

Recibido 7 Jul 2025

ReCIBE, Año 15 No. 1, mayo 2026

Aceptado 25 Oct 2025

Modelado Basado en Agentes Aplicado a Estrategias de Evacuación

Agent-Based Modeling Applied to Evacuation Strategies

Jorge De Jesús Galvez Rodríguez

jorge.galvez@academicos.udg.mx

Miguel Ángel Alejandro Islas Toski

alejandro.islastoski@academicos.udg.mx

Karla Avila Cardenas

karla.acardenas@academicos.udg.mx

Héctor Joaquín Escobar Cuevas

hector.escobar@academicos.udg.mx

1 Universidad de Guadalajara

Resumen

Los edificios y sus infraestructuras pueden volverse frágiles frente a desastres, ya sean naturales o provocados por el ser humano. En estos escenarios, garantizar la seguridad de las personas es una prioridad, y para ello, los modelos de evacuación se han convertido en herramientas clave. Su propósito principal es simular con realismo cómo un grupo grande de personas puede dirigirse hacia las salidas disponibles de manera eficiente durante una emergencia. Este artículo presenta un modelo de evacuación basado en agentes, donde interactúan dinámicamente las personas, los obstáculos y las salidas. El modelo se basa en solo cinco reglas para reproducir el proceso de evacuación, pero es capaz de incorporar fenómenos complejos como los atascos y los movimientos irregulares que suelen aparecer bajo presión. A diferencia de otros enfoques, este modelo introduce comportamientos habituales en situaciones de estrés extremo, como caídas, desorientación o episodios de pánico, lo que permite una representación más cercana a lo que realmente ocurre en situaciones críticas. Para evaluar el desempeño de la propuesta, se llevaron a cabo diversos experimentos y estudios de caso en entornos urbanos reales. Los resultados muestran que el modelo no solo reproduce con mayor fidelidad el comportamiento humano durante una evacuación, sino que también ofrece información valiosa para mejorar la planificación y respuesta ante emergencias.

Palabras clave: Modelos Basados en Agentes; Modelos de Evacuación; Escenarios de Emergencia; Seguridad de Edificios

Abstract

Buildings and their infrastructures can become fragile in the face of disasters, whether natural or man-made. In these scenarios, ensuring people's safety is a priority, and evacuation models have become key tools for this purpose. Their main purpose is to realistically simulate how a large group of people can move towards the available exits efficiently during an emergency. This paper presents an agent-based evacuation model where people, obstacles and exits interact dynamically. The model relies on only five rules to reproduce the evacuation process, but is able to incorporate complex phenomena such as traffic jams and irregular movements that often appear under pressure. Unlike other approaches, this model introduces common behaviors in situations of extreme stress, such as falls, disorientation or panic episodes, allowing a closer representation of what actually happens in critical situations. To evaluate the performance of the proposal, several experiments and case studies were carried out in real urban environments. The results show that the model not only more closely reproduces human behavior during an evacuation, but also provides valuable information to improve emergency planning and response.

Keywords: Agent-Based Models; Evacuation Models; Emergency Scenarios; Building Safety

1. Introducción

Las ciudades modernas enfrentan el riesgo constante de sufrir catástrofes, producto tanto de causas naturales como de acciones humanas. La rápida expansión urbana ha dado lugar a zonas densamente pobladas que, en muchos casos, carecen de una planificación adecuada y de medidas efectivas de resiliencia. Esto las vuelve especialmente vulnerables frente a eventos como sismos, inundaciones, huracanes o incendios. A este escenario se suma el impacto del cambio climático, que ha intensificado la frecuencia y gravedad de muchos desastres naturales. Por otro lado, también existen amenazas derivadas de la actividad humana, como los accidentes industriales, los actos de terrorismo o las fallas en las infraestructuras esenciales (Xie et al., 2024). La alta concentración de personas y recursos en las áreas urbanas multiplica las consecuencias de estos eventos, haciendo indispensable una planificación estratégica y una preparación efectiva para reducir los riesgos y proteger tanto a la población como al entorno urbano.

Los modelos de evacuación juegan un papel fundamental en la gestión del riesgo y la protección de las personas en entornos urbanos (Sun et al., 2024). Gracias a estos modelos, los responsables de la planificación pueden simular distintos tipos de emergencias tales como incendios, terremotos o inundaciones y anticipar cómo reaccionarían y se desplazarían las personas ante esos escenarios. Al incorporar enfoques avanzados, estos modelos ofrecen información clave que permite mejorar la asignación de recursos, afinar los planes de respuesta y optimizar el diseño de edificios y espacios públicos (Islas-Toski et al., 2024). Más allá de reducir los riesgos, su aplicación contribuye a que las ciudades evolucionen hacia entornos más seguros, preparados y resilientes, capaces de responder con eficacia cuando se presentan situaciones críticas.

A lo largo del tiempo, han surgido distintos enfoques para modelar el proceso de evacuación, cada uno con sus propias estrategias y fundamentos. Entre ellos destacan los modelos de flujo continuo, como los modelos de Greenshields (Islas-Toski et al., 2024) y otros desarrollos centrados en el movimiento peatonal (Ensing & Amrit, 2023; Fernández-Garza et al., 2019), que se basan en principios de la mecánica de fluidos para representar cómo se desplazan las personas en distintos entornos. Estos modelos han sido ampliamente utilizados para analizar el flujo de personas en edificios, estaciones o espacios públicos. Por otro lado, los Modelos Basado en Agentes (MBAs) han cobrado gran relevancia por su capacidad de representar de forma más realista las decisiones individuales y las interacciones entre personas. Dentro de estos modelos, se encuentran; el Modelo de Fuerza Social (MFS) (Seyfried et al., 2006), los Modelos de Autómatas Celulares (MAC) (Li et al., 2020), y los modelos de redes dinámicas (Bayram, 2016).

En la Tabla 1 se presenta un resumen de los modelos de evacuación más relevantes descritos en la literatura, junto con sus características principales. Si bien estos enfoques han aportado resultados valiosos, estos enfoques presentan limitaciones importantes (An et al., 2015). Uno de los principales problemas es que muchos de ellos dependen de formulaciones matemáticas complejas, lo que complica su adaptación a nuevos contextos o su modificación para representar diferentes escenarios (Ronchi, 2016). Además, suelen ser modelos estáticos (Hu et al., 2024), es decir, no contemplan los cambios que pueden producirse en tiempo real durante una evacuación. Esto representa una debilidad considerable, ya que en situaciones reales, como desastres naturales, incendios o atentados, es común que se alteren las condiciones del entorno.

Modelo de evacuación	Principales elementos	Referencia
Modelos Greenshields	Utilizan los principios de la mecánica de fluidos para representar el movimiento de las personas, aplicado en entornos específicos.	(Islas-Toski et al., 2024)
Modelos de flujo continuo de peatones	Aplican los principios de la mecánica de fluidos para simular el movimiento peatonal, ampliamente utilizado en el análisis del flujo en edificios y espacios públicos.	(Ensing & Amrit, 2023; Fernández-Garza et al., 2019)
Modelo de Fuerza Social (MFS)	Se centran en las interacciones individuales con fuerzas sociales como la atracción y la repulsión, y modela la dinámica colectiva.	(Seyfried et al., 2006)

Modelos de Automatas Celulares (MAC)	Discretizan el espacio en celdas, simula el movimiento de una celda a otra según reglas, eficaz para la dinámica de multitudes.	(Li et al., 2020)
Modelos de Redes Dinámicas	Utiliza la teoría de redes para trazar conexiones y rutas en entornos complejos.	(Bayram, 2016)

Tabla 1. Modelos de evacuación propuestos en la literatura y sus principales características.

Otra de las limitaciones de dichos enfoques es que se centran casi exclusivamente en el comportamiento racional y predecible de los individuos. En la mayoría de estos enfoques, las personas son representadas como agentes que siguen reglas matemáticas de forma sistemática, sin contemplar los aspectos emocionales que surgen en situaciones de alta tensión. Sin embargo, en contextos reales, las emociones como el miedo, la histeria o la desorientación juegan un papel crucial en las decisiones y reacciones de las personas, afectando directamente los tiempos, las trayectorias y, en general, el desarrollo de la evacuación. La falta de consideración de estos factores emocionales y dinámicos limita el realismo de las simulaciones y, por ende, reduce la efectividad de estos modelos al momento de aplicarlos en escenarios reales.

Los MBAs (Helbing, 2012) son herramientas computacionales diseñadas para simular cómo actúan e interactúan agentes autónomos dentro de un entorno específico. En los MBAs, cada agente sigue un conjunto de reglas y comportamientos (Liu et al., 2024), lo que le permite tomar decisiones, adaptarse a cambios y relacionarse tanto con otros agentes como con su entorno. Este enfoque es especialmente valioso para estudiar sistemas complejos donde el comportamiento colectivo surge de la interacción de muchas partes y no puede predecirse simplemente analizando a cada agente por separado.

Los MBAs se utilizan en diversas áreas, como las ciencias sociales, la economía, la epidemiología y la planificación urbana (Macal & North, 2005), ya que ofrecen una perspectiva sobre cómo las interacciones descentralizadas pueden dar lugar a patrones y dinámicas complejas. Al capturar la diversidad y capacidad de adaptación de los agentes, estos modelos se han convertido en una herramienta clave para analizar situaciones que van desde la evolución de mercados hasta la gestión de evacuaciones, ayudando a entender y controlar sistemas complejos y cambiantes.

La diferencia principal entre los MBAs y los modelos convencionales, que se apoyan en ecuaciones matemáticas en diferencias, para representar y simular sistemas basándose no solo en las acciones autónomas de cada agente, sino de las interacciones entre agentes. Mientras que los modelos convencionales describen el comportamiento general de todo un sistema usando ecuaciones diferenciales, para explicar cómo se relacionan sus variables (Hirtz et al., 2002). Esto hace que los métodos convencionales solo consideren aspectos generales de la simulación, sin considerar interacción entre las variables involucradas. Debido a lo anterior, el MBA permite capturar la diversidad y la capacidad de adaptación de las personas, reflejando mejor cómo varían los comportamientos y las decisiones dentro de un grupo.

Los MBAs destacan especialmente por su capacidad para reflejar la diversidad entre individuos, ya que pueden simular interacciones complejas y fenómenos emergentes que surgen justamente de esas diferencias. Esto permite ofrecer una visión más detallada y realista de sistemas donde las variaciones individuales influyen de manera importante en los resultados. Por eso, los MBAs son especialmente adecuados para construir modelos de evacuación, ya que pueden reproducir los distintos comportamientos e interacciones de las personas en entornos que cambian

constantemente. Esto ayuda a capturar la complejidad del comportamiento humano en una evacuación, incluyendo fenómenos como el pánico, la cooperación o la influencia de los vínculos sociales. Además, estos modelos pueden ajustarse en tiempo real a cambios en el entorno, como salidas bloqueadas o peligros que van apareciendo, lo que resulta en simulaciones mucho más realistas. Al integrar tanto la variabilidad individual como las condiciones cambiantes, los MBAs proporcionan un marco sólido para evaluar distintas estrategias de evacuación, optimizar la ubicación de recursos y mejorar la seguridad y eficiencia en la planificación de emergencias. Gracias a esta capacidad de adaptación y realismo, los MBAs se posicionan como una herramienta flexible para diseñar modelos de evacuación completos y efectivos.

Este artículo propone un modelo de evacuación basado en agentes con un diseño sencillo, que utiliza solo cinco reglas para replicar cómo se desarrolla una evacuación. Estas reglas capturan detalles importantes, como el movimiento de las personas y los momentos en que se forman atascos, además de reflejar comportamientos comunes en situaciones de emergencia, como accidentes, pánico y desorientación. A diferencia de muchos modelos convencionales, este enfoque incorpora estas reacciones típicas que suelen presentarse en escenarios de alta tensión. El modelo propuesto, representa de manera más realista cómo actúan las personas durante una evacuación, lo que se traduce en resultados más prácticos y confiables. Para probar la efectividad del modelo propuesto, se tomó en cuenta en un entorno real de evacuación, el Hospital Civil Viejo Fray Antonio Alcalá en Guadalajara, México. Los resultados muestran que el modelo proporciona información útil sobre el proceso de evacuación y permite evaluar con mayor precisión cómo se comportan las personas en situaciones de emergencia.

2. Modelado Basado en Agentes.

Un Modelo Basado en Agentes (MBA) es una herramienta de simulación computacional que representa y analiza cómo actúan e interactúan agentes autónomos dentro de un entorno específico (Siegenfeld & Bar-Yam, 2020). Cada agente sigue un conjunto de reglas y comportamientos que le permiten tomar decisiones, adaptarse a cambios y relacionarse tanto con otros agentes como con su entorno. Este enfoque centrado en el agente ayuda a capturar la diversidad y la complejidad del comportamiento individual, así como su impacto en el sistema en conjunto.

Las reglas en los MBAs son fundamentales porque definen cómo se comportan e interactúan los agentes dentro de la simulación (Le Page et al., 2017). Estas reglas establecen de qué manera los agentes toman decisiones, reaccionan a su entorno y se relacionan con otros agentes, y en conjunto determinan cómo evoluciona todo el sistema. Entre las reglas más comunes se encuentran las de movimiento, que indican cómo los agentes se desplazan por el espacio; las de interacción, que regulan cómo los agentes influyen y son influenciados por sus pares; y las de toma de decisiones, que describen los criterios que usan los agentes para elegir acciones según su estado interno o estímulos externos.

El proceso de un modelo basado en agentes implica la interacción de una población $\mathbf{P}$ de un total de p agentes diferentes que se definen de la siguiente manera:

$$\mathbf{P} = \{A_1, A_2, \dots, A_p\} \quad (1)$$

Un MBA considera varios pasos importantes. Inicialmente, se inicializan los p agentes en $\mathbf{P}$. En este proceso, a cada agente se le asignan atributos aleatorios que determinan su posición, estado o

condición. Con estos atributos aleatorios, la población de agentes será heterogénea. A continuación, durante el proceso de simulación, los agentes se seleccionan aleatoriamente o siguen un orden predefinido. El agente seleccionado, $A_k, k \in 1, \dots, p$ sigue un conjunto de reglas establecidas, modificando su estado, posición o relaciones con otros agentes. Estas reglas suelen tener en cuenta al agente actual, a sus homólogos vecinos y al entorno. Por último, se define un criterio de parada para concluir el proceso una vez alcanzado un estado o condición determinados. Este planteamiento estructurado permite simular sistemas complejos y dinámicos, lo que permite comprender mejor los comportamientos emergentes y las interacciones dentro de poblaciones heterogéneas.

Las reglas en los MBAs pueden capturar la diversidad y complejidad de comportamientos dentro de una población, mostrando cómo los agentes reaccionan a distintos estímulos y se relacionan entre sí y con el entorno. Estas reglas permiten crear simulaciones realistas y flexibles, útiles para estudiar una gran variedad de situaciones y fenómenos. Un tipo común de regla en los MBAs son las reglas IF-THEN, que ofrecen una manera sencilla de programar el comportamiento de los agentes. Estas reglas establecen respuestas condicionales basadas en el estado actual del agente o su entorno, lo que facilita la representación de procesos complejos de toma de decisiones y comportamientos que se adaptan a las circunstancias. Así, usando reglas IF-THEN, los MBAs pueden simular cómo los agentes reaccionan a diferentes situaciones, dando lugar a patrones emergentes y ayudando a comprender mejor el sistema que se está estudiando.

En el contexto de los MBAs, el concepto de emergencia se refiere a cómo surgen patrones, comportamientos y propiedades complejas a partir de las interacciones simples entre agentes individuales dentro del sistema (Heard et al., 2015). Estas características emergentes no se programan de forma directa en el modelo, sino que aparecen como resultado de la dinámica colectiva y las interacciones locales de los agentes que siguen reglas básicas. La emergencia muestra cómo las acciones descentralizadas y autónomas de cada agente pueden generar fenómenos organizados y, a menudo, inesperados a nivel global, ayudándonos a entender mejor los mecanismos que operan en sistemas complejos.

3. El modelo basado en agentes propuesto para evacuación

En esta sección se presenta el MBA diseñado para simular los procesos de evacuación en escenarios complejos. Este modelo logra capturar la diversidad de comportamientos individuales y las interacciones complejas, especialmente en situaciones emocionales difíciles como la histeria o la desorientación, que suelen darse durante una evacuación. Para facilitar la explicación del modelo propuesto, el análisis se divide en tres partes principales: (i) Creación del entorno, (ii) Agentes y reglas, y (iii) Procedimiento computacional. La parte (i) se enfoca en la creación del entorno, es decir, una forma computacional de representar el entorno, las personas, las salidas y los obstáculos. En la parte (ii), se definen las reglas de comportamiento de los agentes. Finalmente, la parte (iii) describe el procedimiento computacional completo.

3.1 Creación del entorno

En los MBAs, contar con un entorno definido es clave para ofrecer el contexto espacial necesario en las simulaciones. En este trabajo, se discretiza el mapa del entorno a simular, en términos de una cuadrícula C discreta bidimensional de $M \times N$ celdas, para representar el espacio donde se mueven y actúan los agentes. Esta estructura tiene varias ventajas. Primero, ofrece un marco de referencia claro e intuitivo para modelar las relaciones espaciales y los movimientos, lo que facilita

visualizar y analizar cómo los agentes interactúan entre sí y con el entorno. Cada celda de la cuadrícula puede representar diferentes elementos, como áreas abiertas, personas, obstáculos o salidas, permitiendo así una representación detallada y flexible del entorno. Además, esta configuración simplifica la aplicación de las reglas de comportamiento de los agentes, porque tanto el movimiento como las interacciones se pueden gestionar fácilmente dentro de la cuadrícula.

En la inicialización del entorno, todos los elementos $x_{ij}, i \in 1, \dots, M, j \in 1, \dots, N$ de la cuadrícula C se inicializan en cero. A continuación, los elementos correspondientes a las salidas del modelo de evacuación se ponen a uno. Esta información se utiliza para crear un mapa de distancias (MD). Este mapa visualiza en cada celda de la cuadrícula la distancia más corta al elemento con valor 1 (la salida en el modelo de evacuación). Para elaborar el mapa de distancias MD , se utiliza el algoritmo de Chamfer. El algoritmo Chamfer es una técnica utilizada para calcular distancias aproximadas dentro de una cuadrícula discreta, empleada normalmente en el contexto de la búsqueda de trayectorias y el análisis de formas. Funciona propagando iterativamente valores de distancia a través de la cuadrícula, creando un mapa de distancias que representa el camino más corto desde cada celda a un conjunto de celdas objetivo, como obstáculos o puntos de salida. El algoritmo suele utilizar un paso hacia delante y otro hacia atrás para actualizar los valores de distancia. En el paso hacia delante, la distancia de cada celda se actualiza en función de sus celdas vecinas situadas arriba y a la izquierda (utilizando una máscara M_M^I), mientras que, en el paso hacia atrás, las actualizaciones se basan en las celdas vecinas situadas abajo y a la derecha (utilizando una máscara M_M^D). Este enfoque de doble pasada garantiza que los valores de distancia se propaguen con precisión por toda la cuadrícula. Las distancias se calculan utilizando un conjunto de pesos predefinidos que se aproximan a la distancia euclidiana, lo que permite al algoritmo manejar con eficacia diversas configuraciones de la cuadrícula.

Como resultado del proceso, se produce el mapa de distancias MD . La capacidad del algoritmo Chamfer para generar rápidamente mapas de distancias lo convierte en una herramienta ideal para aplicaciones en tiempo real en los MBAs, permitiendo actualizaciones dinámicas y simulaciones realistas de movimientos e interacciones de agentes dentro de entornos complejos.

La Figura 1 ilustra la evolución del proceso realizado por el algoritmo Chamfer para generar el mapa de distancias. La Figura 1(a) representa la cuadrícula original C , en la que todos sus valores son cero excepto dos elementos que representan las salidas ($x_{1,1} = x_{4,4} = 1$). En estas condiciones, el algoritmo Chamfer, calcula la distancia de cada celda (con valor cero) al elemento o elementos de la cuadrícula con valor uno. Considerando la Figura 1(a) como entrada, la transformación Chamfer se aplica mediante un proceso dual con las máscaras mostradas en la Figura 1(b). El resultado de este procesamiento es el mapa de distancias MD que se muestra en la Figura 1(c). En este mapa MD , a todas las celdas con un valor inicial de cero en la cuadrícula C se le ha asignado un valor correspondiente a la distancia de esa celda a la salida más cercana. Por ejemplo, en la Figura 1(c), el elemento $x_{3,6}$ tiene un valor de 3, lo que indica su distancia a una de las salidas definidas.

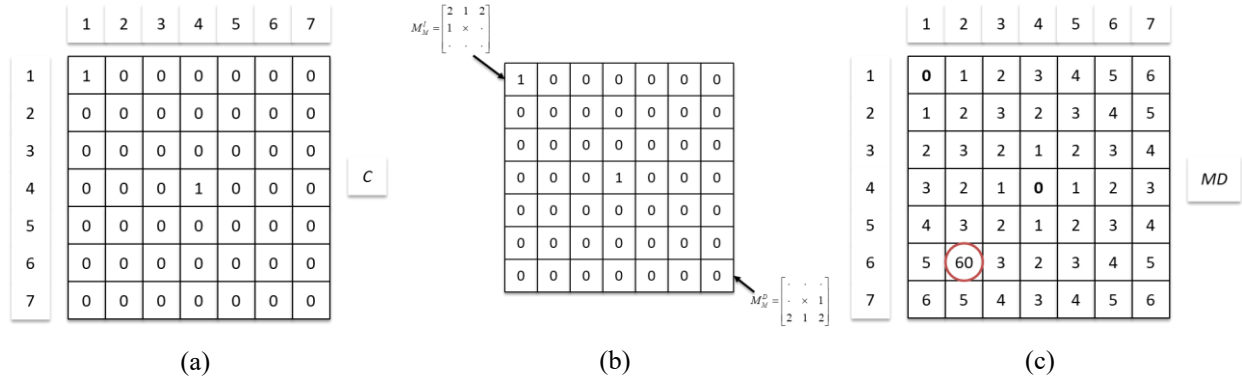


Figura 1. Evolución del proceso realizado por el algoritmo Chamfer para generar el mapa de distancias MD. (a) Cuadrícula original C , (b) Máscaras y (c) Mapa MD producido.

Una vez que se ha creado el mapa de distancias MD , se pueden definir los obstáculos. Estos obstáculos son celdas, o grupos de celdas, que no pueden ser ocupadas, por lo que se les asigna un valor de distancia (0) hacia las salidas muy alto. Al poner un número tan grande, estas celdas quedan bloqueadas y no se consideran rutas válidas para la evacuación. El valor 0 debe ser mayor que el producto de las dimensiones de la cuadrícula, es decir, $M \times N$.

La Figura 1(c) muestra este proceso, donde la celda en la posición $x_{6,2}$ se marca como obstáculo al asignarle un valor de 60. Este valor elevado asegura que esa celda no sea utilizada como parte de las rutas de evacuación. Así, la celda queda efectivamente inaccesible para los agentes, reflejando con precisión la existencia de barreras físicas en el entorno simulado.

3.2 Agentes y reglas

En el modelo propuesto, los agentes $\{A_1, A_2, \dots, A_p\}$, se inicializan o localizan aleatoriamente dentro de las celdas válidas de la cuadrícula C . Esta configuración garantiza que cada agente comience desde una ubicación factible, facilitando patrones de movimiento realistas dentro del entorno. Al situar a los agentes en celdas accesibles y desocupadas, el modelo refleja con exactitud las condiciones iniciales de un escenario de evacuación, permitiendo la simulación de interacciones y movimientos realistas a medida que los agentes navegan hacia las salidas mientras evitan obstáculos y a los demás agentes.

Los agentes en el modelo de evacuación siguen un conjunto de reglas que determinan cómo se mueven, interactúan y toman decisiones. Estas reglas están pensadas para imitar el comportamiento humano en situaciones de evacuación, incluyendo casos donde pueden ocurrir accidentes, pánico o desorientación. El modelo cuenta con cinco reglas: una de movimiento, una de estancamiento y tres de comportamiento. La regla de movimiento indica cómo los agentes se desplazan por el entorno, eligiendo rutas basadas en el mapa de distancias y evitando obstáculos. La regla de estancamiento se activa cuando los agentes quedan bloqueados o atrapados, y les guía sobre cómo actuar en estas situaciones. Por último, las tres reglas de comportamiento consideran los aspectos emocionales y psicológicos, como los movimientos irracionales causados por el pánico o la indecisión producto de la desorientación. A continuación, se explican en detalle cada una de estas reglas.

3.2.1 Regla de Movimiento

La regla de movimiento modela cómo los agentes navegan por el entorno, eligiendo caminos basados en el mapa de distancias y evitando obstáculos. En nuestro modelo de evacuación, cada agente intenta desplazarse hacia la salida más cercana basándose en el camino más corto proporcionado por el mapa de distancias MD , ajustando su ruta en respuesta a los cambios del entorno. En esta regla, cada agente A_k explora su vecindario más cercano (VEC), definido por el vecindario de Moore (véase la Figura 2(a)), para decidir su siguiente movimiento. El vecindario de Moore incluye las ocho celdas adyacentes que rodean al agente. Por lo tanto, los agentes pueden moverse vertical, horizontal o diagonalmente a una celda adyacente que no esté ocupada por otro agente. La regla especifica que el agente se moverá a cualquier celda dentro del vecindario VEC que tenga un valor de distancia menor o igual que la posición actual del agente. Si varias celdas circundantes dentro de la vecindad tienen el mismo valor de distancia mínima, el agente elegirá aleatoriamente una de estas celdas. Así, si el agente A_k se encuentra en la posición $x_{i,j}$ de la cuadrícula, deberá comprobar cuáles de las ocho celdas dentro de VEC tienen un valor de distancia menor que la distancia en la posición $x_{i,j}$. La vecindad VEC se define matemáticamente como sigue:

$$VEC(x_{i,j}) = \{x_{i-1,j-1}, x_{i-1,j}, x_{i-1,j+1}, x_{i,j-1}, x_{i,j+1}, x_{i+1,j-1}, x_{i+1,j}, x_{i+1,j+1}\} \quad (2)$$

Una vez encontrada la celda que satisface esta condición, el agente puede moverse a esa nueva posición de celda. Así, la regla de movimiento (R_M) puede definirse como el cambio de posición del agente A_k de $x_{i,j}$ a $x_{a,b}$ tal que la distancia de la posición $x_{a,b}$ sea menor que la de $x_{i,j}$ dentro de la vecindad VEC de $x_{i,j}$. Esta regla puede describirse matemáticamente como sigue:

$$R_M: x_{a,b} \leftarrow A_k \quad \left\{ (x_{a,b} \in VEC(x_{i,j})) \wedge (d(x_{a,b}) \leq d(x_{i,j})) \right\} \quad (3)$$

Aquí, $d(\cdot)$ representa la distancia desde una posición específica dentro de la cuadrícula. La Figura 2(b) ilustra cómo se aplica esta regla. En el ejemplo, se muestra un agente A_k ubicado en la celda $x_{2,6}$. Su vecindario inmediato está compuesto por las celdas del conjunto $\{x_{1,5}, x_{1,6}, x_{1,7}, x_{2,5}, x_{2,7}, x_{3,5}, x_{3,6}, x_{3,7}\}$.

La distancia actual del agente a la salida es 4. Sin embargo, dentro de su vecindario existe una celda, $x_{3,5}$, con una distancia menor, en este caso 2. Por lo tanto, el agente se moverá a esa celda, ya que representa un avance hacia la salida.

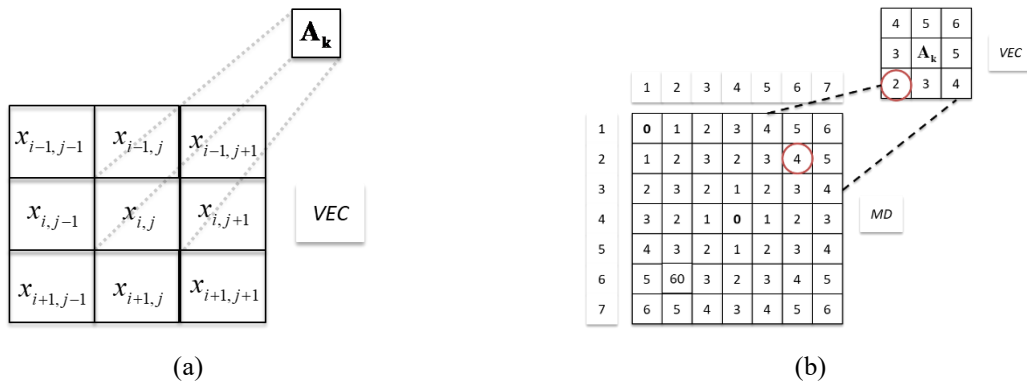


Figura 2. Proceso de la regla de movimiento. (a) Barrio de Moore y (b) proceso de aplicación de la regla.

3.2.2 Regla de Estancamiento

En muchas situaciones, los agentes tienden a aglomerarse cerca de las salidas, avanzando lentamente, o se topan con obstáculos que bloquean su paso en determinada dirección. Cuando eso sucede, actúan de forma similar a los seres humanos: intentan seguir moviéndose, buscando caminos alternativos que les permitan llegar más rápido a la salida. Este tipo de comportamiento adaptativo no puede lograrse únicamente con la regla de movimiento. Según esa regla, un agente A_k solo puede trasladarse desde su posición actual $x_{i,j}$ a una celda vecina $x_{a,b}$ (siempre que $x_{a,b} \in VEC(x_{i,j})$) si la nueva celda tiene un valor de distancia $d(x_{a,b})$ menor que el de su posición actual $d(x_{i,j})$. Si no encuentra ninguna celda que cumpla con esta condición, el agente no puede avanzar y permanece donde está. Este estado se conoce como estancamiento. Esta limitación evidencia la necesidad de incorporar reglas adicionales que permitan a los agentes reaccionar ante bloqueos y buscar rutas alternativas de forma dinámica, lo que aporta un comportamiento más realista y humano al modelo de evacuación.

Para evitar que los agentes se acumulen en un mismo punto sin poder avanzar, se introduce la regla de estancamiento R_E . Esta regla actúa cada vez que un agente entra en estado de estancamiento, es decir, cuando no puede moverse porque ninguna de las celdas vecinas tiene una distancia menor que la actual. En ese caso, el valor de distancia de su posición se incrementa en una unidad: $d(x_{i,j}) = d(x_{i,j}) + 1$. Con este pequeño ajuste, llegará un momento en que la celda en la que se encuentra el agente tendrá una distancia mayor que alguna de sus vecinas, lo que le permitirá moverse siguiendo la regla de movimiento normal ($d(x_{a,b}) < d(x_{i,j})$). Este mecanismo evita que los agentes queden atrapados permanentemente, favorece el flujo continuo y les da la posibilidad de descubrir rutas alternativas, reduciendo el riesgo de congestión en las salidas. En conjunto, permite una simulación más fluida y cercana a lo que podría ocurrir en una evacuación real. La regla R_E se resume como el aumento, en cada iteración, del valor de distancia $d(x_{i,j})$ de un agente A_k que ha quedado bloqueado.

$$R_E: IF A_k \text{ esta Estancado THEN } d(x_{i,j}) = d(x_{i,j}) + 1 \quad (4)$$

La Figura 3 ilustra cómo actúa la regla de estancamiento. En la Figura 3(a) se observa el mapa de distancias que representa el entorno. El agente A_k se encuentra en la celda $x_{3,1}$, bloqueado por tres obstáculos ubicados en $x_{2,1}$, $x_{2,2}$ y $x_{3,2}$. En esta situación, el agente no tendría posibilidad de avanzar, ya que todas las celdas vecinas están ocupadas o no ofrecen una distancia menor hacia la salida, lo que lo dejaría completamente estancado. Para resolver esto, se aplica la regla de estancamiento, que incrementa artificialmente el valor de distancia de la celda donde se encuentra el agente. En este caso, después de dos iteraciones, el valor de $d(x_{3,1})$ aumenta de 2 a 5. Con este nuevo valor, la celda vecina $x_{4,2}$, que tiene una distancia de 3, pasa a ser una mejor opción, permitiendo que el agente se desplace hacia ella según la regla de movimiento. Este ejemplo muestra cómo la regla de estancamiento ayuda a los agentes a liberarse de bloqueos, sortear obstáculos y continuar su camino hacia la salida, evitando que queden atrapados de forma indefinida.

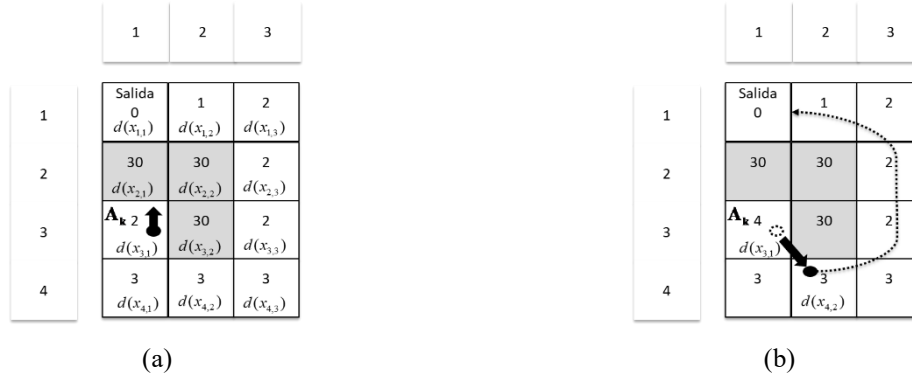


Figura 3. Ejemplo del efecto de la regla de estancamiento. (a) Entorno original y (b) Efecto de la regla.

3.2.3 Reglas de Comportamiento

Durante una evacuación, ciertos factores de comportamiento pueden tener un impacto decisivo en la forma en que las personas reaccionan y se desplazan por el espacio. Entre estos factores destacan los accidentes, la histeria y la desorientación. Los accidentes pueden generar lesiones o bloqueos en zonas clave, lo que retrasa la evacuación y contribuye a la formación de cuellos de botella. La histeria, impulsada por el miedo o el pánico, puede dar lugar a comportamientos desordenados e impredecibles, como empujones, estampidas o la desobediencia de instrucciones de seguridad, lo que agrava aún más la situación. La desorientación, por su parte, suele deberse a la confusión o al desconocimiento del entorno, y puede llevar a las personas a tomar direcciones equivocadas o a no localizar las salidas a tiempo, complicando seriamente su escape. Aunque estos comportamientos pueden tener un alto impacto, estudios previos indican que en escenarios de evacuación típicos no más del 10 % de la población tiende a presentar este tipo de reacciones (Percy et al., 2011).

No obstante, este porcentaje puede modificarse según cambien las condiciones de la población, como un aumento en los niveles de estrés o la influencia de factores externos. También puede ajustarse para reflejar mejor las características de comportamiento de distintos grupos sociales o demográficos. Esta posibilidad de adaptación hace que el modelo sea mucho más flexible y adecuado para una variedad de escenarios contemporáneos, permitiendo simular con mayor precisión distintas dinámicas de evacuación. Esta capacidad de ajuste es clave para que el modelo se adapte a contextos específicos y ofrezca una representación más fiel y útil de los procesos de evacuación en situaciones reales.

Incluir estos perfiles de comportamiento en un modelo de evacuación resulta fundamental para representar con mayor fidelidad lo que ocurre en situaciones reales. Esta incorporación permite diseñar estrategias de evacuación más efectivas, ya que ayuda a detectar posibles puntos críticos y a fortalecer los planes de acción ante emergencias. Además, brinda a los responsables de la gestión de crisis y al personal de primera respuesta una herramienta útil para anticiparse a las reacciones humanas durante eventos caóticos, facilitando una mejor toma de decisiones. En conjunto, esto se traduce en una evacuación más segura, organizada y, en muchos casos, en la posibilidad de salvar vidas.

En el modelo se establecen tres reglas para simular comportamientos que un agente A_k puede presentar durante una evacuación: Regla de accidente (R_A), Regla de histeria (R_H) y Regla de desorientación (R_D). El primer paso consiste en determinar si un agente desarrollará alguno de

estos comportamientos. Para ello, se realiza una prueba probabilística: se genera un número aleatorio r , distribuido de forma uniforme entre 0 y 1. Si el valor de r es menor o igual a 0.1 (es decir, un 10 %), se considera que el agente presentará uno de estos tres estados. Si el valor supera 0.1, se asume que el agente no sufrirá ninguna alteración. Este enfoque basado en la probabilidad permite introducir cierta variabilidad y realismo en la simulación, ya que refleja cómo, en la vida real, solo una parte de la población reacciona de manera extrema o inesperada durante una emergencia.

Una vez que se ha decidido que el agente A_k experimentará uno de los tres comportamientos, entonces se elige aleatoriamente uno de ellos con la misma probabilidad para elegir uno de los tres. Si se selecciona la condición de accidente como comportamiento del agente A_k , se activa la regla de accidente R_A . Bajo R_A , se considera que el agente A_k ha sufrido un accidente o lesión, dejando al agente inmóvil. Como resultado, el agente A_k permanece como obstáculo 0 en la celda $x_{i,j}$ que ocupa en la cuadrícula. Esto significa que el agente bloqueará la celda durante el resto de la simulación (durante el resto de iteraciones), impidiendo que otros agentes se muevan u ocupen esa celda. R_A se describe como:

$$R_A: \text{IF } A_k \text{ esta en situación de accidente THEN } A_k \text{ es un obstaculo} \quad (5)$$

Esta regla simula el impacto de los accidentes durante la evacuación, destacando cómo las lesiones pueden crear barreras adicionales y complicar el proceso de evacuación, proporcionando así un escenario más realista y desafiante para la planificación de emergencias y las estrategias de respuesta.

Por otro lado, si el comportamiento del agente A_k es histeria, se activa la regla de histeria R_H . Según esta regla, el agente A_k permanece como obstáculo en la misma posición durante un número fijo de iteraciones n . Durante este periodo, el agente queda inmovilizado, bloqueando efectivamente la celda $x_{i,j}$ que ocupa e impactando en el movimiento de otros agentes a su alrededor. Una vez transcurrido el número especificado de iteraciones n , el agente A_k asume un comportamiento normal y puede moverse según la regla de movimiento estándar R_M , como cualquier otro agente. La regla R_H puede describirse como sigue:

$$R_H: \text{IF } A_k \text{ esta en situación de histeria THEN } A_k \text{ es un obstaculo cierta cantidad de iteraciones } (n) \quad (6)$$

Esta regla simula la parálisis temporal o el comportamiento irracional que puede ocurrir debido a la histeria, proporcionando una representación más realista de cómo el pánico puede afectar a la dinámica de evacuación y potencialmente causar cuellos de botella o retrasos temporales.

Finalmente, si se activa el comportamiento de desorientación, la regla de desorientación R_D rige el comportamiento. Esta regla afecta al agente durante m iteraciones. Durante este periodo, el agente se confunde y se mueve aleatoriamente desde su posición actual $x_{i,j}$ a otra celda aleatoria $x_{c,d}$ dentro de su vecindad $VEC(x_{i,j})$. En esta regla, el agente se moverá aleatoriamente a cualquier celda vecina, independientemente de los valores de distancia, con la única restricción de que la celda no esté ocupada. La regla R_D puede describirse como sigue:

$$R_D: \text{IF } A_k \text{ esta en situación de desorientación THEN } x_{c,d} \leftarrow A_k \text{ } (n) \quad (7)$$

Esta regla emula la desorientación que puede sufrir un individuo durante el proceso de evacuación, haciendo que el agente realice movimientos aparentemente irracionales que no conducen necesariamente hacia la salida. Esta regla ayuda a modelar el impacto de la confusión y

la falta de conciencia espacial en el proceso de evacuación, añadiendo otra capa de realismo a la simulación al tener en cuenta la naturaleza impredecible del comportamiento humano en situaciones de emergencia.

3.3 Proceso Computacional

En esta sección describe el procedimiento computacional completo del modelo basado en agentes para emular el proceso de evacuación. Todas las operaciones se detallan en pseudocódigo en el Algoritmo 1 y el diagrama presentado en la Figura 4. Como se puede observar en el Algoritmo 1, el método comienza inicializando sus parámetros generales de funcionamiento (línea 1), como el tamaño de la cuadrícula ($M \times N$), el número de personas que hay en la sala a evacuar (p), el número de iteraciones que los agentes podrían desorientarse según la regla de desorientación (n) y el número máximo de iteraciones ($iteramax$) para las que se mostrará el proceso de evacuación. Los parámetros de inicialización son fundamentales, ya que definen el entorno de simulación y las condiciones en las que se producirá la evacuación. La línea 2 construye una cuadrícula que representa la imagen binaria del entorno que se desea modelar. La definición del entorno de esta manera permite simular fácilmente movimientos e interacciones, ya que al discretizar un mapa como una imagen binaria, facilita el conocer las posiciones tanto en el eje horizontal como vertical, de cada agente y obstáculo. En la línea 3, se aplica el algoritmo de Chamfer sobre la cuadrícula para obtener el mapa de distancias MD .

1:	Entrada: $p, iteramax, M, N, n, m$
2:	$C \leftarrow \text{ConfigurarEntorno}(M, N, p)$
3:	$MP \leftarrow \text{AlgoritmoChamfer}(C)$
4:	for iteración=1: $iteramax$
5:	for $k = 1: p$
6:	$\{C\} \leftarrow \text{Regla } R_M(A_k)$
7:	$\{C, MD\} \leftarrow \text{Regla } R_E(A_k)$
8:	$\{C\} \leftarrow \text{Regla } R_A(A_k)$
9:	$\{C\} \leftarrow \text{Regla } R_H(A_k, n)$
10:	$\{C\} \leftarrow \text{Regla } R_D(A_k, m)$
11:	end for
12:	end for
13:	Salida: C

Algoritmo 1. Pseudocódigo del modelo de evacuación propuesto.

Una vez, que el mapa de distancia fue creado, el ciclo principal de la simulación es ejecutado un número máximo de iteraciones. Durante cada iteración, los agentes son sometidos a la evaluación de las reglas descritas con anterioridad. Durante el proceso iterativo, los agentes

interactúan entre sí generando comportamientos emergentes que describen la dinámica de la situación de evacuación.

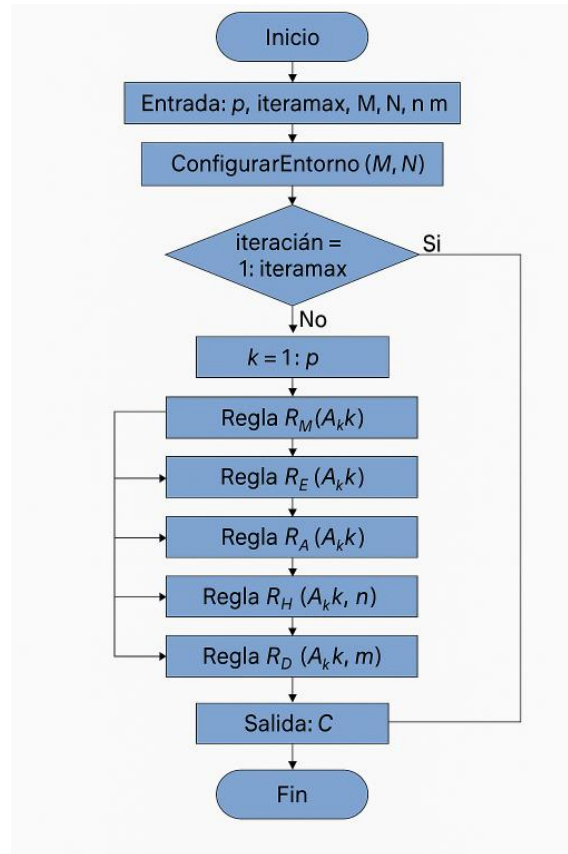


Figura 4. Diagrama de flujo del modelo de evacuación propuesto.

4. Resultados experimentales

Una de las pruebas clave para evaluar la eficacia del modelo de evacuación basado en agentes se llevó a cabo utilizando una recreación del Hospital Civil Viejo Fray Antonio Alcalde, en Guadalajara, México. Este entorno fue elegido por su diseño complejo y su valor como caso real, ideal para comprobar si el modelo puede adaptarse a espacios amplios y con múltiples rutas, simulando además comportamientos humanos ante situaciones de emergencia. La simulación fue programada en MATLAB y ejecutada en un equipo portátil de gama media-alta (Huawei Matebook E, procesador Intel Core i7 de 11ª generación, 16 GB de RAM y gráficos Intel Iris Xe). En promedio, cada simulación tomó poco más de dos minutos en completarse (141 segundos).

Para trasladar los resultados a un contexto más realista, se tomó en cuenta la velocidad promedio de una persona al caminar, que ronda los 1.4 metros por segundo (aproximadamente 5 km/h). En el modelo, el hospital fue representado como una cuadrícula de 160 por 160 píxeles, correspondiendo a los 160 metros de lado del edificio real. Cada agente avanzaba una celda por iteración, simulando así un metro recorrido por segundo.

Durante la simulación (véase Figura 5), se logró evacuar exitosamente a 1500 agentes (personas) a través de 10 salidas distribuidas en un espacio de 160×160 píxeles. La evacuación se completó en 278 iteraciones, dentro de un total de 500 programadas. Si trasladamos esto al mundo real, considerando que cada celda equivale a un metro y que la velocidad promedio de desplazamiento

humano es de 1.4 metros por segundo, los 278 píxeles recorridos representan 278 metros, lo que equivale a un tiempo estimado de evacuación de 198.6 segundos, o aproximadamente 3.31 minutos. Lo que indica un proceso ágil y bien distribuido entre las salidas.

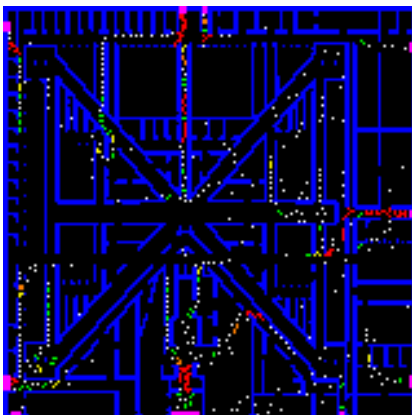
Para poner los resultados en perspectiva, se puede comparar con un simulacro de evacuación real realizado en ese mismo hospital (Coordinación General de Comunicación Social, 2025), en el que participaron 1276 personas (320 empleados y 956 usuarios). A pesar de que el simulacro involucró pacientes que requerían asistencia especializada, la evacuación se completó en diez minutos, con el apoyo de 80 brigadistas, personal médico y de seguridad. Este contraste muestra que el modelo no solo logra tiempos de evacuación cercanos a los de un evento real, sino que también tiene la capacidad de simular condiciones complejas, como la necesidad de ayuda adicional o la presencia de obstáculos. Así, el modelo demuestra ser una herramienta útil para planear evacuaciones más seguras y eficientes, anticipándose a escenarios que podrían presentarse en la vida real.



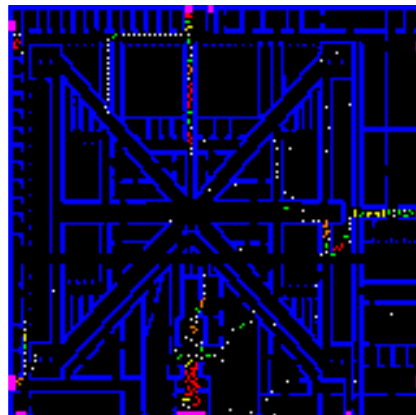
(a) 1 iteración



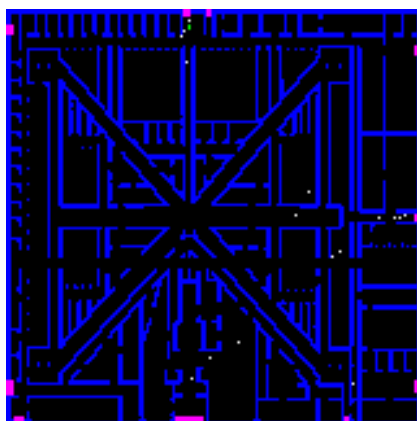
(b) 25 iteraciones



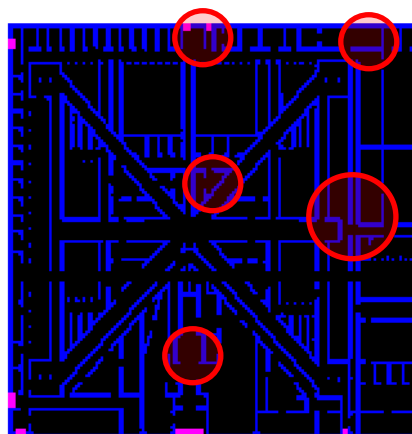
(c) 50 iteraciones



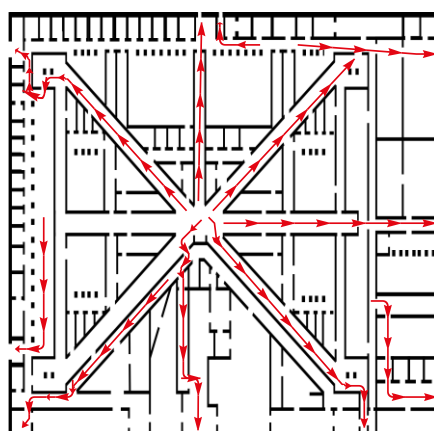
(d) 100 iteraciones



(e) 200 iteraciones



(f) 350 iteraciones



(g) Mejores rutas encontradas

Figura 5. Fray Antonio Alcalde Hospital simulando 1500 agentes.

La Figura 5 ilustra la evolución completa de la simulación de evacuación en el entorno hospitalario. En la Figura 5(a), la simulación comienza con agentes distribuidos aleatoriamente por el espacio. En la iteración 25 (Figura 5(b)), empiezan a surgir los primeros patrones de movimiento y comportamientos de seguimiento de los agentes. Un sistema codificado por colores resalta los grupos: blanco para agentes aislados, verde para dos cercanos, amarillo para tres, naranja para cuatro y rojo para zonas con cinco o más agentes; esta señal visual ayuda a identificar posibles cuellos de botella en los que mejoras en la infraestructura podrían mejorar el flujo de evacuación. A medida que avanza la simulación, las Figuras 5(c) y 5(d) capturan el entorno en las iteraciones 50 y 100, respectivamente, mostrando una dinámica de movimientos cada vez más definida. En la iteración 200 (Figura 5(e)), sólo quedan 17 agentes en el entorno, y en la iteración 350 (Figura 5(f)), el espacio está totalmente despejado, con círculos que marcan las zonas que anteriormente tenían la mayor concentración de agentes. Por último, la Figura 5(g) muestra las rutas de evacuación óptimas derivadas del comportamiento colectivo de los agentes, que convergen de forma natural en rutas que equilibran la distancia más corta con una congestión mínima, lo que demuestra cómo los agentes se adaptan tanto a la disposición espacial como a la densidad para formar las rutas de escape más eficientes.

Los resultados del experimento, realizado utilizando el entorno simulado del Hospital Fray Antonio Alcalde, muestran una relación notable entre el tiempo de evacuación del modelo y la duración observada en un simulacro real. Mientras que la simulación completó la evacuación en

aproximadamente 3,31 minutos en comparación con los 10 minutos registrados durante el evento real, esta diferencia puede explicarse por varias limitaciones del mundo real. En escenarios reales, factores como la asistencia a pacientes encamados, los retrasos en la transmisión de instrucciones y los distintos niveles de movilidad ralentizan considerablemente el proceso. En cambio, las ejecuciones iniciales del modelo basado en agentes produjeron tiempos de evacuación cercanos a la cifra real, pero tras detectar patrones emergentes y refinar la simulación, el sistema fue capaz de optimizar las rutas y reducir el tiempo necesario para despejar el entorno. Uno de los elementos más reveladores de la simulación fue la aparición de puntos de congestión (como se ve en la Figura 5(f)), que ponen al descubierto zonas físicas del hospital que podrían beneficiarse de mejoras estructurales, como ensanchar las puertas, rediseñar los pasillos o mejorar la señalización para gestionar mejor el flujo de personas. Las rutas óptimas descubiertas (Figura 5(g)) ofrecen una base sólida para desarrollar estrategias de evacuación adaptadas a la disposición del hospital. Además, el modelo reproduce con éxito comportamientos humanos clave en situaciones de estrés, como la agrupación y la navegación adaptativa, lo que refuerza su fiabilidad a la hora de reproducir dinámicas de evacuación realistas. Estos comportamientos emergentes no sólo mejoran el realismo del modelo, sino que también sirven de apoyo a aplicaciones prácticas de planificación arquitectónica y preparación ante emergencias. Al señalar las zonas críticas donde es más probable que se produzcan atascos, el modelo se convierte en una valiosa herramienta para perfeccionar los protocolos de seguridad en entornos con alta densidad de ocupantes.

5. Discusión y Limitaciones

Los resultados obtenidos con el modelo de evacuación propuesto demuestran su eficacia y su potencial para generalizarse a diversos entornos urbanos y arquitectónicos. Basado en un conjunto reducido pero sólido de reglas que describen las interacciones entre agentes, obstáculos y salidas, el modelo presenta una estructura adaptable que permite ajustarse fácilmente a diferentes contextos. Con modificaciones mínimas en parámetros como la densidad de ocupación, la configuración espacial o las características de las rutas de evacuación, puede aplicarse a escenarios como hospitales, centros comerciales, estaciones de transporte o complejos residenciales. Esta versatilidad lo convierte en una herramienta útil para la planificación y evaluación de estrategias de seguridad en infraestructuras de distinta escala y complejidad.

Una de sus principales fortalezas radica en la capacidad del enfoque basado en agentes para representar la naturaleza emergente y no lineal del comportamiento humano durante una evacuación. Al incorporar tanto patrones de movimiento planificados como reacciones emocionales, por ejemplo, pánico, desorientación o caídas, el modelo reproduce fenómenos como los cuellos de botella, las zonas de congestión o la formación espontánea de grupos. Además, su estructura modular facilita la integración con sistemas de información geográfica y plataformas de simulación en tiempo real, ampliando su aplicabilidad hacia escenarios de ciudad inteligente y gestión dinámica de emergencias.

No obstante, al ser un modelo computacional, el modelo presenta ciertas limitaciones que deben considerarse para su uso y futura mejora. En primer lugar, la simulación depende de la calidad y disponibilidad de los datos de entrada, como los planos arquitectónicos o los patrones de movilidad, los cuales pueden no reflejar con precisión la complejidad del entorno físico o social real. Asimismo, aunque se incluyen variables emocionales básicas, la representación del comportamiento humano sigue siendo una simplificación, ya que no abarca toda la diversidad de respuestas psicológicas que pueden manifestarse bajo estrés extremo. Por otra parte, el tiempo de

simulación observado fue menor que en situaciones reales, lo que evidencia la necesidad de calibrar mejor la interacción entre factores humanos y condiciones operativas, como la asistencia a personas vulnerables o la comunicación de instrucciones durante la emergencia.

En conjunto, estas limitaciones no restan validez al modelo, pero sí subrayan la importancia de futuras investigaciones orientadas a su refinamiento. Incluir datos empíricos más detallados, mejorar la representación de los estados emocionales y validar los resultados mediante simulacros controlados permitiría fortalecer su precisión y aplicabilidad. En definitiva, el modelo se consolida como una herramienta prometedora para la planificación de evacuaciones en entornos urbanos complejos, con un amplio potencial de evolución y mejora a medida que se integren nuevas fuentes de información y capacidades de simulación.

6. Trabajo Futuro

Una de las líneas más prometedoras para la evolución del modelo de evacuación propuesto es el desarrollo de enfoques híbridos que combinen la simulación basada en agentes con técnicas de modelado continuo o basadas en ecuaciones de flujo. Este tipo de integración permitiría capturar con mayor precisión tanto la dinámica individual de cada persona como los patrones colectivos de movimiento, optimizando la representación de fenómenos complejos como congestiones masivas, retrocesos o formaciones espontáneas de grupos.

Asimismo, la incorporación de sensores IoT (Internet of Things) abre la posibilidad de realizar simulaciones en tiempo real, basadas en datos actualizados sobre la ocupación, el flujo de personas y las condiciones ambientales dentro de los espacios urbanos o edificios complejos. Al integrar estos datos directamente en la simulación, sería posible ajustar dinámicamente las rutas de evacuación, identificar cuellos de botella en tiempo real y evaluar la efectividad de las estrategias de emergencia bajo condiciones cambiantes.

El uso combinado de modelos híbridos y sensores IoT también facilitaría la creación de sistemas inteligentes de gestión de emergencias, donde la planificación preventiva y la respuesta operativa puedan coordinarse de manera más eficiente. Esta línea de investigación tiene el potencial de transformar las simulaciones de evacuación, pasando de escenarios teóricos a aplicaciones prácticas con impacto directo en la seguridad de personas y la resiliencia de infraestructuras urbanas.

7. Conclusiones

Este artículo presenta un modelo de evacuación basado en las interacciones de los agentes, construido en torno a sólo cinco reglas básicas que rigen la forma en que las personas se mueven por espacios que contienen obstáculos y salidas. A diferencia de muchos modelos tradicionales, éste tiene en cuenta las reacciones humanas impredecibles en situaciones de estrés, como accidentes, histeria y la desorientación. El modelo ofrece una visión más realista del comportamiento de las personas en situaciones de emergencia. Estos criterios de comportamiento suelen pasarse por alto en las simulaciones convencionales, sin embargo, en esta propuesta desempeñan un papel crucial, mejorando la capacidad del modelo para reflejar la naturaleza caótica de las evacuaciones reales. Al captar tanto los aspectos estructurados del movimiento como los elementos más desordenados del comportamiento humano, el modelo ofrece perspectivas que no sólo son técnicamente sólidas, sino también aplicables a la planificación en el mundo real. En esta propuesta, se desarrolló la simulación de evacuación entorno al Hospital Fray Antonio Alcalde ubicado en Guadalajara, Jalisco, México. El modelo permitió no solo reproducir con precisión el

comportamiento humano durante una evacuación, sino también identificar oportunidades concretas de mejora en la infraestructura y los protocolos del recinto. A pesar de que el tiempo simulado fue considerablemente menor al observado en un simulacro real, esta diferencia es comprensible dadas las limitaciones propias del entorno físico, como la asistencia a pacientes o la comunicación de instrucciones. Más allá del tiempo, lo más valioso del modelo es su capacidad para detectar patrones de comportamiento emergentes, como zonas de congestión o agrupamientos espontáneos, que brindan información clave para el rediseño de espacios y la optimización de rutas de evacuación. Al incorporar variables emocionales y dinámicas adaptativas, el modelo se posiciona como una herramienta útil para la planificación de emergencias, contribuyendo a la toma de decisiones fundamentadas y al diseño de entornos más seguros y eficientes.

Referencias

- An, S., Wang, Z., & Cui, J. (2015). Integrating regret psychology to travel mode choice for a transit-oriented evacuation strategy. *Sustainability*, 7(7), 8116–8131. <https://doi.org/10.3390/su7078116>
- Bayram, V. (2016). Optimization models for large scale network evacuation planning and management: A literature review. *Surveys in Operations Research and Management Science*, 21(2), 63–84. <https://doi.org/10.1016/j.sorms.2016.11.001>
- Coordinación General de Comunicación Social. (2025, 6 de julio). *Realizan simulacros en los Hospitales Civiles de Guadalajara*. <https://comsoc.udg.mx/noticia/realizan-simulacros-en-los-hospitales-civiles-de-guadalajara>
- Ensing, S., & Amrit, C. (2023). Agent-based modelling and simulation of public transport to identify effects of network changes on passenger flows. In *Lecture Notes in Computer Science* (Vol. 13741, pp. 373–385). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-27199-1_37
- Fernández-Garza, A., & Hernández-Vega, H. (2019). Estudio de la movilidad peatonal en un centro urbano: Un caso en Costa Rica. *Revista Geográfica de América Central*, 1(62), 244–277. <https://doi.org/10.15359/rgac.62-1.10>
- Heard, D., Dent, G., Schifeling, T., & Banks, D. (2015). Agent-based models and microsimulation. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 2, 259–272. <https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-010814-020218>
- Helbing, D. (2012). Modeling of socio-economic systems. In *Social self-organization: Understanding complex systems*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-24004-1_1
- Hirtz, J., Stone, R. B., McAdams, D. A., Szykman, S., & Wood, K. L. (2002). A functional basis for engineering design: Reconciling and evolving previous efforts. *Research in Engineering Design*, 13(2), 65–82. <https://doi.org/10.1007/s00163-001-0008-3>
- Hu, Y., Zhang, L., Zhang, Z., Li, Z., & Tang, Q. (2024). Matheuristic and learning-oriented multi-objective artificial bee colony algorithm for energy-aware flexible assembly job shop scheduling problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 133, 108634. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.108634>
- Islas-Toski, M., Cuevas, E., Pérez-Cisneros, M., & Escobar, H. (2024). Agent-based evacuation modeling: Enhancing building safety in emergency scenarios. *Smart Cities*, 7(6), 3165–3187. <https://doi.org/10.3390/smartcities7060123>
- Le Page, C., Bazile, D., Becu, N., Bommel, P., Bousquet, F., Etienne, M., Mathevet, R., Souchère, V., Trébuil, G., & Weber, J. (2017). Agent-based modelling and simulation applied to environmental management. In B. Edmonds & R. Meyer (Eds.), *Simulating social complexity: A handbook* (pp. 569–613). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66948-9_22
- Li, Y., Chen, M., Zheng, X., Dou, Z., & Cheng, Y. (2020). Relationship between behavior aggressiveness and pedestrian dynamics using behavior-based cellular automata model. *Applied Mathematics and Computation*, 371, 124941. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2019.124941>
- Liu, Z., Wang, Z., Chen, L., Tang, T., & Shen, Z. (2024). An agent-based approach to simulating evacuation in elderly care facilities with disabled older adults. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 113, 104815. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2024.104815>
- Macal, C. M., & North, M. J. (2005). Tutorial on agent-based modeling and simulation. In *Proceedings of the Winter Simulation Conference* (pp. 2–15). IEEE. <https://doi.org/10.1109/WSC.2005.1574234>
- Percy, C., Chen, Y. F., Bibi, A., Coles-Jordan, D., Dodson, E., Evans, T., Klingberg, D., & Van der Bruggen, M. (2011). The contribution of human psychology to disaster management: Mitigation, advance preparedness,

- response and recovery. *WIT Transactions on the Built Environment*, 119, 195–208.
<https://doi.org/10.2495/DMAN110181>
- Ronchi, E. (2016). A fire safety engineering perspective on crowd evacuation dynamics: Comment on ‘Human behaviours in evacuation crowd dynamics: From modelling to “big data” toward crisis management’ by Nicola Bellomo et al. *Physics of Life Reviews*, 18, 48–49. <https://doi.org/10.1016/j.plrev.2016.08.009>
- Seyfried, A., Steffen, B., & Lippert, T. (2006). Basics of modelling the pedestrian flow. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 368(1), 232–238. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2005.11.052>
- Siegenfeld, A. F., & Bar-Yam, Y. (2020). An introduction to complex systems science and its applications. *Complexity*, 2020(1), 6105872. <https://doi.org/10.1155/2020/6105872>
- Sun, Y., Forrister, A., Kuligowski, E. D., Lovreglio, R., Cova, T. J., & Zhao, X. (2024). Social vulnerabilities and wildfire evacuations: A case study of the 2019 Kincade fire. *Safety Science*, 176, 106557. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2024.106557>
- Xie, J., Wei, N., & Gao, Q. (2024). Assessing spatiotemporal population density dynamics from 2000 to 2020 in megacities using urban and rural morphologies. *Scientific Reports*, 14(1), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-63311-5>



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons
 Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 2.5 México.