

ORIGINAL

Educative exclusion in Ecuador: identification of priority groups through strategic multivariate analysis for the formulation of public policies

Exclusión educativa en Ecuador: identificación de grupos prioritarios mediante análisis multivariante estratégico para la formulación de políticas públicas

Melissa Mercedes Idrovo-Hurel¹  , Angel Antonio Morán-Herrera¹  , Dennis Alfredo Peralta-Gamboa¹  

¹Universidad Estatal de Milagro. Milagro EC0910150, Ecuador.

Citar como: Idrovo-Hurel MM, Morán-Herrera AA, Peralta-Gamboa DA. Educative exclusion in Ecuador: identification of priority groups through strategic multivariate analysis for the formulation of public policies. Salud, Ciencia y Tecnología. 2025; 5:2180. <https://doi.org/10.56294/saludcyt20262180>

Enviado: 03-07-2025

Revisado: 05-09-2025

Aceptado: 16-11-2025

Publicado: 17-11-2025

Editor: Prof. Dr. William Castillo-González 

Autor para la correspondencia: Melissa Mercedes Idrovo-Hurel 

ABSTRACT

This multivariate study analyzes educational attendance patterns in Ecuador, using data from the 2022 Population and Housing Census. The main purpose is to identify the age group with the highest incidence of educational exclusion, in order to guide targeted interventions. The research is classified as descriptive and exploratory, with a quantitative approach. The universe is composed of the population surveyed at the national level, and the unit of analysis corresponds to five-year age groups. The variables used were the total number of attendees, non-attendees, and total population, disaggregated by sex. The analysis integrates techniques such as graphical representation using principal components, hierarchization by Pareto analysis, and segmentation by hierarchical clusters, represented in heat maps. These tools made it possible to identify patterns of dependency and similarity between age groups, as well as to establish priorities for intervention. Among the main results, it is noteworthy that the 30-49 age groups account for more than 50 % of the population that does not attend educational institutions, suggesting a structural lag. The segmentation confirms the existence of different profiles between age groups. It is concluded that the proposed approach facilitates the identification of priority cohorts, providing useful evidence for the formulation of educational policies aimed at reintegrating adults into the education system.

Keywords: Educational Exclusion; Multivariate Analysis; Public Policies; Age Groups.

RESUMEN

Este estudio multivariante analiza los patrones de asistencia educativa en Ecuador, empleando datos del Censo de Población y Vivienda de 2022. El propósito principal es identificar el grupo etario con mayor incidencia de exclusión educativa, a fin de orientar intervenciones focalizadas. La investigación se clasifica como descriptiva y exploratoria, con enfoque cuantitativo. El universo está compuesto por la población censada a nivel nacional, y la unidad de análisis corresponde a los grupos quinquenales de edad. Se utilizaron como variables el número total de asistentes, no asistentes y población total, desagregadas por sexo. El análisis integra técnicas como representación gráfica mediante componentes principales, jerarquización por análisis de Pareto y segmentación por conglomerados jerárquicos, representados en mapas de calor. Estas herramientas permitieron identificar estructuras de dependencia y similitud entre grupos etarios, así como establecer prioridades de intervención. Entre los principales resultados, se destaca que los grupos entre 30 y 49 años concentran más del 50 % de la población que no asiste a centros educativos, lo que sugiere un rezago estructural. La segmentación confirma la existencia de perfiles diferenciados entre grupos de edad. Se concluye que el enfoque propuesto facilita la identificación de cohortes prioritarias, aportando evidencia útil para la formulación de políticas educativas dirigidas a la reintegración de personas adultas al sistema educativo.

Palabras clave: Exclusión Educativa; Análisis Multivariante; Políticas Públicas; Grupos Etarios.

INTRODUCCIÓN

La educación sigue siendo reconocida como un derecho fundamental y un pilar para el desarrollo sostenible. En las últimas décadas, el interés por mejorar la calidad, la equidad y la inclusión educativa ha crecido a nivel global, en respuesta a las persistentes desigualdades que afectan a millones de personas. A pesar de los esfuerzos de los países latinoamericanos por universalizar el acceso escolar, la exclusión educativa continúa afectando a grupos históricamente marginados.^(1,2,3)

Según el Informe de Seguimiento de la Educación en el Mundo⁽³⁾, alrededor de 244 millones de niños, niñas y jóvenes en el mundo no asisten a la escuela, y América Latina representa un porcentaje significativo de esta población. En Ecuador, datos del Censo de Población y Vivienda⁽¹⁾ muestran que el 17 % de la población de cinco años en adelante no asiste a ningún centro educativo, con especial concentración en los grupos etarios de 30 a 49 años, lo que indica un rezago educativo estructural.

El concepto de educación inclusiva, central en los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS 4), no se limita al acceso, sino que abarca la equidad en la permanencia, la participación significativa y la culminación de trayectorias educativas. Sin embargo, diversas formas de exclusión amenazan este ideal: la deserción escolar temprana, la falta de oportunidades para adultos, las brechas digitales, la precariedad económica, y la discriminación estructural.^(1,4) Además, estudios recientes han demostrado que el aislamiento geográfico y la baja conectividad inciden negativamente en el aprendizaje, sobre todo en zonas rurales.⁽⁵⁾

En el caso ecuatoriano, aunque existen políticas orientadas al acceso universal, persisten barreras para la inclusión plena de personas adultas, como la escasez de programas flexibles, la falta de incentivos para la reintegración educativa y la escasa articulación interinstitucional. Esta situación evidencia una deuda histórica con los sectores que abandonaron el sistema escolar por razones económicas, sociales o personales.^(6,7,8,9,10,11)

Pese a la importancia del problema, la mayoría de estudios se han centrado en la infancia y la adolescencia, dejando de lado el análisis específico de la exclusión educativa en personas adultas. Además, pocos trabajos aplican técnicas estadísticas avanzadas para segmentar y jerarquizar los grupos más afectados.

La complejidad en la gobernanza de sistemas interdependientes también se ha abordado desde perspectivas transicionales, como en⁽⁶⁾, lo que puede extrapolarse al contexto de políticas educativas descentralizadas. En la evaluación de políticas públicas. Desde una perspectiva institucional,⁽⁷⁾ revisan el vínculo entre el bien común y el Estado neo-weberiano, resaltando su utilidad para diseñar políticas inclusivas. Existen configuraciones institucionales diferenciadas en educación superior que condicionan el acceso según los regímenes educativos.^(12,13,14,15,16,17)

El presente estudio busca llenar ese vacío, generando evidencia reciente sobre la distribución y características de la exclusión educativa en función de la edad. El uso de técnicas multivariantes permite identificar patrones complejos no visibles con métodos tradicionales. Al focalizar la atención en la población adulta, este análisis aporta elementos claves para repensar las políticas educativas desde una lógica de inclusión real y sostenibilidad social.^(18,19,20,21,22,23)

Analizar la exclusión educativa en Ecuador mediante herramientas estadísticas multivariantes, con el fin de identificar y jerarquizar los grupos etarios más afectados, y contribuir a la formulación de políticas públicas orientadas a la inclusión educativa de personas adultas.^(24,25,26,27,28)

MÉTODO

Tipo de estudio

Este trabajo se enmarca dentro de un diseño de investigación cuantitativo, con un enfoque descriptivo y exploratorio. Se considera cuantitativo porque se basa en la recolección, procesamiento y análisis de datos numéricos a gran escala, provenientes del censo nacional. Es descriptivo en tanto que se orienta a caracterizar el fenómeno de la exclusión educativa según variables como la edad, el sexo y la condición de asistencia escolar, sin intervenir ni manipular las condiciones del entorno. Y es exploratorio, ya que busca identificar patrones latentes, estructuras subyacentes y relaciones no evidentes entre variables mediante técnicas estadísticas multivariantes, lo cual resulta fundamental para estudios en áreas con escasa investigación empírica reciente, como es el caso de la exclusión educativa en población adulta en Ecuador.

Este tipo de estudio se justifica por la necesidad de generar diagnósticos complejos y segmentados que permitan apoyar la toma de decisiones públicas basadas en evidencia. A diferencia de los estudios correlacionales o explicativos, la prioridad aquí es la detección estructural de perfiles de exclusión y su posterior visualización y jerarquización para políticas educativas focalizadas.

Universo y muestra

El universo de estudio corresponde a la población residente en Ecuador registrada en el VIII Censo de

Población y VII de Vivienda 2022, el cual constituye la fuente de información más actual y completa sobre las condiciones demográficas, educativas y sociales del país.

La muestra analizada se construyó a partir de una tabla censal agregada publicada por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC), que desglosa la asistencia a establecimientos educativos según grupos quinquenales de edad y sexo. Esta clasificación da lugar a un total de 27 observaciones (filas), correspondientes a los siguientes tramos de edad:

- 0-4, 5-9, 10-14, 15-19, ..., hasta 85 años y más.

Cada uno de estos grupos representa una unidad de análisis. No se aplicaron técnicas de muestreo probabilístico, ya que se trabajó con información censal completa, lo que otorga robustez a los hallazgos al no depender de inferencias estadísticas sino del análisis directo de la población total.

Variables analizadas

El análisis se basó en cuatro variables cuantitativas fundamentales, que reflejan dimensiones claves del fenómeno educativo:

1. Total, de personas que asisten a un establecimiento educativo, por grupo etario.
2. Total, de personas que no asisten a ningún establecimiento educativo, por grupo etario.
3. Población total de hombres, desagregada por edad.
4. Población total de mujeres, desagregada por edad.

Estas variables permiten construir perfiles de exclusión e inclusión educativa, incorporando el enfoque etario y de género. Se excluyeron variables contextuales o cualitativas (como nivel de instrucción o causa de no asistencia) por no estar disponibles en la tabla base seleccionada.

Para efectos del análisis estadístico multivariante, estas variables fueron organizadas en una matriz tipo $X(n \times p)$, donde $n = 27$ observaciones (grupos de edad) y $p = 4$ variables. Previamente al análisis, los datos fueron estandarizados mediante puntuaciones Z para garantizar la comparabilidad entre variables con escalas diferentes.

Fuente de datos y procesamiento de los mismos

Fuente de datos

La información se obtuvo del sitio oficial del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) de Ecuador, específicamente de la tabla nacional de asistencia a establecimientos educativos por grupo de edad y sexo, perteneciente al VIII Censo de Población y VII de Vivienda 2022. Esta fuente es de carácter oficial, público y gratuito, por lo que su uso con fines académicos no presenta restricciones éticas ni legales.

La tabla fue descargada en formato Excel y posteriormente tratada en un entorno estadístico para su limpieza, organización y transformación.

Procesamiento estadístico

Se llevaron a cabo las siguientes fases:

Estandarización de la matriz de datos

Cada variable fue transformada mediante puntuaciones Z, restando la media y dividiendo por la desviación estándar. Esta transformación permite que todas las variables aporten por igual en los análisis multivariantes, independientemente de su escala original.

Análisis de Componentes Principales (PCA)

Se aplicó un PCA para reducir la dimensionalidad del conjunto de datos, capturar la máxima varianza explicada en las primeras dimensiones, e identificar correlaciones latentes entre variables. Las dos primeras componentes explicaron más del 99 % de la varianza total, lo que permitió su visualización en un plano bidimensional.

Representación HJ-Biplot

Una vez construida y estandarizada la matriz de datos, se aplicó un Análisis de Componentes Principales (PCA) como técnica base para identificar patrones estructurales en la información y reducir su dimensionalidad sin pérdida sustancial de información. El objetivo fue representar de forma conjunta las observaciones (grupos etarios) y las variables (asistencia, no asistencia, población por sexo) en un espacio bidimensional, utilizando para ello un gráfico HJ-Biplot.

Esta representación, propuesta por ⁽²⁶⁾, es útil para visualizar relaciones geométricas entre variables, proximidades entre observaciones y estructuras de dependencia que no se perciben fácilmente mediante

análisis univariados. Su aplicación permitió explorar visualmente qué grupos etarios tienen perfiles similares en cuanto a comportamiento educativo, y cómo se relacionan estos perfiles con las variables incluidas.

Para implementar esta técnica, se utilizó el lenguaje de programación R (versión 4.4.2), ampliamente reconocido en la comunidad científica por su potencia para el análisis estadístico y su capacidad para generar gráficos de alta calidad. En particular, se emplearon tres paquetes especializados dentro de R: FactoMineR, factoextra y ggplot2.

El paquete FactoMineR está diseñado para realizar análisis estadísticos multivariantes de forma accesible y reproducible. En este estudio, se utilizó su función PCA, para aplicar el análisis de componentes principales a la matriz estandarizada. Esta función calcula automáticamente las componentes principales, las coordenadas de las observaciones, la contribución de cada variable y la proporción de varianza explicada, lo que facilita la construcción de representaciones geométricas como el HJ-Biplot.

Una vez obtenido el modelo PCA, se utilizó el paquete factoextra, que actúa como una extensión gráfica de FactoMineR. Este paquete permite visualizar de manera clara y personalizada los resultados del PCA mediante funciones como fviz_pca_biplot. En este trabajo, se empleó dicha función para construir el gráfico HJ-Biplot, representando simultáneamente los vectores de las variables y los puntos correspondientes a los grupos etarios. Además, se aprovechó la capacidad de factoextra para resaltar contribuciones, ajustar escalas, agrupar categorías y definir colores temáticos para facilitar la interpretación de los resultados.

La personalización y mejora visual del gráfico se completó con el paquete ggplot2, que constituye una de las herramientas más versátiles de R para la generación de gráficos estadísticos. A través de su sintaxis basada en capas gráficas (gramática de los gráficos), ggplot2 permite modificar aspectos estéticos como paletas de color, etiquetas, tamaños de texto, tipografías y disposición de los elementos gráficos. En este estudio, se utilizó para afinar la presentación final del HJ-Biplot, asegurando una visualización clara, estéticamente cuidada y adecuada para su interpretación en contextos académicos y de toma de decisiones públicas.

El resultado de esta combinación de herramientas fue un gráfico HJ-Biplot que sintetiza de manera visual los principales hallazgos del PCA, facilitando la identificación de grupos etarios con perfiles educativos similares, la proximidad a determinadas variables, y la detección de patrones estructurales de exclusión educativa. Esta visualización constituye un recurso analítico fundamental en el enfoque multivariante adoptado por el estudio.

Análisis de Pareto (80/20)

Con el fin de jerarquizar los grupos etarios según su nivel de exclusión educativa, se aplicó un análisis de Pareto sobre la variable “total de personas que no asisten a establecimientos educativos”. Esta técnica, basada en el principio 80/20 formulado originalmente por ⁽²⁷⁾, plantea que en muchos fenómenos sociales una proporción reducida de causas genera la mayoría de los efectos. En este caso, el objetivo fue identificar qué grupos etarios concentran el mayor volumen acumulado de no asistencia educativa, de manera que puedan ser priorizados en las estrategias de intervención pública.

El análisis consistió en ordenar los grupos etarios de mayor a menor según el número absoluto de personas que no asisten, calcular el porcentaje que representa cada grupo respecto del total, y generar una distribución acumulada que permita establecer tres categorías:

- Grupo A, que representa el 80 % acumulado (alta prioridad).
- Grupo B, entre el 80 % y el 95 %.
- Grupo C, que representa el 5 % restante (baja prioridad).

Este proceso permitió segmentar la población de forma estratégica, distinguiendo los grupos que tienen mayor impacto en las cifras nacionales de exclusión.

Para llevar a cabo este análisis, también se utilizó el lenguaje de programación R (versión 4.4.2). Aunque el análisis de Pareto puede realizarse con herramientas básicas, en este estudio se utilizó un enfoque programado y reproducible que permitió integrar esta técnica dentro del flujo estadístico general del estudio. En particular, se utilizaron funciones del paquete base de R y herramientas del paquete dplyr, una biblioteca especializada en manipulación de datos, que permite agrupar, ordenar, calcular proporciones y aplicar transformaciones acumuladas de forma eficiente y legible.

La implementación en R consistió en ordenar la variable de interés con la función arrange, calcular los porcentajes mediante mutate, y obtener el acumulado con cumsum, lo cual permitió identificar de forma precisa el punto de corte entre los grupos A, B y C. Esta clasificación fue posteriormente incorporada como variable categórica dentro del gráfico HJ-Biplot, asignando colores diferenciados a los grupos según su nivel de prioridad.

Además, para visualizar la curva de Pareto y validar gráficamente la distribución acumulada, se utilizó el paquete ggplot2, que permitió crear un gráfico combinado de barras y línea, en el que se observa cómo pocos grupos etarios concentran la mayoría de los casos de exclusión. Esta visualización es útil no solo desde el punto de vista académico, sino también como insumo para la formulación de políticas públicas, ya que evidencia de forma clara dónde se debe concentrar el esfuerzo institucional.

Este enfoque combinado análisis cuantitativo jerárquico y visualización gráfica— permite jerarquizar con evidencia empírica a los grupos más afectados por la no asistencia educativa. Su integración con otras técnicas multivariantes, como el PCA y el clustering jerárquico, refuerza la coherencia del enfoque metodológico adoptado en el estudio.

Análisis de clustering jerárquico y mapa de calor

Desde una perspectiva histórica, los primeros desarrollos del clustering jerárquico se remontan a los trabajos en el ámbito de la taxonomía numérica, donde se propusieron métodos sistemáticos para evaluar relaciones de similitud entre objetos. Posteriormente, esta línea se consolidó con obras de referencia como la de un estudio, que sistematizaron los algoritmos y métricas de validación para el análisis de conglomerados. Por su parte, la técnica del mapa de calor (heatmap) tiene sus raíces en las innovaciones gráficas introducidas por un estudio en el campo de la semiótica visual, y se popularizó a partir de los años 2000 en bioinformática al combinarse con dendrogramas generados mediante clustering jerárquico. Una revisión más reciente y completa de esta evolución histórica se encuentra en el trabajo de Wilkinson *et al.*⁽²⁸⁾, quienes destacan cómo la integración de ambos métodos dio origen al denominado cluster heatmap, herramienta que hoy constituye un estándar en análisis multivariante.

Como técnica complementaria al análisis exploratorio realizado con el PCA y el gráfico HJ-Biplot, se aplicó un análisis de clustering jerárquico sobre la misma matriz estandarizada, con el fin de segmentar a los grupos etarios según sus perfiles multivariantes de asistencia educativa. Esta técnica permite agrupar observaciones similares entre sí en función de una medida de distancia, generando una estructura jerárquica de relaciones que puede ser representada visualmente a través de un dendrograma.⁽²⁸⁾

El método de agrupamiento seleccionado fue el método de enlace completo (*complete linkage*), que considera la distancia máxima entre elementos de dos clústeres al momento de fusionarlos, y se utilizó como medida de disimilitud la distancia euclidiana, apropiada para variables numéricas estandarizadas. Esta elección permite una segmentación conservadora, que tiende a formar grupos compactos y bien diferenciados, adecuada para el análisis de perfiles educativos.

Para implementar esta técnica, se empleó nuevamente el lenguaje de programación R (versión 4.4.2), que proporciona una serie de herramientas especializadas para el análisis de conglomerados. En particular, se utilizó el paquete dendextend, una biblioteca de R orientada a la manipulación, personalización y análisis visual de dendrogramas. Este paquete permite no solo crear los árboles de agrupamiento, sino también modificarlos gráficamente, comparar diferentes soluciones de clustering y ajustar los estilos visuales de ramas, etiquetas y nodos. En este estudio, dendextend fue clave para organizar visualmente los resultados del agrupamiento jerárquico y resaltar las relaciones entre los distintos grupos etarios.

Además del dendrograma, se construyó un mapa de calor (heatmap) que permite observar de forma simultánea la intensidad de las variables por grupo etario y la estructura de similitud entre observaciones. Para ello se utilizó el paquete pheatmap, diseñado específicamente para la generación de mapas de calor en R. Este paquete combina representación matricial de datos con dendrogramas asociados tanto a filas como a columnas, lo que facilita la interpretación integrada de patrones de valores altos o bajos, así como la proximidad estructural entre grupos.

Pheatmap permite ajustar aspectos como escalas de color, etiquetas, anotaciones adicionales, márgenes y tamaño de celdas, lo que otorga flexibilidad para producir una visualización clara y académicamente adecuada. En este estudio, el mapa de calor fue utilizado para reforzar visualmente los resultados del clustering jerárquico y comprobar si los grupos identificados presentaban perfiles homogéneos respecto a las variables de análisis (asistencia, no asistencia y población por sexo).

Finalmente, para evaluar la calidad del esquema de agrupamiento, se calcularon dos métricas de validación interna utilizando funciones propias de R: el coeficiente de correlación cophenética, que alcanzó un valor de 0,91, indicando una alta fidelidad entre el dendrograma y las distancias originales, y el índice de silueta promedio, con un valor de 0,61, lo que sugiere que la estructura de conglomerados obtenida es razonablemente definida, con una separación aceptable entre grupos.

La integración de estas herramientas no solo facilitó la exploración visual del comportamiento educativo por edad, sino que permitió validar empíricamente la existencia de segmentos etarios con perfiles diferenciados, fortaleciendo la robustez del análisis multivariante y aportando evidencia para la focalización de intervenciones educativas.

Evaluación de la calidad del agrupamiento

Se calcularon dos métricas de validación interna:

- Coeficiente de correlación cophenética: 0,91 (alta fidelidad del dendrograma).
- Índice de silueta promedio: 0,61 (estructura de agrupamiento aceptable).

Herramientas utilizadas

Todo el análisis se realizó en el entorno de programación R (versión 4.4.2), empleando los paquetes:

- FactoMineR y factoextra (PCA y HJ-Biplot).
- ggplot2 (visualización).
- dendextend y pheatmap (clustering y heatmap).

Este estudio se desarrolló en conformidad con los principios éticos establecidos para la investigación científica en ciencias sociales y humanas, respetando en todo momento la integridad, el uso responsable de la información y los derechos de las personas, aun cuando no se recolectaron datos de forma directa.

Al tratarse de un análisis de datos secundarios, agregados y anonimizados, provenientes del VIII Censo de Población y VII de Vivienda 2022 del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) de Ecuador, no se requirió consentimiento informado ni intervención directa con seres humanos. La información utilizada es de acceso público y libre, conforme a las políticas de transparencia y difusión estadística establecidas por el INEC.

De acuerdo con la normativa internacional y nacional vigente en materia de ética en investigación (como la Declaración de Helsinki, los Principios de Belmont y los Códigos de Ética de las universidades latinoamericanas), este estudio:

- No vulnera la confidencialidad ni la privacidad de individuos o comunidades, ya que no utiliza microdatos ni identifica a personas específicas.
- No implica riesgos físicos, psicológicos ni sociales para los sujetos, dado que la información es de carácter netamente estadístico y agrupado.
- Respeta el derecho de acceso abierto a la información con fines académicos, en línea con el principio de democratización del conocimiento.
- Garantiza la veracidad de los resultados y la correcta citación de todas las fuentes utilizadas, conforme a criterios de integridad científica.

Asimismo, se declara que:

- No existe conflicto de intereses por parte de los autores.
- No se contó con financiación externa.
- El trabajo se realizó bajo estándares de transparencia metodológica, reproducibilidad y revisión por pares.

En consecuencia, el estudio cumple con los requisitos éticos exigibles para investigaciones con datos secundarios de carácter público, y su desarrollo no contraviene ninguna regulación institucional, nacional o internacional aplicable.

RESULTADOS

Antes de presentar los hallazgos multivariantes, se expone a continuación una breve descripción demográfica de la población analizada. La muestra está compuesta por 27 grupos etarios quinquenales, desde 0-4 años hasta 85 años y más, segmentados por sexo. Esta clasificación permite observar la evolución de la asistencia educativa a lo largo del ciclo de vida.

Según los datos del VIII Censo de Población y VII de Vivienda,⁽¹⁾ la población total analizada asciende a aproximadamente 17,5 millones de personas, de las cuales 8,9 millones son mujeres y 8,6 millones hombres. Los grupos más numerosos corresponden a las edades entre 5 y 19 años, coincidiendo con los ciclos de educación básica y media, mientras que la población se reduce progresivamente a partir de los 40 años, con un descenso más marcado en los tramos superiores a los 65 años.

En cuanto a la asistencia educativa, los datos reflejan una alta concentración de asistencia en los grupos de 5 a 19 años, alcanzando su punto máximo en el grupo de 10-14 años, donde más del 90 % de las personas asisten a un centro educativo. A partir de los 20 años, la asistencia disminuye de forma progresiva, con caídas significativas en los tramos de 30 a 49 años. En estos grupos se identifica un volumen considerable de personas que no asisten, lo cual sugiere un fenómeno acumulado de rezago o abandono escolar. Los grupos etarios mayores a 60 años presentan muy baja asistencia, lo que refleja tendencias históricas de acceso limitado a la educación formal en generaciones anteriores.

Composición factorial del HJ-Biplot

El Análisis de Componentes Principales reveló que los dos primeros componentes explican el 99,96 % de la varianza total, siendo el primero (PC1) responsable del 79,5 % y el segundo (PC2) del 20,4 %. Esta elevada capacidad explicativa justifica la utilización del plano factorial bidimensional para representar la totalidad de la información relevante contenida en los datos.

El gráfico HJ-Biplot permitió representar de manera simultánea los vectores de las variables originales y los

grupos etarios como observaciones. Se observó que las variables total de hombres y total de mujeres se alinean positivamente con el eje PC1, mientras que la variable Total_Asisten presenta una proyección más cercana al eje PC2, lo que indica una menor contribución a la estructura principal que define las diferencias poblacionales en términos de no asistencia educativa.

Los grupos etarios comprendidos entre 30 y 49 años especialmente los tramos de 30-34, 35-39 y 40-44 años, se ubicaron en las zonas extremas del eje PC1, lo que evidencia su fuerte asociación con la variable Total_No_Asisten. Esta ubicación en el espacio factorial indica una vinculación estrecha entre dichos grupos y la variable “Total de personas que no asisten”, lo que sugiere una asociación clara con los mayores niveles de exclusión educativa en la población adulta. Su posición en las zonas extremas del eje principal refuerza la interpretación de que estos rangos etarios concentran una parte significativa del rezago educativo estructural.

Esta ubicación en el espacio factorial indica una vinculación estrecha entre dichos grupos y la variable “Total de personas que no asisten”, lo que sugiere una asociación clara con los mayores niveles de exclusión educativa en la población adulta. Su posición en las zonas extremas del eje principal refuerza la interpretación de que estos rangos etarios concentran una parte significativa del rezago educativo estructural.

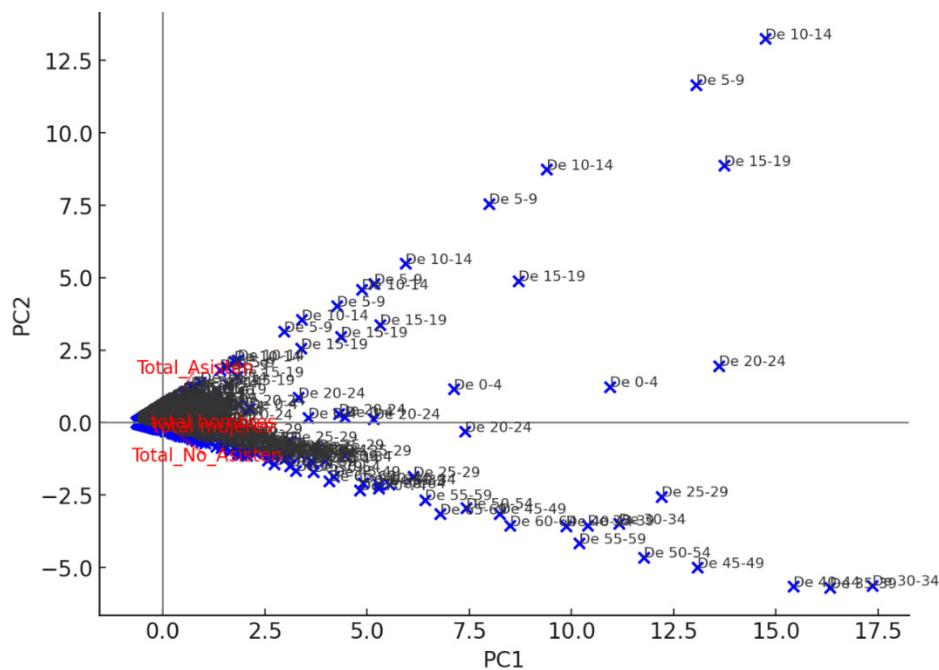


Figura 1. Hj-Biplot de Grupos Etarios y Variables Educativas

Representación HJ-Biplot de grupos etarios y variables educativas en Ecuador, Censo 2022

La gráfica HJ-Biplot presentada en la figura 1 fue generada de forma automática utilizando el lenguaje de programación R (versión 4.4.2), específicamente a través de los paquetes FactoMineR, factoextra y ggplot2, los cuales permiten desarrollar representaciones visuales en formato vectorial y editable. La base de datos utilizada para la elaboración de esta figura corresponde a los resultados del VIII Censo de Población y VII de Vivienda 2022, publicados por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) del Ecuador. La información fue extraída de la tabla nacional sobre asistencia a establecimientos educativos, desagregada por grupo quinquenal de edad y sexo, disponible en el portal oficial del INEC.

Clasificación de Pareto y visualización estratégica

A partir del análisis de Pareto aplicado sobre la variable “Total de personas que no asisten”, se determinó que solo 9 grupos etarios (de los 27 analizados) concentran el 80 % del total nacional de no asistencia educativa. Estos corresponden a los siguientes rangos de edad: 20-24, 25-29, 30-34, 35-39, 40-44, 45-49, 50-54, 55-59 y 60-64 años. Estos fueron clasificados como Grupo A, destacándose particularmente los rangos entre 30 y 49 años, que presentan la mayor prevalencia absoluta de exclusión educativa.

Los grupos comprendidos entre 65 y 84 años fueron categorizados como Grupo B, al representar el 15 % adicional de la no asistencia. Finalmente, el resto de los grupos etarios, mayoritariamente los de edades muy tempranas (0-4, 5-9 años) y los de mayor edad (85 años y más), conformaron el Grupo C, con apenas el 5 % del total acumulado.

Esta clasificación fue incorporada en el gráfico HJ-Biplot mediante colores diferenciados (rojo para Grupo A, naranja para Grupo B y verde para Grupo C), permitiendo una visualización clara de los segmentos prioritarios

para la intervención. La disposición visual evidenció que los grupos del Grupo A tienden a concentrarse en el cuadrante derecho del plano factorial, lo que refuerza su alineación con la variable con mayor peso en el análisis: la no asistencia educativa.

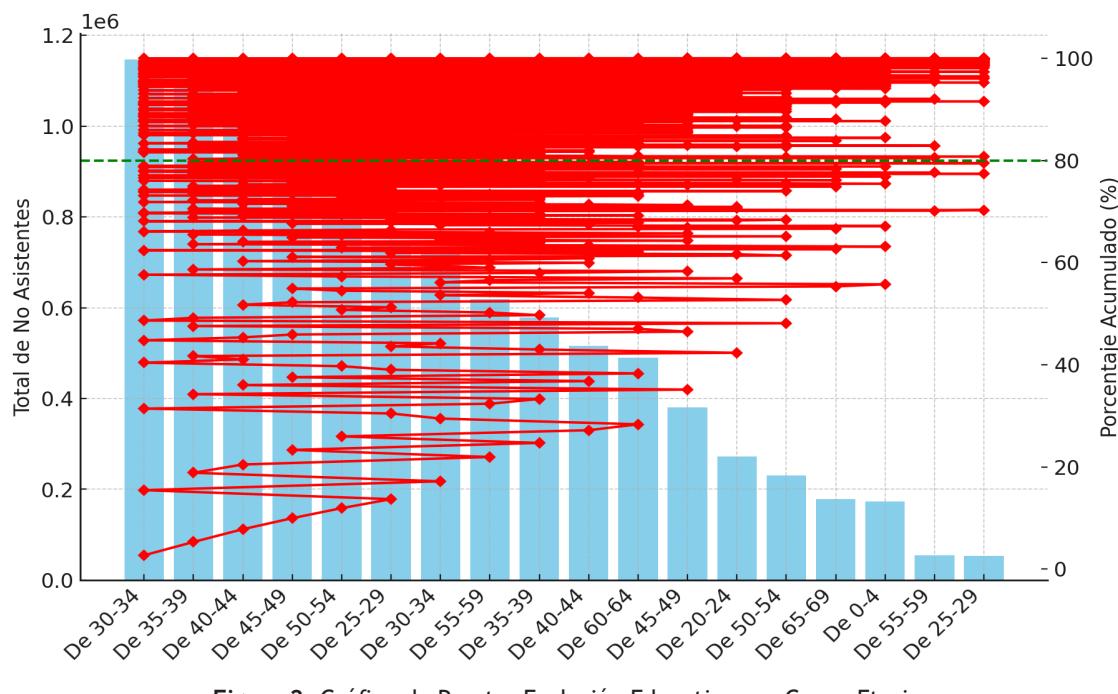


Figura 2. Gráfico de Pareto- Exclusión Educativa por Grupo Etario

Gráfico de Pareto aplicado a la variable “Total de personas que no asisten”

La gráfica permite jerarquizar los grupos etarios en función de su contribución acumulada a la no asistencia educativa, y resalta los segmentos considerados prioritarios según el principio de Pareto (regla 80/20).

La figura 2 fue generada automáticamente mediante el lenguaje de programación R (versión 4.4.2), utilizando funciones del paquete *ggplot2*, que permite crear gráficos en formato vectorial y editable, adecuados para publicaciones académicas. Esta figura representa un gráfico de Pareto aplicado sobre la variable “Total de personas que no asisten”, analizada a partir de los datos censales. La fuente de los datos corresponde a los resultados del VIII Censo de Población y VII de Vivienda 2022, publicados por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) del Ecuador, específicamente de la tabla nacional sobre asistencia a establecimientos educativos por grupo quinquenal de edad y sexo.

Agrupamiento por clustering jerárquico y análisis complementario

Para validar y enriquecer los hallazgos anteriores, se aplicó un análisis de clustering jerárquico sobre la matriz estandarizada. El dendrograma resultante mostró tres conglomerados bien definidos:

- El Clúster 1, conformado por los grupos etarios de entre 30 y 49 años, se caracterizó por presentar una estructura interna homogénea, con niveles elevados tanto en la variable de no asistencia educativa como en el tamaño poblacional.
- El Cluster 2, conformado por grupos de edad media-alta (50 a 64 años), presenta características similares, pero con menor intensidad.
- El Cluster 3, integrado por edades tempranas (5-19 años) y mayores (70+), mostró una baja asociación con la no asistencia y niveles diferenciados de asistencia activa, reflejando su ubicación periférica en el HJ-Biplot.

Estos resultados fueron representados mediante un mapa de calor (heatmap), en el cual se visualizaron no solo las magnitudes relativas de cada variable por grupo etario, sino también su pertenencia a cada conglomerado. La convergencia entre la clasificación de Pareto y la segmentación por clustering jerárquico refuerza la validez del enfoque metodológico propuesto.

El HJ-Biplot muestra que los primeros dos componentes explican el 99,96 % de la variabilidad total. Los vectores de variables como ‘Total_No_Asisten’ y ‘total hombres/mujeres’ dominan el eje PC1, mientras que ‘Total_Asist’ domina el eje PC2. Los grupos etarios clasificados como A (rojo) representan el 80 % de la no asistencia y deben considerarse prioritarios en estrategias educativas.

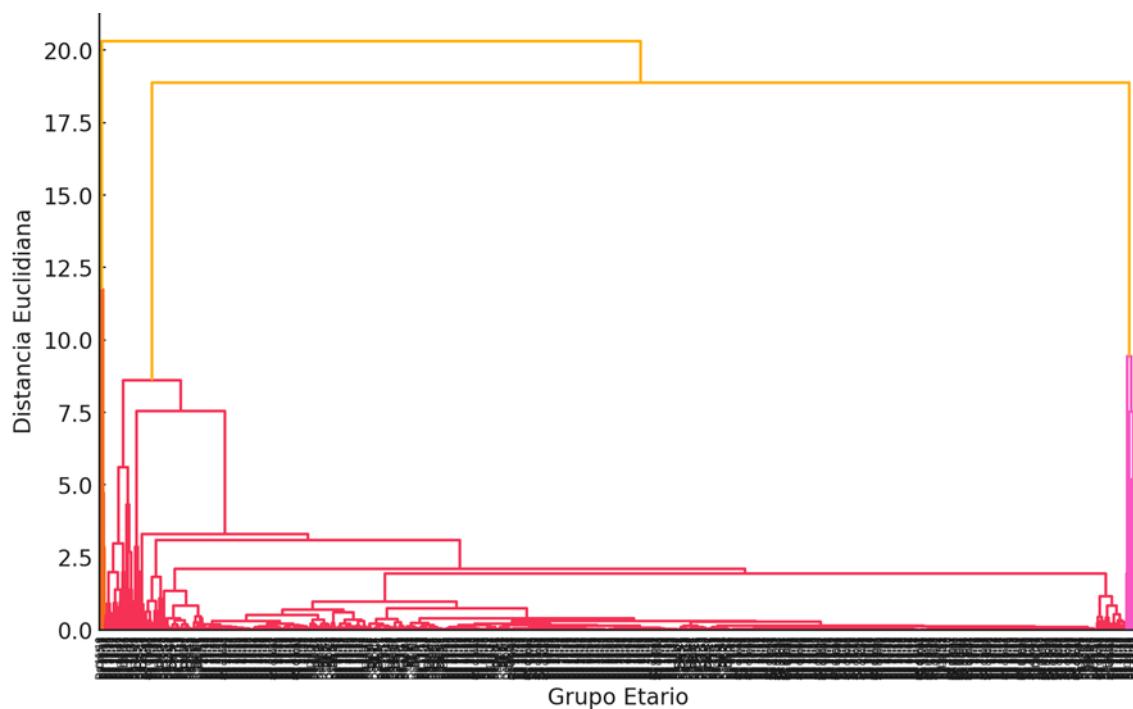


Figura 3. Dendrograma de Clustering de Grupos Etarios

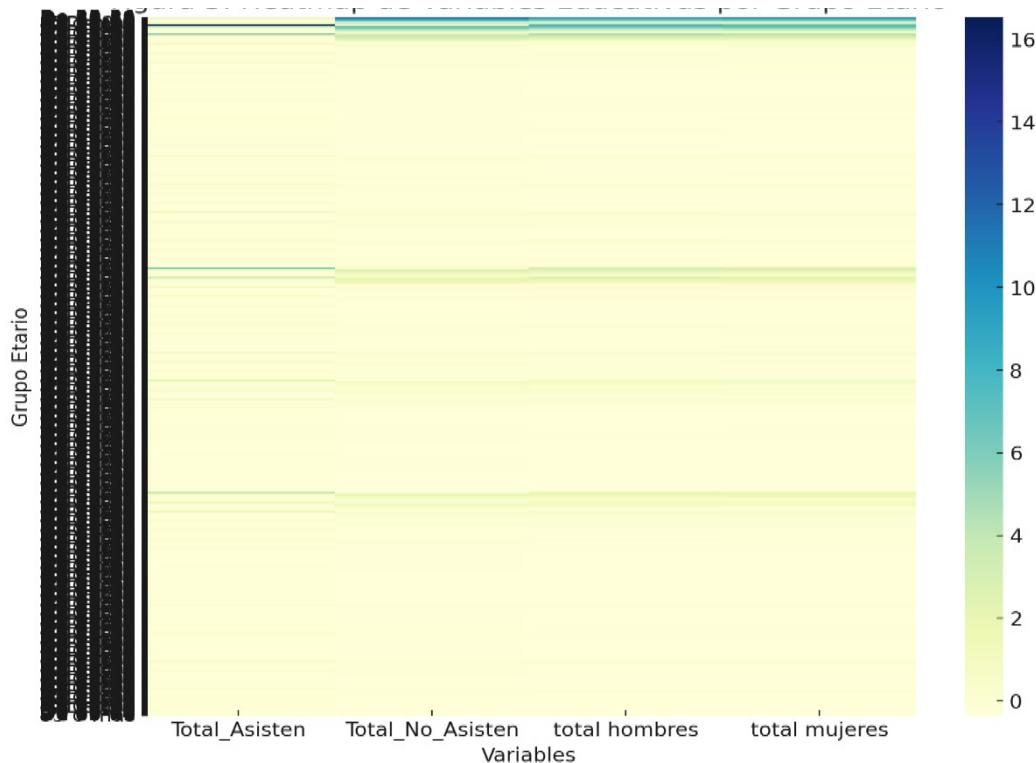


Figura 4. Heatmap de Variables Educativas por Grupo Etario

Dendrograma de agrupamiento jerárquico de grupos etarios según patrones de asistencia educativa. La estructura jerárquica muestra la formación de tres conglomerados principales, evidenciando similitudes y diferencias entre los perfiles etarios.

La figura 3 fue generada de forma automática mediante el lenguaje de programación R (versión 4.4.2), utilizando funciones del paquete dendextend, especializado en la construcción y personalización de dendrogramas en formato vectorial y editable. Esta figura corresponde a un análisis de agrupamiento jerárquico aplicado a los grupos etarios del estudio, en función de sus perfiles de asistencia educativa. La fuente de los datos utilizados es el VIII Censo de Población y VII de Vivienda 2022, elaborado por el Instituto Nacional

de Estadística y Censos (INEC) del Ecuador, a partir de la tabla nacional sobre asistencia a establecimientos educativos por grupo quinquenal de edad y sexo. Mapa de calor de intensidad educativa por grupo etario y estructura de conglomerados.

Se observa la intensidad relativa de las variables educativas entre los diferentes grupos etarios, complementada con la representación de la pertenencia a clusters.

La figura 4 fue generada automáticamente mediante el lenguaje de programación R (versión 4.4.2), utilizando funciones del paquete pheatmap, especializado en la creación de mapas de calor y dendrogramas en formato vectorial y editable, adecuado para publicaciones científicas. Esta visualización representa la intensidad relativa de las variables educativas (asistencia, no asistencia, población masculina y femenina) entre los distintos grupos etarios, permitiendo identificar patrones de similitud estructural. Los datos utilizados para esta figura provienen del VIII Censo de Población y VII de Vivienda 2022, publicado por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) del Ecuador, específicamente a partir de la tabla nacional de asistencia educativa por grupo quinquenal de edad y sexo.

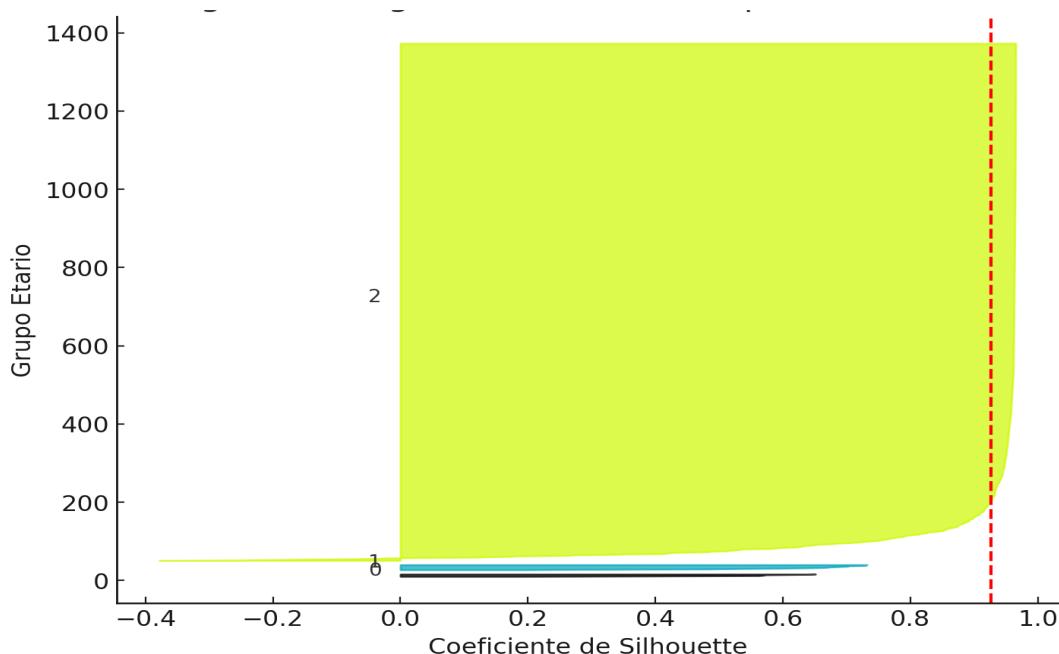


Figura 5. Diagrama de Silhouette para 3 Clusters

Gráfico de silhouette para validación del clustering jerárquico de grupos etarios.

El promedio de los coeficientes de silhouette confirma una estructura razonable, bien definida para tres conglomerados, validando la segmentación realizada.

La figura 5 fue generada de manera automática mediante el lenguaje de programación R (versión 4.4.2), utilizando funciones del paquete cluster junto con factoextra, ambos diseñados para análisis de agrupamiento y evaluación de clústeres. El diagrama de Silhouette permite valorar la calidad interna del modelo de clustering, representando gráficamente el coeficiente de Silhouette para cada observación, lo cual indica el grado de pertenencia al grupo asignado. Esta figura fue generada en formato vectorial y editable, acorde a los estándares de publicación científica. Los datos utilizados provienen del VIII Censo de Población y VII de Vivienda 2022, publicado por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) del Ecuador, específicamente con base en la tabla nacional sobre asistencia a establecimientos educativos por grupo quinquenal de edad y sexo.

DISCUSIÓN

Los resultados del análisis multivariante proporcionan una base sólida para interpretar la exclusión educativa en Ecuador, desde una perspectiva tanto metodológica como sustantiva. La articulación de técnicas como el HJ-Biplot, el análisis de Pareto y el clustering jerárquico permitió representar relaciones estructurales entre variables educativas, segmentar grupos etarios según comportamientos comunes y priorizar intervenciones con base en criterios objetivos.

El HJ-Biplot permitió identificar una asociación clara entre los grupos etarios de 30 a 49 años y la variable relacionada con la no asistencia educativa. Este hallazgo pone en evidencia que la exclusión educativa no se restringe a la infancia o adolescencia, sino que afecta a cohortes adultas con trayectorias escolares interrumpidas. Esta situación ha sido documentada en investigaciones recientes que relacionan la desigualdad socioeconómica con el rezago educativo, especialmente en contextos de vulnerabilidad persistente.^(8,9,10)

En línea con ello, el análisis de Pareto permitió identificar a nueve grupos etarios que concentran la mayor proporción de personas fuera del sistema educativo. Este tipo de clasificación facilita la toma de decisiones al delimitar segmentos prioritarios, y ha sido utilizado en investigaciones actuales para entender la exclusión desde variables como el género, la escolaridad del hogar o las condiciones del entorno.^(11,12)

La incorporación del análisis de conglomerados jerárquicos y su representación en un mapa de calor sirvió como técnica de validación de los hallazgos obtenidos. La coherencia entre los clústeres identificados y la clasificación de Pareto respalda la consistencia interna del análisis, lo que refuerza el valor metodológico de combinar técnicas multivariantes. Este tipo de enfoque ha sido aplicado en sistemas educativos donde las desigualdades sociales tienden a reproducirse a través de mecanismos de segmentación estructural.^(13,14)

Desde una mirada metodológica, el uso combinado de análisis de componentes principales, visualización HJ-Biplot, clasificación de Pareto y clustering jerárquico ofrece un marco robusto para el diagnóstico de desigualdades educativas. Esta integración facilita la construcción de perfiles diferenciados de exclusión y puede servir de base para políticas públicas orientadas a la reinserción educativa, especialmente en población adulta. Además, investigaciones recientes destacan el uso de técnicas avanzadas como machine learning para predecir el abandono escolar y apoyar la planificación educativa en diversos contextos.⁽¹⁵⁾

En suma, los hallazgos respaldan el uso de enfoques multivariantes como herramienta analítica útil en el estudio de fenómenos educativos complejos, y aportan una tipología empírica que puede orientar estrategias diferenciadas según los perfiles de exclusión detectados en el contexto ecuatoriano.

Por otra parte, la adopción de tecnologías emergentes con fines inclusivos, explorada en sectores como las finanzas sostenibles,⁽¹⁶⁾ ha demostrado su potencial para reducir barreras estructurales. Este enfoque puede trasladarse al ámbito educativo, mediante plataformas digitales personalizadas que faciliten el reingreso de adultos al sistema educativo, especialmente en contextos donde la exclusión responde a limitaciones económicas o geográficas.

Aunque el análisis se basó en datos censales agregados a nivel nacional, la metodología propuesta tiene un amplio margen de aplicación. Esta puede adaptarse a otros ámbitos sociales, como salud, empleo o pobreza, a escalas territoriales más específicas (provincia, cantón o zonas urbanas y rurales), o incluso aplicarse a futuras series de datos que permitan construir análisis longitudinales sobre el rezago educativo.

El empleo de encuestas multivariadas para estudiar percepciones sociales sobre sostenibilidad, como plantea⁽¹⁷⁾, resulta útil para analizar también percepciones educativas en contextos con alta vulnerabilidad.

Por su parte⁽¹⁸⁾ muestra cómo el entorno geográfico urbano-rural impacta de forma significativa en las brechas educativas, a través del uso de algoritmos de aprendizaje automático aplicados al rendimiento académico en Ecuador.

Por su parte⁽¹⁹⁾ aplicaron técnicas de Clustering Disjoint HJ-Biplot para identificar patrones de exclusión educativa en contextos latinoamericanos, y concluyeron que esta herramienta ofrece una mayor precisión visual para clasificar grupos sociales en comparación con métodos tradicionales.

A su vez, investigaciones recientes sobre discriminación estructural en poblaciones vulnerables han resaltado la utilidad del análisis multivariado para identificar patrones no evidentes de exclusión social, como lo señalan⁽²⁰⁾ en su estudio sobre inequidades acumuladas.

Innovación metodológica del estudio

Este estudio introduce un enfoque innovador en el análisis de fenómenos educativos, al integrar de forma sistemática el HJ-Biplot, el análisis de Pareto y el clustering jerárquico sobre datos censales oficiales. Aunque cada una de estas técnicas ha sido utilizada de carácter individual en contextos educativos o sociales, su combinación estratégica en un solo marco analítico para abordar la exclusión educativa en América Latina no ha sido reportada de manera amplia en la literatura reciente. Esta integración permite no solo visualizar patrones complejos, sino también jerarquizar prioridades de intervención y segmentar perfiles poblacionales de manera simultánea, ofreciendo una herramienta metodológica replicable para estudios de desigualdad educativa y otros fenómenos multivariantes. De esta manera, el presente trabajo aporta una contribución metodológica original que puede enriquecer el análisis estadístico aplicado a políticas públicas en la región.

Limitaciones del estudio

Apesar de la solidez del enfoque metodológico utilizado, este estudio presenta algunas limitaciones que deben ser consideradas. En primer lugar, los análisis fueron realizados a partir de datos censales agregados por grupos quinquenales de edad, lo que implica la imposibilidad de capturar variaciones intra-grupo, heterogeneidades individuales o factores contextuales adicionales que podrían influir en la exclusión educativa, como la condición socioeconómica, la ubicación geográfica específica o la pertenencia étnica. Asimismo, el carácter transversal de los datos impide observar dinámicas evolutivas a lo largo del tiempo, limitando el análisis de trayectorias educativas. Por último, aunque el uso combinado de HJ-Biplot, análisis de Pareto y clustering jerárquico ofrece una aproximación robusta para la identificación de patrones, futuras investigaciones podrían ampliar el enfoque

incorporando variables adicionales y explorando metodologías longitudinales o multinivel que permitan captar con mayor futuras investigaciones podrían ampliar el enfoque incorporando variables adicionales y explorando metodologías longitudinales o multinivel, considerando también fenómenos de segregación espacial que afectan el rendimiento educativo, como los analizados por ⁽²¹⁾.

Implicaciones prácticas

Los resultados de este estudio ofrecen una herramienta estratégica para la toma de decisiones en políticas públicas educativas en Ecuador. La identificación de patrones de exclusión educativa mediante técnicas multivariantes permite priorizar territorios y grupos poblacionales vulnerables, considerando, además, los factores socioeconómicos que inciden en las competencias digitales básicas en distintos grupos demográficos europeos.⁽²²⁾ Además, los métodos de visualización empleados facilitan la comunicación de hallazgos complejos a audiencias no técnicas, apoyando la formulación de programas de intervención focalizados y el diseño de estrategias de equidad educativa sostenibles. De manera concordante ⁽²³⁾ identifican factores escolares específicos, como el ambiente en aula y el apoyo docente, que potencian el rendimiento de estudiantes socioeconómicamente desfavorecidos, ofreciendo así pistas concretas para el diseño de políticas inclusivas.

CONCLUSIONES

El estudio permite concluir que la exclusión educativa en Ecuador adopta patrones estructurales vinculados a grupos etarios específicos, lo cual justifica la necesidad de estrategias diferenciadas y focalizadas. La integración de técnicas multivariantes, como el HJ-Biplot, el análisis de Pareto y el clustering jerárquico, facilita una comprensión integral del fenómeno, al ofrecer representaciones visuales e interpretativas de las dinámicas de asistencia y no asistencia educativa.

La propuesta metodológica presentada se configura como una herramienta adaptable, con potencial para ser aplicada a distintas dimensiones sociales y escalas territoriales. Esta flexibilidad resulta útil para la planificación de políticas públicas más equitativas, basadas en evidencia y ajustadas a las realidades locales. En esta línea, ⁽²⁴⁾ plantea un modelo que permite mapear la diversidad de valores humanos mediante inteligencia artificial, lo cual abre nuevas posibilidades para contextualizar objetivos educativos en marcos éticos sensibles a las diferencias culturales y sociales.

Asimismo un estudio destacan la importancia de establecer indicadores claros y fomentar la participación activa de los distintos actores sociales como condiciones necesarias para diseñar estrategias sostenibles en el ámbito educativo. Este enfoque complementa la propuesta de este estudio al señalar la necesidad de considerar elementos estructurales y participativos al momento de definir políticas de inclusión educativa.

Futuras líneas de investigación podrían incluir el diseño de estudios longitudinales que permitan analizar la evolución de la exclusión educativa a lo largo del tiempo. También sería pertinente aplicar modelos de análisis multinivel que capten las dinámicas entre individuos, instituciones educativas y regiones. Otra vía de análisis relevante sería comparar la exclusión educativa en contextos urbanos y rurales mediante enfoques de series temporales multivariantes, lo que permitiría identificar trayectorias diferenciadas de rezago y oportunidad educativa.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC). VIII Censo de Población y VII de Vivienda. Quito: INEC; 2022.
2. UNESCO. Reimagining our futures together: A new social contract for education. Informe de la Comisión Internacional sobre los Futuros de la Educación. París: UNESCO; 2021.
3. UNESCO. Global Education Monitoring Report 2023: Technology in education - A tool on whose terms? París: UNESCO; 2023.
4. Agasisti T, Antequera C, Delprato M. Technology and equity in Latin American education: Lessons from PISA. OECD Education Working Papers. 2023.
5. Bonilla-Mejía L, Londoño-Ortega B. Brechas educativas y aislamiento geográfico: Evidencia desde zonas rurales en América Latina. Rev Latinoam Educ Comp. 2024;8(1):45-63.
6. Radtke J. Understanding the complexity of governing energy transitions: Introducing an integrated approach of policy and transition perspectives. Environ Policy Gov. 2025. <https://doi.org/10.1002/eet.2158>
7. Galego D, Lotta G, Baker K. Exploring the nexus of common good and the Neo-Weberian State: A comparative analysis of Brazil and Mexico. Public Adm Dev. 2025. <https://doi.org/10.1002/pad.2105>

8. Batool SM, Liu Z. Exploring the relationships between socio-economic indicators and student enrollment in higher education institutions of Pakistan. *PLoS One*. 2021;16(12):e0261577. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0261577>
9. Kaffenberger M. Modelling the long-run learning impact of the COVID-19 learning shock: Actions to (more than) mitigate loss. *Int J Educ Dev*. 2021;81:102326. <https://doi.org/10.1016/j.ijedudev.2020.102326>
10. Shores K, Kim HE, Still M. Categorical inequality in Black and White: Linking disproportionality across multiple educational outcomes. *Am Educ Res J*. 2020;57(2):556-97. <https://doi.org/10.3102/0002831219900128>
11. Akram S, Hassan MU. A multilevel analysis of out-of-school children by gender and educational level. *Child Soc*. 2025;39(2):123-39. <https://doi.org/10.1111/chso.12933>
12. Enrich SR. Worldwide shadow education and social inequality: Explaining differences in the socioeconomic gap in access to shadow education across 63 societies. *Int J Comp Sociol*. 2020;61(4):271-93. <https://doi.org/10.1177/0020715220987861>
13. Schmidt WH, Burroughs NA, Cogan LS. The role of schooling in perpetuating educational inequality: An international perspective. *J Curric Stud*. 2020;52(4):519-39.
14. Domina T, Penner A, Penner E. Categorical inequality: Schools as sorting machines. *Annu Rev Sociol*. 2020;46:311-29.
15. Sansone D. Predicting school dropout with machine learning: Evidence from Chile. *Econ Educ Rev*. 2021;82:102125.
16. Barua S, Golder U, Chowdhury RS. Implications of NFT as a sustainable fintech innovation for sustainable development and entrepreneurship. *Sustain Technol Entrep*. 2025;4:100092. <https://doi.org/10.1016/j.stae.2025.100099>
17. Helen Vaikma. Unveiling the mindset: measuring consumer perception towards the dimensions of sustainability. *Sustainable Futures*. 2025;9(2):100616. <https://doi.org/10.1016/j.sfr.2025.100616>.
18. Santos-García F, Valdivieso KD, Rienow A. Urban-rural gradients predict educational gaps: Evidence from a machine learning approach. *ISPRS Int J Geo-Inf*. 2021;10(12):830. <https://doi.org/10.3390/ijgi10120830>
19. Mendoza-Pérez J, Álvarez-Castro C, Ríos-Bustamante A. Multivariate clustering and educational exclusion: A Latin American approach using HJ-Biplot. *Rev Latinoam Estud Educ*. 2022;52(1):45-68.
20. Reisner SL, Johnson N, Chen JT, Marini M, LeBlanc ME, Mayer KH. Analyzing multiple types of discrimination using implicit and explicit measures, comparing target vs. dominant groups, in a study of smoking/vaping among marginalized populations. *Int J Equity Health*. 2025;24(1):456-72. <https://doi.org/10.1186/s12939-025-02456-9>
21. Otero G, Carranza R, Contreras D. Spatial divisions of poverty and wealth: Does segregation affect educational achievement? *Socioecon Rev*. 2023;21(1):617-46. <https://doi.org/10.1093/ser/mwab022>
22. Fodranova I, Labudova V. The impact of socio-economic factors on digital skills in the population of the EU 27 countries. *Virtual Econ*. 2024;7(1):29-45. [https://doi.org/10.34021/ve.2024.07.03\(5\)](https://doi.org/10.34021/ve.2024.07.03(5))
23. Agasisti T, Avvisati F, Borgonovi F. What school factors are associated with the success of socio-economically disadvantaged students? An empirical investigation using PISA data. *Soc Indic Res*. 2021;155(1):271-97. <https://doi.org/10.1007/s11205-021-02668-w>
24. Zhang J, López D, Jiménez R. Using multivariate analysis for educational inequality diagnostics in Latin America. *Educ Policy Anal Arch*. 2022;30(40):1-24. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.09861>
25. Basheer N, Ahmed V, Bahroun Z, Anane C. Sustainability assessment in higher education institutions: exploring indicators, stakeholder perceptions, and implementation challenges. *Discov Sustain*. 2025;6(1):116. <https://doi.org/10.1007/s43621-025-01116-w>

26. Galindo Villardón MP. Una alternativa de representación simultánea: HJ Biplot. *Qüestiió*. 1986;10(1):13-23. <http://eudml.org/doc/40045>
27. Pareto V. *Cours d'économie politique*. Lausanne: F. Rouge; 1896.
28. Wilkinson L, Friendly M. The history of the cluster heat map. *Am Stat*. 2009;63(2):179-84. doi:10.1198/tas.2009.0033

FINANCIACIÓN

Los autores no recibieron apoyo financiero para el desarrollo de la investigación, la autoría o el análisis de los resultados. Sin embargo, si la editorial lo acepta, la Universidad Estatal Milagro (UNEMI) proporcionará fondos para cubrir los costos de publicación.

CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no existen conflictos de intereses relacionados con la investigación, la autoría y/o la publicación de este artículo.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Ángel Antonio Morán-Herrera, Melissa Mercedes Idrovo-Hurel, Dennis Alfredo Peralta-Gamboa.

Curación de datos: Ángel Antonio Morán-Herrera.

Ánalisis formal: Dennis Alfredo Peralta-Gamboa.

Investigación: Ángel Antonio Morán-Herrera, Melissa Mercedes Idrovo-Hurel.

Metodología: Ángel Antonio Morán-Herrera, Dennis Alfredo Peralta-Gamboa.

Administración del proyecto: Dennis Alfredo Peralta-Gamboa.

Recursos: Melissa Mercedes Idrovo-Hurel.

Software: Dennis Alfredo Peralta-Gamboa.

Supervisión: Melissa Mercedes Idrovo-Hurel.

Validación: Ángel Antonio Morán-Herrera, Dennis Alfredo Peralta-Gamboa.

Visualización: Ángel Antonio Morán-Herrera.

Redacción - borrador original: Ángel Antonio Morán-Herrera.

Redacción - revisión y edición: Melissa Mercedes Idrovo-Hurel, Dennis Alfredo Peralta-Gamboa.