

Predicción de la matrícula en Educación Básica Especial en el Perú utilizando el algoritmo Prophet

Predicting enrollment in Special Basic Education in Peru using the Prophet algorithm

Elena Miriam Chávez-Garcés

Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann, Perú

E-mail: echavezg@unjbg.edu.pe ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0384-8758>

Wildon Rojas-Paucar

Universidad Nacional de Moquegua, Perú

E-mail: wrojasp@unam.edu.pe ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6590-3225>

Elizabeth Luisa Medina-Soto

Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann, Perú

E-mail: emedinas@unjbg.edu.pe ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-5812-7842>

Dante André Rodríguez-Chávez

Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann, Perú

E-mail: dante.rodriguez@unjbg.edu.pe ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1191-4823>

Resumen

La presente investigación tuvo como objetivo predecir la matrícula nacional en Educación Básica Especial (EBE) en el Perú para el año 2025, a partir del análisis de registros históricos del periodo 2019–2024. La EBE, como modalidad orientada a estudiantes con Necesidades Educativas Especiales (NEE), representa un pilar fundamental en la construcción de un sistema educativo inclusivo y equitativo. Para este estudio se utilizó una base de datos oficial del Ministerio de Educación del Perú (ESCALE), que incluye un total de 23,905 registros con variables como año, departamento, nivel educativo, tipo de gestión y número de alumnos matriculados (TALUMNOS). Tras el filtrado y limpieza de los datos, se aplicó el algoritmo Prophet, especializado en el modelado de series temporales, para estimar la matrícula por niveles (Inicial, Primaria y Básica total) en el año 2025. Los resultados muestran una estabilización de la matrícula en torno a los 28,371 estudiantes, muy similar al total registrado en 2024, lo que sugiere una posible madurez del sistema de cobertura EBE. La precisión del modelo fue validada mediante métricas estadísticas, obteniendo un coeficiente de determinación R^2 superior a 0.85 en todos los niveles, y un R^2 de 0.9999 para el total nacional. Además, los valores de MAE, RMSE y MAPE reflejan un excelente ajuste y baja desviación. Este estudio demuestra el potencial de los modelos de aprendizaje automático en la planificación educativa con enfoque inclusivo, y ofrece una herramienta útil para la formulación de políticas públicas orientadas a estudiantes con necesidades educativas especiales (NEE).



Scientific Research Journal

Centro de Investigación y Desarrollo Intelectual CIDI

E-ISSN: 2789-2727 / Vol. 6, Núm. 10, 38-54, Julio 2025 / www.srjournalcidi.org

<https://doi.org/10.53942/srjcdi.v6i10.259>

Palabras Clave

Predicción educativa, Prophet, Planificación educativa, Educación Básica Especial (EBE).

Abstract

The present study aimed to predict national enrollment in Special Basic Education (SBE) in Peru for the year 2025, based on the analysis of historical records from the 2019–2024 period. SBE, as a modality aimed at students with Special Educational Needs (SEN), represents a fundamental pillar in building an inclusive and equitable educational system. For this study, an official database from the Peruvian Ministry of Education (ESCALE) was used, which includes a total of 23,905 records with variables such as year, department, educational level, type of management, and number of enrolled students (TALUMNOS). After filtering and cleaning the data, the Prophet algorithm, specialized in time series modeling, was applied to estimate enrollment by level (Preschool, Primary, and Total Basic) for the year 2025. The results show a stabilization of enrollment around 28,371 students, very similar to the total recorded in 2024, suggesting a possible maturity in the SBE coverage system. The model's accuracy was validated using statistical metrics, obtaining a coefficient of determination (R^2) higher than 0.85 at all levels, and an R^2 of 0.9999 for the national total. Additionally, the MAE, RMSE, and MAPE values reflect excellent fit and low deviation. This study demonstrates the potential of machine learning models in inclusive educational planning and offers a useful tool for the formulation of public policies aimed at students with special educational needs (SEN).

Keywords

Educational prediction, Prophet, Educational planning, Special Basic Education (SBE).

Zusammenfassung

Die vorliegende Untersuchung hatte zum Ziel, die nationale Einschreibungszahl in der Sonderpädagogik (EBE) in Peru für das Jahr 2025 vorherzusagen, basierend auf der Analyse historischer Aufzeichnungen aus dem Zeitraum 2019–2024. Die EBE, als Bildungsmodalität für Schüler mit besonderen Bildungsbedürfnissen (NEE), stellt eine tragende Säule beim Aufbau eines inklusiven und gerechten Bildungssystems dar. Für diese Studie wurde eine offizielle Datenbank des peruanischen Bildungsministeriums (ESCALE) verwendet, die insgesamt 23.905 Datensätze mit Variablen wie Jahr, Departement, Bildungsniveau, Art der Verwaltung und Anzahl der eingeschriebenen Schüler (TALUMNOS) umfasst. Nach der Filterung und Bereinigung der Daten wurde der Prophet-Algorithmus, spezialisiert auf die Modellierung von Zeitreihen, angewendet, um die Einschreibungszahlen nach Niveaus (Vorschule, Grundschule und Gesamt-Basis) für das Jahr 2025 zu schätzen. Die Ergebnisse zeigen eine Stabilisierung der Einschreibungszahlen bei etwa 28.371 Schülern, was dem im Jahr 2024 registrierten Gesamtwert sehr ähnlich ist und auf eine mögliche Reife des EBE-Abdeckungssystems hindeutet. Die Genauigkeit des Modells wurde mittels statistischer Metriken validiert, wobei ein Bestimmtheitskoeffizient (R^2) von über 0.85 in allen Niveaus



und ein R2 von 0.9999 für die nationale Gesamtzahl erzielt wurden. Darüber hinaus spiegeln die Werte von MAE, RMSE und MAPE eine exzellente Anpassung und geringe Abweichung wider. Diese Studie demonstriert das Potenzial von Maschinellen Lernmodellen in der Bildungsplanung mit inklusivem Ansatz und bietet ein nützliches Werkzeug für die Formulierung öffentlicher Politiken, die auf Schüler mit besonderen Bildungsbedürfnissen (NEE) ausgerichtet sind.

Parole chiave

Bildungsprognose, Prophet, Bildungsplanung, Sonderpädagogik (EBE).

1. Introducción

La Educación Básica Especial (EBE) es una modalidad del sistema educativo peruano que garantiza el acceso, permanencia y éxito de los estudiantes con Necesidades Educativas Especiales (NEE), ya sean de carácter temporal, permanente o vinculadas a talentos excepcionales. El propósito es asegurar la equidad y la inclusión educativa, brindando recursos, apoyos y adaptaciones que permitan a los estudiantes desarrollar su potencial en condiciones de igualdad (Defensoría del Pueblo, 2020).

En las últimas décadas, los sistemas educativos de América Latina han sido impulsados a transitar hacia modelos más inclusivos, organismos como la UNESCO y la OEI han enfatizado la necesidad de contar con políticas basadas en evidencia para atender adecuadamente a las poblaciones vulnerables, entre ellas las personas con discapacidad o talento (OEI, 2020; UNESCO, 2022). En este sentido, el Perú ha consolidado su marco normativo mediante la Política Nacional de Educación Especial y estrategias para la atención a la diversidad en el aula.

Sin embargo, la planificación educativa orientada a la inclusión requiere no solo de voluntad política, sino también de información precisa (Okechukwu & Chima Sebastine, 2020), adicionalmente herramientas de análisis predictivo. En este contexto, el uso de técnicas de aprendizaje automático (machine learning) ha ganado protagonismo en el análisis de grandes volúmenes de datos educativos. Entre estos métodos, el algoritmo Prophet destaca por su capacidad de ser una herramienta más flexible y poderosa para



pronosticar datos de series temporales con tendencias con estacionales y preciso (Phalachandra et al., 2023; Waheed & Qingshan, 2024).

A nivel nacional, el portal ESCALE, gestionado por la Unidad de Estadística Educativa del Ministerio de Educación del Perú, ofrece acceso a información consolidada sobre matrícula, infraestructura y características del sistema educativo (Ministerio de Educación, 2024), incluyendo la Educación Básica Especial (EBE). Pese a la riqueza de estos datos, existe aún una limitada utilización de enfoques de predicción educativa aplicados específicamente a poblaciones con Necesidades Educativas Especiales (NEE). Esta carencia representa una oportunidad para aplicar enfoques analíticos avanzados que orienten la toma de decisiones basadas en datos.

La presente investigación busca aprovechar un conjunto de 23,905 registros históricos de matrícula en Educación Básica Especial, correspondientes al periodo 2019–2024, que incluyen variables como año, región, tipo de gestión (pública o privada) y nivel educativo (Inicial, Primaria y Básica total). A partir de este análisis, se construirá un modelo de regresión predictiva mediante Prophet, con el propósito de estimar la matrícula para el año 2025, aportando evidencia útil para la planificación del sector educativo inclusivo. Por tanto, el objetivo de la presente investigación es Predecir la matrícula nacional en Educación Básica Especial (EBE) en el Perú para el año 2025 mediante la aplicación del algoritmo Prophet, a partir de registros históricos entre 2019 y 2024.

2. Estado del arte o Marco Teórico

2.1. Educación Básica Especial (EBE) y necesidades educativas especiales

La Educación Básica Especial (EBE) en el Perú es una modalidad destinada a garantizar el derecho a la educación de personas con Necesidades Educativas Especiales (NEE), ya sean temporales o permanentes, así como de estudiantes con talento o superdotación. Esta modalidad reconoce la diversidad de los estudiantes como una riqueza que enriquece el aprendizaje de todos, y promueve entornos inclusivos en los que se respetan y valoran las diferencias (Unidad de Estadística, 2016).



Las NEE incluyen desde discapacidades físicas, sensoriales o intelectuales hasta condiciones asociadas a trastornos del neurodesarrollo o talento excepcional. En este marco, la atención educativa debe organizarse bajo el principio de equidad, garantizando los apoyos especializados, recursos tecnológicos, formación docente y adaptaciones curriculares necesarias para el desarrollo integral de cada estudiante (UNESCO, 2017).

En Perú, la atención en EBE puede brindarse en instituciones educativas especiales (C.E.B.E.) o a través del Servicio de Apoyo y Asesoramiento a las Necesidades Educativas Especiales (SAANEE) dentro de escuelas regulares. Esta atención busca no solo el acceso, sino también la permanencia y culminación exitosa de los estudios (Arteaga, 2010).

2.2. Educación inclusiva y planificación con enfoque de equidad

La educación inclusiva es un enfoque basado en el reconocimiento del derecho de todas las personas a recibir una educación de calidad (Areiza Lozano, 2018; Molina-Gutiérrez et al., 2024), independientemente de sus condiciones personales, sociales o culturales. Según la UNESCO, esto implica transformar los sistemas educativos para eliminar barreras al aprendizaje y garantizar oportunidades equitativas (UNESCO, 2022). La inclusión no basta con integrar físicamente a los estudiantes con discapacidad en las aulas regulares, más bien busca su participación significativa y aprendizaje efectivo. Este proceso requiere políticas públicas bien estructuradas, capacitación docente y mecanismos de planificación que respondan a la diversidad de la población escolar (CEDEFOP, 2025).

Por tanto, una propuesta educativa centrada en función de la equidad requiere emplear información detallada y vigente conforme a las condiciones y demandas de los estudiantes, por ello los sistemas estadísticos como ESCALE juegan un rol importante en la gestión y evaluación de políticas inclusivas.

2.3. Predicción educativa y minería de datos

En los últimos años, la aplicación de técnicas de análisis predictivo ha ganado relevancia en el campo de la educación (Almalawi et al., 2024; Sghir et al., 2023). La minería de datos educativos (EDM) nos permite identificar comportamientos útiles a partir de



grandes volúmenes de datos, facilitando la toma de decisiones basadas en evidencia (Papadogiannis et al., 2024)).

Por tanto, las predicciones en el ámbito académico pueden mejorar la eficiencia de las políticas públicas educativas. Así también, los modelos de aprendizaje automático, aprendizaje profundo, como los árboles de decisión o redes neuronales, se han consolidado como herramientas potentes para el análisis prospectivo (Ahmed et al., 2023).

2.4. Prophet como técnica de regresión

El algoritmo Prophet El modelo Prophet es bien adecuado para ajustar los datos de la serie de tiempo (Chen et al., 2023). Su fortaleza se basa en pronósticos precisos que requieren esfuerzos manuales mínimos y son robustos para aborrecibles, faltan datos y cambios en los datos de series temporales (Saeed et al., 2023), generando un buen rendimiento en poco tiempo el cual apoya a la toma de decisiones (Ben Yellin et al., 2024).

La técnica de Prophet permite manejar grandes conjuntos de datos con variables numéricas como también categóricas, y es especialmente útil cuando existen relaciones no lineales y complejas entre las variables (Kumari et al., 2022). En el contexto aplicativo se han utilizado en el análisis de datos de Facebook (Manandhar et al., 2024), así también en riesgos de salud mental de los estudiantes (Fu et al., 2025), en el pronóstico de la pandemia (Sah et al., 2022), en el ámbito educativo se aplicó en el fracaso estudiantil (Čotić Poturić et al., 2025).

3. Materiales y métodos

3.1. Tipo y enfoque de investigación

La presente investigación es de tipo cuantitativo, con un diseño no experimental, longitudinal y predictivo. Se enmarca dentro del enfoque de minería de datos educativos (Educational Data Mining), ya que emplea técnicas de análisis automatizado de datos para identificar patrones y realizar predicciones de matrícula futura. La finalidad es construir un modelo de regresión predictiva utilizando el algoritmo Prophet, a partir de registros históricos de matrícula escolar, para estimar la cantidad de estudiantes matriculados en Educación Básica Especial (EBE) en el año 2025.



3.2 Fuente de datos y población

Los datos utilizados provienen de una base oficial publicada por el Ministerio de Educación del Perú, a través del portal estadístico ESCALE, gestionado por la Unidad de Estadística Educativa. incluyendo tanto Educación Básica Regular (EBR) como Educación Básica Especial (EBE) (Unidad de Estadística Educativa, 2024). Dado el enfoque específico de esta investigación, se realizó una selección deliberada de los registros correspondientes únicamente a la modalidad de EBE, descartando los datos de otras modalidades (como EBR). Esta depuración permitió construir una muestra final compuesta por 23,905 registros de matrícula en EBE, correspondientes al periodo 2019–2024, distribuidos en las 25 regiones del país.

3.3 Variables del estudio

Las variables consideradas en el modelo predictivo fueron seleccionadas en función de su relevancia para el análisis de matrícula y la disponibilidad en los registros oficiales (Tabla 1).

Tabla 1
Variables de estudio intervinientes en el pronóstico

Variable	Tipo	Descripción
Año	Categórica ordinal	Año del registro (2019 a 2024)
Departamento	Categórica nominal	Región del país donde se registró la matrícula
Gestión	Categórica nominal	Tipo de gestión educativa (pública o privada)
Tipo de muestreo	Categórica nominal	Nivel educativo dentro de EBE (inicial o primaria)
TAlumnos	Numérica continua	Totalidad de estudiantes matriculados (variable objetivo)

3.4 Herramientas y software

Se llevó a cabo en el lenguaje de programación Python.

4. Resultados

4.1. Análisis histórico de matrícula en Educación Básica Especial (2019–2024)

Los datos consolidados por el Ministerio de Educación del Perú para el periodo 2019–2024 revelan un crecimiento sostenido en la matrícula de Educación Básica Especial (EBE), que se manifiesta en todos los niveles: Inicial, Primaria y Básica total (sin especificar nivel). Como se observa en la Tabla 1, el total de estudiantes matriculados en EBE pasó de 14,600 en 2019 a 28,374 en 2024, lo que representa un incremento de aproximadamente 94,3% en seis años (Tabla 2).

Tabla 2

Comportamiento de matrículas en el periodo de estudio

Año	Inicial	Primaria	Básica	Total general
2019	3,445	11,155	—	14,600
2020	3,278	11,396	3,130	17,804
2021	3,632	14,264	4,113	22,009
2022	4,255	16,231	5,324	25,810
2023	4,883	16,989	5,542	27,414
2024	4,704	17,398	6,272	28,374

4.2. Predicción de matrícula para el año 2025 usando Prophet

Para proyectar la matrícula correspondiente al año 2025, se empleó el algoritmo Prophet, desarrollado por Facebook, especialmente diseñado para el modelado de series temporales con múltiples componentes estacionales y no linealidades. Este modelo permitió descomponer y predecir la matrícula futura por nivel educativo. La Tabla 3 resume las predicciones por nivel para el año 2025:

Tabla 3:

Comportamiento de las predicciones en los diferentes niveles

Nivel	Predicción 2025 (alumnos) Tipo
Básica	7,437.32 Predicción
Inicial	5,338.01 Predicción
Primaria	19,310.54 Predicción
Total	28,371.08 Predicción



Lo más destacable es que, el modelo Prophet proyecta una matrícula total muy similar a la registrada en 2024 (28,374), lo que indica una posible estabilización en el crecimiento. Esta tendencia sugiere que el sistema podría estar entrando en una etapa de consolidación y maduración en cuanto a cobertura.

4.3. Evaluación del modelo: precisión y ajuste

La calidad del modelo se evaluó a través de cuatro métricas clave: R^2 (coeficiente de determinación), MAE (error absoluto medio), RMSE (raíz del error cuadrático medio) y MAPE (error porcentual absoluto medio), por cada nivel de análisis. La siguiente tabla 4 resume los resultados obtenidos:

Tabla 4:

Indicadores de eficiencia

Nivel	R^2	MAE	RMSE	MAPE (%)
Básica	0.9292	226.20	296.85	5.06
Inicial	0.8597	218.61	231.80	5.50
Primaria	0.9354	561.47	643.22	3.99
Total	0.9999	10.43	16.08	0.06

Podemos interpretar los indicadores de la siguiente manera: El valor R^2 cercano a 1 indica que el modelo explica una gran proporción de la variabilidad de los datos. En particular, para la matrícula total, el valor de $R^2 = 0.99999$ implica una capacidad predictiva casi perfecta. Los errores absolutos y relativos (MAE, RMSE, MAPE) se mantienen dentro de rangos muy bajos, especialmente en la predicción total, lo que confirma la robustez del modelo Prophet. La comparación entre niveles muestra que Primaria presenta la mayor matrícula proyectada, pero también un error absoluto más alto, lo cual es natural por el volumen relativo de alumnos en ese nivel.

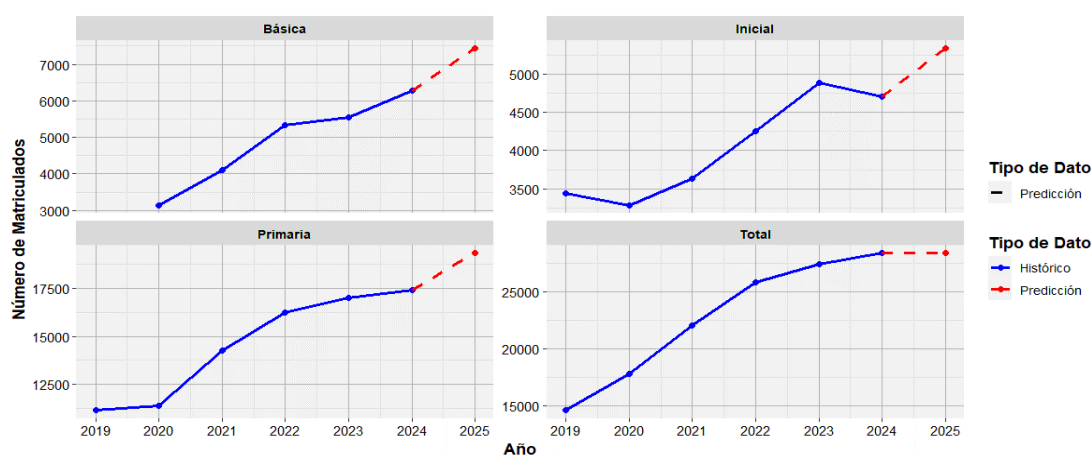


4.4. Visualización del comportamiento histórico y predicción

La figura 1 ilustra la evolución histórica y la predicción para el año 2025 en los tres niveles educativos analizados. Se observa una tendencia ascendente estable en todos los niveles hasta el año 2024. Para 2025, la proyección se mantiene conservadora y realista, sin mostrar cambios bruscos, lo cual es coherente con los valores históricos observados. Dentro de esta tendencia, el comportamiento más estable y con mayor crecimiento se registra en el nivel de Primaria, seguido por Inicial y Básica (sin especificar).

Figura 1

Comportamiento histórico y predictivo de matrículas EBE según nivel de estudio junto a totalidad de matriculados



Finalmente, podemos concluir que el modelo Prophet demostró una alta eficiencia en la predicción de la matrícula futura, con una precisión estadística robusta ($R^2 > 0.85$ en todos los niveles). La predicción para el año 2025 sugiere una estabilización de la matrícula en Educación Básica Especial (EBE), alcanzando un total de 28,371 alumnos, una cifra muy cercana a los 28,374 registrados en 2024. La confiabilidad de este modelo se ve respaldada por un Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) inferior al 5.5% en todos los niveles y un valor casi nulo (0.06%) en el total nacional. En conjunto, estos resultados ofrecen un insumo valioso para la planificación educativa basada en datos, particularmente en el diseño de políticas inclusivas para estudiantes con Necesidades Educativas Especiales (NEE).

5. Discusión

El modelo Prophet demostró ser una herramienta robusta y eficiente para predecir la matrícula futura, con un coeficiente de determinación (R^2) superior a 0.85 en todos los niveles educativos (Inicial, Primaria y Básica total) y un error porcentual absoluto medio (MAPE) menor al 5.5%, alcanzando incluso un 0.06% en el total nacional. Estos indicadores reflejan la capacidad del modelo para capturar patrones complejos en los datos de series temporales, a pesar de la presencia de variables categóricas como región, tipo de gestión y nivel educativo. La alta precisión del modelo valida su uso en contextos educativos, especialmente para poblaciones específicas como los estudiantes con NEE, donde la información precisa es crucial para la asignación de recursos y la planificación estratégica. La estabilización proyectada para 2025 podría interpretarse como un indicativo de que las políticas actuales han alcanzado un punto de saturación en términos de expansión de la matrícula. Esto podría deberse a factores como la capacidad limitada de las instituciones educativas especiales (C.E.B.E.) o los servicios de apoyo (SAANEE), la disponibilidad de docentes capacitados en educación inclusiva, o barreras persistentes en el acceso a la educación para ciertos grupos de estudiantes con NEE, especialmente en regiones rurales o de menor desarrollo socioeconómico. Este hallazgo sugiere la necesidad de profundizar en el análisis regional, ya que las disparidades geográficas podrían estar influyendo en las tendencias observadas. Por ejemplo, regiones con mayor infraestructura educativa, como Lima, podrían estar contribuyendo desproporcionadamente al crecimiento de la matrícula, mientras que otras regiones podrían enfrentar limitaciones estructurales.

Los resultados obtenidos son consistentes con estudios previos que han destacado el potencial de los modelos de aprendizaje automático, como Prophet, para analizar datos educativos complejos (Chen et al., 2023; Saeed et al., 2023). La capacidad de Prophet para manejar datos faltantes y relaciones no lineales lo hace particularmente adecuado para el contexto educativo peruano, donde los datos de matrícula presentan variaciones significativas entre regiones y tipos de gestión (pública y privada). Sin embargo, a diferencia de investigaciones como la de Cotic Poturic et al. (2025), que aplicaron Prophet para



predecir el fracaso estudiantil, este estudio se centra en la matrícula, lo que representa una contribución novedosa al campo de la minería de datos educativos (EDM) en el ámbito de la educación inclusiva.

Por otro lado, el crecimiento sostenido de la matrícula en EBE observado entre 2019 y 2024 está alineado con las tendencias regionales en América Latina, donde los sistemas educativos han avanzado hacia modelos más inclusivos (UNESCO, 2021). No obstante, la estabilización proyectada para 2025 plantea preguntas sobre la sostenibilidad de estas políticas en el largo plazo, especialmente en un contexto donde la demanda de recursos especializados (docentes capacitados, infraestructura adaptada, tecnología asistiva) sigue siendo alta. Este hallazgo resalta la importancia de integrar enfoques predictivos en la planificación educativa, como lo sugieren Sghir et al. (2023) y Papadogiannis et al. (2024), para anticipar necesidades futuras y optimizar la asignación de recursos.

A pesar de la robustez del modelo, existen limitaciones que deben considerarse. Primero, la base de datos utilizada, aunque rica y representativa, proviene exclusivamente del portal ESCALE y podría no capturar variables adicionales que influyen en la matrícula, como el tipo específico de discapacidad, el nivel socioeconómico de las familias o la disponibilidad de servicios de apoyo en cada región. Segundo, el modelo Prophet, aunque efectivo para series temporales, no incorpora directamente factores externos como cambios en políticas públicas, fluctuaciones económicas o desastres naturales, que podrían afectar la matrícula en 2025. Finalmente, la proyección para un solo año (2025) limita la capacidad del modelo para prever tendencias a largo plazo, lo que podría ser abordado en futuras investigaciones mediante la extensión del horizonte de predicción.

Los resultados de esta investigación tienen implicaciones prácticas significativas para la planificación educativa en el Perú. La estabilización proyectada de la matrícula sugiere que el sistema educativo debe priorizar la mejora de la calidad de la atención en EBE, en lugar de enfocarse únicamente en la expansión de la cobertura. Esto incluye fortalecer la formación docente en estrategias inclusivas, ampliar la infraestructura de los



C.E.B.E. y SAANEE, y garantizar el acceso equitativo a recursos tecnológicos y adaptaciones curriculares, especialmente en regiones menos desarrolladas.

Además, la alta precisión del modelo Prophet respalda su uso como una herramienta clave para la toma de decisiones basada en datos. Las autoridades educativas podrían integrar este tipo de modelos en los sistemas de gestión de datos del MINEDU para generar proyecciones periódicas y ajustar las políticas públicas.

6. Conclusiones

Entre 2019 y 2024, la matrícula en EBE experimentó un incremento significativo del 94.3%, pasando de 14,600 a 28,374 estudiantes. Este aumento refleja los avances en las políticas inclusivas del sistema educativo peruano, así como una mayor detección y reporte de estudiantes con Necesidades Educativas Especiales (NEE) a través del portal ESCALE. La tendencia fue más pronunciada en el nivel Primaria, seguido de Inicial y Básica total, lo que sugiere una consolidación de la cobertura educativa para esta población.

El modelo Prophet predijo una matrícula de 28,371 estudiantes para 2025, indicando una estabilización en comparación con los 28,374 estudiantes registrados en 2024. Esta proyección, con un MAPE de 0.06% para el total nacional y un R^2 superior a 0.85 en todos los niveles educativos, demuestra la robustez del modelo y su capacidad para capturar patrones en los datos de matrícula, incluso considerando variables categóricas como región, tipo de gestión y nivel educativo.

La aplicación de Prophet resultó altamente efectiva para el modelado de series temporales en el contexto educativo, manejando con éxito la complejidad de los datos y proporcionando predicciones precisas con un esfuerzo manual mínimo. Esto valida su uso como una herramienta clave para la planificación educativa basada en datos, especialmente en contextos donde la información histórica es rica pero su análisis predictivo es limitado.

Las variables año, región, tipo de gestión (pública o privada) y nivel educativo (Inicial, Primaria, Básica total) fueron fundamentales para modelar las tendencias de matrícula. El análisis exploratorio reveló diferencias regionales y entre tipos de gestión, lo que sugiere la



necesidad de políticas diferenciadas para abordar disparidades en el acceso y la cobertura de la EBE.

La estabilización proyectada para 2025 destaca la importancia de priorizar la calidad sobre la expansión de la matrícula. Esto implica fortalecer la capacitación docente, mejorar la infraestructura de los Centros de Educación Básica Especial (C.E.B.E.) y los servicios SAANEE, y garantizar recursos tecnológicos y adaptaciones curriculares para estudiantes con NEE. La integración de modelos predictivos como Prophet en los sistemas de gestión del MINEDU puede optimizar la asignación de recursos y promover una educación más equitativa.

Aunque el modelo mostró alta precisión, su alcance se limitó a las variables disponibles en la base de datos de ESCALE, excluyendo factores como el tipo de discapacidad o indicadores socioeconómicos que podrían enriquecer las predicciones. Futuras investigaciones podrían incorporar estas variables, comparar el desempeño de Prophet con otros algoritmos de aprendizaje automático, y extender el horizonte de predicción para evaluar tendencias a largo plazo

7. Declaración de contribución de autoría: CREdiT

Wildon Rojas-Paucar: Diseño del Instrumento, Resultados, Discusión. Elena Miriam Chávez-Garcés: Conceptualización, Metodología, Análisis de Datos. Dante André Rodríguez-Chávez: Revisión de Literatura, Interpretación de Datos, conclusiones. Elizabeth Luisa Medina Soto: Redacción, Revisión de Estilo.

8. Agradecimientos

Los autores agradecen a los revisores por tomarse el tiempo y el esfuerzo necesario para revisar este trabajo.

9. Declaración de conflicto de intereses

Los autores declaran que no tienen intereses financieros en competencia conocidos ni relaciones personales que pudieran haber parecido influir en el trabajo reportado en este artículo.



10. Disponibilidad de los datos

Los datos están disponibles previa solicitud.

Referencias

1. Ahmed, S. F., Alam, Md. S. Bin, Hassan, M., Rozbu, M. R., Ishtiak, T., Rafa, N., Mofijur, M., Shawkat Ali, A. B. M., & Gandomi, A. H. (2023). Deep learning modelling techniques: current progress, applications, advantages, and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 56(11), 13521–13617. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10466-8>
2. Almalawi, A., Soh, B., Li, A., & Samra, H. (2024). Predictive Models for Educational Purposes: A Systematic Review. *Big Data and Cognitive Computing*, 8(12), 187. <https://doi.org/10.3390/bdcc8120187>
3. Areiza Lozano, E. (2018). Educación de calidad desde la perspectiva de los derechos humanos. *Sophia*, 14(2), 15–23. <https://doi.org/10.18634/sophiaj.14v.2i.778>
4. Arteaga, W. V. (2010). Edudatos N o 26: Educación Básica Especial en el Perú.
5. Ben Yellin, Lahav, C., Sela, I., Yahalom, G., Shoval, S. R., Elon, Y., Fuller, J., & Harel, M. (2024). Analytical validation of the PROphet test for treatment decision-making guidance in metastatic non-small cell lung cancer. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*, 238, 115803. <https://doi.org/10.1016/j.jpba.2023.115803>
6. CEDEFOP. (2025). Professional development for inclusive teaching and training. <https://www.cedefop.europa.eu/es/tools/vet-toolkit-tackling-early-leaving/intervention-approaches/professional-development-inclusive-teaching-and-training>
7. Chen, Z., Wang, C., Lv, L., Fan, L., Wen, S., & Xiang, Z. (2023). Research on Peak Load Prediction of Distribution Network Lines Based on Prophet-LSTM Model. *Sustainability*, 15(15), 11667. <https://doi.org/10.3390/su151511667>
8. Čotić Poturić, V., Čandrlić, S., & Dražić, I. (2025). A Scoring Algorithm for the Early Prediction of Academic Risk in STEM Courses. *Algorithms*, 18(4), 177. <https://doi.org/10.3390/a18040177>
9. Defensoría del Pueblo. (2020). Minedu debe garantizar acceso a educación a estudiantes con discapacidad y con otras necesidades educativas. <https://www.defensoria.gob.pe/minedu-debe-garantizar-acceso-a-educacion-a-estudiantes-con-discapacidad-y-con-otras-necesidades-educativas/>
10. Fu, Y., Ren, F., & Lin, J. (2025). Apriori algorithm based prediction of students' mental health risks in the context of artificial intelligence. *Frontiers in Public Health*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2025.1533934>



11. Kumari, S., Kumar, N., & Rana, P. S. (2022). A Big Data Approach for Demand Response Management in Smart Grid Using the Prophet Model. *Electronics*, 11(14), 2179. <https://doi.org/10.3390/electronics11142179>
12. Manandhar, P., Rafiq, H., Rodriguez-Ubinas, E., & Palpanas, T. (2024). New Forecasting Metrics Evaluated in Prophet, Random Forest, and Long Short-Term Memory Models for Load Forecasting. *Energies*, 17(23), 6131. <https://doi.org/10.3390/en17236131>
13. Ministerio de Educación. (2024). Inicio - ESCALE - Unidad de Estadística Educativa. <https://escale.minedu.gob.pe/>
14. Molina-Gutiérrez, T. de J., Mejías-de Parra, T., Meza Molina, D. A., & Luzardo-Martínez, H. (2024). La educación como derecho humano y el derecho humano a la educación. *EPISTEME KOINONIA*, 7(14), 174–188. <https://doi.org/10.35381/e.k.v7i14.4198>
15. OEI. (2020). Inclusión y atención a la diversidad. <https://oei.int/oficinas/secretaria-general/proyectos/inclusion-y-atencion-a-la-diversidad/>
16. Okechukwu, C., & Chima Sebastine, U. (2020). Assessment of Educational Planning and Policy Implementation. *International Journal of Humanities, Social Sciences and Education*, 7(4). <https://doi.org/10.20431/2349-0381.0704013>
17. Papadogiannis, I., Wallace, M., & Karountzou, G. (2024). Educational Data Mining: A Foundational Overview. *Encyclopedia*, 4(4), 1644–1664. <https://doi.org/10.3390/encyclopedia4040108>
18. Phalachandra, P., Nukal, P. S., Ranganath, R., Naik, R., & Singh, A. V. (2023). Evaluating the Predictive Power of Prophet Model and LSTM Model in Retail Sales Forecasting. 2023 IEEE 4th Annual Flagship India Council International Subsections Conference (INDISCON), 1–7. <https://doi.org/10.1109/INDISCON58499.2023.10270146>
19. Saeed, N., Nguyen, S., Cullinane, K., Gekara, V., & Chhetri, P. (2023). Forecasting container freight rates using the Prophet forecasting method. *Transport Policy*, 133, 86–107. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2023.01.012>
20. Sah, S., Surendiran, B., Dhanalakshmi, R., Mohanty, S. N., Alenezi, F., & Polat, K. (2022). Forecasting COVID-19 Pandemic Using Prophet, ARIMA, and Hybrid Stacked LSTM-GRU Models in India. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2022, 1–19. <https://doi.org/10.1155/2022/1556025>
21. Sghir, N., Adadi, A., & Lahmer, M. (2023). Recent advances in Predictive Learning Analytics: A decade systematic review (2012–2022). *Education and Information Technologies*, 28(7), 8299–8333. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11536-0>



22. UNESCO. (2017). Guía para asegurar la inclusión y la equidad en la educación.
<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000259592>
23. UNESCO. (2022). Garantizar el derecho a la educación de los grupos vulnerables.
<https://www.unesco.org/es/right-education/vulnerable-groups>
24. Unidad de Estadística, Perú. M. de Educación. U. de. (2016). Educación Básica Especial en el Perú. Ministerio de Educación.
25. Unidad de Estadística Educativa. (2024). Estadística de la Calidad Educativa.
https://escale.minedu.gob.pe/uee/document_library_display/GMv7/view/8971472
26. Waheed, W., & Qingshan, X. (2024). An efficient load forecasting technique by using Holt-Winters and Prophet algorithms to mitigate the impact on power consumption in COVID-19. IET Energy Systems Integration, 6(4), 364–374.
<https://doi.org/10.1049/esi2.12132>

