

18. MODELO DE PRONÓSTICO DE DEMANDA OPTIMIZADO PARA LA PREDICCIÓN DE ESTANCIAS HOSPITALARIAS EN ENTIDADES DE SALUD DEL PERÚ¹⁰⁴

Optimized Demand Forecasting Model for the Prediction of Hospital Stays in Peruvian Health Care Institutions

Axel Javier Zevallos Aquije¹⁰⁵

Karen Juliza Palomino Salcedo¹⁰⁶

Daniel André Rivera Aquije¹⁰⁷

Pares evaluadores: Red de Investigación en Educación, Empresa y Sociedad – REDIEES.¹⁰⁸

¹⁰⁴Derivado del proyecto de investigación: *Modelo de Suavizado Exponencial Optimizado para el pronóstico de estancias hospitalarias en entidades públicas de salud del Perú.*

¹⁰⁵ Bachiller en Ingeniería Industrial, Universidad César Vallejo, azevallosa@ucv.edu.pe

¹⁰⁶ Bachiller en Contabilidad y Administración, Universidad César Vallejo, karenpalomino90@gmail.com

¹⁰⁷ Estomatología, Universidad Privada San Juan Bautista, Estudiante, andre-rivera1@hotmail.com

¹⁰⁸ Red de Investigación en Educación, Empresa y Sociedad – REDIEES. www.rediees.org

MODELO DE PRONÓSTICO DE DEMANDA OPTIMIZADO PARA LA PREDICCIÓN DE ESTANCIAS HOSPITALARIAS EN ENTIDADES DE SALUD DEL PERÚ

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

RESUMEN

A lo largo de los años, se han utilizado modelos de pronóstico de demanda para optimizar los recursos en las entidades de salud, esto con el objetivo de mejorar la calidad de vida de las personas que recurren a estas instituciones. El promedio móvil simple, promedio móvil ponderado y la suavización exponencial han presentado resultados favorables en diversas naciones. En esta investigación se evaluaron 14 variantes de los modelos mencionados anteriormente para predecir la cantidad de estancias hospitalarias en dos instituciones de salud pública más representativas del Perú, de estos modelos, el ensayo con menor Error Absoluto Medio (MAE) fue seleccionado para la aplicación de un modelo de optimización no lineal, el cual reduce significativamente el MAE y el margen de error experimental de los pronósticos. Los resultados presentaron $MAE_1 = 449.90$, $MAE_2 = 279.08$, $\%E_1 = 11.76$, $\%E_2 = 11.74$. Los valores de los errores para el MAE nos indican que el pronóstico con histórico a largo plazo es moderado, asimismo, para los pronósticos a corto plazo son aceptable. Se recomienda considerar factores externos que aumenten abruptamente la variabilidad, asimismo, la aplicación de la formulación del modelo es óptima para la implementación en entidades de salud pública las cuales limitan sus recursos, con ayuda del modelo de pronóstico, se pueden asumir valores de asignación de recursos en entidades que, por lo general, cuentan con recursos limitados.

Palabras Clave: pronóstico; Suavización Exponencial Optimizado; entidades de salud pública.

ABSTRACT

Over the years, demand forecasting models have been used to optimize resources in Healthcare institutions with the aim of improving the quality of life of the people who use these institutions. The simple moving average, weighted moving average and exponential smoothing have shown favorable results in several countries. In this research, 14 variants of the aforementioned models were evaluated to predict the number of hospital stays in 2 of the most representative public health institution in Peru. Of these models, the trial with the lowest Mean Absolute Error (MAE) was selected for the application of a non-linear optimization model, which significantly reduce the MAE and the experimental margin of error of the forecast. The results showed $MAE_1 = 449.90$, $MAE_2 = 279.08$, $\%E_1 = 11.76$, $\%E_2 = 11.74$. The values of the error for the MAE indicate that the Forecast with long term history is moderate, however, for the short term forecasts the are acceptable. It is recommended to consider external factors that abruptly increase the variability, also, the application of the model formulation is optimal for the implementation in public health entities which limit their resources, with the help of the forecast model, it is possible to assume resource allocation values in entities that, in general, have limited resources.

Keywords: forecast; Optimized Exponential Smoothing; Public Health Entities.

INTRODUCCIÓN

En 2022, SUSALUD atendió 132,715 casos relacionados a las entidades de salud públicas, del total, el 48.31% responden a vulneración de los derechos de salud (Estado Peruano, 2023). Entre los derechos más vulnerados se encuentran los relacionados al acceso a los servicios de salud con 40,920 quejas (Estado Peruano, 2023). En el último reporte trimestral, 10461 reclamos están vinculados al acceso a las estancias hospitalarias (SUSALUD, 2022), enfrentar esta problemática implica conocer los factores que involucran el contexto actual de la gestión hospitalaria. En relación al factor material, por cada 1574 asegurados hay 1 cama disponible, asimismo, en relación al factor humano, por cada 1318 asegurados hay 1 médico (EsSalud, 2023).

Tener previsión de los recursos es una herramienta viable para poder enfrentar la problemática mencionada anteriormente. A nivel mundial, se han realizado modelos de predicción enfocados en el sistema de salud, particularmente, en la previsión de pacientes en el área de urgencias, obteniendo resultados óptimos (Rostami-Tabar, 2023).

Aplicar modelos de pronóstico de demanda específicos en el sector de salud obtuvieron resultados favorables, el método del Promedio Móvil Simple se ha utilizado para la previsión de suministros médicos (Cheng, 2016), así como el Promedio Móvil Ponderado, el cual se ha utilizado en la programación de las intervenciones en los servicios de urgencias (Perry, 2010) y, dentro de los modelos más utilizados, el modelo de Suavización Exponencial aplicado con el fin de obtener la previsión de pacientes en los servicios de urgencia (Rostami-Tabar, 2023). Del mismo modo, se debe considerar el periodo del modelo, diversos estudios recomiendan aplicar modelos anuales para obtener una mejor previsión temprana y semanales para ajustes con cambios repentinos (Wolff, 2022).

MATERIAL Y MÉTODOS

En la investigación se obtuvo la demanda (estancias) correspondiente a los meses entre los periodos de marzo 2019 a marzo 2023 (49 ítems) para dos de los centros médicos públicos más importantes del Perú, El Hospital “Félix Torrealva Gutiérrez” y el Instituto

Cardiovascular “INCOR”. Para los 49 ítems, se aplicaron 9 modelos de Promedio Móvil Simple ($n=2; 3; \dots; 10$), en donde se aplica:

$$F_{t=n+1} = \frac{D_{t-1} + \dots + D_{t-n}}{n}$$

$$n = 2; 3; \dots; 10$$

Del mismo modo, se aplicaron 4 modelos de Promedio Móvil Ponderado ($w_n, n=1;2$), ($w_n, n=1;2;3$), ($w_n, n=1;2;3;4$) y ($w_n, n=1;2;3;4;5$), en donde:

$$F_t = w_1 \cdot D_{t-2} + w_2 \cdot D_{t-1}$$

$$F_t = w_1 \cdot D_{t-3} + w_2 \cdot D_{t-2} + w_3 \cdot D_{t-1}$$

$$F_t = w_1 \cdot D_{t-4} + w_2 \cdot D_{t-3} + w_3 \cdot D_{t-2} + w_4 \cdot D_{t-1}$$

$$F_t = w_1 \cdot D_{t-5} + w_2 \cdot D_{t-4} + w_3 \cdot D_{t-3} + w_4 \cdot D_{t-2} + w_5 \cdot D_{t-1}$$

$$\sum w_n = 1$$

Asimismo, 1 modelo de Suavización Exponencial, en donde:

$$F_{t=1} = D_{t=1} \quad F_t = F_{t-1} + \alpha (D_{t-1} - F_{t-1})$$

El valor de pronóstico se obtiene con el histórico de los 49 ítems, de ello, se obtiene el Error Absoluto Medio y, por periodo, en cada ensayo se obtiene el porcentaje de error:

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

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

Finalmente, se propone optimizar el modelo mediante un sistema de programación no lineal aplicando el modelo de resolución de gradiente reducido generalizado (GRG Nonlinear), en donde se establece:

Función Objetivo: Minimizar Valor MAE (Suavización Exponencial)

$$\alpha \geq 0 ; \alpha \leq 1$$

Variables asumidas no negativas.

Modelo de resolución: GRG Nonlinear

RESULTADOS

Al realizar las corridas de los 14 modelos, en cada ensayo se analizó el Error Medio Absoluto por tipo de modelo, el porcentaje del error experimental del ítem 50 (valor pronóstico), y el promedio de los últimos 5 errores experimentales. Para ambos escenarios se presentaron los valores (ver Tabla 1; ver Tabla 2):

Tabla 1

Tabla de Errores, Estancias hospitalarias Hospital “Félix Torrealva Gutiérrez”

	Variante del modelo	Error Absoluto Medio	Promedio Error Experimental últimos 5 ensayos (%)

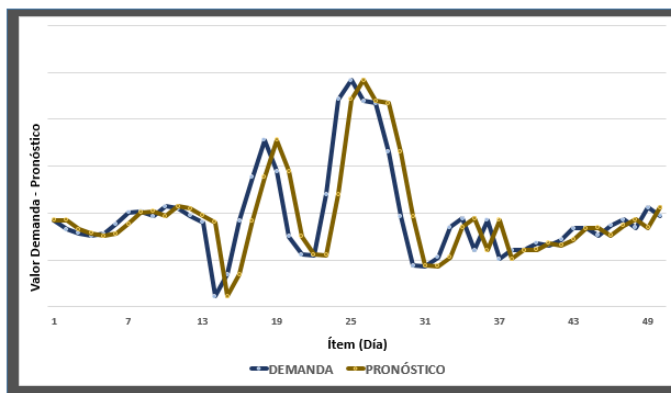
Promedio Móvil Simple Optimizado	n=2	575.53	9.05
	n=3	676.36	7.72
	n=4	760.91	9.10
	n=5	790.65	10.84
	n=6	786.09	12.14
	n=7	779.17	13.97
	n=8	789.59	15.93
	n=9	839.95	16.11
	n=10	878.89	18.28
Promedio Móvil Ponderado Optimizado	($w_1=0.01, w_2=0.99$)	456.99	11.69
	($w_1=0.01, w_2=0.01, w_3=0.98$)	467.24	11.60
	($w_1=0.03, w_2=0.01, w_3=0.01, w_4=0.95$)	475.47	11.52
	($w_1=0.03, w_2=0.01, w_3=0.01, w_4=0.94, w_5=0.01$)	780.73	7.97
Suavización Exponencial Optimizado	$\alpha = 1$	449.90	11.76

Nota. Elaboración propia.

Asimismo, el comportamiento de la distribución es muy similar en relación a la demanda y al pronóstico (Ver Figura 1), esto debido al nivel bajo del Error Medio Absoluto.

Figura 1.

Gráfica Pronóstico Demanda – Hospital “Félix Torrealva Gutiérrez”



Nota. Elaboración propia.

Tabla 2

Tabla de Errores, Estancias hospitalarias Instituto Cardiovascular “INCOR”

	Variante del modelo	Error Absoluto Medio	Promedio Error Experimental últimos 5 ensayos (%)
Promedio Móvil Simple Optimizado	n=2	279.77	8.81
	n=3	313.15	8.80
	n=4	351.18	9.37
	n=5	363.13	8.45
	n=6	367.74	8.99
	n=7	369.50	8.98
	n=8	368.37	9.40
	n=9	370.11	7.73

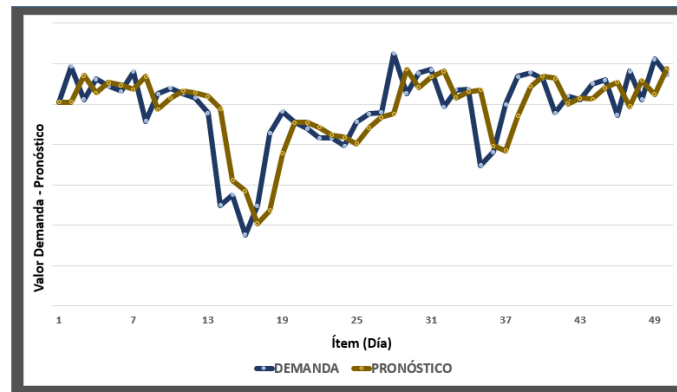
	n=10	385.18	8.05
Promedio Móvil Ponderado Optimizado	(w ₁ =0.01, w ₂ =0.99)	288.93	14.63
	(w ₁ =0.05, w ₂ =0.05, w ₃ =0.90)	279.13	13.83
	(w ₁ =0.10, w ₂ =0.02, w ₃ =0.11, w ₄ =0.77)	279.57	12.12
	(w ₁ =0.01, w ₂ =0.01, w ₃ =0.01, w ₄ =0.96, w ₅ =0.01)	388.36	6.47
Suavización Exponencial Optimizado	$\alpha = 0.740$	279.08	11.74

Nota. Elaboración propia.

Del mismo modo, el comportamiento de la distribución es muy similar en relación a la demanda y al pronóstico (Ver Figura 2), esto debido al nivel bajo del Error Medio Absoluto.

Figura 2.

Gráfica Pronóstico Demanda – “INCOR”



Nota. Elaboración propia.

En relación al modelo que presenta menor error en el pronóstico de estancias hospitalarias en el hospital “Félix Torrealva Gutiérrez”, el Error Medio Absoluto es el más bajo (449.90) lo cual otorga mayor prioridad al modelo al medir el error en todos los ensayos que envuelve el conjunto, del mismo modo, el promedio del error experimental de los últimos

5 últimos ensayos arroja un valor aceptable (11.76%) del modelo. En el caso de los ensayos elaborados en relación a las estancias del Instituto Cardiovascular “INCOR”, se cumplen los mismos resultados con un Error Medio Absoluto de 279.08 y promedio del error experimental de los últimos 5 ensayos de 11.74%.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Se aplicaron 14 modelos de pronóstico con variantes diferentes para poder obtener una mayor variedad de opciones en relación al menor error, en todos los ensayos se buscó optimizar los parámetros de error por medio de restricciones de un modelo de resolución de gradiente reducido generalizado (GRG Nonlinear).

El modelo de pronóstico de suavización exponencial optimizado presentó valor MAE más bajo para ambas entidades: Hospital “Félix Torrealva Gutiérrez” (449.90) e Instituto Cardiovascular “INCOR” (279.08), ambos valores son aceptables. Del mismo modo, el valor medio de los últimos porcentajes de error (5 últimos periodos) alcanzó valores de 11.76% y 11.74% en las entidades respectivamente.

Los resultados obtenidos son vulnerables a factores externos que extiendan la variabilidad de los datos y aumenten los valores del error, es recomendable analizar el comportamiento del pronóstico ante estas anomalías; un claro ejemplo fue la pandemia de COVID-19, la cual generó limitaciones políticas que afectaron las estancias hospitalarias y por ende la variabilidad demanda-pronóstico.

Formular los modelos de pronósticos de suavización exponencial en un software de formulación y aplicar las restricciones de optimización no presentan dificultad elevada, brindar enseñanza de esta aplicación es viable para propagar su uso en entidades de salud con recursos limitados.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Cheng, C. Y., Chiang, K. L. y Chen, M. Y. (2016) Intermittent Demand Forecasting in a Tertiary Pediatric Intensive Care Unit. *J Med Syst*, 40(10), 217. <https://doi.org/10.1007/s10916-016-0571-9>
- ESSALUD (10 de junio de 2023). *Estadística Institucional. EsSalud en Cifras: Informativo Mensual*. <https://bit.ly/44CQDv3>.
- Estado Peruano. (18 de enero de 2023). *SUSALUD: Más del 92% de atenciones brindadas en el 2022 se referían a casos en establecimientos de salud públicos*. [Comunicado de prensa]. <https://bit.ly/43qxzik>.
- Perry, A. G., Moore, K. M., Levesque, L. E., Pickett, C. W. L. y Korenberg, M. J. (2010). *Canadian Journal of Public Health*, 101(6), pp. 464-469. <https://doi.org/10.1007/bf03403965>
- Rostami-Tabar, B., Browell, J. y Svetunkov, I. (2023). Probabilistic forecasting of hourly emergency department arrivals. *Health Systems*, 1(1), 1-17. <https://doi.org/10.1080/20476965.2023.2200526>.
- SUSALUD (2022). Boletín Estadístico. Cuarto trimestre 2022. (pp. 25-34). <https://bit.ly/46FCbE4>
- Wolff, J., Klimke, A., Marschollek, M. y Kacprowski, T. (2022). Forecasting admissions in psychiatric hospitals before and during Covid-19: a retrospective study with routine data. *Scientific Reports*, 12(1), 1-9. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-20190-y>