

Vol. 09 Núm.20 Suplemento CICA Multidisciplinario

Julio-diciembre 2025

**ENFOQUES DE APRENDIZAJE Y FACTORES SOCIODEMOGRÁFICOS COMO
PREDICTORES DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO EN ESTUDIANTES
UNIVERSITARIOS**

**LEARNING APPROACHES AND PSYCHOSOCIAL FACTORS AS PREDICTORS
OF ACADEMIC PERFORMANCE IN COLLEGE STUDENTS**

**ABORDAGENS DE APRENDIZAGEM E FATORES SOCIODEMOGRÁFICOS
COMO PREDITORES DO DESEMPENHO ACADÉMICO EM ESTUDANTES
UNIVERSITÁRIOS**

AUTORES

Víctor Alejandro Bósquez Bârcenes¹ Autor de correspondencia victor.bosquez@upec.edu.ec

Universidad Politécnica Estatal del Carchi. Tulcán – Ecuador

Gabriela Elizabeth Revelo Salgado² Email gabriela.revelo@upec.edu.ec

Universidad Politécnica Estatal del Carchi. Tulcán – Ecuador

Recibido:13 de agosto 2025 **Aceptado:** 13 de octubre 2025 **Publicado:**20 de diciembre 2025

RESUMEN

La presente investigación analiza los enfoques de aprendizaje y los factores sociodemográficos como predictores del rendimiento académico en estudiantes universitarios en la Universidad Estatal de Bolívar. El rendimiento académico es un indicador clave del éxito profesional de los estudiantes, influenciado no solo por competencias técnicas y cognitivas, sino también por estrategias de aprendizaje y aspectos sociodemográficos. Se fundamenta en

¹ Víctor Alejandro Bósquez Bârcenes victor.bosquez@upec.edu.ec 0009-0006-7102-7907

² Gabriela Revelo Salgado gabriela.revelo@upec.edu.ec <https://orcid.org/0000-0001-5238-223X>²

teorías previas existentes, destacando la importancia de la motivación y factores sociodemográficos en el desempeño estudiantil. Se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, descriptivo-correlacional, con el uso del método inductivo que partió del análisis de las características particulares de los resultados de investigación para llegar a su generalización y el método analítico para descomponer las variables y determinar la relación existente se utilizó una muestra de 313 estudiantes. Se emplearon técnicas como el Análisis Factorial Exploratorio (AFE) y Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) para validar los instrumentos de medición y estructurar las variables en factores subyacentes. Además, se aplicaron ecuaciones estructurales para determinar las relaciones de dependencia entre los enfoques de aprendizaje, los factores sociodemográficos y el rendimiento académico. Los resultados muestran que los enfoques profundos y estratégicos están positivamente asociados con un mejor rendimiento académico, mientras que los enfoques superficiales tienen un impacto limitado. Asimismo, factores sociodemográficos como zona, sexo, niveles educativos de los padres y tipo de familia se identificaron como elementos que influyen en el rendimiento académico. el estudio destaca la necesidad de implementar estrategias educativas que fortalezcan los enfoques de aprendizaje efectivos y la eliminación de brechas demográficas. Permitirá a las instituciones de educación superior promover el éxito académico, así como mejorar los procesos de enseñanza-aprendizaje.

PALABRAS CLAVE: Enfoques de aprendizaje; Factores sociodemográficos; rendimiento académico; Análisis Factorial Exploratorio, Análisis Factorial confirmatorio.

ABSTRACT

This research analyzes learning approaches and sociodemographic factors as predictors of academic performance in university students at Bolívar State University. Academic performance is a key indicator of students' professional success, influenced not only by technical and cognitive competencies but also by learning strategies and sociodemographic

aspects. It is based on previous existing theories, highlighting the importance of motivation and sociodemographic factors in student performance. It was developed under a quantitative, descriptive-correlational approach, using the inductive method that began with the analysis of the specific characteristics of the research results to arrive at their generalization, and the analytical method to decompose the variables and determine the existing relationships. A sample of 313 students was used. Techniques such as Exploratory Factor Analysis (EFA) and Confirmatory Factor Analysis (CFA) were employed to validate the measurement instruments and structure the variables into underlying factors. In addition, structural equations were applied to determine the dependency relationships between learning approaches, sociodemographic factors, and academic performance. The results show that deep and strategic approaches are positively associated with improved academic performance, while surface approaches have a limited impact. Likewise, sociodemographic factors such as area, gender, parental educational levels, and family type were identified as factors that influence academic performance. The study highlights the need to implement educational strategies that strengthen effective learning approaches and eliminate demographic gaps. This will enable higher education institutions to promote academic success and improve teaching-learning processes.

KEYWORDS: Learning approaches; Sociodemographic factors; Academic performance; Exploratory Factor Analysis; Confirmatory Factor Analysis.

RESUMO

Esta pesquisa analisa as abordagens de aprendizagem e os fatores sociodemográficos como preditores do desempenho acadêmico em estudantes universitários da Universidade Estadual de Bolívar. O desempenho acadêmico é um indicador-chave do sucesso profissional dos estudantes, influenciado não só pelas competências técnicas e cognitivas, mas também pelas estratégias de aprendizagem e pelos aspectos sociodemográficos. Esta pesquisa analisa as

abordagens de aprendizagem e os fatores sociodemográficos como preditores do desempenho acadêmico em estudantes universitários da Universidade Estadual de Bolívar. O desempenho acadêmico é um indicador-chave do sucesso profissional dos estudantes, influenciado não só pelas competências técnicas e cognitivas, mas também pelas estratégias de aprendizagem e pelos aspectos sociodemográficos. Baseia-se em teorias anteriores, destacando a importância da motivação e dos fatores sociodemográficos no desempenho dos alunos. Foi desenvolvida sob uma abordagem quantitativa, descritivo-correlacional, utilizando o método indutivo, que partiu da análise das características específicas dos resultados da investigação para chegar à sua generalização, e o método analítico para decompor as variáveis e determinar as relações existentes. Foi utilizada uma amostra de 313 alunos. Técnicas como a Análise Fatorial Exploratória (AFE) e a Análise Fatorial Confirmatória (AFC) foram empregues para validar os instrumentos de medição e estruturar as variáveis em fatores subjacentes. Além disso, foram aplicadas equações estruturais para determinar as relações de dependência entre as abordagens de aprendizagem, os fatores sociodemográficos e o desempenho acadêmico. Os resultados mostram que as abordagens profundas e estratégicas estão positivamente associadas à melhoria do desempenho acadêmico, enquanto as abordagens superficiais têm um impacto limitado. Da mesma forma, fatores sociodemográficos como a região, o género, o nível educacional dos pais e o tipo de família foram identificados como fatores que influenciam o desempenho acadêmico. O estudo destaca a necessidade de implementar estratégias educativas que fortaleçam abordagens de aprendizagem eficazes e eliminem as lacunas demográficas. Isto permitirá às instituições de ensino superior promover o sucesso acadêmico e melhorar os processos de ensino-aprendizagem.

PALAVRAS-CHAVE: Abordagens de aprendizagem; Fatores sociodemográficos; Desempenho acadêmico; Análise Fatorial Exploratória; Análise Fatorial Confirmatória.gráficos.

INTRODUCCIÓN

El rendimiento académico en los estudiantes de educación superior constituye uno de los elementos de mayor importancia dentro de ese nivel de educación (Bazán-Perkins & Santibañez-Salgado, 2025), debido a que este puede considerarse como predictor de culminación de la carrera por parte de los estudiantes, además tiene una relación directa con el éxito profesional y las competencias laborales que los estudiantes desarrollan (Acosta-Enriquez et al., 2025).

En este sentido, el rendimiento académico no solo depende de factores cognitivos y competencias técnicas, sino también está relacionado con aspectos como los enfoques de aprendizaje que desarrollan y aplican los estudiantes dentro de su abordaje de las asignaturas, además factores sociodemográficos y el aprendizaje autorregulado que moldean y repercuten dentro del rendimiento académico (Cristea et al., 2025).

Bajo esta panorámica los enfoques de aprendizaje en los estudiantes incluyen aspectos como estrategias de autorregulación, organización del tiempo dedicado al estudio, análisis y comprensión profunda de distintos temas determinan cómo los estudiantes asimilan y procesan la información que reciben dentro de su formación universitaria (Alanya et al., 2021). Es así como, convergen de la misma factores sociodemográficos como sexo, ubicación, zona de residencia, tipos de familia, estilos de crianza de los padres, nivel económico que inciden en cómo el estudiante afronta los desafíos académicos (Samir et al., 2025).

Los enfoques de aprendizaje y factores sociodemográficos se ven influenciados por el contexto, debido a ello es necesario analizar cómo estos elementos inciden en el rendimiento académico de estudiantes universitarios tomando como referencia a la Universidad Estatal de Bolívar, Facultad de Ciencias Agropecuarias con sus tres carreras: Medicina veterinaria, Agronomía y Agroindustria y conociendo que por las características de la institución los estudiantes provienen de distintas ciudades y provincias, por lo cual presentan distintas características

sociodemográficas que son necesarias analizarlas y su impacto en el rendimiento académico (Cadena-Povea et al., 2025). En esta línea, la presente investigación analizó los enfoques de aprendizaje y los factores sociodemográficos como predictores del rendimiento académico.

Alipio (2020) menciona que, durante los últimos años se han desarrollado investigaciones, especialmente en Gran Bretaña, Suecia y Australia enfocándose en un área de investigación denominada (Student Approaches to Learning). Varias etiquetas han sido utilizadas por los autores: aprendizaje significativo y memorístico (Ausubel, 1986), procesamiento genérico y reproductivo (Wittrock, 1974), aprendizaje reproductivo y transformacional (Thomas & Bain, 1984), enfoque profundo, superficial y estratégico (Entwistle, 1988), enfoque profundo, superficial y de alto rendimiento (Biggs, 1987) entre otros, que han dado sustento a estudios que buscan entender el aprendizaje humano.

El término enfoques de aprendizaje (*approaches to learning*) se refiere a la adaptación de estrategias de estudio que llevan a cabo los estudiantes para afrontar distintas tareas en su vida estudiantil (Elsayed et al., 2025). Barrón & Mitma (2017) manifiestan que el éxito de la vida estudiantil en camino a su formación profesional depende de muchos factores como los enfoques de aprendizaje, aspectos socioculturales, gestión del tiempo, entre otros.

De acuerdo con las teorías de aprendizaje, el éxito de la vida estudiantil en camino a la profesión depende de muchos factores, como aspectos educativos y sociodemográficos para el aprendizaje y la motivación (Abbiati et al, 2020). La mayoría de los estudios sobre la teoría del aprendizaje resaltan la importancia central de la interacción enseñanza y aprendizaje (Barrón & Mitma, 2017).

Los enfoques de aprendizaje son un reflejo de los diferentes niveles de procesamiento de información y no solo está referido a las diferencias individuales de propósitos y motivos cuando los estudiantes se enfrentan a una situación de aprendizaje, sino que también están relacionados con la utilización de las estrategias correspondientes (Miličević et al., 2024).

Los enfoques de aprendizaje son los procesos de aprendizaje que surgen de las percepciones que el estudiante tiene de una tarea académica, en cuanto que son influenciados por las características del individuo. Este concepto tiene tanto de elementos situacionales como personales (Vîrgă & Okros, 2024). Según este autor, cuando un estudiante se enfrenta a una tarea, surgen dos interrogantes fundamentales, el primero referido a las metas y los motivos: ¿qué quiero conseguir con esto?, y el segundo a las estrategias y recursos que debe utilizar para lograr sus objetivos: ¿cómo hago para conseguirlo? Así, los enfoques de aprendizaje se basan en motivos y utilizan determinadas estrategias, que se combinan mediante un proceso metacognitivo.

Es importante considerar que los enfoques de aprendizaje no son algo estable en el estudiante, es decir, no son una característica personal inmutable. Por el contrario, un estudiante es capaz de adoptar uno u otro enfoque de aprendizaje superficial, estratégico o profundo dependiendo de la tarea académica a la que se enfrente (Ullah, 2016). En el enfoque profundo, los estudiantes tienen motivación intrínseca para entender las ideas por sí mismos, además este está relacionado con la autoeficacia y las estrategias de aprendizaje que asume (Hayat et al, 2020). El enfoque profundo parte de un interés intrínseco por las materias: Las estrategias sirven a ese interés, el estudiante tratará de comprender al máximo los contenidos conectando las ideas nuevas con conocimientos previos (Bazán-Perkins & Santibañez-Salgado, 2025).

Alipio (2020) manifiesta que el aprendizaje profundo se basa en la motivación intrínseca. El estudiante tiene interés por la materia y desea lograr que el aprendizaje tenga significación personal. Las estrategias se usan para lograr la comprensión y satisfacer la curiosidad personal. A nivel de procesos, el estudiante interactúa con el contenido relacionado las ideas con el conocimiento previo y la experiencia, usa principios organizativos para integrar las ideas, relaciona la evidencia con las conclusiones y examina la lógica del argumento. A nivel de resultados, se obtiene un nivel de comprensión profundo, integrando bien los principios

fundamentales, así como los hechos. Los estudiantes con un perfil profundo suelen obtener buenos rendimientos académicos.

El enfoque superficial se basa en una motivación extrínseca de los estudiantes, un esfuerzo mínimo para evitar fracasar sin esforzarse demasiado. Acorde a esa motivación el estudiante superficial despliega las estrategias oportunas, a saber, estudiar sólo lo esencial y reproducir de memoria, es un estudiante que se preocupa del posible fracaso a la vez que se lamentará del tiempo que emplea en su trabajo.

El aprendizaje estratégico, se puede definir como las estrategias de aprendizaje conducentes a la toma de decisiones de manera consciente o inconsciente, donde el estudiante elige, recupera y domina una estrategia determinada de manera coordinada, logrando aprender los conocimientos que necesita para cumplir una determinada tarea, en función de las características de la situación educativa en que se produce la acción (Cristea et al., 2025). De manera muy resumida se puede decir que el enfoque estratégico se caracteriza por la organización del estudio, gestión del tiempo, logros, monitorización de la efectividad.

Se requiere tomar en cuenta que los nuevos desafíos de la educación superior se han reestructurado y han expuesto la necesidad de revisar, constantemente, el rendimiento académico, según distintas variables. Por tanto, trabajar con estudiantes desde la condición sociodemográfica es también una variable estratégica por investigar, sobre todo en el actual momento histórico la educación superior pública.

Los estudios sobre rendimiento académico en educación superior son escasos, comparados con otros niveles educativos. Asimismo, ha prevalecido un enfoque cuantitativo y han estado orientados al desarrollo de información de tipo económico (Cadena-Povea et al, 2025). Las causas del rendimiento académico, en particular de estudiantes según niveles sociodemográficos, han sido poco exploradas.

El rendimiento académico impacta no solo a nivel institucional, en lo referente al uso de los recursos, proyección externa–social, sino que también impacta en lo personal. Desde la perspectiva del estudiante, el rendimiento académico incide en sus esfuerzos, aspiraciones y proyectos personales, entre otros. Son muchas las causas asociadas al rendimiento académico, por lo que se le considera un fenómeno multicausal; es decir, hay una tendencia a relacionar ciertas causas con el rendimiento académico, pero no se pueden generalizar a diferentes poblaciones (Merchant et al., 2025).

Conceptualizar el rendimiento académico es difícil, debido a su multicausalidad y complejidad, ya que involucra factores como: actitudes, hábitos, carácter del personal docente, metodologías, formación profesional, ambiente familiar, organización del sistema educativo y condición socioeconómica, entre otros aspectos sociales, económicos y psicológicos (Axiotidou et al., 2025). En lo que parece haber consenso es que múltiples factores afectan el rendimiento académico: personales, sociales, económicos e institucionales. Por esa razón, estos condicionantes no se pueden homogeneizar. Esos factores se agrupan en varias categorías: sociodemográficos, psicosociales, pedagógicos e institucionales; es usual encontrar indicadores de orden socioeconómicos dentro de los sociodemográficos. Por otro lado, las líneas de investigación de las carreras muchas veces no son articuladas de forma homogénea, al respecto los autores Serrano, M. P., & Serrano, M. J. (2020). Acotan lo siguiente” Se evidencia que el proceso de asignación de los TIG(s) hay debilidad y deficiencia ... por no disponer de una base de datos que articule la aprobación de los anteproyectos de TIG(s)” lo que representa otra dificultad. El rendimiento académico en estudiantes universitarios es un indicador trascendental para la evaluación de la calidad educativa, se le considera como el resultado de la unión de diferentes elementos que interactúan en el desempeño de la vida académica del estudiantado (da Cruz & Esperidião, 2024). Este resultado se hace manifiesto a través de las calificaciones alcanzadas por cada estudiante, por lo general en una evaluación cuantitativa.

El valor de las calificaciones representa los logros alcanzados en el desempeño académico, producto de una serie de variables personales, académicas y sociales que interactúan entre sí y entre ellas (Willison et al, 2024). Al respecto Wu et al. (2021), se refieren a variables que intervienen en el rendimiento académico como las pedagógicas, institucionales, sociodemográficas y psicosociales. En este sentido se pretende entender el rendimiento académico desde el punto de vista de los enfoques de aprendizaje que un estudiante asume y los factores sociodemográficos como predictores del mismo. Bajo esta panorámica se plantea la siguiente hipótesis de investigación:

H0: Los enfoques de aprendizaje y los factores sociodemográficos no predicen significativamente el rendimiento académico de los estudiantes universitarios de la Facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad Estatal de Bolívar.

H1: Los enfoques de aprendizaje y los factores sociodemográficos predicen significativamente el rendimiento académico de los estudiantes universitarios de la Facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad Estatal de Bolívar.

MATERIALES Y MÉTODOS

La siguiente investigación se desarrolló bajo la siguiente estructura metodológica, se realizó un análisis de manera inicial bajo estadística descriptiva para caracterizar a los 313 estudiantes en función de variables sociodemográficas y de rendimiento académico, mediante medidas de tendencia central, dispersión y frecuencias. De manera seguida la estadística inferencial se aplicó para relaciones y asociaciones entre enfoques de aprendizaje, factores sociodemográficos y rendimiento académico, recurriendo a técnicas como el análisis factorial exploratorio (AFE), confirmatorio (AFC) y modelamiento de ecuaciones estructurales. Esta estructura de análisis se desarrolló debido a que se quería llegar a una comprensión integral de la investigación.

La investigación tuvo un alcance descriptivo–correlacional. Se consideró descriptiva por que permitió detallar las características propias de los enfoques de aprendizaje seguidas por los estudiantes y sus factores sociodemográficos. Y se consideró correlacional por que buscó la identificación de la relación existente las variables mencionadas con anterioridad y el rendimiento académico de los estudiantes, con la finalidad de no solo describir los hechos sino más bien encontrar una explicación causal de los mismos.

El diseño establecido fue el no experimental y transversal, debido a que no se generó la manipulación de ninguna variable independiente, sino más bien partió desde la observación de los fenómenos tal cual como se encontraban generando dentro del contexto educativo de la facultad, así como se considera transversal debido a que la recogida de información se realizó en el PAO 2024-II, lo que permitió obtener una panorámica de las condiciones académicas y sociodemográficas que caracterizan a los estudiantes de la institución educativa.

El enfoque utilizado fue el cuantitativo debido a la naturaleza del estudio se orientó al análisis de las variables a través del uso de diferentes técnicas estadísticas, de forma convergente se utilizó la técnica de encuesta estructurada para la recolección de datos y en contraste con los registros académicos de la facultad. Los instrumentos usados fueron: Inventario de enfoques y habilidades de estudio para estudiantes (ASSIST) (Brown et al., 2015), compuesto por 52 ítems en escala Likert de 5 puntos, Cuestionario sociodemográfico de 16 ítems diseñado ad hoc y Registros académicos institucionales, que proporcionaron las calificaciones de las asignaturas de tronco común (Química, Matemática, Lenguaje y Comunicación, Informática y Realidad Nacional). Finalmente, todos estos datos recogidos de los diferentes instrumentos de recolección de datos se sometieron a pruebas de fiabilidad y validez (Alfa de Cronbach, KMO, Bartlett, AFE y AFC), asegurando consistencia interna y pertinencia estadística.

Datos

Los datos fueron obtenidos de la Facultad de Ciencias Agropecuarias, Recursos Naturales y del Ambiente, la misma que en el Periodo Académico Ordinario PAO 2024 I contó con un total de 1662 estudiantes considerado como el universo de investigación, a partir de ellos se tomó un muestreo probabilístico bajo el 95% de significancia y un 5% de margen de error, dando como resultado una muestra de 313 estudiantes, a los que se les aplicó el instrumento de recolección de datos, que fue el Inventario de enfoques y habilidades de estudio para estudiantes (ASSIST) (Brown et al., 2015), bajo un muestreo aleatorio simple con la finalidad de dar a cada estudiante la misma probabilidad de formar parte de la investigación, este aspecto fue posible ya que las carreras que forman parte de la Facultad de Ciencias Agropecuarias son presenciales.

Se aplicó el instrumento de cuestionario de encuesta a estudiantes de las tres carreras de la facultad que son: Agronomía, Agroindustria y Medicina Veterinaria, los encuestados presentaban edades entre 18 a 29 años, de los cuales el 48,6% fueron hombres y 51,4% mujeres, por las características educativas que se generaron a partir del Sistema de Nivelación y Admisión se cuenta dentro de la facultad con estudiantes de diferentes provincias del país lo que se consideró una fortaleza ya que se contó con diferentes puntos de vista y características tanto de los estudiantes como de sus familias que permitió analizar factores sociodemográficos compuestos por 16 ítems como: Sexo, Zona, Ingresos familiares, Raza, Tipos de familia, Estilos de crianza de los padres, Nivel educativo padres, estrés de los estudiantes como determinantes del rendimiento académico, estos ítems de tipo cualitativo nominal y ordinal en su mayoría.

Para la obtención de datos de las calificaciones de los estudiantes se accedió a los registros académicos tomando en cuenta las asignaturas de tronco común de las carreras de la Medicina Veterinaria, Agronomía y Agroindustria, las mismas que se imparten en los primeros y segundos ciclos, la información tomada corresponde al Periodo Académico PAO II 2024, correspondiente a septiembre - diciembre de 2024, con la finalidad de contar con información actualizada. En la tabla 1 se muestra un resumen de las medidas de tendencia central y de

dispersión para las asignaturas de: Química, Informática, Matemática, Lenguaje y Comunicación y Realidad Nacional, así como el promedio final correspondiente a la media no ponderada de las calificaciones obtenidas por los estudiantes a lo largo del semestre en las materias mencionadas con la finalidad de contar con una descripción y breve panorámica del rendimiento académico de los estudiantes.

Tabla 1

Resumen descriptivo de datos de asignaturas de tronco común

Variable	Media	Desviación estándar	Varianza	Coeficiente			Mediana
				de	Mínimo	Máximo	
Química	7,38	1,44	2,06	19,47	4	10	7
Informática	8,01	1,22	1,49	15,26	5	10	8
Matemática	6,6	2,14	4,58	32,44	3	10	7
Lenguaje y Comunicación	8,49	1,2	1,44	14,15	5	10	9
Realidad Nacional	8,13	1,41	1,99	17,34	5	10	8
Promedio final	7,72	1,482	2,312	19,732	4,4	10	7,8

Nota. Detalles cuantitativos, de cada materia

Fase 1.

Para la recogida de datos sobre los factores sociodemográficos se diseñó un cuestionario de encuesta compuesto por 16 ítems como: Sexo, raza, zona, ingresos, familia, estilo de crianza de los padres, entre otros, este cuestionario se desarrolló tomando en cuenta a lo mencionado por Piscitello et al.(2022); Pellas, (2023) quienes mencionan a estos como los elementos sociodemográficos más importantes, con el fin de entender el perfil de los estudiantes universitarios, para determinar si estos son predictores del rendimiento académico en su proceso académico. Para determinar los enfoques de aprendizaje se tomó en cuenta el cuestionario el

Inventario de enfoques y habilidades de estudio para estudiantes (ASSIST) (Brown et al., 2015), compuesto por 52 ítems que están relacionados con tres enfoques (profundo, estratégico y superficial) para el estudio y el aprendizaje, este cuestionario se validó mediante el estadístico de Alfa de Cronbach en su investigación original y en la investigación actual se aplicará de la misma forma. Los ítems se calificaron en una escala Likert de cinco puntos donde 5 = de acuerdo, 4 = algo de acuerdo, 3 = inseguro, 2 = algo en desacuerdo y 1 = en desacuerdo. Para cada encuestado, se sumó la puntuación de los ítems que componen cada una de las escalas de estilo de aprendizaje y se calculó la puntuación media de cada escala para cada encuestado. El estilo de aprendizaje “profundo” estuvo compuesto por 16 preguntas originalmente compuestas por cuatro subdivisiones: búsqueda de significado, relación de ideas, uso de evidencia e interés en ideas. El estilo de aprendizaje “superficial” estaba compuesta por 16 preguntas compuestas originalmente de cuatro subdivisiones: falta de propósito, memorización no relacionada, centrada en el programa de estudios y miedo al fracaso. El estilo de aprendizaje “estratégico” estaba compuesto por 20 ítems originalmente compuestos de cinco subdivisiones: estudio organizado, gestión del tiempo, alerta ante la demanda de evaluación, logro y seguimiento de la eficacia.

Los dos instrumentos al estar compuestos de variables cualitativas ordinales se procedieron a realizar la corrección policórica (Urbano & Pere, 2021; Cheng-Hsien, 2016), ésta es una técnica estadística que estima la relación entre dos variables latentes continuas con distribución normal y se caracteriza por ser ampliamente utilizada en análisis de datos ordinales, particularmente en contextos como el análisis factorial y el modelado de ecuaciones estructurales como es el caso de la presente investigación (Lai & Simoes, 2023).

La correlación policórica se calcula suponiendo que las variables ordinales X y Y provienen de variables latentes continuas X^* y Y^* con una distribución normal bivariada:

$$f(x^*, y^*; p) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-p^2}} \exp\left(-\frac{x^{*2} - 2px^*y^* + y^{*2}}{2(1-p^2)}\right)$$

Donde:

- p : La correlación que se desea estimar entre X^* y Y^*
- X^* y Y^* : Las variables latentes continuas.

Luego de ello se realizó un análisis de umbrales para las variables ordinales, en este caso variables ordinales X y Y tienen m y n categorías, respectivamente. Cada categoría está delimitada por umbrales en las variables latentes:

$$\tau_0^{(X)} = -\infty, \tau_m^{(X)} = +\infty$$

$$\tau_0^{(Y)} = -\infty, \tau_m^{(Y)} = +\infty$$

Los valores observados de X y Y se corresponden con intervalos en las variables latentes. Por ejemplo, para X :

$$X = k \text{ si } \tau_{k-1}^{(X)} < X^* \leq \tau_k^{(X)} \text{ para } k = 1, 2, \dots, m$$

Se procede a la estimación de parámetros a través de ellos umbrales τ_k para X y Y se calculan utilizando las frecuencias marginales observadas en las variables ordinales.

$$P^*(X = k) = \Phi(T_k - 1)$$

Donde $\Phi(\cdot)$ es la función de distribución acumulativa de una distribución normal estándar.

Luego se realiza un paso para maximizar la función log/verosimilitud, que suma los logaritmos de las probabilidades conjuntas para todos los pares de categorías observadas:

$$\log L(p, \{\tau^{(X)}\}, \{\tau^{(Y)}\}) = \sum_{i=0}^m \sum_{j=1}^n n_{ij} \log P(X=i, Y=j)$$

Donde:

n_{ij} : Frecuencia observada de la combinación (i,j)

$P(X=i, Y=j)$: Probabilidad estimada según la correlación ρ y los umbrales.

La optimización de esta función proporciona:

La correlación policórica ρ .

Los umbrales $\tau_k^{(X)}$ y $\tau_k^{(Y)}$

Finalmente, se tomó en cuenta 5 materias que son transversales para las tres carreras evaluadas que se reciben en los primeros ciclos de estudio con la finalidad de determinar si existe relación entre el rendimiento académico de los estudiantes y las características sociodemográficas y enfoques de aprendizaje que estos asumen en su proceso formativo.

Fase 2.

Análisis factorial AFE

Dentro de la investigación se aplicaron dos cuestionarios de recolección de datos: el primero compuesto por 16 preguntas relacionadas a conocer los factores psicosociales de los estudiantes que fue desarrollado dentro de la investigación y el segundo orientado a comprender los enfoques de aprendizaje (ASSIST) desarrollado por Brown et al (2015), en este sentido con la finalidad de optimizar dichos cuestionarios se aplicó AFE que es una técnica estadística que permite explorar con mayor precisión las dimensiones subyacentes, constructos o variables latentes de las variables observadas (Méndez-Martínez & Rondón-Sepúlveda, 2012), es decir,

las que observa y mide el investigador, esta prueba estadística se la realiza con el objetivo de comprobar hasta qué punto los ítems que conforman estos dos cuestionarios representan adecuadamente los constructos latentes de interés o diferentes dimensiones que lo conforman (Pérez & Medrano, 2010; Nozaleda et al, 2025), para de esta forma reducir la complejidad de los datos agrupados de variables relacionadas en factores comunes, esto con la finalidad de facilitar la interpretación y comprensión de los datos parte de los cuestionarios que se determinan como elementos predictores del rendimiento académico en los estudiantes (Awang-Hashim et al., 2023).

Uno de los primeros pasos para determinar si los datos son aptos para el AFE, es la aplicación de dos estadísticos como lo son Índice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) que cuantifica el grado en que las variables observadas dentro de los instrumentos están asociadas mediante factores latentes (Abbiati et al., 2020). En este sentido como elemento clave se busca que los resultados de este índice sean >0.7 como mínimo (Anders et al., 2020). A continuación, se presenta la ecuación:

$$KMO = \frac{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} p_{ij}^2}$$

En este caso el r_{ij} es el elemento de la matriz de correlación entre las variables i y j . El p_{ij} es el elemento de la matriz de correlaciones parciales entre i y j . En este caso como se mencionó el denominador combina la correlación total y la correlación parcial, por lo que al dar un valor alto superior a 0.7 indica que las correlaciones son suficientemente fuertes para justificar el análisis AFE. De manera conjunta se aplica la Prueba de esfericidad de Bartlett, misma que se utiliza para determinar si las correlaciones entre un conjunto de variables son significativas y por lo tanto adecuadas para aplicar el AFE, evalúa si la matriz de correlación es diferente de la matriz de identidad (Saha et al., 2024). En la misma se debe obtener una significancia de $p < 0.05$ ello indica que las correlaciones son adecuadas, la ecuación para dicho procedimiento se detalla a continuación:

$$X^2 = -(n - 1 - \frac{2p + 5}{6})(|R|)$$

Para lo cual n representa al número de observaciones, p al número de variables y $|R|$ es el determinante de la matriz de correlación. Luego de ello el análisis AFE se da inicio mediante una matriz de correlación entre todas las variables observadas, la cual como se muestra a continuación:

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2p} \\ & \cdot & \cdot & \cdot \\ & \cdot & \cdot & \cdot \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & r_{pp} \end{bmatrix}$$

Luego se realiza el proceso de extracción de factores, en el modelo de AFE asume que las variables observadas (X_1, X_2, \dots, X_p) se explican por un conjunto de factores latentes (F_1, F_2, \dots, F_m):

$$X_i = \lambda_{i1} F_1 - \lambda_{i2} F_2 + \dots + \lambda_{im} F_m + E_i$$

En este caso λ_{ij} es la carga factorial de la variable i sobre el factor j . E_j es el error o componente específico de la variable i . De manera seguida se realiza la carga de factores, en este caso la relación entre las variables observadas y los factores extraídos se representa en la siguiente ecuación:

$$\mathbf{X} = \mathbf{L} \cdot \mathbf{F} + \mathbf{E}$$

Dentro de esta \mathbf{X} representa a la matriz de variables observadas, \mathbf{L} representa a la matriz de cargas factoriales, \mathbf{F} representa a la matriz de factores latentes y \mathbf{E} a la matriz de errores o residuos. Luego de ello se procede a determinar la varianza explicada por cada factor, esta se calcula mediante los valores propios de la matriz de correlación R . Se considera un modelo adecuado al que debe explicar el 60 o 70% de la varianza total.

$$\text{Varianza explicada por el factor } j = \frac{\lambda_j}{\sum_{k=1}^p \lambda_k}$$

Finalmente, se procede a la fase de rotación de factores que busca optimizar la simplicidad y la interpretabilidad de los factores. La rotación ortogonal Varimax es la más utilizada debido a que mejora la interpretación de los factores extraídos, al mismo tiempo que mantiene la independencia entre los factores. Esta sirve para que las agrupaciones sean más claras y por ende cada ítem se relacione de forma clara con los factores, la función de rotación está dada por:

$$L_{rot} = L.T$$

En este caso T es la matriz de la transformación ortogonal.

Bajo esta línea, existen estándares necesarios para garantizar la calidad y la validez de los resultados para el Análisis AFE, se consideró tres estándares: (1) el tamaño muestral, (2) la ratio mínima de casos por variable y (3) la ratio de variables por factor. En lo referente al tamaño muestral se cuenta con una muestra de 313 encuestados por lo que se cumple con dicho criterio ya que la recomendación es que sea superior a 100 (Hair et al., 2010), esto permite minimizar la probabilidad de equivocación y así aumentar la precisión de los estimadores poblacionales (Mavrou, 2015).

En lo que se refiere a la ratio mínima de casos por variable se sugiere que esta sea p de 10-15 y como mínimo superior a 5 casos por cada variable en este caso al contar con 313 encuestas se cumplen de forma adecuada (MacCallum, 2001), además es importante aclarar que con muestras grandes ya no es necesario ratios de observaciones muy altos. En lo que se refiere a ratio de variables por factor evalúa cuántas variables observadas respaldan cada factor latente. Aquí se recomienda de 3 a 5 variables por factor y deben poseer cargas significativas.

La segunda cuestión tiene que ver con la calidad y la naturaleza de las variables observadas. Según Fabrigar (1999) menciona que estas variables deben ser relevantes en función del dominio que se estudia, pues, en caso contrario, existe el riesgo de que el AFE no revele factores importantes o que conduzca a la obtención de factores espurios y no bien definidos.

Análisis factorial Confirmatorio AFC

De manera seguida se utilizó el AFC como método para analizar la fiabilidad y validez del instrumento analizado previamente a través de AFE permite contrastar un modelo construido con antelación, en el que el investigador establece a priori el conjunto total de las relaciones entre los elementos que lo configuran (Fernández-Aráuz, 2015). A diferencia de la factorial exploratoria, en la factorial confirmatoria se supone que el investigador es capaz de aventurar a priori la estructura de los datos preferiblemente en función de una teoría bien establecida y sólo precisa confirmar que esa estructura puede también obtenerse empíricamente (Lévy-Mangin & Varela-Mallou, 2006). Dicho de otra manera, sirve para comprobar si las relaciones entre las variables observadas y los factores latentes coinciden con un modelo que se basa en hipótesis o teorías previas (Alnasraween & Al-Samadi, 2024).

Este método explica las covarianzas o correlaciones entre un conjunto de variables observadas o medidas a través de un conjunto reducido de variables latentes o factores. Con esto se cuenta con un formulario validado bajo criterios de validez y fiabilidad (Pérez, 2020). El análisis factorial utilizó varios supuestos: Las relaciones lineales de las variables; Ausencia de multicolinealidad; Relevancia de las variables y la existencia de una verdadera correlación entre factores y variables

Dentro de este modelo se determinó los modelos previos a la investigación que mencionan la incidencia de los enfoques de aprendizaje y los factores psicosociales como predictores del rendimiento académico, aquí se parte del AFE para identificar los factores latentes a partir de las variables que corresponden a los dos formularios, de la misma forma las relaciones esperadas. En este sentido para ejecutar el AFC se requiere de un conjunto de ecuaciones descritas a continuación.

Para determinar la relación entre variables observadas y factores latentes, se entiende que variables observadas (X y Y) son combinaciones lineales de factores latentes (ξ o η) más un término de error, por lo que para variables observadas dependientes (Y):

$$Y = \Lambda_Y \eta + \epsilon$$

En este caso (Y) es el vector de variables observadas dependientes, (Λ_Y) es la matriz de cargas factoriales, (η) es el vector de factores latentes y (ϵ) es el vector de errores. De la misma forma para variables observadas independientes se desarrolla la siguiente ecuación.

$$X = \Lambda_X \xi + \delta$$

(X) es el vector de variables observadas independientes, (Λ_X) es la matriz de cargas factoriales, (ξ) es el vector de factores latentes y (δ) es el vector de errores. Para determinar las matrices de varianza y covarianza se determina las siguientes ecuaciones.

Varianza

$$Var(X_i) = \sigma_{X_i}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2$$

Covarianza

$$Cov(X, Y) = \sigma_{XY} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})$$

Matriz de covarianza modelada para variables observadas (Σ):

$$\Sigma = \Lambda \Phi \Lambda' + \theta$$

En este caso (Λ) es la matriz de cargas factoriales, (Φ) es la matriz de varianzas y covarianzas entre factores latentes, (θ) es la matriz de errores de medición (varianza específica).

La función de ajuste es parte del AFC y evalúa comparando la matriz de covarianza observada (S) con la matriz modelada ($\Sigma(\theta)$). Una función comúnmente utilizada es la de máxima verosimilitud (ML)

$$F = tr \left[S \sum (\theta)^{-1} \right] - \log \det \sum (\theta) - p$$

Donde, (F) es el valor de la función de ajuste, (S) es la matriz de covarianza observada, $\Sigma(\theta)$ es la matriz de covarianza modelada y (p) es el número de variables observadas. A continuación, se presenta las diferentes ecuaciones para los cálculos de índices de ajuste.

Chi cuadrado (X^2)

$$X^2 = (N - 1)F$$

Comparative Fit Index (CFI)

$$CFI = 1 - \frac{X^2_{\text{modelo}} - df}{X^2_{\text{independiente}} - df}$$

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)

$$RMSEA = \sqrt{\frac{X^2 - df}{N \cdot df}}$$

Standardized Root Mean Square Residual (SRMR)

$$SRMR = \sqrt{\frac{\sum(S_{ij} - \sum ij)^2}{n \text{ observaciones}}}$$

Estadístico η^2 Eta al cuadrado

Con la finalidad de establecer la relación existente entre las variables categóricas relacionadas a los factores sociodemográficos y socioculturales se tomó en cuenta el estadístico η^2 (eta cuadrada) este es una medida del tamaño del efecto utilizada en estadística para cuantificar la proporción de varianza explicada por una variable independiente en un análisis de varianza (ANOVA) (Richardson, 2011). Indica cuánto de la variabilidad en la variable dependiente se debe a la variable independiente (Norouzian & Plonsky, 2018). Este estadístico se tomó en cuenta debido a que se adapta a las condiciones propias de la investigación al contar con variables cualitativas y variables cuantitativas, por lo que se aplicó para determinar la relación entre los factores mencionados y su efecto en el rendimiento académico de los estudiantes, su fórmula es:

$$\eta^2 = \frac{SS_{between}}{SS_{total}}$$

- *SS_{between}* es la suma de cuadrados entre los grupos, es decir, la variabilidad explicada por la variable independiente.
- *SS_{total}* es la suma total de cuadrados, que representa toda la variabilidad presente en los datos.

Para el desarrollo de la investigación se utilizó el software R Studio en su versión 2024.12.1+563 y el lenguaje R para el manejo de la base de datos y los análisis correspondientes y bajo el lenguaje R en su versión 4.3.2 (2023-10-31 ucrt), con las librerías necesarias.

RESULTADOS

Se procedió con el análisis de los datos correspondiente al determinar los enfoques de aprendizaje usando el cuestionario (ASSIST). Para esto se llevó a cabo un análisis de confiabilidad para evaluar la consistencia interna de la escala mediante el cálculo del coeficiente Alfa de Cronbach con la finalidad de validar lo expuesto por (Brown et al, 2015). Los resultados obtenidos brindan un valor de 0.96, esto refleja una excelente consistencia interna que supera los resultados obtenidos en la investigación original con el valor de 0,92 (Brown et al, 2015). Este valor supera ampliamente el umbral mínimo aceptable de 0.70 y se encuentra dentro del rango de valores considerados como excelentes cuando superan a 0,9, lo que sugiere que los ítems que componen la escala miden de manera consistente el constructo analizado como lo menciona Masa'Deh et al, (2021), esto demuestra la excelente consistencia interna del cuestionario y permite tener la certeza de la calidad del instrumento de recolección de datos.

De manera seguida se realizó la corrección policórica debido a que el cuestionario tiene sus 52 ítems con variables de tipo ordinal, a partir de ello se procedió a realizar el análisis de

adecuación muestral, mediante el índice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), con los siguientes resultados:

KMO global = 0.93

Tabla 2

Resultados de la prueba de KMO

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17
0,95	0,94	0,94	0,93	0,94	0,94	0,93	0,94	0,92	0,91	0,95	0,91	0,90	0,93	0,94	0,94	0,95
P18	P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25	P26	P27	P28	P29	P30	P31	P32	P33	P34
0,92	0,86	0,91	0,84	0,90	0,91	0,93	0,89	0,91	0,93	0,96	0,94	0,90	0,93	0,93	0,93	0,92
p35	P36	P37	P38	P39	P40	P41	P42	P43	P44	P45	P46	P47	P48	P49	P50	p51
0,94	0,94	0,95	0,95	0,94	0,92	0,94	0,91	0,91	0,91	0,92	0,91	0,91	0,92	0,92	0,92	0,90

Nota. Datos obtenidos KMO

El análisis de adecuación muestral mostró que los datos son altamente adecuados para realizar un AFE. El KMO global fue de 0.93, lo que, según los criterios de Kaiser (1974), se considera excelente ($KMO \geq 0.9$), indica que las variables son lo suficientemente fuertes como para realizar un AFE. Estos resultados van de la mano con los expuestos por Zafeer et al (2025) quienes mencionan que, para buscar comprender el impacto de los tipos de enfoques de aprendizaje en el rendimiento académico de los estudiantes es necesario identificar estructuras subyacentes que nace de estos instrumentos de recolección de datos y como el AFC posterior puede definir las mismas. Al contrastar estos resultados con otras investigaciones que analizan los factores influyentes en los estilos de aprendizaje, se supera de forma categórica a estas como la mencionada por Jamil et al, (2015) quienes presentan resultados de KMO de 0.621, Chik & Hakim (2018) presentan valores de KMO de 0.723 por ende, los resultados en la presente investigación presentan valores ideales para el AFE.

Por otro lado, los índices de adecuación muestral individuales (MSA) para cada una de las variables oscilaron entre 0.84 y 0.96, lo que refuerza la solidez de los datos. Las variables con valores más altos, como P28 (0.96), presentan una correlación muy fuerte con las demás variables del conjunto, mientras que las variables con valores más bajos, como P21 (0.84) y P19 (0.86), aunque relativamente más débiles, se mantienen dentro del rango aceptable para su inclusión en el modelo factorial. Estos resultados sugieren que no existen variables problemáticas que puedan comprometer la calidad del análisis, lo que se alinea a investigaciones desarrolladas por Oyeniran et al (2025) quienes mencionan que es importante determinar que items no cuentan con valores adecuados para lograr una mejora del modelo inicial propuesto. Además, se observa que los resultados obtenidos están por encima de otras investigaciones realizadas como la desarrollada por Chin et al, (2024) quienes obtienen valores que oscilan entre 0.793 a 0.869, bajo esta línea se ratifica la calidad del análisis.

KMO global = 0.93

Tabla 3

Resultados de la prueba de KMO

P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18
0,78	0,76	0,79	0,82	0,76	0,82	0,75	0,93	0,94	0,91	0,94	0,96	0,92	0,93	0,94	0,76	0,68	0,83
P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25	P26	P27	P28	P29	P30	P31	P32	P33	P34	P35	P36
0,86	0,84	0,71	0,81	0,78	0,77	0,67	0,71	0,79	0,72	0,86	0,81	0,86	0,82	0,81	0,73	0,89	0,83
P37	P38	P39	P40	P41	P42	P43	P44	P45	P46	P47	P48	P49	P50	P51			
0,93	0,92	0,92	0,92	0,92	0,94	0,91	0,91	0,92	0,84	0,84	0,82	0,85	0,83	0,83			

Nota. Resultados de la prueba de esfericidad de Bartlett se describen en la tabla 4

Tabla 4

Resultados de la prueba de esfericidad de Bartlett

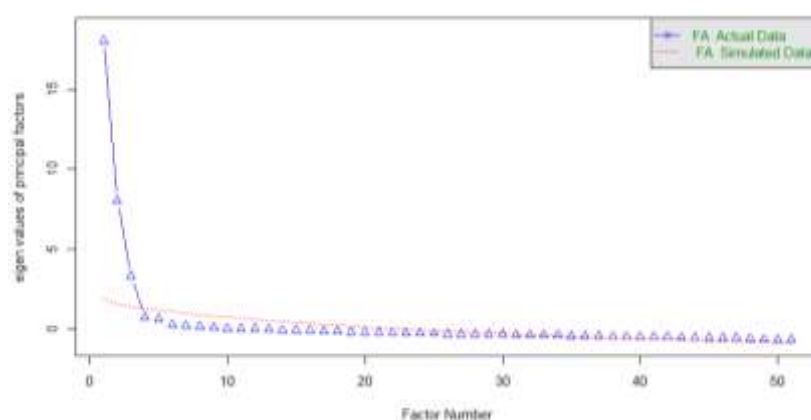
Chi-cuadrado (χ^2)	Grados de libertad	P-valor
---	---------------------------	----------------

Nota. Datos de prueba de esfericidad

La prueba de esfericidad de Bartlett se realizó para evaluar si la matriz de correlaciones es adecuada para el AFE. Esta prueba contrasta la hipótesis nula de que la matriz de correlaciones es una matriz identidad, esto quiere decir, que las variables no están correlacionadas entre sí. Un resultado significativo $p < 0.05$ indica que existen correlaciones suficientes entre las variables para justificar la aplicación del análisis factorial. Los resultados mostraron un estadístico de chi-cuadrado χ^2 es 14474.82, lo que indica que las correlaciones entre las variables son significativamente diferentes de cero, con 1275 grados de libertad y un valor p de 0.000. Dado que el valor p es menor que 0.05, se rechaza la hipótesis nula, lo que confirma que la matriz de correlaciones no es una matriz de identidad y que existen correlaciones significativas entre las variables.

Figura 1

Análisis en paralelo



Nota. Datos de paralelo

En la Figura 1 Análisis en paralelo se puede observar que el modelo factorial retiene tres factores, en vista que estos representan varianza significativa y explican de manera adecuada la

estructura de los datos. De manera seguida en la tabla 5 se muestra los resultados obtenidos del (AFE) realizado:

Tabla 5

Resultados del AFE

ITEM	ML1	ML2	ML3
P1	0.528		
P2	0.496		
P3	0.758		
P4	0.777		
P5	0.810		
P6	0.757		
P7	0.814		
P8	0.839		
P9	0.878		
P10	0.878		
P11	0.878		
P12	0.882		
P13	0.616		
P14	0.551	0.315	
P15	0.640		
P16	0.493		
P17	0.419		
P18			0.594
P19			0.648
P20			0.667
P21			0.637
P22			0.550
P23			0.670

P24		0.728
P25		0.566
P26		0.594
P27		0.421
P28		0.722
P29		0.492
P30	0.451	0.451
P31	0.329	0.489
P32		0.659
P33		0.780
P34		0.721
P35		0.773
P36		0.698
P37	0.797	
P38	0.792	
P39	0.769	
P40	0.759	
P41	0.756	
P42	0.772	
P43	0.840	
P44	0.836	
P45	0.833	
P46	0.835	
P47	0.843	
P48	0.850	
P49	0.793	
P50	0.886	
P51	0.822	

Nota. Datos gestionados EFE

El AFE presentado en la tabla 5 y 6 permitió identificar tres factores principales que explican los enfoques de aprendizaje: superficial (ML2), estratégico (ML1) y profundo (ML3), los cuales han sido analizados dentro de las dimensiones teóricas propuestas en la literatura (Tait et al., 1998).

Tabla 6

Resultados del AFE

	ML2	ML1	ML3
SS loadings	10.595	9.440	8.238
Proportion Var	0.208	0.185	0.162
Cumulative Var	0.208	0.393	0.554

Nota. Datos gestionados AFE

El ML2 está asociado al enfoque superficial, con altas cargas factoriales en los ítems P37, P38, P39, P40, P41, P42, P43, P44, P45, P46, P47, P48, P49, P50 y P51. Estas preguntas reflejan estrategias desarrolladas por los estudiantes en referencia con la memorización mecánica, el cumplimiento mínimo de tareas y la preocupación por el desempeño, características propias de este enfoque. Este factor explicó el 20.8% de la varianza total, siendo el más predominante en los resultados de los estudiantes analizados. En este sentido, hay otras investigaciones que mencionan que el rendimiento académico se puede ver influenciado por otros factores como entorno familiar con valores de 0.447 y habilidades de aprendizaje con 0.425 como los mayores determinantes del rendimiento académico.

Este hallazgo es interesante dentro de la investigación ya que, se observa que dentro de este contexto los estudiantes tienden a priorizar estrategias con relación al enfoque superficial, caracterizado por la memorización mecánica, el cumplimiento mínimo de tareas y una preocupación centrada en el desempeño inmediato. Este comportamiento se puede estar relacionando con factores contextuales, pedagógicos y culturales, los cuales han sido

ampliamente discutidos en la literatura (Benka-Coker et al, 2021). Este aspecto puede deberse a que dentro del sistema educativo ecuatoriano se fomenta la evaluación sumativa y los resultados cuantitativos, por ende, los estudiantes buscan simplemente aprobar su ciclo académico que, a lograr un aprendizaje profundo, además se observa que los sistemas de evaluación que promueven pruebas de memorización y tareas repetitivas fomentan este aprendizaje (Usán et al, 2021).

El ML1 se asocia al enfoque estratégico, con altas cargas factoriales en los ítems P1, P2, P5, P6, P7, P8, P9, P10, P11, P12, P13, P15, P16, P17, P30 y P31. Estos ítems están relacionados con la organización, la planificación y la búsqueda de buenos resultados académicos, en este sentido estas características definen este enfoque. Este factor explicó el 18.5% de la varianza total, dentro del estudio, siendo el segundo en nivel de significancia. En este sentido, este enfoque se caracteriza en estudiantes que buscan la optimización de su rendimiento académico, se caracterizan por la gestión eficiente de recursos, así como lo menciona Ocaña-Moral et al (2021) esta planificación estructurada es una característica del enfoque estratégico ya que permite a los estudiantes maximizar su eficiencia y cumplir con las demandas académicas mucho más cuando la carrera lo exige (Bonsaksen et al, 2020).

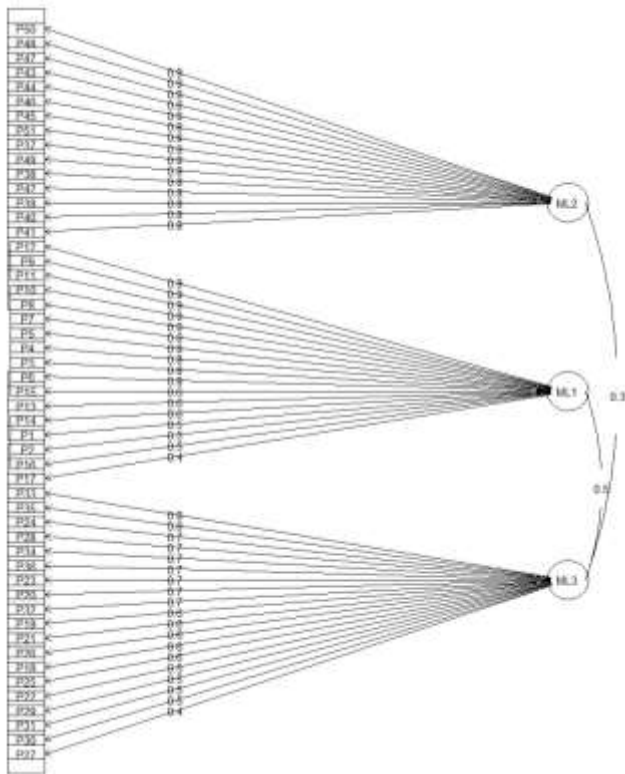
Finalmente, el ML3 corresponde al enfoque profundo, con altas cargas factoriales en los ítems P3, P4, P14, P18, P19, P20, P21, P22, P23, P24, P25, P26, P27, P28, P29, P32, P33, P34, P35 y P36. Estos ítems reflejan la búsqueda de significado, la conexión entre ideas y el cuestionamiento crítico, estas características reflejan un enfoque profundo. Este factor explicó el 16.2% de la varianza total, siendo el menos representado dentro de la muestra en estudio. En este sentido, los estudiantes muestran una planificación consciente, una organización estructurada y una priorización de tareas relevantes (Tadese et al, 2022). Este es un tipo de estrategia de estudiantes que buscan un aprendizaje profundo y logran alto rendimiento

académico (de la Fuente et al, 2021). Por otro lado, otras investigaciones como las de Okwuduba et al (2021) mencionan que existen factores como la inteligencia emocional y el aprendizaje autodirigido que pueden ser características de estudiantes que asumen un enfoque profundo como estrategia de aprendizaje y estas pueden convertirse en los mayores predictores del rendimiento académico.

En base a dichos resultados, se evidencia que el enfoque superficial (ML2) es el que predomina entre los estudiantes investigados, seguido por el enfoque estratégico y, finalmente, el enfoque profundo. Estos resultados reflejan que los estudiantes analizados tienden a priorizar estrategias orientadas al cumplimiento mínimo y la memorización, mientras que las estrategias de organización y búsqueda de significado tienen una menor representación, lo que refleja que es necesario adoptar estrategias que logren un empoderamiento y compromiso con su aprendizaje por parte de los estudiantes dentro de la facultad como se muestra de forma visual en la Figura 2 del AFE.

Figura 2

Análisis factorial exploratorio



Nota. Análisis factorial confirmatorio

Como se ha mencionado dentro del análisis de la literatura el AFE y el AFC son procedimientos complementarios que permiten identificar y validar las estructuras subyacentes de los constructos medidos. En este sentido para garantizar la validez de la estructura identificada en el AFE, es necesario realizar un AFC, el cual permite evaluar si el modelo teórico derivado del AFE se ajusta adecuadamente a los datos empíricos. Por lo que la importancia de realizar un AFC radica en que este análisis no solo confirma la estructura factorial identificada en el AFE, sino que también permite refinar el modelo, identificando posibles problemas como ítems que no cargan adecuadamente en su factor correspondiente o correlaciones entre errores que no se ajustan al modelo teórico.

Bajo esta panorámica el aplicar estos análisis asegura que los enfoques de aprendizaje y los factores sociodemográficos medidos sean representados de manera válida y confiable, lo que a su vez fortalece la interpretación de su influencia como predictores del rendimiento académico y permite ampliar el horizonte epistemológico sobre las variables estudiadas, a continuación, se muestran los resultados obtenidos dentro del AFC.

Tabla 7

Resultados del AFC

Model Test User Model:	
Test statistic	3.516.902
Degrees of freedom	1202
P-value (Chi-square)	0.000
Model Test Baseline Model:	
Test statistic	119.063.452
Degrees of freedom	1275
P-value	0.000
User Model versus Baseline Model:	
Comparative Fit Index (CFI)	0.980
Tucker-Lewis Index (TLI)	0.979
Root Mean Square Error of Approximation:	
RMSEA	0.078
90 Percent confidence interval - lower	0.075

90 Percent confidence interval - upper	0.081
P-value H ₀ : RMSEA ≤ 0.050	0.000
P-value H ₀ : RMSEA ≥ 0.080	0.199
Standardized Root Mean Square Residual:	
SRMR	0.084
Parameter Estimates:	
Parameterization	Delta
Standard errors	Standard
Information	Expected
Information saturated (h1) model	Unstructured

Nota. Datos gestionados AFC

El modelo evaluado mediante AFC presentó un ajuste global adecuado basado en una muestra de 314 participantes y 277 parámetros estimados. El estadístico de chi-cuadrado fue 3516.902 con 1202 grados de libertad con un valor $p < 0.001$. Este resultado es significativo, lo cual es común en muestras grandes debido a la sensibilidad de la prueba al tamaño muestral, se consideraron índices adicionales para evaluar el ajuste del modelo. Estos resultados van de la mano con el estudio desarrollado por Asare (2025) quien presenta resultados similares que determinan el impacto del chi-cuadrado para la validación de un modelo propuesto.

Los índices de ajuste incremental, como el Comparative Fit Index (CFI) y el Tucker-Lewis Index (TLI), obtuvieron valores de 0.980 y 0.979, respectivamente, indican un ajuste excelente del modelo con valores ≥ 0.95 que son considerados óptimos. Por otro lado, el Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) fue de 0.078, con un intervalo de confianza del 90% entre 0.075 y 0.081, sugiere un ajuste adecuado, ya que valores entre 0.05 y 0.08 son considerados adecuados. Estos resultados van de la mano con los resultados de Okwuduba et al (2021) que presentan valores de RMSEA de 0,044, en los que se analiza la validez de sus constructos. Sin embargo, el Standardized Root Mean Square Residual (SRMR) obtuvo un valor de 0.084, ligeramente por encima del umbral recomendado < 0.08 , lo que sugiere que algunos aspectos del modelo podrían mejorarse en futuras investigaciones. Estos resultados indican que el modelo propuesto presenta un ajuste global bueno, respaldado por los índices

CFI y TLI, aunque el RMSEA y SRMR sugieren que hay margen para mejoras específicas. Estos hallazgos proporcionan evidencia empírica para la validez del modelo, pero también destacan áreas que podrían beneficiarse de ajustes adicionales en futuras investigaciones. Asimismo, como lo menciona Zafeer et al (2025) CFI y TLI, RMSEA y SRMR son resultados de vital importancia para obtener un modelo adecuado y eficiente.

Tabla 8

Resultados de covarianzas entre factores

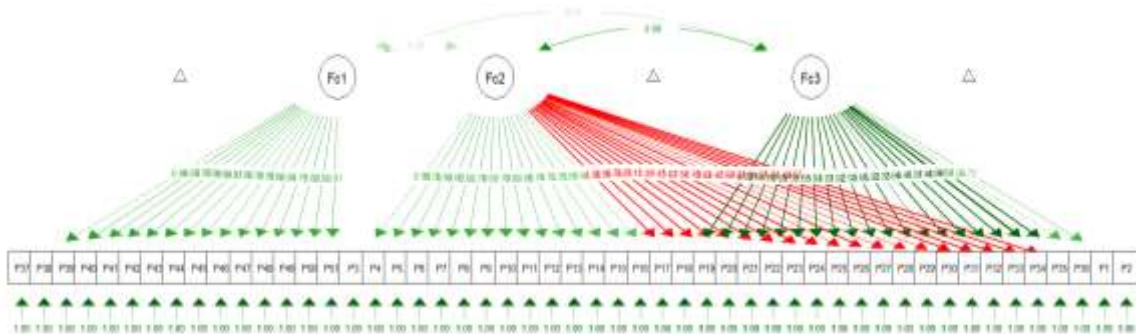
	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)	Std.lv	Std.all
Factor1						
Factor2	0.194	0.005	36.712	0.000	0.256	0.256
Factor3	0.188	0.006	30.745	0.000	0.306	0.306
Factor2						
Factor3	0.573	0.012	38.253	0.000	0.890	0.890

Nota. Resultados AFC

Los resultados del AFC mostraron las covarianzas entre los factores latentes del modelo. La covarianza estandarizada entre el Factor 1 y el Factor 2 fue baja 0.256, $z = 36.712$, valor $p < 0.001$, lo que indica una relación limitada entre ambos factores y sugiere que representan constructos conceptualmente diferenciados. De manera similar, la covarianza estandarizada entre el Factor 1 y el Factor 3 fue moderada 0.306, $z = 30.745$, valor $p < 0.001$, lo que implica una relación algo más fuerte entre estos factores, pero aún consistente con la diferenciación conceptual. Por otro lado, la covarianza estandarizada entre el Factor 2 y el Factor 3 fue alta 0.990, $z = 48.253$, valor $p < 0.001$, lo que indica una relación alta entre ambos factores. Este resultado sugiere una posible redundancia conceptual, ya que ambos factores podrían estar midiendo esencialmente el mismo constructo. Estos hallazgos respaldan la diferenciación del Factor 1 respecto de los otros dos factores, pero plantean la necesidad de reconsiderar la estructura del modelo en relación con el Factor 2 y el Factor 3 como se muestra a continuación en la Figura 3.

Figura 3

Modelo con un diagrama estructural



Nota. Datos de diagrama estructural

Tabla 9

Resultados de la evaluación de la fiabilidad del modelo

	Factor1	Factor2	Factor3
alpha	0.9644087	0.9545997	0.9340697
alpha.ord	0.9699741	0.9584999	0.9424358
omega	0.9601325	-24.652.416	11.007.988
omega2	0.9601325	-0.2040682	22.309.063
omega3	0.9620318	-0.2080514	22.050.381

Nota. Datos de fiabilidad del modelo

Los resultados obtenidos reflejan la evaluación de la fiabilidad de los factores en el modelo de análisis factorial. En cuanto al alfa de Cronbach (alpha), todos los factores muestran una excelente consistencia interna, con valores de 0.9644 para el Factor1, 0.9546 para el Factor2 y 0.9341 para el Factor3, superando ampliamente el umbral de 0.9. De manera similar, el alfa ordinal (alpha.ord), que es más adecuado para datos categóricos u ordinales, indica una excelente fiabilidad para todos los factores, con valores de 0.9700, 0.9585 y 0.9424, respectivamente.

El Factor1 mantiene un excelente valor de 0.9601, el Factor2 muestra un valor negativo de -2.4652, lo cual podría ser problemático e indica posibles errores en las cargas factoriales, y que

determina la necesidad de analizar los factores para lograr una mejora del modelo determinado a través del AFE, la estructura del modelo o los datos. Por otro lado, el Factor3 presenta un valor inusualmente alto de 1.1008, lo que sugiere problemas en la estimación. Estas anomalías también se reflejan en las variantes omega2 y omega3, donde el Factor1 sigue mostrando una excelente fiabilidad 0.9601 y 0.9620, pero el Factor2 presenta valores negativos -0.2041 y -0.2081 y el Factor3 valores excesivamente altos 2.2309 y 2.2050, esto refuerza la necesidad de revisar estos factores.

En cuanto a la varianza promedio extraída AVE, avevar, el Factor1 muestra un valor excelente de 0.6871, superando el umbral de 0.5, lo que indica que este factor explica adecuadamente la varianza de sus ítems. Sin embargo, no se reportaron valores de AVE para los Factores 2 y 3 (NA), lo cual podría deberse a problemas en la estructura del modelo o en los datos. En base a los resultados del modelo original desarrollado en AFE y AFC se establecen ciertas estrategias de mejora del modelo original para simplificar su estructura eliminando indicadores problemáticos y eliminando superposición entre factores y diferenciarlos uno del otro para simplificar el modelo. A continuación, se presentan los resultados obtenidos de las estrategias propuestas de mejora al modelo original:

Tabla 10

Resultados del modelo ajustado AFC

Estimator	DWLS
Optimization method	NLMINB
Number of model parameters	250
Number of observations	314
Model Test User Model:	
Test statistic	3.460.457
Degrees of freedom	1122
P-value (Chi-square)	0.000
Model Test Baseline Model:	
Test statistic	110.761.701
Degrees of freedom	1176

P-value	0.000
User Model versus Baseline Model:	
Comparative Fit Index (CFI)	0.979
Tucker-Lewis Index (TLI)	0.978
Root Mean Square Error of Approximation:	
RMSEA	0.082
90 Percent confidence interval - lower	0.079
90 Percent confidence interval - upper	0.085
P-value H ₀ : RMSEA ≤ 0.050	0.000
P-value H ₀ : RMSEA ≥ 0.080	0.805
Standardized Root Mean Square Residual:	
SRMR	0.079
Parameter Estimates:	
Parameterization	Delta
Standard errors	Standard
Information	Expected
Information saturated (h1) model	Unstructured

Nota. Datos ajustados al modelo

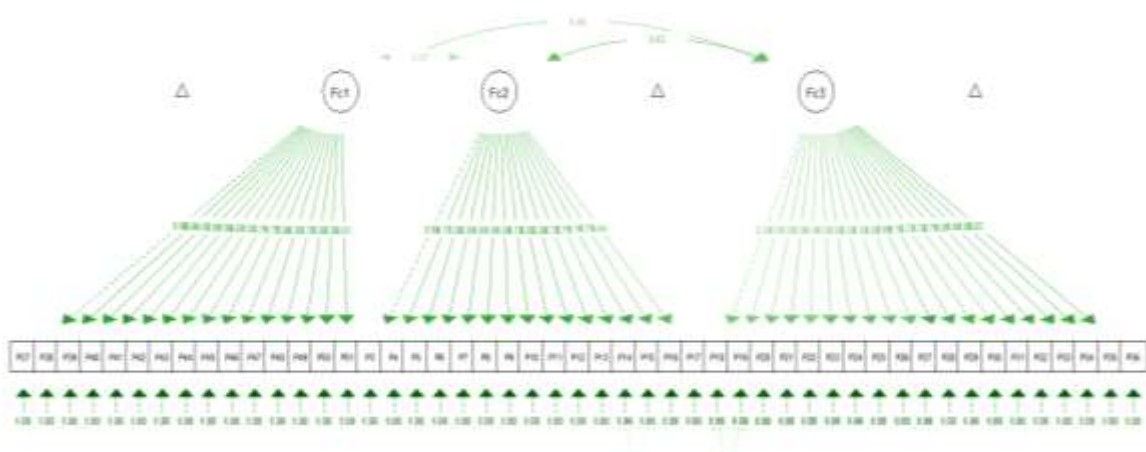
En los resultados obtenidos del modelo ajustado se observa que el ajuste global indica que, aunque el estadístico Chi-cuadrado $\chi^2 = 3460.457$, $gl = 1122$, $p < 0.001$ es significativo, este resultado es común en muestras grandes como en este caso 314 e implica que el modelo es adecuado. Además, se consideraron otros indicadores de ajuste más robustos. El índice de ajuste comparativo CFI con valores de 0.979 y el índice de Tucker-Lewis TLI con un valor de 0.978 muestran valores superiores a 0.95, lo que indica un excelente ajuste del modelo. En cuanto al error de aproximación cuadrático medio RMSEA un valor de 0.082, este valor sugiere un ajuste bueno, aunque dentro de límites aceptables, con un intervalo de confianza del 90% entre 0.079 y 0.085. Adicionalmente, la prueba de hipótesis para el RMSEA confirmó que el ajuste es bueno $p > 0.805$. Por último, el índice estandarizado de residuales cuadráticos medios SRMR = 0.079 se encuentra dentro del umbral de 0.08, lo que sugiere un buen ajuste. En conjunto, estos resultados indican que el modelo ajustado representa razonablemente bien las relaciones entre las variables propuestas. Además, estos resultados pueden sugerir que adicionalmente a los elementos analizados en la investigación como los enfoques de aprendizaje y los factores

sociodemográficos, puede haber otros elementos que inciden en el rendimiento académico que no han sido tomados en cuenta y que en futuras investigaciones se los podría analizar.

Los resultados obtenidos de aplicar las estrategias de mejora del modelo original hacia un modelo ajustado corrigen la superposición de factores y la redundancia conceptual que se estaba dando entre los factores 2 y 3 y desarrollan una diferencia clara entre estos, con lo que se obtiene un modelo mejorado con diferenciación de los tres enfoques de aprendizaje analizados en la presente investigación: ML2 enfoque superficial, ML1 enfoque estratégico y ML3 enfoque profundo.

Figura 4

Modelo mejorado en base a AFC



Nota. Relación entre variables sociodemográficas y rendimiento académico

Variable categórica: Zona

Con la finalidad de analizar la relación entre los factores psicosociales y sociodemográficos es fundamental emplear técnicas estadísticas que permitan cuantificar la relación entre variables categóricas y continuas (Richardson, 2011). En este contexto, el cálculo de η^2 (*eta cuadrado*)

se presenta como una herramienta esencial para evaluar el tamaño del efecto de los factores psicosociales y los enfoques de aprendizaje sobre el rendimiento académico, debido a lo expuesto se aplicó dicha técnica estadística para determinar la relación entre los factores mencionados, a continuación, se detallan los resultados:

Tabla 11

Resultados de relación entre variables estadístico η^2 , η^2 parcial, ω^2

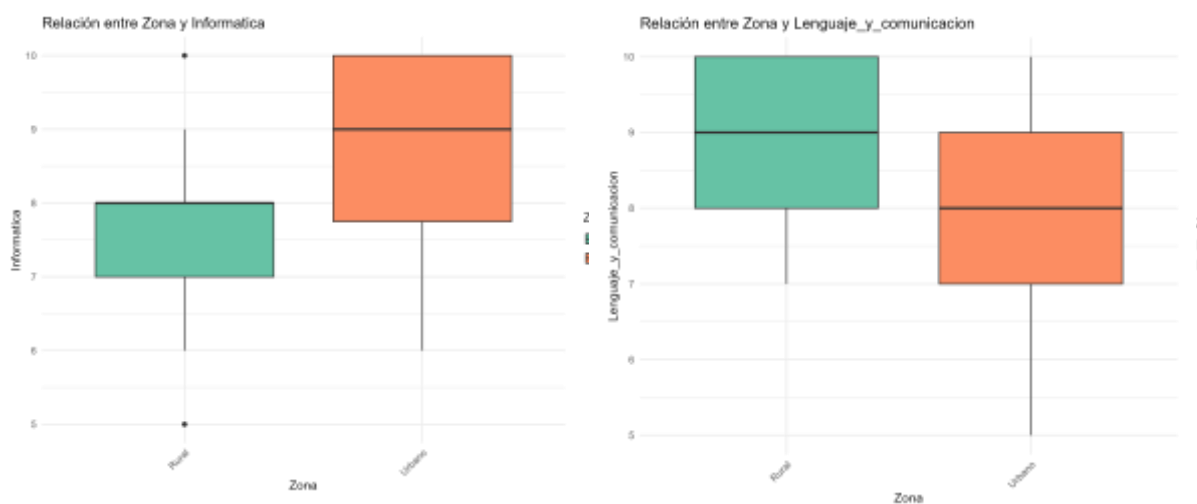
Variable_Catógórica	Variable_Continua	η^2	η^2 parcial	ω^2
Sexo	Química	2.719114e-03	2.719114e-03	-0.0004860185
Sexo	Informática	7.413565e-02	7.413565e-02	0.0709473843
Sexo	Matemática	7.073508e-05	7.073508e-05	-0.0031343938
Sexo	Lenguaje_y_comunicación	1.380132e-01	1.380132e-01	0.1348676839
Sexo	Realidad_Nacional	3.399087e-02	3.399087e-02	0.0307890912
Zona	Química	1.186973e-05	1.186973e-05	-0.0031932586
Zona	Informática	1.504611e-01	1.504611e-01	0.1473270266
Zona	Matemática	8.886675e-03	8.886675e-03	0.0056817082
Zona	Lenguaje_y_comunicación	1.031002e-01	1.031002e-01	0.0999280956
Zona	Realidad_Nacional	2.846244e-02	2.846244e-02	0.0252596121
Raza	Química	1.204820e-02	1.204820e-02	-0.0007798448
Raza	Informática	4.507710e-02	4.507710e-02	0.0325745079
Raza	Matemática	3.921341e-02	3.921341e-02	0.0266525215
Raza	Lenguaje_y_comunicacion	1.212319e-01	1.212319e-01	0.1095069046
Raza	Realidad_Nacional	2.127397e-02	2.127397e-02	0.0085361201
Familia	Química	2.095024e-03	5.750644e-03	-0.0038897464
Familia	Informática	4.824459e-02	4.232795e-03	-0.0054173896
Familia	Matemática	3.852284e-03	1.390224e-02	0.0043147050
Familia	Lenguaje_y_comunicación	7.210120e-02	3.817854e-02	0.0287509719
Familia	Realidad_Nacional	1.278948e-02	3.198199e-03	-0.0064586532
Padres	Química	5.750644e-03	2.193893e-02	0.0124039324
Padres	Informática	4.232795e-03	2.465106e-02	0.0151338863
Padres	Matemática	1.390224e-02	5.156920e-03	-0.0044873033
Padres	Lenguaje_y_comunicación	3.817854e-02	3.437957e-02	0.0249267157
Padres	Realidad_Nacional	3.198199e-03	2.043719e-02	0.0108923442
Nivel_educativo_padres	Química	2.193893e-02	1.487328e-02	0.0052920687
Nivel_educativo_padres	Informática	2.465106e-02	2.089325e-03	-0.0075746654
Nivel_educativo_padres	Matemática	5.156920e-03	1.416060e-02	0.0045747497
Nivel_educativo_padres	Lenguaje_y_comunicaciòn	3.437957e-02	3.648450e-03	-0.0060055018
Nivel_educativo_padres	Realidad_Nacional	2.043719e-02	2.779291e-02	0.0182964418

Nota. Datos de rendimiento académico

Como se observa en la tabla 11 existen ciertos factores que denotan incidencia sobre el rendimiento académico de los estudiantes como: la variable Zona (rural o urbano) dentro de la investigación demostró ser el factor más influyente en el rendimiento académico, especialmente en la asignatura de Informática, en esta presentó un efecto grande 0.1504. Este resultado sugiere que los estudiantes provenientes de zonas urbanas o rurales tienen diferencias significativas en su desempeño en esta asignatura, posiblemente debido a desigualdades en el acceso a recursos tecnológicos y educativos que caracteriza a cada zona.

Figura 5

Relación entre la variable zona y asignaturas



Nota. Datos de relación de variables

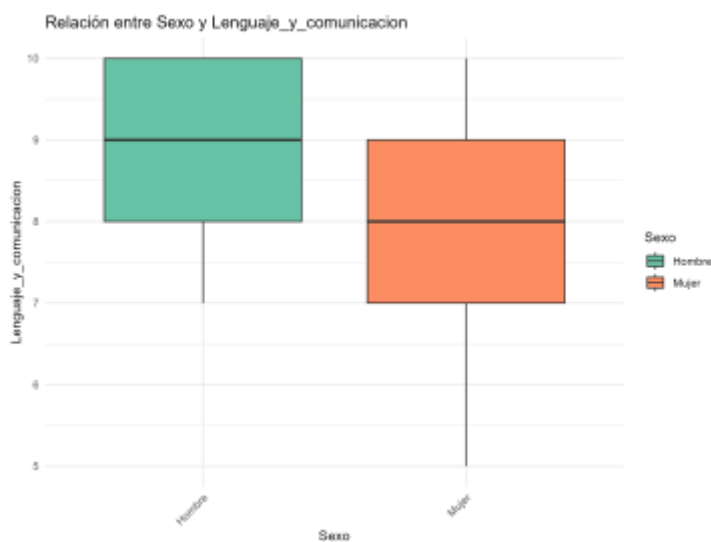
En la asignatura de Lenguaje y Comunicación, la variable zona mostró un efecto moderado (0.1031), lo cual indica que esta variable también influye de manera importante en el rendimiento en habilidades lingüísticas, este aspecto como lo menciona Tayyaba (2012) los estudiantes suelen tener mayor exposición a entornos ricos en lenguaje, como bibliotecas, actividades extracurriculares y medios de comunicación, mientras que en zonas rurales estas

oportunidades suelen ser más limitada. Sin embargo, en las asignaturas de Química 0.00001 y Matemática 0.0088, el efecto fue inexistente o nulo.

En referencia a la variable Sexo fue relevante, especialmente en la asignatura de Lenguaje y Comunicación como se muestra en la Figura 6, donde presentó un efecto moderado 0.1380. Este hallazgo respalda investigaciones previas que sugieren que las diferencias de género pueden influir en el desarrollo de habilidades comunicativas. Asimismo, en Informática, mostró un efecto moderado 0.0741, lo cual podría reflejar diferencias en el acceso, interés o experiencia previa con herramientas tecnológicas entre hombres y mujeres.

Figura 6

Relación entre la variable sexo y asignaturas



Nota. Datos de relaciones sexo y asignaturas

La variable ingresos familiares también demostraron un efecto moderado en Lenguaje y Comunicación 0.0721, lo cual evidencia que las condiciones socioeconómicas pueden influir significativamente en el rendimiento en esta asignatura, estos resultados van de la mano con Selvitopu & Kaya (2021) quienes mencionan que los estudiantes provenientes de familias con mayores ingresos tienen más probabilidades de acceder a recursos educativos como libros,

tecnología, tutorías y actividades extracurriculares que favorecen el desarrollo de habilidades lingüísticas y por ende podrían darle una ventaja significativa frente a los que no cuentan estos recursos. Sin embargo, en las demás asignaturas no se evidenció efecto alguno.

DISCUSIÓN

Validación de instrumentos y estructura factorial

La estructura tridimensional de los enfoques de aprendizaje identificada mediante AFE, que explica el 55.4% de la varianza acumulada, confirma el modelo teórico propuesto por Tait et al. (1998) y validado por Brown et al. (2015) en contextos similares. La excelente confiabilidad interna del instrumento ASSIST con un $\alpha = 0.96$ supera incluso los valores reportados en la investigación original $\alpha = 0.92$, lo que sugiere que este cuestionario mantiene su validez y consistencia en el contexto ecuatoriano. Estos resultados son consistentes con los hallazgos de Masa'Deh et al. (2021), quienes también reportaron valores superiores a 0.90 en la evaluación de instrumentos relacionados con el rendimiento académico.

El índice KMO de 0.93, considerado excelente según los criterios de Kaiser (1974), supera ampliamente los valores reportados en investigaciones similares, como las de Jamil et al. (2015) con KMO de 0.621 y Chik & Hakim (2018) con 0.723. Esta superioridad metodológica fortalece la validez de los constructos medidos y respalda la pertinencia del AFE en este contexto. Asimismo, los índices de ajuste del AFC (CFI = 0.980, TLI = 0.979, RMSEA = 0.078) demuestran un ajuste global excelente del modelo teórico propuesto, coincidiendo con los estándares establecidos por Okwuduba et al. (2021) y superando los valores reportados por Muca et al. (2023) en estudios con estudiantes de Ciencias Veterinarias.

Enfoques de aprendizaje como predictores del rendimiento académico

El hallazgo más significativo de esta investigación es la predominancia del enfoque superficial (ML2), que explica el 20.8% de la varianza total, siendo el factor más representativo entre los estudiantes evaluados. Este resultado contradice lo esperado desde la perspectiva pedagógica

ideal, pero es consistente con la realidad educativa observada en contextos donde predominan sistemas de evaluación sumativa y orientados a resultados cuantitativos. Como señalan Benka-Coker et al. (2021) y Usán et al. (2021), los sistemas educativos que priorizan pruebas de memorización y tareas repetitivas inadvertidamente fomentan estrategias de aprendizaje superficial en lugar de promover la comprensión profunda.

La asociación negativa entre el enfoque superficial y el rendimiento académico confirma los postulados teóricos de Bazán-Perkins & Santibañez-Salgado (2025), quienes argumentan que la memorización mecánica y el cumplimiento mínimo de requisitos limitan el desarrollo de competencias cognitivas superiores. Este fenómeno puede atribuirse a características específicas del sistema educativo ecuatoriano en educación superior pública, donde, como menciona el estudio, existe presión por aprobar ciclos académicos más que por lograr aprendizajes significativos. Esta situación exige una reflexión crítica sobre las metodologías de enseñanza y los sistemas de evaluación implementados en la institución.

Por el contrario, los enfoques estratégicos (ML1, 18.5% de varianza) y profundo (ML3, 16.2% de varianza) mostraron asociaciones positivas significativas con el rendimiento académico, validando la propuesta de Hayat et al. (2020) sobre la importancia de la autoeficacia y las estrategias metacognitivas en el éxito académico. El enfoque estratégico, caracterizado por la planificación estructurada y la gestión eficiente del tiempo, resulta especialmente relevante en carreras como Medicina Veterinaria, Agronomía y Agroindustria, donde las demandas académicas requieren organización sistemática, como sostienen Bonsaksen et al. (2020) y Ocaña-Moral et al. (2021).

El enfoque profundo, aunque menos representado en la muestra, emerge como el predictor más robusto del rendimiento académico sostenible, coincidiendo con los hallazgos de de la Fuente et al. (2021) y Tadese et al. (2022). Los estudiantes que adoptan este enfoque no solo obtienen mejores calificaciones, sino que desarrollan aprendizajes más duraderos y transferibles. La baja

prevalencia de este enfoque (16.2%) en la población estudiada representa una preocupación pedagógica significativa que requiere intervenciones institucionales orientadas a fomentar estrategias de aprendizaje profundo desde los primeros ciclos universitarios.

Factores sociodemográficos como predictores del rendimiento académico

Los resultados del estadístico η^2 revelaron que la variable zona de procedencia (urbana/rural) constituye el predictor sociodemográfico más significativo del rendimiento académico, particularmente en asignaturas que requieren competencias tecnológicas y comunicativas. El efecto grande observado en Informática ($\eta^2 = 0.1504$) evidencia la brecha digital existente entre estudiantes de zonas urbanas y rurales, confirmando los hallazgos de Ouahi et al. (2021), quienes documentaron diferencias sustanciales en el acceso a dispositivos tecnológicos, conectividad a internet y alfabetización digital entre estas poblaciones.

El efecto moderado en Lenguaje y Comunicación ($\eta^2 = 0.1031$) sugiere que los estudiantes urbanos tienen mayor exposición a entornos lingüísticamente enriquecidos, como bibliotecas, centros culturales y medios de comunicación diversos, mientras que los estudiantes rurales enfrentan limitaciones en estas oportunidades, como señala Tayyaba (2012). Esta disparidad representa una inequidad estructural que requiere políticas institucionales específicas de nivelación y apoyo académico diferenciado.

La variable sexo mostró efectos moderados particularmente en Lenguaje y Comunicación ($\eta^2 = 0.1380$), donde las estudiantes mujeres exhibieron mejor desempeño, resultado consistente con Mahdavi et al. (2021), quienes atribuyen esta diferencia a patrones de socialización temprana que favorecen el desarrollo de habilidades lingüísticas en mujeres. Sin embargo, en Informática ($\eta^2 = 0.0741$), la persistencia de brechas de género sugiere la necesidad de estrategias pedagógicas que promuevan mayor inclusión y participación equitativa en áreas tecnológicas.

Los ingresos familiares demostraron impacto moderado en Lenguaje y Comunicación ($\eta^2 = 0.0721$), evidenciando que las condiciones socioeconómicas influyen en el acceso a recursos educativos complementarios como libros, tutorías y actividades extracurriculares. Estos resultados son congruentes con Selvitopu & Kaya (2021), quienes documentaron que estudiantes de familias con mayores recursos económicos poseen ventajas significativas en el desarrollo de competencias académicas, particularmente en áreas que requieren inversión en materiales educativos.

Resulta notable que variables como zona, sexo e ingresos familiares mostraron efectos diferenciados según la asignatura, lo que sugiere que el impacto de los factores sociodemográficos no es homogéneo, sino que interactúa con las características específicas de cada disciplina. Este hallazgo complementa las observaciones de Merchant et al. (2025) y Axiotidou et al. (2025) sobre la multicausalidad del rendimiento académico y la necesidad de adoptar enfoques contextualizados en las intervenciones educativas.

Implicaciones de los modelos AFE y AFC

El proceso iterativo de refinamiento del modelo, desde el AFE inicial hasta el AFC ajustado, permitió identificar y corregir problemas de redundancia conceptual entre factores, particularmente entre los factores 2 y 3 del modelo original. Los índices finales del modelo ajustado (CFI = 0.979, TLI = 0.978, SRMR = 0.079) confirman que la estructura tridimensional de los enfoques de aprendizaje es robusta y teóricamente coherente. Este proceso metodológico riguroso es consistente con las recomendaciones de Fernández-Aráuz (2015) y Lévy-Mangin & Varela-Mallou (2006) sobre la importancia de validar modelos de medición mediante técnicas complementarias.

La fiabilidad compuesta de los factores ($\alpha > 0.93$ en todos los casos) y la varianza promedio extraída del Factor 1 (AVE = 0.6871) superan los umbrales recomendados, como reportan Escobedo et al. (2024), confirmando que los constructos medidos son consistentes y válidos.

No obstante, la identificación de problemas en los índices omega de los Factores 2 y 3 en el modelo inicial destacó la importancia del AFC para detectar y corregir especificaciones inadecuadas del modelo, un aspecto enfatizado por Zafeer et al. (2025) en sus investigaciones sobre validación de instrumentos educativos.

Limitaciones y fortalezas del estudio

A pesar de sus contribuciones, este estudio presenta limitaciones que deben considerarse al interpretar sus resultados. Primero, la naturaleza transversal del diseño impide establecer relaciones causales definitivas entre las variables estudiadas. Como sugieren Cristea et al. (2025), estudios longitudinales serían necesarios para examinar la evolución de los enfoques de aprendizaje a lo largo de la trayectoria universitaria y su impacto acumulativo en el rendimiento académico. Segundo, la muestra se limitó a una única facultad en una universidad ecuatoriana, lo que restringe la generalización de los hallazgos a otros contextos disciplinarios o institucionales. Tercero, aunque se incluyeron 16 variables sociodemográficas, no se consideraron factores psicoemocionales como motivación, autoeficacia o manejo del estrés, variables que investigaciones como las de Okwuduba et al. (2021) han identificado como predictores significativos del rendimiento académico.

Entre las fortalezas del estudio destaca el rigor metodológico empleado, incluyendo la corrección policórica para datos ordinales, el uso complementario de AFE y AFC, y la aplicación del estadístico η^2 para cuantificar efectos de variables categóricas. Asimismo, la muestra probabilística de 313 estudiantes de tres carreras diferentes proporcionó diversidad suficiente para identificar patrones consistentes. La validación exhaustiva del instrumento ASSIST en el contexto ecuatoriano representa una contribución metodológica significativa para futuras investigaciones en la región.

Integración de hallazgos con el objetivo de investigación

Los resultados obtenidos confirman plenamente el objetivo de la investigación al demostrar que tanto los enfoques de aprendizaje como los factores sociodemográficos funcionan como predictores significativos del rendimiento académico, aunque con magnitudes de efecto diferenciadas. El modelo integrado revela que el 55.4% de la varianza en los enfoques de aprendizaje puede explicarse por la estructura tridimensional identificada, mientras que factores sociodemográficos específicos como zona y sexo explican entre 7.4% y 15% de la varianza en asignaturas particulares. Estos porcentajes, aunque moderados, son consistentes con la naturaleza multicausal del rendimiento académico descrita por Samir et al. (2025) y Cadena-Povea et al. (2025).

La interacción entre enfoques de aprendizaje y factores sociodemográficos sugiere que las condiciones socioeconómicas y contextuales no solo influyen directamente en el rendimiento académico, sino que también pueden modular la adopción de estrategias de aprendizaje específicas. Por ejemplo, estudiantes de zonas rurales con acceso limitado a recursos tecnológicos podrían verse obligados a adoptar enfoques más superficiales en asignaturas como Informática, no por falta de capacidad cognitiva, sino por limitaciones estructurales del entorno. Esta interpretación subraya la importancia de intervenciones institucionales que no solo promuevan enfoques de aprendizaje profundos y estratégicos, sino que también reduzcan las brechas socioeconómicas y geográficas que condicionan las oportunidades educativas.

Los hallazgos de esta investigación validan la hipótesis alternativa y demuestran que los enfoques de aprendizaje y los factores sociodemográficos constituyen predictores significativos del rendimiento académico en estudiantes universitarios. Los resultados exigen una reflexión institucional profunda sobre las prácticas pedagógicas, los sistemas de evaluación y las políticas de equidad educativa, orientada a fomentar enfoques de aprendizaje efectivos mientras se mitigan las desigualdades derivadas de factores sociodemográficos.

CONCLUSIONES

La presente investigación tuvo como objetivo analizar los enfoques de aprendizaje y los factores sociodemográficos como predictores del rendimiento académico en estudiantes universitarios de la Facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad Estatal de Bolívar. Los hallazgos obtenidos proporcionan evidencia empírica suficiente para rechazar la hipótesis nula (H_0) y aceptar la hipótesis alternativa (H_1), confirmando que tanto los enfoques de aprendizaje como los factores sociodemográficos predicen significativamente el rendimiento académico de los estudiantes universitarios. Esta confirmación se fundamenta en los resultados del análisis factorial exploratorio (AFE), confirmatorio (AFC) y el estadístico η^2 , los cuales demuestran relaciones estadísticamente significativas entre estas variables y el desempeño académico.

El estudio "Enfoques de aprendizaje y factores psicosociales como predictores del rendimiento académico en estudiantes universitarios" evaluó la relación entre tres enfoques de aprendizaje y su impacto en el rendimiento académico. Los factores identificados fueron: Factor 1: Enfoque de aprendizaje superficial, Factor 2: Enfoque de aprendizaje estratégico, y Factor 3: Enfoque de aprendizaje profundo. Los resultados indican que el enfoque superficial ML2, caracterizado por la memorización mecánica, la falta de planificación y un interés limitado en el significado del contenido, está negativamente asociado al rendimiento académico. Este enfoque refleja una estrategia de aprendizaje menos efectiva, donde los estudiantes priorizan cumplir con las exigencias mínimas sin integrar o comprender profundamente los conceptos, se evidencia que un gran porcentaje de estudiantes asumen este tipo de enfoque dentro de sus estudios. Por otro lado, el enfoque estratégico ML1 mostró una relación positiva significativa con el rendimiento académico. Este enfoque se caracteriza por la organización, la planificación y el monitoreo constante del progreso en el aprendizaje. Los estudiantes que adoptan este enfoque buscan maximizar su desempeño académico mediante el uso de estrategias eficientes, lo que les permite alcanzar mejores resultados.

El enfoque profundo ML3 también se asocia positivamente con el rendimiento académico. Este enfoque implica la búsqueda activa de significado, la integración de conocimientos y la motivación intrínseca para comprender los temas en profundidad. Los estudiantes que emplean este enfoque tienden a obtener un aprendizaje más significativo y duradero, lo que se refleja en un mejor desempeño académico.

En este sentido, los resultados destacan que los enfoques estratégicos y profundos son predictores positivos del rendimiento académico, mientras que el enfoque superficial tiene un impacto negativo. Estos hallazgos subrayan la importancia de fomentar estrategias de aprendizaje que promuevan la comprensión profunda y la planificación estratégica, mientras se desalienta el uso exclusivo de métodos superficiales. Esto tiene implicaciones clave para el diseño de intervenciones pedagógicas que busquen mejorar el rendimiento académico en estudiantes universitarios.

Dentro de la investigación el AFE permitió identificar las dimensiones subyacentes que estructuran las variables relacionadas con los enfoques de aprendizaje, los factores psicosociales y el rendimiento académico. Este análisis fue clave para reducir la complejidad de los datos y agrupar las variables observadas en factores comunes que explican gran parte de la varianza. Además, las cargas factoriales obtenidas fueron adecuadas, lo que indica una fuerte asociación entre las variables observadas y los factores identificados. Asimismo, el AFE mostró que los factores explican un porcentaje significativo de la varianza total de la muestra tomada en la investigación, de esta forma validando la estructura teórica propuesta y reforzando la relevancia de estos constructos en la explicación del rendimiento académico en los estudiantes universitarios.

Por su parte, el AFC validó la estructura de factores identificada en el AFE, confirmando que los enfoques de aprendizaje y los factores psicosociales están organizados de acuerdo con las

dimensiones teóricas planteadas. Los índices de ajuste del modelo como el CFI, TLI y RMSEA alcanzaron valores buenos, indicando que el modelo teórico se ajusta adecuadamente a los datos observados. Además, los coeficientes de fiabilidad asociados a los factores fueron altos, lo que refuerza la consistencia de las dimensiones medidas. El AFC también permitió evaluar las relaciones entre los factores, destacando, por ejemplo, la correlación positiva entre los enfoques de aprendizaje profundos y los factores psicosociales positivos, lo que refuerza su papel como predictores claves del rendimiento académico.

El estadístico η^2 permitió cuantificar el tamaño del efecto de las variables categóricas sobre el rendimiento académico y los factores psicosociales. Los valores obtenidos indicaron efectos moderados y grandes para variables como el enfoque de aprendizaje profundo, destacando su relevancia en la explicación del rendimiento académico. Este análisis también identificó qué variables tienen un impacto significativo, mostrando que los enfoques profundos y estratégicos son más influyentes y las variables zona y género inciden de forma significativa mientras que los enfoques superficiales tienen un impacto menor. Los resultados de η^2 proporcionaron información práctica para priorizar intervenciones educativas, sugiriendo que las instituciones deben enfocarse en fortalecer los factores psicosociales y los enfoques de aprendizaje profundos para maximizar el éxito estudiantil.

Esta investigación evidenció que las variables psicosociales y contextuales tienen un impacto diferencial en el rendimiento académico según la asignatura. La variable Zona fue la variable categórica con mayor influencia global, mientras que Lenguaje y Comunicación e Informática fueron las asignaturas más afectadas por los factores evaluados. Estos resultados resaltan la necesidad de adoptar enfoques educativos integrales que consideren tanto los aspectos académicos como los factores psicosociales y contextuales para promover el éxito académico en estudiantes universitarios.

En cuanto a las limitaciones del estudio se puede destacar que la investigación se desarrolló en la Facultad de Ciencias Agropecuarias de una única universidad ecuatoriana, lo cual limita la generalización de los hallazgos a otras disciplinas, contextos geográficos o niveles educativos, además si bien la investigación incluyó dieciséis variables sociodemográficas, no se consideraron otros determinantes relevantes como: variables pedagógicas, institucionales o psicoemocionales relacionadas a los estudiantes que podrían aportar explicaciones complementarias al fenómeno del rendimiento académico. Finalmente, para la investigación se analizó el rendimiento académico a partir de cinco asignaturas comunes de los primeros ciclos tomados de un solo semestre; ello podría no capturar la variabilidad del desempeño a lo largo de toda la carrera, lo que podría tener un sesgo dentro del estudio.

A partir de los resultados obtenidos del estudio se presentan diversas oportunidades para futuras investigaciones, entre las que se destaca la necesidad de realizar un estudio longitudinal para medir la evolución del impacto de los enfoques de aprendizaje en el rendimiento a lo largo de la carrera y si estos enfoques pueden variar en un estudiante durante su proceso académico. Este hecho de identificar las características de cada enfoque de aprendizaje que permitan diseñar y evaluar intervenciones pedagógicas desde la institución orientadas a fomentar el aprendizaje profundo y estratégico en los estudiantes, para con ello no solo medir el rendimiento académico sino también variables psicoemocionales como la motivación, la autoeficacia y el manejo del estrés que en otras investigaciones se han identificado como determinantes del rendimiento académico. Finalmente, es importante que estudios posteriores analicen como se correlacionan los enfoques de aprendizaje con variables institucionales como: metodologías docentes, tipo de evaluación, clima de aula, que permitan identificar practicas educativas que mejoren la calidad educativa y por ende el rendimiento académico en los estudiantes universitarios.

RECOMENDACIONES

En futuras investigaciones se recomienda realizar análisis factorial confirmatorio multigrupo (por sexo, zona o nivel socioeconómico) para evaluar la invarianza factorial. Esto permitirá comprobar si los instrumentos miden los constructos de la misma manera en diferentes subpoblaciones.

Se recomienda que en futuras investigaciones se podría aplicar índices de colinealidad (VIF, tolerancia) y métodos de reducción de dimensiones (por ejemplo, rotaciones oblicuas) para optimizar la parsimonia del modelo.

La investigación se desarrolló bajo un enfoque transversal, sin embargo, a futuro, se recomienda aplicar modelos longitudinales o de crecimiento latente permitiría observar cómo evolucionan los enfoques de aprendizaje y el rendimiento académico a lo largo de los ciclos universitarios.

REFERENCIAS

- Abbiati, M., Savoldelli, G., Baroffio, A., & Bajwa, N. (2020). Motivational factors influencing student intentions to practise in underserved areas. *Medical Education*, 54(4), 356 - 363. <https://doi.org/10.1111/medu.14063>
- Acosta-Enriquez, B., Guzmán, M., Arbulú, M., Arbulú, J., Arbulu, C., & Torres, S. (2025). What is the influence of psychosocial factors on artificial intelligence appropriation in college students? *BMC Psychology*, 13(1). <https://doi.org/10.1186/s40359-024-02328-x>
- Alnasraween, M., & Al-Samadi, M. (2024). The Factorial Structure of the Self-Control and Self-Management (SMCS) Scale Using Exploratory and Confirmatory Factor Analysis among Jordanian University Students. *An-Najah University Journal for Research - B (Humanities)*, 38(8), 1623 - 1650. <https://doi.org/10.35552/0247.38.8.2245>
- Anders, P., Davis, E., & McCall, J. (2020). Psychometric properties of an instrument to assess critical thinking disposition and metacognition in dental students. *Journal of Dental Education*, 84(5), 559 - 565. <https://doi.org/10.1002/jdd.12038>
- Asare, P. (2025). Cognitive strain and performance reflection: Unpacking Financial Management-induced test anxiety across educational programmes, age, and gender. *International Journal of Management Education*, 23(2). <https://doi.org/10.1016/j.ijme.2025.101162>
- Ausubel, D. P. (1986). *Educational psychology, A cognitive view*. New York: Holt, Rinehart and Winston.
- Awang-Hashim, R., Yusof, N., Kanageswari, S., Shanmugam, S., Kaur, A., & Benlahcene, A. (2023). Psychometric Properties of the Quality of Undergraduate Learning Experiences in Malaysian Universities. *Asia Pacific Journal of Educators and Education*, 38(1), 33 - 53. <https://doi.org/10.21315/apjee2023.38.1.3>
- Axiotidou, M., Koutroulou, A., Karapanayiotides, T., & Papakonstantinou, D. (2025). Prevalence, triggers, and impact of migraine on university students: a scoping review. *Egyptian Journal of Neurology, Psychiatry and Neurosurgery*, 61(1). <https://doi.org/10.1186/s41983-025-00945-w>
- Barrón, H., & Mitma, Y. (2017). Enfoques de aprendizaje y rendimiento académico en estudiantes de medicina del primer año de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos. *Anales de la Facultad de Medicina*.

- Bazán-Perkins, B., & Santibañez-Salgado, J. (2025). Relationship between the learning gains and learning style preferences among students from the school of medicine and health sciences. *BMC Medical Education*, 25(1). <https://doi.org/10.1186/s12909-024-06554-0>
- Benka-Coker, G., Young, B., Oliver, S., Schaeffer, J., Manning, M., Suter, J., . . . Magzamen, S. (2021). Sociodemographic variations in the association between indoor environmental quality in school buildings and student performance. *Building and Environment*.
- Bonsaksen, T., Magne, T., & Stigen, L. (2020). Associations between occupational therapy students' academic performance and their study approaches and perceptions of the learning environment. *BMC Medical Education*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1186/s12909-021-02940-0>
- Brown, S., White, S., Wakeling, L., & Naiker, M. (2015). Approaches and Study Skills Inventory for Students (ASSIST) in an Introductory Course in Chemistry. *Journal of University Teaching & Learning Practice*, 12(3). <https://doi.org/http://ro.uow.edu.au/jutlp/vol12/iss3/6>
- Cadena-Povea, H., Hernández-Martínez, M., Bastidas-Amador, G., & Calderón-Muñoz, J. (2025). Perceived Stress: Psychosocial-Sociodemographic Factors as Predictors of Tension, Irritability, and Fatigue Among Ecuadorian University Professors. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 22(1). <https://doi.org/10.3390/ijerph22010107>
- Cheng-Hsien, L. (2016). The performance of ML, DWLS, and ULS estimation with robust corrections in structural equation models with ordinal variables. *Psychological Methods*, 21(3), 369 - 387. <https://doi.org/10.1037/met0000093>
- Chik, Z., & Hakim, A. (2018). Developing and Validating Instruments for Measurement of Motivation, Learning Styles and Learning Disciplines for Academic Achievement. *International Journal of Academic Research in Business and Social Science*, 8(4), 594 - 605. <https://doi.org/10.6007/IJARBS/v8-i4/4035>
- Chin, Y., Chua, N., Muhammad, N., Mohammad, W., & Siew, N. (2024). Psychometric evaluation: exploratory and confirmatory factor analysis of the malay version of the student stress inventory (ssi) for university students. *Jurnal Ilmi*, 14(1), 20-35.
- Cristea, T. S., Heikkinen, S., Snijders, S., Saqr, M., & Matzat, U. (2025). Dynamics of self-regulated learning: The effectiveness of students' strategies across course periods. *Computers and Education*, 28. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2025.105233>
- Curelaru, M., & Curelaru, V. (2025). Psychological Distress and Online Academic Difficulties: Development and Validation of Scale to Measure Students' Mental Health Problems in Online Learning. *Behavioral Sciences*, 15(1). <https://doi.org/10.3390/bs15010026>
- da Cruz, I., & Esperidião, F. (2024). Difference in educational performance between students from rural and urban areas in Brazil: An unconditional quantile analysis. *Nova Economia*, 34(3). <https://doi.org/10.1590/0103-6351/8384>
- de la Fuente, J., Malpica-Chavarria, E., Garzón-Umerenkova, A., & Pachón-Basallo, M. (2021). Effect of Personal and Contextual Factors of Regulation on Academic Achievement during Adolescence: The Role of Gender and Age. *Int. J. Environ. Res. Public Health*, 18(17). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/ijerph18178944>
- Elsayed, A., Wardat, Y., Alawaed, M., & Albaraami, Y. (2025). The effect of employing project-web learning approach in teaching mathematics instruction methods course on developing the mind habits among Dhofar University students. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, 21(2). <https://doi.org/10.29333/ejmste/15930>
- Entwistle, N. (1988). *Motivational factors in students' Approaches to Learning*, In Schmeck, R.R. (ed.) *Learning Strategies and Learning Styles*. New York: Plenum Press.
- Erçetin, S., Güngör, H., & Hamedoğlu, M. (2020). Academic Success Scale: Second-Order Confirmatory and Exploratory Factor Analysis. *International Journal of Educational Research Review*, 5(3), 178-189. <https://doi.org/https://doi.org/10.24331/ijere.727245>
- Escobedo, F., Córdova, E., Flores, C., Clavijo-López, R., Cruz-Tarrillo, J., & Sánchez, R. (2024). Virtual Education and Post-Pandemic Academic Performance in University Students. *Academic Journal of Interdisciplinary Studies*, 13(4), 481-492.
- Fernández-Aráuz, A. (2015). Aplicación del análisis factorial confirmatorio a un modelo de medición del rendimiento académico en lectura. *Revista De Ciencias Económicas*, 33(2), 39-65. <https://doi.org/https://doi.org/10.15517/rce.v33i2.22216>
- Hayat, A., Shateri, K., Amini, M., & Shokrpour, N. (2020). Relationships between academic self-efficacy, learning-related emotions, and metacognitive learning strategies with academic performance in medical students: a structural equation model. *BMC Medical Education*, 20(76). <https://doi.org/https://doi.org/10.1186/s12909-020-01995-9>
- Intan, A., Ramlee, I., & Khoo, Y. (2022). Validation of Learning Style Instruments and Holistic Intelligence on Achievement of Form Six Economics Students: Exploratory Factor Analysis (EFA). *International*

- Journal of Academic research in Progressive Education and Development*, 11(2), 474–493. <https://doi.org/10.6007/IJARPED/v11-i2/13237>
- Jamil, N., Baharuddin, F., & Ratul, T. (2015). Factors Mining in Engaging Students Learning Styles Using. *International Accounting and business conference 2015, IABC 2015*. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)01161-2](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)01161-2)
- Jiménez, R., Dalmau, J., & Gargallo, E. (2024). Factors associated with academic performance in adolescents from La Rioja (Spain): lifestyle habits, health indicators, and sociodemographic factors. *Nutrición Hospitalaria*, 41(1), 19 - 27. <https://doi.org/10.20960/nh.04599>
- Lai, K., & Simoes, S. (2023). Reflecting on the “Robust” Standard Errors for Two-Stage SEM Estimation With Categorical Data: Mistakes and Correction. *Structural Equation Modeling*, 30(5), 691 - 707. <https://doi.org/10.1080/10705511.2022.2141246>
- Lévy-Mangin, J., & Varela-Mallou, J. (2006). *Modelización con estructuras de covarianzas en ciencias sociales. Temas esenciales, avanzados y aportaciones especiales*. Netbiblo.
- MacCallum, R. C. (2001). Sample size in factor analysis: The role of model error. *Multivariate Behavioral Research*, 36(4), 611-637. https://doi.org/10.1207/S15327906MBR3604_06
- Mahdavi, p., Valibeygi, A., & Sadeghi, S. (2021). Relationship Between Achievement Motivation, Mental Health and Academic Success in University Students. *Community Health Equity Research & Policy*, 43(3). <https://doi.org/Sadeghi>
- Masa’Deh, R., AlAzzam, M., Al-Dweik, G., Masadeh, O., Hamdan-Mansour, A., & Basheti, I. (2021). Academic performance and socio-demographic characteristics of students: Assessing moderation effect of self-esteem. *International Journal of School & Educational Psychology*, 9(4). <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/21683603.2021.1901811>
- Mavrou, I. (2015). Análisis factorial exploratorio: cuestiones conceptuales y metodológicas. *Revista Nebrija*.
- Méndez-Martínez, C., & Rondón-Sepúlveda, M. A. (2012). Introducción al análisis factorial exploratorio. *Revista Colombiana de Psiquiatría*, 41(1), 197-207. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-7450\(14\)60077-9](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0034-7450(14)60077-9)
- Merchant, A., Afzal, N., Rahim, K., Shah, S., & Jamal, W. (2025). Application to achievement: association between pre-admission factors, admission scores, and medical students’ performance. *BMC Medical Education*, 25(1). <https://doi.org/10.1186/s12909-025-06800-z>
- Miličević, A., Despotović-Zrakić, M., Stojanović, D., & Suvajžić, M. (2024). Academic performance indicators for the hackathon learning approach – The case of the blockchain hackathon. *Journal of Innovation and Knowledge*, 9(3). <https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100501>
- Muca, E., Molino, M., Ghislieri, C., Baratta, M., Odore, R., Bergero, D., & Valle, E. (2023). Relationships between psychological characteristics, academic fit and engagement with academic performance in veterinary medical students. *BMC Veterinary Research*, 19(132). <https://doi.org/https://doi.org/10.1186/s12917-023-03695-0>
- Norouzian, R., & Plonsky, L. (2018). Eta- and partial eta-squared in L2 research: A cautionary review and guide to more appropriate usage. *Second Language Research*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1177/026765831668490>
- Nozaleda, B., Dayag-Tungpalan, M., Arao, H., & Ramos, C. (2025). Cluster analysis of learning styles and ICT competence: Towards a typology of flexible learners in higher education. *Multidisciplinary Reviews*, 8(5). <https://doi.org/10.31893/multirev.2025144>
- Ocaña-Moral, M., Gavín-Chocano, Ó., Pérez-Navío, E., & Martínez-Serrano, M. (2021). Relationship among Perceived Stress, Life Satisfaction and Academic Performance of Education Sciences Students of the University of Jaén after the COVID-19 Pandemic. *II*(12). <https://doi.org/Martínez-Serrano>
- Okwuduba, E., Nwosu, K., Okigbo, E., & Samuel, N. (2021). Impact of intrapersonal and interpersonal emotional intelligence and self-directed learning on academic performance among pre-university science students. *Heliyon*, 7(3).
- Ortiz-Gómez, M., Lizarte-Simón, E., & Mingorance-Estrada, Á. (2025). The attitudes towards mathematics: analysis in a multicultural context. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12(1). <https://doi.org/10.1057/s41599-025-04548-x>
- Ouahi, M., Ait, M., Bliya, A., Hassouni, T., & Al Ibrahim, E. (2021). The Effect of Using Computer Simulation on Students’ Performance in Teaching and Learning Physics: Are There Any Gender and Area Gaps? *Education Research International*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2021/6646017>
- Oyeniran, S., Ayanwale, M., Atolagbe, A., & Mochekele, M. (2025). Construction and validation of goal achievement scale for colleges of education. *Journal of Applied Research in Higher Education*, 17(7), 131 - 150. <https://doi.org/10.1108/JARHE-07-2024-0336>
- Pellas, N. (2023). The influence of sociodemographic factors on students' attitudes toward AI-generated video content creation. *Smart Learning Environments*, 10(57). <https://doi.org/https://doi.org/10.1186/s40561-023-00276-4>

- Piscitello, J., Youn-kyoung, K., Orooji, M., & Robison, S. (2022). Sociodemographic risk, school engagement, and community characteristics: A mediated approach to understanding high school dropout. *Children and Youth Services Review, 133*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.childyouth.2021.106347>
- Rajendran, S., Chamundeswari, S., & Amitanand, A. (2022). Predicting the academic performance of middle- and high-school students using machine learning algorithms. *Social Sciences & Humanities Open, 6*(1). <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2022.100357>
- Richardson, J. (2011). Eta squared and partial eta squared as measures of effect size in educational research. *Educational Research Review, 6*(2), 135-147. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.edurev.2010.12.001>
- Saha, M., Islam, S., Akhi, A., & Saha, G. (2024). Factors affecting success and failure in higher education mathematics: Students' and teachers' perspectives. *Heliyon, 10*(7). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29173>
- Samir, A., Elamir, A., Basyouni, M., Goudy, Y., Elbarbary, K., & El-Mezayen, M. (2025). Sociodemographic, lifestyle, and psychological factors as controllable predictors of academic self-efficacy after reforming a medical education system; the Egyptian Nationwide experience. *BMC Medical Education, 25*(1). <https://doi.org/10.1186/s12909-025-06805-8>
- Selvitopu, A., & Kaya, M. (2021). A Meta-Analytic Review of the Effect of Socioeconomic Status on Academic Performance. *Studies in Educational Evaluation, 36*(4). <https://doi.org/https://doi.org/10.1177/002205742111031978>
- Serrano, M. P., & Serrano, M. J. (2020). Líneas de investigación de las carreras de la ULEAM Extensión El Carmen y su relación con los proyectos de titulación periodo 2015 - 2019. *Código Científico Revista De Investigación, 1*(1), 72-84. Recuperado a partir de <https://revistacodigocientifico.itslosandes.net/index.php/1/article/view/15>
- Silva, A., Vautero, J., & Ussene, C. (2021). The influence of family on academic performance of Mozambican university students. *International Journal of Educational Development, 87*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijedudev.2021.102476>
- Smit, B. (2021). *Introduction to ATLAS.ti for Mixed Analysis*.
- Tadese, M., Yeshaneh, A., & Baye Mulu, G. (2022). Determinants of good academic performance among university students in Ethiopia: a cross-sectional study. *BMC Medical Education, 22*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1186/s12909-022-03461-0>
- Tait, H., Entwistle, N., & McCune, V. (1998). A Reconceptualization of the approaches to Studying Inventory. *Oxford Brookes University, The Oxford Center for Staff and Learning Development*.
- Tayyaba, S. (2012). Rural-urban gaps in academic achievement, schooling conditions, student, and teachers' characteristics in Pakistan. *International Journal of Educational Management, 26*(1), 6-26. <https://doi.org/https://doi.org/10.1108/09513541211194356>
- Ullah, R. (2016). Learning environment, approaches to learning and learning preferences: Medical students versus general education students. *Journal of Pakistán Medical Association, 541-544*.
- Urbano, L., & Pere, F. (2021). Not Positive Definite Correlation Matrices in Exploratory Item Factor Analysis: Causes, Consequences and a Proposed Solution. *Structural Equation Modeling, 28*(1), 138 - 147. <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/10705511.2020.1735393>
- Usán, P., Salavera, C., & Quílez-Robres, A. (2021). Self-Efficacy, Optimism, and Academic Performance as Psychoeducational Variables: Mediation Approach in Students. *Physical Education, Physical Activity, and Health Education in Children and Adolescents, 9*(3). <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/children9030420>
- Vîrgă, D., & Okros, N. (2024). Why should you believe in yourself? Students' performance-approach goals shape their approach to learning through self-efficacy: A longitudinal analysis. *European Journal of Education, 59*(2). <https://doi.org/10.1111/ejed.12624>
- Willison, J., Draper, C., Fornarino, L., Li, M., Sabri, T., & Shi, Y. (2024). Metacognitively ALERT in science: literature synthesis of a hierarchical framework for metacognition and preliminary evidence of its viability. *Studies in Science Education, 60*(2). <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/03057267.2023.2207147>
- Wittrock, M. C. (1974). Learning as a generative process. *Educational Psychologist, 87-95*.
- Zafeer, H., Maqbool, S., Rong, Y., & Maqbool, S. (2025). Beyond the Classroom: How Socioeconomic Status, Parental Involvement and Home Environment Impact on Students' Science Academic Performance at Secondary Schools. *European Journal of Education, 60*(1). <https://doi.org/10.1111/ejed.70023>
- Zafeer, K., Maqbool, S., Rong, Y., & Maqbool, S. (2025). Beyond the Classroom: How Socioeconomic Status, Parental Involvement and Home Environment Impact on Students' Science Academic Performance at Secondary Schools. *European Journal of Education, 60*(1). <https://doi.org/10.1111/ejed.70023>