



Revista EIA
ISSN 1794-1237
e-ISSN 2463-0950
Año XVIII/ Volumen 18/ Edición N.36
Junio-Diciembre de 2021
Reia36005 pp. 1-16

Publicación científica semestral
Universidad EIA, Envigado, Colombia

**PARA CITAR ESTE ARTÍCULO /
TO REFERENCE THIS ARTICLE /**

Gómez Marín, C. G.; Mosquera Tobón, J. D.; Serna Urán, C. A. (2021). Un modelo de microsimulación basado en agentes para la propagación del COVID-19 en Medellín-Colombia. Revista EIA, 18(36), Reia36005. pp. 1-16.
<https://doi.org/10.24050/reia.v18i36.1501>

 *Autor de correspondencia:*

Gómez Marín, C. G. (Cristian):
Doctorado en Ingeniería.
Instituto Tecnológico Metropolitano.
Correo electrónico:
crgomezma@unal.edu.co

Recibido: 30-01-2021

Aceptado: 16-03-2021

Disponible online: 01-06-2021

Un modelo de microsimulación basado en agentes para la propagación del COVID-19 en Medellín-Colombia

 CRISTIAN GIOVANNY GÓMEZ MARÍN¹

JOSÉ DAVID MOSQUERA TOBÓN²

CONRADO AUGUTO SERNA URÁN¹

1. Instituto Tecnológico Metropolitano
2. Universidad Nacional de Colombia sede Medellín

Resumen

Desde el brote del nuevo coronavirus (COVID-19) el 31 de diciembre de 2019 en China se extendió rápidamente a más de 200 países de todo el mundo. Los gobiernos de los países afectados han tomado medidas entre las que se encuentran el distanciamiento social, disminución de eventos sociales, comerciales y de entretenimiento, entre otras, para disminuir la tasa de propagación de COVID-19. Como una forma de evaluar la efectividad de tales acciones, se diseñó un modelo de microsimulación basado en agentes que permite representar la propagación de COVID-19 en Medellín, Colombia mediante la representación de las interacciones sociales de forma individualizada. Para realizar configurar estas interacciones, se agrupó a la población por edades y número de personas en el hogar. Adicionalmente, se utilizaron 4 clusters (hogar, escuela, trabajo y compras) y una actividad de transporte necesaria para pasar de un cluster a otro, en los que se generan las interacciones sociales. En consecuencia, reproducimos el número de casos y muertes causadas por COVID-19 de acuerdo con los datos reales de Medellín utilizando el modelo de interacciones sociales individuales propuesto. Además, probamos nuestro modelo con dos escenarios: primero con acciones gubernamentales reales y segundo sin acciones gubernamentales en Medellín-Colombia. Los resultados de nuestro modelo muestran que las políticas de salud pública tempranas permiten aplanar la curva de la propagación de COVID-19 en contraste con el escenario sin restricciones. Como trabajo futuro, incluiremos más clusters, por ejemplo, clusters de ocio, clusters de transporte, y la dinámica de los casos extranjeros de COVID-19.

Palabras Claves: *Basado en agentes, Microsimulación, Modelado, Simulación estocástica, Propagación, Tasa de propagación, microdatos de la población, agrupamiento, COVID-19, Coronavirus.*

An agent-based microsimulation model for COVID-19 dissemination in Medellín-Colombia

Abstract

Since the outbreak of the novel coronavirus (COVID-19) at December 31ths of 2019 in China it quickly spread to more than 200 countries around the world. Government on affected countries have taken actions such as social distancing, reduction of social, commercial and entertainment events, among others, in order to decrease the COVID-19 spreading rate. As a way to evaluate how effective are such actions, we design an agent-based microsimulation model that allows for representing the COVID-19 spreading in Medellín, Colombia by representing individually the social interactions. To set those interactions, we cluster population (home, school, working, and shopping) and use a transport activity to move among clusters generating social interactions. Accordingly, we reproduce the number of cases and deaths caused by the COVID-19 according to Medellín-real data by using the proposed individual social interaction model. Also, we test our model with two scenarios: first one with real government actions and second one without any government actions in Medellín-Colombia. Our model results show that early-public-health policies allows for flattening the curve of the COVID-19 spreading in contrast to the scenario without restrictions. As future work, we will include more clusters—e.g.; leisure clusters, transport clusters—and the dynamic of the foreign COVID-19 cases .

Key Words: *Agent-based, Microsimulation, Modeling, Stochastic simulation, Dissemination, Dissemination rate, population data, clustering, COVID-19, Coronavirus.*

I. Introducción

Desde la aparición del nuevo coronavirus (COVID-19) el 31 de diciembre de 2019 en la ciudad China de Wuhan, este se ha propagado rápidamente en más de 200 países alrededor del mundo (Worldometer, 2020). En el continente americano ha infectado alrededor de 1.542.000 personas y causado la muerte de 84.804 de estos infectados Organización mundial de la Salud (World Health Organization, WHO) WHO. (2020a). La velocidad de propagación se debe a que este virus se contagia de forma similar a la influenza Bock, et al. (2020); Palacios-Cruz et al. (2020), por medio del contacto cercano con una persona infectada. Esta forma de contagio afecta las actividades sociales de las personas Prem, et al. (2020). Debido a esto, se han generado esfuerzos conjuntos entre autoridades, organizaciones e instituciones de salud alrededor del mundo con el fin de disminuir la tasa de contagios y evitar que los sistemas de salud colapsen (WHO, 2020b). La estrategia que han utilizado la mayoría de los países ha sido el aislamiento social preventivo de la población Prem, et al. (2020); Tu, et al. (2020).

En Colombia, el primer caso registrado de COVID-19 se presentó el 6 de marzo de 2020, provocando que la mayoría de la población permanezca en aislamiento preventivo a partir del 24 de marzo del mismo año Presidencia de la República. (2020). Aunque la respuesta del gobierno colombiano se considera rápida ante esta pandemia, los casos de infectados y muertes para el 3 de mayo ascienden a 7.688 y 344 respectivamente de acuerdo al Instituto Nacional de Salud INS. (2020). Al aplicar las medidas de aislamiento se generan impactos sociales y económicos en el país, por lo cual uno de

los retos actuales es decidir de manera confiable el momento justo y la forma Anderson, et al. (2020) en las que se deben relajar este tipo de políticas de salud pública y su impacto en la población y el sistema de salud.

Los modelos epidemiológicos comúnmente usados en la propagación de enfermedades como lo son los modelos tipos SIR (Susceptibles, Infectados y Recuperados) Alvarez, Argente, y Lippi. (2020); Calafiore, Novara, y Possieri. (2020); Akira-Toda. (2020), aunque acertados, son modelos agregados en los que las interacciones sociales individuales de la población no se consideran. Esto impide representar un panorama de mayor profundidad en las actividades individuales de la población y su impacto en el proceso de propagación de la enfermedad.

Bajo estas condiciones, se hace necesario el uso de modelos que permitan analizar de una forma detallada la propagación de la enfermedad. Esto incluye características sociodemográficas de la población y los comportamientos de los individuos. En este contexto, los modelos basados en microsimulación son propuestos como herramientas de apoyo para el análisis de la propagación de enfermedades, debido a que permiten representar las actividades sociales individuales en la población Li y O'Donoghue. (2013); O'Donoghue. (2014). Esta caracterización individual de las personas y sus redes de interacción en diferentes contextos es un componente básico del modelado basado en agentes utilizados en procesos de difusión y propagación Araya, Leger y Lopez. (2019); Pardo y Farinas-Coronado. (2016).

En la literatura, existen propuestas donde se modelan las estructuras complejas de la propagación de enfermedades como: la influenza Chao, et al. (2010), el virus de inmunodeficiencia humana VIH Monteiro, et al. (2016) y, recientemente, el COVID-19 Ferguson, et al. (2020); Hortel, et al. (2020). Con los modelos de microsimulación es posible abordar las características individuales de la población como el entorno, los atributos de los agentes, sus comportamientos y objetivos individuales Cao, et al. (2015). A cada individuo de la población se le dota de un conjunto de reglas determinísticas o estocásticas que conllevan a cambios en los estados mediante procesos de simulación Smith, Tayman, y Swanson. (2013). Con estos cambios, se generan resultados en diferentes escenarios en los que se evalúan conjuntos de indicadores como: número de pacientes que necesitan hospitalización, unidades de cuidado intensivo, número de muertes, etc.

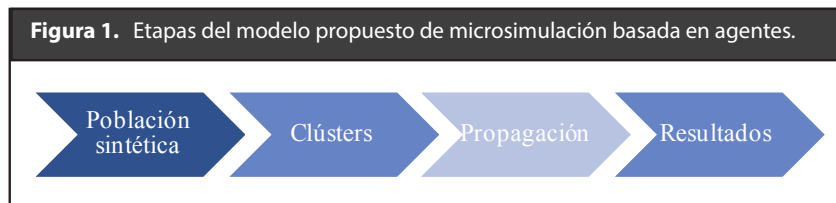
En este artículo se realiza un modelo de microsimulación para la propagación del COVID-19 que permite representar las interacciones sociales individuales de las personas en sus entornos y evaluar la probabilidad de ser contagiado en Medellín-Colombia. De igual manera, se evalúa el éxito de las medidas de aislamiento social propuestas por el gobierno nacional como políticas de salud pública en respuesta a la epidemia. La microsimulación se realiza con base en la composición de los hogares, la distribución de las edades, la actividad laboral y escolar del censo poblacional de la ciudad de Medellín de acuerdo a datos del Departamento Nacional de Estadísticas (DANE) DANE. (2018a); DANE. (2018b). Además, se tienen en cuenta las distribuciones de morbilidades como la hipertensión arterial, la obesidad, el tabaquismo, la diabetes, entre otras a nivel nacional Acuña, et al. (2018); Rincón-Rojas y Nieto-Vanegas. (2019); Kuzmar et al. (2018); Ministerio de Salud y Protección Social. (2016).

El artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se describe el modelo de microsimulación, en la sección 3 se presenta la evaluación de dos escenarios diferentes utilizando el modelo desarrollado, en la sección 4 se realiza el análisis de los resultados del modelo y, por último, en la sección 5 se muestran las conclusiones y trabajo futuro.

II. Descripción del modelo

Se desarrolla un modelo de microsimulación basado en agentes que emula el proceso estocástico continuo para representar la interacción social entre personas contagiadas por el COVID-19, con personas no contagiadas y el riesgo de transmisión del virus asociado a dicha interacción. La microsimulación permite tener una representación de la propagación del virus, con base en las interacciones sociales y la heterogeneidad de la población. Así, es posible analizar el impacto de diferentes políticas de salud pública Adnan, et al. (2020); Montañola-Sales, et al. (2015) como el aislamiento preventivo obligatorio decretado por el gobierno nacional de Colombia.

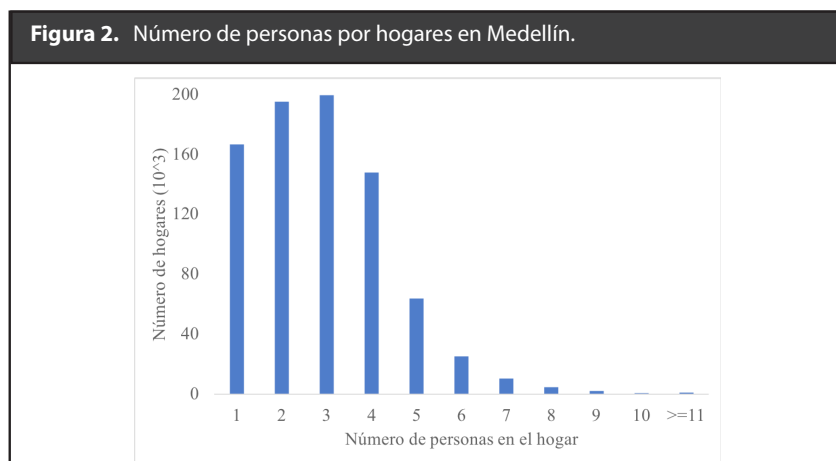
El modelo consta de cuatro etapas como se muestra en la Fig.1. La primera etapa es la construcción de la población sintética con el fin de representar de manera cercana la población de la ciudad de Medellín; la segunda etapa es el agrupamiento de la población en los clusters de interacción social que permitan la evaluación del riesgo de contagio del virus; la tercera etapa es la propagación del virus en la población por medio de los diferentes clusters generados; y, finalmente, en la cuarta etapa se generan los resultados de dicha propagación para su posterior análisis.



A. Población sintética.

La generación de la población sintética del modelo está basada en los micro datos censales de Colombia del año 2018 DANE. (2018a); DANE. (2018b) con la composición de hogares y las edades de la población en la ciudad de Medellín.

Los hogares se generan sintéticamente y se ajustan a la cantidad de personas por hogar como se muestra en la Fig 2. A cada miembro del hogar se le asigna su edad de acuerdo con las distribuciones de edad de la población. Estos hogares requieren por lo menos la presencia de un adulto, *i.e.*; un miembro mayor de 18 años.



Para definir la ocupación laboral en la población, se emplea el concepto estipulado por el DANE como toda aquella persona que dedica por lo menos una hora semanal a trabajar con remuneración, o sin remuneración Decreto 2663. (1950). De acuerdo con este concepto y considerando que en DANE. (2020a) el porcentaje del total de la población que trabajó en febrero de 2020 es del 63,2%, se define la población que trabaja y se distribuye por edades de acuerdo con los microdatos censales DANE. (2018b).

Para la población escolar también se establece que el porcentaje de la población que estudia es el 23,27% y se realiza la distribución de la misma, de acuerdo con los microdatos censales DANE. (2018b).

Otra característica necesaria para los efectos del avance de la enfermedad es la caracterización de las morbilidades de la población. Se consideran como morbilidades para la simulación la diabetes mellitus (DM), la enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC), la hipertensión arterial (HTA), la obesidad (OB), el tabaquismo (TB), la enfermedad renal crónica (ERC) y las enfermedades crónicas del corazón (ECC) Asociación Colombiana de Infectología. (2020). Los datos para distribuir cada una de estas morbilidades específicas se toman de Acuña, et al. (2018); Rincón-Rojas y Nieto-Vanegas. (2019); Kuzmar, et al. (2018); Ministerio de Salud y Protección Social. (2016).

B. Agrupamiento en clusters para el contacto social

Las interacciones del contacto social de las personas, representadas por agentes virtuales, incluyen la duración del contacto y un número limitado de potenciales personas con las cuales se lleva a cabo por lo menos una interacción en el hogar, el trabajo, la escuela, el transporte y las compras. Considerando lo anterior, en el modelo se detallan los diferentes tipos de interacciones sociales que una persona puede tener en un día por fuera de su hogar, y su efecto en la propagación de la enfermedad basado en el riesgo de contagio individual. Los contactos se definen por el número de minutos que pasa una persona interactuando con otras.

El tiempo que un individuo permanece en el hogar se asume que es en promedio de 8 horas al día con una desviación estándar de 2 horas.

Los contactos sociales por fuera del hogar se representan en tres diferentes *clusters*: trabajo, escolar y compras. Además, se consideran los eventos individuales de transporte como otra forma de contacto no clusterizada. La interacción en cada *cluster* se modela como un grafo bidireccional en el que cada nodo corresponde a un agente que puede o no estar infectado y el cual tiene el potencial de contagiar a los demás nodos del grafo. Esta estructura se considera una red de libre escala con un número mínimo de dos enlaces entre nodos, generada a partir del algoritmo Barabási-Albert Barabási y Réka. (1999).

Para el *cluster* trabajo, se generan aleatoriamente un conjunto de empresas, micro, pequeñas, medianas y grandes (Mypime) de acuerdo con los datos de tipos de empresa en Medellín Cámara de Comercio de Medellín. (2019), con un número mínimo y máximo de trabajadores con base en su tipo (Revista Dinero, 2016). Los agentes fueron distribuidos aleatoriamente a las empresas cumpliendo con el mínimo de trabajadores según su tipo y sin superar la capacidad máxima de la misma. La duración promedio de contacto en este clúster es de 8 horas diarias con una desviación estándar de 2 horas hasta cumplir 48 horas a la semana, conforme la normativa en Colombia Decreto 2663. (1950).

En el *cluster* escolar, los agentes se distribuyen en grupos de compañeros de clase de la misma edad con base en los datos suministrados por el Ministerio de Educación

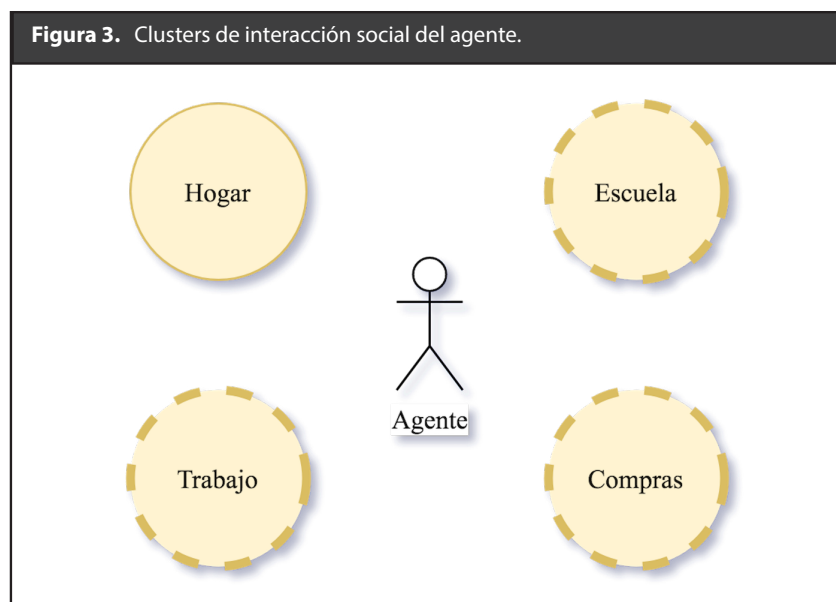
de Colombia (MEN) MEN. (2015). La duración media del tiempo de contacto en este *cluster* es de 5 horas diarias MEN. (2004) con una desviación estándar de 1 hora por 5 días a la semana.

En el *cluster* de compras se supone que por cada hogar existe un agente que realiza las compras para abastecerse de productos de primera necesidad (comida, medicinas, etc.). El agente que realiza estas compras una vez a la semana se asigna aleatoriamente, este agente debe ser un miembro del hogar mayor de 18 años y forma un *cluster* con otros agentes compradores. Se asume que en las tiendas donde se realizan las compras, se presentan 50 agentes en promedio que permanecen en la tienda de manera simultánea por restricciones de aforo máximo permitido. El tiempo promedio de compra es de 37 minutos Yepes. (2018) con una desviación estándar de 10 minutos.

Los eventos individuales de transporte se llevan a cabo cuando los agentes se mueven entre los diferentes *clusters*. Para calcular el tiempo de contacto en el transporte con personas infectadas en esta interacción, se considera el número de personas que interactúan en el medio de transporte en el momento n , el número de personas contagiadas en el medio de transporte en el momento n y el tiempo de evaluación de las condiciones en la simulación, como se muestra en la ecuación (1). Los tiempos de viaje de los individuos se obtienen a partir de una distribución empírica ajustada a los datos de la encuesta origen-destino para Medellín del Área Metropolitana del Valle de Aburrá (AMVA) AMVA. (2018). Este tiempo de contacto se evalúa cada 5 minutos de simulación, debido a que este es el de tiempo de viaje mínimo registrado en la ciudad de Medellín AMVA. (2018).

$$t_{ContactoTransporte} = \frac{\# \text{PersonasContagiadas}}{\# \text{PersonasEnTransporte}} * tiempoViaje \quad (1)$$

Los clusters entre los que se mueven los agentes y se generan interacción social se muestran en la Fig. 3.



C. Propagación de la enfermedad

Las características de la propagación de la enfermedad se establecen con base en los reportes de INS. (2020). Los parámetros con los que no cuenta el INS se toman de reportes internacionales del *London Imperial College* reportados en Mellan, et al. (2020).

Se estima que el periodo de incubación dura en promedio 6 días, con una desviación estándar de 2 días. El tiempo de diagnóstico del COVID-19 en Colombia ha tenido una media histórica de 10 días con una desviación estándar de 6 días INS. (2020). Inicialmente, se elige un agente que tenga la máxima interacción con otros agentes, i.e.; un agente cuyo número de colegas de estudio, colegas de trabajo y miembros del hogar sea máximo. Posteriormente, este agente comienza el periodo de incubación del virus con un promedio de 6 días y una desviación estándar de 2 días.

Una vez un agente se contagia y pasa el periodo de incubación, se presenta una espera para ser diagnosticado o, si es asintomático, pasa por el periodo de recuperación. La cantidad de pacientes asintomáticos se asume como el 5% del total de la población contagiada Bock, et al. (2020). Luego del diagnóstico de los pacientes sintomáticos, se establece el estado de criticidad de la enfermedad (leve, moderado o grave) de acuerdo con la edad biológica del agente. La edad biológica del agente se calcula al simplificar las consideraciones de que las comorbilidades disminuyen la función física Cohen, et al. (2012) e impactan de manera directa la “edad COVID” Association of Local Authority Medical Advisors. (2020), a partir de la ecuación (2).

$$EdadBiológica = EdadHistorica + 5 * \#Morbilidades \quad (2)$$

Se establece una tasa de mortalidad con base en la edad de los agentes que están en condiciones graves, siguiendo la distribución de probabilidad de las muertes por COVID-19 en Colombia INS. (2020). En caso de alcanzar el límite de camas en las Unidades de Cuidados Intensivos, se presenta una tasa de 100% de mortalidad en los pacientes nuevos clasificados como graves.

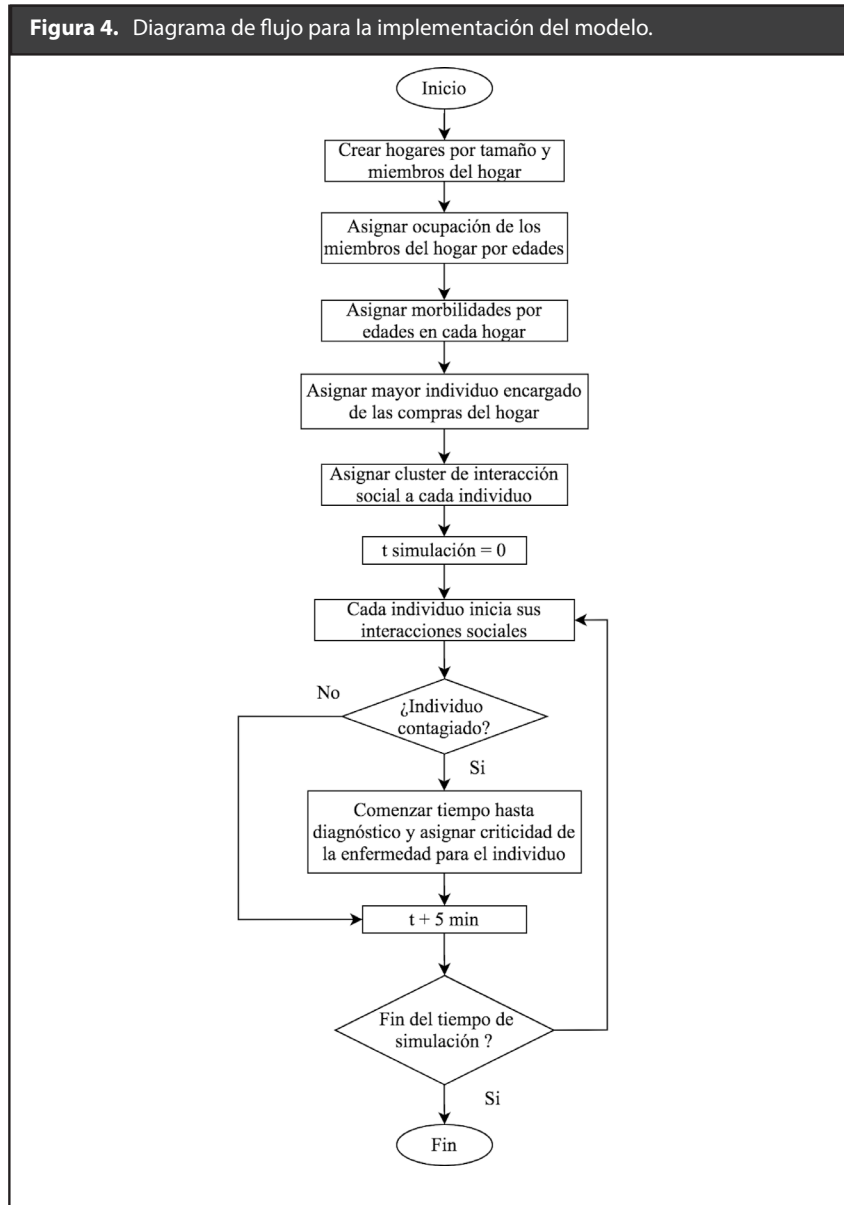
El riesgo de contagio por hora al estar en contacto con un agente infectado fue calibrado para reproducir los datos epidemiológicos de Medellín hasta el 3 de mayo de 2020.

Una vez los agentes se recuperan, estos adquieren inmunidad al virus y no tienen riesgo de contagiarse una segunda vez Alvarez, et al. (2020); Calafiore, et al. (2020); Nabi. (2020). Los parámetros del modelo se presentan en la tabla 1.

Tabla 1. Parámetros del modelo.

Parámetro	Valor	Fuente
Estructura de la población		
Número de hogares	830.000	(DANE, 2018a; DANE, 2018b)
Distribución de la edad	--	(DANE, 2018b)
Comorbilidades	Por sexo	(Acuña et al., 2018; Rincón-Rojas y Nieto-Vanegas, 2019; Kuzmar et al., 2018; Ministerio de Salud y Protección Social, 2016)
Interacciones sociales		
% Empresas micro < 10 empleados	86,8%	
% Empresas pyme < 200 empleados	12,4%	(Cámara de Comercio de Medellín, 2019) (Revista Dinero, 2016)
% Empresas grandes > 200 empleados	0,8%	
Horas de trabajo al día	8 +/- 2	(Decreto 2663, 1950)
Tamaño del grupo escolar		Datos de Colombia (MEN, 2015)
Horas en institución educativa	5 +/- 1	(MEN, 2004)
Capacidad de las tiendas	50	Supuesto
Horas de compras	37 min +/-10	(Yepes, 2018)
Horas en el hogar	8 +/- 2	Supuesto
Propagación de la enfermedad		
Riesgo de contagio (por hora)	0,00635	Calibrado
% pacientes asintómicos	5%	(Bock et al., 2020)
% pacientes en estado leve/moderado/grave		Basados en las proporciones observadas en Colombia (INS, 2020)
Capacidad camas de UCI	411	(Ministerio de Salud y Protección Social, 2020)
Demoras incubación	6 +/-2 días	Basados en datos observados en Colombia (INS, 2020)
Demoras diagnóstico	10 +/-6 días	
Demoras recuperación	21 +/-7días	
Demoras muerte	16 +/-8 días	

Para la implementación del modelo se sigue el algoritmo de solución que sigue los pasos anteriormente establecidos, el cual se muestra en la Fig. 4..



III. Escenarios

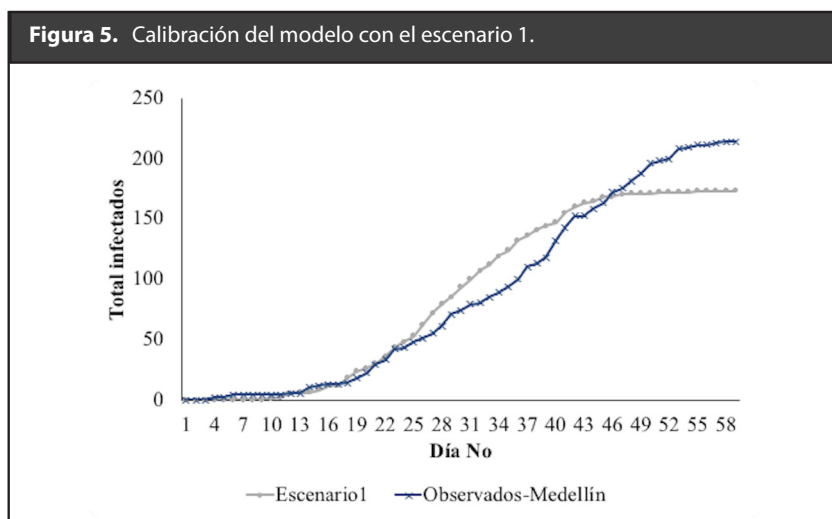
Se analizan dos escenarios posibles, el escenario 1 con las medidas adoptadas por el gobierno nacional y el escenario 2 sin ninguna restricción de interacción social.

A. Escenario 1.

Este escenario es el que se vivió en Colombia debido a las políticas de salud pública tomadas por el gobierno nacional. Una vez se inicia con el paciente cero, transcurren 10 días hasta el confinamiento en dos pasos; primero instituciones educativas y mayores de 70 años desde el 16 de marzo; y posteriormente casi la totalidad de la población a partir del 24 de marzo. Los sectores de salud, defensa y cadena de abastecimiento, claves para el aislamiento preventivo obligatorio, representan el 19,3% del total de la población laboral de Medellín DANE. (2020b) y siguen laborando en este

escenario. El parámetro R_0 observado en los datos de propagación de enfermedad en Medellín INS. (2020) que detallan estas medidas de aislamiento es de 1,10.

Este escenario sirve para calibrar el modelo y comparar con el escenario 2 propuesto. El modelo se calibra utilizando el algoritmo de búsqueda directa “Nelder-Mead” utilizado por Venkatramanan, et al. (2018); Hoertel, et al. (2020). Los resultados de la calibración del modelo, donde se comparan los datos reales de la propagación del virus en la ciudad de Medellín con el parámetro de riesgo de contagio, se muestran en Fig. 5. En este escenario se consideran únicamente los casos relacionados, por lo que los casos importados se descartan.



Se puede observar que el modelo replica de manera cercana el número total de infectados con respecto al número real observado. Por esto, es posible analizar la progresión del virus durante los días de aislamiento social en el modelo desarrollado. El total acumulado de los diferentes tipos de infectados y su progresión en el tiempo pueden acercarse a la realidad de la propagación del virus en la ciudad de Medellín. Estos resultados se muestran en la sección IV.

B. Escenario 2.

Propagación del COVID-19 sin restricciones de interacción social en la ciudad.

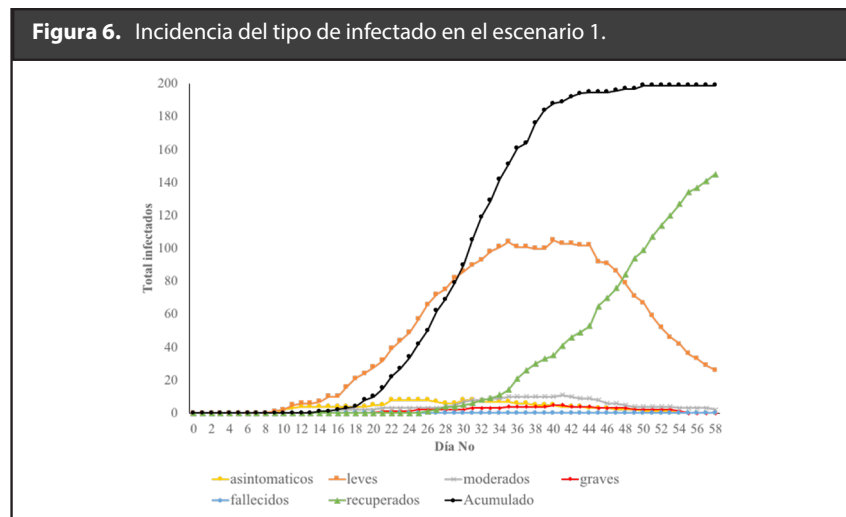
IV. Resultados y discusión

El modelo se programa en Java utilizando la plataforma de microsimulación basada en agentes JAS-Mine Richiardi y Richardson. (2017). El registro de soporte lógico se software se realizó ante la Dirección Nacional de Derechos de Autor del Ministerio del Interior de Colombia el 4 de diciembre de 2020 bajo el libro 18 tomo 23 partida 365*. El horizonte de tiempo de la microsimulación es de 115 días desde el 6 de marzo de 2020, donde se presentó el primer contagio en Colombia. Se utiliza una población de 830.000 hogares que representan la cantidad de hogares de la ciudad de Medellín.

* Si el lector desea un ejecutable del software diseñado para este fin, contactar al autor de correspondencia.

Los resultados que se evalúan en cada escenario incluyen el número acumulativo de personas asintomáticas, leves, moderados y graves, al igual que el número de muertes acumuladas y el número de pacientes recuperados.

Los resultados de la propagación del virus en el escenario 1 se observan en Fig. 6, la cual exhibe como se incrementan en los primeros días los diferentes tipos de infectados y mientras se mantiene el aislamiento social de casi la totalidad de la población el nivel de propagación del virus decrece. Estos resultados ratifican el comportamiento exponencial de la propagación del virus. El valor calculado de R_0 para este escenario es 1,09. Este valor evidencia una representación cercana a los datos observados en el modelo.



Con los parámetros que se utilizan en el modelo para este escenario, se puede observar que la estrategia de aislamiento social obligatorio funciona de manera efectiva produciendo un aplanamiento de la curva.

Esta afirmación se puede confirmar con los resultados del escenario 2, donde no se presentan este tipo de medidas.

En la Fig. 7 se muestra los resultados de dicho escenario. La cantidad de infectados y fallecidos empieza a aumentar después del día 30 y continúa aumentando más allá del día 115 de simulación, sin encontrar una meseta o pico de contagio. Estos resultados difieren a los observados en el escenario 1 donde se aplicaron medidas de aislamiento social.

En Fig.7a. se grafica la cantidad acumulada de agentes que resultaron contagiados por el virus, en conjunto con las cantidades acumuladas de agentes que presentan un mayor número de incidencias durante la microsimulación. En Fig. 7b. se exponen los agentes de menor tipo de incidencia durante el escenario 2.

Figura 7a. Incidencia del tipo de infectado en el escenario 2.

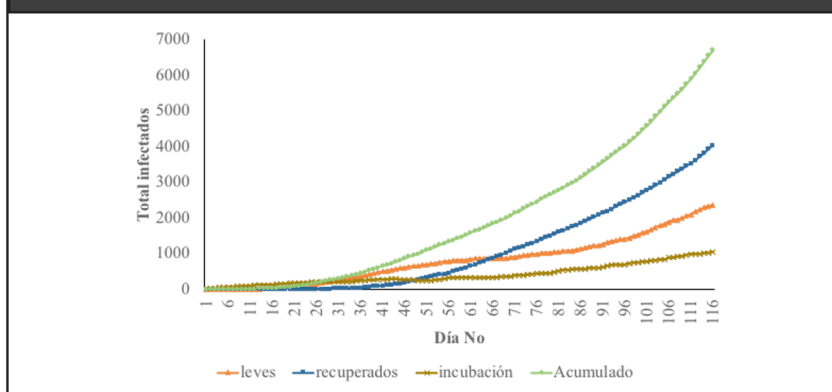
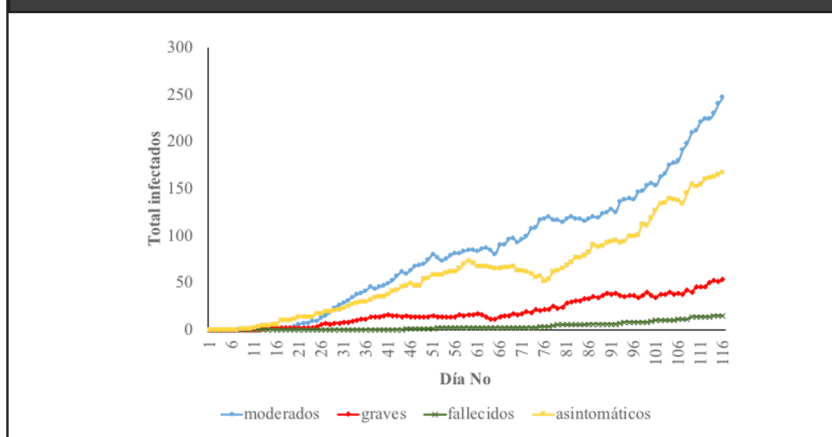


Figura 7b. Incidencia del tipo de infectado en el escenario 2.



En el escenario 1 el número de pacientes clasificados como graves no excede el número de camas de UCI, por lo que la mortalidad es baja. Sin embargo, en el escenario 2, el nivel de pacientes clasificados como graves comienza a aumentar y por proyección podría exceder la capacidad de camas de UCI, lo que provocaría un aumento de la mortalidad en los próximos contagios. El número acumulado de contagios en el día 58 para el escenario 1 es de 199 mientras que para el escenario 2 alcanza los 6705 persona.

Con los resultados de ambos escenarios, es posible interpretar que las interacciones sociales entre los agentes del modelo permiten representar de manera cercana a la realidad el avance del virus en la población. Lo anterior se confirma con los resultados del escenario 1, ya que es posible reproducir un comportamiento semejante a los alcanzados con las medidas preventivas en la ciudad de Medellín. En este sentido, el modelo puede entregar resultados de diferentes escenarios a los propuestos en esta sección y evaluarlos considerando las características sociodemográficas de la población.

Las actividades sociales de cerca de 2.400.000 agentes se simulan y logran generar un comportamiento emergente semejante al esperado en una epidemia a partir de los comportamientos individuales.

V. Conclusiones y trabajo futuro

En este artículo, se desarrolla un modelo de microsimulación basada en agentes para representar la difusión del COVID-19 a partir de la interacción social en la población de Medellín-Colombia. Inicialmente, se genera una población sintética con base en datos disponibles como: los tamaños de hogares, la edad de la población, las morbilidades, la actividad laboral y escolar, entre otros. Estas características de la población permiten identificar el riesgo de propagación del COVID-19, a medida que la población se represente lo más cercano posible a la realidad, el comportamiento de propagación de la enfermedad en el modelo será más preciso.

Además, el modelo permite representar algunas interacciones personales entre las actividades sociales de cada individuo en la población de Medellín, con lo cual se corrobora que el nivel de contagio en la población está directamente relacionada al nivel de actividad social de las personas.

Por otra parte, el uso de la microsimulación para generar modelos de propagación de enfermedades ha sido poco usual, siendo este modelo la primera aproximación de este tipo para el COVID-19 en el contexto colombiano. Sin embargo, este modelo puede hacerse aún más robusto al incluir una cantidad mayor de variables y parámetros.

Adicionalmente, el uso de redes de libre escala para la interacción social puede generar cambios en los resultados de la propagación al cambiar la semilla o paciente cero de forma aleatoria.

Como trabajo futuro de investigación, se propone adicionar al modelo otros *clusters* de interacción social como lo son las visitas a familiares y amigos, la interacción social de esparcimiento que incluye cines, restaurantes y bares entre otros. También es importante considerar el transporte como un clúster en el que se pueda tener las interacciones entre las personas que comparten un medio de transporte específico. Finalmente, incorporar la dinámica de casos importados y su impacto en la propagación del COVID-19, dotándolo de más robustez con respecto a las condiciones reales de Medellín-Colombia.

Referencias

- Acuña, L.; Fuente, J. C.; Soler, L. A.; Valderrama, F.; Daza, M. T.; Barbosa-Vaca, L. (2018). Situación de la Enfermedad Renal Crónica, la Hipertensión Arterial y la Diabetes Mellitus en Colombia, Colombia-Bogotá D.C.; Fondo Colombiano de Enfermedades de Alto Costo, pp. 47–63.
- Adnan, M.; Outay, F.; Ahmed, S.; Brattich, E.; di Sabatino, S.; Janssens, D. (2020). Integrated agent-based microsimulation framework for examining impacts of mobility-oriented policies. *Personal and Ubiquitous Computing*, pp. 1–13. <https://doi.org/10.1007/s00779-020-01363-w>
- Akira-Toda, A. (2020). Susceptible-Infected-Recovered (SIR) Dynamics of COVID-19 and Economic Impact. *ArXiv Preprint*, pp. 1–15. <http://arxiv.org/abs/2003.11221>
- Alvarez, F.; Argente, D.; Lippi, F. (2020). A Simple Planning Problem for COVID-19 Lockdown USA-Massachusetts, National Bureau of Economic Research, pp. 1–35.
- AMVA. (2018). Datos Abiertos Área Metropolitana del Valle de Aburrá. Encuesta Origen Destino 2017 - Datos por Viajes. [Online]. Disponible en: <https://datosabiertos.metropol.gov.co/dataset/encuesta-origen-destino-2017-datos-por-viajes> (Accedido en: 03 May 2020).

- Anderson, R. ; Heesterbeek, H.; Klinkenberg, D.; Hollingsworth, T. (2020). How will country-based mitigation measures influence the course of the COVID-19 epidem. *The Lancet*, 395(10228), pp. 931–934. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30567-5](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30567-5)
- Araya, N.; Leger, P.; Lopez, M. (2019). Whom do I Choose to Diffuse Information onTwitter? An Agent-Based Model Approach. *IEEE Latin America Transactions*, 17(4), pp. 677–683. <https://doi.org/10.1109/TLA.2019.8891933>.
- Asociación Colombiana de Infectología. (2020). Clasificación clínica de casos y estratificación del riesgo de infección por SARS-Cov-2/COVID-19. *Infectio. Revista de la asociación Colombiana de Infectología*, vol. 24, no. 3(S1), pp. 10–13.
- Association of Local Authority Medical Advisors. (2020). Covid-19 Medical Risk Assessment. [Online]. Disponible en: <https://alama.org.uk/covid-19-medical-risk-assessment/> (Accedido en: 02 Sep 2020)
- Barabási, A. L.; Réka, A. (1999). Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*, 286(5439), pp. 509–512. <https://doi.org/10.1126/science.286.5439.509>
- Bock, W.; Adamik, B.; Bawiec, M.; Bezborodov, V.; Bodych, M.; Burgard, J. P.; Götz, T.; Krueger, T.; Migalska, A.; Pabjan, Ożański, T.; Rafajłowicz, E.; Rafajłowicz, W.; Skubalska-Rafajłowicz, E.; Ryfczyńska, S.; Szczurek, E.; Szymański, P. (2020). Mitigation and herd immunity strategy for COVID-19 is likely to fail. *MedRxiv*, pp. 1–25. <https://doi.org/10.1101/2020.03.25.20043109>
- Calafiore, G. C.; Novara, C.; Possieri, C. (2020). A Modified SIR Model for the COVID-19 Contagion in Italy. *ArXiv Preprint*, pp. 1–6. <http://arxiv.org/abs/2003.14391>
- Cámara de Comercio de Medellín. (2019). Retos para la consolidación de las pymes en Antioquia. [Online]. Disponible en: <https://www.camaramedellin.com.co/Portals/0/Noticias/Documentos%20Noticias%202019/Presentación%20Jaime%20Echeverri.pdf?ver=2019-06-04-150220-220> (Accedido en: 02 Sep 2020).
- Cao, L.; Li, X.; Kang, F.; Liu, C.; Sun, F.; Kotagiri, R. (2015). The quantitative and qualitative evaluation of a multi-agent microsimulation model for subway carriage design. *International Journal of Microsimulation*, 8(3), pp. 6–40. <https://doi.org/10.34196/IJM.00120>
- Chao, D. L.; Halloran, M. E.; Obenchain, V. J.; Longini, I. M. (2010). FluTE, a publicly available stochastic influenza epidemic simulation model. *PLoS Computational Biology*, 6(1), pp. 1–8. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1000656>
- Cohen, H. J.; Lan, L.; Archer, L.; Kornblith, A. B. (2012). Impact of age, comorbidity and symptoms on physical function in long-term breast cancer survivors (CALGB 70803). *Journal of Geriatric Oncology*, 3(2), pp. 82–89. <https://doi.org/10.1016/j.jgo.2012.01.005>
- DANE. (2018a). Censo Nacional de Población y Vivienda - CNPV 2018. [Online]. Disponible en: <https://sitios.dane.gov.co/cnpv-presentacion/src/#cuanto00> (Accedido en: 02 Sep 2020).
- DANE. (2018b). Microdatos Censo Nacional de Población y Vivienda 2018. [Online]. Disponible en: http://microdatos.dane.gov.co/index.php/catalog/643/get_microdata (Accedido en: 02 Sep 2020).
- DANE. (2020a). Boletín Técnico Principales indicadores del mercado laboral - Febrero 2020. [Online]. Disponible en: https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/ech/ech/bol_empleo_feb_20.pdf (Accesodio en: 02 Sep 2020).
- DANE. (2020b). Boletín Técnico Principales indicadores del mercado laboral - Abril 2020. [Online]. Disponible en: https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/ech/ech/bol_empleo_abr_20.pdf (Accedido en: 02 Sep 2020).
- Decreto 2663. (1950). Código Sustantivo del Trabajo, Colombia, Departamento Administrativo de la Función Pública, pp. 1–108.
- Ferguson, N. M.; Laydon, D.; Nedjati-Gilani, G.; Imai, N.; Ainslie, K.; Baguelin, M.; Dighe, A. (2020). Impact of non-pharmaceutical interventions (NPIs) to reduce COVID-19 mortality and healthcare demand, England-London, Imperial College COVID-19 Response Team, pp. 1–20.
- Hoertel, N.; Blachier, M.; Blanco, C.; Olfson, M.; Massetti, M.; Rico, M. S.; Limosin, F.; Leleu, H. (2020). A stochastic agent-based model of the SARS-CoV-2 epidemic in France. *Nature Medicine*, 26, pp. 1417–1421. <https://doi.org/10.1038/s41591-020-1001-6>

- INS. (2020). Covid-19 Colombia. [Online]. Disponible en: <https://www.ins.gov.co/Noticias/Paginas/Coronavirus.aspx> (Accedido en: 3 May 2020).
- Kuzmar, I.; Giraldo-Ospina, C. E.; Acevedo-Osorio, G. O.; Rua-Salas, G. (2018). Morbilidad de la Enfermedad Pulmonar Obstructiva Crónica en Colombia. Resultados del Estudio SANEPOC-2. *Revista de La Facultad de Ciencias Médicas*, 75(1), pp. 19–24. <https://doi.org/10.31053/1853.0605.v75.n1.16617>
- Li, J.; O’Donoghue, C. (2013). A survey of dynamic microsimulation models: uses, model structure and methodology. *International Journal of Microsimulation*, 6(2), pp. 3–55. <https://doi.org/10.1093/jae/ejm029>
- Mellan, T. A.; Hoeltgebaum, H. H.; Mishra, S.; Whittaker, C.; Schnekenberg, R. P.; Gandy, A.; Eaton, J.; van Elsland, S.; FitzJohn, R.; Fraser, K.; Gaythorpe, K.; Green, W.; Hayes, S.; Imai, N.; Jeffrey, B.; Knock, E.; Laydon, D.; Lees, J.; Mangal, T.; Mousa, A.; Nedjati-Gilani, G.; Nouvellet, P.; Oliver, D. (2020). Report 21: Estimating COVID-19 cases and reproduction number in Brazil. [Online]. Disponible en: <https://www.imperial.ac.uk/mrc-global-infectious-disease-analysis/covid-19/report-21-brazil/> (Accedido en: 02 Feb 2021).
- MEN. (2004). Resolución 1730 de 2004, Colombia, Ministerio de Educación Nacional, p.1.
- MEN. (2015). Consulta número de alumnos por aula. [Online]. Disponible en: https://www.mineducacion.gov.co/1759/articles-354336_archivo_pdf_Consulta.pdf (Accedido en: 02 Feb 2021).
- Ministerio de Salud y Protección Social. (2016). Perfiles de Morbilidad Atendida en el Sistema de Seguridad Social en Salud Régimen Contributivo y Subsidiado, Colombia, MINSALUD, pp. 1–27.
- Ministerio de Salud y Protección Social. (2020). Capacidad instalada para atención. [Online]. Disponible en: <https://minsalud.maps.arcgis.com/apps/opsdashboard/index.html#/1de89936b24449edb77e162d485ed5d9> (Accedido en: 14 May 2020).
- Montañola-Sales, C.; Gilabert-Navarro, J. F.; Casanovas-Garcia, J.; Prats, C.; López, D.; Valls, J.; Vilaplana, C. (2015). Modeling tuberculosis in Barcelona. A solution to speed-up agent-based simulations. 2015 Winter Simulation Conference (WSC), Huntington Beach, USA, IEEE, pp. 1295–1306.
- Monteiro, J. F. G.; Escudero, D. J.; Weinreb, C.; Flanigan, T.; Galea, S.; Friedman, S. R.; Mars-hall, B. D. L. (2016). Understanding the effects of different HIV transmission models in individual-based microsimulation of HIV epidemic dynamics in people who inject drugs. *Epidemiology & Infection*, 144(8), pp. 1683–1700. <https://doi.org/10.1017/s0950268815003180>
- Nabi, K. N. (2020). Forecasting COVID-19 pandemic: A data-driven analysis. *Chaos, Solitons & Fractals*, 139, pp. 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.110046>
- O’Donoghue, C. (2014). Introduction. *Handbook of Microsimulation Modelling*. Bingley: Emerald Group Publishing Limited, pp. 1–21.
- Palacios-Cruz, M.; Santos, E.; Velázquez-Cervantes, M. A.; León-Juárez, M. (2020). COVID-19, a worldwide public health emergency. *Revista Clínica Española*, 221(1), pp. 55–61. <https://doi.org/10.1016/j.rce.2020.03.001>
- Pardo, M.; Farinas-Coronado, W. (2016). Agent-based Modeling and Simulation to Adoption Process of Information Technologies in Health Systems. *IEEE Latin America Transactions*, 14(7), pp. 3358–3363. <https://doi.org/10.1109/TLA.2016.7587642>
- Prem, K.; Liu, Y.; Russell, T. W.; Kucharski, A. J.; Eggo, R. M.; Davies, N.; Jit, M.; Klepac, P. (2020). The effect of control strategies to reduce social mixing on outcomes of the COVID-19 epidemic in Wuhan, China: a modelling study. *The Lancet Public Health*, 5(5), pp. 261–270. [https://doi.org/10.1016/S2468-2667\(20\)30073-6](https://doi.org/10.1016/S2468-2667(20)30073-6)
- Presidencia de la República. (2020). Decreto Número 457 del 22 de marzo de 2020, Colombia, Ministerio de Justicia de Colombia, pp. 1–9.
- Revista Dinero. (2016). Pymes contribuyen con más del 80% del empleo en Colombia. [Online]. Disponible en: <https://www.dinero.com/edicion-impresa/caratula/articulo/porcentaje-y-contribucion-de-las-pymes-en-colombia/231854> (Accedido en: 02 Sep 2020)

- Richiardi, M.; Richardson, R. (2017). JAS-mine: A new platform for microsimulation and agent-based modelling. *International Journal of Microsimulation*, 10(1), pp. 106–134. <https://doi.org/10.34196/ijm.00151>
- Rincón-Rojas, C. F.; Nieto-Vanegas, J. A. (2019). Determinantes socioeconómicos y nutricionales del sobrepeso y la obesidad en la población adulta del departamento del Guaviare, tesis (Pregrado en Economía), Colombia, Universidad Santo Tomás, Bogota D.C.; pp. 1–80. <https://repository.usta.edu.co/bitstream/handle/11634/18750/2019CarlosRincón.pdf?sequence=4&isAllowed=y>
- Saavedra-Trujillo, C. H. (2020). Clasificación clínica de casos y estratificación del riesgo de infección por SARS-Cov-2/COVID-19. *Infectio: Revista de La Asociación Colombiana de Infectología*, 24(3), pp. 10–13. <http://dx.doi.org/10.22354/in.v24i3.889>
- Smith, S. K.; Tayman, J.; Swanson, D. A. (2013). Structural and microsimulation models. *Practitioner's Guide to State and Local Population Projections*. Dordrecht: Springer Netherlands. pp. 215–249. https://doi.org/10.1007/978-94-007-7551-0_9
- Tu, Y.; Chien, C.-S.; Yarmishyn, A. A.; Lin, Y.; Luo, Y.; Lin, Y.; Lai, W.; Yang, D.; Chou, S.; Yang, Y.; Wang, M.; Chiou, S. (2020). A Review of SARS-CoV-2 and the Ongoing Clinical Trials. *International Journal of Molecular Sciences*, 21(7), pp. 1–19. <https://doi.org/10.3390/ijms21072657>
- Venkatramanan, S.; Lewis, B.; Chen, J.; Higdon, D.; Vullikanti, A.; Marathe, M. (2018). Using data-driven agent-based models for forecasting emerging infectious diseases. *Epidemics*, 22, pp. 43–49. <https://doi.org/10.1016/j.epidem.2017.02.010>
- WHO. (2020a). Cumulative COVID-19 cases reported by countries and territories in the Americas. [Online]. Disponible en: <https://who.maps.arcgis.com/apps/webappviewer/index.html?id=2203b04c3a5f486685a15482a0d97a87yextent=-17277700.8881%2C-1043174.5225%2C-1770156.5897%2C6979655.9663%2C102100> (Accedido en: 06 May 2020).
- WHO. (2020b). Report of the WHO-China Joint Mission on Coronavirus Disease 2019 (COVID-19). [Online]. Disponible en: <https://www.who.int/docs/default-source/coronaviruse/who-china-joint-mission-on-covid-19-final-report.pdf> (Accedido en: 02 Sep 2020).
- Worldometer. (2020). Coronavirus Update (Live). [Online]. Disponible en: <https://www.worldometers.info/coronavirus/> (Accedido en: 13 May 2020).
- Yepes, V. (2018). ¿Cuánto tiempo dedican los colombianos a las compras en tiendas físicas? [Online]. Disponible en: <https://www.colombia.com/vida-y-estilo/mujer/cuanto-tiempo-dedican-los-colombianos-a-las-compras-en-tiendas-fisicas-201492> (Accedido en: 13 Sep 2020).