

Simulación de la propagación de enfermedades mediante modelos basados en agentes

Miguel Alejandro Yáñez Martínez

MATCOM, Universidad de La Habana

Resúmen: Debido a la propagación de COVID-19, es crucial desarrollar métodos para modelar la difusión de enfermedades y apoyar decisiones en políticas públicas. Un modelo comúnmente utilizado es el modelo SIR, que emplea ecuaciones diferenciales para analizar los cambios en las poblaciones de individuos susceptibles, infectados y recuperados. Sin embargo, el modelo SIR presenta limitaciones, como la suposición de una población suficientemente grande y la falta de consideración de retrasos en las tasas de infección. Para abordar estas limitaciones, se desarrolló un modelo basado en agentes (ABM del inglés Agent Based Model), donde cada agente representa a una persona individual, permitiendo una simulación discreta de la transmisión de enfermedades. Además, se implementó un modelo basado en agentes inteligentes (IABM del inglés Intelligent Agent-Based Model), que permite a los agentes exhibir comportamientos adaptativos y tomar decisiones utilizando técnicas de inteligencia artificial, lo que añade mayor realismo a la simulación.

Palabras Claves: Modelado de enfermedades, Modelo SIR, Modelo basado en agentes (ABM), Agentes individuales, Simulación discreta, Modelo basado en agentes inteligentes (IABM), Comportamientos adaptativos

1. Introducción

En las conferencias de la asignatura, abordamos diversos temas relacionados con la gestión de proyectos, incluyendo el proceso de levantamiento de requerimientos, la planificación inicial y las iteraciones. Se enfatizó la importancia de entregar un producto funcional, aunque no perfecto, y se destacó la necesidad de mantener una retroalimentación constante con el cliente. A lo largo del curso, aprendimos a organizar el proceso de recopilación de información mediante investigaciones y análisis de papers, así como a crear tablas que resumieran esta información.

Tuvimos la oportunidad de escuchar a profesionales de diferentes ramas que compartieron sus experiencias personales y consejos sobre la gestión efectiva de proyectos. En este contexto, el cliente planteó inicialmente la necesidad de desarrollar un sistema que simulara la propagación de una enfermedad infecciosa, buscando una aproximación más realista en comparación con los modelos epidemiológicos existentes.

En nuestra primera iteración, decidimos implementar un modelo basado en agentes (ABM), donde cada agente representa a una persona individual. Este

enfoque permite simular comportamientos más realistas y facilita la comparación con los resultados obtenidos a partir del modelo SIR, ampliamente utilizado en epidemiología. En la segunda iteración, planeamos incorporar un grado adicional de inteligencia al modelo mediante la implementación de inteligencia artificial (IA). Esto permitirá que los agentes adopten diversas estrategias que dictarán su comportamiento dentro del entorno simulado.

El objetivo principal del proyecto es simular cómo se propaga una enfermedad infecciosa utilizando un modelo basado en agentes. Una Simulación Basada en Agentes (ABS) es un enfoque computacional que modela las acciones e interacciones de individuos autónomos (agentes) para evaluar sus efectos en el sistema en su conjunto. Este tipo de simulación es especialmente útil para estudiar sistemas complejos donde el comportamiento emergente resulta de las interacciones entre muchos agentes individuales.

Además, estamos explorando una extensión avanzada conocida como Simulación Basada en Agentes Inteligentes (IABS), donde los agentes no solo siguen reglas estáticas predefinidas, sino que también incorporan capacidades de IA para aprender, adaptarse y tomar decisiones óptimas en respuesta a su entorno cambiante.

Por otro lado, el modelo SIR utiliza un sistema de ecuaciones diferenciales generadas a partir de un modelo compartimental para determinar los cambios en el número de individuos susceptibles (S), infectados (I) y recuperados (R) a lo largo del tiempo. Las ecuaciones diferenciales del modelo SIR son las siguientes:

$$\begin{aligned}\frac{dS}{dt} &= -\beta SI \\ \frac{dI}{dt} &= \beta SI - \gamma I \\ \frac{dR}{dt} &= \gamma I\end{aligned}$$

Donde β es la tasa de transmisión del contacto entre susceptibles e infectados, y γ es la tasa de recuperación, es decir, la proporción de infectados que se recuperan por unidad de tiempo. Estas ecuaciones representan cómo las poblaciones S , I y R cambian con el tiempo.

Sin embargo, el modelo SIR presenta varias limitaciones fundamentales. Supone que la población es lo suficientemente grande como para considerar continuas todas las curvas y tasas; esta suposición puede ser incorrecta para enfermedades con pocos infectados o presentes solo en poblaciones pequeñas. Además, asume que las tasas son proporcionales al número actual de personas infectadas o susceptibles, sin tener en cuenta los retrasos inherentes al proceso; por ejemplo, si hay muchas personas infectadas en un momento dado, esperaríamos ver una alta tasa de recuperación solo días o semanas después.

En este proyecto buscamos codificar un modelo que no dependa de estas suposiciones simplificadoras. Utilizando un modelo basado en agentes (ABM), cada agente representa a una persona individual y permite modelar la transmisión discreta de enfermedades. Esto significa que solo números enteros de personas se

mueven entre grupos. Además, los agentes pueden rastrear variables relacionadas con ellos mismos—como el tiempo transcurrido desde que contrajeron la enfermedad o su proximidad a otros individuos infectados—lo cual permite incorporar más variables en las reglas que dictan la transmisión dentro del ABM.

2. Modelo Basado en Agentes

En este modelo de simulación, inspirado en el **modelo SIR**, los agentes se dividen en tres categorías: **susceptibles**, **infectados** y **recuperados**. Los **susceptibles** pueden contagiarse al interactuar con **infectados**, mientras que los **recuperados** pueden o no volver a enfermarse en dependencia del tipo de virus que se simule. También, en dependencia de la enfermedad a simular, pueden haber **fallecidos**, que son agentes que no se recuperan y fallecen a causa de la enfermedad. Los agentes se desplazan aleatoriamente en una cuadrícula que cuando un agente sale de un borde, reaparece en el lado opuesto.

2.1. Exposición y Probabilidad de Infección

Para determinar cuán probable es que un agente contraiga la enfermedad, definimos un atributo llamado exposición. Cuanto mayor sea la exposición de un agente susceptible en cualquier momento, mayor será la probabilidad de que el agente contraiga la enfermedad en ese momento. La exposición de un agente susceptible aumenta cuando está cerca de un individuo infectado. Específicamente, la cantidad en que aumenta su exposición está dictada por dos variables: cuánto tiempo ha estado infectado el individuo infectado y cuán cerca están los dos agentes.

Dependiendo de cuánto tiempo ha estado infectado el individuo infectado, su infectividad cambia. Para muchas enfermedades, la infectividad sigue una distribución normal sesgada a la derecha, también conocida como distribución normal sesgada positiva. Esta es una modificación de la distribución normal que introduce asimetría, desplazando la mayoría de los valores hacia la izquierda con una cola más larga hacia la derecha. Específicamente, la infectividad es baja cuando se infectan por primera vez, aumenta rápidamente a un máximo y luego disminuye lentamente hasta que se recuperan.

Definimos una función para representar la infectividad a la que llamamos función de infectividad, que toma el tiempo desde que el agente se infectó por primera vez como entrada y devuelve la cantidad de exposición que "da.^a los agentes susceptibles cercanos.

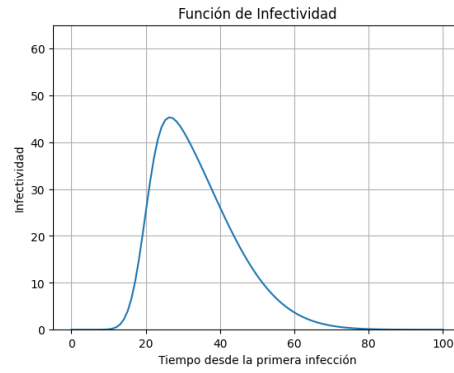


Figura 1: función infectividad

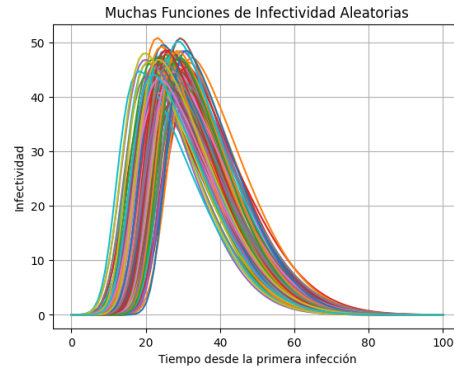


Figura 2: muchas funciones de infectividad

Sin embargo, un agente que está lejos de la persona infectada debería recibir menos exposición que un agente que está más cerca. Para reflejar esto, definimos una función de distancia, que toma la distancia entre los dos agentes como entrada y devuelve la proporción de la exposición anterior que el agente realmente recibe. Esta función sigue una curva logística generalizada (por lo que toma valores entre 0 y 1). Cuando los agentes están cerca, la proporción es cercana a 1. Cuando los agentes están más lejos, la proporción es más cercana a 0.

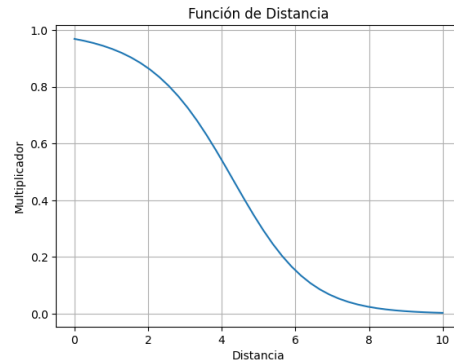


Figura 3: función distancia

En resumen, la cantidad de exposición que recibe un agente susceptible es el valor de la función de infectividad multiplicado por el valor de la función de distancia. Ahora, dado un nivel actual de exposición, se debe determinar la probabilidad de que el agente contraiga la enfermedad. Como esta debe tomar valores entre 0 y 1, nuevamente utilizamos una curva logística. El punto de inflexión (o el valor de exposición en el que la probabilidad es del 50 %) es uno de los parámetros que variamos en nuestro modelo. Para valores más altos de este parámetro, se necesita más exposición para contraer la enfermedad. Para valores más bajos, se necesita menos exposición.

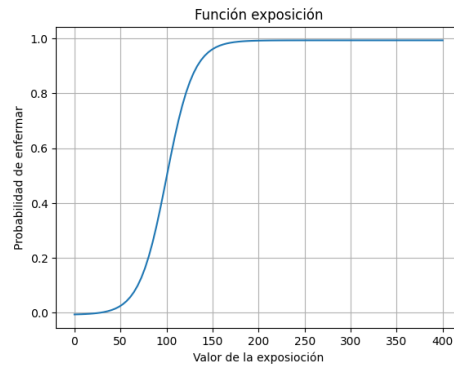


Figura 4: función exposición

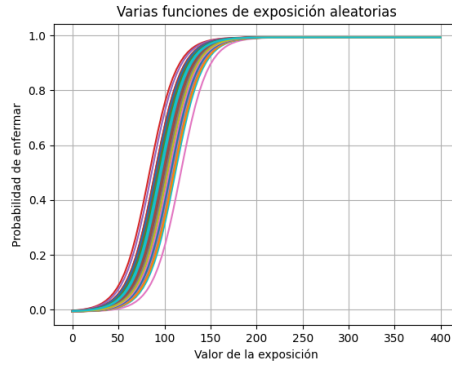


Figura 5: muchas funciones de exposición

Suponemos que un agente se recupera una vez que su infectividad (tal como se indica en la función de infectividad) cae por debajo de 1. Para agregar más aleatoriedad y realismo a nuestro modelo, utilizamos valores aleatorios para muchos de los parámetros en las funciones anteriores, de modo que las funciones difieran ligeramente de una persona a otra. Esto ayuda a reflejar factores del mundo real, como el estado de inmunodepresión.

2.2. Función de infectividad

La ecuación de la función de infectividad que utilizamos en nuestro modelo es la siguiente:

$$\frac{a}{s\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m}{s}\right)^2} \left(1 + \operatorname{erf}\left(\frac{k\left(\frac{x-m}{s}\right)}{\sqrt{2}}\right)\right)$$

Aquí, cada parámetro tiene un significado específico:

- (x) : La variable aleatoria.
- (a) : Un factor de escala que normaliza la función.
- (m) (μ): La media de la distribución.
- (s) (σ): La desviación estándar de la distribución.
- (k) : El parámetro de asimetría.
- (erf) : La función de error, definida como:

$$\operatorname{erf}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^z e^{-t^2} dt$$

La función de error, erf , se utiliza para ajustar la asimetría de la distribución. Dependiendo del valor de (k) , la distribución se puede sesgar hacia la derecha (si $(k > 0)$) o hacia la izquierda (si $(k < 0)$). Es una extensión de la distribución normal que incorpora asimetría en la distribución, permitiendo que sea sesgada hacia la derecha o hacia la izquierda. Esta distribución es útil en modelización donde no se puede asumir simetría.

2.3. Función de distancia

La ecuación de la función de distancia que utilizamos en nuestro modelo se basa en una logística generalizada de Tipo I:

$$1 - (Qe^{-x} + 1)^{-v}$$

Aquí, cada parámetro tiene el siguiente significado:

- (Q) y (v) son ambos parámetros que se pueden ajustar para obtener la forma deseada.
- (x) es la variable independiente (distancia).

Esta función permite modelar cómo varía un multiplicador en relación con la distancia, lo que es útil en el estudio de propagación o difusión de las enfermedades. Al ajustar los parámetros, se pueden explorar diferentes escenarios y obtener una mejor perspectiva sobre la dinámica del fenómeno que se está estudiando.

2.4. Función de exposición

La ecuación de exposición que utilizamos en nuestro modelo se basa en una distribución logística:

$$\frac{1}{1 + e^{-k(x-s)}}$$

Los parámetros tienen el siguiente significado:

- (k) es la tasa de crecimiento de la función de exposición.
- (s) es el punto de inflexión de la función de exposición (la exposición para la cual la función tiene el aumento más pronunciado).
- (x) es la variable independiente (exposición).

3. Agregando nuestras clases

En la simulación se utilizan dos clases, la clase **Person** y la clase **Environment**.

La clase **Person** representa a un individuo dentro de un entorno modelado. Aunque no contiene métodos propios, su estado y atributos son fundamentales para las interacciones en la simulación. Cada persona tiene una posición representada por un vector bidimensional y una velocidad que define cuánto se desplaza por unidad de tiempo. Además, se asignan parámetros que controlan la infectividad y la exposición del individuo a una enfermedad simulada, lo que permite modelar la propagación en función de estas características. La dirección de movimiento de la persona es inicialmente aleatoria y puede variar dentro de ciertos límites, lo que agrega un componente de estocasticidad a su trayectoria.

La exposición del individuo a la enfermedad se va acumulando con el tiempo, y se registran los momentos en los que ha contraído y recuperado la enfermedad, permitiendo realizar un seguimiento de su estado de salud a lo largo de la

simulación. Esta clase, aunque simple en su estructura, es esencial para capturar el comportamiento dinámico de las personas en el modelo.

La clase `Environment` modela el entorno donde se desarrolla la simulación, estableciendo las reglas y condiciones bajo las cuales interactúan los agentes. El entorno contiene funciones que regulan la transmisión de la enfermedad, tales como la función de infectividad, la función de distancia y la función de exposición, las cuales se parametrizan mediante distribuciones aleatorias. También se definen parámetros clave como el radio de transmisión, la velocidad de las personas y el tiempo de inmunidad tras la recuperación, que influyen en el comportamiento de los agentes.

La simulación incluye un sistema para gestionar a las personas en diferentes estados de salud, representadas en grupos: susceptibles, infectados, recuperados y muertos. Cada grupo evoluciona en función de reglas específicas que determinan cómo las personas contraen la enfermedad, se recuperan, o en casos extremos, fallecen. A lo largo de la simulación, el tiempo avanza y los agentes se mueven dentro del entorno de manera estocástica, con interacciones dependientes de la distancia y el nivel de exposición.

El entorno está diseñado para ejecutar la simulación paso a paso, donde se mueven todos los agentes, se actualizan sus estados, y se calcula la ubicación de los individuos en cada etapa. La estructura modular del entorno permite agregar personas y seguir su evolución en el tiempo, manteniendo un control sobre los factores que afectan la dinámica de la enfermedad.

4. Simulación

La simulación modela la propagación de una enfermedad infecciosa en una población con agentes móviles. Los agentes se dividen en diferentes grupos con estados específicos: susceptibles, infectados, recuperados y, opcionalmente, muertos. A través de esta simulación, se visualiza cómo cambian estos estados a lo largo del tiempo y cómo interactúan los agentes en un entorno bidimensional. En esta simulación, las acciones que realiza cada persona son llevadas a cabo por el entorno.

4.1. Detalles de la Simulación

En primer lugar, se lleva a cabo la **Inicialización del Entorno**. Se crea un entorno donde se distribuyen los agentes, quienes pueden moverse y cambiar su estado de salud con el tiempo. Para iniciar la propagación de la enfermedad, se establece un agente infectado inicialmente. Además, los parámetros como la inmunidad permanente, la disminución de la exposición y la posibilidad de muerte se configuran al inicio del proceso.

Los agentes pueden encontrarse en diferentes **Estados**. Los **Susceptibles** (S) son aquellos que pueden contraer la enfermedad. Por otro lado, los **Infectados** (I) son los que han contraído la enfermedad y tienen la capacidad de transmitirla. Los **Recuperados** (R) son aquellos que se han recuperado; dependiendo de la

configuración del modelo, pueden o no volver a ser susceptibles. Finalmente, los **Muertos** (D) son los agentes que han fallecido debido a la enfermedad.

El **Ciclo de Simulación** avanza en pasos de tiempo donde se actualizan las posiciones de los agentes y se evalúan sus estados. En cada paso, se determina si los agentes susceptibles se infectan al entrar en contacto con infectados, si los infectados se recuperan o mueren, y se ajustan sus exposiciones e infectividades. Durante este proceso, los agentes también se mueven aleatoriamente dentro del entorno.

4.2. Parámetros del Modelo

Existen varios parámetros que influyen en el modelo. La **Inmunidad Permanente** define si los agentes recuperados pueden volver a ser susceptibles. La **Disminución de la Exposición** es la tasa a la que disminuye la exposición de los agentes con el tiempo. También está presente el parámetro de **Muerte**, que indica si los agentes pueden morir debido a la enfermedad. El **Tiempo de Inmunidad** es el periodo durante el cual los agentes recuperados permanecen inmunes antes de volverse susceptibles nuevamente (si no hay inmunidad permanente). Por último, las **Distribuciones de Infectividad** controlan cómo varía la capacidad de los agentes para infectar a otros a lo largo del tiempo.

4.3. Flujo de la Simulación

El flujo general de la simulación comienza con la **Iniciación**, donde se configura el entorno y los agentes estableciendo su estado inicial. Luego sigue la etapa de **Evolución Temporal**, donde en cada paso de tiempo los agentes se mueven aleatoriamente y se evalúa la probabilidad de que los susceptibles se infecten al entrar en contacto con infectados. Durante esta fase también se actualizan los estados de los infectados, ya sea recuperándose o muriendo, y se ajustan propiedades como exposición e infectividad.

Finalmente, en la etapa de **Visualización y Estadísticas**, se actualizan y muestran gráficas y estadísticas que permiten observar la evolución de la epidemia.

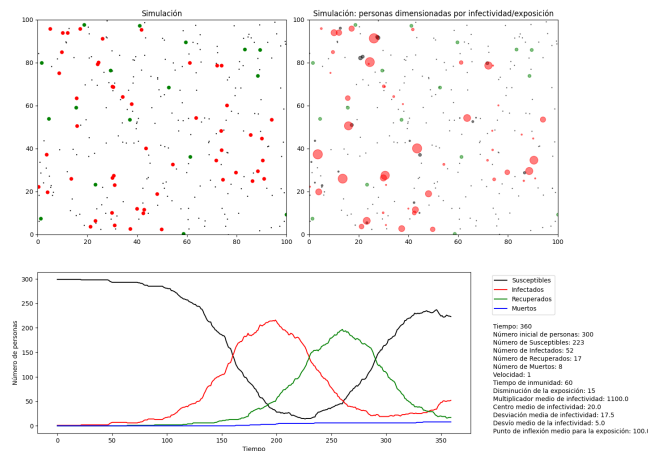


Figura 6: Simulación con agentes

La simulación realizada ha proporcionado una visión detallada sobre la dinámica de propagación de una enfermedad en una población, donde un individuo comenzó infectado. Los gráficos generados durante la simulación mostraron claramente las dinámicas entre las diferentes categorías:

- **Gráfico Principal:** Mostró la distribución espacial de los agentes susceptibles (en negro), infectados (en rojo) y recuperados (en verde). Este gráfico permitió visualizar cómo los individuos cambiaban su estado a lo largo del tiempo.
- **Gráfico Secundario:** Representó el tamaño relativo de cada grupo basado en su estado (exposición e infectividad), proporcionando una comprensión más profunda sobre cómo estos factores influyen en la propagación.
- **Gráfico Lineal:** Ilustró las tendencias temporales para cada grupo (susceptibles, infectados, recuperados y fallecidos), permitiendo observar picos y caídas significativas en cada categoría.

La simulación ha demostrado ser efectiva para modelar la propagación y recuperación ante una enfermedad infecciosa dentro de una población cerrada. Los resultados indican que:

- La mayoría de los individuos susceptibles eventualmente contrajeron la enfermedad.
- Un porcentaje considerable logró recuperarse tras ser infectado.
- Las muertes fueron limitadas pero presentes conforme avanzaba la epidemia.

5. Modelo Basado en Agentes Inteligente

Las simulaciones basadas en agentes inteligentes han demostrado ser una herramienta poderosa para modelar sistemas complejos donde los comportamientos

individuales de los actores influyen significativamente en los resultados globales. En el contexto de la propagación de un virus, este enfoque permite replicar y analizar dinámicas epidémicas en poblaciones virtuales.

Para esta simulación, hemos utilizado las mismas funciones que en la anterior simulación, pero le hemos adicionado inteligencia.^a los agentes. En estas simulación, las acciones que realiza cada persona son dictadas por cada una de ellas y no llevadas a cabo por el entorno.

5.1. Estrategias de IA

En la simulación de la propagación de un virus, se han implementado tres estrategias principales para los agentes que representan el comportamiento humano. Estas estrategias son: "random", "social" y "awareness". Cada una de ellas refleja un enfoque diferente respecto a cómo los agentes toman decisiones en el entorno simulado.

La **estrategia random** consiste en que los agentes toman decisiones completamente aleatorias, sin tener en cuenta factores externos o el comportamiento de otros agentes. Esta estrategia simula comportamientos caóticos e impredecibles, que pueden reflejar patrones irregulares en la propagación de un virus. El comportamiento aleatorio entre los agentes puede resultar en una propagación rápida del virus. Esta falta de control en las interacciones refleja un escenario donde no se toman medidas preventivas.

En la **estrategia "social"**, los agentes ajustan su dirección y velocidad en función de la proximidad de otros individuos. Su objetivo es evitar el contacto con los demás, lo que refleja comportamientos más realistas y basados en la interacción social que podrían observarse durante una pandemia. Esta estrategia fomenta interacciones más controladas entre los individuos, lo que tiende a reducir la tasa de infección al promover comportamientos más responsables.

Por último, la **estrategia "awareness"** introduce un nivel de conciencia del riesgo en los agentes. Estos ajustan su comportamiento en función de su percepción del peligro, lo que les lleva a tomar decisiones más cautelosas cuando perciben que el riesgo de contagio es alto. Esta estrategia busca simular un escenario en el que las personas son conscientes de las consecuencias del virus y actúan de manera preventiva para reducir su exposición. Implica un nivel elevado de conciencia sobre la enfermedad; esto permite a los individuos adoptar precauciones efectivas para evitar el contagio, basándose en información y educación sobre cómo prevenir la transmisión.

Cada estrategia tiene sus propias ventajas y desventajas en términos de modelar diferentes aspectos del comportamiento humano durante una pandemia. Al implementar estas estrategias en la simulación con agentes inteligentes, se pueden explorar diversos escenarios y analizar cómo afectan a la propagación del virus y a las medidas preventivas tomadas por los individuos.

5.2. Función de Conciencia

La función de conciencia es un componente esencial en la simulación, diseñada para modelar cómo los agentes perciben y responden al riesgo de contagio en su entorno. A medida que la percepción del riesgo aumenta, los agentes modifican su comportamiento para volverse más cautelosos. La fórmula utilizada para calcular el nivel de conciencia es la siguiente:

$$\text{conciencia} = \text{maximo} \times \frac{\log(1 + (\text{infectados} + \text{fallecidos}) * \text{riesgo} / \text{población}) \times \text{ajuste}}{\log(1 + \text{ajuste})}$$

Esta fórmula combina varios factores clave. En primer lugar, el valor de **infectados** y **fallecidos** se multiplica por un factor de **percepción del riesgo**, lo que ajusta el impacto que tienen estos números en la conciencia de los agentes. El resultado de esta operación se escala dividiendo por la población total, lo que proporciona una medida relativa del riesgo.

A continuación, se aplica una **transformación logarítmica** que permite modelar un crecimiento rápido de la conciencia al principio, que se estabiliza a medida que el número de casos aumenta. Por último, el valor máximo de conciencia está limitado por un parámetro **max_awareness**, que asegura que la conciencia no exceda un límite superior predeterminado.

De esta manera, la función de conciencia ayuda a regular el comportamiento de los agentes en la simulación, asegurando que actúen de manera más cautelosa cuando el riesgo percibido es mayor.

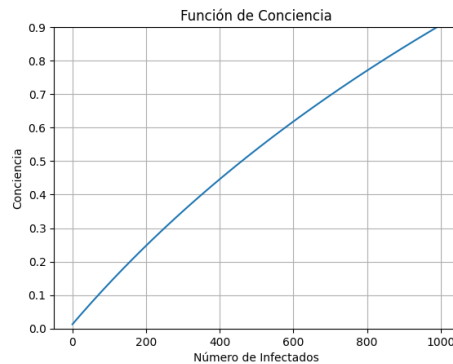


Figura 7: función conciencia

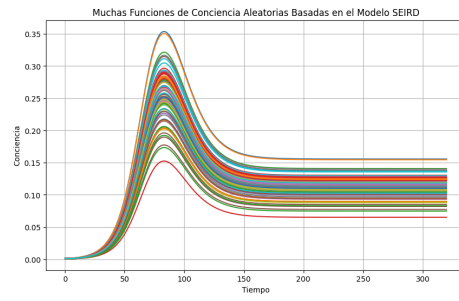


Figura 8: Muchas funciones de conciencia

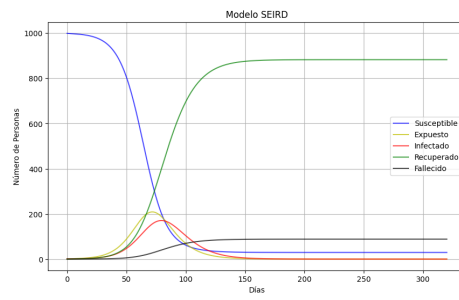


Figura 9: Modelo SEIRD

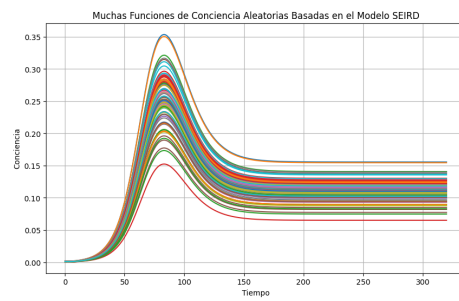


Figura 10: Comparación de la función conciencia con los datos generados por el modero SEIRD

6. Agregando nuestras clases (ahora con "inteligencia")

En la simulación se utilizan tres clases, la clase `AIController`, la clase `IAPerson` y la clase `IAEnvironment`.

6.1. Controlador de Inteligencia Artificial (`AIController`)

La clase `AIController` está diseñada para gestionar el comportamiento de los agentes en una simulación, permitiendo que los mismos tomen decisiones en función de su entorno y de otros agentes cercanos. Al inicializar la clase, se configuran parámetros clave como el grupo de personas involucradas en la simulación (`people`), el radio dentro del cual los agentes pueden detectar a otros (`radius`), y las dimensiones del entorno (`shape`). Además, se define la estrategia de comportamiento, que puede ser aleatoria (`random`), social (`social`) o basada en la conciencia (`awareness`), lo cual determina cómo cada agente percibe el riesgo y ajusta sus decisiones. Otros parámetros incluyen el nivel de aleatoriedad en las decisiones (`randomness`), la tolerancia a la proximidad de otros agentes (`tolerance`), el nivel de conciencia (`awareness`), la percepción del riesgo (`risk_perception`), la tasa de ajuste (`adjustment_rate`) y el valor máximo de conciencia que puede alcanzar un agente (`max_awareness`).

El método `change_strategy` permite cambiar la estrategia de un agente en cualquier momento, siempre que la nueva estrategia sea válida. El ángulo de movimiento de los agentes se decide a través del método `decide_angle`, que toma en cuenta la estrategia definida: en el caso de `random`, los agentes eligen ángulos aleatorios, mientras que en la estrategia `social` y `awareness`, los movimientos son más cautelosos si detectan la proximidad de otros o si su nivel de conciencia es elevado. Para calcular el ángulo de movimiento en escenarios cautelosos, se utiliza el método `decide_angle_cautious`, que emplea un vector de evitación calculado mediante `calculate_avoidance_vector`, basado en la posición de las personas cercanas encontradas por `find_nearby_people`. En situaciones donde no se requiere un comportamiento tan cauteloso, el agente puede utilizar el método `decide_angle_random`, que asigna un ángulo aleatorio dentro de los límites permitidos.

El método `decide_speed` devuelve la velocidad del agente, que no varía entre estrategias. La proximidad de otros agentes se detecta con `find_nearby_people`, que identifica individuos dentro de un radio definido y los agrega a una lista de cercanía. Los agentes también pueden modificar su comportamiento en relación al riesgo de enfermedad, muerte o exposición mediante los métodos `can_sick`, `can_die` y `can_increase_exposure`, respectivamente, cada uno controlado por probabilidades ajustadas según la estrategia y el nivel de conciencia o aleatoriedad. Finalmente, la función `awareness_func` calcula el nivel de conciencia del agente utilizando una fórmula logarítmica normalizada, que depende de la proporción de individuos infectados o fallecidos en relación con la población total, ajustando la conciencia del agente en función de la percepción del riesgo y la tasa de ajuste configurada.

7. Simulación con Agentes Inteligentes

La simulación modela la propagación de una enfermedad infecciosa en una población con agentes móviles e inteligentes. Los agentes se dividen en diferentes grupos con estados específicos: susceptibles, infectados, recuperados y, opcionalmente, muertos. A través de esta simulación, se visualiza cómo cambian estos estados a lo largo del tiempo y cómo interactúan los agentes en un entorno bidimensional. En esta simulación, las acciones que realiza cada agente son dictadas por ellos mismos, incorporando inteligencia.^{en} su comportamiento.

7.1. Detalles de la Simulación

En primer lugar, se lleva a cabo la **Inicialización del Entorno**. Se crea un entorno donde se distribuyen los agentes, quienes pueden moverse y cambiar su estado de salud con el tiempo. Para iniciar la propagación de la enfermedad, se establece un agente infectado inicialmente. Además, los parámetros como la inmunidad permanente, la disminución de la exposición y la posibilidad de muerte se configuran al inicio del proceso.

Los agentes pueden encontrarse en diferentes **Estados**. Los **Susceptibles** (S) son aquellos que pueden contraer la enfermedad. Por otro lado, los **Infectados** (I) son los que han contraído la enfermedad y tienen la capacidad de transmitirla. Los **Recuperados** (R) son aquellos que se han recuperado; dependiendo de la configuración del modelo, pueden o no volver a ser susceptibles. Finalmente, los **Fallecidos** (D) son los agentes que han fallecido debido a la enfermedad.

El **Ciclo de Simulación** avanza en pasos de tiempo donde se actualizan las posiciones de los agentes y se evalúan sus estados. En cada paso, cada agente toma decisiones basadas en su estrategia (random, social o awareness), lo que influye en su movimiento y en si los susceptibles se infectan al entrar en contacto con infectados. También se determina si los infectados se recuperan o mueren, ajustando sus exposiciones e infectividades.

Durante este proceso, los agentes no solo se mueven aleatoriamente dentro del entorno; también responden a su percepción del riesgo y a las interacciones sociales con otros agentes cercanos.

7.2. Parámetros del Modelo

Existen varios parámetros que influyen en el modelo. La **Inmunidad Permanente** define si los agentes recuperados pueden volver a ser susceptibles. La **Disminución de la Exposición** es la tasa a la que disminuye la exposición de los agentes con el tiempo. También está presente el parámetro de **Muerte**, que indica si los agentes pueden morir debido a la enfermedad.

El **Tiempo de Inmunidad** es el periodo durante el cual los agentes recuperados permanecen inmunes antes de volverse susceptibles nuevamente (si no hay inmunidad permanente). Por último, las **Distribuciones de Infectividad** controlan cómo varía la capacidad de los agentes para infectar a otros a lo largo del tiempo.

Además de los parámetros **Inmunidad Permanente**, **Disminución de la Exposición**, **Muerte**, **Tiempo de Inmunidad** y **Distribuciones de Infectividad** que son iguales a los de la de los agentes (ABM) vistos en la anterior simulación, cada agente tiene parámetros individuales como el **Nivel de Conciencia** (awareness), **Percepción del Riesgo** (risk_perception) y **Tolerancia a la Proximidad** (tolerance), que afectan su comportamiento durante la simulación.

7.3. Flujo de la Simulación

El flujo general de la simulación comienza con la **Iniciación**, donde se configura el entorno y los agentes estableciendo su estado inicial y estrategia comportamental. Luego sigue la etapa de **Evolución Temporal**, donde en cada paso de tiempo los agentes toman decisiones basadas en su estrategia definida (random, social o awareness), moviéndose dentro del entorno y evaluando las probabilidades de infección al entrar en contacto con otros.

Durante esta fase también se actualizan los estados de los infectados, ya sea recuperándose o muriendo, y se ajustan propiedades como exposición e infectividad según las decisiones tomadas por cada agente inteligente. Finalmente, en la etapa de **Visualización y Estadísticas**, se actualizan y muestran gráficas y estadísticas que permiten observar cómo las estrategias adoptadas por los agentes afectan a la evolución de la epidemia.

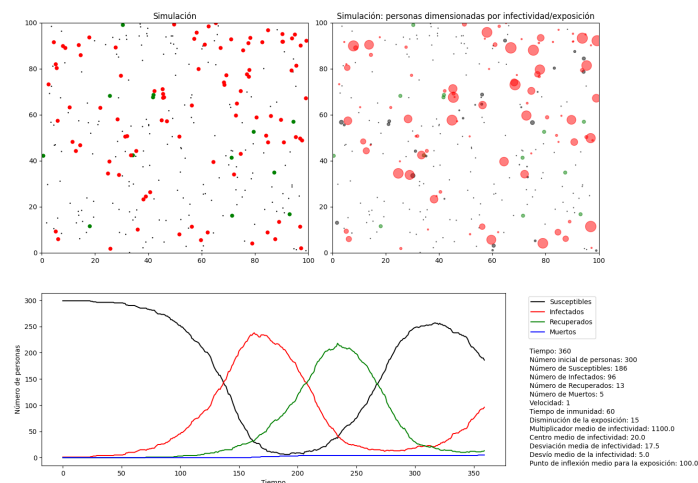


Figura 11: Simulación con estrategia random"

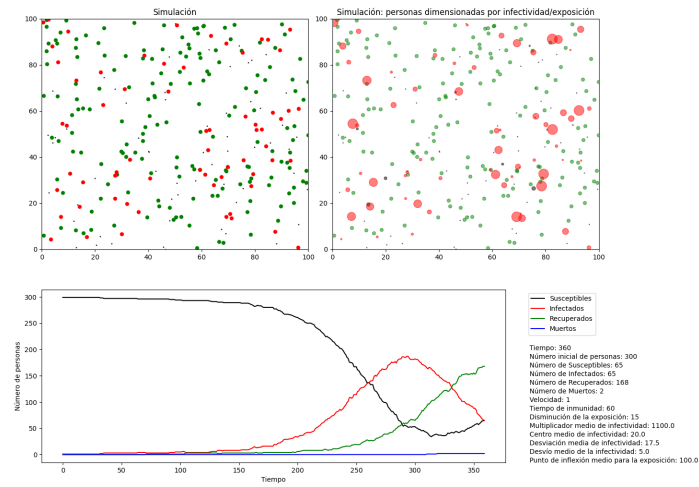


Figura 12: Simulación de estrategia "social"

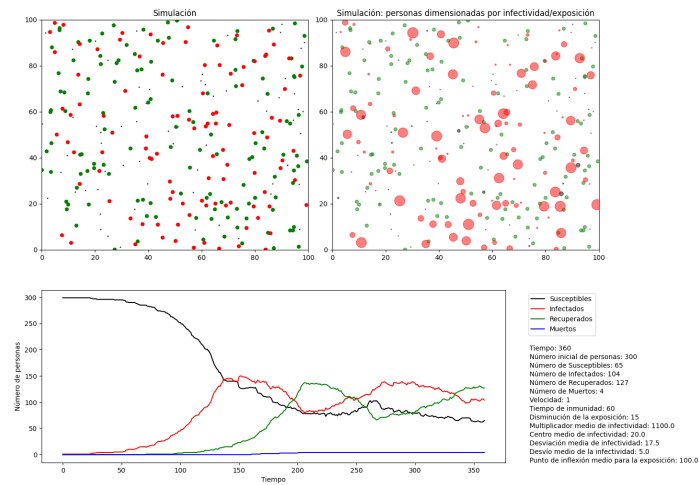


Figura 13: Simulación con estrategia "awareness"

7.4. Resultados Comparativos

A continuación se presentan los resultados obtenidos para cada estrategia en términos de individuos susceptibles, infectados, recuperados y fallecidos.

Análisis por Estrategia

Estrategia Random La estrategia random mostró un aumento rápido en el número de infectados desde el inicio. A pesar de comenzar con un alto número de susceptibles (299), la falta de control en las interacciones llevó a picos significativos en el número total de infectados. Sin embargo, el número total de recuperados fue relativamente bajo en comparación con otras estrategias. Esto sugiere que la propagación rápida del virus dificultó la recuperación efectiva.

Estrategia Social En contraste, la estrategia social resultó en una disminución más gradual del número de susceptibles. Las interacciones controladas permitieron que el crecimiento del número de infectados fuera menos abrupto. Además, esta estrategia mostró un incremento más sostenido en el número total de recuperados. La tasa baja de mortalidad observada indica que las interacciones sociales positivas contribuyeron a mitigar el impacto del virus.

Estrategia Awareness Finalmente, la estrategia awareness demostró ser la más efectiva para controlar la propagación del virus. La conciencia sobre la enfermedad permitió a los individuos adoptar comportamientos preventivos basados en información precisa y actualizada, lo que resultó en una menor tasa de infección. El aumento constante en el número total de recuperados sugiere que los individuos no solo estaban evitando el contagio sino también recuperándose eficazmente cuando se infectaban. Al igual que con la estrategia social, la tasa baja de mortalidad resalta el impacto positivo del conocimiento y la educación pública.

8. Comparación de Modelos de Simulación de Propagación de Enfermedades

Se han realizado dos simulaciones para modelar la propagación de una enfermedad en una población de 300 agentes. La primera simulación utiliza un enfoque basado en agentes (ABM) donde cada individuo actúa de manera independiente, mientras que la segunda simula el proceso utilizando agentes ABM inteligentes, que toman decisiones basadas en estrategias y percepciones del riesgo.

8.1. Resultados de las Simulaciones

Modelo Basado en Agentes (ABM)

- **Susceptibles:** Comienza con 299 y disminuye gradualmente a lo largo del tiempo, alcanzando un mínimo de 63.
- **Infectados:** Inicia con 1 y alcanza un pico máximo de 150 antes de estabilizarse en torno a 127.
- **Recuperados:** Aumenta significativamente, alcanzando aproximadamente 130 al final.
- **Fallecidos:** Se reportan alrededor de 4 muertes, lo que indica una tasa de mortalidad baja.

Modelo Basado en Agentes Inteligentes (ABM Inteligente) con una estrategia "awareness"

- **Susceptibles:** Comienza también con 299, pero muestra una disminución más lenta y menos pronunciada, terminando con un total considerablemente mayor que el modelo ABM.
- **Infectados:** Inicia igual que el modelo ABM, pero el número máximo de infectados es más alto (alrededor de 155) y se mantiene durante más tiempo.
- **Recuperados:** Aumenta lentamente y termina con un total menor que en el modelo ABM.
- **Fallecidos:** La cantidad es similar al modelo ABM, pero la dinámica es diferente.

8.2. Comparación y Análisis

Realismo del Modelo El modelo basado en agentes inteligentes (ABM inteligente) es más realista por varias razones:

1. Interacciones Individuales:

- En el modelo ABM inteligente, cada agente tiene su propio comportamiento y toma decisiones basadas en su estado actual (susceptible, infectado, recuperado), así como en su percepción del riesgo y estrategias adoptadas. Esto permite simular dinámicas complejas como la transmisión del virus entre individuos.
- El modelo ABM tradicional no captura estas interacciones individuales ni las decisiones estratégicas que pueden influir en la propagación.

2. Variabilidad en la Respuesta:

- El ABM inteligente permite variaciones en la respuesta individual a la infección y recuperación. Por ejemplo, algunos individuos pueden ser más susceptibles o tener diferentes tasas de recuperación basadas en su nivel de conciencia sobre la enfermedad.
- En contraste, el modelo ABM tradicional asume un comportamiento homogéneo para toda la población.

3. Dinámica Temporal:

- El ABM inteligente muestra fluctuaciones significativas en las poblaciones a lo largo del tiempo, reflejando mejor los picos y valles típicos observados en brotes reales debido a las decisiones informadas tomadas por los agentes.
- El modelo ABM tradicional tiende a suavizar estas fluctuaciones debido a su naturaleza simplificada.

4. Resultados Finales:

- Aunque ambos modelos muestran tendencias similares (disminución de susceptibles e incremento de recuperados), el ABM inteligente proporciona una representación más matizada y detallada del proceso epidémico gracias a las decisiones estratégicas tomadas por los agentes.

9. Conclusiones

En el estudio de la propagación de enfermedades infecciosas, es fundamental entender cómo diferentes estrategias de comportamiento pueden influir en la dinámica de infección. Las estrategias implementadas en esta simulación son herramientas diseñadas para aproximarse más a la realidad, reflejando cómo las decisiones y acciones individuales pueden afectar la propagación del virus. Cada una de estas estrategias se basa en medidas específicas que modifican el comportamiento de los agentes, afectando así la cantidad de individuos susceptibles, infectados, recuperados y fallecidos a lo largo del tiempo.

Como resultado de nuestro trabajo hemos visto como la simulación basada en agentes, apoyada en estrategias de inteligencia artificial, ofrece una herramienta poderosa para modelar la propagación de enfermedades infecciosas. A través de la incorporación de comportamientos más realistas y dinámicos, como la percepción del riesgo y la interacción social, el modelo proporciona una mayor precisión en la predicción de patrones epidémicos. Estas simulaciones no solo permiten un análisis más detallado de la evolución de una pandemia, sino que también aportan valiosas ideas para el diseño de intervenciones de salud pública.

Las simulaciones realizadas evidencian cómo diferentes estrategias pueden influir significativamente en la dinámica epidemiológica. La estrategia random, caracterizada por su naturaleza caótica y descontrolada, resulta ser menos efectiva en comparación con las otras. En contraste, las estrategias social y awareness demuestran ser más exitosas al reducir tanto el número total de infectados como las tasas de mortalidad. Esto se debe a que estas estrategias están basadas en medidas que modifican el comportamiento de los agentes, promoviendo interacciones más responsables y una mayor conciencia sobre la enfermedad. Estos hallazgos subrayan la importancia del comportamiento social y la educación pública en el manejo efectivo de epidemias, así como el papel crucial que juegan las decisiones individuales en la propagación de un virus.

Referencias

1. Sierra, C., & Gutiérrez, J. (2018). Simulación Basada en Agentes Inteligentes: Un enfoque para la modelización de sistemas complejos. *Revista Latinoamericana de Sistemas, Ciencia y Tecnología*, 18(1), 23-34.
2. Hethcote, H.W. (2000). La matemática de las enfermedades infecciosas: Un enfoque sobre el modelo SIR. *SIAM Review*, 42(4), 599-653.
3. Anderson, R.M., & May, R.M. (1991). *Enfermedades Infecciosas en Humanos: Dinámica y Control*. Ediciones Oxford.
4. Gilbert, N., & Troitzsch, K.G. (2005). *Simulation for the Social Scientist*. Open University Press.
5. Sierra, C., & Gutiérrez, J. (2018). Intelligent Agent-Based Models: A Review and Future Directions. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 61, 1-30.
6. Anderson, R.M., & May, R.M. (1991). *Infectious Diseases of Humans: Dynamics and Control*. Oxford University Press.
7. Modelos compartimentales en epidemiología. Wikipedia, URL: https://es.wikipedia.org/wiki/Modelos_compartimentales_en_epidemiolog%C3%ADa.

8. Compartmental models in epidemiology. Wikipedia, URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Compartmental_models_in_epidemiology.
9. Distribución normal sesgada. Wikipedia. URL: https://es.wikipedia.org/wiki/Distribuci%C3%B3n_normal_sesgada.
10. Skew normal distribution. Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Skew_normal_distribution.
11. Generalized logistic distribution. Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Generalized_logistic_distribution.
12. Agent-based model. Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Agent-based_model.
13. Multi-agent system. Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Multi-agent_system.
14. Intelligent agent. Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Intelligent_agent.