



**Rev Mex Med Forense, 2021, 6(2): 115-129**  
**DOI: <https://doi.org/10.25009/revmedforense.v6i2.2926>**  
**ISSN: 2448-8011**

**Proyecciones matemáticas para los casos de  
COVID-19 en México**  
**Artículo Original**

Mathematical Projections for COVID-19 Cases in México

**Ortigoza-Capetillo, Gerardo Mario <sup>1</sup>; Lorandi-Medina, Alberto Pedro <sup>1</sup>**

Recibido: 20 Noviembre 2021; aceptado: 12 marzo 2021; Publicado: 15 Julio 2021

<sup>1</sup> Instituto de Ingeniería, Universidad Veracruzana

Corresponding author: [Alberto Pedro Lorandi Medina, alorandi@uv.mx](mailto:alorandi@uv.mx)

**Revista Mexicana de Medicina Forense y Ciencias de la Salud.**  
**Editorial Universidad Veracruzana**  
**Periodo julio-diciembre 2021**

## RESUMEN

*En este trabajo presentamos cálculos numéricos para generar proyecciones del número de casos COVID-19 en México. Los datos reportados quincenalmente son ajustados a diferentes modelos matemáticos: modelo generalizado de crecimiento de Richards, Gaussianas, y algoritmos de aprendizaje de máquina.*

*Las proyecciones para los números de infectados y muertes son obtenidos al aplicar estos modelos matemáticos a los datos quincenales de nuevos casos (incidencia) y casos acumulados.*

*Palabras claves: Modelo de Richard, Ajuste Gaussiano, Algoritmos de Machine Learning*

## SUMMARY

*In this work we present numerical calculations to generate projections of the number of COVID-19 cases in Mexico. The data reported fortnightly is adjusted to different mathematical models: generalized growth model of Richards, Gaussian, and machine learning algorithms.*

*The projections for the numbers of infected and deaths are obtained by applying these mathematical models to the fortnightly data of new cases (incidence) and accumulated cases.*

*Keywords: Richard's Model, Gaussian Fit, Machine Learning Algorithms*

## INTRODUCCIÓN

El 29 de diciembre de 2019, en la provincia de Hubei ciudad de Wuhan, China, fue el epicentro de un Nuevo tipo de neumonía que no respondía a los tratamientos conocidos; en tan solo unos cuantos días, el crecimiento de infecciones aumentó casi exponencialmente no solo en el país de origen sino también en muchos otros. La causa de la enfermedad fue un nuevo tipo de coronavirus, el síndrome agudo respiratorio severo coronavirus tipo 2 o SARS-CoV-2, inicialmente llamado nuevo corona virus del 2019 o COVID-19.

En marzo 11 del 2020, la Organización Mundial de la Salud declaró a esta enfermedad una pandemia que en unos cuantos meses se dispersó rápidamente a prácticamente el mundo entero.

La COVID-19 presenta síntomas tales como: fiebre, tos seca, pérdida del olfato o el gusto y cansancio, pero también otros menos comunes como: molestias y dolores, congestión nasal, dolor de cabeza, conjuntivitis, ardor y dolor de garganta, incluyendo en algunos casos diarreas, erupciones cutáneas o cambios de color en los dedos de manos o pies. Los síntomas suelen ser leves y aparecen gradualmente; de hecho, algunas de las personas infectadas solo tienen síntomas leves similares a los de un resfriado.

Aproximadamente entre el 80% y el 90% de los infectados se recupera de la enfermedad sin ser hospitalizados, pero alrededor del 20% de las personas que se infectan terminan presentando una condición grave y experimentan dificultades para respirar, requiriendo cuidados intensivos y un respirador mecánico. Adultos mayores y pacientes con afecciones médicas previas como: presión arterial alta, problemas cardíacos o pulmonares, diabetes mellitus tipo 2, enfermedad renal crónica, obesidad (índice de masa corporal de 30 o superior), EPOC (enfermedad pulmonar obstructiva crónica), inmunosupresión (sistema inmunológico debilitado) por trasplante de órganos sólidos o cáncer, tienen más probabilidades de tener afecciones graves que conducen a la muerte.

El primer caso confirmado se remonta al 17 de noviembre de 2019 en Hubei. Al 16 de enero de 2021, se habían reportado más de 94,6 millones de casos en todo el mundo, lo que resultó en más de 2 millones de muertes. La pandemia de la COVID-19 en México comenzó el 27 de febrero de 2020. El primer caso confirmado se detectó en la Ciudad de México (un mexicano que había viajado a Italia y tenía síntomas leves); horas después se confirmó otro caso en el estado de Sinaloa y un tercer caso, nuevamente, en la Ciudad de México. Así, el 18 de marzo de 2020 se documentó la primera muerte por COVID en México. El 23 de marzo de 2020 comienza la campaña nacional de sana distancia en México, donde se emiten recomendaciones a la sociedad tales como: enseñar al ciudadano a identificar los síntomas de COVID, cubrirse al toser, lavarse las manos con frecuencia, usar gel desinfectante en las manos, evitar apretones de manos y besos, mantener la distancia física de los demás, se suspendieron las clases en todos los niveles educativos así como las actividades económico-productivas se redujeron a un conjunto de actividades esenciales.

Este trabajo está organizado de la siguiente manera: la sección 2 describe los principales supuestos y los modelos empleados para obtener las proyecciones del número de infectados confirmados y de muertes. Estos incluyen: modelo de Richards, ajuste gaussiano y aprendizaje automático (machine learning). La sección 3 muestra algunos cálculos numéricos. Finalmente en el apartado 4 incluimos algunas conclusiones de este trabajo.

## **ANÁLISIS DE DATOS Y MODELOS PARA PROYECCIONES COVID**

Todos los datos (casos confirmados y muertes por COVID) empleados en este estudio fueron descargados del sitio web oficial de la Secretaría de Salud Pública de México (1). La Figura 1 muestra gráficas de barras de la incidencia diaria de nuevas curvas confirmadas y acumuladas para casos de COVID infectados (en rojo) y fallecidos (en negro) en México. Las fluctuaciones observadas en los casos diarios pueden deberse a informes tardíos. Por otra parte, en las gráficas de barras observamos un salto en los datos, esto se debe a que en octubre de 2020 el gobierno mexicano afirmó que decidió cambiar la metodología para incluir a la asociación epidemiológica.

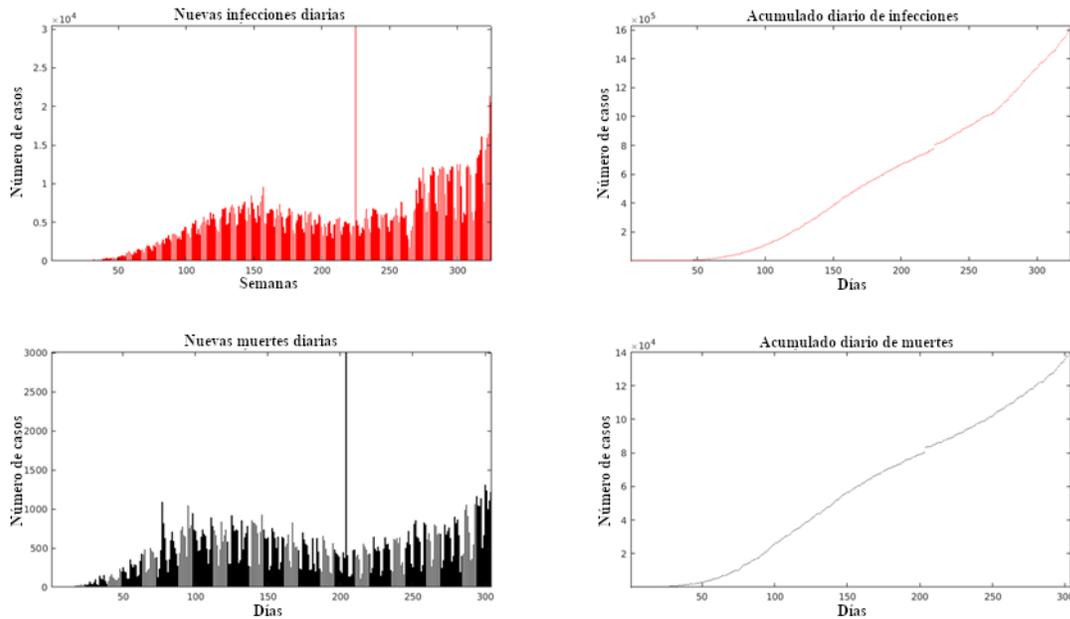


Figura 1: Casos confirmados diarios y defunciones (gráficos de barras de incidencia izquierda, curvas acumulativas derechas)

La figura 2 muestra gráficos de barras para casos de incidencia y curvas acumulativas, pero esta vez se informa cada dos semanas. Se observa una reducción visible de las fluctuaciones cuando se utilizan datos quincenales. Además, se decidió adoptar este enfoque quincenal, debido a que la Organización Mundial de la Salud asume que el período de incubación de COVID-19, (tiempo entre la exposición al virus y el inicio de los síntomas), es en promedio de 5-6 días, sin embargo puede ser hasta 14 días. Durante este período, también conocido como período "preasintomático", algunas personas infectadas pueden ser contagiantes. Por lo tanto, la transmisión de un caso pre asintomático puede ocurrir antes del inicio de los síntomas. La Tabla 1 reporta la incidencia quincenal de infectados por COVID y muertes en México.

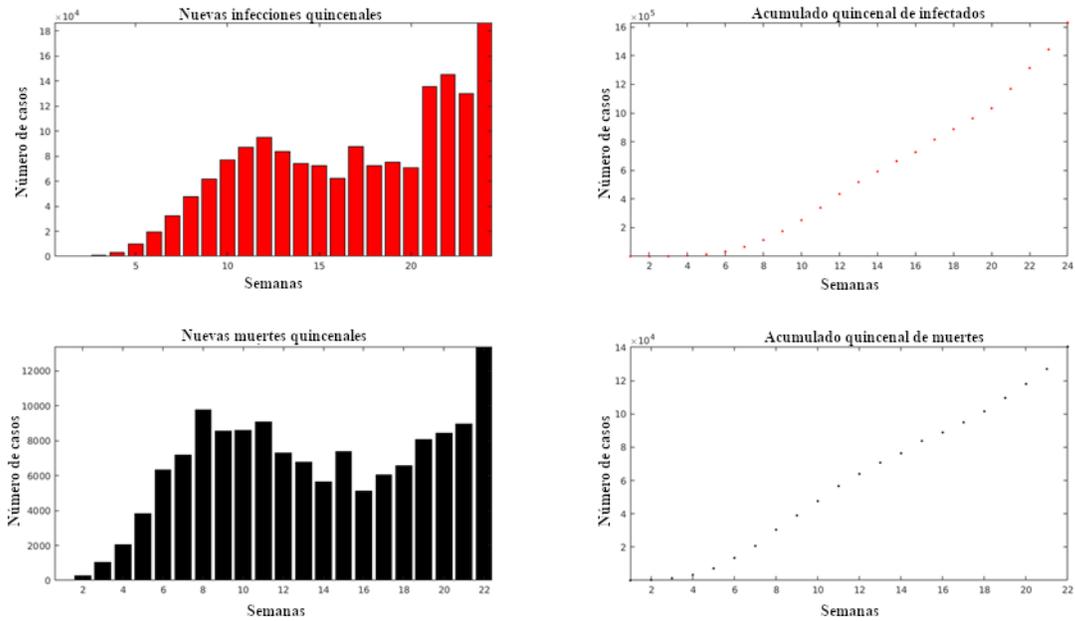


Figura 2: Casos confirmados quincenales y defunciones (gráficos de barras de incidencia izquierda, curvas acumulativas derechas)

Tabla 1: Infectados y muertes quincenales

| Semana | infectados | muertes |
|--------|------------|---------|
| 9      | 4          | 0       |
| 11     | 37         | 0       |
| 13     | 807        | 16      |
| 15     | 3,371      | 257     |
| 17     | 9,623      | 1,032   |
| 19     | 19,618     | 2,048   |
| 21     | 32,446     | 3,826   |
| 23     | 47,763     | 6,332   |
| 25     | 61,682     | 7,187   |
| 27     | 76,963     | 9,755   |
| 29     | 87,027     | 8,552   |
| 31     | 95,280     | 8,584   |
| 33     | 83,521     | 9,071   |
| 35     | 73,998     | 7,286   |
| 37     | 72,261     | 6,785   |
| 39     | 62,458     | 5,639   |
| 41     | 87,897     | 7,399   |
| 43     | 72,472     | 5,101   |
| 45     | 75,138     | 6,065   |
| 47     | 70,750     | 6,574   |
| 49     | 135,707    | 8,083   |
| 51     | 145,280    | 8,420   |
| 53     | 129,869    | 8,975   |
| 55     | 186,714    | 13,390  |

Se han empleado varios modelos matemáticos para comprender mejor la propagación del COVID, tanto estocásticos como deterministas, todos ellos pueden ser útiles para simular diversos escenarios, evaluar medidas de control y tomar mejores decisiones durante el brote. Adiga et.al (2) revisan algunos modelos COVID y hacen un análisis comparativo.

Aquí se utilizan algunos modelos básicos para obtener una proyección, una estimación del número de infectados o muertes en un período corto de tiempo (10 semanas en el futuro). Estas proyecciones no son un pronóstico preciso sino solo una proyección y deben manejarse con precaución.

### 1.- Modelo de Richards:

$$\frac{dC(t)}{dt} = rC(t)^\alpha \left( 1 - \left( \frac{C}{K} \right)^\beta \right), C(t_0) = C_0$$

Aquí  $r$  es la tasa de crecimiento intrínseca,  $\alpha$  la tasa de crecimiento de la escala,  $K$  la capacidad final y  $\beta$  es un factor exponencial que se utiliza para capturar la desviación de la dinámica simétrica de la forma-S del modelo logístico (3).  $C_0$  es la cantidad inicial de  $C$  al tiempo inicial  $t_0$ , ambas cantidades vienen dadas por los datos proporcionados, mientras que los cuatro parámetros  $r, \alpha, K, \beta$  se obtienen por mínimos cuadrados ajustando el modelo de EDO (ecuación diferencial ordinaria) no lineal a los datos acumulados.

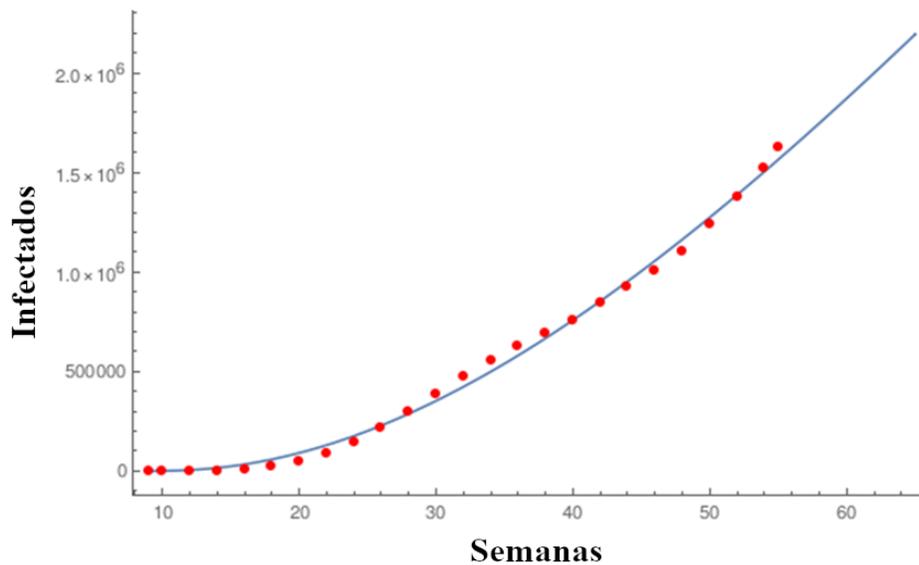


Figura 3: Modelo de Richards ajustado a datos confirmados de infectados acumulados quincenales.

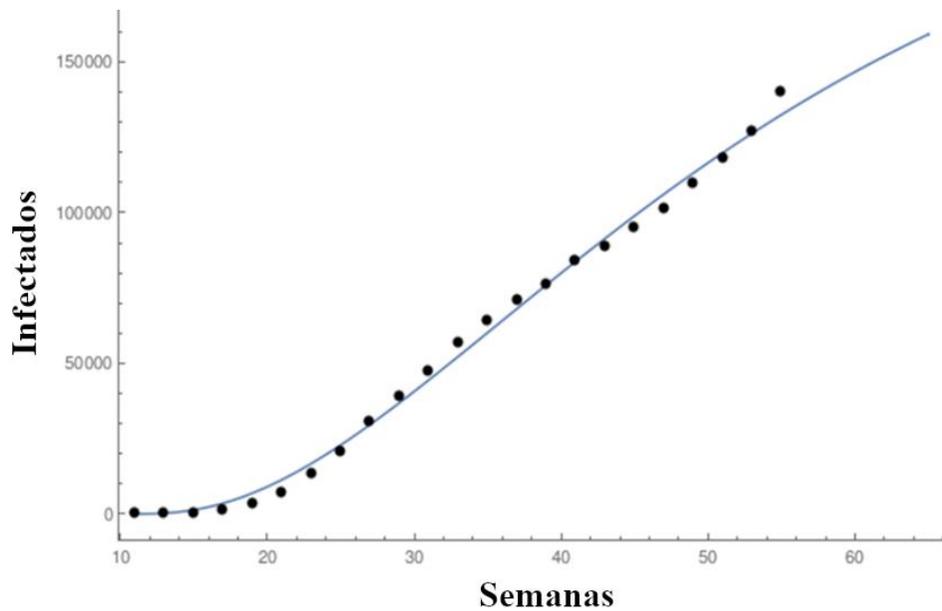


Figura 4: Modelo de Richards ajustado a los datos acumulativos quincenales de muertes.

Los modelos de Richards ajustados a los datos acumulativos proporcionaron las proyecciones de 2,193,290 infectados y 159,228 muertes en la semana 65 (1 de abril de 2021). También proporcionan tamaños finales de 20 millones de infectados y 231,591 muertes. La Tabla 2 resume estas proyecciones.

## 2.- Modelo Gaussiano multimodal

Algunas series de tiempo de tasa de incidencia o curvas epidémicas muestran un comportamiento de forma gaussiana, por lo que un esquema de monitor simple supone que la curva incidente es una suma de diferentes haces gaussianos (4):

$$I(t) = \sum_{i=1}^N a_i e^{-\frac{(t-b_i)^2}{c_i}}$$

Aquí los coeficientes  $a_i, b_i, c_i$  son mínimos cuadrados ajustados a los datos de incidentes proporcionados.

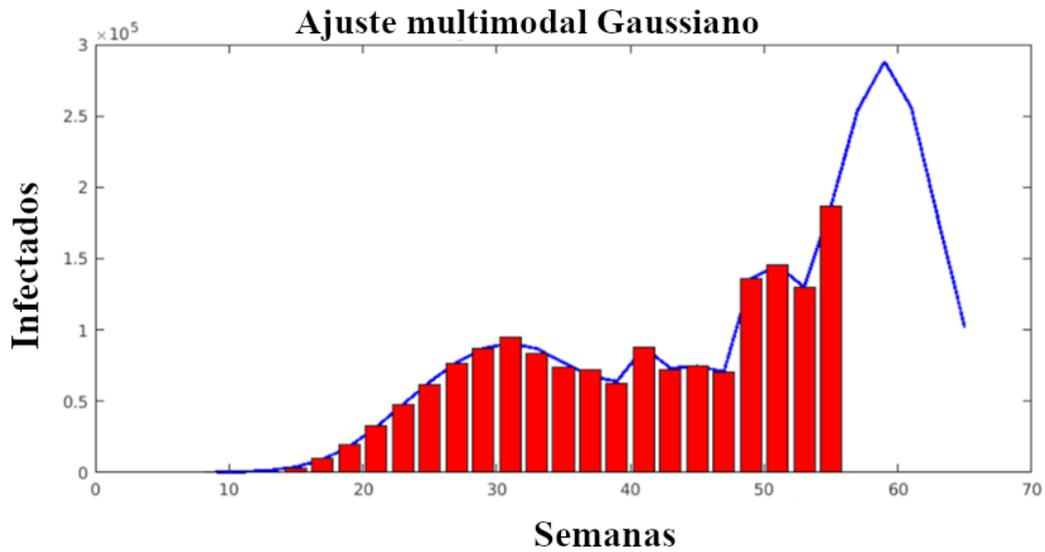


Figura 5: Una aproximación gaussiana multimodal (8 modos) para incidentes nuevos casos infectados notificados.

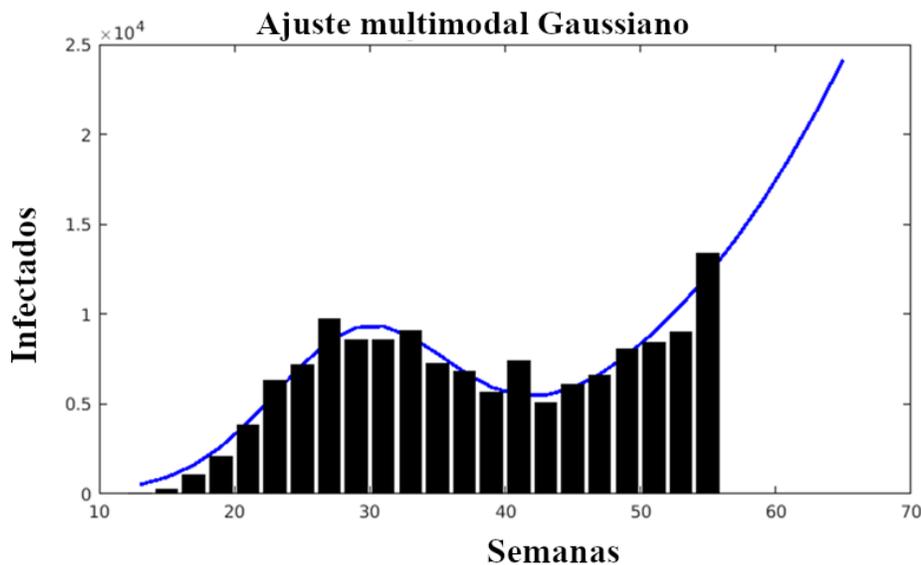


Figura 6: Una aproximación gaussiana multimodal (2 modos) para incidentes nuevos casos de muerte.

Las figuras 5 y 6 muestran proyecciones obtenidas con modelos gaussianos multimodales para el número de infectados y muertes, respectivamente. Los valores proyectados son 2,7 millones de infectados y 236,121 muertes al final de la semana 65 (1 de abril de 2021).

### 3.- Función de predicción de aprendizaje automático:

El aprendizaje automático es una rama de la inteligencia artificial que incluye métodos o algoritmos para crear automáticamente modelos a partir de datos. A diferencia de un sistema que realiza una tarea siguiendo reglas explícitas, un sistema de aprendizaje automático aprende de la experiencia. Mientras que un sistema basado en reglas realizará una tarea de la misma manera cada vez (para bien o para mal), el rendimiento de un sistema de aprendizaje automático se puede mejorar a través del entrenamiento, al exponer el algoritmo a más datos (5). Varias bibliotecas y paquetes de álgebra computacional tienen implementaciones que nos permiten obtener una función de predicción entrenando algunos datos de entrada.

Por ejemplo en *Wolfram Mathematica*® la función: `Predict[{in1 ->out1, in2 -> out2, ...}]` genera una función Predictora [...]basado en los pares de entrada-salida de los ejemplo dados (6).

Usando MATLAB®, ingenieros y otros expertos en el dominio han implementado miles de aplicaciones de aprendizaje automático. Los algoritmos populares de clasificación, regresión y agrupamiento para el aprendizaje supervisado y no supervisado se pueden calcular utilizando la aplicación de aprendizaje automático de Matlab. (7). Aquí consideramos dos enfoques: aplicar el algoritmo ML a la fecha del incidente o a los datos acumulados.

#### a) Nuevos datos de incidentes:

Las Figuras 7 y 8 muestran proyecciones de aprendizaje automático de las curvas de incidentes de nuevos infectados y muertes, respectivamente. En la semana 65 (1 de abril de 2021) las proyecciones producen 236,689 muertes y 2,414,640 infectados. Se incluye un intervalo del 95% de la banda de confianza en azul.

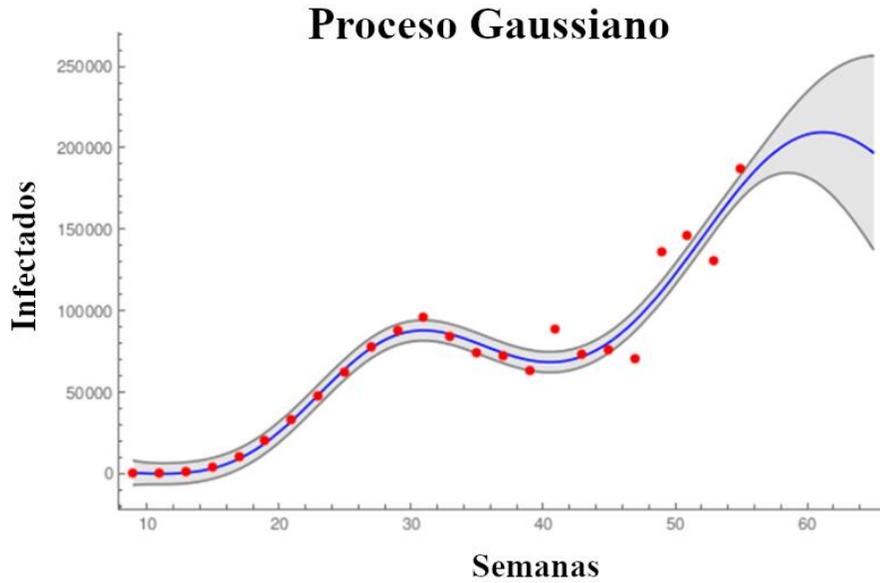


Figura 7: Una predicción de aprendizaje automático con un método de proceso gaussiano, para nuevos casos de infección.

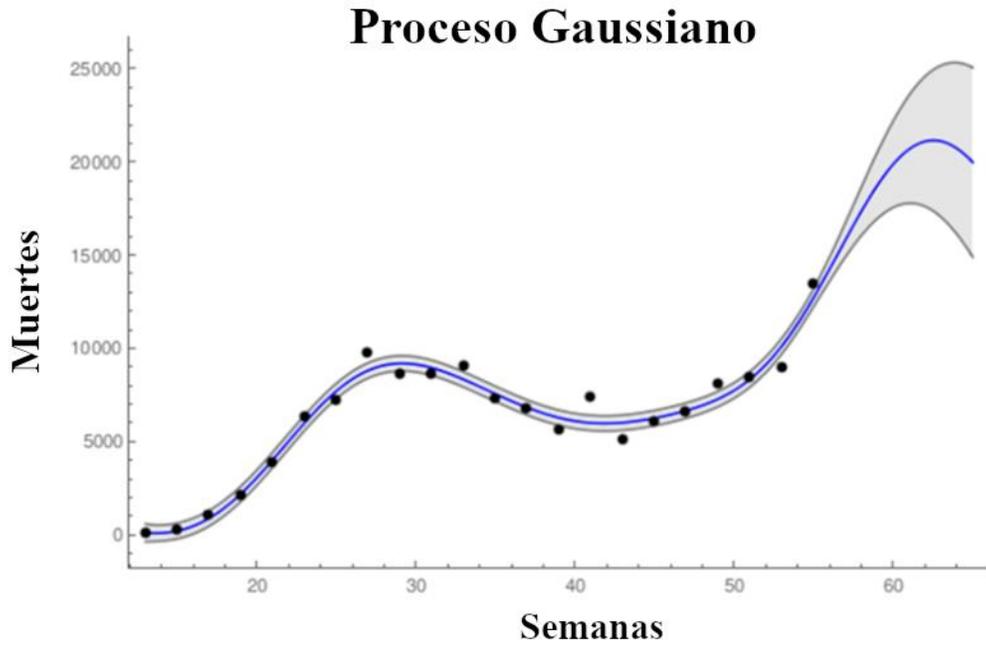


Figura 8: Una predicción de aprendizaje automático con un método de proceso gaussiano, para nuevos casos de muertes.

## b) Datos acumulativos:

Las figuras 9 y 10 muestran proyecciones para los casos acumulados de infectados y muertes respectivamente (los cuadrados representan los datos, las líneas continuas las proyecciones), aquí la mejor predicción proporcionada por la aplicación Matlab para estudiantes de regresión fue la regresión del proceso gaussiano exponencial al cuadrado para los infectados y la marta 2 Regresión del proceso gaussiano para el caso de muertes, el número proyectado de infectados hasta la semana 65 (1 de abril de 2021) son 2.431.636 y 209.082 muertes.

**Ajuste de la curva de acumulado de infectados con aprendizaje automático**

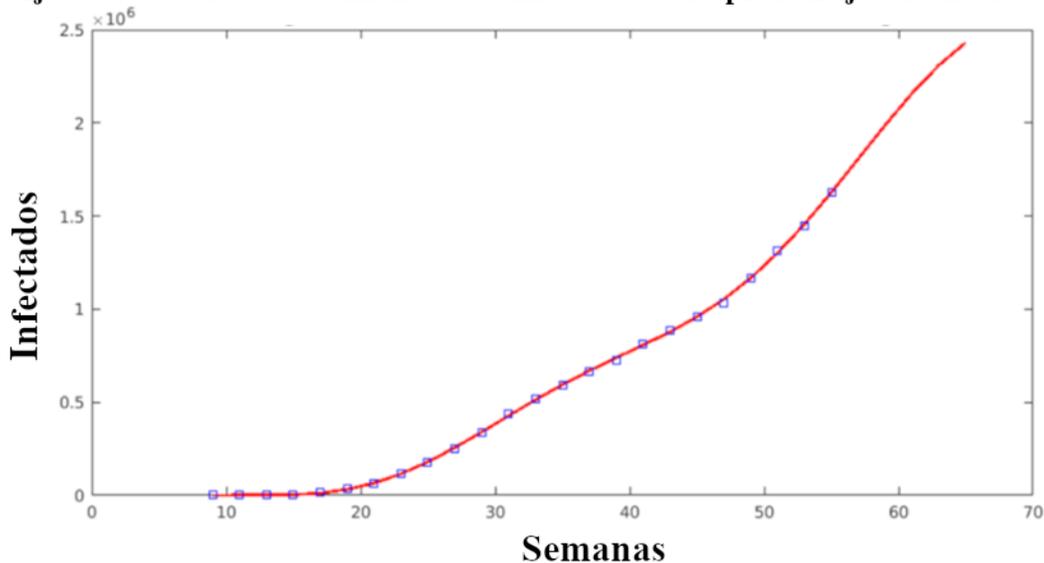


Figura 9: Una predicción de aprendizaje automático utilizando los datos infectados acumulativos.

### Ajuste de la curva de acumulado de infectados con aprendizaje automático

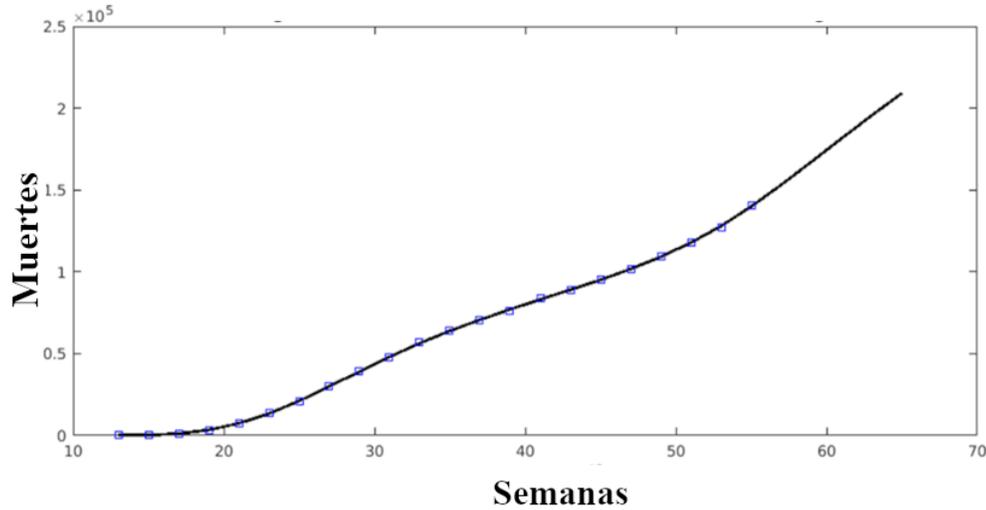


Figura 10: Una predicción de aprendizaje automático utilizando los datos acumulados de muertes.

## CÁLCULOS NUMÉRICOS

La Tabla 2 resume los resultados de las proyecciones obtenidas por los diferentes modelos, las últimas columnas reportan "R cuadrado" el coeficiente de determinación  $r^2$ , es la proporción de la varianza en la variable dependiente que es predecible a partir de la (s) variable (s) independiente (es) y definido por:

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{data}(i) - y_{model}(i))^2}{\sum_{i=1}^n (y_{data}(i) - \underline{y}_{data})^2}$$

Acá  $\underline{y}_{data}$  es la media de los datos.

Tabla 2: Proyecciones de infectados y muertes hasta la semana 65 (1 de abril de 2021) utilizando los diferentes métodos.

|                        | Proyección of infectados | Proyección of muertes | $r^2$    | $r^2$    |
|------------------------|--------------------------|-----------------------|----------|----------|
| <b>Richards</b>        | 2,193,290                | 159,228               | 0.997863 | 0.998078 |
| <b>Gaussiano</b>       | 2,709,997                | 236,121               | 0.9987   | 0.9429   |
| <b>ML incidentes</b>   | 2,414,640                | 236,689               | 0.943394 | 0.960932 |
| <b>MIL acumulativo</b> | 2,431,636                | 209,082               | 1        | 1        |

## DISCUSIÓN

Las proyecciones no son bolas de cristal, no son un pronóstico preciso sino estimaciones de lo que sucedería en un corto período de tiempo si se mantienen las mismas condiciones (8), pueden ser realmente útiles para las agencias gubernamentales de salud como sistemas de monitoreo y para tomar decisiones para disminuir COVID contagioso como reducir la movilidad humana, reducir actividades económicas, cierre parcial de escuelas, etc. Aquí hemos considerado proyecciones para el número de infectados y muertes por COVID-19, estos modelos se pueden emplear para obtener estimaciones de otras importantes variables como: el número de hospitalizaciones, ingresos a la unidad de cuidados intensivos, pacientes que requieren ventilador, etc. (9). Por ejemplo, el Instituto de Salud y Evaluación con datos actualizados al 22 de enero de 2021 muestra una proyección de 186,447 muertes por COVID en México para el 1 de abril de 2021 (10).

## Conclusión

Hemos empleado diferentes modelos matemáticos con el fin de obtener proyecciones de futuro en un corto período de tiempo. No son pronósticos precisos, sino estimaciones que nos dan una idea del crecimiento de la enfermedad en un futuro cercano. Las proyecciones más conservadoras (valores más bajos) se obtienen mediante el modelo de Richards Generalizado, para los modelos de aprendizaje automático a los enfoques se consideraron casos nuevos incidentes o casos acumulativos. El coeficiente de determinación muestra qué tan bien se ajusta el modelo a los datos históricos. Estos modelos se pueden aplicar para realizar estimaciones y proyecciones a otras variables importantes del COVID como: el número de hospitalizaciones, ingresos a unidades de cuidados intensivos, pacientes que requieren ventiladores, etc.

## REFERENCIAS

1. Daily reports of Ministry of Public Health of Mexico , [Online]; 2020, retrieved January 16, 2021, available at <https://datos.covid-19.conacyt.mx/>
2. Adiga A., Dubhashi, et.al, *Mathematical models for covid-19 pandemic: a comparative analysis*, J. Indian Inst. Sci. A Multidisciplinary Reviews Journal, 2020.
3. Zreiq R., Kamel S., et.al, *Generalized Richards model for predicting COVID-19 dynamics in Saudi Arabia based on particle swarm optimization Algorithm*, *AIMS Public Health*, 7(4): 828–843, 2020.
4. Schüttler J., Schlickeiser R., Schlickeiser F. and Kröger M., *Covid-19 Predictions Using a Gauss Model, Based on Data from April 2*, *Physics* 2020, 2, 197–212
5. *What is machine learning*, [Online]; 2020, retrieved January 18, 2021, available at <https://www.infoworld.com/article/3214424/what-is-machine-learning-intelligence-derived-from-data.html>

Ortigoza, G.M.; Lorandi, A.P. (2021). *Proyecciones matemáticas para los casos de COVID-19 en México*. *Rev Mex Med Forense*, 6(2):115-129. DOI: <https://doi.org/10.25009/revmedforense.v6i2.2926>

6. *Predict function Wolfram Mathematica [Online]; 2021, retrieved January 20, 2021, available at <https://reference.wolfram.com/language/ref/Predict.html>*
7. *Machine Learning in MATLAB, [Online]; 2021, retrieved January 20, 2021, available at*
8. <https://www.mathworks.com/help/stats/machine-learning-in-matlab.html>
9. Jewell N. P., Lewnard J.A., Jewell B., *Predictive Mathematical Models of the COVID-19 Pandemic Underlying Principles and Value of Projections*, Viewpoint [Online]:2020, retrieved January 20, 2021, available at <https://jamanetwork.com/journals/jama/fullarticle/2764824>
10. Fowler Z., et.al, *Projected impact of COVID-19 mitigation strategies on hospital services in the Mexico City Metropolitan Area*, *PLoS ONE* 15(11): e0241954. 2020.
11. *COVID-19 Projections [Online]; 2021, retrieved January 23, 2021, available at <https://covid19.healthdata.org/mexico?view=total-deaths&tab=trend>*



**Revista Mexicana de Medicina Forense  
y Ciencias de la Salud**