

RESEARCH ARTICLE

Engineering

COVID-19 virus behavior simulation model: Case of study Bogotá, Colombia

Modelo dinámico de simulación del comportamiento del virus COVID-19: Caso de estudio Bogotá, Colombia

Diomedes Arnoldo Sandoval Muelas^{1*} | David Ricardo Pedroza Martínez^{1*} | Diego Fernando Casas Pérez^{1,2*} | Ivanov Alexander Pineda Rincón^{3*} | Estefania Villanueva Rojas^{3*} | Julio Eduardo Beltrán Vargas^{1,4*}

¹Programa Maestría en Desarrollo Sustentable y Gestión Ambiental, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá-Colombia

²Centro de Estudios en Pavimentos y Materiales Sostenibles, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá-Colombia

³Programa Maestría en maestría en Manejo, Uso y Conservación del Bosque, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá-Colombia

⁴Grupo de Investigación INDESOS, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá-Colombia

Correspondence

Julio Eduardo Beltrán Vargas.
Email: jebeltran@udistrital.edu.co

ABSTRACT

Objective The purpose of this article is to present a prediction on the epidemiological behavior of the COVID-19 virus for the city of Bogotá, Colombia and determine the possible incidence of the different restriction measures. **Material and Methods:** a dynamic model based on state information was built for all the analysis variables in the framework of a SEIR model. **Results and Conclusions:** it was determined that the incidence of effective isolation measures significantly affects the behavior of the disease. Results are presented for two different scenarios, with their respective sensitivity analysis using the Monte Carlo method. It is concluded that it is necessary to increase testing and reduce the time needed to get the results. It is also crucial to generate and deploy social policies that make the fulfilment of an effective quarantine possible. Finally, the restrictions of the model for decision-making in terms of public policy are shown.

keywords: Theoretical Model, Computer Simulation, Epidemic, Outbreak for the New Coronavirus 2019, Statistics and numerical data for epidemics.



Editors: Robert Paul Salazar

How to cite: Diomedes Sandoval et al., COVID-19 virus behavior simulation model: Case of study Bogotá, Colombia, TECCIENCIA, Vol. 16, No. 30, XX-XX, 2021
DOI:<http://dx.doi.org/10.18180/tecciencia.2021.30.3>

*Equally contributing authors.

Resumen

El propósito del artículo es presentar una predicción sobre el comportamiento epidemiológico del virus COVID-19 para la ciudad de Bogotá, Colombia, y determinar la posible incidencia, sobre este comportamiento, de las distintas medidas de aislamiento. **Material y métodos:** Se construyó un modelo dinámico basado en la información reportada por entidades de salud pública, e incluyó variables de análisis en el marco de un modelo determinista comportamental SEIR (susceptibles, expuestos infectados y recuperados). **Resultados y conclusiones:** Se determinó que la incidencia de un aislamiento efectivo incide de manera significativa en el comportamiento (propagación) de la enfermedad. Se evaluó un escenario, se utilizó análisis de sensibilidad mediante el método Montecarlo. Se concluye que es necesario aumentar el número de pruebas a la población y reducir el tiempo para su análisis. Además, es fundamental generar e implementar políticas sociales que permitan la realización de una o varias cuarentenas con mayor efectividad. Por último, se muestran las restricciones del modelo para la toma de decisiones en términos de política pública.

Palabras clave: Modelo Teórico, Simulación por computador, Epidemia, Brote por el Nuevo Coronavirus 2019, Estadística y datos numéricos para epidemias.

1 | INTRODUCCIÓN

Planteamiento del problema

La pandemia generada por el Coronavirus (COVID-19-2019-nCoV)[1], se ha propagado a nivel mundial desde noviembre-diciembre del 2019 [1, 2], lo que ocasionó una prolongada cuarentena en varias ciudades, restricciones sin precedente en el transporte, tanto local como internacional y grandes pérdidas económicas [3, 4]. Colombia, y especialmente Bogotá no han escapado a la incertidumbre en la actualización de la información sobre la pandemia, aunado a la falta de capacidad de respuesta por su capacidad hospitalaria limitada [1], lo que ha llevado a contemplar alternativas para hacer inferencia mediante el uso de modelos epidemiológicos. Los modelos epidemiológicos son una herramienta de particular utilidad, que emplean información asociada con las características de la enfermedad, (tasa de contagio (RO, tasa de fallecidos, tasa de recuperación), que permite el diseño de políticas públicas, con el propósito de determinar, por ejemplo, la cantidad de unidades hospitalarias para cuidados intensivos que requerirían para hacer frente a la epidemia, así como estimar la cantidad de portadores no detectados, el número de pruebas necesarias, el número de infectados y las condiciones de contagio de la población hospitalizada [5]. En esta investigación, se presenta un modelo de simulación dinámica (SD), que explica el comportamiento de la propagación del contagio por Covid-19 en la ciudad de Bogotá D.C. – Colombia, el cual puede contribuir, en la actual situación de pandemia, a superar la incertidumbre a los tomadores de decisiones y planificar las medidas más acertadas para prevenir contagios, de forma concertada, informada y científica.

2 | MARCO TEÓRICO

El COVID-19 es una enfermedad de tipo infeccioso, causada por el coronavirus tipo 2 del síndrome respiratorio agudo grave (SARS-CoV-2, severe acute respiratory syndrome coronavirus 2), identificada por primera vez en diciembre de 2019 en la ciudad de Wuhan, de la provincia de Hubei en China [6, 7, 8]. La organización mundial de la salud declaró el COVID-19 como una pandemia, debido a su amplia propagación y la ausencia de un método efectivo de control[7][6]. La COVID-19 es una enfermedad respiratoria que se transmite por inhalación o contacto, cuya incubación varía entre dos y catorce días. Se estima que posee una tasa de letalidad que oscila entre el 2 y el 3% [9, 10, 11].

Uno de los factores más importantes que permite entender el comportamiento de las enfermedades infecciosas es su nivel de propagación, que está influenciado por el contacto entre individuos portadores de la infección entre la población susceptible a contagio [11, 12]. Para el caso de Colombia se observó que la propagación inicial de la enfermedad fue ocasionada por viajeros en aeropuertos, lo que generó el 31.9% de

los individuos infectados inicialmente [7]. La modelación matemática supone los modelos determinísticos y estocásticos, siendo los primeros los que permiten controlar o conocer sus factores. Los modelos estocásticos en consecuencia no producen soluciones únicas, sino múltiples. Los dos tipos de modelos se pueden representar de forma dinámica [13].

Los modelos de simulación dinámica son herramientas que permiten hacer inferencia sobre la diseminación de una enfermedad brinda la posibilidad de entender las estrategias para su control [14, 15]. Con ellos, es posible generar pautas y medidas de política ajustadas al comportamiento de una pandemia, su expansión y efectos de diversas acciones o intervenciones [13, 15]. Son particularmente útiles en casos donde muchos datos no pueden ser colectados o simplemente no están disponibles por restricciones gubernamentales, o por la velocidad de contagio, como es el caso de los modelos elaborados para el COVID-19 [16].

Debido a lo anterior, los modelos epidemiológicos son herramientas esenciales para optimizar los sistemas de salud, porque entregan una tendencia del comportamiento de la epidemia, así como la duración probable de las cuarentenas bajo diferentes escenarios [17, 18, 19]. Este tipo de modelos necesitan, para ser aplicados con confiabilidad cierto nivel de precisión [11, 19], Así como considerar que los predictores obtenidos pueden ser utilizados como variables candidatas para nuevos modelos. Por otro lado, en su construcción, se debe seguir la orientación metodológica para la construcción de los mismos, ya que las predicciones poco confiables podrían causar confusión al guiar las decisiones clínicas. Finalmente, los estudios deben adherirse a la guía de informes TRIPOD (informe transparente de un modelo de predicción multivariable para pronóstico o diagnóstico individual) [11]. Es importante contar con un modelo transparente, con variables y supuestos ampliamente utilizados, que den confianza en el proceso de modelación, y brinden certeza en los resultados [20].

Los modelos epidemiológicos, consideran los estadios de los procesos infecciosos, es decir, los que confieren o no inmunidad, se clasifican en SIR (Susceptible-Infectado-Recuperado), SIRS (Susceptible-Infectado-Recuperado-Susceptible) y SIS (Susceptible-Infectado-Susceptible), para este último la enfermedad no confiere inmunidad. También se plantean los modelos SEIR (Susceptible-Expuesto-Infectado-Resistente), en los cuales se intuye que hay una fase de exposición en la cual todos los individuos de la población no son infectados, al igual que una fracción de los individuos infectados adquieren inmunidad [13, 21, 22, 23]. El modelo SIR de Kermack y McKendrick, (1927) el cual es el más frecuente en la literatura biológica, por ser un modelo simple, didáctico, que permite la estimación de sus parámetros, y la posibilidad de ser adaptado a datos reales [21] Este tipo de modelos son de tipo compartimentales, es decir que caracterizan la población de estudio, por medio de ecuaciones diferenciales en estados discretos o stocks [23]. El sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias para una población fija, establecidas para este tipo de modelos se muestran a continuación [13][24, 25, 26, 27]:

$$N = S + E + I + R, \quad (1)$$

$$\frac{\partial S}{\partial t} = \mu(N - S) - \beta \frac{SI}{N} - \nu S, \quad (2)$$

$$\frac{\partial E}{\partial t} = \beta \frac{SI}{N} - (\nu + \sigma)E, \quad (3)$$

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \sigma E - (\gamma + \mu)I, \quad y \quad (4)$$

$$\frac{\partial R}{\partial t} = \gamma I - \mu R + \nu S \quad (5)$$

donde S la población susceptible de enfermar, I la población infectada, R la población que ha superado la enfermedad y se recupera, E corresponde a la población expuesta, N equivale a la población total. Existen dos constantes que son la tasa de infección beta (β) y la tasa de curación o recuperación gamma (γ), (μ) es la tasa de mortalidad, (ν) tasa de vacunación, para este modelo es cero, (σ) es la tasa a la cual una persona expuesta se convierte en fuente de infección [23, 28].

3 | MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 | ÁREA DE ESTUDIO

La ciudad de Bogotá D.C., está ubicada en Colombia, en la zona central del territorio. Se encuentra a una altura de 2.630 m.s.n.m, y cubre un área de 1.636, 35 km². Concentra el 14.9% de la población total del país [29].

4 | METODOLOGÍA

La modelación dinámica (MD) presentada se realizó para encontrar el comportamiento temporal de la epidemia causada por el virus SARS-COVID-19 en la ciudad de Bogotá, Colombia; incluye variables de carácter social establecidas a partir de los valores reportados por el Ministerio de Salud Tablas 1-4, el Instituto Nacional de Salud (INS), y el Observatorio de Salud de Bogotá con fecha de corte para el día 15 de septiembre y que corresponden con el levantamiento de diversas medidas a nivel preventivo por parte del Gobierno Nacional y la Alcaldía de la ciudad. Ver Tablas 1-4. Los datos seleccionados para la construcción del modelo corresponden al periodo comprendido entre 06 de marzo del 2020 (primer caso reportado) hasta el 15 de septiembre de 2020 (periodo de análisis), posterior a dicho periodo, los datos se obtienen del comportamiento del modelo SEIR (Susceptibles, Expuestos. Infectados, Recuperados)[30], siendo comparado con el escenario real de la pandemia en la ciudad.

TABLE 1 Variables contempladas en el modelo de simulación

Parámetros del modelo	Valores
Población total	7.181.469 personas
Población no afectada	6.934.269 personas
Población total contagiada	247.200 personas
Población aislada	2.886.240 personas
Población total recuperada	236.589 personas
Población total fallecida	6.691 personas
Tasa de reproducción (Ro)	2.2
Tasa de recuperación	0.96
Tasa de mortalidad	0.027
Tasa de contacto social inicial en Bogotá	15 personas/día
Duración media de la enfermedad	14 días

El modelo de simulación dinámica se elaboró con el programa VENSIM Ple© [31], herramienta que permite desarrollar, explorar y analizar modelos que reflejan abstracciones de la realidad para diferentes disciplinas, incluida la epidemiología [32]. Para efectos de analizar la sensibilidad multivariable del modelo se utilizó el método estadístico de Montecarlo, que constituye una herramienta estadística sobre las variables auxiliares

basado en la trayectoria histórica de los datos y la probabilidad de ocurrencia de cada uno de los fenómenos a modelar [33]. Con el desarrollo del método de Montecarlo se pueden estimar los escenarios deseables y no deseables al aplicar una política con el propósito de definir estrategias de manejo y toma de decisiones frente a las variables que se pueden intervenir [34]. El método Montecarlo igualmente se realizó mediante el uso del software VENSIM Ple©, que integra las posibles variables independientes que tenían mayor incidencia sobre el modelo con un nivel de confianza de 95%. De forma adicional se realizó una comparación entre los datos simulados, respecto a los valores reportados por los entes oficiales, es decir, la secretaría de salud y el Instituto Nacional de Salud INS mediante el uso de la fórmula de error relativo.

$$e_r = \left| \frac{\text{valor reportado} - \text{valor simulado}}{\text{valor reportado}} \right| \times 100\%$$

5 | MODELO DINÁMICO

En la construcción del modelo de simulación se establecen relaciones entre diferentes stocks y variables que permiten identificar comportamientos que dependen directamente unos de los otros, por medio del incremento o disminución en los valores de los flujos existentes en el comportamiento del modelo, para definir la tasa de contagio, recuperación y mortalidad de la población de la ciudad ante la epidemia causada por el COVID-19 (Fig. 1). El modelo establece los siguientes supuestos que ayudan a delimitar los resultados obtenidos de la modelación dinámica. Estos supuestos son:

- Al aumentar la probabilidad de contagio, la población total contagiada se incrementa, mientras disminuye la población susceptible.
- Al disponer de una mayor cantidad de días para la cuarentena, se reduce el número de muertes y contagios por el virus.
- Si la tasa diaria de interacción es menor al rango definido en el modelo, la población contagiada no alcanza niveles máximos, que superen la capacidad hospitalaria.

6 | DISEÑO DEL MODELO

En el modelo se representan los escenarios en los cuales se puede organizar la población para prevenir el contagio por COVID-19. Inicialmente se estimó el total de la población susceptible al contagio del virus a partir del nivel de interacción con un mayor número de personas, y exposición diaria de cada individuo. Al contagiarse con el virus, el número de contagios dependerá de la presencia o ausencia de síntomas (asintomáticos), además de la realización de pruebas aleatorias y focalizadas, las cuales son utilizadas por los organismos de salud para diagnosticar la presencia del virus. Para el diseño metodológico del modelo, se desarrolla el proceso sugerido por Fullana & Urquía (2011) [35], estos elementos conceptuales son los que permiten la selección de los parámetros numéricos que se evalúan desde el análisis inicial de las variables que intervienen en el modelo.

7 | RESULTADOS Y DISCUSIÓN

7.1 | Resultados

En este apartado se presenta los resultados obtenidos mediante el proceso de modelación dinámica que pueden verse en la Fig. 2, donde de forma inicial se muestra los datos ajustados al modelo hasta el 15 de septiembre de 2020 para los stocks de estudio (infectados, recuperados y muertos). Estos datos se ajustan a los valores reportados por el Instituto Nacional de Salud y la Secretaría Distrital de Salud para la ciudad de Bogotá donde los datos teóricos respecto a los reportados representan una variación menor o igual al 5%,

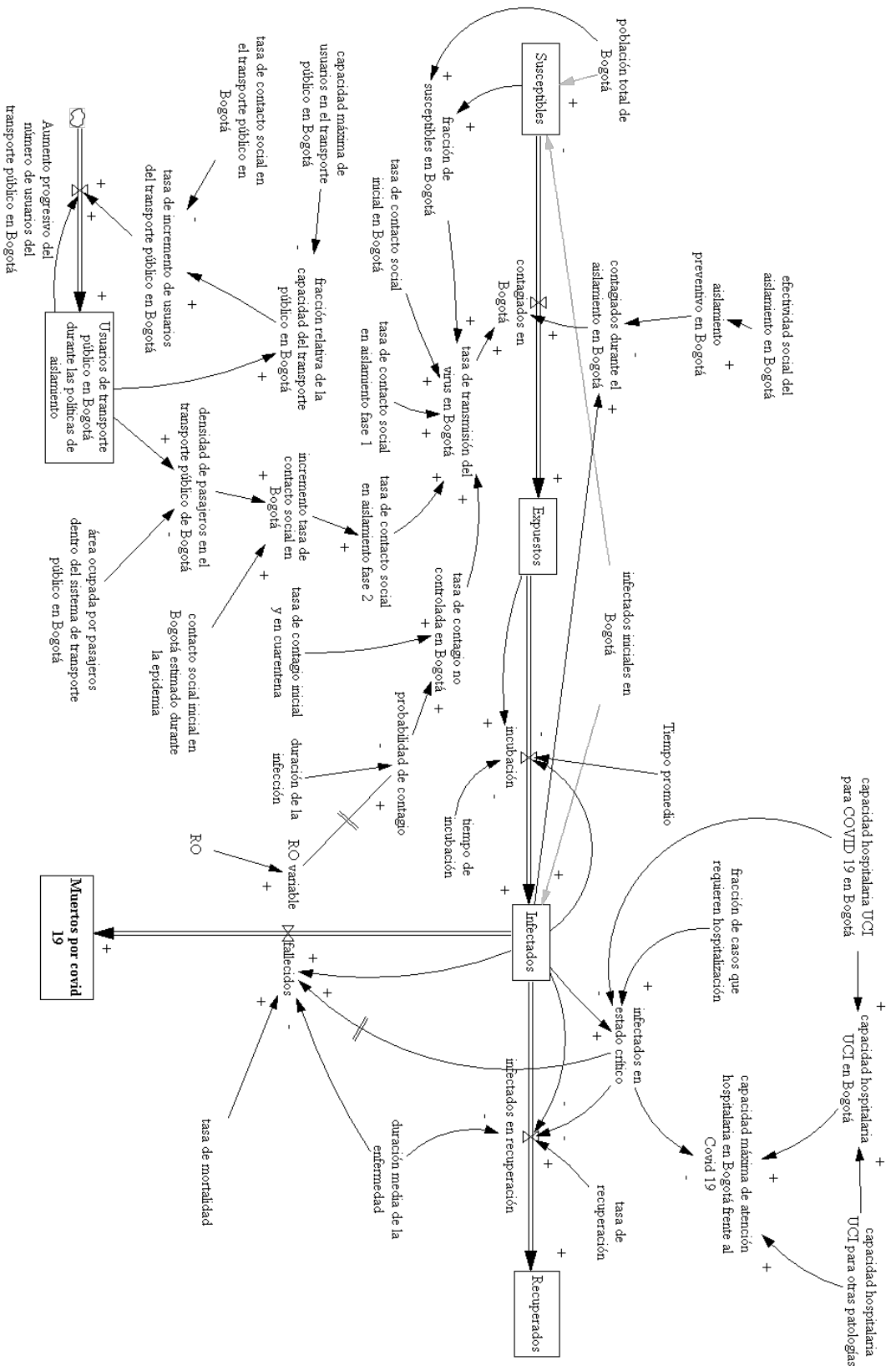


FIG. 1 Modelo de Forrester para el comportamiento del contagio por virus COVID-19 en Bogotá

esto se ajusta a un nivel de confianza aceptable para el modelo ya que los datos reportados pueden presentar variaciones, debido a diversas condiciones, como la captura, almacenamiento y publicación de los mismos. A partir de ahí se genera una proyección del comportamiento esperado en la curva de contagios para la ciudad.

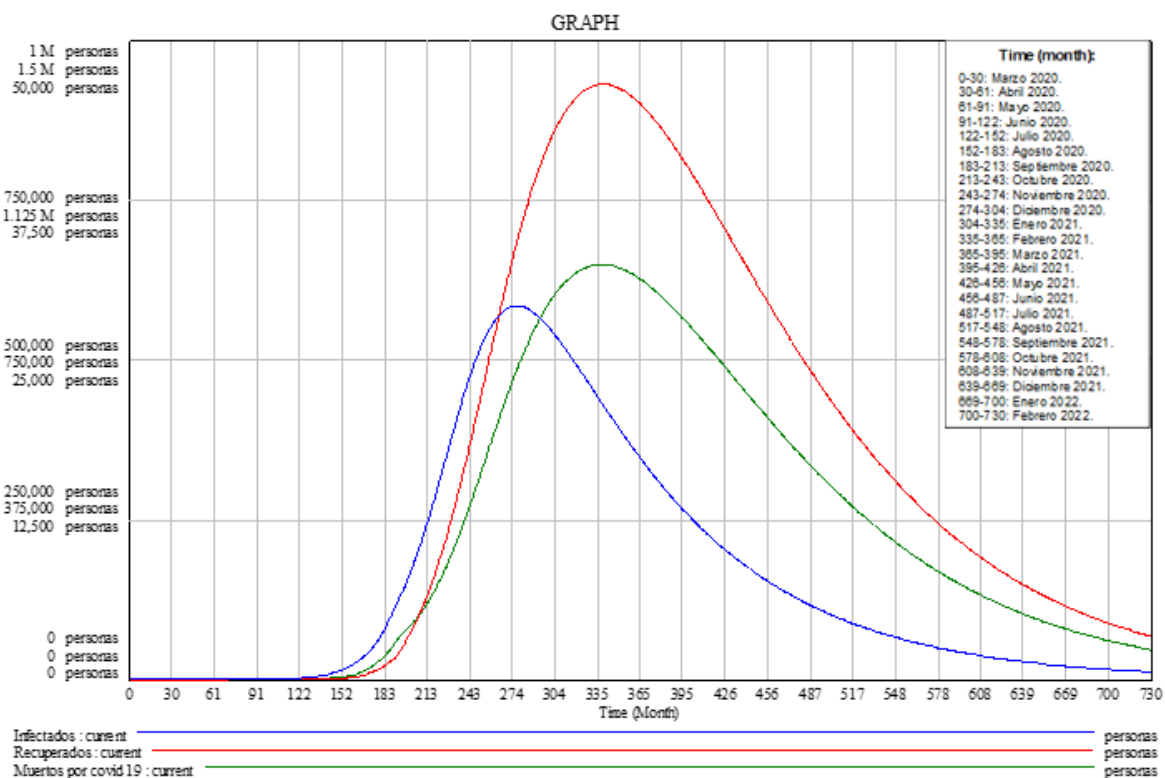


FIG. 2 Proyección de los escenarios de casos infectados, fallecidos y recuperados para la ciudad de Bogotá, con 50 % de la población aislada.

La proyección plantea el pico de contagios para la primera semana del mes de diciembre (día 274) con un valor de 584.233 infectados, por otra parte, el valor máximo de recuperados y muertos en el mes de enero (día 326) con valores de 1.384.900 y 32.240 personas respectivamente. Esto ocurrirá si no se presentan cambios en los niveles de aislamiento a través del tiempo, ni otros fenómenos que modifiquen la tasa de transmisión. A partir de los valores máximos en la curva se aprecia su decrecimiento, cabe aclarar que el modelo presenta los datos de forma acumulada, por lo cual dicho decrecimiento representa una reducción de los casos diarios respecto al pico.

7.1.1 | Modelo de simulación

Para modelar el comportamiento de propagación del virus en la ciudad de Bogotá, bajo un escenario del 50% de aislamiento en la población, se utilizó un índice de reproducción (R_0) de 2.20. Esta variable, como destacan Viceconte y Petrosillo (2020) [36], corresponde a la tasa reproductiva básica del virus SARS-CoV-2. En este caso el R_0 disminuye su valor a 1.8, a partir de una exposición menor de los grupos de riesgo frente al contagio del virus, en el día 190 relacionado con el comportamiento del virus, como es reportado por Park et al (2020), donde a través de revisión de diversos estudios, determinaron que los valores que se asignan a R_0 dependen de niveles de exposición, las variables ambientales y económicas; acorde a estudios sobre SARS-CoV-2 [37].

En el caso de Bogotá, como resultado del R_0 estimado (2.20, modelación con aislamiento del 50%), se refleja que a partir de este valor las curvas de infección, recuperación y mortalidad para la ciudad cuentan con un aumento tardío y lento, aunque progresivo para cada uno de los tres stocks. Este condicional de aislamiento

obedece a que, durante el periodo de emergencia, fueron desarrollados diferentes escenarios definidos por políticas de aislamiento, implementados por la Alcaldía Mayor de la ciudad desde el mes de marzo hasta el mes de septiembre, periodo donde se establecieron procesos de aislamiento denominados (preventivo, obligatorio e inteligente).

Pese a lo anterior, en el transcurso de los meses dichas medidas finalizaron progresivamente, lo que garantizó el aislamiento de la población que presenta mayor nivel de riesgo de presentar contagios (adultos mayores y población infantil-juvenil menor de 18 años). De la misma manera, para el día 85 de la modelación (correspondiente al 1 de junio de 2020), se presenta el último proceso llevado a cabo para la reactivación económica de diferentes sectores productivos, sin presentar una reapertura total, lo que generó un escenario de bajo control sobre la probabilidad de contagio, caracterizado por aumento progresivo de casos de infección, recuperación y muerte; incremento en la tasa de contacto social, donde no se demuestra una efectividad sobre los procesos de seguimiento de nuevos contagios implementados para este periodo en la ciudad.

Las medidas (políticas públicas) que fueron establecidas por la Alcaldía Mayor de Bogotá se incluyeron en la modelación dinámica, al igual que la capacidad hospitalaria, la tasa de Unidades de Cuidados Intensivos (UCI), al igual que los niveles de movilidad asociados al transporte público de la ciudad. A partir de estos criterios, la tasa de contacto presentó diversos cambios a lo largo del periodo de modelación; se define el 15 de septiembre como momento en el cual el comportamiento del virus se observará en el modelo a partir de las interacciones entre las variables predictoras consideradas. Por otra parte, para el desarrollo del modelo se asume una tasa de contacto de 15 personas/día, sin embargo, dicha tasa disminuye a 5 con la implementación del simulacro de cuarentena obligatoria (19 de marzo de 2020: día 14), y aumenta a 13 personas/día a partir del día 39, momento en donde se empiezan a flexibilizar las medidas de aislamiento obligatorio a través de estrategias como el “pico-cédula o pico-género”.

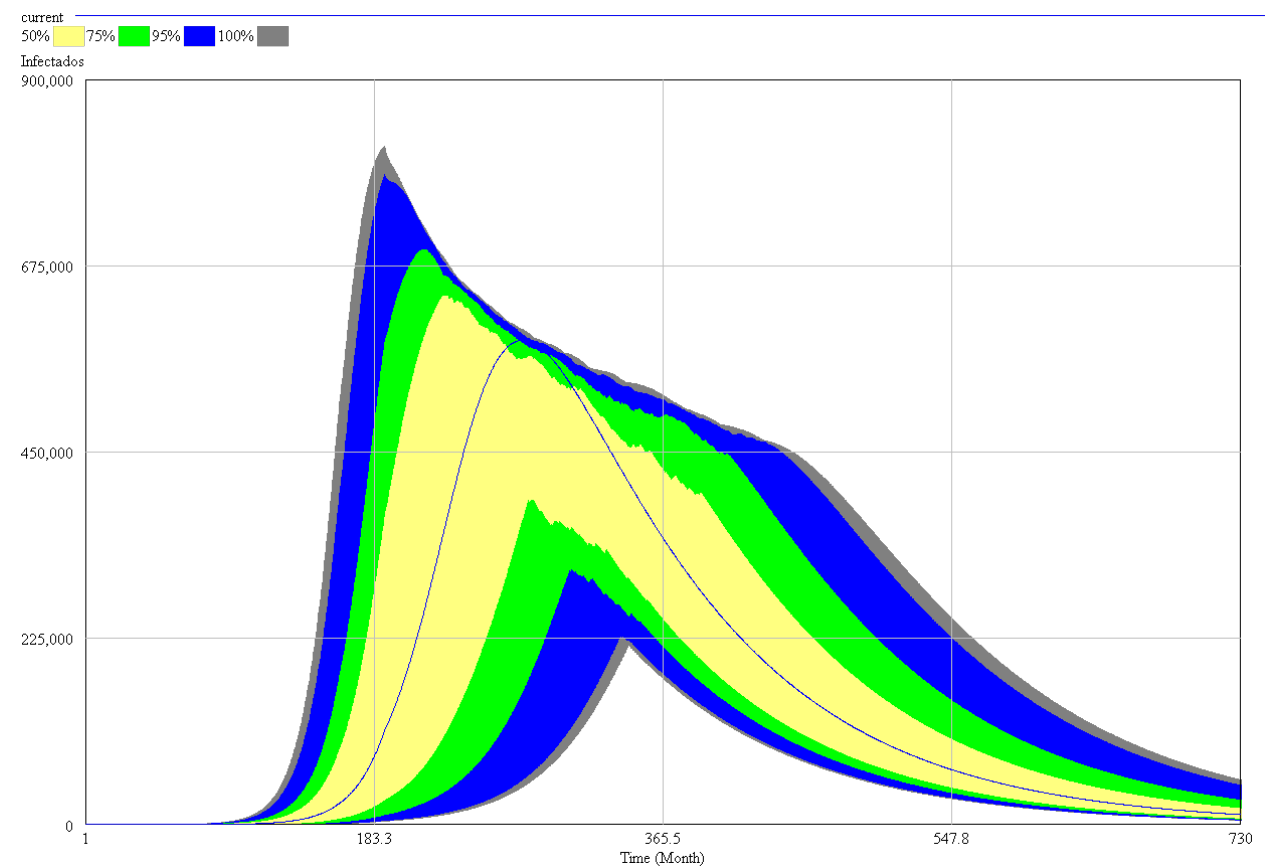


FIG. 3 Análisis de Sensibilidad (prueba Montecarlo) : infectados.

Se observa que las tasas de contacto sobre los tres stocks (infectados, muertos y recuperados) aumenta considerablemente a partir del día 122 (mes de julio), donde el comportamiento en el número de contagios presenta un incremento significativo, caracterizado por una velocidad de contagio mayor. La curva acelerada de contagios se explica en parte por la autorización otorgada en el Decreto Nacional 749 del 28 de mayo de 2020 [38], donde se permite la salida de la ciudadanía para retomar la vida productiva y finalizar el periodo de aislamiento (Fig. 2). De forma análoga, los casos de infectados se incrementan con una tasa aproximada de 321 casos diarios, donde la modelación muestra que alcanzará el punto más alto para el día 274 (1 de diciembre de 2020).

7.1.2 | Análisis de sensibilidad

Se realizó la prueba de Montecarlo sobre el modelo cuyo aislamiento fue del 50%. Se utilizaron tres variables sobre las curvas de infectados, recuperados y muertos bajo condiciones de distribución uniforme aleatoria (Fig. 3), dichas variables son: a) tasa de contacto social inicial en Bogotá (5-25 personas/día,); b) capacidad máxima de atención hospitalaria en la ciudad frente al COVID-19 (500-1000 camas UCI,); y c) R_0 (Índice de reproducción del virus estimado (2-4 casos nuevos por cada caso previo de contagios).

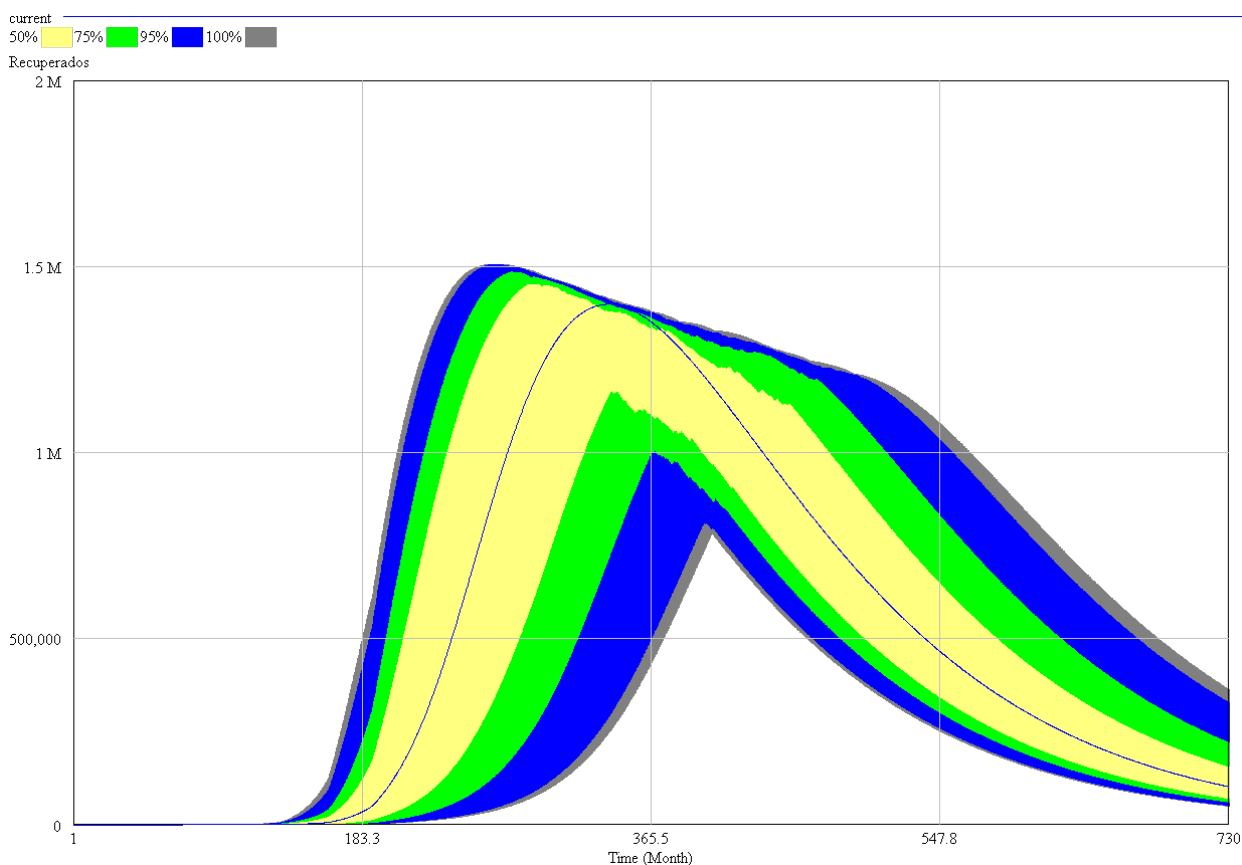


FIG. 4 Análisis de Sensibilidad (prueba Montecarlo) : recuperados.

Para el análisis de sensibilidad con el método de Montecarlo se modelaron 200 escenarios donde se mantiene la cuarentena entre un 90% y un 45% de efectividad sobre la población de estudio. Se observó que, a partir de las variables elegidas, una considerable disminución a partir de las medidas tomadas durante la emergencia sanitaria presentada en la ciudad. En las Figs. 3, 4 y 5, se muestra, para el escenario más abrupto de crecimiento, que el pico de contagios se alcanzaría en el primer trimestre de la modelación, situación que no sucederá a partir de la disminución de la tasa de contacto social en los primeros 45 días, además de la

velocidad de contagio progresiva pero no acelerada mostrada por el virus hasta el momento en la ciudad. Ello permite afirmar que las medidas de aislamiento han surtido efecto sobre el control de la propagación del virus a nivel general en la ciudad.

Se toma en consideración el anterior escenario, se observa una situación controlada que puede cambiar con la puesta en marcha de diversas alternativas para controlar aún más la propagación (mayor aislamiento), o flexibilizar la salida de la población (medidas de política como pico-género, pico-cédula, horarios de salida específicos, entre otros). Una situación similar se observa a partir de implementar el número de camas UCI dispuestas en la ciudad para dar atención a las personas contagiadas como variable de sensibilidad del modelo. En los primeros tres meses la capacidad logra una considerable efectividad de tratamiento y seguimiento de estos casos, que va disminuyendo a medida que el número de infectados crece y se recurre a controlar la exposición social a fuentes de contagio, con el fin de reducir el índice de reproducción (R_0) del virus, a partir de medidas de aislamiento, autocuidado y prevención, lo que genera que esta variable no supere el valor medio. Con estas políticas se consigue un retraso sobre el pico de contagios, y será notablemente inferior a los sugeridos por las simulaciones realizadas como parámetro de comparación a partir de medidas efectivas en diferentes ámbitos, al alcanzar un porcentaje de sensibilidad del 90% (Fig. 3).

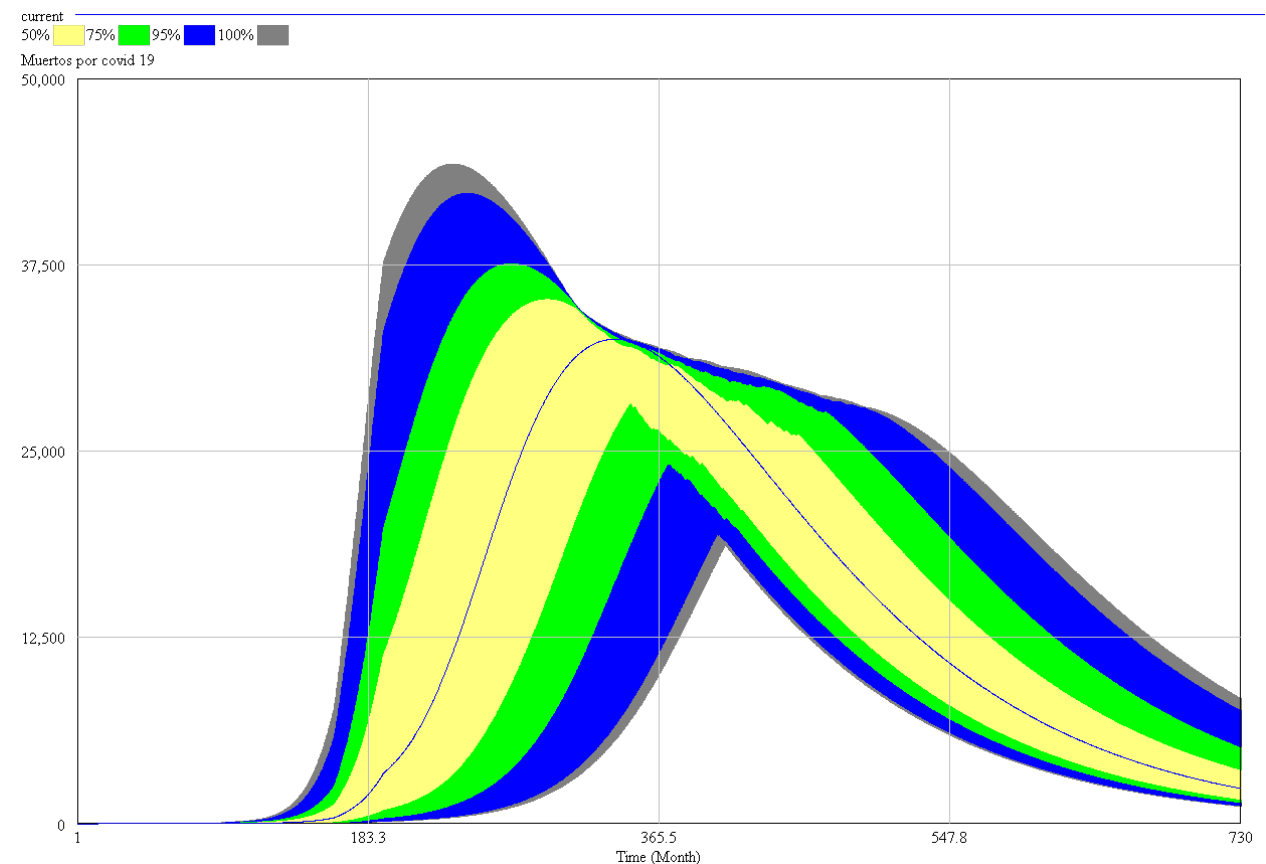


FIG. 5 Análisis de Sensibilidad (prueba Montecarlo) : muertos.

En el caso del número de recuperados la tendencia es similar, el pico hipotético de este stock se estima para el mes de octubre, con alrededor de 1 millón de casos (teniendo en cuenta que para esa situación es mayor el número de contagios); no obstante, para el análisis de sensibilidad, se observa un comportamiento progresivo de recuperación que llega a más del millón de casos al finalizar el 2020. Asimismo, para el comportamiento de la curva de recuperación se presenta un porcentaje de sensibilidad del 50% en la mayor parte de la modelación (valor máximo de la curva con porcentajes de 95%), situación que para diciembre del 2020 se espera un mayor número de recuperados al aumentar la cantidad instalada de UCI. En caso contrario, será la disminución

de contacto social y continuación de medidas de aislamiento, lo que permitirá que los recuperados sigan en aumento sin colapsar el sistema hospitalario (Fig. 4).

Frente al comportamiento de la curva de fallecidos se define que el número máximo según la presente modelación supera los 40.000 casos, que se explican bajo parámetros ya especificados en el comportamiento de los stocks de contagiados y recuperados, puesto que a partir de una disminución en la tasa de contacto social se presentará un descenso en el índice de reproducción entre contagios previos y nuevos, lo que muestra una reducción en los escenarios de mortalidad, para que estos disminuyan y lleguen incluso a una cantidad inferior a las 30.000 personas.

8 | CONCLUSIONES

Las restricciones en la movilidad y el contacto entre los individuos, son las medidas de política más eficaces para reducir el índice de reproducción RO , que oscila entre 1.8 y 2.2. Es por esto que se deben estructurar medidas estatales eficaces que permitan a las comunidades más vulnerables continuar con un aislamiento efectivo. Ello representa una modificación substancial en el comportamiento de los stocks principales de la modelación (infectados, muertos, recuperados).

Si las condiciones no cambian abruptamente y se continúa satisfactoriamente con las medidas de autocuidado y prevención, se espera una evolución controlada de la cantidad de contagios del COVID-19 en la ciudad.

El uso, para toma de decisiones en política pública de los resultados presentados en este artículo, debe darse tomando en cuenta las restricciones que la modelación presenta. Los datos y proyecciones representan una aproximación a la realidad en el comportamiento de contagios, recuperados y fallecidos por COVID-19 en la ciudad, por lo tanto, una modificación substancial en las condiciones del entorno puede representar cambios abruptos en el comportamiento de los stocks y flujos modelados.

Agradecimientos

Los autores desean expresar su agradecimiento a los grupos de investigación INDESOS y CEMyPS, además de los programas de Maestría en Desarrollo sustentable y Gestión Ambiental y en Uso, Manejo y Conservación de Bosques suscritos en la Facultad de Medio Ambiente y Recursos Naturales de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Las fuentes de financiamiento para el desarrollo de la investigación fueron facilitadas por el grupo de investigación INDESOS de la Facultad de Medio Ambiente y Recursos Naturales de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, con el propósito de acceder y utilizar el programa de modelación Vensim Ple.

References

- [1] W. Culp, "Coronavirus disease 2019," *A A Pract*, vol. 14, no. 6, p. 01218, 2020.
- [2] T. Acter, N. Uddin, J. Das, A. Akhter, T. R. Choudhury, and S. Kim, "Evolution of severe acute respiratory syndrome coronavirus 2 (sars-cov-2) as coronavirus disease 2019 (covid-19) pandemic: A global health emergency," *Science of the Total Environment*, p. 138996, 2020. DOI: [10.1016/j.scitotenv.2020.138996](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138996)
- [3] A. J. Rodríguez-Morales, K. MacGregor, S. Kanagarajah, D. Patel, and P. Schlagenhauf, "Going global-travel and the 2019 novel coronavirus," *Travel medicine and infectious disease*, vol. 33, p. 101578, 2020. DOI: [10.1016/j.tmaid.2020.101578](https://doi.org/10.1016/j.tmaid.2020.101578)
- [4] Cañete, R.M., "El Coronavirus no discrimina, las desigualdades sí vencer la pandemia requiere enfrentar las desigualdades," in *Oi-Files-D8-Prod.S3.Eu-West-2*, p. 13, 2020.

- [5] B. Tang, N. Bragazzi, Q. Li, S. Tang, Y. Xiao, and J. Wu, "An updated estimation of the risk of transmission of the novel coronavirus (2019-ncov)," *Infect. Dis. Model.*, vol. 5, p. 248–255, 2020. DOI: [10.1016/j.idm.2020.02.001](https://doi.org/10.1016/j.idm.2020.02.001)
- [6] M. Clinic, "Coronavirus disease 2019 (covid-19," in *Coronavirus disease 2019*, p. –19, 2020. [Online] Available: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/coronavirus/symptoms-causes/syc-20479963>.
- [7] D. Gómez-Ríos, D. Ramirez-Malule, and H. Ramirez-Malule, "The effect of uncontrolled travelers and social distancing on the spread of novel coronavirus disease (covid-19) in colombia," *Travel Med. Infect. Dis.*, vol. 35, 2020.
- [8] "Modelo sir de la pandemia de covid-19 en colombia," *Rev. Salud Pública*, vol. 22, no. 2, p. 1–9, 2020.
- [9] T. Singhal, "A review of coronavirus disease-2019 (covid-19," *Indian J. Pediatr.*, vol. 87, no. 4, p. 281–286, 2020.
- [10] N. Chen, "Epidemiological and clinical characteristics of 99 cases of 2019 novel coronavirus pneumonia in wuhan, china: a descriptive study," *Lancet*, vol. 395, no. 10223, p. 507–513, 2020-02. DOI: [10.1016/S0140-6736\(20\)30211-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30211-7)
- [11] S. Dryhurst, "Risk perceptions of covid-19 around the world," *Taylor Fr*, p. 1–13, 2020-05.
- [12] C.D.D.E.P., "Modeling the spread and prevention of covid-19," 2020.
- [13] O. Montesinos-López and C. Hernández-Suárez, "Modelos matemáticos para enfermedades infecciosas," *Salud Publica Mex*, vol. 49, no. 3, p. 218–226, 2007.
- [14] G. Korn, "Advanced dynamic-system simulation: Model-replication techniques and monte carlo simulation," *Adv. Dyn. Simul. Model. Tech. Monte Carlo Simul*, p. 1–221, 2006.
- [15] S. Henson, F. Brauer, and C. Castillo-Chavez, "Mathematical models in population biology and epidemiology," *Am. Math. Mon.*, vol. 110, no. 3, p. 254, 2003. DOI: [10.1007/978-1-4614-1686-9](https://doi.org/10.1007/978-1-4614-1686-9)
- [16] T. Foundation, "Covid-19 models: Can they tell us what we want to know? | the henry j," *Kaiser Family Foundation*, 2020. <https://www.kff.org/coronavirus-policy-watch/covid-19-models/>.
- [17] N. Shin, T. Kwag, S. Park, and Y. Kim, "Effects of operational decisions on the diffusion of epidemic disease: A system dynamics modeling of the mers-cov outbreak in south korea," *J. Theor. Biol.*, vol. 421, p. 39–50, 2017.
- [18] L. Wynants, "Prediction models for diagnosis and prognosis of covid-19 infection: Systematic review and critical appraisal," *BMJ*, vol. 369, 2020.
- [19] J. García, "Theory and practical exercises of system dynamics," *System*, p. 1–292, 2006.
- [20] B. Martínez-López, B. Ivorra, A. Ramos, and J. Sánchez-Vizcaíno, "A novel spatial and stochastic model to evaluate the within- and between-farm transmission of classical swine fever virus. i. general concepts and description of the model," *Vet. Microbiol.*, vol. 147, no. 3–4, p. 300–309, 2011. DOI: [10.1016/j.vetmic.2010.07.009](https://doi.org/10.1016/j.vetmic.2010.07.009)
- [21] H. B. M. Borbón and Bor, "Modelación de la propagación de enfermedades infectocontagiosas: revisión de literatura," *Inf. Epidemiológico Nac. Quinc*, vol. 19, no. 2, 2014.
- [22] A. Kucharski, "Early dynamics of transmission and control of covid-19: a mathematical modelling study," *Lancet Infect. Dis.*, vol. 20, no. 5, p. 553–558, 2020-05.

- [23] D. Arango-Londoño, "Predicciones de un modelo seir para casos de covid-19 en cali, colombia," *Rev. Salud Pública*, vol. 22, no. 2, p. 1–6, 2020.
- [24] W. Kermack, A. McKendrick, P. R. L. S. A, and Contain, "A contribution to the mathematical theory of epidemics," *a Math. Phys. Character*, vol. 115, no. 772, p. 700–721, 1927-08. DOI: [10.1098/rspa.1927.0118](https://doi.org/10.1098/rspa.1927.0118)
- [25] A. Radulescu and K. Cavanagh, "Management strategies in a seir model of covid 19 community spread," 2020.
- [26] H. Inaba, "Age-structured population dynamics in demography and epidemiology," 2017.
- [27] N. Özalp and E. Demiörciö, "A fractional order seir model with vertical transmission," *Math. Comput. Model*, vol. 54, no. 1–2, p. 1–6, 2011. DOI: [10.1016/j.mcm.2010.12.051](https://doi.org/10.1016/j.mcm.2010.12.051)
- [28] M. Li and J. Muldowney, "Global stability for the seir model in epidemiology," *Math. Biosci*, vol. 125, no. 2, p. 155–164, 1995. DOI: [10.1016/0025-5564\(95\)92756-5](https://doi.org/10.1016/0025-5564(95)92756-5)
- [29] "Departamento administrativo nacional de estadística, "dane," 2018. Online]. Available:.
- [30] J. Jouzdani and H. Shirouyehzad, "Fight against covid-19 : what can be done in the case of iran ?," 2020.
- [31] V. Systems, *Vensim*. Vensim PLE, 2015.
- [32] J. Díaz, E. Guerra, H. Neira, J. Garcia, L. Londoño, and A. Valle, "Análisis de la dinámica de sistemas en el software vensim," *Rev. Espac*, vol. 40, no. 38, p. 1–5, 2019. <http://hdl.handle.net/11323/6025>.
- [33] E. Jiménez, W. Alexander, and A. Castro, "Aplicación de la simulación monte carlo en la proyección del estado de resultados. un estudio de caso application of the monte carlo simulation in the projection of statement of profit or loss. a case study," 2018.
- [34] S. Hurtado and J. Morales, "Estimación de la utilidad en riesgo de una empresa de transmisión de energía eléctrica considerando variables económicas," *Cuad. Econ*, vol. 32, no. 59, p. 103–136, 2013.
- [35] C. Belda and E. Grande, "Los modelos de simulación: Una herramienta multidisciplinar de investigación," 2009.
- [36] G. Viceconte and N. Petrosillo, "Covid-19 r0: Magic number or conundrum?," *Infectious Disease Reports*, vol. 12, no. 1, 2020.
- [37] M. Park, A. R. Cook, J. T. Lim, Y. Sun, and B. L. Dickens, "A systematic review of covid-19 epidemiology based on current evidence," *Journal of clinical medicine*, vol. 9, no. 4, p. 967, 2020. DOI: [10.3390/jcm9040967](https://doi.org/10.3390/jcm9040967)
- [38] M. Interior, "Decreto 749 de 2020," *Presidencia de la república, Bogotá*, 2020.

A | APPENDIX

TABLE 2 Class attributes list

VARIABLE	UNIDADES	TIPO	FUENTE	ECUACIONES	VALOR INICIAL
población total de Bogotá	personas	Variable auxiliar	DANE	N/A	7.181.469
población contemplada para el aislamiento preventivo en Bogotá	personas	Variable auxiliar	Alcaldía de Bogotá	N/A	2.886.240
tasa de población aislada preventivamente en Bogotá	personas	Variable auxiliar	Alcaldía de Bogotá	población contemplada para el aislamiento preventivo en Bogotá/población total de Bogotá	N/A
efectividad social del aislamiento en Bogotá	dmnl	Variable auxiliar	Alcaldía de Bogotá	0+STEP(1, 15)-STEP(0.2, 52)-STEP(0.1, 67)-STEP(0.2, 85)-STEP(0.5, 116)+STEP(0.5, 180)	N/A
aislamiento preventivo en Bogotá	personas/día	Variable auxiliar	Alcaldía de Bogotá	0+efectividad social del aislamiento en Bogotá (cuarentena al 50%)	(((0,0)-(180,1]), (0,0.5), (15,0.8), (39,0.7), (67,0.6), (85,0.6), (120,0.5), (150,0.5), (180,0.4)) (Cuarentena al 50%)
inicio de política preventiva en Bogotá	días	Variable auxiliar	Saludata	N/A	15
duración de política de prevención en Bogotá	días	Variable auxiliar	Saludata	N/A	90
contagiados durante el aislamiento en Bogotá	personas/día	Variable auxiliar	Saludata	Infectados*(1-aislamiento preventivo en Bogotá)	N/A
Susceptibles	personas	Stock	Saludata	contagiados en Bogotá	población total de Bogotá-infectados iniciales en Bogotá
fracción de susceptibles en Bogotá	personas	Variable auxiliar	Saludata	Susceptibles/población total de Bogotá	N/A
tasa de transmisión del virus en Bogotá	fracción/día	Variable auxiliar	MinSalud	tasa de contacto social inicial en Bogotá*tasa de contagio no controlada en Bogotá*fracción de susceptibles en Bogotá-STEP(tasa de contacto social en aislamiento fase 1*tasa de contagio no controlada en Bogotá*fracción de susceptibles en Bogotá, 15)+STEP(tasa de contacto social en aislamiento fase 2*tasa de contagio no controlada en Bogotá*fracción de susceptibles en Bogotá,40)	N/A
tasa de contacto social inicial en Bogotá	personas/día	Variable auxiliar	MinSalud	N/A	15
tasa de contacto social en aislamiento fase 1	personas/día	Variable auxiliar	MinSalud	-STEP(10,15)	N/A
tasa de contacto social en aislamiento fase 2	personas/día	Variable auxiliar	MinSalud	+STEP(8,40)+incremento tasa de contacto social en Bogotá	N/A
tasa de contagio no controlada en Bogotá	personas/día	Variable auxiliar	MinSalud	tasa de contagio inicial y en cuarentena*probabilidad de contagio	N/A
tasa de contagio inicial y en cuarentena	dmnl	Variable auxiliar	MinSalud	0.33-STEP(0.17,15)-STEP(0.04,40)	N/A
probabilidad de contagio	personas/día	Variable auxiliar	MinSalud	RO/duración de la infección N/A	
duración de la infección	días	Variable auxiliar	MinSalud	N/A	11

TABLE 3 Class attributes list

VARIABLE	UNIDADES	TIPO	FUENTE	ECUACIONES	VALOR INICIAL
índice de reproducción (Ro)	personas	Variable auxiliar	MinSalud	N/A	2.2 (cuarentena al 50%)
Ro variable	personas	Variable auxiliar	MinSalud	RO-STEP(0.4, 190)	N/A
capacidad máxima de usuarios en el transporte público en Bogotá	usuarios	Variable auxiliar	Transmilenio	N/A	4.000.000
tasa de contacto social en el transporte público en Bogotá	personas	Variable auxiliar	Transmilenio	N/A	20
tasa de incremento de usuarios del transporte público en Bogotá	dmnl	Variable auxiliar	Transmilenio	fracción relativa de la capacidad del transporte público en Bogotá/tasa de contacto social en el transporte público en Bogotá	With Lookup (((0,0.002)-(1.0.004)), (0.0175,0.003), (0.025,0.003), (0.35,0.002), (1.0.002))
aumento progresivo del número de usuarios del transporte público en Bogotá	personas/día	Flujo	Transmilenio	STEP (tasa de incremento de usuarios del transporte público en Bogotá*Usuarios de transporte público en Bogotá durante las políticas de aislamiento, 40)	N/A
Usuarios de transporte público en Bogotá durante las políticas de aislamiento	personas/día	Stock	Transmilenio	Aumento progresivo del número de usuarios del transporte público en Bogotá	1.000.000
área ocupada por pasajeros dentro del sistema de transporte público en Bogotá	m ²	Variable auxiliar	Transmilenio	N/A	580.000
fracción relativa de la capacidad del transporte público en Bogotá	dmnl	Variable auxiliar	Transmilenio	Usuarios de transporte público en Bogotá durante las políticas de aislamiento/capacidad máxima de usuarios en el transporte público en Bogotá	N/A
densidad de pasajeros en el transporte público de Bogotá	personas/m ²	Variable auxiliar	Transmilenio	Usuarios de transporte público en Bogotá durante las políticas de aislamiento/área ocupada por pasajeros dentro del sistema de transporte público en Bogotá	N/A
contacto social inicial en Bogotá estimado durante la epidemia	personas/persona	Variable auxiliar	Minsalud	N/A	3
incremento tasa de contacto social en Bogotá	1/m2	Variable auxiliar	Minsalud	densidad de pasajeros en el transporte público de Bogotá/contacto social inicial en Bogotá estimado durante la epidemia	With Lookup (((0,0)-(10,10)), (0.6,3), (0.8,4), (1.1,5), (1.6,6), (3.3,7))
contagiados en Bogotá	personas/día	Flujo	Saludata	tasa de transmisión del virus en Bogotá*contagiados durante el aislamiento en Bogotá	N/A
Expuestos	personas/día	Stock	Saludata	contagiados en Bogotá-incubación	0
incubación	personas/día	Flujo	MinSalud	((Expuestos/tiempo de incubación)-Infectados)/Tiempo promedio	N/A
tiempo de incubación	días	Variable auxiliar	MinSalud	N/A	5
infectados iniciales en Bogotá	personas	Variable auxiliar	Saludata	N/A	1
Infectados	personas	Stock	Saludata	(incubación - infectados en recuperación - fallecidos)- DELAY1(incubación - infectados en recuperación - fallecidos, 70)	infectadas iniciales en Bogotá

TABLE 4 Class attributes list

VARIABLE	UNIDADES	TIPO	FUENTE	ECUACIONES	VALOR INICIAL
tiempo promedio	dmnl	Variable auxiliar		N/A	2
infectados en recuperación	personas/día	Flujo	Saludata	(Infectados+infectados en estado crítico) *tasa de recuperación/duración media de la enfermedad	N/A
tasa de recuperación	dmnl	Variable auxiliar	Saludata	$0 + \text{STEP}(0.05, 70) + \text{STEP}(0.05, 100) + \text{STEP}(0.15, 131) + \text{STEP}(0.2, 162) + \text{STEP}(0.2, 190)$	N/A
Recuperados	personas	Stock	Saludata	infectados en recuperación- DELAY1(infectados en recuperación, 70)	0
infectados en estado crítico	personas/día	Variable auxiliar	Saludata	fracción de casos que requieren hospitalización*Infectados/capacidad hospitalaria UCI para COVID-19 en Bogotá	N/A
fracción de casos que requieren hospitalización	dmnl	Variable auxiliar	Saludata	N/A	0.02
capacidad hospitalaria UCI en Bogotá	camas UCI	Variable auxiliar	Saludata	capacidad hospitalaria UCI para COVID-19 en Bogotá+capacidad hospitalaria UCI para otras patologías	N/A
capacidad hospitalaria UCI para COVID-19 en Bogotá	camas UCI	Variable auxiliar	Saludata	$670 + \text{STEP}(916, 150) + \text{STEP}(100, 190)$	670
capacidad hospitalaria UCI para otras patologías en Bogotá	camas UCI	Variable auxiliar	Saludata	$492 - \text{STEP}(140, 150) - \text{STEP}(60, 190)$	492
capacidad máxima de atención hospitalaria en Bogotá frente al COVID-19	personas/camas UCI	Variable auxiliar	Saludata	infectados en estado crítico/(capacidad hospitalaria UCI en Bogotá-capacidad hospitalaria UCI para otras patologías)	N/A
fallecidos	personas/día	Flujo	Saludata	$0 + \text{STEP}(((\text{Infectados} + \text{infectados en estado crítico}) * \text{tasa de muerte} / \text{duración media de la enfermedad}), 14)$	N/A
Muertos por COVID-19	personas	Stock	Saludata	fallecidos-DELAY1(fallecidos, 70)	0
duración media de la enfermedad	días	Variable auxiliar	MinSalud	N/A	14
tasa de mortalidad	dmnl	Variable auxiliar	Saludata	$0.035 - \text{STEP}(0.01, 70) - \text{STEP}(0.01, 100) + \text{STEP}(0.01, 162) - \text{STEP}(0.01, 193)$	N/A

