

<https://doi.org/10.23913/ride.v14i28.1790>

Artículos científicos

Estimación de demanda estudiantil en una institución educativa para calcular capacidad docente y aulas utilizando modelo de pronósticos

Estimation of student demand in an educational institution to calculate teaching and classrooms capacity using a forecast model

Estimativa da demanda estudiantil em uma instituição de ensino para cálculo da capacidade docente e de salas de aula por meio de modelo de previsão

Manuel Alonso Rodríguez Morachis

Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez, México

mmorachis@itcj.edu.mx

<https://orcid.org/0000-0003-1581-7737>

Luz Elena Terrazas Mata

Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez, México

lterrazas@itcj.edu.mx

<https://orcid.org/0000-0003-1396-1751>

Francisco Zorrilla Briones

Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez, México

fzorrilla@itcj.edu.mx

<https://orcid.org/0000-0003-0553-9841>

Resumen

El objetivo de este artículo es analizar el comportamiento histórico de la matrícula estudiantil en un bachillerato tecnológico de Ciudad Juárez, Chihuahua, con la finalidad de estimar la demanda futura. El propósito es determinar la capacidad requerida de infraestructura en la institución en lo referente a aulas y personal docente, y calcular las proporciones alumnos-maestro y alumnos-aula para compararlos con las proporciones medias internacionales y de México. Esto se debe a que, en los inicios de los ciclos escolares, se suelen presentar situaciones de falta de capacidad para atender al alumnado en tiempo, por lo que se tuvo que improvisar en la adecuación de las instalaciones y personal docente. Para este estudio, se revisaron diferentes métodos de



pronósticos cuantitativos; a partir de esto, y de acuerdo con el comportamiento histórico de los datos, se utilizó el que más se apegaba a dicho comportamiento. En concreto, se colectaron datos de 15 periodos lectivos disponibles desde su inauguración. El tratamiento de los datos inició con pruebas de normalidad con el objetivo de establecer el estadístico que se utilizó. Una vez utilizado el modelo de pronósticos apropiado, se validó con 5 periodos para comprobar si los pronósticos calculados se apegan a los datos reales que se presentaron del periodo 16 al 20; asimismo, se realizaron las pruebas de hipótesis estadísticas para validación del modelo utilizado. Además, se efectuaron pruebas con diferentes factores de suavización de nivel y tendencia, y se empleó el que mostró el menor error por periodo, el cual varió desde 0.21 % a 8.88 %. Las proporciones alumnos-maestro y alumnos-aula encontradas fueron de 36 y 38, respectivamente.

Palabras clave: pronóstico, infraestructura, demanda escolar, suavizamiento exponencial, estadística paramétrica.

Abstract

The objective of this paper is to analyze the historical behavior of student enrollment in a technological high mid-level school, in Ciudad Juárez, Chihuahua, in order to estimate future demand, to identify the required infrastructure capacity in the institution, in terms of classrooms and teaching staff and calculate the student-teacher and student-classroom ratios and compare them with the international and Mexican average ratios. This is due to the fact that at the beginning of the school cycles, there were situations of lack of capacity to serve the students on time, having to improvise in the adequacy of the facilities and teaching staff. Different methods of quantitative forecasts were reviewed that, according to the historical behavior of the data, the one that most closely adheres to mentioned behavior was used. Data from 15 school periods available since its inauguration were collected. Data treatment begins with normality tests in order to establish the statistic that was used. Once the appropriate forecast model was used, it was validated with 5 periods to check if the calculated forecasts adhered to the real data that was presented from period 16 to 20, likewise, the statistical hypothesis tests were carried out for validation of the models used. Tests were performed with different level and trend smoothing factors, using the one that showed the lowest error per period, which ranged from 0.21% to 8.88%. The ratios student-teacher and student-class found were 36 and 38 respectively.

Keywords: Forecasting, infrastructure, school demand, exponential smoothing, parametric statistics.



Resumo

O objetivo deste artigo é analisar o comportamento histórico da matrícula de alunos em uma escola secundária tecnológica em Ciudad Juárez, Chihuahua, a fim de estimar a demanda futura. O objetivo é determinar a capacidade de infraestrutura necessária na instituição em termos de salas de aula e pessoal docente, e calcular as proporções aluno-professor e aluno-sala de aula para compará-las com as proporções médias internacionais e mexicanas. Isto porque, no início dos ciclos escolares, costumam surgir situações de falta de capacidade para atender os alunos atempadamente, razão pela qual foi necessário improvisar na adaptação das instalações e do corpo docente. Para este estudo, foram revisados diferentes métodos de previsão quantitativa; A partir disso, e de acordo com o comportamento histórico dos dados, foi utilizado aquele que mais aderiu a esse comportamento. Especificamente, foram coletados dados de 15 períodos letivos disponíveis desde a sua inauguração. O tratamento dos dados iniciou-se com testes de normalidade para estabelecer as estatísticas utilizadas. Uma vez utilizado o modelo de previsão adequado, foi validado com 5 períodos para verificar se as previsões calculadas estão de acordo com os dados reais que foram apresentados do período 16 ao 20; Da mesma forma, foram realizados testes de hipóteses estatísticas para validar o modelo utilizado. Além disso, foram realizados testes com diferentes níveis e fatores de suavização de tendência, sendo utilizado aquele que apresentou menor erro por período, que variou de 0,21% a 8,88%. As proporções aluno-professor e aluno-sala encontradas foram de 36 e 38, respectivamente.

Palavras-chave: previsão, infraestrutura, demanda escolar, suavização exponencial, estatística paramétrica.

Fecha Recepción: Junio 2023

Fecha Aceptación: Enero 2024

Introducción

La educación desempeña un papel de gran trascendencia en la adquisición de conocimientos, lo cual repercute en el cambio de pensamiento y en el mejoramiento de las condiciones sociales. Esto es especialmente evidente en la educación media superior, ya que es el periodo educativo que prepara al estudiante para decidir su futuro académico hacia el nivel licenciatura o para incorporarse al ámbito laboral con una carrera técnica. Asimismo, constituye la etapa en la que los jóvenes estudiantes comienzan a comprender el comportamiento social, económico, educativo y político del entorno en el cual se desenvuelven.

Sin embargo, un aspecto importante por considerar dentro del entorno de la ciudad es la inseguridad que ha prevalecido durante los últimos 15 años. Por lo tanto, resulta relevante proporcionar a los jóvenes los espacios necesarios para que no vean truncados sus estudios después de la educación secundaria, lo cual incluye abordar las necesidades de infraestructura de acuerdo con la demanda histórica.

Al respecto, Pacheco-Martínez (2021) destaca que la infraestructura física educativa debe ser tomada en cuenta para promover el desarrollo de los estudiantes en un ambiente de calidad. Por su parte, según la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE) (2021), la relación profesor-alumno para el nivel medio tiene una media de 13 estudiantes por profesor, mientras que en México la proporción es de 28 estudiantes por maestro. En cuanto al tamaño de la clase —es decir, la cantidad de estudiantes por aula—, en México se tienen 27 estudiantes, mientras que la media de la OCDE (2021) es de 23. Además, en el sector de la educación privada, la relación es de 14 estudiantes por maestro.

De acuerdo con la Dirección General de Planeación, Programación y Estadística Educativa (DGPPEE) de la Secretaría de Educación Pública (SEP) (2022), en el estado de Chihuahua existen 6 planteles del mismo tipo que la institución bajo estudio, de los cuales 5 se encuentran en Cd. Juárez, Chihuahua. Debido a lo anterior, es importante pronosticar la demanda estudiantil interesada en este tipo de educación para incrementar la capacidad de inscripción, pues en una ciudad con 141 planteles de educación secundaria que cuentan con 79 835 alumnos, resulta crítico planificar la capacidad de instituciones de educación media superior, especialmente en bachilleratos tecnológicos, los cuales son escasos en la ciudad.

Ahora bien, la institución en la que se desarrolla esta investigación forma parte de un programa gubernamental que busca facilitar el acceso a la educación, tanto a nivel medio superior como superior. Esta institución se encuentra ubicada al sur de la ciudad, en una zona caracterizada por una movilidad deficiente y escasa en términos de sistemas de transporte. Además, pertenece a un sector de la ciudad con un elevado crecimiento demográfico, considerado de bajos recursos y vulnerable. Por esta razón, el programa fue diseñado con el propósito de atender al segmento estudiantil residente en esta área, acercando las instituciones a los estudiantes y evitando la movilidad y la posible deserción debido a la lejanía de las instalaciones en la mancha urbana.

En su análisis del crecimiento de la matrícula y del personal docente en México en bachillerato (del ciclo 1963-1964 al 2011-2012), Olvera (2013) señala que la primera se ha incrementado 30.9 veces, mientras que la segunda solo ha crecido 17.2 veces. Esto evidencia una

desproporción en la capacidad necesaria para atender la demanda en términos de calidad en la atención a los estudiantes. Cabe destacar que, según el INEGI (2023a, 2023b), el aumento de la matrícula continúa en proporciones similares en la actualidad, con incrementos del 19.5 % y 8.1 %, respectivamente. En otras palabras, la diferencia entre la proporción de alumnos y personal docente es aproximadamente del 55 %, con una disminución debido a la pandemia del covid-19.

Por otra parte, al ser una institución de educación del sector público, resulta crucial planificar cómo cubrir las necesidades requeridas para brindar una atención de calidad a los estudiantes de nivel medio superior en el mencionado sector. El proceso de contratación de personal docente es prologando, ya que la autorización de recursos depende del presupuesto anual autorizado para la SEP.

Al respecto, Armstrong y Kotler (2013) sostienen que las empresas deben decidir primero a qué clientes van a servir, pues la satisfacción de este depende del desempeño percibido en relación con sus expectativas. Asimismo, consideran la segmentación demográfica, que puede abarcar desde el país, el estado, el municipio, la ciudad e incluso los vecindarios. Otro aspecto que definen es la segmentación por beneficios, donde la clasifican según los diferentes beneficios que los clientes buscan obtener. En este caso, la empresa sería la autoridad educativa, y los clientes serían los estudiantes por atender.

En definitiva, y siguiendo la perspectiva de Kotler y Keller (2011), quienes indican que en el patrón de preferencias homogéneas de la segmentación de mercado todos los consumidores tienen la misma preferencia y no hay segmentos naturales, esta investigación se enfoca en considerar el comportamiento histórico de la demanda.

Marco teórico

La aplicación de modelos de pronósticos estadísticos para estimar la demanda futura en la institución bajo estudio no ha sido abordada en su totalidad. Por ejemplo, se han realizado estudios similares, como el caso de Tarango-Hernández *et al.* (2019), quien llevó a cabo una investigación en el Centro de Lenguas del Tecnológico Nacional de México (Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez), con el propósito de mejorar el servicio a los estudiantes de este centro mediante el uso de modelos causales.

Asimismo, Sepúlveda-Silvestre (2020) empleó la metodología Box-Jenkins para determinar la demanda estudiantil de nivel posgrado con el objetivo de garantizar la infraestructura suficiente. Igualmente, Kleiman (1975) señala que las instituciones públicas de educación superior basan sus pronósticos en índices económicos, para lo cual tienen como

referencia la proporción poblacional en edad estudiantil por nivel, aunque también destaca la existencia de métodos estadísticos causales y de series temporales.

Por su parte, Tenjo-Galarza (2012) presenta metodologías demográficas y econométricas para proyectar la demanda estudiantil en Colombia. En el caso de Miller *et al.* (2021), señalan que determinar la demanda estudiantil a nivel superior en México no es fácil, ya que los estudiantes consideran varias universidades al mismo tiempo al iniciar su educación superior, por lo que presentan un análisis sociodemográfico para pronosticar la demanda de ingreso a una institución de enseñanza pública.

James y Weese (2022) realizan un análisis de la aplicación de redes neuronales basadas en el modelo de suavización exponencial simple, con errores cuadrados medios de 0.27 y 0.24, respectivamente, diferencia que, para fines prácticos, es irrelevante. Por otro lado, Silitonga *et al.* (2020) aplican el modelo de suavizamiento exponencial doble para pronosticar la aceptación de nuevos estudiantes en una universidad indonesia, donde encontraron un error medio de estimación de 0.1172.

Chen (2022) presenta una comparación entre varios modelos, incluyendo gris, suavización exponencial simple, redes neuronales y ARIMA, aplicados en escuelas vocacionales chinas. Este autor concluye que el modelo de suavización exponencial arroja el menor error absoluto medio, con 0.192. Para el modelo de redes neuronales, estima un error absoluto medio de 0.216; para ARIMA, 0.196; y el modelo gris muestra un error absoluto medio de 0.237. No obstante, ni James y Weese (2022) ni Chen (2022) contemplan las tendencias ni ciclicidades de las demandas estudiantiles.

Cirelli *et al.* (2018) utilizan varios modelos analíticos para analizar la demanda de inscripción en una institución educativa en la ciudad de Washington, EE. UU. Los modelos empleados incluyen redes neuronales, regresión logística, redes bayesianas, árboles de decisión, CHAID y SVM. En promedio, todos estos modelos muestran una precisión del 72 %. Truckman (1971) emplea el modelo de regresión de mínimos cuadrados para obtener las probabilidades de egreso de la educación vocacional en un sector de la población minoritaria en el estado de Florida, EE.UU., para lo cual considera factores como el ingreso familiar y el nivel educativo de los padres.

Hill y Fildes (1984), Lusk y Neves (1984), Makridakis *et al.* (1982), Geurts y Kelly (1986), Clemen (1989), Filders *et al.* (1998), Koehler y Murphree (1988), Makridakis e Hibon (2000), entre otros, han realizado investigaciones comparativas de diferentes modelos de pronóstico, como suavización exponencial, redes neuronales, aprendizaje de máquinas, regresión

lineal y no lineal, etc. La conclusión general de estos estudios es que los modelos de suavización exponencial tienden a proporcionar pronósticos más precisos.

Como se puede observar, la elección del modelo de pronóstico depende del comportamiento de los datos históricos, los horizontes de tiempo y otros factores. Asimismo, se puede indicar que se han desarrollado tanto modelos cuantitativos como cualitativos para abordar esta tarea. Dentro de los modelos cuantitativos se encuentran los modelos causales y los de series de tiempo, siendo estos últimos los que se abordan en esta investigación debido a lo mencionado anteriormente.

En el contexto del modelo de educación media superior pública en México, la mayoría de las instituciones presentan un patrón de ciclicidad o estacionalidad en cada ciclo escolar, con una mayor matrícula en los segundos periodos de cada año. Aunque en ocasiones este patrón puede no ser muy pronunciado, se optará por utilizar los modelos de suavización exponencial para llevar a cabo un estudio predictivo de la demanda estudiantil que ingresará a esta institución pública de educación media superior. Se comenzará con el modelo más sencillo, que no considera estacionalidad ni ciclicidad, y se conoce como el modelo Brown. Posteriormente, se presentará el modelo Holt, que considera nivel y tendencia y, finalmente, se abordará el modelo de Winters, que incorpora nivel, tendencia y estacionalidad.

Suavización exponencial simple (Brown)

Los principales modelos de series de tiempo son los de suavización exponencial, los cuales son extensiones del que desarrolló Brown (1956), durante la Segunda Guerra Mundial, como analista de investigación de operaciones en 1944. Este modelo no considera tendencia ni estacionalidad, de acuerdo con la ecuación (1):

$$P_t = \alpha D_{t-1} + (1-\alpha) P_{t-1} \quad (1)$$

donde

P_t Es el pronóstico en el tiempo t

P_{t-1} Es el pronóstico en el tiempo $t - 1$

α Es el parámetro de suavización para el nivel de la serie ($0 \leq \alpha \leq 1$)

D_{t-1} Es la demanda o dato en el tiempo $t - 1$

Reagrupando los términos de (1):

$$P_t = \alpha D_{t-1} + P_{t-1} - \alpha P_{t-1} \quad (2)$$

$$P_t = P_{t-1} + \alpha (D_{t-1} - P_{t-1}) \quad (3)$$

Asimismo, si se considera que se inicia en el tiempo t , entonces la ecuación (3) se puede transformar en:

$$P_{t+1} = P_t + \alpha (D_t - P_t) \quad (4)$$

En las ecuaciones (3) y (4) los términos $(D_{t-1} - P_{t-1})$ y $(D_t - P_t)$ son los errores de pronóstico correspondiente a los periodos $t - 1$ y t respectivamente, por lo que:

$$(D_{t-1} - P_{t-1}) = e_{t-1} \quad (5)$$

$$(D_t - P_t) = e_t \quad (6)$$

Siendo las ecuaciones (3) y (4) las más utilizadas, dependiendo del periodo que se considere como primer pronóstico (t o $t + 1$).

Suavización exponencial doble (Holt)

El modelo de suavización exponencial doble es una extensión del modelo de Brown (1956), presentado por Holt (2004), que incluye la tendencia de los datos históricos, por lo que, además del parámetro de nivel, contiene un parámetro de suavizamiento de tendencia, y se expresa como las ecuaciones (7), (8) y (9):

$$N_t = \alpha D_{t-1} + (1-\alpha)(N_{t-1} + T_{t-1}) \quad (7)$$

$$T_t = \beta(N_t - N_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (8)$$

$$P_t = N_t + T_t \quad (9)$$

Donde

P_t Es el pronóstico en el tiempo t

N_t Es la suavización de nivel en el tiempo t

T_t Es la suavización de tendencia en el tiempo t

D_{t-1} Es la demanda o dato en el tiempo $t - 1$

α Es el parámetro de suavización de nivel de la serie ($0 \leq \alpha \leq 1$)

β Es el parámetro de suavización de tendencia de la serie ($0 \leq \beta \leq 1$)

El pronóstico para τ periodos de tiempo es expresado por la ecuación (10):

$$P_{t,t+\tau} = N_t + \tau T_t \quad (10)$$

Suavización exponencial triple (Winters)

Este modelo de suavización desarrollado por Winters (1960) considera, además de los parámetros de nivel y tendencia, el de ciclicidad o estacionalidad.

Con una periodicidad p , en el tiempo t , y el cálculo de las estimaciones de nivel N_t , la tendencia T_t , y los factores de estacionarios S_t, \dots, S_{t+p-1} , el pronóstico para los estados futuros se determina mediante las ecuaciones (11) y (12):

$$P_{t+1} = (N_t + T_t)S_t \quad (11)$$

$$P_{t+l} = (N_t + lT_t)S_{t+l} \quad (12)$$

Por lo que la demanda para $t+1$, se expresan como:

$$N_{t+1} = \alpha \left(\frac{D_{t+1}}{S_{t+1}} \right) + (1-\alpha)(N_t + T_t) \quad (13)$$

$$T_{t+1} = \beta(N_{t+1} - N_t) + (1 - \beta)T_t \quad (14)$$

$$S_{t+p+1} = \delta \left(\frac{D_{t+1}}{N_{t+1}} \right) + (1 - \delta)S_{t+1} \quad (15)$$

Donde

P_{t+1} Es el pronóstico en el tiempo $t + 1$

P_{t+l} Es el pronóstico en el tiempo t más un periodo de tiempo l

N_t Es la suavización de nivel en el tiempo t

T_t Es la suavización de tendencia en el tiempo t

D_{t-1} Es la demanda o dato en el tiempo $t - 1$

S_t Es el factor de estacionalidad en el tiempo t

α Es el parámetro de suavización de nivel de la serie ($0 \leq \alpha \leq 1$)

β Es el parámetro de suavización de tendencia de la serie ($0 \leq \beta \leq 1$)

δ Es el parámetro de suavización de la estacionalidad de la serie ($0 \leq \delta \leq 1$).

El modelo de Winters es más elaborado al considerar las tres variantes del comportamiento de la serie de tiempo, por lo que, en general se compone de dos pasos (Chopra y Meindl, 2013):

1. Desestacionalizar los datos de la serie y realizar regresiones lineales con la finalidad de estimar los parámetros de nivel y tendencia.

2. Estimar los factores de estacionalidad.

La desestacionalización de los datos se realiza mediante

$$\bar{D}_t = \begin{cases} \frac{D_{t-(\frac{p}{2})} + D_{t+(\frac{p}{2})} + 2 \sum_{i=t+1-(\frac{p}{2})}^{t-1+(\frac{p}{2})} D_i}{2p} ; \text{ para } p \text{ par} \\ \sum_{i=t-[(p-1)/2]}^{t+[(p-1)/2]} \frac{D_i}{p} ; \text{ para } p \text{ impar} \end{cases} \quad (16)$$

Obteniéndose la ecuación (17) como una relación lineal entre la demanda desestacionalizada y el tiempo:

$$\bar{D}_t = N + T_t \quad (17)$$

Cuando la demanda desestacionalizada se calcula, se procede al cálculo del factor de estacionalidad mediante la ecuación (18).

$$\bar{S}_t = \frac{D_i}{\bar{D}_t} \quad (18)$$

Para una periodicidad p , con r ciclos estacionarios, para los periodos $pt+1$, para $1 \leq i \leq p$ el factor estacional se expresa como:

$$S_i = \frac{\sum_{j=0}^{r-1} S_{jp+i}}{r} \quad (19)$$

Error de pronóstico

Es importante determinar la exactitud de los modelos de pronósticos, comparando los datos pronosticados contra los datos observados o reales, como se expresa en la ecuación (6). Las tres medidas más utilizadas para calcular el error de pronóstico son la desviación absoluta media (MAD, *Mean Absolute Deviation*, por sus siglas en inglés), el error cuadrático medio (MSE, *Mean Squared Error*, por sus siglas del inglés) y el error porcentual absoluto medio (MAPE, *Mean Absolute Percentage Error*, por sus siglas en inglés). Las ecuaciones (20) (21) y (22) son expresiones para calcular los errores de pronóstico:

$$\text{MAD} = \frac{\sum_{i=1}^n |D_i - P_i|}{n} \quad (20)$$

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^n (D_i - P_i)^2}{n} \quad (21)$$

$$\text{MAPE} = \frac{100 \sum_{i=1}^n |D_i - P_i|/D_i}{n} \quad (22)$$

Donde n es la cantidad de datos de la serie.

Materiales y método

La investigación desarrollada es de tipo cuantitativa, transversal, experimental y exploratoria. Para este estudio, se consideró la totalidad de la población desde la creación de la institución de educación media superior bajo investigación, y se recopiló la información de la matrícula escolar desde enero de 2010. Con el objetivo de establecer el estadístico a utilizar para verificar que los datos pronosticados sean estadísticamente iguales a los datos reales, se realizaron pruebas de normalidad.

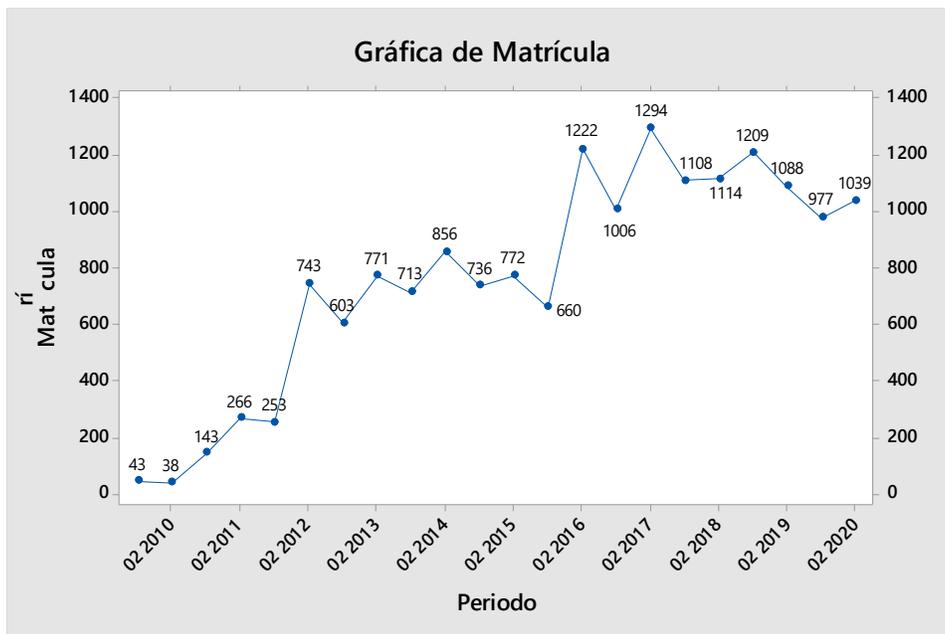
Mediante la observación del comportamiento de los datos recopilados, se buscó establecer el modelo de pronóstico que resulte en la mayor asertividad para la toma de decisiones. Además, se recopilaron los datos de los primeros 10 años, como se muestra en la tabla 1.

Al observar el comportamiento de los datos en la figura 1, y siguiendo lo mencionado en el marco teórico, se identifica una periodicidad y tendencia para establecer el modelo a utilizar en el cálculo del pronóstico. La investigación se inicia al finalizar el periodo 2 del año 2020, y se realizan 5 periodos de verificación del pronóstico calculado, uno a uno.

Inicialmente, se calcula el pronóstico para el periodo 1 del año 2021 utilizando el modelo de suavización Winters, con opción multiplicativa, ya que el patrón de estacionalidad incrementa o disminuye conforme la magnitud de los datos aumenta o disminuye.

Tras aplicar el modelo de pronóstico, se realiza una prueba de normalidad para determinar el estadístico a utilizar (paramétrico o no paramétrico) y contrastar los datos reales con los datos pronosticados. Los detalles de la metodología presentada se encuentran en la sección de resultados, donde se muestra cada paso realizado y se presentan los hallazgos de los cálculos correspondientes.

Figura 1. Comportamiento de la matrícula del periodo 1 del año 2010 al periodo 2 del año 2020



Fuente: Elaboración propia

Como se aprecia en la figura 1, la matrícula presenta una tendencia y los ciclos escolares del sistema educativo en México se repiten dos veces al año. Aunque la ciclicidad no es muy clara en el gráfico, se llevó a cabo un análisis con el modelo de Holt. Sin embargo, se encontró que los errores de pronóstico por periodo están considerablemente por encima de los obtenidos con el modelo Winters. Además, los pronósticos de los periodos difieren significativamente de los datos reales analizados durante los 5 periodos de validación. Por esta razón, no se presenta este análisis en detalle.

Tabla 1. Comportamiento de la matrícula del periodo 1 del año 2010 al periodo 2 del año 2020

Año	Periodo	Matrícula
2010	1	43
	2	38
2011	1	143
	2	266
2012	1	253
	2	743
2013	1	603
	2	771
2014	1	713
	2	856
2015	1	736
	2	772
2016	1	660
	2	1222
2017	1	1006
	2	1294
2018	1	1108
	2	1114
2019	1	1209
	2	1088
2020	1	944
	2	1039

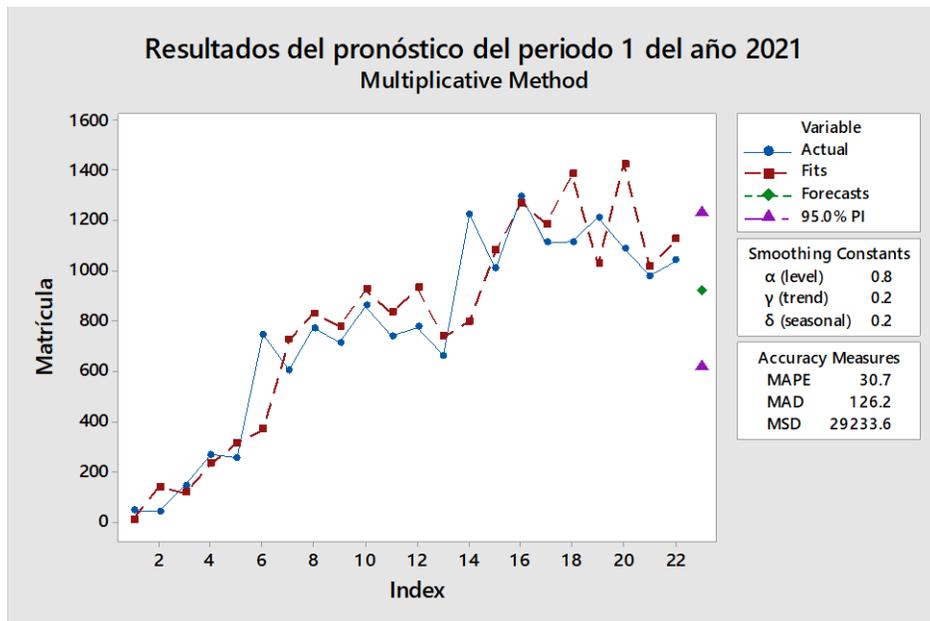
Fuente: Elaboración propia

Resultados

Después de analizar diferentes valores de α , β y δ , se encontró que para los valores de $\alpha = 0.8$, $\beta = 0.2$ y $\delta = 0.2$, se obtiene el pronóstico de 919 con el menor error de pronóstico: MAD = 126.2, MSD = 29,233.6 y MAPE = 30.7 %. La figura 2 y la tabla 2 muestran los resultados. El pronóstico calculado se compara con el valor real del periodo 1 del año 2021, que fue 844. Con

este último dato, se vuelve a ejecutar el modelo para pronosticar el periodo 2 del año 2021, y así sucesivamente hasta pronosticar el periodo 2 del año 2023.

Figura 2. Análisis del comportamiento de la matrícula utilizando el modelo Winters



Fuente: Elaboración propia

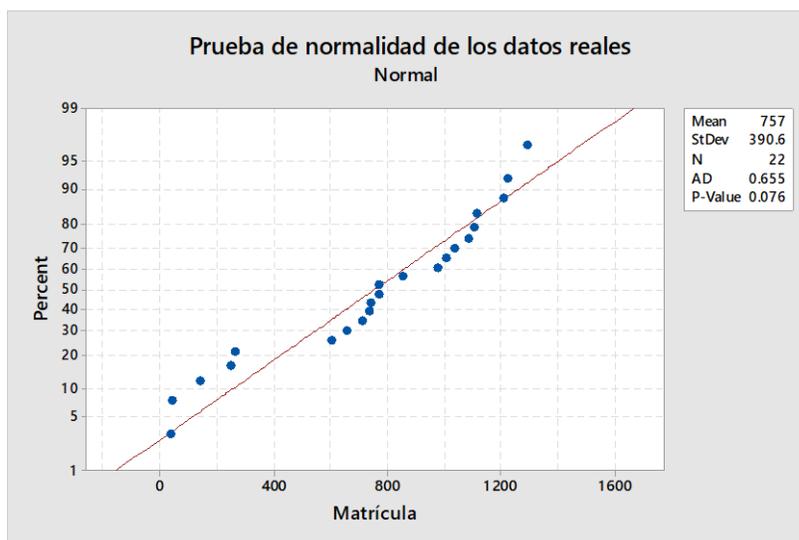
Tabla 2. Pronósticos de la matrícula por periodo y para el periodo 1 del año 2021

Año	Periodo	Matrícula	Pronóstico por periodo	Pronóstico para el periodo 1 del año 2021
2010	1	43	-63.55	919
	2	38	43.88	
2011	1	143	48.74	
	2	266	151.40	
2012	1	253	236.16	
	2	743	291.51	
2013	1	603	600.77	
	2	771	711.81	
2014	1	713	683.39	
	2	856	828.19	
2015	1	736	759.02	
	2	772	862.32	
2016	1	660	699.91	
	2	1222	768.76	
2017	1	1006	993.78	
	2	1294	1184.42	
2018	1	1108	1106.95	
	2	1114	1308.29	
2019	1	1209	999.44	
	2	1088	1357.07	
2020	1	944	1003.80	
	2	1039	1119.20	

Fuente: Elaboración propia

Con la finalidad de establecer el estadístico a utilizar para probar la igualdad estadística de que los datos pronosticados son estadísticamente iguales a los datos reales, se realizó la prueba de normalidad, lo cual se muestra en la figura 3.

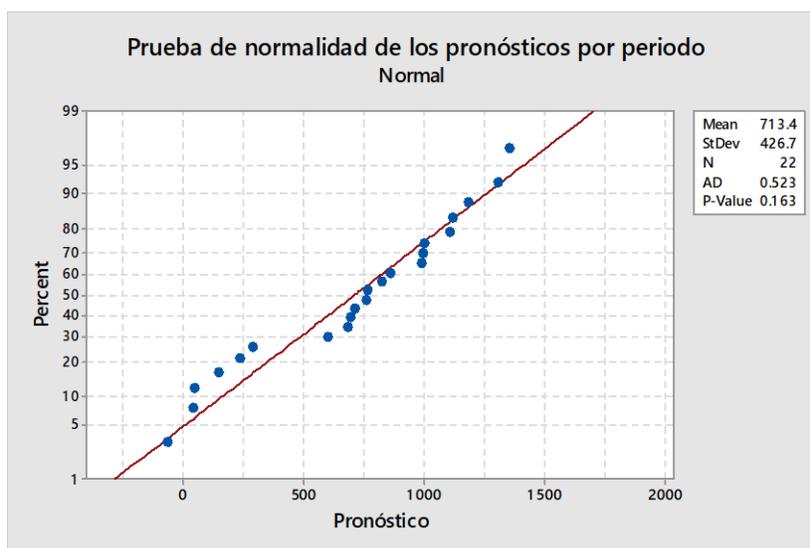
Figura 3. Prueba de normalidad para los datos reales desde el periodo 1 del año 2010 al periodo 2 del año 2020



Fuente: Elaboración propia

Con el valor de $p = 0.076$, se concluye que los datos reales tienen un comportamiento normal. Asimismo, se realiza la prueba de normalidad para los pronósticos por periodo que se muestra en la figura 4, cuyo valor de $p = 0.163$, indica que también los pronósticos de los periodos tienen un comportamiento normal, por lo que el estadístico a utilizar es una comparación de medias.

Figura 4. Prueba de normalidad para los pronósticos desde el periodo 1 del año 2010 al periodo 2 del año 2020



Fuente: Elaboración propia

Una vez verificado el comportamiento normal, tanto de los valores reales como los pronósticos de los periodos calculados, se prueba la hipótesis nula de que las medias de ambos son estadísticamente iguales contra la hipótesis alternativa de que son diferentes. Estas hipótesis se muestran en las expresiones (22) y (23):

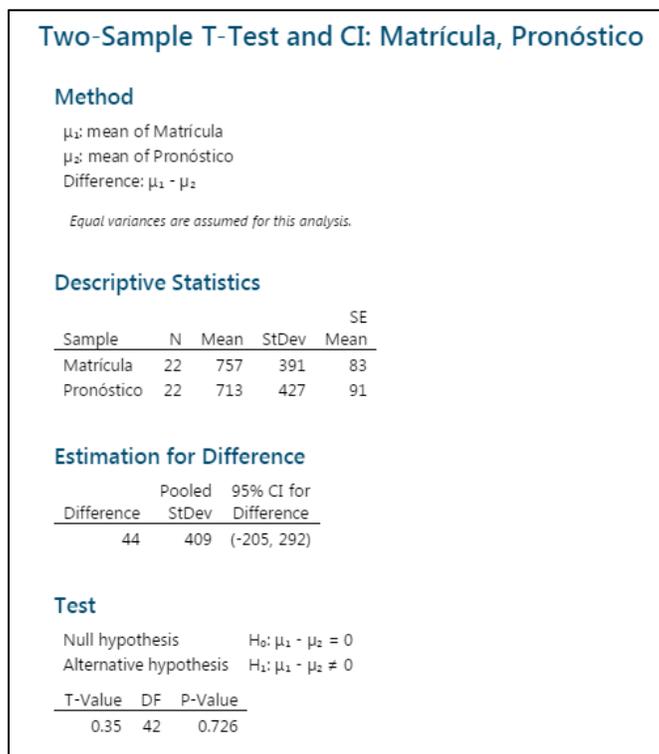
$$H_0: \mu_{\text{Datos reales}} = \mu_{\text{Pronóstico}} \quad (22)$$

$$H_0: \mu_{\text{Datos reales}} \neq \mu_{\text{Pronóstico}} \quad (23)$$

Los resultados de la prueba de hipótesis se muestran en la figura 5, mientras que la figura 6 enseña el gráfico de caja, donde se observa la semejanza de medias. En consecuencia, no existe suficiente evidencia estadística para no aceptar la hipótesis nula, y se establece que los datos pronosticados por periodo son estadísticamente iguales a los datos reales con un valor $p = 0.726$.

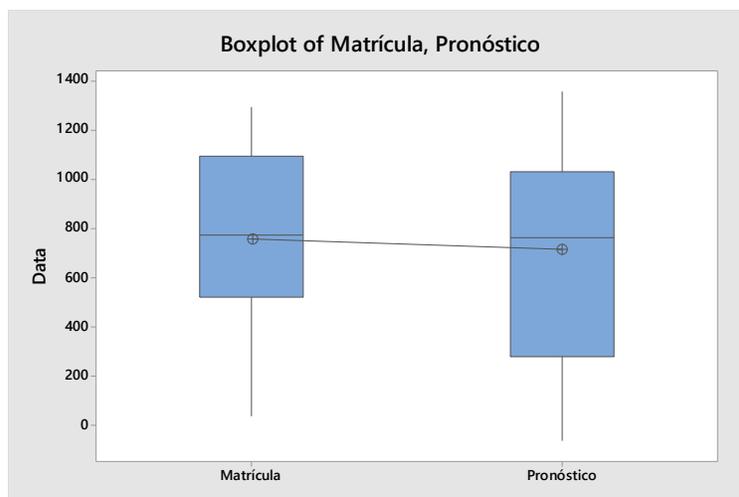
Cabe mencionar que a partir del periodo 1 del año 2022, los datos reales mostraron un comportamiento no normal, para lo cual se utilizó estadística no paramétrica para pruebas de hipótesis utilizando la mediana como estadístico de prueba, mediante Mann-Whitney. En otras palabras, los datos obtenidos por periodo y los datos reales son estadísticamente iguales.

Figura 5. Resultado de la prueba de hipótesis entre medias de valores reales y pronóstico por periodo



Fuente: Elaboración propia

Figura 6. Diagrama de caja de comparación de medias



Fuente: Elaboración propia

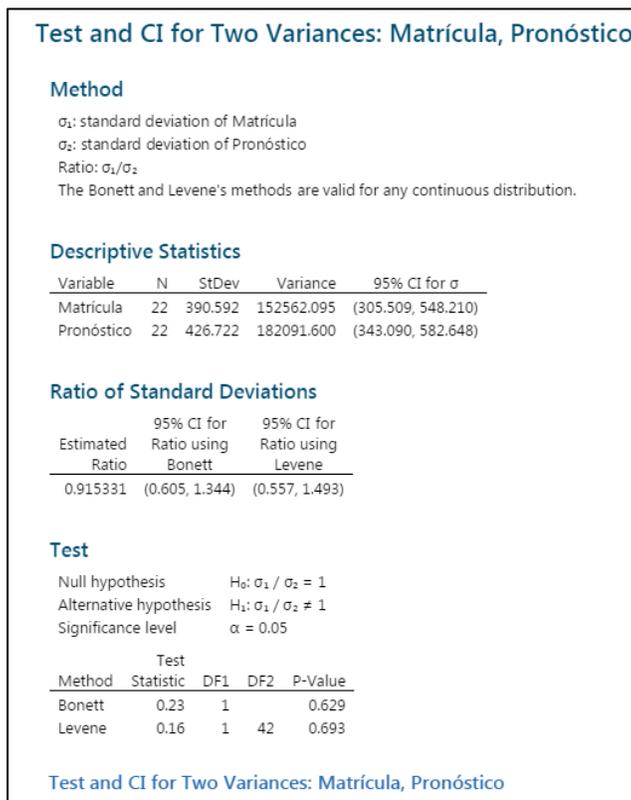
Por otro lado, se desea que la variabilidad de los datos no tenga heteroscedasticidad, por lo que se prueba la hipótesis nula de que las varianzas de los datos reales. Además, los pronósticos por periodo son estadísticamente iguales contra la hipótesis alternativa de que son diferentes. Estas hipótesis se muestran en las expresiones (24) y (25):

$$H_0: \sigma^2_{\text{Datos reales}} = \sigma^2_{\text{Pronóstico}} \quad (24)$$

$$H_0: \sigma^2_{\text{Datos reales}} \neq \sigma^2_{\text{Pronóstico}} \quad (25)$$

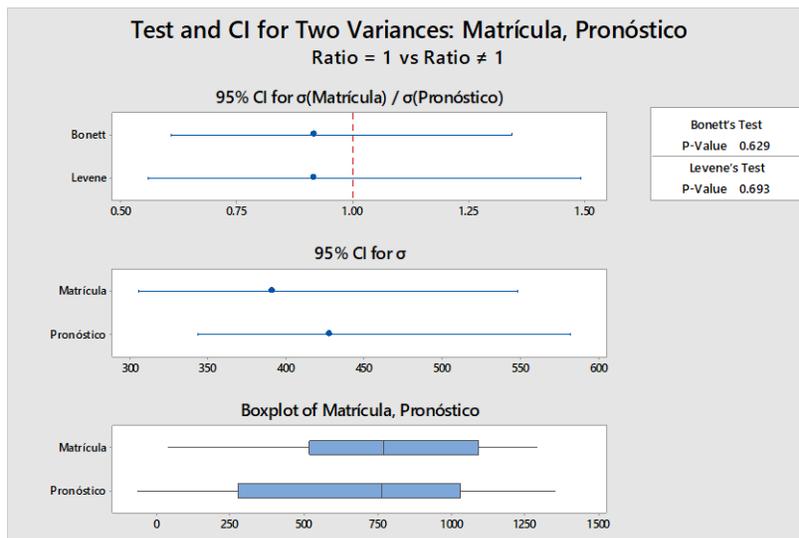
Los resultados se muestran en la figura 7, donde se observa que para las pruebas de Bonett y Levene los valores de p son 0.629 y 0.693 respectivamente. En consecuencia, no existe suficiente evidencia estadística para no aceptar la hipótesis nula; en otras palabras, las varianzas de los datos reales y los pronósticos por periodo son estadísticamente iguales, por lo que no existe variabilidad en ambos. La figura 8 muestra el intervalo de confianza entre las varianzas, así como el gráfico de caja de la comparación de varianzas.

Figura 7. Resultado de prueba de hipótesis entre varianzas de valores reales y pronóstico por periodo



Fuente: Elaboración propia

Figura 8. Gráfico de los intervalos de confianza y prueba de hipótesis entre varianzas de valores reales y pronóstico por periodo



Fuente: Elaboración propia

La siguiente parte de la investigación se enfocó en hacer el análisis de maestros y aulas requeridos con base en la demanda de estudiantes inscritos para el periodo 1 del año 2023. El propósito fue examinar la proporción media de alumnos por maestro, así como la relación alumnos por aula mostrados por la OCDE (2021) y SEP (2019). Los datos recabados se muestran en la tabla 3.

Según la SEP (2019), las proporciones alumnos-maestro y alumnos-aula se determinan de acuerdo con las ecuaciones (26) y (27):

$$\text{Proporción alumnos-maestro} = \frac{\text{Matrícula total}}{\text{Total de maestros}} \quad (26)$$

$$\text{Proporción alumnos-aula} = \frac{\text{Matrícula total}}{\text{Total de aulas}} \quad (27)$$

A partir de esta consideración, se hacen los cálculos mostrados en la tabla 3, donde se observa que las proporciones de alumnos-maestro y alumnos-aula se encuentran muy por arriba de la media de la OCDE (2021), tanto en el ámbito internacional como en México, lo cual puede repercutir en la calidad de la educación.

Tabla 3. Proporciones de alumnos por maestro y de alumnos por aula

Año	Periodo	Matrícula/alumnos real	Maestros	Aulas	Proporción alumnos-maestro	Proporción alumnos-aula
2010	1	43	5	1	8.60	43.00
	2	38	5	1	7.60	38.00
2011	1	143	20	4	7.15	35.75
	2	266	26	6	10.23	44.33
2012	1	253	26	6	9.73	42.17
	2	743	29	17	25.62	43.71
2013	1	603	28	17	21.54	35.47
	2	771	28	17	27.54	45.35
2014	1	713	30	17	23.77	41.94
	2	856	31	19	27.61	45.05
2015	1	736	30	19	24.53	38.74
	2	772	30	19	25.73	40.63
2016	1	660	32	19	20.63	34.74
	2	1222	32	27	38.19	45.26
2017	1	1006	32	27	31.44	37.26
	2	1294	32	29	40.44	44.62
2018	1	1108	34	29	32.59	38.21
	2	1114	34	29	32.76	38.41
2019	1	1209	34	29	35.56	41.69
	2	1088	26	22	41.85	49.45
2020	1	977	24	22	40.71	44.41
	2	1039	28	22	37.11	47.23
2021	1	844	25	23	33.76	36.70
	2	950	28	23	33.93	41.30
2022	1	877	25	23	35.08	38.13
	2	942	28	23	33.64	40.96
2023	1	885	24	23	36.88	38.48
	2	¿?	¿?	¿?	¿?	¿?

Fuente: Elaboración propia

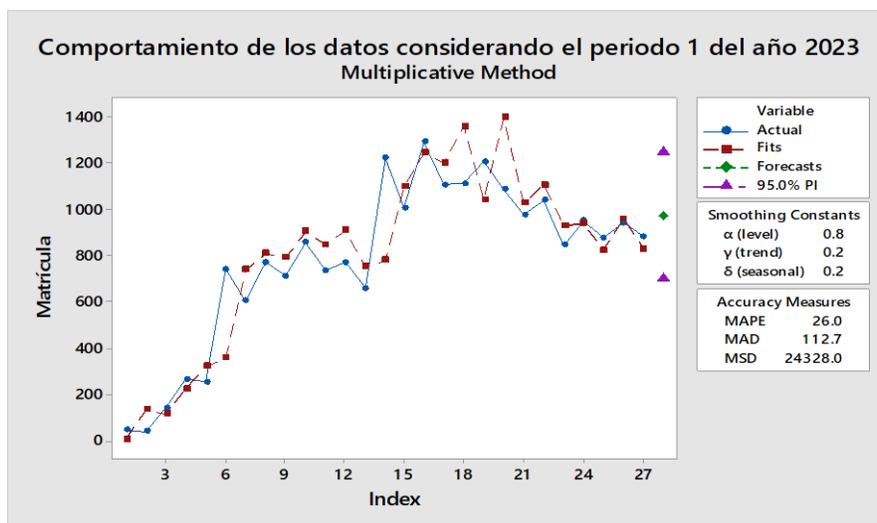
Como se indicó en la sección de materiales y métodos, se validó el modelo utilizado mediante la comparación de los resultados pronosticados con los valores reales. Inicialmente, se calculó el pronóstico para el periodo 1 del año 2021, y se recopiló el valor real correspondiente. Este último valor se ingresó al modelo para calcular el pronóstico del periodo 2 del año 2021, y así sucesivamente hasta el periodo 1 del año 2023. Este proceso permitió pronosticar el periodo 2 del año 2023, cuyos resultados se presentan en la tabla 4. En la figura 9, se observa el comportamiento de todos los datos considerados, incluidos los 5 periodos de validación del modelo de Winters.

Tabla 4. Periodos de validación del modelo y resultado encontrados

Año	Periodo	Dato real	Pronóstico	Error (%)
2021	1	844	919	8.88
	2	950	948	0.21
2022	1	877	817	6.84
	2	942	954	2.33
2023	1	855	826	3.39
	2	¿?	973	¿?

Fuente: Elaboración propia

Figura 9. Comportamiento de los datos considerados en la investigación



Fuente: Elaboración propia

Según los datos presentados en la tabla 4, se observa que el modelo utilizado para pronosticar la matrícula tiene un error de pronóstico relativamente bajo en los pronósticos por periodo. En tal sentido, es importante destacar que el rango para considerar un pronóstico aceptable en este contexto, dado que los datos no son lineales, se sitúa entre el 20 % y el 30 %. El pronóstico de demanda promedio para el periodo 2 del año 2023 es de 973, con un intervalo de confianza del 95 %, que oscila entre 697 y 1249 alumnos.

Al considerar la proporción media alumno-maestro de la OCDE (2021), que es de 13 alumnos por maestro, se calcularía que se requerirían 75 maestros para cubrir la matrícula esperada. Asimismo, tomando en cuenta la proporción alumno-aula, se necesitarían 42 aulas. Sin embargo, si se consideran las proporciones medias actuales en México, la cantidad estimada de maestros y aulas requeridas sería de 35 maestros y 36 aulas.

Discusión

La aplicación de modelos de suavización exponencial, específicamente el modelo de Winters, ofrece un pronóstico confiable de la demanda estudiantil que puede considerarse en situaciones similares de cálculo de matrículas en áreas con características homogéneas en México. Al respecto, existen muchas regiones que comparten similitudes en términos de aspectos econométricos, sociales y demográficos, donde estas variables no son significativas en la demanda, ya que estas regiones ya están definidas por tener un nivel económico, social y demográfico similar. Esto es especialmente relevante en áreas como regiones rurales y zonas marginadas de las ciudades, donde es crucial preparar académicamente a los jóvenes para mejorar sus oportunidades en el mercado laboral y elevar sus condiciones socioeconómicas en el futuro.

Por otra parte, y en cuanto a la literatura presentada en el marco teórico, el modelo utilizado en esta investigación ha demostrado su eficacia en diversas ramas de la ciencia básica y aplicada. De hecho, ha sido empleado con éxito en la resolución de problemas relacionados con demandas de ventas, control de inventarios, lanzamientos de nuevos productos y evaluación de nuevos clientes en empresas de renombre a nivel internacional.

Algunas aplicaciones notables incluyen el trabajo de González-Luna y Rodríguez-Morachis (2017), quienes emplearon los modelos de suavización exponencial simple y doble para establecer demandas de productos, con lo cual lograron reducir el inventario en \$408 658.43 dólares americanos en un periodo de once semanas. Asimismo, Nevárez-Carrasco *et al.* (2018) utilizaron suavización exponencial simple para la reducción de inventarios en dos productos, con

lo que lograron una asertividad del 98 % y una reducción de un millón de dólares americanos en el periodo de validación de 9 meses.

Por su parte, Serrato-Córdova y Rodríguez-Morachis (2014) aplicaron suavización exponencial simple para el control de inventarios, con lo cual alcanzaron una certeza del 92.3 % entre el valor real de la demanda y el valor pronosticado. En otro caso, Fernández-Muñoz *et al.* (2022) utilizaron el modelo de suavización exponencial doble para abordar el problema de las entregas a tiempo de productos, con lo cual lograron un aumento del 50 % al 80 % en la puntualidad de las entregas.

Además de las investigaciones presentadas en el marco teórico, en el sector educativo se encuentran estudios como el de Garro-Bordonaro y Arcos-Calzonci (2019), quienes realizaron un análisis de la demanda estudiantil a nivel superior en México utilizando un modelo de regresión múltiple. En sus resultados, destacan que los ingresos laborales relativos de los trabajadores no influyen significativamente en la demanda de educación superior, mientras que las variables sociales sí tienen un impacto. Por otro lado, Slim *et al.* (2018) utilizaron modelos de regresión logística y máquinas de vectores de apoyo para pronosticar la demanda estudiantil a nivel superior en la Universidad de Nuevo México en Estados Unidos, con lo cual lograron una precisión del 89.41 % y 91.25 %, respectivamente. Hernández-Pérez *et al.* (2020) también iniciaron su análisis de demanda estudiantil utilizando el modelo de suavización exponencial doble, que resultó con el menor error de pronóstico para los datos recopilados hasta ese año.

Ahora bien, al revisar la literatura, se evidencia que en México la aplicación de este tipo de modelos en el sector público y, especialmente, en el sector educativo, no ha sido lo suficiente como para utilizarlo como una herramienta para la planificación de los ciclos escolares. Esto señala una oportunidad importante en este ámbito, pues existen muchas regiones con un mercado estudiantil homogéneo, donde los análisis sociodemográficos y económicos no serían tan relevantes, ya que no hay diferencias marcadas en estos aspectos. Es decir, en estas regiones la variable crucial por considerar sería la demanda estudiantil.

Conclusiones

La elección de modelos de suavización exponencial en esta investigación se basa en comparaciones realizadas en la literatura especializada de pronósticos en revistas científicas como *International Journal of Forecasting* y *Journal of Forecasting*. Estas comparaciones han demostrado que la exactitud de los modelos de suavización exponencial con las características apropiadas es superior. En tal sentido, la práctica óptima con estos modelos implica realizar pronósticos de un periodo a la vez y calcular el error de pronóstico en cada uno. En esta investigación, los pronósticos por periodo muestran que el error varió desde 0.21 % hasta 8.88 %, lo cual es considerado bajo, especialmente al compararlo con el rango aceptable de errores, que varía entre el 20 % y el 30 %.

Por otra parte, el pronóstico para el periodo 2 del año 2023 es de 973 alumnos, lo que sugiere que, de manera conservadora y manteniendo las proporciones medias alumnos-maestro y alumnos-aula en México, se debería incrementar la plantilla de maestros en 11 y la cantidad de aulas en 13. Esto se hace necesario para que, según los estándares de la OCDE, se considere que se está proporcionando una educación de calidad en la atención al estudiantado.

Finalmente, aunque se llevó a cabo el cálculo del pronóstico de demanda estudiantil mediante suavización exponencial doble, los errores de pronóstico en los periodos resultaron ser más grandes, por lo que no se presentaron en detalle en esta investigación.

Futuras líneas de investigación

La utilización de modelos de pronósticos en el sector educativo no ha sido ampliamente aplicada, por lo que se recomienda su implementación de manera más formal. Actualmente, la estimación oficial de matrícula se basa principalmente en decisiones políticas, lo cual puede afectar la planificación adecuada de los recursos.

En situaciones donde el mercado potencial es homogéneo, el uso de modelos de suavización exponencial ofrece resultados confiables con un error de pronóstico relativamente pequeño. Por lo tanto, en futuras investigaciones se sugiere su aplicación en casos como el cálculo de índices de reprobación, índices de deserción, estimación de recursos de equipo en talleres, laboratorios, licencias para *software*, entre otros.

En esta investigación, el comportamiento de la demanda estudiantil muestra estabilidad, lo que podría implicar, en futuras ocasiones, la consideración de un cambio de modelo de

pronóstico a uno que no tome en cuenta ni tendencia ni estacionalidad, como suavización exponencial simple o promedio móvil simple o doble.

Por último, se recomienda ampliamente la aplicación de modelos de pronósticos cuantitativos, específicamente de suavización exponencial, para la planificación de recursos en casos similares a esta investigación, donde la población estudiantil comparte características sociales, económicas y demográficas similares.

Referencias

- Armstrong, G. and Kotler, P. (2013). *Marketing. An Introduction* (11th ed.). Pearson Education.
- Brown, G. R. (1956). *Exponential Smoothing for Predicting Demand*. Arthur D. Little, Inc.
<https://www.industrydocuments.ucsf.edu/docs/jzlc0130>
- Chen, Q. (2022). A Comparative Study on the Forecast Models of the Enrollment Proportion of General Education and Vocational Education. *International Education Studies*, 15(6), 109-126.
- Chopra, S. y Meindl, P. (2013). *Administración de la cadena de suministros: estrategia, y operación* (5.^a ed). Pearson.
- Cirelli, J., Konkol, A. M., Aqlan, F. and Nwokeji, J C. (2018). Predictive analysis models for student admission and enrollment. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*. September 27-29.
- Clemen, R. (1989). Combining forecast: a review and annotated bibliography with discussion. *International Journal of Forecasting*. 5(4), 559-608.
DOI: [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(89\)90012-5](https://doi.org/10.1016/0169-2070(89)90012-5)
- Dirección General de Planeación, Programación y Estadística Educativa (DGPPEE) de la Secretaría de Educación Pública (SEP) (2022). *Estadística Educativa Chihuahua*.
<https://www.seech.gob.mx/estadistica/#>
- Fernández-Muñoz, C. A., Rodríguez-Morachis, M. A., Terrazas-Mata, L. E. y Zorrilla-Briones, F. (2022). Determinación de demandas de clientes anticipadas con la utilización de modelos de pronósticos para la planeación de la producción de producto médico. *IPSUMTEC*, 5(5), 82-89.
- Filders, R., Hibon, M., Makridakis, S. y Meade, N. (1998). Generalising about univariate forecasting methods: further empirical evidence. *International Journal of Forecasting*. 14(3), 339-358. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(98\)00009-0](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(98)00009-0)

- Garro-Bordonaro, N. N. y Arcos-Calzonci, A. (2019). La demanda de educación superior en México 2016. *Denarius, Revista de Economía y Administración*, 36(2019), 49-83.
- Geurts, M. D. and Kelly, J. P. (1986). Forecasting demand for special services. *International Journal of Forecasting*, 2(3), 261-272. [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(86\)90046-4](https://doi.org/10.1016/0169-2070(86)90046-4)
- González-Luna, M. and Rodríguez-Morachis, M. A. (2017). Analysis and Selection of a Quantitative Forecasting Model for an Enterprise in the Electronic Sector. *International Journal of Advance Research in Science and Engineering*, 6(5), 171-180.
- Hernández-Pérez, H., Rodríguez-Morachis, M. A., Rodríguez-Medina, M. A. y Tarango-Hernández, L.E. (2020). *Pronóstico de demanda escolar para determinar capacidad requerida en colegio de educación media superior*. Congreso Internacional de Investigación Puebla 2020, pp. 447-452.
- Hill, G. and Fildes, R. (1984). The accuracy of extrapolations methods: an automatic Box-Jenkins package SIFT. *Journal of Forecasting*, 3, 319-323.
- Holt, C. C. (2004). Forecasting Seasonal and Trend by Exponentially Weighted moving Averages. *International Journal of Forecasting*, 20(2004), 5-10. DOI: doi:10.1016/j.ijforecast.2003.09.015
- INEGI (2023a). *Matrícula escolar por entidad federativa según nivel educativo, ciclos escolares seleccionados 2000/2001 a 2022/2023*. https://www.inegi.org.mx/app/tabulados/interactivos/?px=Educacion_06&bd=Educacion
- INEGI (2023b). *Maestros y escuelas por entidad federativa según nivel educativo, ciclos escolares seleccionados 2000/2001 a 2022/2023*. <https://www.inegi.org.mx/app/tabulados/interactivos/?pxq=8c29ddc6-eeca-4dcc-8def-6c3254029f19>
- James, F.E. and Weese, J. L. (2022). Neuronal Network-Based Forecasting of Student Enrollment with Exponential Smoothing Baseline and Performance Analysis. *ASSE 2022 Annual Conference. Excellence Through Diversity*. <https://www.neural-network-based-forecasting-of-student-enrollment-with-exponential-smoothing-baseline-and-performance-analysis.pdf>
- Kleiman, A. (1975). La Previsión de la Demanda de Educación Superior y los Recursos Necesarios para Satisfacerla. *XVI Asamblea General Ordinaria de la ANUIES*. <https://blicaciones.anui.es.mx/acervo/revsup/res017/txt1.htm>

- Koehler, A. B. and Murphree, E. S. (1988). A comparison of results from state space forecasting with forecasts from the Makridakis competition. *International Journal of Forecasting*, 4(1), 45-55. DOI: [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(88\)90009-X](https://doi.org/10.1016/0169-2070(88)90009-X)
- Kotler, P. T. y Keller, K.L. (2011). *Marketing Management* (14th ed.). Pearson.
- Lusk, E. J. and Neves, J. S. (1984). A comparative ARIMA analysis of the 111 series of Makridakis competition. *Journal of Forecasting*. 3(3), 329-332.
<https://doi.org/10.1002/for.3980030311>
- Makridakis, S., Andersen, A., Carbone, R., Fildes, R., Hibon, M., Lawandowski, R., Newton, J., Parzen, E. y Winkler, R. (1982). The accuracy of extrapolation (time series) methods: results of a forecasting competition. *Journal of Forecasting*, 111-153.
<https://doi.org/10.1002/for.3980010202>
- Makridakis, S. and Hibon, M. (2000). The M3-Competition: results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting*. 16(2000), 451-476.
[https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(00\)00057-1](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(00)00057-1)
- Miller, D., De Garay, A. y Montoya-Zepeda, I. (2021). Cruce de descuentos. Demanda superior y características de los solicitantes de ingreso en la Universidad Metropolitana. *Revista Mexicana de Investigación Educativa*, 26(88), 253-282.
- Nevárez-Carrasco, C. U., Rodríguez-Morachis, M. A., Zorrilla-Briones, F. y Esparza-Marín, A. (2018). *Reducción y control del costo del inventario de suministros de impresión con el uso de modelos de pronósticos*. Congreso Internacional de Investigación Chetumal 2018, pp. 1691-1697.
- Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE) (2021). *Panorama de la Educación. Indicadores de la OCDE 2021*.
<https://www.educacionyfp.gob.es/inee/dam/jcr:3922aacd-04c0-45ac-b8d4-4aebb9b96ab5/panorama-2021-papel.pdf>. pp 117-120
- Olvera, A. (2013). Las últimas cinco décadas del sistema educativo mexicano. *Revista Latinoamericana de Estudios Educativos*, 43(3), 73-97.
- Pacheco-Martínez, N.J. (2021). Seguimiento al análisis de las edificaciones de uso escolar: su evaluación e impacto en la educación primaria y secundaria. *Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo*, 12(23).
<https://doi.org/10.23913/ride.v12i23.1082>
- Secretaría de Educación Pública (2019). *Lineamientos para la Formulación de Indicadores Educativos*.

https://www.planeacion.sep.gob.mx/Doc/estadistica_e_indicadores/lineamientos_formulacion_de_indicadores.pdf

- Sepúlveda-Silvestre, G. A. (2020). *Pronóstico para la demanda de inscritos en estudios de educación superior a nivel pregrado en la Universidad de La Amazonia*. Los Libertadores, Fundación Universitaria.
https://repository.libertadores.edu.co/bitstream/handle/11371/3585/Sepulveda_Gener_2020.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Serrato-Córdova, J. y Rodríguez-Morachis, M. A. (2014). *Análisis y aplicación de técnicas de pronósticos para la planeación y control de inventarios dentro de una empresa del ramo electrónico*, pp. 4533-4538. Congreso Internacional de Investigación Celaya 2014.
- Silitonga, P. D. P., Himawan, H. y Damanik, R. (2020). Forecasting Acceptance of New Students Using Double Exponential Smoothing Method. *Journal of Critical Reviews*, 7(1), 300-305.
- Slim, A., Hush, D., Ojah, T. y Babbit, T. (July 16-20, 2018). *Predicting Student Enrollment Based on Student and Collage Characteristics*. Proceedings of the 11th. International Conference on Educational Data Mining, pp. 383-389.
- Tarango-Hernández, L. E., Rodríguez-Morachis, M. A., Fraustro, Y., Rojas, E. J. and Lucero-Gaytán, M. (2019). Organizational Development in Improving Operations of a Language Center: Impact on Development of Students. En A. Realyvázquez, A. Maldonado-Macías and K. Arredondo (eds.), *Advanced Macroergonomics and Sociotechnical Approaches for Optimal Organizational Performance* (pp. 203-230). IGI Global. 10.4018/978-1-5225-7192-6.ch011.
- Tenjo-Galarza, J. (2012). Demanda por educación superior: Proyecciones hasta 2025. En Y.O. Pérez-Alemán (ed.). *Colección, análisis institucional 2* (pp. 11-50). Pontificia Universidad Javeriana.
<https://www.javeriana.edu.co/documents/15838/273636/SPEDES30112012.pdf/731df021-acd0-4d39-9ed4-fc3704eaa6f0>
- Truckman, H. P. (1971). The Use of Predictive Models in Forecasting Student Choice. Paper presented at the Annual Meeting of the American Educational Research Association, February 1971. www.files.eric.ed.gov/fulltext/ED050169.pdf
- Winters, P. R. (1960). Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages. *Management Science*, 6(3), 324-342. <https://doi.org/10.1287/mns.6.3.324>.

Rol de Contribución	Autor (es)
Conceptualización	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<igual>>
Metodología	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<apoya>>
Software	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<apoya>>
Validación	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<igual>>
Análisis Formal	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<apoya>>
Investigación	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<igual>>
Recursos	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<igual>>
Curación de datos	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<apoya>>
Escritura - Preparación del borrador original	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<apoya>> Luz Elena Terrazas Mata <<apoya>>
Escritura - Revisión y edición	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<igual>>
Visualización	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>> Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<igual>>
Supervisión	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>>
Administración de Proyectos	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>>
Adquisición de fondos	Manuel Alonso Rodríguez Morachis <<principal>>

	Francisco Zorrilla Briones <<igual>> Luz Elena Terrazas Mata <<igual>>
--	---------------------------------------------------------------------------