

Universidad de La Habana
Facultad de Matemática y Computación



Título de la tesis

Autor:

Nombre del autor

Tutores:

Nombre del primer tutor

Nombre del segundo tutor

Trabajo de Diploma
presentado en opción al título de
Licenciado en (Matemática o Ciencia de la Computación)

Fecha

github.com/username/repo

Dedicación

Agradecimientos

Agradecimientos

Opinión del tutor

Opiniones de los tutores

Resumen

Resumen en español

Abstract

Resumen en inglés

Índice general

Introducción	1
0.1. Motivación	2
0.2. Antecedentes	2
0.3. Problema de Investigación	3
0.4. Objetivos	3
0.4.1. Objetivo general	3
0.4.2. Objetivos específicos	3
1. Estado del Arte	5
1.1. Redes complejas	5
1.1.1. Redes sociales	6
1.2. Modelos Basados en Agentes	7
1.3. Mapas Cognitivos Difusos	8
2. Propuesta	11
3. Detalles de Implementación y Experimentos	12
Conclusiones	13
Recomendaciones	14
Bibliografía	15

Índice de figuras

1.1. Ejemplo de un FCM	9
----------------------------------	---

Ejemplos de código

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.

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 diferentes 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 computacional que simulen y resuelvan los problemas inherentes a la modelación, solución, estimación y predicción.

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 modelo matemático, entre ellos 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 modelos de simulación 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 y el control de patógenos transmitidos por vectores.

0.4. Objetivos

0.4.1. 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.

0.4.2. Objetivos específicos

- Estudio y comprensión de la bibliografía relacionada.
- Estudio y comparación de los modelos que existen para la simulaciones de epidemias.
- Diseño e implementación de un modelo para la simulación.
- Implementación de una aplicación que permita simular diferentes escenarios del modelo desarrollado.

- Comparación del modelo implementado con modelos clásicos.

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 (ABM por sus siglas en inglés) 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.

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 $[-1, 1]$)

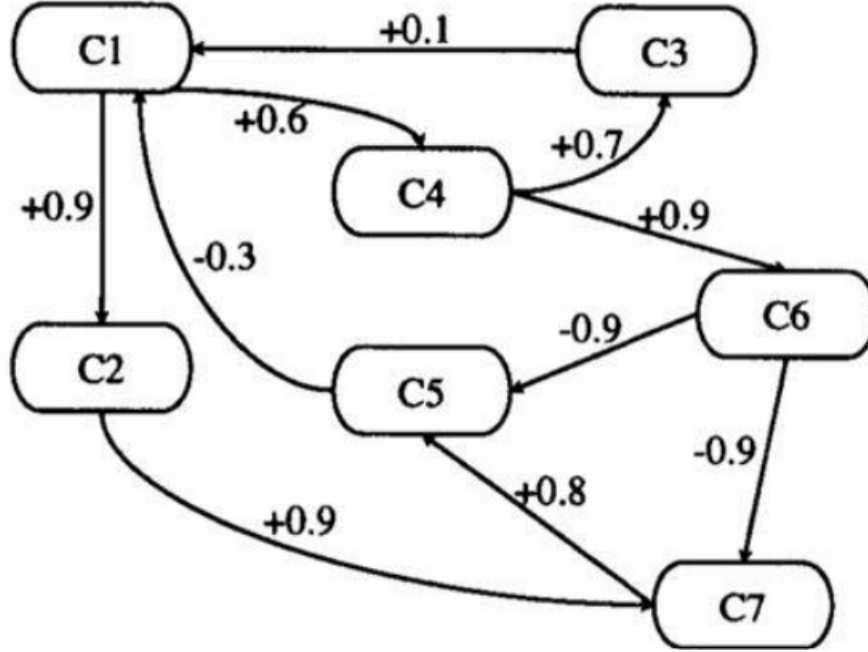


Figura 1.1: Ejemplo de un FCM

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 se opina que utilizando otras clases quizás se adapte mejor este FCM al necesitado: perspectiva, sentimientos, acciones.

Con estas tres nuevas clases se podría utilizar el conocimiento que tiene un agente sobre el medio que lo rodea (**perspectiva**) y como 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 que realizar en cada momento.

Capítulo 2

Propuesta

Capítulo 3

Detalles de Implementación y Experimentos

Conclusiones

Conclusiones

Recomendaciones

Recomendaciones

Bibliografía

- Bagni, R., Berchi, R., & Curiello, 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).
- 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).
- 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).
- 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).
- Poczeta, K., Papageorgiou, E., & Gerogiannis, V. (2020). Fuzzy Cognitive Maps Optimization for Decision Making and Prediction. *Mathematics*, 8(11) (vid. pág. 9).