

Evaluación del comportamiento proambiental en estudiantes universitarios de Ecuador: Análisis con técnicas de Machine Learning

Alejandra Mercedes Colina Vargas¹; Marcos Antonio Espinoza Mina²;
Luis López Catalán³; Blanca López Catalán⁴

Resumen

El comportamiento proambiental, esencial para la sostenibilidad, es influido por la educación ambiental, especialmente en contextos bio-diversos como Ecuador. Las universidades desempeñan un papel crucial en la formación de actitudes y prácticas responsables frente a desafíos ambientales. Este estudio cuantitativo empleó encuestas estructuradas y técnicas de machine learning para clasificar y analizar el comportamiento proambiental de 365 estudiantes universitarios en Ecuador. Se usaron algoritmos como Bosque aleatorio y K-Means para clasificaciones y agrupamientos. Los modelos predictivos lograron una precisión promedio del 89%. Se identificaron tres perfiles de comportamiento: compromiso bajo, medio y alto. Las creencias ambientales y el conocimiento sobre biodiversidad mostraron correlaciones significativas con prácticas sostenibles. Los hallazgos resaltan la efectividad de la educación ambiental en la promoción de comportamientos sostenibles y la importancia de estrategias personalizadas según los perfiles estudiantiles. Se recomienda integrar estos hallazgos en programas académicos para fortalecer el compromiso ambiental en jóvenes.

Palabras clave: Educación Ambiental, Actitudes Ambientales, Modelos Predictivos, Análisis de Datos.

Evaluation of pro-environmental behavior in university students in Ecuador: Analysis with Machine Learning techniques

Abstract

Pro-environmental behavior, vital for sustainability, is shaped by environmental education, particularly in biodiverse regions like Ecuador. Universities play a crucial role in fostering attitudes and practices addressing environmental challenges. This quantitative study used structured surveys and machine learning techniques to classify and analyze the pro-environmental behavior of 365 university students in Ecuador. Algorithms such as Random Forest and K-Means were employed for classification and clustering. Predictive models achieved an average accuracy of 89%. Three behavioral profiles were identified: low, medium, and high commitment. Environmental beliefs and biodiversity knowledge showed significant correlations with sustainable practices. Findings highlight the effectiveness of environmental education in promoting sustainable behaviors and the importance of tailored strategies according to student profiles. Incorporating these insights into academic programs is recommended to enhance youth environmental engagement.

Keywords: Environmental Education, Environmental Attitudes, Predictive Models, Data Analysis.

Recibido: 11 de febrero de 2025

Aceptado: 1 de agosto de 2025

¹ Universidad Tecnológica ECOTEC, acolina@ecotec.edu.ec, <https://orcid.org/0000-0003-1514-8852>

² Universidad Tecnológica ECOTEC, mespinoza@ecotec.edu.ec, <https://orcid.org/0000-0003-1530-7243>

³ Universidad Pablo de Olavide, luislopcat@upo.es, <https://orcid.org/0000-0002-6082-121X>

⁴ Universidad Pablo de Olavide, blopcat@upo.es, <https://orcid.org/0000-0001-9936-1612>

I. INTRODUCCIÓN

El comportamiento proambiental, definido como las acciones adoptadas para minimizar el impacto ambiental y promover la sostenibilidad, es crucial para la conservación de recursos y la mitigación de problemas globales como el cambio climático (Palacios Madero et al., 2023). En este contexto, las universidades desempeñan un papel esencial en la formación de actitudes que conduzcan a esas acciones, proporcionando tanto conocimiento teórico como prácticas responsables (Chipantiza-Masabanda et al., 2021).

Diversos estudios internacionales han analizado el comportamiento proambiental en estudiantes, resaltando el papel fundamental de la educación ambiental en el desarrollo de competencias, actitudes y conocimientos sostenibles. Por ejemplo, Douglas et al. (2024) encontraron que la educación experiencial en línea, al incorporar experiencias prácticas, incrementa significativamente la conciencia y el compromiso ambiental, fomentando una conexión personal con los problemas ecológicos y promoviendo comportamientos sostenibles. Asimismo, Marouli & Duroy (2019) destacan que la educación ambiental, al integrar valores sostenibles y fomentar la exposición continua a temas ecológicos, transforma actitudes y comportamientos estudiantiles, evidenciando un incremento en la conciencia sobre el impacto ambiental y la motivación hacia acciones proambientales.

En esta línea, investigaciones sobre hábitos de consumo también subrayan la importancia de la educación ambiental. Naz et al. (2020) analizaron el comportamiento de compra verde entre estudiantes universitarios en Pakistán, concluyendo que una mayor conciencia ambiental y conocimiento sobre productos ecológicos aumentan la probabilidad de realizar compras sostenibles, resaltando el papel clave de la educación en promover decisiones de consumo responsables. De manera similar, Ortiz-Regalado et al. (2024) examinaron las percepciones y comportamientos de los millennials hacia los productos orgánicos, hallando que los estudiantes universitarios mejor informados sobre sus beneficios ambientales muestran mayor intención de compra, lo que subraya la relevancia de la educación y sensibilización para fomentar el consumo proambiental entre los jóvenes.

La concienciación de las generaciones jóvenes sobre el cambio climático representa un desafío clave

para la educación, considerada un pilar esencial para la adaptación presente y futura a este fenómeno (Morote Seguido, 2023). En este sentido, el presente estudio evalúa el comportamiento proambiental en estudiantes universitarios en Ecuador, un país con alta biodiversidad y desafíos ambientales significativos, donde la educación ambiental adquiere una importancia particular (Falconí et al., 2019). Ecuador, con su vasta riqueza natural, necesita una educación ambiental que promueva no solo el aprendizaje, sino también un compromiso activo con la sostenibilidad (Posso Pacheco et al., 2022). Los efectos del cambio climático, como el aumento de temperaturas y los cambios en los patrones de precipitación, destacan la urgencia de formar estudiantes capaces de comprender y abordar soluciones sostenibles (Tchetchik et al., 2021).

Además, la educación ambiental fomenta la justicia ambiental, especialmente en un país como Ecuador, caracterizado por su diversidad cultural y desafíos en la equidad del acceso a recursos naturales (Palacios Madero et al., 2023). La integración de la educación ambiental en programas académicos ha demostrado tener un impacto positivo en actitudes y comportamientos proambientales (Loor & Muentes, 2024), siendo especialmente efectivos aquellos programas que incorporan experiencias prácticas, como proyectos de conservación (Zúñiga Sánchez et al., 2022). En este marco, las universidades deben diseñar programas educativos alineados con los principios de desarrollo sostenible y adaptarlos a las realidades locales (Falconí et al., 2019), promoviendo la investigación y el desarrollo de soluciones innovadoras para problemas ambientales (Harkort & Duan, 2023), ya que fomentar el comportamiento proambiental en el ámbito universitario es crucial para la sostenibilidad a largo plazo (Chipantiza-Masabanda et al., 2021).

A pesar de la relevancia de la educación ambiental, existe una carencia de estudios que analicen cómo las creencias y conocimientos específicos influyen en los comportamientos proambientales de los estudiantes universitarios en Ecuador. Comprender estos factores es crucial para desarrollar intervenciones educativas efectivas. Investigaciones previas han evidenciado que actitudes positivas hacia el medio ambiente y la percepción de control conductual son importantes predictores de comportamientos proambientales (Álvarez & Cadenas, 2022). Sin embargo, la diversidad cultural y las condiciones de acceso a recursos en

Ecuador afectan significativamente la percepción y las acciones de los estudiantes hacia el medio ambiente, haciendo esencial la realización de estudios contextualizados que permitan adaptar las estrategias educativas a las necesidades locales (Alessandri, 2019). La falta de estudios sobre actitudes, normas sociales y control conductual percibido dificulta el diseño de programas educativos efectivos (Araujo-Vizuet et al., 2022). y los estudiantes universitarios, como sujetos claves para el cambio social y ambiental, requieren un mayor entendimiento de cómo sus creencias y conocimientos afectan sus acciones, lo que limita la eficacia de las intervenciones educativas (Palacios Madero et al., 2023). Factores externos como políticas universitarias e infraestructura también influyen en los comportamientos proambientales, mientras que la falta de recursos y apoyo institucional representa una barrera significativa (Zúñiga Sánchez et al., 2022), al igual que las experiencias personales e influencias sociales que moldean las creencias y acciones ambientales de los estudiantes (Chipantiza-Masabanda et al., 2021).

Este estudio tiene como objetivo explorar y clasificar los comportamientos proambientales de estudiantes universitarios en Ecuador, identificando perfiles y evaluando el impacto de sus creencias y conocimientos ambientales. Utilizando para ello técnicas de clasificación supervisada y análisis de agrupamiento, se agrupan a los estudiantes según similitudes en sus comportamientos y creencias. Asimismo, se analiza cómo las creencias ambientales y el conocimiento sobre el cambio climático influyen en sus acciones. Finalmente, se proponen recomendaciones para mejorar programas educativos y políticas públicas que impulsen comportamientos proambientales en este grupo.

II. METODOLOGÍA

El estudio se enmarca en un enfoque cuantitativo, caracterizado por la objetividad en la medición y análisis de datos para establecer patrones y relaciones entre variables (Hernández Sampieri & Mendoza Torres, 2018). Este enfoque es apropiado para explorar fenómenos complejos como el comportamiento proambiental, permite captar tendencias en grandes poblaciones y realizar inferencias estadísticas.

El diseño es descriptivo y correlacional, pues busca identificar y clasificar perfiles de comportamiento proambiental en estudiantes universitarios, así como

explorar las relaciones entre sus creencias, actitudes y conocimientos ambientales con sus prácticas sostenibles (Álvarez & Cadenas, 2022). Adicionalmente, se incorpora un componente predictivo mediante la integración de técnicas de machine learning (ML), como Bosque aleatorio y Voting Classifier, que han demostrado alta precisión (88-89%) en estudios similares para categorizar comportamientos complejos y multivariantes (Markle, 2013; Douglas et al., 2024). La combinación de métodos tradicionales y avanzados permite abordar la variabilidad y riqueza de los datos, generando resultados robustos que son transferibles a contextos similares.

Para garantizar la exactitud y relevancia de un estudio requiere una definición clara y una delimitación precisa del universo o población objetivo (Hernández Sampieri & Mendoza Torres, 2018). Esta investigación incluye estudiantes de una universidad privada de Ecuador, seleccionados por su relevancia como agentes de cambio social y su potencial para adoptar prácticas sostenibles (Chipantiza-Masabanda et al., 2021; Zúñiga Sánchez et al., 2022).

La población estudiada comprende 7.700 estudiantes matriculados durante el semestre I-2024 desarrollado entre los meses de mayo y agosto del año 2024. Los estudiantes incluidos en el estudio provienen de diversas facultades, abarcan áreas como Ciencias de la Salud y Desarrollo Humano, Derecho y Gobernabilidad, Ciencias Económicas y Empresariales, Ingenierías, Arquitectura y Ciencias Naturales, Marketing y Comunicación, además de Estudios Globales y Hospitalidad.

Con el objetivo de garantizar equidad en la selección, se emplea un método de muestreo probabilístico (Hernández Sampieri & Mendoza Torres, 2018). El tamaño de la muestra se determina utilizando el software Decision Analyst STATSTM 2.0, con un nivel de confianza del 95%, un margen de error del 5% y una proporción esperada entre el 40% y 60%, resulta una muestra óptima de 365 estudiantes. La selección de los participantes se realiza de manera aleatoria entre las facultades involucradas.

La muestra final, compuesta por 365 estudiantes, es adecuada para llevar a cabo análisis estadísticos y aplicar técnicas de machine learning, asegurando la estabilidad y confiabilidad de los modelos generados (Falconí et al., 2019; Geiger et al., 2014). Con el fin de mantener el rigor ético, se obtiene el consentimiento

informado de cada uno de los participantes, y se resguarda la confidencialidad de sus datos, en línea con los principios éticos de investigación establecidos en estudios similares (Palacios Madero et al., 2023).

Se utiliza una encuesta estructurada como principal instrumento de recolección de datos, diseñada con preguntas en español en base a escalas validadas internacionalmente y adaptadas al contexto ecuatoriano (Markle, 2013; Del Moral Pérez et al., 2023). La encuesta consta de seis secciones: datos demográficos, creencias ambientales, actitudes proambientales, prácticas de reciclaje y reutilización, ahorro de recursos y conocimientos sobre cambio climático. Las estructuras de los formatos están disponibles en línea para su consulta y descarga en el [Enlace al repositorio].

La validación del instrumento es rigurosa, incluye dos pruebas piloto con análisis psicométricos detallados. La fiabilidad de las escalas es evaluada mediante el alfa de Cronbach, con valores superiores a 0,77 para todas las dimensiones, lo que respalda su consistencia interna (Markle, 2013). Para los ítems de verdadero/falso, se utiliza el coeficiente de Kuder-Richardson KR-20, útil para medir la consistencia interna de escalas dicotómicas, se obtiene un valor de 0,60 en la versión final, lo que indica una fiabilidad moderada a alta (Geiger et al., 2014). Estas métricas confirman la validez y robustez del cuestionario como herramienta para captar información relevante sobre actitudes y comportamientos proambientales.

La incorporación de técnicas avanzadas, como el análisis de componentes principales (PCA) y algoritmos de ML, enriquece el análisis y mejora la clasificación de los datos, se alinea a las tendencias metodológicas actuales en investigación ambiental (Harkort & Duan, 2023; Douglas et al., 2024).

Para el desarrollo del estudio sobre el comportamiento proambiental en estudiantes de Ecuador se lleva a cabo en tres fases. En la primera, se realizan dos pilotos para ajustar la encuesta, con el lenguaje de programación Python y técnicas de la Teoría Clásica de los Tests (CTT), se evalúa la dificultad y discriminación de ítems para medir conocimiento.

Además, se aplicó el coeficiente KR-20 para analizar la consistencia interna de ítems dicotómicos y el alfa de Cronbach para medir la fiabilidad y consistencia interna de las dimensiones Likert.

En la segunda fase, se emplean técnicas de ML con los datos de la encuesta utilizando librerías de Python.

Se aplican métodos de clasificación supervisada, como árboles de decisión y SVM, para categorizar a los estudiantes según sus niveles de comportamiento proambiental. Asimismo, se implementan técnicas no supervisadas, como K-means y PCA, para realizar análisis de agrupamiento y detectar grupos homogéneos de estudiantes. Además, se desarrollan modelos de impacto mediante regresión lineal y logística para analizar cómo las creencias ambientales y el conocimiento influyen en los comportamientos proambientales.

Finalmente, se presentan los resultados obtenidos de las fases anteriores, y se realiza la interpretación para extraer conclusiones relevantes sobre el comportamiento proambiental de los estudiantes. Este enfoque riguroso y sistemático contribuye significativamente al conocimiento y prácticas educativas en el ámbito ambiental.

III. RESULTADOS

Fase 1: Desarrollo y validación de la encuesta

La encuesta comienza recopilando datos demográficos básicos como edad, género, área y año de estudio. Esta información permite segmentar los datos y analizar variaciones en percepciones y comportamientos ambientales entre diferentes grupos, esenciales para diseñar intervenciones educativas efectivas.

La segunda sección evalúa las creencias sobre el impacto humano en el medio ambiente de según factores o criterios propuestos por (Markle, 2013; Geiger et al., 2014; Díaz et al., 2020; Del Moral Pérez et al., 2023; Estrada-Araoz et al., 2024). La tercera sección se centra en las actitudes ambientales, explorando la disposición a participar en actividades ambientales, preocupación por problemas globales y apoyo a políticas proambientales desde la perspectiva de (Spellman et al., 2003; Markle, 2013; Geiger et al., 2014; Díaz et al., 2020; Del Moral Pérez et al., 2023; Estrada-Araoz et al., 2024).

La cuarta sección evalúa la frecuencia del reciclaje y reutilización entre los estudiantes de acuerdo con los factores o criterios establecidos por (Markle, 2013; Díaz et al., 2020; Del Moral Pérez et al., 2023; Estrada-Araoz et al., 2024). La quinta sección mide el manejo del consumo de energía, papel y otros recursos basados en los factores o criterios planteados por (Spellman et

al., 2003; Markle, 2013; Del Moral Pérez et al., 2023; Estrada-Araoz et al., 2024).

Posteriormente, la sexta sección evalúa el conocimiento sobre el cambio climático y su impacto conforme a los factores o criterios presentados por (Spellman et al., 2003; Markle, 2013; Geiger et al., 2014; Díaz et al., 2020; Estrada-Araoz et al., 2024).

Se realizan dos pilotos para llegar a la encuesta final, usando formularios de Google, obteniendo 65, 61 y 365 respuestas respectivamente. Los pilotos se llevan a cabo en mayo y junio de 2024, y se le añaden preguntas para conocer la opinión de la misma, y la encuesta final se cierra el 4 de julio de 2024.

Primer piloto

La evaluación de los ítems destaca aspectos de dificultad, discriminación, consistencia interna y fiabilidad. Las preguntas sobre cambio climático fueron fáciles, con más del 92% de aciertos en las Preguntas 1, 2 y 3. En contraste, la Pregunta 4, sobre dióxido de carbono como gas de efecto invernadero, obtiene un 60% de aciertos, indicando la necesidad de reforzar la educación en este tema. Los ítems 1, 2, 3 y 6 muestran alta discriminación, mientras que las Preguntas 4 y 5 presentan valores negativos, requiriendo ajustes para mejorar su eficacia.

El coeficiente KR-20, de 0,2886, revela una baja consistencia interna en los ítems dicotómicos, lo que sugiere que no miden el mismo constructo, posiblemente debido a la heterogeneidad en el conocimiento de los participantes o a inconsistencias en la formulación de las preguntas. Por el contrario, las dimensiones tipo Likert muestran una buena consistencia interna, con un alfa de Cronbach superior a 0.78, indican una adecuada coherencia entre los ítems.

Las preguntas 1, 2 y 3 necesitan ajustes debido a su limitada capacidad discriminativa, mientras que la pregunta 4 requiere una reformulación para mejorar su claridad. Además, las preguntas 4 y 5, que presentan discriminación negativa, deben ser modificadas para facilitar la diferenciación de niveles de conocimiento, especialmente en temas como los gases de efecto invernadero.

La evaluación de la claridad de las preguntas es positiva: el 42% de los 65 encuestados las califican como "Muy claras" y el 31% como "Bastante claras". Sin embargo, el 6% las considera "Muy confusas" o "Algo confusas", señalando áreas de mejora en algunos ítems.

El 55% califica la longitud de la encuesta como "Justa y adecuada", mientras que el 43% la percibe como "Algo larga" o "Excesivamente larga", lo que sugiere la necesidad de reducirla para optimizar la experiencia del usuario.

Los comentarios generales destacan que la encuesta es "perfecta" o "clara y completa". Sin embargo, se sugiere resumir las preguntas sobre separación de basura y reutilización para evitar redundancias. La relación de las preguntas con el impacto medioambiental es valorada positivamente.

La mayoría de los participantes no reporta problemas al completar la encuesta, evidenciando buena usabilidad y accesibilidad. No obstante, es importante considerar a la minoría que señala confusión o excesiva longitud.

Segundo piloto

El análisis de los datos de los ítems en la segunda prueba piloto lleva a conservar las preguntas 1, 2 y 4 de verdadero/falso, eliminando las preguntas 3, 5 y 6. Esta decisión se fundamenta en la capacidad discriminativa de los ítems y su pertinencia para la evaluación.

Los ítems muestran una adecuada variabilidad en su dificultad: pregunta 1 (60,66% de aciertos), pregunta 2 (52,46%) y pregunta 4 (49,18%), siendo moderadamente desafiantes. En cuanto a discriminación, los resultados son mixtos: la pregunta 4 muestra una alta discriminación positiva (0,9999999999999998), mientras que las preguntas 1 y 2 presentan discriminación negativa (-1,0), lo que sugiere la necesidad de revisar estas últimas.

El coeficiente KR-20 revela una inconsistencia interna significativa (-0,1517), lo que indica que los ítems de verdadero/falso no miden de manera coherente el mismo constructo subyacente. Por el contrario, las dimensiones tipo Likert evidencian una buena consistencia interna, con valores de alfa de Cronbach satisfactorios: "CREENCIAS AMBIENTALES" (0,8794), "ACTITUDES AMBIENTALES" (0,8245), "RECICLAJE Y REUTILIZACIÓN" (0,7750) y "AHORRO DE RECURSOS" (0,7768).

A pesar de su discriminación negativa, las preguntas 1 y 2 se consideran fundamentales para evaluar el conocimiento específico sobre el cambio climático. La pregunta 4, con alta capacidad discriminativa, resulta clave para medir el conocimiento diferencial de los participantes.

La baja consistencia interna evidenciada por el coeficiente KR-20 destaca la necesidad de revisar y perfeccionar las preguntas de verdadero/falso. Ajustarlas y agregar nuevos ítems puede incrementar la fiabilidad del instrumento de evaluación.

La evaluación del segundo piloto aporta claridad sobre la percepción de los participantes respecto a la claridad y longitud de las preguntas, además de sugerencias generales. En cuanto a la claridad, el 43% de los 61 encuestados califica las preguntas como "Bastante claras", evidenciando que son comprensibles y bien formuladas. Sobre la longitud, el 57% se considera que es "Justa, adecuada", lo que sugiere que la mayoría encuentra la extensión razonable y manejable, aunque con algunas diferencias de opinión.

Los comentarios generales y sugerencias específicas son en su mayoría breves y poco detallados, predominando respuestas como "No ninguna" y "No", lo que sugiere una ausencia de problemas significativos percibidos. No obstante, un comentario destaca "La longitud", indicando una posible inquietud sobre la extensión de la encuesta.

La mayoría de los encuestados no reporta dificultades significativas, con comentarios frecuentes como "No ninguna" y "Ninguna", lo que indica que la encuesta es percibida como clara y directa. Esta ausencia de quejas destaca su buena usabilidad y accesibilidad.

La segunda prueba piloto de la encuesta, con 61 respuestas, permite evaluar su claridad y efectividad, identificando mejoras necesarias, particularmente en la sección "CONOCIMIENTO DEL CAMBIO CLIMÁTICO". Como resultado, se eliminan tres preguntas de verdadero/falso debido a su alta tasa de aciertos y baja capacidad discriminativa: "Grandes cantidades de gas ozono en la atmósfera aumentan la radiación ultravioleta en la superficie terrestre", "Los clorofluorocarbonos (CFC) son la amenaza más grave para la capa de ozono" y "La ausencia total de nubes y vapor de agua en la atmósfera aumentaría significativamente los riesgos ambientales en la Tierra". Esta modificación busca mantener la encuesta concisa, manejable y compuesta por preguntas relevantes con alta capacidad discriminativa.

Las preguntas seleccionadas para la versión final (1, 2 y 4) presentan niveles de dificultad moderados y una discriminación efectiva, estableciendo una base sólida para la evaluación. Además, la mayoría de

los participantes considera las preguntas claras y la longitud adecuada, lo que refleja la efectividad de los ajustes realizados.

El coeficiente KR-20 inicial, al resultar negativo, indicó problemas de coherencia entre los ítems de verdadero/falso. La eliminación de preguntas menos eficaces y el enfoque en ítems más discriminativos y relevantes mejoraron esta métrica. Por otro lado, las dimensiones Likert mostraron una buena consistencia interna, con alfas de Cronbach superiores a 0,77, confirmando la fiabilidad del instrumento para evaluar actitudes y comportamientos ambientales.

Encuesta final

La evaluación de los ítems del formulario, basada en 365 respuestas, muestra tasas de aciertos de 51,78%, 44,93% y 47,95% en las preguntas de verdadero/falso, reflejando niveles de dificultad moderados, ideales para medir el conocimiento sobre cambio climático. Además, la discriminación de los ítems alcanza valores excepcionalmente altos (1,0; 0,9999999999999999 y 1,0), indicando una excelente capacidad para diferenciar entre distintos niveles de conocimiento.

El coeficiente KR-20 de 0,6039 indica una consistencia interna moderada a alta, respaldando la fiabilidad del cuestionario. Las dimensiones Likert presentaron alfas de Cronbach satisfactorios: "CREENCIAS AMBIENTALES" (0,8559), "ACTITUDES AMBIENTALES" (0,7718), "RECICLAJE Y REUTILIZACIÓN" (0,8041) y "AHORRO DE RECURSOS" (0,7640), evidencian una buena consistencia interna, esencial para evaluar actitudes y comportamientos ambientales.

El análisis respalda la solidez y eficacia del cuestionario, confirmando que tanto las preguntas de verdadero/falso como las dimensiones Likert son herramientas clave para evaluar con precisión y consistencia el conocimiento y las actitudes ambientales. Estos hallazgos avalan su uso en futuras evaluaciones, garantizando fiabilidad y efectividad en la recopilación de datos relevantes.

Fase 2: Análisis y clasificación mediante Machine learning

Reconocimiento descriptivo de los datos

El análisis estadístico descriptivo de la encuesta resalta características clave de los participantes. La mayoría, un 88,77%, tienen entre 18 y 25 años,

reflejando una predominancia de jóvenes adultos. Respecto al género, se observa un equilibrio, con un 50,96% de participantes femeninos, un 47,12% masculinos y una minoría identificándose como no binarios o prefiriendo no especificar.

En relación con las áreas de estudio, la mayoría de los participantes pertenecen a Ciencias Sociales, Negocios y Derecho (23,84%), seguido de Ingeniería, Arquitectura y Ciencias de la Naturaleza (17,53%) y Salud y Bienestar (22,19%), evidenciando un notable interés en temas ambientales entre estudiantes de estas disciplinas. Además, la mayoría cursa el segundo o tercer año de sus carreras, lo que refleja una etapa intermedia en su formación académica.

Las creencias ambientales de los participantes evidencian una sólida conciencia sobre el impacto humano en el medio ambiente. La afirmación "El comportamiento humano tiene un impacto significativo en el medio ambiente" obtiene una media de acuerdo de 4,30 sobre 5, con una desviación estándar de 0,97, indican un consenso generalizado. Además, los encuestados manifiestan un alto sentido de responsabilidad personal en la gestión de residuos y la conservación del agua, con medias de 3,96 y 4,27, respectivamente, destacan su compromiso con prácticas sostenibles en su vida diaria.

Las actitudes ambientales de los participantes son significativamente positivas. Sobresale su alta disposición a apoyar políticas gubernamentales de protección ambiental, con una media de 4,30, y su inclinación a influir en otros para fomentar prácticas sostenibles, con una media de 3,71. Sin embargo, su participación en actividades específicas, como proyectos medioambientales universitarios, es limitada, con una media de 2,51, lo que indica una oportunidad para promover una mayor involucración en estas iniciativas.

En el ámbito del reciclaje y la reutilización, los encuestados destacan por prácticas consistentes, como la separación de residuos y la preferencia por productos con envases reciclables, reflejado en una media de 4,19 para la frecuencia de separación de residuos. No obstante, su participación en actividades comunitarias relacionadas con el reciclaje es menos común, con una media de 3,34, lo que señala una oportunidad para impulsar una mayor involucración en iniciativas comunitarias de reciclaje.

El ahorro de recursos es una práctica destacada entre los participantes, quienes habitualmente apagan

las luces al salir de una habitación (media de 4,19) y evitan imprimir documentos innecesarios (media de 3,93). Además, demuestran preferencia por utilizar transporte público o caminar en lugar de usar un automóvil, así como por apagar completamente los dispositivos electrónicos en lugar de dejarlos en modo de espera. Estos hábitos reflejan un compromiso considerable con la reducción del consumo energético y la sostenibilidad.

En la sección de conocimiento sobre cambio climático, los resultados revelan una comprensión variable entre los participantes. La afirmación "El calentamiento global tiene un impacto mínimo en las actividades agrícolas y pesqueras en Ecuador" obtiene una media de 0,52 (donde 1 representa verdadero y 0 falso), refleja percepciones divididas. Asimismo, las respuestas relacionadas con los gases de efecto invernadero y el comportamiento del clima global muestran medias de 0,45 y 0,48, respectivamente, evidencian áreas donde es necesario reforzar la educación y concienciación ambiental.

Clasificación del comportamiento proambiental

La primera técnica de aplicación de ML se centra en evaluar modelos de clasificación para categorizar a los estudiantes según su comportamiento proambiental. El preprocesamiento de los datos implica la eliminación de columnas irrelevantes y la transformación de variables categóricas en numéricas, optimizando su preparación para los modelos de clasificación.

Las preguntas del cuestionario se organizan en cinco dimensiones clave: creencias ambientales, actitudes ambientales, reciclaje y reutilización, ahorro de recursos y conocimiento climático. Para cada estudiante, se calculan las medias de las respuestas en cada dimensión, que luego se emplean para definir la variable objetivo "comportamiento_proambiental", categorizada en tres niveles: bajo, medio y alto.

Para preparar los datos, se escala el conjunto de datos utilizando StandardScaler y se aplica SelectKBest para seleccionar las características más relevantes. Además, se utiliza PCA para la reducción de dimensionalidad, se selecciona cinco componentes principales. Los datos se dividen en conjuntos de entrenamiento y prueba con una proporción de 70-30, y se aplica SMOTE para rebalancear las clases en el conjunto de entrenamiento.

Se evalúan varios modelos de clasificación

supervisada para determinar cuál es el más eficaz en clasificar el comportamiento proambiental de los estudiantes. Los modelos evaluados incluyen Regresión Logística, Árbol de decisión, Naive Bayes, Bosque Aleatorio, Máquinas de Soporte Vectorial (SVM), Perceptrón Multicapa (MLP) y Voting Classifier.

Se implementan modelos de aprendizaje automático con configuraciones optimizadas para un desempeño eficiente. La Regresión Logística utiliza $C = 1.0$ y 300 iteraciones, mientras que el Árbol de Decisión emplea el criterio Gini. En Naive Bayes, se aplica un suavizado de 1×10^{-9} para mejorar la estimación de probabilidades. El Bosque Aleatorio cuenta con 100 árboles y selección de características por raíz cuadrada. En SVM, se establece $C = 1.0$, un kernel RBF y gamma escalado. El MLP usa la activación ReLU, 100 neuronas ocultas y 300 iteraciones. Todos los modelos se entrenan con una semilla aleatoria de 42 para garantizar la reproducibilidad. Finalmente, se integran mediante un Voting Classifier con votación mayoritaria

(hard voting) para consolidar las predicciones y mejorar la robustez del sistema.

Los resultados de la evaluación de los modelos se resumen en la Tabla 1, que muestra la exactitud promedio obtenida mediante validación cruzada para cada modelo. La Tabla 2 detalla las métricas de clasificación, incluyendo Precisión, Recall y F1-Score, desglosadas para cada clase (Bajo, Medio, Alto).

Tabla 1. Exactitud promedio de validación cruzada para cada modelo

Modelo	Exactitud (CV)
Regresión logística	0,8549
Árbol de decisión	0,8529
Naive Bayes	0,8333
Bosque aleatorio	0,8941
SVM	0,8667
MLP	0,8843
Voting Classifier	0,8863

Nota. Elaborado por autores.

Tabla 2. Métricas de rendimiento de los modelos de clasificación por clase

Modelo	Clase	Precisión	Recall	F1-Score
Regresión logística	Bajo	0,5600	0,7368	0,6364
	Medio	0,5000	0,9286	0,6500
	Alto	0,8983	0,6883	0,7794
Árbol de decisión	Bajo	0,6471	0,5789	0,6111
	Medio	0,5263	0,7143	0,6061
	Alto	0,8378	0,8052	0,8212
Naive Bayes	Bajo	0,5926	0,8421	0,6957
	Medio	0,5200	0,9286	0,6667
	Alto	0,9310	0,7013	0,8000
Bosque aleatorio	Bajo	0,6667	0,7368	0,7000
	Medio	0,4583	0,7857	0,5789
	Alto	0,8769	0,7403	0,8028
SVM	Bajo	0,5667	0,8947	0,6939
	Medio	0,4615	0,8571	0,6000
	Alto	0,9259	0,6494	0,7634
MLP	Bajo	0,5667	0,8947	0,6939
	Medio	0,5000	0,8571	0,6316
	Alto	0,9286	0,6753	0,7820
Voting Classifier	Bajo	0,5862	0,8947	0,7083
	Medio	0,5000	0,9286	0,6500
	Alto	0,9455	0,6753	0,7879

Nota. Elaborado por autores.

El Bosque aleatorio y el Voting Classifier demuestran un desempeño superior en términos de precisión y recall en las distintas clases de comportamiento proambiental. El Voting Classifier es especialmente destacado por combinar múltiples modelos, mejorando la robustez y la precisión de las predicciones. Por su parte, el Bosque aleatorio sobresale por su equilibrio entre métricas y clases, ofrecen clasificaciones precisas y balanceadas. Estos resultados sugieren que la integración de múltiples enfoques de clasificación puede mejorar la precisión y la capacidad de generalización en la tarea de clasificar el comportamiento proambiental de los estudiantes.

Análisis de clustering

Para identificar patrones significativos en los datos de la encuesta, se emplean técnicas de reducción de dimensionalidad y clustering. Inicialmente, se utiliza SelectKBest con la función de puntuación f_{classif} para seleccionar las características más relevantes,

permitiendo enfocar el análisis en las variables con mayor influencia en la variabilidad de los datos.

En el segundo paso, se utiliza el PCA para reducir la dimensionalidad de los datos. Se analiza la varianza explicada por cada componente principal, se seleccionan 10 componentes que representan la mayor proporción de la varianza total, optimizan la representación de los datos mientras se preserva la información significativa.

La última técnica aplicada es la de K-Means Clustering. Se determina el número óptimo de clústeres se utiliza el método del *codo* y la puntuación de Silhouette. Tras evaluar varias configuraciones, se seleccionan tres clústeres distintos que representaban diferentes perfiles de estudiantes en términos de compromiso medioambiental.

Los resultados del análisis de clustering revelan tres clústeres distintos de estudiantes, cada uno con características demográficas y comportamentales únicas, ver Figura 1 y Tabla 3.

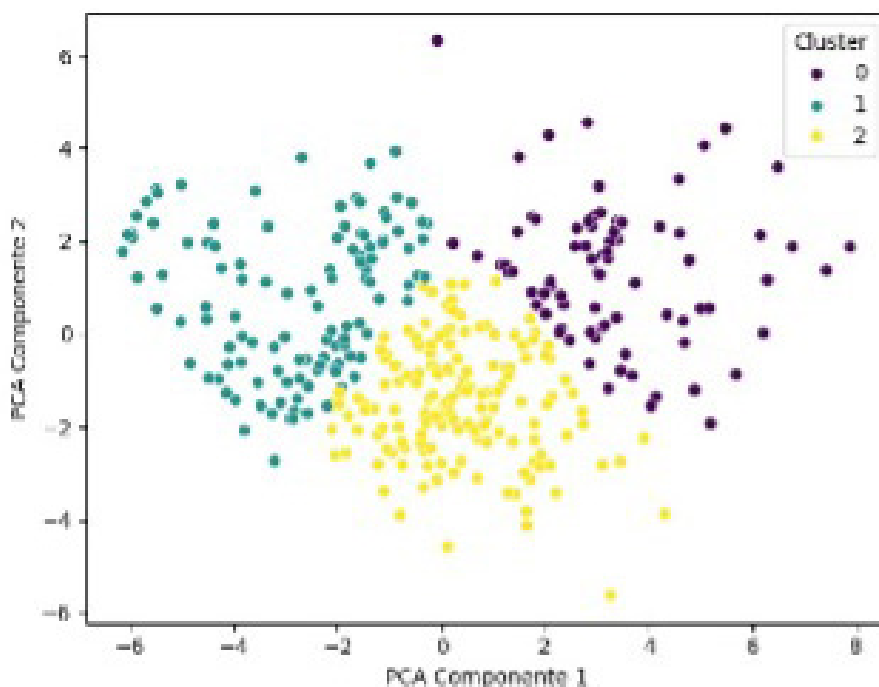


Figura 1. Clústeres de estudiantes
Fuente: Elaboración propia con Python

El clúster 0 (compromiso bajo), compuesto por 88 estudiantes, se caracteriza por un bajo nivel de acuerdo con las afirmaciones proambientales y una participación moderada en actividades de reciclaje y ahorro de recursos. Los estudiantes en este clúster tienden a tener una percepción menos intensa sobre la

importancia del medio ambiente.

El clúster 1 (compromiso alto), compuesto por 121 estudiantes, muestra una mayor participación en actividades ambientales y un mayor nivel de acuerdo con las creencias ambientales. Este grupo tiene una mayor diversidad en términos de áreas de estudio y un

compromiso más activo con la sostenibilidad.

El clúster 2 (compromiso medio), compuesto por 156 estudiantes, muestra un compromiso ambiental

intermedio. Este grupo tiene prácticas moderadas de reciclaje y conservación y un conocimiento medio sobre el cambio climático.

Tabla 3. Métricas de rendimiento de los modelos de clasificación por clase

Clúster	Edad Media	Género Medio	Áreas de Estudio Media	Año de Estudio Medio	P1.1 a P1.6 (Promedio)	P2.1 a P2.6 (Promedio)	P3.1 a P3.6 (Promedio)	P4.1 a P4.6 (Promedio)	P5.1 a P5.3 (Promedio)	Silhouette Score
0	1,31	0,59	3,22	1,28	-1,10	-0,49	-0,69	-0,59	0,44	0,1904
1	1,45	0,55	2,84	1,26	0,38	0,53	0,30	0,49	-0,13	0,1904
2	1,29	0,44	3,34	1,33	0,32	0,16	-0,27	-0,20	-0,27	0,1904

Nota. Elaborado por autores.

Análisis de regresión

Se preparan los datos para realizar una regresión lineal, se utilizan las columnas de creencias ambientales y conocimiento sobre el cambio climático como variables independientes, y el promedio de comportamientos proambientales como variable dependiente.

Los datos se dividen en conjuntos de entrenamiento y prueba (80% entrenamiento, 20% prueba).

Después se utiliza el modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS) de *statsmodels* para entrenar los datos, una librería de Python. Finalmente, se calculan el error cuadrático medio (MSE) y el coeficiente de determinación R².

El resumen del modelo de regresión se calcula un valor de 0,2793 para el MSE y 0,1168 para el R² Score y los valores expuestos de cada variable en la Tabla 4.

Tabla 4. Coeficientes y significancia del modelo de regresión

Variable	Coeficiente	P-valor	Intervalo confianza inferior	Intervalo confianza superior
const	-0,0029	0,919	-0,059	0,053
P1.1	-0,0208	0,585	-0,096	0,054
P1.2	0,1832	0,000	0,114	0,252
P1.3	-0,0437	0,273	-0,122	0,035
P1.4	0,2579	0,000	0,183	0,332
P1.5	0,0312	0,466	-0,053	0,115
P1.6	-0,0136	0,735	-0,093	0,065
P5.1	-0,0485	0,129	-0,111	0,014
P5.2	0,0290	0,349	-0,032	0,090
P5.3	0,0290	0,377	-0,036	0,094

Nota. Elaborado por autores.

Los resultados muestran que las creencias ambientales y el conocimiento del cambio climático tienen un impacto significativo en los comportamientos proambientales. En particular, las variables P1.2 (responsabilidad personal en la gestión de residuos) y P1.4 (conciencia de la biodiversidad) revelan coeficientes significativos con valores p muy bajos, los cuales indican una fuerte relación con los comportamientos proambientales.

La Figura 2 ilustra la relación entre los comportamientos proambientales reales y los predichos mediante un modelo de regresión lineal. La cercanía de los puntos a la línea de identidad indica un buen desempeño del modelo en la predicción de comportamientos proambientales, aunque algunas desviaciones sugieren áreas de mejora.

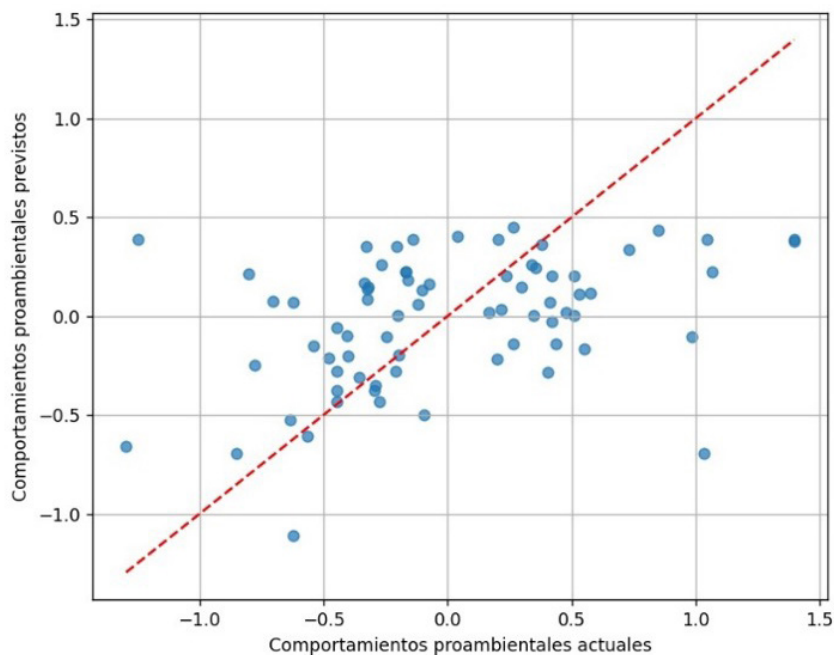


Figura 2. Comportamientos proambientales: Real vs. Predicción.
Fuente: Elaboración propia con Python.

Se obtiene adicionalmente un valor de R^2 ajustado de 0,336, que indica que el modelo explica aproximadamente el 33,6% de la variabilidad en los comportamientos proambientales, lo cual es una proporción moderada y sugiere que hay otros factores no incluidos en el modelo que también influyen en estos comportamientos.

Se lleva a cabo un análisis de los residuos para

evaluar la adecuación del modelo. Los resultados indican que la distribución de los residuos no presenta pautas significativas, lo que sugiere una distribución aproximadamente normal de los errores. Además, en la gráfica de residuos contra predicciones no se observan patrones claros, lo que confirma la ausencia de problemas graves de heterocedasticidad. Ver figura 3.

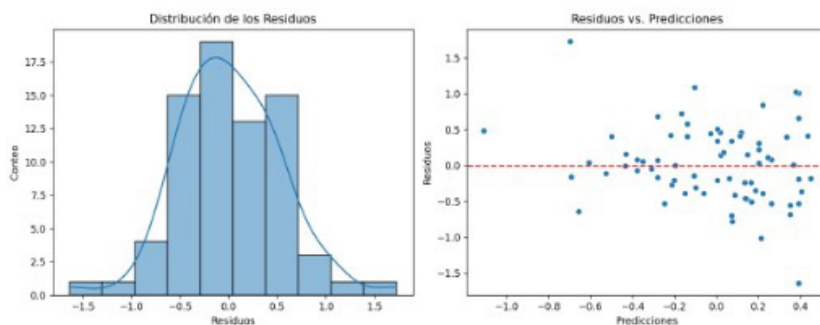


Figura 3. Diagnóstico de residuos.
Fuente: Elaboración propia con Python.

IV. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

El análisis del primer piloto de la encuesta revela inconsistencias y problemas de discriminación en las preguntas sobre conocimiento del cambio climático, lo que motiva revisiones y eliminaciones. Por otro lado, las secciones tipo Likert muestra alta consistencia interna, aunque se recomiendan ajustes en algunas preguntas,

pese a que la encuesta fue valorada como clara y de longitud adecuada.

La Figura 2 representa la relación entre los comportamientos proambientales observados y los predichos por un modelo de regresión lineal. La alineación de los puntos con la línea de identidad evidencia un buen desempeño predictivo, aunque las

desviaciones observadas indican áreas donde el modelo pueden mejorarse.

Los pilotos reflejan una alta conciencia y actitudes positivas hacia el medio ambiente, aunque ciertas áreas de conocimiento requieren mayor atención. Las mejoras al cuestionario han optimizado su capacidad para evaluar conocimientos y actitudes, consolidándolo como una herramienta clave para estrategias educativas más efectivas.

La aplicación de técnicas de ML permite clasificar eficientemente el comportamiento proambiental de los estudiantes, se evalúan diversos modelos supervisados. El proceso incluye un exhaustivo preprocesamiento de los datos de las encuestas: transformación de variables categóricas a numéricas, escalado, selección de características y reducción de dimensionalidad con PCA. Se prueban modelos como Regresión Logística, Árbol de Decisión, Naive Bayes, Bosque aleatorio, SVM, MLP y un Voting Classifier, se destacan su efectividad en la clasificación de comportamientos proambientales.

Los resultados destacan a Bosque aleatorio y Voting Classifier como los modelos más efectivos. Bosque aleatorio se alcanza una exactitud promedio en validación cruzada del 89,41%, mientras que Voting Classifier logra un 88,63%. Ambos modelos muestran alta precisión y recall, especialmente en la categoría "alto" de comportamiento proambiental. Voting Classifier sobresale con una precisión del 94,55% y un F1-Score del 78,79% en esta categoría, demuestran su capacidad para combinar modelos y generar predicciones robustas y confiables.

Estos modelos de clasificación proporcionan una base sólida para diseñar estrategias educativas y de concienciación más focalizadas, al ofrecer una comprensión precisa del comportamiento ambiental de los estudiantes. Su implementación facilita la segmentación y personalización de las intervenciones educativas, promueven comportamientos proambientales más significativos y sostenibles.

Los hallazgos son fundamentales para desarrollar programas que aborden directamente las áreas de mejora identificadas, fortalezcan la educación ambiental de manera más eficaz. La capacidad de segmentar y personalizar intervenciones educativas mediante modelos de machine learning representa un avance significativo en la promoción de la sostenibilidad en el ámbito académico.

La aplicación de K-Means en los datos de la

encuesta identifica tres grupos distintivos según el nivel de compromiso medioambiental. El Clúster 0, con 88 estudiantes, presenta un bajo acuerdo con afirmaciones proambientales y una participación moderada en reciclaje y ahorro de recursos. Su percepción limitada sobre la importancia del medio ambiente sugiere la necesidad de estrategias para aumentar su concienciación y reforzar la educación ambiental.

El Clúster 1, con 121 estudiantes, destaca por su alto compromiso con la sostenibilidad, reflejado en su participación activa en actividades ambientales y fuerte acuerdo con creencias proambientales. Este grupo, proveniente de diversas áreas de estudio, muestra un elevado conocimiento sobre prácticas sostenibles.

El Clúster 2, compuesto por 156 estudiantes, muestra un compromiso ambiental intermedio, con prácticas moderadas de reciclaje y conservación, y un conocimiento medio sobre el cambio climático. Este grupo puede beneficiarse de proyectos prácticos y actividades comunitarias que refuercen gradualmente su compromiso y conocimiento en sostenibilidad.

La segmentación de los estudiantes en tres clústeres proporciona una base sólida para desarrollar estrategias educativas y políticas adaptadas a las necesidades específicas de cada grupo. Estas iniciativas pueden potenciar el compromiso con la sostenibilidad y fomentar el desarrollo de ciudadanos más conscientes y responsables con el medio ambiente.

El modelo de regresión lineal permite examinar la relación entre las creencias ambientales, el conocimiento sobre el cambio climático y los comportamientos proambientales de los estudiantes. Tras el preprocesamiento de los datos, se incluye la transformación de variables categóricas en numéricas, se emplean las creencias ambientales y el conocimiento del cambio climático como variables independientes, y el promedio de comportamientos proambientales como variable dependiente.

Los resultados muestran que la responsabilidad en la gestión de residuos y la conciencia de la biodiversidad tienen una fuerte relación con prácticas sostenibles. El coeficiente de determinación R^2 ajustado de 0,336 indica que el modelo explica el 33,6% de la variabilidad en estos comportamientos, sugiriendo la presencia de otros factores adicionales.

El análisis de los residuos confirma la validez del modelo, muestra una distribución normal de los errores y sin problemas graves de heterocedasticidad.

Esto refuerza la robustez del modelo de regresión lineal, aunque es necesario incluir más variables para comprender completamente los factores influyentes.

Este análisis proporciona una base sólida para futuras investigaciones y el desarrollo de políticas educativas. Fortalecer la educación en gestión de residuos y biodiversidad puede incentivar comportamientos sostenibles. Se recomienda integrar estos temas en los currículos a través de políticas públicas específicas y establecer incentivos que promuevan comportamientos proambientales, fomentando así la sostenibilidad entre los estudiantes.

V. CONCLUSIONES

El estudio sobre el comportamiento proambiental de estudiantes universitarios en Ecuador resalta una alta conciencia y actitudes positivas hacia el medio ambiente. Tras dos pilotos y una encuesta final, se optimizan las preguntas, y se logra una alta consistencia interna. Sin embargo, se identifican mejoras necesarias en la comprensión del cambio climático y la participación en actividades ambientales, se subraya la importancia de reforzar la educación ambiental.

Estos ajustes se realizan para mejorar la discriminación y la dificultad de los ítems, se optimiza la precisión en la evaluación del conocimiento ambiental. Se conservan preguntas relevantes, como “El dióxido de carbono (CO₂) es el único gas de efecto invernadero que contribuye al cambio climático”, debido a su alta capacidad discriminativa.

Los cambios tras la segunda prueba piloto buscan mejorar la calidad y relevancia de la encuesta. La eliminación de preguntas específicas permite un cuestionario más conciso y enfocado, manteniendo la claridad y precisión necesarias para evaluar el conocimiento y las actitudes ambientales.

Los resultados descriptivos de la encuesta revelan una alta conciencia y actitudes positivas hacia la protección del medio ambiente entre los jóvenes adultos. No obstante, áreas como la participación en actividades comunitarias y la comprensión del cambio climático requieren mayor educación y promoción para su fortalecimiento.

La aplicación de técnicas de machine learning, como Bosque aleatorio y Voting Classifier, demuestra una alta efectividad en la clasificación del comportamiento proambiental, con precisiones superiores al 88%. Estos modelos facilitan el diseño de estrategias educativas

más focalizadas y personalizadas para promover comportamientos proambientales efectivos. Además, el clustering con K-Means se identifican tres grupos con distintos niveles de compromiso ambiental, proporcionando una base sólida para adaptar estrategias educativas a las necesidades específicas de cada grupo.

El análisis de regresión lineal muestra que la responsabilidad en la gestión de residuos y la conciencia de la biodiversidad están significativamente relacionadas con prácticas sostenibles, se explica una proporción moderada de la variabilidad en los comportamientos proambientales. Esto indica la necesidad de incluir más variables para una comprensión más integral. Fortalecer la educación ambiental, promover prácticas sostenibles y establecer políticas públicas adecuadas son fundamentales para consolidar estos comportamientos.

Este estudio destaca la relevancia de la educación ambiental en Ecuador, un país de alta biodiversidad y desafíos ambientales importantes. Los resultados ofrecen una base sólida para investigaciones futuras y el diseño de programas educativos y estrategias gubernamentales que impulsen la sostenibilidad entre los estudiantes universitarios, para promover una mayor conciencia y compromiso con la protección del medio ambiente.

VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alessandri, S. (2019). A learning pathway to an integrated approach involving natural, applied and social science, humanities and arts to face climate change. *Sustainability*, 12, 199–214. <https://doi.org/10.1089/sus.2018.0040>
- Álvarez, D., & Cadenas, R. (2022). Podcasts como herramienta para la educación ambiental en Ecuador. *Revista de Ciencias Sociales*, XXVIII, 189–203. <https://doi.org/10.31876/rcs.v28i3.38468>
- Araujo-Vizuite, G., Robalino-López, A., & Murillo-Ojeda, R. (2022). Evaluation of environmental competencies in Higher Education Institutions (HEI). Case study: Escuela Politécnica Nacional, Ecuador. *DYNA*, 89, 132–139. <https://doi.org/10.15446/dyna.v89n224.103515>
- Chipantiza-Masabanda, J. G., Bonilla-Bonilla, A. E., &

- Jativa-Reyes, M. F. (2021). Huertos urbanos y periurbanos horizontales-verticales para el fomento de la educación ambiental sostenible. *Formación universitaria*, 14, 165–172. <https://doi.org/10.4067/S0718-50062021000200165>
- Del Moral Pérez, M. E., López-Bouzas, N., Castañeda Fernández, J., & Bellver Moreno, M. C. (2023). Impacto proambiental en jóvenes universitarios: Emociones generadas e implicación promovida por un storytelling de la ONU. *Doxa Comunicación. Revista Interdisciplinar de Estudios de Comunicación y Ciencias Sociales*, 193–212. <https://doi.org/10.31921/doxa-com.n37a1864>
- Díaz, M. F., Charry, A., Sellitti, S., Ruzzante, M., Enciso, K., & Burkart, S. (2020). Psychological factors influencing pro-environmental behavior in developing countries: Evidence from Colombian and Nicaraguan students. *Frontiers in Psychology*, 11, 580730. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.580730>
- Douglas, F., Beasy, K., Sollis, K., & Flies, E. J. (2024). On-line, experiential sustainability education can improve students' self-reported environmental attitudes, behaviours and wellbeing. *Sustainability*, 16, 2258. <https://doi.org/10.3390/su16062258>
- Estrada-Araoz, E. G., Manrique-Jaramillo, Y. V., Díaz-Pereira, V. H., Rucoba-Frisancho, J. M., & Gallegos-Ramos, N. A. (2024). Exploring pro-environmental behavior in Peruvian basic education students: A cross-sectional study. *Salud, Ciencia y Tecnología - Serie de Conferencias*, 3, 678. <https://doi.org/10.56294/sctconf2024678>
- Falconí, F., Reinoso, M. E., Collado-Ruano, J., Hidalgo, E. F., & León, G. D. (2019). Environmental education program in Ecuador: Theory, practice, and public policies to face global change in the Anthropocene. *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas Em Educação*, 27, 859–880. <https://doi.org/10.1590/s0104-40362019002701950>
- Geiger, S. M., Otto, S., & Diaz-Marin, J. S. (2014). A diagnostic Environmental Knowledge Scale for Latin America / Escala diagnóstica de conocimientos ambientales para Latinoamérica. *Psycology*, 5, 1–36. <https://doi.org/10.1080/21711976.2014.881664>
- Harkort, L., & Duan, Z. (2023). Estimation of dissolved organic carbon from inland waters at a large scale using satellite data and machine learning methods. *Water Research*, 229, 119478. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2022.119478>
- Hernández Sampieri, R., & Mendoza Torres, C. P. (2018). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta* (First edition). McGraw-Hill Education.
- Loor, I. W., & Muentes, W. A. (2024). Cultivating spatial citizenship through collaborative mapping: An empirical study on youth engagement in peripheral urban Ecuador. *Cogent Education*, 11, 2359337. <https://doi.org/10.1080/2331186X.2024.2359337>
- Markle, G. L. (2013). Pro-environmental behavior: Does it matter how it's measured? Development and validation of the Pro-Environmental Behavior Scale (PEBS). *Human Ecology*, 41, 905–914. <https://doi.org/10.1007/s10745-013-9614-8>
- Marouli, C., & Duroy, Q. (2019). Reflections on the transformative power of environmental education in contemporary societies: Experience from two college courses in Greece and the USA. *Sustainability*, 11, 6465. <https://doi.org/10.3390/su11226465>
- Morote Seguido, Á. F. (2023). ¿De dónde está recibiendo la información sobre el cambio climático el alumnado escolar? Una aproximación desde las Ciencias Sociales. *Revista Complutense de Educación*, 34(2), Article 2. <https://doi.org/10.5209/rced.79304>
- Naz, F., Oláh, J., Vasile, D., & Magda, R. (2020). Green purchase behavior of university students in Hungary: An empirical study. *Sustainability*, 12, 10077. <https://doi.org/10.3390/su122310077>
- Ortiz-Regalado, O., Llamas-Burga, M., Carrión-Bósquez, N., Chávez-Gutiérrez, H., Guerra-Regalado, W., Veas-González, I., Ruiz-García, W., & Vidal-Silva, C. (2024). Unveiling millennials' perceptions of organic products: A grounded theory analysis in Ecuador and Peru. *Sustainability*, 16, 5230. <https://doi.org/10.3390/su16125230>
- Palacios Madero, M. D., Torío López, S., & Murga-Me-

- noyo, M. Á. (2023). Conductas prosostenibilidad y percepciones del estudiantado adolescente sobre prácticas parentales y valores familiares. *Interdisciplinaria. Revista de Psicología y Ciencias Afines*, 40, 409–423. <https://doi.org/10.16888/interd.2023.40.2.24>
- Posso Pacheco, R. J., Cóndor Chicaiza, M. G., Cóndor Chicaiza, J. D. R., & Núñez Sotomayor, L. F. X. (2022). Desarrollo Ambiental Sostenible: Un nuevo enfoque de educación física pospandemia en Ecuador. *Revista Venezolana de Gerencia*, 27, 464–478. <https://doi.org/10.52080/rvgluz.27.98.6>
- Spellman, G., Field, K., & Sinclair, J. (2003). Assessing UK higher education students' awareness of global climatic change. *Weather*, 58, 212–219. <https://doi.org/10.1256/wea.62.02>
- Tchetchik, A., Kaplan, S., & Blass, V. (2021). Recycling and consumption reduction following the COVID-19 lockdown: The effect of threat and coping appraisal, past behavior and information. *Resources, Conservation and Recycling*, 167, 105370. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2020.105370>
- Zúñiga Sánchez, O., Marúm Espinosa, E., & Aceves Ávila, C. D. (2022). La educación para el desarrollo sustentable en la visión del profesorado de educación superior en México. *Revista Interuniversitaria de Formación del Profesorado. Continuación de la antigua Revista de Escuelas Normales*, 98. <https://doi.org/10.47553/rifop.v98i36.2.91549>