

# Modelación Basada en Agentes para la influencia del Comportamiento Humano en la propagación del COVID-19

Hamilton Smith Gómez Osorio  
hsgomezo@eafit.edu.co

Nicolás Rengifo Campo  
nrengifoc@eafit.edu.co

Valentina Yusty Mosquera  
vyustym@eafit.edu.co

6 de junio de 2020

## Resumen

En este trabajo se presenta el proceso de modelación de comportamiento para el virus COVID-19 en algunas zonas de la ciudad de Medellín, donde se han estudiado las implicaciones que presenta el comportamiento humano de una población en la propagación de la enfermedad en su entorno. Proceso que ha sido importante dada la necesidad de medidas de control para esta problemática mundial que se vive actualmente, dado que aquellas implementadas por gobierno e muchos casos no son suficientes para controlar este virus que aún no presenta una cura. Se ha utilizado para esto la Modelación Basada en Agentes (ABM) utilizando la herramienta NetLogo por la cual se obtuvieron resultados tales como la influencia del estado socioeconómico, físico y emocional, que tienen los individuos, en las medidas a tomar para enfrentar la pandemia, lo cual permitió llegar a la conclusión que es necesario plantear medidas mucho más efectivas para la población vulnerable y en riesgo, la cual no tiene la posibilidad de quedarse aislada y evitar los posibles contagios.

## 1. Introducción

La Modelación y Simulación Basada en Agentes es un área relativamente nueva, en donde se han desarrollado múltiples alternativas de modelación por medio de las cuales se pueden analizar comportamientos desde cada uno de los individuos que interactúan en un sistema y cómo sus reglas de decisión afectan el mismo. Esta ha sido utilizada en el proceso de simulación de la problemática actual del COVID-19, la cual está atravesando el mundo entero y en donde Medellín, como eje principal de estudio en este trabajo, se ha convertido en un referente a destacar en el control de la propagación del virus por la baja tasa de contagios que se han presentado en comparación a otras ciudades del país y el mundo. Esta ciudad ha establecido diferentes normas de control a nivel general con las que se ha promovido el desplazamiento controlado y responsable para aquellas personas que dadas las necesidades han tenido que seguirse desplazándose a pesar de la situación actual. Sin embargo, se ha podido evidenciar un aumento considerablemente alto en algunas comunas de la ciudad para los últimos días, en donde las personas no han acatado las normas establecidas, violando la cuarentena o no haciendo uso de las medidas de sanidad, por lo que se hace importante analizar las implicaciones sociales, físicas y emocionales que inducen a las personas a no respetar las medidas establecidas por el gobierno.

Para esto, se busca modelar la influencia del comportamiento humano en la propagación del COVID-19 en la ciudad de Medellín, teniendo en cuenta dos espacios territoriales en los que las condiciones económicas son bastante diferentes y los estados anteriormente mencionados tienen una amplia variación para cada agente simulado. Donde por medio del uso de conceptos como lo son susceptibilidad y probabilidad de contagio, proporción de infectados y recuperados, periodo de incubación y periodo de latencia del virus, entre otros, se pretende estimar y analizar la dinámica del comportamiento de esta pandemia que actualmente tiene en crisis al mundo entero, lo cual hace que la importancia de estudiar este tipo de sistemas epidemiológicos esté medida en la proporción de influencia que tienen los resultados obtenidos en la toma de decisiones para un gobierno

y los planes de acción que se tomen en las próximas semanas, buscando así un control efectivo del virus.

En este trabajo se podrá encontrar inicialmente una sección de generalidades, en la que se habla profundamente acerca del modelamiento conceptual del sistema, en donde se explican en detalle los elementos incluidos en el proceso de simulación, los datos utilizados y todo el planteamiento base a implementar; todo esto seguidos por los antecedentes que permitieron conocer y apoyar el desarrollo del proyecto. Posteriormente se hace una presentación de las entradas utilizadas en el modelo, también se explica a profundidad la implementación en la plataforma de simulación, luego se habla del proceso de verificación y validación realizado para el modelo y los datos obtenidos, seguido de una sección de experimentación en la que se evalúan diferentes escenarios posibles, para terminar así con las conclusiones del proyecto respecto a los resultados hallados en el proceso.

## **2. Modelamiento Conceptual**

### **2.1. Generalidades**

#### **2.1.1. Propósito**

El propósito de modelar este sistema es modelar la interacción y propagación de un virus entre dos poblaciones. En la implementación del modelo, se tienen en cuenta atributos del comportamiento humano. Se quieren tener en cuenta como estos atributos pueden afectar potencialmente la propagación de un virus, como el Covid-19.

#### **2.1.2. Entidades, Variables de estado y escalas**

Las entidades de este proyecto son humanos.

Las variables de estado son las siguientes:

- Infectado: Determina si la persona está infectada o no.
- Curado: Determina si la persona está curada o no.
- Aislado: Determina si una persona está aislada y no puede infectar a otros.
- Hospitalizado: Determina si una persona está hospitalizada y, si la probabilidad de recuperación de las personas es alta, la persona se recuperará en la mitad del tiempo promedio de recuperación.
- Tiempo de recuperación: Tiempo en horas que transcurre antes de que cambie el estado de las personas de infectadas a recuperadas.
- Tendencia de aislamiento: cambiar la persona se auto-cuarentena durante cualquier hora de infección.
- Continente: establece en qué continente vive una persona. Para distinguir entre los miembros de cada continente, las personas en el continente 1 son cuadrados y las personas en el continente 2 son círculos.
- Tendencia a ir al hospital: Posibilidad de que una persona infectada vaya al hospital.
- Ambulancia: La persona es una ambulancia y transportará a las personas infectadas al hospital.
- Susceptible: Determina si una persona era inicialmente susceptible.
- Edad Riego: Determina si un miembro de la población es más susceptible que otros.
- Edad Infantil: Determina si un miembro de la población es un tiene una edad menor que 17 años.
- Duración del virus: Cuánto tiempo ha estado infectada una persona.

- Need-Out: Determina la necesidad de una persona de abandonar su lugar de residencia (causada por la susceptibilidad económica).

El paso del tiempo depende exclusivamente de la interacción entre los individuos del continente uno y los individuos del continente dos. Se vale notar que las tendencias de comportamiento entre los individuos de estos grupos varían dependiendo de factores iniciales. El criterio de terminación del modelo sucede cuando todos los individuos se han recuperado.

### **2.1.3. Proceso y manejo del tiempo**

La población del modelo está conformada por individuos que no han sido infectados, individuos que han sido infectados y individuos que se han recuperado. En el modelo, cada uno de estos individuos está representado con un color: blanco, rojo y verde, respectivamente. Tenga en cuenta que una vez recuperado, el individuo ya no puede volver a infectarse. Adicionalmente, los individuos se mueven al azar alrededor del mundo. Al hacerlo, las personas que no estaban infectadas pueden infectarse, ya que existe la probabilidad de contraer la enfermedad. Tenga en cuenta que hay dos grupos de individuos que se pueden distinguir por su forma (serán cuadrados o círculos) y cierto porcentaje de los individuos de cualquier grupo pueden ir al otro grupo cruzando el borde amarillo. Si una persona se infecta, una persona, dependiendo de la susceptibilidad de la persona, podría ir al hospital o ponerse en cuarentena en su hogar. Una persona infectada tiene una posibilidad de recuperación después de que haya transcurrido el tiempo de recuperación dado. Un individuo infectado que es susceptible tiene una mayor probabilidad de contraer el virus. Sin embargo, un individuo infectado solo puede morir si él o ella va al hospital.

## **2.2. Conceptos de diseño**

### **2.2.1. Principios básicos**

Teorías generales que fueron consideradas en la creación del modelo incluyen las necesidades económicas de las personas para generar ingresos. En ocasiones, esa necesidad económica conlleva a individuos a salir de su lugar de residencia. Además, se consideran factores como el período de incubación del virus, al igual que un período de latencia. Estos factores son importantes para la propagación del virus. También, se tienen en cuenta la población vulnerable y la probabilidad de la misma a infectarse. Adicionalmente, se asume que los individuos tienen un sustento mínimo para el día a día.

### **2.2.2. Emergencia**

Los resultados más importantes del modelo consisten en modelar la interacción de las personas infectadas, no infectadas y recuperadas en cada momento hasta que todas las personas infectadas se recuperen. Las reglas impuestas que se tuvieron en cuenta al desarrollar el modelo incluyen una población susceptible, así como la necesidad de que un porcentaje de individuos abandone su residencia debido a una necesidad económica. Además, los factores impuestos incluyen el nivel de miedo que sienten las personas. Este nivel varía según la cantidad de casos de virus en este momento.

### **2.2.3. Adaptación**

Las conductas adaptativas que incluye el modelo están conformadas por las tendencias de los miembros de la población a aislarse o no, ir al hospital, abandonar su espacio de residencia. La decisión de aislarse se basa en si el individuo ha sido infectado o no. La decisión de ir al hospital se basa si un individuo está infectado o no. Por último, su decisión de abandonar su espacio de residencia se basa en su susceptibilidad económica. Para el caso de los funcionarios de atención médica, que tienen una tendencia de búsqueda objetiva directa, su decisión de llevar a una persona a un hospital se determina si la persona está infectada o no.

### **2.2.4. Objetivos**

Las medidas de las alternativas de decisión dependen de factores como la susceptibilidad económica, la edad y si el individuo está infectado o no. Además, cuando se considera el comportamiento

de los funcionarios de atención médica, su decisión de llevar o no a una persona al hospital se basa en el factor de si una persona está infectada o no. Si un individuo está infectado o no, puede suceder que factores como la duración de la infección varían. Los elementos del éxito futuro incluyen factores como la posibilidad de recuperación de un individuo, la duración de la infección y la probabilidad de muerte.

#### **2.2.5. Aprendizaje**

Individuos que fueron infectados previamente no pueden infectarse nuevamente.

#### **2.2.6. Predicción**

Los agentes predicen condiciones futuras basadas en las tendencias de aislamiento. Para expandirse aún más, las personas infectadas que no están aisladas u hospitalizadas tienen la posibilidad de transmitir el virus a sus vecinos susceptibles. Por lo tanto, en base a estas tendencias de aislamiento, podría haber un mayor número de personas infectadas y posibles muertes. Además, si los individuos están vinculados (viven juntos y comparten interacciones), la posibilidad de transmisión del virus se duplica. Esto podría aumentar potencialmente el número de personas infectadas y muertes.

#### **2.2.7. Detección**

Las variables que los agentes perciben incluyen la susceptibilidad económica que tienen los individuos. Esta susceptibilidad económica hace que las personas abandonen su lugar de residencia. Adicionalmente, una variable de entorno que los individuos tienen es el miedo. A medida que aumenta el número de individuos infectados en el continente, mayor es el miedo a los individuos.

#### **2.2.8. Interacción**

Hay dos interacciones primarias consideradas en el modelo. La primera interacción consiste cuando un individuo abandona su lugar de residencia y tiene que interactuar con individuos del exterior. Potencialmente si la distancia entre el individuo y un individuo infectado es inferior a un cierto umbral, el individuo se podría infectar. La otra interacción considerada consiste en la interacción que una persona tiene con otras personas que comparte el lugar de residencia.

#### **2.2.9. Estocasticidad**

Los procesos estocásticos se utilizan en el modelo principalmente en tres procesos. El primero es la forma en que los individuos se mueven a través del continente en su movimiento aleatorio. El segundo consiste en la forma en que las ambulancias circulan por los continentes. En tercer lugar, la forma en que los infectados iniciales están colocados en todo el continente.

#### **2.2.10. Colectivos**

Los colectivos están representados en el modelo como una agregación de agentes. A medida que aumenta la cantidad de colectivos, la cantidad de individuos infectados potenciales podría aumentar (dependiendo de factores como la probabilidad de infección).

#### **2.2.11. Observación**

Los resultados del modelo que se necesitan para observar su dinámica interna incluyen gráficos. Por ejemplo, un gráfico que muestra la población acumulada infectada y recuperada, el nivel de miedo de los individuos a medida que el tiempo que pasa, cómo cambia el número de individuos infectados y no infectados con el tiempo y el número de individuos infectados por continente.

### **2.3. Detalles**

#### **2.3.1. Inicialización**

- Poblacion inicial : 1250

- Probabilidad de contagio : 20 %
- Probabilidad de recuperación: 40 %
- Tiempo promedio de incubacion del virus: 140 horas
- Tiempo promedio de recuperación: horas: 670 horas
- Desviación estándar de la incubacion: 42.24
- Proporción individuos que conforman la población susceptible en Medellin: 15.4 %
- Proporción de individuos con una edad menor a los 17 años en Medellin: 21.7 %
- Distancia mínima del contagio: 1 metro
- Número de infectados iniciales: 5
- Tendencia de viaje: 0.9
- Proporción de salida: 30
- Sensibilidad al miedo: 1.0
- Proporción de muerte: 0.0
- Número de ambulancias iniciales: 0.0

### 2.3.2. Datos de entrada

Se asume que el entorno del modelo es constante, por lo que el modelo no tiene datos de entrada.

### 2.3.3. Submodelos

Para el desarrollo del modelo en NetLogo se tuvieron en cuenta una variedad de factores para determinar el comportamiento de los individuos. Por ejemplo, el movimiento en el espacio de los individuos, en cuyo caso se establecen criterios dependiendo del estado de salud y económico del individuo. Si un individuo no está aislado, no se encuentra ni hospitalizados ni en una ambulancia, entonces el individuo se mueve por todo el espacio. Si un individuo está infectado, y no está aislado ni hospitalizado, este empezará a infectar a los individuos en su cercanía. Adicionalmente, si un individuo infectado no está aislado, ni hospitalizado y el periodo que lleva infectado supera un tiempo de incubación y muestra una alta tendencia de aislamiento, pues el individuo se aislará. Cabe agregar que si un individuo en las mismas condiciones propuestas anteriormente, muestra una baja tendencia de aislamiento, este no se aislará. Por otra parte, si un individuo infectado no está aislado, ni infectado y muestra una alta tendencia de ir al hospital, este acudirá al hospital. Por otra parte, si un individuo se encuentra infectado, este tiene una probabilidad de curarse. Cuando un individuo se cura y se encontraba aislado o hospitalizado este podría salir del aislamiento. Vale agregar que, como comentado anteriormente, el comportamiento de los individuos cambia en gran parte dependiendo del continente en que los individuos residen. Si un individuo vive en el continente uno, este tendrá más que el doble de la probabilidad de salir que un individuo del continente 2. Por lo tanto, se espera que individuos del continente uno tengan una mayor tasa de infección.

## 2.4. Comportamiento humano

Uno de los puntos principales en este modelo epidemiológico es la inclusión del comportamiento humano, para cada uno de los agentes simulados, que pueden afectar el comportamiento de la enfermedad en el tiempo. Los aspectos considerados se basan en la estructura PECS [2], los cuales serán el estado económico, en el componente social, proporción de miedo por la enfermedad en el componente emocional y la susceptibilidad a la enfermedad en lo referente a la edad, para el componente físico. En este modelo no se estará considerando el componente cognitivo ya que este no aporta significativamente al sistema. Para esto se ha desarrollado el siguiente diagrama de comportamientos, en donde cada uno de los estados determinará el comportamiento que los agentes tendrán individualmente en el modelo.

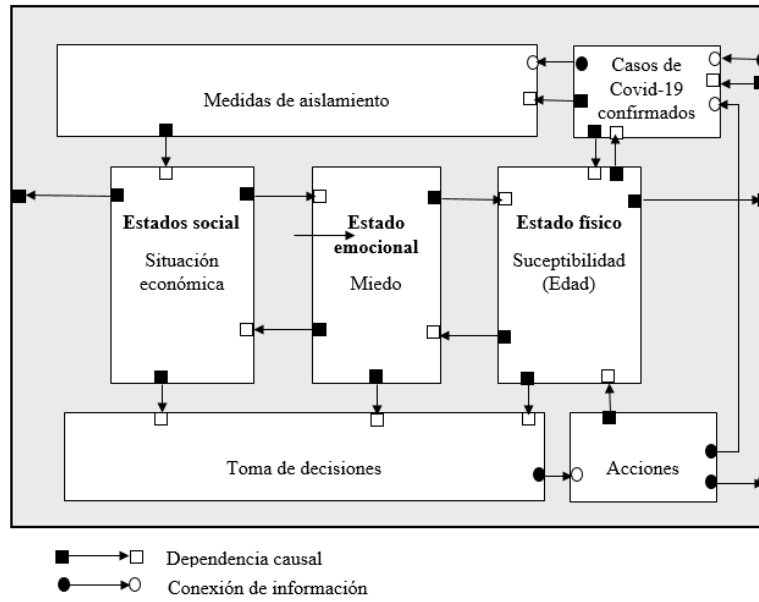


Figura 1: Diagrama del comportamiento humano modelado

Se puede observar en la figura 1 que el estímulo que hace que el sistema cambie se debe al aumento en los casos de Covid-19 confirmados, en donde esto promoverá medidas de aislamiento, como lo son la cuarentena y el Pico y Cédula en Colombia, lo cual condiciona directamente la situación económica de aquellos que han perdido sus trabajos o no pueden realizarlos de manera virtual, esto a su vez genera un estado de miedo, ya sea por el virus o por la situación actual y posterior al virus, donde además juega un papel importante la susceptibilidad que genera la edad y otro tipo de enfermedades que una persona pueda tener. Todos estos aspectos influirán en las medidas que cada persona tome respecto a cómo enfrentar la pandemia, donde su comportamiento estará medido por las siguientes reglas de decisión:

- Si la situación económica para una persona es menor al sustento básico necesario, esta persona tendrá que salir a pesar de su miedo.
- A medida que una persona tenga más miedo, mayores serán las medidas de prevención que tomen, ya sea el uso de tapabocas y desinfectantes de manos.
- Aquellas personas que tengan más de 60 años, se consideran personas de alto riesgo por lo que siempre estarán aislados, bajo el supuesto de que tienen un sustento básico o una ayuda solidaria del gobierno para su bienestar.
- Aquellos individuos menores de 17 años, se consideran población aislada, donde se supone que la mayoría son estudiantes, y en la que la probabilidad de salir es menor.
- Cuando el miedo sea bajo y no se tenga una necesidad primordial de salir, existe una probabilidad de que las personas tengan desplazamientos cortos en su mismo sector.

Todo esto definirá las acciones a tomar por cada agente en el sistema, lo cual, dadas las medidas que se tengan si se decide salir o no, podrá significar un aumento en los casos de confirmados positivos para el virus.

### 3. Antecedentes

La Simulación Basada en Agentes ha sido utilizado con gran frecuencia en la simulación de comportamientos para diferentes epidemias [8] en donde se busca estimar, y muchas veces predecir, el comportamiento de un virus en una población afectada, dando muy buenos resultados ya que representa en mejor medida la dinámica de los individuos en el proceso de infección y recuperación. Por esto, la modelación basada en agentes ha sido una de las herramientas recurrentes en el último año para intentar estimar y predecir el desarrollo del Covid-19 alrededor del mundo.

Esto lo podremos ver en [5] en donde se ha utilizado este tipo de simulación para la evaluación diferentes medidas de control, tales como los efectos sociales y de salud en el cumplimiento de las medidas de aislamiento, la efectividad de las pruebas de diagnóstico, el comportamiento para la enfermedad de zonas con alta densidad poblacional, para así analizar posibles medidas efectivas a tomar en el enfrentamiento del virus. Otro estudio local fue el realizado por la Universidad de Los Andes, en Bogotá [3] en donde por medio de un modelo basado en agentes, se buscaba simular el comportamiento de los infectados respecto a diferentes medidas que el gobierno ha implantado y piensa implantar para mitigar el impacto del virus en aquella ciudad.

Así como los anteriores mencionados, son muchos los problemas que se han trabajado con este tipo de modelación, sin embargo, la literatura se queda un poco corta al momento de modelar el comportamiento humano en sistemas epidemiológicos. Railsback[7] menciona en su texto la gran utilidad que presenta el incluir este tipo de condiciones en los modelos que buscan estimar o predecir el comportamiento de ciertos sistemas en el tiempo que dependen de interacciones entre individuos, caso que también muestra Milner[6] en donde, por medio de un análisis desde la integración del comportamiento humano en sistemas dinámicos hasta la aplicación de estos en modelos basados en agentes, estudiado en sistemas ecológicos, permite identificar la importancia de tener en cuenta este tipo de comportamientos individuales, basados en sus estados sociales, físicos, cognitivos y emocionales, en la búsqueda de estimar o predecir sistemas reales.

## 4. Entradas del modelo

Se va a tomar como punto de partida un modelo ejemplo de Netlogo [9], en donde se plantea la difusión de un virus para dos poblaciones, que pueden estar conectadas e interrelacionadas según se desee. Este modelo tiene varios parámetros que se definiremos a continuación:

- Número de Agentes: Inicializa el número de agentes susceptibles e infectados que estarán en el espacio. Por facilidad y practicidad en la simulación del fenómeno, se incluyen desde 1000 hasta 2000 agentes; teniendo en cuenta que a más agentes, mayor será el costo computacional.
- Número inicial de agentes infectados: Modela el número inicial de personas infectadas, como se explicará mas adelante, es un parámetro bastante sensible, por lo que su rango de valores está limitado sólo entre 4 y 20 agentes.
- Probabilidad de infección: Probabilidad con la que un agente susceptible se contagia al estar a cierta distancia de un agente infeccioso.
- Tiempo de recuperación promedio: Horas en las que un agente deja el estado infeccioso, empieza a contar una vez se infecta. Con este valor y el tiempo de incubación promedio se puede hallar el tiempo de latencia, es decir, el periodo de tiempo en que el agente puede infectar a otros agentes.
- Tiempo de incubación promedio: Tiempo en que una persona empieza a desarrollar síntomas una vez se contagia, si bien éste tiempo puede modelarse como una distribución de probabilidad lognormal, se necesita su promedio y desviación estándar como parámetros.
- Desviación estándar de tiempo de incubación: Medida estadística que mide la dispersión de un conjunto de datos, en este caso, los tiempos de incubación.
- Frecuencias de movilidad: Parámetro arbitrario que se encarga de la limitación de movilidad de las personas sobre el espacio.
- Proporción de personas que no se aíslan: El modelo incluye una característica en los agentes, y es que pueden o no estar aislados, lo que incide en como se da el esparcimiento de la enfermedad. Con éste parámetro se pretende incluir aquellas personas que siguen saliendo a pesar del aislamiento por diversas razones.
- Sensibilidad de las personas: Parámetro que modifica la percepción de las personas con respecto al número de casos, entre mayor sea, aumentará la variable *miedo* la cuál varía para los agentes.

- Controlador de tasa de muertes: Si bien no se pretende evaluar el modelo incluyendo este aspecto, se deja para evaluar dicho escenario; se modela como una proporción de infectados que mueren.
- Suiche para enlaces: Si está activado, se generan enlaces entre los agentes, queriendo representar lo que en la realidad serían los hogares, pues siempre habrían subconjuntos de agentes relacionados aunque estuviesen aislados. Si se encuentra desactivado, los agentes se relacionan netamente por relaciones espaciales.
- Controles de sistema salud y vacunación: Igual que en el item anterior, no se pretende estudiar a fondo estos aspectos en el modelo; sin embargo, se incluyen frecuencias de ir a un hospital, en donde el agente se recupera en la mitad del tiempo si se encuentra infectado, también se incluye la probabilidad de vacunación que hace que los agentes sean inmunes a la infección si son susceptibles, y que los recupera de manera instantánea si están infectados, finalmente se incluyen el número de ambulancias, que son unos agentes determinados que se mueven por el espacio, y al entrar en contacto con los agentes infectados cumplen la misma función que el hospital, una recuperación más rápida.

En la toma de estos valores se usó lo propuesto en: [4], además de los datos provistos por el DANE. Sin embargo, se hace énfasis en que muchos de estos parámetros son innobservables en la realidad, por lo que el modelo no deja de ser una aproximación.

## 5. Implementación en plataforma de simulación

Con base en lo expuesto en secciones anterior, se procede a realizar el modelo computacional en la plataforma de Netlogo [9], algunos de los parámetros expuestos en la sección anterior se representan como deslizadores, otros como valores de entrada, añadiendo además las gráficas necesarias para el análisis posterior se obtiene la siguiente interfaz:

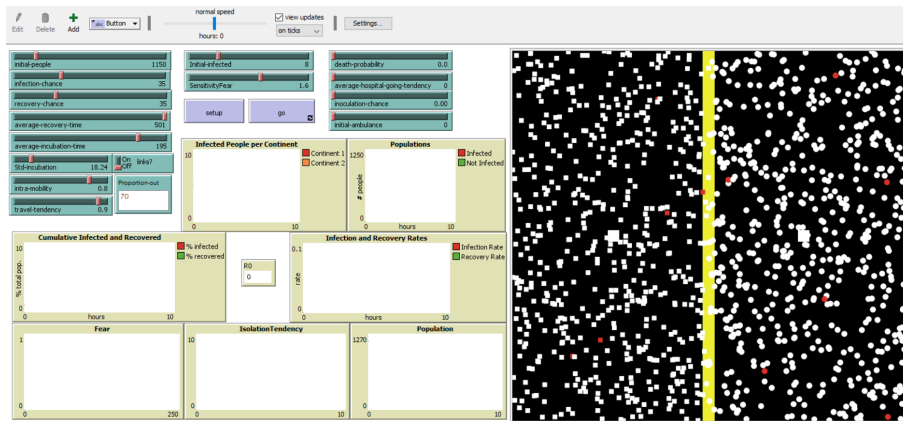


Figura 2: Interfaz del modelo en el software Netlogo

En la figura 2, podemos ver la inicialización del modelo de simulación, sobre el lado derecho se encuentra lo que sería la representación del espacio, donde cada uno de los puntos blancos son agentes susceptibles, aquellos de color rojo son los infectados iniciales, en el centro se ve una línea amarilla que reprenta la separación de dos poblaciones de agentes, se denotarán ambos espacios como continente 1 y 2, pueden estar relacionadas o no, según se defina, en un primer momento sólo los agentes que tengan excepciones, como se definió en la sección anterior, pueden moverse entre las dos poblaciones, los demás agentes sólo se mueven dentro de su propio continente, con esto se pretende modelar que la movilidad de las personas durante un estado de aislamiento es netamente sobre sus alrededores. En la parte superior izquierda encontramos los deslizadores y valor de entrada para los parámetros definidos en la sección anterior, además de los botones de inicialización de la simulación; en la parte inferior izquierda se muestran todas las gráficas de respuestas del modelo, a excepción del valor del coeficiente  $R_0$ , el cuál se define como en [1] y representa el número de personas que una persona contagia por instante de tiempo, respecto a las gráficas, se muestran



número de personas infectadas por continente por instante de tiempo, el total de personas infectadas y no infectadas, número de personas acumuladas infectadas y recuperadas, tasas de infección y recuperación por instante de tiempo, el comportamiento de la variable *Fear* a través del tiempo que es hallado como el promedio de el miedo de los agentes, la tendencia de aislamiento que indica la probabilidad de una persona de aislarse así no esté infectada situación que cambia dependiendo de la situación económica que puede llevar a que una persona viole el aislamiento y finalmente la cantidad de personas, que sólo se ve afectado al incluir las muertes. Para realizar este modelo se usaron técnicas propias de la modelación basada en agentes, como las características de cada agente, así como la aleatoriedad de estas mismas, y la incorporación de un modelo SIR con sus respectivos estados, parámetros y propiedades.

Una vez se corre la simulación, ésta solamente se detiene cuando no quede ningún agente infectado, veamos los resultados en las gráficas previamente enunciadas, en primer lugar mostraremos el comportamiento hasta el día 5 de la simulación en la Figura 3 donde se puede evidenciar el comportamiento en los primeros instantes de tiempo, como se mencionó anteriormente, el modelo expuesto es una aproximación que omite varios aspectos de la realidad, por lo que los resultados distan de los resultados que pudieran encontrarse en la literatura.

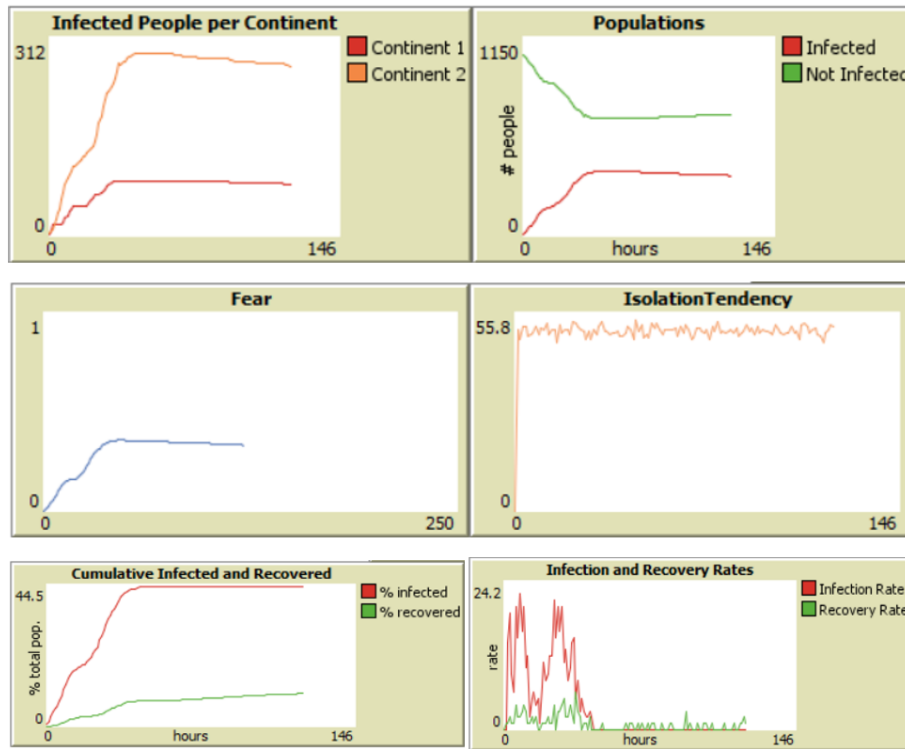


Figura 3: Resultados parciales hasta día 5 de simulación

En la primera gráfica, asociada a las personas infectadas por continente, podemos ver que en el continente 2 se presenta mayor número de contagios, dado que la proporción de salida del continente 2 es mayor que la del continente 1, por lo que es lógico que a mayor número de personas movilizándose haya mayor número de infectados. En la gráfica de personas infectadas y no infectadas, el comportamiento tiene una tendencia inversamente proporcional, hasta que en una hora determinada ambos niveles tiende a disminuir pero en una pequeña tasa. En la gráfica asociada a la variable miedo, vemos un comportamiento constante al del número de infectados, dado que para cada agente, el miedo es calculado en base al número de infectados en ese instante de tiempo, además el comportamiento inicia en un valor cercano a cero, pues el número de infectados iniciales es mucho menor en proporción al total de la población. Respecto al comportamiento de la tendencia de aislamiento, podemos ver que este se mantiene relativamente constante, esto por el hecho de la necesidad de salir de las personas, que se ve contrarrestada por los grupos de personas que se aíslan desde que inicia la epidemia, éstos son personas mayores de 60 años y jóvenes menores de 17 años; las oscilaciones que se presentan están dadas por la aleatoriedad de las personas que necesitan salir. En la gráfica de acumulados infectados y recuperados, se evidencia

un típico comportamiento en S, propio del modelo SIR, donde los recuperados son mucho menores que los infectados. Finalmente las tasas de recuperación e infección, se puede evidenciar que la tasa de recuperación es mucho mas baja que la tasa de infección, dado que la tasa de infección es mucho mayor a la de recuperación además de la ausencia de medidas de control en la simulación y en la realidad, mas allá del aislamiento.

Una vez el simulación finaliza, sobre un mes y medio aproximadamente, se muestran los resultados en la Figura 4, donde todas las gráficas de infectados luego de alcanzar su máximo, empiezan a decrecer, la característica de miedo comparte también éste comportamiento. Como se mencionó anteriormente, la tendencia de aislamiento se mantiene constante con ciertas oscilaciones, por la razones enunciadas previamente. Los gráficos de personas acumuladas infectadas y recuperadas, muestran un comportamiento en S y creciente respectivamente, dadas las condiciones del modelo, el mayor dinamismo de difusión de la enfermedad se da en las primeras horas. Las tasa de infección tiene unos picos al inicio de la simulación, esto debido a las condiciones sobre las que se definió el modelo; la tasa de recuperación es dinámica, hay instantes en que es mayor, esto se debe a la aleatoriedad con que las personas se recuperan.

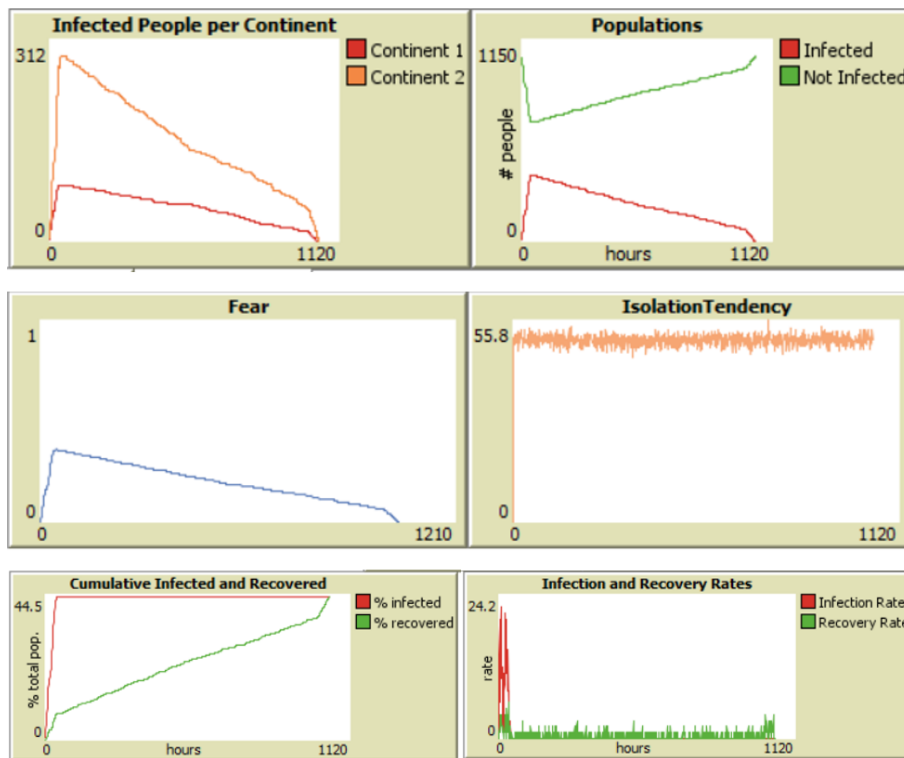


Figura 4: Resultados al final de la simulación

## 6. Verificación y validación

Para estos dos procesos, apoyado en los resultados reportados anteriormente, podemos ver que estos son consistentes en comparación a un modelo epidemiológico estándar con las condiciones analizadas, tales como alta proporción de infectados, crecimiento de población infectada en forma de S, relación inversamente proporcional respecto a los infectados y recuperados, y donde la enfermedad va desapareciendo con el tiempo. Vale aclarar que para los resultados obtenidos en la simulación no se esperan comportamientos exactos respecto a la realidad, dadas las limitaciones en la obtención de datos y la simplificación que se está haciendo sobre el sistema real. Por lo tanto, estos procesos de verificación y validación que se muestra a continuación busca analizar escenarios extremos en los cuales, dadas el conocimiento del sistema real, se conoce además los resultados esperados.

La primera condición evaluada fue establecer el número de infectados iniciales en cero y para esta se observó que nunca hubieron contagios para ninguna de las dos poblaciones evaluadas, por lo que todas las variables del sistema permanecieron constantes. Para un valor alto de infectados

iniciaes se observaron comportamientos tales como población de infectados más alta de lo habitual, una tendencia de aislamiento mayor, un porcentaje de miedo alto y constante, dada la baja tasa de recuperación, y una tasa muy alta de contagio al inicio de la simulación, con un periodo de dinamismo corto. Este mismo comportamiento se evidenció para la robabilidad de contagio en el nivel máxima, ya que se pudo ver que la mayoría de la población, aquellos que no estaban aislados y no entraban en contacto con otras personas, se contagian inmediatamente entran en contacto con alguien que porta la enfermedad. Así mismo, se pudo ver que para una tasa de contagio de cero, los infectados iniciales se recuperan sin contagiar a ninguna persona. Este mismo proceso fue realizado al momento de incluir una tasa de muerte por enfermedad alta, en donde se observa que la proporción de muertes iguala a la proporción de infectados, es decir, que las probabilidades de curarse, para este escenario, son cero. Adicionalmente, y siguiendo el proceso de validación propuesto por Railsback[7], en el que se busca analizar el comportamiento agentes secundarios o independientes respecto a los patrones de predicción encontrados, se utilizaron diez agentes como población total, con un infectado inicial, y se pudo observar que los procesos anteriormente realizados para una cantidad mayor de agentes son congruentes con los obtenidos para esta nueva población menor, por lo que se puede afirmar que el compotamiento de nuevos agentes, en una escala menor o mayor, seguirán los anteriormente predichos.

Las variable consideradas en el proceso de verificación fueron consideradas ya que estas, al tener proporciones extremas, son las que más representan modificaciones en el comportamiento del sistema en el tiempo. Con este proceso podemos decir, que a grandes razgos, la dinámica de la enfermedad tiene comportamientos congruentes en el tiempo.

## 7. Experimentación

### 7.1. Obtención de resultados

Se proponen algunos escenarios para la experimentación con el modelo, aquellos más representativos con su respectiva implicación evidenciada en alguna gráfica se muestra a continuación:

- Enlaces entre agentes: Al activar esta característica, vemos que la difusión es mucho mas rápida en la figura 5, esto porque aunque los agentes estén lejos en distancia de patch, se consideran vinculados con el enlace; se incluye esta característica para tratar de representar los hogares que pueden ser de distintos números de agentes.

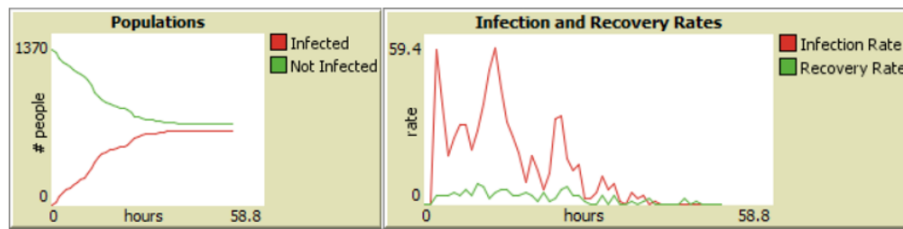


Figura 5: Resultados con enlaces activados en las primeras 48 horas

- Inclusión de muertes: En la figura 6, se muestran los resultados de incluir una proporción de mortalidad del 2%, en donde se ve que una gran parte de la población muere; resulta interesante el comportamiento de los infectados por continente, pues una vez alcanza su máximo empieza a decrecer abruptamente, dado que los infectados tienen la probabilidad de morir una vez infectados; respecto a la tendencia de aislamiento, si bien sigue siendo medianamente estable, se ve que aumenta ligeramente, esto se da porque las personas que salían por necesidad económica fallecen, lo que afecta el promedio global.

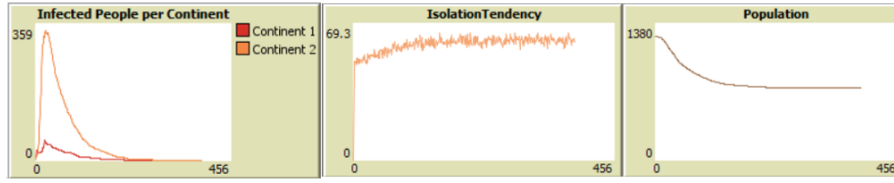


Figura 6: Resultados con mortalidad incluida

- Inclusión de sistema salud: Si bien se incluye este análisis, los resultados gráficos son similares a si no se activa esta modalidad; se omite la representación, las gráficas obtenidas se pueden ver en la figura 4.

## 7.2. Análisis de sensibilidad

### 7.2.1. Número inicial de infectados

Este parámetro hace variar abruptamente el modelo, pues aparte que el número puede hacer más rápido el esparcimiento del virus, el modelo también se ve afectado dependiendo de donde los infectados iniciales están al inicio de la simulación, todos en un continente o distribuidos.

### 7.2.2. Distribución de tiempo de incubación

Cuando se varían los parámetros de la distribución lognormal, que modela el tiempo de incubación, éstos son su media y desviación estándar en un 10 % más o menos, se obtienen resultados que como se verá en la Figura 7 y 8 respectivamente, hace que los picos de la epidemia se alcancen más rápido en el caso que se disminuye el 10%; por su parte al aumentar en 10 % los valores de los parámetros de la distribución hace que el crecimiento sea mucho más lento que en los resultados originales, figura 3, esto se ve reflejado en los valores que se alcanzan en las gráficas de la tasa de infección y número de personas infectadas y no infectadas.

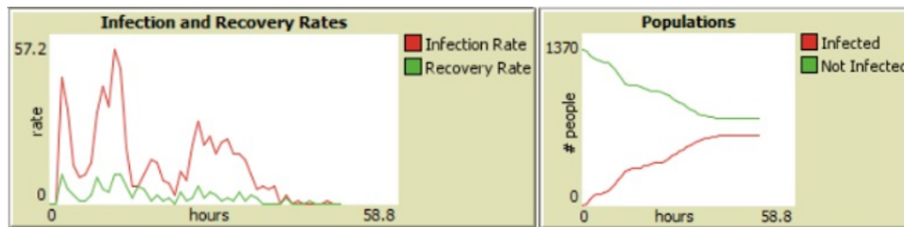


Figura 7: Resultados al aumentar un 10 % los parámetros de la distribución subyacente a los tiempos de incubación

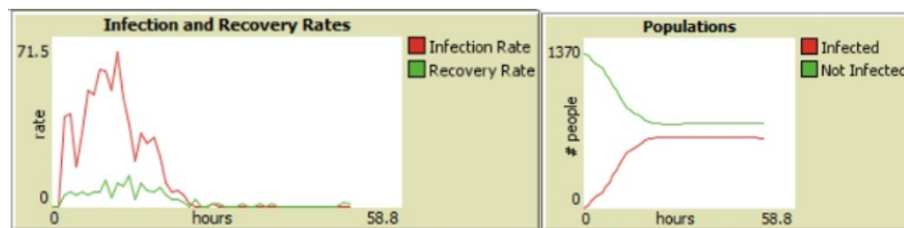


Figura 8: Resultados al disminuir un 10 % los parámetros de la distribución subyacente a los tiempos de incubación

### 7.2.3. Tiempo de Recuperación

Inicialmente, el tiempo de recuperación propuesto, basándose en la literatura es de 670 horas. Cuando se varía el parámetro de tiempo de recuperación, agregando un 10 % de su cantidad inicial, se puede evidenciar que en comportamiento de la gráfica denominada como Infection and Recovery

Rates, en vez de evidenciar dos picos que llegan a una tasa de 24.2, se llega a un pico con una tasa de 64.9 (Figura 11). Adicionalmente, si comparamos la gráfica denominada como Cumulative Infected and Recovered, se puede evidenciar que esta, en vez de llegar a un porcentaje de población infectada de un 44.5 % ,como se muestra en la Figura 3, llega a un porcentaje de la población infectada de un 56 %, como se puede ver en la Figura 11. Por el otro lado, si variamos el parámetro de tiempo de recuperación, restando un 10 %, se obtiene una gráfica de Infection and Recovery Rates, que, en vez de evidenciar dos picos que llegan a una tasa de 24.2 aproximadamente, se llega en un pico a una tasa de 107, lo cual es menor a la tasa de 144 obtenida al agregarle un 10 % al tiempo de recuperación inicial. Adicionalmente, si consideramos la gráfica de Cumulative Infected and Recovered, se puede evidenciar que se llega a un porcentaje de población infectada de un 63.8 % (Figura 12), mucho mayor alta que los resultados obtenidos anteriormente.

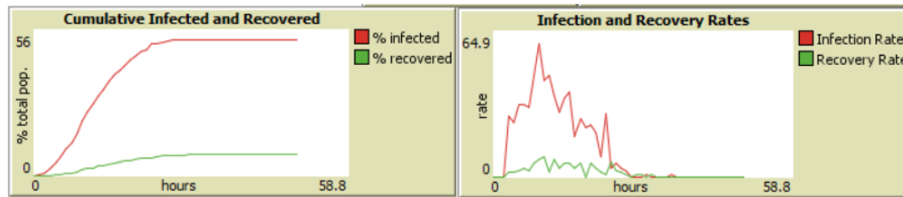


Figura 9: Resultados al aumentar un 10 % el tiempo de recuperación

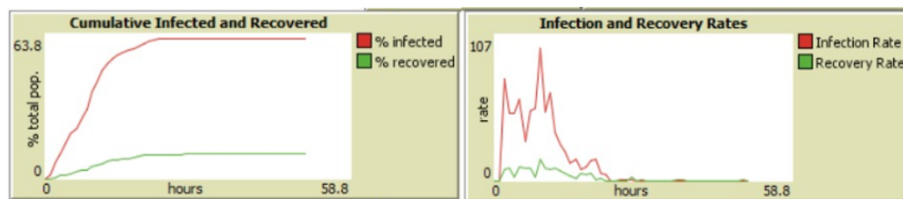


Figura 10: Resultados al disminuir un 10 % el tiempo de recuperación

#### 7.2.4. Tiempo de Incubación

Inicialmente, el tiempo de incubacion propuesto, basándose en la literatura es de 140 horas. Cuando se varía el parámetro de tiempo de incubacion, restandole un 10 % de su cantidad inicial, se puede evidenciar que en comportamiento de la gráfica denominada como Infected People per Continent, envez de evidenciar en el continente 2, por ejemplo, un pico que llega a numero de 312 personas infectadas, se puede evidenciar un pico que llega a un valor de 535 (Figura 11). Este resultado tiene sentido ya que si decidimos disminuir el tiempo de encubacion, entonces se espera ver un mayor numero de infectados ya que la persona estara infectada por un mayor periodo de tiempo. Por ende, al comparar la grafica de Cumulative Infected and Recovered, tiene sentido afirmar que el numero de acumulados seria de un valor mas elevado (61.1%). Por otro lado, si se considera los resultados obtenidos seria el tiempo de incubacion incrementa en un 10 %, al fijarnos en la grafica de Infection and Recovery Rates, esta presenta un pico en 57.2 % (Figura 10), cuya tasa es diferente si se compara con los dos picos vistos en la Figura 2 que llegan a un blor de 24.2 %.

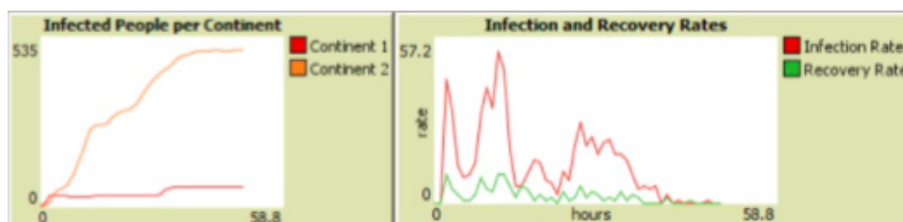


Figura 11: Resultados al aumentar un 10 % el tiempo de incubación

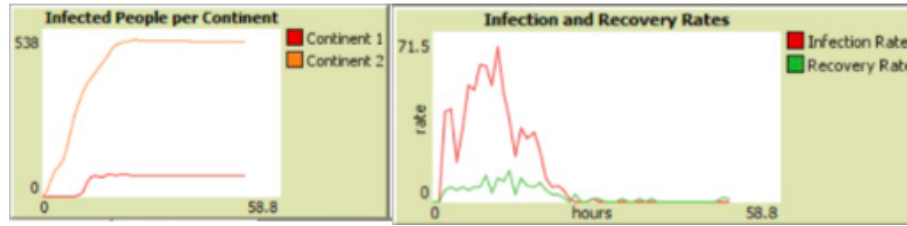


Figura 12: Resultados al disminuir un 10 % el tiempo de incubación

## 8. Conclusiones y recomendaciones

- Se logró una primera aproximación al comportamiento humano considerando las implicaciones mas generales que se tienen en la realidad respecto a la pandemia, el modelo si bien es sensible a ciertos parámetros, no pretende modelar la difusión del virus sino determinados comportamientos que las personas pudieran llegar a tener, según las características que se incluyeron, miedo, necesidad económica y tendencia de aislamiento.
- Se recomienda incluir más características, así como más detalles que permitan tener una aproximación mas cercana a la realidad, esto pudiera ser incluir lugares donde se conglomeren los agentes, un movimiento menos aleatorio y considerar un mayor número de agentes.
- Adicionalmente, como se puede evidenciar se hizo una simplificación incluyendo dos poblaciones, sin embargo, para volver el modelo más realista se podría incluir mas poblaciones e hacer una investigación profunda sobre los factores diferenciadores de las mismas.
- ABMS puede funcionar como una herramienta bastante eficaz para incluir factores del comportamiento humano en las interacciones entre los individuos. El hecho que se puedan incluir factores diferenciadores entre los individuos permite hacer una mejor representación de la diversidad social y económica de los mismos.

## Referencias

- [1] ANDERSEN, R. M., AND MAY, R. M. Epidemiological parameters of hiv transmission. *Nature* 333, 6173 (1988), 514-519.
- [2] BRAILSFORD, S. C., SYKES, J., AND HARPER, P. R. Incorporating human behavior in healthcare simulation models. In *Proceedings of the 2006 Winter Simulation Conference* (2006), IEEE, pp. 466-472.
- [3] CORDOVEZ, J. M., SANTOS, M., BRAVO, C., AND CASCANTE, J. ¿es la prolongación de la cuarentena la solución al problema? resultados de la investigación: Modelación covid-19. In *Consideraciones para la post-cuarentena*. Universidad de los Andes, 2020.
- [4] LI, Q., GUAN, X., WU, P., WANG, X., ZHOU, L., TONG, Y., REN, R., LEUNG, K. S., LAU, E. H., WONG, J. Y., ET AL. Early transmission dynamics in wuhan, china, of novel coronavirus-infected pneumonia. *New England Journal of Medicine* (2020).
- [5] LOUATI, D., HADDAD, G., BEDHIAFI, W., BELLAMINE, N., KEBIR, A., KCHAOU, A., AND A.BENMILED. Abm model to explore containment and screening policies to control covid-19 virus spread.
- [6] MILNER-GULLAND, E. Interactions between human behaviour and ecological systems. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences* 367, 1586 (2012), 270-278.
- [7] RAILSBACK, S. F., AND GRIMM, V. *Agent-based and individual-based modeling: a practical introduction*. Princeton university press, 2019.
- [8] VIDAL, A., BOIGUES, F. J., AND ESTRUCH, V. D. Modelos matemáticos en un problema de epidemias. *Modelling in Science Education and Learning* 9, 1 (2016), 73-86.

- [9] WILENSKY, U., ET AL. Center for connected learning and computer-based modeling. In *NetLogo*. Northwestern University, 1999.