

19. MODELO HOLT APLICADO EN LA FASE INICIAL DE LAS VARIANTES DEL SARS-COV-2 EN LIMA METROPOLITANA¹⁰⁹

Holt Model Applied in the Initial Phase of Sars-Cov-2 Variants in Lima Metropolitan

Axel Javier Zevallos Aquije¹¹⁰

Karen Juliza Palomino Salcedo¹¹¹

Daniel André Rivera Aquije¹¹²

Pares evaluadores: Red de Investigación en Educación, Empresa y Sociedad – REDIEES.¹¹³

¹⁰⁹Derivado del proyecto de investigación: *Holt forecast model applied in the initial phase of SARS-CoV-2 variant spread in Lima Metropolitan.*

¹¹⁰ Bachiller en Ingeniería Industrial, Universidad César Vallejo, azevallosa@ucv.edu.pe

¹¹¹ Bachiller en Contabilidad y Administración, Universidad César Vallejo, karenpalomino90@gmail.com

¹¹² Estomatología, Universidad Privada San Juan Bautista, Estudiante, andre-rivera1@hotmail.com

¹¹³ Red de Investigación en Educación, Empresa y Sociedad – REDIEES. www.rediees.org

MODELO HOLT APLICADO EN LA FASE INICIAL DE LAS VARIANTES DEL SARS-COV-2 EN LIMA METROPOLITANA

Axel Javier Zevallos Aquije, Karen Juliza Palomino Salcedo y Daniel André Rivera Aquije

RESUMEN

El COVID-19 fue responsable de grandes pérdidas económicas y sociales en Perú, las variantes más contagiosas y letales en el transcurso de la pandemia fueron Lambda (C.37) y Ómicron (B.1.1.529). Entre los años 2020 y 2023, distintos países del mundo buscaron afrontar esta pandemia por diferentes vías, una de ellas fue el pronóstico de contagios para poder optimizar los recursos necesarios (material y humano) que afronten esta situación. El modelo Holt fue uno de los modelos más utilizados para el pronóstico de contagios, muertes y gestión de recursos en relación al SARS-CoV-2. En esta investigación se aplicó el modelo de Holt para el pronóstico de contagios en los meses de apogeo de las dos variantes anteriormente mencionadas. En ambos casos se obtuvieron valores: MAE Variante Lambda = 369.249, MAE Variante Ómicron = 1665.93, MAPE Variante Lambda = 18.06% y MAPE Variante Ómicron = 23.33 %. Ambos ensayos se aplicaron en los días de propagación de las variantes de estudio con valores de 40 a 90 días. Los resultados de la investigación fueron aceptables en relación al pronóstico de los valores de la demanda real, sin embargo, se deben considerar factores externos que alteren la variabilidad de la demanda y, a la vez, del pronóstico. En relación a la aplicación del modelo en el contexto actual, los costos de implementación del modelo son mínimos y favorables para la aplicación en entidades de salud.

Palabras Clave: pronóstico; COVID-19; variante lambda; variante ómicron; Modelo Holt.

ABSTRACT

COVID-19 was responsible for huge economic and social losses in Peru, the most contagious and lethal variants during the course of the pandemic were Lambda (C.37) and Omicron (B.1.1.529). Between 2020 and 2023, different countries around the world sought to address this pandemic in different ways, one of which was the forecast of contagion in order to optimize the necessary resources (material and human) to face this situation. Holt model was one of the most widely used models for forecasting infections, deaths and resource management in relation to SARS-CoV-2. In this project, the Holt model was applied to forecast infection in the peak months of the two aforementioned variants. In both cases values were obtained: MAE Lambda Variant =369.249, MAE Omicron Variant =1665.93, MAPE Lambda Variant = 18.06% and MAPE Omicron Variant = 23.33%. Both trials were applied in the propagation days of the study variants with values from 40 to 90 days. The results of the research were acceptable in relation to the forecast of the actual demand values, however, external factors that alter the variability of the demand and forecast. In relation to the application of the model in the current context, the costs of implementing the model are minimal and favorable for the application in different entities.

Keywords: forecast; COVID-19; Lambda Variant; Omicron Variant; Holt Model.

INTRODUCCIÓN

En diciembre de 2019 se detectó por primera vez el COVID-19 en Wuhan, esta enfermedad presentó variantes contagiosas las cuales, en Perú, se clasificaron en dos grupos, por un lado, las pertenecientes al grupo de Variantes de Interés (VOI), las cuales presentan genoma de mutaciones con implicancias fenotípicas y de transmisión comunitaria, la variante más destacada en este grupo es la variante Lambda, con nombre científico C.37; por otro lado, las pertenecientes al grupo de Variantes de Preocupación (VOC), estas últimas cumplen con los síntomas VOI y, además, presentan aumento en su transmisibilidad, virulencia y en la disminución de eficacia en diagnósticos y vacunas, la variante más destacada es Ómicron, con nombre científico B.1.1.529 (Estado Peruano, 2023).

La enfermedad por coronavirus (COVID-19) generó consecuencias económicas para el Perú, principalmente, la reducción del PBI esperado para 2022 de un 5% y 7% en relación al nivel esperado en ausencia de esta crisis (BCR, 2021), del mismo modo, en relación al factor social, a la fecha se reportaron 221 043 fallecidos a nivel nacional, de los cuales, 89,786 pertenecen a Lima Metropolitana (Ministerio de Salud, 2023).

El reto mundial del COVID-19 fue afrontado por la medicina mediante tratamientos, fármacos y vacunas, sin embargo, el campo de las estadísticas y matemáticas también tomó un papel importante en aportes como el descubrimiento de patrones de propagación de infectados que puedan determinar la previsión de recursos del virus (Abotaleb, 2021).

La aplicación de modelos de pronóstico de demanda se ha utilizado en el ámbito de salud para el pronóstico de número de casos, muertes, PBI y desempleo en la India con el objetivo de atenuar el impacto económico (Saket, 2021). Dentro de los modelos más utilizados, el modelo de Holt es una gran alternativa con resultados óptimos, en China se utilizó este modelo para la predicción del número de casos y muertes totales por COVID-19 concluyendo con la efectividad del modelo y su aplicación de medidas preventivas por parte del gobierno (Senol, 2022).

MATERIAL Y MÉTODOS

Se aplicaron dos ensayos, por un lado, se obtuvieron los valores de la demanda inicial (crecimiento) de los casos de contagio desde el inicio de propagación de la variante Lambda, este periodo comprende desde el 29 de noviembre de 2020 hasta el 28 de febrero de 2021 (92 valores); por otro lado, se utilizaron los valores de inicio de propagación de Ómicron, el periodo comprende desde el 29 de noviembre de 2020 hasta el 09 de enero de 2022 (42 valores). La diferencia de valores de demanda se debe a la diferencia del periodo de incubación de cada variante. Para los dos casos, se realizaron 3 valores de pronóstico sin valores previos de demanda. Luego de tener los valores de la demanda de ambos ensayos, se procede a efectuar el modelo de Holt, en donde se obtiene la atenuación (A_t):

$$A_1 = D_1$$

$$A_t = \alpha \cdot D_t + (1-\alpha) (A_{t-1} + T_{t-1})$$

Asimismo, se obtiene la tendencia del modelo (T_t) y el pronóstico (F_{t+n})

$$T_1 = 0$$

$$T_t = \beta (A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta) \cdot T_{t-1}$$

$$F_{t+n} = A_t + n (T_t)$$

Considerar que:

$$\alpha = \text{Constante de atenuación}; 0 \leq \alpha \leq 1$$

$$\beta = \text{Constante de tendencia}; 0 \leq \beta \leq 1$$

$$n = \text{Periodos a pronosticar}$$

En el modelo de propagación de variante Lambda, se obtienen 91 valores de pronóstico (relación demanda – pronóstico) adicionalmente, se obtienen 3 valores de pronóstico para un modelo corto plazo; para el modelo de propagación de variante Ómicron, se obtienen 41 valores de pronóstico y adicionalmente, 3 valores de pronóstico corto plazo.

Para optimizar el error, se obtiene el Valor Medio Absoluto (MAE) y el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) mediante la fórmula:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |D_i - F_i|$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{D_i - F_i}{D_i} \right|$$

Para cada ensayo, se obtiene el error porcentual mediante fórmula:

$$\% \text{ Error} = \left| \frac{\text{Experimental Value} - \text{Theoretical Value}}{\text{Theoretical Value}} \right| * 100$$

Finalmente, se propone optimizar los modelos mediante un modelo de optimización no lineal generalized reduced gradient (GRG Nonlinear). La función objetivo es minimizar el valor MAE:

Objective Function = Min (MAE)

Mediante restricciones:

$$\alpha \leq 1; \beta \leq 1;$$

$$\alpha \geq 0; \beta \geq 0$$

Variables Assumed Non – Negativa;

RESULTADOS

El ensayo del modelo de Holt en relación a los casos de la variante Lambda presentó valor MAE=369.249 y MAPE=18.06% estos valores reflejan resultados aceptables en relación a la demanda y al ajuste del pronóstico; asimismo, se obtuvo el porcentaje del error

experimental en relación a los primeros días de propagación para poder visualizar el modelo a corto plazo, lo cual presentaron valores aceptables 24.10% y 17.22%, del mismo modo para los últimos días (estudio a largo plazo) los valores no superaron el 18.26%. Los valores de pronósticos individuales fuera del valor de demanda original, fueron muy satisfactorios.

Tabla 1

Tabla de valores estadísticos y errores Variante Lambda

LAMBDA VARIANT VALUES	
ALFA	0.194
BETA	0.049
MAE	369.249
MAPE	18.06 %
% Error – First 7 days (Average)	24.10
% Error – First 14 days (Average)	17.22
% Error – First 30 days (Average)	19.53
% Error – First 60 days (Average)	17.99
% Error – First 90 days (Average)	18.43
% Error – Last 7 days (Average)	18.26
% Error – Last 30 days (Average)	18.16
% Error – Forecast 1 (Item 92)	2.50
% Error – Forecast 2 (Item 93)	16.87
% Error – Forecast 3 (Item 94)	17.17
% Error – Forecast 4 (Item 95)	2.87

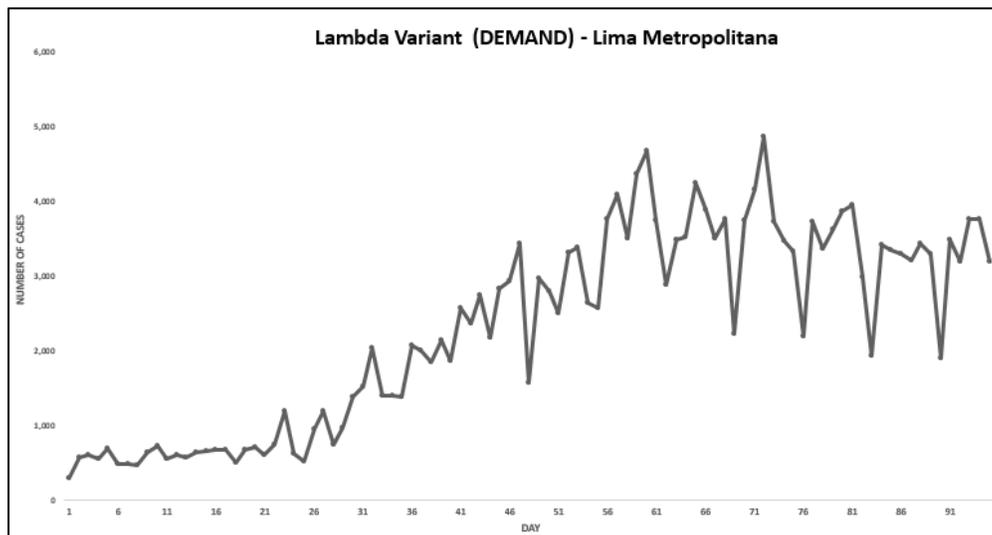
Nota. Elaboración propia

Como evidencia de la efectividad y ajuste del modelo, se presentaron las gráficas de demanda (Figura 1) y pronóstico (Figura 2), en donde se pueden ver los valores ajustados al

modelo de demanda y, de manera resaltada, los valores individuales de pronóstico para los casos de la variante Lambda.

Figura 1

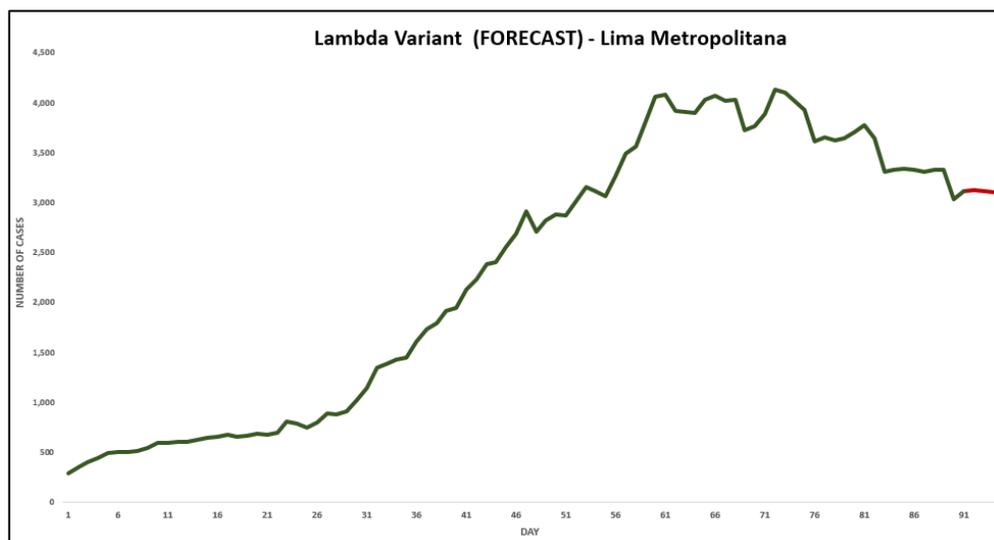
Casos diarios variante Lambda (Demanda) – Lima Metropolitana



Nota. Elaboración propia.

Figura 2

Ajuste Casos diarios variante Lambda (Pronóstico) – Lima Metropolitana



Nota. Elaboración propia.

En el caso del ensayo de la aplicación del modelo Holt de los casos de la variante Ómicron, se obtuvo el valor MAE=1665.93 y MAPE=23.33%, los valores presentan resultados aceptables considerando el tamaño de la muestra; para los casos a corto plazo el valor es más recomendable para el comportamiento del modelo a largo plazo en donde los valores llegan al 26.82%. Los valores de pronóstico individuales son muy precisos, incluyendo un valor del 0% y 1.90%.

Tabla 2

Tabla de valores estadísticos y errores Variante Ómicron

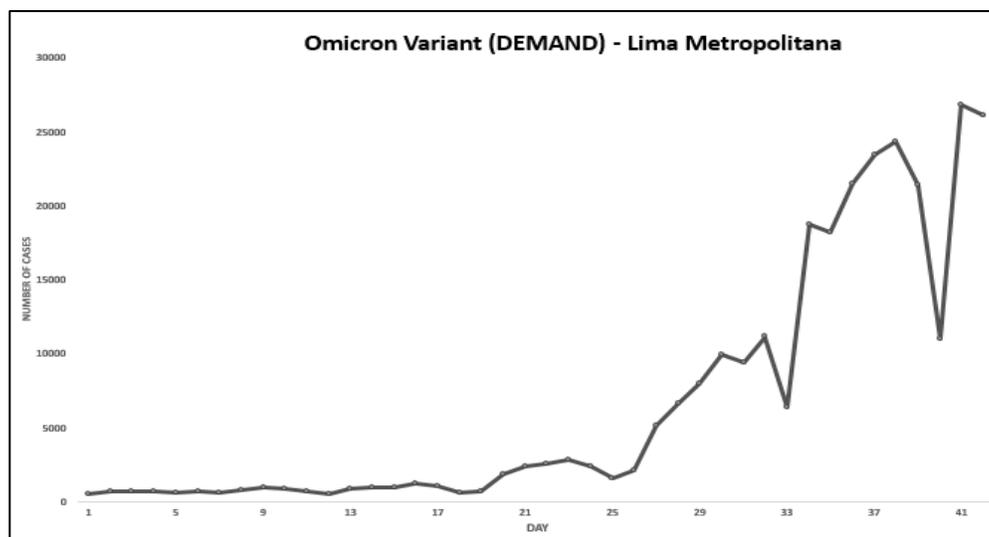
OMICRON VARIANT VALUES	
ALFA	0.939
BETA	0.007
MAE	1665.93
MAPE	23.33 %
% Error – First 7 days (Average)	12.71
% Error – First 14 days (Average)	16.12
% Error – First 30 days (Average)	21.93
% Error – Last 7 days (Average)	26.82
% Error – Last 30 days (Average)	26.69
% Error – Forecast 1 (Item 42)	0.00
% Error – Forecast 2 (Item 43)	1.90
% Error – Forecast 3 (Item 44)	6.70
% Error – Forecast 4 (Item 45)	11.53

Nota. Elaboración propia.

Se presentaron las gráficas de demanda (Figura 3) y pronóstico (Figura 4), en donde se pueden ver los valores ajustados al modelo de demanda y, de manera resaltada, los valores individuales de pronóstico para los casos de la variante Ómicron.

Figura 3

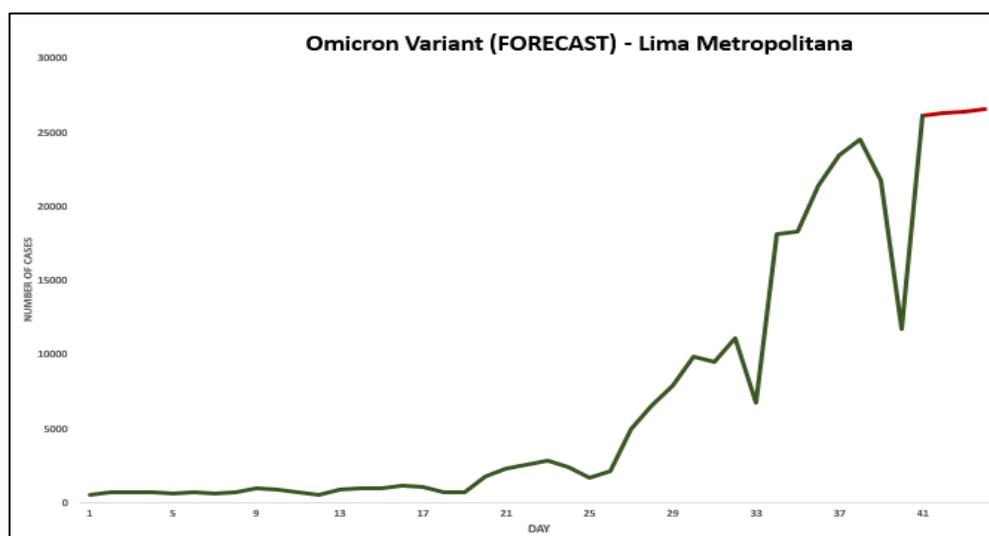
Casos diarios variante Ómicron (Demanda) – Lima Metropolitana



Nota. Elaboración propia.

Figura 4

Ajuste Casos diarios variante Ómicron (Pronóstico) – Lima Metropolitana



Nota. Elaboración propia.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

La aplicación del modelo de Holt en el inicio de la propagación de las variantes del SARS-CoV-2 Lambda y Ómicron presentaron resultados favorables: MAE Variante Lambda =369.249, MAE Variante Ómicron =1665.93, MAPE Variante Lambda = 18.06% y MAPE Variante Ómicron = 23.33 %; estos valores confirman que los errores absolutos de los datos reales son muy precisos al valor pronóstico. Asimismo, la aplicación del modelo Holt para el pronóstico a corto plazo presentan mejores resultados que la aplicación a largo plazo; los pronósticos individuales presentaron resultados muy satisfactorios.

La limitación más importante en la elaboración del presente proyecto se basa en la sensibilidad que pueda existir entre propias variantes desarrolladas en el mismo periodo las cuales puedan alterar la demanda ingresada.

Los factores externos, políticos, logísticos y cualquier otro tipo de factor abrupto pueden sensibilizar el ensayo alterando la variabilidad (valores atípicos), es recomendable considerar un margen de error para prevenir la alta variabilidad del error. Determinar y evaluar otros tipos de errores y residuos pueden colaborar con la precisión del modelo.

Los resultados de la aplicación del modelo Holt en la previsión de demanda (ámbito sanitario) presentó resultados favorables en términos de precisión, muchos países aplicaron esta herramienta para la previsión de recursos y atenuar las consecuencias que la pandemia del COVID-19 llevó consigo. Se recomienda un análisis de costos de implementación para poner en marcha la aplicación ante distintas adversidades sanitarias.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Estado Peruano. (25 de junio de 2023). *Coronavirus: variantes de la COVID-19 detectadas en el Perú*. [Comunicado de prensa]. <https://www.gob.pe/12548-coronavirus-variantes-de-la-covid-19-detectadas-en-el-peru>
- BCR (2021). *Efectos de largo plazo del Covid-19 en Perú*, (pp. 80-85). <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Reporte-Inflacion/2021/diciembre/ri-diciembre-2021-recuadro-4.pdf>
- MINSA (2023). *Sala COVID-19* [Infografía]. Centro Nacional de Epidemiología, Prevención y Control de Enfermedades. <https://www.dge.gob.pe/covid19.html>
- Abotaleb, M. y Makarovskikh, T. (2021). System for Forecasting COVID-19 Cases Using Time-Series and Neural Networks Models. *Engineering Proceedings*, 5, 46. <https://doi.org/10.3390/engproc2021005046>
- Saket, K., Rajkumar, V., Vikas, D., Purushottam, S., Manoj, K., Mufti, M. y Thompson, S. (2021). Forecasting major impacts of COVID-19 pandemic on country-driven sectors: challenges, lessons, and future roadmap. *Personal and Ubiquitous Computing*, 27, 807-830. <https://doi.org/10.1007/s00779-021-01530-7>