

Universidad de La Habana  
Facultad de Matemática y Computación



# **Simulación computacional para la dinámica de enfermedades transmitidas por vectores.**

Autor:

**Ernesto Alfonso Hernández**

Tutores:

**Dra. Aymée de los Ángeles Marrero Severo**

Trabajo de Diploma  
presentado en opción al título de  
Licenciado en Ciencia de la Computación

Enero 2024

[github.com/ErnestoAlfonso/Pathogen-control-simulation](https://github.com/ErnestoAlfonso/Pathogen-control-simulation)

A mis amados padres, por su amor  
incondicional y su dedicación  
eterna.

# Agradecimientos

Queridos padres, hermana, esposa, amigos y todos aquellos que han sido parte esencial de mi trayectoria académica,

En este momento de culminación, quiero expresar mi más profundo agradecimiento a cada uno de ustedes por su apoyo incondicional, amor y presencia constante a lo largo de mi camino. Vuestras contribuciones han sido fundamentales para mi éxito y desarrollo personal, y les dedico mis más sinceros agradecimientos.

Padres, no encuentro palabras suficientes para expresar mi gratitud por las enseñanzas que me han brindado. Desde el comienzo, han sido mi faro en la oscuridad, guiándome con su sabiduría y amor. Vuestra paciencia, sacrificio y confianza en mí han sido los pilares que me han mantenido en pie durante los desafíos que la vida me ha presentado. Gracias por creer en mis capacidades y por brindarme todas las herramientas necesarias para alcanzar mis metas. Sin su amor incondicional, nada de esto hubiera sido posible.

Agradecer a mi hermana Elena, por su alegría infinita que contagia a todo ser a su alrededor, por los consejos y experiencias brindadas en todos estos años de vida y, por darme la satisfacción, de saber que el único ser humano que me acompañó y me acompañará durante mi estancia en el universo es la mejor persona que he conocido.

A Brenda, mi compañera de vida. Tu amor sin barreras, tu felicidad, comprensión y apoyo me han dado la fortaleza para superar los obstáculos y perseverar en mi camino. Las palabras de aliento y tu presencia constante han sido mi mayor motivación. Gracias por comprender mis largas horas de estudio, por celebrar mis triunfos y por secar mis lágrimas en los momentos de dificultad. Eres mi inspiración y mi mayor alegría.

Amigos, ustedes han sido mi refugio en los momentos de estrés y felicidad en los momentos de triunfo. Vuestra amistad ha sido un regalo invaluable; los días de estudios, las reuniones en casa de Jorge y las burlas constantes me las llevaré a la tumba. Gracias por estar a mi lado, por escucharme, comprenderme y brindarme vuestro apoyo.

A mis profesores y mentores, en especial a mi tutora, Aymée. Vuestra sabiduría y dedicación han sido un motor de conocimiento en mi camino académico. Gracias por compartir vuestro saber, por desafiarme a ir más allá de mis límites y por alentarme

a seguir aprendiendo. Vuestras enseñanzas, correcciones y orientación han sido fundamentales para mi crecimiento y desarrollo. Agradezco sinceramente el tiempo y el compromiso que han invertido en mi formación.

# Opinión del tutor

El trabajo de diploma Simulación computacional para la dinámica de enfermedades transmitidas por vectores, presentado por el estudiante Ernesto Alfonso Hernández, para optar por el título de licenciado en Ciencia de la Computación, se corresponde con intereses del grupo de Modelación Biomatemática de la facultad de Matemática y Computación que trabajamos la modelación, solución y análisis de problemas aplicados a las biociencias.

Cuando hice propuestas para temas de diploma, entre mis aspiraciones estaba lograr resultados manejables para enfermedades transmisibles utilizando redes complejas, ya que me pareció alentador lo aprendido a través de un trabajo anterior, de hace ya algunos años con una diplomante de la carrera de Matemática. El entusiasmo de Ernesto, ante estas alternativas, me ilusionó y desde el primer encuentro me pareció que tenía claro cómo trabajar.

Para lograr los objetivos que nos propusimos y que este trabajo superó, el diplomante realizó una investigación con el objetivo de implementar un modelo basado en redes complejas para simular la dinámica de transmisión del dengue entre personas y vectores en un determinado entorno, a través de la simulación computacional. Vale aclarar que hablamos de dengue, por las tareas en que el Grupo de Investigación está involucrado, pero que lo presentado es perfectamente válido para cualquier enfermedad transmitida por vectores.

Los que han participado en las defensas de otros trabajos que he dirigido, saben que por lo general repito que los estudiantes han trabajado con mucha independencia (especialmente con estudiantes de computación, pues mis conocimientos y posibilidades en temas de programación son muy limitados) y esta vez, tendré que repetirme pero además, con creces.

Debo confesar que los pasos para lograr los objetivos específicos y que incluyeron el estudio y la comparación de modelos existentes para la simulación de epidemias, la selección y diseño de un modelo que representara a las personas como agentes, la implementación de una aplicación que simulara diferentes escenarios y permitiera la validación del modelo desarrollado, fueron trazados y transitados por Ernesto con una lógica incuestionable.

Y como si la estrategia diseñada no fuera ya en sí competente, Ernesto, gracias a

estudios independientes y muy actuales, me propuso trabajar con mapas cognitivos difusos que representan las acciones como conjuntos difusos, lo que permitió que los agentes tuviera opciones de decisión para sus acciones, en función de su percepción del medio.

Además de este trabajo con importantes novedades teóricas y conceptuales, que por supuesto, requieren de conocimientos que no están contenidos en las asignaturas del currículo de la carrera, me toca agradecer la creación de una aplicación de escritorio para facilitar la manipulación y visualización del modelo desarrollado, con posibilidades de variantes que puede manejar el usuario.

Como afirma el propio autor en la Introducción de su trabajo, esta investigación realiza una contribución significativa al campo de la simulación de epidemias, con resultados que demuestran la validez de los modelos basados en agentes y pudiera convertirse en una herramienta para los decisores de Salud en nuestro país.

Ha sido y lo sabemos, poco el tiempo con que han contado los diplomantes en este atípico último año de su carrera, para concluir sus trabajos de tesis, por ende, valoro doblemente los resultados obtenidos.

Considero que el trabajo presentado cumple con creces los requerimientos para ser defendido como tesis de licenciatura, con una evaluación excelente. Quería destacar de manera adicional, que me ha sorprendido muy favorablemente la maestría para escribir y redactar de Ernesto.

Toda obra humana es perfectible y por supuesto que hay mucho que perfeccionar para que esta herramienta cumpla con mayores expectativas, pero estoy segura, porque lo ha demostrado sin lugar a dudas, que Ernesto tiene capacidad y condiciones para empeños mayores.

Por mi parte, lo invito a que mantengamos el mismo intercambio ameno y fructífero para dar continuidad al mismo y a trabajos futuros.

Le agradezco el trabajo conjunto, le deseo grandes éxitos en su vida profesional y lo felicito de corazón.



---

Dra. Aymée Marrero Severo  
Tutora

# Resumen

En el presente trabajo, se realizó una investigación con el objetivo de implementar un modelo basado en redes complejas para simular la dinámica de personas y vectores en un entorno. Los objetivos específicos incluyeron el estudio y la comparación de modelos existentes para la simulación de epidemias, el diseño de un modelo que representara a las personas como agentes, la implementación de una aplicación que permitiera simular diferentes escenarios y la validación del modelo desarrollado.

En este estudio, se logró simular el comportamiento de las personas en la sociedad actual al representar sus principales acciones en el modelo. Además, se modeló el entorno de convivencia como una red compleja, donde las relaciones entre las personas se representaron mediante aristas en un grafo. Estos logros cumplen con el objetivo general de la investigación. También, se modeló a las personas como agentes para analizar su toma de decisiones. Se desarrolló un Mapa Cognitivo Difuso que representa a las acciones como conjuntos difusos, lo que permitió que los agentes decidieran entre diferentes acciones en función de sus sentimientos y el grado de pertenencia a los conjuntos.

Adicionalmente, se creó una aplicación de escritorio para facilitar la manipulación y visualización del modelo desarrollado, permitiendo realizar simulaciones con los valores de los parámetros que el usuario entienda. Los resultados fueron validados utilizando estadísticas de trabajos previos relacionados con la simulación de epidemias, lo que respalda la solidez de los resultados obtenidos y el cumplimiento de los objetivos específicos propuestos.

Esta investigación realiza una contribución significativa al campo de la simulación de epidemias. Los resultados demuestran la utilidad de los modelos basados en agentes para simular este tipo de eventos y pueden proporcionar información relevante para las autoridades encargadas del control de epidemias, ya que, conociendo el comportamiento de una epidemia en determinado momento, se pueden sugerir acciones a las personas y se facilita la toma de decisiones para implementar medidas que reduzcan los riesgos asociados.

**Palabras Claves:** Simulación, Redes Complejas, Modelos basados en agentes, Mapas Cognitivos Difusos, Conjuntos Difusos, Agentes, Vectores, Epidemias, Patógenos.

# Abstract

In the present study, research was conducted with the objective of implementing a complex network-based model to simulate the dynamics of individuals and vectors in an environment. The specific objectives included studying and comparing existing models for epidemic simulation, designing a model that represented individuals as agents, implementing an application to simulate different scenarios, and validating the developed model.

In this thesis, the behavior of individuals in current society was successfully simulated by representing their key actions in the model. Additionally, the social environment was modeled as a complex network, where relationships between individuals were represented as edges in a graph. These achievements fulfill the overall objective of the research. Furthermore, individuals were modeled as agents to analyze their decision-making processes. A Fuzzy Cognitive Map was developed, representing actions as fuzzy sets, which allowed agents to choose between different actions based on their feelings and degree of membership to the sets.

Moreover, a desktop application was created to facilitate the manipulation and visualization of the developed model, enabling simulations with user-defined parameter values. The results were validated using statistics from previous works related to epidemic simulation, supporting the robustness of the obtained results and the fulfillment of the specific objectives.

This research makes a significant contribution to the field of epidemic simulation. The results demonstrate the utility of agent-based models in simulating such events and can provide relevant information for authorities responsible for epidemic control. By understanding the behavior of an epidemic at a given moment, actions can be suggested to individuals, and decision-making is facilitated to implement measures that reduce associated risks.

**Key Words:** Simulation, Complex Networks, Agent-Based Models, Fuzzy Cognitive Maps, Fuzzy Sets, Agents, Vectors, Epidemics, Pathogens.



# Índice general

<b>Introducción</b>	<b>1</b>
0.1. Motivación . . . . .	2
0.2. Antecedentes . . . . .	2
0.3. Problema de Investigación . . . . .	3
0.4. Pregunta Científica . . . . .	3
0.5. Objetivos . . . . .	4
0.5.1. Objetivo general . . . . .	4
0.5.2. Objetivos específicos . . . . .	4
0.6. Estructura . . . . .	4
<b>1. Estado del Arte</b>	<b>5</b>
1.1. Redes complejas . . . . .	5
1.1.1. Redes sociales . . . . .	6
1.2. Modelos Basados en Agentes . . . . .	7
1.3. Mapas Cognitivos Difusos . . . . .	8
<b>2. Modelación para la simulación de enfermedades transmitidas por vectores</b>	<b>11</b>
2.1. Vectores en la naturaleza . . . . .	11
2.1.1. Enfermedades Transmitidas por Vectores (ETV) . . . . .	12
2.2. Dengue . . . . .	13
2.3. Modelación del entorno . . . . .	14
2.3.1. Localizaciones . . . . .	14
2.3.2. Personas . . . . .	15
2.3.3. Vectores . . . . .	18
2.4. Interacción de los agentes con el entorno . . . . .	19
2.5. Conceptos (Personas) . . . . .	20
2.5.1. Percepciones . . . . .	20
2.5.2. Sentimientos . . . . .	22
2.5.3. Acciones . . . . .	22

2.6. Vectores y sus acciones . . . . .	26
2.7. Infección, muerte y recuperación de los agentes . . . . .	27
<b>3. Detalles de Implementación y Experimentos</b>	<b>31</b>
3.1. Detalles de Implementación . . . . .	31
3.2. Experimentación . . . . .	32
<b>Conclusiones</b>	<b>40</b>
<b>Recomendaciones</b>	<b>41</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>42</b>

# Índice de figuras

1.1. Ejemplo de un FCM . . . . .	9
2.1. Algunas enfermedades transmitidas por vectores.(Tercero-Gutiérrez y Olalla-Herbosa 2008) . . . . .	12
2.2. Ejemplo de grafo de relaciones personales generados por el modelo. Personas: 300, probabilidad de arista: 0.05 . . . . .	16
2.3. Ejemplo de grafo de relaciones personales para ilustrar. . . . .	17
2.4. Ejemplo de grafo que representa a la red de contactos sociales. . . . .	17
2.5. Esquema que representa el entorno modelado. . . . .	18
2.6. Grafo que representa las relaciones entre los nodos de <i>percepción</i> y <i>sentimientos</i> del <i>FCM</i> inicial de cada persona . . . . .	23
2.7. Función sigmoide . . . . .	24
2.8. Matriz de adyacencia del grafo de la figura 2.6 con los pesos de las aristas. . . . .	24
2.9. Grafo que representa las relaciones entre los nodos de <i>sentimientos</i> y <i>acciones</i> del <i>FCM</i> inicial de cada persona . . . . .	25
2.10. Matriz de adyacencia del grafo de la figura 2.8 con los pesos de las aristas. . . . .	26
2.11. Diagrama que representa el proceso de picar. . . . .	28
2.12. Diagrama que representa el proceso de recuperación. . . . .	29
3.1. Valores de los Conceptos de Acciones para nueve iteraciones de una persona . . . . .	33
3.2. Gráfica de la simulación . . . . .	35
3.3. Cantidad de personas que visitaron $x$ localizaciones . . . . .	35
3.4. Cantidad de personas con $k$ contactos . . . . .	36
3.5. Datos y estimaciones de humanos infectados del modelo (1000) . . . . .	36
3.6. Datos y estimaciones de humanos infectados (de Arazoza et al. 2010) . . . . .	36
3.7. Datos y estimaciones de humanos infectados del modelo para 43000 personas . . . . .	38
3.8. Cantidad de personas que visitaron $x$ localizaciones (43000) . . . . .	38

3.9. Cantidad de personas que visitaron $x$ localizaciones (43000)	. . . . .	38
--	-----------	----

# Introducción

Las enfermedades infecciosas han sido una preocupación constante en todo el mundo debido a su impacto devastador en la salud humana y la sociedad en general. Estas enfermedades son causadas por agentes patógenos, como bacterias, virus, hongos, parásitos y vectores, que pueden transmitirse de una persona a otra.

A lo largo de la historia, las enfermedades infecciosas han desencadenado pandemias y epidemias, cobrando innumerables vidas y afectando la estabilidad de comunidades y naciones. Estas enfermedades pueden tener consecuencias a corto plazo, como enfermedades graves e incluso la muerte, así como impactos a largo plazo, como discapacidades y secuelas. Además del sufrimiento humano, las enfermedades infecciosas también tienen un impacto socioeconómico significativo, afectando la productividad, el desarrollo y los sistemas de atención médica de los países. A pesar de los avances en medicina y prevención, las enfermedades infecciosas continúan representando desafíos persistentes en todo el mundo.

El dengue es una infección transmitida por mosquitos que se presenta en todas las regiones tropicales y subtropicales del planeta. En años recientes, la transmisión ha aumentado de manera predominante en zonas urbanas y semiurbanas y se ha convertido en un importante problema de salud pública. La dinámica de la transmisión de enfermedades infecciosas por vectores es compleja y depende de múltiples factores, incluyendo la biología del vector, la ecología del huésped y el entorno físico. (Hasan et al. 2016)

En cuanto a las estrategias de control, existen diversas opciones que se pueden evaluar mediante la simulación computacional. Una de las estrategias más comunes es el uso de insecticidas, que se aplican en áreas donde los vectores se reproducen y se alimentan. Otra estrategia de control es la implementación de programas de prevención y educación, que buscan reducir la exposición de las personas al vector y la enfermedad. Por ejemplo, se pueden distribuir repelentes de insectos y mosquiteros para prevenir las picaduras de mosquitos, y se pueden implementar campañas de educación para promover prácticas seguras de eliminación de criaderos de mosquitos. (Gubler y Clark 1995)

La simulación computacional es una herramienta esencial para estudiar la dinámica y el control de patógenos transmitidos por vectores. Al utilizar diferentes modelos y

técnicas de simulación, se pueden explorar diversos escenarios y estrategias de control para prevenir y mitigar la propagación de enfermedades infecciosas. Estas simulaciones pueden ser una herramienta muy valiosa para los responsables de la toma de decisiones en salud pública, ya que pueden ayudar a evaluar la efectividad de diferentes medidas de control y a prever el impacto de una enfermedad infecciosa (Epstein 2008), como es el caso del dengue en nuestra población.

## 0.1. Motivación

Enfrentarse a una epidemia presenta una serie de desafíos significativos que requieren una respuesta rápida y coordinada. Estos desafíos pueden variar según la naturaleza del patógeno, la magnitud de la epidemia y el contexto socioeconómico en el que se produce, pero siempre el principal desafío es la pérdida de vidas humanas. Otro de los principales problemas que genera una epidemia es el impacto económico y social. Las epidemias pueden tener un impacto significativo en la economía y el tejido social de las comunidades afectadas. Tanto las medidas de control, como los gastos médicos podrían traer consigo el inicio de una crisis económica.

Las enfermedades pueden propagarse rápidamente y colapsar los sistemas de atención médica. La capacidad de transmisión del patógeno puede dificultar la contención y el control eficaz de la enfermedad, especialmente si no se toman medidas preventivas adecuadas.

Enfrentar una epidemia requiere una sólida coordinación y colaboración entre diferentes entidades, como agencias de salud pública, gobiernos, organizaciones no gubernamentales y comunidades. La falta de coordinación puede dificultar la implementación de medidas de control y generar confusión entre la población.

Teniendo en cuenta estos desafíos, sería de gran importancia tener una herramienta computacional que simule estos escenarios para así ayudar a la toma de decisiones, atendiendo al conocimiento que esta podría brindar.

## 0.2. Antecedentes

La experiencia del Grupo de Biomatemática de la facultad de Matemática y Computación en el trabajo con modelos epidemiológicos poblacionales y la estimación y ajuste de sus parámetros, avala la importancia y necesidad de contar con herramientas computacionales que simulen y resuelvan los problemas inherentes a la modelación, solución, estimación y predicción.

En relación a esta temática existen trabajos como Redes Complejas en Epidemiolo-

gía. Aplicaciones a modelos de VIH y Dengue su autora es Glenda Beatriz Rodríguez García, para optar por el título de licenciatura en Matemática, y de tutora: Dra. Aymée Marrero Severo (2016). En este se presentan conceptos sobre la teoría de redes complejas y se analiza su aplicación al caso de epidemias de Dengue y VIH. Además, utiliza un sistema de ecuaciones diferenciales para mostrar una comparativa con el resultado obtenido por el modelo de redes complejas.

### 0.3. Problema de Investigación

La simulación computacional es una herramienta poderosa para modelar y comprender la dinámica de la transmisión de patógenos por vectores. Al utilizar la simulación, se pueden explorar diferentes escenarios y estrategias de control para prevenir y mitigar la propagación de enfermedades.(Ferguson et al. 2006)

Existen diferentes tipos de modelos que se pueden utilizar para estudiar la dinámica de la transmisión de enfermedades infecciosas por vectores. Uno de los modelos más comunes es el SIR (Kermack y McKendrick 1927), que divide la población en tres grupos: susceptibles, infectados y recuperados. El modelo SIR se utiliza para entender cómo se propaga una enfermedad infecciosa a través de una población y cómo la enfermedad puede ser controlada. Otros, incluyen modelos basados en agentes, que simulan el comportamiento individual de los vectores y los huéspedes, y modelos de redes, que modelan las interacciones entre los vectores, los huéspedes y el entorno. Cada uno de estos métodos ofrece distintos recursos para enfrentar el proceso de simulación. (Ferguson et al. 2006) (Balcan et al. 2009)

Teniendo en cuenta los diferentes métodos que existen, la problemática de la presente investigación sería la modelación de una simulación para la dinámica de patógenos transmitidos por vectores, utilizando recursos que simulen adecuadamente la toma de decisiones de las personas.

### 0.4. Pregunta Científica

Por lo analizado durante el estudio del Estado del Arte se plantea la pregunta científica: ¿es posible implementar una herramienta de simulación, la cual modele la propagación de una enfermedad transmitida por vectores teniendo en cuenta el comportamiento dinámico de las personas?

## 0.5. Objetivos

### 0.5.1. Objetivo general

Implementar un modelo que, usando redes complejas, simule la dinámica de las personas y los vectores en el medio, desarrollando una herramienta de trabajo para el mismo.

### 0.5.2. Objetivos específicos

- Estudiar y comparar los modelos que existen para la simulaciones de epidemias que se adapten a los requerimientos establecidos.
- Diseñar un modelo para la simulación que represente a las personas como agentes.
- Implementar una aplicación que permita simular diferentes escenarios del modelo desarrollado.
- Validar el modelo implementado con modelos clásicos.

## 0.6. Estructura

El documento se encuentra estructurado en tres capítulos. En el Capítulo 1 se realiza un estudio sobre el marco teórico conceptual del problema en cuestión, haciendo énfasis en las Redes Sociales, la Modelación Basada en Agentes y los Mapas Cognitivos Difusos. El Capítulo 2 aborda sobre la modelación de los agentes y el entorno, argumentando el mapa cognitivo perteneciente a los agentes. En el Capítulo 3 se especifican los aspectos técnicos de la implementación del modelo y se lleva a cabo un análisis del valor de la solución desarrollada mediante experimentos. Finalmente se presentan las Conclusiones, que resume los hallazgos claves y los puntos principales, dando respuesta a los objetivos según los resultados obtenidos.



# Capítulo 1

## Estado del Arte

Una epidemia es la aparición en un período de tiempo corto de una enfermedad infecciosa en una población. Cuando la enfermedad persiste en la población después de un tiempo determinado, se considera endemia. Para los casos en que la enfermedad abarca no solo períodos de tiempo largos, sino que además está difundida por una región geográfica grande, se denomina pandemia. (Morens et al. 2004)

### 1.1. Redes complejas

En el contexto de la teoría de redes, una red compleja se refiere a una red (grafo) que posee ciertas características topológicas no triviales que no ocurren en redes simples.

Newman en (Newman 2003) especifica los conceptos y propiedades de estas, en el cual expresan que las redes complejas son estructuras compuestas por un conjunto de elementos interconectados, donde las interacciones entre esos elementos generan propiedades emergentes a nivel global.

#### **Propiedades de las redes complejas:**

1. Distribución de grado libre: Las redes complejas tienden a tener una distribución de grado libre, lo que significa que el número de conexiones que tienen los nodos sigue una ley de potencia. Esto implica que existen pocos nodos con un grado muy alto (llamados "hubs") y muchos nodos con un grado bajo. Esta propiedad refleja la heterogeneidad en la conectividad de los nodos.
2. Mundo pequeño: Las redes complejas a menudo exhiben la propiedad del mundo pequeño, lo que significa que la distancia promedio entre dos nodos elegidos al azar es relativamente corta. En otras palabras, los caminos entre nodos distantes

suelen ser sorprendentemente cortos. Esta propiedad facilita la propagación de información o influencia rápidamente a través de la red.

3. **Clustering o agrupamiento:** Las redes complejas tienden a mostrar agrupamiento o clustering significativo. Esto significa que los nodos tienden a formar comunidades o grupos densamente conectados entre sí. Dentro de una comunidad, los nodos están más interconectados que con nodos fuera de la comunidad. El agrupamiento refleja la tendencia natural de las entidades a formar subgrupos o comunidades en la vida real.
4. **Centralidad:** La centralidad de un nodo en una red compleja se refiere a su importancia relativa en términos de conexiones o influencia. Hay diferentes medidas de centralidad, como la centralidad de grado, la centralidad de cercanía y la centralidad de intermediación. Los nodos con alta centralidad suelen desempeñar un papel crucial en la estructura y la dinámica de la red.
5. **Propagación y difusión:** Las redes complejas influyen en cómo se propaga la información, los contagios o los flujos a través de sus conexiones. Esto tiene aplicaciones en el estudio de la propagación de enfermedades, la difusión de información en las redes sociales, la viralidad de contenido en línea, entre otros fenómenos.

Los ejemplos de redes complejas son numerosos en la actualidad; el cerebro es una red de neuronas conectadas por medio de la sinapsis, una organización es una red de personas con diversos tipos de conexiones entre ellas, la economía mundial es una red formada por las economías nacionales, que a su vez son redes de mercados, y éstos son redes de productores y consumidores que interactúan, las redes de transporte público, como las redes de autobuses o trenes en una ciudad, se pueden modelar como redes complejas; siendo los nodos las paradas y las aristas representan las rutas o conexiones entre ellas.

### 1.1.1. Redes sociales

En el contexto de las redes sociales, los individuos o entidades son los elementos de la red, y las interacciones o conexiones entre ellos forman las aristas. Estas redes exhiben varias propiedades típicas de las redes complejas, como la distribución de grado libre, donde algunos nodos tienen muchos enlaces mientras que otros tienen pocos; la presencia de comunidades o grupos de nodos altamente interconectados; y la presencia de nodos influyentes o centrales que desempeñan un papel importante en la red. (Newman 2003)

Este tipo de redes complejas se ha utilizado para simular la propagación de enfermedades y el control que se puede realizar para evitar su esparcimiento de muchas

maneras en la actualidad. En (Eubank et al. 2004) se realiza una simulación en la cual se crea una red social dividida en dos grupos, las personas y los lugares, esta red se puede ver como un grafo bipartito:

$$\begin{aligned} & \text{(Sea } p \subset \text{Personas y } l \subset \text{Localizaciones)} \\ G(V, E): & p \in V, l \in E : \text{si } a, b \in V, \langle a, b \rangle \in E, x = w(a, b) \Rightarrow a \text{ está en el} \\ & \text{instante de tiempo } x \text{ en } b \end{aligned}$$

Esta manera de modelar el problema de cómo representar personas y localizaciones en las simulaciones se considera interesante pues muchas enfermedades se transmiten mediante la interacción con una persona infectada, actuando como un intermediario en el proceso de contagio. Este grafo no es dinámico, es decir, mantiene su estado inicial de nodos y aristas. Un grafo dinámico se acercaría más al comportamiento que tienen las personas en la sociedad, ya que todos los días no nos encontramos en el mismo lugar a la misma hora.

## 1.2. Modelos Basados en Agentes

La simulación basada en agentes<sup>1</sup> es un enfoque de modelación computacional que se utiliza para simular sistemas complejos, donde los agentes individuales interactúan entre sí y con su entorno. Cada agente es una entidad autónoma con su propio comportamiento, objetivos y reglas de interacción. El estado interno, su percepción del entorno y las interacciones con otros agentes es lo que define la decisión o acción a realizar por estos. (Macal y North 2010)

### Estructura de una modelación basada en agentes:

1. Conjunto de agentes, sus atributos y comportamientos posibles.
2. Conjunto de las relaciones entre agentes y los métodos de interacciones.
3. El entorno en el que interactúan.

En un *ABM*, se busca comprender cómo emergen los patrones y las dinámicas a nivel colectivo a partir de las interacciones de los agentes individuales. Según Nicholas R. Jennings en (Jennings 2000) la definición de agentes está dada por ciertos puntos:

1. Se encuentran situados en un entorno: reciben una instancia del estado del medio y actúan en este.

---

<sup>1</sup>ABM por sus siglas en inglés

2. Tienen propósitos específicos: poseen objetivos particulares a lograr.
3. Autonomía: tienen control sobre sus estados internos y sobre sus propios comportamientos.
4. Capacidad de presentar comportamientos flexibles ante las soluciones de problemas siempre siguiendo sus objetivos: necesitan ser capaces de actuar en consecuencia con lo que ocurre para cambiarlo o mantenerlo y también actuar anticipadamente para esto.

Con este modelo es posible simular diferentes escenarios; la convivencia de animales en un medio, con el objetivo de observar como se modifican las poblaciones del mismo se podría simular usando agentes; en este caso los animales se tratarían como los agentes del modelo; también para la propagación de epidemias (Bagni et al. 2002), simulacros de incendios o atentados en centros de trabajo; en ambos casos, las personas serían tratadas como los agentes de la simulación.

En (Bissett et al. 2021) además de utilizar la red social, se basan en agentes para simular. En su caso las personas son agentes que poseen cierto grado de infección, cierta probabilidad de transmitir, tienen cierta movilidad, pero por lo que se interpreta estos agentes no tienen la capacidad de decidir en un instante de tiempo que hacer exactamente, sino que el grafo ya está definido de tal forma que estos se mueven por lo que en la red indica. Pero, ¿qué sucedería si las personas tuvieran la posibilidad de decidir; según lo que perciben del medio, según sus sentimientos; qué hacer en el instante de tiempo en que se encuentran? En teoría, toda persona teniendo en cuenta el contexto social y su presente, tiene la capacidad de realizar o no una acción determinada, por lo cual, para la pregunta formulada anteriormente, se interpreta que de implementarse así, un agente se comportaría similar a una persona.

Surge otra interrogante, ¿cómo lograr que los agentes se comporten de una forma u otra según lo que perciben? Una manera de darle respuesta a esta pregunta es mediante Mapas Cognitivos Difusos (FCM por sus siglas en inglés)

### 1.3. Mapas Cognitivos Difusos

Bart Kosko en (Kosko 1986) brinda un concepto de mapa cognitivo difuso, argumenta que son digrafos en los cuales los nodos son variables, que representan conceptos y las aristas son conexiones entre estos. Sea  $G$  digrafo que representa al FCM, sea la arista:

$\langle a, b \rangle \in G$  si  $w(a, b) > 0$  ( $w(a, b) < 0$ )  $\Rightarrow$  El concepto que representa el nodo  $a$  influye positivamente (negativamente) en el concepto que representa el nodo  $b$ . (Los pesos de las aristas son valores desde  $[-1, 1]$ )

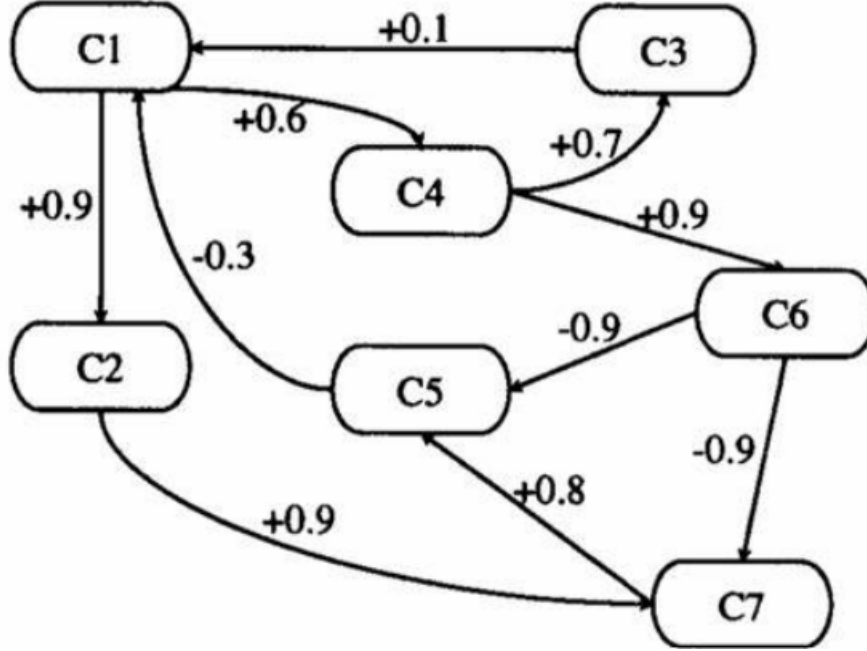


Figura 1.1: Ejemplo de un FCM

En esta imagen los  $C_i$  hacen referencia al concepto  $i$  del agente. El valor de los conceptos de los agentes se calcula en el momento en que este deba realizar una acción utilizando la siguiente función:

$$X_i(t+1) = F(X_i(t) + \sum_{j=1}^n (X_j(t) \times w_{j,i}))$$

donde  $X_i(t)$  es el valor del  $i$ -ésimo concepto en el  $t$ -ésimo instante de tiempo,  $i, j=1, 2, \dots, n$ , donde  $n$  es el número de conceptos,  $w(i, j)$  es el peso que representa la relación que posee el concepto  $i$  con el concepto  $j$  y  $F(x)$  es la función de transformación sigmoideal que normaliza los valores conceptuales al rango  $[0, 1]$ . (Poczeta et al. 2020)

Existen varias formas y ejemplos en los cuales se puede utilizar un FCM, Nachazel en (Nachazel 2021) explica una nueva modificación a los FCM para la autonomía de decisión de los agentes. Propone dividir los conceptos en 3 clases diferentes; necesidades, actividades y estados; para así agregar características que ayuden a la toma de decisiones y las necesidades internas que puede tener un agente. Es una visión sorprendente sobre en que se basa una entidad o agente para la toma de decisiones o realizar una acción. Sin embargo, es de considerar, que utilizando otras clases, se puede lograr una mejor adaptación del FCM al necesitado: percepciones, sentimientos, acciones.

Con estas tres nuevas clases se podría utilizar el conocimiento que tiene un agente sobre el medio que lo rodea (**percepciones**) y cómo este se siente con respecto a esto

(**sentimientos**) para así decidir sobre que acción final realizaría (**acciones**).

Al enlazar los conceptos y modelos antes vistos, se obtendría un entorno en el cual convivirían los agentes, teniendo o no algún tipo de relación entre ellos (Red Social); en este existirían localidades a las cuales los mismos podrían acceder (Red Social) y cada agente poseería su propio FCM de percepción, sentimientos y acciones para elegir qué realizar en cada momento.

## Capítulo 2

# Modelación para la simulación de enfermedades transmitidas por vectores

### 2.1. Vectores en la naturaleza

Un vector es un organismo vivo, como un insecto o artrópodo, que puede transmitir un agente infeccioso, como un virus, una bacteria o un parásito, de un huésped infectado a un huésped susceptible. Los vectores pueden actuar como intermediarios en la transmisión de enfermedades, ya sea mecánicamente, a través de la contaminación de alimentos o superficies con el agente infeccioso, o biológicamente, cuando el agente infeccioso se replica y multiplica dentro del vector antes de ser transmitido a un nuevo huésped. Los vectores son una parte integral de la epidemiología de muchas enfermedades infecciosas y desempeñan un papel crucial en su mantenimiento y propagación.(Reisen 2010)

Según la OMS, las enfermedades airborne (arthropod-borne)<sup>1</sup> representan 17 por ciento del total de las enfermedades infecciosas en el mundo, con 1,000 millones de casos y un millón de defunciones anuales (WHO 2020). Los vectores biológicos más comunes son los insectos hematófagos que al alimentarse de la sangre de un portador infectado, ingieren microorganismos patógenos que posteriormente inoculan a otro individuo.

**Características generales de los vectores:(WHO 2020)**

1. Especies específicas: Los vectores suelen ser especies específicas de insectos, artrópodos u otros organismos. Por ejemplo, los mosquitos, las garrapatas, las

---

<sup>1</sup>enfermedades infecciosas que se transmiten a través de la picadura de artrópodos, como mosquitos, garrapatas, pulgas o moscas.

pulgas y los flebótomos son ejemplos comunes de vectores.

2. Capacidad de transmitir enfermedades: Los vectores tienen la capacidad de transmitir agentes patógenos, como virus, bacterias o parásitos, de un huésped infectado a un huésped susceptible. Esto puede ocurrir a través de la picadura o el contacto con el vector.
3. Dependencia de los huéspedes: Los vectores dependen de la sangre u otros recursos de sus huéspedes para alimentarse y reproducirse. Por lo tanto, su presencia y actividad están estrechamente relacionadas con la disponibilidad de los huéspedes adecuados.

### 2.1.1. Enfermedades Transmitidas por Vectores (ETV)

Entre las ETV que han aumentado en las últimas décadas están el paludismo o malaria, la fiebre hemorrágica por dengue, la esquistosomiasis, la tripanosomiasis americana o enfermedad de Chagas, la tripanosomiasis africana o enfermedad del sueño, la leishmaniasis, la fiebre amarilla, la encefalitis japonesa, la fiebre por zika y la fiebre por chikungunya. Otras ETV menos frecuentes son la borreliosis o enfermedad de Lyme y la enfermedad por el virus del oeste del Nilo. (Torres-Castro et al. 2020)

ENFERMEDAD	PARASITO	VECTOR
Dengue	Flavivirus del dengue	Mosquito <i>Aedes aegypti</i>
Esquistosomiasis	<i>Schistosoma mansoni</i> , <i>S. japonicum</i> <i>S. haematobium</i>	Caracol de agua dulce
Fiebre amarilla	Arbovirus del género <i>Flavivirus</i>	Mosquito <i>Aedes aegypti</i>
Filariasis	<i>Wuchereria bancrofti</i>	Mosquitos del género <i>Aedes</i> , <i>Anopheles</i> , <i>Culex</i> y <i>Mansonia</i>
Oncocercosis	<i>Onchocerca volvulus</i>	Moscas del género <i>Simulium</i>
Tripanosomiasis africana	<i>Tripanosoma brucei gambiense</i> y <i>Tripanosoma brucei rhodesiense</i>	Mosca tse-tsé
Tripanosomiasis americana	<i>Tripanosoma cruzi</i>	Chinche triatoma
Paludismo	<i>Plasmodium falciparum</i> , <i>P. vivax</i> , <i>P. ovale</i> y <i>P. malariae</i>	Mosquito <i>Anopheles</i> spp.

Figura 2.1: Algunas enfermedades transmitidas por vectores. (Tercero-Gutiérrez y Olalla-Herbosa 2008)

La distribución de las ETV está vinculada a una serie de factores complejos de naturaleza demográfica, ecológica, medioambiental y social. Estos factores incluyen:

1. El fenómeno del calentamiento global y el consiguiente cambio climático, que permite la adaptación de los vectores a nuevas altitudes y la propagación de patógenos en regiones previamente no afectadas.



2. La sobrepoblación y el hacinamiento en áreas específicas, lo cual propicia un aumento en la presencia de vectores y hospederos susceptibles, como perros y gatos.
3. La densidad de población de los artrópodos vectores y la diversidad de especies presentes en un área determinada.
4. La falta de medidas adecuadas de higiene a nivel personal, en viviendas y en comunidades.
5. El incremento en la frecuencia y distancia de los viajes internacionales.
6. La existencia de marginación, pobreza y urbanización descontrolada.

Actualmente, la enfermedad transmitida por vector con mayor crecimiento mundial es el dengue. Al igual que el virus del dengue, el del Zika, el chikungunya y la fiebre amarilla son transmitidos por los mosquitos *Aedes aegypti* y *Aedes albopictus*. Más de 3900 millones de personas en más de 129 países corren el riesgo de contraer dengue, y se estima que cada año se registran 96 millones de casos sintomáticos y 40 000 muertes.(WHO 2020)

## **2.2. Dengue**

El dengue es una enfermedad viral transmitida por mosquitos que representa un desafío significativo para la salud pública a nivel mundial. Esta enfermedad se encuentra principalmente en regiones tropicales y subtropicales, pero su alcance se ha extendido durante las últimas décadas, llegando a afectar a más de 100 países. El virus del Dengue está formado por cuatro serotipos: dengue1, dengue2, dengue3 y dengue4. La infección humana por un serotipo produce inmunidad para toda la vida contra la reinfección por ese serotipo, pero el individuo queda susceptible a los otros tres. (Simmons et al. 2012)

Una vez que una persona es picada por un mosquito infectado, se produce un período de incubación en esta, que puede durar de 5 a 7 días, luego de esto aparecen los primeros síntomas. El humano se encuentra enfermo aproximadamente durante 7 o 15 días. En el momento en el que surgen los primeros síntomas comienza el período crítico de transmisión. Si en este intervalo de tiempo un mosquito pica a esa persona, entonces tiene una probabilidad alta de adquirir la enfermedad y luego de 8 a 12 días el virus se aloja en las glándulas salivales del mosquito y es en esta etapa en que el mosquito es capaz de transmitir la enfermedad. (WHO 2023b)

Una de las características más preocupantes del Dengue es su capacidad para causar una amplia gama de síntomas, desde una fiebre leve hasta formas más preocupantes que pueden poner en peligro la vida. La forma grave de la enfermedad,

conocida como fiebre hemorrágica del dengue, puede producir hemorragias internas, disfunción orgánica y shock. Esta forma afecta principalmente a niños pequeños, adultos mayores y personas con sistemas inmunológicos debilitados.

**Síntomas del Dengue:**(WHO 2023b)

1. Fiebre alta ( $40^{\circ}\text{C}$ ).
2. Dolores de cabeza.
3. Dolor detrás de los ojos.
4. Náuseas
5. Vómitos
6. Rash

El mosquito *aedes aegypti* es el vector del Dengue. El ciclo de vida de un mosquito es aproximadamente entre 4 y 8 semanas y ocurre en varias etapas, huevo, larva, pupa y adulto. Los que transmiten la enfermedad son los mosquitos hembras adultos. Estas necesitan de sangre para desarrollar los huevos y pueden volar hasta 3 kilómetros con el objetivo de encontrar un lugar para ponerlos, aunque no se espera que vuelen más de 100 metros del sitio donde viven.

## 2.3. Modelación del entorno

Lo primero que se debe crear y modelar para simular cómo ocurre la propagación de enfermedades es el entorno en que ocurrirá la misma. La idea de este trabajo es lograr representar la realidad de la sociedad y para esto se entiende que existen parámetros a desarrollar: las relaciones personales, los lugares y el comportamiento de las personas.

### 2.3.1. Localizaciones

En la actualidad la mayoría de las personas tienen un programa de vida definido, es decir, una persona  $x$  tiene una vivienda, un centro de trabajo y otros lugares a los que asiste por determinadas circunstancias; por lo que para representar la sociedad, es necesario según se entiende, modelar estos lugares.

Para esto, los lugares son considerados un objeto en nuestro proyecto. Se entiende por lugar una localización en la cual pueden asistir personas y vectores y además este puede brindar cierto recurso. Por ejemplo: ¿cómo se representaría un mercado

en nuestra simulación?, un mercado posee una capacidad para albergar personas y vectores y además brinda la posibilidad de obtener comida, aseo, entre otros.

**Localizaciones relevantes a representar:**

1. Casas: representa un hogar familiar.
2. Hospitales: indica un centro de atención médica.
3. Centros de trabajo: hace referencia a todo lugar laboral, pero no significa que si una persona está en este, se encuentra trabajando, por ejemplo: en una escuela (centro de trabajo) hay personas que no están trabajando como los niños.
4. Mercados.

Este tipo de localizaciones nos permite abarcar toda construcción en la que pueden relacionarse las personas, pues el tipo de lugar "*Centro de Trabajo*" sirve de comodín en nuestra simulación.

### 2.3.2. Personas

Una de las herramientas conocidas para describir relaciones entre agentes son los grafos (Newman 2003). Un grafo es un par ordenado  $G = (V, E)$  donde  $V$  es un conjunto no vacío de nodos y  $E$  es un conjunto de pares no ordenados de aristas.

$G = (V, E)$  tal que:

1.  $V = \{ v_1, v_2, v_3, \dots, v_n \}$  es un conjunto finito de vértices.
2.  $E = \{(v_i, v_j) | v_i, v_j \in V\}$  es un conjunto de pares no ordenados de vértices que representan las aristas del grafo.

En nuestro proyecto se construye un grafo que representa la relación **ser familia** y la relación **ser conocidos**, brindando la posibilidad de escoger la probabilidad con la que se genere una arista entre dos nodos y la cantidad de nodos a crear. En este, un nodo  $v_i$  representa a la persona  $i$  de la simulación y una arista  $(v_i, v_j)$  simboliza, o bien la relación  $i \rightarrow j$  son familiares, o son conocidos, es decir no existe un tipo de arista para cada tipo de relación. ¿Cómo se identifica entonces si la arista  $(v_i, v_j)$  representa la relación ser familia o la relación conocidos?

Para esto se realiza un proceso estocástico que ocurre una sola vez (al inicio de la simulación), el cual consiste en escoger de manera aleatoria el conjunto  $C$  que se define a continuación.

Sea  $G = (V, E)$  un grafo de nuestra simulación.

Sea  $H \subset V$  tal que  $v_i \in H \Leftrightarrow \forall v_j \in H, (v_i, v_j) \in E$

Sea  $C = \{H_1, H_2, \dots, H_l\}, \forall i H_i \subset V$  tal que si  $v_j \in H_i \Rightarrow v_j \notin H_k \ \forall k \neq i$

Entonces las relaciones están definidas de la siguiente forma:

$\forall i, j \ (v_i, v_j) \in E$  representa la relación ser familia  $\Leftrightarrow \exists k$  tal que  $v_i, v_j \in H_k, H_k \in C$ .  
Si  $v_i \in H_k, v_j \notin H_k, H_k \in C$  y  $\exists (v_i, v_j) \Rightarrow$  la arista  $(v_i, v_j)$  representa la relación ser conocidos.

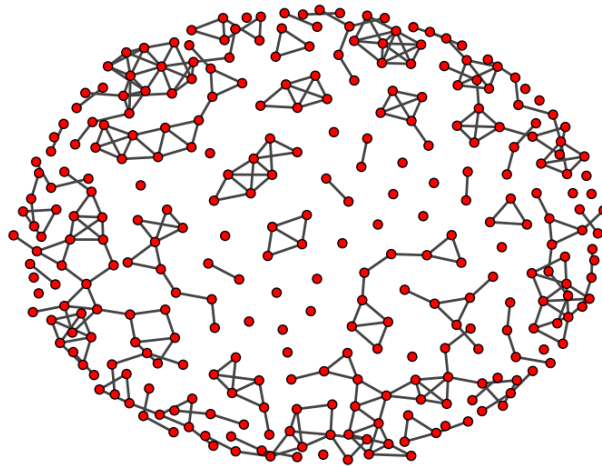


Figura 2.2: Ejemplo de grafo de relaciones personales generados por el modelo.  
Personas: 300, probabilidad de arista: 0.05

En la figura 2.3 se observa un posible grafo generado. En este grafo los posibles conjuntos  $H$  serían:  $H_1 = (1, 2)$ ;  $H_2 = (1, 3)$ ;  $H_3 = (2, 3)$ ;  $H_4 = (1, 2, 3)$ ;  $H_5 = (1, 5)$ ;  $H_6 = (1, 4)$ ;  $H_7 = (4, 6)$ ;  $H_8 = (5, 6)$  y por último tantos conjuntos  $H$  como nodos haya, es decir todos los posibles cliques del grafo. De estos conjuntos se seleccionarían aleatoriamente algunos para formar el conjunto  $C$ ; por ejemplo  $C = \{H_4, H_7, H_{13}^2\}$ ; y los nodos que están en los  $H_i \in C$  serían considerados familias entre ellos.

<sup>2</sup>A partir de  $H_8$  comienzan los conjuntos que representan a cada nodo, por tanto  $H_{13}$  hace referencia al nodo 5

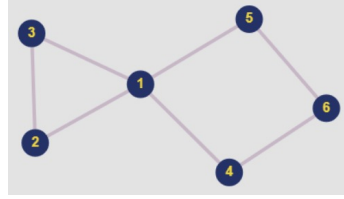


Figura 2.3: Ejemplo de grafo de relaciones personales para ilustrar.

Las personas, en el curso de la realización de sus actividades diarias (como el trabajo, el estudio o las compras), se desplazan entre varios lugares, exponiéndose a agentes infecciosos dentro de estos lugares y transportando las enfermedades. Para lograr representar y modelar estos procesos se genera una red de contactos sociales que puede ser vista como un grafo bipartito, en el cual el conjunto  $A$  está compuesto por todas las personas de la simulación y el conjunto  $B$  por todas las localizaciones. Las aristas en este grafo son dirigidas y representan el lugar en donde se encuentra la persona.

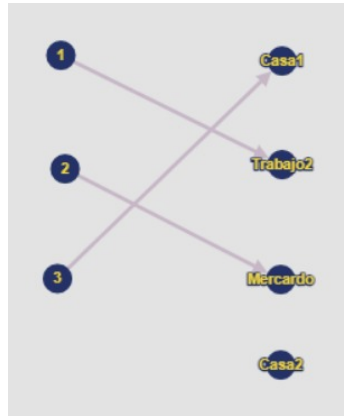


Figura 2.4: Ejemplo de grafo que representa a la red de contactos sociales.

Sea  $G = (V, E)$  grafo dirigido.  $\forall i, j$  si  $(v_i, v_j) \in E \Rightarrow$  la persona  $v_i$  se encuentra en el lugar  $v_j$

El grafo definido anteriormente es un grafo dinámico, es decir varía en dependencia del lugar en donde se encuentre una persona, pues al decidir un agente ir a otro lugar, se elimina la arista que antes este tenía en el grafo y se añade la nueva arista, la cual representa el lugar en donde se encuentra en el momento. (Los vértices que representan personas tienen *outdegree*<sup>3</sup> igual a 1)

<sup>3</sup>Hace referencia a la cantidad de aristas que salen del vértice en cuestión, se mantiene el término en inglés pues es lo usado en el ámbito científico

### 2.3.3. Vectores

Los vectores son seres vivos al igual que las personas, pero a diferencia de ellas, estos poseen menos movilidad. Para la representación de los vectores en el modelo no se tiene en cuenta la relación que poseen entre ellos pues se entiende que es suficiente con las relaciones de las personas para lograr simular la propagación de una enfermedad.

Los mosquitos como bien se mencionó anteriormente se establecen en un lugar y poco o nada se mueven de sus alrededores, por tanto, se decidió que los vectores en nuestra simulación no tuviesen la capacidad de moverse por las localizaciones como las personas ya que esto nos acerca más a lo que ocurre en la realidad.

Los vectores se modelan con la posibilidad de picar y de infectarse. Estos, según mecanismos estocásticos, deciden si picar o no y teniendo en cuenta el nivel de infección de la persona y la susceptibilidad del mismo este se infecta o no. También poseen un parámetro que representa la probabilidad de infectarse debido a una picada, mientras mayor sea el valor de dicho parámetro, más probable será que el mosquito se infecte si pica a una persona enferma.

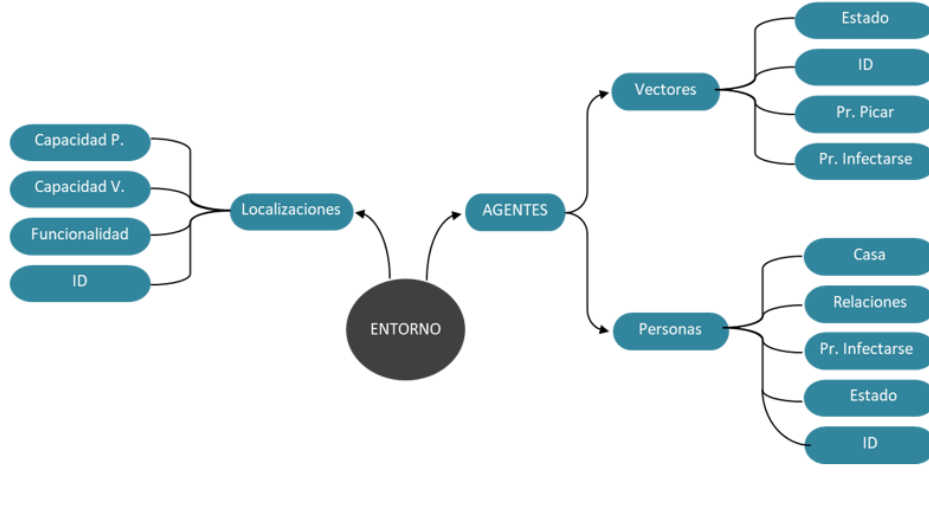


Figura 2.5: Esquema que representa el entorno modelado.

En la figura 2.5 se observa como se encuentra modelado el entorno de la simulación. Existen unos agentes que son las personas y los vectores, los cuales poseen ciertas características y estos interactúan con las localizaciones para cumplir sus propósitos; el de las personas trabajar y socializar y el de los vectores alimentarse, logrando así acercarnos a un modelo que representa de forma precisa cómo se propaga un enfermedad transmitida por vectores.

## 2.4. Interacción de los agentes con el entorno

Una vez diseñado el entorno y los agentes que conviven en el mismo, se abre paso al siguiente aspecto: ¿Cómo interactúan entre sí? La interacción entre los agentes y su medio es esencial para comprender cómo se desarrollará y evolucionará el sistema en cuestión.

Existen muchas formas de desarrollar las interacciones, dependiendo del contexto y los objetivos establecidos para los agentes. Pueden ser directas, donde los agentes interactúan entre sí de manera mutuamente perceptible, indirectas, donde los agentes influyen en el entorno, y a su vez, el entorno afecta a la forma en que estos se comportan y un híbrido en el que los agentes según sus decisiones afectan al medio y a otros agentes, y también, el entorno los afecta.

Las interacciones pueden estar basadas en reglas predefinidas, donde se establecen normas, objetivos y una serie de comportamientos específicos, o pueden ser adaptativas, donde los agentes aprenden a medida que intercambian con el entorno, obteniendo retroalimentación del mismo, para modificar su comportamiento.

Una herramienta computacional que brinda la posibilidad de crear agentes con cierta inteligencia para manejar sus decisiones son los Mapas Cognitivos Difusos<sup>4</sup>. Para el diseño de un *FCM* es necesario definir los conceptos que este agrupará, así como las categorías de conceptos.

¿Qué son los conjuntos difusos? Zadeh en (Zadeh 1965) da respuesta a esta interrogante de la siguiente forma.

Sea  $X$  un espacio de puntos en los que los elementos de  $X$  son  $x$ .  $X = \{x\}$

Un conjunto difuso  $A$  en  $X$  es caracterizado por una función de membresía  $f_A(x)$  que asocia a cada punto en  $X$  un valor real en el intervalo  $[0, 1]$  con el valor de  $f_A(x)$  en  $x$  representando el grado de membresía de  $x$  en  $A$ , tal que mientras más cerca el valor de  $f_A(x)$  a la unidad más alto es el grado de membresía de  $x$  en  $A$ . Pongamos un ejemplo representado en (Zadeh 1965).

Sea  $X$  el conjunto de los números reales  $R$  y sea  $A$  un conjunto difuso de los números que son mucho mayores que 1. La función  $f_A(X)$  podría tener ciertos valores representativos como:  $f_A(0) = 0$ ,  $f_A(1) = 0$ ,  $f_A(5) = 0,01$ ,  $f_A(10) = 0,2$ ,  $f_A(100) = 0,95$ ,  $f_A(500) = 1$ .

Es importante notar que cuando el conjunto  $X$  es un conjunto contable la función de membresía es parecida a una función de probabilidad (o parecido a la función de densidad cuando  $X$  es continuo), evidentemente existen diferencias entre estos conceptos las cuales son especificadas por Zadeh en (Zadeh 1965).

En el Capítulo "*Estado del Arte*" se realiza un acercamiento a la posibilidad de crear un *FCM* con tres clases de conceptos; *Percepciones*, *Sentimientos* y *Acciones*.

---

<sup>4</sup>FCM por sus siglas en inglés

Cada clase tiene una serie de conceptos que posibilitan la interacción entre clases.

Al separar los conceptos se comienza a ver el grafo del *FCM* como un grafo bipartito, en el cual el conjunto *A* se encuentra formado por los conceptos de las clases *Percepciones* y *Acciones* y el conjunto *B* por la clase *Sentimientos*. Entonces, surge una interrogante, ¿cuál sería el flujo a seguir de este *FCM* para que los agentes decidan una acción u otra?

La idea es la siguiente, un agente percibe un estado del entorno, este estado, provoca un sentimiento en el agente y, a su vez, este sentimiento provoca una acción.

$$Percepciones \rightarrow Sentimientos \rightarrow Acciones$$

A medida que va cambiando el entorno, va cambiando la perspectiva del agente, esta afecta a los sentimientos del mismo y con esto cambia la probabilidad de efectuar una acción u otra. Por tanto, el tipo de relación utilizada en este *FCM* es híbrida, cada pequeño cambio, ya sea, en el entorno, o en el mapa cognitivo difuso de un agente, afecta a los conceptos del *FCM* de los agentes restantes.

## 2.5. Conceptos (Personas)

### 2.5.1. Percepciones

Para la sección de los conceptos de percepción se observa que una idea útil es que, para cada concepto, se crea su contrapuesto como concepto, por ejemplo, si se definiese el concepto "*cercaníadehospital*", entonces sería útil definir el concepto "*lejaníadehospital*" pues las posibles acciones a ejecutar se beneficiarían por uno y se perjudicarían por el otro, añadiendo facilidad a la decisión del agente.

#### Conceptos definidos para la categoría Percepciones:

- Personas enfermas alta. (1.4)
- Personas enfermas baja. (1.4)
- Comida alta. (1.5)
- Comida baja. (1.5)
- Energía alta. (3)
- Energía baja. (3)
- Dinero alto. (1.5)



- Dinero bajo. (1.5)
- Enfermedad alta. (3.2)
- Enfermedad baja. (3.2)

Cada concepto en esta categoría, tiene un parámetro que representa cuán grande es el intervalo que se considera para darle un valor en la *fuzzificación* entre (0,1) al concepto<sup>5</sup>, en caso de que sea menor o mayor a los límites del intervalo, su valor final es 0 o 1, pero, ¿por qué se realiza este procedimiento?

La idea de implementar de esta forma esta categoría es para *fuzzificar* teniendo en cuenta lo que se percibe del entorno. El valor de este parámetro por concepto nunca cambia, entonces surge la interrogante siguiente: ¿cómo modelar que la perspectiva del entorno varía? Este valor pasa por un proceso en el cual se toman variables que sí cambian en el entorno y se utiliza el mismo para *fuzzificar* el valor del concepto, el cual es distinto al parámetro representado en la lista anterior.

El proceso de *fuzzificación* es distinto para cada concepto, pero por regla general se sigue la siguiente idea:

1. Se toma un valor del entorno del agente que tenga relación con el concepto a *fuzzificar*, llamémosle *variable de fuzzificación*.
2. Se obtiene un intervalo de valores utilizando el parámetro del concepto, llamémosle *intervalo de fuzzificación*.
3. Se compara la *variable de fuzzificación* con los extremos del *intervalo de fuzzificación*, en el caso de encontrarse incluida en este se decide si es más importante que se encuentre cerca del máximo o del mínimo del *intervalo de fuzzificación* y se *fuzzifica* de acuerdo al intervalo, teniendo en cuenta cual extremo es considerado 1 y cual 0 en el proceso de *fuzzificación*.

Sea  $v$  la *variable de fuzzificación*.

Sea  $(i_0, i_1)$  el *intervalo de fuzzificación*.

Sea  $r$  el resultado del proceso de *fuzzificación*.

Sea  $inv$  una variable booleana, tal que:  $if\ inv = True, v \geq i_1 \Rightarrow r = 1$  ,  $if\ inv = False, v \leq i_0 \Rightarrow r = 1$

Cuando  $v$  se encuentra dentro del intervalo ocurre lo siguiente:

$$if\ inv = True \Rightarrow r = \frac{v-i_0}{i_1-i_0}$$

$$if\ inv = False \Rightarrow r = \frac{i_1-v}{i_1-i_0}$$

La combinación de valores en estos conceptos, o el valor de un concepto por sí mismo, afecta al valor que toma algún concepto en la categoría *Sentimientos*.

---

<sup>5</sup>el número que se encuentra entre paréntesis al lado del concepto

### **2.5.2. Sentimientos**

En esta categoría se tienen en cuenta los sentimientos básicos de un ser humano y los que mejor se adaptaban para representar la movilidad de los mismos.

#### **Conceptos definidos para la categoría Sentimientos:**

- Miedo.
- Hambre.
- Necesidad.
- Enfermedad.
- Indiferencia.
- Cansancio.

### **2.5.3. Acciones**

Se definen las acciones fundamentales que modelan el comportamiento de una persona en un ambiente epidémico.

#### **Conceptos definidos para la categoría Acciones:**

- Ir a trabajar.
- Ir al mercado.
- Ir al hospital.
- Caminar.
- Estudiar.
- Descansar.
- Prevenir.

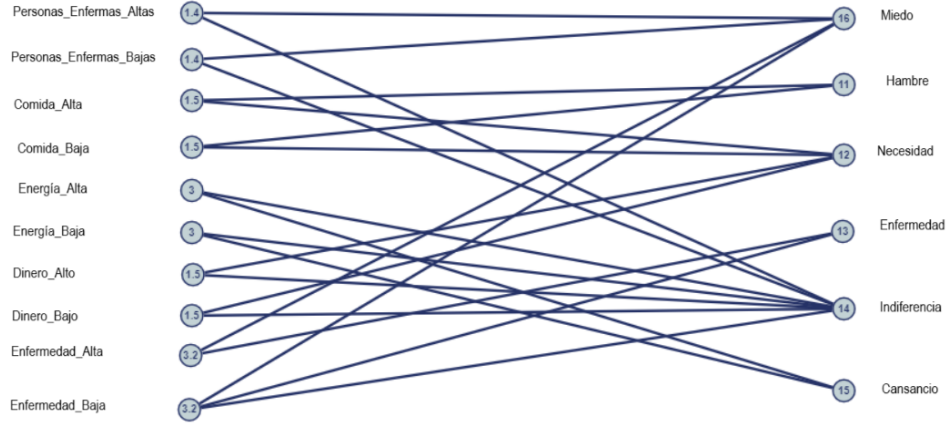


Figura 2.6: Grafo que representa las relaciones entre los nodos de *percepción* y *sentimientos* del *FCM* inicial de cada persona

Los nodos *percepción* representados a la izquierda en la figura 2.6 poseen unos pesos. Estos son utilizados en la simulación para hallar el intervalo de pertenencia de un concepto de *percepción*. A modo de ejemplo se presenta la manera de calcular el intervalo de pertenencia del concepto *Personas Enfermas Altas*, para con este hallar el grado de pertenencia del parámetro *cantidad de personas enfermas* al concepto en cuestión, el cual es un conjunto difuso.

Sea  $p$  la variable que representa la cantidad de personas en la simulación.

Sea  $n_e$  la variable que representa el peso del nodo a tratar.

El intervalo está definido de la siguiente forma:

$$\left[ \frac{p}{n_e}, 2 \times \frac{p}{n_e} \right]$$

Si la *cantidad de personas enfermas* se encuentra por encima del máximo del intervalo entonces el grado de pertenencia de este parámetro tiene valor 1, si es inferior al mínimo es 0 y si se encuentra dentro de este se le otorga un número entre 0 y 1.

Se define una función sigmoide necesaria para comprender el siguiente proceso utilizado. (Saeed 2021)

Una función sigmoidal está definida por:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{(-x)}}$$

Las aristas, al igual que los nodos, poseen pesos, pero estos no son utilizados para establecer los intervalos de pertenencia de los conceptos radicados en el conjunto de *sentimientos*. En cambio, se utiliza una función sigmoidal para establecer el valor final del concepto que se trata, pues como no existe un parámetro del entorno que

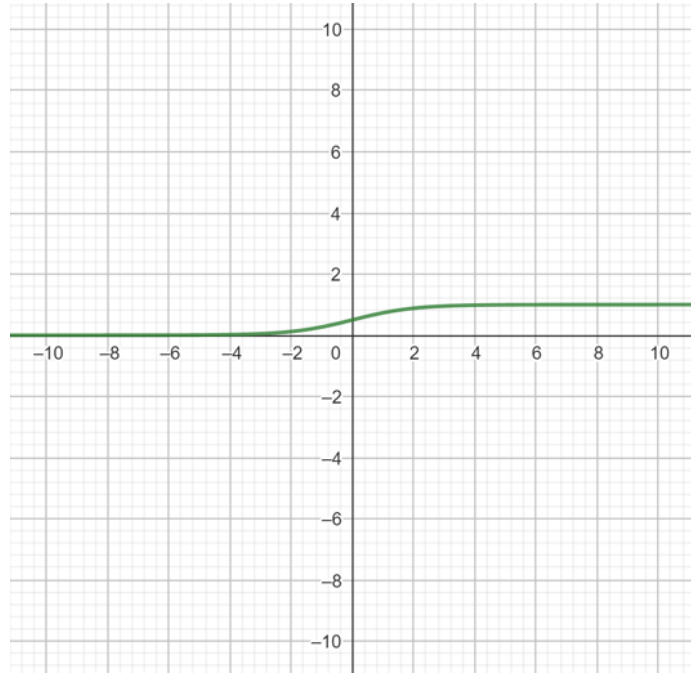


Figura 2.7: Función sigmoide

defina muy bien el concepto, se utiliza el grado de pertenencia que se le dio a los conceptos de *percepción*<sup>6</sup> y se multiplica por los pesos que posean las aristas. Cada uno de estos valores son sumados entre sí y este resultado final es utilizado para calcular su valor sigmoide.

	Miedo	Hambre	Necesidad	Enfermedad	Indiferencia	Cansancio
Personas_Enfermas_Altas	0.6				-0.16	
Personas_Enfermas_Bajas	-0.6				0.13	
Comida_Alta		0.4	0.4			
Comida_Baja		-0.4	-0.4			
Energía_Alta					0.16	1
Energía_Baja					-0.16	-1
Dinero_Alto			0.6		0.16	
Dinero_Bajo			-0.6		-0.3	
Enfermedad_Alta	1			0.6		
Enfermedad_Baja	-1			-0.6	0.16	

Figura 2.8: Matriz de adyacencia del grafo de la figura 2.6 con los pesos de las aristas.

Una vez obtenidos los grados de pertenencias de los parámetros a los concep-

<sup>6</sup>ya que estos conceptos son los que definen a los sentimientos

tos de *percepción* se procede a encontrar los valores sigmoides de los conceptos de *sentimientos*. Se ejemplifica a continuación la dinámica para encontrar el valor del concepto *Miedo*.

Sea  $M$  la matriz de adyacencia de la figura 2.6.

Sea  $n$  el número total de filas de  $M$ .

Sea  $x$  el valor sigmoide del concepto *Miedo* y  $m$  la columna que representa a *Miedo* en la matriz.

$\Rightarrow x = \frac{1}{1+\exp(-t)}$  siendo  $t = \sum_{i=0}^n M[i, m] \times \text{oldConcept}$  con *oldConcept* representando el valor anterior del concepto  $i$ -ésimo.

De esta manera se obtienen los valores correspondientes a los conceptos de *sentimientos*. Este procedimiento es efectuado tres veces, ya que en cada una se actualizan los *oldConcept*, logrando con esto tener en cuenta como se sentía la persona en su acción anterior<sup>7</sup> y en el momento actual (ya que luego de una iteración se consiguen los valores correspondientes al instante de tiempo en que se encuentra).

De la misma forma en que se calculan los valores sigmoides de los conceptos de *sentimientos* se calculan los de los conceptos de *acciones*, utilizando a los primeros de la misma forma en que ellos utilizan a las percepciones.

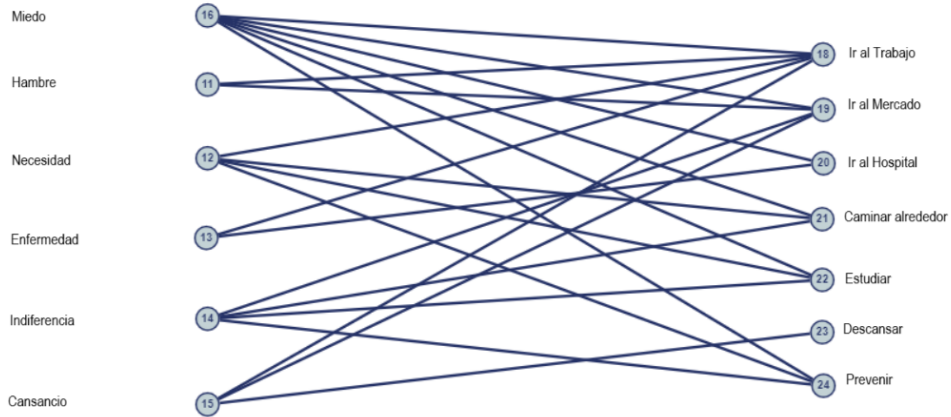


Figura 2.9: Grafo que representa las relaciones entre los nodos de *sentimientos* y *acciones* del *FCM* inicial de cada persona

Al obtener los pesos o valores sigmoides correspondientes a los conceptos de *acciones*, el agente que representa a la persona en la simulación solo le queda decidir que acción realizar. Para esto se tiene en cuenta que no siempre, un ser humano escoge la mejor decisión. Cada *acción* tiene un valor, y es poco probable que existan

<sup>7</sup>pues en la primera instancia el *oldConcept* tiene los valores finales de la última acción realizada

	Trabajar	Ir al Mercado	Ir al Hospital	Caminar	Estudiar	Descansar	Prevenir
Miedo	-0.16	-0.16	0.13	-0.083	0.26		0.4
Hambre	0.3	0.6					
Necesidad	0.9			-0.4	-0.16		-0.16
Enfermedad	-0.25		1				
Indiferencia		0.13		0.06	0.05		0.11
Cansancio	-0.1	-0.7	-1			0.8	

Figura 2.10: Matriz de adyacencia del grafo de la figura 2.8 con los pesos de las aristas.

varias acciones con el mismo valor asociado, por tanto, en la mayoría de los casos, existe una acción que en teoría, es mejor que el resto. Entonces, si existe una *acción* que es "mejor" que las otras, ¿qué idea seguir para no escoger siempre esa, pero sí darle más probabilidad de ser escogida?

Primeramente se halla la suma de todos los conceptos de *acciones* y este resultado es dividido por cada uno de estos, con el objetivo de hallar la parte que representa cada nodo del total de nodos. Estas cifras son situadas en una recta numérica, se escoge un número aleatorio entre 0 y 1 y se selecciona, con respecto a este número, el primer mayor ubicado en la recta y el primer menor, es decir se escogen los extremos del intervalo al que pertenezca. Luego, aleatoriamente se selecciona uno de estos dos valores teniendo la misma probabilidad de ser escogidos, el concepto de *acción* al que este valor hacía referencia, sería la acción que realizaría el agente en ese momento de la simulación.

Los acápites de estas secciones mostraron los pasos que sigue el modelo para representar las acciones determinantes de las personas en una sociedad que podría estar afectada por una epidemia, por ejemplo: buscar atención médica, tomar medidas preventivas y participar en actividades que pueden influir en la propagación de la infección. Al igual que los humanos los vectores tienen acciones específicas que modelan su comportamiento en relación con la transmisión de la enfermedad. ¿Cuáles son estas acciones y como representarlas?

## 2.6. Vectores y sus acciones

El enfoque principal brindado a la simulación para los vectores es la acción de picar o no picar. Por esto los vectores no poseen un *FCM* como el de las personas, pero siguen siendo agentes en nuestra simulación pues tiene la posibilidad de decidir si alimentarse o no. En lugar de poseer un *FCM* se da prioridad a la captura de la esencia de la toma de decisiones de los mosquitos en relación con la alimentación.

Estos tienen un parámetro que representa el nivel de saciedad que poseen, en dependencia del valor que este refleje en el instante de tiempo en que se encuentre, el agente toma la decisión de picar o no, y a cuantas personas intentar hacerlo. Decididas la cantidad de personas a picar se genera un valor aleatorio el cual se encarga de

representar si el vector tuvo éxito en su misión de alimentarse y sin importar el resultado obtenido, se continua para la otra persona seleccionada a picar y se repite el proceso.

Es utilizada una población de vectores que no tienen la capacidad de reproducirse, pero si la de morir. Un vector solo puede morir con la acción de prevenir de una persona, esto es modelado de esta forma para contrarrestar el hecho de que no pueden procrear. La idea es mantener una población constante, a menos que la sociedad comience a tomar medidas preventivas.

Todos los procesos relacionados con el picar, infectar o infectarse de los vectores se consideran estocásticos. Estos procesos dependen de valores aleatorios que introducen incertidumbre en el comportamiento de los vectores. La aleatoriedad se utiliza para capturar la variabilidad inherente en la respuesta de los vectores a factores ambientales, biológicos y de interacción con otros organismos.

Cada vez que se realiza una simulación, se generan valores aleatorios que influyen en la toma de decisiones de los vectores. Estos valores aleatorios pueden representar la probabilidad de picar a un huésped, la probabilidad de transmitir una enfermedad o la probabilidad de ser infectado por un patógeno. Al introducir esta aleatoriedad, se logra representar la realidad y se pueden explorar diferentes escenarios y resultados posibles.

Es importante destacar que el uso de valores aleatorios en los procesos relacionados con los vectores en la simulación no implica que los resultados sean impredecibles, la idea es reflejar la naturaleza probabilística de estos procesos en un entorno.

Modelar las acciones de los vectores y humanos es importante, pues el comportamiento de los agentes en caso de epidemia es vital para evitar la propagación de la misma. Sin embargo teniendo una modelación de las acciones no es suficiente, es necesario indagar sobre la probabilidad de transmisión de la enfermedad en cuestión y la probabilidad de infección de los agentes, para cuando estos realicen sus labores diarias la transmisión se asemeje a la realidad de esta.

## **2.7. Infección, muerte y recuperación de los agentes**

De los principales aspectos en la simulación se encuentran el modelado de las muertes y las infecciones. Estos dos fenómenos son de suma importancia para comprender y predecir la propagación de enfermedades transmitidas por vectores, ya que no solo se tiene en cuenta la infección y muerte del humano, sino también la de los vectores. Para lograr representar estos fenómenos, se utilizan varios factores, como la transmisión de patógenos, la susceptibilidad de los individuos y la interacción entre ellos.

El modelo permite evidenciar el proceso de infección y su posterior evolución, así como la ocurrencia de las muertes relacionadas con la enfermedad en cuestión. Los parámetros que describen estos sucesos son extraídos de datos estadísticos del Dengue; ya que es la enfermedad de este tipo que más afecta a la población cubana; pero, ¿cuál es la probabilidad de contraer dengue grave?, ¿qué tasa de letalidad posee el dengue?

Según el Centro de Control y Prevención para Enfermedades<sup>8</sup> en el artículo (CDC 2022) el 5% de los casos de Dengue pueden progresar a grave, y la mortalidad puede llegar hasta un 13% en pacientes que no tengan tratamientos. La cantidad de personas enfermas en la región de América durante el 2023 por Dengue fue de aproximadamente tres millones<sup>9</sup> (WHO 2023a). Durante este período se contabilizaron 1302 muertes con una tasa de mortalidad del 0,04%.

El proceso de infección de un agente está definido por las picadas. Se expresa a continuación cómo se infecta una persona. Luego de transcurrir una hora de simulación o de llegar a una nueva localización, la persona es sometida a un proceso aleatorio para obtener la cantidad de vectores que decidirán picarla<sup>10</sup>. La ocurrencia o no del hecho de picar, depende también de un valor aleatorio, el cual es definido por el usuario de la aplicación en el momento de su uso, al igual que la probabilidad de infectarse en cada picadura.

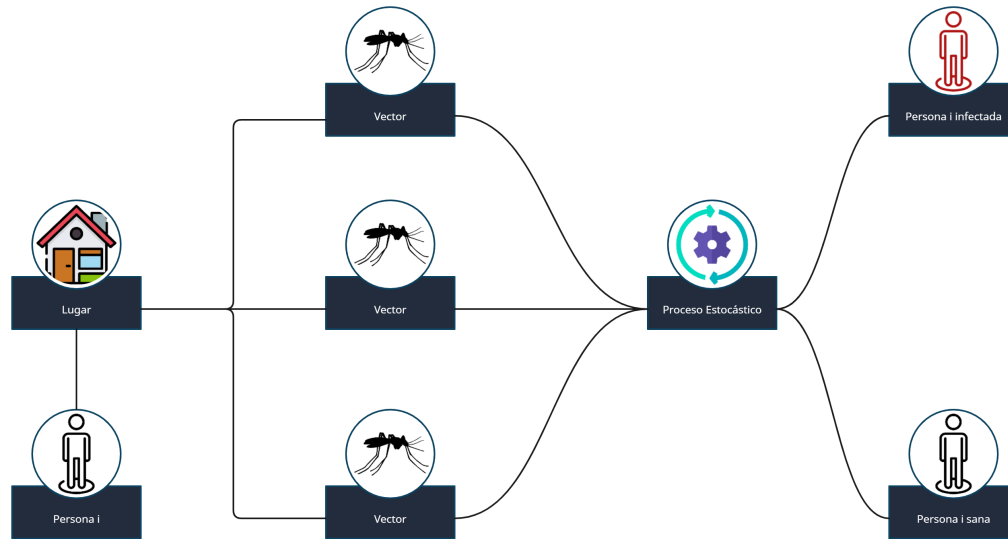


Figura 2.11: Diagrama que representa el proceso de picar.

<sup>8</sup>CDC por sus siglas en inglés

<sup>9</sup>2997097 casos reportados hasta el primero de Julio del 2023, con el 13% de estos casos reportados como graves

<sup>10</sup>Cada vector tiene una probabilidad de intentar picar del 50%



En el proyecto se presenta una escala del 0 al 10 que representa cuán enfermo se encuentra una persona, siendo 10 la máxima y 0 la mínima. La máxima infección que puede obtener un agente por una picada es de 5 en esta escala. El hecho de que una persona posea una infección de 10 no significa que esta fallezca, en cambio, el número de infección es multiplicado por un valor que representa la realidad<sup>11</sup> del proceso para obtener una probabilidad de que el agente en cuestión muera.

El caso de los vectores es similar. Al igual que los humanos, estos tienen la misma escala de infección con idénticos parámetros e igual probabilidad de infectarse por picada. Al momento de decidir la muerte o no de un vector se siguen las mismas reglas, pero en caso de muerte, se reemplaza el agente por uno nuevo, para mantener constante la población de los mismos. En cuanto al proceso de recuperación, los vectores no tienen la capacidad de recuperarse. En caso de fallecimiento, son reemplazados por otro vector de la misma especie. Sin embargo, las personas tienen la posibilidad de recuperarse, ya sea mediante atención médica en un hospital o de forma natural. Estos estados de recuperación de las personas se modelan nuevamente de manera estocástica, es decir, teniendo en cuenta la incertidumbre y variabilidad inherente.

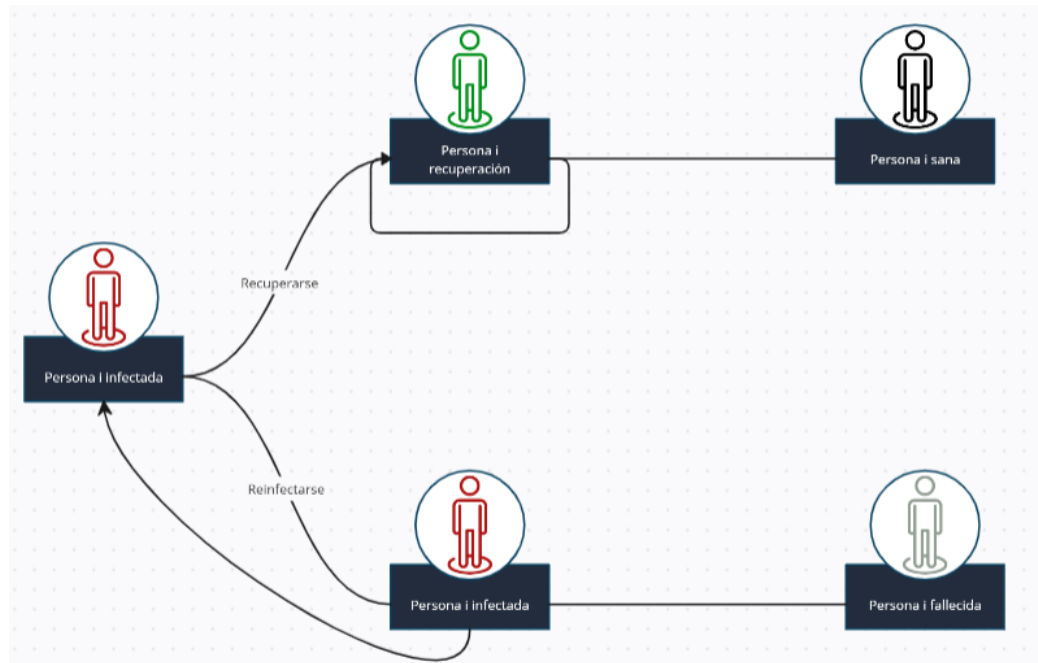


Figura 2.12: Diagrama que representa el proceso de recuperación.

La probabilidad de que una persona se recupere está vinculada a su estado de infección previo al momento en que se evalúa este parámetro. Si una persona estaba en

<sup>11</sup>Este valor es escogido por el usuario

proceso de recuperación, es decir, ha disminuido su nivel de infección en comparación con el último registro, es más probable que continúe en la fase de recuperación. Por otro lado, si el proceso infeccioso estaba en curso, la persona tiene dos posibilidades: o bien aumentar los niveles de afectación o bien comenzar a recuperarse.

## Capítulo 3

# Detalles de Implementación y Experimentos

La aplicación resultante de esta investigación está implementada en Visual Code, en Python 3.11.5 debido a la experiencia en el lenguaje y a la no especificación de requerimientos de programación. Cabe recalcar que el diseño del proyecto se puede realizar en casi cualquier lenguaje y plataforma.

### 3.1. Detalles de Implementación

El proyecto se encuentra dividido en varios módulos que se pueden representar en dos secciones. La primera sería la sección de la lógica del proyecto, en esta se encuentran los módulos dedicados a la lógica de los agentes, la creación del entorno<sup>1</sup> y un último que es el encargado de realizar las simulaciones. La segunda sección es la encargada de la parte visual del proyecto, posee un único módulo denominado *frontend*<sup>2</sup> el cual es el designado para permitirle al usuario interactuar con la aplicación; es decir, introducir las variables del modelo, simular, graficar los resultados obtenidos, entre otras acciones.

El conocimiento de la complejidad temporal del modelo generado permite entender la mejor manera de usarlo. Esta complejidad temporal está dada por:

Sea  $h$  la cantidad de horas a simular.

Sea  $p$  la cantidad de personas incluidas en la simulación.

Sea  $m_l$  la cantidad de mosquitos por localizaciones escogidos para picar en esa hora.

Entonces la complejidad temporal del modelo es  $O(h \times p[3 \times 13 \times 16 + 14 + m_l])$

---

<sup>1</sup>Grafo de localizaciones y de relaciones

<sup>2</sup>Termino utilizado en Ingeniería de Software para referirse a la parte visual de un aplicación

Es fácil apreciar que si  $h = p$  en nuestra simulación, entonces la complejidad pasaría a ser cuadrática, ya que sería  $p^2$ . En el caso de que  $m_l = p$ , sería cuadrática también, pero  $m_l$  es un valor que depende de una probabilidad por lo tanto el modelo no siempre procesaría el conjunto de mosquitos completos, por lo que, para el peor caso<sup>3</sup> demoraría lo mismo, pero por lo general, sería más rápido.

## 3.2. Experimentación

Para la validación del modelo implementado se hizo necesario generar varios grafos con distintos parámetros. En (de Arazoza et al. 2010) se proponen unos valores fijos para ciertas variables de interés de este proyecto.

**Datos de estimaciones anteriores:**(de Arazoza et al. 2010)

- Tasa de mortalidad de humanos (0.000024).
- Tasa de recuperación de la enfermedad (0.143).
- Tasa de transmisión de humano a mosquito (entre 0.16346 y 0.16384).

La correcta evolución del modelo propuesto depende en gran medida de los valores de los parámetros que lo caracterizan y que, en su mayoría, se han considerado como constantes<sup>4</sup>. La obtención de valores adecuados para estos parámetros es esencial para garantizar que el modelo refleje con precisión el fenómeno que se está estudiando. Para lograrlo, se requiere la contribución de expertos en áreas específicas de la ciencia que posean conocimientos y experiencia en la caracterización y medición de los parámetros. Para grafos semejantes o isomorfos el modelo no necesariamente brinda resultados parecidos. Esto no solo se debe a la estocasticidad con la que se define el mismo, puede producirse también por valores de parámetros distintos; pero, grafos semejantes, con valores iguales de parámetros brindarían resultados muy parecidos. Con la idea de reflejar esto se realizaron simulaciones con valores distintos para cada variable en cuestión.

Una idea seguida en la validación se basa en el concepto de *self – averaging*<sup>5</sup> que se refiere a la propiedad de ciertas cantidades físicas en un sistema que exhiben una consistencia y estabilidad estadística a medida que el tamaño del sistema se vuelve grande.

Cuando una cantidad física es auto-promediada, significa que su valor promedio se puede obtener a partir de una única realización del sistema, y que el promedio

<sup>3</sup>Peor caso: siempre se escogen todos los mosquitos del lugar para que piquen

<sup>4</sup>Constantes para una instancia de simulación, pues pueden variar de una a otra

<sup>5</sup>auto-promediado

sobre múltiples realizaciones del sistema no introduce una variabilidad significativa en el valor promedio. En otras palabras, si se toman diferentes muestras del sistema y se calcula el promedio de la cantidad de interés en cada una de ellas, los valores promedio obtenidos serán consistentes y estarán cerca del valor promedio obtenido a partir de una sola muestra.

El concepto de auto-promediado es útil porque simplifica el análisis de sistemas físicos. Si una cantidad es auto-promediada, entonces es suficiente estudiar un único sistema grande para obtener información precisa sobre el comportamiento promedio del sistema en general. Esto es especialmente importante en sistemas complejos, donde realizar múltiples simulaciones o experimentos puede ser costoso o difícil.

En la siguiente gráfica se muestra como varían los valores de los conceptos referentes a las acciones cuando solo existe una persona en la simulación.

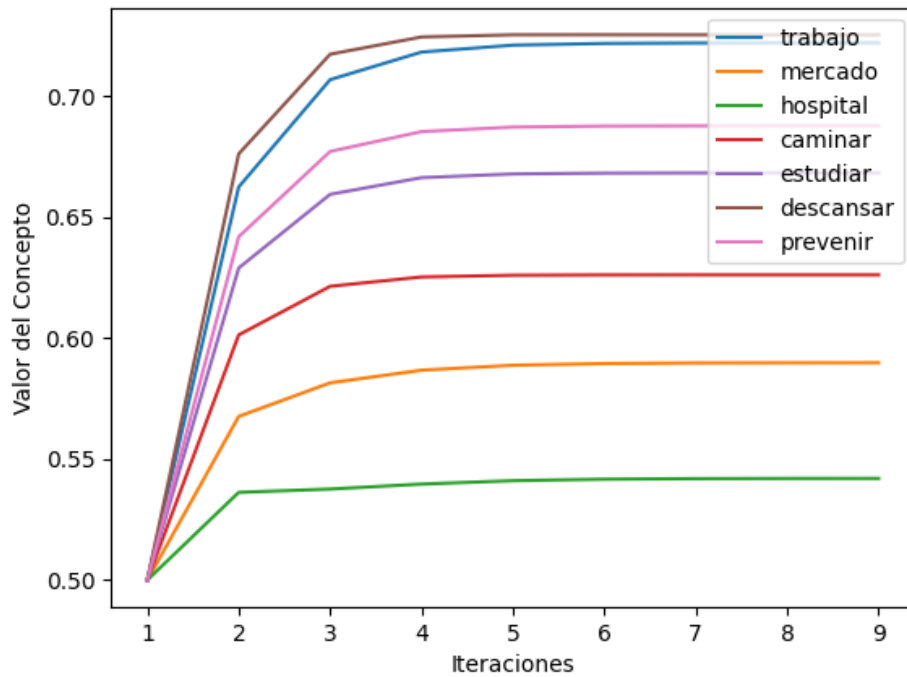


Figura 3.1: Valores de los Conceptos de Acciones para nueve iteraciones de una persona

Se puede apreciar en la figura 3.1 como en la primera iteración todos los conceptos tienen valor igual a 0,5 esto se debe a que en la 1ra instancia los valores referentes a los conceptos de sentimiento son 0 por lo tanto, la función sigmoideal devuelve 0,5.

Como se observa en la figura, a partir de la tercera iteración todos los conceptos varían muy poco su valor, es por lo cual se decidió, que cada vez que una persona fuese a realizar una acción, se ejecutaran tres actualizaciones del *FCM*. La primera para obtener la percepción que tiene en el momento, la segunda para actualizar los pesos de sentimientos y acciones con respecto a esa percepción y la tercera para estabilizarlos. Con esta idea se logra efectuar una acción en dependencia de cómo se sienta el humano en cuestión.

Es importante recalcar que esta figura también demuestra que el *FCM* funciona de acuerdo a lo que se quería modelar. Las acciones de *trabajar* y *descansar* son las que más se ejecutarían en un entorno individual, ambas con valores muy parecidos.

Otro aspecto a notar del gráfico es que la acción de *ir al hospital* es poco probable que se ejecute si la persona no se encuentra enferma, esto con la misma intención de representar la realidad. Sin embargo los pesos, como se explicó, cambian de acuerdo a lo que sucede, por tanto, en algunos momentos de la simulación, si se presentan las condiciones, ir al trabajo, podría ser la acción que menos peso tuviera.

Para validar los resultados que retorna el modelo se simuló 30 veces con los parámetros a continuación:

- Cantidad de personas: 1000
- Cantidad de Días: 365
- Valor del Mercado: 250
- Probabilidad de aristas: 0.07
- Cantidad de Mosquitos por lugares: 40
- Probabilidad de Picar: 0.02
- Probabilidad de Infectarse: 0.15
- Probabilidad de Morir: 0.000024
- Trabajos: 2
- Mercados: 1
- Hospitales: 1

#### **Estadística de las simulaciones:**

- Promedio de personas infectadas: 534

- Desviación estándar: 39
- Por ciento que representa la desviación estándar con respecto al promedio de personas infectadas: 7.3 %

Por estos datos reflejados se entiende que el sistema en relación a la cantidad de personas infectadas es auto-promediado, pues el hecho de que una desviación estándar represente aproximadamente el 7 % del valor promedio sugiere que la variabilidad entre las realizaciones del sistema es relativamente baja en comparación con el valor promedio. Esto indica una cierta consistencia y estabilidad estadística en las simulaciones. A partir de esto, para cualquier valor de personas mayor a 1000 basta con simular una sola vez.

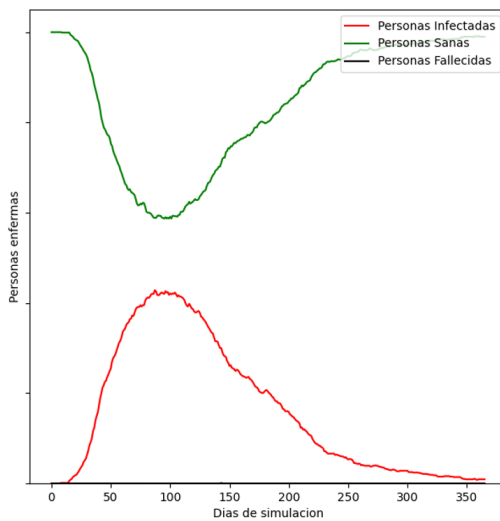


Figura 3.2: Gráfica de la simulación

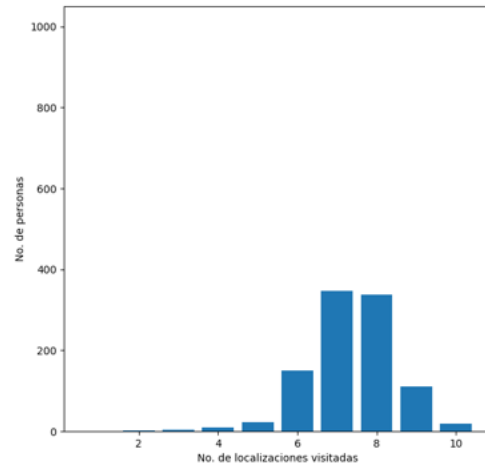


Figura 3.3: Cantidad de personas que visitaron  $x$  localizaciones

Los gráficos representan un ejemplo de una simulación para 1000 personas.

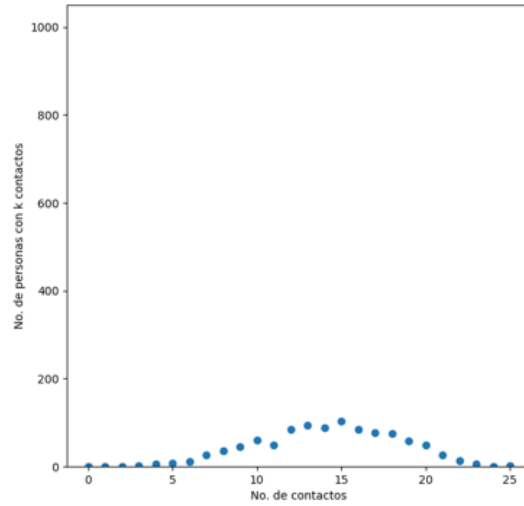


Figura 3.4: Cantidad de personas con  $k$  contactos

Comparando con los resultados obtenidos por (de Arazoza et al. 2010):

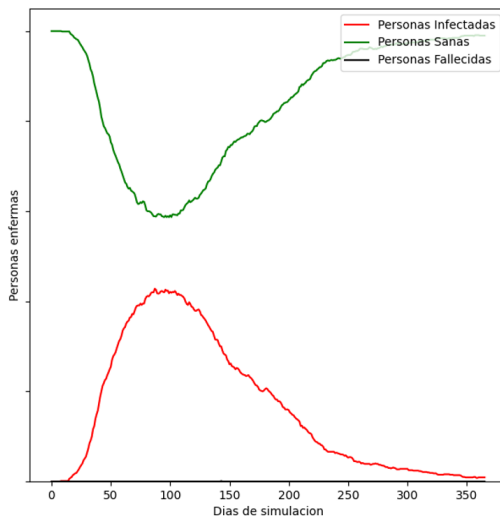


Figura 3.5: Datos y estimaciones de humanos infectados del modelo (1000)

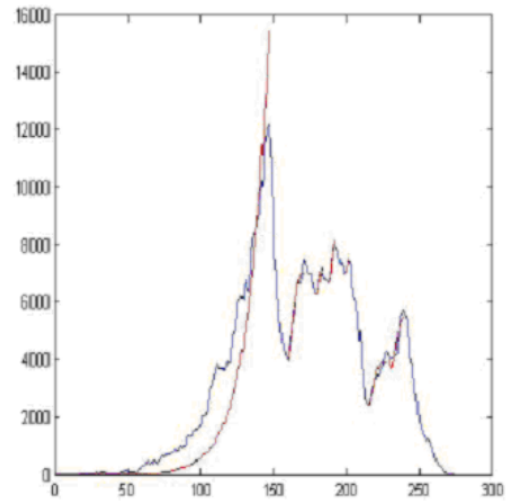


Figura 3.6: Datos y estimaciones de humanos infectados (de Arazoza et al. 2010)

La curva azul representa a los datos y la roja a las estimaciones en la figura derecha. Los descensos que se aprecian son debidos a las campañas de fumigación, es un efecto externo que nuestra simulación no tiene en cuenta, ya que los agentes son



los encargados de protegerse, por lo que en esta solo existe un descenso. A pesar de las diferencias entre parámetros como la cantidad de personas, se observa que ambos resultados alcanzan el pico de la epidemia entre los 100 y 150 días de simulación.

Como validación final del modelo implementado se realizó una simulación de 43000 personas, población actual del municipio de Regla, los resultados obtenidos por este modelo lo validan (Massón et al. 2015), de donde se obtiene la cantidad de personas infectadas por mes durante la epidemia de Dengue del 2006, en la cual reaparecieron los serotipos 3 y 4.

**Parámetros utilizados:**

- Cantidad de personas: 43000
- Cantidad de Días: 30
- Valor del Mercado: 250
- Probabilidad de aristas: 0.009
- Cantidad de Mosquitos por lugares: 40
- Probabilidad de Picar: 0.15
- Probabilidad de Infectarse: 0.15
- Probabilidad de Morir: 0.000001
- Trabajos: 4
- Mercados: 3
- Hospitales: 3

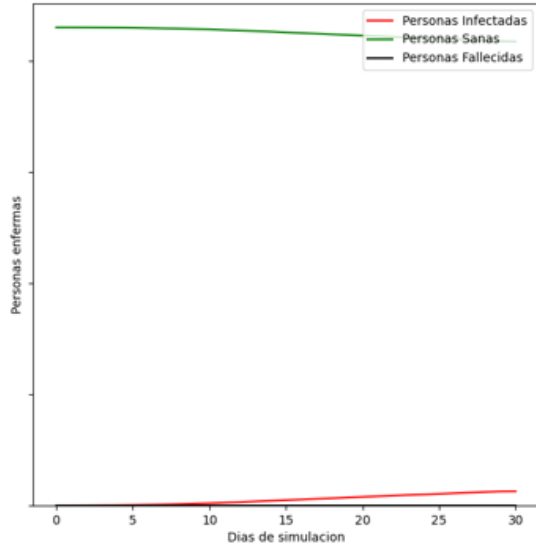


Figura 3.7: Datos y estimaciones de humanos infectados del modelo para 43000 personas

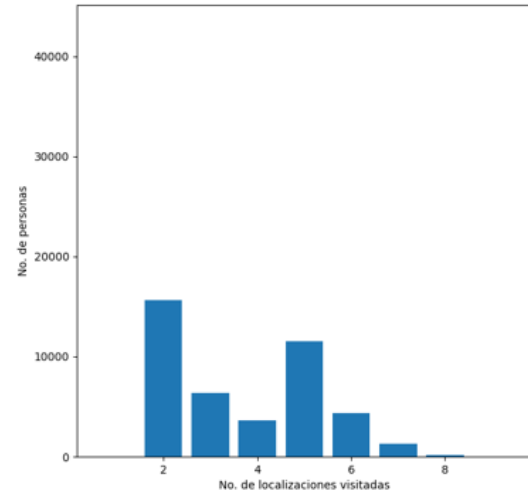


Figura 3.8: Cantidad de personas que visitaron  $x$  localizaciones (43000)

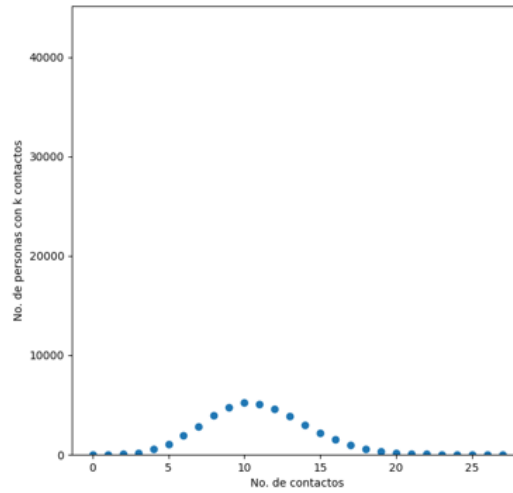


Figura 3.9: Cantidad de personas que visitaron  $x$  localizaciones (43000)

Este proceso tardó aproximadamente un día en ejecutarse, debido al número considerable de personas utilizadas para el mismo. Los humanos infectados al finalizar fueron 1391 y en los datos extraídos de (Massón et al. 2015) da un promedio de aproximadamente 1000 personas por mes. Ajustando los parámetros se puede conseguir un valor más preciso para las personas infectadas.

# Conclusiones

1. Con la investigación se evidenció que es factible implementar un modelo de simulación donde se tenga en cuenta la dinámica del comportamiento de las personas y los vectores en un entorno determinado.
2. Se confirmó que el uso de las redes complejas permite modelar de manera precisa el entorno descrito por localizaciones y relaciones entre agentes. Además se confirma, que tratar a las personas como agentes garantiza la posibilidad de ejecutar acciones de forma independiente.
3. Se demostró que el uso de los *Mapas Cognitivos Difusos* proporciona la base fundamental para que las decisiones de las personas como agentes estén debidamente orientadas.
4. Los resultados obtenidos en la validación respaldan la utilidad y la efectividad del modelo propuesto como una herramienta confiable para el análisis de la propagación de enfermedades transmitidas por vectores.

# Recomendaciones

**Para trabajos futuros se propone:**

1. Construir un *FCM* que modele las acciones que puedan realizar los mosquitos.
2. Implementar un modelo de *Machine Learning*<sup>6</sup> utilizando redes neuronales que genere los valores de la matriz que representa al Mapa Cognitivo Difuso, con el objetivo de lograr modelar las acciones de las personas y mosquitos de una manera más precisa. El Mapa Cognitivo utilizado en la investigación ya se encuentra modelado como una red neuronal, cada categoría de conceptos se puede ver como una capa de la red, por lo que se recomienda implementarlo sobre la base del *FCM*.
3. Añadir factores adicionales que influyen en la propagación de patógenos, como el clima, la reproducción ya sea de vectores o de personas, la edad de las personas, entre otros.

---

<sup>6</sup>Aprendizaje de Máquina

# Bibliografía

- Aguilar, J. (2010). Dynamic Fuzzy Cognitive Maps for the Supervision of Multiagent Systems. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 247.
- Bagni, R., Berchi, R., & Cariello, P. (2002). A comparison of simulation models applied to epidemics. *J Artif Soc Social Simul*, 5(3) (vid. pág. 8).
- Balcan, D., Colizza, V., Gonçalves, B., Hu, H., Ramasco, J., J., & Vespignani, A. (2009). Multiscale mobility networks and the spatial spreading of infectious diseases. *PNAS*, 106(51) (vid. pág. 3).
- Bissett, K., Cadena, J., Khan, M., & et al. (2021). Agent-Based Computational Epidemiological Modeling. *J Indian Inst Sci* 101, 303–327 (vid. pág. 8).
- CDC. (2022). Clinical Considerations for Dengue Virus Infection. *Clinical Outreach and Communication Activity* (vid. pág. 28).
- de Arazoza, R., Héctor, Sánchez, P., Andrés, Marrero, S., Aymée de los Ángeles, Noriega, S., Teresita, & García, E., Garaluz. (2010). Un enfoque en la modelación matemática y análisis preliminar de problemas epidemiológicos. Una aplicación a un modelo de Dengue en Cuba. *ResearchGate* (vid. págs. 32, 36).
- Epstein, J. M. (2008). Why Model? *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11(4) (vid. pág. 2).
- Eubank, S., Guclu, H., Anil Kumar, V., & et al. (2004). Modelling disease outbreaks in realistic urban social networks. *Nature*, 429 (vid. pág. 7).
- Ferguson, N., Cummings, D., Fraser, C., & et al. (2006). Strategies for mitigating an influenza pandemic. *Nature*, 442 (vid. pág. 3).
- Gubler, D., J., & Clark, G., G. (1995). Dengue/Dengue Hemorrhagic Fever: The Emergence of a Global Health Problem. *Dispatches*, 1(2) (vid. pág. 1).
- Hasan, S., Jamdar, S., Alalowi, M., & Al Ageel, A. B. (2016). Dengue virus: A global human threat: Review of literature. *J Int Soc Prev Community Dent.*, 6(1) (vid. pág. 1).
- Jennings, N., R. (2000). On agent-based software engineering. *Artificial Intelligence*, 117 (vid. pág. 7).
- Kermack, W. O., & McKendrick, A. G. (1927). A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics. *The Royal Society*, 115(772) (vid. pág. 3).

- Kosko, B. (1986). Fuzzy cognitive maps. *Int. J. Man-Machine Studies*, 24 (vid. pág. 8).
- Macal, C., & North, M. (2010). Tutorial on agent-based modelling and simulation. *J Simulation* 4, 151–162 (vid. pág. 7).
- Massón, L., Ana del Carmen, González, V., Gustavo Jorge, & Espinosa, Á., René Faustino. (2015). Comportamiento clínico y epidemiológico del Dengue en el municipio 10 de Octubre. *Revista Cubana de Medicina General Integral*, 31(1) (vid. págs. 37, 39).
- Morens, D., Folkers, G., & Fauci, A. (2004). The challenge of emerging and re-emerging infectious diseases. *Nature*, 430 (vid. pág. 5).
- Nachazel, T. (2021). Fuzzy cognitive maps for decision-making in dynamic environments. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 22(1) (vid. pág. 9).
- Newman, M. E. J. (2003). The structure and function of complex networks (vid. págs. 5, 6, 15).
- Poczeta, K., Papageorgiou, E., & Gerogiannis, V. (2020). Fuzzy Cognitive Maps Optimization for Decision Making and Prediction. *Mathematics*, 8(11) (vid. pág. 9).
- Reisen, W. K. (2010). Landscape epidemiology of vector-borne diseases. *Annual Review of Entomology*, 55 (vid. pág. 11).
- Saeed, M. (2021). A Gentle Introduction To Sigmoid Function. *Start Machine Learning* (vid. pág. 23).
- Simmons, P., C., Farrar, J., J., Vinh Chau, N., & Wills, B. (2012). Dengue. *N. Engl. J. Med.*, 366 (vid. pág. 13).
- Tercero-Gutiérrez, M., José, & Olalla-Herbosa, R. (2008). Enfermedades tropicales transmitidas por vectores. Medidas preventivas y profilaxis. *Elsevier*, 27(6) (vid. pág. 12).
- Torres-Castro, M., Noh-Pech, H., René, Lugo-Caballero, C., Israel, Dzul-Rosado, K., Rossanet, & Puerto, F., I. (2020). Las enfermedades transmitidas por vector: importancia y aspectos epidemiológicos. *Bioagrociencias*, 13(1) (vid. pág. 12).
- WHO. (2020). Vector-borne diseases (vid. págs. 11, 13).
- WHO. (2023a). Dengue – the Region of the Americas. *Disease Outbreak News* (vid. pág. 28).
- WHO. (2023b). Dengue and severe dengue (vid. págs. 13, 14).
- Zadeh, L., A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*, 8 (vid. pág. 19).