



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

La importancia de la estructura de comunicación de una comunidad para la reducción del miedo al crimen

Cristian Alejandro Pulido Quintero

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias, Departamento de Matemáticas
Bogotá, Colombia
2020

La importancia de la estructura de comunicación de una comunidad para la reducción del miedo al crimen

Cristian Alejandro Pulido Quintero

Tesis de grado presentada como requisito parcial para optar al título de:
Magíster en Ciencias - Matemática Aplicada

Director:
Ph.D. Francisco Albeiro Gómez Jaramillo

Línea de Investigación:
Seguridad Predictiva
Grupo de Investigación:
COMBIOS

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias, Departamento de Matemáticas
Bogotá, Colombia
2020

Resumen

El miedo al crimen es un factor determinante en la seguridad de una población, usualmente, mediante encuestas se han establecido las relaciones de este fenómeno con algunas variables sociales y se han evaluado estrategias para mitigar sus consecuencias. Recientemente, se propuso un modelo matemático para la propagación del miedo al crimen, que permite entender como surge este constructo social a partir de características de la población. En este documento, se estudio el rol de la estructura de comunicación en los valores de miedo al crimen. Tomando como base dicho modelo, se realizaron modificaciones que tienen en cuenta el tipo de conexiones entre los miembros de la población y su exposición a múltiples comunicaciones simultaneas. Primero se evaluó el efecto de las redes de comunicación basadas en comunidad, frecuentemente encontradas en las sociedades reales y luego caracterizando estructuras que permiten la reducción del miedo al crimen, principalmente, para aquellos con mayor tasa de victimización. Los resultados siguieron un rol determinante de la estructura de comunicación estableciendo distintos niveles de miedo al crimen relacionados con el tipo de conexiones, que definen las personas y particularmente, aquellas estructuras que logran establecer una cohesión social, son ideales para la tarea de reducción de los valores de miedo al crimen y sus consecuencias.

Palabras clave: Algoritmos evolutivos, Cohesión social, Estructura de comunicación, Miedo al crimen, Reducción miedo al crimen.

Abstract

The fear of crime is a determining factor in the security of a population, usually, through surveys the relationships of this phenomenon with some social variables have been established and strategies to mitigate its consequences have been evaluated. Recently, a mathematical model was proposed for the propagation of fear of crime that allows the understanding of how this social construct arises from the characteristics of the population. In this document the role of the communication structure in the fear of crime values was studied. Based on this model, modifications were made that take into account the type of connections between the members of the population and their exposure to multiple simultaneous communications. First, the effect of community-based communication networks frequently found in real societies was evaluated and then characterizing structures that allow the reduction of fear of crime, mainly for those with a higher victimization rate. The results suggest a determining role of the communication structure establishing different levels of fear of crime related to the type of connections that define people and particularly those structures that manage to establish a social cohesion are ideal for the task of reducing fear to crime values and its consequences.

Keywords: Communication structure, Evolutionary algorithm, Fear of crime, Reducing fear of crime, Social cohesion.

Contenido

Resumen	v
1. Introducción	2
1.1. Motivación	2
1.1.1. El miedo al crimen	2
1.1.2. Modelación matemática del miedo al crimen	2
1.1.3. Estrategias de mitigación del miedo al crimen	3
1.2. Problema y preguntas de investigación	4
1.3. Objetivos	4
1.3.1. Objetivo general	4
1.3.2. Objetivos específicos	4
1.4. Metodología	4
1.5. Contribuciones	5
2. Preliminares	6
2.1. Definiciones relacionadas con probabilidad	6
2.2. Modelación de estructuras sociales	7
2.2.1. Estructuras basadas en comunidad	8
2.3. Modelos matemáticos de dinámicas de opinión	9
2.4. Algoritmos Evolutivos	9
2.4.1. Componentes de los algoritmos evolutivos	10
3. Seguridad y miedo al crimen	15
3.1. Seguridad ciudadana	15
3.1.1. Los fenómenos delictivos	15
3.1.2. Delitos y miedo	16
3.2. Miedo al crimen	17
3.2.1. Consecuencias del miedo al crimen	17
3.3. Comprensión del FoC	19
3.4. Estrategias de mitigación del FoC y sus consecuencias	22
3.5. Modelación matemática del FoC	23

4. El FoC desde el punto de vista matemático	25
4.1. Modelo de propagación del miedo al crimen	25
4.1.1. Observaciones	30
4.2. Modificaciones al modelo de propagación FoC	31
4.3. Cómo las interacciones sociales basadas en comunidades afectan el FoC	32
4.3.1. Diseño experimental	34
4.3.2. Resultados	38
5. Reducción del miedo al crimen	45
5.1. Motivación	45
5.2. Algoritmos evolutivos seleccionados	47
5.2.1. Algoritmos genéticos clásicos	50
5.2.2. Hybrid Adaptive Evolutionary Algorithm (HAEA)	54
5.3. Experimentos y resultados	59
5.3.1. Diseño experimental	59
5.3.2. Resultados	60
6. Discusión, conclusiones y recomendaciones	77
6.1. Discusión	77
6.2. Conclusiones	78
6.3. Recomendaciones	78
A. Anexo: Artículos publicados	79
Bibliografía	96

Lista de Figuras

2-1. Esquema general de los algoritmos evolutivos.	10
3-1. Relaciones entre los fenómenos delictivos que componen la seguridad.	16
3-2. Resultados Percepción Seguridad y Victimización Encuesta Bogotá como va- mos 2019.	18
3-3. Modelo de preocupación comunitaria.	20
3-4. Ejemplos resultados predicción nivel de seguridad de imagenes de Chicago. . .	21
4-1. Representación esquemática del Modelo de FoC.	33
4-2. Ejemplo distancia de Hausdorff en dos dimensiones.	34
4-3. Grafo que soporta la interacción entre los individuos en el modelo del FoC. .	36
4-4. Grafos usados para estudiar el FoC sobre distintos niveles de interacciones entre comunidades.	37
4-5. Simulaciones FoC considerando dos estructuras de comunicación, grafos con estructura de comunidad (a) e interacciones aleatorias (b).	38
4-6. Distribución niveles de FoC a través del tiempo para los nodos con mayor y menor grado en ambos modelos para cada grupo.	39
4-7. Funciones de densidad de probabilidad para los grupos \mathbb{I} , \mathbb{S} y \mathbb{H} , comparando los modelos de FoC estudiados.	40
4-8. Resultados FoC cuando la tasa de delincuencia disminuye linealmente en el tiempo.	41
4-9. Distancia de Hausdorff del FoC entre las combinaciones binarias formadas por los grupos \mathbb{I} , \mathbb{S} y \mathbb{H} para varios grafos de comunicación.	42
4-10. Distancia de Hausdorff entre los niveles de FoC para 10 grupos distintos con un nivel de susceptibilidad al crimen incremental.	43
4-11. Sensibilidad de los parámetros ψ , μ y ν sobre la separación entre grupos. . .	44
5-1. Grafo y simulación FoC configuración crimen concentrado, $q = [0.7, 0.2, 0.1]$. .	46
5-2. Representación soluciones (Individuos).	48
5-3. Distribución grado medio individuos aplicando dos técnicas de inicialización. .	49
5-4. Representación esquemática del algoritmo genético.	51
5-5. Operación de cruce de un punto.	51
5-6. Efecto operación de cruce de un punto en los individuos.	52
5-7. Efecto operación de mutación en los individuos.	53

5-8. Representación esquemática del algoritmo HAEA.	55
5-9. Operación de cruce por intercambio.	56
5-10.Efecto operación de mutación por intercambio.	57
5-11.Grafo y simulación FoC configuración crimen distribución homogénea, $q =$ [0.34, 0.33, 0.33].	61
5-12.Cambio porcentual niveles de FoC para cada grupo y cada experimento.	62
5-13.Curva evolución Algoritmo genético escenario crimen concentrado.	63
5-14.Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el GA con crimen concentrado.	64
5-15.Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el GA con crimen concentrado.	64
5-16.Curva de evolución y dinámica probabilidad operadores HAEA escenario cri- men concentrado.	65
5-17.Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el HAEA con crimen concentrado.	66
5-18.Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el HAEA con crimen concentrado.	67
5-19.Curva evolución Algoritmo genético escenario sin restricción comunicación.	68
5-20.Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el GA con crimen concentrado y sin limitaciones de comunicación.	69
5-21.Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el GA con crimen concentrado y sin limitaciones de comunicación.	69
5-22.Curva evolución HAEA escenario sin restricción comunicación.	70
5-23.Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el HAEA sin limitaciones de comunicación.	71
5-24.Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el HAEA sin limitaciones de comunicación.	71
5-25.Curva evolución Algoritmo genético escenario victimización homogénea.	72
5-26.Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el GA con victimización homogénea.	73
5-27.Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el GA con victimización homogénea.	73
5-28.Curva evolución HAEA escenario victimización homogénea.	74
5-29.Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el HAEA con victimización homogénea.	75
5-30.Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el HAEA con victimización homogénea.	76

Lista de Tablas

4-1. Parámetros del grafo generado usado, el cual determina una estructura de comunicación basado en comunidades.	35
4-2. Parámetros de los grafos usados para estudiar el FoC sobre distintos niveles de interacciones entre comunidades.	37
5-1. Parámetros experimentos algoritmos evolutivos.	60

1. Introducción

1.1. Motivación

A continuación se presenta una breve descripción del fenómeno del miedo al crimen, como la modelación matemática ayuda al entendimiento de este fenómeno y algunas estrategias que se han estudiado para la mitigación del miedo al crimen y sus consecuencias.

1.1.1. El miedo al crimen

El miedo al crimen es una emoción subjetiva relacionada con el riesgo de ser víctima de un evento criminal [1]. Comúnmente, este tipo de miedo resulta de experiencias pasadas relacionadas con eventos criminales, ya sean propias o transmitidas. El miedo al crimen no es tangible y es complejo de explicar, no obstante, tiene consecuencias evidentes, principalmente, en aquellas personas que sufren altos niveles de victimización [2]. De esta forma, el miedo al crimen representa un problema de gran relevancia para la gestión de la seguridad y convivencia en las ciudades modernas [3]. Por ejemplo, recientes estudios realizados en la ciudad de Bogotá sugieren un incremento en la percepción de la inseguridad en los últimos años, a pesar de que aparentemente el nivel de criminalidad se ha mantenido constante. Este incremento está relacionado principalmente, con el aumento del miedo al crimen [4].

1.1.2. Modelación matemática del miedo al crimen

Recientes resultados sugieren que la modelación matemática y la simulación computacional, pueden representar herramientas valiosas para mejorar el entendimiento del miedo al crimen y ayudar en la formulación de políticas públicas para su gestión [5, 6]. La formulación de un modelo matemático para este fenómeno tiene varias ventajas, en primer lugar, supone la identificación y priorización de los factores más importantes relacionados con la ocurrencia del miedo [7, 8]. Segundo, los modelos matemáticos para el crimen posibilitan la definición y estudio de las relaciones existentes entre las variables que determinan el miedo al crimen [9]. Por ejemplo, recientemente Curiel et al. propusieron un modelo matemático basado en agentes para explicar la generación y propagación del miedo al crimen [9]. Este modelo, considera factores críticos para la generación del miedo al crimen, incluyendo, la tasa individual de ocurrencia de crímenes, las características propias de las personas relacionadas con su capacidad de convencimiento, la aceptación de la opinión de otras personas y

la red de comunicación que conecta las personas, entre otros. Adicionalmente, este modelo posibilita un estudio cuantitativo de algunos de los factores más relevantes relacionados con el miedo al crimen, por ejemplo, recientemente estudiamos el papel de la estructura de la red de comunicación en la determinación del miedo al crimen [10, 11]. Estos modelos, permiten la caracterización y el estudio cuantitativo de la dinámica del miedo al crimen. No obstante, más allá del entendimiento de este fenómeno, una gestión adecuada del miedo al crimen requiere, adicionalmente, el desarrollo de estrategias que permitan mitigar de forma efectiva los efectos del miedo al crimen en la población [12, 13].

1.1.3. Estrategias de mitigación del miedo al crimen

Las estrategias de mitigación del miedo definen intervenciones que permitan reducir los niveles de miedo o mitigar sus efectos sobre la población. Estas se pueden dividir en tres categorías: la acción policial, la intervención sobre el espacio físico y el mejoramiento de las relaciones entre la policía y la comunidad, al igual que, entre los miembros de la comunidad. La primera, actúa bajo el supuesto que reduciendo el crimen, también lo hará el miedo a este [12]. La segunda, supone que el buen acondicionamiento de los espacios públicos y privados mejora la sensación de seguridad, y de esta forma crea condiciones menos adecuadas para el cometimiento de delitos [14]. La implementación de acciones en estas dos categorías mencionadas, supone una inversión de recursos considerable así como grandes capacidades logísticas y no considera el componente de comunicación de la información sobre el miedo entre miembros de la comunidad, el cual juega un papel importante en los altos niveles de miedo al crimen [15].

La tercera categoría, sobre las relaciones policía-comunidad, busca generar confianza en las acciones policiales por parte de la comunidad para mitigar la propagación del miedo. En la última categoría se encuentra el mejoramiento de las relaciones entre los miembros de la comunidad así como, de las relaciones con los miembros de la policía. Estas estrategias parten del supuesto que la cohesión social puede ayudar a mitigar los efectos del miedo al crimen [16]. Estrategias, en esta última categoría sirven como complemento al uso de las estrategias anteriores y existe evidencia que estas alcanzan un mejor desempeño en la tarea de reducción del FoC [12]. Sin embargo, hasta donde conocemos no existen aproximaciones objetivas que permitan el diseño y estudio de las consecuencias del uso de estrategias en las tres categorías. Estudiar objetivamente el efecto de estas intervenciones en poblaciones con distintas características, puede ayudar a establecer un mecanismo de intervención temprana para la mitigación de los efectos del miedo al crimen, el cual es más asequible económicamente, comparado con otras estrategias [16].

1.2. Problema y preguntas de investigación

En este contexto, se plantea el problema de investigación relacionado con la ausencia de herramientas cuantitativas que orienten el diseño de estrategias de intervención para mitigar el miedo al crimen, basadas en la modificación de la estructura de comunicación de los miembros de la comunidad. Asociada a esta problemática se plantean las siguientes preguntas de investigación: ¿Cuál es el efecto del cambio de la estructura de comunicación en una población, respecto a los niveles de miedo al crimen? y ¿Cómo mitigar el miedo al crimen, mediante la implementación de estrategias que cambien la estructura de comunicación de una población?

Nuestro interés es realizar este estudio de forma cuantitativa, en este sentido el modelo propuesto por Curiel, permite establecer una base formal de estudio para este fenómeno desde el punto de vista matemático, al mismo tiempo que nos permite evaluar, cuantificar y comparar distintas estrategias de reducción del miedo al crimen. De esta forma, la propuesta se concentrará en el estudio de dicho modelo.

1.3. Objetivos

En este contexto, la tesis aborda los siguientes objetivos:

1.3.1. Objetivo general

Formular un modelo de optimización que permita establecer una estructura de comunicación que debe tener una población, para reducir de forma general el miedo al crimen.

1.3.2. Objetivos específicos

- Formular un modelo matemático para el miedo al crimen que considere la estructura de comunicación entre los miembros de una población.
- Implementar un modelo de optimización que permita encontrar la estructura de comunicación que mitiga el miedo al crimen.
- Evaluar y validar los resultados obtenidos implementando el modelo en distintos escenarios simulados.

1.4. Metodología

Para alcanzar los objetivos propuestos se plantea el desarrollo de una serie de pasos a seguir. El primero es el entendimiento del miedo al crimen bajo la perspectiva de distintas disciplinas de investigación y el particularmente el estudio sobre el modelo matemático del miedo al

crimen propuesto por Curiel [17]. En el siguiente paso se proponen modificaciones a este modelo de tal forma que considere la estructura de comunicación y algunas características locales de ciudades con segregación social, como es el caso de Bogotá y varias ciudades latinoamericanas. Dando lugar a la necesidad de hacer una evaluación comparativa del efecto de ambos modelos en los valores obtenidos para configuraciones similares. Por último, se aborda el problema de optimización de los valores de miedo al crimen en una población con ciertas características. Esto, por medio del planteamiento e implementación de técnicas adecuadas para encontrar valores óptimos en distintos escenarios simulados. En las siguientes secciones se describen de manera detallada los experimentos realizados para dar respuesta a las preguntas de investigación y se discuten los resultados obtenidos.

1.5. Contribuciones

Como resultado de este trabajo se realizaron las siguientes contribuciones:

- Un nuevo modelo de propagación de miedo al crimen que considera la estructura de comunicación y múltiples fuentes de información.
- Un nuevo modelo para la optimización del miedo al crimen.
- Publicación de un artículo de conferencia internacional: Pulido, C., Gómez, F. (2019, April). The Role of Communities in the Fear of Crime. In 2019 4th World Conference on Complex Systems (WCCS) (pp. 1-6). IEEE.
- Publicación de un artículo de revista indexada A2: Pulido, C., Prieto, J., Gómez, F. (2019). How The Social Interactions in Communities affect the Fear of Crime. *Systems Research and Behavioral Science*, 36(6), 789-798.

2. Preliminares

En este capítulo se presentan las principales herramientas matemáticas utilizadas en el desarrollo del documento. Especialmente las que ayudan a la modelación del fenómeno del miedo al crimen y su posterior proceso de optimización.

2.1. Definiciones relacionadas con probabilidad

En el desarrollo del documento aparecen con frecuencia componentes que dependen de variables aleatorias, específicamente, de su distribución. Por lo tanto, es importante dejar claro la notación y propiedades de estas distribuciones de probabilidad [18].

Definición 2.1.1 (Distribución uniforme discreta.) *Una variable aleatoria discreta X se distribuye uniformemente sobre un conjunto de valores finitos de tamaño n , si cada elemento del conjunto tiene la misma probabilidad de escogencia, es decir:*

$$p(x) = \frac{1}{n}.$$

Definición 2.1.2 (Distribución uniforme continua.) *De manera similar que el caso discreto, una variable aleatoria continua X se distribuye uniformemente sobre un intervalo $[a, b]$ y se nota por $X \sim \mathcal{U}[a, b]$, si cada elemento probabilidad de escogencia, es decir:*

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{si } a \leq x \leq b \\ 0 & \text{e.o.c.} \end{cases}$$

Definición 2.1.3 (Distribución binomial.) *Una variable aleatoria discreta X se distribuye binomial con parámetros n y p se nota por $X \sim B(n, p)$. Si la cantidad de éxitos en una secuencia de n experimentos independientes de Bernoulli con probabilidad p tiene un función de masa de probabilidad dada por:*

$$f(k, n, p) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$$

El valor esperado de éxitos es $E[X] = np$.

Definición 2.1.4 (Distribución de Poisson.) *Una variable aleatoria discreta X se distribuye poisson con parámetro λ y se nota por $X \sim Poi(\lambda)$. Si el número de ocurrencias de*

un evento con frecuencia λ en un periodo de tiempo tiene un función de masa de probabilidad dada por:

$$f(k, \lambda) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}$$

El número esperado de ocurrencias del evento en un periodo de tiempo es $E[X] = \lambda$.

2.2. Modelación de estructuras sociales

Una red es una representación de las interacciones que tienen lugar entre las entidades del sistema, que dan lugar a un fenómeno estudiado. Los nodos, representan las entidades genéricas que constituyen el sistema. Las aristas entre distintos nodos, indican que las correspondientes entidades interactúan o están relacionadas entre sí, de alguna forma. Particularmente, para temas sociales estos ayudan a representar estructuras de comunicación o relaciones entre personas. A continuación, se detalla su definición, algunas clases de grafos importantes que aparecen en la modelación de estas estructuras sociales y algunas medidas sobre estos.

Definición 2.2.1 (Red o grafo no dirigido) *Es un par de conjuntos $G = (V, E)$ donde:*

- $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ es el conjunto de vértices o nodos.
- $E = \{(v_i, v_j), (v_k, v_l), \dots\}$ es el conjunto de pares no ordenados de elementos de V . Se denomina el conjunto de aristas de la red.
- El número de nodos $|V|$ se denomina orden de la red.
- El número de aristas E se denomina tamaño de la red.

Una de las formas más comunes de representar una red es a través de su matriz de adyacencia.

Definición 2.2.2 (Matriz de adyacencia.) *La matriz de adyacencia A para un grafo con n nodos es de tamaño $n \times n$ y las entradas a_{ij} obtienen el valor de 1 si $(v_i, v_j) \in E$ y 0 en caso contrario.*

Definición 2.2.3 (Grado de un nodo.) *El grado de un nodo es el número de conexiones que tiene dicho nodo en la red. A partir de la matriz de adyacencia este se calcula sumando la fila correspondiente del nodo. Es decir, $g(v_i) = \sum_{j=1}^n a_{ij}$.*

Los nodos de un grafo pueden poseer algunas características de los objetos que representan, existen algunas medidas que permiten relacionar las conexiones en la red con estas características. Por ejemplo el termino homofilia hace referencia a la preferencia de comunicación de una persona hacia otras con atributos o características similares como edad, sexo, educación, clase social, entre otros [19]. Matemáticamente se interpreta como:

Definición 2.2.4 (Homofilia.) *Es una medida \mathcal{H} sobre un grafo G , esta determina el porcentaje de comunicaciones entre nodos con una misma característica. Sea E_a el subconjunto de E tal que cada pareja en E_a comparte el atributo a del grafo G . La homofilia es calculada por la ecuación:*

$$\mathcal{H}(G) = \frac{|E_a|}{|E|}.$$

Dada una característica, se obtiene un valor de cero cuando todas las conexiones en el grafo se dan entre nodos que no comparten dicha característica y el valor de 1 se obtiene cuando cada conexión si la comparte.

La medida de homofilia tiene una limitante, aparece cuando existe un desbalance entre la cantidad de nodos que comparten la característica que se esta evaluando. Un claro ejemplo, es considerar el grado de los nodos, en un grafo que tiene una gran cantidad de nodos con pocas conexiones y algunos otros con una gran cantidad de vecinos, el cálculo porcentual de la homofilia indicaría una alta preferencia de comunicación entre nodos con grado pequeño. Pero realmente, los nodos con alto grado son producto de las comunicaciones con los de menor grado, lo que realmente es una alta preferencia a comunicarse con estos nodos, con muchos vecinos.

Definición 2.2.5 (Asortatividad - Assortativity.) *Es una medida sobre un grafo que generaliza la Homofilia y permite capturar el efecto del posible desbalance entre la cantidad de nodos con cierta característica. Se calcula mediante el coeficiente de correlación de Pearson el cual relaciona el hecho de que dos nodos estén conectados con un atributo particular de ambos, se puede encontrar más detalles en [20]. La assortatividad es notada por \mathcal{A} y toma valores entre -1 y 1 , valores positivos indican una un alto nivel de asociación entre nodos con atributos similares, mientras que valores negativos indican relaciones entre nodos dispares.*

2.2.1. Estructuras basadas en comunidad

En algunas sociedades es común ver estructuras que dividen la población en grupos o comunidades debido a la desigualdad y otros factores sociales que producen segregación entre los miembros de la población [21]. Representar de manera correcta estas sociedades permite estudiar sus características particulares.

Definición 2.2.6 (Modularidad de un grafo.) *Es una medida sobre un grafo que calcula la fuerza de la división de este en módulos (grupos, comunidades). El rango de valores que toma esta medida es $[-1/2, 1]$. Redes con altos valores de modularidad tienen conexiones densas entre los nodos dentro de los módulos pero conexiones escasas entre nodos en diferentes módulos [22].*

Definición 2.2.7 (Grafo con estructura de comunidad.) *Un grafo se dice que tiene estructura de comunidad si sus nodos pueden ser agrupados en conjuntos en los que cada uno*

esta densamente conectado internamente [23]. Es decir, tiene un alto valor de modularidad.

2.3. Modelos matemáticos de dinámicas de opinión

El modelo de miedo al crimen utilizado esta basado en otros utilizados para modelar la dinámica de opinión [24]. A continuación, se mencionan algunos de ellos.

Definición 2.3.1 (Modelo basado en agentes.) *Es un modelo matemático originario de las ciencias computacionales que permite estudiar el comportamiento de un sistema complejo por medio de simulaciones. En muchas situaciones no se cuenta con la solución analítica de estos sistemas. Dichas simulaciones son efectuadas sobre un agente causando acciones o interacciones en el entorno que lo rodea [25].*

Definición 2.3.2 (Modelo de Deffuant-Weisbuch.) *Este modelo esta basado en agentes y usa un espacio de opinión continuo [26]. Donde cada individuo en la población de estudio puede tomar un valor de opinión $x_i \in [-1, 1]$. Dos individuos interactúan si sus opiniones están suficientemente cerca, es decir, $|x_i - x_j| < d$, donde d es un parámetro de confianza acotado. La forma en que actualizan su opinión si se cumple la condición es :*

$$x_i = x_i + \mu(x_j - x_i)$$

donde $\mu \in (0, 1)$ es un parámetro de convergencia.

Definición 2.3.3 (Modelo de DeGroot [27].) *Este modelo de opiniones continuas actualiza la opinión de cada individuo de la población considerando la opinión de las personas con quien interactúa y el peso que le otorga a la opinión de cada uno. Es decir, sea $p(0) = (p_1(0), p_2(0), \dots, p_n(0))$ el vector de opiniones de las n personas en un instante de tiempo inicial t_0 , y sea T la matriz de pesos que cada individuo le otorga a la opinión de los demás. Donde $t_{ij} \in [0, 1]$ y $\sum_{j=1}^n t_{ij} = 1$. El vector de opiniones sigue la ecuación:*

$$p(t) = Tp(t-1) = T^t p(0)$$

Observación 2.3.1 *Note que para ambos modelos de dinámicas de opinión, la actualización es el resultado de una combinación convexa [28] de distintas opiniones, en el caso de modelo de Deffuant-Weisbuch solo considera dos valores y en el caso de DeGroot considera hasta un máximo de n .*

2.4. Algoritmos Evolutivos

Son un conjunto de reglas que toman inspiración del proceso natural de evolución, en donde existe un conjunto de individuos que compiten por los recursos de su entorno, de modo que,

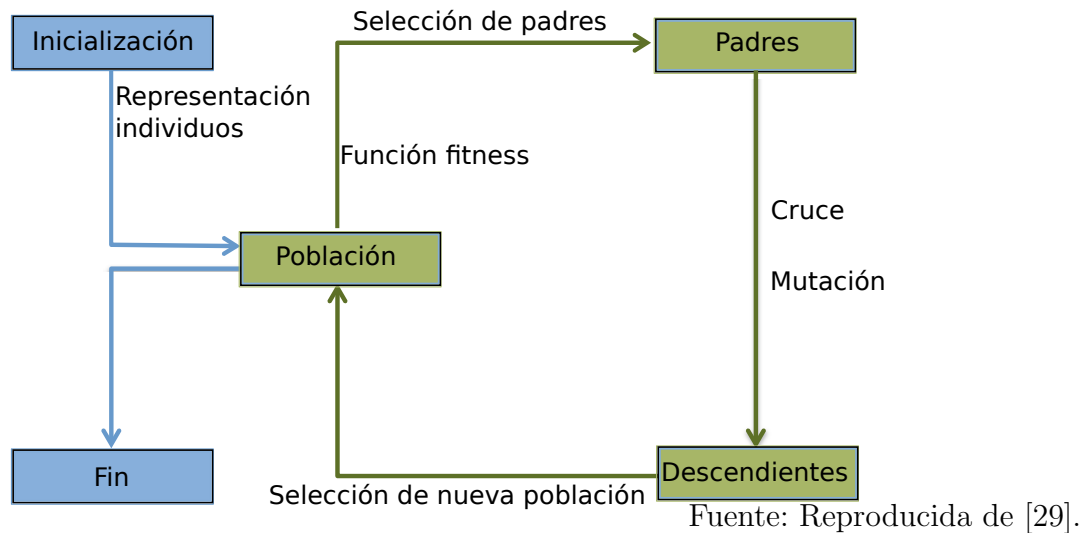


Figura 2-1.: Esquema general de los algoritmos evolutivos.

mientras mejor sea su capacidad para capturar estos recursos tendrán mayores probabilidades de sobrevivir y reproducirse, legando parte de sus características, haciendo que las nuevas generaciones de la población estén mejor capacitadas para sobrevivir en dicho entorno [29]. Para los problemas en los que se aplican estas técnicas, lo anterior se traduce en un conjunto inicial de posibles soluciones para determinada tarea (normalmente una o varias funciones con restricciones), las cuales están codificadas de algún modo y es posible calcular el desempeño al realizar la tarea. Iterativamente, aquellas que mejor desempeño tengan son las escogidas para combinarse generando nuevas soluciones que posiblemente sean mejores y reemplacen la población actual, de tal modo, que después de cierta cantidad de iteraciones, emerge una solución lo suficientemente próxima o similar a la que optimiza la tarea evaluada. Estos algoritmos son ampliamente utilizados en problemas donde técnicas matemáticas usuales de optimización no son aplicables debido a las condiciones de la función a optimizar.

2.4.1. Componentes de los algoritmos evolutivos

La figura 2-1, muestra una representación esquemática de los algoritmos evolutivos de forma general, en cada paso existen muchas variantes y métodos para llevarlos a cabo, lo que define un algoritmo particular son los métodos que se usan en ellos. A continuación, se exponen los componentes más importantes de estos algoritmos y algunas técnicas para abordarlos.

Definición y representación de las soluciones (individuos)

Una vez planteado el problema a solucionar, el primer paso es representar o codificar las posibles soluciones de tal forma que almacene sus características y sea capaz de ser manipulado

por un computador. Esto principalmente para evaluar su desempeño en la tarea para la cual es una posible solución. La representación original de la solución es llamada **fenotipo**, su codificación **genotipo** o cromosoma y cada posición del genotipo se le denomina **gen**. De este modo el espacio de búsqueda esta conformado por los genotipos y la mejor solución es la decodificación del mejor genotipo encontrado. Usualmente por el funcionamiento de los computadores estas codificaciones son cadenas binarias de 1's y 0's, aunque, pueden existir otro tipo de codificaciones, por ejemplo, cadenas de números enteros o reales, estructuras más complejas como arboles o grafos, entre otros [30].

Función de evaluación / desempeño (fitness function)

Como su nombre lo indica es una función o proceso, la cual asigna un valor numérico a cada individuo según su desempeño. Este valor representa que tan bien resuelve la tarea, dependiendo de las técnicas usadas en otros componentes del algoritmo, los valores de evaluación de la población forman la base para la selección de los mejores individuos. En el contexto matemático esta es la función que se requiere optimizar para solucionar el problema.

Población e Inicialización

La población se define como el multi-conjunto¹ que contiene las posibles soluciones para el problema, el cual se actualiza en cada generación (iteración del algoritmo). Usualmente el tamaño de la población m , se mantiene constante en la ejecución del algoritmo, esto ayuda a representar la competencia de recursos. La **diversidad** de una población es una medida sobre el número de diferentes soluciones presentes, existen varias formas de medirla ya que según el problema puede depender de los valores de desempeño de la población, la cantidad de genotipos presentes, el número de valores únicos de desempeño encontrados u otras variables estadísticas de la población [30]. La inicialización de la población es cualquier técnica que permita establecer cuales individuos pertenecen a la primera generación y que van a iniciar la evolución, técnicas basadas en la función de desempeño pueden causar una terminación temprana en óptimos locales y un proceso de computo mayor al iniciar el algoritmo, disponer de una población que sea diversa (al menos al principio), permite evaluar soluciones provenientes de distintas regiones del espacio de búsqueda y evitar llegar a óptimos locales.

Selección de padres

En esta etapa del algoritmo se crea un conjunto conformado por individuos de la población actual, los cuales pueden aparecer más de una vez, este conjunto es llamado el conjunto de padres, los cuales son los generadores de nuevos individuos [29]. Dependiendo de las técnicas de reemplazo utilizadas ocuparan el lugar de individuos de la población actual, conformando

¹Es decir, un conjunto que puede almacenar más de una copia de un genotipo

así una nueva generación. Este conjunto tiene un tamaño fijo durante la ejecución del algoritmo y se genera en cada iteración. Entre las técnicas más utilizadas para la esta selección, se encuentran:

- **Uniforme:** Se agrega al conjunto de padres un individuo seleccionado con probabilidad $P_{uniform} = 1/m$ hasta completar el conjunto.
- **Fitness Proportional Selection (FPS):** A partir de los valores de la función *fitness* de la población actual, se seleccionan aleatoriamente individuos con probabilidad $P_{FPS}(i) = f_i / \sum_{j=1}^m f_j$ hasta completar la cantidad deseada².
- **Ranking Selection:** Este método ordena los individuos en base a su desempeño y les asigna una probabilidad de selección de acuerdo a su posición. Esta asignación puede ser lineal o exponencial:

$$P_{lin-rank}(i) = \frac{2-s}{\mu} + \frac{2i(s-1)}{\mu(\mu-1)}$$

$$P_{exp-rank} = \frac{1 - e^{-i}}{c}$$

- **Torneo:** Este método escoge aleatoriamente k individuos (con o sin reemplazo), y añade el mejor, medido por la función de *fitness*, al conjunto de padres y se repite el proceso hasta completar el conjunto.

Operadores de variación

Los operadores de variación modifican los genes de los individuos, lo que es equivalente a generar nuevos individuos en una región similar en el espacio de búsqueda y los nuevos individuos conforman un conjunto llamado **descendientes** o **hijos** [29]. Estos operadores son casi siempre estocásticos, es decir, algunos de sus argumentos son variables aleatorias. Se clasifican dependiendo de su **aridad** (cantidad de individuos que usa), aquellos que se aplican en un individuo son denominados unarios, usualmente llamados **mutación**. De manera similar los que usan dos individuos son denominados **recombinación** o **cruce**. La definición y efecto de los operadores depende de la codificación que se este usando. El rol de ambos operadores es el de evaluar nuevas regiones del espacio de búsqueda que pueden estar lejos del individuo actual (**exploración**) o cerca de este (**explotación**).

²Particularmente en esta notación, f es una función de desempeño no negativa en un problema de maximización.

Selección de la nueva población

En este paso del algoritmo, se definen cuales individuos conforman la nueva generación, estos se escogen entre el conjunto de padres y el de descendientes. Existen distintas formas de seleccionarlos, sin embargo, estas técnicas se pueden dividir en dos categorías. La primera es la que la nueva generación únicamente esta conformada por los hijos, estas reciben el nombre de **generacional** y aunque esta basado en el proceso evolutivo real, en la practica puede hacer que se pierdan algunos individuos con buen desempeño cuando los operadores usados sobre este generaran individuos defectuosos debido a la componente estocástica de estos. Por otro lado las tecnicas de **estado estable** definen algunas pautas de selección para asegurar individuos con desempeño igual o mejor que la anterior generación. Entre las técnicas más comunes de estado estable, se encuentran:

- **Edad:** Esta técnica restringe la cantidad de iteraciones en la que un individuo permanece en la población, en esta configuración, si un individuo es suficientemente bueno para la tarea es capaz de generar varias copias de si mismo con lo cual supera esta restricción.
- **Peores son reemplazados:** Una vez establecidos el conjunto de padres y descendientes se ordenan según la función de evaluación y se escogen los m primeros para conformar la nueva generación.
- **Elitismo:** En esta técnica se debe combinar con otras técnicas de selección. Primero se identifica el mejor individuo en el conjunto de padres, si en la selección de la nueva generación no es escogido el o un hijo con igual o mejor desempeño, este reemplaza a alguno de los peores que si fueron escogidos para formar la nueva generación.
- **Comparación con los padres:** En este caso, después que un operador se aplica sobre uno o dos padres, según su aridad, se evalúa la función *fitness* sobre los hijos y sobreviven los mejores. Usualmente, en el caso de la mutación se compara el padre y el hijo, y sobrevive el mejor, para el cruce, sobreviven los dos mejores entre padres y descendientes.

Observación 2.4.1 *Note que tanto en las técnicas de selección de padres como en las que conforman la nueva generación pueden ser muestras con reemplazo, lo que generalmente produce poblaciones con varias copias de los mejores individuos. Esto a largo plazo hace que los miembros de la población se parezcan mucho entre sí o incluso este conformada por m copias del mejor que se encontró.*

Condición de terminación

Este tipo de algoritmos tiene dos clases de condiciones para su finalización, la primera donde se conoce la solución real al problema o alguna aproximación muy cercana, en este caso

para cada iteración se calcula el error o distancia entre la solución real y la otorgada por el algoritmo y si supera un umbral establecido previamente se detiene. En la segunda clase se establecen restricciones más relacionados con el proceso que con la solución, algunos ejemplos son:

- Establecer un tiempo máximo de computo o una cantidad de iteraciones.
- Establecer un número máximo de evaluaciones de la función de desempeño.
- Cuando la curva de evolución no muestra cambios significativos durante cierta cantidad de iteraciones.
- Cuando el valor de la diversidad de la población es menor que un umbral preestablecido.

3. Seguridad y miedo al crimen

En este capítulo se define la noción de miedo al crimen dentro del contexto de la seguridad de una población. Seguidamente, se abordan los principales enfoques de estudio propuestos para el entendimiento de este fenómeno, así como de sus causas y consecuencias. Por último, se describen las estrategias de mitigación del miedo al crimen más relevantes, sus limitaciones y ventajas.

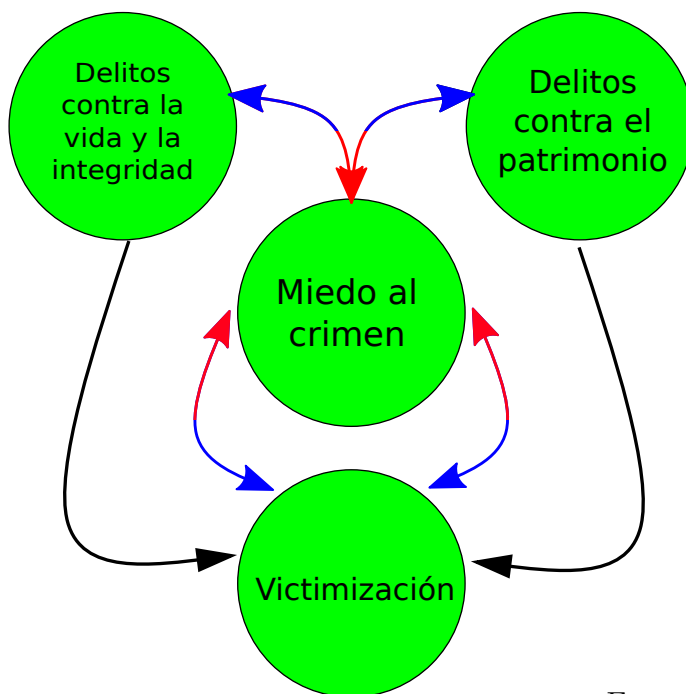
3.1. Seguridad ciudadana

El contexto general en el que se ubica el fenómeno social del miedo al crimen es el de la seguridad ciudadana, para el cual, no existe una definición formal a pesar de ser ampliamente utilizado en asuntos gubernamentales para la toma de decisiones [31]. A pesar de ello, con frecuencia se hace referencia a la seguridad ciudadana como diseño, entrega y evaluación de medidas efectivas de seguridad pública, justicia y penal en el contexto de normas democráticas más amplias [31]. Las cuales están diseñadas para prevenir y reducir la violencia, promover el acceso a la justicia, fortalecer la cohesión social y reforzar los derechos y obligaciones tanto de los estados como de los ciudadanos [31]. Otros autores definen la seguridad ciudadana como el derecho de los integrantes de la sociedad de desenvolverse cotidianamente con el menor nivel de amenazas a su integridad personal, sus derechos y el goce de sus bienes [32].

La búsqueda de seguridad por los ciudadanos de una nación conlleva a la utilización de herramientas que garanticen dicha seguridad para los miembros de su familia y conocidos [33]. Para esta tarea los gobiernos formulan políticas, las cuales particularmente en América Latina no se soportan sobre evidencia cuantitativa, lo que puede llevar a resultados inesperados o incluso contrarios a los formulados [31]. Aun así hay evidencia que una vigilancia policial más inteligente, inversiones estratégicas en prevención, y el refuerzo de la coexistencia social en comunidades propensas a la violencia son convenientes para mejorar la seguridad de una población [12, 31].

3.1.1. Los fenómenos delictivos

Aunque existan estrategias y políticas para la búsqueda de la seguridad pueden emerger actos delictivos, comúnmente de miembros de la misma comunidad que causan el efecto contrario [34]. Una persona o incluso organizaciones que se lucren del crimen pueden tener



Fuente: Elaboración propia.

Figura 3-1.: Relaciones entre los fenómenos delictivos que componen la seguridad.

varias causas para ello, por ejemplo desigualdad social, entornos familiares que promueven la violencia, falta de educación, pobreza, desempleo, entre otros factores socio-económicos [35]. Sin embargo, el acto de cometer un delito está más relacionado con la oportunidad y la recompensa de ejecución de este [36], mientras los riesgos de captura o pérdidas sean lo suficientemente bajos, los delitos seguirán apareciendo. Estos se pueden clasificar en delitos contra la vida y la integridad (ej. homicidios), y delitos contra el patrimonio (ej. robo de celulares, carros, vivienda).

3.1.2. Delitos y miedo

En la Figura 3-1 se muestra el ciclo de los fenómenos relacionados con la seguridad basado en el modelo de “Crimen causa Crimen” (*Crime Causes Crime Model*) [37]. Cuando se genera un evento delictivo de algún tipo, en la víctima de este se produce un daño que puede ser tanto físico como mental según el tipo de victimización, los cuales desembocan en un sentimiento de inseguridad y vulnerabilidad hacia su propia vida, afectando los comportamientos usuales de la persona, adaptando acciones que en su perspectiva reduzcan los riesgos de victimización. A este sentimiento se le denomina miedo al crimen. Esta victimización generada y más específicamente la información que se genera, se propaga en la comunidad por medio de las redes de comunicación. Para aquellas personas que reciben esta información, se puede amplificar o atenuar su percepción de seguridad dependiendo de la capacidad de convenci-

miento de los emisores del mensaje y de lo que perciben sus receptores en su entorno. De este modo la influencia del miedo al crimen afecta incluso a personas que no sufren este tipo de delito. A continuación, las acciones de respuesta a estos hechos delictivos por parte de las entidades gubernamentales y de las personas, les puede dar a los delincuentes un mensaje sobre la posibilidad de repetición [14, 37]. Así pues, cuando este ciclo se repite causa más victimización y niveles más altos de miedo al crimen, lo que a largo plazo puede conducir a la generación de lugares en donde la policía y el gobierno pierde control sobre esta parte del territorio, aumentando los niveles de miedo al crimen al rededor de dichos lugares [38, 39]. El miedo al crimen tiene una gran importancia en el ciclo de los fenómenos de seguridad, puesto que los niveles de miedo pueden determinar las acciones y comportamientos a adoptar para disminuir la oportunidad de ocurrencia de nuevos eventos [8]. El desarrollo de este documento se centra en el entendimiento de este fenómeno y las dinámicas que se producen en la propagación del miedo al crimen, lo cual puede ayudar al diseño y evaluación de estrategias de mitigación de miedo al crimen y sus consecuencias, principalmente de aquellos con altos niveles de victimización. Cabe resaltar que en este documento se utilizan los términos miedo al crimen y percepción de seguridad, aunque están relacionados son distintos dependiendo el contexto en el que se usen, por ejemplo, se puede hablar de seguridad incluso sin tener en cuenta el crimen. Por tanto, en este documento se maneja la siguiente convención, la percepción de seguridad se refiere a la seguridad con respecto al crimen y niveles altos de percepción de seguridad indican niveles de miedo al crimen bajos y viceversa.

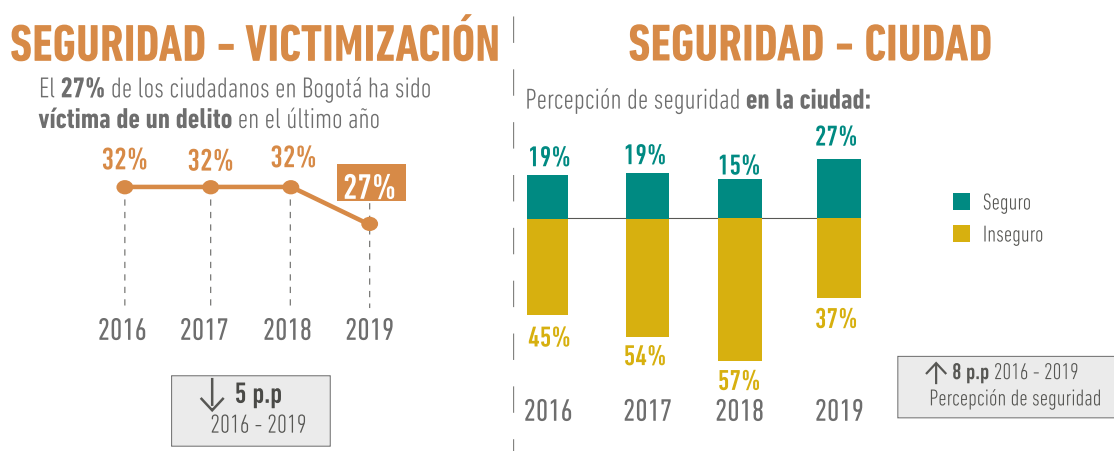
3.2. Miedo al crimen

El miedo al crimen (Fear of Crime - FoC) es una emoción subjetiva relacionada con el riesgo de ser víctima de un evento criminal [1]. Comúnmente, este tipo de miedo resulta de experiencias pasadas relacionadas con eventos criminales, ya sean propias o transmitidas. La información relacionada con el miedo puede provenir, por ejemplo, de medios de comunicación o de interacciones con miembros de los círculos sociales cercanos [1, 40].

3.2.1. Consecuencias del miedo al crimen

El FoC no es tangible y es complejo de explicar, no obstante, tiene consecuencias evidentes, principalmente en personas que sufren altos niveles de victimización [2]. Las personas que experimentan altos niveles de miedo pueden sufrir un deterioro considerable en su calidad de vida, llevándolos a situaciones de aislamiento de su propia comunidad, desconfianza en las personas, y en algunos casos depresión y psicosis, entre otras enfermedades mentales [2]. Igualmente, cuando el FoC se generaliza a toda la población, afecta negativamente las actividades sociales y económicas de la población, por ejemplo, el turismo, y las relaciones comerciales con otras poblaciones [41, 42].

De la misma forma, el FoC representa uno de los factores más importantes que generan desplazamientos forzados de población vulnerable a las grandes ciudades, incrementando la segregación entre diferentes personas en diferentes niveles socio-económicos y grupos étnicos [43, 44]. Los costos producidos por este tipo de miedo son asumidos tanto por los individuos como por la sociedad. De esta forma, el FoC constituye un problema de gran relevancia para la gestión de la seguridad y convivencia en las ciudades modernas [3].



Fuente: Información extraída de [4].

Figura 3-2.: Resultados Percepción Seguridad y Victimización Encuesta Bogotá como vamos 2019.

Si bien se podría pensar que este tipo de miedo es producto principalmente por el crimen real, la relación entre ambos fenómenos no es necesariamente directa. Por ejemplo, en muchas ciudades de los Estados Unidos, donde el nivel real de delincuencia ha disminuido, el miedo al delito no lo ha hecho. Políticas para reducir el crimen son insuficientes para reducir el miedo a este [45]. En el caso local, recientes estudios realizados en la ciudad de Bogotá (ver Figura 3-2), sugieren un incremento en la percepción de la inseguridad en los últimos años. En particular, la opinión sobre la inseguridad en la ciudad paso de un 45 % en 2016 a un 57 % en 2018. Similarmente, la percepción de inseguridad en los barrios paso de un 30 % en 2016 a un 34 % en 2018 [4]. Esto en contraste, a la tasa de victimización por delito, la cual se ha mantenido estable alrededor de un 32 % para el mismo periodo (ver Figura 3-2). Este hecho sugiere que la percepción de la inseguridad crece, a pesar de que aparentemente el nivel de criminalidad se ha mantenido constante. Otros instrumentos de medición de percepción de la seguridad, sugieren comportamientos similares respecto a los niveles de discrepancia entre el miedo al crimen y la tasa de victimización [46].

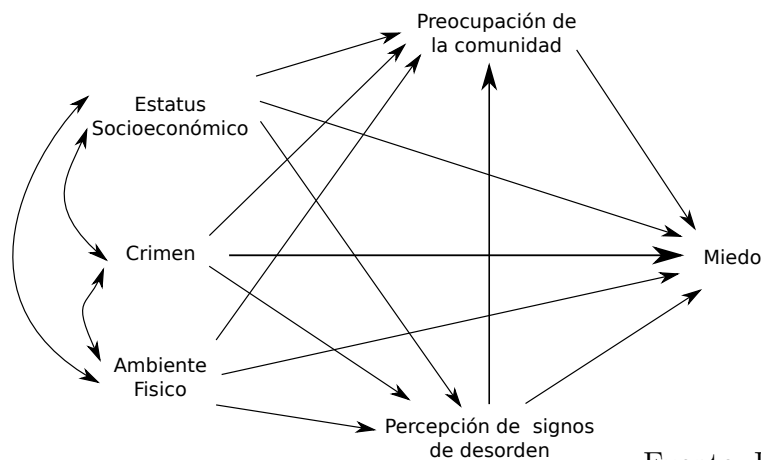
3.3. Comprensión del FoC

El miedo al crimen es un problema social que afecta a gran parte de la población, el cual se ha agravado en los últimos años [1], en particular para las grandes ciudades [47]. Con lo cual, ha llamado la atención de varias disciplinas, entre ellas la criminología, la psicología, la geografía, la arquitectura y la sociología, cada una aportando diferentes perspectivas teóricas y posibles explicaciones a su ocurrencia [48]. No obstante, hasta ahora no se ha establecido un consenso respecto a su definición [15], ni su forma de medición [49].

Skogan propone cuatro factores principales relacionados con la generación del miedo al crimen: la victimización, la vulnerabilidad, la experiencia indirecta, y las condiciones del vecindario [15]. La victimización hace referencia a la diferencia entre los niveles de miedo que siente una persona al haber sido víctima de un evento criminal en un tiempo cercano, comparado con una persona que lleva más tiempo sin ser víctima de algún delito, o que sencillamente no ha experimentado esta situación [50]. La vulnerabilidad recoge aspectos relacionados con que tan propensa es una persona a ser víctima de un crimen, por ejemplo, sus rutas diarias de transporte, los lugares que frecuenta, las acciones que toma para incrementar su propia seguridad, entre otras [51]. La experiencia indirecta es el efecto del FoC percibido por una vecindad hacia un miembro de esta, este efecto se deriva principalmente de la propagación de información sobre hechos victimizantes, ya sea por medios de comunicación masivos o por comunicaciones personales entre miembros de la comunidad [1]. Por último, las condiciones del vecindario, las cuales hacen referencia a la teoría de ventanas rotas [14]. Esta establece que, lugares con signos visibles de crimen, comportamiento anti-social y desorden civil crean ambientes en los cuales es más propenso al asentamiento de comportamientos criminales, incrementando naturalmente el FoC de las personas que visitan frecuentemente estos lugares.

Aunque no existe un consenso respecto a los mecanismos de medición del FoC, una de las principales herramientas utilizadas por los investigadores para esta tarea es la encuesta [52]. Comúnmente, estas son dirigidas a una población de estudio en una o varias regiones de interés, considerando información demográfica, así como la información relacionada con victimización, percepción de la seguridad en la región, la seguridad que manifiestan tener al caminar de noche en las calles, entre otras preguntas enfocadas a capturar el miedo al crimen. Algunas de las respuestas pueden ser simplemente positivas o negativas o tener un abanico de opciones en donde se identifique un nivel de miedo, es importante resaltar que en las encuestas se busca información de periodos cercanos de tiempo, normalmente del año inmediatamente anterior o incluso un menor tiempo [46]. A partir de la información recolectada se evalúan hipótesis sobre las relaciones existentes entre los niveles de miedo obtenidos y algunas variables demográficas como edad, genero, nivel socio económico, etnia y condiciones del ambiente en que vive, para entender el efecto de estas variables sobre el FoC. Algunos estudios otorgan un valor cuantitativo al miedo al crimen [15], para lograr comparaciones objetivas ya sean temporales y/o espaciales donde se aplican las encuestas.

De manera similar otros estudios muestran mapas de calor identificando lugares con niveles altos de miedo que merecen una atención prioritaria [48].



Fuente: Reproducida de [7].

Figura 3-3.: Modelo de preocupación comunitaria.

Muchas de las hipótesis que se evalúan provienen del contexto sociológico [7], para los cuales existen modelos que relacionan variables sociales con los niveles de FoC obtenidos en las encuestas. Por ejemplo, en la Figura 3-3 se representan las relaciones causales del FoC propuestas por el modelo de preocupación comunitaria (*Community concern model*) evaluado en [53], el cual, considera las siguientes hipótesis. Una persona con estatus socio-económico bajo es más probable a percibir problemas en su entorno y por tanto ser más vulnerable al crimen que una persona con un alto nivel socio-económico, lo que produce un incremento del FoC. El crimen contribuye directamente al incremento del miedo, esto acompañado con entornos donde se evidencia incivilidad y desorden público causa una percepción negativa de seguridad. El deterioro físico en un vecindario puede aumentar el miedo percibido por sus habitantes. Por último la preocupación de la comunidad generada por los factores anteriores puede aumentar la sensación subjetiva de sus miembros de ser víctima de un delito. Como se observa, estas hipótesis concuerdan con los factores del FoC que presenta Skogan [15].

Estas herramientas, aunque ayudan a establecer relaciones del fenómeno con otras variables intermedias involucradas, no permiten conocer los procesos por los cuales surgen los niveles de FoC obtenidos. Adicionalmente, el uso de encuestas para capturar estos niveles puede acarrear costos considerables de implementación, lo que dificulta la repetición del proceso entre periodos relativamente cortos, ocasionando obstáculos para la comparación de estudios, la validación de las conclusiones [54, 55], así como la medición de las consecuencias resultantes de la aplicación de estrategias diseñadas para disminuir este tipo de miedo [12, 56].

En la actualidad, gracias a avances tecnológicos han aparecido nuevas formas de abordar el entendimiento de este fenómeno, por ejemplo, el uso de técnicas de visión por computador para predecir la seguridad de un lugar basada en una imagen de este [57]. Usando un conjunto de imágenes de lugares en distintas ciudades, etiquetadas con varias categorías de percepción

de seguridad, se entreno un modelo de aprendizaje de maquina capaz de clasificar nuevas imágenes en las distintas categorías. De manera similar un estudio en bogota desarrollo un modelo para predecir la percepción de seguridad de las personas basado en imágenes de las vías de las localidades de la ciudad [58]. Aunque los resultados de clasificación para ambos modelos son buenos (ver Figura 3-4), solo están relacionando variables del ambiente que representan desorden e incivilidad en la imagen con la inseguridad que puede percibir una persona en ese lugar, lo cual no es suficiente para entender el comportamiento general del fenómeno. Otro estudio [59], relacionado con estas herramientas, usa realidad virtual para simular el comportamiento de los peatones según su nivel de miedo al crimen, una de las conclusiones de este estudio es que las personas que se sienten seguras utilizan recorridos directos sin importar los lugares por donde pasan, mientras que a las personas miedosas les cuesta más tomar la decisión del camino a escoger incluso rectificando su trayectoria y prefieren recorridos con espacios más amplios, este estudio aunque interesante se enfoca en las consecuencias del miedo al crimen, más no en el entendimiento de este.



Fuente: Extraída de [57].

Figura 3-4.: Ejemplos resultados predicción nivel de seguridad de imágenes de Chicago.

3.4. Estrategias de mitigación del FoC y sus consecuencias

El miedo al crimen produce consecuencias que impactan directamente en la calidad de vida de las personas, principalmente para aquellas con niveles altos de victimización. Sin embargo, la inclusión de estrategias de reducción del FoC dentro de las misiones importantes de las agencias de policía ha sido una fuente de debate. Algunos de los que están en contra, argumentan que es un problema que no merece una atención específica ya que no es tangible, acciones para mitigar el FoC son una pérdida de recursos, la policía debería combatir el crimen directamente y así reducir el miedo a este. Además, puede ser utilizado como herramienta de manipulación, reducir el FoC genera una falsa sensación de seguridad que lleva a las personas a tomar más riesgos, siendo más vulnerables al delito [12]. En contraste aparecen argumentos a favor tales como, el miedo tiene consecuencias tangibles en el comportamiento de las personas que lo sufren, este puede ser medido con una precisión razonable y dirigir esfuerzos que ayuden a mitigarlo [60]. El miedo es un mecanismo de supervivencia y defensa, tener cierta cantidad de miedo es importante para el desarrollo de las personas en la sociedad [61]. Un buen manejo del FoC en la ciudad podría ahorrar recursos que el gobierno destina a la seguridad de la región, por ejemplo por medio de alertas tempranas [62]. Estos argumentos ayudan a entender al FoC como un importante problema social ya que no solo depende del crimen y tiene consecuencias que afectan negativamente la calidad de vida de las personas.

Las estrategias de mitigación del FoC definen intervenciones que permitan reducir los niveles de miedo o mitigar sus efectos sobre la población. Estas intervenciones se dividen en tres categorías: la acción policial, la intervención sobre el espacio físico, y el mejoramiento de las relaciones entre la policía y la comunidad, como también de las relaciones entre los miembros de la comunidad [12].

La categoría de acción policial consiste en la ejecución de acciones por parte de la policía para reducir los niveles de criminalidad, y de esta forma reducir los niveles de miedo sobre la ocurrencia de estos hechos. En esta categoría se encuentran estrategias como: la implementación de patrullas motorizadas [63], la respuesta rápida a hechos delictivos [64], y la resolución eficaz de crímenes [65], entre otras. La implementación de acciones en esta categoría supone una inversión de recursos considerable, y no considera el componente de comunicación de la información sobre el miedo entre miembros de la comunidad, el cual juega un papel importante en los altos niveles de FoC.

La categoría de intervención del espacio físico opera bajo el supuesto que el acondicionamiento de los espacios públicos y privados mejora la sensación de seguridad, y de esta forma crea condiciones menos adecuadas para el cometimiento de delitos. Esta categoría está estrechamente relacionada con la teoría de las ventanas rotas [14], la cual supone que algunas intervenciones del espacio público que involucran mejoras en el iluminado público, edificios libres de grafitis, así como el mantenimiento en buen estado de los elementos del espacio

público [66, 67], puede impactar positivamente en la seguridad, y en consecuencia, en la reducción de los niveles de miedo. Estas acciones también pueden extenderse para el ámbito privado [68], por ejemplo, mediante el uso de dispositivos de seguridad, incluyendo, circuitos cerrados de televisión, alarmas y otras herramientas de vigilancia, que proporcionan seguridad. Esta estrategia también supone inversiones económicas considerables, así como grandes capacidades logísticas, y tampoco considera el efecto de la comunicación en el miedo.

La categoría de relaciones policía-comunidad, busca generar confianza en las acciones policiales por parte de la comunidad y crear canales de comunicación más efectivos para mitigar la propagación del miedo. En esta categoría se encuentra la implementación de programas como vigilancia vecinal y patrullas ciudadanas. Reciente evidencia muestra que comunidades que implementan estos programas experimentan un menor temor al crimen [69, 70]. Estas estrategias se fortalecen aún más cuando se involucra a la policía con acciones como patrullas en bicicleta, mini estaciones de policía, visitas policiales a tiendas y parques, entre otras. Dichas acciones también generan una mejoría de la opinión ciudadana hacia los agentes de policía [71], la confianza en la institución policial es clave para diseñar estrategias de reducción del miedo al crimen de este tipo.

La última categoría mencionada aparece como una de las más eficaces para reducir el miedo al crimen [12]. Sin embargo, estas acciones son difíciles de generalizar a poblaciones no estudiadas, las cuales poseen características y comportamientos diferentes, principalmente debido a la dificultad para medir objetivamente el efecto de estas acciones. La evaluación constante del miedo al crimen en la población, para determinar los efectos de la estrategia se basan en encuestas, lo que puede ser muy costoso.

En la última categoría se encuentra el mejoramiento de las relaciones entre los miembros de la comunidad. Estas estrategias parten del supuesto que la cohesión social puede ayudar a mitigar los efectos del miedo al crimen [16]. De este modo promueve la implementación de estrategias para modificar la comunicación entre los ciudadanos con el fin de lograr compensar los efectos del miedo al crimen [16]. Estrategias en esta categoría actúan como complemento al uso de las estrategias anteriores. Sin embargo, hasta donde conocemos no existen aproximaciones objetivas que permitan el diseño y estudio de las consecuencias del uso de estas estrategias. Estudiar objetivamente el efecto de estas intervenciones en poblaciones con distintas características puede ayudar a establecer un mecanismo de intervención temprana para la mitigación de los efectos del miedo al crimen, el cual es más asequible económicamente comparado con otras estrategias y los resultados se producen en corto y mediano plazo [16].

3.5. Modelación matemática del FoC

El estudio de propagación de información en entornos sociales con herramientas matemáticas ha llamado la atención en los últimos años. Particularmente, para los rumores la cantidad de artículos que han aparecido tiene un crecimiento exponencial desde el año 2009 [72]. Los modelos propuestos en estos artículos han ayudado a entender las dinámicas de propagación

de rumores y a evaluar estrategias para minimizar sus efectos negativos. Algunos hallazgos indican que la estructura social de la población es un importante aspecto, el cual puede aumentar o disminuir la velocidad con la que se propagan los rumores [72]. Gran parte de estos estudios tienen bases en modelos de propagación de enfermedades contagiosas, los cuales han sido ampliamente estudiados previamente [73].

Recientes resultados sugieren que la modelación matemática y la simulación computacional pueden representar herramientas valiosas para mejorar el entendimiento del miedo al crimen, y ayudar en la formulación de políticas públicas para su gestión [5, 6]. La formulación de un modelo matemático para este fenómeno tiene varias ventajas, en primer lugar, supone la identificación y priorización de los factores más importantes relacionados con la ocurrencia del FoC [7, 8]. Segundo, los modelos matemáticos para el crimen también posibilitan la definición y estudio de las relaciones existentes entre las variables que determinan el miedo al crimen [9].

Es importante estudiar las dinámicas de propagación del FoC diferenciándolo de una propagación de opinión ya que los hechos delictivos que sufre una población afectan directamente en la generación del miedo y por tanto puede cambiar las dinámicas de opinión usual. Recientemente se propuso un modelo matemático de propagación del FoC [9] en el cual se consideran tres de las cuatro características mencionadas anteriormente, además, a diferencia de otros modelos que solo calculan el efecto de variables involucradas, este además permite entender como emerge el FoC en la población y potencialmente el efecto de variables externas. Este es un tipo de modelo de simulación basado en agentes [74], donde cada agente representa una persona perteneciente a una población de una región específica. De esta forma este proyecto se enfocará en este modelo. En la primera sección del siguiente capítulo se establecen sus supuestos fundamentales, la representación matemática del fenómeno y las variables relacionadas.

4. El FoC desde el punto de vista matemático

A continuación se realiza una descripción formal del modelo matemático propuesto para la propagación del miedo al crimen. Este capítulo se divide en tres secciones, en la primera se describe el modelo basado en agentes propuesto por Curiel para la generación y propagación del miedo al crimen [9]. En la sección siguiente se exponen algunas modificaciones a este modelo que consideran la estructura de comunicación que puede tener una población y las diversas fuentes de información sobre el crimen que una persona puede estar expuesta. Por último, se estudia el efecto de las interacciones basadas en una estructura de comunidad sobre el FoC con el diseño de varios experimentos que permitan establecer y cuantificar dicho efecto, junto con los resultados correspondientes.

4.1. Modelo de propagación del miedo al crimen

En el modelo propuesto por Curiel se considera que el FoC de una persona en una región específica está relacionado con el riesgo percibido de ser víctima de un delito dentro de la región. Dicho riesgo resulta de experiencias de victimización propias y/o transmitidas por miembros de la comunidad en que vive, la percepción del entorno físico, y otros factores como los que se abordan en el Capítulo 3. De este modo el FoC de una persona se puede definir como su opinión respecto al nivel de inseguridad en la región. En este modelo, esta opinión se representa con un valor individual entre 0 y 1, que indica el nivel de conformidad respecto a la sentencia: “La región es insegura” [24, 26].

Definición 4.1.1 (FoC) *Sea R una región de estudio fija, esta puede ser, por ejemplo, un barrio, ciudad o país. Y sea I un conjunto de $n > 0$ personas, las cuales están relacionadas con la región R . El miedo al crimen de la persona $i \in I$ en la región R , notado por $\mathcal{F}(i)$, corresponde a la opinión que la persona i tiene sobre la inseguridad de la región R . Siendo completamente insegura cuando tiene un valor de 1, y completamente segura cuando este valor es 0.*

El valor del FoC de una persona puede cambiar tanto positiva como negativamente debido a los factores que lo influyen [1]. Por tanto, los valores de miedo de la población I se deben actualizar en el tiempo tomando en cuenta estos factores. Para este modelo, se consideran

periodos discretos de tiempo, por ejemplo, días, semanas, meses, entre otros. Formalmente, sea $T = (t_k)_{k=0}^m$ una sucesión creciente y finita de tiempos, de modo que conforman intervalos de tiempo de longitud constante $0 < \Delta t = t_k - t_{k-1}$ para $k = 1, 2, \dots, m$. El valor de FoC de la persona i en el instante de tiempo t_k es notado por $\mathcal{F}_k(i)$, y se actualiza al pasar un periodo Δt de tiempo.

En este modelo, el FoC se modifica mediante la modelación de varios factores que lo influyen. Resultando en reglas de actualización que sigue cada agente (persona) del conjunto I . A continuación se detalla cada uno de los factores considerados en el modelo y los efectos resultantes:

Crimen real sufrido

La victimización por crímenes representa uno de los factores principales que afectan el miedo al crimen [75]. Recientes trabajos han estudiado la relación entre la victimización y el miedo al crimen [76, 77]. El modelo de Curiel aborda el efecto del crimen desde la perspectiva de las víctimas, es decir, cada persona tiene asociado cierto nivel de vulnerabilidad que lo hace más o menos propenso a convertirse en una víctima del delito. En particular, el modelo asume los siguientes supuestos:

1. El crimen sufrido por una persona es independiente del crimen sufrido por el resto de la población.
2. Ser víctima de un delito en un periodo de tiempo no altera la probabilidad de sufrir uno nuevo en el mismo periodo de tiempo.

Estos supuestos permiten establecer que el número esperado de eventos criminales que sufrirá la persona i en un periodo de tiempo Δt , es similar, al número de eventos en un periodo anterior con igual longitud, más formalmente:

Definición 4.1.2 (Cantidad de crímenes sufridos) *Sea λ_i el promedio de crímenes sufridos por la persona i en un periodo de tiempo Δt , el número de crímenes $X_k(i)$ sufridos por i en un nuevo periodo de tiempo sigue una distribución Poisson con parámetro λ_i , $X_k(i) \sim Poi(\lambda_i)$ de modo que el valor esperado es λ_i .*

Observación 4.1.1 *Estas hipótesis permiten caracterizar el nivel de victimización de cada individuo de la población, lo que ayuda a establecer comportamientos generales entre grupos de personas que comparten el mismo valor λ_i , así como comparaciones entre grupos. Es importante anotar que predicciones individuales del crimen a partir de una distribución de Poisson pueden ser erróneas ya que no siempre se cumplen las hipótesis establecidas.*

Definición 4.1.3 (Indicador de crimen) Sea $I_i(t)$ una función que indica si la persona i fue víctima del crimen entre los instantes t_k y t_{k+1} . Es decir:

$$I_k(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } X_k(i) > 0 \\ 0 & \text{e.o.c} \end{cases}$$

Si consideramos el evento en el cual una persona es víctima de al menos un crimen en un periodo de tiempo, la probabilidad de que esta persona considere la región como insegura en el siguiente periodo de tiempo debe ser alta. Por otro lado, cuando una persona no sufre algún hecho delictivo durante varios periodos de tiempo esta persona podría considerar que la seguridad a incrementado en la región [9], resultando en una disminución del valor de FoC.

Proposición 4.1.1 (Efecto del crimen) Sea $\psi_i \in [0, 1]$ el factor que modela el decrecimiento del valor de FoC de la persona i , el cual se puede interpretar como la velocidad con la que la persona i olvida y mejora su percepción de la seguridad. El efecto del crimen sufrido sobre el FoC de la persona i entre dos instantes de tiempo consecutivos es:

$$\widehat{\mathcal{F}}_k(i) = I_k(i) + (1 - I_k(i))\psi_i\mathcal{F}_k(i).$$

Valores de ψ_i cercanos a 1 generan una retención prolongada en el tiempo de la opinión de miedo original, mientras que valores cercanos a cero generan un incremento rápido de sensación de seguridad. Por otro lado, si la persona sufre al menos un hecho delictivo se asumirá que el miedo al crimen es máximo para el siguiente instante.

Es importante anotar que ψ reduce el miedo al crimen de la persona i cuando esta no es víctima de un delito. En una situación real esta velocidad de olvido esta relacionada directamente con el tipo de victimización, por ejemplo, las secuelas de una experiencia de un crimen con armas son distintas a las producidas a partir de un robo en transporte público, donde en muchas ocasiones la víctima no se da cuenta que la robaron hasta que revisa sus pertenencias. Como un supuesto del modelo, se considera que el valor de ψ es constante en el tiempo y es el mismo para la población y los distintos tipos de crímenes.

Interacciones Sociales

La comunicación entre las personas es uno de los principales mecanismos que promueven la propagación del FoC en una población. Tomando en cuenta los supuestos anteriores, las personas solo tendrían la información de los crímenes que los afectan directamente haciendo que la dinámica de este sea de un decaimiento constante con saltos al valor máximo cuando se es víctima de un hecho delictivo. Con el fin de construir un modelo más realista, se puede considerar la propagación del FoC como una epidemia [78], donde se está transmitiendo información del crimen sufrido por la población, la cual muta al pasar de persona en persona, algunas veces disminuyendo el miedo, y otras aumentándolo. En los modelos de epidemias, el

patrón de conectividad de los individuos es un factor fundamental [79], el cual puede indicar si esta afecta a toda la población o si por el contrario se concentra en pequeños grupos, por ejemplo, grupos altamente conectados.

Este modelo de propagación de información se basa en dinámicas de opinión continuas [26] para modelar el efecto del miedo al crimen cuando se genera una comunicación entre las personas. Particularmente, se consideran comunicaciones aleatorias entre parejas de personas en un periodo de tiempo. Después de una interacción entre una pareja, la opinión de cada uno de sus miembros será más cercana al punto medio de las opiniones iniciales. Este comportamiento a largo plazo genera consensos de opinión que dependen del tipo de parejas que se formen [5].

Proposición 4.1.2 (Efecto de la comunicación) *Consideremos una pareja de personas $i, j \in I$ que interactúan entre ellos en el instante t_k tal que $\mathcal{F}_k(i) > \mathcal{F}_k(j)$. El miedo al crimen de cada uno de ellos en el siguiente instante de tiempo sigue la regla:*

$$\mathcal{F}_{k+1}(i) = \mathcal{F}_k(i) - \mu(\mathcal{F}_k(i) - \mathcal{F}_k(j))$$

$$\mathcal{F}_{k+1}(j) = \mathcal{F}_k(j) - \nu(\mathcal{F}_k(j) - \mathcal{F}_k(i))$$

donde $\mu \in [0, 1]$ representa la resistencia al miedo al crimen, el cual afecta la opinión de las personas que sienten más miedo. Y $\nu \in [0, 1]$ representa el impacto del miedo al crimen, el cual afecta la opinión de la persona con menos miedo.

Observación 4.1.2 *La actualización del miedo al crimen corresponde una combinación convexa [28] de los valores del miedo de las personas antes de la comunicación. Por tanto, los nuevos valores de miedo corresponden a un punto entre los valores originales. Los parámetros μ y ν se pueden interpretar como los factores de escalamiento de las direcciones de cambio $\pm(\mathcal{F}_k(j) - \mathcal{F}_k(i))$ que actúan sobre la opinión de cada persona dependiendo de cual sea mayor.*

Observación 4.1.3 *En este modelo también se supone que en periodos cortos de tiempo, por ejemplo, una semana, no todas las personas se comunican con alguien, por tanto se escoge aleatoriamente un subconjunto de la población en cada instante de tiempo para que formen parejas de comunicación, y compartan sus opiniones.*

Cuando hablamos del miedo al crimen podemos suponer que el miedo es contagioso [9] en el sentido que cuando dos personas se comunican, una con mayor miedo que la otra, el cambio de opinión de la persona con un nivel de miedo bajo es mayor que el cambio que sufre la persona miedosa. En otras palabras, enterarse del crimen existente genera mucho miedo a este, y por el contrario, convencer a una persona que un lugar es seguro cuando ya tiene una percepción de inseguridad no es sencillo. Este efecto se logra al considerar $\nu \gg \mu$, de este modo, los cambios de opinión no son simétricos haciendo que el cambio de la opinión del que tiene menos miedo, sea mayor que el de la otra persona. Resultando en la posibilidad

de generación de consensos en una sola interacción a valores de miedo altos, el efecto que ocurre cuando $\nu = 1 - \mu$ [26]. Solo en el caso que ambos parámetros sean iguales a 0.5 se genera un consenso de opinión en el punto medio de los valores originales.

Algoritmo de propagación de miedo al crimen

Algoritmo 4.1.1 *En síntesis el algoritmo de propagación del miedo al crimen para una población I durante $|T|$ periodos de tiempo es:*

```

procedure PROPAGACIÓN MIEDO AL CRIMEN.
  Inputs  $I, \mu, \nu, \psi, T, \bar{\lambda}$ 
  Output  $\mathcal{F}$                                      ▷ Matriz de miedo al crimen por persona y tiempo
   $\mathcal{F}_0(i) \sim \mathcal{U}[0, 1]$ , for  $i \in I$                  ▷ Inicialización del miedo uniformemente.
  while  $k < |T|$  do
     $C_k \subset I$                                        ▷ Subconjunto de personas que se comunican.
    for  $i \in I$  do
       $X_k(i) \sim Poi(\lambda_i)$ 
      if  $X_k(i) > 0$  then
         $I_k(i) \leftarrow 1$ 
      else
         $I_k(i) \leftarrow 0$ 
      end if
       $\hat{\mathcal{F}}_k(i) \leftarrow I_k(i) + (1 - I_k(i))\psi\mathcal{F}_k(i)$                                      ▷ Efecto del crimen.
       $P(i) \leftarrow j \in C_k$                                        ▷ Pareja de comunicación de  $i$ .
      if  $\hat{\mathcal{F}}_k(i) > \hat{\mathcal{F}}_k(j)$  then                                       ▷ Efecto de la comunicación.
         $\mathcal{F}_{k+1}(i) = \hat{\mathcal{F}}_k(i) - \mu(\hat{\mathcal{F}}_k(i) - \hat{\mathcal{F}}_k(j))$ 
      else
         $\mathcal{F}_{k+1}(i) = \hat{\mathcal{F}}_k(i) - \nu(\hat{\mathcal{F}}_k(i) - \hat{\mathcal{F}}_k(j))$ 
      end if
    end for
     $k \leftarrow k + 1$ 
  end while
  return  $\mathcal{F}$ 
end procedure

```

Observación 4.1.4 *En el algoritmo anterior, $\bar{\lambda}$ representa el vector de medias de crimen sufrido por cada persona $i \in I$. Este modelo permite por ejemplo el estudio de personas con los mismos niveles de susceptibilidad al crimen (λ), permitiendo obtener conclusiones respecto al nivel de miedo en estos grupos.*

4.1.1. Observaciones

El modelo propuesto por Curiel et al. permite simular las dinámicas del FoC de una población con ciertas características, los autores señalan que este ayuda a explicar por que se observan ciudades con bajos niveles de criminalidad que al mismo tiempo presentan niveles altos de miedo al crimen [9]. Además, la percepción de que un lugar es seguro es bastante inestable y podría cambiar drásticamente con pocos incidentes criminales. En particular, en las simulaciones que realizan los autores, consideran una población conformada por tres grupos, cada uno con cierto nivel de victimización $\bar{\lambda} = [0, 0.05, 1.7]$ anual y que representan un porcentaje fijo de la población $\bar{q} = [0.65, 0.3, 0.05]$. Estos porcentajes y niveles de victimización buscan representar una población estándar donde el crimen es un evento raro, y por tanto esta concentrado en una pequeña fracción de la ciudadanía quienes lo sufren con mayor frecuencia.

El modelo también considera interacciones aleatorias entre pares de personas, lo que puede ser poco realista. Por un lado, en una sociedad latinoamericana donde existe gran diversidad de etnias, clases sociales, estratos y otras características que generan segregación social [43, 80], improbablemente se genera una interacción aleatoria entre personas con características sociales dispares. Asimismo, el hecho que las comunicaciones sean por parejas y no todas las personas en la población se comuniquen en un solo instante de tiempo es controvertible. Si bien puede parecer que la seguridad como tema de conversación es muy poco frecuente, ya que este normalmente se produce cuando existen hechos o noticias que generan una percepción negativa. En el caso local de Bogotá, las noticias de delitos en las calles y comercios se producen con alta frecuencia, incluso a diario [46]. Lo que causa preocupación en las personas y la necesidad de compartir la información con sus seres queridos o círculos sociales cercanos de tal suerte que logren prevenir las consecuencias de sufrir eventos delictivos. De este modo una persona puede recibir información proveniente de distintas fuentes, lo cual actualiza su propia percepción de seguridad dependiendo de la capacidad de influencia de estas [81].

Por lo tanto para construir un modelo del FoC más realista para el contexto local, se deben tener en cuenta estas características que impactan en la forma de comunicación de los miembros en una población [82, 83], por este motivo en el presente trabajo se propone el uso de grafos/redes con estructura de comunidad que logren representar dichas características de la población. En estas estructuras cada nodo representa un persona y cada arista indica si existe o no un canal de comunicación entre un par de personas. En este caso también el grupo al que pertenece cada nodo es una característica de este.

El uso de grafos es usual en la modelación de estructuras sociales [72], particularmente estructuras basadas en comunidades permiten representar aquellas sociedades con gran desigualdad en los recursos que tienden a organizarse en grupos [84]. Es importante cuantificar el nivel de comunicaciones que se establece en una población, y así determinar el efecto de distintos niveles de asociaciones en el miedo al crimen que percibe la población. Para ello se utilizan las medidas de homofilia y asortatividad con el atributo de pertenecer a un grupo

con cierto nivel de victimización.

Las comunidades que se establecen en el desarrollo del documento corresponden a la segregación residencial generada por la desigualdad en la población, los cuales originan la aglomeración en el espacio de familias de una misma condición social [21]. De tal forma que podemos suponer que personas que están en un mismo espacio físico tienen niveles de victimización similares y por tanto se generan comunidades con niveles de victimización comparables con los grupos propuestos en el modelo de FoC de Curiel.

En la siguiente sección se describe formalmente los cambios propuestos al modelo de propagación de miedo al crimen, seguido de la descripción de los experimentos diseñados para evaluar los efectos de estos cambios respecto al modelo original y por último se muestran los resultados obtenidos.

4.2. Modificaciones al modelo de propagación FoC

El modelo propuesto es una combinación del modelo de Curiel [9] y el modelo de DeGroot [27], el cual es un modelo de dinámica de opiniones en el que se actualiza la opinión de cada individuo simultáneamente considerando la información provista por otros individuos con los que se comunica. También, el modelo propuesto considera la existencia de una estructura de comunicación basada en interacciones entre comunidades que determina los canales por donde se propaga el miedo al crimen en la población. Para esto, primero, un grafo con estructura de comunidad fue generado usando las herramientas proporcionadas en [85], donde los nodos del grafo resultante tienen preferencia de conexiones con otros que tienen un gran número de conexiones. De aquí que la probabilidad de conexión de un nodo con otros es proporcional a la cantidad de aristas incidentes en el nodo, esta condición hace que el grafo sea libre de escala [85], lo cual es una característica de este tipo de grafos. Además cumple la condición que dos nodos con características similares son más probables a estar conectados [19], por tanto los valores de homofilia y asortatividad para este grafo son altos. Por último el grado medio¹ del grafo se mantuvo pequeño para representar los círculos sociales cercanos con los cuales una persona comparte información de su percepción de seguridad.

Modelado de interacciones vecinales

Los individuos de una población pueden interactuar con varios miembros de su comunidad simultáneamente [86, 87, 88]. Para considerar esta clase de interacciones, el modelo de FoC actualiza el nivel de miedo de una persona en relación a los valores de los nodos vecinos en el grafo generado.

¹Promedio entre los grados de los nodos.

Proposición 4.2.1 (Efecto de la vecindad) *Sea $\phi_k(i)$ la influencia de la opinión de los vecinos $\mathcal{N}(i)$ de i sobre sí mismo en el instante de tiempo t_k . Esta influencia esta dada por*

$$\phi_k(i) = \begin{cases} \mu & \widehat{\mathcal{F}}_k(i) > \mathcal{F}_k[\mathcal{N}(i)] \\ \nu & \widehat{\mathcal{F}}_k(i) < \mathcal{F}_k[\mathcal{N}(i)] \end{cases}$$

donde $\mathcal{F}_k[\mathcal{N}(i)]$ es el promedio de opiniones de los vecinos de i en t_k después que el efecto del crimen haya actualizado sus valores, es decir,

$$\mathcal{F}_k[\mathcal{N}(i)] = \frac{1}{|\mathcal{N}(i)|} \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \widehat{\mathcal{F}}_k(j).$$

De manera simplificada, la actualización de la opinión de seguridad de un conjunto de personas para una región específica en el instante t_k es:

$$\mathcal{F}_{k+1} = W^k \widehat{\mathcal{F}}_k$$

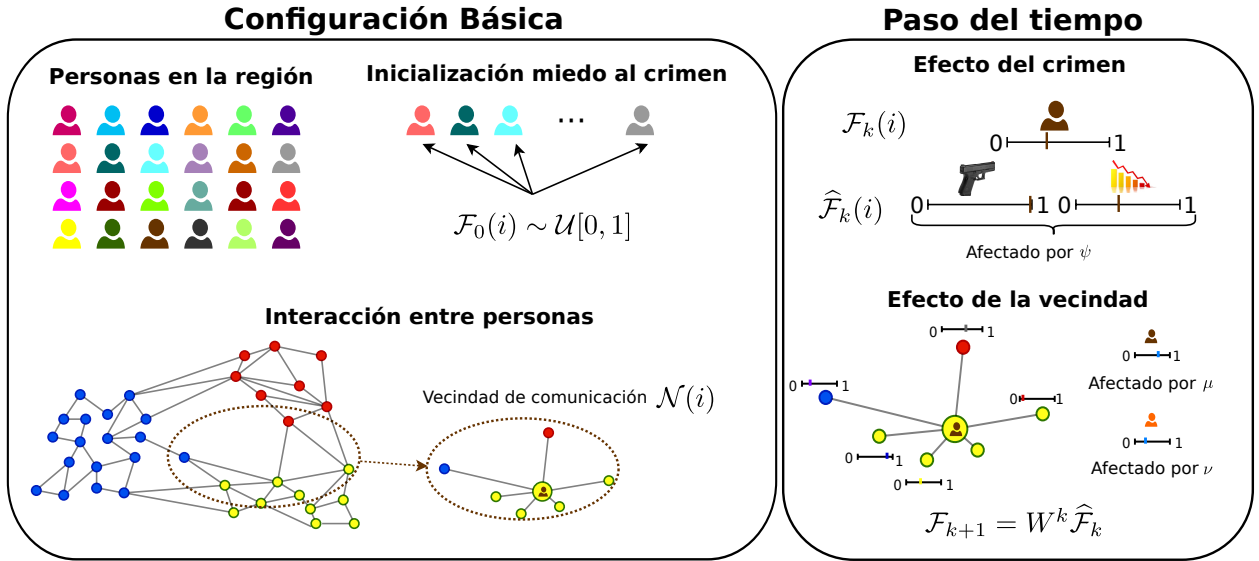
donde \mathcal{F}_{k+1} es el vector de opiniones de la población en el instante t_{k+1} , $\widehat{\mathcal{F}}_k$ es el vector de opiniones en el instante t_k resultante tras realizar el efecto del crimen y $W^k = [w_{ij}^k]$ es la matriz de pesos que cada persona le otorga al resto de la población en el instante t_k [89]. En este caso, cada entrada en W^k corresponde a:

$$w_{ij}^k = \begin{cases} 1 - \phi_k(i) & i = j \\ \frac{\phi_k(i)}{|\mathcal{N}(i)|} & j \in \mathcal{N}(i). \\ 0 & j \notin \mathcal{N}(i) \end{cases}$$

La Figura 4-1 muestra la representación esquemática del modelo propuesto de propagación del miedo al crimen en donde se evidencia el uso de los grafos con estructura de comunidad y cada efecto que modifica las opiniones de seguridad hacia la región de estudio de las personas.

4.3. Cómo las interacciones sociales basadas en comunidades afectan el FoC

El modelo propuesto permite estudiar las relaciones existentes entre las variables que determinan el miedo al crimen teniendo en cuenta el contexto local. No obstante, en los casos en los cuales existe segregación entre comunidades, es posible preguntarse cual es el comportamiento del FoC bajo dichas condiciones. La principal hipótesis es que incluso bajo esta estructura de comunidad, la comunicación es eficiente. Sin embargo, esta estructura de comunicación puede promover un efecto de aislamiento entre los niveles de miedo de los distintos grupos, comparado con escenarios en los cuales existen interacciones aleatorias entre miembros de la población. Para dar respuesta a esta pregunta se realizaron experimentos orientados a comparar ambas situaciones similares. En este caso, la medida de comparación corresponde a la diferencia que existe entre los niveles de miedo al crimen resultantes para las distintas comunidades.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 4-1.: Representación esquemática del Modelo de FoC.

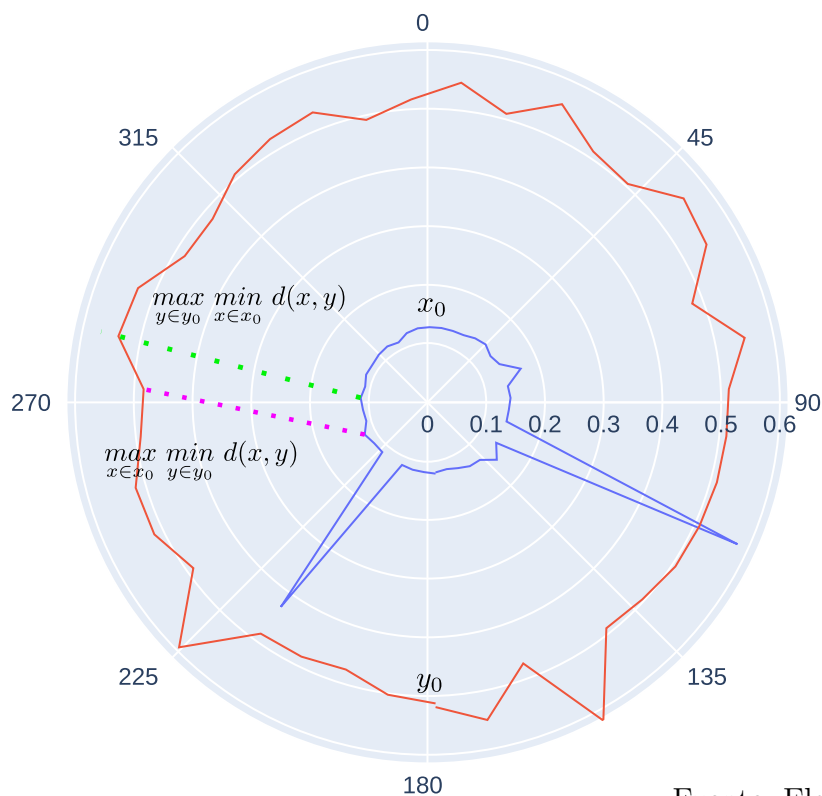
Comparación FoC entre comunidades

El modelo propuesto permite estudiar las series de tiempo del FoC para cada individuo. Con el fin de comparar los niveles de miedo entre grupos conformados por diferentes individuos se utilizó la distancia Hausdorff [90]. Específicamente, sea $X = \{x_1, x_2, \dots, x_o\}$ el conjunto de series de tiempo de FoC simuladas para los individuos en el primer grupo y $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_p\}$ el conjunto de series de tiempo de FoC simuladas para los individuos en el segundo grupo. La distancia de Hausdorff entre X y Y , notada como $d_{\mathcal{H}}(X, Y)$ corresponde a:

$$d_{\mathcal{H}}(X, Y) = \max \left\{ \max_{y \in Y} \min_{x \in X} d(x, y), \max_{x \in X} \min_{y \in Y} d(x, y) \right\}$$

donde $d(x, y)$ es una función de distancia entre series de tiempo, en este caso se usa la distancia Euclídea. Por último, el tiempo de simulación $|T|$ se considera al normalizar los valores por el máximo valor posible $\sqrt{|T|}$.

En la Figura 4-2 se muestra un ejemplo de la distancia de Hausdorff para dos series de tiempo x_0 (línea azul) y y_0 (línea roja) de dos grupos distintos con distintos niveles de FoC, representados en coordenadas polares. La línea verde punteada conecta los puntos (x, y) donde la mínima distancia euclídea de y a cualquier punto de x se hace máxima y la línea violeta punteada su equivalente intercambiando el orden de los conjuntos. El valor de esta distancia por lo tanto se puede interpretar como el máximo cambio de opinión que una persona de un grupo debe realizar para que su opinión sea igual a la de una persona en el otro grupo.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 4-2.: Ejemplo distancia de Hausdorff en dos dimensiones.

4.3.1. Diseño experimental

Se realizaron distintos experimentos para estudiar el comportamiento del FoC cuando se utiliza una estructura de comunidad y cuando se utilizan interacciones aleatorias. Estos experimentos exploran diferentes escenarios simulados, a saber, un grafo con tres grupos con niveles fijos de susceptibilidad al crimen, un grafo con tres grupos donde la susceptibilidad al crimen se reduce en el tiempo, redes en las cuales el nivel de interacción entre los grupos es variable, y un grafo para el cual el número de grupos se incrementa. Un análisis de sensibilidad sobre la separación entre los niveles de FoC de los grupos, realizada para seleccionar los parámetros de la simulación completa estos escenarios.

Grafos con estructura de comunidad

Usando las herramientas para la generación de grafos con estructura de comunidad propuestas en [85] se generaron un conjunto de grafos que sirvieron como base para los experimentos. Para los dos primeros es utilizado el mismo grafo, en la tabla 4-1 se muestran algunos parámetros de este. Los parámetros, número de personas y cantidad de grupos fueron seleccionados de tal forma que se tuviera un conjunto representativo de la población y se minimizara la carga computacional en la simulación. Los valores de los parámetros restantes son resultado

Tabla 4-1.: Parámetros del grafo generado usado, el cual determina una estructura de comunicación basado en comunidades.

Parámetro		Valor
Número de personas n		1000
Número de comunidades l (<i>Immune</i> , <i>Susceptible</i> , <i>Altamente susceptible</i>)		3
Porcentaje de nodos en cada grupo \bar{q}	<i>Immune</i> (I)	36.9 %
	<i>Susceptible</i> (S)	32.5 %
	<i>Altamente susceptible</i> (H)	30.6 %
Características del grafo	Homofilia \mathcal{H}	0.987
	Asortatividad \mathcal{A}	0.981
	Grado medio \bar{g}	12.10
	Promedio coeficiente de agrupamiento ¹	0.056
	Asortatividad del grado ²	-0.028
	Modularidad	0.650

¹ Ver [91].² Permite establecer si nodos de grado similar están conectados.

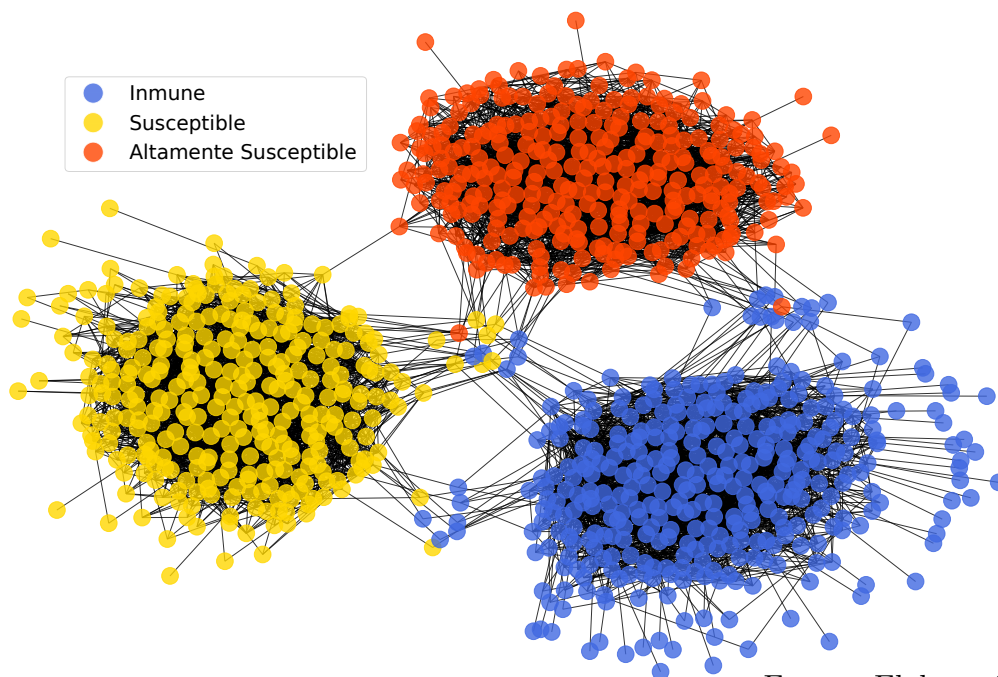
del proceso de creación de este grafo los cuales permiten categorizarlo como un grafo con estructura de comunidad [85]. Estos parámetros permiten simular la estructura de comunicación subyacente de la población. La Figura 4-3 muestra una representación gráfica, la cual esta compuesta por 1000 nodos, uno por cada individuo, distribuidos en $l = 3$ grupos, denominados, *immune* I (personas que no experimentan eventos criminales, i.e., $\lambda_i = 0$), *susceptible* S (1 crimen esperado cada 200 semanas, i.e., $\lambda_i = 0.005$) y *altamente susceptible* H (1 crimen esperado cada 20 semanas, i.e., $\lambda_i = 0.05$). Cada grupo/comunidad se identifica con un color, el cual se mantiene fijo en el desarrollo de este documento.

FoC en grafos con tres grupos

Para este experimento se usa el grafo anteriormente mencionado y los parámetros de la simulación se establecen de la siguiente manera: el tiempo total simulado es de 6 años con periodos de actualización de los niveles de miedo al crimen de una semana. Junto con parámetros que permitan un estado de contagio del FoC como se esperaría en la realidad y una alta retención de la opinión de la seguridad en el tiempo, es decir, $\psi = 0.98$, $\mu = 0.14$ y $\nu = 0.8$.

FoC cuando la susceptibilidad al crimen decrece en el tiempo

En este experimento se usa la misma configuración que el anterior salvo que los valores de susceptibilidad al crimen λ_i decrecen multiplicando los valores establecidos anteriormente



Fuente: Elaboración propia.

Figura 4-3.: Grafo que soporta la interacción entre los individuos en el modelo del FoC.

por un factor de reducción. Específicamente, el nivel de crimen sufrido por cada persona esta determinado por $\alpha\lambda_i$, donde α decrece linealmente desde 2 a 0 con saltos de 0.1 cada año.

FoC cuando la cantidad de interacciones entre grupos es variable

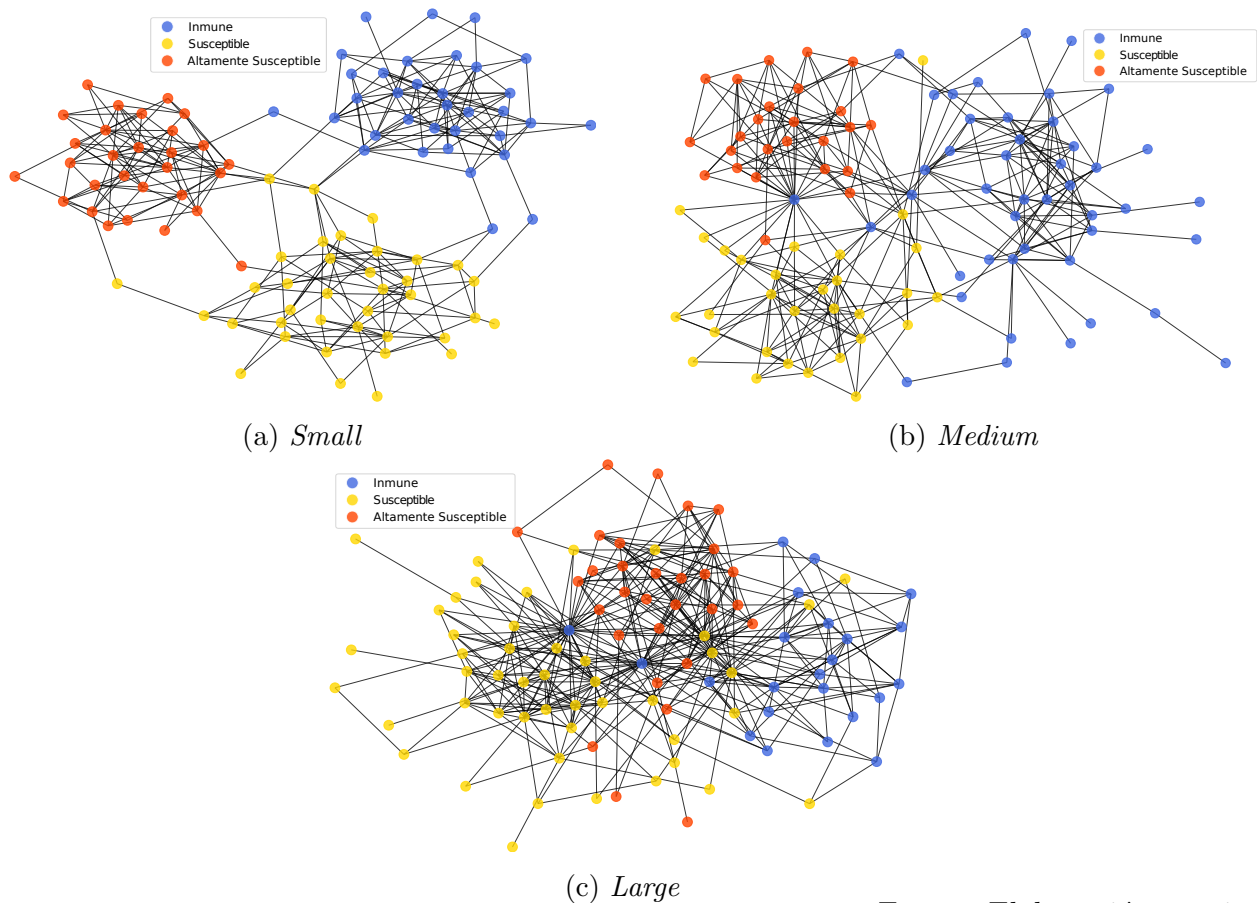
Para este experimento se crearon 3 nuevos grafos, en los que la cantidad máxima de conexiones permitidas entre distintas comunidades es variable. Estos son nombrados de acuerdo a la cantidad de estas conexiones como, *Small*, *Medium* y *Large*. En la tabla 4-2 se muestran los parámetros obtenidos para cada grafo y en la Figura 4-4 se puede ver su representación gráfica.

FoC cuando el número de grupos se incrementa

Finalmente, se estudia el efecto de incrementar la cantidad de grupos en los niveles de FoC de la población, en particular, para un grafo con 10 comunidades. Para generar este grafo se mantuvo constante la cantidad de nodos, el grupo *immune* fue removido y la tasa media de victimización de cada grupo se estableció como una relación lineal comenzando en 0.05 y saltos de 0.05, es decir, $\lambda_i = 0.05i + 0.05$ para $i = 0, \dots, 9$. Las comunidades son nombradas con las letras del alfabeto de la *A* a la *J*.

Tabla 4-2.: Parámetros de los grafos usados para estudiar el FoC sobre distintos niveles de interacciones entre comunidades.

Parámetro	<i>Small</i>	<i>Medium</i>	<i>Large</i>
Número de personas	100	100	100
Número de aristas	278	297	382
Homofilia \mathcal{H}	0.95	0.81	0.60
Asortatividad \mathcal{A}	0.92	0.71	0.40
Grado medio \bar{g}	5.5	5.9	7.6
Promedio coeficiente de agrupamiento	0.16	0.18	0.235
Asortatividad del grado	-0.11	-0.14	-0.15
Modularidad	0.61	0.46	0.26



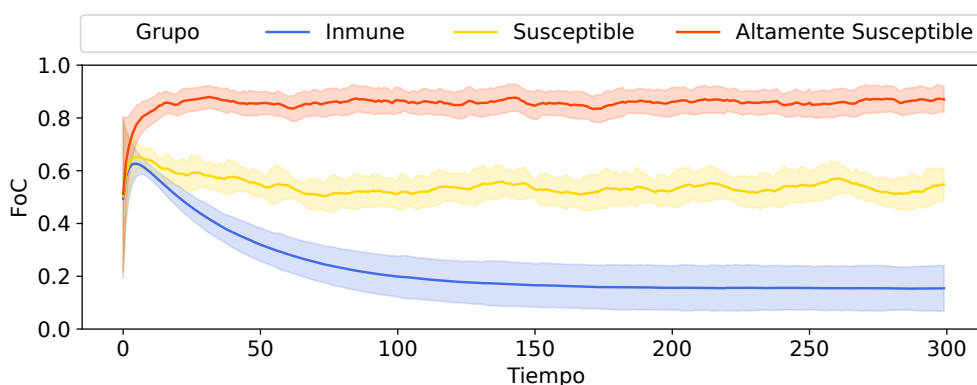
Fuente: Elaboración propia.

Figura 4-4.: Grafos usados para estudiar el FoC sobre distintos niveles de interacciones entre comunidades.

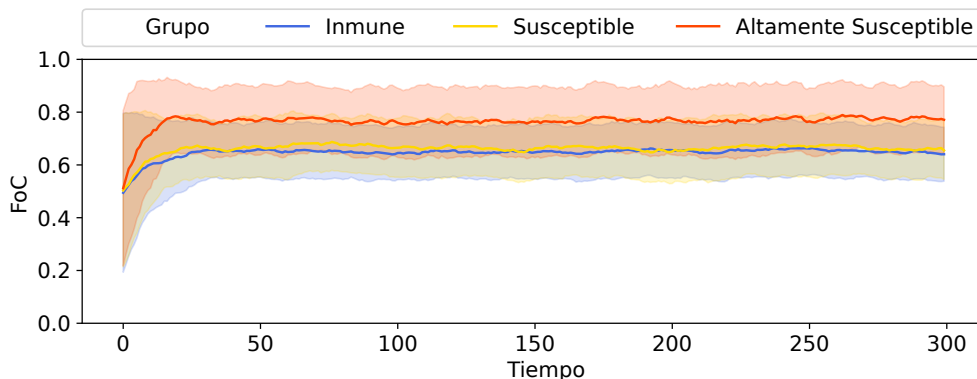
4.3.2. Resultados

Interacciones basadas en comunidad

La Figura 4-5 muestra el comportamiento del FoC (eje y) a través del tiempo (eje x) usando ambos modelos de propagación del FoC, para comunicaciones basadas en comunidad (Figura 4-5a) y para interacciones aleatorias (Figura 4-5b). Las líneas más oscuras indican el promedio de los valores del FoC de las personas en un mismo grupo para un instante de tiempo mientras que las áreas al rededor de estas líneas corresponden a la desviación estándar de cada grupo en el tiempo.



(a) FoC en una estructura de comunicación basada en comunidad.



(b) FoC en una estructura de comunicación aleatoria.

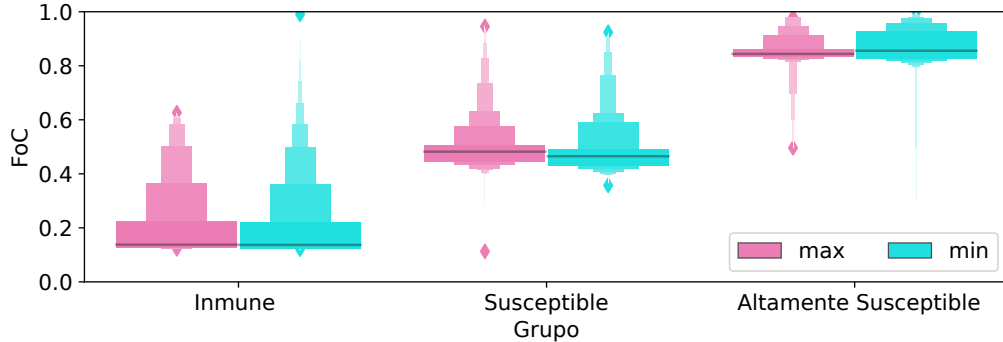
Fuente: Elaboración propia.

Figura 4-5.: Simulaciones FoC considerando dos estructuras de comunicación, grafos con estructura de comunidad (a) e interacciones aleatorias (b).

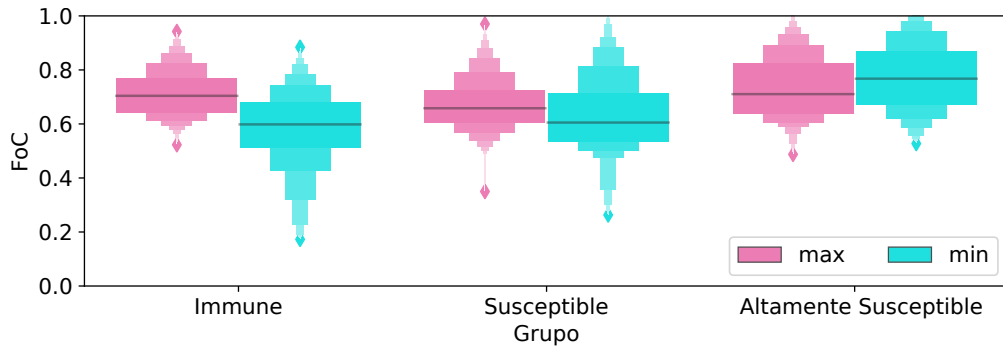
El comportamiento en etapas tempranas de la simulación es producto de la inicialización uniforme aleatoria de los valores del FoC, una vez la simulación se estabiliza cada grupo adopta un comportamiento característico individual.

Como se puede observar, se obtuvieron bajos niveles de FoC en el grupo *inmune* para el

modelo con interacciones basadas en comunidades comparado con el modelo con interacciones aleatorias, pasando de un valor promedio de 0.16 ± 0.08 a 0.65 ± 0.10 . En contraste, para el grupo *susceptible* se obtuvieron valores similares en ambos modelos pasando de 0.50 ± 0.06 a 0.66 ± 0.11 , con un aumento pequeño, y por el contrario se encontró una pequeña disminución en los valores del grupo *altamente susceptible*, pasando de 0.85 ± 0.048 a 0.77 ± 0.13 .



(a) Distribución niveles FoC individual en una estructura de comunicación basada en comunidad.



(b) Distribución niveles FoC individual en una estructura de comunicación aleatoria.

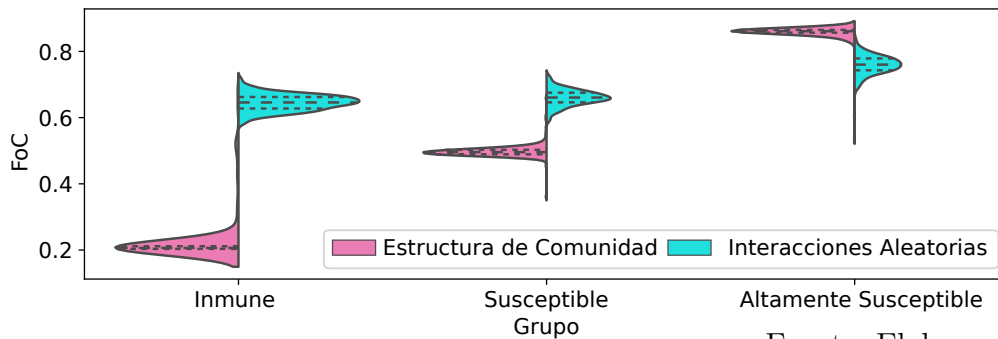
Fuente: Elaboración propia.

Figura 4-6.: Distribución niveles de FoC a través del tiempo para los nodos con mayor y menor grado en ambos modelos para cada grupo.

De este modo, el grupo *immune* es el que presenta mayor afectación en el sentido que estas personas que no sufren hechos delictivos, al enterarse de la ocurrencia real de estos por parte de miembros de otros grupos que si lo sufren, cambian radicalmente de opinión dejándose influenciar por la información suministrada. Por último se evidencia altos niveles de solapamiento entre los niveles de percepción para los grupos *immune* y *susceptible* para el modelo con interacciones aleatorias y altos niveles de separación para los tres grupos en el modelo propuesto en este documento. En efecto, calculando la distancia de Hausdorff para las combinaciones binarias entre los tres grupos en cada simulación, la distancia $d_{\mathcal{H}}(\mathbb{I}, \mathbb{S})$ paso de 0.24 a 0.07, de manera similar $d_{\mathcal{H}}(\mathbb{I}, \mathbb{H})$ paso de 0.35 a 0.09 y $d_{\mathcal{H}}(\mathbb{S}, \mathbb{H})$ paso de 0.19 a 0.07. En promedio se obtuvo una disminución de estas distancias del 690%.

La figura 4-6 muestra la distribución de los niveles de FoC para los nodos con mayor (rosa)

y menor (cyan) grado en cada grupo para ambos modelos de simulación estudiados². Como se observa, a nivel individual también existe un alto grado de separación entre los grupos del modelo con comunicaciones basadas en comunidad, mientras que en el otro modelo se mantiene la similitud entre las opiniones de seguridad para los distintos grupos. Comparando los nodos al interior de los grupos se observa que en los grupos *immune* y *susceptible* el valor medio del FoC de los que tienen menor cantidad de comunicaciones es menor que su contraparte, mientras que en el grupo *altamente susceptible* se observa lo contrario, esto más visible con comunicaciones aleatorias ya que la desviación estándar en esta configuración es mayor. La Figura 4-7 muestra la distribución del promedio (temporal) de los valores del FoC obtenidos para los tres grupos I, S y H comparando ambas estructuras de comunicación. Las líneas punteadas señalan los rangos intercuartiles de cada distribución. Nuevamente se observa un bajo grado de solape entre los grupos I y S con comunicaciones basadas en comunidad en comparación con interacciones aleatorias. Los niveles de FoC del grupo H son menores en interacciones aleatorias y los rangos intercuartiles son más amplios en este modelo.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 4-7.: Funciones de densidad de probabilidad para los grupos I, S y H, comparando los modelos de FoC estudiados.

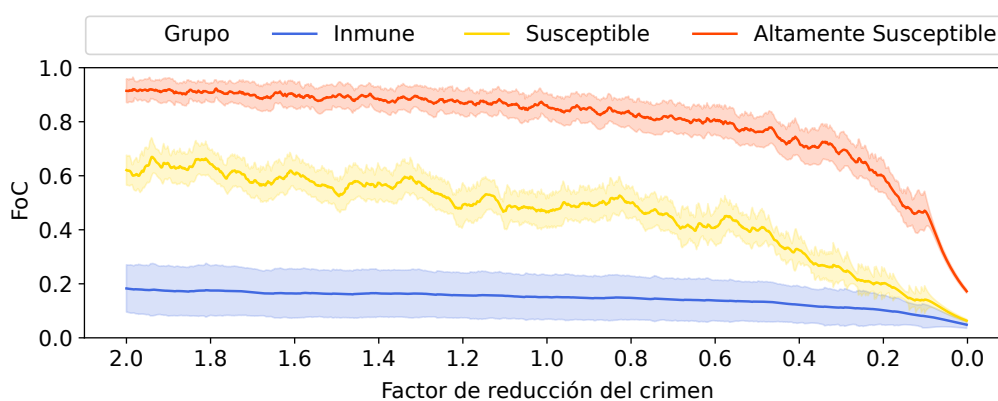
Separación del grupo immune cuando decrece la tasa de delincuencia

La Figura 4-8 muestra el comportamiento del FoC (eje y) durante 20 años para distintas tasas de delincuencia (x -axis) las cuales disminuyen linealmente en el tiempo, evaluados en dos modelos: basados en comunidad (Fig. 4-8a) e interacciones aleatorias (Fig. 4-8b).

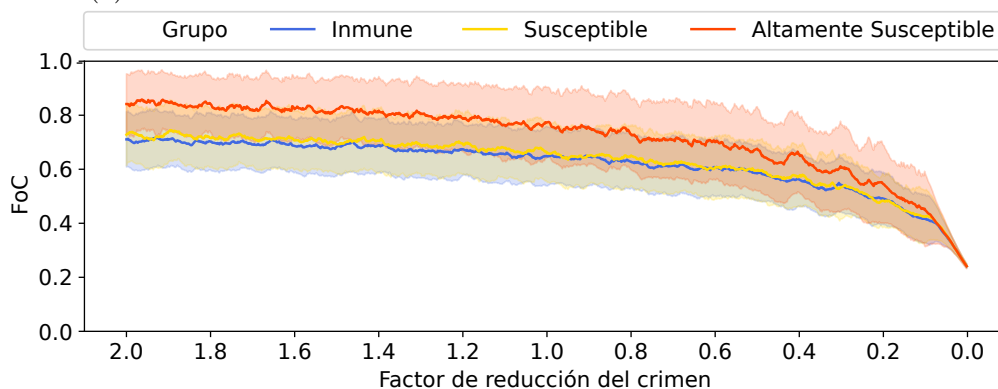
Como se observa, cuando las tasas de delincuencia que sufre cada uno de los grupos en los que se divide la población disminuye, los niveles del FoC lo hacen igualmente en ambos escenarios de simulación. Sin embargo, aún se mantienen los niveles de separación de opiniones resultantes en el modelo basado en comunidad al compararlo con interacciones aleatorias.

²En el caso de interacciones aleatorias, en la simulación se contó la cantidad de comunicaciones de cada nodo y se seleccionaron los que obtuvieron los valores extremos en cada grupo.

También se observa que aunque disminuyen los niveles de FoC como efecto de la reducción del crimen, no se logra en las mismas escalas, por ejemplo, una reducción de la mitad de la tasa de crimen produce una pequeña reducción del miedo a este, solo se logran cambios significativos cuando se elimina casi por completo el crimen. Esto implica que estrategias de mitigación del crimen no necesariamente ayudan a disminuir los niveles de FoC si no se hace de manera radical, y por otro lado incrementos pequeños de la tasa de criminalidad cuando no se sufre crimen causa un gran incremento de percepción de inseguridad en las personas. Estos resultados concuerdan en gran medida con los obtenidos por [9].



(a) FoC en una estructura de comunicación basada en comunidad.



(b) FoC en una estructura de comunicación aleatoria.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 4-8.: Resultados FoC cuando la tasa de delincuencia disminuye linealmente en el tiempo.

Efecto del nivel de interacciones entre comunidades

La Figura 4-9 muestra las distancias de Hausdorff entre los niveles de FoC entre los distintos grupos para grafos con distintos niveles de interacción. Estas medidas indican que la capacidad de compartir información entre distintos grupos influye significativamente la

diferencia entre las opiniones del FoC entre los grupos. Específicamente, pocas interacciones entre las comunidades resultan en un alto nivel de discrepancia de opiniones, mientras que permitiendo más conexiones se generan niveles de opinión similares. Note como las distancias entre el grupo *altamente susceptible* con los otros (naranja y violeta) disminuye cuando los niveles de intracción aumenta (de *Small* a *Large*). En el caso de interacciones aleatorias, las distancias son similares a las observadas para el grafo *Medium*, excepto para la combinación $\text{II} - \text{III}$ las cuales son parecidos al valor obtenido para el grafo *Large*. Esto debido a que la estructura de comunidad en el grafo *Medium* es más predominante que en el grafo *Large*, como se observa en la Figura 4-4 y en los valores de modularidad de la tabla 4-2.

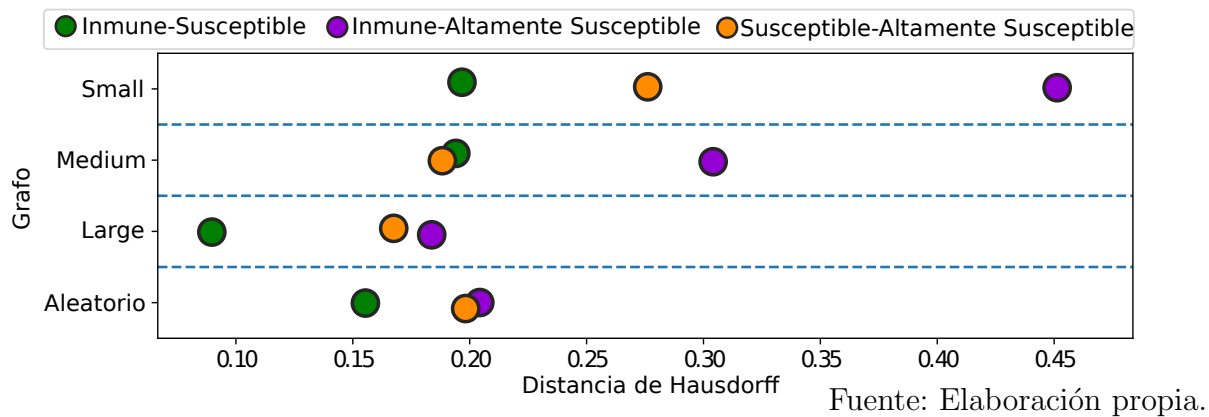


Figura 4-9.: Distancia de Hausdorff del FoC entre las combinaciones binarias formadas por los grupos II , S y III para varios grafos de comunicación.

Efecto del incremento en la cantidad de grupos

La Figura 4-10 muestra la distancia de Hausdorff del FoC en escenarios con interacciones basadas en comunidad (parte superior del cuadro) e interacciones aleatorias (parte inferior), entre 10 grupos nombrados de la A a la J, cuyo nivel de susceptibilidad al crimen incrementa de un grupo al siguiente. En el caso del modelo basado en comunidad, cuando el número de grupos aumenta se obtiene un efecto similar de aislamiento en los niveles de FoC para los grupos con la más alta susceptibilidad al crimen (ver por ejemplo la columna J). Este aislamiento se desvanece para interacciones aleatorias, donde se obtienen valores mínimos de distancias y de manera más uniforme.

Análisis de sensibilidad párametros modelo

La Figura 4-11 muestra las distancias de Hausdorff entre los niveles de FoC obtenidas para las combinaciones binarias $\text{II} - \text{S}$, $\text{II} - \text{III}$ y $\text{S} - \text{III}$ cuando un parámetro del modelo varía

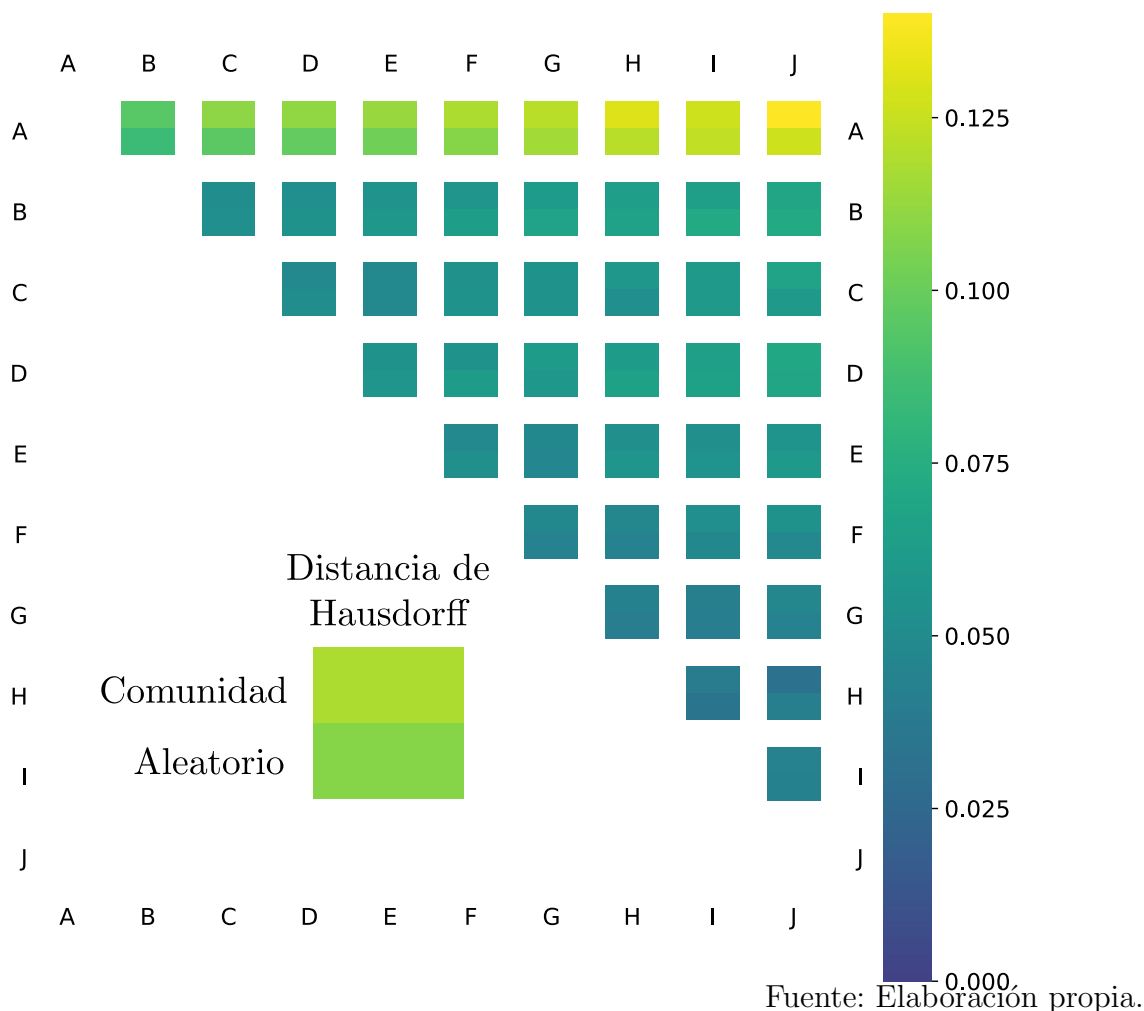


Figura 4-10.: Distancia de Hausdorff entre los niveles de FoC para 10 grupos distintos con un nivel de susceptibilidad al crimen incremental.

y los otros se mantienen constantes. Específicamente, los parámetros que se evalúan son: el factor de pérdida de memoria sobre información delictiva ψ , la influencia de una persona no miedosa sobre los otros μ y la influencia de una persona miedosa sobre el resto ν . La línea más oscura corresponde al promedio de estas distancias cuando el parámetro mostrado en el eje x varía y los restantes permanecen fijos, y las áreas coloreadas a la desviación estándar de estas distancias.

En los tres casos, existe una dependencia no lineal entre los valores de separación y los parámetros explorados. El comportamiento obtenido por ψ es interesante puesto que mientras crece su valor, cada distancia aumenta lentamente hasta alcanzar un valor máximo al rededor de $\psi = 0.98$, luego decrece bruscamente. Por otro lado, cuando ν crece las distancias

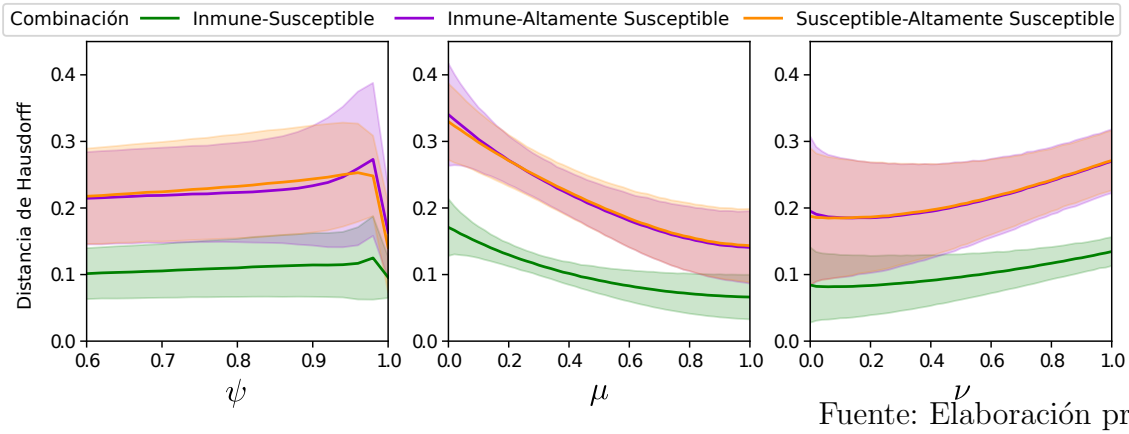


Figura 4-11.: Sensibilidad de los parámetros ψ , μ y ν sobre la separación entre grupos.

entre los grupos también lo hacen y la desviación estándar disminuye. Por último cuando μ crece las distancias decrecen obteniendo un comportamiento contrario que ν pero con una pendiente mayor y una desviación estándar mucho menor, lo que hace que el efecto de μ sea más estable para variaciones de los parámetros restantes.

5. Reducción del miedo al crimen

Este capítulo está dividido en tres secciones, en la primera se establece una motivación desde el punto de vista de los resultados del modelo de FoC, sobre el estudio de la mitigación de este, principalmente de los altos niveles, a partir de la variación de la estructura de comunicación definida para una población, y el uso de algoritmos evolutivos para su desarrollo. En la segunda sección se detallan las configuraciones de los algoritmos evolutivos particulares propuestas para la optimización del miedo al crimen, y en la última sección se describe el diseño experimental planteado para resolver las preguntas propuestas y se reportan los resultados correspondientes.

5.1. Motivación

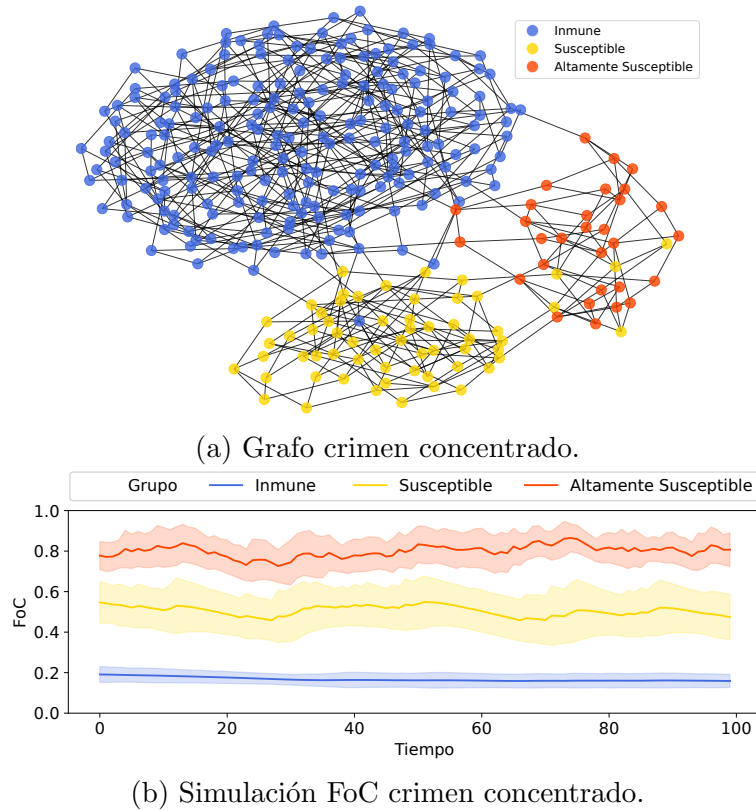
En el capítulo 3, específicamente en la sección 3.4 se presentaron las principales estrategias usadas para la mitigación del miedo al crimen y sus consecuencias. Una de las estrategias más efectivas se enfoca en el fortalecimiento de la cohesión social, mejorando las comunicaciones entre miembros de la comunidad, y entre los miembros de la comunidad y la fuerza policial [12]. Lo cual sugiere que la estructura de comunicación puede jugar un papel significativo en la reducción del miedo al crimen.

Similarmente, como se anotó en el capítulo anterior, utilizando una estructura de comunicación basada en comunidades se obtienen niveles de miedo al crimen diferentes relacionados con las tasas de victimización, resultando en niveles de FoC no necesariamente altos. En particular, al simular el comportamiento del miedo al crimen utilizando una red con estructura de comunidad donde el crimen se concentra en una pequeña porción de la población ($q = [0.7, 0.2, 0.1]$, $\lambda = [0, 0.005, 0.05]$, $\mathcal{A} = 0.86$, $\mathcal{H} = 0.93$), como la que se observa en la Figura 5-1, al calcular el promedio de valores tanto en tiempo como en la población, se obtiene un valor de 0.3 ± 0.22 . No obstante, este valor oculta el hecho que las personas altamente susceptibles al crimen siguen sufriendo las consecuencias del FoC ($\overline{\mathbb{H}}^1 = 0.79 \pm 0.09$), dejando a los inmunes sin información acerca del problema real ($\overline{\mathbb{I}}^2 = 0.17 \pm 0.11$). De modo que una estrategia de mitigación del miedo al crimen podría enfocarse en reducir los niveles de miedo para aquellas personas con los niveles más altos de victimización.

En este contexto, surge la pregunta: ¿Cómo mitigar el miedo al crimen mediante la implementación de estrategias que cambien la estructura de comunicación de una población?.

¹Promedio y desviación estándar valores FoC del grupo altamente susceptible.

²Promedio y desviación estándar valores FoC del grupo inmune.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-1.: Grafo y simulación FoC configuración crimen concentrado, $q = [0.7, 0.2, 0.1]$.

Cabe destacar que los resultados de las simulaciones previas sugieren que esta reducción puede lograrse cambiando la estructura de comunicación, y no necesariamente logrando una reducción de las tasas de victimización. Es importante anotar esta última alternativa, la reducción del crimen, puede ser costosa o tomar un largo tiempo de aplicación, comparado con una estrategia basada en la modificación de las interacciones entre miembros de la población.

Para abordar esta pregunta se propone caracterizar la estructura de comunicación que mejor permita reducir los niveles de miedo al crimen, dada una configuración fija de distribución de grupos con ciertas tasas de victimización. Esta estrategia de reducción, y en particular la búsqueda de la estructura de comunicación más adecuada, puede ser estudiada a través del modelo de propagación de miedo al crimen previamente propuesto, el cual permite cuantificar y comparar los niveles de FoC discriminando por grupos. En este contexto se propone abordar el siguiente problema optimización: ¿Cuál es la estructura de comunicación que reduce el miedo de una población, si la dinámica del miedo responde al modelo de FoC propuesto previamente?.

Infortunadamente, hasta el momento el modelo de FoC no cuenta con una solución analítica,

dificultando el abordaje del problema de optimización utilizando técnicas de optimización matemática clásicas. No obstante, este problema se puede reformular como un problema de optimización combinatoria³ [93]. Note que, dado un conjunto de n personas existen $2^{\binom{n}{2}}$ formas de conectarlas. Por lo que, esta formulación resulta en un espacio de búsqueda extremadamente grande, requiriendo el uso de técnicas de optimización apropiadas.

Para el desarrollo de este trabajo se propone el uso de algoritmos evolutivos [30], los cuales permiten una búsqueda inteligente por medio de procesos que permiten encontrar soluciones o buenas aproximaciones, a problemas en grandes espacios de búsqueda, en problemas que carecen de una solución analítica.

Observación 5.1.1 *En este problema en particular, el tamaño del espacio de búsqueda se reduce, ya que hay formas de conectar n nodos, de tal forma que generan un grafo desconectado (disconexo), es decir, forman subconjuntos de nodos que no se conectan entre sí. Este tipo de grafos no se consideraran, puesto que estudiar el comportamiento del FoC en un grafo de este tipo es equivalente a estudiar por separado sus partes, ya que uno no influye al otro y por tanto una solución sería aislar los nodos de modo que el FoC de las personas solo está dado por la victimización sufrida, de modo que se quiere evitar ese tipo de soluciones.*

5.2. Algoritmos evolutivos seleccionados

Para hallar la solución del problema de reducción del FoC para una población de tamaño n , se plantea el uso de dos configuraciones de algoritmos evolutivos, la primera es una modificación de los **Algoritmos Genéticos (GA)** clásicos, los cuales fueron la base para los algoritmos evolutivos y los cuales permiten una codificación binaria de las soluciones, adaptándose bien al problema a resolver. La segunda configuración fue propuesta en [94], denominada **Hybrid Adaptive Evolutionary Algorithm (HAEA)**, la cual permite la evolución independiente de los individuos, escogiendo en cada iteración los mejores operadores para los que cada individuo responde adecuadamente y ajustando su probabilidad de aplicación. Lo que permite centrarse en el diseño de operadores útiles, en lugar del ajuste de parámetros extra del algoritmo.

A continuación, se describen de forma particular cada configuración de los algoritmos evolutivos a utilizar y las técnicas utilizadas en cada paso del algoritmo. Primero se establecen los aspectos que comparten ambas configuraciones, y posteriormente los detalles de cada uno.

Definición y representación de las soluciones (individuos)

El problema de optimización propuesto consiste en encontrar los grafos que representan la estructura de comunicación de un conjunto de n personas. En este caso se propone codificar

³Campo de las matemáticas aplicadas que combina técnicas de combinatoria, programación lineal y teoría de algoritmos, para resolver problemas de optimización sobre estructuras discretas [92].

Soluciones
(Individuos)

$$p_{ij} \in \{0, 1\}$$

$$e = [p_{12}, \dots, p_{1n}, p_{23}, \dots, p_{2n}, \dots, p_{ii+1}, \dots, p_{in}, \dots, p_{n-1n}]$$

$$|e| = \frac{n(n-1)}{2}$$

Fuente: Elaboración propia

Figura 5-2.: Representación soluciones (Individuos).

estas soluciones concatenando las porciones de las filas de la matriz de adyacencia del grafo que definen su matriz triangular superior, formando un vector binario e de longitud $|e| = n(n-1)/2$. La figura 5-2 muestra el proceso de codificación de las soluciones.

Función de evaluación / desempeño (fitness function)

La función de evaluación para calcular el *fitness* (grado de ajuste) de cada individuo considera el valor medio de miedo al crimen obtenido en una simulación usando el modelo de FoC propuesto, así como la cantidad de vecinos promedio que tienen los nodos. Esta última consideración se realiza dado que es poco realista que una persona tenga una gran cantidad de personas con las que hable sobre su percepción de seguridad. Esta función esta dada por:

$$F(e) := 1 + \underbrace{f_{a,b}(\bar{g})}_{\text{Grado Nodos}} \underbrace{(M-1)}_{\text{FoC}}$$

donde,

M Valor promedio (tiempo y población) del FoC para una simulación con ciertas características⁴.

\bar{g} Grado medio de los nodos en el grafo.

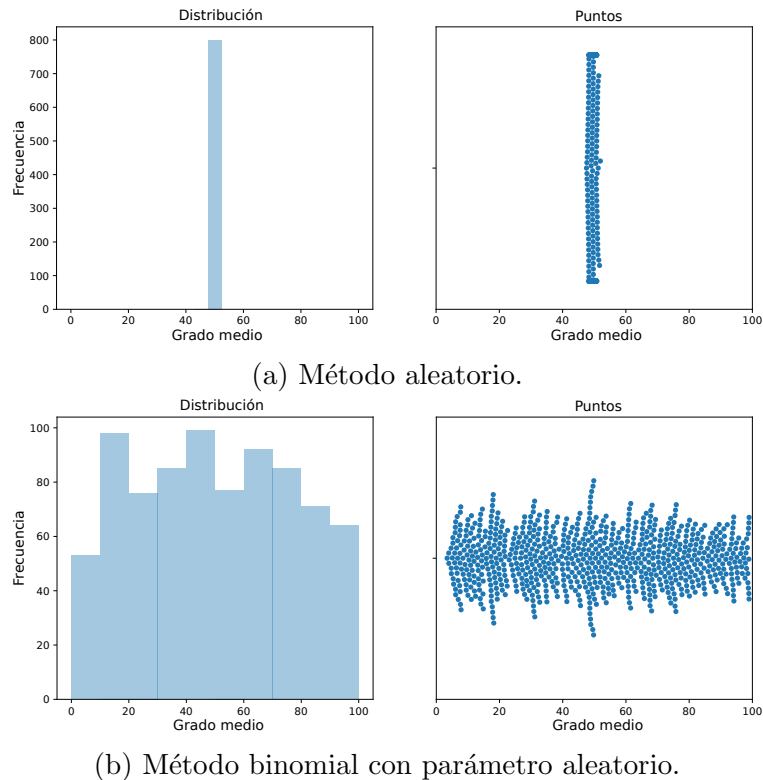
$f_{a,b}$ Función filtro $f(x)$, 1 si $a - b \leq x \leq a + b$, 0 e.o.c

En este caso, se busca una estructura de comunicación para un conjunto de personas, que ayude a disminuir los niveles de miedo al crimen en promedio, y en la cual las personas tengan una cantidad media de comunicaciones perteneciente a un rango de valores permitidos.

⁴Son establecidas en el diseño experimental.

Población inicial

Se evaluaron distintas técnicas de inicialización que permitieran crear una población inicial diversa. Es decir, se buscan grafos con distribución de grados medios uniforme. La tarea de construcción de estos grafos consiste en determinar matrices de tamaño $m \times |e|$ con valores 0 (desconectado) o 1 (conectado).



Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-3.: Distribución grado medio individuos aplicando dos técnicas de inicialización.

La primera técnica utilizada para la construcción de estas matrices fue la generación aleatoria de cada entrada de una matriz de 1000 filas y 2500 columnas ($n = 100$). En este caso se utilizó el método *randint()* del lenguaje de programación *python*⁵. En la Figura 5-3a se observa el histograma de los grados medios de cada grafo obtenido y una representación de cada uno de estos. En este caso la técnica solo genera grafos con grado medio al rededor de 50. Esto ya que el método *randint()* escoge aleatoriamente con probabilidad uniforme (0.5) los dos valores. Por tanto, el proceso de rellenar cada fila es equivalente a realizar un experimento binomial con $|e| = 2500$ y $p = 0.5$, y por consiguiente, se espera que cada vector fila contenga mitad unos y mitad ceros, lo que en el grafo asociado implica que cada nodo se conecta aproximadamente con la mitad de la totalidad de nodos. En conclusión,

⁵En este lenguaje se realizaron todos los procesos que se muestran en este documento.

esta técnica no genera diversidad, por lo tanto no es conveniente utilizarla para el proceso de inicialización del algoritmo evolutivo, ya que podría llevar a óptimos locales.

A partir de la técnica anterior, se diseñó una nueva estrategia que permitiera mejorar la diversidad. Ya que el factor $|e|p$ está relacionado con la cantidad promedio de vecinos de un nodo y $|e|$ es fijo, variar p de tal forma que cubra sus posibles valores resultará en una distribución del grado medio más uniforme. Específicamente, para generar una matriz de entradas 0 y 1 de tamaño $m \times |e|$, primero, se generó una muestra de m valores con distribución uniforme $\mathcal{U}[0, 1]$ y para cada fila $i = 1, \dots, m$ se realizó un experimento binomial con p igual al i -ésimo valor de la muestra uniformemente distribuida. De este modo, el valor esperado del grado medio de los grafos varía con el valor de p . La Figura 5-3b muestra la distribución de los grados medios de la población inicial generada con este método para $m = 1000$ y $n = 100$. Como se puede observar, se obtuvieron varios grafos para cada nivel de interacciones entre los nodos. Hay que notar que valores cercanos a cero aparecen con menor frecuencia ya que los grafos desconectados no se tienen en cuenta y grafos con pocas conexiones son más probables que los desconectados.

Una vez definida la población inicial, se consideró el diseño de los algoritmos evolutivos propiamente dichos.

5.2.1. Algoritmos genéticos clásicos

La figura 5-4 muestra la representación esquemática del proceso iterativo del algoritmo genético. En ella se ilustran los principales componentes del algoritmo y el proceso de evolución que opera sobre la población en cada generación.

Selección de padres

A partir de la población actual de tamaño m (número par), se aplica la técnica de selección proporcional al *fitness* (FPS) para establecer un conjunto de padres de tamaño m , luego, se forman parejas entre ellas sin remplazo.

Operadores de variación

Cruce

Este operador es el denominado cruce en un punto, para el cual cada pareja tiene una probabilidad $p_c = 0.7$ de aplicación y combinar su información genética. En la figura 5-5 se observa el proceso, en la parte izquierda se encuentran los padres que forman la pareja, y en la derecha los hijos resultantes. En este caso, se selecciona aleatoriamente una posición del genotipo tal que divida en dos cada padre, el primer hijo es formado con la parte izquierda

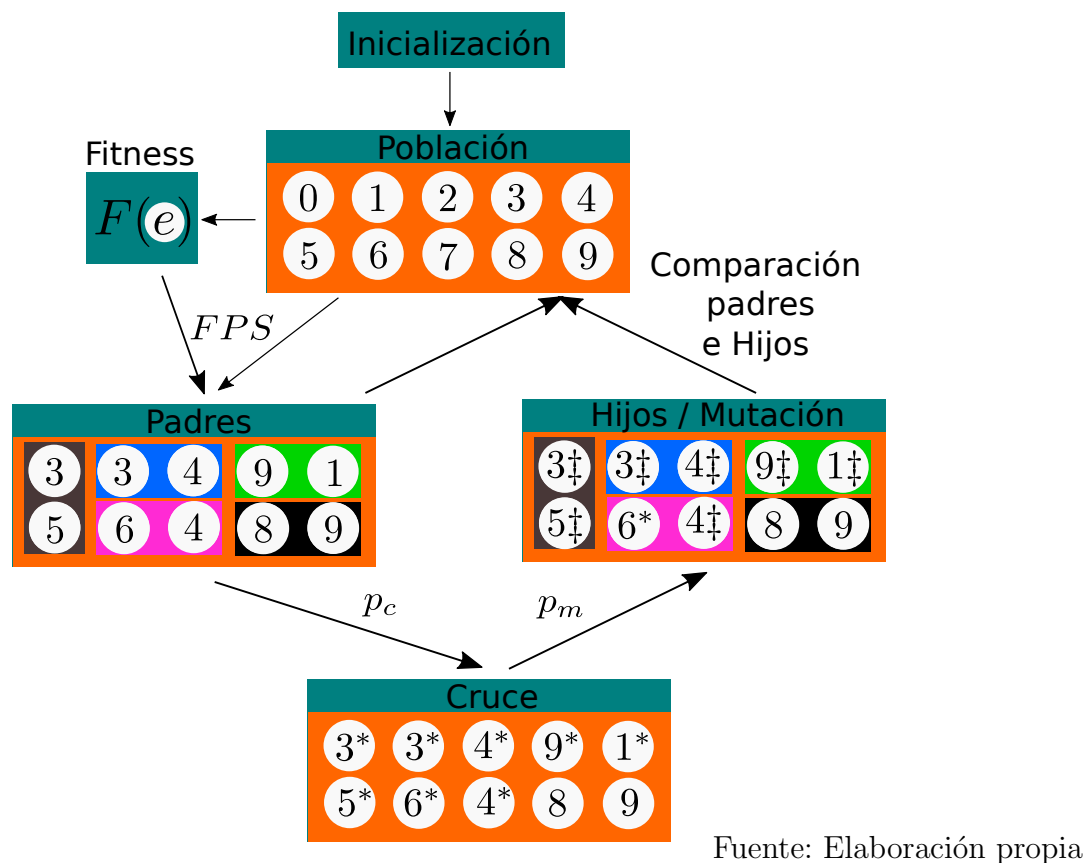


Figura 5-4.: Representación esquemática del algoritmo genético.

del primer padre y la parte derecha del segundo, y el segundo hijo hereda las partes complementarias. Si la probabilidad de cruce no se cumple, los hijos de la pareja son una copia exacta de ellos. Esta operación, dependiendo del punto de cruce intercambia los vecinos de las personas en dos estructuras de comunicación distintas, la figura 5-6 ejemplifica el efecto de esta operación en los fenotipos. Usando grafos con 8 nodos, en la parte superior se encuentran los grafos padres, y en la parte inferior los hijos generados, el operador divide en dos partes el conjunto de aristas de cada grafo padre y forma los hijos intercambiando estas partes.

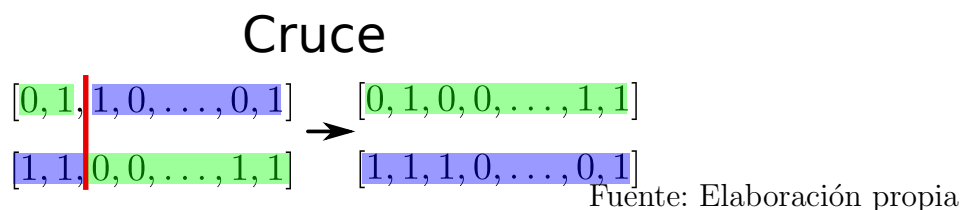
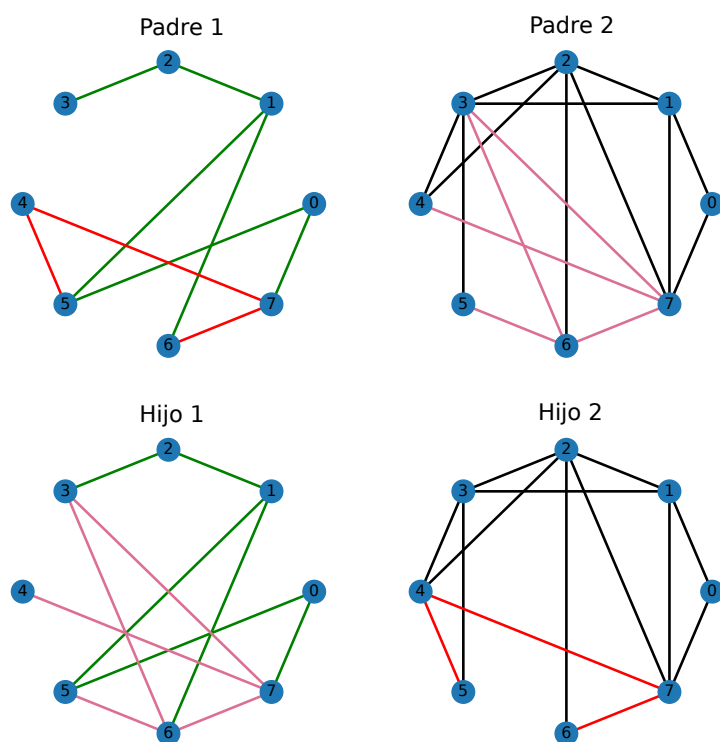


Figura 5-5.: Operación de cruce de un punto.

En el ejemplo, la partición del conjunto de aristas del padre 1 se identifican con los colores verde y rojo, y para el padre 2 con los colores negro y rosa. El hijo 1 hereda las partes verde y rosa, y el hijo 2 las partes negra y roja. Este operador en etapas tempranas tiene un rol de **exploración** del espacio de búsqueda, debido a la diversidad de los individuos, y en etapas posteriores su rol cambia a **explotación** ya que cruzar dos estructuras parecidas en cualquier punto genera cambios pequeños en los padres.



Fuente: Elaboración propia

Figura 5-6.: Efecto operación de cruce de un punto en los individuos.

Mutación

Este operador solo se aplica a los hijos generados por el cruce, y tiene una probabilidad $p_m = 1/|e|$ de intercambiar el valor de cada gen de cada hijo engendrado.

$$\begin{array}{c}
 \text{Original} \\
 [0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ \underbrace{1}_{*} \ \dots \ 0 \ 1 \ 0] \\
 \text{Mutación} \\
 [0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ \underbrace{0}_{*} \ \dots \ 0 \ 1 \ 0]
 \end{array}$$

* := índice de mutación

El objetivo de este operador es moverse un poco en el espacio de búsqueda, notese que con este valor de p_m , se espera que cambie el valor de un gen del individuo, aunque pueden ser más. El esquema anterior muestra como es el cambio en el genotipo si se produce la mutación. La Figura 5-7 ejemplifica el efecto del operador de mutación en un individuo, en la parte izquierda se encuentra un grafo en el estado original, el cual puede ser obtenido de un cruce, en el centro se observa la mutación producida, y en la derecha se resalta el cambio realizado. En este caso se adicionó la arista (3, 4) y se eliminó la (0, 7). El operador identifica las posibles aristas entre los nodos y con probabilidad p_m añade o elimina estos según su estado.

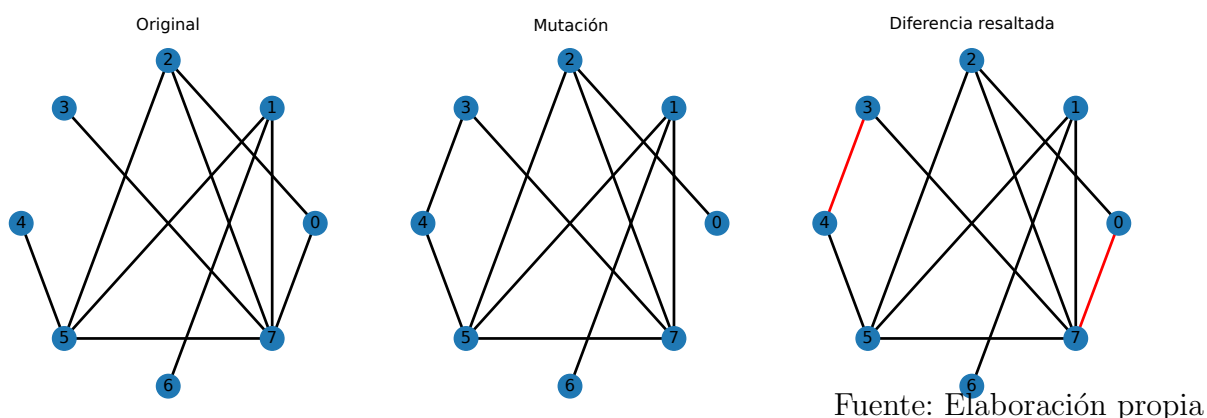


Figura 5-7.: Efecto operación de mutación en los individuos.

Selección de la nueva población

Después de la aplicación de los operadores existen dos conjuntos de tamaño m , uno de padres y otro de los hijos formados, se quiere que el número de individuos en la población permanezca constante, por tanto, se utiliza la técnica de comparación entre hijos y sus padres. En este caso se compara cada pareja de padres con el resultado de la mutación de los hijos, pasando los mejores dos a la siguiente generación⁶. Cuando ambos padres o al menos alguno de ellos es mejor que los hijos, los padres son los que continúan, haciendo que el algoritmo sea de estado estable.

⁶Note que, en el caso que no se produzca el cruce entre la pareja, dos copias del mejor padre pasan a la siguiente generación.

Condición de terminación

Se realizaron varias pruebas preliminares para explorar la convergencia del algoritmo, específicamente, cuando el valor medio de la función objetivo de la población permanecía constante durante más de 30 iteraciones. Esto para determinar el número máximo de iteraciones a ejecutar para dar por finalizado el proceso de evolución.

Pseudocódigo del GA

Algoritmo 5.2.1 *En síntesis el algoritmo genético utilizado para obtener una solución al problema de mitigación del miedo al crimen es:*

```

procedure ALGORITMO GENÉTICO
  Inputs  $n, m, p_c, p_m, \text{max-iter}$ 
  Output  $\mathcal{S}, \text{best}$  ▷ Matriz fitness población por generación y solución
   $k = 0$ 
   $P_k = P_0(n, m)$  ▷ Inicialización población.
  while  $k < \text{max-iter}$  do
    for  $e \in P_k$  do
       $F(e) = 1 + f_{a,b}(\bar{g})(M - 1)$  ▷ Calcular desempeño población.
    end for
     $P_{k+1} = \{\}$  ▷ Nueva generación.
     $\text{Parents} \leftarrow \text{FPS}(P_k)$  ▷ Parejas de Padres usando FPS.
    for  $(e, e') \in \text{Parents}$  do
       $h_1, h_2 \leftarrow \text{cruce}(e, e'; p_c)$ 
      if  $\{h_1, h_2\} \neq \{e, e'\}$  then
         $h'_1 \leftarrow \text{mutacion}(h_1; p_m)$ 
         $h'_2 \leftarrow \text{mutacion}(h_2; p_m)$ 
      end if
       $P_{k+1} = P_{k+1} \cup \text{best2}(e, e', h'_1, h'_2)$  ▷ Pasan los mejores 2.
    end for
     $k \leftarrow k + 1$ 
  end while
  return  $\mathcal{S}, \text{best}(P_{\text{max-iter}})$ 
end procedure

```

5.2.2. Hybrid Adaptive Evolutionary Algorithm (HAEA)

La Figura 5-8 muestra la representación esquemática del proceso iterativo del algoritmo de HAEA. Para este algoritmo se define un conjunto de operadores que se pueden aplicar, y

cada individuo tiene asociadas probabilidades de escogencia de estos operadores, las cuales se actualizan dependiendo la calidad de los hijos que producen. En el proceso iterativo de HAEA cada individuo evoluciona de forma independiente y dependiendo del operador genético a utilizar se seleccionan otros individuos para aplicar este. Específicamente, cada individuo e de la población tiene asociado un vector de probabilidades $oper(e)$ con tamaño igual al número de operadores definidos.

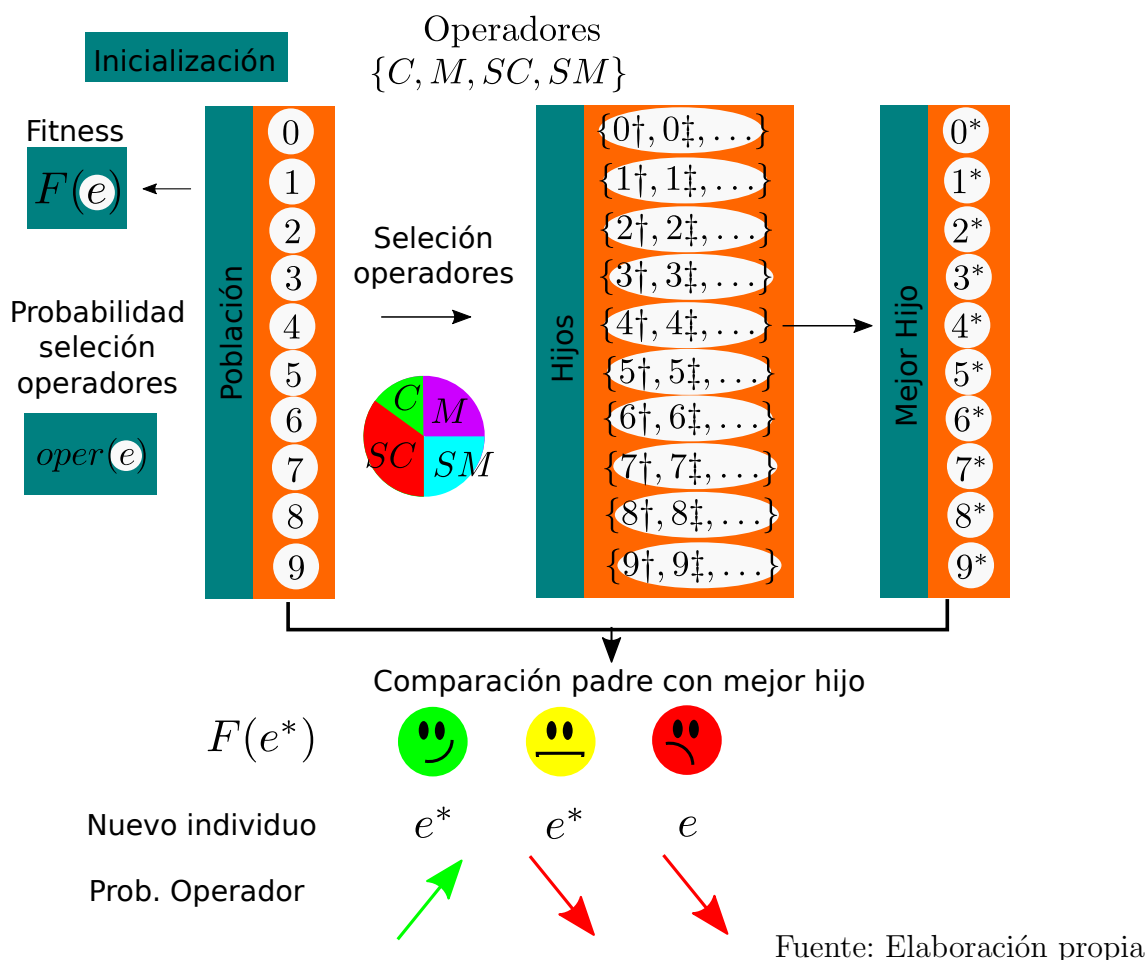


Figura 5-8.: Representación esquemática del algoritmo HAEA.

Selección de padres

En cada iteración del algoritmo todos los miembros de la población evolucionan, es decir, para cada genotipo e , se escoge un operador a aplicar sobre el individuo con las probabilidades del vector $oper(e)$, si el operador es unario la entrada simplemente es el individuo, en caso contrario, se seleccionan aleatoriamente la cantidad necesaria de individuos extra

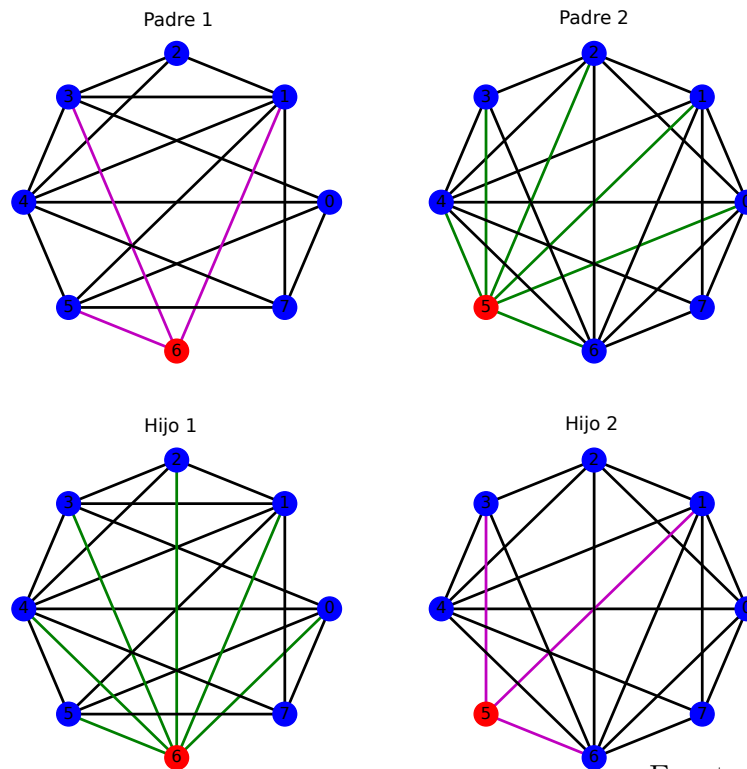
en la población actual para aplicar el operador. Por ejemplo, si el operador es de cruce, se selecciona un individuo de la población, que inclusive puede ser el mismo y se aplica el cruce.

Operadores de variación

Para esta clase de algoritmos se pueden aplicar tantos operadores esten dispuestos. En el caso particular de este documento, se utilizaran cuatro, los dos mencionados anteriormente cruce y mutación, y otros dos definidos a continuación:

Cruce por intercambio (Swap Crossover)

Este operador se puede ver como una modificación del cruce en el que se busca intercambiar los vecinos entre dos configuraciones de comunicación pero teniendo en cuenta un nodo en cada padre. Específicamente, se seleccionan dos nodos $n_1, n_2 \in I$ (pueden ser el mismo) en el primer padre se identifican los vecinos del nodo n_1 y en el segundo padre los de n_2 , así pues, el primer hijo es una copia del primer padre salvo que, los vecinos de n_1 son los vecinos de n_2 en el segundo padre, y de manera equivalente el segundo hijo es una copia del segundo padre salvo los vecinos de n_2 que cambian por los vecinos de n_1 en el primer padre.



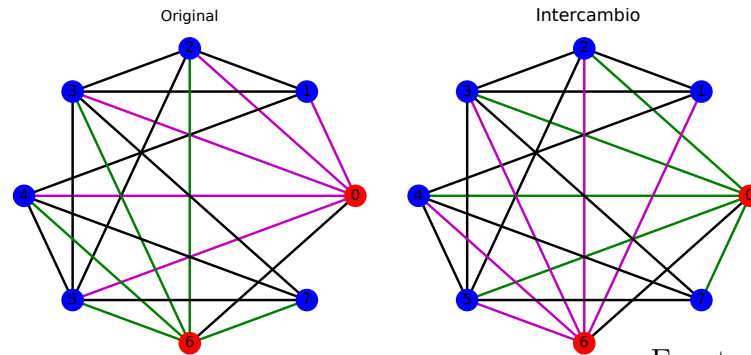
Fuente: Elaboración propia

Figura 5-9.: Operación de cruce por intercambio.

La Figura 5-9 ejemplifica el efecto de esta operación en los fenotipos. En el ejemplo los nodos escogidos son el 6 y el 5. Para el padre 1 se identifican los vecinos del nodo 6 (color rosa) y en el padre 2 los vecinos del nodo 5 (color verde). El hijo 1 se genera reemplazando las aristas incidentes del nodo 6 en el padre 1 por las de de color verde y el hijo 2 reemplazando las aristas del nodo 5 por las de color rosa.

Mutación por intercambio (Swap Mutation)

De manera similar que el operador anterior se busca intercambiar los vecinos entre dos nodos, esta vez sobre el mismo grafo, es decir, es un operador unario. El proceso es seleccionar dos nodos $n_1, n_2 \in I$ y el hijo es el resultado de intercambiar sus vecindades. La Figura 5-10 ejemplifica el efecto de esta operación, se seleccionaron los nodos 0 y 6, de color rosa los vecinos de 0 (1,2,3,4 y 5) y de color verde los de 6 (2,3,4,5 y 7), en el resultado, los vecinos de 0 son 2,3,4,5 y 7, y los vecinos de 6 son 1,2,3,4 y 5.



Fuente: Elaboración propia

Figura 5-10.: Efecto operación de mutación por intercambio.

Selección de la nueva población y actualización probabilidades operadores

Para cada individuo e de la población, se aplica el operador seleccionado una vez, para cada hijo generado se calcula la función *fitness*, y se identifica el mejor h^* . En el caso que h^* sea igual o mejor que el padre e , h^* reemplaza a e en la población y en caso contrario continua el padre. Por otro lado, el operador actualiza su probabilidad de escogencia dependiendo de la calidad de h^* , suponga que se selecciona el operador o con probabilidad $oper(e)[o]$. Si h^* es mejor que e , el operador o es premiado incrementando su probabilidad, es decir, $oper(e)[o] = oper(e)[o] + \delta$, donde δ es una variable aleatoria entre 0 y 1 que cambia en cada actualización de $oper(e)$. En caso contrario, cuando los hijos de un individuo son a lo más iguales a el, el operador es castigado, $oper(e)[o] = oper(e)[o] - \delta$. Por último se normaliza el vector de probabilidades dividiendo cada elemento entre su suma, $oper(e)[i] = oper(e)[i] / \sum_{i \in \text{OPERATORS}} oper(e)[i]$.

Condición de terminación

De la misma forma que los algoritmos genéticos se establece un número máximo de iteraciones.

Pseudocódigo del HAEA

Algoritmo 5.2.2 *En síntesis el algoritmo utilizado para obtener una solución al problema de mitigación del miedo al crimen es:*

procedure HAEA

Inputs $n, m, \text{max-iter}, OPERATORS = \{\text{Cruce, Mutación, SC, SM}\}$

Output $\mathcal{S}, \mathcal{O}, best$ \triangleright *fitness población y p. operadores por generación y solución*

$k = 0$

$P_k = P_0(n, m)$

\triangleright Inicialización población.

for $e \in P_k$ **do**

$oper(e) = random()$

\triangleright Inicialización p. operadores

end for

while $k < \text{max-iter}$ **do**

for $e \in P_k$ **do**

$F(e) = 1 + f_{a,b}(\bar{g})(M - 1)$

\triangleright Calcular desempeño población.

$o = random(OPERATORS, oper(e))$

\triangleright Selecciona operador.

if $aridad(o) > 1$ **then**

$padre_2 = random(P_k)$

end if

$h = o(padres)$

\triangleright Conjunto de hijos.

$h^* = best(h)$

if $F(h^*) \leq F(e)$ **then**

$e \leftarrow h^*$

else

$e \leftarrow e$

end if

$\delta \leftarrow random(0, 1)$

if $F(h^*) < F(e)$ **then**

$oper(e)[o] = oper(e)[o] + \delta$

else

$oper(e)[o] = oper(e)[o] - \delta$

end if

```

 $f_{norm} = \sum_{i \in \text{OPERATORS}} \text{oper}(e)[i]$  ▷ Factor normalización.
for  $i \in \text{OPERATORS}$  do
     $\text{oper}(e)[i] \leftarrow \text{oper}(e)[i] / f_{norm}$ 
end for
end for
 $k \leftarrow k + 1$ 
end while
return  $\mathcal{S}, \mathcal{O}, best$ 
end procedure

```

5.3. Experimentos y resultados

Una vez establecidos los algoritmos a utilizar para el problema de mitigación del miedo, se plantearon un conjunto de preguntas específicas alrededor de este problema, y un conjunto de experimentos para darles solución, además de establecer los parámetros restantes, tanto de los algoritmos evolutivos como del modelo del miedo al crimen.

En la primera sección de este capítulo se mostraron los niveles de miedo al crimen obtenidos para los grupos \mathbb{I} , \mathbb{S} y \mathbb{H} en una población usual, donde el crimen lo sufre una pequeña porción de las personas. En primer lugar, se quiere establecer cual es la red de comunicación que mejor permite la disminución de los niveles de FoC de estos grupos bajo esta configuración. En segundo lugar se quiere estudiar el efecto de limitar la cantidad de interacciones en las soluciones obtenidas, dado que en la definición de la función de desempeño de los individuos se consideró un mecanismo que filtra aquellas soluciones con un promedio de grado de los nodos dentro de un intervalo. Por último, debido a que el crimen que sufre una población puede aumentar si no se ejecutan acciones de mitigación, se quiere estudiar las soluciones obtenidas cuando la proporción de la población que sufre el crimen aumenta, particularmente para una distribución equitativa, es decir, las proporciones de cada comunidad (\mathbb{I} , \mathbb{S} y \mathbb{H}) son similares.

5.3.1. Diseño experimental

Para una población con 300 personas divididas en tres grupos con distintas tasas de victimización \mathbb{I} , \mathbb{S} y \mathbb{H} . Este número de personas se seleccionó con el fin de obtener tiempos de computo razonables en la optimización. Seguidamente, se aplicaron los algoritmos genético y HAEA en tres escenarios, el primero donde el crimen es concentrado y con restricción sobre la cantidad de interacciones media de las personas, el segundo manteniendo el crimen concentrado sin restricciones adicionales, y por último cuando la distribución del crimen cuando este es homogéneo.

La Tabla 5-1 reporta los parámetros utilizados en los experimentos, los de la parte izquierda están los relacionados con el modelo de propagación del FoC propuesto en el capítulo an-

terior, y los de la derecha con los parámetros de los algoritmos evolutivos y su proceso. El parámetro Ejecuciones hace referencia a la cantidad de veces que se repite el experimento. Debido a los componentes estocásticos de los algoritmos evolutivos es usual que se realicen varias ejecuciones para validar que las soluciones obtenidas no están condicionadas por la configuración de la población inicial o por los valores de una variable aleatoria generados en algún paso del proceso.

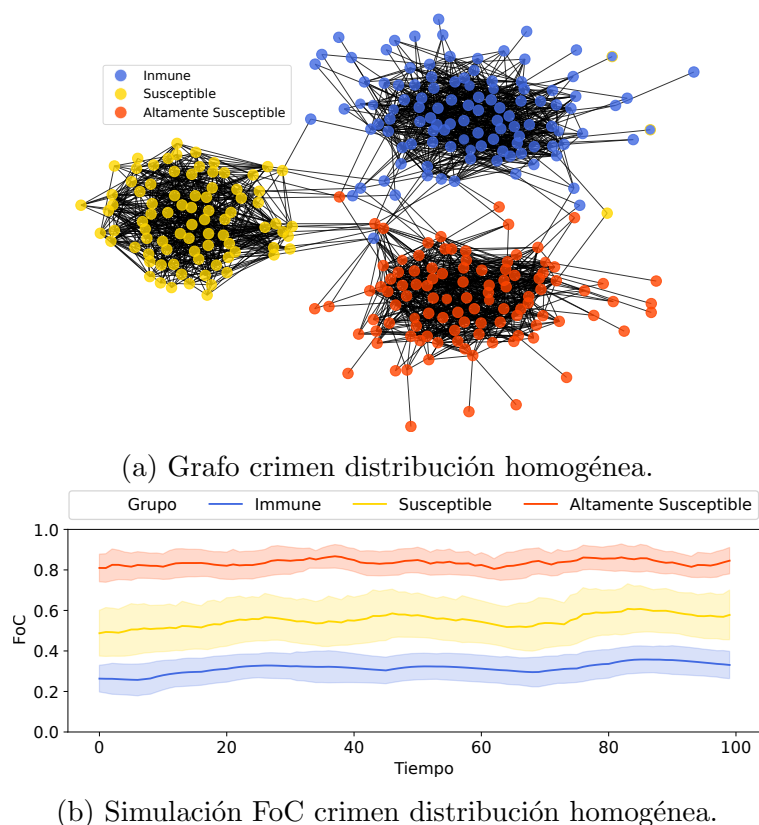
Tabla 5-1.: Parámetros experimentos algoritmos evolutivos.

Personas	300	Longitud genotipo $ e $	$\binom{300}{2}$
ψ	0.98	Individuos	300
ν	0.8	Generaciones	500
μ	0.14	Ejecuciones	30
λ	[0,0.005,0.05]	Algoritmos	GA, HAEA
q	[0.7,0.2,0.1] [0.34,0.33,0.33]	P. Cruce GA	0.7
Rango vecinos	[5,15] Sin restricción	P. Mutación GA	$1/ e $
Tiempo simulación	100	Operadores HAEA	C, M, SC, SM

Para evaluar los resultados se comparan los niveles de miedo al crimen obtenidos en los experimentos con los mostrados en la primera sección de este capítulo cuando se usa la configuración de crimen concentrado. Para el caso del crimen con distribución homogénea se comparan los resultados con valores obtenidos al cambiar el grafo en el ejemplo anterior por uno, usando los parámetros de la tabla 5-1. La representación de este grafo y su correspondiente simulación de FoC se muestran en la Figura 5-11. Bajo esta configuración, el valor de asortatividad es $\mathcal{A} = 0.81$ y el de homofilia es $\mathcal{H} = 0.87$. En este caso, se obtiene un valor de FoC promedio general de 0.55 ± 0.23 , particularmente, el valor promedio para cada grupo es $\bar{\mathbb{I}} = 0.32 \pm 0.07$, $\bar{\mathbb{S}} = 0.52 \pm 0.11$ y $\bar{\mathbb{H}} = 0.84 \pm 0.06$. Adicionalmente, para caracterizar mejor las soluciones obtenidas se reportan los valores de asortatividad, homofilia, grado medio obtenidos, y el porcentaje de comunicaciones existente entre los grupos, obteniendo así una medida más detallada de la asortatividad. Cabe anotar que estos porcentajes pueden estar sesgados por la distribución de los grupos, por tanto, se calculó una versión normalizada de ellos dividiendo la cantidad de conexiones presentes entre dos grupos por el máximo valor posible.

5.3.2. Resultados

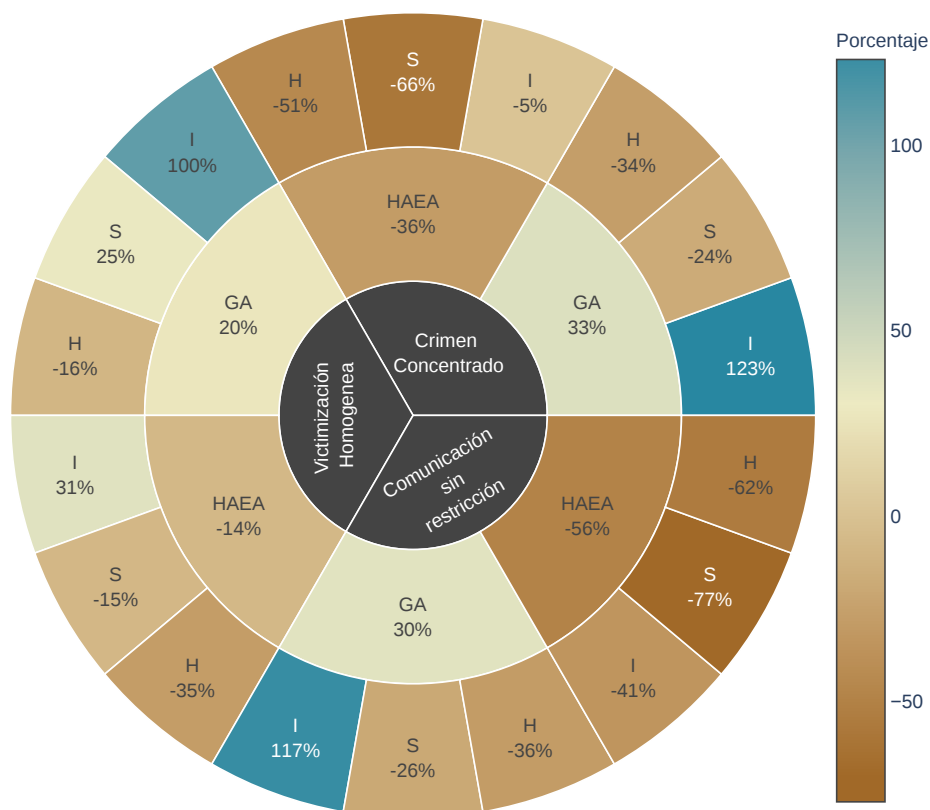
La figura 5-12 muestra los cambios porcentuales de los niveles de FoC para cada experimento (círculo interior), discriminando los resultados de forma general para los algoritmos evolu-



Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-11.: Grafo y simulación FoC configuración crimen distribución homogénea, $q = [0.34, 0.33, 0.33]$.

tivos utilizados (círculo central) y cada uno de los grupos que forman la población (círculo exterior). Los valores positivos indican un aumento de los niveles de FoC en comparación con los ejemplos base utilizando estructuras de comunicación basadas en comunidad y de forma equivalente los valores negativos indican una reducción de dichos valores. Observamos que para los tres experimentos en el caso del algoritmo genético (GA) se presenta un incremento general de a lo más del 33%. Sin embargo, cuando el resultado se considera a nivel de grupos, se observa que este aumento proviene del grupo inmune, en cada caso de al menos 100% y particularmente en una distribución de crimen homogénea un incremento del 25% para el grupo susceptible. Por otro lado, en el caso de HAEA se observa una disminución del FoC tanto a nivel general como en cada grupo para los tres experimentos, salvo el grupo inmune con crimen homogéneo. Los niveles de FoC se redujeron principalmente cuando no se restringió la cantidad de comunicaciones posibles en el grafo.



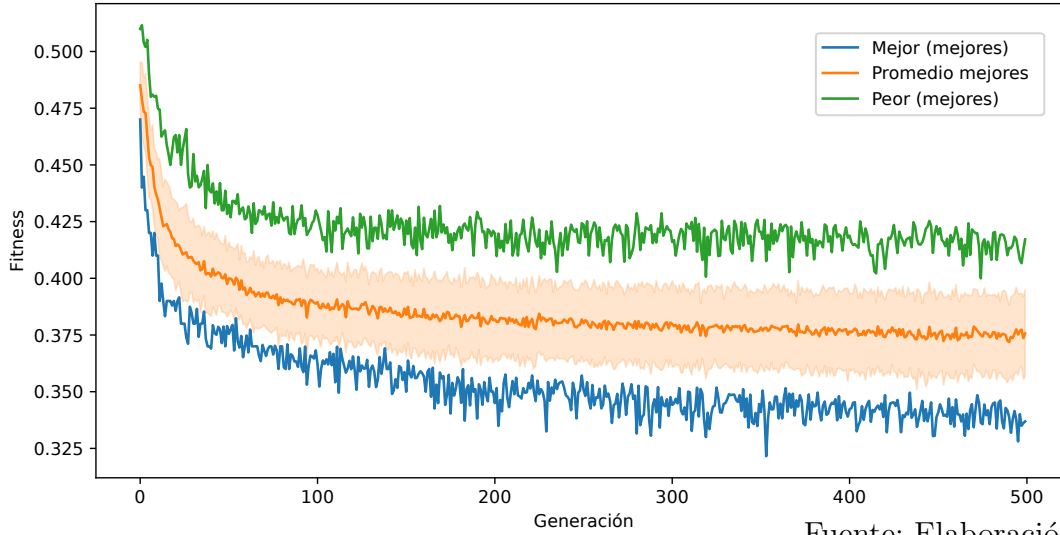
Fuente: Elaboración propia

Figura 5-12.: Cambio porcentual niveles de FoC para cada grupo y cada experimento.

Crimen concentrado

GA

La Figura 5-13 muestra la curva de evolución del algoritmo genético para el escenario con crimen concentrado. En cada ejecución del algoritmo para cada iteración se identificó el mejor individuo, la gráfica muestra el desempeño (eje-y) del mejor individuo (azul) entre los mejores de cada ejecución para cada iteración (eje-x), el peor individuo entre los mejores de cada ejecución (verde) y el valor promedio (naranja) junto la desviación estándar (franja naranja) de los mejores. Como puede observarse se evidencia un decrecimiento rápido en generaciones tempranas hasta que los valores promedio de los mejores individuos no varían mucho entre generaciones. Cabe resaltar que la evolución de los individuos de forma independiente tiene un grado medio de variabilidad, esto puede ser producido por el cambio de individuo al encontrar uno mejor o por las variables aleatorias que representan la victimización en la simulación del FoC. Como no se sabe exactamente cuando una persona es víctima de un delito, una estructura de comunicación puede tener valores distintos en dos simulaciones con los mismos parámetros. Sin embargo, estas variaciones no son muy altas como se ve en el



Fuente: Elaboración propia

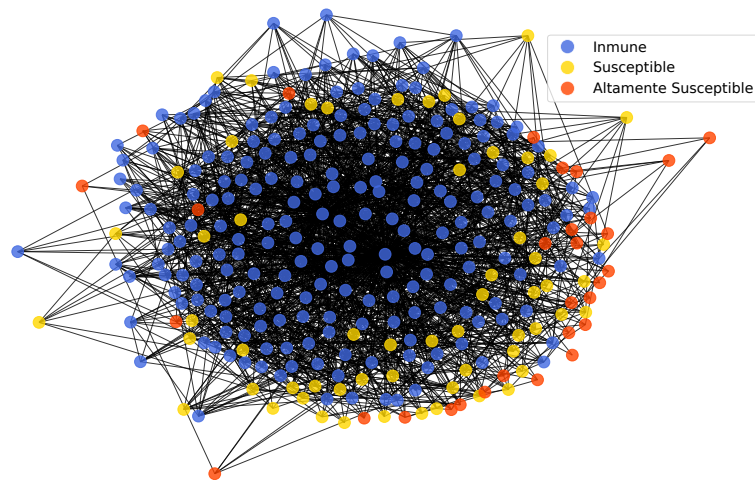
Figura 5-13.: Curva evolución Algoritmo genético escenario crimen concentrado.

rango de la gráfica.

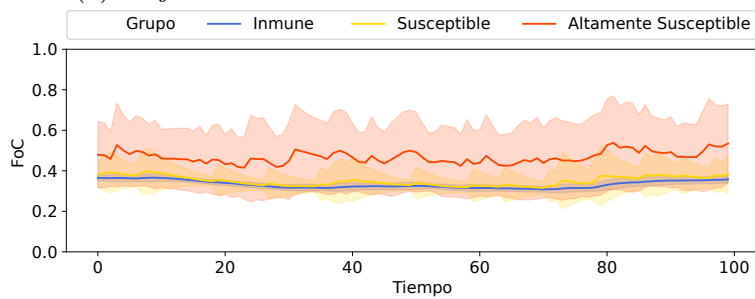
La Figura 5-14 muestra una representación gráfica de la solución obtenida bajo esta configuración y una simulación del FoC usando el grafo como estructura de comunicación. En el grafo observamos una gran cantidad de conexiones entre las personas, principalmente para los miembros del grupo inmune. En cuanto a la simulación, en promedio, se observan niveles similares de miedo al crimen para los grupos \mathbb{I} y \mathbb{S} , y para el grupo \mathbb{H} una disminución respecto al gráfico de comparación.

Específicamente, el nivel promedio de FoC general obtenido es de 0.40 ± 0.07 y a nivel de grupos, $\bar{\mathbb{I}} = 0.38 \pm 0.02$, $\bar{\mathbb{S}} = 0.40 \pm 0.07$ y $\bar{\mathbb{H}} = 0.52 \pm 0.16$. Es decir, que se obtuvo una reducción para los grupos \mathbb{S} y \mathbb{H} y un aumento para el grupo inmune, a pesar de ello, los niveles de FoC de cada grupo no son tan altos. Por otro lado, las medidas del grafo obtenido son, $\mathcal{A} = 0.01$, $\mathcal{H} = 0.67$ y $\bar{g} = 14.17$, de modo que, como se ve en la Figura 5-14a se ha perdido la estructura de comunidad y el número de conexiones por nodo alcanza un valor cercano al máximo permitido.

Adicionalmente, la Figura 5-15 muestra los porcentajes de conexiones que tiene cada grupo con los demás. La Figura 5-15a reporta los porcentajes originales y la Figura 5-15b reporta una versión normalizada que tiene en cuenta el desbalance entre los grupos. Como es esperado, en la Figura izquierda el mayor porcentaje de comunicación se da con el grupo inmune por su tamaño dejando de lado los miembros del grupo altamente susceptible. Por otro lado, en la versión normalizada las conexiones no solo se centran en el grupo inmune. Partiendo de la idea que en un grafo con estructura de comunidad los porcentajes de comunicación son altos al interior de los grupos, en la solución obtenida observamos que los grupos \mathbb{I} y \mathbb{S} distribuyen su cantidad de comunicaciones casi en un 50% con el grupo inmune, cerca del 33% con el susceptible y el restante con el altamente susceptible. Similarmente, el grupo



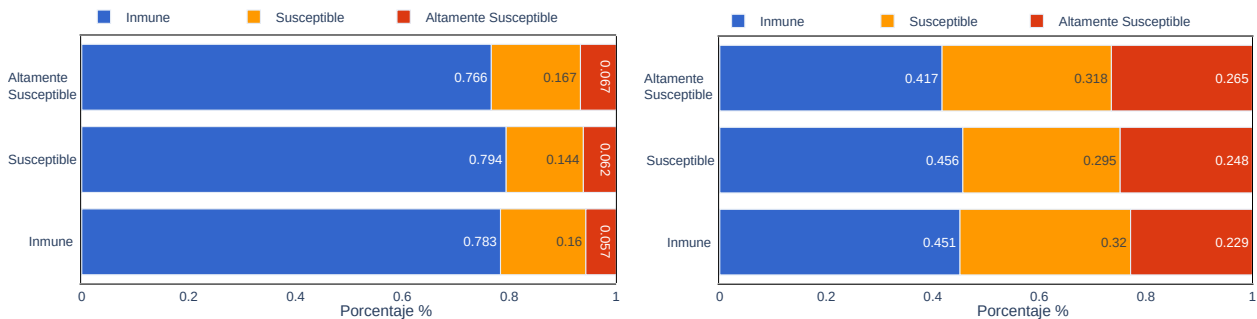
(a) Mejor individuo GA con crimen concentrado.



(b) Simulación FoC mejor individuo GA con crimen concentrado.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-14.: Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el GA con crimen concentrado.



(a) Porcentaje comunicación entre grupos.

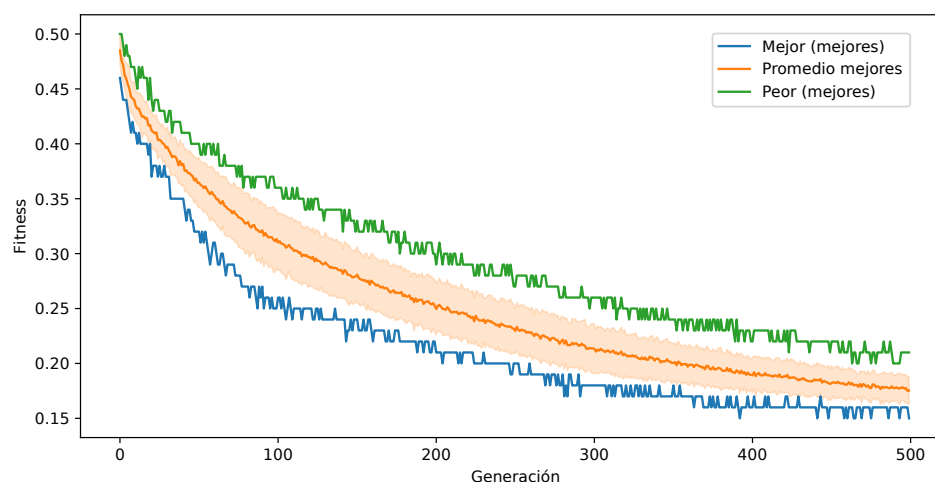
(b) P. comunicación entre grupos normalizado.

Fuente: Elaboración propia.

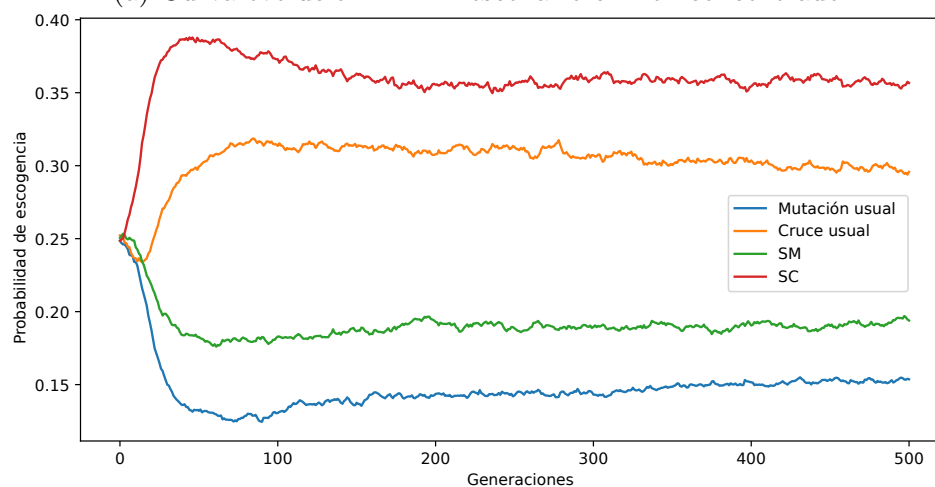
Figura 5-15.: Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el GA con crimen concentrado.

III prefiere las conexiones con personas inmunes pero sin dejar de lado la comunicación con su propia comunidad. De este modo los niveles de FoC presentados, son obtenidos a partir de una comunicación preferencial con los miembros del grupo que no sufre algún delito, y disminuyen dependiendo del nivel de victimización.

HAEA



(a) Curva evolución HAEA escenario crimen concentrado.



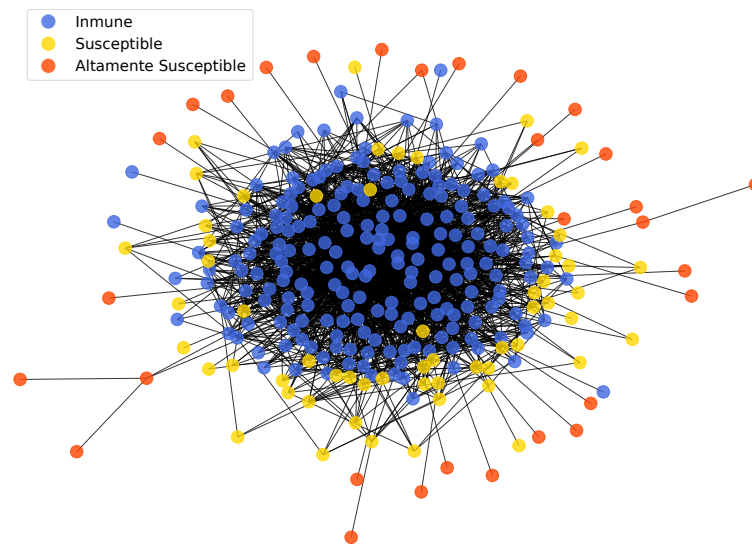
(b) Probabilidad operadores escenario crimen concentrado.

Fuente: Elaboración propia.

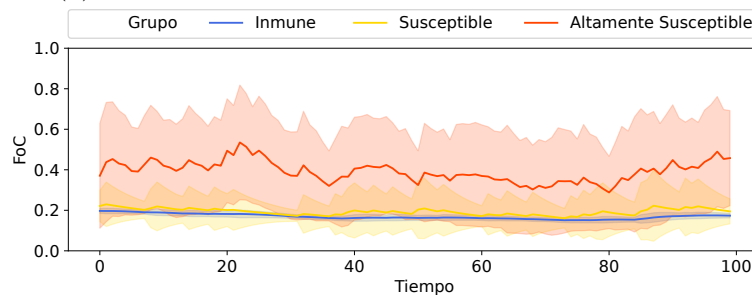
Figura 5-16.: Curva de evolución y dinámica probabilidad operadores HAEA escenario crimen concentrado.

La figura 5-16 muestra la curva de evolución y el cambio de probabilidades de selección para cada uno de los operadores. La gráfica de evolución se genera de igual forma que en el caso anterior, por otro lado, para la gráfica de probabilidades se obtiene el promedio total

de los valores para cada operador, es decir, cada individuo tiene asignada una probabilidad de escogencia para cada operador para una generación dada, y esto para cada ejecución. El valor mostrado en cada iteración de la Figura 5-16b se obtiene calculando el promedio de las probabilidades de un operador para todos los individuos y luego para todas las ejecuciones del algoritmo. Se puede observar que la curva de evolución en este caso alcanza valores inferiores que el resultado anterior, por lo que las soluciones obtenidas por este método logran una mejor reducción del FoC como observa en la Figura 5-12. En la gráfica de probabilidades de los operadores identificamos que los operadores más probables a usar fueron los de aridad dos, y de estos el cruce por intercambio, el comportamiento de estas probabilidades para cada operador al aumentar las iteraciones tiende a acercarse al valor 0.25 que sería el estado cuando las cuatro operaciones son igual de probables.



(a) Mejor individuo HAEA con crimen concentrado.



(b) Simulación FoC mejor individuo HAEA con crimen concentrado.

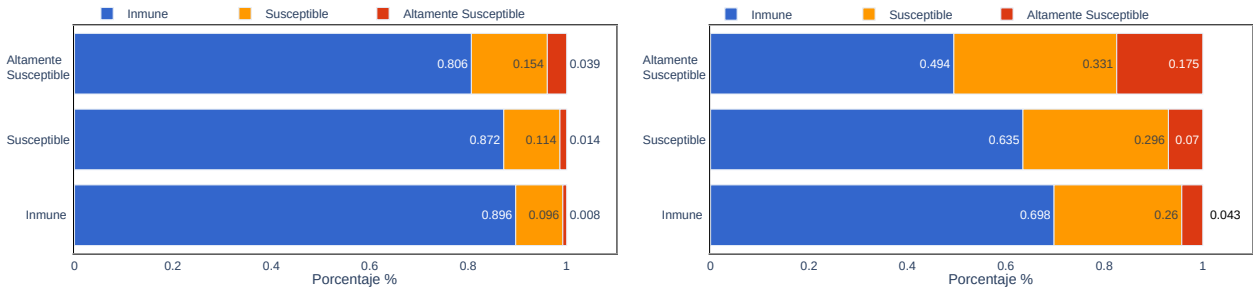
Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-17.: Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el HAEA con crimen concentrado.

La Figura 5-17 muestra una representación gráfica de la solución obtenida bajo esta confi-

guración y una simulación del FoC usando el grafo como estructura de comunicación. Nuevamente observamos una gran cantidad de conexiones entre las personas, pero en este caso limitándose a los miembros del grupo inmune y dejando a los restantes con pocas comunicaciones, principalmente para el grupo \mathbb{H} . En cuanto a la simulación, en promedio, se presenta nuevamente niveles similares de miedo al crimen para los grupos \mathbb{I} y \mathbb{S} , y para el grupo \mathbb{H} niveles más altos pero cercanos. En comparación con el resultado anterior la forma es similar pero los niveles de FoC son inferiores.

Específicamente, el nivel promedio de FoC general obtenido es de 0.19 ± 0.11 y a nivel de grupos, $\bar{\mathbb{I}} = 0.16 \pm 0.018$, $\bar{\mathbb{S}} = 0.18 \pm 0.1$ y $\bar{\mathbb{H}} = 0.38 \pm 0.24$. Es decir, que se obtuvo una reducción para todos los grupos, principalmente el grupo con más victimización que redujo sus niveles un 51 %. Por otro lado, las medidas del grafo obtenido son, $\mathcal{A} = -0.006$, $\mathcal{H} = 0.82$ y $\bar{g} = 14.82$. Aunque ha perdido su estructura de comunidad el grupo inmune sigue estando densamente conectado. La figura 5-18 muestra los porcentajes de conexiones que tiene cada grupo con los demás, se evidencia como se esta dejando de lado a las personas del grupo \mathbb{H} puesto que tiene pocas comunicaciones y un bajo porcentaje de estas con miembros de otros grupos, incluso entre ellos mismos solo alcanza un 17 %. De este modo los niveles de FoC presentados, son obtenidos a partir de la limitación de comunicaciones con el grupo con mayor victimización y creando muchas conexiones entre miembros del grupo inmune.



(a) Porcentaje comunicación entre grupos.

(b) P. comunicación entre grupos normalizado.

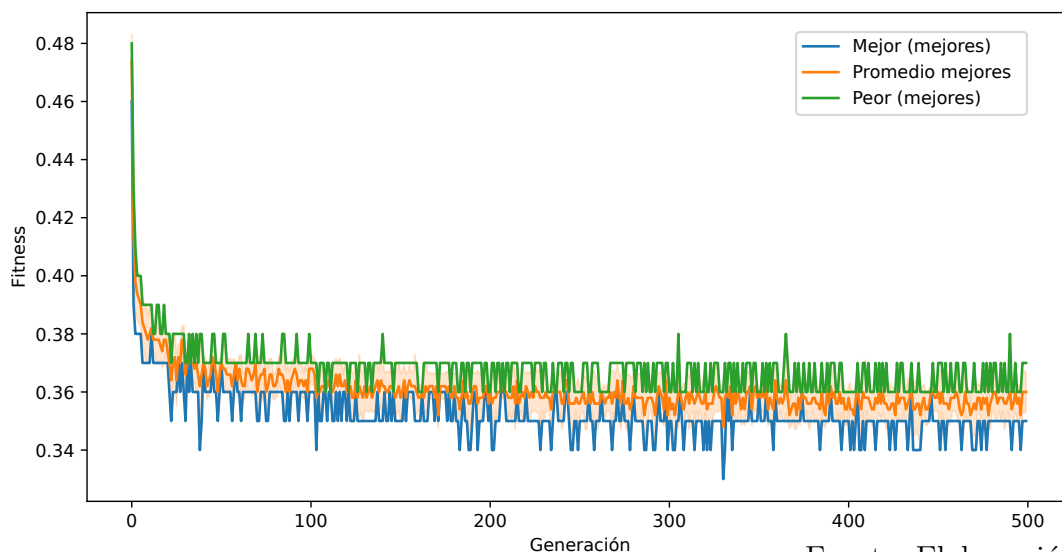
Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-18.: Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el HAEA con crimen concentrado.

Comunicación sin restricción

GA

La Figura 5-19 muestra la curva de evolución del algoritmo genético, en este caso observamos una desviación estándar menor que en caso anterior, lo que indica una similaridad mayor en los valores de *fitness* entre los individuos, también se produce un decaimiento más rápido en las primeras iteraciones.

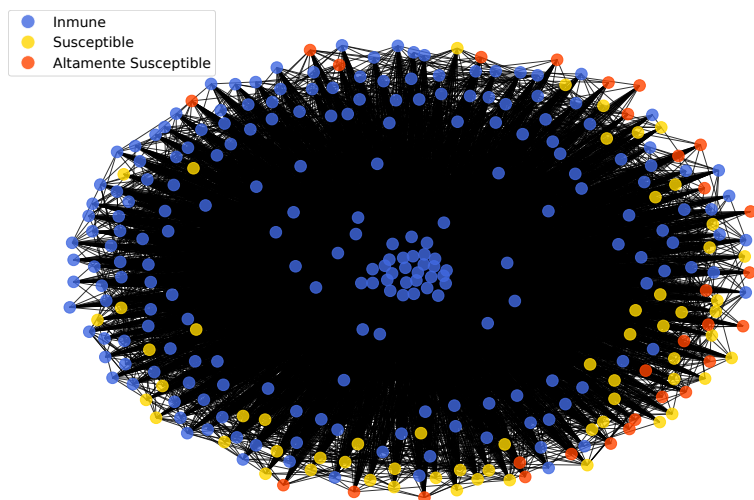


Fuente: Elaboración propia

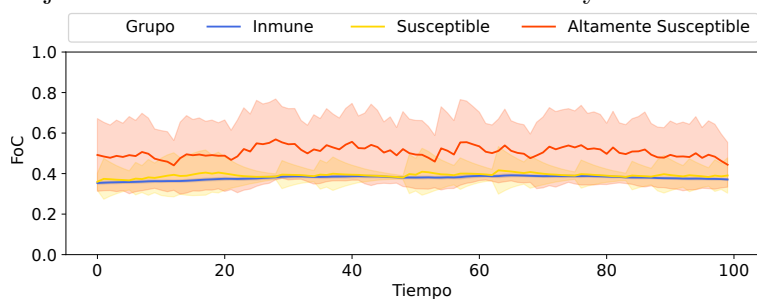
Figura 5-19.: Curva evolución Algoritmo genético escenario sin restricción comunicación.

La Figura 5-20 muestra una representación gráfica de la solución obtenida bajo esta configuración y una simulación del FoC usando el grafo como estructura de comunicación. En el grafo en comparación con el anterior resultado, se evidencia una mayor cantidad de comunicaciones, esto debido a que el grado medio de los nodos es mayor. Con respecto a la simulación es muy parecida al resultado anterior del GA.

Específicamente, el nivel promedio de FoC general obtenido es de 0.39 ± 0.07 y a nivel de grupos, $\bar{I} = 0.37 \pm 0.01$, $\bar{S} = 0.39 \pm 0.06$ y $\bar{H} = 0.50 \pm 0.17$. Es decir, se obtuvieron valores casi idénticos, un poco mejores que teniendo restricción en la cantidad de conexiones posibles. Por otro lado, las medidas del grafo obtenido son, $\mathcal{A} = -0.1$, $\mathcal{H} = 0.68$ y $\bar{g} = 65.8$, en promedio una persona se esta comunicando con cerca de una quinta parte de la población. La Figura 5-21 muestra los porcentajes de conexiones que tiene cada grupo con los demás, en este caso vemos que, una persona en el grupo inmune la mitad de sus comunicaciones son con personas de su mismo grupo y la otra mitad la reparte equitativamente entre los otros dos grupos. En cambio una persona que es víctima del crimen reparte sus conexiones proporcionalmente al nivel de victimización de los grupos con una gran preferencia (cerca del 80%) con el grupo inmune. De este modo los niveles de FoC presentados, son obtenidos a partir de una comunicación preferencial con los miembros del grupo que no sufre algún delito, conectando los que sufren el crimen con muchos inmunes y estos últimos con un balance equitativo.



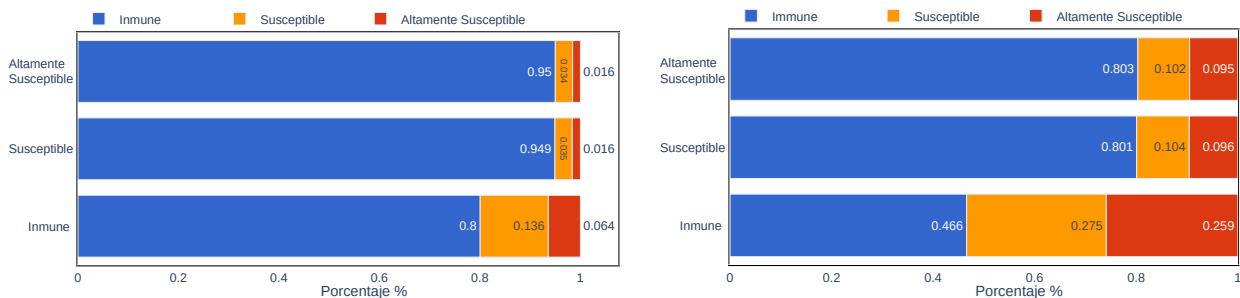
(a) Mejor individuo GA con crimen concentrado y sin limitaciones.



(b) Simulación FoC mejor individuo GA con crimen concentrado y sin limitaciones.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-20.: Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el GA con crimen concentrado y sin limitaciones de comunicación.



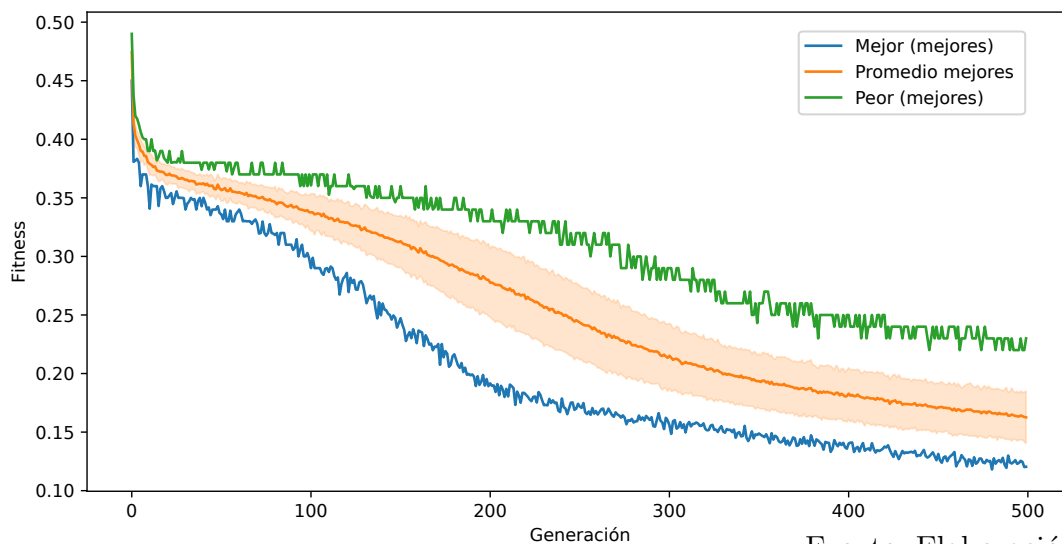
(a) Porcentaje comunicación entre grupos.

(b) P. comunicación entre grupos normalizado.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-21.: Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el GA con crimen concentrado y sin limitaciones de comunicación.

HAEA

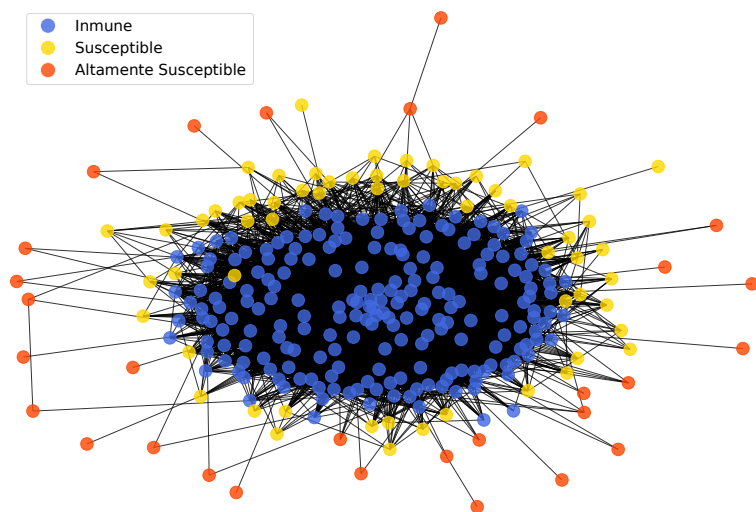


Fuente: Elaboración propia

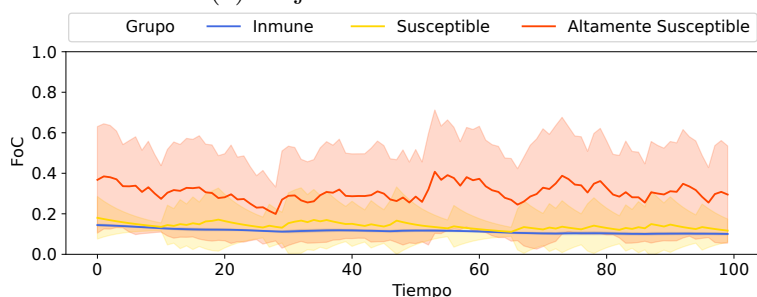
Figura 5-22.: Curva evolución HAEA escenario sin restricción comunicación..

La figura **5-22** muestra la curva de evolución, en este caso se obtiene mejor desempeño para los individuos y la curva decrece lentamente al principio decayendo rápidamente entre las generaciones 200 y 300. En cuanto a la gráfica de probabilidades es muy parecida a la del experimento anterior.

La Figura **5-23** muestra una representación gráfica de la solución obtenida bajo esta configuración y una simulación del FoC usando el grafo como estructura de comunicación. De manera similar combinando los resultados del GA con el experimento anterior de HAEA, se obtiene una gran cantidad de conexiones concentradas en el grupo inmune dejando a los demás nodos con muy pocas. En cuanto a la simulación, gráficamente muy parecida, específicamente, el nivel promedio de FoC general obtenido es de 0.12 ± 0.1 y a nivel de grupos, $\bar{I} = 0.104 \pm 0.015$, $\bar{S} = 0.124 \pm 0.09$ y $\bar{H} = 0.30 \pm 0.24$. Se obtuvo mejores reducciones en comparación con el otro algoritmo y el anterior experimento. Por otro lado, las medidas del grafo obtenido son, $\mathcal{A} = 0.0004$, $\mathcal{H} = 0.88$ y $\bar{g} = 50.38$. En este caso un valor de grado medio de los nodos un poco menor que usando GA. La figura **5-24** muestra los porcentajes de conexiones que tiene cada grupo con los demás, en comparación con el otro algoritmo los resultados son similares a los obtenidos limitando la cantidad de conexiones, incluso el grupo \mathbb{H} aumenta las conexiones internas disminuyendo un poco las conexiones con el grupo \mathbb{S} . De este modo los niveles de FoC presentados, son obtenidos utilizando la misma estrategia que el experimento anterior, limitando las comunicaciones con el grupo con mayor victimización, creando muchas conexiones entre miembros del grupo inmune y en este caso permitiendo más conexiones por nodo, principalmente para los inmunes.



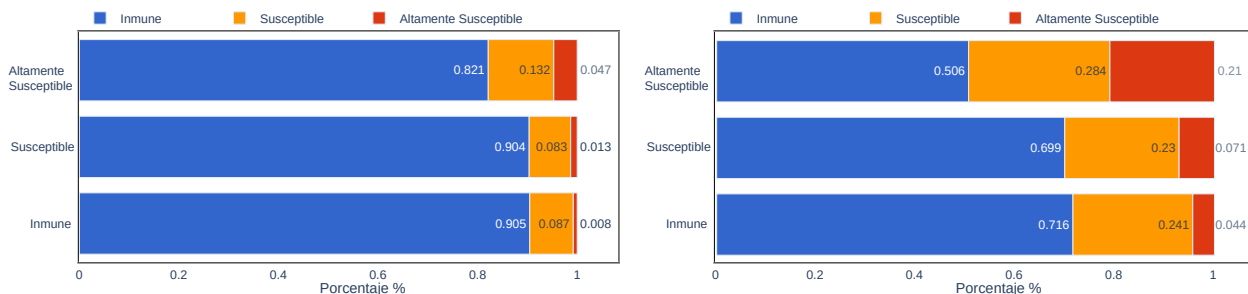
(a) Mejor individuo HAEA.



(b) Simulación FoC mejor individuo HAEA.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-23.: Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el HAEA sin limitaciones de comunicación.



(a) Porcentaje comunicación entre grupos.

(b) P. comunicación entre grupos normalizado.

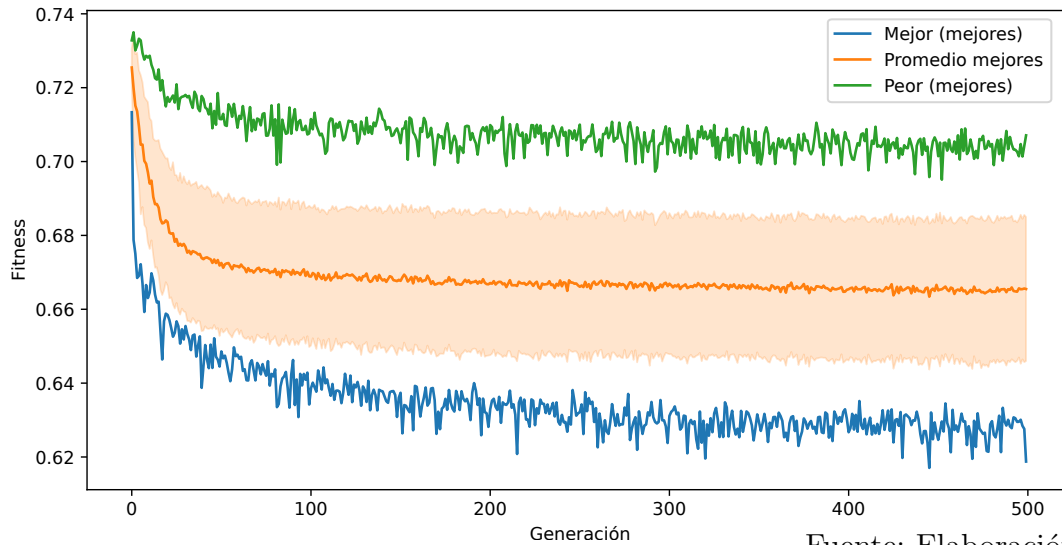
Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-24.: Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el HAEA sin limitaciones de comunicación..

Victimización Homogénea

GA

La Figura 5-25 muestra la curva de evolución del algoritmo genético, en este caso se observa un decrecimiento rápido pero menos pronunciado que en los resultados anteriores, además la separación entre la mejor y peor solución es mayor.

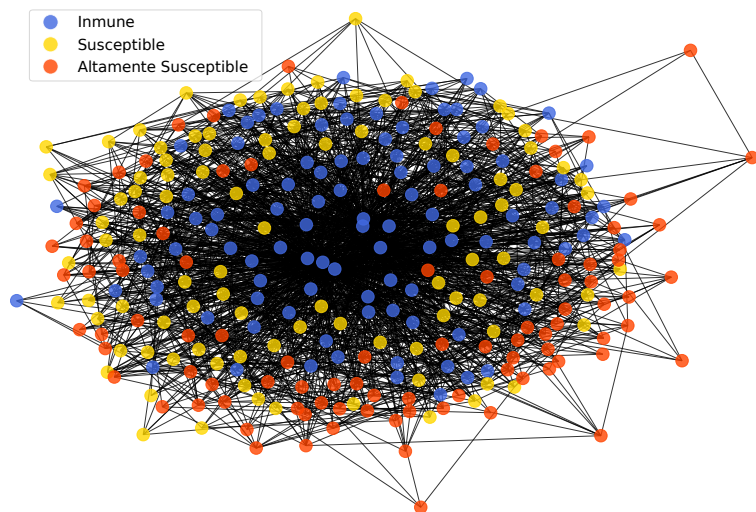


Fuente: Elaboración propia

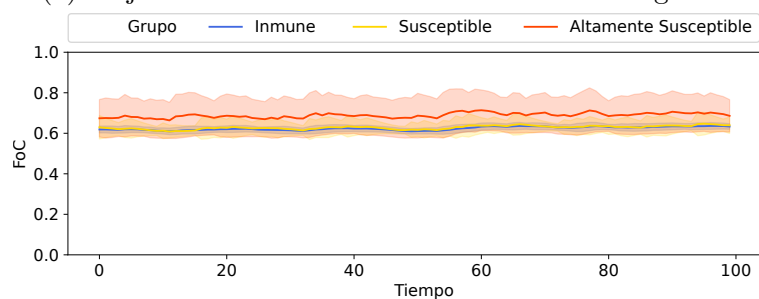
Figura 5-25.: Curva evolución Algoritmo genético escenario victimización homogénea.

La Figura 5-26 muestra una representación gráfica de la solución obtenida bajo esta configuración y una simulación del FoC usando el grafo como estructura de comunicación. En el grafo no se logra identificar las conexiones pero si se evidencia una mayor cantidad de nodos de los grupos \mathbb{S} y \mathbb{H} . En la simulación si podemos ver una mayor agrupación entre los niveles de FoC para los tres grupos, sin embargo, estos niveles son más altos.

Específicamente, el nivel promedio de FoC general obtenido es de 0.66 ± 0.06 y a nivel de grupos, $\bar{\mathbb{I}} = 0.64 \pm 0.02$, $\bar{\mathbb{S}} = 0.65 \pm 0.04$ y $\bar{\mathbb{H}} = 0.70 \pm 0.1$. Es decir, a nivel general incremento un 20 % los niveles de FoC y solo hubo una reducción del 16 % para el grupo \mathbb{H} . Por otro lado, las medidas del grafo obtenidas son, $\mathcal{A} = -0.055$, $\mathcal{H} = 0.37$ y $\bar{g} = 14.54$, en este caso el valor de la homofilia si refleja mejor los niveles de comunicación puesto que los grupos tienen tamaño similar. La figura 5-27 muestra los porcentajes de conexiones que tiene cada grupo con los demás, note que en este caso ambas figuras 5-27a y 5-27b reflejan la misma información por ser los grupos homogéneos. Como en anteriores ocasiones se observa una preferencia de comunicación proporcional al nivel de victimización, particularmente en los grupos con victimización prefieren repartir en partes similares la comunicación con los inmunes y con los grupos de víctimas.



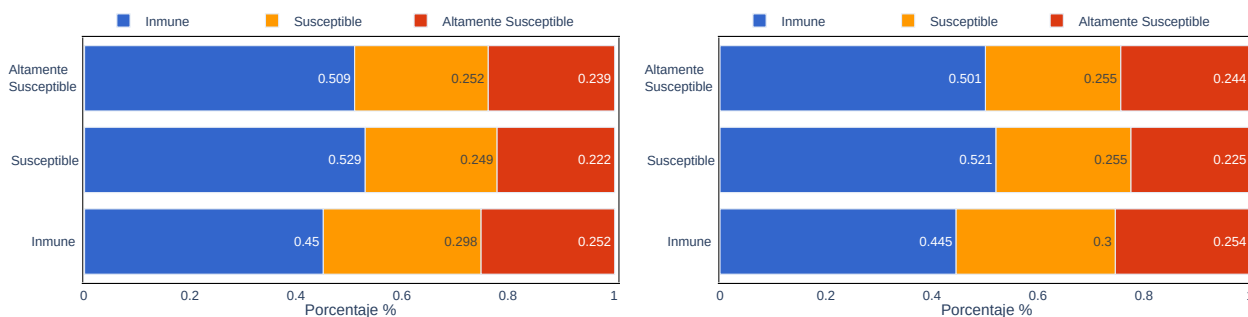
(a) Mejor individuo GA con victimización homogénea.



(b) Simulación FoC mejor individuo GA con victimización homogénea.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-26.: Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el GA con victimización homogénea.



(a) Porcentaje comunicación entre grupos.

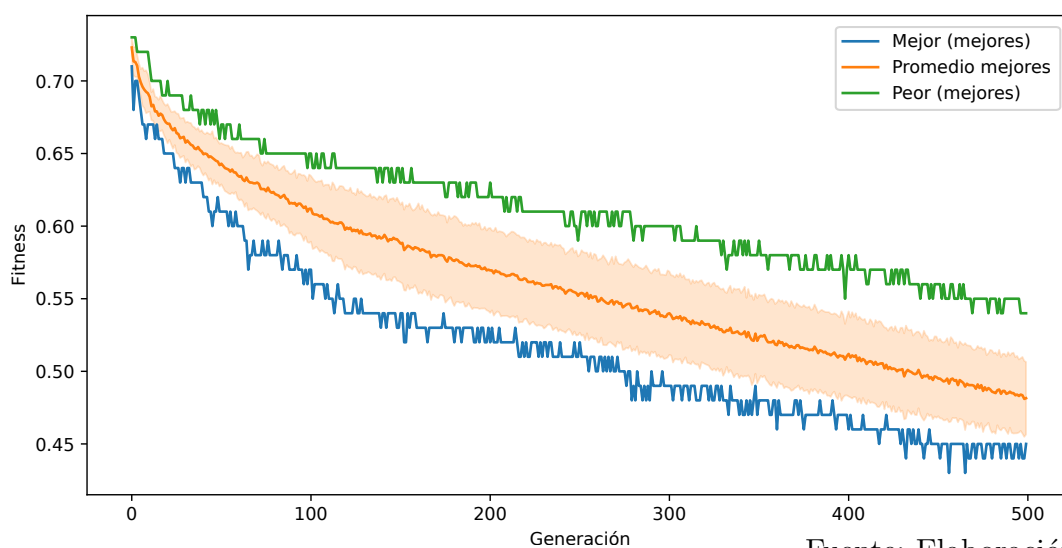
(b) P. comunicación entre grupos normalizado.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-27.: Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el GA con victimización homogénea.

HAEA

La Figura 5-28 reporta la curva de evolución bajo esta configuración, en este caso la forma es parecida a la obtenida en el experimento con crimen concentrado y limitaciones en la comunicación, cambiando los rangos de los valores obtenidos, en particular se observan valores en el rango de 0.42 a 0.73. Por otro lado en cuanto a la gráfica de probabilidades de selección de operadores, nuevamente se obtiene el mismo comportamiento que los experimentos anteriores siendo más probables los operadores de cruce que los de mutación.



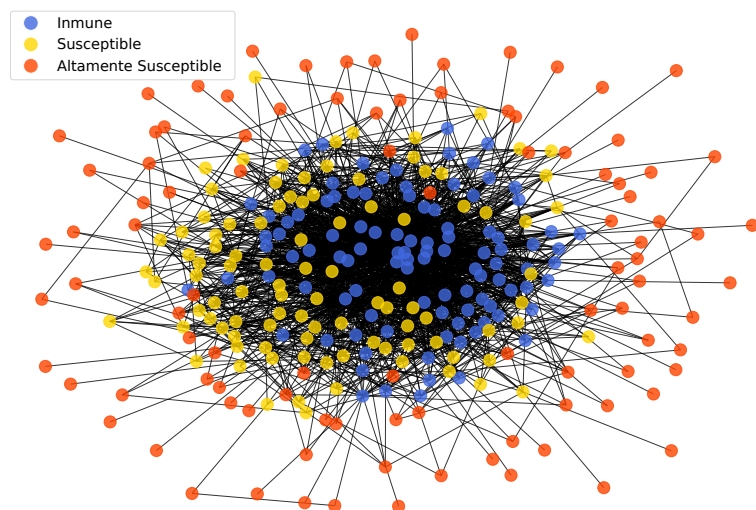
Fuente: Elaboración propia

Figura 5-28.: Curva evolución HAEA escenario victimización homogénea.

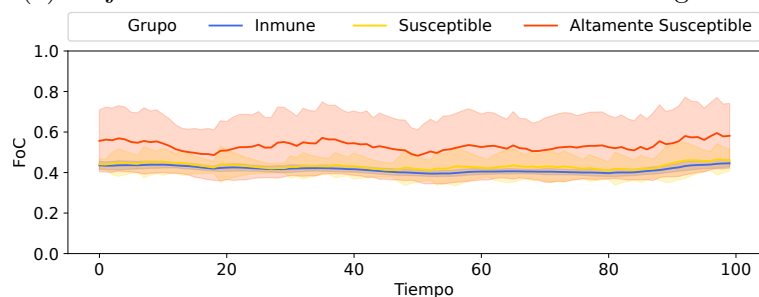
La Figura 5-29 muestra una representación gráfica de la solución obtenida bajo esta configuración y una simulación del FoC usando el grafo como estructura de comunicación. En este caso tanto el grupo \mathbb{I} como el \mathbb{S} tienen una gran cantidad de conexiones y el grupo \mathbb{H} se queda con pocas conexiones, algunas entre miembros del mismo grupo pero la mayoría con los otros dos. Respecto a la simulación, de manera similar que en el GA los valores tienen una mayor concentración pero niveles más altos que en anteriores resultados. Específicamente, el nivel promedio de FoC general obtenido es de 0.47 ± 0.11 y a nivel de grupos, $\bar{\mathbb{I}} = 0.42 \pm 0.024$, $\bar{\mathbb{S}} = 0.44 \pm 0.07$ y $\bar{\mathbb{H}} = 0.54 \pm 0.15$. En comparación con el GA se obtienen valores menores y de hecho la reducción es de un 14% cuando para GA se obtuvo un incremento del FoC general del 20%. Por otro lado, las medidas del grafo obtenidas son, $\mathcal{A} = 0.032$, $\mathcal{H} = 0.56$ y $\bar{g} = 14.7$.

La Figura 5-30 muestra los porcentajes de conexiones que tiene cada grupo con los demás, para este caso observamos un incremento en los porcentajes de comunicación con el grupo

inmune causando una disminución para los miembros del grupo \mathbb{H} , este cambio principalmente para los grupos \mathbb{I} y \mathbb{S} . Por lo que nuevamente utiliza estrategias de segregación hacia las personas con mayor tasa de victimización para reducir los niveles de miedo al crimen.



(a) Mejor individuo HAEA con victimización homogénea.

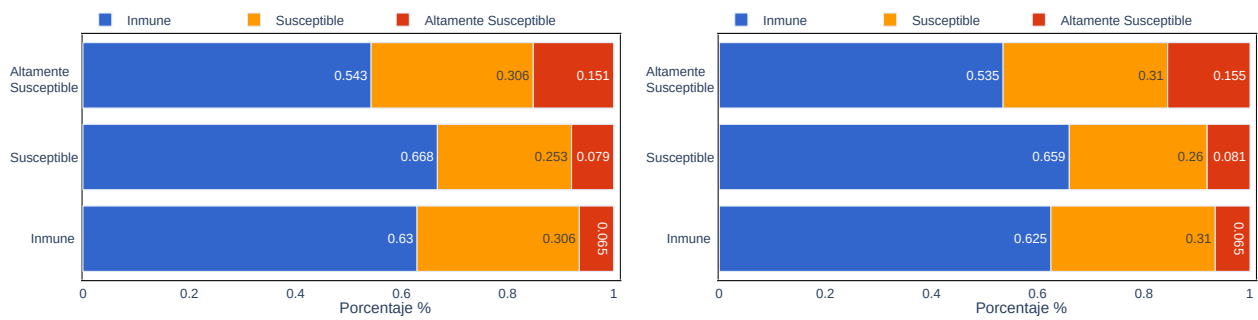


(b) Simulación FoC mejor individuo HAEA con victimización homogénea.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-29.: Grafo y simulación FoC usando el mejor individuo obtenido con el HAEA con victimización homogénea.

En resumen a partir de los resultados obtenidos y en particular los obtenidos del uso de HAEA, la estructura de comunicación que más disminuyó el miedo al crimen fue la que promueve una segregación en la comunicación con las personas más vulnerables al crimen.



(a) Porcentaje comunicación entre grupos.

(b) P. comunicación entre grupos normalizado.

Fuente: Elaboración propia.

Figura 5-30.: Porcentaje comunicación entre grupos del mejor individuo obtenido con el HAEA con victimización homogénea.

6. Discusión, conclusiones y recomendaciones

6.1. Discusión

Entre los principales resultados obtenidos en los distintos experimentos realizados, se evidencia la importancia de la estructura de comunicación que define una comunidad, en las dinámicas de propagación de información sobre el FoC. Aquellas poblaciones con una estructura basada en comunidades presenta niveles de miedo proporcionales a sus tasas de victimización, esto debido a la escasez de interacciones entre miembros de distintos grupos limitando la transferencia de información entre ellos. Bajo esta configuración las personas que no experimentan eventos delictivos nunca se enteran de la victimización real que sufre la población principalmente de aquellos con tasas elevadas. Por otro lado, cuando el crimen aumenta o disminuye se observaron pequeños cambios en los niveles de FoC incluso cuando la victimización se reduce a la mitad, sin embargo, pocos eventos delictivos a una persona que antes no era víctima producen un gran incremento en el miedo que siente.

Respecto a las soluciones obtenidas en las técnicas de mitigación de miedo al crimen, se identificaron mejores soluciones en términos de la función objetivo usando HAEA, a pesar de ello, estas soluciones parecen inviables en su aplicación, ya que reduce el FoC de la población aislando a las personas con mayor tasa de victimización de sus propias comunidades. En contraste, las soluciones obtenidas con GA mantienen un equilibrio, es decir, establece una preferencia de comunicación con personas inmunes al crimen sin dejar de lado las conexiones con su propia comunidad. Esta estrategia puede tener mejores resultados al incrementar la cantidad de conexiones posibles y por el contrario no es tan efectiva cuando el crimen lo sufre una mayor parte de la población, lo que indica que debe ser una estrategia de intervención temprana. Comparando estos resultados con las estrategias de mitigación en la literatura, encontramos relaciones importantes. Por ejemplo, en los grafos encontramos un mayor nivel de comunicaciones entre los distintos grupos promoviendo un intercambio de información diversa entre personas con distintos niveles de victimización, estableciendo así un alto nivel de cohesión en la población. Además, aunque los policías también pueden experimentar hechos delictivos, al comunicarse con miembros de la comunidad están representando una institución lo que mejora su poder de convencimiento, esto se ve representado por los miembros del grupo inmune que buscan mantener los niveles de FoC de la población en un rango intermedio en donde las consecuencias no son graves, como se menciona antes, tener miedo no es malo pero

tener altos niveles de miedo generar afectaciones en la calidad de vida de las personas.

6.2. Conclusiones

En este documento se abordó el fenómeno del miedo al crimen desde su comprensión teórica gracias a estudios previos de distintas disciplinas de investigación. Luego se trasladó este conocimiento al lenguaje matemático, formulando un modelo que considera características de la población que influyen en el fenómeno y en particular la estructura de comunicación entre los miembros de la población. Este nos permitió entre otras, definir y medir el efecto de distintas situaciones o configuraciones sobre los niveles de miedo al crimen, particularmente, las que ayudan a mitigar los altos niveles de FoC y sus consecuencias. Esto último, a partir del diseño e implementación de un modelo de optimización para tal fin.

6.3. Recomendaciones

El modelo de propagación de miedo al crimen propuesto por Curiel et al. ha abierto la posibilidad de un mejor entendimiento cuantitativo tanto de la emergencia de los valores obtenidos por ejemplo en encuestas, como de los factores que lo influyen. Tiene el potencial de validar muchas de las teorías propuestas hasta ahora de forma cualitativa y ayudar a la evaluación de políticas públicas antes de aplicarlas. Sin embargo, considero que el modelo está aún lejos de una realidad general, en este documento se realizaron algunas modificaciones para integrar algunas características de nuestro entorno en la modelación, pero hacen falta más de ellas. Por ejemplo, no se han tomado en cuenta variables espaciales, las personas pueden tener una percepción de seguridad distinta para sub-regiones, en el caso de Bogotá, la percepción de seguridad de las personas cambia cuando se les pregunta sobre el barrio en el que viven o sobre la ciudad en general, también puede cambiar por la franja horaria y otros factores del entorno.

Por otro lado, desde el punto de vista matemático, hace falta una ecuación general que resuma las reglas que plantea el modelo y así estudiar el fenómeno desde lo abstracto e identificar comportamientos subyacentes que no son evidentes a simple vista. Para el desarrollo de este trabajo se intentó encontrar esta solución pero aparecieron dificultades relacionadas con la componente estocástica del delito, sin este, el modelo se puede ver como un sistema de ecuaciones diferenciales soluble bajo ciertas condiciones. Cuando se considera el crimen el sistema se convierte en un conjunto de ecuaciones diferenciales estocásticas con mayor complejidad en su resolución.

Cabe mencionar también el hecho que en las soluciones obtenidas en el proceso de optimización, no se consideró más restricciones que la cantidad de conexiones media de los grafos, quizás una función de optimización que considere restricciones sobre segregación de nodos u otras características puede arrojar mejores resultados.

A. Anexo: Artículos publicados

A continuación se presentan dos artículos publicados durante el desarrollo de este trabajo de investigación. Estos cubren la primera pregunta desarrollada sobre el modelo del miedo al crimen. El primero es un artículo de conferencia presentado en la *4th Edition of World conference on Complex Systems* en año 2019 [10], donde se presentaron algunos resultados preliminares. En esta presentación recibimos un premio que nos permitió publicar una versión extendida del artículo en la revista *Systems Research and Behavioral Science* en el mismo año [11].

The Role of Communities in the Fear of Crime

Cristian Pulido and Francisco Gómez
Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias
Departamento de Matemáticas
Bogotá, Colombia

Abstract—Fear of crime refers to the subjective assessment of the risk of being a victim of a crime and the magnitude of its consequences. Fear of crime is highly dependent on variable and complex psychological, cultural and social factors. Recently, a mathematical model for the diffusion of information related to the fear of crime among subjects was proposed. This model captures the effect of communication among people by considering random interactions between persons. Nevertheless, recent evidence suggests that fear to crime can be strongly influenced by the underlying communication network that mediates the interactions among subjects. In particular, the topology of this network may change the opinions of the community members. In this work, we studied how the fear of crime changes when the interaction between persons is supported on a complex network that exhibits a community structure. We hypothesized that even if these supporting structures allow efficient communication, in the case of fear propagation this particular structure may promote an isolation effect of the fear of crime for the different communities, when compared with a model of random interactions. Our results support this assumption, and also suggests that this separation effect is higher for communities with low susceptibility to crime, i.e., groups with low susceptibility to crime have higher feelings of security than groups with high susceptibility to crime when considering interactions in communities. This result is important because in many cases security planners belong to the group with low susceptibility to crime, resulting in an undervaluation of the most vulnerable populations

Keywords— Fear of crime, Isolation of fear, Networks with Community Structure.

I. INTRODUCTION

Fear of crime refers to the subjective assessment of the risk of being a victim of a crime and the magnitude of its consequences [1]. The risk can be defined as the likelihood that an individual will experience a crime [2]. Fear of crime is highly dependent on variable and complex psychological, cultural and social factors [3]. These factors may include, for instance, past victimization, familiarity, feeling of vulnerability, trust, media attention, social interactions, among others [3], [4], [5]. The notion of fear of crime captures the citizens opinions about security in space and time and plays an important role in the formulation of policies for citizen security [6]. It can also affect citizen's coexistence by increasing ethnocentrism, xenophobia, and prejudices. Fear of crime may also lead to closed-mindedness and intolerance

to challenging opinions, and in extreme cases, may have a severe impact on the life quality and it might cause paranoia, tension and social isolation, being the reason of massive displacements of people [7]. Fear of crime may also provide valuable information about factual risks [8].

Fear of crime is an opinion which is frequently considered at the individual level, but that emerges as a social construct [9]. The relationship between social interactions and individual fear of crime is a major concern for citizen planners [10]. Recently, a mathematical model was proposed to explain how individual fear emerges from social interactions among individuals [11]. This model considers relevant features linked to the fear spreading, including, crime occurrence rate, memory mechanisms, and sharing of fear among different persons, among other. For this, the model takes advantage from other models developed for epidemiology and opinions spreading [12], [13]. By using this model, different scenarios of fear of crime were studied, including, the emergence of individual fear under inhomogeneous concentrations of crime for different segments of the community, the appearance of fear for different in crime rates, among others. Importantly, this model captures the effect of communication among people by considering random interactions between people. Nevertheless, recent evidence suggests that opinions can be strongly influenced by the underlying communication structure that mediate the interactions among subjects [14], [15], [16]. In particular, the topology of the underlying communication network may influence the fear of the community members [17], [18]. This property is important for fear of crime modeling, where the interaction networks may have particular configurations, such as, community structures. Therefore, it is important to understand what is the role of these underlying communication networks in the determination of fear of crime.

In this work, we studied how the fear changes related to interaction between persons modeled by a network that exhibits a community structure. We hypothesized that even if these supporting structures allow efficient communication, in the case of fear of crime this particular structure may promote an isolation effect of the fear of crime for different groups when compared to the random interactions among people. Importantly, under different scenarios the simulations support this assumption, and also suggest that the separation effect in fear is higher for communities with low susceptibility to crime, i.e., groups with low susceptibility to crime have

higher feelings of security than groups with high susceptibility to crime when interactions in communities are considered. This result is important because this particular bias may produce an undervaluation of situation of fear of populations with high susceptibility to crime, which are usually the most vulnerable ones.

II. MATERIALS AND METHODS

Fig. 1 illustrates the proposed model. Our aim is simulate the fear of crime of a set of individuals belonging to a determined region. This area can be understood as the area in which these persons commonly interact. For this, the fear of crime for each person i is represented by an state variable x_i . Next, an underlying network with a community structure is simulated to support interactions among people. Then, for each time step the x_i 's are updated depending on the effect of crime and the memory loss mechanisms. Once these two effects have been considered, for each x_i a random neighbor is sampled from the network of communication with community structure. The effects of the communication of the opinions for pairs of persons in this neighbor are then simulated.

A. Fear of crime model

The proposed model is a variation of Curiel's model [11]. The Curiel's model aims to simulate the levels of fear for a set of persons, and it updates these values by considering the crime victimization, the memory loss mechanism and the interactions among persons. In our case, we are interested in study the behavior of fear of crime by using a network with community structure which exhibits rules of preferential interaction between members of the same group.

1) *Basic setting*: Let $I = \{1, 2, \dots, n\}$ a set of n individuals belonging to an established region, and let $T = \{t_0, t_1, \dots, t_m\}$ be a finite set of times, assume a constant interval between times, i.e., $\Delta t = t_k - t_{k-1}$, $k = 1, 2, \dots, m$ is a constant greater than zero. Depending of the units of t_k , Δt can represent days, weeks, months or any other period of time. The fear of crime that a person i feels at time t_k can be represented by a probability $x_i(k)$. Initially, at time t_0 , this feeling is considered random, i.e., $x_i(0) \sim U[0, 1]$, for $i \in I$.

2) *Effects of crime and feeling of security*: The fear of crime is related to the level of victimization [19]. Therefore, this value may depend on the number of crimes over a person in a period of time (t_k, t_{k+1}) . Let $\lambda_i \geq 0$ the average number of crimes suffered by the subject i in a period of time (t_k, t_{k+1}) , and $I_i(k)$ the number of crimes suffered by a person i at time k . We assume that $I_i(k)$ is Poisson distributed with mean λ_i , i.e., $I_i(k) \sim Poi(\lambda_i)$.

When a person i is a victim of a crime at time k , the fear of crime may increase for this person, i.e., if $I_i(k) > 0$ then x_i increases to 1. Now consider a person in a period k who is not a victim of a crime, i.e., $I_i(k)$ is 0. This person may feel less fear to crime because of the absence of a stimulus of victimization or because of feelings of increases

of security, in both cases the fear of crime decrease [20]. This behavior can be modeled by a coefficient of memory loss (or perception of increased security) $\psi \in (0, 1)$ acting on $x_i(k)$. Therefore, the mixed effect of crime and memory loss on the feelings of security can be modeled by:

$$\hat{x}_i(k) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_i(k) > 0 \\ \psi x_i(k) & \text{if } I_i(k) = 0 \end{cases}$$

where $\hat{x}_i(k)$ represents the adjusted fear of crime when the subject i has been a victim of $I_i(k)$ crimes in the period k . Once the level of fear is adjusted by the crime occurrence and the memory mechanism, each person may interact with others, changing their level of fear of crime [21].

B. Modeling interactions

The interactions between community members play a major role in the determination of individual fear of crime [21]. Different models have proposed that interactions between community members may change opinions about fear [22]. These models assume random pairwise interactions, i.e., two persons randomly interact to share their opinions [11]. Nevertheless, in highly segregated social environments, as in developing countries, different social groups can be easy identified, and communication between members of their own group are more likely that random interactions [23]. To account for these preferential interactions within groups, we propose to consider a network with a structure of communities as supporting network for the interactions among people when they share opinions about fear.

1) *Networks with community structure*: A network has a community structure if their nodes can be grouped into groups or sets, such that each set is densely connected internally [24]. These kinds of networks exhibit an important set of characteristics, including, small-world property, heavy-tailed degree distributions, and clustering, among others [25]. Previous works related to spreading processes, such as rumor spreading or epidemic spreading, have shown that community structure plays a critical role in this dynamic [26], [27]. Therefore, we propose to study the behavior of the model of fear spreading previously introduced, when the underlying topology of the communication network follows a community based interaction pattern.

In particular, a model for generation of simulated networks with community structure was used [28]. The model is based on the idea that nodes have preferential connections with others nodes that already have a large number of connections. Therefore, each node is connected to an existing node with a probability that is proportional to the number of links of the chosen node, this condition makes the network scale free [28]. Additionally, this model also considers connections that already exist between communities, that is, it is more likely that two nodes of the same community are communicated. This property is related to the so-called homophily, which refers to the fact that two nodes with common characteristics are more likely to be connected [29].

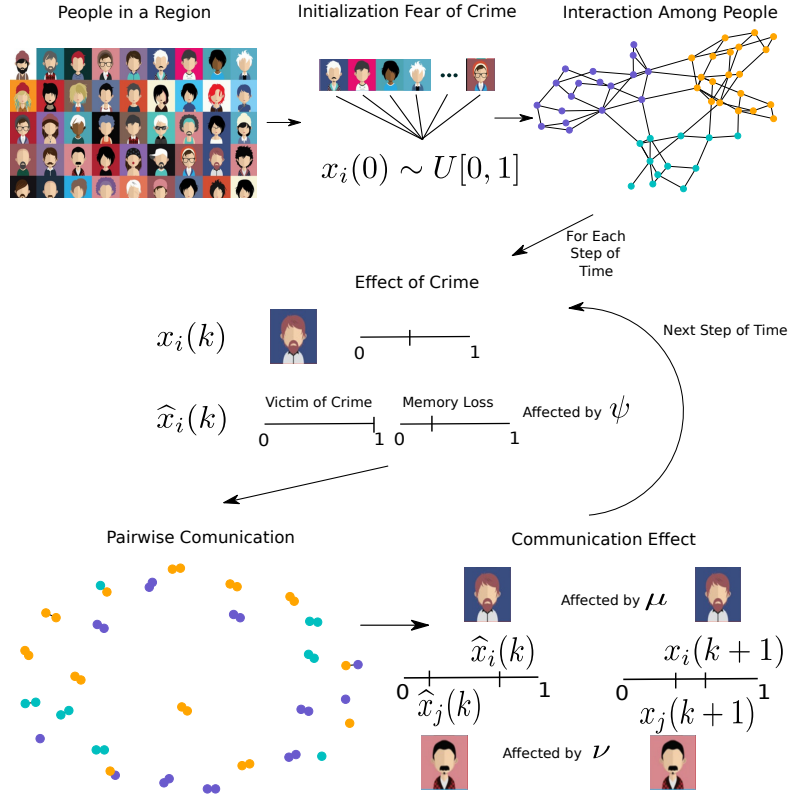


Fig. 1. Fear to crime model. Each person is represented by a variable state x_i which is randomly initialized. Then an underlying network with community structure is generated. For each person x_i the effect of crime and the memory loss is simulated. Following, a random interaction is selected from the former network and the communication effect of their fears is simulated.

In this work, a network with n nodes and l communities is generated at the beginning of the simulation. The simulated community network contains information about the particular community of each node. Once established this fixed underlying connectivity, the interactions for each person i are sampled from their neighborhood set $\mathcal{N}(i)$, obtained from the community graph. By using this predefined communication structure, a preferential interaction of people with their own community can be obtained. Finally, assume that in short time periods only a subset of persons can establish a communication. In order to model this behavior, a pairwise interaction is established with a probability of 0.2, i.e., only approximately 20% of whole population establish a pairwise communication.

2) *Modeling pairwise interactions:* The pairwise interaction between people may greatly change the opinion of people towards a particular issue. The likelihood of feeling fear is related to the opinion that a person has towards security. We assume that when there is an interaction between two persons, both opinions about fear are shared, and this interchange may change the individual values of fear of crime [21], [30]. In other words, we assume that fear is contagious [11], therefore, the influence of a fearful on people who are not, will be greater than the contrary. By assuming a linear interaction between two persons i and j

with $\hat{x}_i(k) < \hat{x}_j(k)$, this interaction can be written as:

$$\begin{aligned} x_i(k+1) &= (1-\nu)\hat{x}_i(k) + \nu\hat{x}_j(k) \\ x_j(k+1) &= (1-\mu)\hat{x}_j(k) + \mu\hat{x}_i(k) \end{aligned}$$

where $\nu \in (0, 1)$ controls the influence of a fearful over others who are not, and $\mu \in (0, 1)$ controls the influence of someone who is not scared over someone who does. When $\hat{x}_i(k)$ and $\hat{x}_j(k)$ are equal, then $x_i(k+1) = x_j(k+1) = \hat{x}_i(k)$. In order to have more influence of fearful on people who are not $\mu < \nu$ are selected. Importantly, in contrast to previous models that considered random interactions, because of the underlying community structure a person i is likely interacting with a member of their own community.

C. Experimental settings

Different experiments were performed to study the fear of crime with (community structure) and without (random interactions) preferential selection for the interactions. The fears of crime for three groups with different levels of the susceptibility were studied. For this, a total of $n = 1000$ persons were studied during 4 years, in periods of time of one week. This population was partitioned into three groups with different levels of susceptibility to crime, namely, immune ($\lambda_i = 0$), susceptible (1 crime each 20 weeks, i.e., $\lambda_i = 0.05$) and highly susceptible (1 crime each two weeks, i.e.,

$\lambda_i = 0.5$), the other parameters were set to $\mu = 0.1$, $\nu = 0.9$ and $\psi = 0.9$. The fear of crime was also studied in this setting when the level of crime increased over time. For this, the susceptibility to crime increased linearly 0.1 each year.

The level of separation in the fear of crime for different numbers of communities with different susceptibilities to crime was also investigated. For this, the fear of crime was simulated and averaged during 4 years and a measurement of separation between distribution was used to compare groups with different levels of susceptibility. In particular, a total of $n = 10000$ persons were divided into 5 groups with different levels of susceptibility to crime (λ_i), namely, 0, 0.1, 0.3, 0.5 and 0.7. A similar experiment was performed by considering 10 groups in a population of $n = 30000$ with λ_i values linearly increasing starting at 0.2 with increments of 0.1 i.e. $\lambda_i = 0.2 + 0.1i$ with $i = 0, \dots, 9$, note that in this configuration there is no immune. The distance of Hellinger was used as a measure of the level of isolation between groups. For two groups two Gaussian distribution $P \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1)$ and $Q \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2)$ were approximated. The distance between these distribution defined as

$$H^2(P, Q) = 1 - \sqrt{\frac{2\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \exp\left(-\frac{1}{4} \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}\right)}$$

was used as a measure of separation [31].

III. RESULTS

Table I reports some graph measurements related to the complex network herein studied for a different number of groups. As observed, the underlying interaction networks used for the simulations show a small-world property, which can be evidenced in the diameters and the average shortest path length. Similarly, the networks also present a community structure, which can be evidenced by the high values of observed and expected homophily, which corresponds to the ratio of edges connecting similar vertices and the ratio of a pair of similar vertices among all possible pairs of vertices, respectively. Similarly, the underlying used networks also have a higher density of internal connections inside each community, as characterized by the high value of similarity. We expect that these simulated complex structures may characterize the preferential interaction of community members commonly observed in different segregated societies.

A. Separation of the immune group in community based interaction

Fig. 2 shows the behavior of the fear of crime (y -axis) across time (4 years in x -axis), for the community based interaction model (Fig. 2 (a)) and the random interaction model (Fig. 2 (b)). Solid lines refer to the means of the fear of crime, and the light band is related to the standard deviations of the fear of crime in each time and for each group. In this case, three groups with different levels of susceptibility to the crime were considered, namely, immune (violet), susceptible (red) and highly susceptible (green). As observed, low levels of fear of crime were obtained in the immune group for the community-based interaction model when compared to the

TABLE I
MEASURES OF COMPLEX NETWORK USED FOR THE FEAR OF CRIME SIMULATIONS.

	3 Groups	5 Groups
Observed homophily	0.84	0.56
Expected homophily	0.59	0.4
Modularity	0.66	0.43
Average clustering coefficient	0.35	0.21
Average shortest path length	3.01	
Diameter	6	
Nb. edges between	405	23148
Nb. edges within	38071	42656
Nb. edges	38476	65804

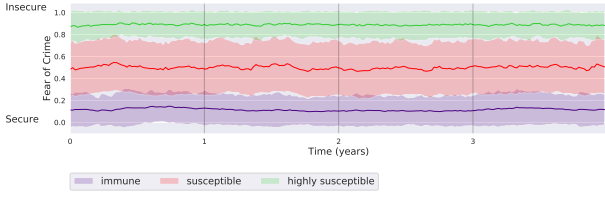
random interaction model, going from an average value of 0.43 ± 0.04 to 0.11 ± 0.06 . Similar levels of fear of crime were observed for susceptible (from 0.56 ± 0.04 to 0.49 ± 0.05) and highly susceptible (from 0.87 ± 0.02 to 0.9 ± 0.02) groups for both interaction models. A high level of overlap between the perception levels was observed for immune and susceptible groups in the model with random interactions. In contrasts, high levels of separation were observed for these two groups in the model of community-based interactions, see Fig. 7.

B. Separation of the immune group by increases in the crime rate

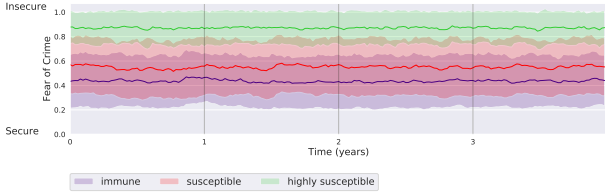
Fig. 3 shows the behavior of fear to crime (y -axis) across time (20 years) for different crime rates (x -axis) in two models of iterations: community based interaction model (Fig. 3 (a)) and random interaction model (Fig. 3 (b)). Three groups with different levels of susceptibility to the crime were considered, namely, immune (violet), susceptible (red) and highly susceptible (green). As observed, when the crime rate increases crime fear of crime for the three studied groups increases in both scenarios. However, in the community based higher levels of isolation in the perceptions were observed when compared to the random interaction based model. Interestingly, higher levels of crime incidence resulted in higher levels of isolation in the perceptions.

C. Isolation between groups

Fig. 4 shows the distribution of the average of the fear of crime for three different groups. As observed, the level of overlapping between immune and susceptible groups is lower for community based interaction compared to random interactions. The immune group shows a distribution of fear with lower values in the community interaction when compared to random interactions. A similar isolation effect can be observed for groups with low susceptibility to crime when the number of groups increases, see Fig. 5 and Fig. 6. Fig. 7 shows the distance between consecutive groups by comparing the number of groups and the communication

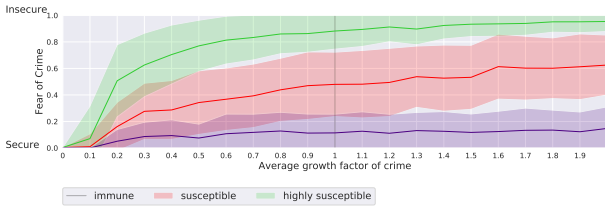


(a) Simulated fear of crime with a network with community structure ($l = 3$ communities).

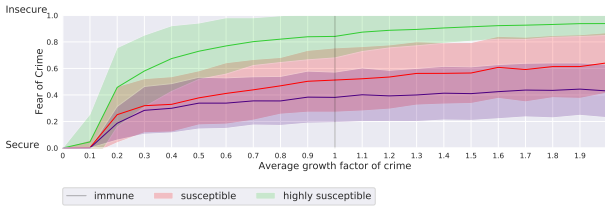


(b) Simulated fear of crime with a random underlying network.

Fig. 2. Fear of crime simulations considering two underlying networks of interactions with community structure (a) and with random interactions (b). The fear of crime was simulated for a total of $n = 1000$ persons in three different groups with different levels of susceptibility, namely, immune (no crime $\lambda_i = 0$), susceptible (1 crime each 20 weeks, i.e., $\lambda_i = 0.05$) and highly susceptible (1 crime each two weeks, i.e., $\lambda_i = 0.5$). In both cases, the level of fear is dependent on the susceptibility to crime. However, a higher separation of fear for the different groups is observed for community-based interactions compared to random interactions.



(a) Simulated fear of crime with increases of the rate of crime (δ) in a network with community structure ($l = 3$ communities).



(b) Simulated fear of crime with increases of the rate of crime (δ) in a network with random interactions

Fig. 3. Fear of crime simulations with increases in the rate of crime. The level of crime increases linearly. Two underlying networks of interactions with community structure (a) and with random interactions (b). The fear of crime was simulated for a total of $n = 1000$ persons in three different groups with different levels of susceptibility, namely, immune (no crime $\lambda_i = 0$), susceptible (1 crime each 20 weeks, i.e., $\lambda_i = 0.05$) and highly susceptible (1 crime each two weeks, i.e., $\lambda_i = 0.5$).

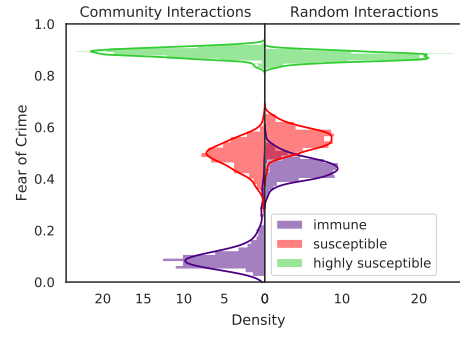


Fig. 4. Probability density functions for three different groups (immune, susceptible and highly susceptible), comparing the structure of the community with random interactions. These distributions were estimated using the average fear of crime of each person in time.

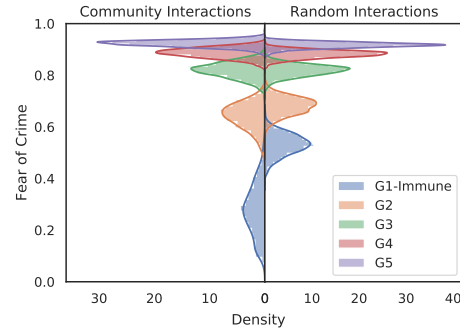


Fig. 5. Probability density functions for five different groups with different levels of susceptibility to crime comparing the structure of the community with random interactions. These probabilities were estimated using the average fear of crime of each person in time.

structure, $H(i, j)$ makes reference to the distance between groups i and j shown in the Fig. 4, 5 and 6. Interestingly, in absence on an immune group with zero level of crime, as in the 10 group scenario, when comparing community and random structures the differences are smaller. This in comparison with the other configurations (3 and 5 groups) where the crime rate for the immune group is zero. This observation supports the principal role of communication in the fear propagation.

Previous observations suggest that fear of crime may be propagated in a community even for non-frequently victims [30]. Our simulation results support this assumption, in particular, community structure interactions seem to diminish the fear of crime for non-frequently victims when compared to random interactions. A related effect to the herein described was also recently described for individuals in societies with greater income inequalities, which are more fearful of crime [32].

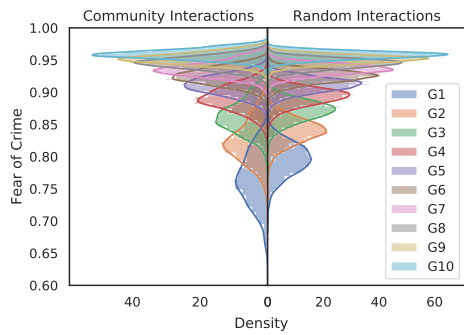


Fig. 6. Probability density functions for ten different groups with different levels of susceptibility to crime. The crime values of each group is chosen linearly increasing starting at 0.2 with increments of 0.1 i.e. $\lambda_i = 0.2 + 0.1i$ with $i = 0, \dots, 9$. The probabilities were estimated using the average fear of crime of each person in time.

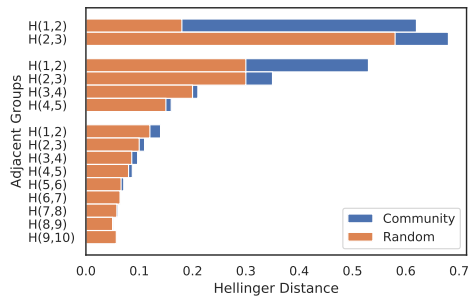


Fig. 7. Hellinger distances between adjacent groups in both types of communication structure, community-based and random. They are grouped according to the number of groups, from top to bottom 3, 5 and 10 groups.

IV. CONCLUSION

In this paper, we studied the fear of crime diffusion when interaction among subjects is mediated by a complex network with structure of community. For this a model of fear of crime that considered crime susceptibility, memory loss and communication of information between persons was studied. Our simulations suggest that an isolation effect in the fear to crime can be observed for groups with low susceptibility to crime. This isolation effect is present when the susceptibility to crime and the number of communities increases. Future work includes the comparison of model results with fear of crime data obtained by surveys.

REFERENCES

- [1] L. Sjöberg, B.-E. Moen, and T. Rundmo, "Explaining risk perception. An evaluation of the psychometric paradigm in risk perception research," *Rotunde publikasjoner Rotunde*, vol. 1, 2004.
- [2] J. F. Short, "The social fabric at risk: Toward the social transformation of risk analysis," *American Sociological Review*, vol. 49, no. 6, pp. 711–725, 1984.
- [3] L. Sjöberg, "Factors in risk perception," *Risk analysis*, vol. 20, no. 1, pp. 1–11, 2000.
- [4] M. Schmidt, "Investigating risk perception: a short introduction," *Loss of agro-biodiversity in Vavilov centers, with a special focus of genetically modified organisms (GMOs)*, edited by: Schmidt, M., Ph. D. Thesis, Vienna, 2004.
- [5] S. Box, C. Hale, and G. Andrews, "Explaining fear of crime," *British Journal of Criminology*, vol. 28, no. 3, pp. 340–356, 1988.

- [6] H. G. Brauch, *Threats, challenges, vulnerabilities and risks in environmental and human security*. UNU-EHS, 2005.
- [7] T. Brader, N. A. Valentino, and E. Suhay, "What triggers public opposition to immigration? anxiety, group cues, and immigration threat," *American Journal of Political Science*, vol. 52, no. 4, pp. 959–978, 2008.
- [8] M. Douglas, *Risk acceptability according to the social sciences*, vol. 11. Russell Sage Foundation, 1986.
- [9] M. Lee, "Inventing fear of crime: Criminology and the politics of fear," *Cullompton: Willan*, 2007.
- [10] D. J. Williams and J. M. Noyes, "How does our perception of risk influence decision-making? implications for the design of risk information," *Theoretical issues in ergonomics science*, vol. 8, no. 1, pp. 1–35, 2007.
- [11] R. Prieto Curiel and S. Bishop, "Modelling the fear of crime," *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 473, no. 2203, 2017.
- [12] L. M. Bettencourt, A. Cintrón-Arias, D. I. Kaiser, and C. Castillo-Chávez, "The power of a good idea: Quantitative modeling of the spread of ideas from epidemiological models," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 364, pp. 513–536, 2006.
- [13] U. Krause, "A discrete nonlinear and non-autonomous model of consensus formation," *Communications in difference equations*, vol. 2000, pp. 227–236, 2000.
- [14] C. Qian, J. Cao, J. Lu, and J. Kurths, "Adaptive bridge control strategy for opinion evolution on social networks," *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, vol. 21, no. 2, p. 025116, 2011.
- [15] B. Kozma and A. Barrat, "Consensus formation on adaptive networks," *Physical Review E*, vol. 77, no. 1, p. 016102, 2008.
- [16] D. Stauffer and M. Sahimi, "Can a few fanatics influence the opinion of a large segment of a society?," *The European Physical Journal B*, vol. 57, no. 2, pp. 147–152, 2007.
- [17] X. Si, Y. Liu, and Z. Zhang, "Opinion dynamics in populations with implicit community structure," *International Journal of modern physics C*, vol. 20, no. 12, pp. 2013–2026, 2009.
- [18] W. Ru and C. Li-Ping, "Opinion dynamics on complex networks with communities," *Chinese Physics Letters*, vol. 25, no. 4, p. 1502, 2008.
- [19] W. G. Skogan, "The impact of victimization on fear," *Crime & Delinquency*, vol. 33, no. 1, pp. 135–154, 1987.
- [20] P. N. Grabosky, "Fear of crime, and fear reduction strategies," *Current Issues Crim. Just.*, vol. 7, p. 7, 1995.
- [21] T. R. Tyler, "Assessing the risk of crime victimization: The integration of personal victimization experience and socially transmitted information," *Journal of Social Issues*, vol. 40, no. 1, pp. 27–38, 1984.
- [22] D. McMillon, C. P. Simon, and J. Morenoff, "Modeling the underlying dynamics of the spread of crime," *PloS one*, vol. 9, no. 4, p. e88923, 2014.
- [23] C. Palmer, A. Ziersch, K. Arthurson, and F. Baum, "danger lurks around every corner: fear of crime and its impact on opportunities for social interaction in stigmatised australian suburbs," *Urban Policy and Research*, vol. 23, no. 4, pp. 393–411, 2005.
- [24] P. J. Mucha, T. Richardson, K. Macon, M. A. Porter, and J.-P. Onnela, "Community structure in time-dependent, multiscale, and multiplex networks," *science*, vol. 328, no. 5980, pp. 876–878, 2010.
- [25] J. Scott, "Social network analysis: A handbook. 2nd edn sage publications," 2000.
- [26] Z. Liu and B. Hu, "Epidemic spreading in community networks," *EPL (Europhysics Letters)*, vol. 72, no. 2, p. 315, 2005.
- [27] X. Wu and Z. Liu, "How community structure influences epidemic spread in social networks," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 387, no. 2-3, pp. 623–630, 2008.
- [28] C. Largeron, P.-N. Mougél, R. Rabbany, and O. R. Zaane, "Generating attributed networks with communities," *PLOS ONE*, vol. 10, pp. 1–21, 04 2015.
- [29] M. McPherson, L. Smith-Lovin, and J. M. Cook, "Birds of a feather: Homophily in social networks," *Annual review of sociology*, vol. 27, no. 1, pp. 415–444, 2001.
- [30] W. G. Skogan and M. G. Maxfield, *Coping with crime : individual and neighborhood reactions / Wesley G. Skogan, Michael G. Maxfield*. Sage Publications Beverly Hills, 1981.
- [31] L. Le Cam and G. L. Yang, *Asymptotics in statistics: some basic concepts*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [32] C.-M. Vauclair and B. Bratanova, "Income inequality and fear of crime across the european region," *European Journal of Criminology*, vol. 14, no. 2, p. 221241, 2017.

How The Social Interactions in Communities affect the Fear of Crime

Cristian Pulido | Jeisson Prieto | Francisco Gómez

Departamento de Matemáticas,
Universidad Nacional de Colombia,
Bogotá, Colombia

Correspondence

Francisco Gómez, Departamento de
Matemáticas, Universidad Nacional de
Colombia, Bogotá, Colombia.
Email: fagomezj@gmail.com

Abstract

Fear of crime (FoC) refers to the subjective risk assessment of being a crime victim and the magnitude of its consequences. FoC emerges as a social construct, which is highly dependent on various psychological, cultural, and social factors. Mathematical models for the emergence and diffusion of information related to FoC relies on sequential and random interactions among persons. However, these interactions seem to be simultaneous and conditioned to members of particular social groups. Recent evidence suggests that in other spreading phenomena, the topology of the underlying network that supports individual communication may influence the community member's opinions. This paper studies how the FoC changes with preferential interaction between persons defined by a network with community structure. These particular networks are typical of many unequal societies. The results indicate that even if these supporting structures allow efficient communication, in the case of FoC propagation, this particular structure may promote an isolation effect of the FoC for the different communities. This isolation effect is higher for communities with low susceptibility to crime. Therefore, groups with low susceptibility to crime have higher feelings of security than groups with high susceptibility to crime when considering interactions in communities.

KEYWORDS

crime, fear of crime, networks with community structure

1 | INTRODUCTION

Fear of crime (FoC) refers to the subjective assessment of the risk of being a victim of a crime and the magnitude of its consequences, that is, the likelihood that an individual will experience a crime, as well as the citizen's opinions about security in space and time (Short, 1984; Sjöberg et al., 2004). FoC is highly dependent on variable and complex psychological, cultural, and social factors, that is, past victimization, familiarity, feeling of vulnerability, trust, media attention, and social interactions among others (Box et al., 1988; Schmidt, 2004; Sjöberg, 2000).

The FoC plays an essential role in the formulation of public policies for citizen security. High levels of FoC

can influence citizen's coexistence by increasing ethnocentrism, xenophobia, and prejudices (Brader et al., 2008; Brauch, 2005). FoC may also lead to closed-mindedness and intolerance to challenging opinions, and in extreme cases, may have a severe impact on life quality; it might cause paranoia, tension, and social isolation. Additionally, FoC may also provide valuable information about factual risks, that is, it can be an indicator of real crime (Douglas, 1986).

Previous works suggest that FoC emerges as a social construct (Lee, 2007). Recently, a mathematical model was proposed to explain how individual fear emerges from social interactions (Prieto Curiel & Bishop, 2017). This model considers important features linked to the

FoC spreading, including, crime occurrence rate, memory mechanisms, and sharing of fear opinion among different persons. This model is similar to others developed for epidemiology and spreading of opinions (Bettencourt et al., 2006; Krause, 2000). Importantly, this model catches the effect of communication among people by considering random pairwise interactions between them. Nevertheless, recent evidence suggests that people's opinions are critically influenced by the underlying communication structure that mediates the interactions among subjects (Kozma & Barrat, 2008; Qian et al., 2011; Stauffer & Sahimi, 2007). In particular, the topology of the underlying communication network seems to influence significantly the fear of the community members (Ru & Li-Ping, 2008; Si et al., 2009). This property may be relevant for building realistic FoC models, where the interaction networks may have particular configurations, such as community structures.

A complex network has a community structure if the nodes of the network can be grouped into sets such that each set is densely connected internally (Girvan & Newman, 2002). This particular network topology is common for many natural and social groups, that is, individuals in societies with high asymmetry in the resources property tend to be organized in communities (Malliaros & Vazirgiannis, 2013). This particular kind of inequality may affect to the less privileged individuals by increasing their susceptibility to being a victim of a crime (Newburn, 2016). The existence of communities also influences other information transmission processes over networks, such as rumour or epidemic spreading (Liu & Hu, 2005; Wu & Liu, 2008). However, the effect spreading information of FoC over a network with community structure is not well understood.

This work investigates how the interactions between persons changes the FoC, in particular, when these

interactions are supported by a network with a community structure. The main hypothesis is that even if these supporting structures allow efficient communication, in the case of FoC, this particular structure may promote an isolation effect in the levels of fear for different groups when compared with the random interactions. Importantly, under different scenarios, our simulations support this assumption and also suggest that this isolation effect in fear is higher for communities with low susceptibility to crime, that is, when interactions in communities are considered, groups with low susceptibility to crime have higher feelings of security than groups with high susceptibility to crime, which are usually the most vulnerable ones.

2 | MATERIALS AND METHODS

Figure 1 illustrates the proposed model.

The model simulates the FoC for a set of individuals belonging to a particular region. In this model, the FoC of each individual i is represented by a state variable $\mathcal{F}(i)$. Following, an underlying network with community structure to support interactions among people is simulated. Members of each community in the network may have different levels of susceptibilities to crime. Then, for each time step, the $\mathcal{F}(i)$'s are updated depending on the effect of crime, and a memory loss mechanisms. Finally, the FoC opinion of each individual i is updated with the opinions of their neighbours ($\mathcal{N}(i)$), which are extracted from the supporting network.

2.1 | Fear of crime model

The proposed model is a combination of the Curiel's model (Prieto Curiel & Bishop, 2017) and DeGroot's model (DeGroot, 1974). The Curiel's model aims to simulate the levels of fear for a set of individuals, and it updates these

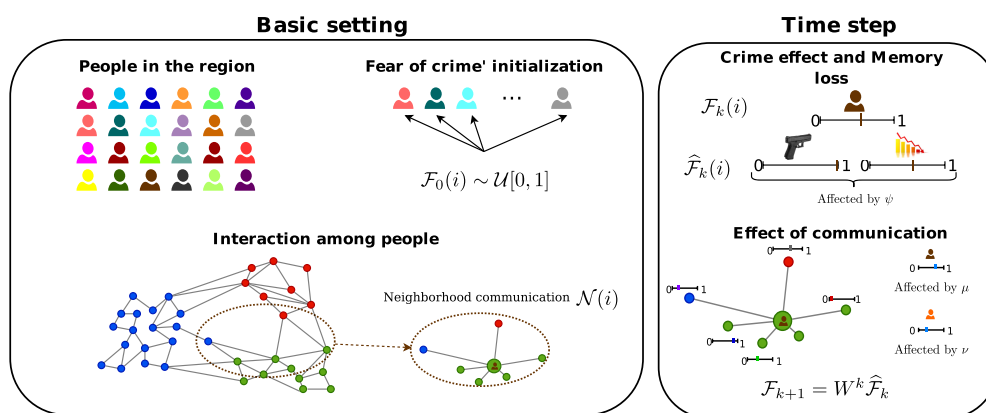


FIGURE 1 Fear to crime model. Each individual is represented by i , their level of FoC at time t_k by $\mathcal{F}_k(i)$; this value is randomly initialized at the beginning of the simulation. Then an underlying network with community structure is generated to support communication among individuals. For each individual i , the effect of crime and the memory loss is considered. Following, individual FoCs are updated based on the interactions with their neighbourhood

values by considering the crime victimization, the memory loss mechanism, and the interactions among pairs of individuals. However, this last assumption maybe not realistic because it relies in pairwise interactions for each time step. In contrasts, DeGroot's model updates the person's opinions by simultaneously considering other people's perceptions in each time step. The proposed model use the crime victimization, memory loss mechanisms from Curiel's model, and the updating rule from DeGroot's model.

2.2 | Basic setting and FoC initialization

Let $I = \{1, 2, \dots, n\}$, a set of n individuals belonging to an established region, and let $T = \{t_0, t_1, \dots, t_m\}$ be a finite set of times, assume a constant interval between times, that is, $\Delta t = t_k - t_{k-1}$, $k = 1, 2, \dots, m$ is a constant greater than zero. Depending of the units of t_k , Δt can represent days, weeks, months, or any other period of time. The FoC that an individual i feels at time t_k can be represented by a probability $\mathcal{F}_k(i)$. Initially, at time t_0 , this feeling is considered random, that is, $\mathcal{F}_0(i) \sim \mathcal{U}[0, 1]$, for $i \in I$.

2.3 | Effects of crime and feeling of security

The FoC is related to the level of victimization (Skogan, 1987). Therefore, this value may depend on the number of crimes an individual may suffer in a period of time (t_k, t_{k+1}) . Let $\lambda_i \geq 0$ the average number of crimes suffered by the individual i in a period of time, and $C_k(i)$ the number of crimes suffered by a person i at time t_k . The FoC model assumes that $C_k(i)$ is Poisson distributed with mean λ_k , that is, $C_k(i) \sim \text{Poi}(\lambda_i)$.

When an individual i is a victim of a crime, the FoC may increase for this individual, that is, if $C_k(i) > 0$ then $\mathcal{F}(i)$ increases to 1. Now consider an individual in a period who is not a victim of a crime, that is, $C_k(i)$ is 0. This person may feel less FoC because of the absence of a stimulus of victimization or because of feelings of increases of security, in both cases the FoC decrease (Grabosky, 1995). This behaviour can be modelled by a coefficient of memory loss (or perception of increased security) $\psi \in [0, 1]$ acting on $\mathcal{F}(i)$. Therefore, the mixed effect of crime and memory loss on the feelings of security can be by

$$\hat{\mathcal{F}}_k(i) = \begin{cases} 1 & C_k(i) > 0 \\ \psi \mathcal{F}_k(i) & C_k(i) = 0, \end{cases}$$

where $\hat{\mathcal{F}}_k(i)$ represents the adjusted FoC when the subject i has been a victim of $C_k(i)$ crimes in the period (t_k, t_{k+1}) . Once the level of fear is adjusted by the crime occurrence and the memory mechanisms, each person may interact with others, changing their level of FoC (Tyler, 1984).

2.3.1 | Networks with community structure

A complex network has a community structure if their nodes can be grouped into sets, such that each set is densely connected internally (Mucha et al., 2010). Networks with community structure exhibit an important set of characteristics, including small-world properties, heavy-tailed degree distributions, and clustering, among others (Scott, 2000). Previous works related to processes of spreading, such as rumour circulation or epidemic dissemination, showed that community structure has a critical role in these dynamics (Liu & Hu, 2005; Wu & Liu, 2008). For this reason, the proposed model considered the behaviour of the fear spreading when the underlying topology of communication followed a community-based interaction pattern.

For this, first, a network with community structure was simulated (Largergeron et al., 2015). These graphs were generated based on the idea that community networks nodes have preferential connections with others that already have a large number of connections. Accordingly, the probability of connection of one node to others can be chosen to be proportional to the number of links of the chosen node. This condition makes the network scale free (Largergeron et al., 2015). Additionally, the network generation model also considers connections that already exist between communities. This property is related to the so-called homophily, that is, two nodes with common characteristics are more likely to be connected (McPherson et al., 2001).

In this work, at the beginning of the simulation, a network with n nodes and l communities was generated. The simulated community network provides fixed underlying connectivity. Then, the interactions for each person i are described by their neighbourhood set $\mathcal{N}(i)$, obtained from the simulated graph with community structure. Therefore, a preferential interaction of people with other community members is considered.

2.3.2 | Modelling neighbourhood interactions

Different theoretical models proposed that interactions among persons may change opinions about fear (McMillon et al., 2014; Skogan & Maxfield, 1981; Tyler, 1984). Previous computational models of FoC assume that these interactions occur randomly pairwise, that is, two persons randomly interact to share their opinions about crime (Prieto Curiel & Bishop, 2017). Nevertheless, the interactions in pairs for each period are likely uncommon in real environment (Palmer et al., 2005). In contrast, for each period, individuals may interact with more members of their community simultaneously (Kozma & Barrat, 2008; Qian et al., 2011; Stauffer & Sahimi, 2007). To

consider this kind of interaction, the FoC model assumed that individuals interchange their opinions simultaneously about fear preferentially with other persons in the neighbourhood of the simulated network with community structure.

To capture this simultaneous and preferential effect of the interaction, first consider two fixed parameters $\mu, \nu \in [0, 1]$. In this model, ν controls the influence of a fearful over others who are not, and μ controls the influence of someone who is not scared over someone who does. Let $\phi_k(i)$ be the influence of the opinion of the neighbours $\mathcal{N}(i)$ of i on himself at time t_k . This influence is defined as

$$\phi_k(i) = \begin{cases} \mu \hat{F}_k(i) > \mathcal{F}_k[\mathcal{N}(i)] \\ \nu \hat{F}_k(i) < \mathcal{F}_k[\mathcal{N}(i)], \end{cases}$$

where $\mathcal{F}_k[\mathcal{N}(i)]$ is the average of opinions of the neighbours $[\mathcal{N}(i)]$ of i at t_k after changing their FoC by the effect of crime and memory loss at the instant t_k , that is,

$$\mathcal{F}_k[\mathcal{N}(i)] = \frac{1}{|\mathcal{N}(i)|} \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \hat{F}_k(j).$$

The neighbourhood interactions modelling is based on DeGroot's model (DeGroot, 1974). In this approach, each individual i updates their level of FoC, taking into account the opinion of their neighbours in a linear way, as follows:

$$F_{k+1} = W^k \hat{F}_k,$$

where F_{k+1} is the vector of opinions of the people at the instant t_{k+1} ; \hat{F}_k is the vector of opinions resulting from the effects of crime and memory loss at the instant t_k , and $W^k = [w_{ij}^k]$ is a weight matrix in which each individual gives or receives opinions from others in the population at the instant t_k (Jia et al., 2015), that is, W^k aims to model the social influence network. In this case, each entry in W^k corresponds to

$$w_{ij}^k = \begin{cases} 1 - \phi_k(i) & i = j \\ \frac{\phi_k(i)}{|\mathcal{N}(i)|} & j \in \mathcal{N}(i). \\ 0 & j \notin \mathcal{N}(i) \end{cases}$$

TABLE 1 Parameters used to generate the network with community structure that supports the underlying communication of the FoC model. Complex network characteristic for the complex network simulated

	Parameter	Value
	Number of persons n	1,000
	Time of the study (years)	6
	Number of communities l (Immune, susceptible, highly susceptible)	3
	Percentage of nodes in each group	Immune 36.9% Susceptible 32.5% Highly susceptible 30.6%
	Network characteristics	Homophily 0.987 Community assortativity 0.981 Average degree 12.100 Average clustering coefficient 0.056 Degree assortativity -0.028 Modularity 0.650

That is, in order to update their opinion about fear, an individual compares his or her opinion about FoC with the average opinion of their neighbours and uses this result to update their own opinion by giving weights to the neighbourhood opinion based on the comparison with their levels of fear.

2.3.3 | Measuring differences in FoC between groups

The Hausdorff distance provided a measure of how different the FoC was for two different groups (Rockafellar & Wets, 2009). Specifically, let $X = \{x_1, x_2, \dots, x_o\}$ the set of FoC time series simulated for individuals in the first group and $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_p\}$ the set of FoC time series simulated for individuals in the second group. The Hausdorff distance $\mathcal{H}(X, Y)$ is defined as

$$\mathcal{H}(X, Y) = \max \left\{ \max_{y \in Y} \min_{x \in X} d(x, y), \max_{x \in X} \min_{y \in Y} d(x, y) \right\},$$

where $d(x, y)$ is a distance function between time series, in this case the Euclidean distance. To account for differences in the length of the simulated period, $\mathcal{H}(X, Y)$ was later normalized by the maximum possible distance.

2.4 | Experimental settings

Different experiments were performed to study the FoC with (community structure) and without (random interactions) preferential selection for the interactions. Experiments explored different FoC simulated scenarios, namely, a network with three groups with fixed levels of susceptibility to crime, a network with three groups when susceptibility to crime reduces, networks in which the interactions between the groups varied, and networks for which the number of groups increases. These scenarios were simulated for the method herein described and the method based on random interaction proposed by Curiel (Prieto Curiel & Bishop, 2017). A sensitivity study of the

separation of FoC between groups to the selection of the simulation parameters complemented these simulated scenarios.

2.4.1 | Networks with community structure

Table 1 shows the parameters used to generate the underlying communication network with community structure. In particular, the number of persons, period under study, number of groups, and percentage of nodes in each group.

The table also reports some complex network characteristics obtained from the underlying network used in the simulation.

Figure 2 shows the graph that supports the underlying communication between persons in this study. This graph contains 1,000 nodes, one per individual.

2.4.2 | FoC in network with three groups

The FoC for three groups with distinct levels of the susceptibility to the crime were studied for 6 years, in periods of 1 week. For each group, a different level of susceptibility

to the crime was set, namely, immune ($\lambda_i = 0$), susceptible (1 crime every 200 weeks, i.e., $\lambda_i = 0.005$), and highly susceptible (1 crime every 20 weeks, i.e., $\lambda_i = 0.05$); parameters for the simulation were set to $\psi = 0.98$, $\mu = 0.14$, and $\nu = 0.8$. These parameters allow contagious of fear ($\nu > \mu$) and also large retention of fear over time.

2.4.3 | FoC when susceptibility to crime is reduced

The FoC was also studied when the level of crime decreased over time. For this, the same configuration of three groups was considered, but the values of susceptibility to crime λ_i decreased by multiplying it by a reduction crime factor. In particular, the level of crime for each person was set to $\alpha\lambda_i$, where α linearly decayed from two to zero in steps of 0.1 each year.

2.4.4 | FoC when the number of interactions varied

We also studied the influence of the level of interactions between groups in the FoC. For this, three networks con-

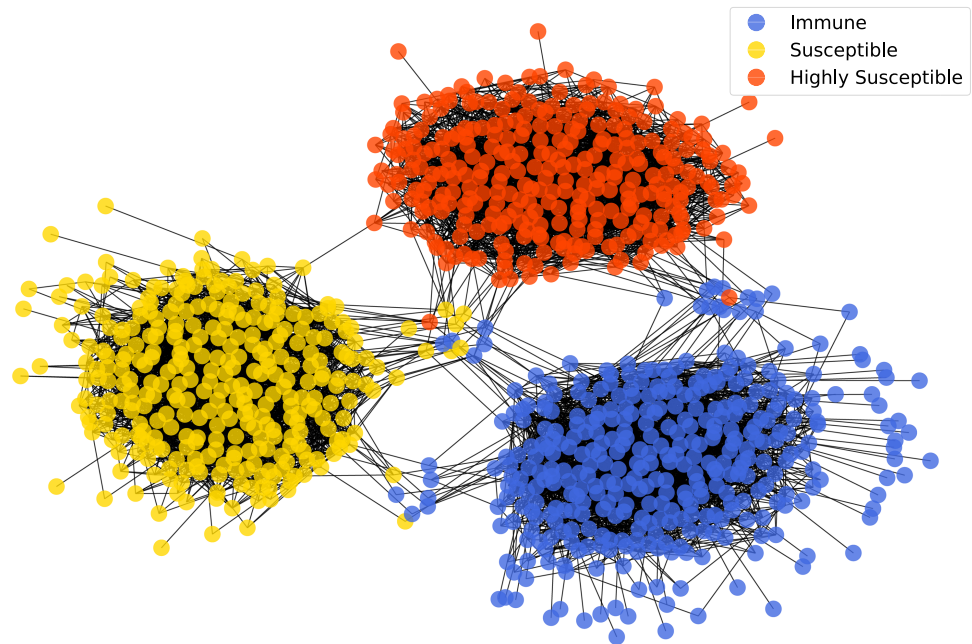


FIGURE 2 Network that supports interaction among individual in the FoC model. The network contains 1,000 nodes distributed in $l = 3$ groups, immune ($\lambda_i = 0$), susceptible ($\lambda_i = 0.005$), and highly susceptible ($\lambda_i = 0.05$)

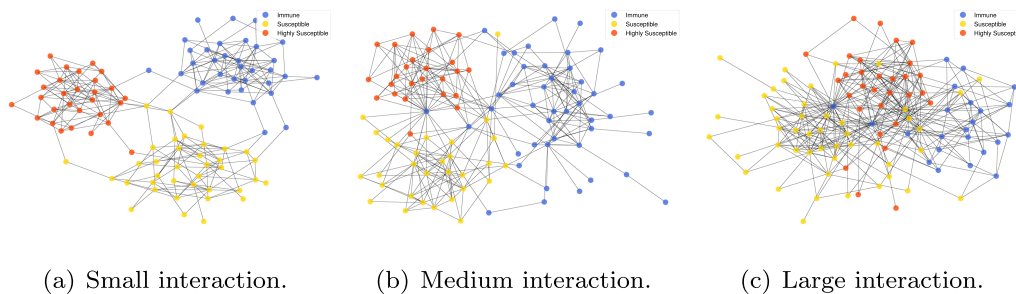


FIGURE 3 Networks with community structure used to study FoC over graphs with different levels of interaction. Each contains 100 nodes. These graphs were obtained by allowing a different number of connections between nodes

sidering different levels of interactions between groups were generated (see Figure 3): small, medium, and large.

These networks resulted from changing the maximum number of connections among groups (Largeron et al., 2015).

2.4.5 | FoC when the number of group increases

Finally, the effect over the FoC resulting from increasing the number of groups was studied, in particular, for a network with 10 groups. In this case, the number of nodes keeps constant in each group, the immune group was removed, and the average victimization rate for each group changed linearly starting at 0.05 in steps of 0.05.

3 | RESULTS

3.1 | Community-based interaction

Figure 4 shows the behaviour of the FoC (y -axis) across time (6 years in x -axis), for the community-based interaction model (Figure 4a), and the random interaction model (Figure 4b). Solid lines indicate the FoC means, whereas light bands correspond to the FoC standard deviations across time.

In this case, three groups with different levels of susceptibility to the crime were considered, namely, immune (blue), susceptible (yellow), and highly susceptible (red). As observed, low levels of FoC were obtained

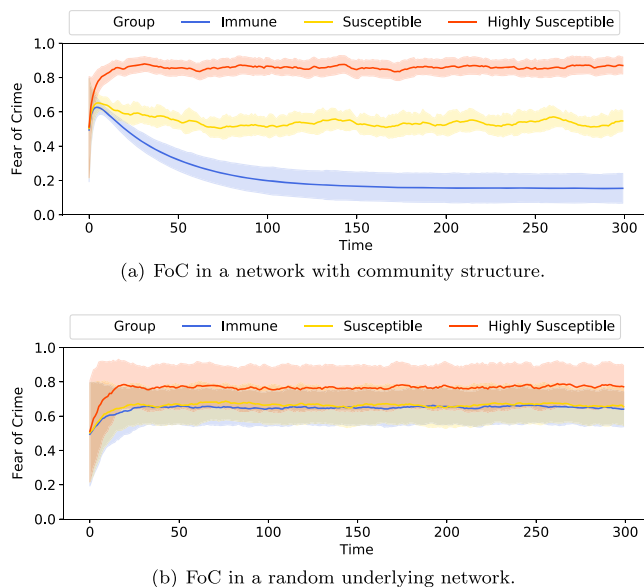


FIGURE 4 FoC simulations considering two underlying networks of interactions with community structure (a) and with random interactions (b). In both cases, the level of fear is dependent on the susceptibility to crime. However, a higher separation of fear for the different groups is observed for community-based interactions compared with random interactions

in the immune group for the community-based interaction model when compared with the random interaction model, going from an average value of 0.16 ± 0.08 to 0.65 ± 0.10 . Similar levels of FoC were observed for susceptible (from 0.50 ± 0.06 to 0.66 ± 0.11) and highly susceptible (from 0.85 ± 0.048 to 0.77 ± 0.13) groups for both interaction models. A high level of overlap between the perception levels was observed for immune and susceptible groups in the model with random interactions. In contrast, high levels of separation were observed for these two groups in the model of community-based interactions, see Figure 4.

Figure 5 shows the distribution of the FoC for two subjects in each group during the simulated time, specifically, the subjects with the maximum (pink) and minimum (cyan) number of connections with other subjects. As observed, at the individual level, there is also a high level of separation among groups for the community-based communication model, whereas for random interactions, the three groups resulted in a high level of overlapping in the FoC among them.

Figure 6 shows the distribution of the average of the FoC for three different groups and their corresponding interquartile values (dashed lines).

As observed, the level of overlapping between immune and susceptible groups is lower for community-based interaction compared with random interactions. The immune group shows a distribution of fear with lower values in the community interaction when compared with random interactions. The level of FoC for the highly

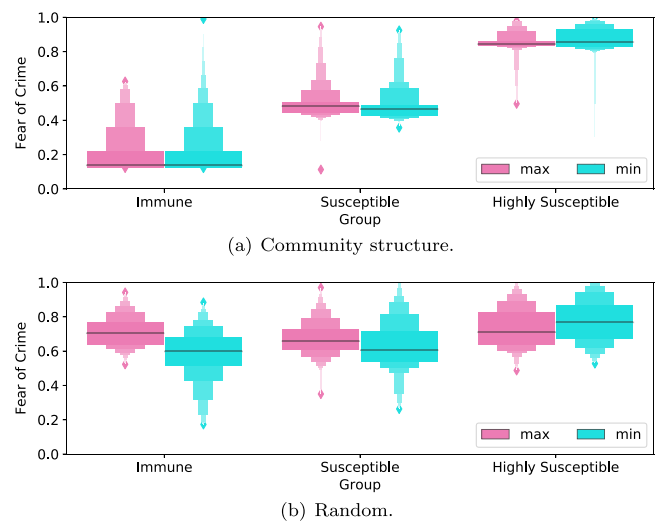


FIGURE 5 Distribution of FoC values for two particular individuals, the ones with the minimum and the maximum number of connections in each group (immune, susceptible, and highly susceptible), for both studied scenarios: (a) community structure and (b) random interactions

susceptible group was higher in the community interaction model, and the interquartile range was smaller when contrasted to the random model.

3.2 | Separation of the immune group when decreases the crime rate

Figure 7 shows the effect of reductions in the crime rate in the behaviour of FoC (y-axis) across time (20 years) for different crime rates (x-axis) for the two models: community based (Figure 7a) and random interactions (Figure 7b).

As observed, when the crime rate decreased, the FoC for the three studied groups also diminished in both scenarios. However, for the community-based model, higher levels

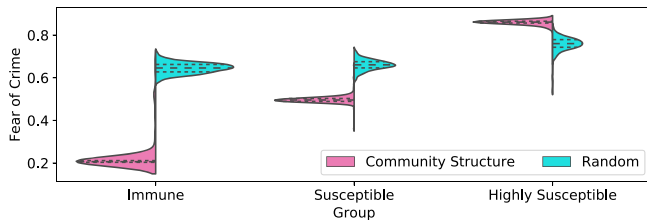
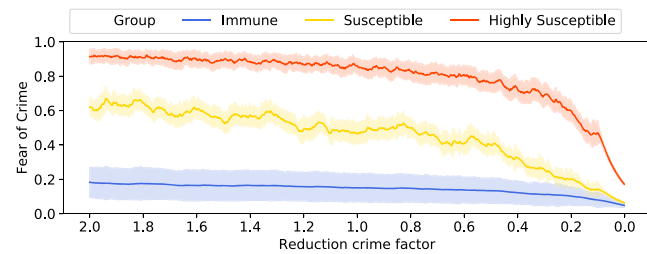
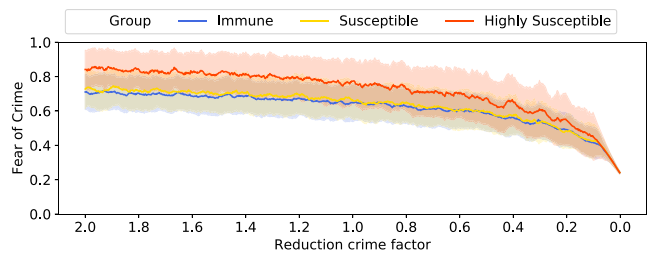


FIGURE 6 Probability density functions for three different groups: immune, susceptible, and highly susceptible. The figure compares the interactions based in community and random. These distributions were estimated using the average fear of crime of each person in time



(a) FoC in a network with community structure.



(b) FoC with a random underlying network.

FIGURE 7 Fear of crime behaviour for increases in the rate of crime. The level of crime increases linearly. Two underlying networks of interactions with community structure (a) and with random interactions (b). The Fear of crime was simulated for a total of $n = 1,000$ persons in three different groups with different levels of susceptibility, namely, immune (no crime $\lambda_i = 0$), susceptible (1 expected crime each 200 weeks, i.e., $\lambda_i = 0.005$), and highly susceptible (1 expected crime each 20 weeks, i.e., $\lambda_i = 0.05$)

of isolation in the perceptions were still observed when compared with the random model.

3.3 | Effect of the level of interaction between group members

Figure 8 shows the level of dissimilarity in the amount of FoC measured by the Hausdorff distance between different groups (immune–susceptible, immune–highly susceptible, and susceptible–highly susceptible) for networks with different levels of interactions between groups (small, medium, large, and random).

Quantitative measures indicate that the capacity of sharing information between groups strongly influences the distances in the FoC between the different groups. Specifically, small interactions between communities

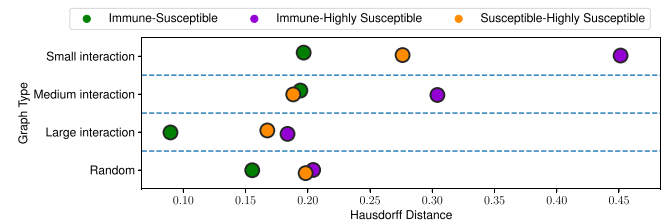


FIGURE 8 Hausdorff distance between fear of crimes of different groups (immune–susceptible, immune–highly susceptible, and susceptible–highly susceptible) for various underlying communication networks with a different number of interactions (small, medium, large, and random)

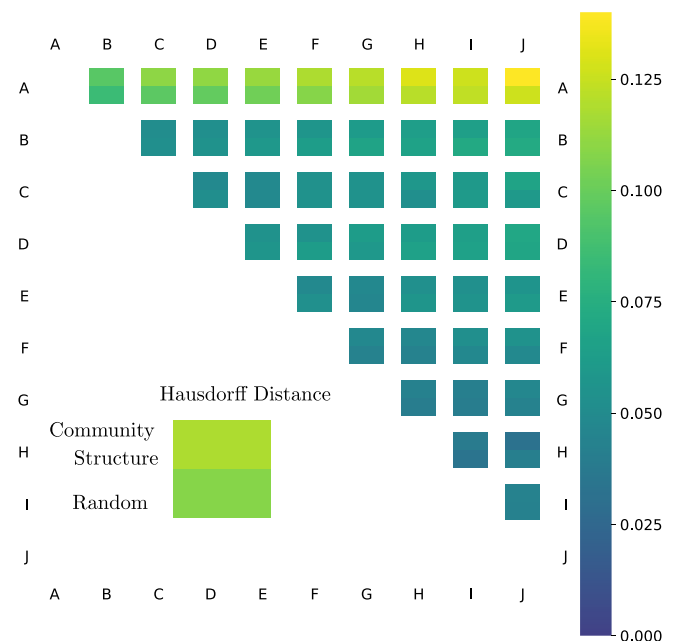


FIGURE 9 Hausdorff distance between fear of crimes for 10 different groups. These groups were labeled from A to J. They have incremental levels of susceptibility to crime, starting at 0.05 in A in steps of 0.05 until J

result in a high level of separation between groups, whereas allowing more interactions seem to reduce these distances. Note how the distances of the FoC of highly susceptible groups with other groups (orange and violet points) decrease when the level of interactions with other groups increase (going from poor to high interaction levels). In the case of random interactions, distances are similar to the ones observed for graphs with medium interactions, except for the distance between immune and highly susceptible groups.

3.4 | Effect of the level of increasing the number of groups

Figure 9 shows the Hausdorff distances of the FoC among 10 groups with increased levels of susceptibility to crime (from A to J), for community and random-based interaction scenarios.

In the community case (top of the squares), when the number interacting of groups increase, a similar effect of isolation in the FoC for the groups with the highest susceptibility to crime (see for instance column J) is obtained. This isolation effect vanishes for random interactions (bottom of the squares), which resulted in lower distances and more uniform distances.

3.5 | Sensitivity analysis

Figure 10 shows the Hausdorff distances of the FoC between different groups (immune–susceptible, immune–highly susceptible, and susceptible–highly susceptible) obtained by exploring different model parameters, namely, coefficient of memory loss (ψ), factor of influence of nonscared over others μ , and factor of influence of fearful over others ν . The darkest lines correspond to the average of these distances when one parameter varies, and the other two remain fixed, and the light areas the standard deviation of these distances.

In the three cases, there is a nonlinear dependence between the separation level and the explored parameters.

Interestingly, when ψ increased, the distances between groups have slowly grown until reaching a maximum in 0.98 and then sharply decreased. When ν increased, the gaps among groups also increased. Whereas varying μ resulted in a decrease in the distances

4 | DISCUSSION

This work studied the effect of establishing preferential interactions in the determination of FoC. Two models of underlying interactions among individuals were considered, namely, random and based on a network with community structure. Besides the effect of crime and memory loss, previously considered for related models, our simulations of FoC considered two additional main societal features: different levels of susceptibility to crime for different groups and simultaneous and preferential interactions with other group members. Our results suggest that these conditions may result in an isolation effect of the FoC, in which more susceptible populations may feel more FoC. Our results have multiple implications for decision makers and modellers involved in citizen security planning. Following, we discuss some of the most relevant points.

First, in communities in which members have a preferential interaction for other individuals in their group, the FoC at the group level is highly clustered, as observed in Figures 4 and 6. Previous studies suggested that spreading phenomena are strongly affected by the underlying communication network. In particular, the preferential interactions determined by networks with community-based interactions represent a determinant aspect of many information spreading processes (Liu & Hu, 2005; Wu & Liu, 2008). However, besides this phenomenon of contagion (Curiel & Bishop, 2018; Prieto Curiel & Bishop, 2017), our results state that in the case of FoC, the external input generated by different rates of crime victimization

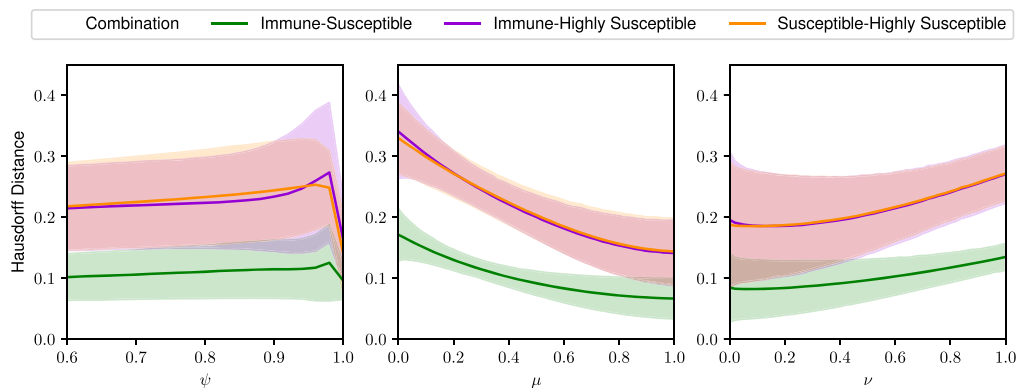


FIGURE 10 Sensitivity of the separation between groups, measured by the Hausdorff distance between fear of crimes, when different simulation parameters are considered. These graphs were obtained by varying each parameter and fixing the complementary ones. Solid line and shade areas represent the mean and standard deviation of distances obtained for each simulation, respectively

affecting different groups may also contribute to this dynamic. Specifically, by forcing a synchronization of opinions among group members. Interestingly, similar synchronization phenomena were also identified for simple spatio-temporal interaction models in other domains (Shu & Tadmor, 2019). The identification of this synchronization of the FoC may help, for instance, to decision makers to propose more precise strategies for FoC mitigation.

Second, the synchronization phenomena in community-based interactions promote an increase in the distances of FoC for different groups, resulting in a FoC isolation or polarization effect, as observed in Figures 8 and 9. Recent theoretical models have investigated the opinion polarization phenomena mainly focusing on the social interaction mechanism among subjects (Banisch & Olbrich, 2019). The proposed model considers a similar negotiation mechanism that is closely related to these approaches and which can be further studied from this perspective (Banisch & Olbrich, 2019). Importantly, this isolation in the FoC may also contribute to a biased perception of the global FoC because many decision makers in security likely belong to immune groups, perceiving just a limited view of the FoC situation.

Third, our results show the risk of groups with high susceptibility to being crime victim of having both, a high level of FoC (see Figure 4) and a high level of isolation (see Figure 6), for community-based interactions. Previous works have investigated the impact of different distributions on crime victimization; however, these works do not identify the most vulnerable groups (Curiel & Bishop, 2018). This observation is important because this population segment is commonly the most vulnerable one (Cohen et al., 1981). Interestingly, the simulations also suggest that contrary to the intuition, the strategies for mitigating the FoC, such as crime rate reduction, maybe not effective in closing gaps in FoC or decreasing the levels of FoC, as illustrated in Figure 7a. Besides, the isolation risk remains in the setting with a considerable number of groups (see Figure 9) and also for many interaction and memory loss scenarios (see Figure 10).

Finally, our findings remark the role of social cohesion for reducing the level of FoC. Figure 6 shows that the higher is the interaction among people, the lower is the level of isolation in the FoC. An extensive body of research suggests that overall welfare in a group is maximized when all individuals cooperate (Hauser et al., 2019). The models herein studied partially accounts for this kind of cooperation. Particularly, if we consider the strategy of negotiation of FoC, as a mechanism for decreasing levels of FoC in others, then connecting some individuals may help to decrease the levels of FoC. However, it is worthy to recall that the negotiation mechanisms also may promote fear

propagation, increasing the FoC (Curiel & Bishop, 2018). Further investigation is required to better understand this potentially useful mechanism for mitigation of the FoC.

5 | CONCLUSIONS

This paper studied the FoC diffusion when a complex network with community structure mediates interaction among subjects. For this, a model of FoC was formulated by considering crime susceptibility, memory loss, simultaneous and preferential communication of information between persons. Our simulations suggest that an isolation effect in the FoC can be observed for groups with low susceptibility to crime. This isolation effect is dependent on the level of interactions between members, and it is present when the susceptibility to crime and the number of communities increases.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was funded by the project Diseño y validación de modelos de analítica predictiva de fenómenos de seguridad convivencia para la toma de decisiones en Bogotá (BPIN: 2016000100036).

REFERENCES

- Banisch, S., & Olbrich, E. (2019). Opinion polarization by learning from social feedback. *The Journal of Mathematical Sociology*, 43(2), 76–103.
- Bettencourt, L. M., Cintrón-Arias, A., Kaiser, D. I., & Castillo-Chávez, C. (2006). The power of a good idea: Quantitative modeling of the spread of ideas from epidemiological models. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 364, 513–536.
- Box, S., Hale, C., & Andrews, G. (1988). Explaining fear of crime. *British Journal of Criminology*, 28(3), 340–356.
- Brader, T., Valentino, N. A., & Suhay, E. (2008). What triggers public opposition to immigration? Anxiety, group cues, and immigration threat. *American Journal of Political Science*, 52(4), 959–978.
- Brauch, H. G. (2005). *Threats, challenges, vulnerabilities and risks in environmental and human security*. Bonn, Germany: UNU-EHS.
- Cohen, L. E., Kluegel, J. R., & Land, K. C. (1981). Social inequality and predatory criminal victimization: An exposition and test of a formal theory. *American Sociological Review*, 505–524.
- Curiel, R. P., & Bishop, S. R. (2018). Fear of crime: The impact of different distributions of victimisation. *Palgrave Communications*, 4(1), 46.
- DeGroot, M. H. (1974). Reaching a consensus. *Journal of the American Statistical Association*, 69(345), 118–121.
- Douglas, M. (1986). *Risk acceptability according to the social sciences*, Vol. 11. New York, USA: Russell Sage Foundation.
- Girvan, M., & Newman, M. E. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, 99(12), 7821–7826.
- Grabosky, P. N. (1995). Fear of crime, and fear reduction strategies. *Current Issues in Criminal*, 7, 7.

- Hauser, O. P., Hilbe, C., Chatterjee, K., & Nowak, M. A. (2019). Social dilemmas among unequals. *Nature*, *572*, 524–527.
- Jia, P., MirTabatabaei, A., Friedkin, N. E., & Bullo, F. (2015). Opinion dynamics and the evolution of social power in influence networks. *SIAM review*, *57*(3), 367–397.
- Kozma, B., & Barrat, A. (2008). Consensus formation on adaptive networks. *Physical Review E*, *77*(1), 016102.
- Krause, U. (2000). A discrete nonlinear and non-autonomous model of consensus formation. *Communications in difference equations*, *2000*, 227–236.
- Largeron, C., Mougél, P.-N., Rabbany, R., & Zaane, O. R. (2015). Generating attributed networks with communities. *PLOS ONE*, *10*(4), 1–21.
- Lee, M. (2007). Inventing fear of crime: Criminology and the politics of fear. Cullompton: Willan.
- Liu, Z., & Hu, B. (2005). Epidemic spreading in community networks. *EPL (Europhysics Letters)*, *72*(2), 315.
- Malliaros, F. D., & Vazirgiannis, M. (2013). Clustering and community detection in directed networks: A survey. *Physics Reports*, *533*(4), 95–142.
- McMillon, D., Simon, C. P., & Morenoff, J. (2014). Modeling the underlying dynamics of the spread of crime. *PloS one*, *9*(4), e88923.
- McPherson, M., Smith-Lovin, L., & Cook, J. M. (2001). Birds of a feather: Homophily in social networks. *Annual review of sociology*, *27*(1), 415–444.
- Mucha, P. J., Richardson, T., Macon, K., Porter, M. A., & Onnela, J.-P. (2010). Community structure in time-dependent, multiscale, and multiplex networks. *Science*, *328*(5980), 876–878.
- Newburn, T. (2016). Social disadvantage: Crime and punishment. H. Dean, L. Platt (Eds.), *Social Advantage and Disadvantage*. Oxford: Oxford University Press.
- Palmer, C., Ziersch, A., Arthurson, K., & Baum, F. (2005). Danger lurks around every corner: Fear of crime and its impact on opportunities for social interaction in stigmatised Australian suburbs. *Urban Policy and Research*, *23*(4), 393–411.
- Prieto Curiel, R., & Bishop, S. (2017). Modelling the fear of crime. *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, *473*(2203). London, England.
- Qian, C., Cao, J., Lu, J., & Kurths, J. (2011). Adaptive bridge control strategy for opinion evolution on social networks. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, *21*(2), 025116.
- Rockafellar, R. T., & Wets, R. J.-B. (2009). *Variational analysis*, Vol. 317. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media.
- Ru, W., & Li-Ping, C. (2008). Opinion dynamics on complex networks with communities. *Chinese Physics Letters*, *25*(4), 1502.
- Schmidt, M. (2004). Investigating risk perception: A short introduction, Loss of agro-biodiversity in Vavilov centers, with a special focus of genetically modified organisms (GMOs), Vienna.
- Scott, J. (2000). *Social network analysis: A handbook*. 2nd edn sage publications.
- Short, J. F. (1984). The social fabric at risk: Toward the social transformation of risk analysis. *American Sociological Review*, *49*(6), 711–725.
- Shu, R., & Tadmor, E. (2019). Flocking hydrodynamics with external potentials. arXiv preprint arXiv:1901.07099.
- Si, X., Liu, Y., & Zhang, Z. (2009). Opinion dynamics in populations with implicit community structure. *International Journal of Modern Physics C*, *20*(12), 2013–2026.
- Sjöberg, L. (2000). Factors in risk perception. *Risk Analysis*, *20*(1), 1–11.
- Sjöberg, L., Moen, B.-E., & Rundmo, T. (2004). Explaining risk perception. An evaluation of the psychometric paradigm in risk perception research. *Rotunde Publikasjoner Rotunde*, *84*, 55–76.
- Skogan, W. G. (1987). The impact of victimization on fear. *Crime & Delinquency*, *33*(1), 135–154.
- Skogan, W. G., & Maxfield, M. G. (1981). *Coping with crime: Individual and neighborhood reactions* Edited by Skogan, W. G., & Michael G. M. Sage Publications Beverly Hills.
- Stauffer, D., & Sahimi, M. (2007). Can a few fanatics influence the opinion of a large segment of a society? *The European Physical Journal B*, *57*(2), 147–152.
- Tyler, T. R. (1984). Assessing the risk of crime victimization: The integration of personal victimization experience and socially transmitted information. *Journal of Social Issues*, *40*(1), 27–38.
- Wu, X., & Liu, Z. (2008). How community structure influences epidemic spread in social networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, *387*(2-3), 623–630.

How to cite this article: Pulido C, Prieto J, Gómez F. How The Social Interactions in Communities affect the Fear of Crime. *Syst Res*. 2019;36: 789–798. <https://doi.org/10.1002/sres.2645>

Bibliografía

- [1] W. G. Skogan and M. G. Maxfield, *Coping with crime : individual and neighborhood reactions / Wesley G. Skogan, Michael G. Maxfield*. Sage Publications Beverly Hills, 1981.
- [2] J. Garofalo, “The fear of crime: Causes and consequences,” *J. Crim. L. & Criminology*, vol. 72, p. 839, 1981.
- [3] D. A. Lewis, *Fear of crime: Incivility and the production of a social problem*. Routledge, 2017.
- [4] V. Autores, “Encuesta de percepción ciudadana 2019.”
url<http://www.bogotacomovamos.org/documentos/encuesta-de-percepcion-ciudadana-2019/>, 2019.
- [5] R. Hegselmann, U. Krause, *et al.*, “Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis, and simulation,” *Journal of artificial societies and social simulation*, vol. 5, no. 3, 2002.
- [6] J. A. Hołyst, K. Kacperski, and F. Schweitzer, “Social impact models of opinion dynamics,” in *Annual Reviews Of Computational PhysicsIX*, pp. 253–273, World Scientific, 2001.
- [7] R. B. Taylor and M. Hale, “Testing alternative models of fear of crime,” *J. Crim. L. & Criminology*, vol. 77, p. 151, 1986.
- [8] W. G. Skogan, “The impact of victimization on fear,” *Crime & Delinquency*, vol. 33, no. 1, pp. 135–154, 1987.
- [9] R. Prieto Curiel and S. Bishop, “Modelling the fear of crime,” *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 473, no. 2203, 2017.
- [10] C. Pulido and F. Gómez, “The role of communities in the fear of crime,” in *2019 4th World Conference on Complex Systems (WCCS)*, pp. 1–6, IEEE, 2019.
- [11] C. Pulido, J. Prieto, and F. Gómez, “How the social interactions in communities affect the fear of crime,” *Systems Research and Behavioral Science*, vol. 36, no. 6, pp. 789–798, 2019.

- [12] G. Cordner and B. K. Melekian, “Reducing fear of crime strategies for police,” *Office of Community Oriented Policing Services*, 2010.
- [13] J. Henig and M. G. Maxfield, “Reducing fear of crime: Strategies for intervention,” *Victimology*, vol. 3, no. 3-4, pp. 297–313, 1978.
- [14] G. L. Kelling, J. Q. Wilson, *et al.*, “Broken windows,” *Atlantic monthly*, vol. 249, no. 3, pp. 29–38, 1982.
- [15] W. Skogan, *The Various Meanings of Fear*, pp. 131–140. Enke, 1993.
- [16] C. Melde, M. T. Berg, and F.-A. Esbensen, “Fear, social interactions, and violence mitigation,” *Justice Quarterly*, vol. 33, no. 3, pp. 481–509, 2016.
- [17] R. P. Curiel and S. R. Bishop, “Fear of crime: the impact of different distributions of victimisation,” *Palgrave Communications*, vol. 4, no. 1, p. 46, 2018.
- [18] G. Canavos, P. Meyer, M. Spiegel, and S. Mendenhall, “Probabilidad y estadística,” *LICENCIATURA EN INGENIERÍA EN INFORMÁTICA*, vol. 28, 1988.
- [19] M. McPherson, L. Smith-Lovin, and J. M. Cook, “Birds of a feather: Homophily in social networks,” *Annual review of sociology*, vol. 27, no. 1, pp. 415–444, 2001.
- [20] M. E. J. Newman, “Mixing patterns in networks,” *Phys. Rev. E*, vol. 67, p. 026126, Feb 2003.
- [21] F. Sabatini, “La segregación social del espacio en las ciudades de américa latina,” tech. rep., Inter-American Development Bank, 2006.
- [22] M. E. J. Newman, “Modularity and community structure in networks,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 103, p. 8577–8582, May 2006.
- [23] M. Girvan and M. E. Newman, “Community structure in social and biological networks,” *Proceedings of the national academy of sciences*, vol. 99, no. 12, pp. 7821–7826, 2002.
- [24] A. Sîrbu, V. Loreto, V. D. Servedio, and F. Tria, “Opinion dynamics: models, extensions and external effects,” in *Participatory sensing, opinions and collective awareness*, pp. 363–401, Springer, 2017.
- [25] N. Gilbert, *Agent-based models*. Sage, 2008.
- [26] G. Weisbuch, G. Deffuant, F. Amblard, and J.-P. Nadal, “Interacting agents and continuous opinions dynamics,” in *Heterogenous agents, interactions and economic performance*, pp. 225–242, Springer, 2003.

-
- [27] M. H. DeGroot, "Reaching a consensus," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 69, no. 345, pp. 118–121, 1974.
- [28] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex optimization*. Cambridge university press, 2004.
- [29] A. E. Eiben, J. E. Smith, *et al.*, *Introduction to evolutionary computing*, vol. 53. Springer, 2003.
- [30] D. Beasley, D. R. Bull, and R. R. Martin, "An overview of genetic algorithms: Part 1, fundamentals," *University computing*, vol. 15, no. 2, pp. 56–69, 1993.
- [31] R. Muggah and K. A. Tobón, "Citizen security in latin america: Facts and figures," *Strategic paper*, vol. 33, 2018.
- [32] P. González, *Seguridad ciudadana*. Colección Cuadernos de seguridad y defensa, FLACSO, Sede Académica Guatemala, 2003.
- [33] E. C. NDUKWE, "Citizen security," *Tell Magazine. September*, vol. 28, pp. 60–61, 2009.
- [34] J. M. McGloin, C. J. Sullivan, and L. W. Kennedy, *When crime appears: The role of emergence*. Routledge, 2011.
- [35] D. Weatherburn *et al.*, "What causes crime?," *BOCSAR NSW Crime and Justice Bulletins*, p. 11, 2001.
- [36] G. S. Becker, "Crime and punishment: An economic approach," in *The economic dimensions of crime*, pp. 13–68, Springer, 1968.
- [37] L. Goodstein and R. L. Shotland, "The crime causes crime model: A critical review of the relationships between fear of crime, bystander surveillance, and changes in the crime rate," *Victimology*, vol. 5, no. 2–4, pp. 133–151, 1980.
- [38] D. F. Perilla Mesa *et al.*, "El bronx: Una república independiente del crimen organizado (2002-2016)," *Universidad Militar Nueva Granada*, 2017.
- [39] D. Watson, L. M. Johnson, N. Pino, and P. Morgan, "Police perceptions of residents in a high-crime area in trinidad and tobago: Community framing and crime wars," *Criminology & Criminal Justice*, p. 1748895819858372, 2019.
- [40] R. B. Taylor and J. Covington, "Community structural change and fear of crime," *Social problems*, vol. 40, no. 3, pp. 374–397, 1993.
- [41] R. Bianchi, "Tourism and the globalisation of fear: Analysing the politics of risk and (in) security in global travel," *Tourism and Hospitality Research*, vol. 7, no. 1, pp. 64–74, 2006.

- [42] B. Abizanda, J. Serra Hoffman, L. Marmolejo, and S. Duryea, "Citizen security: Conceptual framework and empirical evidence," tech. rep., Inter-American Development Bank, 2012.
- [43] T. P. Caldeira, "Fortified enclaves: The new urban segregation," in *The urban sociology reader*, pp. 419–427, Routledge, 2012.
- [44] T. Chiricos, M. Hogan, and M. Gertz, "Racial composition of neighborhood and fear of crime," *Criminology*, vol. 35, no. 1, pp. 107–132, 1997.
- [45] G. Cordner, "Reducing fear of crime: strategies for police. washington, dc: Us department of justice," 2010.
- [46] C. d. C. de Bogotá, "Encuesta de percepción y victimización 2018-ii," 2019.
- [47] D. Archer, R. Gartner, R. Akert, and T. Lockwood, "Cities and homicide: A new look at an old paradox," *comparative Studies in Sociology*, no. 1, 1978.
- [48] V. Spicer, *The Geometry of Fear; An Environmental perspective on Fear and the Perception of Crime*. PhD thesis, Arts & Social Sciences: School of Criminology, 2012.
- [49] K. F. Ferraro and R. L. Grange, "The measurement of fear of crime," *Sociological inquiry*, vol. 57, no. 1, pp. 70–97, 1987.
- [50] J. S. Zhao, B. Lawton, and D. Longmire, "An examination of the micro-level crime–fear of crime link," *Crime & Delinquency*, vol. 61, no. 1, pp. 19–44, 2015.
- [51] J. R. Porter, N. E. Rader, and J. S. Cossman, "Social disorganization and neighborhood fear: Examining the intersection of individual, community, and county characteristics," *American Journal of Criminal Justice*, vol. 37, no. 2, pp. 229–245, 2012.
- [52] A. Boholm, "Comparative studies of risk perception: a review of twenty years of research," *Journal of risk research*, vol. 1, no. 2, pp. 135–163, 1998.
- [53] R. B. Taylor, "Fear of crime, social ties, and collective efficacy: Maybe masquerading measurement, maybe déjà vu all over again," *Justice Quarterly*, vol. 19, no. 4, pp. 773–792, 2002.
- [54] J. Jackson and E. Gray, "Functional fear and public insecurities about crime," *The British Journal of Criminology*, vol. 50, no. 1, pp. 1–22, 2009.
- [55] L. Saad, "Worry about crime remains at last year's elevated levels," *Gallup News Service*, 2006.

- [56] I. Cano and E. Rojido, "Mapeo de programas de prevención de homicidios en américa latina y el caribe," *Laboratório de Análise da Violência Universidade do Estado do Rio de Janeiro*, 2016.
- [57] V. Ordonez and T. L. Berg, "Learning high-level judgments of urban perception," in *European Conference on Computer Vision*, pp. 494–510, Springer, 2014.
- [58] S. F. Acosta and J. E. Camargo, "City safety perception model based on visual content of street images," in *2018 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2)*, pp. 1–8, IEEE, 2018.
- [59] A. J. Park, *Modeling the role of fear of crime in pedestrian navigation*. PhD thesis, School of Interactive Arts & Technology-Simon Fraser University, 2008.
- [60] L. Huddy, S. Feldman, T. Capelos, and C. Provost, "The consequences of terrorism: Disentangling the effects of personal and national threat," *Political Psychology*, vol. 23, no. 3, pp. 485–509, 2002.
- [61] M. Warr, "Fear of crime in the united states: Avenues for research and policy," *Criminal justice*, vol. 4, no. 4, pp. 451–489, 2000.
- [62] M. H. Moore and A. Braga, "The "bottom line" of policing: What citizens should value (and measure!) in police performance," in *Washington, DC: Police Executive Research Forum* [http://www. policeforum. org/library/policeevaluation/BottomLineofPolicing. pdf](http://www.policeforum.org/library/policeevaluation/BottomLineofPolicing.pdf), 2003.
- [63] G. L. Kelling, T. Pate, D. Dieckman, and C. Brown, *The Kansas City Preventive Patrol Experiment: A Technical Report*. Police Foundation Washington, DC, 1974.
- [64] W. Spelman and D. K. Brown, "Calling the police," in *Washington, DC: Police Executive Research Forum*, 1982.
- [65] P. W. Greenwood, J. Chaiken, J. R. Petersilia, L. Prusoff, *et al.*, "The criminal investigation process: Observations and analysis," *The Rand Corporation*, 1975.
- [66] D. Dalglish and A. Myhill, *Reassuring the Public: A Review of the International Policing Interventions*. Home Office Research, Development and Statistics Directorate, 2004.
- [67] B. C. Welsh and D. P. Farrington, "Surveillance for crime prevention in public space: Results and policy choices in britain and america," *Criminology & Public Policy*, vol. 3, no. 3, pp. 497–526, 2004.

- [68] M. C. Scheider, T. Rowell, and V. Bezdikian, "The impact of citizen perceptions of community policing on fear of crime: Findings from twelve cities," *Police Quarterly*, vol. 6, no. 4, pp. 363–386, 2003.
- [69] D. D. Perkins and R. B. Taylor, "Ecological assessments of community disorder: Their relationship to fear of crime and theoretical implications," in *Ecological research to promote social change*, pp. 127–170, Springer, 2002.
- [70] Y. Xu, M. L. Fiedler, and K. H. Flaming, "Discovering the impact of community policing: The broken windows thesis, collective efficacy, and citizen's judgment," *Journal of Research in crime and Delinquency*, vol. 42, no. 2, pp. 147–186, 2005.
- [71] A. Pate, M. A. Wycoff, W. G. Skogan, and L. W. Sherman, "Reducing fear of crime in houston and newark," *Washington, DC: Police Foundation*, 1986.
- [72] M. Z. Ndi, E. Carnia, and A. K. Supriatna, "Mathematical models for the spread of rumors: a review," in *Issues and Trends in Interdisciplinary Behavior and Social Science*, pp. 65–73, CRC Press, 2018.
- [73] C. E. Walters, M. M. Meslé, and I. M. Hall, "Modelling the global spread of diseases: A review of current practice and capability," *Epidemics*, vol. 25, pp. 1–8, 2018.
- [74] M. Janssen and E. Ostrom, "Empirically based, agent-based models," *Ecology and society*, vol. 11, no. 2, 2006.
- [75] P. Cane and H. Kritzer, *The Oxford handbook of empirical legal research*. OUP Oxford, 2010.
- [76] D. McMillon, C. P. Simon, and J. Morenoff, "Modeling the underlying dynamics of the spread of crime," *PloS one*, vol. 9, no. 4, p. e88923, 2014.
- [77] C. Zhang, M. Jain, R. Goyal, A. Sinha, and M. Tambe, "Learning, predicting and planning against crime: Demonstration based on real urban crime data," in *Proceedings of the 2015 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pp. 1911–1912, International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2015.
- [78] Z. Liu and B. Hu, "Epidemic spreading in community networks," *EPL (Europhysics Letters)*, vol. 72, no. 2, p. 315, 2005.
- [79] X. Wu and Z. Liu, "How community structure influences epidemic spread in social networks," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 387, no. 2-3, pp. 623–630, 2008.

- [80] T. Newburn, “Social disadvantage: Crime and punishment,” *Social advantage and disadvantage*, pp. 322–40, 2016.
- [81] C. Palmer, A. Ziersch, K. Arthurson, and F. Baum, “Danger lurks around every corner: fear of crime and its impact on opportunities for social interaction in stigmatised australian suburbs,” *Urban Policy and Research*, vol. 23, no. 4, pp. 393–411, 2005.
- [82] X. Si, Y. Liu, and Z. Zhang, “Opinion dynamics in populations with implicit community structure,” *International Journal of modern physics C*, vol. 20, no. 12, pp. 2013–2026, 2009.
- [83] W. Ru and C. Li-Ping, “Opinion dynamics on complex networks with communities,” *Chinese Physics Letters*, vol. 25, no. 4, p. 1502, 2008.
- [84] F. D. Malliaros and M. Vazirgiannis, “Clustering and community detection in directed networks: A survey,” *Physics Reports*, vol. 533, no. 4, pp. 95–142, 2013.
- [85] C. Llargeron, P.-N. Mougél, R. Rabbany, and O. R. Zaïane, “Generating attributed networks with communities,” *PLOS ONE*, vol. 10, pp. 1–21, 04 2015.
- [86] B. Kozma and A. Barrat, “Consensus formation on adaptive networks,” *Physical Review E*, vol. 77, no. 1, p. 016102, 2008.
- [87] C. Qian, J. Cao, J. Lu, and J. Kurths, “Adaptive bridge control strategy for opinion evolution on social networks,” *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, vol. 21, no. 2, p. 025116, 2011.
- [88] D. Stauffer and M. Sahimi, “Can a few fanatics influence the opinion of a large segment of a society?,” *The European Physical Journal B*, vol. 57, no. 2, pp. 147–152, 2007.
- [89] P. Jia, A. MirTabatabaei, N. E. Friedkin, and F. Bullo, “Opinion dynamics and the evolution of social power in influence networks,” *SIAM review*, vol. 57, no. 3, pp. 367–397, 2015.
- [90] R. T. Rockafellar and R. J.-B. Wets, *Variational analysis*, vol. 317. Springer Science & Business Media, 2009.
- [91] J. Saramäki, M. Kivelä, J.-P. Onnela, K. Kaski, and J. Kertész, “Generalizations of the clustering coefficient to weighted complex networks,” *Physical Review E*, vol. 75, Feb 2007.
- [92] W. J. C. W. H. Cunningham and W. R. P. A. Schrijver, “Combinatorial optimization,” 1997.

-
- [93] B. P. Veldkamp, “Computerized test construction,” in *International Encyclopedia of the Social Behavioral Sciences (Second Edition)* (J. D. Wright, ed.), pp. 510 – 514, Oxford: Elsevier, second edition ed., 2015.
- [94] J. Gomez, “Self adaptation of operator rates in evolutionary algorithms,” in *Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pp. 1162–1173, Springer, 2004.