad relativa. Cada elemento $v_{ij} = \text{Var}[\log(x_i/x_j)]$ mide la dispersión de la relación proporcional entre dos partidos a lo largo de los escenarios. Este enfoque evita los artefactos derivados de la restricción de suma constante y proporciona una métrica geoméricamente coherente en el espacio de Aitchison.

Valores próximos a cero indican invariancia estructural en la razón entre partidos, mientras que valores elevados reflejan sensibilidad relativa al escenario. Los primeros sugieren bloques competitivos estables o electorados parcialmente compartidos; los segundos identifican áreas de volatilidad sistémica y posibles trasvases inciertos.

Resumen de variación relacional por partido

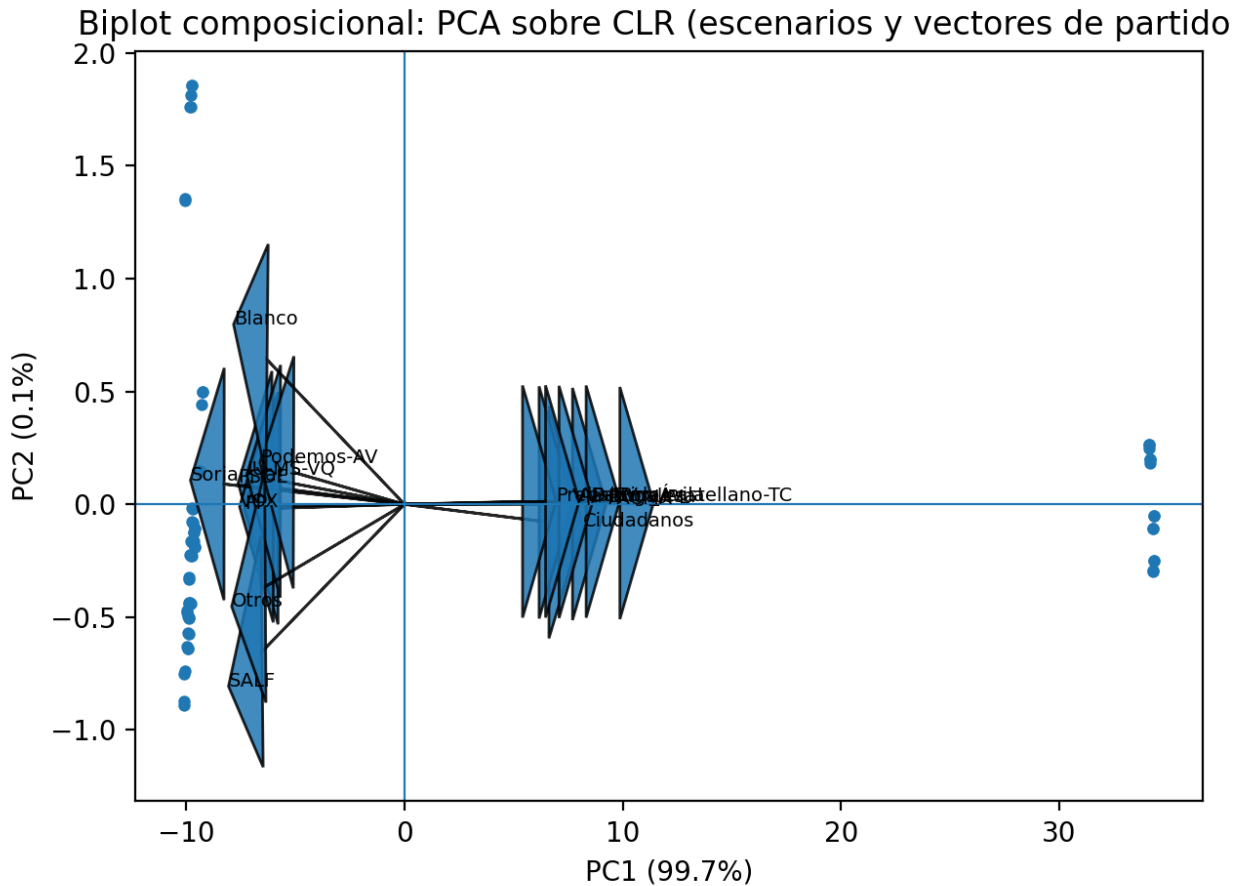
Tabla 11 — Media y máximo de Var[log-ratio]

Partido	VarLogRatio_media	VarLogRatio_max
PSOE	39.253	104.926
PP	37.930	101.788
Soria_¡Ya!	50.950	130.361
VOX	38.920	104.163
IU-MS-VQ	37.444	100.622
SALF	41.587	110.023
Podemos-AV	34.938	94.264
UPL	61.416	130.361
Por_Ávila	51.296	112.053
Ciudadanos	42.012	93.703
PACMA	47.626	105.061
Prepal	36.223	81.326
Vía Bugalesa	39.646	88.855
Partido castellano-TC	44.236	98.364
AD-EV	41.080	91.886
Otros	40.955	108.459
Blanco	40.475	107.439

*Cuanto menor, más estable

Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)

Se aplica un PCA sobre la matriz transformada en coordenadas CLR. En el biplot resultante, los puntos representan escenarios (estimaciones) proyectados en el plano PC1–PC2, y los vectores representan partidos (cargas) en el mismo plano. Vectores orientados en direcciones opuestas sugieren transferencia relativa (relación inversa en log-ratios) entre partidos; vectores con orientación similar indican co-movimiento relativo. La concentración de puntos refleja consenso entre escenarios; la dispersión refleja incertidumbre estructural sobre la redistribución relativa de masa de voto.



Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR

Este bloque evalúa reglas diagnósticas complementarias al plano porcentual. La lógica es distinguir entre estabilidad aparente en % y estabilidad relativa en geometría composicional (log-ratio), así como detectar balances sistémicos críticos mediante ILR.

Las métricas presentadas operan en niveles analíticos distintos. El estadístico Dip evalúa formalmente la existencia de multimodalidad en la distribución (dimensión topológica), mientras que M y CLR_M cuantifican la intensidad estructural continua derivada del coeficiente de bimodalidad de Sarle (dimensión de magnitud). Por su parte, el análisis CLR traslada la evaluación al espacio composicional log-ratio, captando relaciones relativas entre partidos y no únicamente niveles absolutos. En consecuencia, divergencias entre Dip, M y CLR no implican contradicción metodológica, sino que reflejan que cada indicador describe propiedades estructurales diferentes del sistema.

Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)

Se detectan actores con estabilidad estructural en % (IRP* alto, M bajo, unimodalidad) pero inestabilidad relativa en CLR. Esto sugiere que la estabilidad porcentual puede estar sostenida por compensaciones en el vector composicional (cambios en relaciones relativas).

- PSOE

Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)

Partido	IRP_star	M	CLR_IRP*	CLR_M	CLR_Dip_p
PSOE	0.948	0.000	0.001	0.999	0.000

Nota: IRP* $\in [0,1]$ mide la estabilidad estructural (valores próximos a 1 indican alta robustez del estimador). M $\in [0,1]$ refleja intensidad estructural (valores próximos a 0 indican cohesión; valores altos mayor fragmentación). En el plano composicional, CLR_IRP* mide estabilidad relativa en log-ratios, CLR_M la intensidad estructural relacional, y CLR_Dip_p corresponde al p-valor de la prueba de unimodalidad ($p < 0,05$ indica evidencia de multimodalidad).

Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)

Esta tabla presenta la estabilidad de los estimadores mediante un re-muestreo de escenarios completos. Los valores muestran la media de las réplicas y, entre paréntesis, el intervalo de confianza (5%-95%). Al procesar filas íntegras, se mantiene la interdependencia y la restricción de suma 100.

Partido / Escenario	Media	Mediana	Huber_SD	Huber_MAD
PSOE	33.21 (32.66-33.76)	33.31 (33.00-33.51)	33.25 (32.69-33.81)	33.29 (32.79-33.77)
PP	25.64 (24.68-26.61)	24.03 (23.46-24.46)	25.18 (24.11-26.42)	24.58 (23.75-25.71)
Soria_¡Ya!	16.37 (14.60-18.10)	20.32 (19.26-21.09)	17.29 (14.94-19.23)	19.04 (16.94-20.54)
VOX	14.88 (14.69-15.08)	14.77 (14.33-15.10)	14.86 (14.65-15.08)	14.87 (14.64-15.08)
IU-MS-VQ	3.51 (3.32-3.70)	3.18 (3.03-3.35)	3.41 (3.21-3.63)	3.29 (3.12-3.56)
SALF	1.15 (1.04-1.27)	1.12 (1.03-1.24)	1.12 (1.00-1.24)	1.12 (1.00-1.24)
Podemos-AV	1.36 (1.17-1.55)	0.96 (0.87-1.08)	1.25 (1.04-1.50)	1.03 (0.92-1.18)
UPL	0.92 (0.59-1.27)	0.00 (0.00-0.00)	0.69 (0.33-1.14)	0.00 (0.00-0.00)
Por_Ávila	0.13 (0.08-0.18)	0.00 (0.00-0.00)	0.10 (0.04-0.16)	0.00 (0.00-0.00)
Ciudadanos	0.02 (0.01-0.03)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.01-0.02)	0.00 (0.00-0.00)
PACMA	0.06 (0.04-0.08)	0.00 (0.00-0.00)	0.04 (0.02-0.07)	0.00 (0.00-0.00)
Prepal	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)
Vía Bugalesa	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Partido castellano-TC	0.03 (0.02-0.04)	0.00 (0.00-0.00)	0.02 (0.01-0.03)	0.00 (0.00-0.00)
AD-EV	0.01 (0.01-0.02)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Otros	2.22 (2.01-2.44)	2.10 (1.79-2.38)	2.19 (1.97-2.42)	2.19 (1.96-2.42)
Blanco	0.50 (0.41-0.59)	0.35 (0.34-0.36)	0.42 (0.37-0.50)	0.36 (0.35-0.38)

Partido / Escenario	SD	CV
PSOE	2.66 (2.23-3.07)	8.0% (6.7-9.3)
PP	4.65 (4.03-5.18)	18.1% (16.2-19.8)
Soria_¡Ya!	8.50 (7.36-9.46)	52.4% (41.0-64.0)
VOX	0.96 (0.88-1.05)	6.5% (5.9-7.0)
IU-MS-VQ	0.91 (0.78-1.03)	25.9% (23.1-28.4)
SALF	0.55 (0.47-0.63)	47.8% (41.1-54.5)
Podemos-AV	0.93 (0.79-1.04)	68.3% (64.0-72.4)
UPL	1.72 (1.45-1.93)	193.5% (153.2-247.1)
Por_Ávila	0.24 (0.20-0.27)	194.0% (153.4-247.9)
Ciudadanos	0.05 (0.03-0.06)	252.9% (198.4-326.5)
PACMA	0.11 (0.09-0.12)	194.1% (153.4-248.0)
Prepal	0.01 (0.00-0.01)	193.6% (153.2-247.3)
Vía Bugalesa	0.02 (0.01-0.02)	195.1% (153.8-249.2)
Partido castellano-TC	0.05 (0.04-0.05)	193.5% (153.2-247.2)
AD-EV	0.02 (0.02-0.02)	194.6% (154.0-248.6)
Otros	1.05 (0.90-1.20)	47.4% (40.4-54.7)
Blanco	0.42 (0.29-0.52)	83.8% (71.0-90.5)

La columna CV (Coeficiente de Variación) expresa la volatilidad relativa del partido. Valores menores al 10% indican una posición consolidada en todos los escenarios, mientras que valores superiores sugieren una fuerte dependencia de las condiciones de inercia e incertidumbre.

13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)

Interpretación: $CLR_i(x) = \log(x_i/g(x))$. Valores positivos indican que el partido está sistemáticamente por encima de la media geométrica del sistema (ventaja relativa); valores negativos, por debajo. Estabilidad alta (IRP* CLR elevado, M CLR bajo) implica que la posición relativa del partido es robusta bajo escenarios; inestabilidad CLR sugiere dependencia de reequilibrios del vector completo y no solo oscilación porcentual.

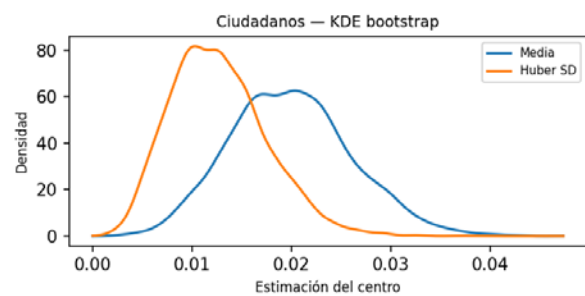
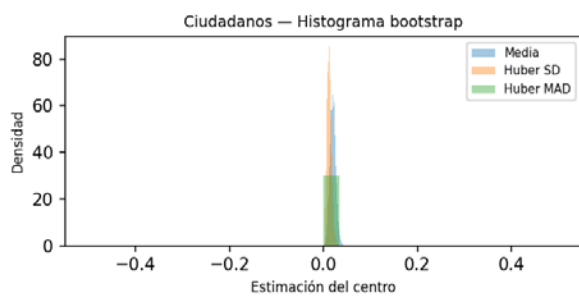
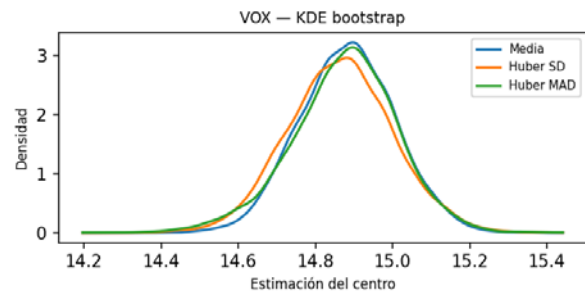
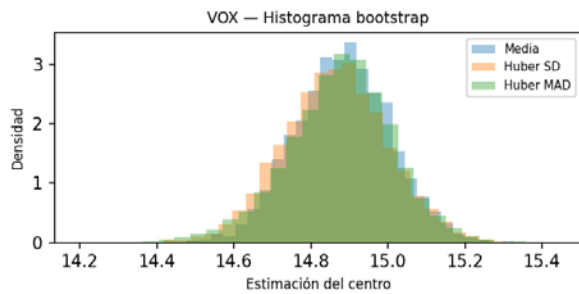
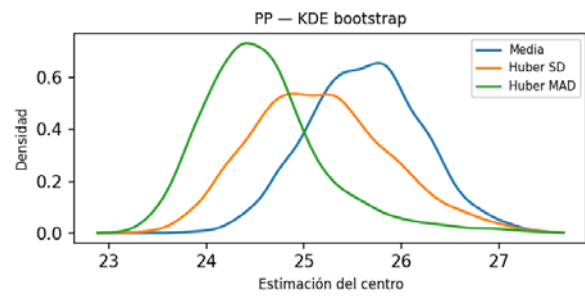
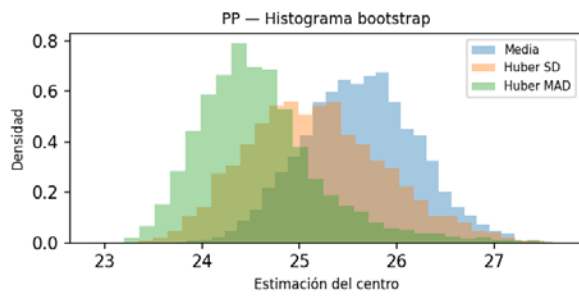
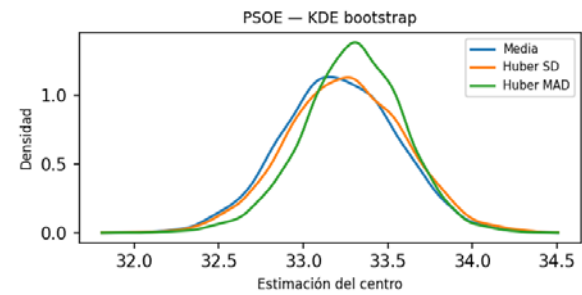
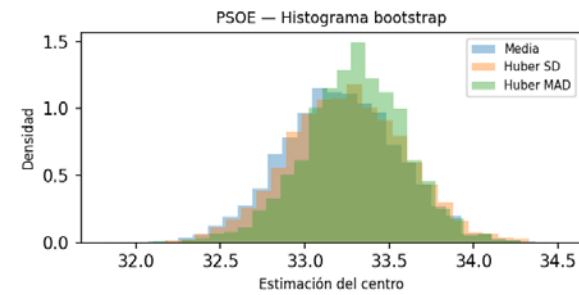
CLR: métricas por partido

Partido	CLR_mean	CLR_HuberMAD	CLR_Dip_p	CLR_Modalidad	CLR_BC	CLR_M	CLR_IRP*
PSOE	11.377	13.474	0.000	Multimodal	1.000	0.999	0.001
PP	11.105	13.122	0.000	Multimodal	1.000	1.000	0.000
Soria_¡Ya!	10.273	13.006	0.000	Multimodal	1.000	1.000	0.000
VOX	10.575	12.689	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
IU-MS-VQ	9.103	11.089	0.000	Multimodal	1.000	1.000	0.000
SALF	7.886	10.037	0.000	Multimodal	0.981	0.956	0.034
Podemos-AV	7.992	9.695	0.000	Multimodal	0.990	0.978	0.018
UPL	-9.716	-12.948	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
Por_Ávila	-10.158	-12.948	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
Ciudadanos	-10.642	-12.948	0.000	Multimodal	0.987	0.971	0.024
PACMA	-10.336	-12.948	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
Prepal	-10.989	-12.948	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
Vía Bugalesa	-10.772	-12.948	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
Partido castellano-TC	-10.512	-12.948	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
AD-EV	-10.688	-12.948	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
Otros	8.516	10.584	0.000	Multimodal	0.972	0.937	0.050
Blanco	6.986	8.931	0.000	Multimodal	0.967	0.926	0.059

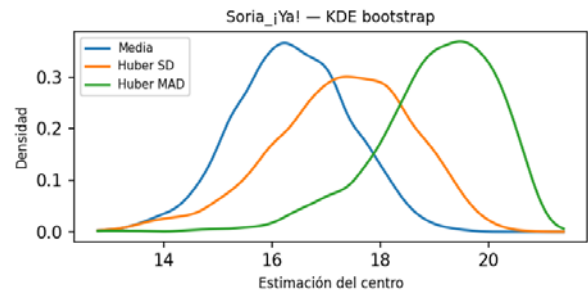
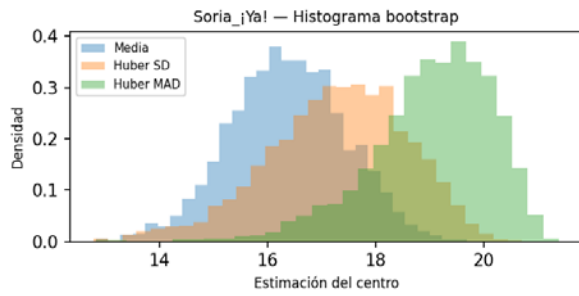
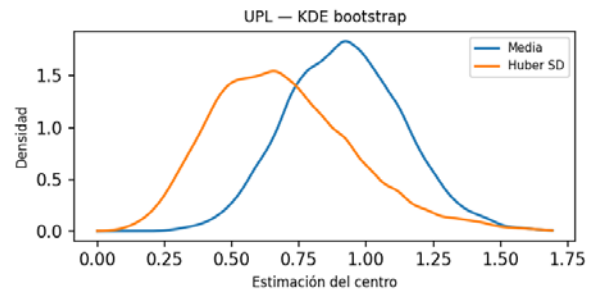
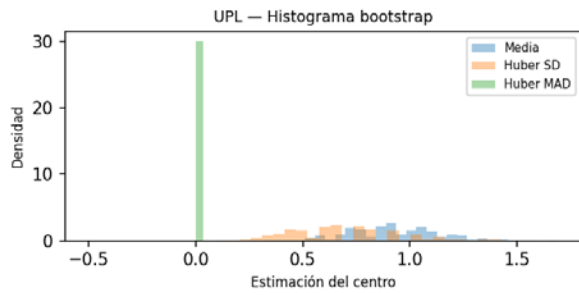
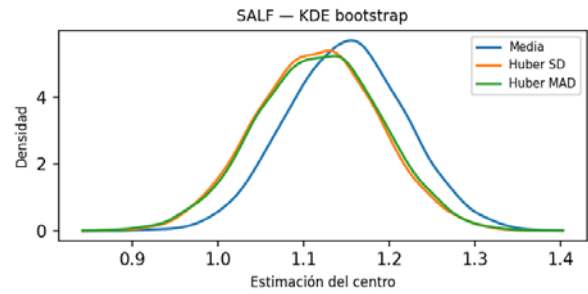
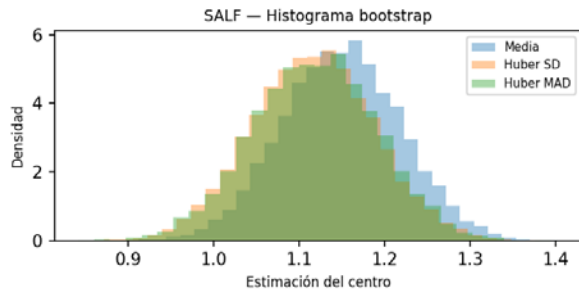
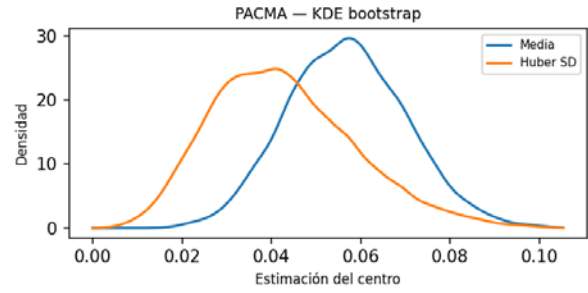
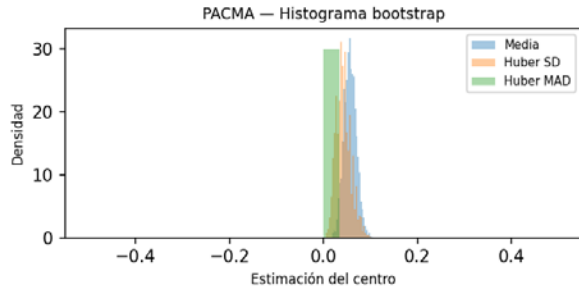
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central

Gráficos (B = 5000, IC 95%):

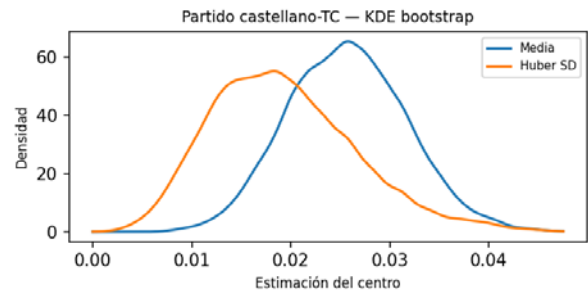
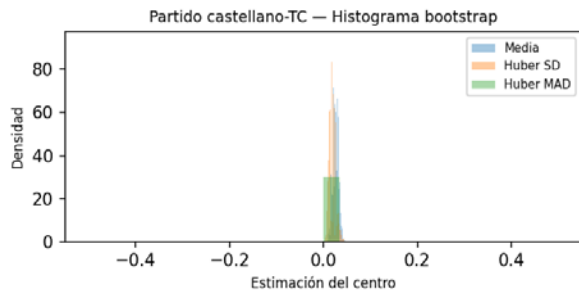
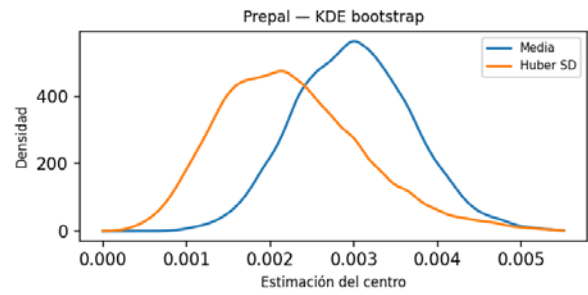
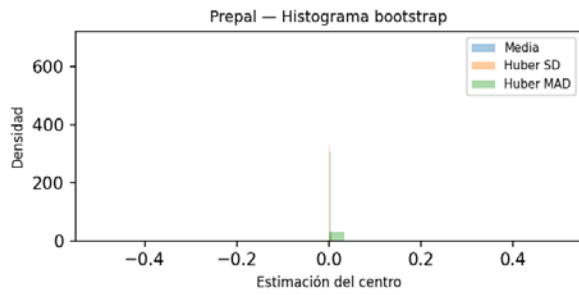
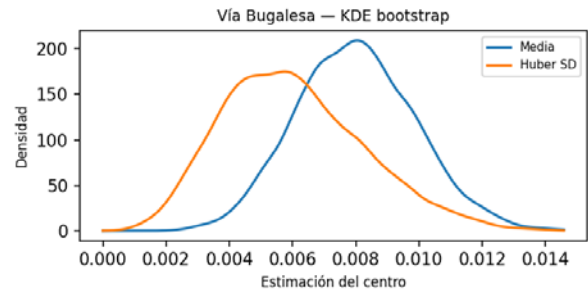
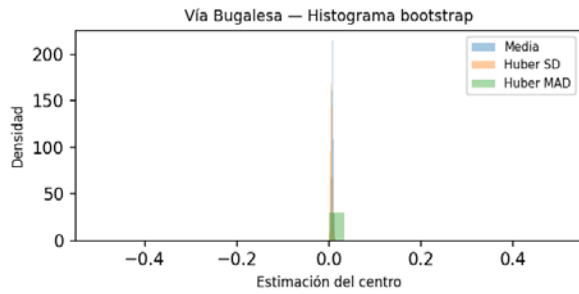
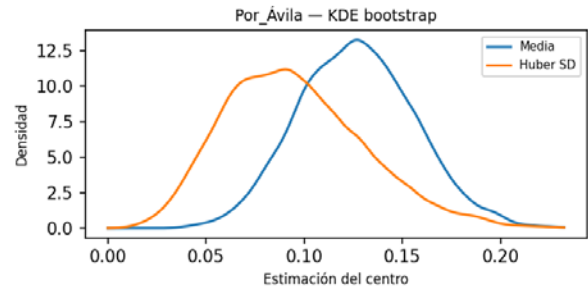
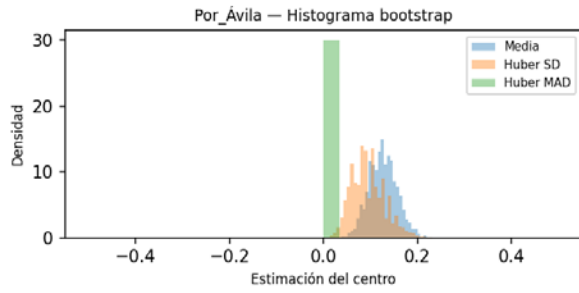
PSOE | PP | VOX | Ciudadanos



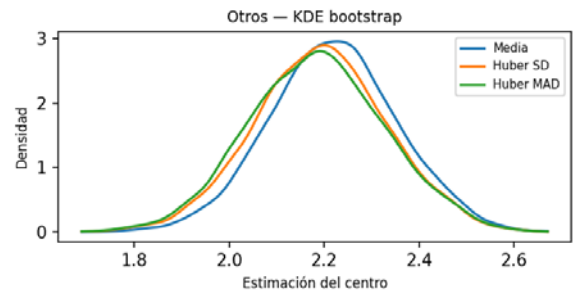
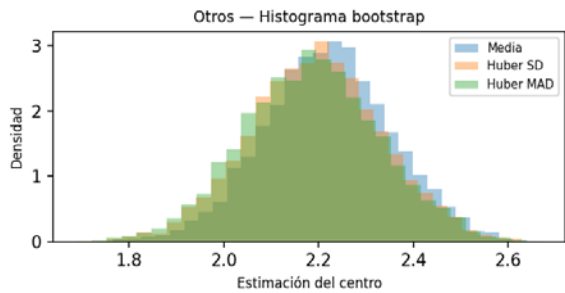
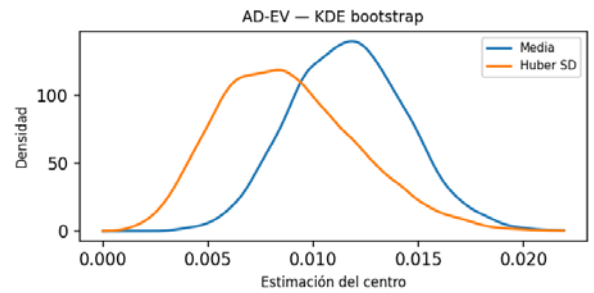
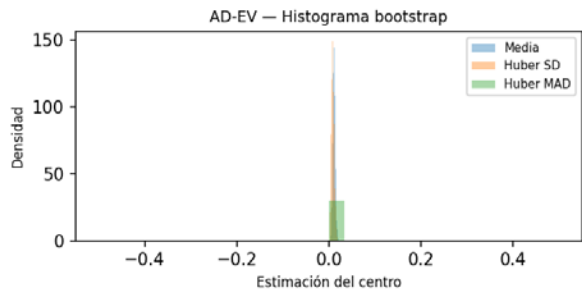
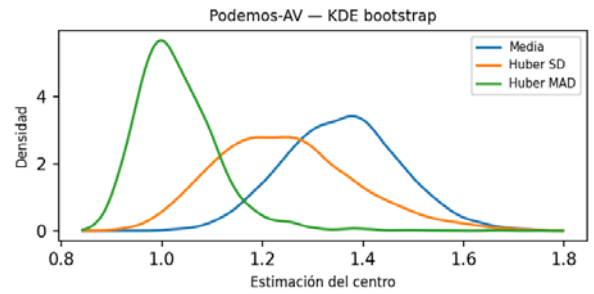
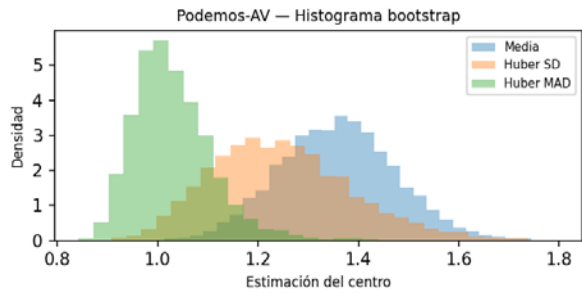
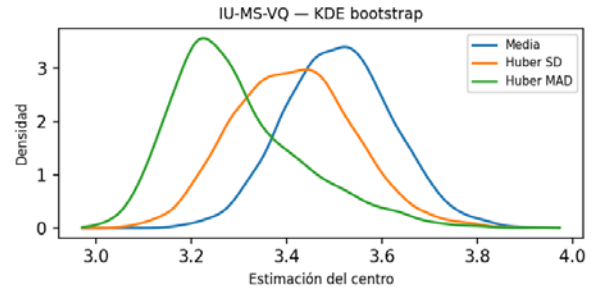
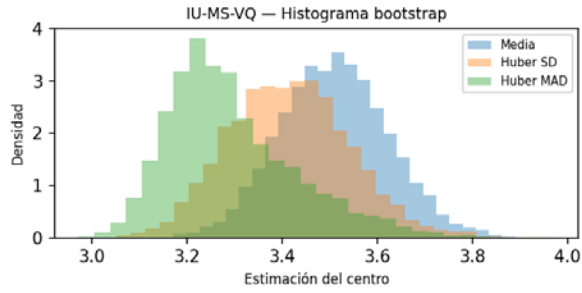
PACMA | SALF | UPL | Soria_iYa!



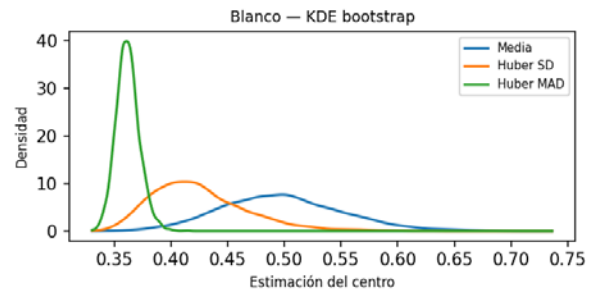
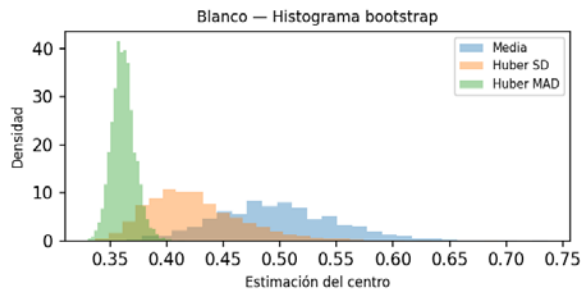
Por_Ávila | Vía Bugalesa | Prepal | Partido castellano-TC



IU-MS-VQ | Podemos-AV | AD-EV | Otros



Blanco



IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional

El presente anexo documenta el sistema metodológico implementado para la estimación robusta del centro y el diagnóstico estructural de las distribuciones de escenarios. El modelo integra estadística robusta, análisis de modalidad, medición de intensidad estructural y geometría composicional.

La arquitectura del sistema se organiza en cuatro planos analíticos: plano aritmético (centro), plano estructural (forma), plano intensivo (segmentación) y plano relacional composicional.

A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro

Se emplean cuatro estimadores: Media aritmética, Mediana, Huber-SD y Huber-MAD.

1. Media Aritmética

$$\bar{x} = (1/n) \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

La media es eficiente bajo normalidad, pero presenta función de influencia no acotada.

2. Mediana

m tal que $P(X \leq m) \geq 0.5$ y $P(X \geq m) \geq 0.5$

Equivalente a minimizar $\sum |x_i - \vartheta|$

Posee punto de ruptura del 50%.

3. Estimador de Huber (M-estimador)

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum \rho(x_i - \vartheta)$$

$$\rho(r) = \frac{1}{2}r^2 \text{ si } |r| \leq c; \quad c|r| - \frac{1}{2}c^2 \text{ si } |r| > c$$

$$\psi(r) = r \text{ si } |r| \leq c; \quad c \cdot \operatorname{sign}(r) \text{ si } |r| > c$$

$$\text{Implementación iterativa: } \mu_{t+1} = (\sum w_i x_i) / (\sum w_i)$$

$$\text{Pesos: } w_i = 1 \text{ si } |r_i| \leq c; \quad c / |r_i| \text{ si } |r_i| > c$$

Con $c = 1.345 \cdot s$ ($\approx 95\%$ eficiencia bajo normalidad).

4. Escalas Utilizadas

$$\text{Desviación estándar: } s = \sqrt{[1/(n-1)] \cdot \sum (x_i - \bar{x})^2}$$

$$\text{MAD} = \operatorname{mediana}(|x_i - \operatorname{mediana}(x)|)$$

$$\sigma_{\text{rob}} = 1.4826 \cdot \text{MAD}$$

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)

$$CV_{\text{rob}} = (1.4826 \cdot \text{MAD}) / \hat{\mu}$$

$$S = |\bar{x} - \hat{\mu}| / \hat{\mu}$$

$$\text{IRP} = 1 / (1 + CV_{\text{rob}} + S)$$

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$

B. Plano Estructural: Forma y Cohesión

1. Modalidad Formal (Test Dip)

$$\text{Dip} = \sup |F_n(x) - F_{\text{unimodal}}(x)|$$

Criterio: $p < 0.05$ indica multimodalidad.

2. Coeficiente de Bimodalidad (BC)

$$BC = (g_1^2 + 1) / (g_2 + 3)$$

3. Score M

$$M = \operatorname{clip}[(BC - BC_{\text{ref}}) / (1 - BC_{\text{ref}}), 0, 1]$$

C. Plano Relacional: Análisis Composicional

$$S^D = \{x \in \mathbb{R}^{D^+} : \sum x_i = 1\}$$

$$g_i = (\prod x_{ij})^{1/n} / \sum (\prod x_{kj})^{1/n}$$

$$\begin{aligned} \text{clr}(x_i) &= \ln(x_i / g(x)) \\ \text{ilr} &= \sqrt{rs/(r+s)} \cdot \ln(g(x_R) / g(x_S)) \\ T_{ij} &= \text{Var}[\ln(x_i / x_j)] \end{aligned}$$

D. Integración Multinivel del Diagnóstico

$$\mathcal{D} = f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*, \text{CLR}, \text{ILR}, T_{ij})$$

E. Eficiencia y Remuestreo

$$\begin{aligned} \text{Eff} &= (\text{SE}_{\text{mediana}} / \text{SE}_{\text{estimador}})^2 \\ \text{Eff}^* &= \text{Eff} \cdot (1 - M) \end{aligned}$$

F. Regla de Decisión Automática

$$\hat{\vartheta} = \text{argmax } \text{Eff}^*(\vartheta)$$

G. Propiedades del Sistema

- Separabilidad entre forma y estabilidad.
- Robustez ante valores atípicos.
- Coherencia geométrica bajo clausura.
- Sensibilidad a transiciones estructurales.
- Adecuación para $n \approx 50-100$.

H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima

El sistema implementa una secuencia analítica estructurada que garantiza coherencia entre forma distributiva, intensidad estructural y estabilidad del centro.

1. Entrada: vectores de escenarios porcentuales (datos cerrados, suma=100).
2. Estimación robusta del centro: Media, Mediana, Huber-SD, Huber-MAD.
3. Diagnóstico estructural:
 - Modalidad formal (Dip).
 - Propensión a segmentación (BC).
 - Intensidad estructural normalizada (M).
4. Penalización estructural de la estabilidad:

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$
5. Evaluación de precisión mediante bootstrap:

$$\text{Eff}^* = \text{Eff} \cdot (1 - M)$$
6. Regla automática de selección:
 - a) Si $M > 0.60 \rightarrow$ se prioriza Huber (mezcla intensa).
 - b) Si $M \leq 0.60 \rightarrow$ se selecciona el estimador con mayor Eff^* .
 - c) Si $M > 0.80 \rightarrow$ se sugiere evaluación mediante modelos de mezcla.

La robustez del sistema deriva de tres mecanismos integrados:

- Separación analítica entre modalidad e intensidad.
- Penalización estructural explícita de estabilidad y eficiencia.
- Regla decisional no ad hoc, basada en umbrales paramétricos definidos ex ante.

En diseños basados en escenarios esta arquitectura evita seleccionar estimadores únicamente por precisión muestral cuando existe fragmentación interna, garantizando coherencia entre forma distributiva y centro recomendado. La selección del incorpora explícitamente diagnóstico estructural e intensidad de segmentación, evitando decisiones sesgadas bajo heterogeneidad distributiva.

La robustez del sistema deriva de la integración secuencial de estos niveles.

Formalmente, el estimador recomendado puede expresarse como:

$$\hat{\theta} = \text{argmax}_{\{\theta \in \Theta\}} \text{Eff}^*(\theta)$$

$$\text{Eff}^*(\theta) = \text{Eff}(\theta) \cdot (1 - M)$$

$$\Theta = \{\text{Media}, \text{Mediana}, \text{Huber_SD}, \text{Huber_MAD}\}$$

$M \in [0,1]$ actúa como penalización estructural multiplicativa.

V Referencias Metodológicas

- Aitchison, J. (1982). The statistical analysis of compositional data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 44(2), 139–177.
- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman & Hall, London. (Reprinted 2003, Blackburn Press).
- Aitchison, J. (1997). The one-hour course in compositional data analysis or compositional data analysis is simple. In V. Pawlowsky-Glahn (Ed.), *Proceedings of iAMG'97 – The Third Annual Conference of the International Association for Mathematical Geology* (pp. 3–35). CIMNE, Barcelona.
- Aitchison, J., Barceló-Vidal, C., Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2002). A concise guide for the algebraic-geometric structure of the simplex, the sample space for compositional data analysis. In U. Bayer, H. Burger, & W. Skala (Eds.), *Proceedings of iAMG'02* (pp. 387–392). Alfred-Wegener-Stiftung, Berlin.
- Aitchison, J., & Greenacre, M. (2002). Biplots for compositional data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics)*, 51(4), 375–392.
- Aitchison, J., & Shen, S. M. (1980). Logistic-normal distributions: Some properties and uses. *Biometrika*, 67(2), 261–272.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019a). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261. Barómetro de septiembre 2019.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019b). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019.
- Alaminos, A. (2024). Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (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, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023a). Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. Colección Cuadernos Metodológicos (Vol. 63). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023b). Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. *Revista Sistema*, 267, 3–37.
- Alaminos, A. (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.
- Alaminos, A. (2021). Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: Revista de Ciencias Sociales*, 260, 17–34.
- Billheimer, D., Guttorp, P., & Fagan, W. F. (2001). Statistical interpretation of species composition. *Journal of the American Statistical Association*, 96(456), 1205–1214.
- Chayes, F. (1960). On correlation between variables of constant sum. *Journal of Geophysical Research*, 65(12), 4185–4193.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2005). Groups of parts and their balances in compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 37(7), 795–828.
- Egozcue, J. J., Pawlowsky-Glahn, V., Mateu-Figueras, G., & Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279–300.
- Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The Dip Test of Unimodality. *The Annals of Statistics*, 13(1), 70–84.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73–101.
- Huber, P. J. (1981). *Robust Statistics*. Wiley, New York.
- Martín-Fernández, J. A., Barceló-Vidal, C., & Pawlowsky-Glahn, V. (2003). Dealing with zeros and missing values in compositional data sets using nonparametric imputation. *Mathematical Geology*, 35(3), 253–278.
- Pawlowsky-Glahn, V., & Egozcue, J. J. (2002). BLU estimators and compositional data. *Mathematical Geology*, 34(3), 259–274.

- Rousseeuw, P. J., & Croux, C. (1993). Alternatives to the Median Absolute Deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1273–1283.
- Sarle, W. S. (1987). Bimodality coefficient. SAS Technical Report.
- Smithson, M., & Broomell, S. B. (2022). Compositional data analysis tutorial for social science researchers: Techniques for dealing with percentage and constrained-sum data. *Psychological Methods*.
<https://doi.org/10.1037/met0000464>

Análisis de escenarios del estudio 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León' (ECIS3545)

Modelo bifactorial Inercia–Incertidumbre · output técnico

Unidad de Ciencia Social Computacional

Gabinete de Presidencia

Centro de Investigaciones Sociológicas

VALLADOLID

Contenido

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos	251
1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos	251
I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente	253
Tabla 1 — Estimadores centrales	253
Tabla 2 — Robustez	254
Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico	255
Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización	256
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)	256
Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)	257
Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable	258
Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez	259
Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)	260
Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)	262
II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)	263
Centros composicionales (media geométrica cerrada)	263
Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)	263
Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)	264
10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$	265
Resumen de variación relacional por partido	266
Tabla 11 — Media y máximo de $\text{Var}[\log\text{-ratio}]$	266
Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)	267
Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR	268
Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)	268
Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)	268
Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)	269
13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)	270
CLR: métricas por partido	270
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central	271
IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional	276
A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro	276
1. Media Aritmética	276
2. Mediana	276
3. Estimador de Huber (M-estimador)	276
4. Escalas Utilizadas	276

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)	276
B. Plano Estructural: Forma y Cohesión	276
1. Modalidad Formal (Test Dip).....	276
2. Coeficiente de Bimodalidad (BC).....	276
3. Score M.....	276
C. Plano Relacional: Análisis Composicional	276
D. Integración Multinivel del Diagnóstico	277
E. Eficiencia y Remuestreo	277
F. Regla de Decisión Automática	277
G. Propiedades del Sistema.....	277
H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima	277
V Referencias Metodológicas.....	278

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos

1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos

Diseño: la demoscopia tradicional ha operado históricamente bajo la lógica de la 'foto fija': un intento de capturar la intención de voto en a) un instante preciso del tiempo, b) bajo el supuesto de una distribución normal y c) de estacionariedad del fenómeno medido. Sin embargo, en los sistemas electorales contemporáneos definidos por la fragmentación y la volatilidad, esta aproximación resulta limitada. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre surge como una respuesta metodológica que amplía el foco incluyendo junto a la medición del apoyo electoral una evaluación de la estabilidad estructural de dicho apoyo.

Este modelo se basa en un diseño de escenarios de estrés generados a partir de muestras aleatorias. La pregunta que responde el modelo no es solo ¿cuántos votos tiene hoy un partido?, sino que traslada la pregunta a un marco de incertidumbre en donde se reformula como '¿cuál es potencial electoral de un partido en el momento de la medición? La reformulación del enfoque abre analíticamente la puerta a múltiples preguntas con finalidad diagnóstica: ¿qué resiliencia posee un partido para resistir ante cambios drásticos en la inercia del voto o ante picos de incertidumbre? (Alaminos y Tezanos, 2029a, 2019b; Alaminos, 2021, 2022, 2024) Para ello, el modelo genera un espacio de posibilidades proyectadas donde cada escenario representa una combinación única de fuerzas, obligando al sistema a comportarse bajo diferentes presiones.

La fundamentación teórica del modelo facilita su motor de generación de escenarios, cuya construcción ha sido desarrollada en diversas publicaciones (Alaminos y Alaminos-Fernández, 2023a, 2023b, 2024). El algoritmo procesa una matriz de 63 combinaciones generada mediante dos vectores críticos:

- El Factor Inercia: representa la fuerza de retención y la lealtad histórica del voto.
- El Factor Incertidumbre: representa la volatilidad, el impacto de eventos inesperados.

Un aspecto metodológico fundamental es la Naturaleza Composicional de los datos (suma constante = 100%). Esto implica que los datos no son independientes: si un partido crece, necesariamente debe hacerlo a costa de la erosión de otros actores. El modelo de Alaminos-Tezanos captura esta interdependencia, permitiendo un diagnóstico de la condicionalidad de los escenarios. Finalmente, el software implementa una regla de decisión para la Selección Automática del Estimador basada en la Eficiencia Penalizada, obtenida mediante Bootstrap. Las métricas de Robustez (IRP*) y Estructura (Dip/BC) evalúan la capacidad de cada partido para mantener su posición o dominar el espacio bajo las tensiones cruzadas de los escenarios. Matemáticamente, el sistema puede expresarse como: Diagnóstico = $f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*)$. Esta formulación separa claramente forma, cohesión y estabilidad, evitando inferencias erróneas derivadas de confiar exclusivamente en contrastes de hipótesis o en estadísticas de momento aisladas. El modelo es especialmente adecuado para tamaños muestrales moderados ($n \approx 50-100$), donde los contrastes formales pueden carecer de potencia suficiente para detectar segmentaciones suaves.

Finalmente se efectúa un análisis sistémico mediante un análisis composicional (CLR/ILR) con el objetivo de complementar la lectura porcentual tradicional y distinguir entre estabilidad aritmética y estabilidad estructural relativa. Dado que las estimaciones están sujetas a restricción de suma constante, una aparente estabilidad en porcentaje puede sostenerse sobre reequilibrios internos del conjunto. Las transformaciones log-ratio permiten evaluar la robustez de las posiciones relativas entre actores y detectar balances sistémicos donde puedan emerger subregímenes. En consecuencia, el análisis identifica si las variaciones responden a tensiones compensatorias dentro de un mismo régimen o a configuraciones estructurales alternativas bajo los escenarios considerados. La estimación de centros se complementa a efectos diagnósticos con promedios composicionales para respetar la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del dato. La media composicional (Aitchison mean) se calcula como el promedio en coordenadas CLR (log-ratios centrados) y se transforma posteriormente mediante la inversa CLR, aplicando finalmente un cierre a suma 100. Los centros robustos se obtienen mediante varios estimados incluyendo un Huber composicional, estimando la localización robusta por componente en el espacio CLR y aplicando un recentro a suma cero (condición geométrica de las coordenadas CLR) antes de invertir la transformación y cerrar de nuevo a 100. De este modo, el centro resultante refleja proporciones relativas del sistema y no depende de un nivel absoluto. Este procedimiento mantiene la interdependencia entre componentes y evita diagnósticos distorsionados por outliers o desplazamientos compensatorios entre partidos.

El presente informe se estructura en dos bloques analíticos complementarios, diseñados para responder a preguntas metodológicamente diferenciadas. El primer bloque aborda la estimación puntual del voto desde una perspectiva de estadística robusta univariable, cuyo objetivo es determinar cuál es la mejor estimación central a partir de los escenarios disponibles, evaluando estabilidad, sensibilidad y eficiencia de los estimadores.

El segundo bloque introduce un análisis composicional, orientado a validar la coherencia estructural del sistema multipartidista bajo la restricción de suma constante. En este nivel, la atención se desplaza desde los valores absolutos hacia las relaciones relativas entre partidos, empleando transformaciones log-ratio (CLR/ILR) y herramientas geométricas asociadas. Consideradas conjuntamente, las dos aproximaciones permiten determinar tanto la mejor estimación puntual como la consistencia estructural del sistema que la sostiene.

I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente

Tabla 1 — Estimadores centrales

Partido	Huber (escala SD)	Huber (escala MAD)	Media aritmética	Mediana
PSOE	34,4	34,8	34,2	34,5
PP	32,7	33,0	32,4	33,4
VOX	18,1	18,0	18,2	18,0
IU-MS-VQ	5,6	5,7	5,6	5,8
Podemos-AV	3,1	3,2	3,1	3,2
SALF	1,2	1,2	1,2	1,1
UPL	1,1	0,7	1,3	0,6
PACMA	0,6	0,6	0,5	0,6
Partido castellano-TC	0,3	0,3	0,3	0,4
Soria_¡Ya!	0,2	0,0	0,3	0,0
Ciudadanos	0,1	0,1	0,1	0,1
Por_Ávila	0,1	0,0	0,1	0,0
AD-EV	0,1	0,1	0,1	0,1
Prepal	0,0	0,0	0,0	0,0
Vía Bugalesa	0,0	0,0	0,0	0,0
Otros	1,8	1,8	1,8	1,8
Blanco	0,6	0,5	0,8	0,4

Tabla 2 — Robustez

Partido	Volatilidad robusta	Sensibilidad a extremos	Índice de robustez (IRP)	Cohesión interna (BC, si Dip=Unimodal)
PSOE	0,07	0,00	0,93	Cohesión baja
PP	0,04	0,00	0,96	
VOX	0,07	0,04	0,90	Cohesión baja
IU-MS-VQ	0,19	0,00	0,84	Cohesión alta
Podemos-AV	0,09	0,00	0,92	Cohesión alta
SALF	0,48	0,02	0,67	Cohesión baja
UPL	0,78	0,87	0,38	
PACMA	0,51	0,00	0,66	
Partido castellano-TC	0,31	0,05	0,73	
Soria_¡Ya!				
Ciudadanos	1,08	0,05	0,47	
Por_Ávila				
AD-EV	0,18	0,01	0,84	Cohesión alta
Prepal				
Vía Bugalesa				
Otros	0,28	0,01	0,78	Cohesión alta
Blanco	0,27	0,35	0,62	

Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico

Partido	Dip (p-valor)	Modalidad (Dip)	BC Sarle (consenso/estrés)	Score multimodalidad (M) desde BC	Robustez ajustada (IRP*)	Intensidad estructural (M)
PSOE	0,148	Unimodal	0,62	0,14	0,80	Baja fragmentación latente
PP	0,009	Multimodal	0,47	0,00	0,96	Segmentación leve
VOX	0,118	Unimodal	0,74	0,42	0,52	Alta tensión interna
IU-MS-VQ	0,259	Unimodal	0,43	0,00	0,84	Baja fragmentación latente
Podemos-AV	0,957	Unimodal	0,36	0,00	0,92	Baja fragmentación latente
SALF	0,137	Unimodal	0,65	0,21	0,53	Fragmentación incipiente
UPL	0,000	Multimodal	0,93	0,84	0,06	Segmentación alta
PACMA	0,017	Multimodal	0,63	0,17	0,55	Segmentación leve
Partido castellano-TC	0,000	Multimodal	0,72	0,37	0,46	Segmentación leve
Soria_¡Ya!	0,000	Multimodal	0,99	0,98		Segmentación extrema
Ciudadanos	0,013	Multimodal	0,68	0,29	0,33	Segmentación leve
Por_Ávila	0,001	Multimodal	0,99	0,97		Segmentación extrema
AD-EV	0,196	Unimodal	0,46	0,00	0,84	Baja fragmentación latente
Prepal	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
Vía Bugalesa	0,004	Multimodal	0,96	0,91		Segmentación extrema
Otros	0,945	Unimodal	0,43	0,00	0,78	Baja fragmentación latente
Blanco	0,000	Multimodal	0,94	0,87	0,08	Segmentación alta

Nota: la prueba de Dip y el Coeficiente de Bimodality (BC) evalúan la morfología de la distribución del partido a través de los escenarios. El Dip (p-valor) determina la presencia de multimodalidad ($p < 0,05$ implica rechazo de unimodalidad), mientras que el BC no decide modalidad, sino que actúa como indicador de consenso y estrés estructural. En contextos unimodales, valores elevados de BC pueden señalar aplanamiento o proximidad a transición ($\approx 0,555$). El Score M, derivado y normalizado a partir del BC, cuantifica la intensidad de segmentación entre escenarios y ajusta la robustez mediante $IRP^* = IRP \cdot (1 - M)$. El IRP mide la resiliencia del partido frente a la variabilidad de escenarios; un IRP* alto indica posición estructuralmente estable y poco dependiente de las fluctuaciones del sistema.

Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización

Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)

Partido	SE Huber(SD)	SE Huber(MAD)	SE Media	SE Mediana	Eff vs Med (Huber SD)	Eff vs Med (Huber MAD)	Eff vs Med (Media)
PSOE	0,32	0,34	0,28	0,63	3,96	3,54	5,16
PP	0,16	0,17	0,15	0,43	7,11	6,69	8,06
VOX	0,32	0,30	0,29	0,16	0,25	0,29	0,30
IU-MS-VQ	0,11	0,11	0,11	0,14	1,57	1,54	1,63
Podemos- AV	0,04	0,04	0,04	0,04	0,89	0,96	1,00
SALF	0,08	0,08	0,07	0,10	1,73	1,51	2,27
UPL	0,23	0,13	0,19	0,12	0,25	0,87	0,37
PACMA	0,03	0,03	0,03	0,06	4,08	4,93	5,60
Partido castellano- TC	0,02	0,02	0,02	0,01	0,53	0,35	0,81
Soria_¡Ya!	0,08	0,00	0,06	0,00			
Ciudadanos	0,02	0,04	0,02	0,06	9,31	1,84	10,56
Por_Ávila	0,04	0,00	0,03	0,00			
AD-EV	0,00	0,00	0,00	0,00	0,91	0,93	1,00
Prepal	0,00	0,00	0,00	0,00			
Vía	0,00	0,00	0,00	0,00			
Bugalesa							
Otros	0,07	0,07	0,06	0,05	0,48	0,51	0,57
Blanco	0,05	0,02	0,07	0,03	0,33	2,37	0,21

Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)

Partido	Eff* Huber(SD)	Eff* Huber(MAD)	Eff* Media	Mejor (Eff)	Mejor (Eff*)
PSOE	3,40	3,04	4,44	Media	Media
PP	7,11	6,69	8,06	Media	Media
VOX	0,14	0,17	0,17	Mediana	Mediana
IU-MS-VQ	1,57	1,54	1,63	Media	Media
Podemos-AV	0,89	0,96	1,00	Mediana	Mediana
SALF	1,37	1,19	1,79	Media	Media
UPL	0,04	0,13	0,06	Mediana	Huber_MAD
PACMA	3,38	4,08	4,64	Media	Media
Partido castellano-TC	0,34	0,22	0,51	Mediana	Mediana
Soria_¡Ya!				Mediana**	Mediana**
Ciudadanos	6,64	1,31	7,52	Media	Media
Por_Ávila				Mediana**	Mediana**
AD-EV	0,91	0,93	1,00	Media	Media
Prepal				Mediana**	Mediana**
Vía Bugalesa				Mediana*	Mediana*
Otros	0,48	0,51	0,57	Mediana	Mediana
Blanco	0,04	0,31	0,03	Huber_MAD	Huber_MAD

* Distribución puntual bootstrap: SE bootstrap de la mediana prácticamente nulo ($SE < 1e-6$), sin evidencia de mezcla extrema.

** Multimodalidad extrema: $M > 0,95$. La penalización estructural hace $Eff^* \approx 0$; se recomienda GMM.

Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable

Partido	Media (IC 95%)	Huber SD (IC 95%)	Huber MAD (IC 95%)
PSOE	34,2 [33,6, 34,7]	34,1 [33,5, 34,7]	34,1 [33,4, 34,7]
PP	32,4 [32,1, 32,7]	32,4 [32,1, 32,7]	32,4 [32,1, 32,7]
VOX	18,2 [17,7, 18,8]	18,0 [17,4, 18,7]	17,6 [17,3, 18,5]
IU-MS-VQ	5,6 [5,4, 5,8]	5,6 [5,4, 5,8]	5,6 [5,4, 5,8]
Podemos-AV	3,1 [3,0, 3,2]	3,1 [3,0, 3,2]	3,1 [3,0, 3,2]
SALF	1,2 [1,1, 1,4]	1,2 [1,1, 1,4]	1,2 [1,1, 1,4]
UPL	1,3 [0,9, 1,7]	1,1 [0,7, 1,6]	0,7 [0,5, 1,1]
PACMA	0,5 [0,5, 0,6]	0,5 [0,5, 0,6]	0,5 [0,5, 0,6]
Partido castellano-TC	0,3 [0,3, 0,3]	0,3 [0,3, 0,4]	0,3 [0,3, 0,4]
Soria_¡Ya!	0,3 [0,2, 0,4]	0,2 [0,1, 0,4]	0,0 [0,0, 0,0]
Ciudadanos	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,2]
Por_Ávila	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,2]	0,0 [0,0, 0,0]
AD-EV	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,1, 0,1]
Prepal	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Vía Bugalesa	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Otros	1,8 [1,7, 1,9]	1,8 [1,6, 1,9]	1,8 [1,6, 1,9]
Blanco	0,6 [0,5, 0,8]	0,6 [0,5, 0,7]	0,5 [0,5, 0,5]

Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez

Partido	% estimado (óptimo recomendado normalizado)	Estimador óptimo recomendado	Justificación (valor original, Eff*, IRP*, M)
PSOE	34,5	Media	Valor=34.175; Eff*=4.44, IRP*=0.80, M=0.14
PP	32,7	Media	Valor=32.424; Eff*=8.06, IRP*=0.96, M=0.00
VOX	18,2	Mediana	Valor=17.447; Eff*=0.58, IRP*=0.52, M=0.42
IU-MS-VQ	5,7	Media	Valor=5.603; Eff*=1.63, IRP*=0.84, M=0.00
Podemos-AV	3,2	Mediana	Valor=3.097; Eff*=1.00, IRP*=0.92, M=0.00
SALF	1,2	Media	Valor=1.241; Eff*=1.79, IRP*=0.53, M=0.21
UPL	0,7	Huber_MAD	Valor=0.694; Eff*=0.13, IRP*=0.06, M=0.84 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
PACMA	0,5	Media	Valor=0.546; Eff*=4.64, IRP*=0.55, M=0.17
Partido castellano-TC	0,4	Mediana	Valor=0.355; Eff*=0.63, IRP*=0.46, M=0.37 → centro inestable
Soria_¡Ya!	0,2	Mediana	Valor=0.202; Eff*=, IRP*=, M=0.98 → mezcla (Huber recomendado)
Ciudadanos	0,1	Media	Valor=0.134; Eff*=7.52, IRP*=0.33, M=0.29 → centro inestable
Por_Ávila	0,1	Mediana	Valor=0.092; Eff*=, IRP*=, M=0.97 → mezcla (Huber recomendado)
AD-EV	0,1	Media	Valor=0.058; Eff*=1.00, IRP*=0.84, M=0.00
Prepal	0,0	Mediana	Valor=0.002; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
Vía Bugalesa	0,0	Mediana	Valor=0.006; Eff*=, IRP*=, M=0.91 → mezcla (Huber recomendado)
Otros	1,8	Mediana	Valor=1.769; Eff*=1.00, IRP*=0.78, M=0.00
Blanco	0,6	Huber_MAD	Valor=0.482; Eff*=0.31, IRP*=0.08, M=0.87 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)

Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)

Partido	Score M	Modalidad	Estimador actual	Diagnóstico estructural	Recomendación avanzada
UPL	0,84		Huber_MAD	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Soria_¡Ya!	0,98		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Por_Ávila	0,97		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Prepal	0,99		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Vía Bugalesa	0,91		Mediana	Multimodalidad fuerte	Se recomienda Modelado de

			detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Blanco	0,87	Huber_MAD	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Nota técnica: Para valores de M superiores a 0,80 el sistema detecta segmentación estructural del electorado. El uso de Huber mejora la robustez frente a extremos, pero no modeliza la coexistencia de subpoblaciones latentes. En estos casos se recomienda estimar un Gaussian Mixture Model (GMM) para identificar centros múltiples y sus probabilidades asociadas.

Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)

Partido	% estimado	Modalidad (Dip)	Cohesión interna (BC)	Intensidad (M)	Robustez (IRP*)
PSOE	34,5	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
PP	32,7	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
VOX	18,2	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	Alta
IU-MS-VQ	5,7	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
Podemos-AV	3,2	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
SALF	1,2	Unimodal	Cohesión baja	Fragmentación incipiente	Alta
UPL	0,7	Multimodal	n/a	Segmentación alta	Baja
PACMA	0,5	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Partido castellano-TC	0,4	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Baja
Soria_¡Ya!	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Ciudadanos	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Baja
Por_Ávila	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
AD-EV	0,1	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
Prepal	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Vía Bugalesa	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Otros	1,8	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
Blanco	0,6	Multimodal	n/a	Segmentación alta	Baja

II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)

Este análisis añade un plano composicional al diagnóstico principal. Los porcentajes están sujetos a restricción de suma constante; por ello, la variación en un actor siempre implica compensación en otros. Las transformaciones log-ratio de Aitchison permiten evaluar estabilidad en términos relativos (log-cocientes) y separar volatilidad aritmética de reestructuración composicional.

Valida la coherencia estructural de la estimación mediante técnicas composicionales (CLR/ILR), que respetan la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del sistema multipartidista.

Centros composicionales (media geométrica cerrada)

Se reportan centros composicionales (Aitchison): la media geométrica cerrada y dos centros robustos estimados en coordenadas CLR (Huber con escala SD y MAD). Cada columna suma 100 y preserva la lógica de proporciones y pesos relativos del sistema.

Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)

Partido	Media_comp	HuberSD_comp	HuberMAD_comp
PSOE	35.0	34.8	35.0
PP	33.2	32.9	30.9
VOX	18.6	18.7	19.1
IU-MS-VQ	5.7	5.7	6.0
Podemos-AV	3.2	3.2	3.3
SALF	1.2	1.2	1.7
UPL	0.1	0.2	0.2
PACMA	0.5	0.5	0.7
Partido castellano-TC	0.3	0.3	0.4
Soria_¡Ya!	0.0	0.0	0.0
Ciudadanos	0.0	0.0	0.0
Por_Ávila	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.1	0.1	0.1
Prepal	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Otros	1.8	1.8	2.2
Blanco	0.3	0.6	0.4

Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)

Partido	$\Delta(\text{Media_comp} - \text{Media_arit})$	$\Delta(\text{HuberSD_comp} - \text{Huber_SD_arit})$	$\Delta(\text{HuberMAD_comp} - \text{Huber_MAD_arit})$
PSOE	0.8	0.4	0.2
PP	0.8	0.2	-2.1
VOX	0.4	0.6	1.1
IU-MS-VQ	0.1	0.1	0.3
Podemos-AV	0.1	0.1	0.1
SALF	0.0	0.0	0.5
UPL	-1.2	-0.9	-0.5
PACMA	0.0	-0.1	0.1
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.1
Soria_¡Ya!	-0.3	-0.2	0.0
Ciudadanos	-0.1	-0.1	-0.1
Por_Ávila	-0.1	-0.1	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Prepal	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Otros	0.0	0.0	0.4
Blanco	-0.5	0.0	-0.1

10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$

	PSOE	PP	VOX	IU-MS-VQ	Podemos-AV	SALF	UPL	PACMA	Partido castellano-TC	Soria_i Ya!	Ciudadanos	Por_Ávila	AD-EV	Prepal	Vía Bugalesa	Otros	Blanco
PSOE	0,000	0,006	0,026	0,019	0,012	0,214	53,923	0,213	0,273	95,196	106,653	88,870	0,018	61,771	68,356	0,105	0,327
PP	0,006	0,000	0,021	0,027	0,014	0,213	53,340	0,216	0,286	94,501	106,651	88,198	0,030	61,211	67,768	0,102	0,301
VOX	0,026	0,021	0,000	0,058	0,040	0,113	53,280	0,126	0,189	96,252	106,939	89,890	0,066	62,623	69,253	0,070	0,281
IU-MS-VQ	0,019	0,027	0,058	0,000	0,011	0,254	54,148	0,209	0,269	95,864	105,990	89,517	0,019	62,314	68,925	0,102	0,246
Podemos-AV	0,012	0,014	0,040	0,011	0,000	0,227	53,562	0,214	0,282	95,107	105,228	88,784	0,031	61,700	68,281	0,079	0,283
SALF	0,214	0,213	0,113	0,254	0,227	0,000	51,700	0,051	0,075	100,850	107,456	94,340	0,296	66,359	73,175	0,102	0,331
UPL	53,923	53,340	53,280	54,148	53,562	51,700	0,000	53,340	53,566	104,669	115,457	99,829	55,140	79,794	84,540	51,681	52,354
PACMA	0,213	0,216	0,126	0,209	0,214	0,051	53,340	0,000	0,035	102,196	108,297	95,639	0,256	67,444	74,311	0,118	0,181
Partido castellano-TC	0,273	0,286	0,189	0,269	0,282	0,075	53,566	0,035	0,000	104,499	110,081	97,866	0,298	69,313	76,277	0,204	0,231
Soria_i Ya!	95,196	94,501	96,252	95,864	95,107	100,850	104,669	102,196	104,499	0,000	129,744	0,110	95,810	3,602	2,221	96,906	100,075
Ciudadanos	106,653	106,651	106,939	105,990	105,228	107,456	115,457	108,297	110,081	129,744	0,000	125,866	107,726	110,316	113,882	103,661	108,215
Por_Ávila	88,870	88,198	89,890	89,517	88,784	94,340	99,829	95,639	97,866	0,110	125,866	0,000	89,465	2,459	1,348	90,529	93,594
AD-EV	0,018	0,030	0,066	0,019	0,031	0,296	55,140	0,256	0,298	95,810	107,726	89,465	0,000	62,274	68,885	0,170	0,315
Prepal	61,771	61,211	62,623	62,314	61,700	66,359	79,794	67,444	69,313	3,602	110,316	2,459	62,274	0,000	0,170	63,167	65,758
Vía Bugalesa	68,356	67,768	69,253	68,925	68,281	73,175	84,540	74,311	76,277	2,221	113,882	1,348	68,885	0,170	0,000	69,814	72,536
Otros	0,105	0,102	0,070	0,102	0,079	0,102	51,681	0,118	0,204	96,906	103,661	90,529	0,170	63,167	69,814	0,000	0,261
Blanco	0,327	0,301	0,281	0,246	0,283	0,331	52,354	0,181	0,231	100,075	108,215	93,594	0,315	65,758	72,536	0,261	0,000

La matriz de variaciones, definida como la matriz de varianzas de log-ratios entre pares de componentes, permite caracterizar la estructura interna del sistema multipartidista en términos de estabilidad relativa. Cada elemento $v_{ij} = \text{Var}[\log(x_i/x_j)]$ mide la dispersión de la relación proporcional entre dos partidos a lo largo de los escenarios. Este enfoque evita los artefactos derivados de la restricción de suma constante y proporciona una métrica geoméricamente coherente en el espacio de Aitchison.

Valores próximos a cero indican invariancia estructural en la razón entre partidos, mientras que valores elevados reflejan sensibilidad relativa al escenario. Los primeros sugieren bloques competitivos estables o electorados parcialmente compartidos; los segundos identifican áreas de volatilidad sistémica y posibles trasvases inciertos.

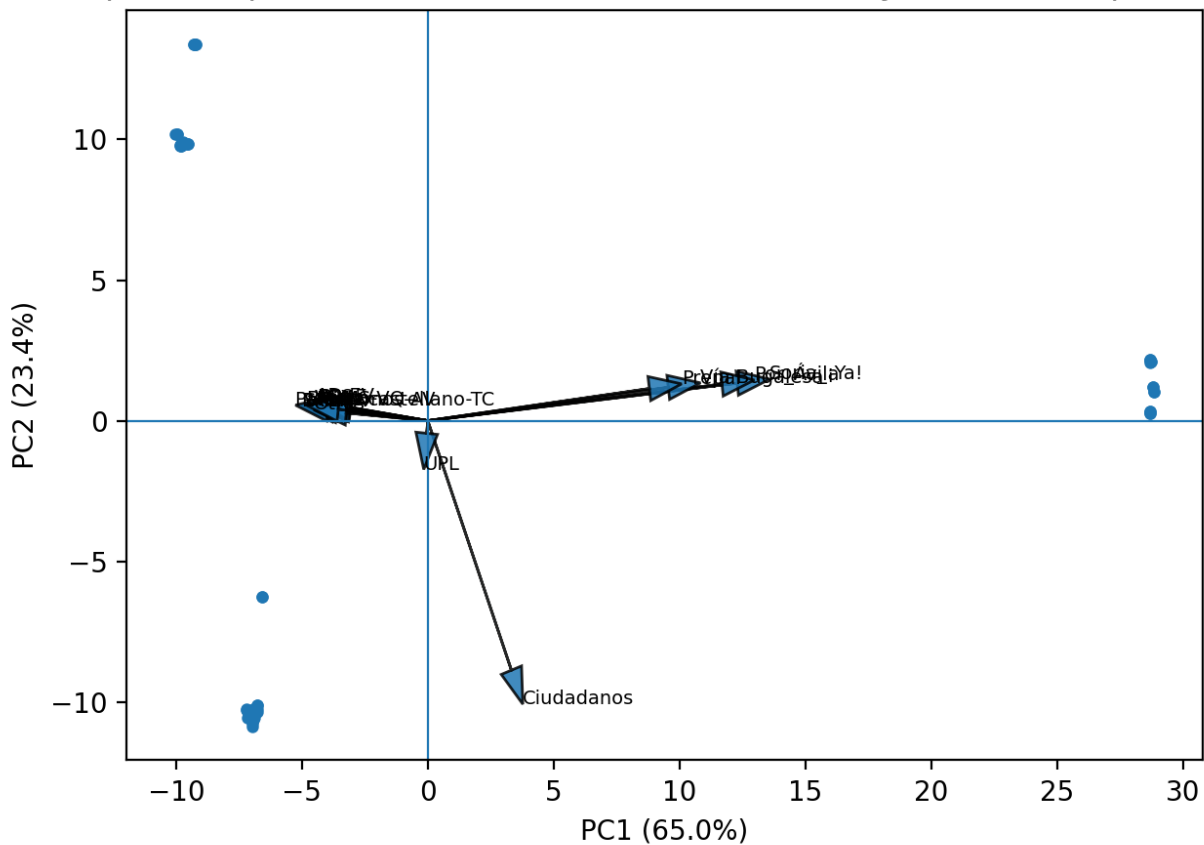
Resumen de variación relacional por partido

Tabla 11 — Media y máximo de Var[log-ratio]

Partido	VarLogRatio_media	VarLogRatio_max
PSOE	29.749	106.653
PP	29.555	106.651
VOX	29.952	106.939
IU-MS-VQ	29.873	105.990
Podemos-AV	29.616	105.228
SALF	30.985	107.456
UPL	66.895	115.457
PACMA	31.428	108.297
Partido castellano-TC	32.109	110.081
Soria_¡Ya!	82.350	129.744
Ciudadanos	110.760	129.744
Por_Ávila	77.269	125.866
AD-EV	30.050	107.726
Prepal	56.267	110.316
Vía Bugalesa	61.234	113.882
Otros	29.817	103.661
Blanco	30.956	108.215

*Cuanto menor, más estable

Biplot composicional: PCA sobre CLR (escenarios y vectores de partido)



Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR

Este bloque evalúa reglas diagnósticas complementarias al plano porcentual. La lógica es distinguir entre estabilidad aparente en % y estabilidad relativa en geometría composicional (log-ratio), así como detectar balances sistémicos críticos mediante ILR.

Las métricas presentadas operan en niveles analíticos distintos. El estadístico Dip evalúa formalmente la existencia de multimodalidad en la distribución (dimensión topológica), mientras que M y CLR_M cuantifican la intensidad estructural continua derivada del coeficiente de bimodalidad de Sarle (dimensión de magnitud). Por su parte, el análisis CLR traslada la evaluación al espacio composicional log-ratio, captando relaciones relativas entre partidos y no únicamente niveles absolutos. En consecuencia, divergencias entre Dip, M y CLR no implican contradicción metodológica, sino que reflejan que cada indicador describe propiedades estructurales diferentes del sistema.

Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)

Se detectan actores con estabilidad estructural en % (IRP* alto, M bajo, unimodalidad) pero inestabilidad relativa en CLR. Esto sugiere que la estabilidad porcentual puede estar sostenida por compensaciones en el vector composicional (cambios en relaciones relativas).

- PSOE
- IU-MS-VQ
- Podemos-AV
- AD-EV
- Otros

Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)

Partido	IRP_star	M	CLR_IRP*	CLR_M	CLR_Dip_p
PSOE	0.802	0.140	0.442	0.443	0.000
IU-MS-VQ	0.839	0.000	0.398	0.477	0.000
Podemos-AV	0.917	0.000	0.366	0.507	0.000
AD-EV	0.839	0.000	0.307	0.362	0.000
Otros	0.776	0.000	0.207	0.718	0.000

Nota: IRP* $\in [0,1]$ mide la estabilidad estructural (valores próximos a 1 indican alta robustez del estimador). M $\in [0,1]$ refleja intensidad estructural (valores próximos a 0 indican cohesión; valores altos mayor fragmentación). En el plano composicional, CLR_IRP* mide estabilidad relativa en log-ratios, CLR_M la intensidad estructural relacional, y CLR_Dip_p corresponde al p-valor de la prueba de unimodalidad ($p < 0,05$ indica evidencia de multimodalidad).

Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)

Esta tabla presenta la estabilidad de los estimadores mediante un re-muestreo de escenarios completos. Los valores muestran la media de las réplicas y, entre paréntesis, el intervalo de confianza (5%-95%). Al procesar filas íntegras, se mantiene la interdependencia y la restricción de suma 100.

Partido / Escenario	Media	Mediana	Huber_SD	Huber_MAD
PSOE	34.17 (33.72-34.62)	33.63 (33.00-34.88)	34.12 (33.61-34.65)	34.11 (33.52-34.62)
PP	32.42 (32.17-32.67)	32.41 (31.85-33.05)	32.40 (32.14-32.67)	32.41 (32.14-32.69)
VOX	18.25 (17.78-18.74)	17.45 (17.15-17.68)	18.01 (17.50-18.56)	17.70 (17.30-18.30)
IU-MS-VQ	5.60 (5.42-5.78)	5.58 (5.36-5.72)	5.57 (5.38-5.76)	5.58 (5.39-5.76)
Podemos-AV	3.12 (3.05-3.19)	3.10 (3.02-3.16)	3.12 (3.05-3.19)	3.11 (3.04-3.18)
SALF	1.24 (1.13-1.35)	1.13 (1.03-1.28)	1.21 (1.09-1.34)	1.22 (1.08-1.35)
UPL	1.29 (0.99-1.63)	0.59 (0.46-0.84)	1.10 (0.77-1.54)	0.72 (0.57-0.95)
PACMA	0.55 (0.50-0.59)	0.57 (0.43-0.62)	0.55 (0.50-0.60)	0.55 (0.50-0.59)
Partido castellano-TC	0.31 (0.29-0.34)	0.35 (0.33-0.37)	0.32 (0.29-0.35)	0.33 (0.29-0.36)
Soria_¡Ya!	0.28 (0.17-0.39)	0.00 (0.00-0.00)	0.21 (0.10-0.36)	0.00 (0.00-0.00)
Ciudadanos	0.13 (0.11-0.16)	0.10 (0.03-0.19)	0.13 (0.10-0.16)	0.11 (0.04-0.16)
Por_Ávila	0.13 (0.08-0.18)	0.00 (0.00-0.00)	0.09 (0.04-0.16)	0.00 (0.00-0.00)
AD-EV	0.06 (0.06-0.06)	0.06 (0.06-0.06)	0.06 (0.05-0.06)	0.06 (0.06-0.06)
Prepal	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)	0.00 (0.00-0.00)
Vía Bugalesa	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Otros	1.79 (1.69-1.90)	1.76 (1.68-1.84)	1.78 (1.67-1.89)	1.78 (1.67-1.89)
Blanco	0.65 (0.54-0.77)	0.52 (0.45-0.54)	0.56 (0.48-0.66)	0.49 (0.46-0.52)

Partido / Escenario	SD	CV
PSOE	2.17 (1.97-2.38)	6.4% (5.8-6.9)
PP	1.20 (1.06-1.35)	3.7% (3.3-4.2)
VOX	2.30 (1.94-2.63)	12.6% (10.9-14.1)
IU-MS-VQ	0.87 (0.75-0.98)	15.5% (13.4-17.4)
Podemos-AV	0.33 (0.28-0.38)	10.7% (9.1-12.2)
SALF	0.53 (0.47-0.59)	42.9% (38.6-47.0)
UPL	1.54 (1.30-1.73)	120.0% (104.6-135.0)
PACMA	0.21 (0.19-0.23)	38.5% (33.7-43.2)
Partido castellano-TC	0.12 (0.11-0.13)	38.9% (32.1-45.4)
Soria_¡Ya!	0.52 (0.43-0.59)	194.9% (148.4-247.7)
Ciudadanos	0.14 (0.12-0.15)	103.1% (85.4-123.2)
Por_Ávila	0.24 (0.20-0.27)	195.2% (148.7-248.1)
AD-EV	0.01 (0.01-0.01)	17.6% (15.4-19.8)
Prepal	0.01 (0.00-0.01)	194.7% (148.1-247.3)
Vía Bugalesa	0.01 (0.01-0.02)	196.2% (149.9-249.6)
Otros	0.50 (0.43-0.56)	27.7% (24.0-31.3)
Blanco	0.54 (0.38-0.67)	82.3% (70.5-89.4)

La columna CV (Coeficiente de Variación) expresa la volatilidad relativa del partido. Valores menores al 10% indican una posición consolidada en todos los escenarios, mientras que valores superiores sugieren una fuerte dependencia de las condiciones de inercia e incertidumbre.

13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)

Interpretación: $CLR_i(x) = \log(x_i/g(x))$. Valores positivos indican que el partido está sistemáticamente por encima de la media geométrica del sistema (ventaja relativa); valores negativos, por debajo. Estabilidad alta (IRP* CLR elevado, M CLR bajo) implica que la posición relativa del partido es robusta bajo escenarios; inestabilidad CLR sugiere dependencia de reequilibrios del vector completo y no solo oscilación porcentual.

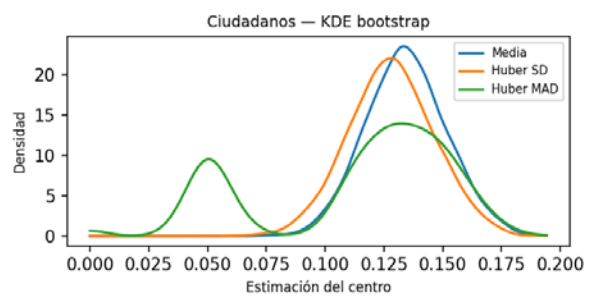
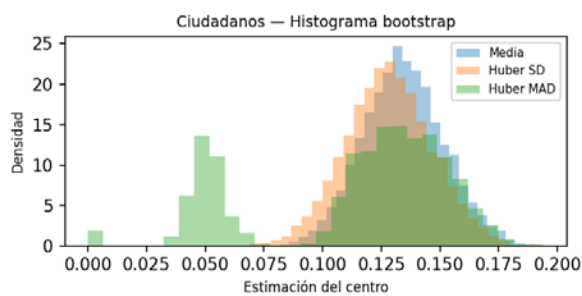
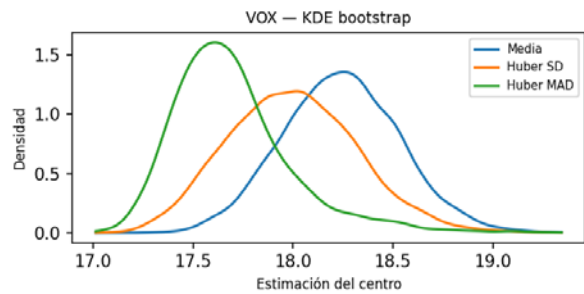
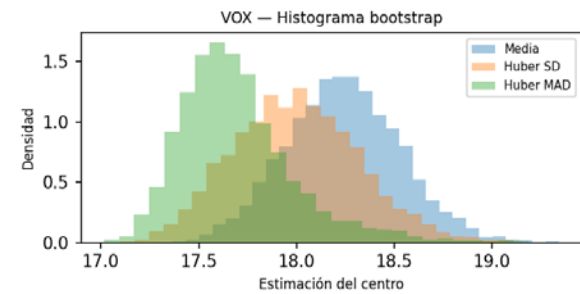
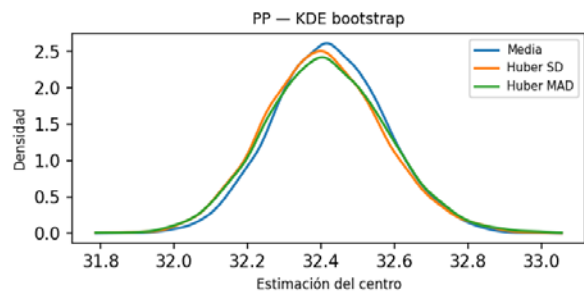
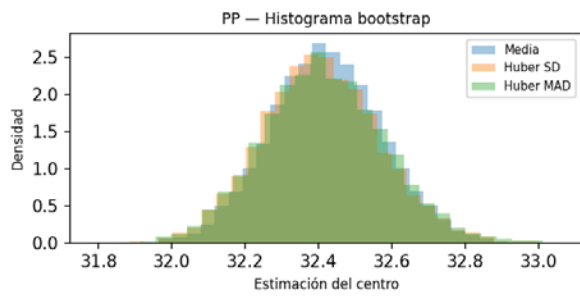
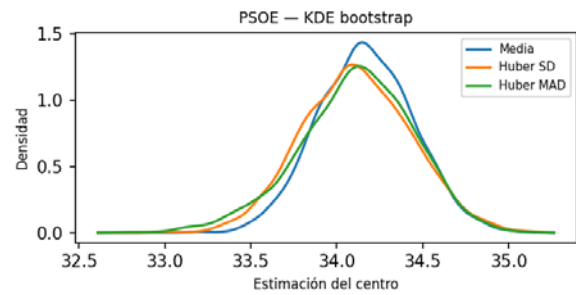
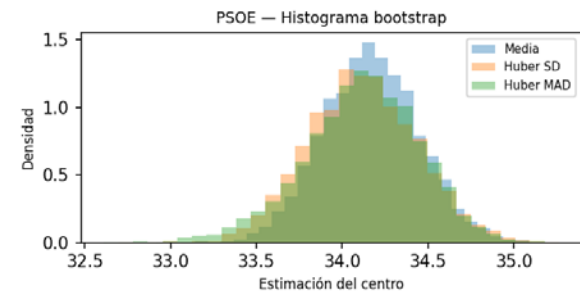
CLR: métricas por partido

Partido	CLR_mean	CLR_HuberMAD	CLR_Dip_p	CLR_Modalidad	CLR_BC	CLR_M	CLR_IRP*
PSOE	8.103	8.642	0.000	Multimodal	0.752	0.443	0.442
PP	8.052	8.517	0.000	Multimodal	0.757	0.454	0.425
VOX	7.470	8.035	0.000	Multimodal	0.787	0.521	0.370
IU-MS-VQ	6.285	6.887	0.000	Multimodal	0.767	0.477	0.398
Podemos-AV	5.706	6.290	0.000	Multimodal	0.781	0.507	0.366
SALF	4.697	5.600	0.000	Multimodal	0.875	0.719	0.203
UPL	1.839	3.664	0.000	Multimodal	0.921	0.822	0.085
PACMA	3.882	4.688	0.000	Multimodal	0.863	0.692	0.204
Partido castellano-TC	3.303	4.062	0.000	Multimodal	0.872	0.713	0.173
Soria ¡Ya!	-13.286	-16.481	0.000	Multimodal	0.980	0.955	0.034
Ciudadanos	-4.989	-4.989	0.000	Multimodal	0.870	0.708	0.105
Por_Ávila	-13.461	-16.481	0.000	Multimodal	0.978	0.950	0.038
AD-EV	1.705	2.194	0.000	Multimodal	0.716	0.362	0.307
Prepal	-14.292	-16.481	0.000	Multimodal	0.964	0.919	0.064
Vía Bugalesa	-14.076	-16.481	0.000	Multimodal	0.969	0.930	0.056
Otros	5.115	5.860	0.000	Multimodal	0.874	0.718	0.207
Blanco	3.947	4.564	0.000	Multimodal	0.817	0.589	0.263

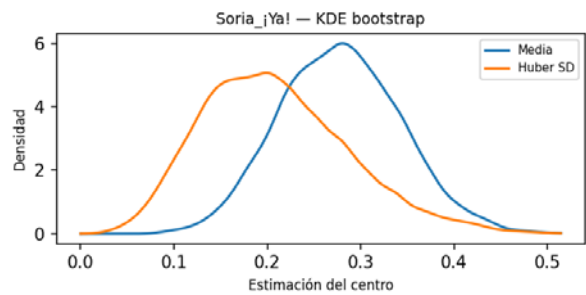
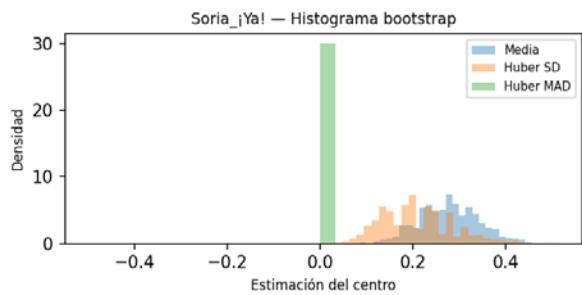
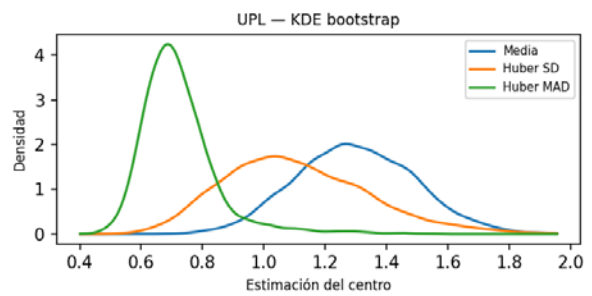
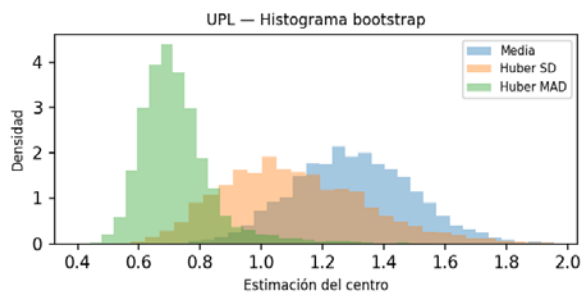
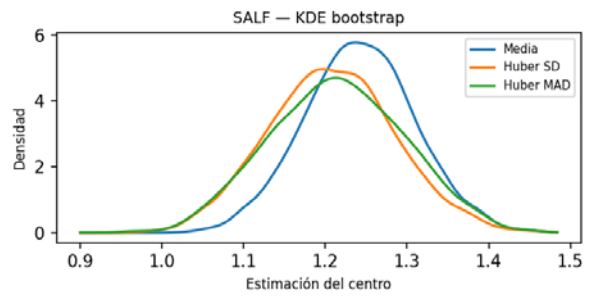
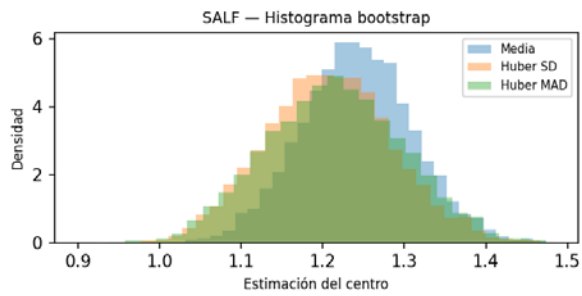
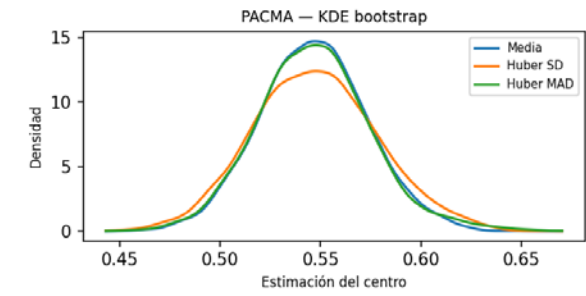
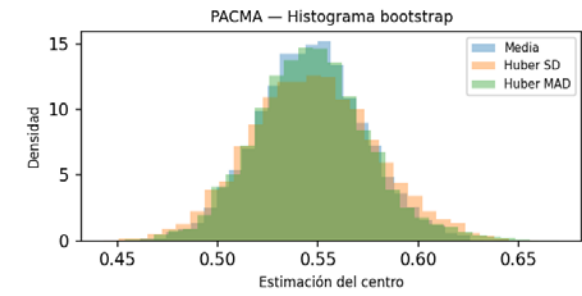
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central

Gráficos (B = 5000, IC 95%):

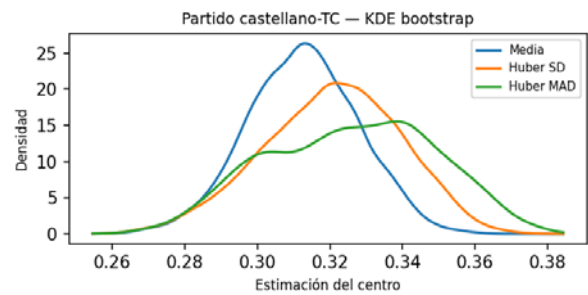
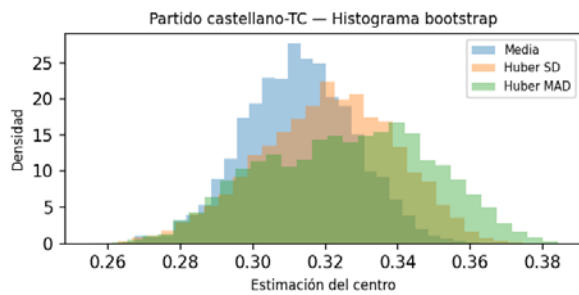
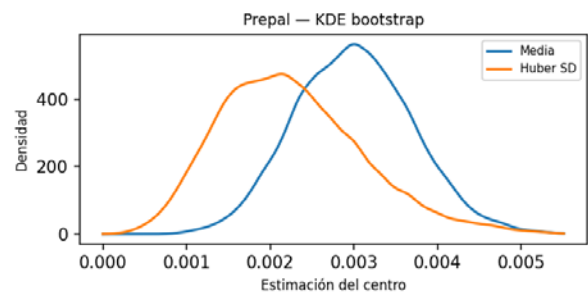
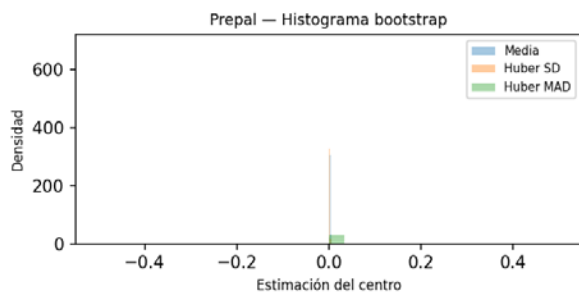
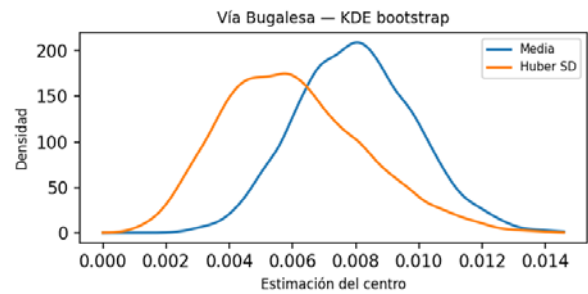
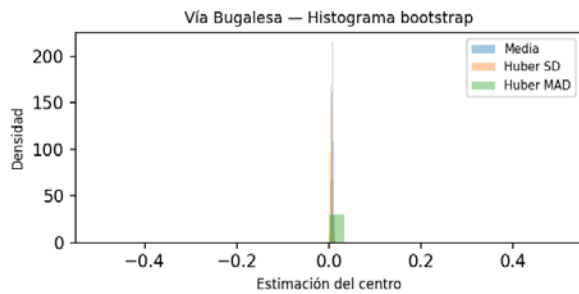
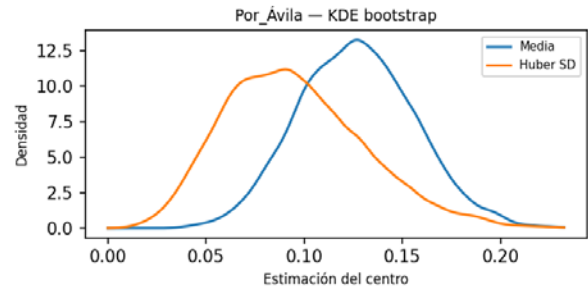
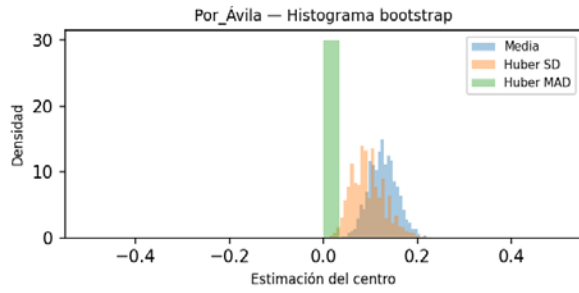
PSOE | PP | VOX | Ciudadanos



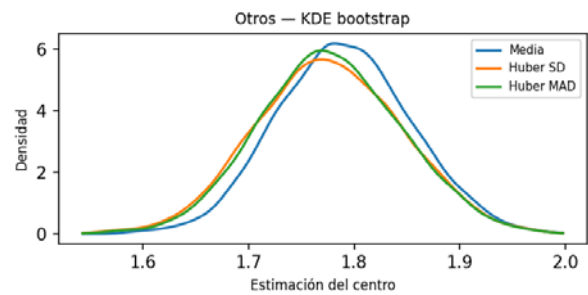
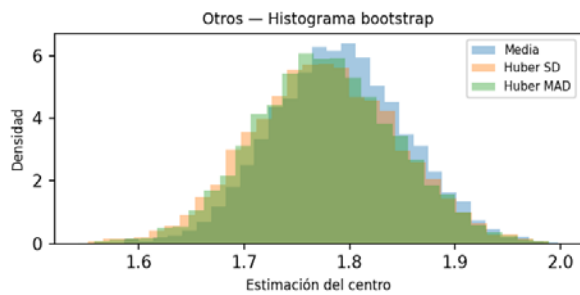
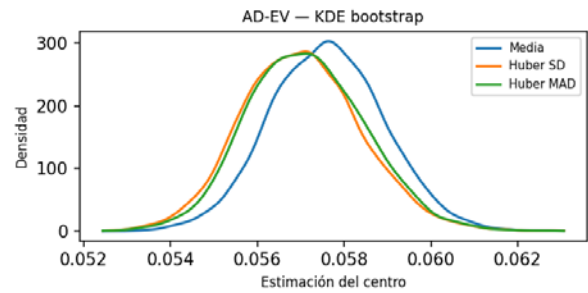
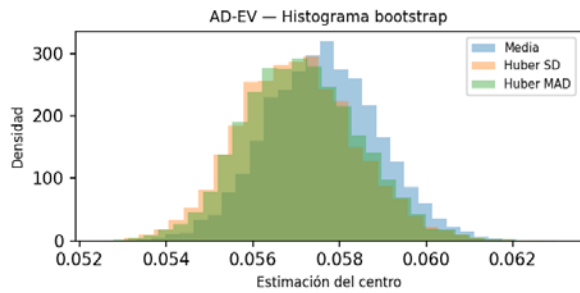
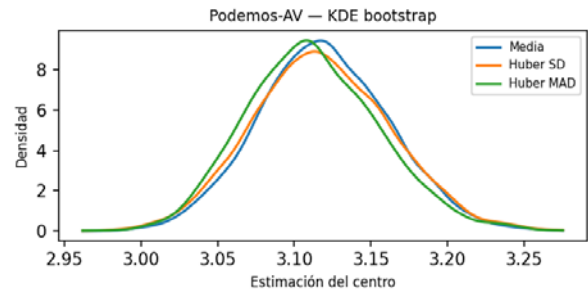
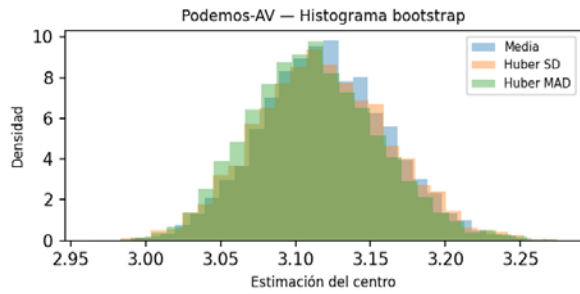
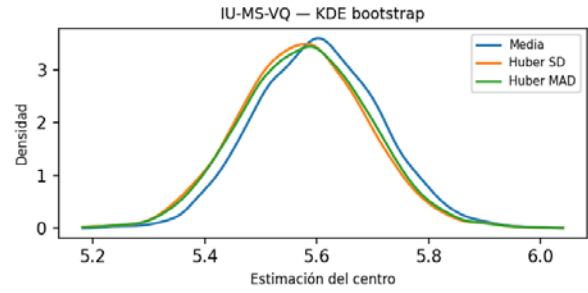
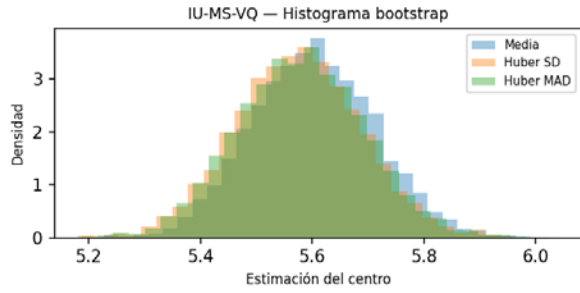
PACMA | SALF | UPL | Soria_¡Ya!



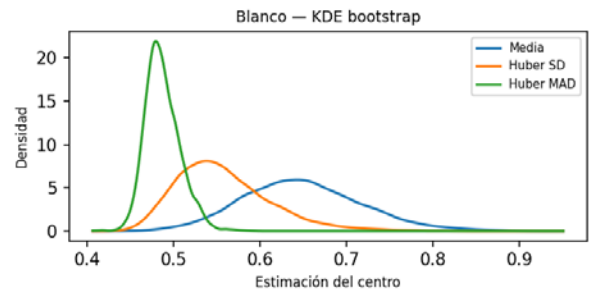
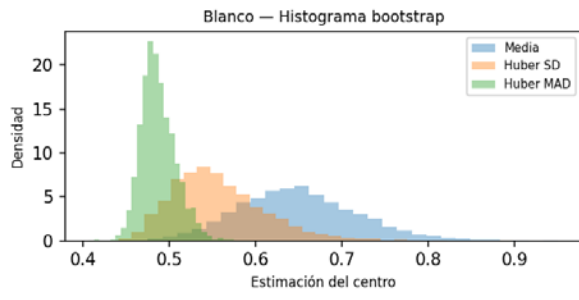
Por_Ávila | Vía Bugalesa | Prepal | Partido castellano-TC



IU-MS-VQ | Podemos-AV | AD-EV | Otros



Blanco



IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional

El presente anexo documenta el sistema metodológico implementado para la estimación robusta del centro y el diagnóstico estructural de las distribuciones de escenarios. El modelo integra estadística robusta, análisis de modalidad, medición de intensidad estructural y geometría composicional.

La arquitectura del sistema se organiza en cuatro planos analíticos: plano aritmético (centro), plano estructural (forma), plano intensivo (segmentación) y plano relacional composicional.

A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro

Se emplean cuatro estimadores: Media aritmética, Mediana, Huber-SD y Huber-MAD.

1. Media Aritmética

$$\bar{x} = (1/n) \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

La media es eficiente bajo normalidad, pero presenta función de influencia no acotada.

2. Mediana

m tal que $P(X \leq m) \geq 0.5$ y $P(X \geq m) \geq 0.5$

Equivalente a minimizar $\sum |x_i - \vartheta|$

Posee punto de ruptura del 50%.

3. Estimador de Huber (M-estimador)

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum \rho(x_i - \vartheta)$$

$$\rho(r) = \frac{1}{2}r^2 \text{ si } |r| \leq c; \quad c|r| - \frac{1}{2}c^2 \text{ si } |r| > c$$

$$\psi(r) = r \text{ si } |r| \leq c; \quad c \cdot \operatorname{sign}(r) \text{ si } |r| > c$$

$$\text{Implementación iterativa: } \mu_{t+1} = (\sum w_i x_i) / (\sum w_i)$$

$$\text{Pesos: } w_i = 1 \text{ si } |r_i| \leq c; \quad c / |r_i| \text{ si } |r_i| > c$$

Con $c = 1.345 \cdot s$ ($\approx 95\%$ eficiencia bajo normalidad).

4. Escalas Utilizadas

$$\text{Desviación estándar: } s = \sqrt{(1/(n-1)) \cdot \sum (x_i - \bar{x})^2}$$

$$\text{MAD} = \text{mediana}(|x_i - \text{mediana}(x)|)$$

$$\sigma_{\text{rob}} = 1.4826 \cdot \text{MAD}$$

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)

$$CV_{\text{rob}} = (1.4826 \cdot \text{MAD}) / \hat{\mu}$$

$$S = |\bar{x} - \hat{\mu}| / \hat{\mu}$$

$$\text{IRP} = 1 / (1 + CV_{\text{rob}} + S)$$

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$

B. Plano Estructural: Forma y Cohesión

1. Modalidad Formal (Test Dip)

$$\text{Dip} = \sup |F_n(x) - F_{\text{unimodal}}(x)|$$

Criterio: $p < 0.05$ indica multimodalidad.

2. Coeficiente de Bimodalidad (BC)

$$BC = (g_1^2 + 1) / (g_2 + 3)$$

3. Score M

$$M = \operatorname{clip}[(BC - BC_{\text{ref}}) / (1 - BC_{\text{ref}}), 0, 1]$$

C. Plano Relacional: Análisis Composicional

$$S^D = \{x \in \mathbb{R}^{D^+} : \sum x_i = 1\}$$

$$g_i = (\prod x_{ij})^{1/n} / \sum (\prod x_{kj})^{1/n}$$

$$\begin{aligned} \text{clr}(x_i) &= \ln(x_i / g(x)) \\ \text{ilr} &= \sqrt{rs/(r+s)} \cdot \ln(g(x_R) / g(x_S)) \\ T_{ij} &= \text{Var}[\ln(x_i / x_j)] \end{aligned}$$

D. Integración Multinivel del Diagnóstico

$$\mathcal{D} = f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*, \text{CLR}, \text{ILR}, T_{ij})$$

E. Eficiencia y Remuestreo

$$\begin{aligned} \text{Eff} &= (\text{SE}_{\text{mediana}} / \text{SE}_{\text{estimador}})^2 \\ \text{Eff}^* &= \text{Eff} \cdot (1 - M) \end{aligned}$$

F. Regla de Decisión Automática

$$\hat{\vartheta} = \text{argmax } \text{Eff}^*(\vartheta)$$

G. Propiedades del Sistema

- Separabilidad entre forma y estabilidad.
- Robustez ante valores atípicos.
- Coherencia geométrica bajo clausura.
- Sensibilidad a transiciones estructurales.
- Adecuación para $n \approx 50-100$.

H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima

El sistema implementa una secuencia analítica estructurada que garantiza coherencia entre forma distributiva, intensidad estructural y estabilidad del centro.

1. Entrada: vectores de escenarios porcentuales (datos cerrados, suma=100).
2. Estimación robusta del centro: Media, Mediana, Huber-SD, Huber-MAD.
3. Diagnóstico estructural:
 - Modalidad formal (Dip).
 - Propensión a segmentación (BC).
 - Intensidad estructural normalizada (M).
4. Penalización estructural de la estabilidad:

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$
5. Evaluación de precisión mediante bootstrap:

$$\text{Eff}^* = \text{Eff} \cdot (1 - M)$$
6. Regla automática de selección:
 - a) Si $M > 0.60 \rightarrow$ se prioriza Huber (mezcla intensa).
 - b) Si $M \leq 0.60 \rightarrow$ se selecciona el estimador con mayor Eff^* .
 - c) Si $M > 0.80 \rightarrow$ se sugiere evaluación mediante modelos de mezcla.

La robustez del sistema deriva de tres mecanismos integrados:

- Separación analítica entre modalidad e intensidad.
- Penalización estructural explícita de estabilidad y eficiencia.
- Regla decisional no ad hoc, basada en umbrales paramétricos definidos ex ante.

En diseños basados en escenarios esta arquitectura evita seleccionar estimadores únicamente por precisión muestral cuando existe fragmentación interna, garantizando coherencia entre forma distributiva y centro recomendado. La selección del incorpora explícitamente diagnóstico estructural e intensidad de segmentación, evitando decisiones sesgadas bajo heterogeneidad distributiva.

La robustez del sistema deriva de la integración secuencial de estos niveles.

Formalmente, el estimador recomendado puede expresarse como:

$$\hat{\theta} = \text{argmax}_{\{\theta \in \Theta\}} \text{Eff}^*(\theta)$$

$$\text{Eff}^*(\theta) = \text{Eff}(\theta) \cdot (1 - M)$$

$$\Theta = \{\text{Media}, \text{Mediana}, \text{Huber_SD}, \text{Huber_MAD}\}$$

$M \in [0,1]$ actúa como penalización estructural multiplicativa.

V Referencias Metodológicas

- Aitchison, J. (1982). The statistical analysis of compositional data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 44(2), 139–177.
- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman & Hall, London. (Reprinted 2003, Blackburn Press).
- Aitchison, J. (1997). The one-hour course in compositional data analysis or compositional data analysis is simple. In V. Pawlowsky-Glahn (Ed.), *Proceedings of iAMG'97 – The Third Annual Conference of the International Association for Mathematical Geology* (pp. 3–35). CIMNE, Barcelona.
- Aitchison, J., Barceló-Vidal, C., Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2002). A concise guide for the algebraic-geometric structure of the simplex, the sample space for compositional data analysis. In U. Bayer, H. Burger, & W. Skala (Eds.), *Proceedings of iAMG'02* (pp. 387–392). Alfred-Wegener-Stiftung, Berlin.
- Aitchison, J., & Greenacre, M. (2002). Biplots for compositional data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics)*, 51(4), 375–392.
- Aitchison, J., & Shen, S. M. (1980). Logistic-normal distributions: Some properties and uses. *Biometrika*, 67(2), 261–272.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019a). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261. Barómetro de septiembre 2019.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019b). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019.
- Alaminos, A. (2024). Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (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, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023a). Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. Colección Cuadernos Metodológicos (Vol. 63). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023b). Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. *Revista Sistema*, 267, 3–37.
- Alaminos, A. (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.
- Alaminos, A. (2021). Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: Revista de Ciencias Sociales*, 260, 17–34.
- Billheimer, D., Guttorp, P., & Fagan, W. F. (2001). Statistical interpretation of species composition. *Journal of the American Statistical Association*, 96(456), 1205–1214.
- Chayes, F. (1960). On correlation between variables of constant sum. *Journal of Geophysical Research*, 65(12), 4185–4193.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2005). Groups of parts and their balances in compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 37(7), 795–828.
- Egozcue, J. J., Pawlowsky-Glahn, V., Mateu-Figueras, G., & Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279–300.
- Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The Dip Test of Unimodality. *The Annals of Statistics*, 13(1), 70–84.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73–101.
- Huber, P. J. (1981). *Robust Statistics*. Wiley, New York.
- Martín-Fernández, J. A., Barceló-Vidal, C., & Pawlowsky-Glahn, V. (2003). Dealing with zeros and missing values in compositional data sets using nonparametric imputation. *Mathematical Geology*, 35(3), 253–278.
- Pawlowsky-Glahn, V., & Egozcue, J. J. (2002). BLU estimators and compositional data. *Mathematical Geology*, 34(3), 259–274.

- Rousseeuw, P. J., & Croux, C. (1993). Alternatives to the Median Absolute Deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1273–1283.
- Sarle, W. S. (1987). Bimodality coefficient. SAS Technical Report.
- Smithson, M., & Broomell, S. B. (2022). Compositional data analysis tutorial for social science researchers: Techniques for dealing with percentage and constrained-sum data. *Psychological Methods*.
<https://doi.org/10.1037/met0000464>

Análisis de escenarios del estudio 'Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León' (ECIS3545)

Modelo bifactorial Inercia–Incertidumbre · output técnico

Unidad de Ciencia Social Computacional

Gabinete de Presidencia

Centro de Investigaciones Sociológicas

ZAMORA

Contenido

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos	282
1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos	282
I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente	284
Tabla 1 — Estimadores centrales	284
Tabla 2 — Robustez	285
Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico	286
Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización	287
Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)	287
Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)	288
Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable	289
Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez	290
Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)	291
Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)	293
II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)	294
Centros composicionales (media geométrica cerrada)	294
Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)	294
Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)	295
10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$	296
Resumen de variación relacional por partido	297
Tabla 11 — Media y máximo de $\text{Var}[\log\text{-ratio}]$	297
Gráfico 1 — Visualización de la estructura (Biplot composicional: PCA sobre CLR)	298
Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR	299
Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)	299
Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)	299
Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)	300
13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)	301
CLR: métricas por partido	301
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central	302
IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional	307
A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro	307
1. Media Aritmética	307
2. Mediana	307
3. Estimador de Huber (M-estimador)	307
4. Escalas Utilizadas	307
5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)	307
B. Plano Estructural: Forma y Cohesión	307

1. Modalidad Formal (Test Dip).....	307
2. Coeficiente de Bimodalidad (BC).....	307
3. Score M.....	307
C. Plano Relacional: Análisis Composicional	307
D. Integración Multinivel del Diagnóstico	308
E. Eficiencia y Remuestreo	308
F. Regla de Decisión Automática	308
G. Propiedades del Sistema.....	308
H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima	308
V Referencias Metodológicas.....	309

Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos

1. Marco Metodológico: Diseño de Escenarios y Naturaleza de los Datos

Diseño: la demoscopia tradicional ha operado históricamente bajo la lógica de la 'foto fija': un intento de capturar la intención de voto en a) un instante preciso del tiempo, b) bajo el supuesto de una distribución normal y c) de estacionariedad del fenómeno medido. Sin embargo, en los sistemas electorales contemporáneos definidos por la fragmentación y la volatilidad, esta aproximación resulta limitada. El Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre surge como una respuesta metodológica que amplía el foco incluyendo junto a la medición del apoyo electoral una evaluación de la estabilidad estructural de dicho apoyo.

Este modelo se basa en un diseño de escenarios de estrés generados a partir de muestras aleatorias. La pregunta que responde el modelo no es solo ¿cuántos votos tiene hoy un partido?, sino que traslada la pregunta a un marco de incertidumbre en donde se reformula como '¿cuál es potencial electoral de un partido en el momento de la medición? La reformulación del enfoque abre analíticamente la puerta a múltiples preguntas con finalidad diagnóstica: ¿qué resiliencia posee un partido para resistir ante cambios drásticos en la inercia del voto o ante picos de incertidumbre? (Alaminos y Tezanos, 2029a, 2019b; Alaminos, 2021, 2022, 2024) Para ello, el modelo genera un espacio de posibilidades proyectadas donde cada escenario representa una combinación única de fuerzas, obligando al sistema a comportarse bajo diferentes presiones.

La fundamentación teórica del modelo facilita su motor de generación de escenarios, cuya construcción ha sido desarrollada en diversas publicaciones (Alaminos y Alaminos-Fernández, 2023a, 2023b, 2024). El algoritmo procesa una matriz de 63 combinaciones generada mediante dos vectores críticos:

- El Factor Inercia: representa la fuerza de retención y la lealtad histórica del voto.
- El Factor Incertidumbre: representa la volatilidad, el impacto de eventos inesperados.

Un aspecto metodológico fundamental es la Naturaleza Composicional de los datos (suma constante = 100%). Esto implica que los datos no son independientes: si un partido crece, necesariamente debe hacerlo a costa de la erosión de otros actores. El modelo de Alaminos-Tezanos captura esta interdependencia, permitiendo un diagnóstico de la condicionalidad de los escenarios. Finalmente, el software implementa una regla de decisión para la Selección Automática del Estimador basada en la Eficiencia Penalizada, obtenida mediante Bootstrap. Las métricas de Robustez (IRP*) y Estructura (Dip/BC) evalúan la capacidad de cada partido para mantener su posición o dominar el espacio bajo las tensiones cruzadas de los escenarios. Matemáticamente, el sistema puede expresarse como: Diagnóstico = $f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*)$. Esta formulación separa claramente forma, cohesión y estabilidad, evitando inferencias erróneas derivadas de confiar exclusivamente en contrastes de hipótesis o en estadísticas de momento aisladas. El modelo es especialmente adecuado para tamaños muestrales moderados ($n \approx 50-100$), donde los contrastes formales pueden carecer de potencia suficiente para detectar segmentaciones suaves.

Finalmente se efectúa un análisis sistémico mediante un análisis composicional (CLR/ILR) con el objetivo de complementar la lectura porcentual tradicional y distinguir entre estabilidad aritmética y estabilidad estructural relativa. Dado que las estimaciones están sujetas a restricción de suma constante, una aparente estabilidad en porcentaje puede sostenerse sobre reequilibrios internos del conjunto. Las transformaciones log-ratio permiten evaluar la robustez de las posiciones relativas entre actores y detectar balances sistémicos donde puedan emerger subregímenes. En consecuencia, el análisis identifica si las variaciones responden a tensiones compensatorias dentro de un mismo régimen o a configuraciones estructurales alternativas bajo los escenarios considerados. La estimación de centros se complementa a efectos diagnósticos con promedios composicionales para respetar la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del dato. La media composicional (Aitchison mean) se calcula como el promedio en coordenadas CLR (log-ratios centrados) y se transforma posteriormente mediante la inversa CLR, aplicando finalmente un cierre a suma 100. Los centros robustos se obtienen mediante varios estimados incluyendo un Huber composicional, estimando la localización robusta por componente en el espacio CLR y aplicando un recentro a suma cero (condición geométrica de las coordenadas CLR) antes de invertir la transformación y cerrar de nuevo a 100. De este modo, el centro resultante refleja proporciones relativas del sistema y no depende de un nivel absoluto. Este procedimiento mantiene la interdependencia entre componentes y evita diagnósticos distorsionados por outliers o desplazamientos compensatorios entre partidos.

El presente informe se estructura en dos bloques analíticos complementarios, diseñados para responder a preguntas metodológicamente diferenciadas. El primer bloque aborda la estimación puntual del voto desde una perspectiva de estadística robusta univariable, cuyo objetivo es determinar cuál es la mejor estimación central a partir de los escenarios disponibles, evaluando estabilidad, sensibilidad y eficiencia de los estimadores.

El segundo bloque introduce un análisis composicional, orientado a validar la coherencia estructural del sistema multipartidista bajo la restricción de suma constante. En este nivel, la atención se desplaza desde los valores absolutos hacia las relaciones relativas entre partidos, empleando transformaciones log-ratio (CLR/ILR) y herramientas geométricas asociadas. Consideradas conjuntamente, las dos aproximaciones permiten determinar tanto la mejor estimación puntual como la consistencia estructural del sistema que la sostiene.

I. Análisis y estimación recomendada funcionalmente

Tabla 1 — Estimadores centrales

Partido	Huber (escala SD)	Huber (escala MAD)	Media aritmética	Mediana
PP	35,4	35,5	35,0	35,5
PSOE	28,8	28,7	28,8	28,8
VOX	18,8	19,1	18,9	19,1
UPL	5,9	5,9	5,9	5,7
IU-MS-VQ	4,7	4,7	4,7	4,7
Podemos-AV	2,7	2,7	2,7	2,7
SALF	0,5	0,5	0,5	0,5
Prepal	0,4	0,4	0,4	0,5
PACMA	0,2	0,2	0,2	0,2
Soria_¡Ya!	0,2	0,0	0,3	0,0
AD-EV	0,1	0,1	0,1	0,1
Por_Ávila	0,1	0,0	0,1	0,0
Ciudadanos	0,0	0,0	0,0	0,0
Vía Bugalesa	0,0	0,0	0,0	0,0
Partido castellano-TC	0,0	0,0	0,0	0,0
Otros	1,7	1,7	1,7	1,7
Blanco	0,5	0,5	0,7	0,5

Tabla 2 — Robustez

Partido	Volatilidad robusta	Sensibilidad a extremos	Índice de robustez (IRP)	Cohesión interna (BC, si Dip=Unimodal)
PP	0,10	0,00	0,91	
PSOE	0,06	0,02	0,93	
VOX	0,16	0,00	0,86	
UPL	0,31	0,00	0,77	
IU-MS-VQ	0,18	0,01	0,83	
Podemos-AV	0,08	0,01	0,92	Cohesión baja
SALF	0,31	0,01	0,76	
Prepal	1,02	0,00	0,49	
PACMA	0,21	0,03	0,81	Cohesión baja
Soria_¡Ya!				
AD-EV	0,26	0,22	0,68	Cohesión baja
Por_Ávila				
Ciudadanos				Cohesión baja
Vía Bugalesa				
Partido castellano-TC				
Otros	0,42	0,03	0,69	Cohesión alta
Blanco	0,27	0,51	0,56	Cohesión baja

Tabla 3 — Forma distribucional y diagnóstico

Partido	Dip (p-valor)	Modalidad (Dip)	BC Sarle (consenso/estrés)	Score multimodalidad (M) desde BC	Robustez ajustada (IRP*)	Intensidad estructural (M)
PP	0,008	Multimodal	0,54	0,00	0,91	Segmentación leve
PSOE	0,000	Multimodal	0,69	0,31	0,64	Segmentación leve
VOX	0,011	Multimodal	0,57	0,03	0,84	Segmentación leve
UPL	0,009	Multimodal	0,55	0,00	0,77	Segmentación leve
IU-MS-VQ	0,019	Multimodal	0,51	0,00	0,83	Segmentación leve
Podemos-AV	0,127	Unimodal	0,62	0,15	0,78	Baja fragmentación latente
SALF	0,044	Multimodal	0,55	0,00	0,76	Segmentación leve
Prepal	0,000	Multimodal	0,77	0,48	0,26	Segmentación moderada
PACMA	0,989	Unimodal	0,58	0,07	0,76	Baja fragmentación latente
Soria_¡Ya!	0,000	Multimodal	0,99	0,98		Segmentación extrema
AD-EV	0,582	Unimodal	0,90	0,78	0,15	Alta tensión interna
Por_Ávila	0,001	Multimodal	0,99	0,97		Segmentación extrema
Ciudadanos	0,550	Unimodal	0,89	0,76		Alta tensión interna
Vía Bugalesa	0,004	Multimodal	0,96	0,91		Segmentación extrema
Partido castellano-TC	0,000	Multimodal	1,00	0,99		Segmentación extrema
Otros	0,117	Unimodal	0,46	0,00	0,69	Baja fragmentación latente
Blanco	0,207	Unimodal	0,97	0,93	0,04	Alta tensión interna

Nota: la prueba de Dip y el Coeficiente de Bimodality (BC) evalúan la morfología de la distribución del partido a través de los escenarios. El Dip (p-valor) determina la presencia de multimodalidad ($p < 0,05$ implica rechazo de unimodalidad), mientras que el BC no decide modalidad, sino que actúa como indicador de consenso y estrés estructural. En contextos unimodales, valores elevados de BC pueden señalar aplanamiento o proximidad a transición ($\approx 0,555$). El Score M, derivado y normalizado a partir del BC, cuantifica la intensidad de segmentación entre escenarios y ajusta la robustez mediante $IRP^* = IRP \cdot (1 - M)$. El IRP mide la resiliencia del partido frente a la variabilidad de escenarios; un IRP* alto indica posición estructuralmente estable y poco dependiente de las fluctuaciones del sistema.

Tabla 4 — Control de eficiencia estadística de los estimadores de localización

Tabla 4A — Errores estándar (SE) y eficiencia relativa vs mediana (Eff)

Partido	SE Huber(SD)	SE Huber(MAD)	SE Media	SE Mediana	Eff vs Med (Huber SD)	Eff vs Med (Huber MAD)	Eff vs Med (Media)
PP	0,43	0,43	0,38	0,66	2,34	2,40	3,00
PSOE	0,38	0,33	0,31	0,19	0,25	0,33	0,37
VOX	0,34	0,36	0,31	0,31	0,84	0,76	1,00
UPL	0,19	0,18	0,16	0,16	0,73	0,78	0,97
IU-MS-VQ	0,09	0,10	0,10	0,13	1,85	1,54	1,53
Podemos- AV	0,03	0,04	0,03	0,03	1,23	0,83	1,42
SALF	0,02	0,02	0,02	0,04	4,32	4,81	5,50
Prepal	0,04	0,05	0,04	0,13	9,69	7,21	12,33
PACMA	0,01	0,01	0,01	0,01	0,77	0,61	0,89
Soria_¡Ya!	0,08	0,00	0,06	0,00			
AD-EV	0,01	0,00	0,01	0,00	0,38	1,29	0,25
Por_Ávila	0,04	0,00	0,03	0,00			
Ciudadanos	0,00	0,00	0,01	0,00			
Vía	0,00	0,00	0,00	0,00			
Bugalesa							
Partido castellano- TC	0,01	0,00	0,01	0,00			
Otros	0,09	0,09	0,09	0,07	0,69	0,69	0,69
Blanco	0,07	0,01	0,09	0,03	0,13	2,91	0,08

Tabla 4B — Eficiencia penalizada (Eff*) y mejor estimador (Best)

Partido	Eff* Huber(SD)	Eff* Huber(MAD)	Eff* Media	Mejor (Eff)	Mejor (Eff*)
PP	2,34	2,40	3,00	Media	Media
PSOE	0,17	0,23	0,25	Mediana	Mediana
VOX	0,82	0,74	0,98	Media	Media
UPL	0,73	0,78	0,97	Mediana	Mediana
IU-MS-VQ	1,85	1,54	1,53	Huber_mean	Huber_mean
Podemos-AV	1,05	0,71	1,21	Media	Media
SALF	4,32	4,81	5,50	Media	Media
Prepal	5,03	3,74	6,39	Media	Media
PACMA	0,72	0,57	0,83	Mediana	Mediana
Soria_¡Ya!				Mediana**	Mediana**
AD-EV	0,08	0,28	0,05	Huber_MAD	Huber_MAD
Por_Ávila				Mediana**	Mediana**
Ciudadanos				Mediana*	Mediana*
Vía Bugalesa				Mediana*	Mediana*
Partido castellano-TC				Mediana**	Mediana**
Otros	0,69	0,69	0,69	Mediana	Mediana
Blanco	0,01	0,19	0,01	Huber_MAD	Huber_MAD

* Distribución puntual bootstrap: SE bootstrap de la mediana prácticamente nulo ($SE < 1e-6$), sin evidencia de mezcla extrema.

** Multimodalidad extrema: $M > 0,95$. La penalización estructural hace $Eff^* \approx 0$; se recomienda GMM.

Tabla 5 — Control de validación estimación Bootstrap univariable

Partido	Media (IC 95%)	Huber SD (IC 95%)	Huber MAD (IC 95%)
PP	35,0 [34,2, 35,7]	35,1 [34,2, 35,9]	35,0 [34,2, 35,9]
PSOE	28,8 [28,2, 29,5]	28,6 [27,9, 29,4]	28,3 [27,8, 29,2]
VOX	18,9 [18,2, 19,5]	18,7 [18,0, 19,4]	18,8 [18,0, 19,4]
UPL	5,9 [5,5, 6,2]	5,8 [5,5, 6,2]	5,8 [5,5, 6,2]
IU-MS-VQ	4,7 [4,5, 4,9]	4,7 [4,5, 4,9]	4,7 [4,5, 4,9]
Podemos-AV	2,7 [2,7, 2,8]	2,7 [2,6, 2,8]	2,7 [2,6, 2,8]
SALF	0,5 [0,5, 0,5]	0,5 [0,5, 0,5]	0,5 [0,5, 0,5]
Prepal	0,4 [0,3, 0,5]	0,4 [0,3, 0,5]	0,4 [0,3, 0,5]
PACMA	0,2 [0,2, 0,2]	0,2 [0,2, 0,2]	0,2 [0,2, 0,2]
Soria_¡Ya!	0,3 [0,2, 0,4]	0,2 [0,1, 0,4]	0,0 [0,0, 0,0]
AD-EV	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,1, 0,1]	0,1 [0,1, 0,1]
Por_Ávila	0,1 [0,1, 0,2]	0,1 [0,0, 0,2]	0,0 [0,0, 0,0]
Ciudadanos	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Vía Bugalesa	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Partido castellano-TC	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]	0,0 [0,0, 0,0]
Otros	1,7 [1,6, 1,9]	1,7 [1,5, 1,9]	1,7 [1,5, 1,9]
Blanco	0,7 [0,5, 0,8]	0,5 [0,4, 0,7]	0,4 [0,4, 0,5]

Tabla 6 — Estimador óptimo según robustez

Partido	% estimado (óptimo recomendado normalizado)	Estimador óptimo recomendado	Justificación (valor original, Eff*, IRP*, M)
PP	35,2	Media	Valor=34.987; Eff*=3.00, IRP*=0.91, M=0.00
PSOE	28,9	Mediana	Valor=28.149; Eff*=0.69, IRP*=0.64, M=0.31
VOX	19,0	Media	Valor=18.855; Eff*=0.98, IRP*=0.84, M=0.03
UPL	5,7	Mediana	Valor=5.523; Eff*=1.00, IRP*=0.77, M=0.00
IU-MS-VQ	4,7	Huber_mean	Valor=4.669; Eff*=1.85, IRP*=0.83, M=0.00
Podemos-AV	2,7	Media	Valor=2.722; Eff*=1.21, IRP*=0.78, M=0.15
SALF	0,5	Media	Valor=0.494; Eff*=5.50, IRP*=0.76, M=0.00
Prepal	0,4	Media	Valor=0.392; Eff*=6.39, IRP*=0.26, M=0.48 → centro inestable
PACMA	0,2	Mediana	Valor=0.176; Eff*=0.93, IRP*=0.76, M=0.07
Soria_¡Ya!	0,2	Mediana	Valor=0.202; Eff*=, IRP*=, M=0.98 → mezcla (Huber recomendado)
AD-EV	0,1	Huber_MAD	Valor=0.072; Eff*=0.28, IRP*=0.15, M=0.78 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)
Por_Ávila	0,1	Mediana	Valor=0.092; Eff*=, IRP*=, M=0.97 → mezcla (Huber recomendado)
Ciudadanos	0,0	Mediana	Valor=0.012; Eff*=, IRP*=, M=0.76 → mezcla (Huber recomendado)
Vía Bugalesa	0,0	Mediana	Valor=0.006; Eff*=, IRP*=, M=0.91 → mezcla (Huber recomendado)
Partido castellano-TC	0,0	Mediana	Valor=0.019; Eff*=, IRP*=, M=0.99 → mezcla (Huber recomendado)
Otros	1,7	Mediana	Valor=1.676; Eff*=1.00, IRP*=0.69, M=0.00
Blanco	0,6	Huber_MAD	Valor=0.437; Eff*=0.19, IRP*=0.04, M=0.93 → centro inestable → mezcla (Huber recomendado)

Tabla 6a — Tratamiento sugerido para estdis de Multimodalidad Fuerte ($M > 0,80$)

Partido	Score M	Modalidad	Estimador actual	Diagnóstico estructural	Recomendación avanzada
Soria_jYa!	0,98		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Por_Ávila	0,97		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Vía Bugalesa	0,91		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
Partido castellano-TC	0,99		Mediana	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.

Blanco	0,93	Huber_MAD	Multimodalidad fuerte detectada. La distribución no representa un único régimen estable.	Se recomienda Modelado de Mezclas Gaussianas (GMM). En lugar de estimar un único centro, identificar 2 o más componentes con sus medias y pesos relativos.
--------	------	-----------	--	--

Nota técnica: Para valores de M superiores a 0,80 el sistema detecta segmentación estructural del electorado. El uso de Huber mejora la robustez frente a extremos, pero no modeliza la coexistencia de subpoblaciones latentes. En estos casos se recomienda estimar un Gaussian Mixture Model (GMM) para identificar centros múltiples y sus probabilidades asociadas.

Tabla 7 — Diagnóstico por partido (Dip + Cohesión + Intensidad + Robustez)

Partido	% estimado	Modalidad (Dip)	Cohesión interna (BC)	Intensidad (M)	Robustez (IRP*)
PP	35,2	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
PSOE	28,9	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
VOX	19,0	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
UPL	5,7	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
IU-MS-VQ	4,7	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Podemos-AV	2,7	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
SALF	0,5	Multimodal	n/a	Segmentación leve	Alta
Prepal	0,4	Multimodal	n/a	Segmentación moderada	Baja
PACMA	0,2	Unimodal	Cohesión baja	Baja fragmentación latente	Alta
Soria_¡Ya!	0,2	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
AD-EV	0,1	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	Baja
Por_Ávila	0,1	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Ciudadanos	0,0	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	No evaluable
Vía Bugalesa	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Partido castellano-TC	0,0	Multimodal	n/a	Segmentación extrema	No evaluable
Otros	1,7	Unimodal	Cohesión alta	Baja fragmentación latente	Alta
Blanco	0,6	Unimodal	Cohesión baja	Alta tensión interna	Baja

II. Diagnóstico Validación estructural composicional (extensión CLR/ILR)

Este análisis añade un plano composicional al diagnóstico principal. Los porcentajes están sujetos a restricción de suma constante; por ello, la variación en un actor siempre implica compensación en otros. Las transformaciones log-ratio de Aitchison permiten evaluar estabilidad en términos relativos (log-cocientes) y separar volatilidad aritmética de reestructuración composicional.

Valida la coherencia estructural de la estimación mediante técnicas composicionales (CLR/ILR), que respetan la restricción de suma constante y la naturaleza relativa del sistema multipartidista.

Centros composicionales (media geométrica cerrada)

Se reportan centros composicionales (Aitchison): la media geométrica cerrada y dos centros robustos estimados en coordenadas CLR (Huber con escala SD y MAD). Cada columna suma 100 y preserva la lógica de proporciones y pesos relativos del sistema.

Tabla 8 — Promedios composicionales por estimador (suma=100)

Partido	Media_comp	HuberSD_comp	HuberMAD_comp
PP	35.4	35.4	34.5
PSOE	29.2	28.9	28.2
VOX	19.0	19.2	20.5
UPL	5.8	5.9	6.5
IU-MS-VQ	4.7	4.7	4.6
Podemos-AV	2.8	2.7	2.7
SALF	0.5	0.5	0.4
Prepal	0.2	0.2	0.4
PACMA	0.2	0.2	0.2
Soria_¡Ya!	0.0	0.0	0.0
AD-EV	0.1	0.1	0.1
Por_Ávila	0.0	0.0	0.0
Ciudadanos	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
Otros	1.6	1.6	1.5
Blanco	0.5	0.6	0.4

Tabla 9 — Δ vs estimadores aritméticos (p.p.)

Partido	$\Delta(\text{Media_comp} - \text{Media_arit})$	$\Delta(\text{HuberSD_comp} - \text{Huber_SD_arit})$	$\Delta(\text{HuberMAD_comp} - \text{Huber_MAD_arit})$
PP	0.4	0.0	-1.0
PSOE	0.4	0.1	-0.5
VOX	0.1	0.4	1.4
UPL	-0.1	0.0	0.6
IU-MS-VQ	0.0	0.0	-0.1
Podemos-AV	0.1	0.0	0.0
SALF	0.0	0.0	-0.1
Prepal	-0.2	-0.2	0.0
PACMA	0.0	0.0	0.0
Soria_¡Ya!	-0.3	-0.2	0.0
AD-EV	0.0	0.0	0.0
Por_Ávila	-0.1	-0.1	0.0
Ciudadanos	0.0	0.0	0.0
Vía Bugalesa	0.0	0.0	0.0
Partido castellano-TC	0.0	0.0	0.0
Otros	-0.1	-0.1	-0.2
Blanco	-0.2	0.1	-0.1

10 — Matriz de variaciones (composicional): $\text{Var}[\log(x_i/x_j)]$

	PP	PSOE	VOX	UPL	IU-MS-VQ	Podemos-AV	SALF	Prepal	PACMA	Soria_Ya	AD-EV	Por_Ávila	Ciudadanos	Vía Bugalesa	Partido castellano-TC	Otros	Blanco
PP	0,000	0,016	0,030	0,072	0,046	0,014	0,113	2,463	0,056	95,274	0,257	88,945	72,703	68,424	76,796	0,244	0,443
PSOE	0,016	0,000	0,043	0,092	0,022	0,004	0,070	2,694	0,023	93,402	0,243	87,136	71,064	66,837	75,115	0,215	0,408
VOX	0,030	0,043	0,000	0,017	0,066	0,039	0,152	2,123	0,122	96,595	0,178	90,222	73,853	69,544	77,983	0,161	0,358
UPL	0,072	0,092	0,017	0,000	0,101	0,083	0,205	1,864	0,189	98,349	0,106	91,917	75,396	71,035	79,561	0,158	0,273
IU-MS-VQ	0,046	0,022	0,066	0,101	0,000	0,030	0,058	2,596	0,054	94,088	0,187	87,801	71,638	67,421	75,734	0,157	0,303
Podemos-AV	0,014	0,004	0,039	0,083	0,030	0,000	0,068	2,664	0,030	93,692	0,242	87,417	71,304	67,082	75,376	0,213	0,425
SALF	0,113	0,070	0,152	0,205	0,058	0,068	0,000	3,070	0,087	91,593	0,323	85,393	69,465	65,317	73,500	0,179	0,479
Prepal	2,463	2,694	2,123	1,864	2,596	2,664	3,070	0,000	3,132	125,368	1,838	118,102	99,270	94,287	104,057	2,125	1,855
PACMA	0,056	0,023	0,122	0,189	0,054	0,030	0,087	3,132	0,000	91,426	0,337	85,229	69,332	65,166	73,347	0,332	0,504
Soria_Ya	95,274	93,402	96,595	98,349	94,088	93,692	91,593	125,368	91,426	0,000	99,276	0,110	1,710	2,221	0,996	96,130	99,555
AD-EV	0,257	0,243	0,178	0,106	0,187	0,242	0,323	1,838	0,337	99,276	0,000	92,819	76,224	71,847	80,409	0,218	0,064
Por_Ávila	88,945	87,136	90,222	91,917	87,801	87,417	85,393	118,102	85,229	0,110	92,819	0,000	1,015	1,348	0,447	89,783	93,094
Ciudadanos	72,703	71,064	73,853	75,396	71,638	71,304	69,465	99,270	69,332	1,710	76,224	1,015	0,000	0,222	0,227	73,375	76,489
Vía Bugalesa	68,424	66,837	69,544	71,035	67,421	67,082	65,317	94,287	65,166	2,221	71,847	1,348	0,222	0,000	0,246	69,171	72,107
Partido castellano-TC	76,796	75,115	77,983	79,561	75,734	75,376	73,500	104,057	73,347	0,996	80,409	0,447	0,227	0,246	0,000	77,585	80,676
Otros	0,244	0,215	0,161	0,158	0,157	0,213	0,179	2,125	0,332	96,130	0,218	89,783	73,375	69,171	77,585	0,000	0,295
Blanco	0,443	0,408	0,358	0,273	0,303	0,425	0,479	1,855	0,504	99,555	0,064	93,094	76,489	72,107	80,676	0,295	0,000

La matriz de variaciones, definida como la matriz de varianzas de log-ratios entre pares de componentes, permite caracterizar la estructura interna del sistema multipartidista en términos de estabilidad relativa. Cada elemento $v_{ij} = \text{Var}[\log(x_i/x_j)]$ mide la dispersión de la relación proporcional entre dos partidos a lo largo de los escenarios. Este enfoque evita los artefactos derivados de la restricción de suma constante y proporciona una métrica geoméricamente coherente en el espacio de Aitchison.

Valores próximos a cero indican invariancia estructural en la razón entre partidos, mientras que valores elevados reflejan sensibilidad relativa al escenario. Los primeros sugieren bloques competitivos estables o electorados parcialmente compartidos; los segundos identifican áreas de volatilidad sistémica y posibles trasvases inciertos.

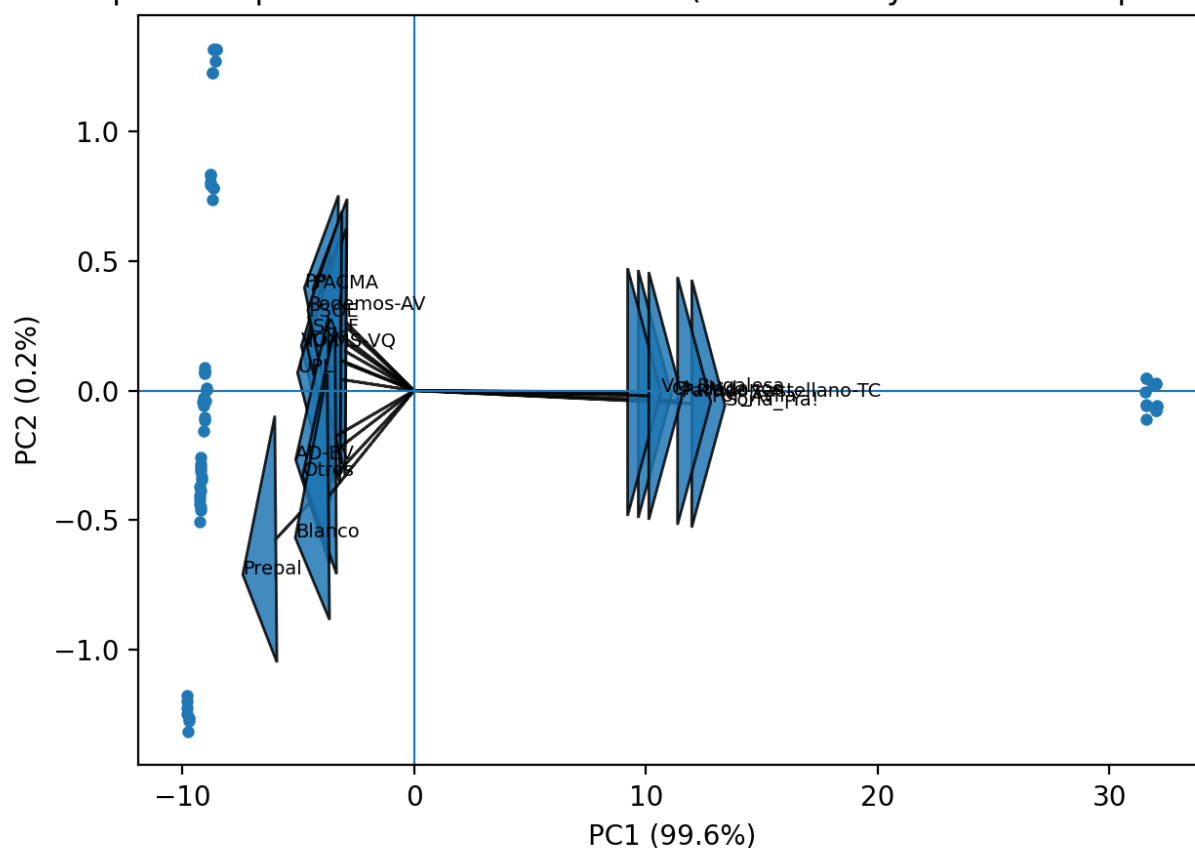
Resumen de variación relacional por partido

Tabla 11 — Media y máximo de Var[log-ratio]

Partido	VarLogRatio_media	VarLogRatio_max
PP	25.369	95.274
PSOE	24.837	93.402
VOX	25.718	96.595
UPL	26.214	98.349
IU-MS-VQ	25.019	94.088
Podemos-AV	24.918	93.692
SALF	24.380	91.593
Prepal	35.469	125.368
PACMA	24.335	91.426
Soria_¡Ya!	73.737	125.368
AD-EV	26.535	99.276
Por_Ávila	68.799	118.102
Ciudadanos	56.455	99.270
Vía Bugalesa	53.267	94.287
Partido castellano-TC	59.504	104.057
Otros	25.646	96.130
Blanco	26.708	99.555

*Cuanto menor, más estable

Biplot composicional: PCA sobre CLR (escenarios y vectores de partido)



Recomendaciones automáticas mediante extensión composicional CLR/ILR

Este bloque evalúa reglas diagnósticas complementarias al plano porcentual. La lógica es distinguir entre estabilidad aparente en % y estabilidad relativa en geometría composicional (log-ratio), así como detectar balances sistémicos críticos mediante ILR.

Las métricas presentadas operan en niveles analíticos distintos. El estadístico Dip evalúa formalmente la existencia de multimodalidad en la distribución (dimensión topológica), mientras que M y CLR_M cuantifican la intensidad estructural continua derivada del coeficiente de bimodalidad de Sarle (dimensión de magnitud). Por su parte, el análisis CLR traslada la evaluación al espacio composicional log-ratio, captando relaciones relativas entre partidos y no únicamente niveles absolutos. En consecuencia, divergencias entre Dip, M y CLR no implican contradicción metodológica, sino que reflejan que cada indicador describe propiedades estructurales diferentes del sistema.

Regla 1 — Estabilidad en % con reequilibrio composicional (CLR inestable)

Se detectan actores con estabilidad estructural en % (IRP* alto, M bajo, unimodalidad) pero inestabilidad relativa en CLR. Esto sugiere que la estabilidad porcentual puede estar sostenida por compensaciones en el vector composicional (cambios en relaciones relativas).

- Podemos-AV
- PACMA

Detalle de la Regla 1 (estabilidad % vs inestabilidad CLR)

Partido	IRP_star	M	CLR_IRP*	CLR_M	CLR_Dip_p
Podemos-AV	0.783	0.147	0.008	0.990	0.000
PACMA	0.756	0.065	0.023	0.969	0.000

Nota: IRP* $\in [0,1]$ mide la estabilidad estructural (valores próximos a 1 indican alta robustez del estimador). M $\in [0,1]$ refleja intensidad estructural (valores próximos a 0 indican cohesión; valores altos mayor fragmentación). En el plano composicional, CLR_IRP* mide estabilidad relativa en log-ratios, CLR_M la intensidad estructural relacional, y CLR_Dip_p corresponde al p-valor de la prueba de unimodalidad ($p < 0,05$ indica evidencia de multimodalidad).

Tabla 12 — Validación Bootstrap por Escenarios (Composicional)

Esta tabla presenta la estabilidad de los estimadores mediante un re-muestreo de escenarios completos. Los valores muestran la media de las réplicas y, entre paréntesis, el intervalo de confianza (5%-95%). Al procesar filas íntegras, se mantiene la interdependencia y la restricción de suma 100.

Partido / Escenario	Media	Mediana	Huber_SD	Huber_MAD
PP	34.98 (34.34-35.57)	34.70 (33.61-36.08)	35.07 (34.33-35.72)	35.01 (34.31-35.66)
PSOE	28.84 (28.33-29.39)	28.14 (27.89-28.47)	28.61 (28.03-29.32)	28.31 (27.86-28.97)
VOX	18.86 (18.34-19.39)	18.60 (17.93-18.98)	18.68 (18.13-19.28)	18.70 (18.12-19.33)
UPL	5.86 (5.58-6.13)	5.57 (5.41-5.74)	5.82 (5.50-6.14)	5.83 (5.52-6.12)
IU-MS-VQ	4.74 (4.57-4.91)	4.57 (4.34-4.69)	4.67 (4.52-4.83)	4.66 (4.49-4.83)
Podemos-AV	2.72 (2.67-2.77)	2.65 (2.60-2.71)	2.71 (2.66-2.76)	2.70 (2.64-2.77)
SALF	0.49 (0.46-0.52)	0.50 (0.43-0.54)	0.49 (0.46-0.52)	0.49 (0.46-0.52)
Prepal	0.39 (0.33-0.45)	0.45 (0.18-0.56)	0.39 (0.32-0.46)	0.39 (0.32-0.48)
PACMA	0.19 (0.18-0.20)	0.18 (0.17-0.19)	0.18 (0.17-0.19)	0.18 (0.17-0.19)
Soria_¡Ya!	0.28 (0.18-0.39)	0.00 (0.00-0.00)	0.21 (0.10-0.36)	0.00 (0.00-0.00)
AD-EV	0.09 (0.08-0.10)	0.07 (0.06-0.07)	0.08 (0.07-0.09)	0.07 (0.07-0.08)
Por_Ávila	0.13 (0.08-0.18)	0.00 (0.00-0.00)	0.09 (0.04-0.16)	0.00 (0.00-0.00)
Ciudadanos	0.02 (0.01-0.03)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.01-0.02)	0.00 (0.00-0.00)
Vía Bugalesa	0.01 (0.01-0.01)	0.00 (0.00-0.00)	0.01 (0.00-0.01)	0.00 (0.00-0.00)
Partido castellano-TC	0.03 (0.02-0.04)	0.00 (0.00-0.00)	0.02 (0.01-0.03)	0.00 (0.00-0.00)
Otros	1.72 (1.58-1.87)	1.68 (1.58-1.77)	1.68 (1.53-1.82)	1.68 (1.53-1.82)
Blanco	0.66 (0.52-0.81)	0.44 (0.38-0.47)	0.54 (0.45-0.67)	0.44 (0.41-0.46)

Partido / Escenario	SD	CV
PP	3.00 (2.68-3.30)	8.6% (7.6-9.5)
PSOE	2.52 (2.19-2.82)	8.7% (7.7-9.7)
VOX	2.48 (2.16-2.79)	13.1% (11.6-14.6)
UPL	1.30 (1.16-1.43)	22.1% (19.9-24.3)
IU-MS-VQ	0.81 (0.67-0.95)	17.1% (14.5-19.7)
Podemos-AV	0.23 (0.20-0.26)	8.4% (7.5-9.4)
SALF	0.14 (0.13-0.16)	28.6% (25.5-31.7)
Prepal	0.29 (0.27-0.31)	74.8% (61.8-89.1)
PACMA	0.04 (0.04-0.05)	23.6% (20.7-26.2)
Soria_¡Ya!	0.52 (0.44-0.59)	194.1% (148.4-247.6)
AD-EV	0.05 (0.04-0.07)	62.1% (51.6-69.2)
Por_Ávila	0.24 (0.20-0.27)	194.4% (148.6-247.8)
Ciudadanos	0.05 (0.03-0.06)	253.0% (197.5-325.1)
Vía Bugalesa	0.02 (0.01-0.02)	195.4% (149.8-249.2)
Partido castellano-TC	0.05 (0.04-0.05)	193.8% (148.0-247.2)
Otros	0.69 (0.58-0.80)	40.0% (34.3-45.7)
Blanco	0.69 (0.48-0.86)	103.3% (91.7-109.5)

La columna CV (Coeficiente de Variación) expresa la volatilidad relativa del partido. Valores menores al 10% indican una posición consolidada en todos los escenarios, mientras que valores superiores sugieren una fuerte dependencia de las condiciones de inercia e incertidumbre.

13 — CLR por partido (log-ratio respecto a la media geométrica)

Interpretación: $CLR_i(x) = \log(x_i/g(x))$. Valores positivos indican que el partido está sistemáticamente por encima de la media geométrica del sistema (ventaja relativa); valores negativos, por debajo. Estabilidad alta (IRP* CLR elevado, M CLR bajo) implica que la posición relativa del partido es robusta bajo escenarios; inestabilidad CLR sugiere dependencia de reequilibrios del vector completo y no solo oscilación porcentual.

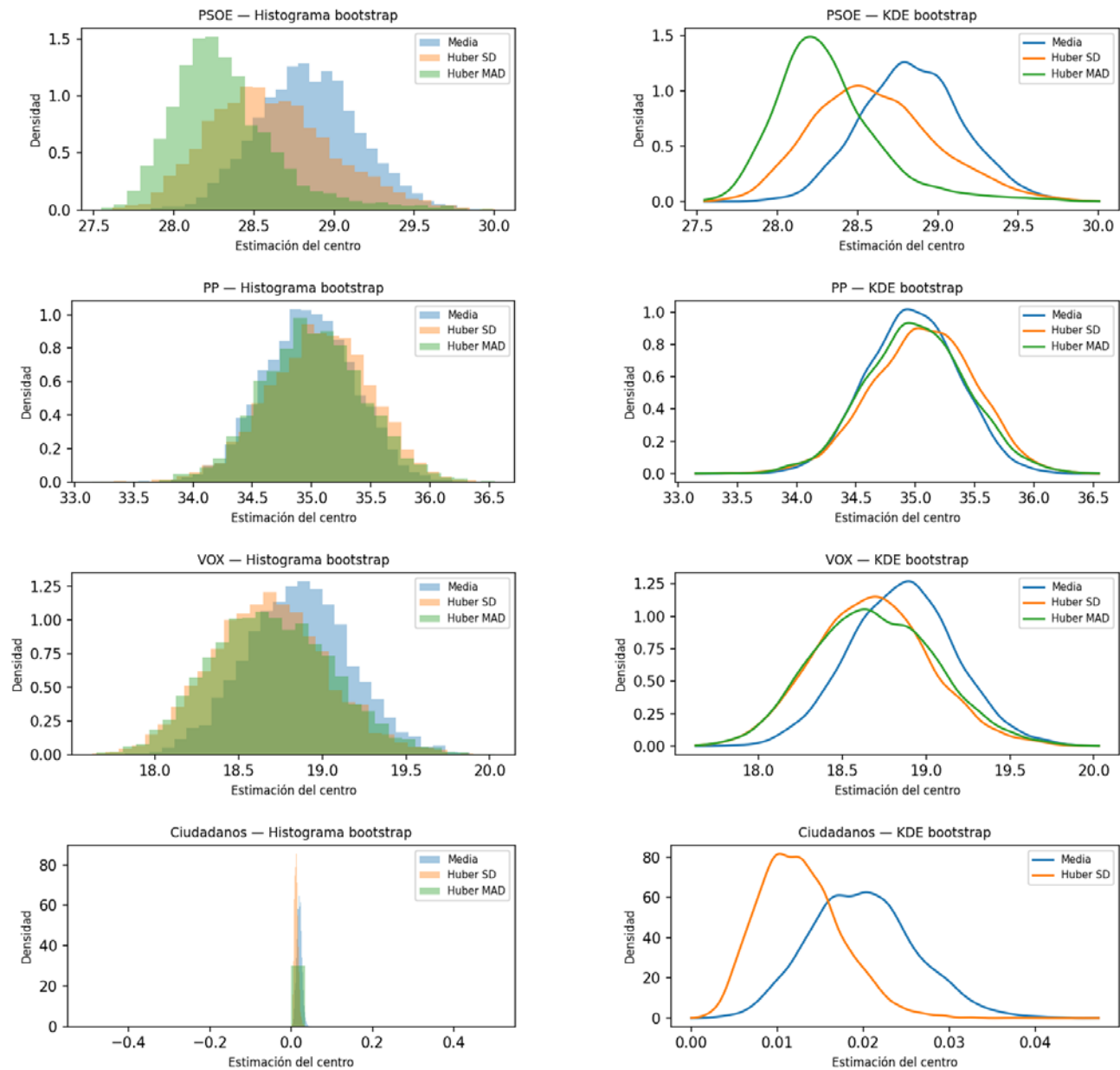
CLR: métricas por partido

Partido	CLR_mean	CLR_HuberMAD	CLR_Dip_p	CLR_Modalidad	CLR_BC	CLR_M	CLR_IRP*
PP	8.504	9.727	0.000	Multimodal	0.991	0.980	0.017
PSOE	8.311	9.525	0.000	Multimodal	0.997	0.993	0.006
VOX	7.882	9.207	0.000	Multimodal	0.997	0.993	0.006
UPL	6.696	8.057	0.000	Multimodal	0.998	0.995	0.004
IU-MS-VQ	6.495	7.718	0.000	Multimodal	0.996	0.991	0.008
Podemos-AV	5.951	7.171	0.000	Multimodal	0.996	0.990	0.008
SALF	4.204	5.244	0.000	Multimodal	0.983	0.961	0.030
Prepal	3.316	5.187	0.000	Multimodal	0.969	0.931	0.046
PACMA	3.249	4.353	0.000	Multimodal	0.986	0.969	0.023
Soria_¡Ya!	-12.907	-16.667	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
AD-EV	2.398	3.656	0.000	Multimodal	0.972	0.936	0.045
Por_Ávila	-13.082	-16.667	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
Ciudadanos	-13.566	-16.667	0.000	Multimodal	0.993	0.984	0.013
Vía Bugalesa	-13.696	-16.667	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
Partido castellano-TC	-13.436	-16.667	0.000	Multimodal	1.001	1.000	0.000
Otros	5.411	6.586	0.000	Multimodal	0.970	0.932	0.054
Blanco	4.269	5.459	0.000	Multimodal	0.925	0.830	0.134

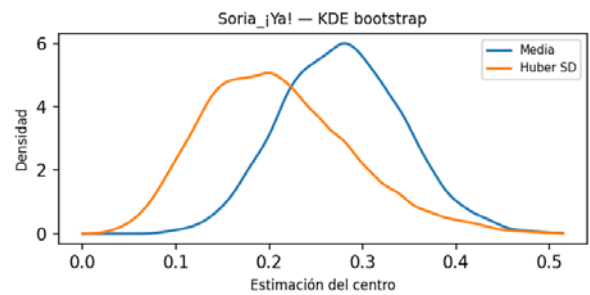
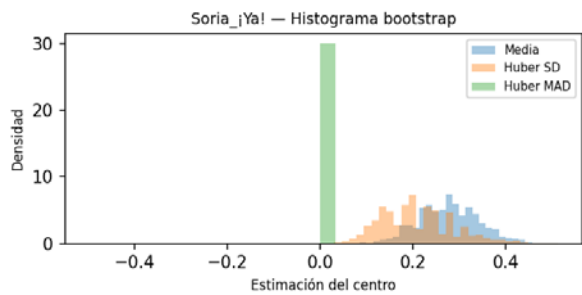
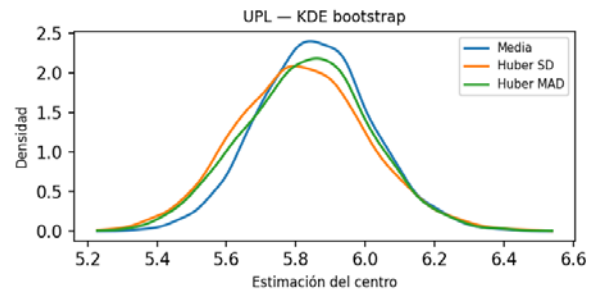
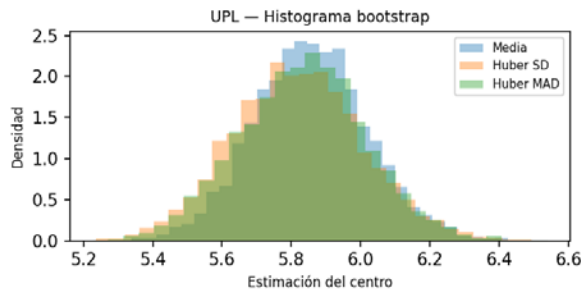
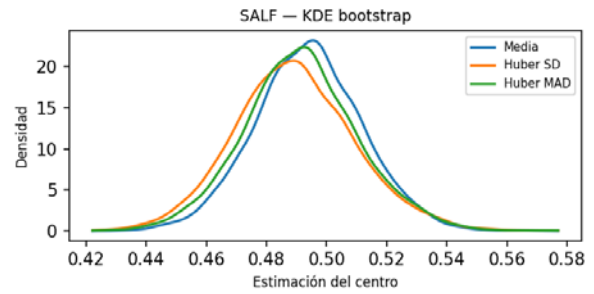
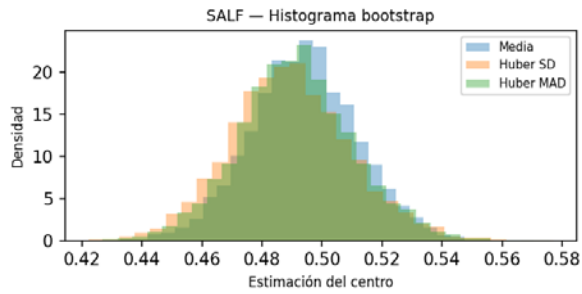
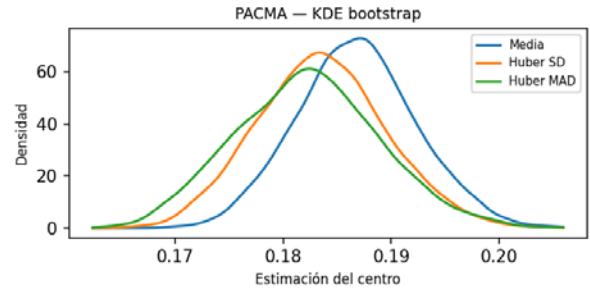
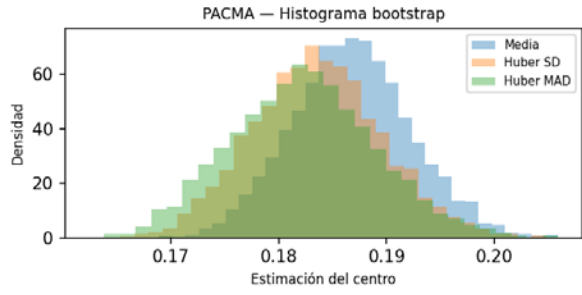
III. Gráficos Distribuciones bootstrap de estimadores de localización central

Gráficos (B = 5000, IC 95%):

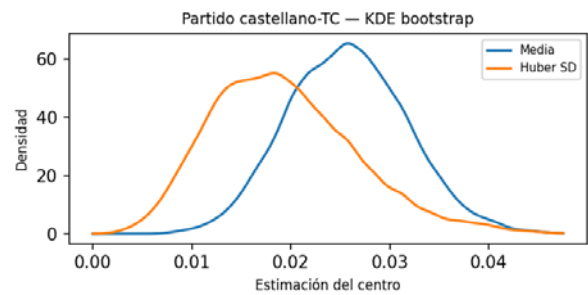
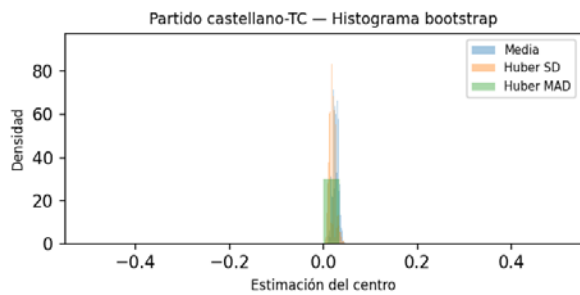
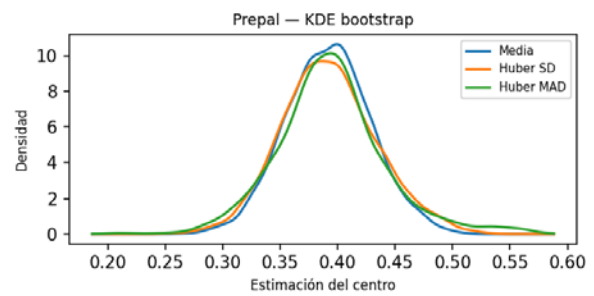
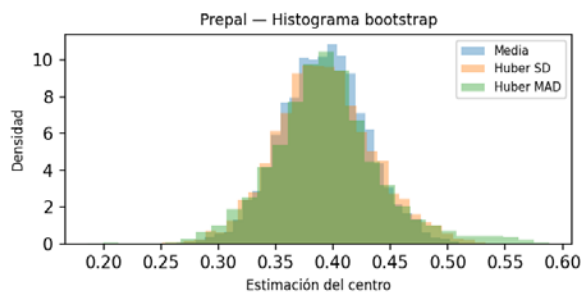
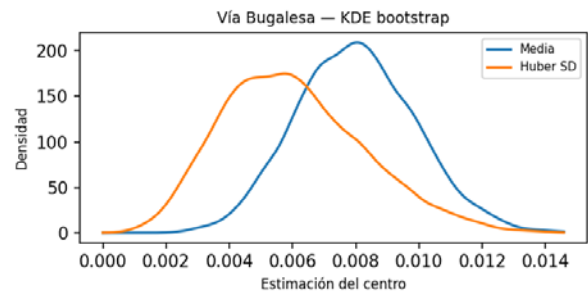
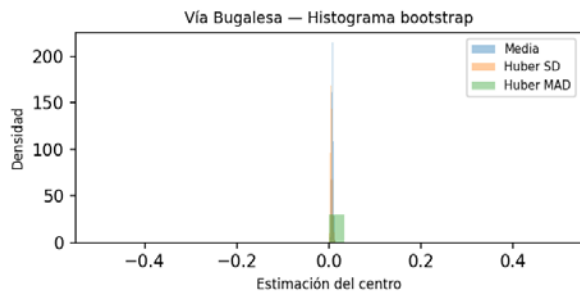
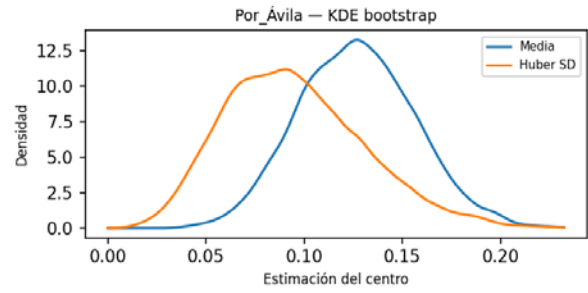
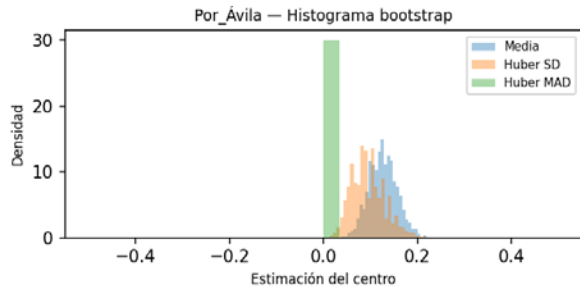
PSOE | PP | VOX | Ciudadanos



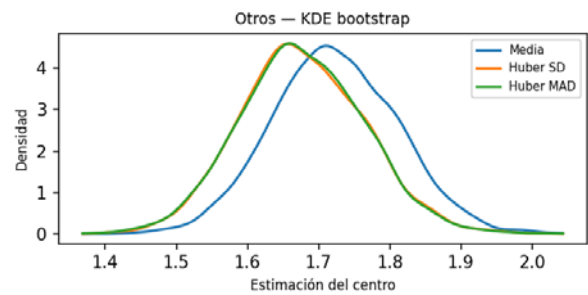
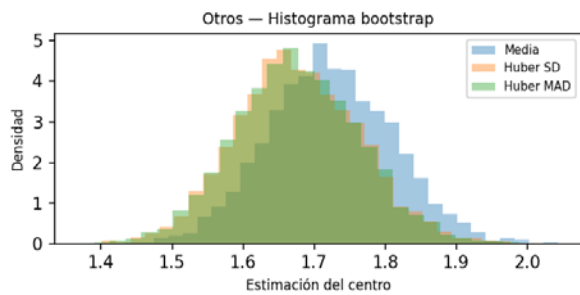
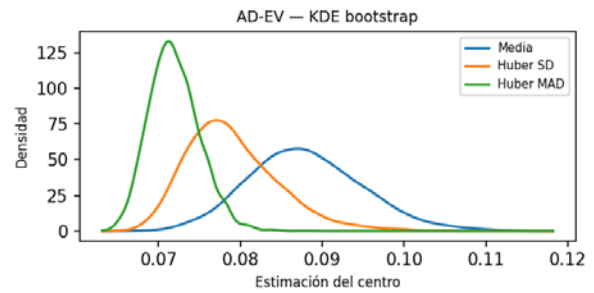
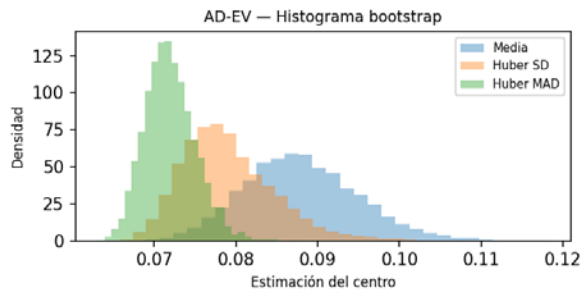
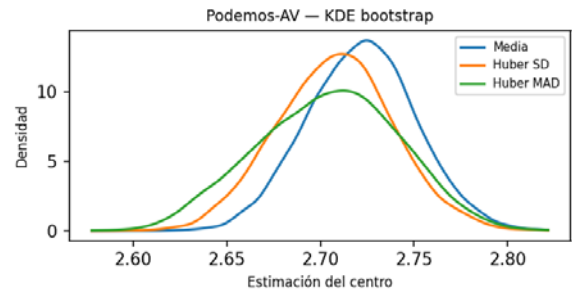
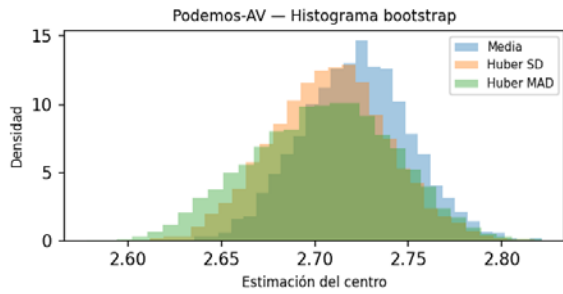
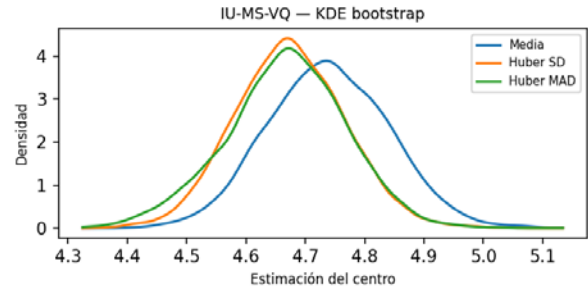
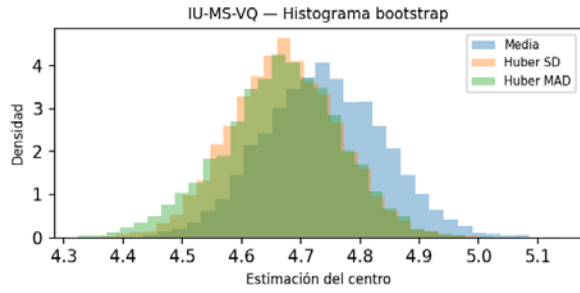
PACMA | SALF | UPL | Soria_¡Ya!



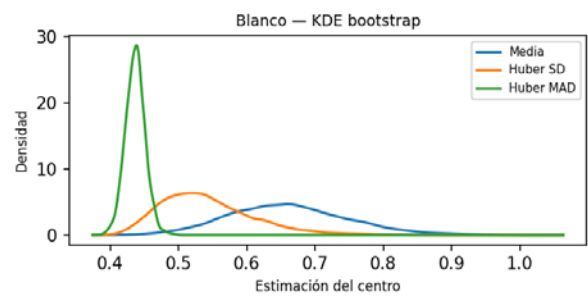
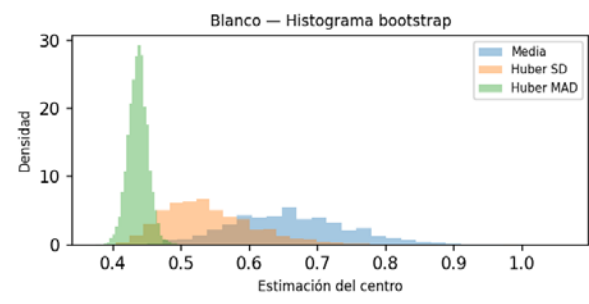
Por_Ávila | Vía Bugalesa | Prepal | Partido castellano-TC



IU-MS-VQ | Podemos-AV | AD-EV | Otros



Blanco



IV Anexo Técnico: Sistema Integrado de Estimación Robusta y Diagnóstico Estructural-Composicional

El presente anexo documenta el sistema metodológico implementado para la estimación robusta del centro y el diagnóstico estructural de las distribuciones de escenarios. El modelo integra estadística robusta, análisis de modalidad, medición de intensidad estructural y geometría composicional.

La arquitectura del sistema se organiza en cuatro planos analíticos: plano aritmético (centro), plano estructural (forma), plano intensivo (segmentación) y plano relacional composicional.

A. Plano Aritmético: Estimación Robusta del Centro

Se emplean cuatro estimadores: Media aritmética, Mediana, Huber-SD y Huber-MAD.

1. Media Aritmética

$$\bar{x} = (1/n) \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

La media es eficiente bajo normalidad, pero presenta función de influencia no acotada.

2. Mediana

m tal que $P(X \leq m) \geq 0.5$ y $P(X \geq m) \geq 0.5$

Equivalente a minimizar $\sum |x_i - \vartheta|$

Posee punto de ruptura del 50%.

3. Estimador de Huber (M-estimador)

$$\hat{\mu} = \operatorname{argmin} \sum \rho(x_i - \vartheta)$$

$$\rho(r) = \frac{1}{2}r^2 \text{ si } |r| \leq c; \quad c|r| - \frac{1}{2}c^2 \text{ si } |r| > c$$

$$\psi(r) = r \text{ si } |r| \leq c; \quad c \cdot \operatorname{sign}(r) \text{ si } |r| > c$$

$$\text{Implementación iterativa: } \mu_{t+1} = (\sum w_i x_i) / (\sum w_i)$$

$$\text{Pesos: } w_i = 1 \text{ si } |r_i| \leq c; \quad c / |r_i| \text{ si } |r_i| > c$$

Con $c = 1.345 \cdot s$ ($\approx 95\%$ eficiencia bajo normalidad).

4. Escalas Utilizadas

$$\text{Desviación estándar: } s = \sqrt{[1/(n-1)] \cdot \sum (x_i - \bar{x})^2}$$

$$\text{MAD} = \text{mediana}(|x_i - \text{mediana}(x)|)$$

$$\sigma_{\text{rob}} = 1.4826 \cdot \text{MAD}$$

5. Robustez Penalizada del Centro (IRP*)

$$CV_{\text{rob}} = (1.4826 \cdot \text{MAD}) / \hat{\mu}$$

$$S = |\bar{x} - \hat{\mu}| / \hat{\mu}$$

$$\text{IRP} = 1 / (1 + CV_{\text{rob}} + S)$$

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$

B. Plano Estructural: Forma y Cohesión

1. Modalidad Formal (Test Dip)

$$\text{Dip} = \sup |F_n(x) - F_{\text{unimodal}}(x)|$$

Criterio: $p < 0.05$ indica multimodalidad.

2. Coeficiente de Bimodalidad (BC)

$$BC = (g_1^2 + 1) / (g_2 + 3)$$

3. Score M

$$M = \operatorname{clip}[(BC - BC_{\text{ref}}) / (1 - BC_{\text{ref}}), 0, 1]$$

C. Plano Relacional: Análisis Composicional

$$S^D = \{x \in \mathbb{R}^{D^+} : \sum x_i = 1\}$$

$$g_i = (\prod x_{ij})^{1/n} / \sum (\prod x_{kj})^{1/n}$$

$$\begin{aligned} \text{clr}(x_i) &= \ln(x_i / g(x)) \\ \text{ilr} &= \sqrt{rs/(r+s)} \cdot \ln(g(x_R) / g(x_S)) \\ T_{ij} &= \text{Var}[\ln(x_i / x_j)] \end{aligned}$$

D. Integración Multinivel del Diagnóstico

$$\mathcal{D} = f(\text{Dip}, M, \text{IRP}^*, \text{CLR}, \text{ILR}, T_{ij})$$

E. Eficiencia y Remuestreo

$$\begin{aligned} \text{Eff} &= (\text{SE}_{\text{mediana}} / \text{SE}_{\text{estimador}})^2 \\ \text{Eff}^* &= \text{Eff} \cdot (1 - M) \end{aligned}$$

F. Regla de Decisión Automática

$$\hat{\vartheta} = \text{argmax } \text{Eff}^*(\vartheta)$$

G. Propiedades del Sistema

- Separabilidad entre forma y estabilidad.
- Robustez ante valores atípicos.
- Coherencia geométrica bajo clausura.
- Sensibilidad a transiciones estructurales.
- Adecuación para $n \approx 50-100$.

H. Esquema Operativo del Sistema de Selección Óptima

El sistema implementa una secuencia analítica estructurada que garantiza coherencia entre forma distributiva, intensidad estructural y estabilidad del centro.

1. Entrada: vectores de escenarios porcentuales (datos cerrados, suma=100).
2. Estimación robusta del centro: Media, Mediana, Huber-SD, Huber-MAD.
3. Diagnóstico estructural:
 - Modalidad formal (Dip).
 - Propensión a segmentación (BC).
 - Intensidad estructural normalizada (M).
4. Penalización estructural de la estabilidad:

$$\text{IRP}^* = \text{IRP} \cdot (1 - M)$$
5. Evaluación de precisión mediante bootstrap:

$$\text{Eff}^* = \text{Eff} \cdot (1 - M)$$
6. Regla automática de selección:
 - a) Si $M > 0.60 \rightarrow$ se prioriza Huber (mezcla intensa).
 - b) Si $M \leq 0.60 \rightarrow$ se selecciona el estimador con mayor Eff^* .
 - c) Si $M > 0.80 \rightarrow$ se sugiere evaluación mediante modelos de mezcla.

La robustez del sistema deriva de tres mecanismos integrados:

- Separación analítica entre modalidad e intensidad.
- Penalización estructural explícita de estabilidad y eficiencia.
- Regla decisional no ad hoc, basada en umbrales paramétricos definidos ex ante.

En diseños basados en escenarios esta arquitectura evita seleccionar estimadores únicamente por precisión muestral cuando existe fragmentación interna, garantizando coherencia entre forma distributiva y centro recomendado. La selección del incorpora explícitamente diagnóstico estructural e intensidad de segmentación, evitando decisiones sesgadas bajo heterogeneidad distributiva.

La robustez del sistema deriva de la integración secuencial de estos niveles.

Formalmente, el estimador recomendado puede expresarse como:

$$\hat{\theta} = \text{argmax}_{\{\theta \in \Theta\}} \text{Eff}^*(\theta)$$

$$\text{Eff}^*(\theta) = \text{Eff}(\theta) \cdot (1 - M)$$

$$\Theta = \{\text{Media}, \text{Mediana}, \text{Huber_SD}, \text{Huber_MAD}\}$$

$M \in [0,1]$ actúa como penalización estructural multiplicativa.

V Referencias Metodológicas

- Aitchison, J. (1982). The statistical analysis of compositional data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*, 44(2), 139–177.
- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman & Hall, London. (Reprinted 2003, Blackburn Press).
- Aitchison, J. (1997). The one-hour course in compositional data analysis or compositional data analysis is simple. In V. Pawlowsky-Glahn (Ed.), *Proceedings of iAMG'97 – The Third Annual Conference of the International Association for Mathematical Geology* (pp. 3–35). CIMNE, Barcelona.
- Aitchison, J., Barceló-Vidal, C., Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2002). A concise guide for the algebraic-geometric structure of the simplex, the sample space for compositional data analysis. In U. Bayer, H. Burger, & W. Skala (Eds.), *Proceedings of iAMG'02* (pp. 387–392). Alfred-Wegener-Stiftung, Berlin.
- Aitchison, J., & Greenacre, M. (2002). Biplots for compositional data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics)*, 51(4), 375–392.
- Aitchison, J., & Shen, S. M. (1980). Logistic-normal distributions: Some properties and uses. *Biometrika*, 67(2), 261–272.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019a). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Modelo coyuntura CIS V89. Estudio nº 3261. Barómetro de septiembre 2019.
- Alaminos, A., & Tezanos, J. F. (2019b). Nota metodológica estimaciones de voto y escaños. Estudio nº 3263 Macrobarómetro Preelectoral elecciones generales 2019.
- Alaminos, A. (2024). Introducción a la medición de apoyos electorales mediante el método de escenarios. Modelo bifactorial Inercia-Incertidumbre. Alicante: Obets Ciencia Abierta.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (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, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023a). Modelo Bifactorial Inercia-Incertidumbre Alaminos-Tezanos. Aplicación al diagnóstico preelectoral y evaluación del impacto de campaña. Colección Cuadernos Metodológicos (Vol. 63). Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Alaminos, A., & Alaminos-Fernández, A. F. (2023b). Motivaciones de voto y estimación electoral en las elecciones generales en España. Un análisis empírico. *Revista Sistema*, 267, 3–37.
- Alaminos, A. (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.
- Alaminos, A. (2021). Las dinámicas de cambio en el comportamiento del electorado en España. *Sistema: Revista de Ciencias Sociales*, 260, 17–34.
- Billheimer, D., Guttorp, P., & Fagan, W. F. (2001). Statistical interpretation of species composition. *Journal of the American Statistical Association*, 96(456), 1205–1214.
- Chayes, F. (1960). On correlation between variables of constant sum. *Journal of Geophysical Research*, 65(12), 4185–4193.
- Efron, B. (1979). Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Egozcue, J. J., & Pawlowsky-Glahn, V. (2005). Groups of parts and their balances in compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 37(7), 795–828.
- Egozcue, J. J., Pawlowsky-Glahn, V., Mateu-Figueras, G., & Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279–300.
- Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The Dip Test of Unimodality. *The Annals of Statistics*, 13(1), 70–84.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, 35(1), 73–101.
- Huber, P. J. (1981). *Robust Statistics*. Wiley, New York.
- Martín-Fernández, J. A., Barceló-Vidal, C., & Pawlowsky-Glahn, V. (2003). Dealing with zeros and missing values in compositional data sets using nonparametric imputation. *Mathematical Geology*, 35(3), 253–278.
- Pawlowsky-Glahn, V., & Egozcue, J. J. (2002). BLU estimators and compositional data. *Mathematical Geology*, 34(3), 259–274.

- Rousseeuw, P. J., & Croux, C. (1993). Alternatives to the Median Absolute Deviation. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1273–1283.
- Sarle, W. S. (1987). Bimodality coefficient. SAS Technical Report.
- Smithson, M., & Broomell, S. B. (2022). Compositional data analysis tutorial for social science researchers: Techniques for dealing with percentage and constrained-sum data. *Psychological Methods*.
<https://doi.org/10.1037/met0000464>



Escaños · Distribuciones por provincia y partido

‘Preelectoral elecciones autonómicas 2026. Comunidad autónoma de Castilla y León’

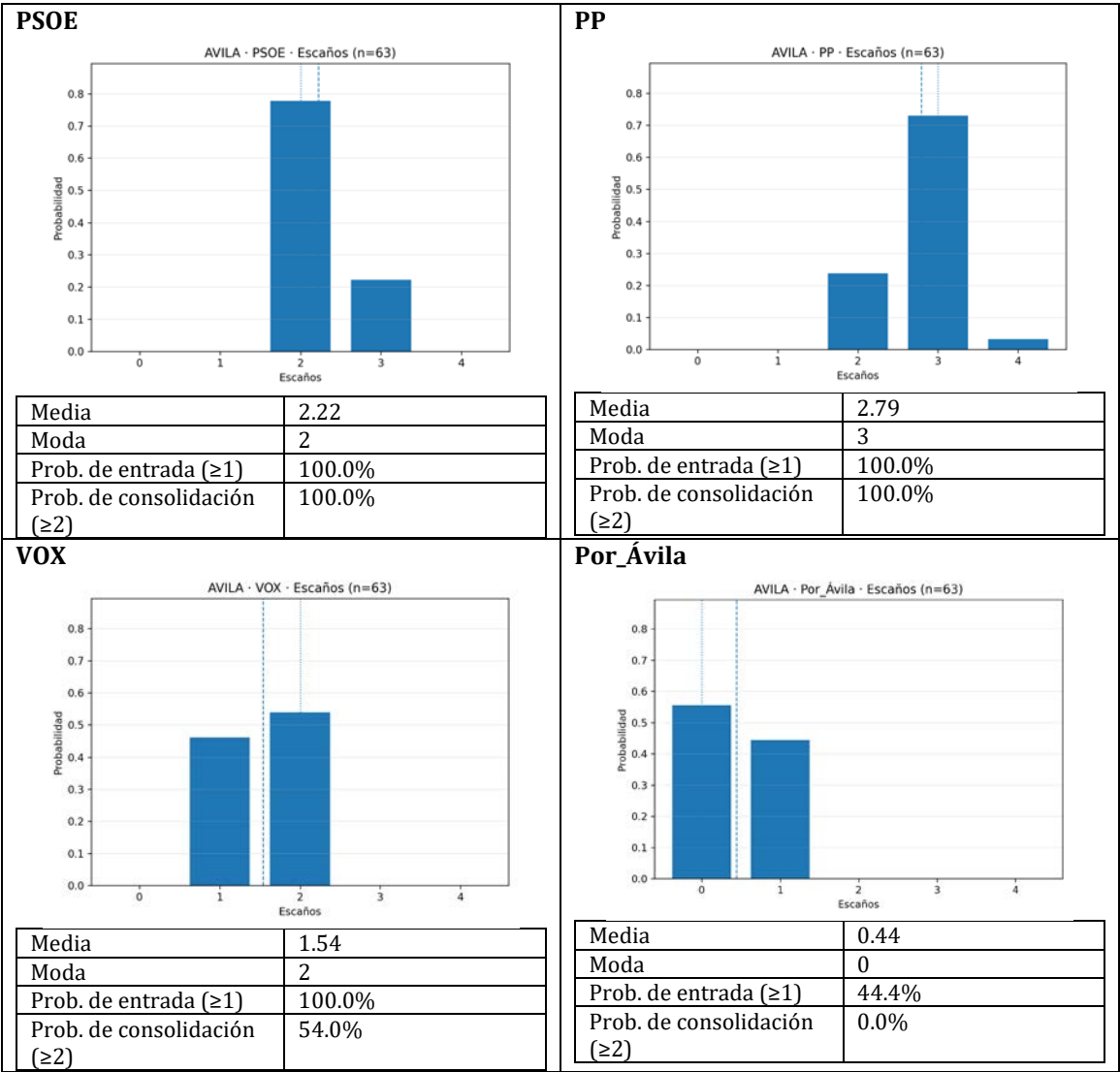
Febrero de 2026

Cada gráfico representa la distribución de probabilidad de escaños (enteros) a través de escenarios. Se aplica escala común (probabilidad de entrada) por provincia para facilitar la comparación entre partidos. Se informa media, moda y $P(\text{escaños} \geq 2)$.

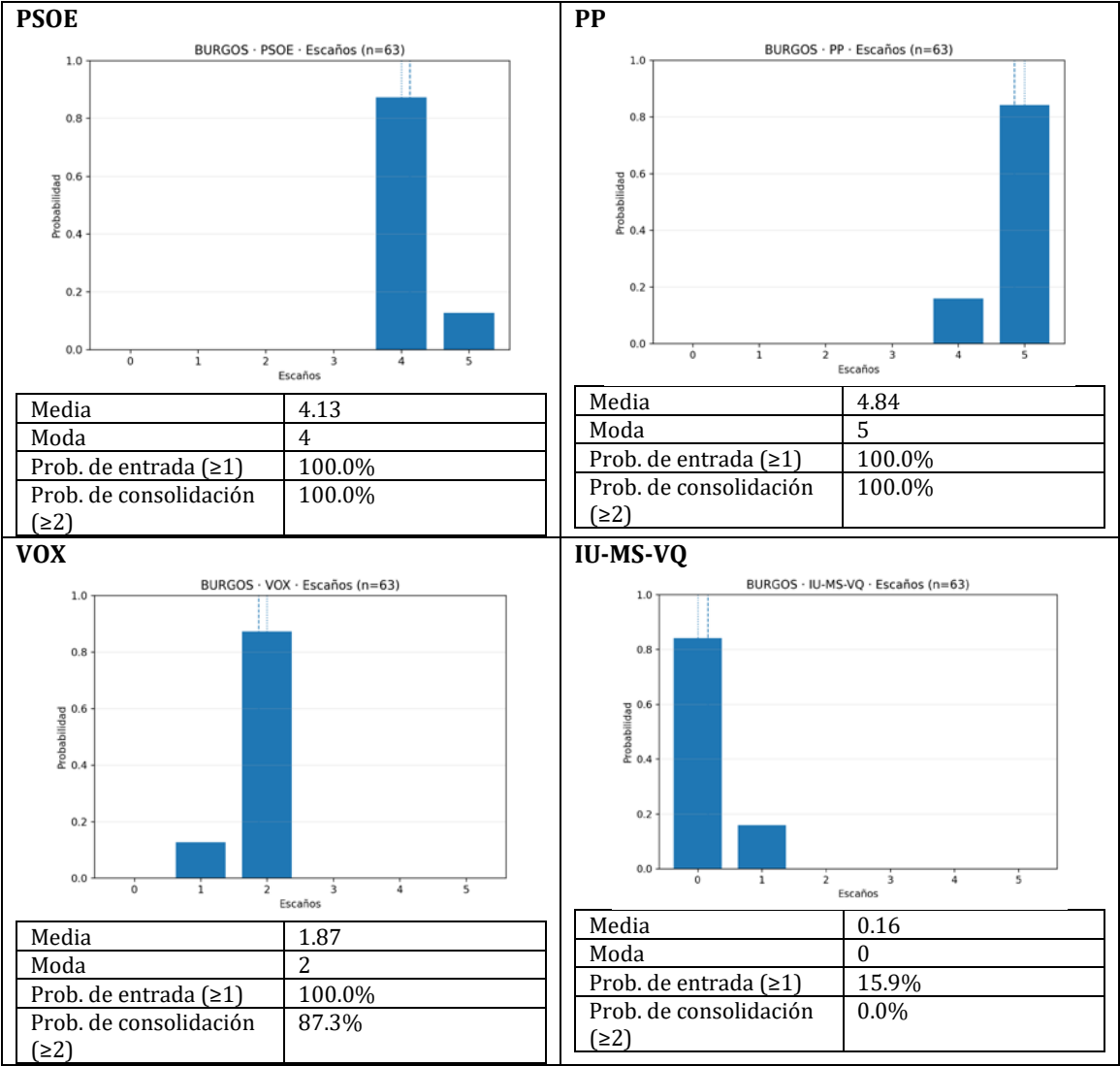
Contenido

ÁVILA	312
BURGOS.....	313
LEÓN	314
PALENCIA.....	315
SALAMANCA	316
SEGOVIA	317
SORIA	318
VALLADOLID	319
ZAMORA.....	320

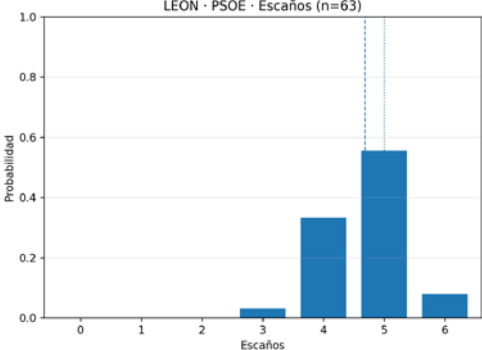
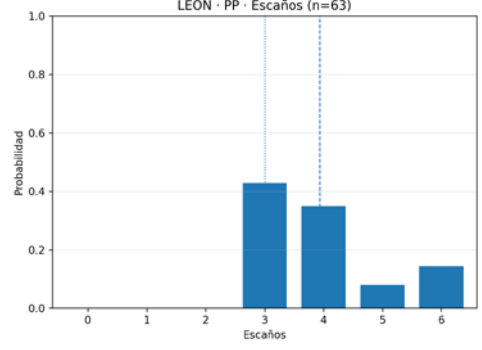
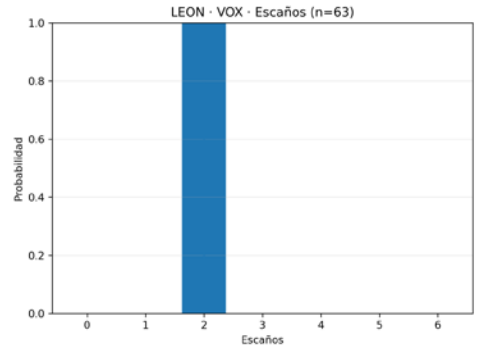
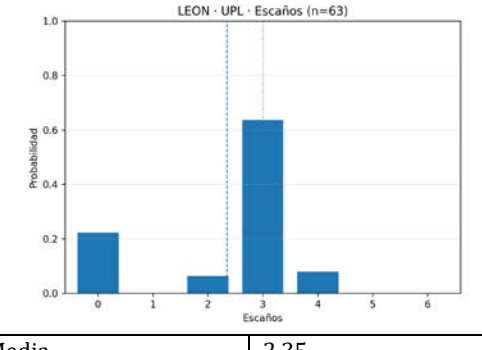
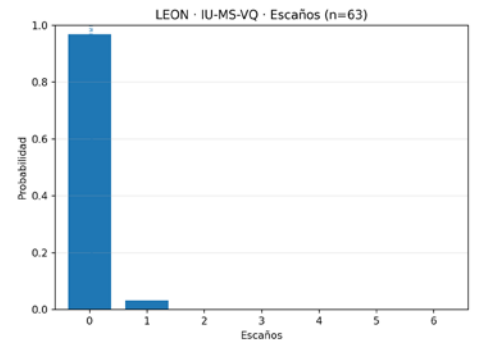
ÁVILA



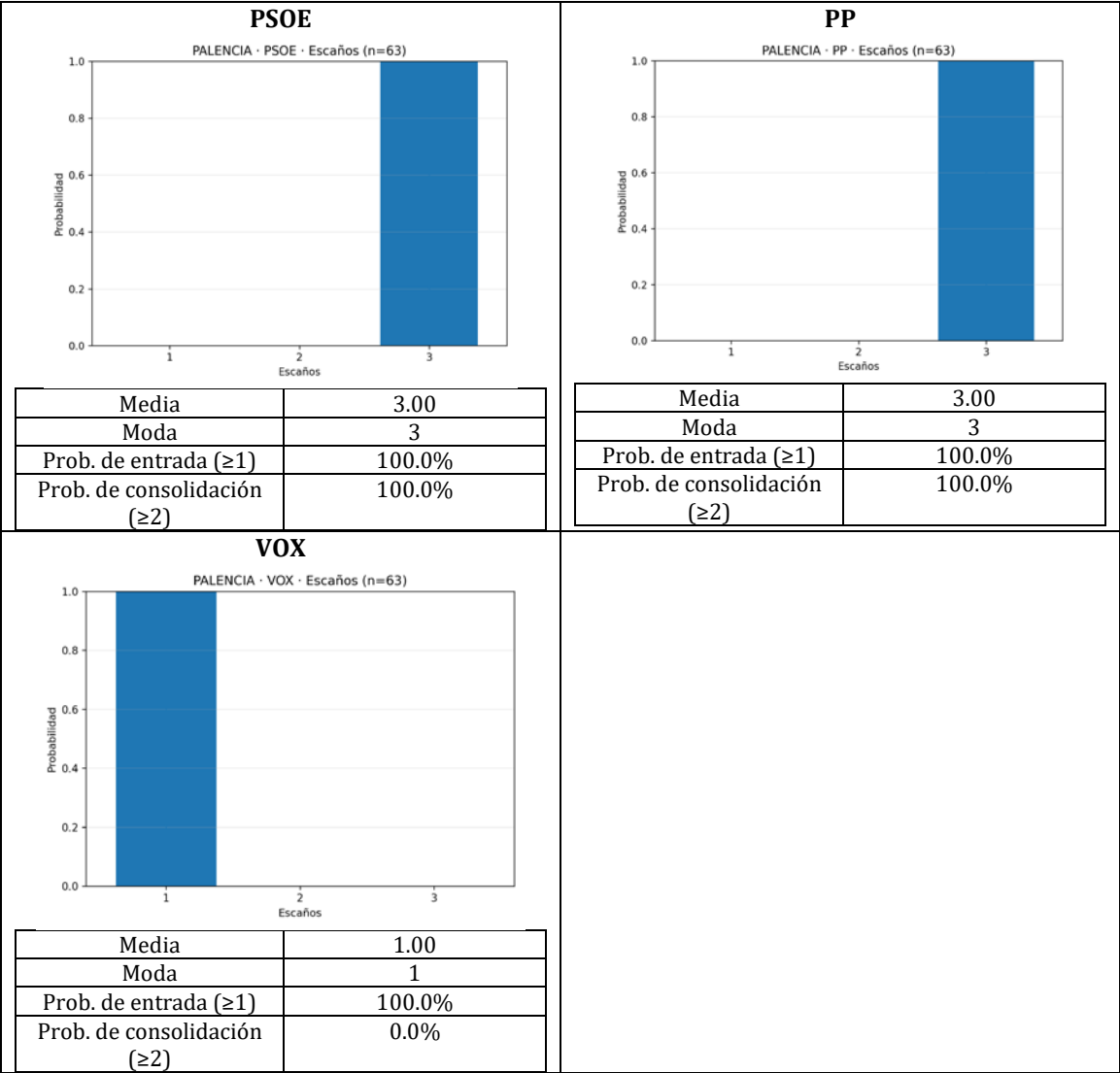
BURGOS



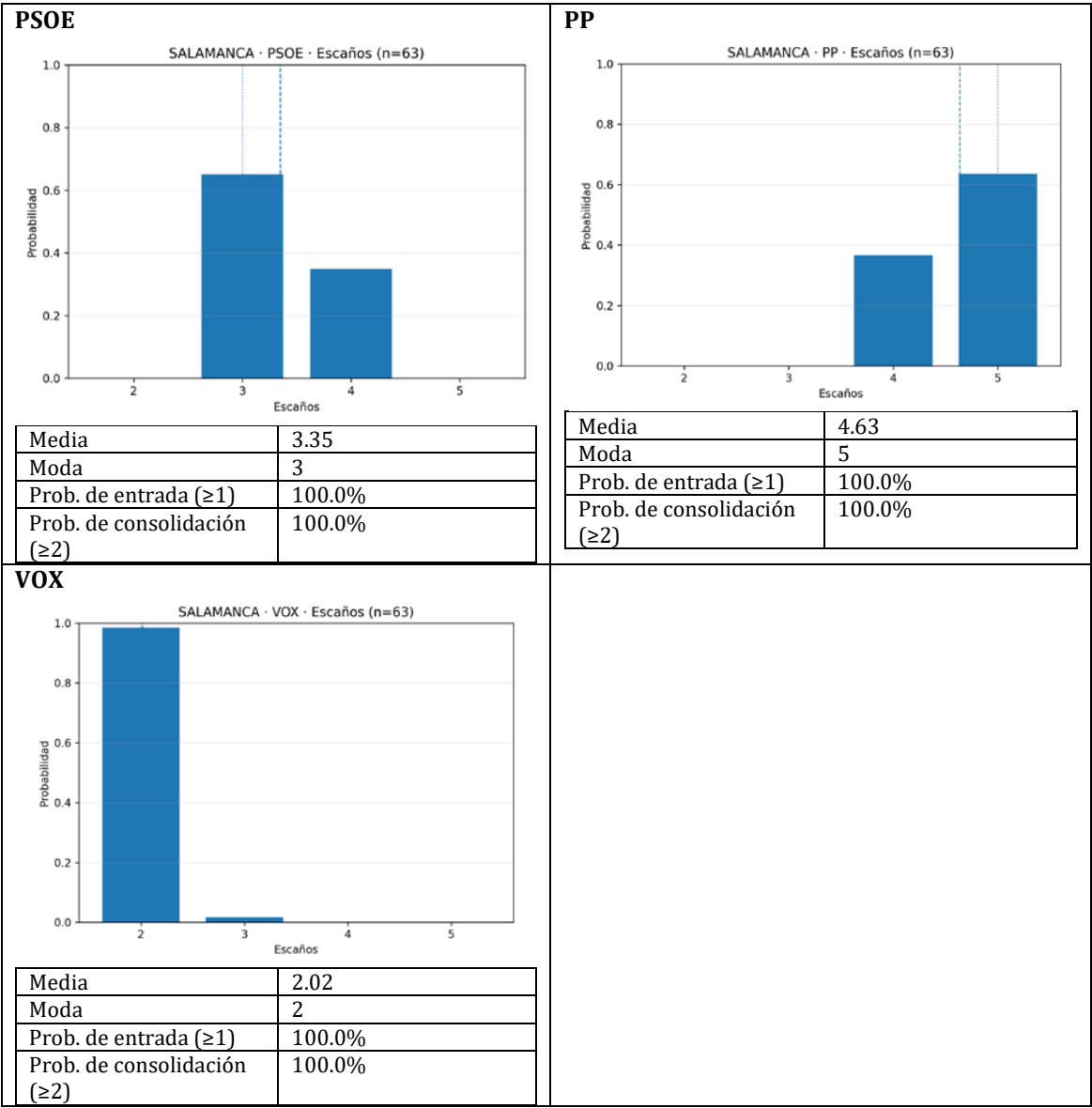
LEÓN

PSOE  <table border="1"> <tr> <td>Media</td> <td>4.68</td> </tr> <tr> <td>Moda</td> <td>5</td> </tr> <tr> <td>Prob. de entrada (≥ 1)</td> <td>100.0%</td> </tr> <tr> <td>Prob. de consolidación (≥ 2)</td> <td>100.0%</td> </tr> </table>	Media	4.68	Moda	5	Prob. de entrada (≥ 1)	100.0%	Prob. de consolidación (≥ 2)	100.0%	PP  <table border="1"> <tr> <td>Media</td> <td>3.94</td> </tr> <tr> <td>Moda</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>Prob. de entrada (≥ 1)</td> <td>100.0%</td> </tr> <tr> <td>Prob. de consolidación (≥ 2)</td> <td>100.0%</td> </tr> </table>	Media	3.94	Moda	3	Prob. de entrada (≥ 1)	100.0%	Prob. de consolidación (≥ 2)	100.0%
Media	4.68																
Moda	5																
Prob. de entrada (≥ 1)	100.0%																
Prob. de consolidación (≥ 2)	100.0%																
Media	3.94																
Moda	3																
Prob. de entrada (≥ 1)	100.0%																
Prob. de consolidación (≥ 2)	100.0%																
VOX  <table border="1"> <tr> <td>Media</td> <td>2.00</td> </tr> <tr> <td>Moda</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>Prob. de entrada (≥ 1)</td> <td>100.0%</td> </tr> <tr> <td>Prob. de consolidación (≥ 2)</td> <td>100.0%</td> </tr> </table>	Media	2.00	Moda	2	Prob. de entrada (≥ 1)	100.0%	Prob. de consolidación (≥ 2)	100.0%	UPL  <table border="1"> <tr> <td>Media</td> <td>2.35</td> </tr> <tr> <td>Moda</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>Prob. de entrada (≥ 1)</td> <td>77.8%</td> </tr> <tr> <td>Prob. de consolidación (≥ 2)</td> <td>77.8%</td> </tr> </table>	Media	2.35	Moda	3	Prob. de entrada (≥ 1)	77.8%	Prob. de consolidación (≥ 2)	77.8%
Media	2.00																
Moda	2																
Prob. de entrada (≥ 1)	100.0%																
Prob. de consolidación (≥ 2)	100.0%																
Media	2.35																
Moda	3																
Prob. de entrada (≥ 1)	77.8%																
Prob. de consolidación (≥ 2)	77.8%																
IU-MS-VQ  <table border="1"> <tr> <td>Media</td> <td>0.03</td> </tr> <tr> <td>Moda</td> <td>0</td> </tr> <tr> <td>Prob. de entrada (≥ 1)</td> <td>3.2%</td> </tr> <tr> <td>Prob. de consolidación (≥ 2)</td> <td>0.0%</td> </tr> </table>	Media	0.03	Moda	0	Prob. de entrada (≥ 1)	3.2%	Prob. de consolidación (≥ 2)	0.0%									
Media	0.03																
Moda	0																
Prob. de entrada (≥ 1)	3.2%																
Prob. de consolidación (≥ 2)	0.0%																

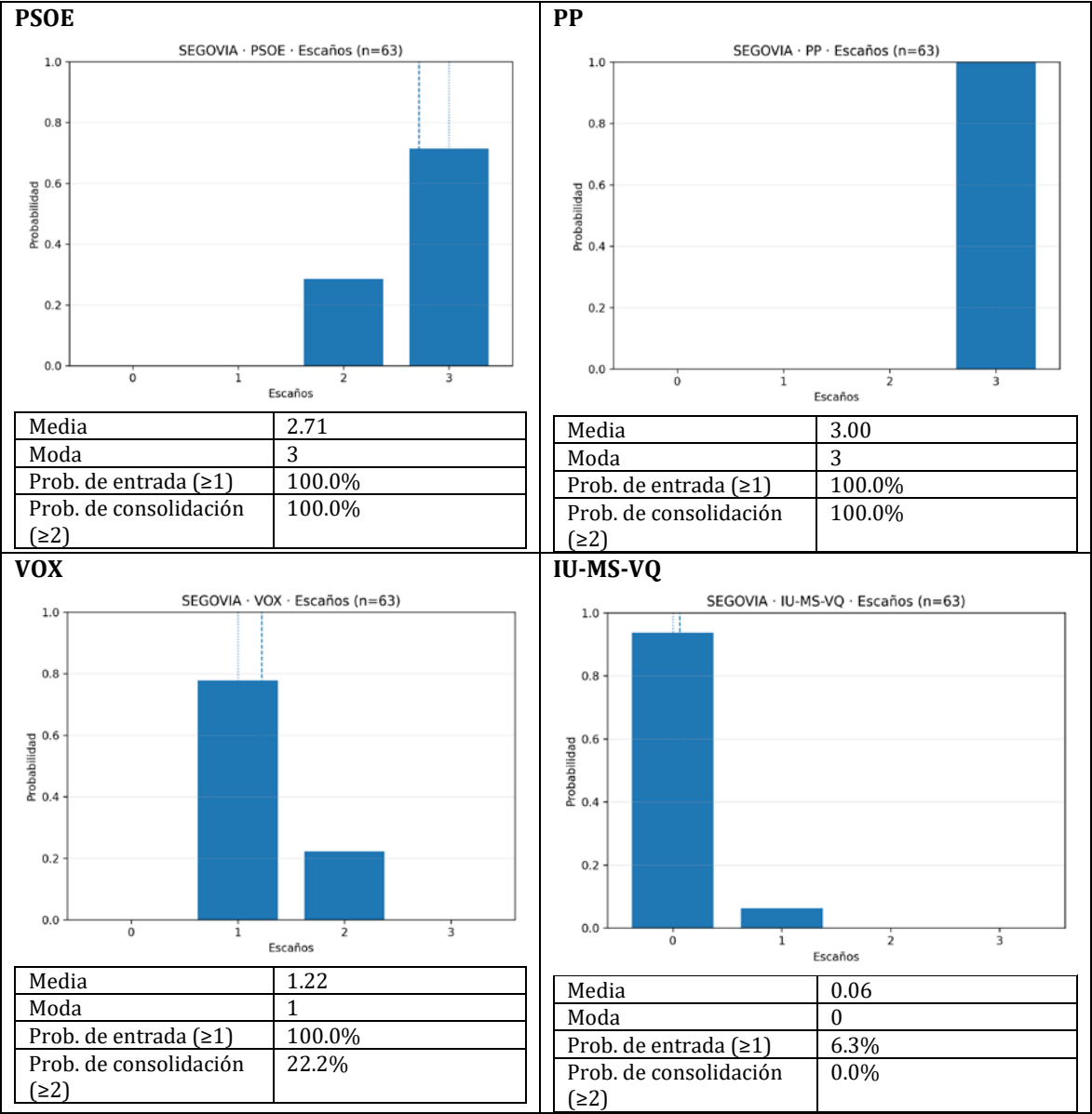
PALENCIA



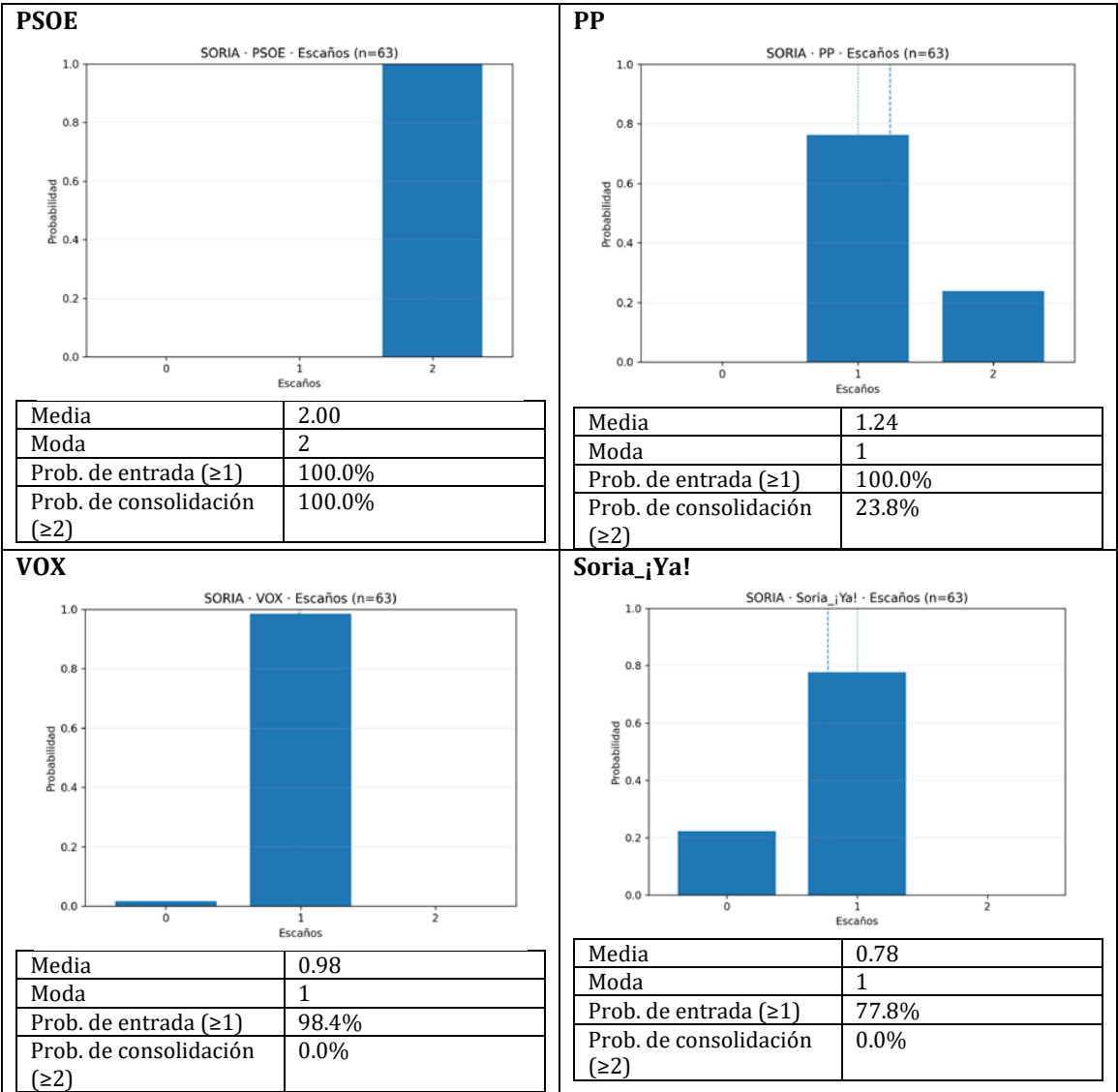
SALAMANCA



SEGOVIA

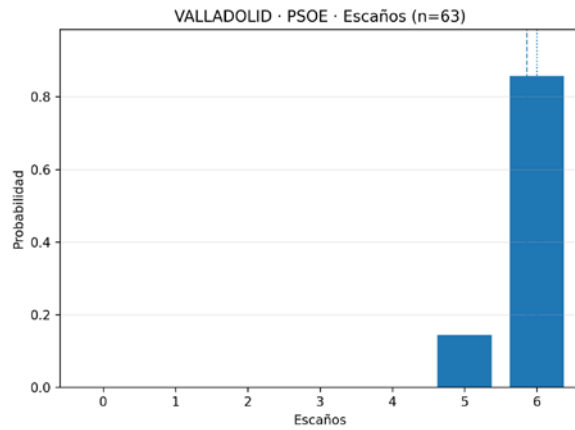


SORIA



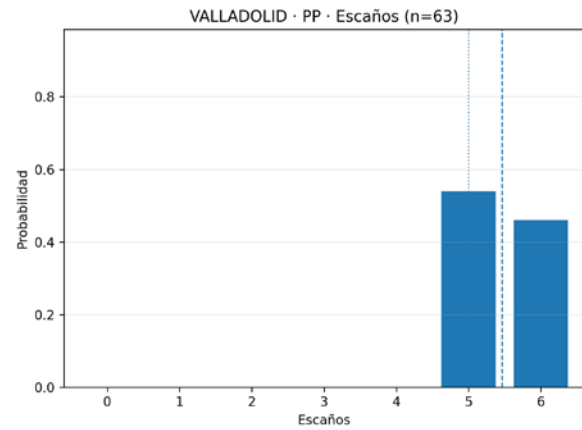
VALLADOLID

PSOE



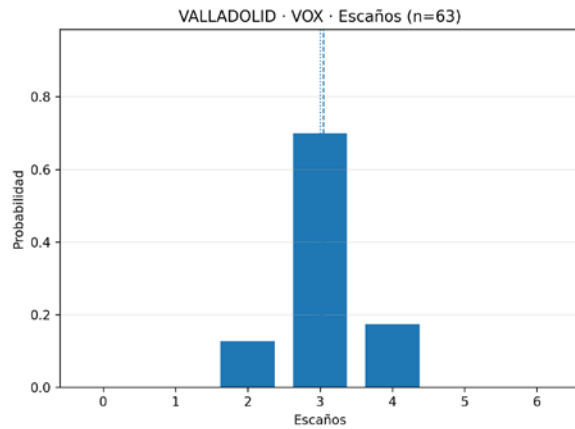
Media	5.86
Moda	6
Prob. de entrada (≥ 1)	100.0%
Prob. de consolidación (≥ 2)	100.0%

PP



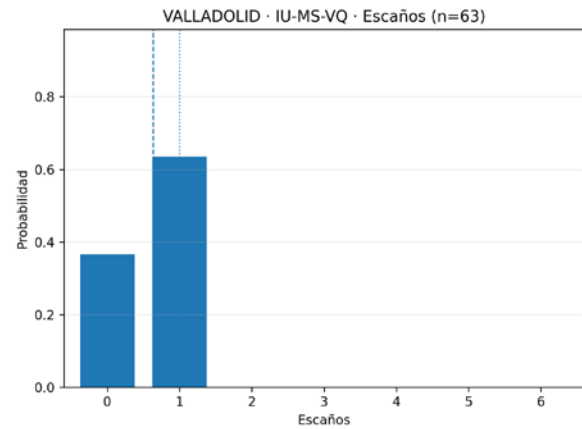
Media	5.46
Moda	5
Prob. de entrada (≥ 1)	100.0%
Prob. de consolidación (≥ 2)	100.0%

VOX



Media	3.05
Moda	3
Prob. de entrada (≥ 1)	100.0%
Prob. de consolidación (≥ 2)	100.0%

IU-MS-VQ



Media	0.63
Moda	1
Prob. de entrada (≥ 1)	63.5%
Prob. de consolidación (≥ 2)	0.0%

ZAMORA

