

# Simulación computacional para la dinámica de enfermedades transmitidas por vectores

## *Computational simulation for the dynamics of vector-borne diseases*

Ernesto Alfonso Hernández<sup>1</sup> , Aymée de los Ángeles Marrero Severo<sup>2\*</sup> 

**Resumen** En este trabajo se presenta un modelo basado en redes complejas para simular la dinámica de personas y vectores en determinado entorno. El diseño representa a las personas como agentes para analizar su toma de decisiones. La aplicación permite simular diferentes escenarios y la validación del modelo desarrollado. Se simula el comportamiento de las personas en la sociedad a través de un mapa cognitivo difuso que representa a las acciones como conjuntos difusos, lo que permite que los agentes decidan entre diferentes actuaciones, en función de sus sentimientos y el grado de pertenencia a los conjuntos en su entorno de convivencia como una red compleja. Esta herramienta y los resultados obtenidos pueden proporcionar información relevante a autoridades encargadas del control de epidemias, pues conociendo el comportamiento de una epidemia en determinado momento, se pueden sugerir acciones a las personas y facilitar la toma de decisiones para implementar medidas que reduzcan los riesgos asociados.

**Palabras Clave:** epidemias, mapas cognitivos difusos, modelos basados en agentes, redes complejas, simulación.

**Abstract** *This paper presents a model based on complex networks to simulate the dynamics of people and vectors in a given environment. The design represents people as agents to analyze their decision making. The application allows the simulation of different scenarios and the validation of the developed model. The behavior of people in society is simulated through a fuzzy cognitive map that represents actions as fuzzy sets, which allows agents to decide between different actions, depending on their feelings and the degree of belonging to the sets in their coexistence environment as a complex network. This tool and the results obtained can provide relevant information to authorities in charge of epidemic control, since knowing the behavior of an epidemic at a given time, actions can be suggested to people and facilitate decision making to implement measures to reduce the associated risks.*

**Keywords:** *epidemics, fuzzy cognitive maps, agent-based models, complex networks, simulation.*

**Mathematics Subject Classification:** 00A72, 03E72, 90B18, 91B43, 92-10.

<sup>1</sup>Departamento Matemática Aplicada, Facultad de Matemática y Computación, Universidad de La Habana, Cuba. Email: [ernealfonso00@gmail.com](mailto:ernealfonso00@gmail.com)

<sup>2</sup>Departamento Matemática Aplicada, Facultad de Matemática y Computación, Universidad de La Habana, Cuba. Email: [aymee@matcom.uh.cu](mailto:aymee@matcom.uh.cu), [aymeema@gmail.com](mailto:aymeema@gmail.com)

\*Autor para Correspondencia (Corresponding Author)

Editado y maquetado por: Damian Valdés Santiago, Facultad de Matemática y Computación, Universidad de La Habana, Cuba.

**Citar como:** Alfonso Hernández, E., & Marrero Severo, A.A. (2024). Simulación computacional para la dinámica de enfermedades transmitidas por vectores. *Ciencias Matemáticas*, 36(Único), 1–11. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.13914881>. Recuperado a partir de <https://revistas.uh.cu/rcm/article/view/9952>.

## Introducción

### Modelos basados en agentes

Los modelos basados en agentes simulan reglas microscópicas de interacciones simultáneas de múltiples individuos dentro de una población con la intención de simular la diná-

mica del efecto de las medidas de análisis y control. Permite diseñar comportamientos individuales junto con escenarios de intervenciones no farmacéuticas, midiendo cómo se ve afectada la dinámica de la simulación y, por lo tanto, brindando información útil para realizar intervenciones combinadas, en las diferentes etapas de una epidemia [1]. Otra herramienta

utilizada para simular las características periódicas del comportamiento de los asentamientos humanos, en la propagación de enfermedades contagiosas es el modelo de autómatas celular, usando sistemas de ecuaciones diferenciales ordinarias o parciales, teniendo en cuenta el rango de movimiento de los elementos de la población, como se explica en [8].

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 [3, 7].

En [3], además de utilizar una 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 se 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 encuentra 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).

### Mapas cognitivos difusos

Bart Kosko [6] 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  $G$  un 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 en  $[-1, 1]$ .

En la Figura 1, los  $C_i$  hacen referencia al concepto 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

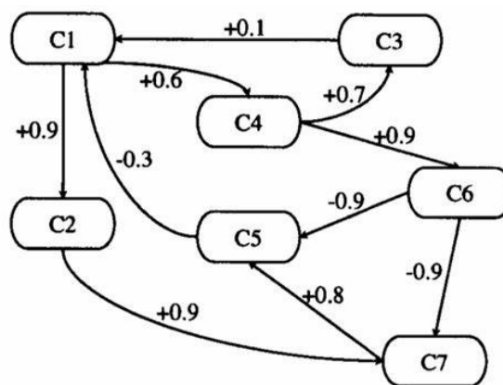


Figura 1. Ejemplo de un FCM [Illustration of a FCM].

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  $[0, 1]$  [13].

### Relevancia del estudio

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 representan una herramienta muy valiosa para los responsables de la toma de decisiones en salud pública, pues ayudan a evaluar la efectividad de medidas de control y el impacto de una enfermedad infecciosa, como es el caso del dengue en nuestra población.

Existen diversas estrategias de control que se pueden evaluar mediante la simulación computacional, entre las más comunes en el contexto cubano, está el uso de insecticidas, que se aplican en áreas donde los vectores se reproducen y se alimentan. Otra estrategia es la implementación de programas de prevención y educación, para reducir la exposición de las personas al vector y la enfermedad.

## 1. Modelación para la simulación de enfermedades transmitidas por vectores

### 1.1 Enfermedades transmitidas por vectores

Entre las enfermedades transmitidas por vectores (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 [16, 17].

La distribución de las ETV está vinculada a una serie de factores complejos de naturaleza demográfica, ecológica, medio ambiental y social. 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 3 900 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 [14, 11, 12].

## 1.2 Modelación del entorno

Lo primero que se debe crear y modelar para simular cómo ocurre la propagación de enfermedades es el entorno en que esta ocurrirá. Este trabajo modela la realidad social y para esto se entiende que existen parámetros a desarrollar: las relaciones personales, los lugares y el comportamiento de las personas.

### 1.2.1 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. Además, el dinamismo de la sociedad actual juega un papel fundamental en la propagación de ETV, pues la rotación y el movimiento de los humanos por distintas locaciones es el principal motivo para que una enfermedad pueda alcanzar el nivel de una epidemia. Esta es la razón por la cual, en este artículo se representan las localizaciones como un objeto de la simulación.

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.
4. Mercados.

### 1.2.2 Personas

Una de las herramientas conocidas para describir relaciones entre agentes son los grafos [10]. 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  $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$  es un conjunto finito de vértices.  $E = \{(v_i, v_j) | v_i, v_j \in V\}$  es un conjunto de pares no ordenados de vértices que representan las aristas del grafo.

En esta investigación se construye un grafo que representa la relación “ser familia” y la relación “ser conocidos”. En este, un nodo  $v_i$  representa a la persona  $i$  de la simulación y una arista  $(v_i, v_j)$  que simboliza la relación  $i \rightarrow j$ , donde expresa que las personas  $i$  y  $j$  son familiares o conocidos. Para identificar si la arista  $(v_i, v_j)$  representa la relación ser familia o la relación conocidos, se ejecuta un proceso estocástico que ocurre una sola vez, el cual consiste en escoger de manera aleatoria el conjunto  $C$  que se define a continuación.

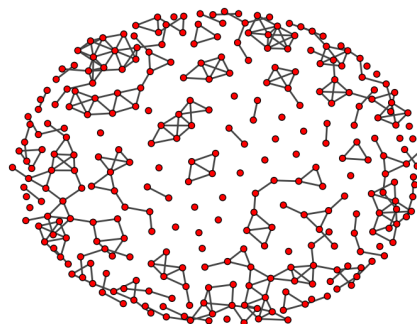
Sea  $G = (V, E)$  un grafo de la simulación. Sea  $H \subset V$  tal que  $v_i \in H \Leftrightarrow \forall v_j \in H, (v_i, v_j) \in E$ ;  $C = \{H_1, H_2, \dots, H_l\}$ ,  $\forall i, H_i \subset V$  tal que si  $v_j \in H_i \Rightarrow v_j \notin H_k, \forall k \neq i$ .

Entonces, las relaciones están definidas de la siguiente forma:  $(v_i, v_j) \in E, \forall i, j$  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.

De esta manera, al momento en que se identifican cuáles agentes son familias, se generan las casas de la simulación, una por cada familia. El resto de las locaciones creadas son decididas por el especialista que se encuentra generando la simulación.

Las personas, en el curso de la realización de sus actividades diarias, se desplazan entre varios lugares, exponiéndose a agentes infecciosos 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, donde 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.

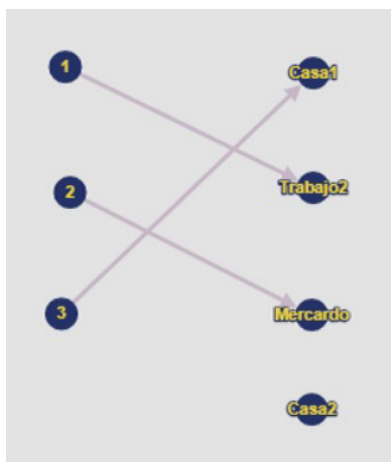
Sea  $G = (V, E)$  grafo dirigido.  $\forall i, j$  si  $(v_i, v_j) \in E \Rightarrow$  la persona  $v_i$  se encuentra en el lugar  $v_j$ . El grafo definido anteriormente es un grafo dinámico, es decir, varía en dependencia del lugar donde se encuentre una persona. Las figuras 2 y 3 son ejemplos de este grafo.



**Figura 2.** Ejemplo de grafo de relaciones personales generados por el modelo. Personas: 300, Probabilidad de arista: 0,05 [Example of the graph personals relationship generated by the model. Persons: 300, Edge probability: 0.05].

### 1.2.3 Vectores

Los mosquitos 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. Estos mosquitos, 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 po-



**Figura 3.** Ejemplo de grafo que representa a la red de contactos sociales [Example of a graph that represents the network of social contacts].

seen un parámetro que representa la probabilidad de infectarse debido a una picada.

En la Figura 4 se ilustra cómo se modela 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 una ETV.

### 1.3 Interacción de los agentes con el entorno

Una herramienta computacional que brinda la posibilidad de crear agentes con cierta inteligencia para manejar sus decisiones son los FCM [5]. Para el diseño de un FCM es necesario definir los conceptos que este agrupará, así como las categorías de conceptos.

Zadeh [18] define que para  $X$  un espacio de puntos  $x$  ( $X = \{x\}$ ). 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  $A$ . Puede verse un ejemplo en [18]. Al crear un FCM se consideraron tres clases de conceptos: *percepciones*, *sentimientos* y *acciones*.

Para representar el flujo a seguir de este FCM, para que los agentes decidan una acción u otra, un agente percibe un estado del entorno. Este estado provoca un sentimiento en el agente y, a su vez, este sentimiento provoca una acción:

$$\text{Percepciones} \rightarrow \text{Sentimientos} \rightarrow \text{Acciones}$$

Las acciones de los agentes logran que estos se desplacen a través del entorno, moviéndose entre las diferentes localidades. En estas ubicaciones, los agentes coinciden y entran en interacción con otros individuos y mosquitos. Como resultado de estas interacciones, se incrementan las probabilidades de

que los mismos se infecten o puedan transmitir la infección a otros.

## 1.4 Conceptos (Personas)

### 1.4.1 Percepción

Una idea útil para la sección de los conceptos de percepción es la que establece que, para cada concepto, se crea su contrapuesto como concepto, por ejemplo, si se define el concepto “cercanía de hospital”, entonces será útil definir el concepto “lejanía de hospital”, pues las posibles acciones a ejecutar se benefician por uno y se perjudican por el otro, añadiendo facilidad a la decisión del agente.

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  $(0, 1)$  (el número que se encuentra entre paréntesis al lado del concepto), en caso de que sea menor o mayor a los límites del intervalo, su valor final es 0 o 1. La idea de este procedimiento es la de implementar la *fuzzificación* 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 de los extremos se considera 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:

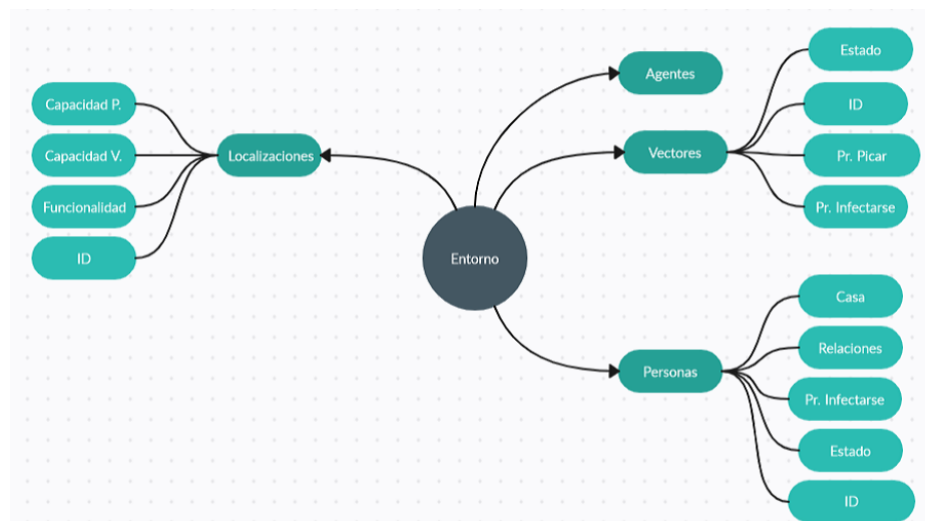
$$\begin{aligned} \text{if } inv = \text{True}, v \geq i_1 &\Rightarrow r = 1, \\ \text{if } inv = \text{False}, v \leq i_0 &\Rightarrow r = 1. \end{aligned}$$

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

$$\begin{aligned} \text{if } inv = \text{True} &\Rightarrow r = \frac{v - i_0}{i_1 - i_0}, \\ \text{if } inv = \text{False} &\Rightarrow r = \frac{i_1 - v}{i_1 - i_0}. \end{aligned}$$

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*.





**Figura 4.** Esquema que representa el entorno modelado [*Scheme representing the modeled environment*].

#### 1.4.2 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, y
- Cansancio.

#### 1.4.3 Acciones

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

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

Las acciones son las encargadas de efectuar el movimiento de los agentes; cada acción en una localización de la simulación. Las tres primeras son evidentes: en el correspondiente trabajo del individuo, en un mercado del entorno y en un centro de salud del entorno, respectivamente. Cuando un agente decide escoger moverse hacia un mercado o a un hospital se

genera un proceso estocástico en el cual tiene más prioridad el mercado o el hospital al que normalmente acude la persona en cuestión. Las últimas tres acciones, la persona las ejecuta en la locación que hace referencia a su casa. Mientras, al escoger la acción de caminar, este selecciona aleatoriamente a uno de sus conocidos para ir a visitarlos, por ende, se traslada hacia la casa del agente en cuestión.

Los nodos *percepción* representados a la izquierda en la Figura 5 poseen pesos, que 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, como muestra la Figura 6 con respecto al grafo de la Figura 5.

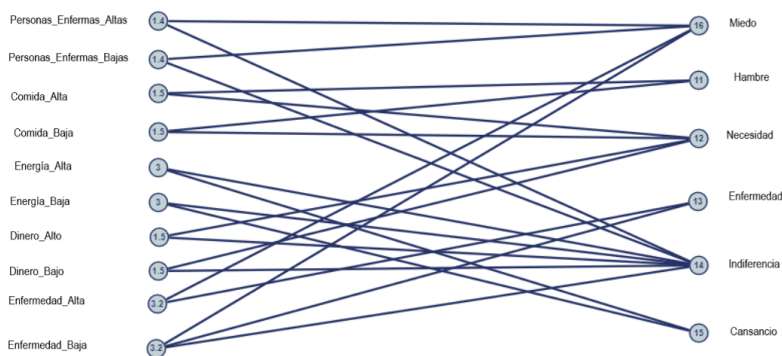
Sea  $p$  la variable que representa la cantidad de personas en la simulación. Sea  $n_e$  la variable que representa el peso del nodo a tratar. El intervalo está definido de la forma  $\left[\frac{p}{n_e}, 2 \cdot \frac{p}{n_e}\right]$ .

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 [15]. 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 defina muy bien el concepto, se



**Figura 5.** Grafo que representa las relaciones entre los nodos de *percepción* y *sentimientos* del FCM inicial de cada persona [Graph that represent the relations between the perception and feeling nodes of each person's for initial FCM].

utiliza el grado de pertenencia que se le dio a los conceptos de *percepción* 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.

Una vez obtenidos los grados de pertenencias de los parámetros a los conceptos 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 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.

$$\Rightarrow x = \frac{1}{1 + e^{-t}}, \text{ siendo}$$

$$t = \sum_{i=0}^n M[i, m] \cdot \text{oldConcept},$$

con *oldConcept* representando el valor anterior del concepto  $i$ -ésimo.

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. En las figuras 7 y 8 se muestran el grafo y la matriz que ilustran este procedimiento.

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 qué acción realizar. Para esto se tiene en cuenta que no siempre un ser humano escoge la mejor decisión. Por esto, 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 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.

## 1.5 Vectores y sus acciones

Para los vectores (por ejemplo, mosquitos) se consideraron solo las acciones de picar o no picar, por eso, no consideramos un FCM como en el caso de las personas. Sin embargo, siguen siendo agentes en nuestra simulación pues tiene la posibilidad de decidir si alimentarse o no. 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 cuántas personas intentar hacerlo. Decidida 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 continúa para la otra persona seleccionada a picar y se repite el proceso.

La población de vectores utilizada no tiene la capacidad de reproducirse, pero sí la de morir. 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. Es importante destacar que tener 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.

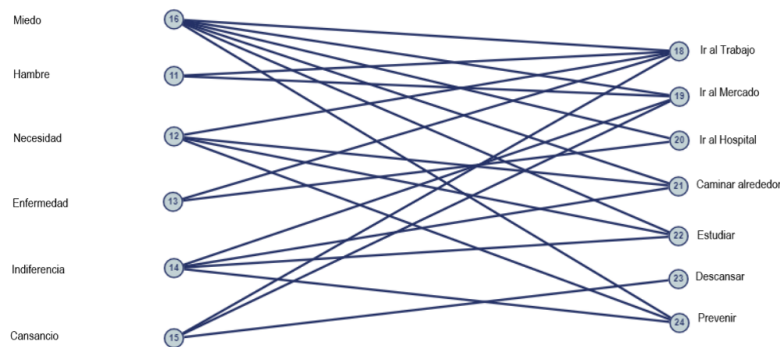
## 1.6 Infección, muerte y recuperación de los agentes

El modelado de las muertes y las infecciones en la simulación es importante para comprender y predecir la propagación de enfermedades transmitidas por 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.

Según el Centro de Control y Prevención para Enfermedades [4], el 5 % de los casos de dengue pueden progresar a grave y la mortalidad puede llegar hasta un 13 % en pacientes que no tengan tratamiento. La cantidad de personas enfermas en la región de América Latina durante el 2023 por dengue fue de aproximadamente tres millones [12]. Durante este período se contabilizaron 1302 muertes con una tasa de mortalidad

	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 6.** Matriz de adyacencia del grafo de la Figura 5 con los pesos de las aristas [Adjacency matrix of the graph in Figure 5 with the weights on the edges].



**Figura 7.** Grafo que representa las relaciones entre los nodos de *sentimientos* y *acciones* del FCM inicial de cada persona [Graph that represent the relations between the feelings and actions nodes of each person's for initial FCM].

	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 8.** Matriz de adyacencia del grafo de la Figura 7 con los pesos de las aristas [Adjacency matrix of the graph in Figure 7 with the weights on the edges].

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. En el proyecto se presenta una escala ascendente del 0 al 10 que representa cuán enfermo se encuentra una persona. El número de infección es multiplicado por un valor que representa la realidad del proceso para obtener una probabilidad de que el agente en cuestión muera. Los estados de recuperación de las personas se modelan nuevamente de manera estocástica, es decir, teniendo en cuenta la incertidumbre y variabilidad inherente.

## 2. Implementación y resultados de experimentos

### 2.1 Detalles de implementación

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

- $h$ , la cantidad de horas a simular,
- $p$ , la cantidad de personas incluidas en la simulación, y
- $m_l$ , la cantidad de mosquitos por localizaciones escogidos para picar en esa hora.

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

Puede apreciarse 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 demoraría lo mismo, pero, por lo general, sería más rápido.

### 2.2 Detalles de la experimentación

Para la validación del modelo implementado se generaron varios grafos con distintos juegos de parámetros. En [2] se proponen algunos de los valores que se utilizaron en este proyecto, dígame:

- Tasa de mortalidad de humanos (0,000024),
- Tasa de recuperación de la enfermedad (0,143), y
- 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.

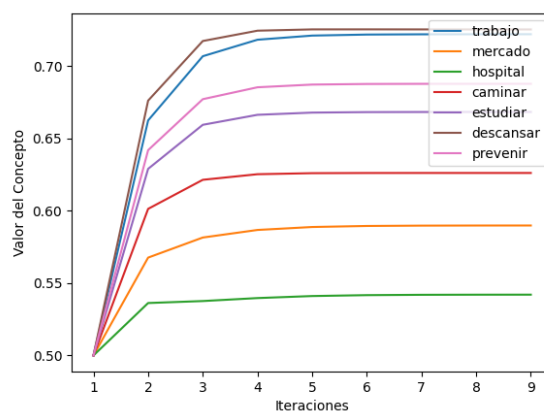
La obtención de valores adecuados para estos parámetros es esencial para garantizar que el modelo refleje con precisión

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 autopromediado (*self-averaging*), 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 aumenta. Cuando una cantidad física es autopromediada, esto significa que su valor promedio se puede obtener a partir de una única realización del sistema y que el promedio 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 autopromediado es útil porque simplifica el análisis de sistemas físicos. Si una cantidad es autopromediada, 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 Figura 9 se muestra cómo varían los valores de los conceptos referentes a las acciones cuando solo existe una persona en la simulación.



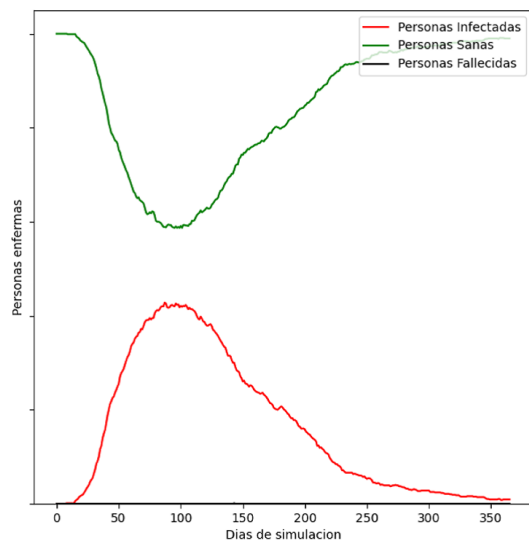
**Figura 9.** Valores de los conceptos de acciones para nueve iteraciones de una persona [Values of actions concepts for nine iterations of a persons].

Se puede apreciar en la Figura 9 que en la primera ite-



ración todos los conceptos tienen valor igual a 0,5, esto se debe a que en la primera instancia los valores referentes a los conceptos de *sentimiento* son 0, por lo tanto, la función sigmoideal devuelve 0,5. También se aprecia que, a partir de la tercera iteración, todos los conceptos varían muy poco su valor, por lo que se decidió, que cada vez que una persona fuese a realizar una acción, se ejecutaran tres actualizaciones del FCM.

Es importante recalcar que esta figura también muestra 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 destacar 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 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.

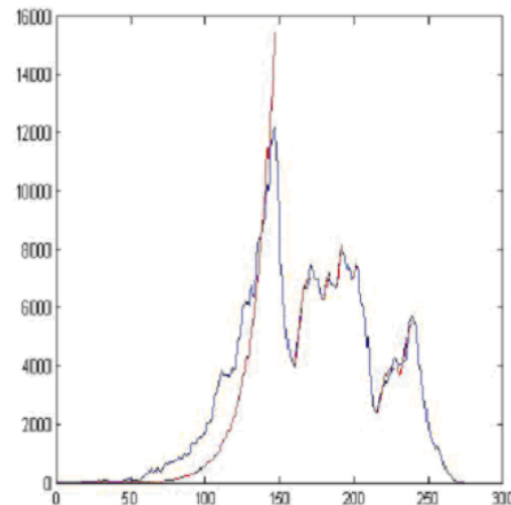


**Figura 10.** Datos y estimaciones de humanos infectados según nuestro modelo [*Data and Estimation of infected humans by our model*].

La Figura 10 ilustra los resultados obtenidos por nuestro modelo. La curva azul en la Figura 11 representa los datos y la roja, las estimaciones, según los resultados obtenidos en [2].

Los descensos que se aprecian son debidos a las campañas de fumigación. Esto 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.

Después de realizar 30 simulaciones con un total de 1 000 personas, con los mismos valores de los parámetros, se evidenció que el sistema es autopromediado, pues el porcentaje



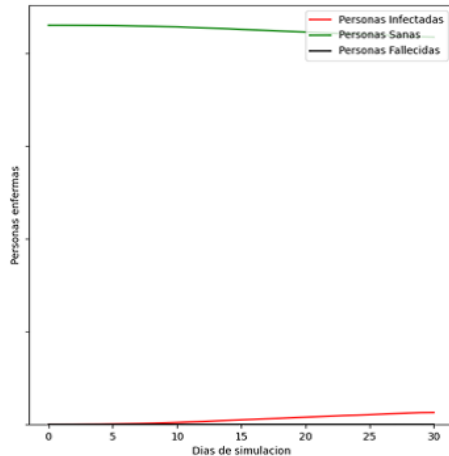
**Figura 11.** Datos y estimaciones de humanos infectados, tomado de [2] [*Data and Estimations of infected humans, taken from [2]*].

que representa la desviación estándar con respecto al promedio de personas infectadas es de 5,88 %. El hecho de que una desviación estándar represente aproximadamente el 6,00 % 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 que 1 000 basta con simular una sola vez.

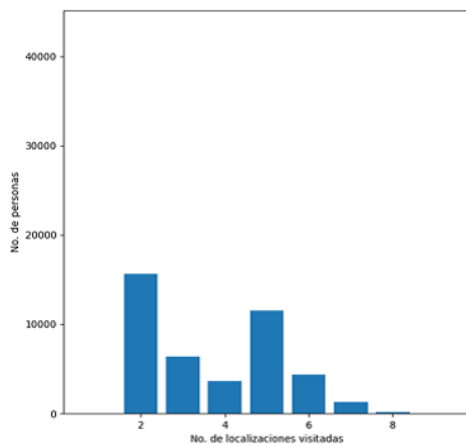
Como validación final del modelo implementado se realizó una simulación de 43 000 personas, población actual de un municipio de La Habana, los resultados obtenidos por este modelo lo validan [9], de donde se obtiene la cantidad de personas infectadas por mes durante la epidemia de dengue del 2006, en la cual reaparecieron los serotipos 3 y 4.

Parámetros utilizados:

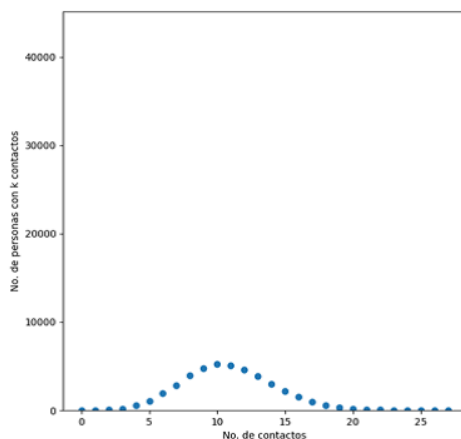
- Cantidad de personas: 43 000,
- Cantidad de días: 30,
- Valor del mercado: 250,
- Probabilidad de aristas: 0,009,
- Cantidad de mosquitos por lugares: 40,
- Probabilidad de picar: 0,15,
- Probabilidad de infectarse: 0,15,
- Probabilidad de morir: 0,000001,
- Trabajos: 4,
- Mercados: 3, y
- Hospitales: 3.



**Figura 12.** Datos y estimaciones de humanos infectados del modelo para 43 000 personas [Data and Estimation of infected humans by the model for 43.000 persons].



**Figura 13.** Cantidad de personas que visitaron por localizaciones (43 000) [Number of people who visited by locations (43.000)].



**Figura 14.** Cantidad de personas que visitaron por localizaciones (43 000) [Number of people who visited by locations (43.000)].

Al finalizar la simulación, los humanos infectados fueron 1391 y en los datos extraídos de [9] da un promedio de aproximadamente 1 000 personas por mes. Realizando un ajuste de los parámetros se puede conseguir un valor más preciso para las personas infectadas. Esto se ilustra en las figuras 12-14.

## Conclusiones

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 valida que tratar a las personas como agentes garantiza la posibilidad de ejecutar acciones de forma independiente.

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.

El estudio realizado evidencia que es factible implementar un modelo de simulación que tenga en cuenta la dinámica del comportamiento de las personas y los vectores en un entorno determinado. Los resultados respaldan la utilidad y la efectividad del modelo propuesto como una herramienta confiable para el análisis de la propagación de enfermedades transmitidas por vectores.

## Agradecimientos

Agradecemos el financiamiento del Proyecto PN223LH010-042 “Nuevas aproximaciones en la modelación dinámica de enfermedades” del Programa Nacional de Ciencias Básicas, Ministerio de Ciencia, Tecnología y Medio Ambiente, Cuba, 2024-2026.

## Referencias

- [1] Álvarez Pomar, L. y S. Rojas Galeano: *Herramienta basada en agentes para la valoración del impacto de intervenciones no farmacéuticas contra la COVID-19*. *Tecnológicas*, 23(49):201–221, 2020. [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0123-77992020000300179](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0123-77992020000300179).
- [2] Arazoza Rodríguez, H. de, A. Sánchez Pérez, A.A. Marrero Severo, J. Barrios Ginart, T. Noriega Sánchez y M.E. García Garaluz: *Un Enfoque en la Modelación Matemática y Análisis Preliminar de Problemas Epidemiológicos. Una Aplicación a un Modelo de Dengue en Cuba*, páginas 110–117. 2010.
- [3] Bissett, K.R., J. Cadena, M. Khan, and C.J. Kuhlman: *Agent-Based Computational Epidemiological Modeling*. *Journal of the Indian Institute of Science*, 101:303–327, 2021. <https://doi.org/10.1007/s41745-021-00260-2>.
- [4] CDC: *Clinical Considerations for Dengue Virus Infection*. Clinical Outreach and Communication Activity, 2022. <https://emergency.cdc.gov/newsletter/coca/083022.htm>.

- [5] Jose, A.: *Dynamic Fuzzy Cognitive Maps for the Supervision of Multiagent Systems*, páginas 307–324. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2010, ISBN 978-3-642-03220-2. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-03220-2\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-642-03220-2_13).
- [6] Kosko, B.: *Fuzzy cognitive maps*. International Journal of Man-Machine Studies, 24(1):65–75, 1986, ISSN 0020-7373. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020737386800402>.
- [7] Macal, C. and N. M.: *Tutorial on agent-based modelling and simulation*. Journal of Simulation, 4:151–162, 2010. <https://doi.org/10.1057/jos.2010.3>.
- [8] Mansilla, R. and J.L. Gutierrez: *Deterministic Site Exchange Cellular Automata Models for the Spread of Diseases in Human Settlements*. Complex Systems, 13(2):143–159, 2001. [https://www.complex-systems.com/abstracts/v13\\_i02\\_a03/](https://www.complex-systems.com/abstracts/v13_i02_a03/).
- [9] Massón López, A.C., G.J. González Valladares y R.F. Espinosa Álvarez: *Comportamiento clínico y epidemiológico del Dengue en el municipio 10 de Octubre*. Revista Cubana de Medicina General Integral, 31(1):5–16, 2015. [http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0864-21252015000100003&lng=es&tlng=es](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0864-21252015000100003&lng=es&tlng=es).
- [10] Newman, M.E.J.: *The Structure and Function of Complex Networks*. SIAM Review, 45(2):167–256, 2003. <https://doi.org/10.1137/S003614450342480>.
- [11] Organization, World Health: *Vector-borne diseases*, 2020. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/vector-borne-diseases>.
- [12] Organization, World Health: *Dengue - the Region of the Americas. Disease Outbreak News*, 2023. <https://www.who.int/emergencies/disease-outbreak-news/item/2023-DON475>.
- [13] Poczeta, K., E.I. Papageorgiou, and V.C. Gerogiannis: *Fuzzy cognitive maps optimization for decision making and prediction*. Mathematics, 8(11):2059, 2020. <https://doi.org/10.3390/math8112059>.
- [14] Reisen, W.K.: *Landscape epidemiology of vector-borne diseases*. Annual Review of Entomology, 55:461–83, 2010. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/19737082>.
- [15] Saeed, M.: *A Gentle Introduction To Sigmoid Function*, 2021. <https://machinelearningmastery.com/a-gentle-introduction-to-sigmoid-function>.
- [16] Tercero-Gutiérrez, M. y R. Olalla Herbosa: *Enfermedades tropicales transmitidas por vectores. Medidas preventivas y profilaxis*. Elsevier, 27(6):78–89, 2008. <http://www.elsevier.es/es-revista-offarm-4-articulo-enfermedadestropicales-transmitidas-por-vectores-13123519>.
- [17] Torres-Castro, M., H. Noh-Pech, C. Lugo-Caballero, K. Dzul-Rosado y F. Puerto: *Las enfermedades transmitidas por vector: importancia y aspectos epidemiológicos*. Bioagrociencias, 13(1), 2020, ISSN 2007-431X. <https://www.revista.ccba.uady.mx/ojs/index.php/BAC/article/view/3446>.
- [18] Zadeh, L.A.: *Fuzzy sets*. Information and Control, 8(3):338–353, 1965, ISSN 0019-9958. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001999586590241X>.

### Conflictos de interés

Se declara que no existen conflictos de interés. Ninguno de los autores, ni la Institución hemos recibido pago de terceros para ningún aspecto relacionado con la obra presentada. Hemos presentado documentación que incluye el manual de usuario para el registro del software.

### Contribución de autoría

**Conceptualización** A.A.M.S., E.A.H.

**Curación de datos** E.A.H., A.A.M.S.

**Análisis formal** E.A.H., A.A.M.S.

**Adquisición de Financiamiento** A.A.M.S.

**Investigación** A.A.M.S., E.A.H.

**Metodología** E.A.H., A.A.M.S.

**Software** E.A.H.

**Validación** E.A.H.

**Visualización** E.A.H.

**Redacción: preparación del borrador original** A.A.M.S., E.A.H.

**Redacción: revisión y edición** A.A.M.S., E.A.H.

### Suplementos

Este artículo no contiene información suplementaria.

