

Reporte Tecnico: Modelacion de Comunicacion Persuasiva de Argumentos en Equipos con Lineas de Division en Maude

Daniel F. Osorio-Valencia

Junio 2023

1. Introducción

Este reporte técnico tiene como objetivo presentar y detallar la implementación en Maude [1] de los modelos presentados en el artículo [2]. Para esto, inicialmente se hará una introducción inicial al contexto detrás de estos modelos. Luego, se describirá en detalle como funcionan cada uno de los modelos presentados, para luego dar paso a su respectiva implementación. Posteriormente se especificara el proceso de verificación de estos modelos utilizando Maude, y se obtendrán los resultados al ejecutar cada una de las pruebas. Finalmente se hará un análisis de los resultados obtenidos y se obtendrán las conclusiones finales.

2. Contexto general

El siguiente contexto presentado es un resumen general de la introducción en [2]. Si el lector desea revisar la bibliografía relacionada y revisar en mas detalle dicho contexto, puede referirse al artículo previamente citado.

La diversidad demográfica y cultural está en aumento en muchas organizaciones, y esto plantea desafíos y oportunidades para el rendimiento de los equipos. A medida que los grupos de trabajo se vuelven más diversos, es crucial comprender cómo la diversidad afecta la cohesión y la eficacia del equipo. Mientras que la diversidad puede ser un activo importante para el desempeño de los equipos, también se ha descrito como una espada de doble filo, ya que puede generar conflictos y tensiones dentro del grupo.

Por este motivo, los autores en [2] buscan modelar computacionalmente como la diversidad en equipos, representada como “lineas de división demograficas” (“demographic faultlines” en ingles), afecta la opinión de los participantes de un equipo. Para este análisis, además de las lineas de división demográfica, se toma también en cuenta dos fenómenos sociales conocidos. El primero se conoce

como *homofilia*, y se refiere a la tendencia de las personas de afiliarse con sus homónimos. El segundo es la *comunicación persuasiva*, la cual establece que la comunicación de opiniones o ideas entre personas de un equipo puede influenciar su opinión sobre temas específicos.

De esta manera, los autores proponen 3 modelos (explicados en la siguiente sección) que incorporan los fenómenos sociales previamente mencionados, para así simular y observar los comportamientos de dichos modelos, y obtener conclusiones sobre estos.

3. Descripción del modelo

3.1. Descripción general

La descripción general del modelo planteado es la siguiente:

- El modelo consiste de un conjunto de agentes, los cuales representan las personas del un equipo o de una organización.
- Existen dos grupos demográficos, y cada agente pertenece a un grupo demográfico específico. El objetivo de los grupo demográficos es agrupar agentes con características similares y separar agentes con características diferentes.
- Cada agente puede interactuar con otro, independientemente de su grupo demográfico. La interacción de dos agentes hace que se intercambien argumentos entre ellos, lo cual hace que la opinión de estos sobre algún tema en específico cambie.
- Lo que se busca es analizar como cambian las opiniones de los agentes a través del tiempo, realizando simulaciones donde en cada unidad de tiempo se hace una interacción entre agentes.

Este comportamiento puede observarse en la siguiente figura, la cual sirve de guía para ejemplificar los puntos mencionados anteriormente:

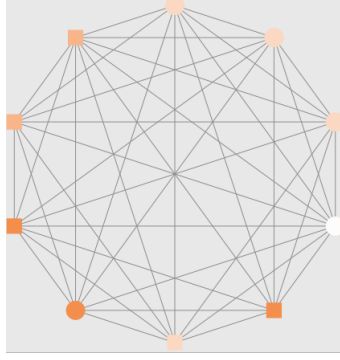


Figura 1: Red de agentes, tomada del modelo de NetLogo en [3]

Cada uno de los nodos de la red representa un agente, y la forma del nodo (circulo o cuadrado) representa a que grupo demográfico pertenece. Este grafo es completo, i.e. para todo vértice existe una arista que lo conecta con cualquier vértice diferente a el mismo, ya que todos los agentes tienen la posibilidad de interactuar con cualquier otro agente. Además, el tono de color de los agentes (entre naranja oscuro y blanco) representa la opinión de cada uno de los agentes. Durante la simulación, cada agente tendrá la oportunidad de interactuar con otro, y así actualizar su opinión a partir de los argumentos intercambiados en dicha interacción. Partiendo de la intuición general de este modelo, ahora se explicara la descripción formal de este.

3.2. Definición formal de agente

Formalmente, el numero de agentes de la red esta definido por el parámetro N . Existen dos definiciones para los agentes de la red, dependiendo del tipo de la comunicación de argumentos: si se trata de *comunicación explícita* entonces la definición de un agente ag_i es:

$$ag_i(g_i, o_{i,t}, A_{i,t})$$

Donde:

- i es identificador del agente con $i \in [1...N]$
- g_i es la identidad de grupo o grupo demográfico al cual pertenece el agente i , donde $g_i \in \{-1, +1\}$. Este atributo del agente pertenece constante durante la ejecución del modelo, i.e. el grupo demográfico de un agente nunca cambia.
- $o_{i,t}$ es un numero real que representa la opinión del agente i en el instante de tiempo t , tal que $o_{i,t} \in [-1, 1]$.
- $A_{i,t}$ es una lista de argumentos $[Arg_1...Arg_S]$ de tamaño S , donde S es un parámetro del sistema. Esta cola es llamada *memoria del agente*, y

simboliza los últimos argumentos recordados por el agente. De esta forma, S se refiere al *tamaño de la memoria* de cada uno de los agentes.

- Cada argumento esta definido como $Arg_i(v_a)$ donde i es el identificador del argumento y $v_a \in \{-1, +1\}$ define si el argumento es positivo o negativo. Los argumentos positivos, están a favor de la opinión $+1$ y los argumentos negativos están a favor de la opinión -1 .
- Se tiene que todos los argumentos que existen pertenecen al conjunto $Pro \cup Con$, donde Pro es el conjunto de todos los argumentos positivos, Con es el conjunto de todos los argumentos negativos y $Pro \cap Con = \emptyset$.

Por ejemplo, si se tiene que el tamaño de la memoria $S = 4$, entonces un posible agente puede ser definido en un instante de tiempo t como:

$$ag_4(1, -0,546, [Arg_{10}(1), Arg_3(-1), Arg_5(1), Arg_2(1)])$$

En caso de que se trate de *comunicación implícita*, la definición de los agentes es:

$$ag_i(g_i, o_{i,t})$$

Donde i , g_i y $o_{i,t}$ tienen las mismas definiciones que en comunicación explícita. La principal diferencia se encuentra en que en la comunicación implícita los argumentos que tiene un agente no se guardan directamente en la estructura del mismo, sino que están implícitos en el valor de la opinión $o_{i,t}$, como se explicara mas adelante.

3.3. Definición formal de red

Una red de agentes es un conjunto de agentes $Net = \{ag_1, ag_2, ..., ag_N\}$, donde $|Net| = N$. La red representa los estados del sistema, la cual sera modificada durante el tiempo por medio de las interacciones entre los agentes.

3.4. Inicialización de los agentes

A la hora de inicializar los agentes de la red, independientemente del tipo de comunicación, se debe tomar en cuenta el parámetro S y un nuevo parámetro w , el cual determina la congruencia de la opinión inicial de un agente con su grupo demográfico, i.e. entre w sea mas grande, los agentes con grupo demográfico $g_i = 1$ tendrán mas posibilidad de inicializar con argumentos positivos y de manera contraria para los agentes del grupo demográfico $g_i = -1$. Este comportamiento se logra realizando S experimentos aleatorios donde:

- Si el agente tiene $g_i = 1$, entonces recibirá un argumento positivo con probabilidad w .
- Si el agente tiene $g_i = -1$, entonces recibirá un argumento negativo con probabilidad w .

Utilizando los resultados de los experimentos aleatorios, se calcula entonces la opinión inicial del agente en el tiempo $t = 0$ con la siguiente formula:

$$o_{i,t} = 2 \cdot \frac{P_{i,t}}{S} - 1 \quad (1)$$

Donde $P_{i,t}$ corresponde a la cantidad de argumentos positivos del agente, que en este caso ($t = 0$) corresponden a los argumentos asignados en el paso anterior. Por ejemplo, en el caso de comunicación explícita, si $S = 4$, $w = 0,75$ y $g_i = 1$ entonces una posible inicialización del agente i podría ser:

$$ag_i(1, 0,5, [Arg_1(1), Arg_5(1), Arg_4(1), Arg_3(-1)])$$

En el caso de comunicación implícita, si $S = 4$, $w = 0,75$ y $g_i = -1$ entonces una posible inicialización del agente i podría ser:

$$ag_i(-1, -0,5)$$

ya que $P_{i,0} = 1$ y $C_{i,0} = 3$, donde $C_{i,0}$ es la cantidad de argumentos negativos.

3.5. Inicialización de la red

La red Net es inicializada utilizando los parámetros N y w . Para esto, se inicializan N agentes con el proceso explicado anteriormente, donde a cada agente se le asigna un identificador diferente y se le asigna un grupo g_i . En este caso, la asignación de grupo sera $g_i = 1$ para $\frac{N}{2}$ agentes y $g_i = -1$ para el resto (grupos homogéneos).

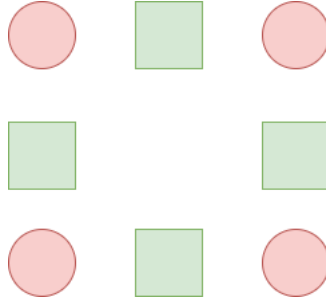


Figura 2: Inicialización de la red con $N = 8$

Por ejemplo, en la Figura 2 se puede evidenciar la configuración inicial de la red, donde los círculos rojos representan los agentes con $g_i = 1$ y los cuadrados verdes representan los agentes con $g_i = -1$.

3.6. Dinámica del sistema

El siguiente algoritmo define de manera concisa la dinámica del sistema:

Algorithm 1 Dinámica del sistema

```
1: Utilizando los parámetros  $N$ ,  $S$  y  $w$  se inicializa la red
2: for  $t = 1$  hasta  $10^4$  do
3:   for agente  $ag_i \in Net$  do
4:     Seleccionar pareja  $ag_j \in Net$  para interacción ( $ag_i \neq ag_j$ )
5:     Realizar interacción entre  $a_i$  y  $a_j$  ( $a_j$  influencia la opinión de  $a_i$ )
6:     Actualizar opinión de  $a_i$ 
7:   end for
8: end for
```

De manera general, este algoritmo puede ser descrito de la siguiente forma:

1. Inicialmente se inicializa la red con los parámetros N , S y w .
2. Se realizan 10^4 iteraciones y en cada una se realizan los siguientes pasos:
 - a) Se selecciona un agente de la red a_i .
 - b) Se selecciona un agente a_j tal que $a_j \neq a_i$ que influya la opinión del agente a_i .
 - c) El agente a_j interactúa con a_i y se actualiza la opinión de a_i
 - d) Se repiten los pasos a hasta c, seleccionando un nuevo agente de la red, hasta actualizar la opinión de todos los agentes de la red.

Existen diferentes maneras de realizar la selección de pareja para la interacción (línea 4 del Algoritmo 1) y de realizar la interacción entre agentes (línea 5 del Algoritmo 1), dependiendo del tipo de comunicación de argumentos (implícita o explícita) o si se toma en cuenta la homofilia entre los agentes. Estas diferentes variaciones serán explicadas a continuación.

3.7. Selección de pareja: homofilia como probabilidad de interacción

El proceso de selección de pareja para un agente ag_i , basándose en la homofilia entre agentes de la red es el siguiente:

1. Se calculan la similaridad del agente ag_i con el resto de gentes de la red. La similaridad del agente ag_i con cualquier agente ag_j de la red es:

$$sim_{ij,t} = 1 - \frac{(|g_i - g_j| + h_o \cdot |o_{i,t} - o_{j,t}|)}{2 + 2 \cdot h_o} \quad (2)$$

donde $h_o \in \{0, 3, 3\}$ es un parámetro del sistema, que determina el peso de la opinión y el grupo al cual pertenece un agente, a la hora de medir la similaridad. El valor de la similaridad se encuentra en el intervalo $sim_{ij,t} \in [0, 1]$, donde 1 significa que los dos agentes son muy similares y 0 lo opuesto.

2. Por cada uno del resto de agentes de la red, se calcula la probabilidad de que dicho agente sea seleccionado para la interacción. La probabilidad de que el agente ag_i interactúe con un agente ag_j esta dada por la expresión:

$$P_{ij,t} = \frac{(sim_{ij,t})^{h_s}}{\sum_{j=1}^{N-1} (sim_{ij,t})^{h_s}} \quad (3)$$

donde $h_s \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ y $P_{ij,t} \in [0, 1]$. El parámetro h_s determina la fuerza de la homofilia, i.e. valores mas grandes de h_s hacen que la similaridad de dos agentes $sim_{ij,t}$ aumente la probabilidad de interacción de dichos agentes.

3. Utilizando las probabilidades calculadas, se selecciona probabilisticamente uno de los agentes de la red para la interacción.

3.8. Selección de pareja: selección aleatoria

El otro tipo de selección de pareja es la selección aleatoria, es decir, si se tiene el agente ag_i , entonces la pareja para la interacción se escoge aleatoriamente del conjunto $Net \setminus \{ag_i\}$.

3.9. Interacción entre agentes: Comunicación explícita de argumentos

Si se tiene el agente ag_i y ag_j es seleccionado para la interacción, entonces el agente ag_j influyen en la opinión de ag_i por medio del intercambio de argumentos. En la comunicación explícita, el intercambio se da de la siguiente manera:

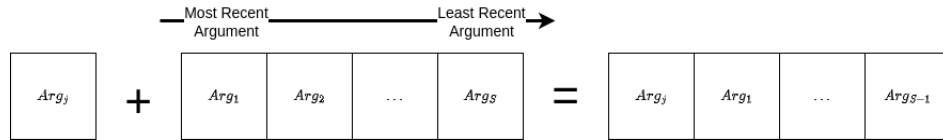


Figura 3: Intercambio del argumento Arg_j de la memoria de ag_j , a la memoria de ag_i

- Como se observa en la Figura 3, un argumento es seleccionado aleatoriamente de la memoria de ag_j y es añadido a la memoria de ag_i . El argumento menos reciente, i.e. el argumento en la ultima posición de la lista, es olvidado por ag_i . Esto permite que el retos de argumentos se muevan una posición a la derecha, y el nuevo argumento se guarde en la primera posición de la memoria de ag_i

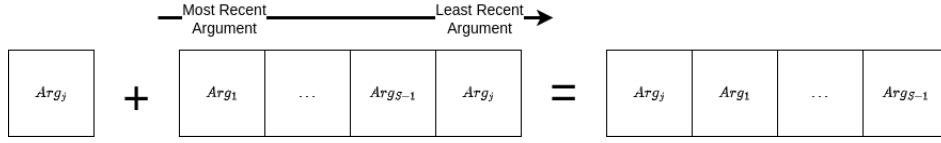


Figura 4: Intercambio del argumento Arg_j de la memoria de ag_j , cuando Arg_j ya esta en la memoria de ag_i

- Como se observa en la Figura 4, si el argumento ya esta en la memoria de ag_i , este es colocado en la posición mas reciente de la memoria, y el resto de argumentos a la izquierda de la posición inicial, son desplazados a la derecha.

Después de esto, utilizando la memoria actualizada y la Ecuación 1, se calcula la opinión $o_{i,t+1}$ del agente ag_i .

3.10. Interacción entre agentes: Comunicación implícita de argumentos

En el caso de que la comunicación sea implícita, los pasos a seguir son los siguientes:

1. Se determina la probabilidad de que a_j comunique un argumento positivo. Esta probabilidad se da por la expresión:

$$\text{Probabilidad } ag_j \text{ comunique argumento positivo} = \frac{1}{2} \cdot (o_{j,t} + 1)$$

2. Se determina la probabilidad de que a_i olvide un argumento positivo, con una variacion de la formula anterior:

$$\text{Probabilidad } ag_i \text{ olvide un argumento positivo} = \frac{1}{2} \cdot (o_{i,t} + 1)$$

3. Se realiza un experimento aleatorio, que escoge alguna de las 4 posibilidades posibles de elección argumentos utilizando las probabilidades anteriores.
4. Se computa la magnitud del ajuste de la opinión del agente i de la siguiente manera:

$$a_{i,t} = \begin{cases} 2/S & \text{Si } j \text{ escoge positivo e } i \text{ escoge negativo} \\ -2/S & \text{Si } j \text{ escoge negativo e } i \text{ escoge positivo} \\ 0 & \text{Si } j \text{ e } i \text{ escogen el mismo tipo de argumento} \end{cases}$$

5. Si se implementa la comunicación implícita con *homofilia como efectividad en la interacción*, entonces el calculo de la nueva opinión de agente ag_i se

da por:

$$o_{i,t+1} = o_{i,t} + a_{i,t} \cdot (sim_{ij,t})^{h_p}$$

donde $sim_{ij,t}$ se calcula con la Ecuación 2 y $h_p \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ es un parámetro del sistema, que modela la homofilia al aumentar o disminuir el impacto de la interacción de ag_j sobre ag_i , utilizando la similaridad entre los dos agentes.

6. Si se implementa la comunicación implícita sin homofilia como efectividad en la interacción, entonces el calculo de la nueva opinión del agente ag_i se da por la formula:

$$o_{i,t+1} = o_{i,t} + a_{i,t}$$

3.11. Los modelos X-S, I-E e I-S

Utilizando las diferentes variaciones mencionadas para la selección de pareja de interacción y el proceso de interacción entre agentes, surgen 3 diferentes modelos. La definición de cada uno, se encuentra resumida en la siguiente figura:

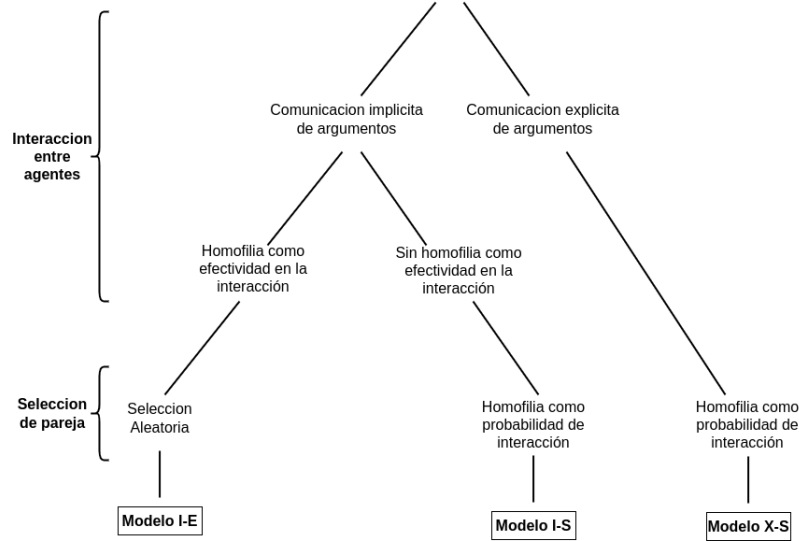


Figura 5: Definición de los modelos I-E, I-S y X-S

De esta forma, los 3 modelos mencionados siguen el esquema general del Algoritmo 1, pero con las diferentes variaciones para el proceso de selección e interacción.

4. Descripción de la implementación

Para la implementación del modelo y la verificación del mismo, se utilizó Maude. El código de dicha implementación puede consultarse en el siguiente repositorio: <https://github.com/dfosorio/PROMUEVA>. El código se divide en 3 carpetas distintas, en las cuales se encuentran cada una de las implementaciones de los modelos I-E, I-S y X-S. La estructura general de dichas carpetas es la siguiente:

- El archivo `sampler.maude`, el cual contiene el módulo `SAMPLER`, donde están definidas las funciones para hacer muestreo probabilístico.
- El archivo `prelude.maude` donde está definido el módulo `PRELUDE`, donde están definidas las estructuras (e.g. definición de los agentes y de la red) y funciones (e.g. definición de interacción y selección entre agentes) necesarias para implementar cada uno de los modelos.
- El archivo `model.maude` donde está definido el módulo `MODEL`, donde están definidas las reglas de reescritura asociadas a la parte dinámica del sistema, i.e. el Algoritmo 1.
- El archivo `simulation.maude` donde se encuentran las definiciones de los diferentes experimentos y las propiedades que se quieren verificar. El módulo definido en este archivo tiene el nombre de `SIMULATION`.
- El archivo `runSimulations.py`, utilizado para ejecutar las simulaciones, verificar propiedades y obtener los resultados.

En cuanto a las dependencias de los módulos de Maude, el siguiente diagrama especifica dicha interacción:



Figura 6: Dependencias de los módulos de Maude

La forma en que el simulador `runSimulations.py` funciona es:

1. Se definen los parámetros de simulación los cuales son la cantidad de simulaciones que se realizarán, la semilla inicial para la generación de números aleatorios y el experimento que se quiere simular (especificado como un número).
2. Por cada una de las simulaciones el proceso a realizar es:
 - a) Se ejecuta una simulación utilizando el comando `rewrite` con el estado inicial (definido en `SIMULATION` como un experimento) , y se guarda la configuración final del sistema después de los 10^4 pasos.
 - b) Utilizando la configuración guardada, y las ecuaciones en `SIMULATION`, se verifican las propiedades con el comando `reduce`.

- c) Se obtiene el resultado de la verificación de la propiedad y se guarda.
- 3. Después de realizar el numero de simulaciones especificados en los parámetros de la simulación, se muestran los resultados obtenidos.

Para mas detalles sobre la implementación y como especificar experimentos y ejecutar simulaciones, el lector se puede referir al repositorio del proyecto.

5. Verificación de los modelos

Para la verificación de los modelos, lo que se busca es comparar los resultados obtenidos en el articulo original [2], con los resultados obtenidos con los modelos de Maude. Las propiedades que se verifican en el articulo original son:

- **Consenso moderado:** Es un estado convergente del sistema, donde todos los agentes tienen la misma opinión, pero es diferente de 1 o -1 (esta propiedad solo es alcanzable en el modelo X-S).
- **Consenso extremo:** Es un estado convergente donde todos los agentes tienen la misma opinión, y es 1 o -1 (este estado es alcanzable en los 3 modelos).
- **Bipolarizacion entre grupos:** Medida definida como un numero en el intervalo $[0,2]$ (donde 2 simboliza el máximo nivel de bipolarizacion y 0 el mínimo), que se obtiene al calcular el valor absoluto de la diferencia entre los promedios de las opiniones de cada uno de los grupos demográficos.
- **Bipolarizacion máxima entre grupos:** Es un estado convergente donde ambos grupos demográficos han llegado a consenso extremo pero en los polos opuestos del espectro de opinión, i.e. la media de bipolarizacion entre grupos es 2 (este estado es alcanzable en los 3 modelos).

De esta forma, en el modulo de **SIMULATION** se especificaron ecuaciones sobre los estados del sistema, para determinar si los estados finales, i.e. los estados obtenidos después de los 10^4 pasos, cumplen con las propiedades descritas. Además, se calcula la medida de bipolarizacion.

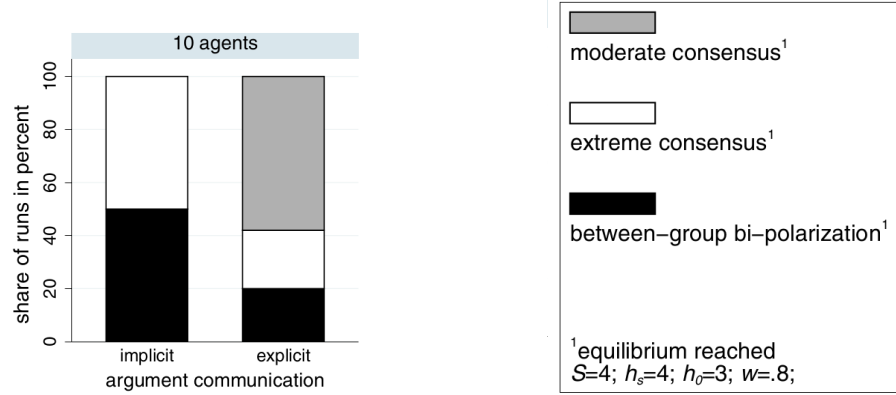


Figura 7: Resultados obtenidos para los modelos I-S y X-S, tomado de [2]

El primer experimento que se busca replicar, es el experimento especificado en la Figura 7. En este experimento se realizaron 100 simulaciones, con los modelos I-S y X-S. Los parámetros de dichas simulaciones son:

Parametro	Valor
N	10
S	4
h_s	4
h_o	3
w	0.8

Cuadro 1: Parámetros de simulación del experimento en la Figura 7.

En el segundo experimento, se evalúa la medida de bipolarización entre grupos para el modelo I-E con diferentes valores del parámetro h_p como se observa en la siguiente figura:

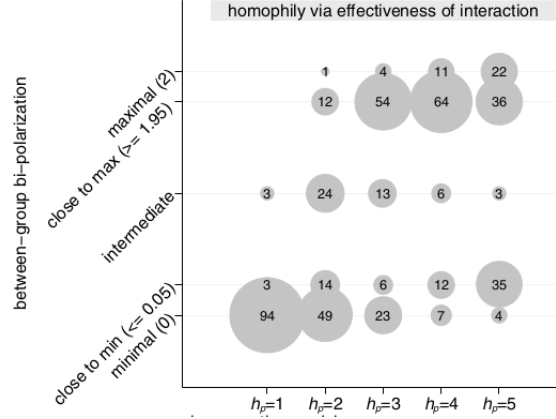


Figura 8: Resultados obtenidos para el modelo I-E, tomado de [2]

El resto de los valores de los parámetros de la simulación en la Figura 8 son:

Parametro	Valor
N	10
S	4
h_o	0.3
w	0.8

Cuadro 2: Parámetros de simulación del experimento en la Figura 8.

Utilizando como referencia los resultados de los dos experimentos anteriores, lo que se busca entonces es replicar los resultados del artículo original con la implementación de los modelos en Maude.

6. Resultados

Para el primer experimento, al ejecutar las simulaciones con los mismos parámetros que en artículo original los resultados obtenidos se encuentran en la siguiente Figura:

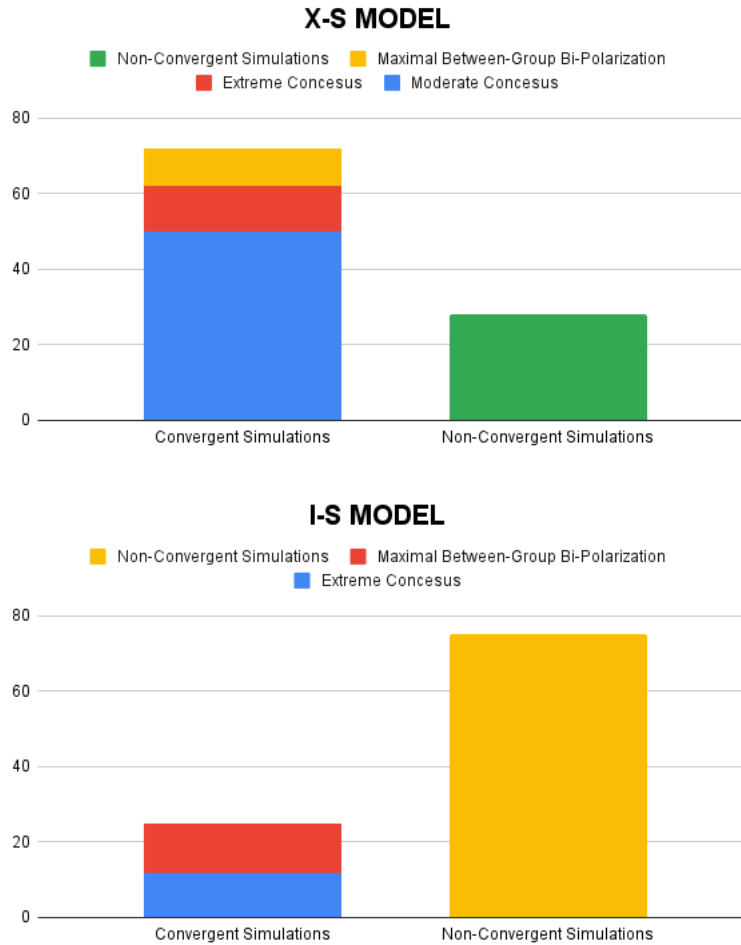


Figura 9: Resultados del experimento 1 con la implementación en Maude

De los resultados obtenidos se observan los siguientes comportamientos:

- Para ambos modelos, muchas de las simulaciones no alcanzaron un estado de convergencia antes de los 10^4 pasos. Esto diverge de los resultados obtenidos en el artículo original, donde todas las simulaciones convergieron antes de los 10^4 pasos.
- Para las simulaciones que convergieron, si se compara los resultados de la Figura 9 con los de la Figura 7 es posible observar como las proporciones de los estados finales son muy parecidas.

Los resultados obtenidos para el segundo experimento son:

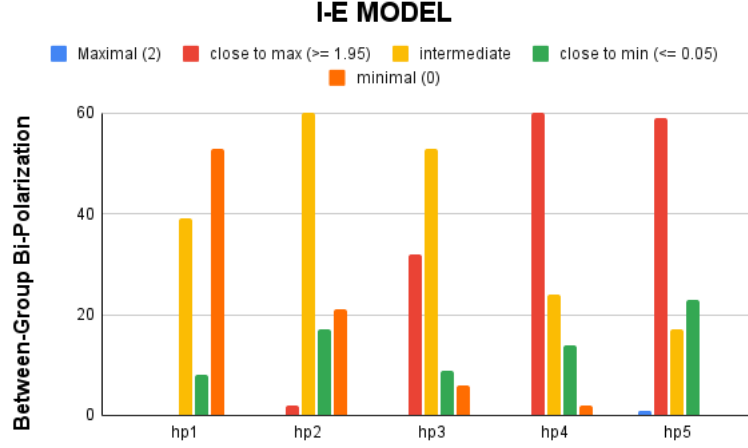


Figura 10: Resultados del experimento 2 con la implementación en Maude

Al comparar los resultados de la figura anterior con la Figura 8 se observa que:

- Aunque la tendencia al aumento de la polarización con el aumento del parámetro h_p se mantiene en los resultados del artículo original y de la implementación en Maude, los valores registrados para la implementación en Maude se diferencian considerablemente de los resultados obtenidos en el experimento original.

7. Conclusiones y trabajo futuro

De este trabajo se tienen las siguientes conclusiones y mejoras a futuro:

- Fue posible implementar y realizar verificación sobre los 3 modelos del artículo, utilizando Maude.
- Aunque los 3 modelos parecen funcionar correctamente y los resultados obtenidos se parecen en cierta medida a los resultados en el artículo original, estos no son lo suficientemente iguales para poder asegurar con certeza que los experimentos pudieron ser replicados. Es por esto que debe investigarse mas a fondo el motivo por el cual se genera este comportamiento.
- Aunque el artículo asegura que en la mayoría de los caso, 10^4 pasos son suficientes para llegar a un estado de convergencia, en las simulaciones realizadas con los modelos implementados en Maude fue posible evidenciar que un porcentaje considerable de las simulaciones no llego a un estado de convergencia dentro de este limite.
- En el artículo original se realizaron otros experimentos que podrían replicarse con la implementación en Maude, para poder determinar las dife-

rencias y similitudes con los resultados obtenidos.

- Con respecto al punto anterior, algunos de los experimentos realizados en el artículo original y que no fueron replicados, se hicieron con una población de agentes de $N = 100$. Al tratar de replicar dichos experimentos con la implementación en Maude, los tiempos de simulación son muy grandes, por lo cual no se recolectaron resultados para estos. A futuro podría pensarse en buscar diferentes métodos para reducir los tiempos de simulación.

Referencias

- [1] D. Osorio-Valencia, “Promueva.” <https://github.com/dfosorio/PROMUEVA>, 2023.
- [2] T. Feliciani, A. Flache, and M. Mäs, “Persuasion without polarization? Modelling persuasive argument communication in teams with strong faultlines,” *Computational and Mathematical Organization Theory*, vol. 27, pp. 61–92, March 2021.
- [3] T. Feliciani, “Persuasive argument model netlogo.” https://github.com/thomasfeliciani/persuasive_argument_model_NetLogo, 2019.