



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE CIENCIAS

SIMULACIÓN DE LA AYUDA HUMANITARIA EN DESASTRES
NATURALES (SISMOS) CON MODELACIÓN BASADA EN
AGENTES

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

ACTUARIO

PRESENTA:

DAVID MIRANDA BECERRIL

DIRECTOR DE TESIS:

DRA. BIBIANA OBREGÓN QUINTANA



CIUDAD UNIVERSITARIA, CD. Mx.

JUNIO, 2021



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

**Simulación de la ayuda humanitaria en desastres naturales
(sismos) con Modelación Basada en Agentes**

por

David Miranda Becerril

Tesis presentada para obtener el grado de

Actuario

en la

FACULTAD DE CIENCIAS

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

Ciudad universitaria, CD. Mx.. Junio, 2021

*Las consecuencias de un acto
afectan a la probabilidad de que
se produzca de nuevo*
B. F. SKINNER

Agradecimientos

Quiero agradecer a todas las personas que hicieron esto posible, empezando por mi asesora, la Dra. Bibiana Obregón, por su increíble trato humano, sus consejos y, sobre todo, por su infinita paciencia.

Quiero agradecer a las personas que fueron mis sinodales: el Dr. Pedro Miramontes, el Dr. Francisco Sevilla, al Dr. Roman Mora y al M. en C. Augusto Cabrera. a ellos doy gracias por sus palabras de aliento y la motivación que me brindaron al final de este proceso, y también por el grado de compromiso que tuvieron desde el inicio.

Tengo un agradecimiento especial para el personal encargado de los tramites en la Facultad de Ciencias. En general siento que los trámites fueron rápidos (no es necesario poner cara de escéptico, lo digo en serio), y eso teniendo en consideración la pandemia de que azota estos lares.

Agradezco a mi familia por todo lo que me ha brindado. A mi mama por sus palabras de aliento y apoyo en todo momento, y a mi hermana por su ayuda cuando se lo pedí.

Un agradecimiento muy especial a todas las personas que tuvieron que soportar mis *crisis tesis*. A Pablo que en más de una ocasión me hizo entrar en razón, a mis inseparables amigos de CCH, *la trola* y *el chumby* que me animaron durante mis días más grises y, por último, pero no menos importante, a Oscar, que fue mi guía espiritual para los tramites y un apoyo vital para este trabajo y también un buen amigo durante la carrera.

Quiero agradecer de manera muy especial a *Fubini*, pero no el matemático de las integrales, es alguien *un poco más bichón y un poco más esponjoso*, me refiero a mi perrito que se desveló conmigo, siempre atento al monitor, cuidándome las espaldas, hecho *cuernito* en alguna esquina de la cama, presente en todas las horas en las que nadie más estuvo.

Por último, quiero agradecerte a ti que abriste esta tesis, no sé si estés haciendo *autostop* con los trabajos de esta plataforma con la esperanza de llegar a tu destino, o que simplemente hayas entrado por curiosidad. Muchas gracias y suerte en tu travesía.

Índice general

Introducción	1
1. Antecedentes	5
1.1. Siniestros	5
1.2. Psicología	9
1.2.1. Experimentos de Psicología enfocados al Altruismo y Conducta	11
2. Marco teórico	15
2.1. Teoría de Redes	15
2.1.1. Definiciones de la Teoría de Redes	20
2.1.2. Teoría de redes	20
2.1.2.1. Matriz de Adyacencia (sociomatriz)	20
2.1.2.2. Vecindad	21
2.1.2.3. Díadas y Tríadas	23
2.1.2.4. Distribución de grado	24
2.2. Modelación Basada en Agentes	25
2.2.1. Antecedentes de MBA	25
2.2.2. Supuestos Generales de los MBA	28
2.2.3. Netlogo y los Datos	30
2.3. Sistemas Complejos	31
3. Metodología	37
3.1. Modelación de la Red	39

3.1.1. Supuestos del Modelo	39
3.1.2. La Estructura del Modelo	41
3.1.3. Experimento in silico	45
4. Análisis y Resultados	48
Conclusiones	60
Anexo	62
Anexo A: Otros valores iniciales	62
Anexo B: Distribuciones de probabilidad	63
Anexo C: Código	70
Referencias	75

Índice de tablas

2.1. Ejemplo de lista de tortugas que genera NetLogo.	31
4.1. Ajuste de distribuciones.	50
4.2. Personas al inicio y el tiempo final	54
4.3. Clique maximal para diferentes valores iniciales durante la simulación	57
4.4. Coeficiente de aglomerado para distintos valores iniciales	58
4.5. Ajuste de distribuciones para 75 y 150 nodos iniciales.	63

Índice de figuras

2.1. Puentes de Königsberg	15
2.2. Abstracción por Euler	16
2.3. Sociograma	17
2.4. Algoritmo Erdős y Rényi	18
2.5. Red de libre escala	19
2.6. Red ejemplar	21
2.7. Red aleatoria y libre escala	25
2.8. Columna	27
2.9. La energía que disipan diferentes mamíferos (West, 2017).	34
3.1. Cercanía	43
3.2. Libre escala vs Poisson	45
3.3. diagrama a grandes rasgos de los pasos del modelo.	47
4.1. tiempo cero con 300 nodos	49
4.2. tiempo cero con 600 nodos	49
4.3. tiempo 12 con 150 nodos	50
4.4. tiempo 12 con 300 nodos	51
4.5. tiempo 12 con 600 nodos	51
4.6. tiempo 36 con 150 nodos	52
4.7. tiempo 36 con 300 nodos	53
4.8. tiempo 36 con 600 nodos	53
4.9. Escalabilidad.	55

4.10. Densidad para 600 nodos iniciales.	56
4.11. Tabla comparativa.	59
4.12. tiempo cero con 75 nodos	62
4.13. tiempo cero con 150 nodos	63
4.14. Función de densidad y de distribución para una uniforme (Rincón,2014).	64
4.15. Función de densidad para una binomial negativa con parámetros $r = 5, x = .5$ (Rincón, 2014).	65
4.16. Función de densidad para una variable poisson con $\lambda = 2$ (Rincón,2014).	66

Introducción

El ser humano ha mostrado ser capaz de formar organizaciones de trabajo en equipo, ya sea para hacer funcionar una ciudad, una casa, practicar algún deporte, etc. Estas actividades requieren de coordinación, cooperación y comunicación entre las personas involucradas, para aumentar la posibilidad de éxito, y aprovechar mejor los recursos disponibles.

Por ejemplo, un restaurante que debe atender a los clientes necesita una estructura de organización especial, es importante que se dividan las tareas por áreas, cada área con su propio encargado y con sus subordinados, los cuales saben el objetivo del equipo al que pertenecen, además, ya que las labores no suelen estar relacionadas, no importa si la persona que lava los platos no sabe cómo preparar un platillo ni que un cocinero no sepa lavar platos. Otro ejemplo puede ser una escuadra en el ejército (4 personas) tiene otros objetivos como asegurar una zona, posicionarse estratégicamente, etc. En la escuadra, todos sus miembros se conocen, mantienen comunicación directa entre ellos y tienen un solo líder inmediato, y un aspecto importante es que sus miembros ejecutan las mismas actividades.

Como se ve en el párrafo anterior, no se puede usar la misma estructura para todas las actividades, es necesario cambiarla de acuerdo al objetivo, los recursos, el tiempo, el tamaño del proyecto, etc. Sin embargo, comparten cualidades como, tener un líder (proclamado o no), objetivos fijos, buscar un beneficio, y que, como es el caso de grupos jerarquizados, si alguno de sus miembros falla, el equipo también fallará pues las actividades de los integrantes afectan a las funciones de los otros integrantes.

La organización es clave en situaciones en donde se puedan perder vidas humanas. Los ejemplos por excelencia son los desastres naturales, que a lo largo de la historia han cobrado millones de vidas humanas y generado pérdidas monetarias incalculables. El inminente riesgo ante los desastres naturales ha llevado a la humanidad a crear estrategias para minimizar su impacto, a este conjunto de actividades que tienen el fin de ayudar a las zonas vulnerables ante desastres, se le llama *protección civil*.

En México existe el *Sistema Nacional de Protección Civil*:

“El Sistema Nacional de Protección Civil es un conjunto orgánico y articulado de estructuras, relaciones funcionales, métodos, normas, instancias, principios, instrumentos, políticas, procedimientos, servicios y acciones, que establecen corresponsablemente las dependencias y entidades del sector público entre sí, con las organizaciones de los diversos grupos voluntarios, sociales, privados y con los Poderes Legislativo, Ejecutivo y Judicial, de los organismos constitucionales autónomos, de las entidades federativas, de los municipios y las demarcaciones territoriales, a fin de efectuar acciones coordinadas, en materia de protección civil” (SEGOB, 2018).

Dentro del Sistema de Protección Civil Nacional se encuentran la Dirección General de Protección Civil y la Coordinación Nacional de Protección Civil (<https://www.proteccioncivil.cdmx.gob.mx/>), encargadas de legislar, vigilar y administrar la protección civil del país. Debido a que las necesidades de cada región son distintas, cada entidad cuenta con su propio plan en caso de desastres, dicho plan es propuesto por el grupo de protección civil de cada zona y posteriormente, es autorizado por la Dirección Nacional de Protección Civil.

La protección civil como grupo, posee protocolos, coordinación y personas capacitadas para dichas tareas. Existe jerarquía dentro de su grupo, líderes y sublíderes encargados de tareas específicas, y como en los ejemplos anteriores, sus pérdidas y beneficios son muy distintos, porque depende de la zona en donde se despliegue. Por ejemplo, en zonas costeras es posible evacuar una población relativamente pequeña haciendo que las pérdidas sean solamente materiales, sin que ninguna persona resulte herida, sin embargo, en zonas en donde el desastre sea una sequía prolongada, no es necesario evacuar a la población, basta con tener suficientes reservas de agua o mejor aún, contar con suministros alternos de agua.

En la mayoría de los desastres naturales es casi imposible dimensionar con exactitud el daño que dejarán a su paso, con suerte se tendrán unas horas para prepararse ante ellos, como el caso de huracanes, en donde los servicios meteorológicos pueden detectar a unos kilómetros que el peligro se aproxima. Pero en el caso de los terremotos, se tienen (con mucha suerte) unos

pocos segundos para reaccionar y ponerse a salvo.

Ahora bien, en cuanto un terremoto azota una región, muy pronto comienzan las labores de ayuda. Las alertas llegan a los grupos de protección civil que inmediatamente ponen en acción su plan frente a la contingencia. A pesar de tener un plan bien elaborado y pensado de forma específica para la ocasión, los grupos de protección civil tienen muy poco (pero crítico) tiempo de llegada a la zona.

Por otro lado, las personas que se encuentren cerca de la zona de desastre, intentarán ayudar lo más posible dentro de sus posibilidades. Muchas de estas personas no están organizadas en un principio, y pueden no tener conocimiento sobre qué hacer al respecto (cuando el siniestro no es algo común en la zona), incluso pueden llegar a poner a los afectados en mayor riesgo o poner en riesgo sus propias vidas.

Sin embargo, un grupo no necesariamente requiere estar organizado anteriormente para funcionar, pues se puede dar el caso en que se auto organice, es decir, que se formen estructuras de manera espontánea a través del tiempo que permitan el buen funcionamiento del grupo.

Existe otra propiedad ligada a los sistemas complejos, la propiedad de escalabilidad, que responde a la incógnita de cómo responde el grupo cuando el tamaño crece, por ejemplo, una compañía no duplicara sus ganancias con el doble de personal, ni las carreteras de una ciudad se duplicaran si se dobla la población.

Con base en todo lo anterior, el **objetivo principal** de este trabajo es probar que una mayor cantidad de personas no se traduce en una ayuda proporcional, es decir, la propiedad de escalamiento para sistemas complejos. Un objetivo secundario es analizar las diferentes formas en que se organizan las personas que no forman parte de un grupo fijo, esto es, la propiedad de auto organización. Se trabajará desde el punto de vista de la Teoría de Redes, Sistemas Complejos y con herramientas de Modelación Basada en Agentes.

El problema se planteará a partir de nodos (personas) y arcos (relación de colaborar con otra persona), se harán simulaciones de las diferentes estructuras conocidas y se buscarán valores de interés. Por ejemplo, qué tan conectadas estuvieron las personas, la facilidad para comunicarse dentro de la misma, las comunidades existentes que son importantes para que haya un equilibrio en la repartición de tareas, dar seguimiento al tamaño del grupo de ayuda más grande que resulta después de varias iteraciones y ver la resistencia que muestra la red ante la desertión de los integrantes.

Este trabajo está dividido en cuatro capítulos y un anexo:

Capítulo 1: Antecedentes. En este capítulo se mostrará un pequeño panorama de los hechos que han ocurrido en torno a los terremotos en México y experimentos de otras áreas del conocimiento, como la psicología.

Capítulo 2: Marco teórico. Abarca las definiciones de la Teoría de Redes y un resumen histórico, así como los conceptos de la Modelación Basada en Agentes (MBA).

Capítulo 3: Metodología. Se encuentran los pasos seguidos para la elaboración del modelo usado en este trabajo. Se explican los supuestos que usa el modelo, y la ejecución del mismo.

Capítulo 4: Análisis y Resultados. Se presentan los resultados que se obtuvieron después de aplicar el modelo en una simulación por computadora.

Capítulo 1

Antecedentes

En este capítulo se mostrará un pequeño panorama de los hechos que han ocurrido en torno a los terremotos en México y experimentos de otras áreas del conocimiento, como la psicología, relacionados con la conducta y el comportamiento.

1.1. Siniestros

La cooperación entre individuos ha existido desde tiempos muy remotos, cuando las primeras células se agruparon en cuerpos especiales para la reproducción, empezaron a competir y a cooperar entre ellos para reproducirse y sobrevivir, luego llegaron los organismos más complejos, y con ellos, otras maneras cooperación que les permitieron sobrevivir a los tiempos de escasez y perdurar como especie (Valiente, 2002).

La cooperación entre individuos puede existir sin importar quiénes sean los integrantes. Esto es, un grupo de bacterias que, a pesar de no tener capacidad para razonar, logran crear formaciones para expulsar a intrusos dentro de su comunidad, obtener nutrientes del exterior de manera mas fácil, o bien, para la colonización de nuevos nichos (Valiente, 2002).

Con el paso de los años, se va perfeccionando la manera en que cada especie se organiza, el caso de importancia para este trabajo es la organización humana durante una situación emergente,

como un terremoto.

La cooperación entre individuos resulta natural entre los miembros de alguna camada, jauría, parvada, etc., pues de ello depende la supervivencia del grupo, pero lo más impresionante son las estructuras que establecen de manera emergente. Por ejemplo, la típica formación en triángulo que hacen algunos patos para migrar, optimiza la energía necesaria para el viaje, las corrientes de aire que se generan por los patos de adelante, ayudan a los patos que van detrás a gastar menos energía en su aleteo (Steven J. Portugal y cols., 2014).

Los lobos salvajes también son un excelente ejemplo de organización y cooperación que hay entre individuos. Al cazar, adoptan formaciones especiales para separar, acorralar y atacar a la presa, todo por el bien de la jauría e implícitamente, para preservar su especie.

Ahora bien, la organización y la cooperación entre seres humanos se ha visto desde la formación de tribus hasta la construcción de grandes ciudades, los seres humanos se han tenido que enfrentar a distintas adversidades, por ejemplo, hambruna, guerras, expansión de territorio y desastres naturales, y han salido adelante gracias al avance científico, político y a la cooperación entre los habitantes. El ser humano tiene, por un lado, una parte instintiva ligada a sus mecanismos de supervivencia, y también posee una capacidad de razonamiento muy alta, estas dos cualidades entran en juego a la hora de formar grupos, e influyen en el comportamiento del equipo.

Por otra parte, en cualquier momento puede ocurrir un desastre, ya sea un terremoto, una erupción volcánica, un incendio, un maremoto o una inundación dependiendo de la zona en que se vive. Los daños y pérdidas ocasionados por el evento, varían dependiendo de las características de la catástrofe y de las medidas que se tomen antes, durante y después del evento.

Un ejemplo de un incendio inesperado que se propaga a un área mayor es *El gran incendio de Chicago* (Chicago-Estados Unidos, 1871), donde un pequeño incendio se propagó con mucha facilidad en la ciudad. Las circunstancias fueron clave para que ocurriera ese desastre: hubo

mucho viento, las casas y algunas partes de las calles eran de madera y las personas no estaban preparadas para enfrentar un evento de esa magnitud.

En 1883, el volcán Krakatoa en Indonesia, hizo una fuerte erupción, liberó nueve kilómetros cúbicos de magma destruyendo toda la isla, esto provocó cambios en las puestas de sol alrededor del mundo en ese instante. La única manera de salvarse era saliendo de la isla y alejándose muchos kilómetros para que la nube de cenizas no dañara la salud (Austin, 1983).

Otro tipo de eventos son los huracanes, que tienen la particularidad de que pueden ser observados a varios kilómetros mediante equipo especializado, esto ayuda para evacuar a las personas de la región o para organizar albergues y grupos de ayuda para cuando el desastre ocurra. Sin embargo, aún no es posible predecir el daño futuro, huracanes con un alto grado de destrucción, han terminado en tormentas tropicales antes de llegar a las costas de los países, y también ocurre lo contrario, que un huracán pequeño termina por convertirse en un huracán más destructivo cuando azota las costas de una región.

Para poder enfrentar el desastre, es necesaria la organización en grupos, ya sea por organizaciones formales o por personas comunes, pero la realidad es que las primeras personas en reaccionar son aquellas que están cerca de donde ocurrió el desastre (pues se enteran en el momento que suceden las cosas). En una casa que se incendia, los primeros en acudir con baldes de agua son los vecinos antes que los bomberos, en un derrumbe, son las personas que estaban en el momento del mismo, las que comienzan a remover escombros mucho antes de que protección civil mande sus brigadas.

A pesar de ser las personas comunes las primeras en ayudar, sin una organización adecuada puede resultar contraproducente, por ejemplo, una casa se incendia y los vecinos corren con baldes para traer agua de un arroyo cercano, donde todos corren al mismo tiempo, con riesgo de chocar entre ellos, lesionarse y, sobre todo, cansarse y no apagar el incendio. Para este tipo de evento ya existe una mejor manera de organizarse, que es colocarse en fila desde el arroyo o fuente de agua hasta el edificio e ir pasando el balde de mano en mano, así el agua llega más

rápido y las personas evitan accidentes, además, puede durar mucho más tiempo gracias a que las personas se cansarán menos.

Los individuos crearán pequeños grupos dónde interactuarán y combinarán sus habilidades para lograr su cometido. Estos grupos a su vez interactuarán con otros grupos dando lugar así al fenómeno de la cooperación a nivel macro.

Por otro lado, el ser humano, a lo largo de la historia, ha sido testigo de una gran diversidad de problemas asociados a desastres naturales, esto ha contribuido a formar una cultura de prevención dependiendo de la región en cuestión, es decir, en países donde la actividad sísmica es muy alta, las construcciones deben cumplir con algunos estándares de seguridad acordes al tipo de riesgo de la zona. Por ejemplo, en Chile, que es una ciudad altamente sísmica, las normas exigen que, en algunas regiones del país, las construcciones sean de hormigón armado y tengan disipadores de energía. Por desgracia, las regulaciones han sido creadas con base en la experiencia del país. En general, no se implementan regulaciones más estrictas hasta que ocurre un siniestro de mayor magnitud. Por otro lado, las regulaciones pueden existir, pero los habitantes, constructoras o autoridades hacen caso omiso de ellas, ya sea por falta de conocimiento o por falta de recursos o por exceso de confianza (Zamorano, 2015).

En México han ocurrido varios desastres naturales, por ejemplo, lluvias e inundaciones en Tabasco (2007), el huracán Wilma (2005), el huracán Diana (1990), el sismo de 1985 y el ocurrido en 2017, solo por nombrar algunos de los más fuertes. Debido a estos sucesos, las autoridades mexicanas han creado planes de emergencia y medidas de acción en caso de desastres naturales. De hecho, en el terremoto de 1985, no existían protocolos claros para un desastre de esa magnitud, las líneas de comunicación quedaron saturadas debido a que eran pocas y por las llamadas de pánico que hizo la gente para saber si sus familiares o amigos estaban bien, además, se corrieron rumores falsos acerca de la situación de algunas zonas e incluso se saltaron procedimientos de rescate que costaron vidas. Posterior a este desastre, se crearon mejores planes para este tipo de desastres, planes que hasta la fecha siguen en constante mejora.

Con el terremoto del 19 de Setiembre de 2017, la población mexicana mostró mayor madurez para enfrentar la situación, el incremento de las líneas de comunicación permitió una mayor capacidad de respuesta ante las llamadas de pánico. A pesar de que los rumores eran difundidos con mayor facilidad, gracias a los teléfonos celulares y el Internet, también fueron desmentidos por esos medios, de la misma manera, la organización para repartir víveres por parte de los civiles también mejoró. Esto es, gracias a los grupos y asociaciones que surgieron en el terremoto de 1985.

1.2. Psicología

Para los psicólogos, la conducta es uno de los principales temas de estudio. Ha sido abordada durante décadas y, por ende, hay varias corrientes que pretenden dar una explicación sobre los procesos mentales que ocurren para que la conducta se manifieste. Casi de manera innegable, podemos hablar del *conductismo* como una de las corrientes más conocidas en el mundo, sin mencionar que es de las pocas que basan sus conjeturas en experimentos realizados con el rigor característico de las *ciencias exactas*, llevando a cabo mediciones de la manera más precisa posible (Skinner, 1970).

Sin embargo, el mayor problema para poder explicar la conducta, es que hay muchas variables en juego. Existen, factores ambientales como la temperatura, el espacio, la hora, la cantidad de luz, la humedad; y también variables que difícilmente se pueden compactar en algún valor numérico, como los valores del individuo, los valores de la sociedad en la que se desarrolla, la información que tiene el individuo acerca de los objetos a su alrededor, los aprendizajes adquiridos durante su vida, la carga religiosa que le ha dado a su conducta, etc. (Skinner, 1970).

La buena noticia es que, el universo de variables puede reducirse si se conoce la situación a explicar. Por ejemplo, si se realizara un experimento para observar si una persona tomará un vaso de agua, y, además, se hiciera a la mitad de un desierto después de un tiempo de estar caminando, casi seguramente no importarán variables de ningún tipo. En este caso será muy probable que el individuo tome el vaso de agua dependiendo solo de su estado físico sin importar

las otras variables.

Para algunas personas resulta natural afirmar que la conducta proviene de un proceso de toma de decisiones, que son tomadas por el individuo de la manera más racional posible. Como se ve en la sección acerca del *modelo basado en agentes* (sección 2.2), la conducta que siguen las personas hacia ciertos eventos es para obtener el mayor beneficio posible, ya sea en alguna unidad monetaria, posición de poder, cantidad de algún bien, estatus social individual, gratificación moral, etc. Esta idea no está del todo incorrecta, en algunas circunstancias en donde las personas están forzadas a actuar de manera racional (alguna economía, por ejemplo) es totalmente válido.

Incluso, dentro de los modelos que sugieren que los agentes sigan un comportamiento racional, existe una teoría que supone que los agentes actúan de manera racional hasta donde les es posible. Se rompe el supuesto de que los agentes tienen una visión completa de lo que ocurre a cada momento y en todo lugar de la red, lógicamente esta suposición es correcta pues incluso en los mercados más transparentes, ninguna persona posee información acerca de todas las demás personas, y a su vez la información es no instantánea. A estos modelos se les conoce como de *racionalidad acotada* (Cadauid, Valencia-Arias, y Awad, 2012).

Los modelos de racionalidad acotada propuestos por Herbert Simón, suponen que la cognición humana es limitada e imperfecta. Simón sostiene que las personas no siempre escogen la mejor opción, ya que depende de la cantidad de información de que disponen, de la capacidad cognitiva y del tiempo disponible (Simon, 1987).

Es preciso comprender que los seres humanos no son enteramente racionales. Gran parte de los orígenes de la conducta son aún desconocidos por la ciencia, sin embargo, algunas teorías han sido ampliamente aceptadas por la comunidad científica, como la idea de que parte del comportamiento está vinculado con las acciones de las personas que las rodean (imitación); que está relacionado con el ambiente en donde suceden los eventos; que el tiempo influye en la toma de decisiones (Accinelli y Carrera, 2012).

1.2.1. Experimentos de Psicología enfocados al Altruismo y Conducta

Con el fin de obtener patrones de conducta, se han realizado numerosos experimentos con situaciones controladas. En este trabajo, son de interés los estudios relacionados con el altruismo y la cooperación.

En 1973, Leonard Bickman y Mark Kamzan diseñaron un experimento sobre cómo afecta la percepción de una persona a la hora de decidir a quién ayudar. El experimento fue en un ambiente de supermercado, en las cajas. Se pusieron dos situaciones distintas, en la primera, una mujer compraba algún producto de primera necesidad, como leche, jabón, carne, etc., y al momento de pagar le faltaba dinero. La segunda situación difería solamente en el artículo, que fue reemplazado por un artículo de lujo. Se encontró que las personas tendían a ayudar más con el artículo de primera necesidad que con el de lujo. Se concluyó que es más probable ayudar a quien se cree que lo merece (Bickman y Kamzan, 1973).

En 1980, Abraham Tesser y Jonathan Smith hicieron un experimento donde involucraron varios grupos de amigos. En el experimento los participantes tenían maneras de ayudarse entre ellos. Mostraron que, es menos probable recibir ayuda de un desconocido que de un amigo, es decir, una persona ayuda más a un conocido o a alguien que le sea agradable (incluso físicamente) (Tesser y Smith, 1980).

En 1986 Samuel L. Gaertner y Jhon F. Dovidio, realizaron un experimento en el cual personas de diferentes etnias debían testificar contra una etnia en específico. Se encontraron dos cosas importantes, la primera es que no existe discriminación racial cuando los hechos son evidentes y, el otro resultado es que, cuando la situación es ambigua, las personas favorecerán a su grupo o etnia. En resumen, las personas ayudarán a las personas que perciban como sus semejantes (Dovidio y Gaertner, 2000).

Por otra parte, el tiempo es un factor clave para tomar decisiones, sobre todo en situaciones emergentes como desastres naturales. Al momento de tomar la decisión de ayudar a alguien, el tiempo puede resultar una variable de gran importancia, pues no se tiene control sobre ella ni

sobre la percepción que tienen los individuos ante la misma.

En 2007, Jeannette Brosig realizó un experimento en el cual, los integrantes podían tomar decisiones basándose en ser totalmente altruistas o actuar por beneficio propio. Brosig concluyó que el comportamiento puramente altruista decrece con el tiempo, mientras que los participantes que iniciaron con una estrategia basada en el beneficio propio, solían ser más estables en el tiempo (Brosig, Riechmann, y Weimann, 2007).

Entre los años de 1882 y 1887, Maximilien Ringelmann realizó estudios sobre el trabajo en equipo, para ello usó la dinámica de enfrentar a dos equipos jalando una cuerda. Los datos encontrados mostraron que el esfuerzo individual de los integrantes de un equipo baja cuando se aumenta el número de personas haciendo la misma actividad, es decir, si una persona jala la cuerda solo, usará el 100 % de su habilidad, pero si son dos personas, éstas usarán un 93 % de su capacidad (Ingham, Levinger, Graves, y Peckham, 1974). Los resultados de Ringelmann indicaban que las personas adquirirían una responsabilidad cuando estaban en un equipo, dicha responsabilidad decrecía cuando el equipo crecía. Esto no quiere decir que una persona le pueda ganar a dos personas tirando una cuerda, pero da una idea sobre cómo la eficiencia individual de las personas disminuye en grupos más grandes.

Los procesos cognitivos que ocurren en la mente humana son difíciles de comprobar, es por eso mismo que en la psicología hay una corriente que da mayor peso a lo que se puede medir u observar, el *conductismo*.

“La psicología, a ojos del conductismo, es una rama puramente objetiva y experimental de la ciencia natural, tiene, en gran parte, su fundamento en la existencia metodológica” (Skinner, 1970).

Al basarse solamente en el comportamiento observable, sirve como base para este trabajo, así, los agentes solamente pueden decidir entre ayudar o irse, englobando por completo sus motivaciones y deseos internos.

Del lado racional, se encuentra la utilidad que recibimos al realizar alguna acción, esta utilidad

no necesariamente debe ser dinero, puede referirse a otros aspectos humanos más profundos, como la satisfacción personal de ayudar.

La utilidad que le damos a las cosas puede ser distinta para cada persona, sin embargo, existe un modelo que nos permite comparar la utilidad a través del tiempo, y no solo eso, también nos indica que la utilidad decrece con el tiempo. Por ejemplo, si tuviéramos que elegir entre recibir una cantidad x de dinero el día de hoy, contra recibir la misma cantidad de dinero en tres meses, es seguro que cualquier persona elegiría la primera opción, sin embargo, podemos hacer que ambas preferencias sean equivalentes si, en lugar de recibir una cantidad x en el futuro, recibimos una cantidad considerablemente más grande (West, Turlaska y Grigolini, 2014).

Además de la razón, el ser humano es influenciado por el instinto, cuyo principal objetivo es mantenerse vivo. Mucho se ha hablado sobre si el instinto predomina sobre la parte racional del ser humano, sobre si se va perdiendo conforme la persona se desarrolla en una sociedad, si hablar sobre el instinto es anacrónico acorde a los tiempos actuales, etc. Pero indudablemente, es evidente su existencia cuando se presenta una situación donde la vida corra peligro, tomando buena parte del control de las acciones (Bowles y Gintis, 2003).

El instinto de supervivencia es más apreciado cuando las personas corren riesgo latente de morir, como en un desastre natural. En este tipo de eventos, es normal apreciar la imitación, que es una de las cualidades más importantes para los animales dentro de su aprendizaje, de ella se valen para poder desarrollarse dentro de su medio y así sobrevivir. Las personas también poseen esta cualidad de aprendizaje, sobre todo en etapas de vida más tempranas (Accinelli y Carrera, 2012).

Cuando un individuo observa a un grupo de personas correr despavoridas por algo (aunque no se sepa de qué huyen), dentro de la persona se activan mecanismos de supervivencia que lo empujan a imitar ese comportamiento, y, aunque el sujeto se controle para no salir corriendo, inmediatamente estará más alerta de la situación y preparado para huir (Cohen, 2017).

Los grupos de personas que se usarán en este trabajo, son equipos que emergen dada la situación, no tienen un líder asignado ni rol fijo, pero requieren coordinación, comunicación, confianza y compromiso para realizar las tareas, estos grupos se les denomina como *auto dirigidos*. Los grupos auto dirigidos pueden ir desde dos hasta veinticinco personas, teniendo una moda de diez integrantes (más adelante, este dato será usado para crear los grupos de la simulación, pues al ser una moda es el tamaño más frecuente y, por lo tanto, el óptimo candidato para inicializar los grupos) (Mantilla y García, 2010).

En este capítulo se vieron los experimentos psicológicos que ayudan a comprender las variables del modelo que se presentará más adelante. De igual modo, se dio un panorama acerca de desastres naturales, aunque para este trabajo se considerará únicamente sismos.

Capítulo 2

Marco teórico

En este capítulo se encuentran las bases teóricas para este trabajo. Abarca las definiciones de la Teoría de Redes y un resumen de su historia, así como los conceptos de la Modelación Basada en Agentes (MBA).

2.1. Teoría de Redes

En Königsberg-Prusia, hoy Kaliningrado-Rusia, hay un lago que cruza la ciudad y dentro del mismo, hay dos pequeñas islas que, en el siglo XVIII, se conectaban con siete puentes a tierra firme (hoy existen más puentes) (ver figura 2.1).

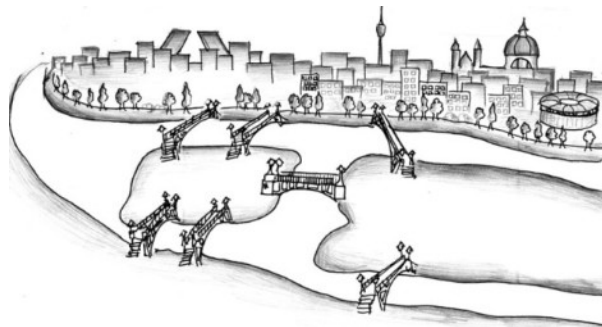


Figura 2.1: Königsberg y los siete puentes.

Los habitantes de Königsberg buscaban la manera de recorrer la ciudad y pasar por todos los puentes sin pasar más de una vez cada puente. Por supuesto, ya se había demostrado

de manera empírica que esto era imposible, forzando todos los caminos posibles sin éxito alguno.

En 1736, Leonhard Euler formuló este problema y lo generalizó, dejando un criterio para saber si la ruta existía o no (también para situaciones similares). Euler logró abstraer el problema físico (los pedazos de tierra y los puentes) y lo simplificó en un dibujo, nombrando los pedazos de tierra con números y los puentes con letras del abecedario (ver figura:2.2).

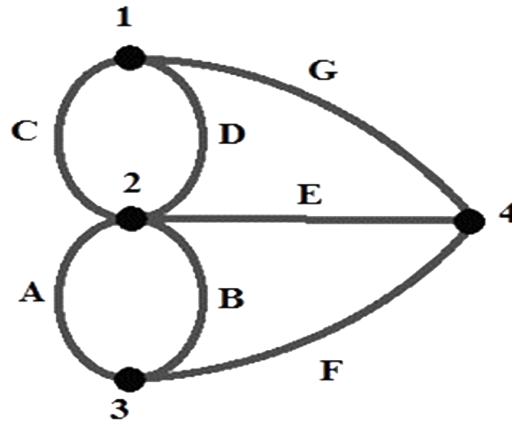


Figura 2.2: Abstracción del problema de los puentes por Euler.

Luego de su representación, Euler concluyó las siguientes reglas para saber si era posible dar una ruta que cumpliera con las características del problema:

- 1.- Si hay más de dos regiones a las que llegue un número par de puentes, entonces no existe la ruta.
- 2.- Si solo existen dos regiones a las que llegan un número par de puentes, entonces la ruta puede existir si se empieza en alguna de esas dos regiones.
- 3.- Si no existe región alguna a la cual se pueda llegar con un número impar de puentes, entonces la ruta puede existir sin importar en que región se inicie (Euler, 1956).

En su publicación demostró tales afirmaciones y con eso estableció las bases para una nueva rama de las matemáticas: La teoría de grafos.

Más tarde, a las secciones de tierra se les llamarían vértices y a los puentes aristas, ambos serían representados en un diagrama y se les utilizaría para estudiar las propiedades estructu-

rales de problemas geométricos sin importar sus medidas.

La teoría de grafos siguió expandiéndose como rama de las matemáticas, se enfocó principalmente en modelos físicos y fenómenos biológicos, y aparecía intermitente en las ciencias sociales, como la estructura funcional antropológica. Aunque no era análisis propio de la teoría de redes, las investigaciones comenzaban a tomar ese sentido.

En 1946, Jacob Levy Moreno introdujo a la sociometría una nueva herramienta para analizar fenómenos sociales a la que llamó *sociograma*. El sociograma es una forma de representar las relaciones interpersonales dentro de un grupo, con el fin de mostrar patrones, detectar líderes informales, medir *la posición social* e identificar individuos aislados (Díaz, 2008).

El sociograma es una red en donde los nodos son personas y los arcos que los unen representan alguna relación humana (ver figura 2.3), por ejemplo, la amistad. Debido a su relación con las redes, también utiliza sus métricas como la *distribución de grado*, *coeficiente de aglomerado* y *diámetro*, (ver sección 2.1.2).

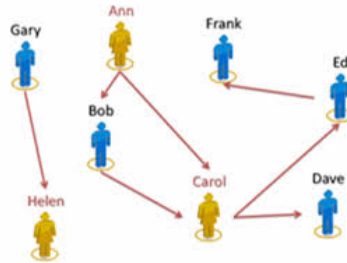


Figura 2.3: Los nodos en el sociograma representan personas.

El trabajo de Moreno sirvió como base de las futuras investigaciones para modelar fenómenos sociales. La mayoría de estos estudios fueron hechos por sociólogos que trabajaron con pequeños grupos de personas, analizando sus relaciones, esto debido a las limitaciones tecnológicas que impedían realizar estudios más grandes.

En 1959, Paul Erdős y Alfred Rényi, propusieron una manera de generar redes de mundo

pequeño, la cual consistió en unir de manera aleatoria, y con una probabilidad de enlace, pares de nodos hasta tener una red totalmente unida. Este tipo de redes aleatorias presentan propiedades específicas, por ejemplo, la probabilidad de que al tomar cualquier nodo de manera aleatoria tenga n enlaces, tiene un comportamiento binomial y, para redes muy grandes, este comportamiento tiende a una distribución Poisson (Erdős y Rényi, 1960).

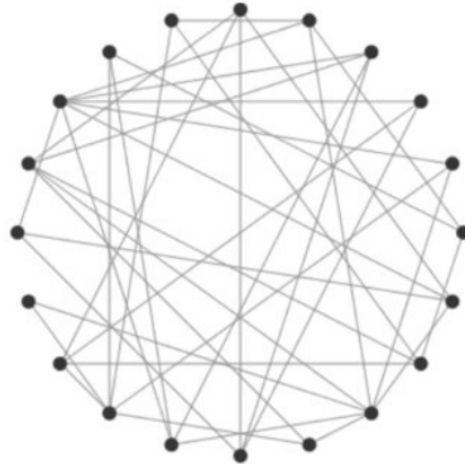


Figura 2.4: Ejemplo de la red de Erdős y Rényi

Lo interesante del modelo es que pretendía modelar las redes que representaban la interacción humana, es decir, las redes sociales, pero en la práctica, muy pocas redes siguen este comportamiento.

En 1967, Stanley Milgram hizo una investigación para saber cuál era la probabilidad de que, al escoger dos personas aleatoriamente de los Estados Unidos, se conocieran. Realizó un experimento en donde se pidió a un grupo de personas que hiciera llegar una carta a una persona en otra parte de EUA, pero que no conocían. La dinámica era enviar la carta con las mismas instrucciones a otra persona que el sujeto creyera que tenía mayor probabilidad de conocer a la persona. Los resultados del experimento fueron inesperados, el promedio de cartas que se enviaron para llegar al destinatario fue aproximadamente de seis. Este resultado fue interpretado como que era posible contactar a cualquier otra persona del mundo con una separación de seis personas (Travers y Milgram, 1977).

Las redes que resultaron a partir del experimento de Milgram, presentaron un fenómeno al que se le llamó *seis grados de separación*. Este experimento dio pie a la investigación de redes con características propias, las que se conocieron como *redes de mundo pequeño* (Travers y Milgram, 1977).

En 1998, Duncan Watts y Steven Strogatz propusieron un modelo matemático para la generación de redes. El algoritmo matemático consistía en establecer una red de N nodos dispuestos en forma de anillo, y cada nodo estaría conectado con $2k$ vecinos, los nodos tenían una probabilidad p de unirse con cualquier otro. La distribución de grado de la red depende de p , para el caso en que $p = 1$, la distribución resulta ser tipo Poisson (Watts y Strogatz, 1998).

En 1999, Albert-Lászlo Barabási y Réka Albert, realizaron un estudio acerca de la web (World Wide Web), en ella descubrieron que había páginas significativamente más enlazadas que otras, a estos sitios web los llamaron *hubs* y por supuesto, las redes que hallaban no tenían propiedades parecidas a las redes de mundo pequeño, pues tenían diferente distribución de grado, estructura y coeficiente de aglomerado. A este tipo de redes se les conoce como redes de libre escala (ver figura 2.5) (Barabási y Albert, 1999).



Figura 2.5: Red de libre escala.

La distribución de grado de las redes de libre escala sigue una ley de potencia de la forma $k^{-\alpha}$. Una ley de potencia es la única función de densidad para el grado de los nodos que es invariante bajo escalas, es decir $f(ck) = g(c)f(k)$, para cualquier constante c , y entonces es *libre* de una escala natural (Broido y Clauset, 2019).

Actualmente se realizan estudios más complejos, gracias al avance en las computadoras y a la manera más eficiente de recabar información cuando ocurre algún fenómeno social.

2.1.1. Definiciones de la Teoría de Redes

A continuación, se explicarán los conceptos necesarios de teoría de redes.

2.1.2. Teoría de redes

Una *red* es un conjunto $G = \{N, V\}$ de N *nodos* unidos entre sí mediante un *vínculo* V . Los nodos se denotan n_i , mientras que los vínculos son expresados por $v_{i,j}$, que indica relación entre el nodo i y el nodo j , para efectos de este trabajo, los nodos representan personas y el vínculo que los une es *hacer equipo con*.

Las redes suelen ser representadas mediante grafos que dependen del objeto de estudio, ya que este trabajo involucra personas, los nodos serán representados con la figura de una persona, y la relación serán simples líneas rectas, en la figura 2.6 se puede apreciar más fácilmente. El número de nodos que contenga la red determinará el *orden*, de igual manera el número de relaciones que tiene la red determina el *tamaño* de la misma.

2.1.2.1. Matriz de Adyacencia (sociomatriz)

Si un arco v , relaciona a los nodos n y m , se dice que n y m son nodos *adyacentes* (Barrero, de García, y Parra, 2010).

La *sociomatriz* es la primera matriz utilizada en el análisis de redes sociales, de manera más general es conocida como *matriz de adyacencia*, pues indica si dos nodos son adyacentes o no.



Figura 2.6: Red ejemplo usada en la simulación.

La sociomatriz tiene un tamaño de $n \times n$ (n renglones y n columnas), tiene una columna y un renglón por cada nodo de la red. La entrada x_{ij} toma el valor 0 si los nodos i y j no son adyacentes, y toma el valor 1 si son adyacentes. (Wasserman y Faust, 1994).

$$Sociomatriz = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

La sociomatriz de este trabajo es simétrica pues las relaciones no tienen dirección, de este modo, si el nodo j guarda relación con el nodo i , este necesariamente está relacionado con el nodo j .

2.1.2.2. Vecindad

Al conjunto de nodos que están enlazados con uno en particular, se le conoce como vecindad y esta varía dependiendo del nodo que se esté observando.

Las *vecindades* ayudan a identificar las relaciones interpersonales del nodo (en el caso de las redes sociales). Se puede hablar de diferentes vecindades para un mismo nodo, la vecindad de orden 1 se refiere a los nodos que tienen conexión directa con el nodo estudiado, cuando se

refiere a la vecindad de orden dos, se entiende que son los nodos que pueden ser alcanzados en dos pasos o enlaces, partiendo del nodo de estudio (Wasserman y Faust, 1994).

En este trabajo los nodos casi siempre estarán relacionados con distintas personas al mismo tiempo, al número de vínculos que tenga un nodo se le conoce como *grado* y es representado por la letra k_i , para el nodo i

$$k_i = \sum_{j=1}^n v_{ij}, \quad (2.1)$$

tal que $v_{ij} \in V$, para $i \neq j$.

De manera general, el promedio del grado de todos los nodos de la red, se le llama *grado de la red*

$$K = \frac{\sum_{i=1}^n k_i}{n}. \quad (2.2)$$

Cuando un nodo tiene muchas relaciones, es decir, que tiene un grado promedio significativamente mayor al grado de la red, se dice que este nodo es un *hub*. Este tipo de nodos suelen ser importantes dentro de la red, pues pueden ser intermediarios para la comunicación de otros nodos o tienen gran influencia sobre los demás nodos.

El grado considera el número de relaciones incidentes para cada nodo, pero también se puede considerar el total de relaciones que existen en la red, el cual está determinado por la cantidad de nodos que tenga. Los posibles pares de nodos, sin orden, son $\binom{n}{2}$, entonces, $n(n-1)/2$, serían las posibles relaciones que la red puede tener. La *densidad* de la red es la proporción que hay entre el número de relaciones que la red tiene L , respecto al total de relaciones posibles (Wasserman y Faust, 1994)

$$\Delta = \frac{L}{n(n-1)/2} = \frac{2L}{n(n-1)}. \quad (2.3)$$

Por otro lado, el grado del nodo puede influir en la estructura de la red y la interacción de los nodos. En ciertos casos, como son las redes de amistad, normalmente se escogen como amigos a las personas que son similares a la persona en cuestión pues son con las que se entenderán mejor. En redes puede representarse algo similar, esto es, hay redes en donde predomina una tendencia

de que los nodos con grado parecido se unan entre ellos, esta tendencia se conoce como *asortatividad*, de la misma manera, cuando los nodos buscan unirse con otros nodos de grado muy distinto al suyo, se le conoce como *disortatividad* (Tognetti, Berticat, Raymond, y Faurie, 2014).

La *popularidad* de un nodo puede medirse de diferentes maneras, pero en este trabajo se hará mediante el grado del nodo, así que, se entenderá como un nodo más popular que otro, solo si su grado también es mayor (Kadushin, 2012).

2.1.2.3. Díadas y Tríadas

A pesar de que el grado de la red contemple los grados de todos los nodos, éste no dice mucho sobre cómo es la estructura de la red. Dentro de las estructuras más pequeñas que se pueden formar están las *díadas* que son pares de nodos unidos entre sí, de la misma manera están los *triángulos* que son tercias de nodos unidos todos entre sí (Wasserman y Faust, 1994).

Los triángulos son de importancia para este trabajo, pues de esta noción se desprenden otras métricas, el *coeficiente de aglomerado (clustering)* de la red es la tendencia que tiene la red a formar triángulos (propiedad de transitividad). Este coeficiente nos da una idea sobre qué puede estar pasando dentro de la red y cómo cambia su estructura (Wasserman y Faust, 1994).

El coeficiente de aglomerado nos dice qué tan conectado está un nodo respecto a sus vecinos. Se obtiene al dividir el número de vínculos de un nodo sobre el total de vínculos posibles entre sus vecinos.

Para un nodo $n_i \in N$, se define la *vecindad* $N_i = \{n_j\}$ tal que $v_{i,j} \in V$. Entonces, para un nodo n_i el coeficiente de aglomerado C_i se obtiene de la siguiente manera:

$$C_i = \frac{2|\{v_{jk}\}|}{k_i(k_i - 1)}, \quad (2.4)$$

en donde $v_{jk} \in V$, $n_j, n_k \in N_i$ y k_i es el grado del nodo n_i (Watts y Strogatz, 1998).

Cuando partiendo de algún nodo i se puede llegar a otro nodo j , mediante una sucesión alternada de nodos y arcos, se dice que el nodo j es *accesible* para el nodo i . Una *ruta* es la secuencia alternada de nodos y arcos que se necesitan para ir a un nodo j , partiendo de un nodo i . Sin embargo, un nodo puede ser accesible para otro de muchas maneras distintas, por esta razón suele ser más importante la ruta que tenga el menor número de arcos que las otras rutas, a este número se le conoce como *distancia geodésica* y se refiere a la mínima cantidad de arcos que se requieren para acceder de un nodo a otro, suele representarse como d_{ij} (Newman, 2018).

Si de entre todas las distancias más cortas que existen entre todos los nodos, se observa la más grande, entonces se refiere al *diámetro* de la red. Esta métrica puede ser de utilidad cuando se analizan, por ejemplo, carreteras o caminos físicos.

$$\text{diámetro} = \max\{d_{ij}\}, \quad (2.5)$$

donde $n_i, n_j \in N$. Cuando todos los nodos y arcos de una red están contenidos dentro de otra, es decir, si $G' = \{N', V'\}$ y además $G' \subset G$ y $N' \subset N$, se dice que la primera es una *subred* de $G = \{N, V\}$. Por otra parte, si en esa subred todos sus nodos son adyacentes, este subconjunto se le conoce como *clique*.

Si un clique no puede ser contenido dentro de otro clique distinto a él mismo, entonces se le conoce como *clique-maximal* (Steiner, 2014), este último es de vital importancia para este trabajo, pues es el corazón de los grupos que más pueden persistir durante la ayuda.

2.1.2.4. Distribución de grado

Otro concepto de importancia para este trabajo es el de *distribución de grado*, esto es, la probabilidad de que, al tomar un nodo al azar, éste tenga exactamente un grado igual a k (Sobradillo, Pozo, y Álvar Agustí, 2011).

Cuando en la distribución de grado se observa que pocos nodos concentran una gran cantidad de arcos (hubs), mientras que muchos nodos poseen grados bajos, esta red se conoce como

red de libre escala y posee características distintas a las redes de mundo pequeño. En la figura 2.7 se compara una red con distribución de Poisson y una de libre escala.

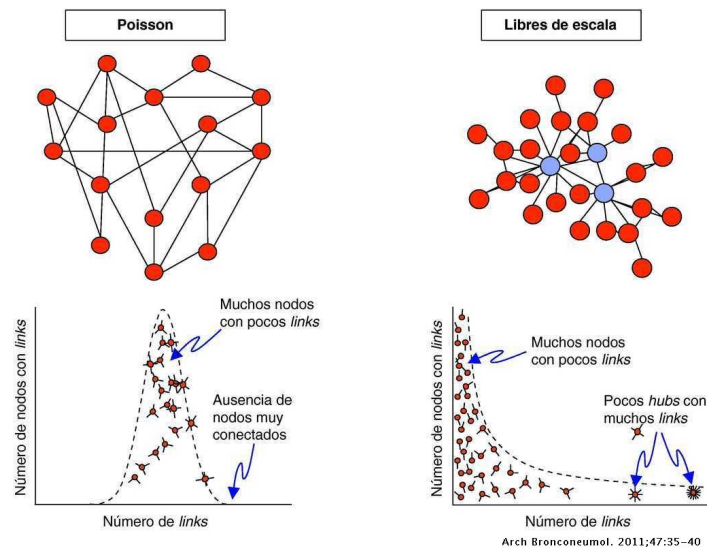


Figura 2.7: Red aleatoria y red de libre escala (Sobradillo, Pozo, y Álvar Agustí,2011).

2.2. Modelación Basada en Agentes

En esta sección se encuentran los conceptos básicos de la Modelación Basada en Agentes (MBA), necesarios para la comprensión de este trabajo. La sección se divide en tres partes, los antecedentes, los conceptos teóricos que sostienen al modelo y Netlogo, el software especializado en MBA que se usó en este trabajo.

2.2.1. Antecedentes de MBA

La modelación basada en agentes (MBA) es un método de investigación para las ciencias sociales, en donde los agentes (los cuales tienen un comportamiento autónomo) interactúan, dando lugar a una evolución de la estructura, integrando el nivel macro y micro del fenómeno (Ignacio, 2016).

La metodología técnica de los MBA, inicia en la década de los años 40's del siglo XX, cuando John von Neumann (1966) trabajaba en su *autómata celular*, que consistía en un conjunto de

celdas que cambiaban de estado, dependiendo de su interacción con las celdas aledañas, las cuales también cambiarían con base en su historia y el estado de las demás. Esto ha tenido diferentes aplicaciones en otras áreas del conocimiento; en la sociología, uno más importantes es el juego de la vida, de Conway, donde simula la vida en sociedad de organismos complejos que interactúan entre sí: Otro modelo se hizo para ver la emergencia de entidades políticas mayores a partir de la agregación de otras menores. Del lado de la economía, se han hecho modelos para explicar la autorregulación de los mercados. Para el caso de los siniestros se hizo un modelo en donde cada agente intenta huir del fuego en un aeropuerto hasta encontrar con la salida (Arroyo Menéndez y Hassan Collado, 2007).

Fenómenos sociales a escalas macro han sido abordados con base en diferentes objetos de estudio y desde múltiples enfoques. Un ejemplo de ello es la segregación en una comunidad respecto a una característica. Por ejemplo, el nivel de ingreso, el cual ha sido analizado desde el punto de vista antropológico, político, psicológico y también, el enfoque de modelación basada en agentes (Bojanowski y Corten, 2014).

La MBA ha cobrado fuerza desde la llegada de computadoras más potentes que permiten realizar cálculos más rápidamente. A pesar del incremento en potencia computacional, los modelos siguen conservando una esencia sencilla y fácil de comprender, pues la complejidad puede crecer muy rápido hasta volverse imposible de manejar para la mayoría de las computadoras comerciales.

Un caso interesante es el fenómeno de evacuación, en donde cientos de personas mueren o son heridas a causa de estampidas sin control. Ocurrió en Harare, Zimbabue, y también en un concierto de rock en Roskilde, Dinamarca (Helbing, Farkas, Molnar, y Vicsek, 2002). Parece ser que la posibilidad de que ocurra el desastre aumenta a medida que la densidad del grupo aumenta, por ejemplo, en un concierto de rock, un evento deportivo y en conferencias.

Con la ayuda de los MBA, se hallaron resultados interesantes, pues se creó una población virtual y se puso en una situación de evacuación, para ello solo tenían una salida de emergen-

cia, se encontró que, para minimizar los riesgos de estampida, era necesario controlar el flujo de personas. Se colocó una columna a diferentes distancias de la puerta, con el fin de controlar el caudal de gente que sale corriendo y para moderar su velocidad. Se encontró que una columna podía resultar beneficiosa para el diseño de una salida de emergencia, pues reducía el riesgo de estampida y no afectaba significativamente el tiempo de evacuación (ver fig 2.8) (Helbing y cols., 2002). Esta investigación requirió de agentes homogéneos, es decir, se supuso que todas

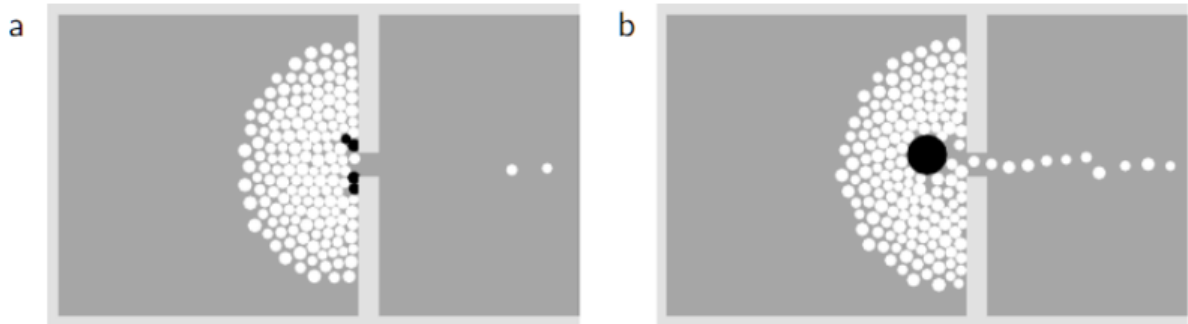


Figura 2.8: Izq. salida sin columna, Der. salida con columna (Helbing y cols., 2002).

las personas actuarían con las mismas reglas de conducta y que éstas no cambiarían con el tiempo, se necesitó además de un ambiente físico por el cual se podían desplazar los agentes y, también que, su posición influiría en las decisiones que tomarían. En los MBA, es posible establecer diferentes supuestos dependiendo del fenómeno a estudiar, por ejemplo, en un modelo de economía política, muy rara vez se observará a los agentes moverse, pues lo importante son los flujos de dinero y ver qué posición adoptan frente a las exigencias del mercado. En un modelo de tráfico vehicular importará más la posición que tengan los agentes, pues si están muy juntos la circulación se alentará.

En los modelos sociológicos, normalmente importan las estructuras que formen los agentes, las decisiones que toman y el tiempo en que forman una organización o se desvanece una sociedad. Dicho comportamiento es el resultado de la interacción de los agentes a causa de sus decisiones.

Los modelos de cooperación-competencia también han sido abordados por la modelación basa-

da en agentes, estos modelos son muy populares para explicar ciertos fenómenos del mercado, como la oferta y demanda o la influencia que tienen ciertos grupos empresariales. En esencia, se basan en el modelo llamado *el dilema del prisionero*, que consiste en dos personas siendo interrogadas, a ambas personas se les da a escoger entre delatar a su compañero o guardar silencio, a su vez cada opción representa también un beneficio para los interrogados que deben decidir qué hacer teniendo en cuenta que no pueden comunicarse con el otro (Ule, 2008).

2.2.2. Supuestos Generales de los MBA

Para efectos de este trabajo, la palabra agente es sinónimo de nodo, pues representa el mismo elemento, ya sea en una simulación o dentro de la red.

Para empezar a trabajar con la simulación basada en agentes, es necesario hacer primero una abstracción del problema, por ejemplo, si alguien estudia la caída libre de un cuerpo, hay aspectos más importantes que otros. Esto es la forma del objeto y el medio donde se desplazará; por otro lado, el color del objeto o la luz no influirán en la caída del objeto. De este modo, el modelo dependerá de la capacidad de abstracción del investigador (Izquierdo, Galán Ordax, Santos, y Del Olmo Martínez, 2008).

En particular, la dificultad de este trabajo tiene su origen en abstraer la situación, ya que no hay un modelo totalmente preciso para determinar la conducta de una persona, mucho menos de un grupo de personas. Sin embargo, delimitando el contexto considerado de una situación de emergencia, en donde las personas tenían un sesgo importante en sus preferencias, hizo posible que algunas variables no tuvieran tanto peso, por ejemplo, la religión o preferencias políticas.

Otro aspecto importante para el éxito del modelo es la habilidad del investigador para plasmar sus ideas mediante un software, en muchas ocasiones el investigador tendrá que recurrir a otra persona con conocimiento especializado como, por ejemplo, un ingeniero, para escribir el código. El caso ideal es que el investigador tenga conocimiento de ambas áreas, para minimizar los mal entendidos y el código sea lo más fiel al modelo teórico (Izquierdo y cols., 2008).

La rapidez de ejecución del modelo va en función del número de agentes, las instrucciones que estos efectúen y la capacidad del hardware y software utilizados, por ejemplo, el rendimiento de Netlogo depende en mayor medida de la memoria RAM. Por ello es necesario balancear el modelo y las capacidades computacionales (Ginovart, Blanco, Portell, y Ferrer-Closas, 2012).

El modelo usado en este trabajo tiene las variables suficientes para su funcionamiento, es verdad que otros factores pudieron haber influido durante el siniestro, como los índices de delincuencia o la presencia de lluvia, estas y otras variables no se tuvieron en cuenta por las capacidades de la computadora en donde se ejecutó la simulación (para los 600 nodos el proceso completo tardaba cerca de medio día).

Otro aspecto a tener en cuenta, es el ambiente (o entorno) en donde interactuarán los agentes, este puede ser un ambiente físico, pero también puede representar un medio intangible, como puede ser el Internet o un sistema económico. El ambiente siempre está ligado al fenómeno, aunque algunas veces el ambiente no es relevante a la hora de escribir el código, sin embargo, el ambiente siempre está presente en cualquier modelo basado en agentes. Los agentes también pueden modificar el ambiente y viceversa. En este trabajo el ambiente es la retícula de 120X120 cuadros pero también es, en mayor medida, el contexto en que se desarrolla el experimento (Ignacio, 2016).

A primera vista el ambiente solo tiene presencia a la hora de empezar la simulación y pareciera que no influye en los eventos posteriores, esto no es así, pues el ambiente incluye el contexto y sobre ese mismo contexto es donde se cimientan los supuestos para poder realizar las iteraciones.

Sumado a todo lo anterior, es importante no olvidar que las conclusiones a las que se llegarán con la simulación, no describirán de manera rigurosa lo que sucede en el sistema real, pues hay un alto grado de incertidumbre, sin embargo, aportarán un conocimiento significativamente mejor que el que se tendría sin aplicar modelo alguno (Izquierdo y cols., 2008).

Es de importancia mencionar que el tratamiento de los datos de los modelos basados en agentes

es estadístico, y que se cuida que el número de corridas que se hace en las simulaciones sea significativo.

Los agentes suelen tener algunas de las siguientes características (Arroyo Menéndez y Hassan Collado, 2007):

i) Autónomos, que puedan operar sin el control directo de los humanos o de otros agentes. En este caso, los agentes toman sus propias decisiones de manera independiente.

ii) Son interactivos, es decir, tiene habilidad social para relacionarse con otros agentes y su entorno. Los agentes del modelo constantemente están buscando formar enlaces según sus preferencias.

iii) Tienen percepción subjetiva, es decir, que no tienen un conocimiento total ni único del entorno. En efecto, los agentes del modelo presentado en este trabajo, no tenían una noción total de la red, estuvieron limitados a los amigos de sus amigos.

iv) En algunas ocasiones los agentes (también llamados tortugas en Netlogo) tienen el potencial para aprender y poseen un lenguaje propio. Esto no ocurrió en el modelo propuesto de esta tesis, debido a que los agentes no consideraban estrategias para mantener algún beneficio.

2.2.3. Netlogo y los Datos

Existen varios softwares y lenguajes para trabajar con los MBA, uno de los más conocidos es NetLogo debido a que es fácil de aprender, pues está diseñado para ser sencillo para los principiantes y, aun así, tener el potencial de ser dominado y perfeccionado por las personas que quieran llevarlo a un nivel muy avanzado (Wilensky y Rand, 2015).

Los MBA no siempre son los idóneos para abordar un problema, sobre todo cuando se necesita una solución rápida, pues los MBA requieren una gran potencia computacional para realizar las iteraciones. El gasto de tiempo computacional es el precio que se paga por tener

mayor información a nivel individual (Wilensky y Rand, 2015).

Netlogo¹ almacena los datos en conjuntos, y como es natural pensar, son conjuntos sin orden determinado, es necesario dar un orden a los datos si se requiere, por ejemplo, para dar seguimiento a los nodos (Ignacio, 2016).

Una vez creado el conjunto y que se ha nombrado a cada objeto, NetLogo utiliza listas para almacenar los datos (ver tabla 2.1), existe una lista de nodos y una lista de la relación que guardan entre ellos. Por supuesto, el ambiente es una reticula y cada cuadrado es considerado un agente, por lo que sigue las mismas reglas de almacenamiento que los agentes y las relaciones, pero para efecto de este trabajo no es de gran relevancia, pues el ambiente (su representación física) no cambia desde el inicio hasta el final.

Tabla 2.1: Ejemplo de lista de tortugas que genera NetLogo.

tortuga1
tortuga2
tortuga3
...
tortugaN

2.3. Sistemas Complejos

Dar una definición de sistema complejo resulta complicado pues no hay una definición que englobe a la perfección todos los diferentes sistemas que existen. La definición que se usará en este trabajo es la siguiente:

“Los sistemas complejos son redes² compuestas por varios componentes que interactúan entre sí, generalmente de manera no lineal. Los sistemas complejos pueden

¹<https://ccl.northwestern.edu/netlogo/>

²Los sistemas complejos no necesariamente son redes, pero para efectos de este trabajo esta definición resulta adecuada.

surgir y evolucionar a través de la auto organización, de este modo no son completamente regulares ni completamente aleatorios, permitiendo el desarrollo de un comportamiento emergente a nivel macroscópico” (Sayama, 2015) (traducción propia).

En general, un sistema complejo, es más de forma completa que únicamente considerando la suma lineal de todas sus partes, por ejemplo, una ciudad es mucho más que la suma de sus edificios, carreteras o sus habitantes, además, aún conociendo cual es la interacción entre los componentes de una ciudad, resulta muy difícil hacer una predicción acerca de su comportamiento, pues el sistema manifiesta características significativamente diferentes que si solo se agregaran las contribuciones individuales. Esta cualidad es conocida como *comportamiento emergente* (West, 2017).

El comportamiento emergente es muy fácil de identificar como una característica de las economías, los mercados financieros, las comunidades urbanas, las compañías y los organismos (West, 2017).

Las personas también son componentes que forman sistemas diferenciados por la manera en que interactúan, por ejemplo, no es lo mismo estar en una empresa que en una fiesta. En una empresa, existen áreas preestablecidas donde dividen las actividades para seguir funcionando, por otro lado, en una fiesta no existe una división establecida con anterioridad, sin embargo, se crean grupos de conversación de manera espontánea, es decir, surgen patrones a partir de la interacción, a esto se le conoce como *auto organización*. Estos patrones, así como el comportamiento del sistema a gran escala, no pueden ser determinados analizando los componentes de manera individual (Siegenfeld y Bar-Yam, 2019).

Una descripción de todos los detalles a una escala pequeña resulta imposible, aunque el sistema sea muy pequeño. Entonces los análisis incluyen solo las propiedades del sistema que no dependen de todos esos detalles, esto se llama *universalidad*, en otras palabras, es la existencia de un comportamiento a nivel macro que no tiene una dependencia fuerte con el comportamiento a un nivel microscópico. Por ejemplo, un modelo para predecir la violencia étnica, en la India,

mostró que no importaba si las comunidades estaban bien mezcladas o muy separadas, sino que dependían en mayor medida, si los grupos tenían cierto tamaño (Siegenfeld y Bar-Yam, 2019).

La manera en que interactúan los agentes está definida por el modo en que los agentes procesan las reacciones generadas por el sistema, pueden reaccionar ante la información obtenida acorde al sistema, y también pueden ser más activos y responder a la falta de información de acuerdo a sus carencias, a esto último se le conoce como *proactividad*. En otras palabras, los agentes no solo reaccionan a los eventos del sistema, si no que pueden mostrar acciones dirigidas a sus propias metas (Iremia, 2002).

Otra característica a tener en cuenta, es la *la complejidad del comportamiento* que depende del número de estados que el sistema puede mostrar. Por ejemplo, un foco puede mostrar dos estados, encendido y apagado (0,1). Dos focos tendrán 4 estados (00, 01, 10, 11). Así, la complejidad C se obtiene de $\log_2 N$, donde N es la cantidad posible de estados (Siegenfeld y Bar-Yam, 2019).

La complejidad también depende de la escala. Si se analizan la velocidad y la posición de las partículas de un gas resultará muy difícil, sin embargo, el comportamiento del gas visto desde una escala más grande, dependerá de la temperatura y la presión haciéndolo más fácil de describir. Así, un sistema puede ser observado a varias escalas y cada escala describirá el sistema a su modo (Siegenfeld y Bar-Yam, 2019).

Otro concepto que también tiene que ver con el tamaño del sistema, es la *escalabilidad*, que se refiere a cómo responde el sistema cuando cambia de tamaño. Por ejemplo, si se observan las calorías que disipa un mamífero, se podría llegar a pensar que otro mamífero del doble de tamaño disiparía el doble de calorías, pero esto es incorrecto, pues disipará tan solo el 75 % más de calorías y no el 100 %, dando origen a un escalamiento no lineal (West, 2017).

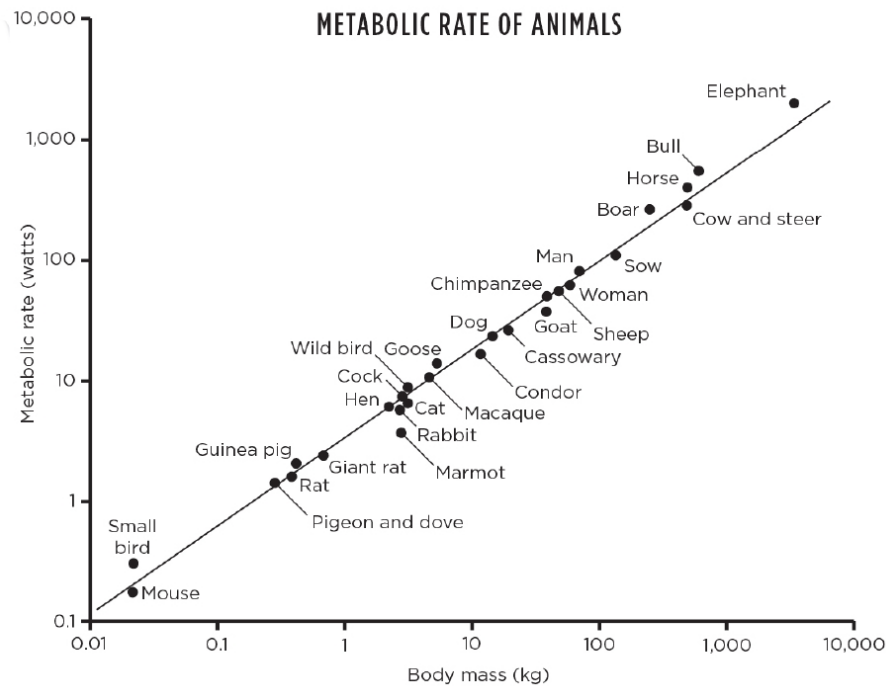


Figura 2.9: La energía que disipan diferentes mamíferos (West, 2017).

En la figura 2.9 se muestra la relación que existe entre el peso y la energía medida en watts que disipa cada mamífero, ambas unidades de los ejes están en base 10, es decir $10^1, 10^2, 10^3 \dots$, a esto se le conoce como *escala logarítmica*, y, de hecho, la pendiente de la recta que se muestra en el gráfico es igual a $3/4$, que justamente, se refiere al factor de escalamiento del que se habló en el párrafo anterior (West, 2017).

Esta ley de escala es similar a las usadas en muchas medidas fisiológicas y eventos de la historia de la vida, incluida la tasa de crecimiento, frecuencia cardíaca, tasa de evolución, longitud del genoma, densidad mitocondrial, materia gris en el cerebro, la esperanza de vida, la altura de los árboles e incluso el número de sus hojas (West, 2017).

Si se retoma el ejemplo de la energía que disipa cada mamífero, significa que, si el tamaño de un animal se duplicara, solo requeriría $3/4$ de comida extra, debido a que su ritmo cardíaco también decrece en $1/4$. Es interesante señalar que, en ambas escalas aparece el número

4, el cual juega un papel fundamental y casi universalmente mágico en toda la vida (West, 2017).

Del mismo modo, en procesos estadísticos y contingencias históricas también surgen leyes de potencia en donde predomina la ley $1/4$ de escalamiento. Estructuras auto sostenibles como células, organismos, ecosistemas, corporaciones y ciudades, requieren una estrecha integración de las unidades que los constituyen, pues deben ser eficientes a todas las escalas (West, 2017).

En el caso de la infraestructura de las ciudades (es decir, la longitud de sus carreteras, de sus cables eléctricos, de sus tuberías de agua y del número de estaciones de servicio), vista como función de la cantidad de habitantes, escala del mismo modo para Estados Unidos, China, Japón, Europa o América Latina (West, 2017).

La ventaja de usar un enfoque de sistemas dinámicos, es que se tiene en cuenta como interaccionan los componentes, a comparación de otros enfoques que solo se encargan de mitigar el problema más superficial, pues una solución a un problema, podría romper el equilibrio del sistema en un mediano plazo (González Mora, 2008).

En una comunidad de África que se padecía hambruna por la escasez de alimento, se optó por integrar a una especie de pez que era más grande y de fácil reproducción que los peces del río en el que se asentó dicha comunidad, la lógica era simple: si se produce A cantidad de un bien que falta, entonces el problema B disminuirá de manera proporcional C . Esto, además, se pensaba que mejoraría la calidad de vida de las personas de la región, pues solucionando la hambruna se podrían enfocar en otros problemas que también aquejaban a los habitantes (González Mora, 2008).

Los peces se introdujeron y pronto comenzaron a reproducirse con mucho éxito, por un tiempo pareció funcionar pues la especie era mucho más productiva que los peces de la región, sin embargo, la población de peces creció más de lo esperado y en muy poco tiempo; los peces al ser más grandes, empezaron a comerse a los peces pequeños de la región; los peces de la región empezaron a escasear aún más de lo que escaseaban antes; por ende, los peces nuevos se queda-

ron sin alimento y su población se redujo considerablemente en muy poco tiempo. La escasez de comida se agravó, lo cual trajo consigo un alza en los crímenes de la comunidad, además generó una migración masiva hacia otras comunidades aledañas, las comunidades aledañas empezaron a sufrir escasez de alimento y también se incrementó la inseguridad (González Mora, 2008).

A pesar de tener buenas intenciones, es necesario entender que, para solucionar problemas en donde varios factores intervienen, se debe desprender del pensamiento proporcional (rara vez realizar una acción A veces provocará la reducción del problema B veces). También es requerido un estudio que tenga como propósito explicar cómo interaccionan los diferentes agentes del sistema, pues muy a menudo existe un equilibrio que puede ser roto muy fácilmente.

En el siguiente capítulo se explica la metodología usada en el presente trabajo. La estructura del modelo propuesto, los supuestos necesarios para que sea posible y cómo evoluciona una vez iniciada la simulación.

Capítulo 3

Metodología

En este capítulo se encuentran los pasos seguidos para la elaboración del modelo usado en este trabajo. Se explican los supuestos que usa el modelo, y la ejecución del mismo.

Las cifras de personas usadas para el modelo se determinaron con base en noticias de periódicos y revistas y los comunicados que la UNAM llegó a emitir en Twitter durante las labores de rescate que siguieron al terremoto, en los que solicitó apoyo para diferentes zonas. La obtención de datos resultó complicada pues no se generó una base de datos al inicio del terremoto ya que no era una prioridad al momento de ayudar, y, en caso de existir, tampoco hubiera sido muy fiable pues al inicio los participantes simplemente llegaban o se iban sin registrar su participación (más tarde existió un registro de voluntarios por parte de grupos más formalizados, sin embargo, estas siguen sin ser muy fiables pues no todas las personas que estaban se registraron).

El número de personas fue variable en función de las necesidades del sitio, en División del Norte con Gómez Farías, 250 jóvenes esperaron para ayudar (Poniatowska, 2017), en otros lugares como la esquina de Bolívar y Chilpopoca llegaron a alcanzar 800 voluntarios en espera para su turno de ayudar (Redacción, 2017), la Facultad de Psicología de la UNAM contó con 600 brigadistas que dieron apoyo en distintas zonas (Hernández, 2018). De igual modo, Los voluntarios que se reunieron en el Estadio Olímpico de la UNAM, alcanzaron la cifra de 1500 personas, las cuales fueron distribuidas en autobuses a los lugares donde se requerían (Ayala, 2017).

Las estadísticas anteriores sirven de guía para proponer los escenarios iniciales de este trabajo, 75, 150, 300 y 600 personas, que, si bien no son los números exactos, al menos están muy cercanos a las cifras encontradas, salvo los 1500 voluntarios que salieron del Estadio Olímpico, sin embargo, esas personas fueron distribuidas a distintivos puntos haciendo grupos más pequeños.

Para este trabajo se utilizó la modelación basada en agentes y las métricas de teoría de redes. Se realizó una simulación por computadora con ayuda del programa *NetLogo* (ver sección 2.2.3), que es un lenguaje de programación adaptado para la modelación/simulación de fenómenos en donde aparezcan muchos individuos. Es de libre distribución y puede ser descargado de la página <https://ccl.northwestern.edu/netlogo/> (Caparrini, 2009).

Se programó un mundo artificial que simuló el comportamiento de las personas después de haber ocurrido un terremoto, en específico, cuando el siniestro ya había ocurrido y en el lugar del desastre solo se encontraban personas sin un entrenamiento especializado ni líderes que organizarán las maniobras de ayuda.

Los agentes representaban a las personas que estaban ayudando, éstas pudieron haber sido solicitadas por las mismas personas que estaban en el sitio del siniestro (es decir, que no vinieron de parte de algún grupo especializado) o fueron capaces de llegar por cuenta propia. A su vez, las personas estuvieron representadas por nodos dentro de una red y la relación que los unía era la de *ayudar en compañía de*, es decir, el nodo i formaba equipo con el nodo j para realizar una tarea.

Para hacer sentido con la modelación basada en agentes, las personas tuvieron que tomar decisiones, la primera decisión era permanecer ayudando o retirarse, en caso de que hubieran decidido quedarse, el segundo dilema era elegir con qué otras personas hacer equipo.

El proceso de toma de decisión fue independiente entre cada individuo (como generalmente

ocurre en los MBA), sin embargo, las decisiones de los agentes también estaban influenciadas por el ambiente, es decir, la participación de sus compañeros, el tiempo y el lugar que ocuparan dentro de su equipo.

Por otro lado, si el agente había decidido irse, éste ya no podía reintegrarse a la red y por ende los enlaces que tenía se perdían, pudiendo dejar al equipo separado en caso de que él fuera el único puente entre los integrantes. En ese sentido, es importante mencionar que, con respecto al número de agentes, una vez iniciada la simulación, no se permitió la entrada de nuevos integrantes a la simulación.

3.1. Modelación de la Red

En esta sección se encuentran los supuestos del modelo, su estructura y su funcionamiento, así como los pasos seguidos durante la simulación. Con estas divisiones se pretende dar más claridad, pues el experimento tiene varias etapas.

3.1.1. Supuestos del Modelo

En esta parte, además de los supuestos que el modelo utiliza, se explica la obtención de los datos que se usaron, la justificación de cada variable y se detalla su papel dentro del modelo.

Debido a que no se podía saber con certeza qué variable era fundamental a la hora de tomar una decisión y, sumado al comportamiento poco predecible de las personas, cada variable representó una fracción de la probabilidad que tuvo el individuo para elegir quedarse a ayudar. Esta proporción tampoco fue arbitraria, pues como se ha observado en otros experimentos, existen ciertas variables que siempre predominan, por ejemplo, el tiempo.

El ambiente: Representó el espacio físico en donde ocurrió el desastre. Este ambiente no tenía influencia del exterior, y tampoco cambió de tamaño (en una situación real el lugar tampoco cambia de dimensiones, sin embargo, puede suceder que, por algún derrumbe posterior, la zona de trabajo cambie), en él no hubo limitaciones físicas del mundo real, dos agentes pudieron

haber estado casi en el mismo lugar, a centímetros de tocarse.

El tiempo era parte fundamental del modelo, pues al inicio, debería transcurrir para que la red evolucionara y, además, era una variable independiente usada por los agentes para tomar la decisión de quedarse. El tiempo fue dividido en horas (en NetLogo se le llama *tick* a la unidad que se usa para representar el paso del tiempo, un tick es equivalente a una hora en este experimento), pues es una medida estándar para jornadas de trabajo (rara vez una jornada de trabajo es medida en minutos en situaciones reales).

Los agentes. La distribución espacial de los agentes en el tiempo cero fue aleatorio, y las coordenadas fueron elegidas de manera uniforme para cada agente, en otras palabras, un agente podía iniciar en cualquier lugar del desastre de manera equiprobable.

Como ya se mencionó, el sistema no permitió la entrada de más personas una vez entrado el primer grupo, pero sí permitió la salida de los miembros, sin embargo, no consideró que pudieran reingresar (en un caso real es muy probable que las personas vuelvan en un periodo de tiempo corto, además, hay una infinidad de posibles variables que afectan este comportamiento, como la interacción con otras redes, por esa razón se omitió este fenómeno).

El agente tampoco tomó descansos, así que se entiende que, mientras el agente permaneciera en la red estaba trabajando, tomar un descanso implicaría salirse de la red y luego reingresar a la red para buscar a su antiguo equipo (tomar descansos crea un escenario más realista, pero incrementa el valioso tiempo computacional).

Los primeros enlaces creados por los agentes, dependieron de la distancia física que había entre ellos, esto es intuitivo, pues las personas con las que más se formaban relaciones, serían las más cercanas.

Para las siguientes iteraciones después del tiempo cero, los agentes ya no se movieron, pero siguieron formando nuevos enlaces, esta vez usaron criterios apoyados en los enlaces ya creados.

3.1.2. La Estructura del Modelo

El modelo consistió de tres fases. Durante la fase cero se generó el mundo junto con los agentes, luego, en la fase uno los agentes decidieron entre quedarse a ayudar o retirarse del lugar, en la segunda fase los agentes decidieron con quién formarían equipos de trabajo. Las fases uno y dos se repitieron hasta que ya no quedara nadie para ayudar.

Fase 0: Se generó el espacio físico en el que ocurriría el experimento, también se generaron los agentes que llegarían al lugar del siniestro y se acomodaron de forma aleatoria, los agentes observaron a su alrededor y formaron un vínculo con las personas más cercanas a ellas, esta fue la red inicial, dicha red fue evolucionando con el paso del tiempo.

Fase 1: Cada agente tomó su primera decisión, quedarse o retirarse. La probabilidad para seguir fue afectada en mayor medida por el tiempo, pues como ya se vio (en la sección Antecedentes), el tiempo resultaría clave para tomar decisiones; modificaría la posible utilidad recibida (a pesar de que el beneficio fuera el mismo, las personas tienen una fuerte preferencia por obtener las cosas inmediatamente, ver la sección 1.2.1) y podía reestructurar la percepción de la situación quitando importancia a eventos cada vez más lejanos en el pasado.

Del mismo modo, el grado del agente influyó en la decisión de quedarse. Como se mencionó (en la sección 1.2.1), una persona generalmente imitaba las acciones de los demás cuando estaba en un grupo (para bien o para mal, por ejemplo, huir en estampida frente al peligro inminente). En este caso, el agente imitaría la conducta de ayuda más fácilmente al verse rodeado de personas que también estuvieran ayudando.

Si el grado del agente estaba entre cero y diez, la probabilidad de quedarse era creciente. A partir de grado diez al agente le resultaba indiferente (en cuestión de probabilidad) tener mayor grado.

Lo anterior se debía al experimento descrito en la sección 1.2.1, en donde se mencionó que la moda era de diez integrantes para grupos auto dirigidos y el máximo era de veinticinco.

No obstante, en este experimento no se tuvo límite en cuanto al tamaño del grupo, pues el tamaño de la red es mayor que la de los experimentos mencionados, y se decidió no penalizar (disminuir la probabilidad de quedarse) para grupos mayores de diez, para intentar replicar el escenario de las aglomeraciones.

La probabilidad de quedarse P , se obtiene al combinar las dos ideas anteriores. Por un lado, la variable X , que modeló 'la vida media' de un agente, la cual era de siete días, pues es el tiempo con mayor probabilidad de rescatar a más personas vivas de los escombros (a pesar de que se encuentre en días, el modelo supone incrementos de una hora, y dicha conversión se efectúa a la hora de realizar la simulación). Esta idea hace referencia a la percepción del tiempo a la hora de tomar una decisión, pues conforme más transcurren las horas, la probabilidad va disminuyendo (ver sección 1.2.1).

De igual modo, la variable Y , modeló la probabilidad de que el agente deseara quedarse, pero esta tomó como referencia el grado del nodo en cuestión, entonces, un nodo con grado cero tendría el valor más bajo, y cuando alcanzara un grado de diez, es decir, que perteneciera a un equipo de once personas, tendría el valor más alto, pero a partir de ese punto, ya le sería indiferente tener más compañeros de equipo.

Para poder combinar las ideas anteriores, las variables X y Y se ponderaron con parámetros α y β , respectivamente. La variable X tenía más peso al representar el tiempo, sin embargo, no se usó el valor estándar que se le da al tiempo, que es de 0.6, en su lugar, se usó un valor de 0.51 para alpha, esto, con la finalidad de representar mejor una situación de emergencia, en donde la percepción del tiempo no es tan exacta, pero sin llegar a exagerar el peso que puede tener. El valor de β fue de 0.49, dando un poco más de importancia (respecto al estándar), a las motivaciones externas del agente.

$$P = \underbrace{\alpha}_{\text{alfa}} X + \underbrace{\beta}_{\text{beta}} Y \quad (3.1)$$

Donde

$$X \sim \text{exp}(\lambda)$$

con parámetro $\lambda = 168$ horas (ó 7 días)

$$Y = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ \frac{x^2}{100} & x \in [0, 10] \\ 1 & x \geq 10 \end{cases}$$

Fase 2: una vez que el agente decidió quedarse a seguir ayudando, tuvo la opción de crear enlaces con otros individuos, basado en la sociabilidad natural del ser humano. Los enlaces que podía formar eran hasta una distancia de dos, es decir, con los amigos de sus amigos. La primera oportunidad de relacionarse fue totalmente aleatoria entre los casos posibles, la segunda fue ver si podía relacionarse con el nodo más popular de los casos posibles.

La cercanía sirvió para ver hasta dónde podía tener información el nodo, pues no era capaz de analizar nodos más lejanos de dos enlaces.

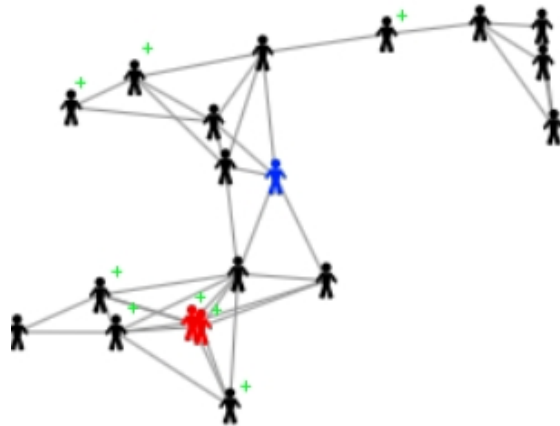


Figura 3.1: Los nodos con el signo +, eran los candidatos a formar enlace con el nodo de color azul. Los nodos de color rojo eran los más populares dentro del rango de visión del nodo azul y, por ende, el nodo azul podía formar enlace con algún nodo rojo.

Otro aspecto importante a la hora de formar enlaces fue la popularidad del agente. Por un lado, es necesario recalcar que, un agente muy popular (que tiene mayor grado, ver sección 2.1.2) no necesariamente resulta atractivo para los demás, pues hay distintas maneras de asociarse. Por ejemplo, hay redes en donde las personas se asocian por semejanza de grado, es decir, que una persona de bajo grado buscará a otra persona de bajo grado y una persona de grado alto se asociará con personas de grado alto. Por otro lado, también existen redes en donde los nodos se asocian con grados muy distintos; uno de bajo grado tiene preferencias por alguien de alto grado y viceversa (ver sección 2.1).

Ahora bien, el supuesto inicial que se planteó en este trabajo fue en donde las personas estaban bajo presiones de todo tipo, generándoles estrés y provocando que activaran de manera inconsciente sus mecanismos de supervivencia. Lo anterior, con base en que las personas no huyen en estampida a pesar de los mecanismos de defensa, pues se ha observado que, incluso bajo estos efectos negativos, las personas pueden reunirse para formar grupos de cooperación (Fernández, Martín, y Páez, 1999).

Por lo anterior, la popularidad (grado) influyó de manera positiva a la hora de crear enlaces, dicho en otras palabras, las personas buscaron unirse al nodo más popular dentro de su rango de percepción.

Un agente no siempre podía tener una visión de todo lo que ocurría a su alrededor. Por eso la visión del agente estuvo limitada hasta *los amigos de sus amigos*, y esto se aplicó a la hora de buscar un enlace con algún nodo popular.

La popularidad también sería relativa dependiendo de quién la observaba, si un agente observaba a todos sus amigos y buscaba al más popular, puede que el grado máximo que encontrara fuera tres, mientras que el panorama podía ser un poco distinto para otro agente, pues el grado máximo de sus amigos podía ser de siete. Dicho esto, el agente buscó siempre al nodo con mayor grado dentro de su alcance.

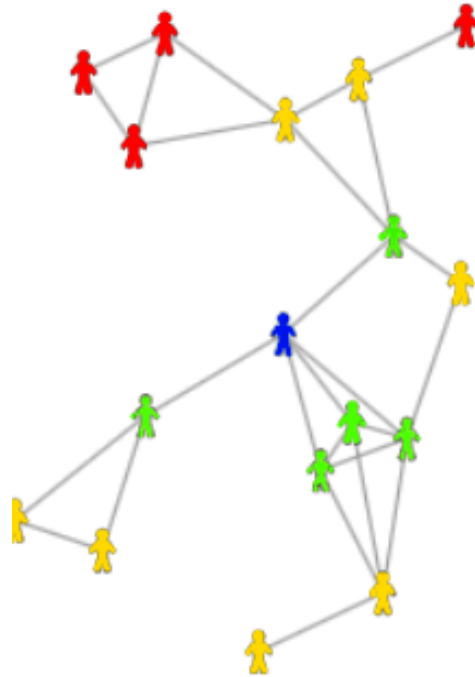


Figura 3.2: Para la persona en color azul, las personas en color verde y amarillo eran visibles, pero no las que están en color rojo.

3.1.3. Experimento in silico

Luego de tener las bases y estructura del modelo, la computadora se encargó de realizar la simulación como se explica más adelante.

El paso inicial fue formar el ambiente (fase 0), para ello se creó un espacio físico que representó el lugar de la catástrofe. El ambiente también sirvió para poder colocar a los agentes dentro de él. Para simplificar la simulación las medidas estuvieron a escala.

El siguiente paso fue colocar a los agentes dentro del ambiente, estos llegaron de manera aleatoria y uniforme. Es decir, que la probabilidad de que estuvieran en cualquier coordenada (x,y) fuera la misma para cualquier coordenada dentro del ambiente (en este experimento el ambiente fue una retícula de 120x120 cuadros, es decir un total de 14,400 posibles lugares a ocupar).

Luego, los agentes formaron vínculos con los demás agentes que estaban cerca de él. Para este caso de distancia, se utilizó la distancia inducida por la norma euclidiana¹ en R^2 (es la primera y única vez que se utilizó esta norma, pues para los siguientes casos, distancia se refiere a la distancia definida para redes, sección 2.1.2).

Una vez iniciada la simulación (fase 0), empezó a iterar para generar la evolución en la red:

1. Todos los agentes valoraron si se quedaban o no (fase 1).
2. Los agentes formaron enlaces (fase 2).
3. Se tomaron los datos de la red con ayuda de la extensión NW de NetLogo (grado, tamaño, coeficiente de aglomerado, tiempo y tamaño del clique maximal).
4. Si existía al menos un agente dentro de la simulación se repetía el proceso desde la fase 1, si no, la simulación se detenía.

La simulación se realizó variando el número inicial de personas, esto con el fin de cuantificar el tiempo de permanencia del grupo. Los grupos iniciales fueron de 75, 150, 300, 600, (ver sección: 3) (debido al tiempo que tardaba en hacerse una simulación, el experimento se realizó tres veces por cada número de personas, ya que los resultados no variaban de manera significativa). En el siguiente diagrama se da una visión más compacta de la simulación.

¹la distancia inducida por la norma euclidiana en R^2 , para dos puntos se define como $d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$ donde los valores corresponden a las coordenadas en el plano.

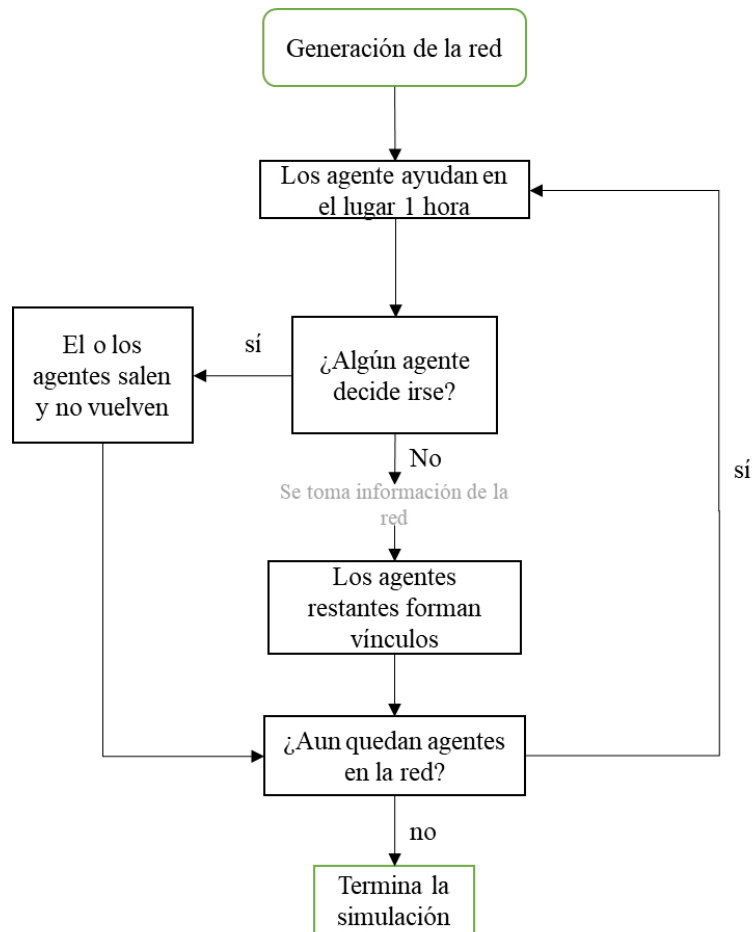


Figura 3.3: diagrama a grandes rasgos de los pasos del modelo.

Después de correr la simulación, se llevó a cabo el análisis de los datos encontrados, con R (<https://www.r-project.org/>). En el siguiente capítulo se detallan los resultados que se obtuvieron en cada fase del experimento.

Capítulo 4

Análisis y Resultados

En este capítulo se presentan los resultados que se obtuvieron después de aplicar el modelo en una simulación por computadora. También se incluyen los análisis de cada escenario.

Al tiempo cero de la simulación, cuando las personas acababan de llegar, la distribución de grado que mejor ajustó en los casos de 300 y 600 nodos, es la Binomial Negativa, figuras 4.1 y 4.2, por otro lado, los casos de 75 y 150 nodos se ajustaron mejor a una distribución uniforme, la diferencia se debe a que estos últimos tuvieron mayor dificultad para crear sus vínculos iniciales debido al tamaño de sus redes.

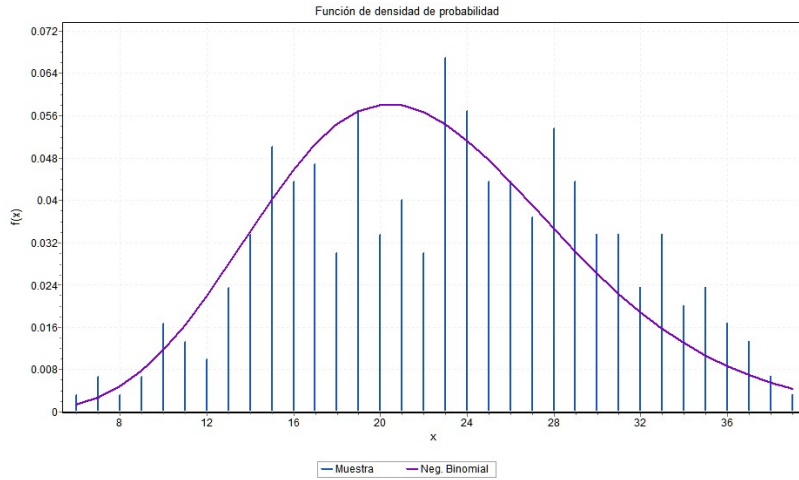


Figura 4.1: tiempo cero con 300 nodos

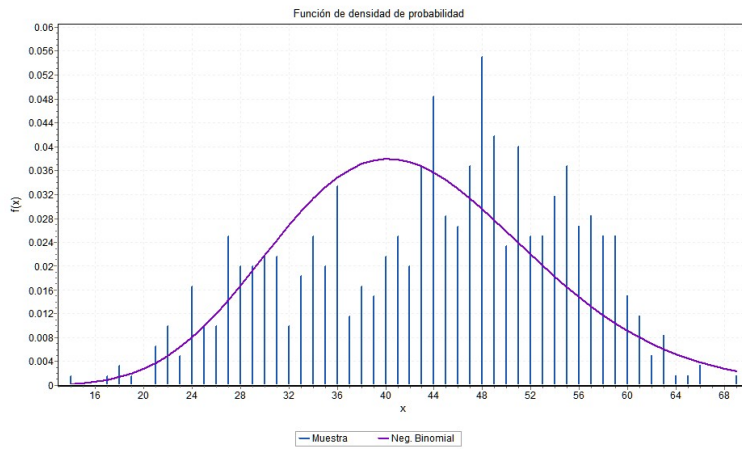


Figura 4.2: tiempo cero con 600 nodos

En las figuras 4.1 y 4.2 se aprecia cómo la distribución de grado de la red se ajusta mejor a una distribución Binomial negativa.

A continuación, se presenta la tabla 4.1 que sustenta lo anterior, en donde se realizaron pruebas de bondad y ajuste para el caso de 600 nodos, el caso de 300 nodos no se incluye pues fue bastante similar.

Tabla 4.1: Ajuste de distribuciones.

#	Distribución	Kolmogórov-Smirnov	
		Estadística	Rango
1	Binom. neg.	0.17505	1
2	Poisson	0.19106	2
3	D. Unif	0.32464	3

Luego, la simulación se ejecutó hasta después de haber transcurrido 12 horas. El escenario de 75 personas es el primero en desaparecer, debido a que eran muy pocos nodos para formar enlace por lo que la probabilidad de quedarse era muy baja. Este es el primer resultado evidente, a menor cantidad de personas en el momento cero, será más corta su permanencia en el sitio.

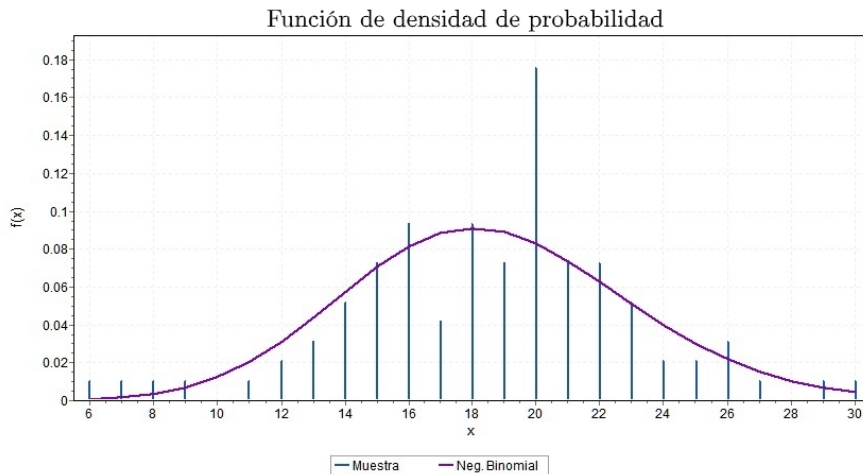


Figura 4.3: tiempo 12 con 150 nodos

Hasta el momento, 150 personas iniciales generaron una distribución binomial negativa más rápido que los demás casos, es decir, la evolución de la red es más acelerada cuando se empieza con menos personas (ver figura 4.3).

Para los otros dos casos, el de 300 y 600 agentes, la distribución se mantuvo en una binomial negativa (véase figuras 4.4 y 4.5). Estos dos últimos casos son de mayor interés, pues al ser los casos más grandes, representan mejor una situación real donde grupos más grandes llegaron al siniestro.

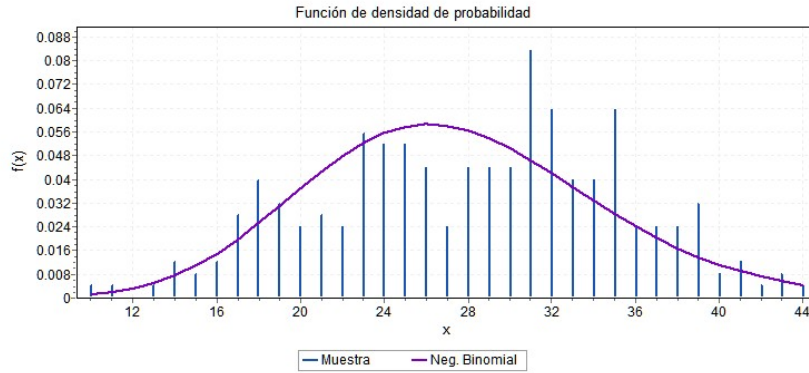


Figura 4.4: tiempo 12 con 300 nodos

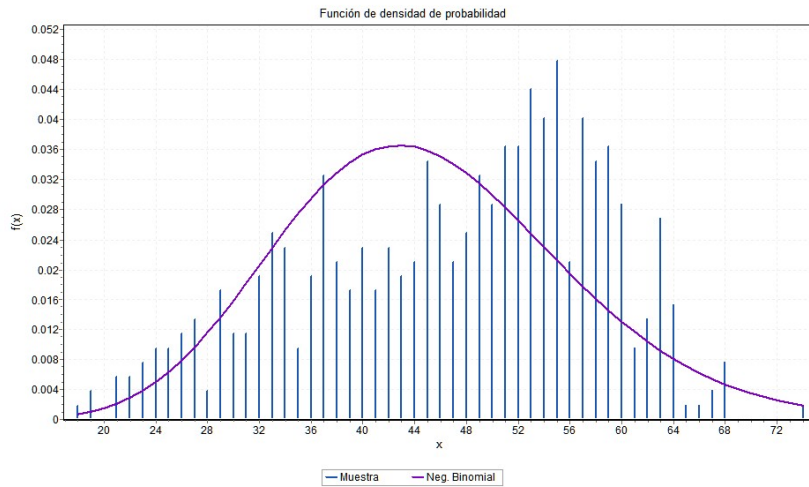


Figura 4.5: tiempo 12 con 600 nodos

Luego, la simulación avanzó otras 36 horas, es decir, un día y medio después de haber ocurrido el desastre (es necesario recordar que, en algunos lugares, la ayuda se detuvo a las 48 horas). En la vida real después de 78 horas los grupos especializados estaban valorando la situación, así como, determinando el número de personas que se requerían para ayudar en el siniestro, sin embargo, en la simulación esto no está contemplado, pues un supuesto fue que solo llegaron las personas que estaban en el momento del siniestro. La distribución se revirtió a una

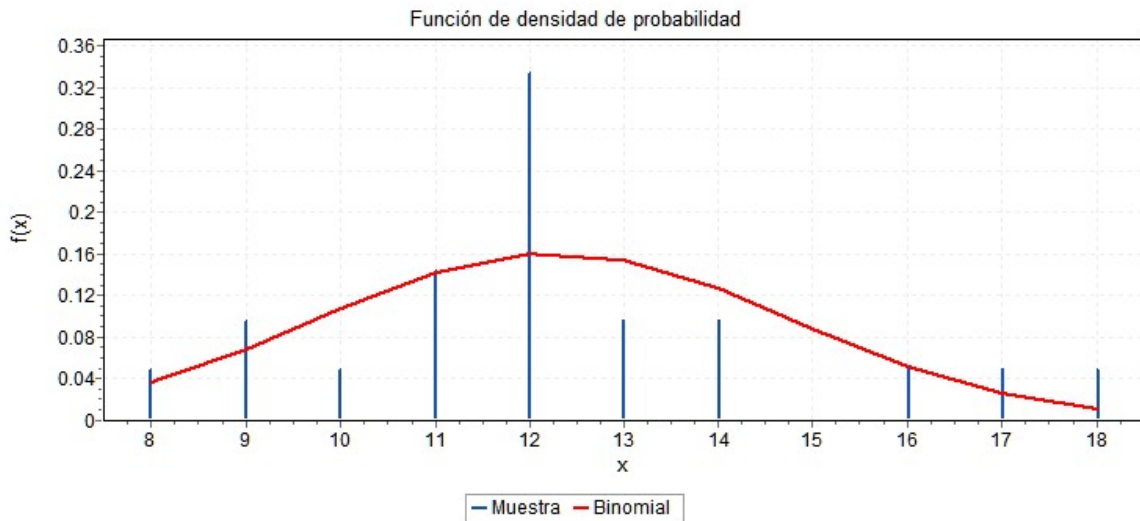


Figura 4.6: tiempo 36 con 150 nodos

binomial para el caso de 150 personas (figura 4.6), debido a la salida de personas, sin embargo, los otros dos escenarios siguientes 300 y 600 personas (figuras 4.7 y 4.8) se mantuvieron y empezaron a aproximarse todavía más a una distribución binomial negativa, es importante aclarar que la segunda mejor distribución siempre era una Poisson y no se distanciaba mucho en el ajuste, lo cual es interesante, pues indica que se parece mucho a una red de mundo pequeño, esta propiedad fue emergente del modelo y resulta contra intuitiva debido a que la regla de formar equipo con los agentes más populares, podría sugerir que la red resultante iba a ser de libre escala con hubs.

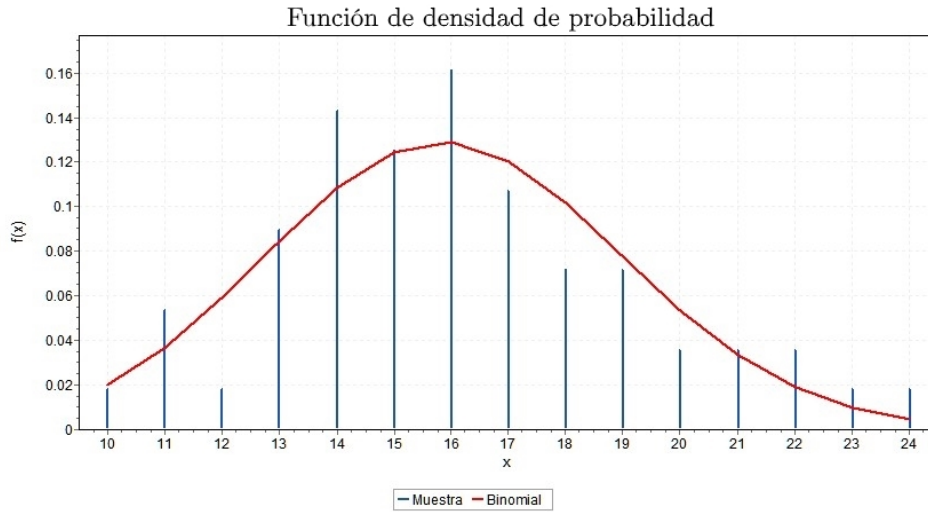


Figura 4.7: tiempo 36 con 300 nodos

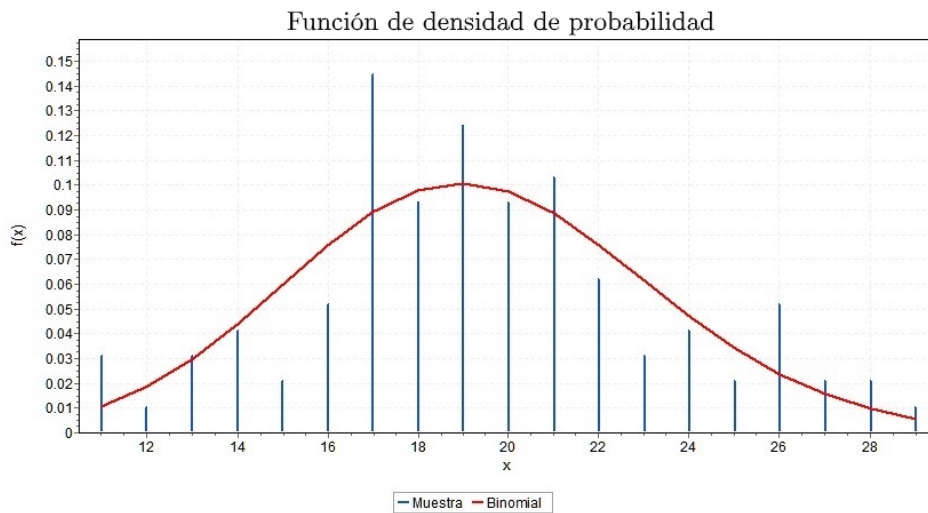


Figura 4.8: tiempo 36 con 600 nodos

Para finalizar la simulación, se dejó correr el programa hasta que no estuviera ninguna persona ayudando. Al juntar todos los escenarios el panorama quedó de la siguiente forma: para 75 personas el tiempo de ayuda fue de 13 horas, para 150 personas 46.3 horas, para 300 personas 52 horas, y para 600 personas el tiempo máximo de permanencia fue de 56.75 horas.

Es muy importante destacar que la diferencia entre 300 personas y 600 fue prácticamente nula para efectos de permanencia, esto nos dice que a partir de 300 personas el esfuerzo para mantener la red es prácticamente el mismo.

Es necesario observar también que, la diferencia entre 75 y 150 personas no es proporcional, es decir, el doble de personas no permanecerá el doble de tiempo, lo mismo sucede de 150 a 300 personas, de manera similar, para 300 y 600 personas, el tiempo no se duplicó, de hecho, aumentó muy poco respecto al incremento del número de personas.

Escalabilidad

Después de que se mostró que no hubo incrementos proporcionales, se buscó si era factible algún factor de escalamiento, para ellos se usaron algunos valores iniciales más altos, pero solo se usaron en esta parte del análisis.

Tabla 4.2: Personas al inicio y el tiempo final

Personas	Tiempo (hrs.)
150	46.3
300	52
400	53.75
500	57
600	56.75
700	59.75
800	61.75
900	62.25
1000	60.75
1200	66.25

Como se vio en la sección 2.3, fue necesario graficar los datos de la tabla 4.2 con una escala logarítmica para poder hallar la recta que mejor aproximara los datos y posteriormente, calcular la pendiente de dicha recta.

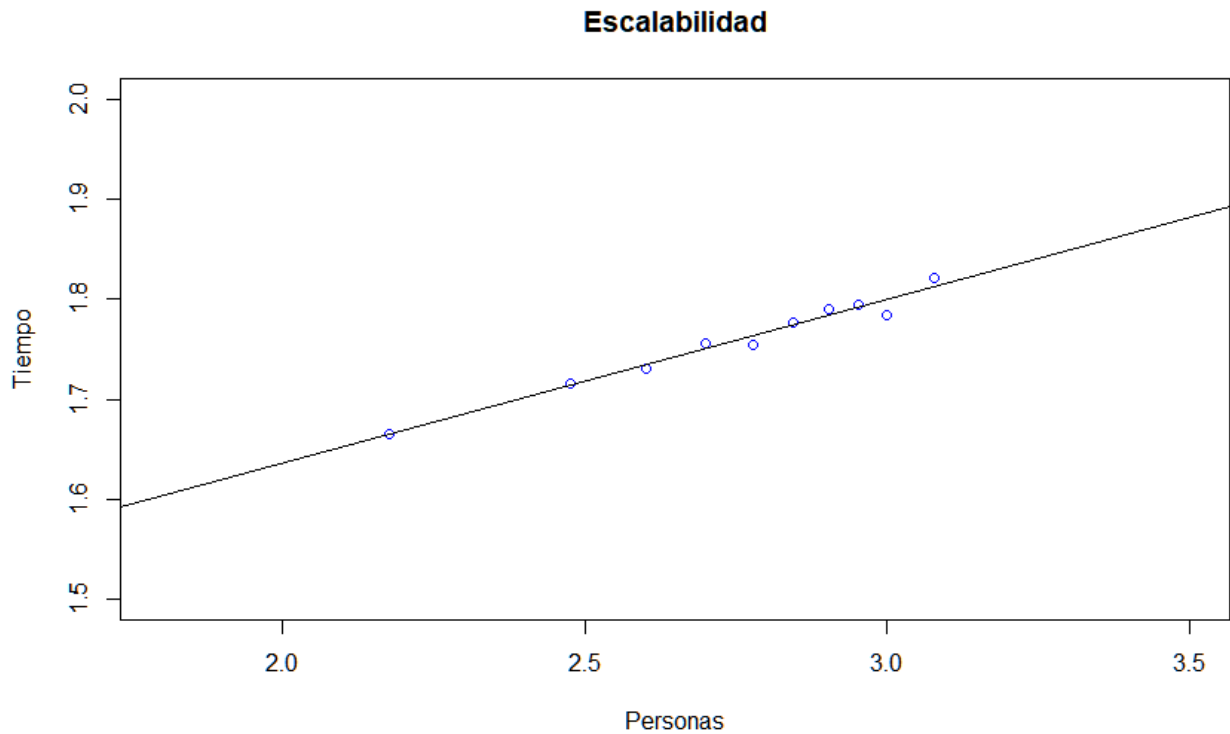


Figura 4.9: Escalabilidad.

Como se ve en la figura 4.9, la red tuvo una escalabilidad con un valor de 0.163, la cual nos indicó que al duplicarse la ayuda inicial, se tradujo en 16% de incremento al tiempo de permanencia.

Densidad

La densidad se comportó de manera muy similar para todos los escenarios iniciales que hubo. Siempre iniciaba en valores muy cercanos a cero y luego crecieron muy rápido para alcanzar el valor máximo que es uno (ver fig 4.10), este comportamiento se debió a dos factores, el primero es que los agentes están programados para crear enlaces durante su estadía y afectan de manera directa a la densidad al aumentar el número de enlaces que existen. El segundo factor se debe a que los agentes estaban constantemente saliendo de la red, esto disminuye considerablemente el número total de enlaces posibles, haciendo que la densidad sea más alta.

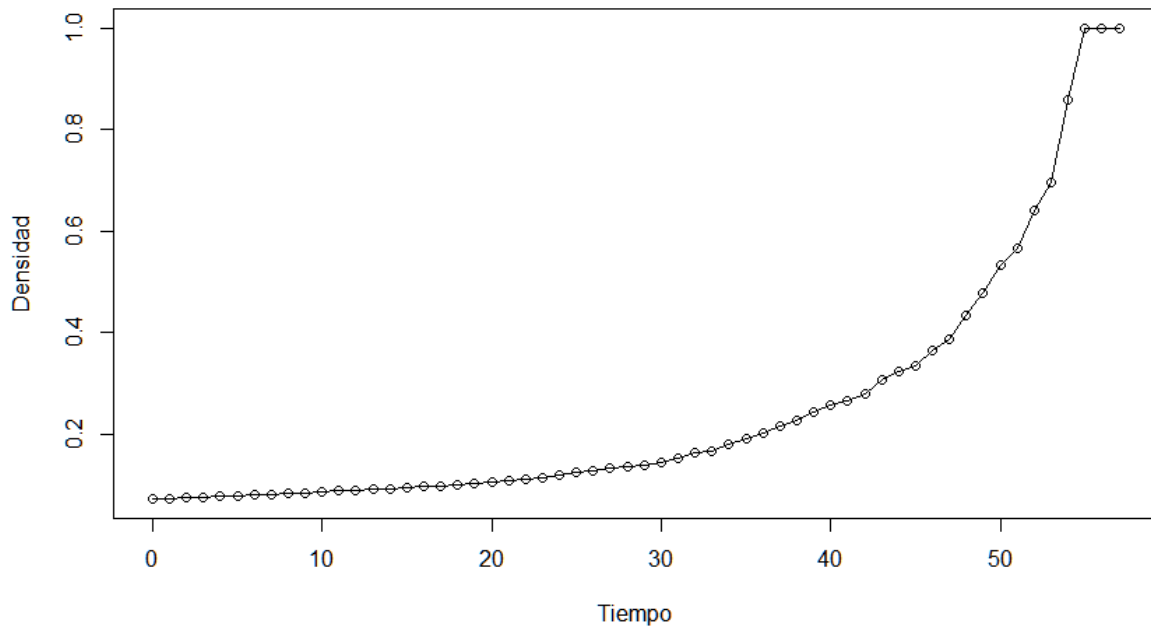


Figura 4.10: Densidad para 600 nodos iniciales.

Este aumento en la densidad fortalecía a la red, pues una red más densa es más resistente a desconexiones aleatorias, como lo fueron las salidas de los agentes en cualquier momento. Sin embargo, la densidad máxima se alcanzó cuando casi todos los agentes se habían ido, lo cual ya no tendría mucha relevancia en un caso real, pues de poco serviría tener una red con una densidad, alta, pero con solo dos agentes.

Clique-maximal

En cuanto al clique-maximal, es decir, el grupo de ayuda completo más grande dentro de la red, resultó no ser único, cada caso contó con varios cliques-maximales. Lo anterior puede interpretarse como que se diversifica el riesgo de salida entre más grupos existan, dando lugar a una red más difícil de desintegrarse.

Por otro lado, el clique-maximal aumentó siempre que el número de personas se incrementó. Esta información es útil pues a pesar de que una vez habiendo sobrepasado las 300 personas

la permanencia no varía mucho, el clique-maximal nos puede indicar que las personas se aglomeraron en subgrupos más pequeños, facilitando así ciertas labores en específico.

En una situación ideal, todas las personas tendrían relación directa con las otras personas, es decir en una red completa, esto haría que la comunicación fuera más rápida y también, aumentaría la probabilidad de todos de quedarse. Sin embargo, tanto en la simulación como en la vida real, las personas formaron equipos más pequeños dentro de la red.

En todos los escenarios el clique-maximal mostró el mismo comportamiento, empezaba siendo muy grande y luego comenzaba a disminuir, en ningún caso sucedió que creciera, lo más que hizo fue mantenerse un tiempo. Esto puede sonar contra intuitivo al inicio, pues los agentes estaban programados para buscar enlaces, sin embargo, esto no superó al hecho de que las personas se retiraban, y, además, que las personas encontraban la manera de mantenerse unidas a pesar de las salidas del grupo, claro hasta que las salidas rebasaban por mucho la capacidad de mantener sus enlaces.

En cuanto a la estructura de la red, hubo una tendencia a no soportar grupos demasiado grandes, teniendo unos 15 integrantes como media, con excepción del caso de 75 personas, en donde el tiempo no permitió que los grupos alcanzaran a formarse completamente. Estos grupos indicaron la presencia de patrones de auto organización.

Para finalizar, se encuentran los datos resumidos en la tabla 4.3.

Tabla 4.3: Clique maximal para diferentes valores iniciales durante la simulación

	0 hrs	12 hrs	24 hrs	48 hrs
75 nodos	6	1	0	0
150 nodos	10	10	10	0
300 nodos	19	16	12	7
600 nodos	27	26	20	7

Coefficiente de aglomerado

En la simulación se obtuvieron distintos comportamientos; para el caso de 75 personas, el coeficiente de aglomerado de la red tuvo un valor por encima de 0.5 en el momento cero de la simulación, luego se incrementó conforme pasaba el tiempo, alcanzando un valor máximo de 0.9 a las nueve horas, finalmente se desplomó a cero habiendo transcurrido casi catorce horas.

En los casos más grandes de 150, 300 y 600 agentes, el coeficiente de aglomerado también tuvo un valor por encima de 0.5 al inicio, sin embargo, no tuvo un comportamiento totalmente creciente como en los casos más pequeños, primero comenzó a decrecer alcanzando su valor mínimo a las 12 hrs., 27 hrs. y 38 hrs. con valores de 0.5776, 0.4946 y 0.4322, respectivamente, luego se incrementó muy rápido hasta valores cercanos a 1, y finalmente, descendió a cero muy pocas horas después de haberse acercado a 1. El efecto decreciente ocurrió por la dificultad que tenían los agentes al pertenecer a grupos más grandes, pues era menos probable que cada persona tuviera relación con los vecinos de amigos (véase tabla 4.4).

Tabla 4.4: Coeficiente de aglomerado para distintos valores iniciales

	0 hrs.	12 hrs.	24 hrs.	48 hrs.
75 nodos	0.6064	0	0	0
150 nodos	0.644	0.5776	0.5896	0
300 nodos	0.6391	0.5447	0.5063	0.8925
600 nodos	0.6354	0.5619	0.4982	0.5019

Cuando la ayuda inició con 75 y 150 personas (figura 4.11), se obtuvo un coeficiente de aglomerado más alto con mayor rapidez, pero la red no duró mucho tiempo. El otro extremo es cuando inició con 300 y 600 personas, la ayuda permanece más tiempo, pero a costa de no tener un coeficiente de aglomerado estrictamente creciente (figura 4.11).

Las gráficas que se obtienen al comparar el tiempo contra el número de personas, indica una linealidad en 150, es decir, las personas irían dejando el lugar de manera proporcional al tiempo, mientras que, para números mayores, la salida de personas resultaría más vertiginosa si se

aumentara mucho la ayuda inicial.

Resumen de los datos obtenidos en cuanto a permanencia.

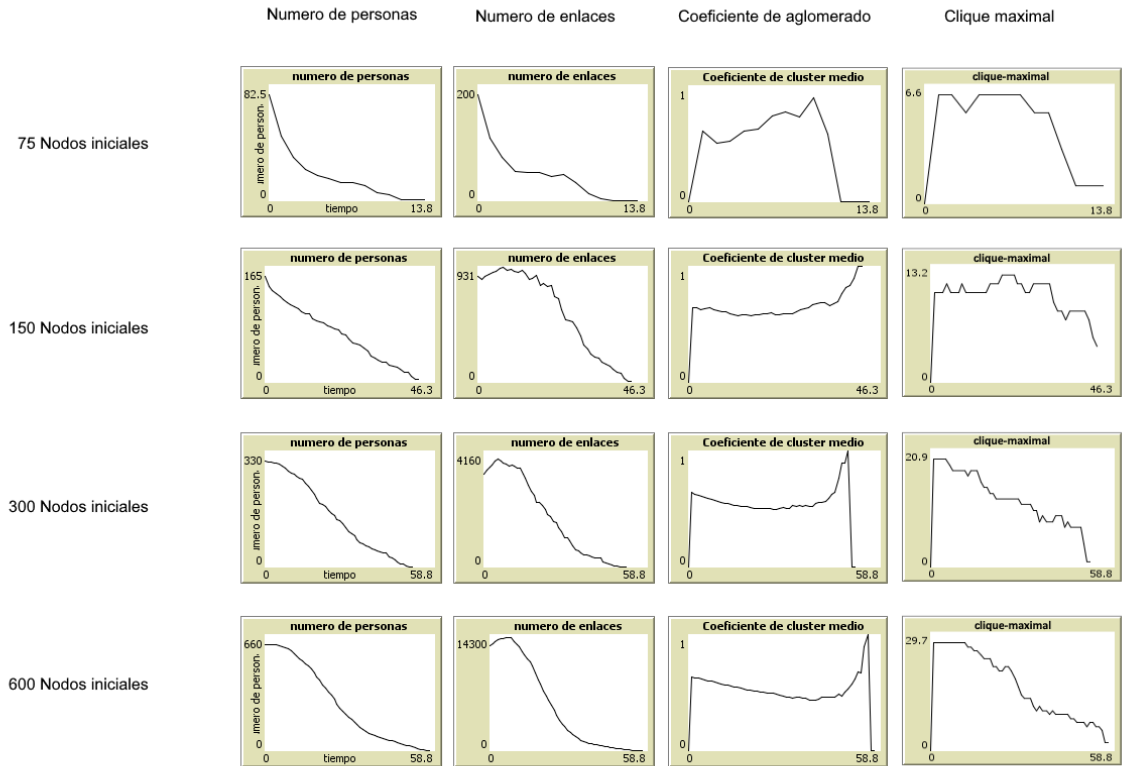


Figura 4.11: Tabla comparativa.

Conclusiones y Trabajo Futuro

Cuando ocurre un desastre, las labores de rescate deben empezar lo más rápido posible, pues dentro de las primeras horas hay mayor probabilidad de encontrar personas vivas.

Del mismo modo que la ayuda debe llegar lo más rápido posible, también debe poder mantenerse en el tiempo, por eso es importante tener una administración de las personas lo más eficiente posible, pues la cantidad de personas disponibles no es ilimitada, y es muy difícil que logren resistir tantas jornadas sin parar. En este trabajo, se compararon los tiempos de permanencia para distintos escenarios iniciales, y se vio como decrece el número de personas que ayudaron en labores de rescate, conforme trascurrió el tiempo.

Es de vital importancia notar que el número de personas no era proporcional con el tiempo de permanencia, de hecho, después de 300 personas, el tiempo de permanencia no se incrementó de manera significativa, es decir, con el doble de personas el tiempo no se duplicó. mientras que, para grupos por debajo de 150 personas, el número de integrantes sí tiene algo de presencia.

Cabe destacar que la red fue escalable, y su razón de escalabilidad es de 0.163.

Por lo anterior, el objetivo principal de esta tesis se cumplió, se probó que, bajo una situación de emergencia como un terremoto, no siempre una mayor cantidad de personas ayudando al mismo tiempo se traduce en una ayuda proporcional, Es un hecho que para actividades que requieran mayormente destreza física, más personas lograran completar la actividad en menor tiempo, pero para ayudar a sacar escombros, esta idea no se cumple del todo, pues es un riesgo mantener a muchas personas en la misma zona, por otro posible derrumbe y por el mismo peso de las personas, incluso, porque pueden entorpecer las labores de rescate.

Otro punto muy fuerte a tener en cuenta, es el coeficiente de aglomerado, que tuvo mejor comportamiento para las redes más pequeñas frente a las redes más grandes. Esto tiene relevancia si se quisiera tener una comunicación más eficiente en la red, pero, si se tuvieran que poner en una balanza ambas características, sería más provechoso aumentar el número inicial

de personas para alargar el tiempo de permanencia, a costa de perder solo un poco el nivel de coeficiente de aglomerado.

Por otro lado, los subgrupos que se crearon durante la simulación, eran generalmente pequeños, en ningún caso se creó un subgrupo mucho más grande que los demás, esto es bueno, pues diversifica mejor las tareas, no dando importancia a uno solo, es decir, se diversifica el riesgo entre todos los equipos.

Otro aspecto de los subgrupos que se formaron es que, el tamaño medio era de 15 integrantes, entonces, para futuros planes de prevención, se podrían considerar pequeños equipos de 15 integrantes, que sean destinados a realizar diferentes actividades de salvamento.

Respecto a la evolución de las distribuciones de los grupos, era de esperarse que, al crecer el tamaño de los grupos, se ajustaría mejor una distribución como las que presentan las redes de mundo pequeño, lo cual pasó, evolucionaron a una distribución Poisson, esto se vio mejor reflejado en el caso de 600 nodos.

Una estrategia que podría mejorar la permanencia de la red de ayuda, sería identificar los subgrupos y hacer que de alguna manera interaccionen entre sí, con el fin de crear un clique-maximal más grande que soporte mejor el pasar del tiempo y así llevar mejor las labores de rescate.

Trabajo futuro

Este modelo podría ser validado con un grupo de control (la otra opción es con un terremoto de verdad) para ajustar los parámetros, además, se podría tomar en cuenta la interacción con otras redes, para crear una red multicapa. También se podría cambiar la simulación teniendo en cuenta el reingreso de las personas con el fin de hallar un punto de equilibrio y así crear una estrategia más eficiente.

Debido a que la red resultó escalable, también se podría diseñar un experimento con perso-

nas reales, un simulacro controlado con menos personas y así poder validar resultados para situaciones más grandes.

Anexos

Anexo A: Otros valores iniciales

A continuación, se muestran los resultados obtenidos para los casos con un número de agentes más pequeño, con 75 y 150, los cuales muestran un comportamiento similar a los casos más grandes, pero con menos detalles, ver figura 4.12 y 4.13.

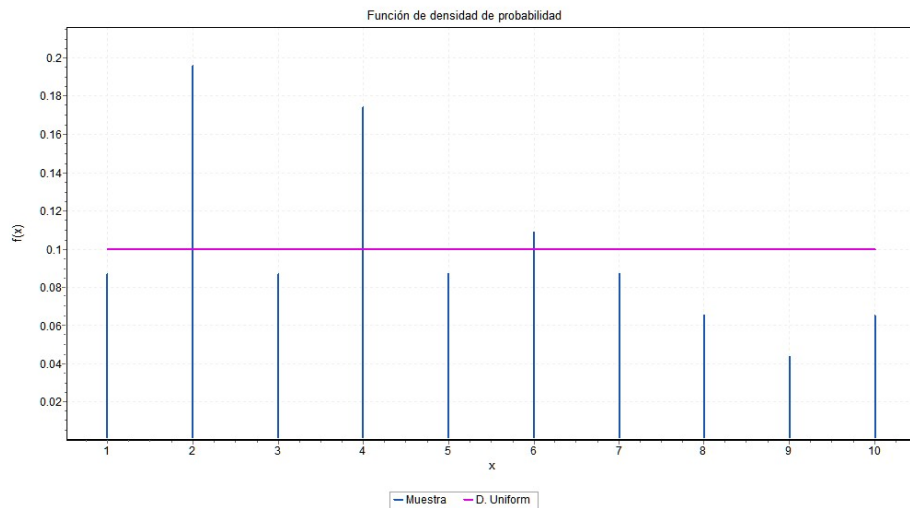


Figura 4.12: tiempo cero con 75 nodos

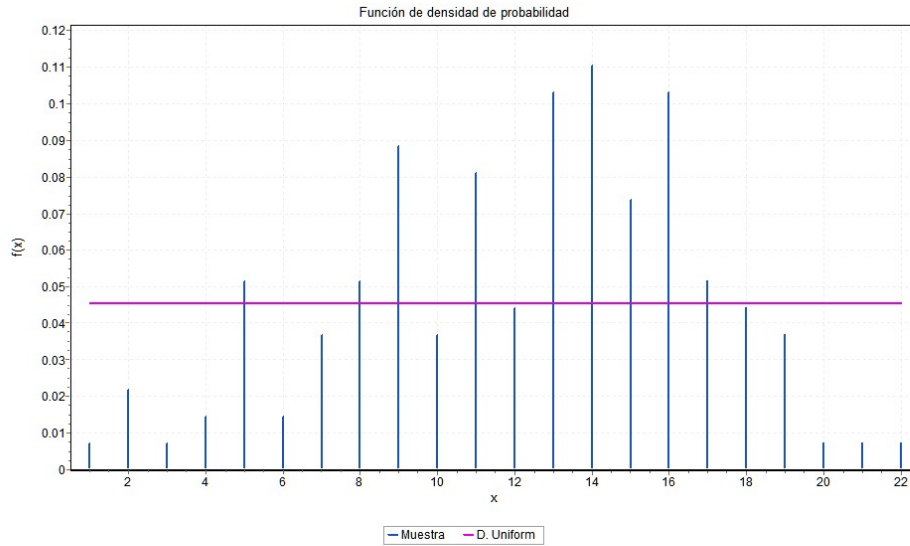


Figura 4.13: tiempo cero con 150 nodos

También se hicieron pruebas de bondad y ajuste, en ambos casos resultó que la mejor distribución correspondía a una distribución uniforme en sus respectivos intervalos (ver tabla 4.5).

Tabla 4.5: Ajuste de distribuciones para 75 y 150 nodos iniciales.

#	Distribución	Kolmogórov-Smirnov		#	Distribución	Kolmogrov-Smirnov	
		Estadística	Rango			Estadística	Rango
1	Uniforme	0.14348	1	1	Uniforme	0.20532	1
2	Poisson	0.17476	2	2	Poisson	0.2062	2
3	Bin. Neg	0.20999	3	3	Bin. Neg	0.22448	3

Anexo B: Distribuciones de probabilidad

Las siguientes definiciones fueron tomadas del libro *Introducción a la Probabilidad* (Rincón, 2014).

Decimos que una variable aleatoria X tiene una distribución uniforme discreta sobre el conjunto de n números $\{x_1, \dots, x_n\}$ si la probabilidad de que X tome cualquiera de estos valores es constante $\frac{1}{n}$.

Esta distribución surge en espacios de probabilidad equiprobables, esto es, en situaciones en donde tenemos n resultados diferentes y todos ellos tienen la misma probabilidad de ocurrir.

$$f(x) = \begin{cases} 1/n & \text{si } x = x_1, \dots, x_n, \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

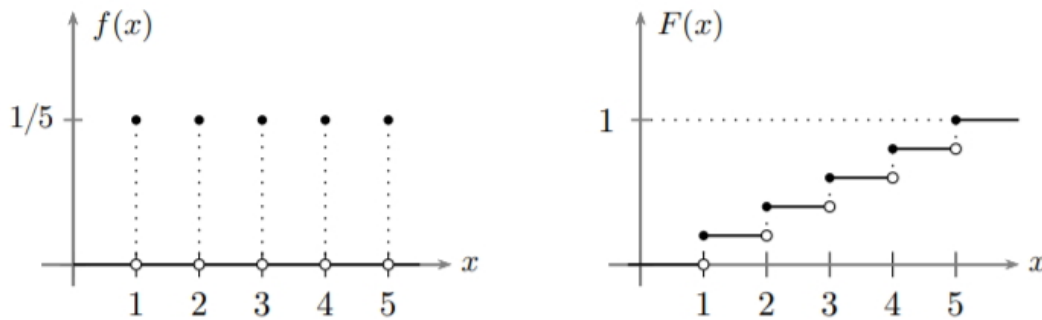


Figura 4.14: Función de densidad y de distribución para una uniforme (Rincón,2014).

Consideremos la situación de observar los resultados de una sucesión infinita de ensayos independientes bernoulli, en cada uno de los cuales la probabilidad de éxito es p . Sea $r \geq 1$ un número entero. Definimos ahora a la variable aleatoria X como el número de fracasos antes de obtener el r -ésimo éxito. Decimos entonces que X tiene una distribución binomial negativa con parámetros r y p , y escribimos $X \sim \text{bin neg}(r, p)$. Es claro que la variable X puede tomar los valores $0, 1, 2, \dots$, con las probabilidades dadas por la función de probabilidad:

$$f(x) = P(X = x) = \begin{cases} \binom{r+x-1}{x} p^r (1-p)^x & \text{si } x = 0, 1, \dots \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

x	$f(x)$
0	0.031250
1	0.078125
2	0.117187
3	0.136718
4	0.136718
5	0.123046
6	0.102539
7	0.080566
8	0.060424
9	0.043640
10	0.030548
...	...

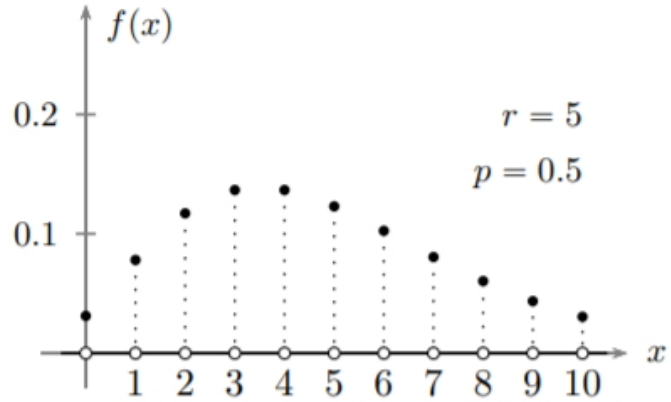


Figura 4.15: Función de densidad para una binomial negativa con parámetros $r = 5, x = .5$ (Rincón, 2014).

Se define la variable aleatoria X como el número de ocurrencia de un evento en un intervalo de tiempo dado. Es claro entonces que X puede tomar los valores $0, 1, 2, \dots$, y en principio no ponemos una cota superior para el número de observaciones del evento. Adicionalmente, supongamos que conocemos la tasa media de ocurrencia del evento de interés, que denotamos por la letra λ (lambda). El parámetro λ es positivo y se interpreta como el número promedio de ocurrencias del evento por unidad de tiempo o espacio. La probabilidad de que la variable aleatoria X tome un valor entero $x \geq 0$ se definirá a continuación. Decimos que X tiene una distribución Poisson con parámetro $\lambda > 0$, y escribimos $X \sim \text{Poisson}(\lambda)$ cuando su función de probabilidad es:

$$f(x) = \begin{cases} e^{-\lambda} \frac{\lambda^x}{x!} & \text{si } x = 0, 1, \dots \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

x	$f(x)$
0	0.1353353
1	0.2706706
2	0.2706706
3	0.1804470
4	0.0902235
5	0.0360894
6	0.0120298
7	0.0034370
...	...

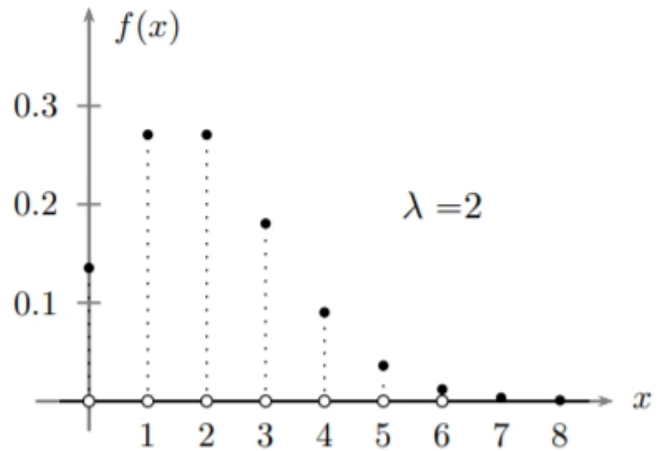


Figura 4.16: Función de densidad para una variable poisson con $\lambda = 2$ (Rincón,2014).

Anexo C: Pruebas de hipótesis

El siguiente concepto es de un fragmento del libro *Introducción a la estadística inferencial* (Rincón, 2019).

Definición: Una *hipótesis estadística*, o simplemente *hipótesis*, es una afirmación o conjetura acerca de la distribución de una o más variables aleatorias.

Particularmente las hipótesis a las que haremos mayor referencia serán afirmaciones o conjeturas acerca del valor de los parámetros de las distribuciones de probabilidad.

Establecer con precisión las hipótesis a contrastar depende fuertemente del estudio que se esté llevando a cabo, de la pregunta que se desee contestar, y de la información adicional que se tenga acerca del problema particular en estudio. Nuestra perspectiva será que las hipótesis a contrastar nos son dadas, o que son evidentes de proponer de acuerdo al enunciado del problema.

La siguiente definición establece una clasificación de dos tipos generales de hipótesis que pueden

considerarse relativas a la especificación de los parámetros de una distribución.

Definición: una hipótesis es *simple* si especifica por completo la distribución de probabilidad en cuestión, en caso contrario, la hipótesis se llama *compuesta*.

En general, contrastaremos dos hipótesis de acuerdo al siguiente esquema y notación

$$H_0 : \text{Hipótesis nula} \quad \text{vs} \quad H_1 : \text{Hipótesis alternativa.}$$

Esto es, a la hipótesis que aparezca del lado izquierdo le llamaremos hipótesis nula y la denotaremos por H_0 . A la hipótesis que aparezca en el lado derecho le llamaremos hipótesis alternativa y la denotaremos por H_1 . Tanto la hipótesis nula H_0 como la hipótesis alternativa H_1 pueden ser simples o compuestas. De este modo tenemos cuatro diferentes contrastes de tipos de hipótesis: simple vs simple, simple vs compuesta, compuesta vs simple, y compuesta vs compuesta. Las tres últimas son más difíciles de analizar.

Llevar a cabo una prueba de hipótesis significa aplicar una regla para decidir si se acepta la hipótesis nula o se rechaza en favor de la hipótesis alternativa. La información para obtener una regla de decisión que nos lleve a rechazar o no rechazar una hipótesis estadística provendrá de una muestra aleatoria de la distribución en estudio. Por otro lado, al aceptar una hipótesis no se afirma que ésta sea absolutamente cierta, sino simplemente que es consistente con los datos de la muestra aleatoria y la regla de decisión adoptada. Si la información de la muestra o la regla de decisión cambia, muy posiblemente también cambie la decisión de rechazar o no rechazar.

La regla para decidir si se acepta la hipótesis nula o se rechaza en favor de la hipótesis alternativa se expresa en términos de un conjunto llamado región de rechazo. Este conjunto consta de aquellos valores de la muestra aleatoria para los cuales se ha acordado rechazar la hipótesis nula. Es claro que existen tantas regiones de rechazo como subconjuntos de valores de la muestra aleatoria.

Definición: una *región de rechazo* es un subconjunto de valores de una muestra aleatoria para los cuales se rechaza la hipótesis nula. A una región de rechazo se le llama también *región crítica*.

Desde el punto de vista matemático, uno de los problemas principales en las pruebas de hipótesis es el de construir de manera justificada una región de rechazo. Con base en la región de rechazo encontrada se puede entonces llevar a cabo el proceso de decisión de rechazar o no rechazar la hipótesis nula.

Como hemos mencionado antes, al tomar una decisión en una prueba de hipótesis, existe siempre el riesgo de cometer errores. Los dos tipos de errores que pueden surgir se formalizan en las siguientes dos definiciones.

Definición: el *error tipo I* se comete cuando se rechaza la hipótesis nula H_0 cuando ésta es verdadera. A la probabilidad de cometer el error tipo I se le denota por la letra α , y se calcula mediante la siguiente probabilidad condicional:

$$\begin{aligned}\alpha &= P(\text{"Error tipo I"}) \\ &= P(\text{"Rechazar } H_0 \text{"} \mid \text{"} H_0 \text{ es verdadera"}).\end{aligned}$$

A este valor α se le conoce también como el *tamaño de la región crítica*, el *tamaño de la región de rechazo*, o bien como el *nivel de significancia de la prueba*.

Definición: el *error tipo II* se comete cuando no se rechaza la hipótesis nula H_0 cuando ésta es falsa. A la probabilidad de cometer el error tipo II se le denota por la letra β , y se calcula mediante la siguiente probabilidad condicional:

$$\begin{aligned}\beta &= P(\text{"Error tipo II"}) \\ &= P(\text{"No rechazar } H_0 \text{"} \mid \text{"} H_0 \text{ es falsa"}).\end{aligned}$$

Las probabilidades α y β arriba definidas no son complementarias, es decir, no necesariamente suman 1, pues los eventos condicionantes que aparecen en las probabilidades condicionales anteriores son distintos. Es claro que deseamos que estas probabilidades tomen valores pequeños.

Sin embargo, al solicitar que una de estas probabilidades sea pequeña la otra puede aumentar, así es que puede no ser posible hacer ambas probabilidades tan pequeñas como uno desee. Cuando sea posible, procederemos de la siguiente forma: fijaremos un valor para α y buscaremos aquella posible región de rechazo de tamaño α que tenga probabilidad β más pequeña. De esta manera se le da mayor importancia al error tipo I pues se controla su probabilidad de ocurrencia.

Suponiendo el caso del contraste de dos hipótesis simples, un problema consiste en considerar todas las posibles regiones de rechazo de tamaño α y encontrar aquella que tenga probabilidad β más pequeña.

Prueba Kolmogorov-Smirnov (K-S)

Las siguientes definiciones son de un fragmento del libro *Probabilidad y estadística para ingenieros* (Ojeda, 2007).

Esta prueba se usa para probar modelos de probabilidad con variables continuas. Es de especial interés para muestras pequeñas. Si la prueba se usa con variables aleatorias discretas, la decisión tiene confianza aceptable cuando se rechaza la hipótesis nula.

Sea X variable aleatoria continua, $f_0(x)$: función de densidad de probabilidad especificada o supuesta para X . Sea:

$$\begin{array}{ll} \text{Se desea probar la hipótesis} & H_0 : f(x) = f_0(x) \\ \text{en contraste con la hipótesis} & H_a : \neg H_0. \end{array}$$

Sea una muestra aleatoria de tamaño n tomada de una población con una distribución especificada para $f_0(x)$, que es de interés verificar:

$$x_1, x_2, \dots, x_n$$

las observaciones ordenadas de forma creciente:

$$x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(n)}$$

con los valores de x se obtienen valores para la *función de distribución empírica* $S_n(x)$:

$$S_n(x) = \begin{cases} 0, & x < x_1 \\ \frac{i}{n}, & x_{(i)} < x < x_{(i+1)}, \quad i = 1, 2, \dots, n-1. \\ 1, & x \geq x_n \end{cases}$$

Sea $F_0(x)$ la función de distribución acumulada correspondiente al modelo propuesto $f_0(x)$, $F_0(x) = P(X \leq x)$, se tabulan los valores calculados de $S_n(x)$ y $F_0(x)$. Entonces se utiliza el *estadístico de prueba K-S*:

$$D_n = \max |S_n(x_i) - F_0(x_i)|, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

Si se especifica un nivel de significancia α , se puede construir una región de rechazo para la prueba. Sea D_α valor crítico para la prueba K-S

Rechazar H_0 si $D_n < D_\alpha$.

Anexo D: Código

A continuación el código usado en NetLogo.

```
extensions [NW]
```

```
breed [personas persona]
```

```
personas-own [probabilidad vecinos]
```

```
globals [gigante cluster]
```



```

to setup
  clear-all
  resize-world 0 120 0 120
  __change-topology false false
  set-default-shape personas "person"

  setup-mundo
  setup-personas
  reset-ticks

end

to setup-personas
  create-personas numero-personas
  [
    setxy random-xcor random-ycor
    set probabilidad 100
    set color black
    set size 5
    let i 0
  ]
  ask personas [create-links-with other personas in-radius 20]
  ;ask personas [ set label probabilidad ]
  ;ask personas [ set label-color red ]
  nw:set-context turtles links

end

```

```

to setup-mundo
  ask patches [set pcolor white]
end

to go
  ifelse not any? personas [stop]
  [
    ask personas [mirar]
    ask personas [desertar]
    ask personas [mirar]
    ask personas [unanse]
    set gigante count one-of nw:biggest-maximal-cliques
    set cluster mean [ nw:clustering-coefficient ] of turtles
    file-open "datos.csv"
    file-print [count my-links] of turtles

    file-close
    tick

  ]

end

to desertar ;procedimiento para personas

  let lambda 7 * 24
  let tiempo exp(- (1 / lambda) * ticks)

```

```

    let k min (list count vecinos 10);
let alpha .49
let beta .51
;
set probabilidad (alpha * tiempo + beta * k / 10) * 100
if probabilidad <= random 100
[
  ask self [die]
]
end

```

```

to unanse
;buscar a los amigos de amigos
;unir aleatoriamente con uno de ellos
let yo self
ifelse (count vecinos > 0)
[
  ask self
  [
    ask one-of vecinos
    [
      ask one-of vecinos
      [
        if (count link-neighbors > 1 and self != yo)
        [
          create-link-with yo
        ]
      ]
    ]
  ]
]
]

```

```

]
;else
[
  if (count personas > 1)
  [
    ask self
    [
      create-link-with one-of other personas
    ]
  ]
]

end

to mirar
;actualiza la lista de vecinos de cada persona
set vecinos link-neighbors
end

;extras de NW

to-report global-clustering-coefficient
  let closed-triplets sum [ nw:clustering-coefficient *
    count my-links * (count my-links - 1) ] of turtles
  let triplets sum [ count my-links * (count my-links - 1) ] of turtles
  report closed-triplets / triplets
end

```

Referencias

- Accinelli, E., y Carrera, E. S. (2012). Imitación y juegos evolutivos en economía. *ISSN (versión impresa): 2007-2627 Publicada desde 1998 ISSN (versión electrónica): 2007-3666*.
- Arroyo Menéndez, M., y Hassan Collado, S. (2007). Simulación de procesos sociales basada en agentes software. *EMPIRIA. Revista de Metodología de las Ciencias Sociales*.
- Austin, J. (1983). Krakatoa sunsets. *Weather*, 38(8).
- Ayala, V. (2017, 09). Salen desde la unam mil 500 brigadistas. *Gaceta UNAM*.
- Barabási, A.-L., y Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286(5439).
- Barrero, A. C., de García, G. W., y Parra, R. M. M. (2010). *Introducción a la teoría de grafos*. ELIZCOM SAS.
- Bickman, L., y Kamzan, M. (1973). The effect of race and need on helping behavior. *The Journal of Social Psychology*, 89(1).
- Bojanowski, M., y Corten, R. (2014). Measuring segregation in social networks. *Social Networks*, 39.
- Bowles, S., y Gintis, H. (2003). Origins of human cooperation. *Genetic and cultural evolution of cooperation*, 2003.
- Broido, A. D., y Clauset, A. (2019). Scale-free networks are rare. *Nature communications*, 10(1), 1–10.
- Brosig, J., Riechmann, T., y Weimann, J. (2007, 03). Selfish in the end?: An investigation of consistency and stability of individual behavior. *MPRA*.
- Cadavid, L., Valencia-Arias, A., y Awad, G. (2012, 01). Heurísticas de racionalidad limitada en modelos de simulación basados en agentes para la creación de empresas (bounded

- rationality heuristics in agent-based models for business creation)..
- Caparrini, F. S. (2009). *Videocurso de netlogo*. url<http://www.cs.us.es/fsancho/NLVC/?p=conceptos-basicos>.
- Cohen, S. (2017). *Demonios populares y "pánicos morales": delincuencia juvenil, subculturas, vandalismo, drogas y violencia*. GEDISA.
- Dovidio, J. F., y Gaertner, S. L. (2000). Aversive racism and selection decisions: 1989 and 1999. *Psychological Science*, 11(4).
- Díaz, M. L. (2008, 05). El análisis de redes sociales. una herramienta explicativa para la comprensión de las relaciones internacionales. *Revista de Relaciones de Internacionales de la UNAM*(134).
- Erdős, P., y Rényi, A. (1960). On the evolution of random graphs. *Publ. Math. Inst. Hung. Acad. Sci*, 5(1).
- Euler, L. (1956). The seven bridges of Königsberg. *The world of mathematics*, 1.
- Fernández, I., Martín, C., y Páez, D. (1999). Emociones y conductas colectivas en catástrofes: ansiedad y rumor, miedo y conductas de pánico. *La anticipación de la sociedad, Psicología Social de los movimientos sociales*. Valencia: Promolibro.
- Ginovart, M., Blanco, M., Portell, X., y Ferrer-Closas, P. (2012). Modelización basada en el individuo: una metodología atractiva para el estudio de biosistemas. *Enseñanza de las ciencias: revista de investigación y experiencias didácticas*.
- González Mora, A. (2008). El fenómeno de los desastres. perspectiva transdisciplinar con el enfoque de los sistemas complejos. *Humanidades Médicas*, 8(1).
- Helbing, D., Farkas, I., Molnar, P., y Vicsek, T. (2002). *Simulation of pedestrian crowds in normal and evacuation situations* (Vol. 21). Springer.
- Hernández, M. (2018, 04). Psicología destaca acciones ante la emergencia de s-19. *Gaceta UNAM*.
- Ignacio, G.-V. M. J. (2016). *Simulación de procesos sociales basada en agentes software*. Centro de Investigaciones Sociológicas.
- Ingham, A. G., Levinger, G., Graves, J., y Peckham, V. (1974). The ringelmann effect: Studies of group size and group performance. *Journal of Experimental Social Psychology*, 10(4).
- Iremia, M. (2002). Hybrid model to design proactivity and multi-agent-systems. *World Scientific*

and Engineering Society.

- Izquierdo, L. R., Galán Ordax, J. M., Santos, J. I., y Del Olmo Martínez, R. (2008). Modelado de sistemas complejos mediante simulación basada en agentes y mediante dinámica de sistemas. *Empiria. Revista de metodología de ciencias sociales*, 0(16).
- Kadushin, C. (2012). *Understanding social networks: Theories, concepts, and findings*. Oxford University Press.
- Mantilla, M., y García, D. (2010, 03). Trabajo en equipos autodirigidos: competencias personales y conductas necesarias para su éxito. *Revista Venezolana de Gerencia*, 15, 51 - 71.
- Newman, M. (2018). *Networks: an introduction*. Oxford University Press.
- Ojeda, L. R. (2007). Probabilidad y estadística básica para ingenieros. *Ecuador: Escuela superior politécnica del litoral*.
- Poniatowska, E. (2017, 09). Terremotos de 1985 y de 2017. *La Jornada*.
- Redacción. (2017, 10). Desde el 19 de septiembre, el puño en alto también significa vida. *Chilango*.
- Rincón, L. (2014). *Introducción a la probabilidad*. Prensas de Ciencias.
- Rincón, L. (2019). *Una introducción a la estadística inferencial*. Prensas de Ciencias.
- Sayama, H. (2015). *Introduction to the modeling and analysis of complex systems*. Open SUNY Textbooks.
- SEGOB. (2018). *Manual de organización y operación del sistema nacional de protección civil*.
- Siegenfeld, A. F., y Bar-Yam, Y. (2019, 12). An introduction to complex systems science and its applications. *arXiv preprint arXiv:1912.05088*.
- Simon, H. A. (1987). Making management decisions: the role of intuition and emotion. *Academy of Management Perspectives*, 1(1).
- Skinner, B. F. (1970). *Ciencia y conducta humana: una psicología científica*. Fontanella.
- Sobradillo, P., Pozo, F., y Álvar Agustí. (2011). Medicina p4: el futuro a la vuelta de la esquina. *Archivos de Bronconeumología*, 47(1).
- Steiner, D. (2014). *Maximal clique variants* (Tesis Doctoral no publicada). School of Computing Science Sir Alwyn Williams Building University of Glasgow.
- Steven J. Portugal, T., Fritz, J., Heese, S., Trobe, D., Voelkl, B., Hailes, S., ... R Usherwood, J. (2014, 01). Upwash exploitation and downwash avoidance by flap phasing in ibis

- formation flight. *Nature*.
- Tesser, A., y Smith, J. (1980). Some effects of task relevance and friendship on helping: You don't always help the one you like. *Journal of Experimental Social Psychology*, 16(6).
- Tognetti, A., Berticat, C., Raymond, M., y Faurie, C. (2014). Assortative mating based on cooperativeness and generosity. *Journal of evolutionary biology*, 27(5).
- Travers, J., y Milgram, S. (1977). An experimental study of the small world problem. En *Social networks*. Elsevier.
- Ule, A. (2008). *Partner choice and cooperation in networks: Theory and experimental evidence* (Vol. 598). Springer Science & Business Media.
- Valiente, E. F. (2002). La importancia de lo pequeño. comunidades bacterianas y sociedad humana. *Política y sociedad*, 39(3), 575–581.
- Wasserman, S., y Faust, K. (1994). *Social network analysis: Methods and applications*. Cambridge University Press.
- Watts, D. J., y Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, 393(6684).
- West, B., Turala, M., y Grigolini, P. (2014). *Networks of echoes: imitation, innovation and invisible leaders*. Springer Science & Business Media.
- West, G. B. (2017). *Scale: the universal laws of growth, innovation, sustainability, and the pace of life in organisms, cities, economies, and companies*. Penguin.
- Wilensky, U., y Rand, W. (2015). *An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with netlogo*. Mit Press.
- Zamorano, A. (2015). Terremotos en Chile: el secreto de sus construcciones antisísmicas. *BBC*.