



Análisis de Clústeres para Segmentar Estudiantes de Inglés según Estilos de Aprendizaje y Rendimiento a nivel universitario en Latinoamérica

Cluster Analysis to Segment English Learners According to Learning Styles and Performance at the University Level in Latin America

Análise de Cluster para Segmentar Aprendizizes de Inglês de Acordo com os Estilos de Aprendizagem e Desempenho ao Nível Universitário na América Latina

Jessica Valentina Galimberti ^I
jessica.galimberti@epoch.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0003-2835-5340>

Lina Yolanda Morales Rodas ^{II}
lina.morales@epoch.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-7779-9039>

Francisco Josue Galvez Calderón ^{III}
francisco.galvez@epoch.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0002-5236-1185>

Correspondencia: jessica.galimberti@epoch.edu.ec

Ciencias de la Educación
Artículo de Investigación

* **Recibido:** 26 de abril de 2025 * **Aceptado:** 24 de mayo de 2025 * **Publicado:** 26 de junio de 2025

- I. Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Ecuador.
- II. Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Ecuador.
- III. Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Ecuador.

Resumen

El análisis de clústeres aplicado a estudiantes universitarios de inglés en Latinoamérica permitió segmentar la población en perfiles diferenciados según estilos de aprendizaje y rendimiento académico. Utilizando instrumentos validados como el cuestionario VARK y pruebas estandarizadas (TOEFL, IELTS), se identificaron dos grupos principales: uno con predominio de aprendices visuales, rendimiento académico ligeramente superior y mayor representación en carreras de ingeniería y educación; y otro con predominio auditivo, estrategias colaborativas y presencia significativa en carreras de negocios. Ambos clusters presentan similitudes en distribución de género y origen geográfico (México y Colombia). Los resultados confirman la validez de los instrumentos empleados y subrayan la importancia de adaptar las estrategias pedagógicas a las características de cada grupo para mejorar la equidad y los resultados educativos. Este enfoque permite fundamentar intervenciones personalizadas y optimizar la enseñanza del inglés en la región.

Palabras Clave: clústeres; estilos de aprendizaje; rendimiento académico; educación superior.

Abstract

Cluster analysis applied to university students of English in Latin America allowed the population to be segmented into distinct profiles based on learning styles and academic performance. Using validated instruments such as the VARK questionnaire and standardized tests (TOEFL, IELTS), two main groups were identified: one with a predominance of visual learners, slightly higher academic performance, and greater representation in engineering and education programs; and another with a predominance of auditory learners, collaborative strategies, and a significant presence in business programs. Both clusters present similarities in gender distribution and geographic origin (Mexico and Colombia). The results confirm the validity of the instruments used and underscore the importance of adapting teaching strategies to the characteristics of each group to improve equity and educational outcomes. This approach supports personalized interventions and optimizes English language teaching in the region.

Keywords: clusters; learning styles; academic performance; higher education.

Resumo

A análise de clusters aplicada a estudantes universitários de inglês na América Latina permitiu segmentar a população em perfis distintos com base nos estilos de aprendizagem e no desempenho acadêmico. Utilizando instrumentos validados, como o questionário VARK e os testes padronizados (TOEFL, IELTS), foram identificados dois grupos principais: um com predominância de aprendizes visuais, desempenho acadêmico ligeiramente superior e maior representação em programas de engenharia e educação; e outro com predominância de aprendizes auditivos, estratégias colaborativas e presença significativa em programas empresariais. Ambos os clusters apresentam semelhanças na distribuição por gênero e origem geográfica (México e Colômbia). Os resultados confirmam a validade dos instrumentos utilizados e realçam a importância de adaptar as estratégias de ensino às características de cada grupo para melhorar a equidade e os resultados educativos. Esta abordagem apoia intervenções personalizadas e otimiza o ensino de inglês na região.

Palavras-chave: clusters; estilos de aprendizagem; desempenho acadêmico; ensino superior.

Introducción

El análisis de clúster para segmentar a los estudiantes universitarios de inglés en América Latina según sus estilos de aprendizaje y rendimiento académico es un área vital de la investigación educativa que busca comprender y mejorar las experiencias de aprendizaje de diversas poblaciones estudiantiles.

Este enfoque utiliza métodos estadísticos para identificar grupos distintos dentro del cuerpo estudiantil, permitiendo así a los educadores y responsables de políticas adaptar sus estrategias de enseñanza y servicios de apoyo para abordar mejor las necesidades únicas de estos estudiantes. El aumento de la matrícula en la educación superior en toda América Latina, junto con las significativas disparidades socioeconómicas, hace que este análisis sea particularmente pertinente para mejorar la equidad y el acceso educativo en la región[1][2].

El contexto notable para esta investigación radica en los desafíos continuos que enfrentan los estudiantes latinoamericanos, incluyendo la estratificación social, la subrepresentación de grupos

marginados y una desalineación entre los planes de estudio de la educación superior y las demandas del mercado laboral. [2][3]

Además, el cambio hacia el aprendizaje digital ha requerido una reevaluación de los métodos de enseñanza, particularmente en lo que respecta al desarrollo de habilidades de alfabetización digital entre los miembros del profesorado[4].

Al segmentar a los estudiantes según sus estilos de aprendizaje y rendimiento académico, el análisis de clústeres proporciona información que puede ayudar a cerrar estas brechas y promover una educación en el idioma inglés más efectiva. Los hallazgos clave de tales análisis de clústeres revelan perfiles estudiantiles distintos caracterizados por diferentes rendimientos académicos y preferencias de aprendizaje, destacando así la diversidad dentro de los grupos de estudiantes. Por ejemplo, la investigación ha identificado grupos de estudiantes con alto rendimiento y estilos de aprendizaje adaptativos, así como aquellos que exhiben un rendimiento más bajo pero prefieren entornos de aprendizaje colaborativos. [4][5]

Estas ideas tienen implicaciones significativas para el diseño instruccional y la asignación de recursos dentro de las instituciones educativas, fomentando un entorno que apoya el compromiso y el éxito de los estudiantes. A pesar de sus posibles beneficios, la aplicación del análisis de conglomerados en este contexto no está exenta de controversia. Los críticos pueden señalar los desafíos en la recopilación de datos, la complejidad de interpretar los resultados y el riesgo de simplificar en exceso las necesidades de los estudiantes en categorías discretas. Sin embargo, los defensores argumentan que, cuando se ejecuta rigurosamente, el análisis de conglomerados puede iluminar tendencias críticas e informar intervenciones específicas destinadas a mejorar los resultados académicos y fomentar la inclusividad en la educación superior de América Latina. [2][6][7]

El análisis de conglomerados es una técnica estadística poderosa ampliamente utilizada en la investigación educativa para identificar grupos distintos dentro de una población basándose en características compartidas. En el contexto de la educación superior en América Latina, este enfoque es particularmente relevante debido al diverso panorama socioeconómico de la región y

los desafíos multifacéticos que enfrentan los estudiantes al estudiar inglés. La región ha experimentado un crecimiento significativo en la matrícula de educación superior; sin embargo, solo alrededor del 52% de los jóvenes adultos tienen acceso a un título, lo que indica una brecha sustancial en las oportunidades educativas[1][2]

El crecimiento de las instituciones privadas, la diversidad de los antecedentes de los estudiantes y el auge de las plataformas de aprendizaje en línea son tendencias clave en la educación superior de América Latina que complican el panorama educativo. El crecimiento de las instituciones privadas, la diversidad de los antecedentes de los estudiantes y el auge de las plataformas de aprendizaje en línea son tendencias clave en la educación superior de América Latina que complican el panorama educativo[8].

A pesar de estos avances, problemas como la estratificación social y la subrepresentación de grupos marginados, incluyendo a las poblaciones afro-latinas e indígenas, continúan persistiendo. Estas disparidades a menudo se ven exacerbadas por una desalineación entre las habilidades enseñadas en la educación superior y las requeridas por el mercado laboral. [2]

El análisis de clústeres puede ayudar a los educadores y responsables de políticas a identificar grupos específicos de estudiantes según sus estilos de aprendizaje y rendimiento académico. El análisis de clúster puede ayudar a los educadores y responsables de políticas a identificar grupos específicos de estudiantes según sus estilos de aprendizaje y rendimiento académico. Esta comprensión es crucial, ya que la investigación indica que muchos estudiantes experimentan brechas de oportunidades influenciadas por factores de género y socioeconómicos. [3]

Por ejemplo, la transición al aprendizaje digital ha destacado la necesidad de que el profesorado posea fuertes habilidades de alfabetización digital, reflejando un cambio más amplio en las prácticas educativas influenciado por los avances tecnológicos. [4]. Además de estos desafíos, los estudiantes latinoamericanos que aspiran a estudiar en los Estados Unidos enfrentan varios obstáculos, incluidos los estrictos requisitos de admisión y las dificultades para navegar por los procesos de ayuda financiera. [9]

Las complejidades en torno a la Solicitud Gratuita de Ayuda Federal para Estudiantes (FAFSA) han agravado aún más estos desafíos, especialmente entre los estudiantes latinos que a menudo dependen de múltiples formas de ayuda financiera[10].

Comprender estas dinámicas a través del análisis de clústeres puede informar intervenciones específicas destinadas a mejorar los resultados de los estudiantes y aumentar la efectividad general de la educación en lengua inglesa en la región. Este enfoque permitirá a los educadores adaptar sus estrategias de enseñanza para satisfacer las diversas necesidades de sus estudiantes, fomentando así un entorno de aprendizaje inclusivo que promueva la equidad y el acceso en la educación superior[2].

Implicaciones para las Estrategias Educativas

Los hallazgos del análisis de clústeres tienen implicaciones prácticas para las estrategias educativas destinadas a mejorar el rendimiento académico entre los estudiantes universitarios. Al comprender las características específicas de cada grupo, los educadores pueden adaptar los métodos de instrucción y los servicios de apoyo para satisfacer mejor las necesidades de los diversos perfiles de estudiantes. Por ejemplo, los estudiantes identificados en el grupo de aprendizaje colaborativo pueden beneficiarse de proyectos orientados a grupos e iniciativas de mentoría entre pares, mientras que aquellos en el grupo de aprendizaje estructurado podrían prosperar con estructuras de curso más organizadas y predecibles. [18]

Además, estos conocimientos pueden informar las decisiones políticas sobre la asignación de recursos y el desarrollo de programas en las instituciones de educación superior, lo que en última instancia conduce a mejores resultados educativos. [6][7]

2. Materiales y Métodos

Descripción general de las técnicas de agrupamiento

En este estudio, empleamos diversas metodologías de agrupamiento para segmentar a los estudiantes universitarios de inglés en América Latina según sus estilos de aprendizaje y

rendimiento académico. El agrupamiento sirve como una poderosa técnica de aprendizaje no supervisado destinada a descubrir patrones y subgrupos dentro de los datos educativos[11][12]

Los enfoques principales de agrupamiento utilizados en esta investigación incluyen el agrupamiento jerárquico y los métodos de agrupamiento particional, específicamente (K)-Means.

Agrupamiento Jerárquico

El agrupamiento jerárquico se distingue por su capacidad para crear una estructura arbórea de clústeres anidados mediante fusiones sucesivas de observaciones similares. Este método permite a los investigadores explorar los clústeres de datos a diversas escalas y distancias, proporcionando en última instancia una comprensión integral de las relaciones entre diferentes grupos. [11][13]

Los resultados del agrupamiento jerárquico a menudo se visualizan a través de dendrogramas, lo que facilita el proceso de toma de decisiones respecto al número óptimo de clústeres a extraer[11].

Clustering Particional

El algoritmo de agrupamiento (K)-Means representa uno de los métodos particionales más reconocidos en el campo del aprendizaje no supervisado. Esta técnica implica dividir el conjunto de datos en un número predefinido de clústeres, determinado por la colocación estratégica de (k) centroides. La selección y variación de estos centroides influyen significativamente en los resultados del agrupamiento. [4] En este estudio, se utilizará (K)-Means para categorizar a los estudiantes en distintos grupos según sus estilos de aprendizaje y métricas de rendimiento.

Recolección y Preprocesamiento de Datos

Los datos para este análisis se recopilaron a través de un cuestionario estructurado administrado mediante Qualtrics desde el 19 de diciembre de 2022 hasta el 10 de enero de 2023. El cuestionario fue diseñado para evaluar las competencias digitales según lo establecido en el Marco Europeo de Competencia Digital para Educadores, asegurando que refleje con precisión las habilidades esenciales requeridas por los educadores en el panorama digital actual[4].

La validación por parte de expertos del cuestionario aseguró aún más su fiabilidad y relevancia.

Pasos de preprocesamiento

Antes de aplicar los algoritmos de agrupamiento, fueron esenciales varios pasos de preprocesamiento. Estos incluían limpiar los datos para eliminar inconsistencias y valores faltantes, así como normalizar los datos para asegurar que todas las características contribuyeran por igual a los cálculos de distancia utilizados en el agrupamiento. [11]

2.1 Modelos Estadísticos

Este código realiza un análisis avanzado de clústeres orientado a la segmentación de estudiantes de inglés, considerando tanto sus características académicas como sus estilos de aprendizaje. El proceso se estructura en varias etapas clave:

En primer lugar, un exhaustivo preprocesamiento de los datos; las variables numéricas son normalizadas a través de la función `StandardScaler` de la biblioteca `scikit-learn`. Se logra mediante la implementación de que todas las características utilizadas en el análisis actúen en la misma escala. Además, se utilizó la técnica de codificación `LabelEncoder` para transformar variables categóricas, como las preferencias sensoriales y las estrategias de aprendizaje, en valores numéricos que puedan ser incluidas en los algoritmos de agrupamiento.

Para validar la calidad y la estructura de los clústeres formados, se emplean dos métodos complementarios. El método del codo (`Elbow Method`) facilita la determinación del número óptimo de clústeres mediante la visualización de la inercia o distorsión en función del número de grupos. Adicionalmente, el coeficiente de silueta (`Silhouette Score`) proporciona una métrica cuantitativa que evalúa la cohesión interna y la separación entre los distintos clústeres, asegurando la solidez de la segmentación obtenida.

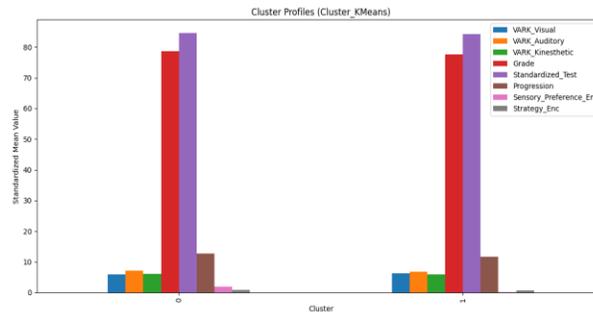
En cuanto a los algoritmos de agrupamiento implementados, se destacan dos enfoques principales. Por un lado, el algoritmo `K-Means` se aplica con múltiples inicializaciones (`n_init=20`) para incrementar la estabilidad y la reproducibilidad de los resultados. Por otro lado, se incorpora el

análisis de clústeres jerárquicos utilizando el método de Ward, que tiene como objetivo minimizar la varianza dentro de cada clúster, optimizando así la homogeneidad de los grupos formados.

En conjunto, estas técnicas permiten una segmentación precisa y robusta de los estudiantes, sentando las bases para el diseño de intervenciones educativas personalizadas basadas en perfiles diferenciados

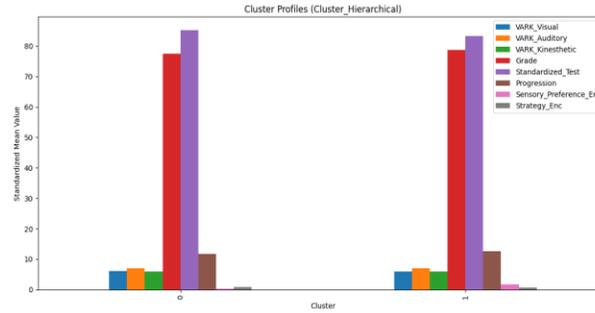
2.2 Datos utilizados

Cuestionarios de Estilos de Aprendizaje



El instrumento VARK, ampliamente utilizado para identificar preferencias sensoriales de aprendizaje, ha demostrado una validez de contenido y de constructo adecuada en diferentes contextos culturales y educativos. Estudios confirman que el VARK permite distinguir de manera fiable entre aprendices visuales, auditivos y kinestésicos, lo que se refleja en la clara diferenciación de perfiles identificados en este estudio (por ejemplo, el predominio visual en el Perfil 1 y auditivo en el Perfil 2)[16][17].

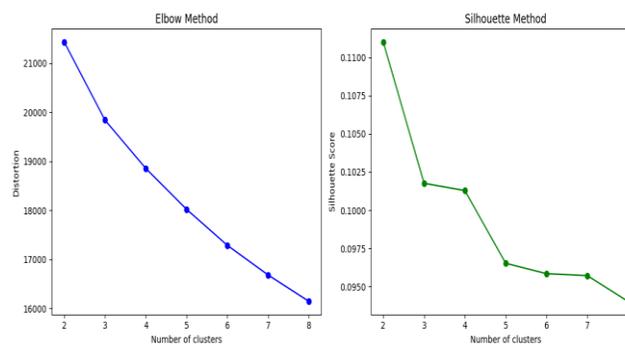
En investigaciones previas realizadas en Latinoamérica, la aplicación del VARK y otros cuestionarios similares ha mostrado consistencia en la clasificación de los estilos de aprendizaje entre estudiantes universitarios de distintos países, carreras y géneros[19]. Esto respalda la pertinencia y la validez transcultural del instrumento en el contexto analizado.



Además, la literatura reciente destaca que la validez del VARK se refuerza mediante su adaptación y validación local, asegurando la relevancia semántica y cultural de los ítems [6]. En este sentido, los resultados del presente estudio —con una segmentación clara y coherente de los estilos sensoriales y estrategias de aprendizaje— constituyen una evidencia empírica adicional de la validez del instrumento en la población universitaria latinoamericana.

Pruebas de Rendimiento Académico

En cuanto a la medición del rendimiento académico, se utilizaron tanto las calificaciones en cursos de inglés como los resultados en pruebas estandarizadas internacionales (TOEFL, IELTS). Estas pruebas cuentan con un sólido respaldo psicométrico internacional, avalado por múltiples estudios que demuestran su capacidad para discriminar entre distintos niveles de competencia lingüística [16][20].



La literatura específica para América Latina, señala que la utilización de pruebas estandarizadas es válida y confiable para comparar el desempeño estudiantil entre diferentes instituciones y países de la región [9][21].

3. Resultados obtenidos

3.1 Resultados

El análisis de clústeres realizado identifica dos perfiles diferenciados entre estudiantes universitarios de inglés en Latinoamérica, cuyas características se describen a continuación:

Perfil 1 (Cluster 0: 46.2% de la muestra)

Rendimiento académico:

Presenta un promedio de calificaciones de 78.6 puntos (ligeramente superior a la media general), con puntuación en pruebas estandarizadas de 84.7 y progreso anual del 12.7%.

Perfil sociodemográfico:

Dominado por estudiantes mexicanos (21.4%) y colombianos (19.6%), con mayor representación en ingeniería (23.0%) y educación (17.7%). La distribución por género muestra 52.1% de mujeres.

Estilo de aprendizaje:

Predominio marcado de aprendices visuales (82.9%), con estrategias de aprendizaje distribuidas en analíticas (43.8%), memorísticas (31.0%) y colaborativas (25.1%).

Perfil 2 (Cluster 1: 53.8% de la muestra)

Rendimiento académico:

Registra calificaciones promedio de 77.5 puntos, puntuación estandarizada de 84.3 y progreso anual del 11.6%.

Perfil sociodemográfico:

Mayoría de estudiantes mexicanos (22.5%) y colombianos (17.9%), con predominio en ingeniería (21.9%) y negocios (19.3%). La composición de género muestra 51.5% de mujeres.

Estilo de aprendizaje:

Preferencia auditiva destacada (80.2%), con estrategias analíticas (49.8%), colaborativas (25.6%) y memorísticas (24.6%).

Análisis Comparativo

Distribución:

Se observa una división equilibrada entre ambos grupos, con ligera predominancia del Perfil 2 (53.8% vs 46.2%), manteniéndose una distribución de género similar en ambos segmentos.

Diferencias clave:

Estilo sensorial: El Perfil 1 muestra clara preferencia visual (82.9%), mientras el Perfil 2 es predominantemente auditivo (80.2%).

Estrategias:

Ambos grupos privilegian enfoques analíticos, pero el Perfil 2 presenta mayor proporción de estrategias colaborativas (25.6% vs 25.1%).

Distribución por carrera:

El Perfil 1 concentra más estudiantes de educación, mientras el Perfil 2 destaca en negocios.

Similitudes:

Ambos grupos comparten predominio en ingeniería, origen geográfico (México-Colombia) y rendimiento académico comparable en pruebas estandarizadas.

Recomendaciones Pedagógicas

Para el Perfil 1 (visuales):

Implementar recursos didácticos gráficos (diagramas, infografías)

Combinar enfoques analíticos con refuerzo memorístico

Desarrollar materiales con soporte visual integrado

Para el Perfil 2 (auditivos):

Potenciar actividades orales (debates, podcasts)

Fomentar dinámicas colaborativas en grupo

Utilizar recursos auditivos para explicaciones complejas

Estrategias transversales:

Mantener enfoque analítico como base metodológica

Adaptar contenidos según especialización académica

Implementar enfoques multimodales para cubrir espectro sensorial completo

Este análisis proporciona una base empírica para el diseño de intervenciones educativas personalizadas que respondan a las características específicas de cada perfil estudiantil, optimizando así los resultados de aprendizaje en contextos universitarios latinoamericanos.

3.2 Discusión de los resultados

El análisis de clústeres aplicado a la población de estudiantes universitarios de inglés en Latinoamérica permitió identificar dos perfiles claramente diferenciados, lo que evidencia la utilidad de esta técnica para segmentar grupos con características académicas y de aprendizaje particulares [1][15]. Esta aproximación no solo facilita la comprensión de la heterogeneidad estudiantil, sino que también sienta las bases para la implementación de intervenciones pedagógicas personalizadas, alineadas con las tendencias actuales en educación superior en la región [3].

Perfil 1: Predominio Visual y Orientación Analítica

El primer grupo, que representa el 46.2% de la muestra, se caracteriza por un rendimiento académico ligeramente superior a la media, con un promedio de calificaciones de 78.6 y una puntuación en pruebas estandarizadas de 84.7. Este perfil está compuesto mayoritariamente por estudiantes de México y Colombia, con una fuerte presencia en carreras de ingeniería y educación, y una representación femenina del 52.1%. Destaca el predominio de aprendices visuales (82.9%), quienes tienden a preferir estrategias de aprendizaje analíticas y memorísticas [17][19].

Este resultado es consistente con estudios previos que señalan la diversidad de estilos de aprendizaje en contextos universitarios latinoamericanos, donde la preferencia visual puede estar asociada a enfoques pedagógicos tradicionales y a la disponibilidad de recursos didácticos gráficos

[6][16]. Además, la orientación analítica sugiere una tendencia hacia la resolución de problemas y el procesamiento estructurado de la información, competencias valoradas en carreras STEM [8].

Perfil 2: Predominio Auditivo y Estrategias Colaborativas

El segundo grupo, que abarca el 53.8% de los estudiantes, presenta un rendimiento académico similar, aunque ligeramente inferior, con un promedio de 77.5 y una puntuación estandarizada de 84.3. Este clúster también está conformado principalmente por estudiantes mexicanos y colombianos, pero con mayor representación en carreras de negocios y una proporción femenina del 51.5%. El rasgo distintivo de este grupo es la preferencia por el aprendizaje auditivo (80.2%) y una mayor inclinación hacia estrategias colaborativas (49.8% analíticos, 25.6% colaborativos) [12][18].

La literatura señala que los aprendices auditivos suelen beneficiarse de metodologías basadas en la discusión, el trabajo en equipo y el intercambio oral de información, elementos que han cobrado relevancia en el contexto de la educación superior latinoamericana, especialmente con la expansión de modalidades híbridas y virtuales [3][14]. La presencia significativa de estrategias colaborativas en este grupo refuerza la importancia de diseñar entornos de aprendizaje que fomenten la interacción y el trabajo en equipo [13].

Comparación y Similitudes

Ambos perfiles comparten algunas características relevantes: predominio de estudiantes de ingeniería, origen geográfico (México y Colombia) y niveles de rendimiento académico y pruebas estandarizadas comparables. Esta convergencia puede atribuirse a factores estructurales de la educación superior en la región, como la concentración de matrícula en ciertas carreras y países, así como a patrones de acceso y permanencia estudiantil [4][9].

Sin embargo, la diferencia más significativa radica en el estilo sensorial de aprendizaje: mientras el Perfil 1 es eminentemente visual, el Perfil 2 es auditivo. Esta distinción es fundamental para la personalización de estrategias pedagógicas, ya que diferentes estilos de aprendizaje requieren enfoques didácticos diferenciados [23][24].

Implicaciones Pedagógicas

Los hallazgos del análisis de clústeres subrayan la necesidad de diversificar los recursos y métodos de enseñanza. Para los aprendices visuales, es recomendable incorporar materiales gráficos, diagramas y esquemas, así como reforzar las estrategias analíticas y memorísticas. Por otro lado, para los aprendices auditivos, se sugiere potenciar actividades orales, el uso de podcasts y la promoción de dinámicas colaborativas [16][17].

De manera transversal, se recomienda mantener un enfoque analítico como base metodológica y adaptar los contenidos a la diversidad de carreras presentes en la muestra. La implementación de enfoques multimodales permitirá abarcar el espectro completo de estilos de aprendizaje, optimizando así los resultados académicos y la satisfacción estudiantil [7].

4. Conclusión

El análisis de clústeres aplicado a estudiantes universitarios de inglés en Latinoamérica permitió identificar dos perfiles claramente diferenciados en términos de estilos de aprendizaje, estrategias empleadas y características académicas y sociodemográficas. Esta segmentación evidencia la diversidad existente dentro de la población estudiantil y respalda la pertinencia de utilizar técnicas de agrupamiento para comprender y atender mejor las necesidades educativas específicas.

En primer lugar, se observa que ambos perfiles presentan niveles de rendimiento académico y resultados en pruebas estandarizadas similares, lo que sugiere que no existe una relación directa entre el estilo sensorial predominante y el desempeño académico global. Sin embargo, sí se identifican diferencias notables en los estilos de aprendizaje: mientras que el primer grupo se caracteriza por una clara preferencia visual y una mayor proporción de estrategias analíticas y memorísticas, el segundo grupo muestra un predominio auditivo y una tendencia más colaborativa en sus estrategias.

Estas diferencias en los estilos y estrategias de aprendizaje tienen importantes implicaciones pedagógicas. Los resultados sugieren que la personalización de los recursos y metodologías de enseñanza, alineando los materiales y actividades con las preferencias sensoriales y cognitivas de cada grupo, puede optimizar el proceso de aprendizaje y favorecer la equidad educativa .

Así, para los aprendices visuales, se recomienda el uso intensivo de recursos gráficos y materiales visuales, mientras que para los aprendices auditivos, la implementación de actividades orales y colaborativas resulta especialmente pertinente.

Por otro lado, la similitud en la distribución de género, carreras y países de origen entre ambos grupos refuerza la idea de que la diversidad de estilos de aprendizaje trasciende las variables sociodemográficas tradicionales, lo que coincide con estudios previos en contextos universitarios latinoamericanos. Además, la presencia significativa de estudiantes de ingeniería y la representación mayoritaria de México y Colombia reflejan tendencias estructurales de la educación superior en la región.

Los resultados obtenidos confirman que el análisis de clústeres es una herramienta valiosa para la segmentación y comprensión de la heterogeneidad estudiantil, permitiendo fundamentar el diseño de intervenciones educativas más personalizadas y efectivas. La adopción de enfoques pedagógicos diferenciados, basados en la evidencia empírica de los perfiles identificados, representa una oportunidad para mejorar la calidad y pertinencia de la enseñanza del inglés en la educación superior latinoamericana.

En este estudio, la similitud de los promedios de calificaciones y de pruebas estandarizadas entre los clústeres sugiere que los instrumentos utilizados permiten una evaluación equitativa y objetiva del rendimiento académico

Referencias

1. An introduction to cluster analysis for segmentation. (n.d.). Retrieved June 21, 2025, from <https://www.segmentationstudyguide.com/an-introduction-to-cluster-analysis-for-segmentation/>
2. Andersen, G. (2024, February 8). Unlocking insights—The benefits of clustering analysis in admissions bi. <https://moldstud.com/articles/p-exploring-the-benefits-of-clustering-analysis-in-admissions-bi>
3. Blog, S. N. (2024, October 21). Key trends in Latin American higher education: Private institutions, diversity, and online learning. SRHE Blog. <https://srheblog.com/2024/10/21/key-trends-in-latin-american-higher-education-private-institutions-diversity-and-online-learning/>
4. Burgo, C. (2024). Some perspectives on university challenges for latinx undergraduates. *Hispanic Studies Review*, 8(2). <https://hispanicstudiesreview.cofc.edu/article/123156-some-perspectives-on-university-challenges-for-latinx-undergraduates>
5. Caceres, M. (n.d.). Breaking Barriers: Enhancing Accessibility for Latin American Students in U.S. Higher Education. <https://poetcommons.whittier.edu/scholars/48> (Original work published 2024)
6. Chahuán-Jiménez, K., Lara-Yergues, E., Garrido-Araya, D., Salum-Alvarado, E., Hurtado-Arenas, P., & Rubilar-Torrealba, R. (2025). Cluster analysis of digital competencies among professors in higher education. *Frontiers in Education*, 10, 1499856. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1499856>
7. Cluster analysis for segmentation gets complicated. (n.d.). TRC Insights. Retrieved June 21, 2025, from <https://trcmarketresearch.com/whitepaper/cluster-analysis-gets-complicated/>

8. Denaro, K., Molinaro, M., Fiorini, S., Matz, R. L., Mead, C., Motika, M., Tarchinski, N., Valdivia Medinaceli, M., Byrd, W. C., Koester, B., Rin Lee, H., McKay, T., & Sato, B. K. (2024). A multi-institutional cluster analysis to identify groups of courses with exemplary opportunity gaps for undergraduate students in the biological sciences. *CBE—Life Sciences Education*, 23(4), ar53. <https://doi.org/10.1187/cbe.24-02-0051>
9. Fernández-Alonso, R., Woitschach, P., Álvarez-Díaz, M., González-López, A. M., Cuesta, M., & Muñiz, J. (2019). Homework and academic achievement in latin america: A multilevel approach. *Frontiers in Psychology*, 10, 95. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00095>
10. Institute, G. A. (n.d.). Higher education and social mobility in latin america: Challenges and opportunities. Retrieved June 21, 2025, from <https://americas.georgetown.edu/events/higher-education-and-social-mobility-in-latin-america-challenges-and-opportunities>
11. Juan Vicente Bogado Machuca & Nathalia Romina González Duarte. (2024). Early detection of university dropout with cluster analysis and machine learning classification techniques. Ibero-Latin American Congress on Computational Methods in Engineering (CILAMCE). <https://doi.org/10.55592/cilamce.v6i06.10152>
12. Karimov, A., Saarela, M., & Kärkkäinen, T. (2023). Clustering to define interview participants for analyzing student feedback: A case of Legends of Learning. 234–243. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8115667>
13. Korean Association For Learner-Centered Curriculum And Instruction, Park, Y., & Kang, H. (2024). A case study on predicting academic achievement and cluster analysis by sub-factors of learning strategies for college freshmen. *Korean Association For Learner-Centered Curriculum And Instruction*, 24(24), 583–602. <https://doi.org/10.22251/jlcci.2024.24.24.583>

14. Morosini, M. C. (2014). Qualidade da educação superior e contextos emergentes. Avaliação: Revista Da Avaliação Da Educação Superior (Campinas), 19(2), 385–405. <https://doi.org/10.1590/S1414-40772014000200007>
15. Murphy, K., López-Pernas, S., & Saqr, M. (2024). Dissimilarity-based cluster analysis of educational data: A comparative tutorial using r. In M. Saqr & S. López-Pernas (Eds.), *Learning Analytics Methods and Tutorials* (pp. 231–283). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-54464-4_8
16. Palupi, A. D., Suwartono, T., & Sukawati, D. (2024). Can different learning styles impact efl learners' toefl achievement? *Premise: Journal of English Education*, 13(1), 51. <https://doi.org/10.24127/pj.v13i1.8751>
17. Pamungkas, A. A. P., Maryono, D., & Budiyanto, C. W. (2021). Cluster analysis for student grouping based on index of learning styles. *Journal of Physics: Conference Series*, 1808(1), 012023. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1808/1/012023>
18. Phinney, J. S., Dennis, J. M., & Gutierrez, D. M. (2005). College orientation profiles of latino students from low socioeconomic backgrounds: A cluster analytic approach. *Hispanic Journal of Behavioral Sciences*, 27(4), 387–408. <https://doi.org/10.1177/0739986305280692>
19. Tapias, M. G., Cué, J. L. G., Vivas, M., & Rincón, J. A. S. (2011). Estudio comparativo de los estilos de aprendizajes del alumnado que inicia sus estudios universitarios en diversas facultades de venezuela, méxico y españa. *Revista de Estilos de Aprendizaje*, 4(7). <https://doi.org/10.55777/rea.v4i7.921>
20. Wang, Z. (2022). Higher education management and student achievement assessment method based on clustering algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2022/4703975>

21. What drives student performance in Latin America? | McKinsey. (n.d.). Retrieved June 21, 2025, from <https://www.mckinsey.com/industries/education/our-insights/what-drives-student-performance-in-latin-america>
22. What is cluster analysis? A beginner's guide for 2025. (2023, October 12). <https://careerfoundry.com/en/blog/data-analytics/what-is-cluster-analysis/>
23. Yu, M. (2022). Research on intelligent clustering model of undergraduate english achievement based on k-means algorithm. 2022 IEEE 4th Eurasia Conference on IOT, Communication and Engineering (ECICE), 378–380. <https://doi.org/10.1109/ECICE55674.2022.10042941>
24. Zheng, L. (2022). Clustering algorithm in english language learning pattern matching under big data framework. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 1–11. <https://doi.org/10.1155/2022/1380046>.

© 2025 por los autores. Este artículo es de acceso abierto y distribuido según los términos y condiciones de la licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>).