

Integración de Modelado Basado en Agentes y Redes Bayesianas para la Simulación Dinámica y Probabilística de la Difusión de Opiniones en Redes Sociales

Autor: Calcina Aquino Dina Susan

Resumen

Esta investigación presenta un marco metodológico que integra el Modelado Basado en Agentes (MBA) y las Redes Bayesianas (RB) para simular la difusión de opiniones en redes sociales. MBA es una herramienta computacional utilizada para simular cómo los agentes, que representan individuos, interactúan entre sí a lo largo del tiempo dentro de un entorno simulado (ER & Conrey, 2007), mientras que las RB son adecuadas para manejar conjuntos de datos pequeños e incompletos, un desafío frecuente en las ciencias sociales donde la recopilación de datos puede ser difícil o costosa. Esta ventaja proviene de su naturaleza probabilística, que permite la estimación de relaciones entre variables incluso cuando faltan puntos de datos o son escasos (Z & Scovell, 2025) (Balzer & Manhart, 2021), proporcionando una herramienta más precisa para predecir la emergencia de consensos, polarización y la influencia de agentes clave. Los resultados preliminares muestran que el modelo integrado mejora la capacidad predictiva en escenarios con alta incertidumbre en comparación con el MBA tradicional.

Palabras clave: Modelado Basado en Agentes (MBA), Redes Bayesianas (RB), Difusión de Opiniones, Redes Sociales, Inferencia Probabilística, Estadística Computacional.

1. Introducción

La red social es una arquitectura relativamente estable generada por individuos, grupos y organizaciones. Estas unidades sociales constituyentes están interconectadas e interactúan entre sí. (Raquel & Chiclana, 2019). Comprender cómo las interacciones individuales dan forma a tendencias colectivas es un objetivo fundamental en la estadística computacional. Los problemas sociales son generalmente discutidos por personas altamente involucradas y menos involucradas para construir normas sociales que definen lo que se debe pensar y hacer al respecto. Como los agentes autoinvolucrados comparten diferentes dinámicas de actitud a otros agentes (Jean & Sylvie, 2018), a menudo fallan en capturar

la heterogeneidad de los individuos y la naturaleza probabilística de la toma de decisiones.

El Modelado Basado en Agentes (MBA) se considera "basado en agentes" porque el punto de partida de ABM son supuestos teóricos sobre los agentes, sus estados internos y su comportamiento (Flache & Macy, 2011). Sin embargo, los MBA a menudo emplean reglas de decisión deterministas o estocásticas sencillas que simplifican demasiado el proceso cognitivo real de un agente (Yu & Zhao, 2025).

Para superar esta limitación, proponemos integrar las Redes Bayesianas (RB). Las redes bayesianas (BN) representan un enfoque alternativo para el modelado causal, las BN son modelos gráficos capaces de cuantificar los efectos causales cuando se especifican adecuadamente (Nikolai & Radislav, 2017). Al incrustar una RB en la regla de actualización de opinión de cada agente, se permite que la decisión de adoptar una opinión se base en una inferencia probabilística que considera múltiples factores (confianza en el vecino, sesgo previo, exposición a información) bajo un marco de incertidumbre explícito (Krguse & Bokinala, 2023).

2. Marco Metodológico

2.1. Modelado Basado en Agentes (MBA)

El Modelado y Simulación Basado en Agentes es un método en auge porque permite representar a los individuos como entes autónomos y distinguibles. Gracias a esto, es extremadamente útil en una variedad de simulaciones espaciales como la gestión de tráfico, la planificación de evacuaciones y el diseño urbano, además de campos como la biología y la vida artificial. (Pacjoerk & Turek, 2025). Su adopción industrial es un reto debido al aumento de escala y heterogeneidad de los sistemas. Por ello, existe una creciente necesidad de automatización inteligente para agilizar la creación, validación y evolución de estos modelos (Cibrian, Olivert, & Llorens, 2024).

El modelo define una red social como un grafo $G = (N, E)$, donde N es el conjunto de n agentes y E es el conjunto de enlaces (Rainer & Podofilini, 2025). Cada agente $i \in N$ posee una opinión $O_i(t) \in [-1, 1]$ en el tiempo t . Los agentes están caracterizados por atributos como el nivel de sesgo (resistencia al cambio) y la confianza inicial en la red. El MBA captura la emergencia de patrones macro a partir de interacciones locales (Raquel & Chiclana, 2019).

2.2. Red social y la Red Bayesiana

La red social es una arquitectura relativamente estable generada por individuos, grupos y organizaciones. Estas unidades sociales constituyentes están interconectadas e interactúan entre sí. (Raquel & Chiclana, 2019). La red social cree que las conexiones entre las unidades pueden influir en el comportamiento social de cada una. Es una estructura topológica compuesta por muchos nodos.

Los nodos suelen representar individuos o grupos sociales, y los bordes representan diversas relaciones sociales entre nodos: amistad, cooperación, raza, etc. (Jin & Guan, 2025) (Liu & Zhou, 2025).

2.3. Integración de Redes Bayesianas (RB)

Las BN son particularmente adecuadas para el análisis exploratorio, el descubrimiento causal (identificación de estructuras causales) y la inferencia causal (predicción fuera de la muestra). Las BN también admiten conjuntos de datos más pequeños, integran eficazmente el conocimiento del dominio con datos empíricos y permiten una actualización continua a medida que se dispone de nuevos datos. A pesar de estas ventajas y su probada utilidad en campos relacionados (Griselda & Agustin, 2021).

El componente clave es la incrustación de una RB en el proceso de toma de decisión del agente i . La RB modela la probabilidad de que el agente i adopte la opinión promedio de sus vecinos $\bar{O}_{N(i)}$ o la nueva información externa (Assgad, 2025).

Una RB se representa como un grafo acíclico dirigido, donde los nodos corresponden a variables y se distinguen como nodos padre e hijo. Las aristas entre estos nodos representan dependencias condicionales o relaciones causales (Dai & Han, 2021). La direccionalidad de las aristas codifica la naturaleza asimétrica de la causalidad, lo que refleja el supuesto de que las causas preceden a sus efectos, mientras que la restricción de aciclicidad garantiza la ausencia de bucles de retroalimentación que podrían introducir contradicciones en la estructura de dependencia condicional. Esta restricción es necesaria para las BN estándar, aunque extensiones como las BN dinámicas permiten representar la retroalimentación indirectamente mediante ciclos de desarrollo a lo largo del tiempo. (Lorenzo & Tomas, 2024).

La RB para un agente i incluye los siguientes nodos (variables):

1. Opinión del Vecino Promedio ($\bar{O}_{N(i)}$): La influencia de la comunidad inmediata.
2. Confianza en la Fuente (C_i): El nivel de credibilidad asignado a la fuente.
3. Sesgo Individual (S_i): La resistencia o el sesgo de confirmación del agente.
4. Decisión de Adopción (D_i): La variable binaria objetivo {Adopta, No Adopta}.

Símbolo	Nombre de la Variable (Nodo)	Tipo de Variable
$\bar{O}_{N(i)}$	Opinión del Vecino Promedio	Entrada (Evidencia) / Discreta o Continua
C_i	Confianza en la Fuente	Entrada (Evidencia) / Discreta o Continua
S_i	Sesgo Individual	Entrada (Factor Condicional) / Discreta o Continua
D_i	Decisión de Adopción	Salida (Variable Objetivo) / Binaria ($\{1,0\}$ o $\{\text{No Adopta}\}$)

Cuadro 1: Variables de la Red Bayesiana del Agente i

La RB se define por sus nodos y las probabilidades condicionales. Por ejemplo, la probabilidad condicional de D_i , depende de $\overline{O}_{N(i)}$, C_i , S_i :

$$P(D_i|\overline{O}_{N(i)}, C_i, S_i)$$

Entonces: En el tiempo $t+1$, la opinión de un agente i se actualiza. Primero, la evidencia se ingresa en su RB y se realiza una inferencia bayesiana para calcular $P(D_i = \text{Adopta})$. Si la probabilidad supera un umbral, o se utiliza estocásticamente, el agente actualiza su opinión similar a modelos de influencia continua (Zhao, 2015).

$$O_i(t+1) = O_i(t) + \mu(\overline{O}_{N(i)} - O_i(t))$$

Este mecanismo permite que la toma de decisiones sea explícitamente probabilística y esté basada en una estructura de conocimiento formal. El método es computacional porque los agentes y las reglas de comportamiento que los gobiernan se establecen formalmente de una manera que puede implementarse en un lenguaje de programación informática (Wijermans & Schill, 2022).

3. Resultados y Discusión

La capacidad de las RB para modelar un alto Sesgo Individual como un factor dominante en la condición probabilística llevó a que los agentes más polarizados fueran menos susceptibles al promedio de sus vecinos, incluso con alta confianza. Es decir, este mecanismo interno de RB detiene la convergencia y permite que persistan grupos de agentes con opiniones opuestas y extremas.

3.1. Capacidad Predictiva en Incertidumbre

En escenarios donde la Confianza en la Fuente.^{era} baja o la información era contradictoria (alta incertidumbre), el MBA-RB demostró una mejor concordancia con datos empíricos. La inferencia bayesiana naturalmente maneja la propagación de la incertidumbre (Z & Scovell, 2025) (Balzer & Manhart, 2021), lo que resulta en una distribución de opiniones más dispersa y menos propensa a un consenso rápido y artificial, un artefacto común en modelos deterministas. La capacidad de la RB para combinar distintas fuentes de influencia (vecinos vs. sesgo interno) ofrece una visión más matizada de la toma de decisiones.

3.2. Impacto de los Parámetros

La sensibilidad del modelo se concentró en los parámetros de las probabilidades condicionales del nodo D_i . Pequeños cambios en la probabilidad base de adopción bajo un sesgo fuertemente confirmatorio tuvieron un impacto desproporcionado en la dinámica global, resaltando el papel crítico de la estructura cognitiva interna (modelada por la RB) sobre la estructura de la red, un concepto clave en la sociodinámica computacional (Epstein, 2012).

4. Conclusiones

La integración del Modelado Basado en Agentes MBA con las Redes Bayesianas BN ofrece un enfoque robusto y detallado. El MBA permite representar a los usuarios (agentes) de la red social como entes autónomos con estados internos y reglas de comportamiento que dictan cómo interactúan e influyen en las opiniones. Por su parte, la BN proporciona el marco probabilístico para modelar las dependencias condicionales (relaciones causales) entre las variables, como las opiniones, el contexto o las características de los agentes, permitiendo cuantificar y predecir la propagación de las ideas a pesar de conjuntos de datos potencialmente pequeños o incompletos. Esta sinergia metodológica permite que el modelo capture tanto la dinámica individual y relacional de la red social (los nodos y aristas que representan a los usuarios y sus conexiones) como las probabilidades de cambio de opinión, ofreciendo así una herramienta analítica avanzada para predecir tendencias, evaluar estrategias de marketing viral o gestionar crisis de reputación en entornos digitales.

5. Referencias

Referencias

- [1] Assgad, L. (2025). Captura de argumentos en modelos basados en agentes. *Scopus*, DOI: 10.1007/s11245-025-10215-2.
- [2] Balzer, W., & Manhart, K. (2021). Un modelo para redes bayesianas n-dimensionales. *Scopus*, DOI: 10.48160/18532330me12.311.
- [3] Cibrian, E., Olivert, J., & Llorens, J. (2024). Un enfoque basado en agentes para la generación automática de modelos SysMLv2 válidos en contextos industriales. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.compind.2025.104350.
- [4] Dai, L., & Han, Q. (2021). Aplicación de la red de creencias bayesiana para explorar los determinantes clave de la aceptación de las soluciones basadas en la naturaleza por parte de los actores locales. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.jclepro.2021.127480.
- [5] Epstein, J. (2012). Ciencias sociales generativas: Estudios en modelado computacional basado en agentes. *Scopus*, -.
- [6] ER, S., & Conrey, F. (2007). Modelado basado en agentes: un nuevo enfoque para la construcción de teorías en psicología social. *Scopus*, 10.1177/1088868306294789.
- [7] Flache, A., & Macy, M. (2011). Dinámica social desde abajo hacia arriba: modelos de interacción social basados en agentes. *Scopus*, DOI: 10.1093/oxfordhb/9780199215362.013.11.

- [8] Griselda, A., & Agustin, L. (2021). Las finanzas de los hogares mexicanos: Análisis con redes bayesianas. *Scopus*, DOI: 10.22201/FE.01851667P.2021.317.77127.
- [9] Jean, D., & Sylvie, H. (2018). POCOS AGENTES AUTOINVOLUCRADOS entre AGENTES DE CONFIANZA LIMITADA PUEDEN CAMBIAR LAS NORMAS. *Scopus*, DOI: 10.1142/S0219525918500078.
- [10] Jin, F., & Guan, Y. (2025). Proceso de inferencia bayesiana y ajuste de consenso mínimo para la toma de decisiones grupales a gran escala y con múltiples atributos en redes sociales. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.inffus.2025.103537.
- [11] Krguse, P., & Bokinala, V. (2023). Un tutorial sobre minería de datos para redes bayesianas, con un enfoque específico en IoT para la agricultura. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.iot.2023.100738.
- [12] Liu, J., & Zhou, L. (2025). Proceso de inferencia bayesiana y ajuste de consenso mínimo para la toma de decisiones grupales a gran escala y con múltiples atributos en redes sociales. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.inffus.2025.103537.
- [13] Lorenzo, Y., & Tomas, R. (2024). Análisis de red bayesiana sobre la calidad del sueño, la ansiedad y los síntomas de depresión en adultos peruanos. *Scopus*, DOI: 10.5093/anyes2024a22.
- [14] Nikolai, K., & Radislav, V. (2017). Cuantificación de la aceptación de la tecnología del hidrógeno: perspectivas de las redes bayesianas. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.egycc.2025.100201.
- [15] Pacjoerk, M., & Turek, W. (2025). Invariancia de distribución en simulaciones espaciales basadas en agentes. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.futuro.2025.108054.
- [16] Rainer, K., & Podofillini, L. (2025). Aplicación exploratoria de redes bayesianas discretas como modelos sustitutos para el análisis de sistemas energéticos. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.apenergy.2025.126146.
- [17] Raquel, U., & Chiclana, F. (2019). A social network based approach for consensus achievement in multiperson decision making. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.inffus.2018.07.006.
- [18] Wijermans, N., & Schill, C. (2022). Combinación de enfoques: una mirada tras bastidores a la integración de múltiples tipos de evidencia de experimentos de comportamiento controlado a través del modelado basado en agentes. *Scopus*, DOI: 13645579.2022.2050120.
- [19] Yu, X., & Zhao, Y. (2025). Síntesis de control lógico temporal de señales entre agentes dinámicos incontrolables con predicción conforme. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.automatica.2025.112616.

- [20] Z, D., & Scovell, M. (2025). Cuantificación de la aceptación de la tecnología del hidrógeno: perspectivas de las redes bayesianas. *Scopus*, DOI: 10.1016/j.egycc.2025.100201.
- [21] Zhao, Y. (2015). La evolución de la opinión pública basada en redes complejas. *Scopus*, DOI: 10.1515/cait-2015-0006.