Calibración de opiniones altamente oscilantes

Víctor A. Vargas-Pérez[1,3], Jesús Giráldez-Cru[2,3] y Oscar Cordón[1,3]

[1] Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial (DECSAI), Universidad de Granada (UGR), 18071 Granada, España (victorvp@ugr.es,ocordon@decsai.ugr.es)
[2] Universidad de Sevilla (US), 41044 Sevilla, España (jgiraldez@us.es)
[3] Instituto Andaluz Interuniversitario en Ciencia de Datos e Inteligencia Computacional (DaSCI), 18071 Granada, España

Resumen Los modelos de dinámica de opiniones (DO) estudian cómo evolucionan las opiniones en una población mediante interacciones regidas por reglas de fusión simples, ofreciendo mecanismos interpretables de la dinámica colectiva. Sin embargo, la mayoría de los enfoques existentes se centran en la convergencia hacia el consenso, la fragmentación o la polarización, pasando por alto escenarios del mundo real caracterizados por dinámicas oscilantes. Este estudio aborda esta limitación evaluando la capacidad de varios modelos de DO para reproducir dinámicas oscilatorias cuando se reformulan permitiendo que sus parámetros varíen en el tiempo. Para ello, consideramos como caso de estudio la evolución de la opinión pública acerca de la inmigración en España, utilizando datos del barómetro mensual del Centro de Investigaciones Sociológicas. Metodológicamente, formulamos un problema de optimización y lo resolvemos mediante algoritmos evolutivos. Los resultados muestran que el modelo *Agent-independent Time-based Bounded Confidence and Repulsion*, que combina tanto mecanismos de actualización basados en la confianza como en la polarización, presenta el mejor rendimiento. La solución no solo reproduce las fluctuaciones del caso de estudio, sino que exhibe patrones de comportamiento humano que explican la evolución colectiva.

Palabras clave Modelado basado en agentes · Dinámica de opiniones · Opiniones oscilantes · Calibración · Algoritmos evolutivos.

1. Introducción

Los modelos basados en agentes (MBAs) [17,9] ofrecen un enfoque *bottom-up* para estudiar sistemas complejos [4]. En los mismos, la dinámica global emerge de la agregación de comportamientos individuales simples, facilitando la interpretación de los fenómenos emergentes del sistema. Este enfoque suele ser más simple y preciso que el modelado con reglas globales *top-down* [10].

La dinámica de opiniones (DO) [26,8] es un caso particular del modelado basado en agentes que estudia cómo se propagan y evolucionan las opiniones en una población. Los modelos de DO suelen clasificarse según: (i) la representación de las opiniones (en valores discretos o continuos), (ii) el entorno que delimita las

interacciones entre los agentes (poblaciones completamente mezcladas o redes sociales) y (iii) la regla de fusión de opiniones, que define cómo se actualizan las opiniones tras las interacciones de los agentes. Ejemplos representativos de modelos de DO son DeGroot [7], la regla de la mayoría [12] y los modelos basados en confianza acotada (CA) [6,14].

Los modelos de DO suelen centrarse en estudiar la evolución hacia un estado estacionario, es decir, la convergencia hacia una configuración concreta de opiniones finales. En concreto, decimos que la población llega a un consenso cuando todas las opiniones acaban en (casi) el mismo valor, polarización cuando existen dos grupos de opiniones distintas, y fragmentación cuando el número de grupos distintos de opiniones es mayor que dos.

Sin embargo, en el mundo real, las opiniones no siempre convergen a un estado estacionario, sino que pueden revertirse de forma recurrente. Dichas fluctuaciones están bien documentadas en ciencia política y sociología [25,20], observándose un mecanismo de retroalimentación que se reajusta continuamente entre los cambios legislativos y la opinión pública. Por ejemplo, se ha documentado el carácter cíclico de las opiniones sobre inmigración a lo largo de cuatro décadas en Europa [24], mientras que ocho décadas de datos estadounidenses evidencian una respuesta continua de las políticas a las preferencias ciudadanas [2]. Entender estas oscilaciones tiene implicaciones prácticas en dominios tan diversos como la toma de decisiones públicas [2,24], la gestión de crisis sanitarias [3] o la polarización política [16]. Sin embargo, a pesar de esta evidencia empírica, el estudio de oscilaciones sigue siendo escaso en DO.

Para abordar esta laguna, este trabajo estudia la capacidad de diferentes modelos de DO para reproducir estas oscilaciones. Para ello, introducimos un *proxy* para medir las oscilaciones que conecta las opiniones continuas a nivel micro con las tendencias a nivel macro. En concreto, definimos como métrica macro la proporción de agentes cuya opinión supera cierto valor umbral. Esto se traduce como el porcentaje de la población que está explícitamente preocupada por un tema (por ejemplo, la inmigración).

Metodológicamente, seleccionamos cinco modelos de DO representativos con diferentes reglas de actualización y los ampliamos para incorporar parámetros dinámicos que varían a lo largo del tiempo. A continuación, formulamos un problema de optimización para buscar la parametrización óptima que se ajuste a una serie histórica objetivo a nivel macro. Para resolver este problema de optimización, utilizamos cuatros algoritmos evolutivos (AEs) de referencia, descritos en la Sección 4.1.

Consideramos como caso real de estudio la evolución de la opinión pública sobre la inmigración en España desde enero de 2023 hasta abril de 2024. Para ello, utilizamos datos del Centro de Investigaciones Sociológicas (CIS)[4], cuyo barómetro proporciona los microdatos individuales necesarios para derivar el perfil de opinión de cada agente en un tema de alta relevancia pública durante el período analizado. Nuestro objetivo es proporcionar no solo un ajuste cuantitativo, sino también una explicación cualitativa de los mecanismos sociales cambiantes

[4] https://www.cis.es/catalogo-estudios/resultados-definidos/barometros

que dirigen la conversación en cada momento. Esto proporciona una base que facilita un análisis más profundo por parte de expertos en la materia (por ejemplo, sociólogos), incluyendo posibles evaluaciones contrafactuales de cómo diferentes intervenciones podrían haber alterado la trayectoria histórica.

2. Preliminares

Sea $x_i(t) \in [0,1]$ la opinión del agente i en el instante t, dentro de una red social $G(V,A)$ con $|V| = N$ nodos y matriz de adyacencia A. Los agentes i y j interactúan si $A_{ij} = 1$. Los modelos de DO estudian la transición del perfil colectivo $X(t) = \{x_i(t)\}_{1 \le i \le N}$ desde $X(0)$ hasta $X(T)$.

El **modelo de DeGroot** [7] es uno de los marcos fundacionales de DO, actualizando la opinión de cada agente como una media ponderada de su vecindario:

$$x_i(t+1) = \frac{\sum_{j=1}^{N} w_{ij} x_j(t)}{\sum_{j=1}^{N} w_{ij}}, \tag{1}$$

donde w_{ij} es el peso que el agente i otorga al agente j.

El **modelo de Friedkin-Johnsen** (FJ) [11] extiende DeGroot considerando que cada agente mantiene cierto grado de adherencia a su opinión inicial:

$$x_i(t+1) = \xi_i \frac{\sum_{j=1}^{N} w_{ij} x_j(t)}{\sum_{j=1}^{N} w_{ij}} + (1-\xi_i) x_i(0), \tag{2}$$

donde $\xi_i \in [0,1]$ es la susceptibilidad del agente i.

El **modelo de asimilación sesgada** (BA, por sus siglas en inglés) [5] extiende DeGroot para modelar la polarización:

$$x_i(t+1) = \frac{w_{ii} x_i(t) + (x_i(t))^{b_i} s_i(t)}{w_{ii} + (x_i(t))^{b_i} s_i(t) + (1-x_i(t))^{b_i} (d_i - s_i(t))}, \tag{3}$$

donde $s_i(t) = \sum_{j \neq i} w_{ij} x_j(t)$, $d_i = \sum_{j \neq i} w_{ij}$ y $b_i \ge 0$ es el sesgo del agente i.

El **modelo de Deffuant-Weisbuch** (DW) [6] es un modelo de CA, es decir, los agentes solo se influyen mutuamente si la diferencia de opiniones no supera un umbral ε:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \mu(x_j(t) - x_i(t)) \text{ si y solo si } |x_i(t) - x_j(t)| < \varepsilon, \tag{4}$$

donde $\mu \in [0,0{,}5]$ es la velocidad de convergencia y j es un vecino de i elegido aleatoriamente.

El **modelo ATBCR** [13] extiende DW añadiendo repulsión para explicar también la extremización. Para ello, además de la Ecuación 4, introduce:

$$x_i(t+1) = x_i(t) - \mu(x_j(t) - x_i(t)) \text{ si y solo si } |x_i(t) - x_j(t)| > \vartheta_i(t), \tag{5}$$

donde $\vartheta_i(t)$ es el umbral de polarización (los valores fuera de $[0,1]$ se truncan). En este trabajo usamos la versión con umbrales globales $\varepsilon(t)$ y $\vartheta(t)$, cercana al modelo de Jager y Amblard [15]. Un ϑ bajo favorece la repulsión y la extremización [15,13].

3. Propuesta metodológica

Esta sección extiende los modelos de la Sección 2 con parámetros dinámicos, define la red social, detalla la inicialización de agentes y formula el problema de optimización.

3.1. Parámetros dinámicos en modelos de DO

Consideremos una serie temporal $P = [p_1, \ldots, p_k]$ que representa los períodos del estudio. En nuestro caso tenemos $k = 15$ períodos mensuales desde enero de 2023 hasta abril de 2024. Los modelos tradicionales FJ y DW asumen parámetros estáticos, donde ξ y ε permanecen fijos para todos los agentes y para todos los instantes de tiempo. Extendemos estos modelos para incorporar parámetros dinámicos por período, $\xi(p_i)$ y $\varepsilon(p_i)$, respectivamente, junto con una velocidad de convergencia dependiente del período $\mu(p_i)$ para los modelos DW y ATBCR. De manera similar, utilizamos una versión uniforme de los modelos BA y ATBCR con parámetros dependientes del período $b(p_i)$, $\varepsilon(p_i)$ y $\vartheta(p_i)$, que son compartidos por todos los agentes en la población. En nuestro problema, cada período $p_i \in P$ consta de muchos instantes de tiempo (que representan las interacciones de los agentes) y los valores de los parámetros de DO permanecen fijos durante todo el período.

3.2. Interacciones de los agentes a través de una red social

Restringimos las interacciones sociales de los agentes con una red social sintética libre de escala generada por el algoritmo de acoplamiento preferencial de Barabási-Albert [1]. Este algoritmo produce redes con una distribución de grado que sigue la ley de la potencia, donde la mayoría de los nodos tienen pocos vecinos y hay una minoría de *hubs* altamente conectados que facilitan el flujo rápido de la información. Estas propiedades se observan en redes sociales reales [1]. Establecemos el parámetro $m = 3$ (número de enlaces añadidos en cada iteración del algoritmo de Barabási-Albert), lo que da como resultado una red con un grado medio de 6. El número de agentes N (es decir, nodos en la red social) se corresponde con el número de encuestados en el barómetro del CIS de enero de 2023, que es $N = 3\,961$.

El uso de la red social implica que en el modelo de DeGroot (y sus extensiones, FJ y BA), $w_{ij} = A_{ij}$. En los modelos DW y ATBCR, la regla de fusión (Ecuaciones 4 y 5) solo se puede aplicar a pares de agentes que estén conectados, es decir, agentes i y j tales que $A_{ij} = 1$.

3.3. Inicialización de la población

La opinión de cada agente $x_i(t) \in [0, 1]$ representa su nivel de preocupación sobre la inmigración. Definimos un umbral de preocupación $c_{\text{th}} \in [0, 1]$, de forma que un agente i se considera preocupado en el instante t si $x_i(t) \geq c_{\text{th}}$.

Inicializamos las opiniones con el barómetro CIS de enero de 2023, cuya pregunta periódica sobre el principal problema de España permite identificar si cada encuestado menciona la inmigración como un problema relevante para la sociedad española (y en qué orden). Mediante un mapeo 1:1 encuestado–agente, cada agente se asigna a uno de cuatro segmentos: no menciona la inmigración, o bien la menciona situándola en tercer, segundo o primer lugar. La opinión concreta se muestrea de una distribución gaussiana truncada con media μ en el centro del segmento y con desviación estándar σ tal que la mayoría de la masa de la distribución se encuentre dentro del segmento (según la regla empírica, $\mu \pm 3\sigma$). Más en detalle:

- **Encuestados no preocupados**: el segmento de opinión es $[0, c_{\text{th}}]$, de forma que $x_i(0) \sim \mathcal{N}(\frac{c_{\text{th}}}{2}, \frac{c_{\text{th}}}{6})$.
- **Encuestados preocupados**: el segmento de opinión es $[c_{\text{th}}, 1]$, que se divide en tres sub-segmentos de igual amplitud. Para un encuestado que menciona la inmigración como el k-ésimo problema (donde $k = 1$ es la mayor preocupación, mapeada al segmento más cercano a 1), su opinión inicial se genera como $x_i(0) \sim \mathcal{N}(c_{\text{th}} + \frac{7-2k}{6}(1 - c_{\text{th}}), \frac{1-c_{\text{th}}}{18})$.

3.4. Formulación del problema de optimización

Consideremos un modelo de DO con n parámetros libres, $DO(\alpha_1, \ldots, \alpha_n)$. Sea $s(p_i)$ el número de instantes de tiempo del período $p_i \in P$ y $e(p_i) = \sum_{j=1}^{i} s(p_j)$ el instante de tiempo en el que termina el período p_i. Sea $c(p_i)$ la proporción de agentes preocupados al final del período $p_i \in P$, es decir, $c(p_i) = |\{x_j(e(p_i)) \geq c_{\text{th}}\}|/N$. De manera similar, sea $h(p_i)$ la proporción real de individuos preocupados en los datos históricos en el mismo período p_i.

Dada una función objetivo $F(c(p_i), h(p_i))$ que mida el error del período $p_i \in P$, es decir, cómo de bien el modelo de DO, con una parametrización particular $\{\alpha_1, \ldots, \alpha_n\}$, se ajusta a los datos históricos. Sea el error promedio $\bar{F}$:

$$\bar{F} = \frac{1}{|P|} \sum_{p_i \in P} F(c(p_i), h(p_i)), \tag{6}$$

nuestro problema de optimización consiste en encontrar la mejor parametrización $\{\alpha_1, \ldots, \alpha_n\}$ tal que $\bar{F}$ se minimice, sujeto a los dominios de los parámetros y otras restricciones que puedan ser añadidas. La Tabla 1 resume los parámetros mensuales específicos para los modelos de DO incluidos en este trabajo y las restricciones consideradas. Estas restricciones aseguran que los parámetros calibrados permanezcan dentro de un rango razonable, evitando valores extremos que podrían resultar en comportamientos poco realistas.

3.5. Evaluación del modelo

Utilizamos como función objetivo el error porcentual absoluto medio (MAPE, por sus siglas en inglés) de la proporción de agentes preocupados. MAPE

Tabla 1. Parámetros mensuales y restricciones consideradas para cada modelo de DO.

Modelo de DO	Parámetros por mes	Restricciones
FJ	Susceptibilidad $\xi(p)$	$\xi(p) \in [0{,}1,\ 1{,}0]$
BA	Sesgo $b(p)$	$b(p) \in [0{,}1,\ 100{,}0]$
DW	Velocidad de convergencia $\mu(p)$ Umbral de confianza $\varepsilon(p)$	$\mu(p) \in (0,\ 0{,}5]$ $\varepsilon(p) \in [0,\ 0{,}5]$
ATBCR	Velocidad de convergencia $\mu(p)$ Umbral de confianza $\varepsilon(p)$ Umbral de polarización $\vartheta(p)$	$\mu(p) \in (0,\ 0{,}5]$ $\varepsilon(p) \in [0,\ 0{,}5]$ $\vartheta(p) \in [0{,}5,\ 1{,}0]$ $0{,}1 \leq \vartheta(p) - \varepsilon(p) \leq 0{,}9$

es una métrica recomendada para la calibración de modelos, particularmente cuando el objetivo es capturar las tendencias generales de la dinámica en lugar de coincidencias específicas con los datos [4], como es el caso en nuestro estudio. La función objetivo MAPE se define como:

$$\text{MAPE} = \frac{100}{|P|} \sum_{p_i \in P} \frac{|c(p_i) - h(p_i)|}{h(p_i)} \tag{7}$$

Cuanto menor sea el valor de MAPE, mejor se ajusta el modelo a los datos históricos. Dado que las simulaciones de estos modelos de DO implican procesos estocásticos, realizamos 20 ejecuciones Monte Carlo (MC) independientes para cada evaluación. El valor final de ajuste es el promedio de los valores de MAPE obtenidos de estas ejecuciones.

Los datos del barómetro CIS cubren desde enero de 2023 hasta abril de 2024, es decir, 15 meses ($|P| = 15$, agosto de 2023 se incluye para igualar la longitud de los períodos pero no participa en la función objetivo dado que no se realizó encuesta del CIS en el periodo). En el modelo, cada instante de tiempo corresponde a una sola interacción social, cada período $p \in P$ comprende aproximadamente 13 500 instantes. [5]

4. Evaluación experimental

El objetivo es identificar la mejor configuración de modelo de DO (con sus parámetros incluidos) para representar la preocupación histórica oscilante dada por los datos del barómetro CIS desde enero de 2023 hasta abril de 2024.

4.1. Configuración de los experimentos

Definimos un problema de optimización para cada modelo de DO, donde el objetivo es encontrar sus parámetros dinámicos, como se define en la Sección 3.4, minimizando la función objetivo descrita en la Sección 3.5. Como tenemos $|P| = 15$ períodos, el problema consta de $15 \times 1 = 15$ parámetros para los

[5] Como cada periodo corresponde a un mes, esto implica 450 interacciones diarias, cuyo efecto queda absorbido por los parámetros del modelo DO a calibrar.

modelos FJ y BA, $15 \times 2 = 30$ parámetros para el modelo DW y $15 \times 3 = 45$ parámetros para el modelo ATBCR.[6] A diferencia de los otros modelos, nuestra formulación no ponderada del modelo de DeGroot no requiere ningún parámetro para ser calibrado, por lo que hay una única solución fija.

Dada la dimensionalidad de estos problemas de optimización, utilizamos AEs para resolverlos. Estudios previos han demostrado la efectividad de estos algoritmos para calibrar MBAs [18,27]. Consideramos cuatro AEs: el clásico DE (variante DE/rand/1/bin, con CR = SCF = 0,5 [21]), la variante *Success-History* basada en DE (SHADE, $H = 100$ [22]), su extensión con reducción lineal de la población (L-SHADE, $H = 6$ [23]) y PSO (con pesos social, cognitivo e inercia $C_1 = C_2 = 1{,}49618$ y $W = 0{,}7298$, configuración recomendada por [19] que resulta en un PSO sin parámetros específicos del problema).[7] Para garantizar una comparación justa, todos los algoritmos utilizan un tamaño de población de 100 soluciones[8] y un máximo de 30 000 evaluaciones como criterio de parada.

Para terminar de definir este problema de optimización, consideramos tres valores en el umbral de preocupación: $c_{\text{th}} = \{0{,}60;\ 0{,}75;\ 0{,}90\}$. Esto da como resultado $4 \times 3 = 12$ problemas de optimización y 4 AEs para resolverlos, lo que conduce a un total de 48 tareas de calibración. Los experimentos se ejecutaron en Python sobre dos Intel Xeon Silver 4214, paralelizando las 20 simulaciones MC por evaluación.[9] Cada tarea de calibración (30 000 evaluaciones) toma aproximadamente 96 horas.

4.2. Resultados y discusión

Presentamos los resultados obtenidos para las 48 calibraciones en la Tabla 2, que también incluye los resultados (sin calibración) para el modelo de DeGroot. El modelo de DO con el valor de ajuste más bajo es ATBCR en todos los casos, seguido por BA. Los modelos restantes son siempre un orden de magnitud peores. Tanto los modelos BA como ATBCR arrojan mejores resultados a medida que aumenta el umbral de preocupación c_{th}. Sin embargo, mientras que DW muestra un resultado similar para todos los umbrales, FJ deteriora su rendimiento a medida que el umbral crece.

Las diferencias entre los diversos AEs no son pronunciadas. En general, PSO arroja los peores resultados, mientras que DE y L-SHADE suelen obtener la mejor solución. Cabe mencionar que las diferencias más significativas entre AEs se observan con el modelo ATBCR, mientras que los resultados para los otros modelos son más homogéneos. Esto sugiere que la parametrización del modelo

[6] Este incremento de grados de libertad no implica sobreajuste: los parámetros no ajustan puntos aislados, ya que el perfil de opiniones al final de cada período es la condición inicial del siguiente.

[7] Aunque PSO no es estrictamente un AE, forma parte de la familia más amplia de métodos de optimización bioinspirados basados en poblaciones.

[8] Este es el tamaño inicial para L-SHADE, cuya población disminuye linealmente en cada generación.

[9] Este número se determinó mediante un análisis preliminar que mostró la estabilización de la opinión media tras 20 ejecuciones.

Tabla 2. Valor de ajuste (MAPE) de la solución obtenida por cada AE para todos los escenarios de preocupación y modelos de DO. Los resultados se reportan como media ± desviación estándar entre las ejecuciones de las simulaciones MC. El valor mínimo para cada umbral de preocupación se resalta en negrita y la mejor solución global se subraya.

c_{th}	AE	DeGroot	FJ	BA	DW	ATBCR
0,60	**DE**	9,35e-1 ± 9,09e-4	3,51e-1 ± 2,02e-3	3,48e-1 ± 3,15e-3	3,55e-1 ± 6,64e-3	1,87e-1 ± 3,70e-3
	SHADE		3,51e-1 ± 2,05e-3	3,48e-1 ± 3,10e-3	3,56e-1 ± 6,23e-3	1,81e-1 ± 5,97e-3
	L-SHADE		3,51e-1 ± 2,02e-3	3,48e-1 ± 3,08e-3	3,55e-1 ± 5,83e-3	**1,51e-1** ± 7,35e-3
	PSO		3,65e-1 ± 1,57e-3	3,49e-1 ± 3,57e-3	3,56e-1 ± 5,36e-3	2,32e-1 ± 3,89e-3
0,75	**DE**	9,35e-1 ± 9,14e-4	4,20e-1 ± 8,04e-3	9,80e-2 ± 4,64e-3	3,60e-1 ± 1,86e-3	8,80e-2 ± 5,28e-3
	SHADE		4,20e-1 ± 8,04e-3	9,88e-2 ± 4,73e-3	3,60e-1 ± 1,85e-3	8,61e-2 ± 2,04e-3
	L-SHADE		4,20e-1 ± 8,04e-3	9,80e-2 ± 4,94e-3	3,60e-1 ± 1,73e-3	**8,51e-2** ± 2,65e-3
	PSO		5,08e-1 ± 4,85e-3	1,03e-1 ± 5,44e-3	3,60e-1 ± 1,88e-3	9,97e-2 ± 3,08e-3
0,90	**DE**	9,35e-1 ± 9,14e-4	6,36e-1 ± 9,51e-3	8,72e-2 ± 2,41e-3	3,60e-1 ± 2,54e-3	**6,89e-2** ± 9,01e-3
	SHADE		6,36e-1 ± 9,51e-3	8,70e-2 ± 2,77e-3	3,60e-1 ± 2,59e-3	7,91e-2 ± 8,25e-3
	L-SHADE		6,36e-1 ± 9,51e-3	8,70e-2 ± 2,77e-3	3,60e-1 ± 2,60e-3	7,65e-2 ± 2,95e-3
	PSO		6,62e-1 ± 8,94e-3	8,70e-2 ± 2,77e-3	3,61e-1 ± 9,70e-4	9,04e-2 ± 2,82e-3

ATBCR es más flexible y, por lo tanto, más sensible a la elección del algoritmo de optimización.

La Figura 1 muestra la evolución del mejor valor de ajuste alcanzado por cada AE para el problema definido por el modelo ATBCR con $c_{\text{th}} = 0{,}9$. PSO mejora rápidamente durante las evaluaciones iniciales pero se estanca tras aproximadamente 5 000 evaluaciones. Por su parte, las variantes de DE mejoran de manera más gradual, superando a PSO alrededor de las 10 200 evaluaciones. En este problema, DE es el único AE que continúa mejorando casi hasta el final del proceso de calibración, logrando la mejor solución con un MAPE de 6,89e-2.

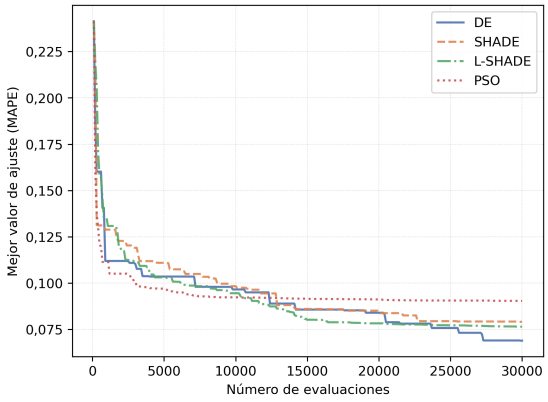


Figura 1. Evolución del valor de ajuste de todos los algoritmos de optimización para el modelo ATBCR en el escenario con un umbral de preocupación de 0,9.

Continuamos el análisis observando en la Figura 2 la evolución de la proporción de población preocupada obtenida por la mejor solución de cada modelo de DO con umbrales $c_{\text{th}} = \{0{,}75,\ 0{,}90\}$. Como referencia, se muestra también la evolución del histórico real en marrón. Podemos ver que DeGroot disipa rápidamente la preocupación, convergiendo a cero. Mientras tanto, FJ, y DW exhiben trayectorias casi planas que se mantienen alrededor del valor inicial. Este comportamiento es una consecuencia directa de la mejor parametrización identificada: con una susceptibilidad $\xi \approx 0{,}1$ (FJ) y umbrales de confianza alrededor de $\varepsilon \approx 0$ (DW), las reglas de fusión están desactivadas. Esto indica que estos modelos son estructuralmente incapaces de reproducir el histórico, forzando al optimizador a buscar soluciones que mantengan el *status quo* inicial en lugar de intentar seguir la curva.

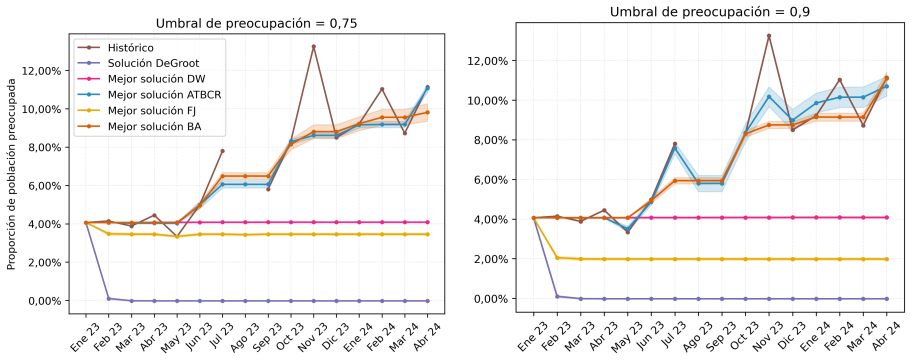


Figura 2. Comparativa entre la evolución histórica real de la población preocupada (marrón) y la mejor solución obtenida por cada modelo de DO bajo dos escenarios diferentes de umbral de preocupación. Las áreas sombreadas representan la desviación estándar de las ejecuciones MC para cada modelo, en el mismo color que la media. La solución ATBCR (azul) con $c_{th} = 0{,}90$ es la única capaz de reproducir tanto las tendencias ascendentes como descendentes en los datos históricos.

El comportamiento de BA y ATBCR es notablemente mejor, logrando capturar los incrementos de la serie objetivo. Sin embargo, solo el modelo ATBCR con $c_{\text{th}} = 0{,}90$ captura con éxito los períodos tanto de aumento como de reducción de la preocupación, produciendo una trayectoria oscilante que sigue de cerca la tendencia del registro histórico. La Figura 3 presenta sus parámetros mes a mes: los meses de aumento de preocupación (mayo, junio, septiembre y octubre de 2023) están asociados con tendencia a la polarización (umbral de polarización bajo), mientras que los de descenso (abril, la ventana julio-agosto y noviembre de 2023) se corresponden con agentes impulsados por la confianza (umbral de

confianza alto)[10]. La velocidad de convergencia actúa como parámetro regulador, aumentando cuando se requiere una transición más pronunciada.

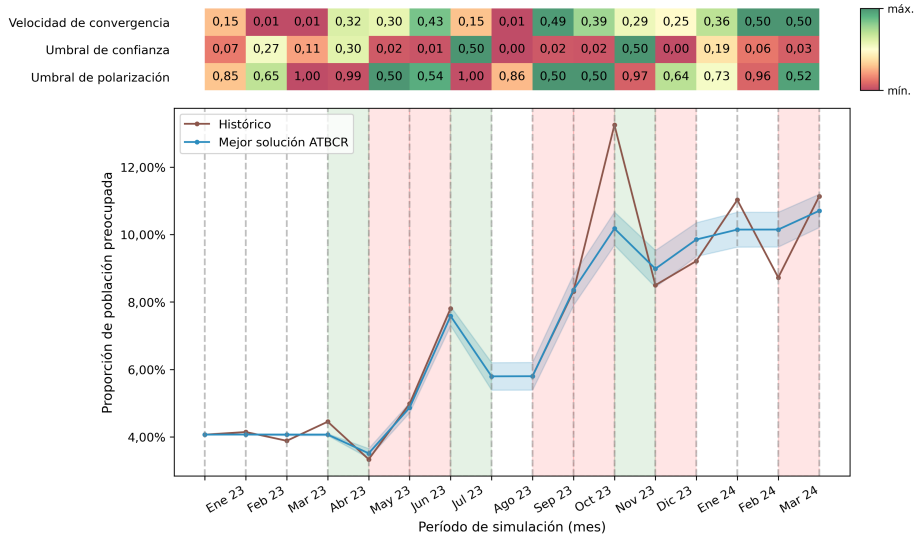


Figura 3. Se muestra la proporción de población preocupada con la mejor solución encontrada (azul) frente a los datos históricos (marrón), con los parámetros mensuales anotados sobre la figura. Los períodos de aumento de preocupación se colorean en rojo y los de descenso en verde. La velocidad de convergencia modula la magnitud del ajuste de opinión por interacción, el umbral de confianza delimita la distancia máxima bajo la cual dos agentes se acercan y el umbral de polarización delimita la distancia mínima por encima de la cual se repelen.

5. Conclusiones

En este trabajo hemos estudiado la capacidad de diferentes modelos de DO para reproducir y explicar las dinámicas oscilantes de un caso de estudio real, extendiéndolos con parámetros que varían a lo largo de distintos períodos temporales y calibrándolos mediante AEs.

Los resultados muestran que, en este escenario, los modelos con un único mecanismo de interacción no logran reproducir oscilaciones: los basados en confianza (DW y FJ) amortiguan las fluctuaciones, mientras que los basados en polarización (BA) solo reproducen los incrementos. Únicamente un modelo híbrido

[10] Los parámetros de agosto no reciben señal directa de la función objetivo al no haber encuesta, pero no son libres: el estado se propaga y la ventana julio-agosto debe captar el dato de septiembre.

como ATBCR captura las oscilaciones bidireccionales, alcanzando un MAPE de 6,89e-2. Más allá del ajuste cuantitativo, la solución ofrece una interpretación sociológica plausible: los períodos de aumento de preocupación se asocian a un comportamiento impulsado por la polarización, mientras que las reducciones se corresponden con una población más orientada al consenso.

No obstante, los resultados deben interpretarse con cautela. Las encuestas del CIS no miden la preocupación por la inmigración directamente, sino su mención entre los tres principales problemas del país, lo que obliga a adoptar un umbral de binarización cuya elección puede condicionar los patrones observados.

Como trabajo futuro, proponemos un análisis cualitativo con expertos en el dominio para identificar los eventos que expliquen los cambios de comportamiento y el diseño de escenarios hipotéticos *what-if*. Además, la metodología es suficientemente genérica para extenderse a otros temas de opinión pública, como la sanidad o el cambio climático.

Agradecimientos Este trabajo forma parte del proyecto de I+D+i PID2024-156434NB-I00 (CONFIA2), financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y ERDF/EU. Este trabajo también fue financiado en parte por el Programa FPU bajo la ayuda FPU20/02441, en parte por la ayuda RYC2022-036395-I financiada por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y ESF+, y en parte por el "Plan Propio de Investigación y Transferencia de la Universidad de Granada" bajo la ayuda PPJIB2023-048.

Declaración de intereses Los autores declaran no tener conflictos de interés que sean relevantes para el contenido de este artículo.

Referencias

1. Barabási, A.L., Albert, R.: Emergence of scaling in random networks. Science **286**(5439), 509–512 (1999)
2. Caughey, D., Warshaw, C.: Policy preferences and policy change: Dynamic responsiveness in the american states, 1936–2014. American Political Science Review **112**(2), 249–266 (2018)
3. Chang, S.L., Nguyen, Q.D., Suster, C.J.E., Jamerlan, M.C., Rockett, R.J., Sintchenko, V., Sorrell, T.C., Martiniuk, A., Prokopenko, M.: Impact of opinion dynamics on recurrent pandemic waves: balancing risk aversion and peer pressure. Interface Focus **15**(4) (2025)
4. Chica, M., Rand, W.: Building agent-based decision support systems for word-of-mouth programs: A freemium application. Journal of Marketing Research **54**(5), 752–767 (2017)
5. Dandekar, P., Goel, A., Lee, D.T.: Biased assimilation, homophily, and the dynamics of polarization. Proceedings of the National Academy of Sciences **110**(15), 5791–5796 (2013)
6. Deffuant, G., Neau, D., Amblard, F., Weisbuch, G.: Mixing beliefs among interacting agents. Advances in Complex Systems **3**(01n04), 87–98 (2000)
7. Degroot, M.H.: Reaching a consensus. Journal of the American Statistical Association **69**(345), 118–121 (1974)

8. Dong, Y., Zhan, M., Kou, G., Ding, Z., Liang, H.: A survey on the fusion process in opinion dynamics. Information Fusion **43**, 57–65 (2018)
9. Epstein, J.M.: Generative social science: Studies in agent-based computational modeling. Princeton University Press (2006)
10. Farmer, J.D., Foley, D.: The economy needs agent-based modelling. Nature **460**, 685–686 (2009)
11. Friedkin, N.E., Johnsen, E.C.: Social influence and opinions. The Journal of Mathematical Sociology **15**(3-4), 193–206 (1990)
12. Galam, S.: Minority opinion spreading in random geometry. The European Physical Journal B - Condensed Matter and Complex Systems **25**(4), 403–406 (2002)
13. Giráldez-Cru, J., Zarco, C., Cordón, O.: Analyzing the extremization of opinions in a general framework of bounded confidence and repulsion. Information Sciences **609**, 1256–1270 (2022)
14. Hegselmann, R., Krause, U.: Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis, and simulation. Journal of Artificial Societies and Social Simulation **5**(3) (2002)
15. Jager, W., Amblard, F.: Uniformity, bipolarization and pluriformity captured as generic stylized behavior with an agent-based simulation model of attitude change. Computational & Mathematical Organization Theory **10**, 295–303 (2005)
16. Leonard, N.E., Lipsitz, K., Bizyaeva, A., Franci, A., Lelkes, Y.: The nonlinear feedback dynamics of asymmetric political polarization. Proceedings of the National Academy of Sciences **118**(50), e2102149118 (2021)
17. Macal, C.M., North, M.J.: Tutorial on agent-based modeling and simulation. In: Proceedings of the 37th Conference on Winter Simulation. pp. 86–98 (2000)
18. Malleson, N., See, L., Evans, A., Heppenstall, A.: Optimising an agent-based model to explore the behaviour of simulated burglars. Theories and Simulations of Complex Social Systems pp. 179–204 (2014)
19. Poli, R., Kennedy, J., Blackwell, T.: Particle swarm optimization: An overview. Swarm Intelligence **1**, 33–57 (2007)
20. Stimson, J.A., MacKuen, M.B., Erikson, R.S.: Dynamic representation. American Political Science Review **89**(3), 543–565 (1995)
21. Storn, R., Price, K.: Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. Journal of Global Optimization **11**(4), 341 (1997)
22. Tanabe, R., Fukunaga, A.: Success-history based parameter adaptation for differential evolution. In: 2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). pp. 71–78. IEEE (2013)
23. Tanabe, R., Fukunaga, A.S.: Improving the search performance of shade using linear population size reduction. In: 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). pp. 1658–1665. IEEE (2014)
24. Van Hauwaert, S.M.: Immigration as a thermostat? public opinion and immigration policy across western europe (1980–2017). Journal of European Public Policy **30**(12), 2665–2691 (2023)
25. Wlezien, C.: The public as thermostat: Dynamics of preferences for spending. American Journal of Political Science **39**(4), 981–1000 (1995)
26. Xia, H., Wang, H., Xuan, Z.: Opinion dynamics: A multidisciplinary review and perspective on future research. International Journal of Knowledge and Systems Science **2**(4), 72–91 (2011)
27. Zhong, J., Cai, W.: Differential evolution with sensitivity analysis and the powell's method for crowd model calibration. Journal of Computational Science **9**, 26–32 (2015)