

# BITÁCORA EXPERIMENTAL

## Experimentos con modelo básico de dinámica de opiniones

Ulises Jiménez Guerrero  
Alumno de la Maestría en Inteligencia Artificial

**IIIA** Instituto de Investigaciones en Inteligencia Artificial  
Universidad Veracruzana  
*Campus Sur, Calle Paseo Lote II, Sección 2a, No 112*  
*Nuevo Xalapa, Xalapa, Ver., México 91097*

zS24019399@estudiantes.uv.mx

2 de febrero de 2026

### 1. Objetivo

En este documento se describen los experimentos realizados sobre el modelo básico de dinámica de opiniones, juntos a los resultados obtenidos. El objetivo es lograr reproducir el cambio de opinión durante la elección presidencial en México llevada a cabo el 2 de junio de 2024. Para ello, se obtuvieron los resultados en la página web del PREP 2024. La opinión pública e intención de voto se mide mediante las encuestas realizadas por el grupo GEA-ISA en tres cortes, disponibles en el repositorio del INE.

### 2. Materiales y métodos

El protocolo ODD del modelo base se encuentra anexado al final del presente documento, adaptado para su uso en el caso de estudio. La elección real vio la competición entre tres candidatos principales a la presidencia, representados por dos alianzas políticas y un partido independiente. Los datos originales se muestran en la tabla 2, registrando la evolución de la intención de voto a nivel nacional tomando tres cortes de tiempo y también se toma en cuenta los resultados de la elección. El instrumento utilizado fue creado por el grupo GEA-ISA, y toma en cuenta a 1070 entrevistados a nivel nacional con una serie de preguntas sobre su intención de voto y datos demográficos.

	Sep. 2023	Nov. 2023	Mar. 2024	Elección Junio 2024
Sheinbaum	53 %	52 %	52 %	59.4 %
Xóchitl	34 %	30 %	33 %	27.9 %
Candidatura MC	7 %	10 %	4 %	10.4 %
Otros	6 %	8 %	12 %	2.3 %

Cuadro 1: Datos originales de las encuestas realizadas por el grupo GEA-ISA y resultados finales en las elecciones.

Para iniciar la experimentación con el caso más sencillo, se tomaron en cuenta únicamente a los dos candidatos principales en la elección estudiada. De esta forma, se ajustaron los porcentajes de las encuestas de opinión y los resultados de la elección, eliminando a las opciones correspondientes a MC y otros.

Después de este proceso de ajuste, se tienen los datos referenciados en el cuadro 2, tomando como punto de inicio la fecha de la primera encuesta y como final el día de la elección. El candidato A se corresponde Claudia Sheinbaum en la elección estudiada, y el candidato B a Xóchitl Gálvez. Ambas opciones suman al 100 % de las preferencias después de los ajustes realizados. Un trabajo futuro a realizar es la experimentación con el total de las tres opciones en un modelo más robusto.

Los modelos se comparan en base a qué tanto se aproximan a los porcentajes de preferencia en los días considerados, además de qué tanto logran aproximar los resultados finales de la elección. Esto se evalúa mediante el uso del error cuadrático medio (MSE) y la raíz de este

Fecha	Tiempo (días)	Preferencia por A (%)	Preferencia por B (%)
2023/09/16	0	39	61
2023/11/25	70	64	36
2024/03/01	167	61	39
2024/06/02	260	68	32

Cuadro 2: Datos ajustados a solamente dos opciones en la elección estudiada.

(RMSE) sobre los 3 puntos a considerar con respecto al porcentaje de votos obtenido por cada partido, dado que todas las corridas del modelo inician con los porcentajes dados por las encuestas en el día 0. Para ello se utilizan las fórmulas siguientes.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Para su uso en este trabajo, se adaptó de la manera siguiente

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{|T|} \sum_{t \in T} \frac{1}{2} \sum_{p \in \{A, B\}} (P_{t,p} - \hat{P}_{t,p})^2}$$

donde:

- $T$  indica el total de días con datos reales, tres en este caso.
- $P_{t,p}$  es el porcentaje de preferencia real para el partido  $p$  en el tiempo  $t$ .
- $\hat{P}_{t,p}$  es el porcentaje de preferencia obtenido por la simulación para el partido  $p$  en el tiempo  $t$ .

Así, el error se mide para ambos partidos por cada uno de los tres días considerados.

### 3. Experimentación

#### 3.1. Modelo de influencia positiva

Se iniciaron los experimentos tomando el modelo de influencia más sencillo considerado en este trabajo. Después de cada interacción, los agentes siempre tendrán una opinión más parecida. Cada paso de tiempo en el modelo indica un día, llegando al total de 260 considerados dentro de la elección a simular.

Para este tipo de influencia se consideran tres parámetros: *learning rate*, indicando el grado en que un agente cambia de opinión después de una interacción, el parámetro *agents per tick* que indica el número de agentes seleccionados para interactuar en cada paso de tiempo, y finalmente el parámetro *spatial interactions* que controla si los agentes interactúan con todos aquellos presentes en la simulación o únicamente con sus vecinos inmediatos. El efecto de estos parámetros sobre la distribución final de opiniones y preferencia de votos se evalúa mediante los experimentos listados a continuación.

Algo a destacar es que dado el funcionamiento del modelo, después de cada interacción al menos dos agentes diferentes cambiarán su opinión. Dado que nada en el modelo impida que se repitan los agentes seleccionados inicialmente, se observa que en cada paso cambian de opinión a lo más  $2 \times \text{agents per tick}$  agentes.

##### 3.1.1. Experimento 1. Variación del parámetro *learning rate*

En el primer experimento se evalúa cómo la variación del parámetro *learning rate* afecta la evolución de la opinión en el tiempo, y si existen valores específicos para este parámetro capaces de reproducir el cambio de opinión observado en el caso de estudio. Se fijó el número de agentes por tick en 1, y se desactivaron las interacciones espaciales. De esta manera, dos agentes cambian de opinión en cada paso de tiempo.

Mediante el uso de la herramienta *Behaviorspace*, se realizaron variaciones del parámetro desde el valor 0 hasta 1, con pasos de 0.01. Se realizaron 30 repeticiones con el modelo para

cada uno de estos parámetros con el objetivo de obtener validez estadística. Las variables de interés son *pref-A* y *pref-B* en los ticks correspondientes a los días de encuesta y la elección final para evaluar el error obtenido por el modelo. La configuración para este experimento se puede observar en el cuadro 3.1.1.

Parámetro	Valor
<i>learning-rate</i>	Entre [0, 1] con saltos de 0.01.
<i>influence-type</i>	<i>positive</i>
<i>confidence-threshold</i>	No aplica
percent-option-B	39
agents-updated-per-tick	1
spatial-interactions?	<i>False</i>

Cuadro 3: Configuración para experimento 1 con influencia positiva.

### 3.1.2. Resultados

Para cada uno de los 100 valores dados al parámetro *learning rate*, se tomó el promedio de las 30 repeticiones para obtener los valores de referencia para *pref-A* y *pref-B* en cada tick de la simulación. Estos fueron los valores utilizados para medir el error con respecto a los datos reales de la elección, siendo visualizados en la figura 1.

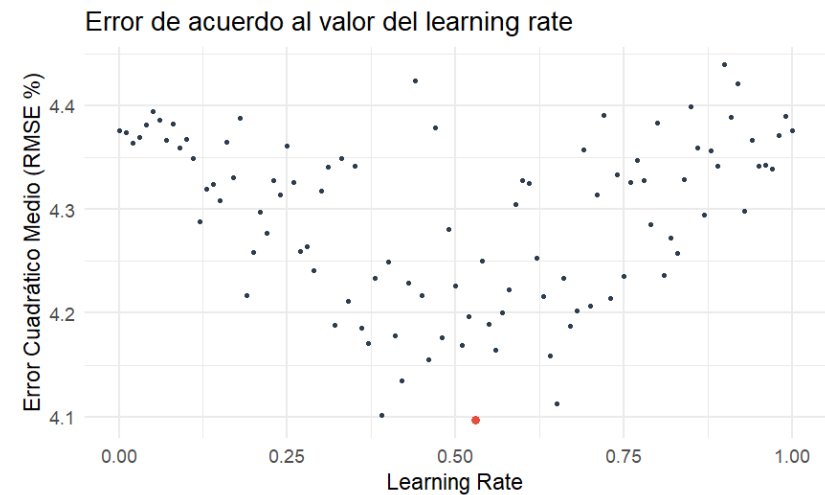


Figura 1: Error del modelo con respecto a los datos reales de acuerdo al valor dado al parámetro *learning rate*.

De acuerdo al error calculado, se observa el mejor desempeño con el parámetro *learning rate* = 0.53. Los 5 valores con menor valor para el error se listan en la tabla 3.1.2. En la figura 2 se observa la evolución de las opiniones obtenidas mediante el modelo bajo este parámetro comparadas con los datos reales obtenidos de las encuestas.

learning rate	MSE	RMSE
0.53	16.8	4.10
0.39	16.8	4.10
0.65	16.9	4.11
0.42	17.1	4.13
0.46	17.3	4.16

Cuadro 4: Mejores resultados obtenidos al variar el número de agentes interactuando por tick.

Se observa una alta variabilidad en el error del modelo, con una tendencia a la baja alrededor del valor de 0.5 para el parámetro evaluado. Para el valor obtenido con el menor error posible, no logra acercarse al porcentaje de votos obtenido en la elección ni al cambio de opinión registrado en la segunda encuesta. Sin embargo, se observa que logra mantenerse cerca de los resultados de la tercera encuesta de opinión.

Esto es de esperarse, dado que únicamente se actualiza la opinión de dos agentes por tick. Dado el cambio brusco entre la última encuesta y los resultados obtenidos en la elección real, se necesita un modelo en el que una parte significativa de la población logré cambiar de opinión en el tiempo delimitado. El valor obtenido para *learning rate* indica un cambio rápido de opinión

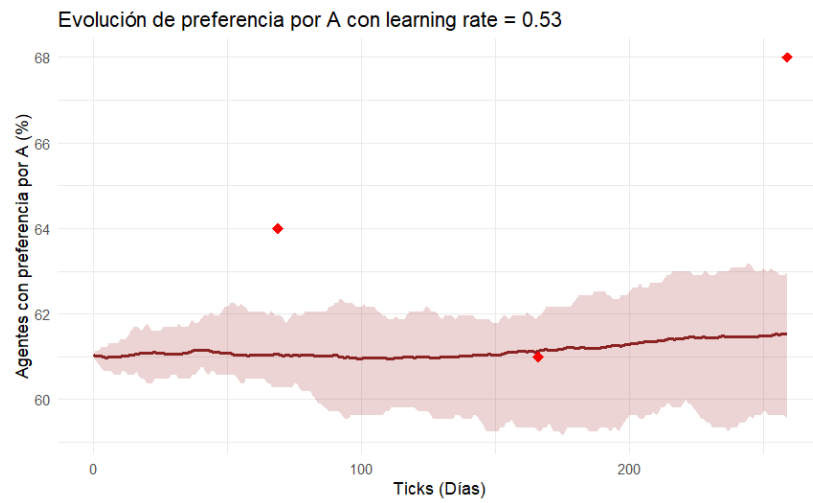


Figura 2: Evolución de preferencias por la opción A con learning rate = 0.53. Los diamantes indican las preferencias reales reportadas por las encuestas y los resultados de la elección.

después de cada interacción, pero esto no es suficiente para contrarrestar el bajo número de interacciones por tick.

Para evaluar esto, se realiza un segundo experimento para explorar el efecto de diferentes valores del parámetro *agents-updated-per-tick* en el desempeño del modelo.

### 3.1.3. Experimento 2. Variación del parámetro *agents-updated-per-tick*.

Para el segundo experimento se analizó el efecto del parámetro *agents-updated-per-tick* en el cambio de opinión. En el modelo, esto representa el número de personas que seleccionan a otra para compartir su opinión en un día, con un mínimo de 1 y máximo de 1070. Después de cada interacción, ambos agentes cambian el valor de su opinión. Utilizando *Behaviorspace*, se evaluó este parámetros para valores en el rango  $[2, 1070]$ , con saltos de uno y 30 repeticiones por cada valor. El parámetro *learning rate* se mantuvo fijo en 0.53, dado que este obtuvo el mejor resultado en el experimento anterior. La configuración se muestra en el cuadro 3.1.3.

Parámetro	Valor
<i>learning-rate</i>	0.53
<i>influence-type</i>	<i>positive</i>
<i>confidence-threshold</i>	No aplica
percent-option-B	39
agents-updated-per-tick	Entre $[2, 1070]$ con saltos de 1.
spatial-interactions?	<i>False</i>

Cuadro 5: Configuración para el segundo experimento con influencia positiva.

### 3.1.4. Resultados

En las figuras 3, 4 se muestran los errores obtenidos para los 1070 valores evaluados y para los primeros 10, respectivamente. Se observa que el mejor resultado para el parámetro estudiado se obtuvo cuando este es igual a 5.

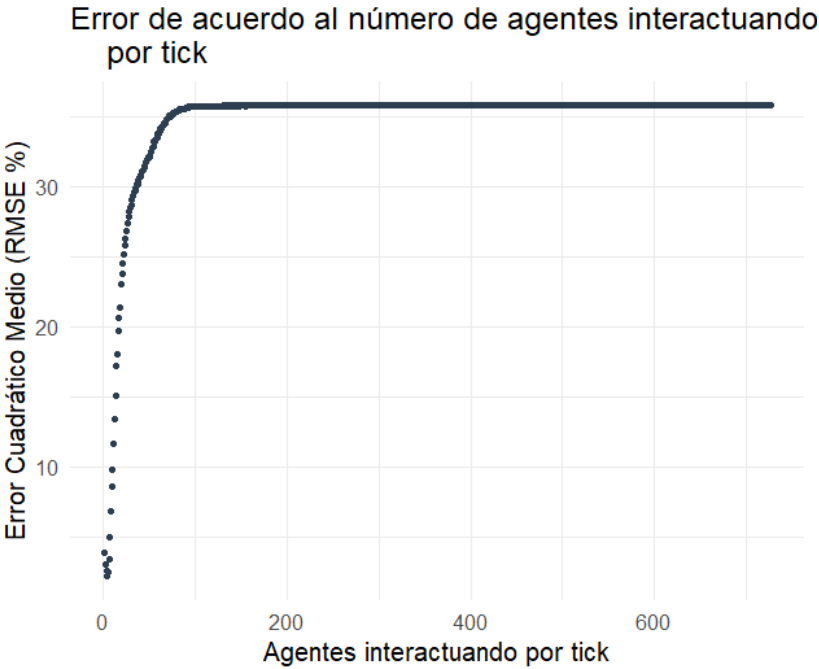


Figura 3: Error obtenido al variar el número de interacciones por día. Se observa un aumento muy rápido del error conforme aumenta el valor, con una ligera caída alrededor del valor de 5.

Para el parámetro evaluado, se obtuvieron los mejores resultados con los valores indicados en la tabla 3.1.4

Agentes por tick	MSE	RMSE
5	4.64	2.15
6	6.34	2.54
4	6.46	2.54
3	9.01	3.00
7	11.5	3.39

Cuadro 6: Mejores resultados obtenidos al variar el número de agentes interactuando por tick.

En la figura 5 se observa el cambio de opiniones obtenidos por el modelo al tomar el parámetro *learning rate* = 0.5 del experimento anterior junto a 5 agentes interactuando por día.

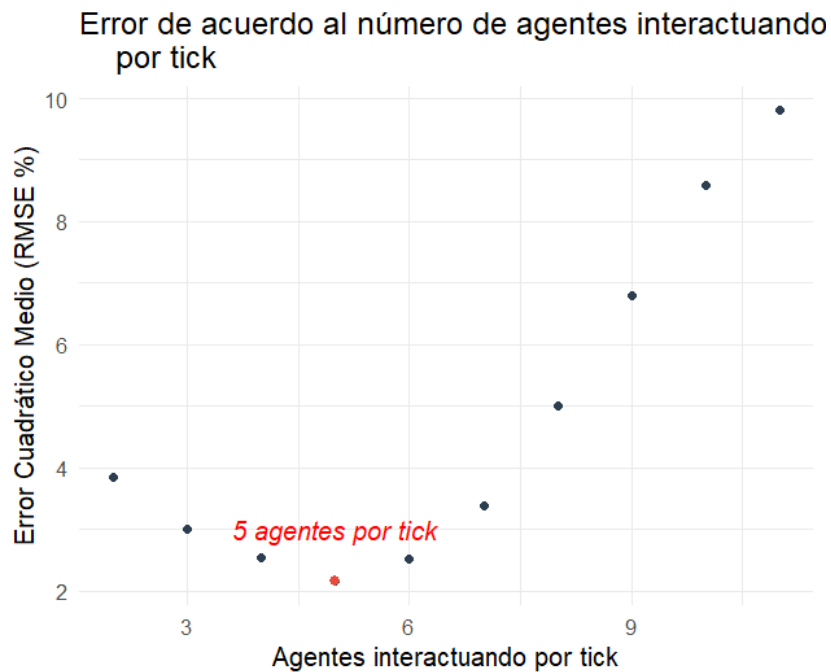


Figura 4: Acercamiento al error para los primeros 10 valores tomados por el parámetro. El valor mínimo para el error se obtiene con 5 interacciones por día.

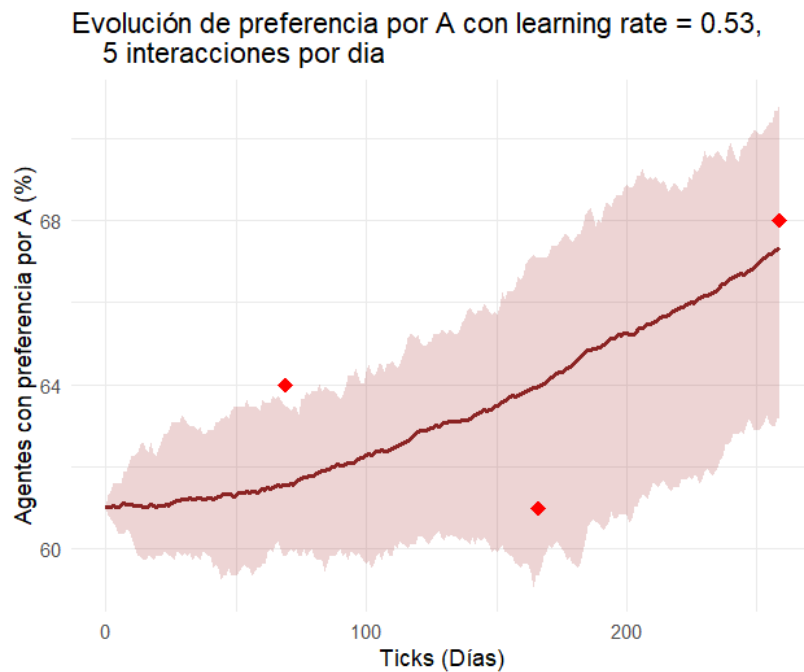


Figura 5: Evolución de preferencias por A en el modelo básico de influencia positiva con 5 agentes interactuando por día.

Se observa un mejor ajuste del modelo comparado con los datos reales, obteniendo un mayor acercamiento a los resultados finales de la elección y a los puntos considerados en las encuestas de opinión. Sin embargo, se sigue observando una alta variabilidad del modelo, con un margen muy amplio que aumenta con cada día. Bajo estos parámetros, en el modelo se tiene a los más 10 agentes cambiando de opinión al día, lo que se corresponde a un 0.9 % de la población total. El valor alto del parámetro *learning rate* indica un alto cambio en la opinión después de cada interacción, y la inicialización del modelo con una preferencia clara por la opción A lleva a que se tenga una tendencia al consenso respecto a esta opción, siguiendo la evolución observada en la elección real.

Queda evaluar la relación entre el parámetro de número de agentes fijo en 5 junto con otros valores para el *learning rate*, evaluando si existe algún valor diferente para este parámetro que dé resultados significativamente mejores.

### 3.1.5. Experimento 3. Valuación del parámetro *learning rate* con número de agentes interactuando fijo.

Para este experimento, se busca comparar si existe un cambio significativo en el modelo al fijar el número de agentes en 5 y cambiar el valor del parámetro *learning rate*, dado que se observó que este número de agentes seleccionados para interactuar por tick dio las mejores aproximaciones al problema. Se debe mencionar que al seleccionar 5 agentes por tick, se tiene un máximo de 10 agentes cambiando su opinión por día, y un mínimo de 2. Mediante el uso de la herramienta *Behaviorspace*, el valor del parámetro *learning rate* se mueve entre el rango  $[0, 1]$ , con saltos de 0.01. Se realizan 30 repeticiones para cada uno de estos valores, con el número de agentes fijo en 5 y sin activar las interacciones espaciales. La configuración completa su muestra en el cuadro 3.1.5.

Parámetro	Valor
<i>learning-rate</i>	Entre $[0, 1]$ con saltos de 0.01
<i>influence-type</i>	<i>positive</i>
<i>confidence-threshold</i>	No aplica
percent-option-B	39
agents-updated-per-tick	5
spatial-interactions?	<i>False</i>

Cuadro 7: Configuración para el segundo experimento con influencia positiva.

### 3.1.6. Resultados

Para el cálculo del error se toma como referencia al promedio de las 30 repeticiones por cada parámetro. Se compara el porcentaje de preferencia por A y por B obtenido con el modelo con aquel reportado en los datos reales, y se evalúa el error cuadrático medio. Los resultados se pueden observar en la figura 6, y en el cuadro 3.1.6 se muestran los valores del parámetro que obtuvieron el menor error.

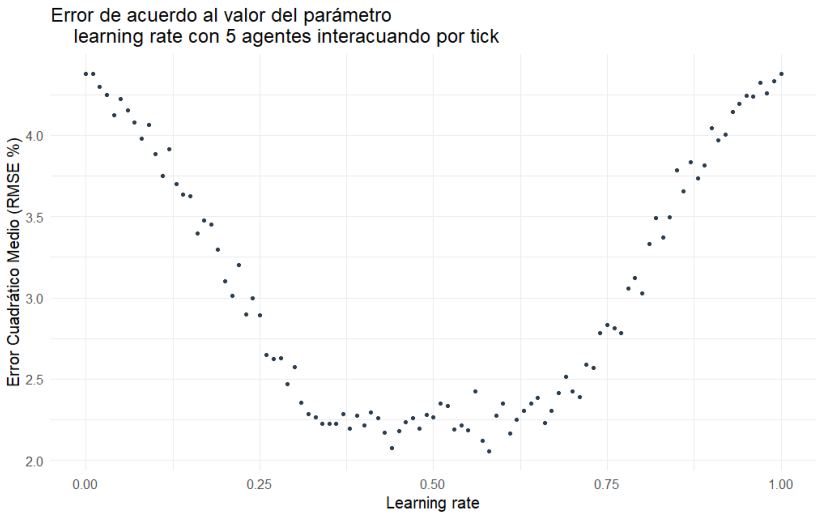


Figura 6: Cambio en el error al mantener el número de agentes seleccionados para interactuar fijo en 5 y variar el valor del parámetro *learning rate*. Se corresponde con los resultados del primer experimento, con una menor variabilidad.

<i>Learning rate</i>	MSE	RMSE
0.58	4.22	2.06
0.44	4.32	2.08
0.57	4.49	2.12
0.61	4.70	2.17
0.43	4.71	2.17

Cuadro 8: Mejores resultados obtenidos al variar el parámetro *learning rate*, manteniendo fijo el número de agentes seleccionados para interactuar inicialmente en 5.

Seleccionando el valor del parámetro con el menor error, *learning rate* = 0.58, se realizan 30 simulaciones para comparar la evolución de las opiniones generadas por el modelo con estas

características con los datos reales. La evolución de las preferencias por el candidato A se pueden visualizar en la figura 7.

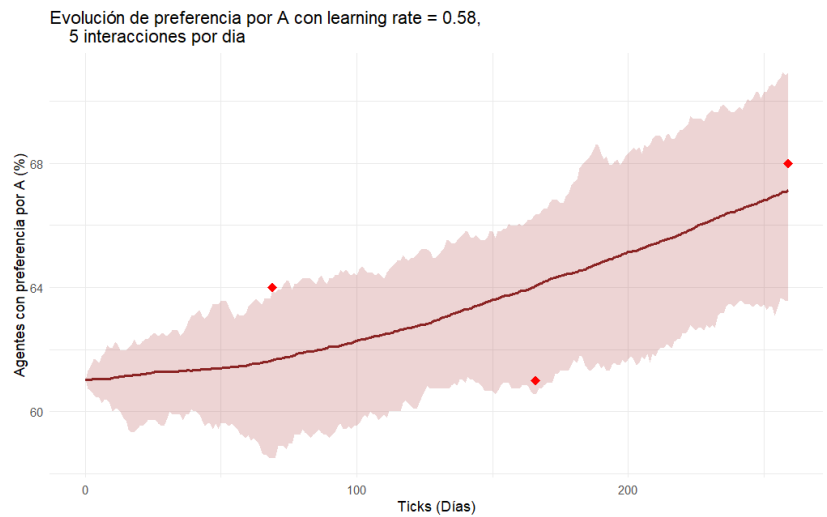


Figura 7: Evolución de preferencias por A en el modelo básico de influencia positiva con 5 agentes interactuando por día y valor de *learning rate* fijo en 0.58.

Comparando el mejor resultado obtenido en este experimento con el anterior, se observa una disminución del error. Sin embargo, dada la alta variabilidad de los resultados, se deben llevar a cabo pruebas estadísticas para validar que esta configuración para el modelo de resultados significativamente mejores de forma constante. Algo que sí se puede evaluar es que el parámetro *learning rate* da los mejores resultados con valores dentro del rango  $[0.4, 0.6]$ , algo que se observó desde el primer experimento pero con una mayor variabilidad.

En su configuración actual, el modelo reproduce un contexto en el cual cada día 5 personas eligen a alguien para compartir su opinión, y al intercambiarla ambos intentan llegar a un punto intermedio. Este cambio es brusco, dado el valor obtenido por el parámetro *learning rate*, y lleva a aumentar la preferencia por la opción A, que lleva ventaja desde el inicio de la simulación

A pesar de que un modelo tan básico logré reproducir con un error bajo el cambio de opinión registrado en las encuestas, queda por explorar su capacidad de reproducir patrones secundarios en la distribución del voto.

En la sección siguiente, se lleva a cabo la evaluación del desempeño del modelo de influencia negativa, donde los agentes toman opiniones más extremas si interactúan con alguien con una opinión discordante.



## Anexo. Protocolo ODD para modelo base de dinámica de opiniones

A continuación se encuentra la descripción del modelo base de dinámica de opiniones, siguiendo el protocolo ODD.

### 3.2. Propósito y patrones

El propósito del modelo es la simulación de la elección presidencial mexicana llevada a cabo en el 2024, mediante el uso de dinámica de opiniones. En este contexto, *una opinión es la posición que se tiene sobre un tema, y se formaliza como un número que cambia entre dos extremos*. Se espera que las personas modifiquen sus opiniones después de interactuar con sus pares a través del efecto de la influencia social. Se consideran tres tipos de influencia diferentes entre los agentes durante de una interacción.

- **Influencia positiva.** Después de una interacción, dos agentes siempre tendrán una opinión más cercana a la del otro. Esto toma como base teorías cognitivas que hacen hincapié en el papel del aprendizaje social y de la presión social para seguir las normas de un grupo.
- **Confianza acotada.** Un agente es influenciado a tomar una opinión más cercana a la del otro agente en la interacción solamente si sus opiniones son suficientemente similares. Qué tan parecida debe ser la opinión de otro agente está determinado por una cota o límite de confianza. La base teórica principal es el sesgo de confirmación, la tendencia de preferir información que este de acuerdo con lo que ya se opina y evadir aquella que contradiga nuestras creencias.
- **Influencia negativa.** Si dos agentes con opiniones muy disimilares interactúan entre ellos, se influyen en sentido opuesto, tomando opiniones todavía más dispares. Esto toma como base teórica efectos como la xenofobia o el rechazo a grupos percibidos como externos, aunque la evidencia empírica de este efecto es mixta.

La opinión es convertida a voto dependiendo de su valor, tomando como referencia los dos candidatos principales en la elección real. De esta forma, el principal patrón a evaluar es la evolución del voto durante todo el periodo de la simulación, con el objetivo de replicar la distribución de voto observada en la elección real. Se utiliza una serie de encuestas de opinión realizadas durante el periodo electoral como referencia.

### 3.3. Entidades, variables de estado y escalas

Las únicas entidades del modelo son las parcelas, indicando un votante dentro de las encuestas de opinión tomadas como referencia. Cada una se encuentra definida por una variable de estado: su opinión en un momento dado. Esta es un valor real en el rango  $[-1, 1]$ , donde 1 indica una opinión completamente a favor del candidato A y -1 una opinión completamente a favor del candidato B. Cuando se activa el parámetro *local-interactions?* cada agente puede comunicarse únicamente con sus cuatro vecinos más cercanos, por lo que esto se vuelve otra característica que define su comportamiento.

Se utiliza un mundo cerrado de tamaño  $107 \times 10$ , con cada parcela representando un votante de la encuestas. De esta forma, se tiene 1070 agentes dentro del modelo. El alcance temporal del modelo se da en base al número de días desde la primera encuestas hasta el día de la elección, con un total de 260 días. Cada tick representa un día, con el modelo ejecutándose un total de 260 ticks.

### 3.4. Descripción general y *scheduling*

El modelo realiza las siguientes acciones por cada paso de tiempo.

**Selección de agentes iniciales.** Se selecciona a una cantidad de parcelas definida por el parámetro *agents-updated-per-tick* de manera aleatoria de entre todas las presentes en el modelo.

**Selección de agentes para interacción.** Cada uno de los  $n$  agentes iniciales selecciona a otro agente en el modelo para interactuar. Si se tiene activado el parámetro *spatial-interactions?*, cada agente inicial debe seleccionar a uno de sus vecinos. En caso contrario, selecciona un agente al azar de todos los presentes en el modelo, permitiendo repeticiones.

**Interacción entre agentes.** Los agentes cambian su opinión de acuerdo al tipo de influencia seleccionado en la simulación, detallados en la sección de submodelos. Si se cumplen las condiciones adecuadas, ambos agentes presentes en la simulación modifican el valor de su opinión.

**Actualización de las preferencias.** Al terminar las interacciones entre los seleccionados, se actualizan las preferencias de voto del modelo de acuerdo al cambio de las opiniones.

**Visualización.** El color de los agentes es modificado de acuerdo al valor de su opinión, y se actualizan las gráficas y visualizaciones en el modelo.

**Terminación.** Al llegar al tick 260, el modelo actualiza las preferencias y las visualizaciones por una última vez, terminando su ejecución.

### 3.5. Conceptos de diseño

- **Principios básicos.** La suposición básica en todo modelo de dinámica de opinión es que la influencia social tiene un papel fundamental a la hora de formar y modificar opiniones. En este caso se consideran tres diferentes tipos de influencia al interactuar con otros agentes, cada una con diferentes justificaciones en ciencias sociales y psicología. Al activar las interacciones espaciales, se está asumiendo que el efecto de la influencia social se da únicamente por aquellos considerados cercanos.
- **Emergencia.** Los patrones principales a buscar son la distribución de opiniones a escala global en el sistema y la distribución de la preferencia de votos emergente de esta. Estos patrones emergen de la interacción entre pares de los agentes del sistema y del tipo de influencia seleccionado.
- **Adaptación.** Los agentes adaptan su opinión después de interactuar con otros agentes de acuerdo al tipo de influencia seleccionado en la simulación. Para una influencia positiva, el agente busca parecerse más a cualquier otra persona después de una interacción. En el caso de confianza acotada, busca solamente parecerse a aquellos similares a sí mismo. Para la influencia negativa, busca alejar su opinión de aquellas que sean muy disimilares.
- **Objetivos.** Los tres modelos de influencia asumen que un agente busca ajustar su opinión de acuerdo a las interacciones con otros. Se difiere en qué agentes son considerados suficientemente importantes como para afectar la opinión, y el sentido en que se afecta esta opinión.
- **Aprendizaje.** Este concepto no se utiliza en el modelo.
- **Predicción.** Este concepto no se utiliza en el modelo.
- **Percepciones.** En la interacción entre agentes, se asume que cada agente es completamente consciente de la opinión del otro.
- **Interacciones.** La interacción a modelar es el compartir opinión entre pares y cómo estas opiniones son modificadas de acuerdo al tipo de influencia considerado. Las interacciones se dan de forma directa, donde la opinión de un agente afecta la del otro de acuerdo al tipo de interacción.
- **Estocasticidad.** Las opiniones iniciales de cada agente se dan de forma aleatoria, siguiendo una distribución uniforme. Los agentes a interactuar en cada paso de tiempo se seleccionan de manera aleatoria.
- **Colectivos.** Este concepto no se utiliza en el modelo.
- **Observaciones.** Los agentes cambian su color de acuerdo a la opinión que tengan en ese momento, con valores entre -1 y 1. Aquellos con valores cercanos a -1 tomarán un color azul intenso, mientras que aquellos con valores cercanos a 1 tomarán colores rojos. También se tiene un histograma de las opiniones en todo el sistema, junto a una gráfica que muestra su evolución cada 10 pasos de tiempo. Para la visualización de las preferencias de voto se cuenta con dos gráficos, uno que indica el porcentaje de preferencia por A mientras que la segunda muestra las preferencias por B, siendo actualizadas cada paso de tiempo.

### 3.6. Inicialización

El modelo se inicializa asignando las opiniones iniciales a los agentes de acuerdo al parámetro *percent-option-B*, indicando el porcentaje de agentes con preferencia por la opción B. Para la comparación con las encuestas de opinión utilizadas, este parámetro debe tomar el valor de 39. Las opiniones iniciales para los agentes con preferencia por A se generan con una distribución uniforme con valores entre  $[0,1]$ , mientras que las opiniones para agentes con preferencia por B toman valores de una distribución uniforme entre  $[-1,0]$ .

Posteriormente, se actualiza el color de los agentes de acuerdo a la opinión asignada, y se actualizan las preferencias de voto por la opción A y por la opción B.

### 3.7. Datos de entrada

El modelo no necesita del uso de datos de entrada.

### 3.8. Submodelos

#### 3.8.1. Influencia positiva

Para dos agentes *i* y *j* con opiniones *x1*, *x2* respectivamente, su opinión se modifica después de una interacción mediante la siguiente fórmula

```
let x1-new (x1 + learning-rate * (x2 - x1))
let x2-new (x2 + learning-rate * (x1 - x2))
set opinion x1-new
ask other-patch [ set opinion x2-new]
```

donde el parámetro *learning-rate* indica que tan rápido cambia la opinión de un agente después de una interacción.

#### 3.8.2. Confianza acotada

Para dos agentes *i* y *j* con opiniones *x1*, *x2* respectivamente, su opinión se modifica después de una interacción mediante la siguiente fórmula

```
if (abs (x1 - x2) < confidence-threshold) [
  let x1-new (x1 + learning-rate * (x2 - x1))
  let x2-new (x2 + learning-rate * (x1 - x2))
  set opinion x1-new
  ask other-patch [ set opinion x2-new]
```

El nuevo parámetro a considerar es *confidence-threshold*, indicando la tolerancia que tiene cada agente para opiniones disimilares. El parámetro *learning-rate* actúa de la misma forma que en el modelo de influencia positiva. De esta manera, un agente ajusta su opinión solamente si interactúa con otro agente con una opinión lo suficientemente cercana a la que ya posee. En caso contrario, la opinión de ambos agentes en la interacción se mantiene igual.

#### 3.8.3. Influencia negativa

Para dos agentes *i* y *j* con opiniones *x1*, *x2* respectivamente, su opinión se modifica después de una interacción mediante la siguiente fórmula

```
if (abs (x1 - x2) < confidence-threshold) [
  let x1-new (x1 + learning-rate * (x2 - x1))
  let x2-new (x2 + learning-rate * (x1 - x2))
  set opinion x1-new
  ask other-patch [ set opinion x2-new]
]
if (abs (x1 - x2) > confidence-threshold) [
  ifelse (x1 > x2)
  [
    let x1-new (x1 + learning-rate * (x1 - x2) * (1 - x1) * .5)
    let x2-new (x2 + learning-rate * (x2 - x1) * (1 + x2) * .5)
    set opinion x1-new
    ask other-patch [ set opinion x2-new]
```

```

]
[
  let x1-new (x1 + learning-rate * (x1 - x2) * (1 + x1) * .5)
  let x2-new (x2 + learning-rate * (x2 - x1) * (1 - x2) * .5)
  set opinion x1-new
  ask other-patch [ set opinion x2-new]
]
]

```

En este caso la interacción se ve dominada por el parámetro *confidence-threshold*. Si la diferencia de las opiniones es menor al valor de *confidence-threshold*, entonces ambos ajustan su opinión para ser más cercanas de acuerdo al valor del *learning-rate*. Sin embargo, si la diferencia entre opiniones es mayor a el valor de *confidence-threshold*, entonces ambos agentes alejan sus opiniones de acuerdo al valor del parámetro *learning-rate*.

### 3.9. Conversión de opinión a preferencia de voto

Para convertir la opinión a preferencia de voto, se toma una opinión mayor a cero como la preferencia por el candidato A, y una opinión negativa como preferencia por el candidato B. De esta forma, para actualizar las preferencias globales de los agentes presentes en el modelo se tiene la siguiente fórmula.

```

set pref-A (count patches with [opinion > 0] )
set pref-B (count patches with [opinion < 0] )

```

El total de agentes con opinión mayor a cero se cuenta como el total de la población con la intención de votar por la opción A, mientras que el total de agentes con opinión menor a cero se cuenta como el número de agentes con la intención de votar por la opción B.