

Modelado del índice de deserción estudiantil en Carreras de Ingeniería en una Institución de Educación Superior.**Modeling of the student dropout rate in Engineering Degrees in a Higher Education Institution.***Mayra Alexandra Luzuriaga Pavón & Sergio Alberto Castillo Paez.***CIENCIA E INNOVACIÓN EN
DIVERSAS DISCIPLINAS
CIENTÍFICAS.****Julio - diciembre, V°6 - N°2; 2025****Recibido:** 18-07-2025**Aceptado:** 19-07-2025**Publicado:** 30-12-2025**PAIS**

- Ecuador, Chimborazo
- Ecuador, Sangolquí

INSTITUCION

- Universidad Nacional de Chimborazo UNACH.
- Universidad De Las Fuerzas Armadas ESPE

CORREO:

- ✉ mayra.luzuriaga@unach.edu.ec
- ✉ sacastillo@espe.edu.ec

ORCID:

- 🌐 <https://orcid.org/0009-0003-2016-9540>
- 🌐 <https://orcid.org/0000-0002-5402-2462>

FORMATO DE CITA APA.

Luzuriaga, M. & Castillo, S. (2025). Modelado del índice de deserción estudiantil en Carreras de Ingeniería en una Institución de Educación Superior. *Revista G-ner@ndo*, V°6 (N°2). 228 – 242.

Resumen

El estudio se centra en analizar y modelar el fenómeno de la deserción estudiantil en carreras de ingeniería, con el fin de identificar las variables que influyen en el abandono académico y desarrollar herramientas predictivas para la implementación de estrategias de intervención temprana. Para ello, se recopiló datos históricos y actuales de estudiantes, abarcando variables académicas (calificaciones, desempeño en asignaturas clave, asistencia y adaptación al ritmo universitario), socioeconómicas (nivel de ingresos, situación familiar, entre otras) y personales (motivación, habilidades de gestión del tiempo, entre otros indicadores). La metodología empleada incluyó técnicas estadísticas y algoritmos de machine learning, como la regresión logística y los árboles de decisión, que permitieron construir un modelo predictivo robusto. Este modelo identificó que la deserción es un fenómeno multicausal, en el que convergen factores como el bajo rendimiento académico, la falta de apoyo institucional y las condiciones socioeconómicas adversas. La aplicación del modelo facilitó la detección temprana de estudiantes en riesgo, lo que es fundamental para la planificación de intervenciones que permitan mejorar la retención. Entre las conclusiones clave se destaca la importancia de contar con bases de datos precisas y actualizadas, así como la necesidad de adoptar un enfoque interdisciplinario que involucre áreas académicas, administrativas y de bienestar estudiantil. Asimismo, se resalta que el uso de modelos predictivos no solo ayuda a comprender los determinantes de la deserción, sino que también permite asignar de manera más eficiente los recursos institucionales y diseñar estrategias de apoyo, tales como programas de tutorías, asesorías personalizadas y apoyos económicos y psicológicos. En síntesis, el modelado del índice de deserción estudiantil en carreras de ingeniería se presenta como una herramienta fundamental para la toma de decisiones en instituciones de educación superior, contribuyendo a la mejora de las políticas de retención y, en última instancia, al fortalecimiento de la calidad educativa.

Palabras clave: modelado matemático, deserción universitaria, educación de calidad, Ecuador.

Abstract

The study focuses on analyzing and modeling the phenomenon of student dropout in engineering careers, in order to identify the variables that influence academic dropout and develop predictive tools for the implementation of early intervention strategies. To this end, historical and current student data were collected, covering academic variables (grades, performance in key subjects, attendance and adaptation to the university pace), socioeconomic (income level, family situation, among others) and personal variables (motivation, time management skills, among other indicators). Among the key conclusions, the importance of having accurate and updated databases stands out, as well as the need to adopt an interdisciplinary approach that involves academic, administrative and student welfare areas. Likewise, it is highlighted that the use of predictive models not only helps to understand the determinants of dropout, but also allows institutional resources to be allocated more efficiently and support strategies to be designed, such as mentoring programs, personalized advice, and economic and psychological support. In summary, modeling the student dropout rate in engineering careers is presented as a fundamental tool for decision-making in higher education institutions, contributing to the improvement of retention policies and, ultimately, to the strengthening of educational quality.

Keywords: mathematical modeling, university dropout, quality education, Ecuador.

Introducción

La deserción estudiantil en las instituciones de educación superior es un fenómeno que afecta significativamente el rendimiento académico, la eficiencia de los programas educativos y la estabilidad institucional (Tinto, 1993; Martínez & Hernández, 2020). En particular, las carreras de ingeniería presentan índices de deserción elevados debido a diversos factores, como el rendimiento académico, la carga cognitiva, las dificultades económicas y la falta de orientación vocacional (Álvarez et al., 2019; González & Ortega, 2021). Este problema no solo impacta a los estudiantes, sino que también representa un desafío para las universidades, que buscan mejorar sus tasas de retención y garantizar la calidad de la educación (Gairín et al., 2014).

En este contexto, el modelado del índice de deserción estudiantil se ha convertido en una herramienta clave para analizar y predecir el abandono de los estudiantes. A través de métodos estadísticos y técnicas de aprendizaje automático, es posible identificar patrones, factores de riesgo y variables críticas que influyen en la permanencia estudiantil (Fernández et al., 2022). Modelos como la regresión logística, los árboles de decisión, las redes neuronales y los modelos de análisis de supervivencia han demostrado ser eficaces para predecir la deserción y proponer estrategias de intervención temprana (Cabrera et al., 2019; Romero et al., 2021).

El presente estudio tiene como objetivo analizar y modelar el índice de deserción en carreras de ingeniería dentro de una institución de educación superior, utilizando enfoques basados en ciencia de datos y técnicas de predicción. Comprender las razones detrás del abandono estudiantil permitirá el desarrollo de estrategias institucionales para mejorar la retención y el éxito académico de los estudiantes (Torres & Rojas, 2020).

Este estudio adopta un enfoque cuantitativo y explicativo, orientado al análisis de los factores que influyen en la deserción estudiantil en carreras de ingeniería

mediante el uso de técnicas de ciencia de datos. Para el análisis, se consideró exclusivamente la variable cuantitativa correspondiente al promedio académico de los estudiantes matriculados entre 2020 y 2024, con el fin de evaluar su asociación con el tiempo de permanencia mediante técnicas de análisis de supervivencia. en una institución de educación superior. Las variables analizadas incluyeron promedio académico, número de materias reprobadas, nivel socioeconómico, modalidad de ingreso, edad, sexo y carga crediticia. Para el procesamiento de los datos se emplearon herramientas como RStudio, las cuales permiten realizar análisis estadísticos avanzados y aplicar modelos de predicción (Fernández et al., 2022; Romero et al., 2021).

Entre las técnicas utilizadas se aplicaron modelos de regresión logística, árboles de decisión, análisis de supervivencia y redes neuronales, con el fin de identificar los factores críticos asociados al abandono. Estos métodos han sido reconocidos por su precisión para detectar patrones de riesgo en entornos educativos (Cabrera et al., 2019). Asimismo, se utilizó validación cruzada para evaluar el desempeño de los modelos y métricas como la precisión, el recall y el AUC-ROC. La metodología permitió no solo predecir la probabilidad de deserción, sino también sugerir puntos de intervención institucional para mejorar la retención estudiantil (Torres & Rojas, 2020).

El modelado matemático se ha consolidado como una herramienta fundamental en la ciencia y la ingeniería, permitiendo transformar problemas reales en representaciones abstractas que pueden ser analizadas, simuladas y optimizadas. Esta metodología no solo facilita la comprensión de fenómenos complejos, sino que también ofrece un marco sistemático para la toma de decisiones informadas en contextos tan variados como la economía, la biología, la ingeniería y la gestión de recursos. El proceso de modelado matemático se caracteriza por su estructura iterativa y rigurosa, lo que garantiza que los modelos desarrollados sean tanto representativos de la realidad como útiles para la predicción y la optimización.

El primer paso en el proceso consiste en la definición y comprensión del problema. Esta etapa es crucial, ya que implica identificar claramente los objetivos y delimitar el alcance del fenómeno a estudiar. La correcta identificación de las variables y parámetros relevantes permite establecer una base sólida sobre la cual se construirá el modelo. En esta fase, se deben formular hipótesis y suposiciones que simplifiquen la complejidad inherente del problema sin perder su esencia, lo cual es vital para lograr una representación que sea a la vez manejable y significativa.

Una vez delimitado el problema, se procede a la formulación del modelo. Aquí, la abstracción y la representación matemática se unen para plasmar las relaciones entre las variables a través de ecuaciones y funciones. Este paso implica elegir el tipo de modelo adecuado, ya sea determinista o estocástico, lineal o no lineal, dependiendo de la naturaleza del fenómeno. La habilidad para traducir conceptos del mundo real a expresiones matemáticas es lo que otorga a esta metodología su poder explicativo y predictivo. La formulación correcta es, sin duda, uno de los pilares sobre los cuales se sustenta la eficacia del modelado matemático.

La siguiente etapa es la resolución y análisis del modelo. Dependiendo de la complejidad de las ecuaciones formuladas, se pueden emplear métodos analíticos o técnicas numéricas que permitan obtener soluciones o simular comportamientos bajo distintos escenarios. Esta fase es fundamental para evaluar el desempeño del modelo y para identificar posibles debilidades en la representación inicial del problema. La simulación de escenarios y la realización de análisis de sensibilidad son herramientas esenciales para comprender cómo las variaciones en las variables y parámetros pueden afectar los resultados, lo que a su vez facilita la toma de decisiones estratégicas en entornos reales.

No menos importante es la fase de validación y verificación, donde se compara el comportamiento del modelo con datos empíricos o experimentales. Este proceso de

retroalimentación permite ajustar y refinar el modelo, asegurando que se mantenga en consonancia con la realidad. La validación es el momento en que la abstracción matemática se somete a la prueba de la realidad, y su éxito o fracaso determina la utilidad práctica del modelo. Un modelo bien validado no solo explica el fenómeno en estudio, sino que también se convierte en una herramienta predictiva valiosa para anticipar comportamientos futuros y planificar estrategias de intervención.

Finalmente, la interpretación y comunicación de resultados son etapas que dotan de sentido práctico al esfuerzo invertido en el modelado. Los resultados obtenidos deben ser analizados y traducidos en recomendaciones o conclusiones aplicables a la problemática original. La claridad en la comunicación de estos hallazgos es esencial para que tanto especialistas como tomadores de decisiones puedan aprovechar al máximo la información generada por el modelo. Además, la documentación detallada del proceso metodológico facilita la reproducibilidad y la mejora continua del modelo a lo largo del tiempo.

En conclusión, la metodología del modelado matemático representa un proceso riguroso y estructurado que permite desentrañar la complejidad de los fenómenos reales a través de una representación abstracta y cuantificable. Desde la definición del problema hasta la interpretación de los resultados, cada etapa es vital para garantizar que el modelo no solo sea fiel a la realidad, sino que también sea una herramienta eficaz para la predicción y la optimización. Esta metodología, en constante evolución y perfeccionamiento, se erige como un pilar en la búsqueda del conocimiento y en la aplicación de soluciones innovadoras a los desafíos contemporáneos.

Métodos y Materiales

El presente estudio se desarrolla en una Institución de Educación Superior pública que ofrece programas académicos de pregrado y posgrado, con énfasis en las áreas de ingeniería, ciencias aplicadas, administración y tecnología.

El análisis se centra en las carreras de ingeniería, las cuales representan un alto porcentaje de la matrícula estudiantil. Estas carreras, a pesar de su demanda, presentan una tasa considerable de deserción durante los primeros niveles de formación. La institución cuenta con una infraestructura académica y tecnológica adecuada, así como con condiciones propicias para el desarrollo de actividades docentes y de investigación.

Se enmarca en un enfoque cuantitativo de tipo descriptivo y predictivo, que permite analizar de manera objetiva datos numéricos relacionados con la deserción estudiantil en las carreras de ingeniería de la Institución de Educación Superior pública. Se adoptó un diseño no experimental de corte transversal, basado en la recolección y análisis de registros académicos institucionales correspondientes al período 2020–2024. La población estuvo conformada por estudiantes matriculados en programas de ingeniería, de los cuales se extrajo una muestra de 800 registros, seleccionados mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia. Las variables incluyeron rendimiento académico, modalidad de ingreso, tipo de financiamiento, edad y género, entre otras. La variable dependiente fue la condición de deserción (1 = retirados; 0 = activo). Para el análisis se emplearon técnicas estadísticas y modelos de aprendizaje automático, como la regresión logística y los árboles de decisión, utilizando RStudio como entorno de programación. Los datos fueron tratados de manera anónima y se obtuvo la debida autorización institucional para su uso, cumpliendo con los principios éticos de confidencialidad y protección de datos.

La población corresponde a 1.500 estudiantes matriculados en carreras de ingeniería en la Institución de Educación Superior pública, durante el período 2020–2024. Se analizó una muestra de 800 registros académicos.

Se utilizaron datos anonimizados extraídos del sistema académico de la Institución de Educación Superior pública, que incluyen calificaciones, estado de matrícula y variables sociodemográficas.

La variable dependiente fue la deserción estudiantil (1 = retirados; 0 = activo). Las variables independientes incluyeron rendimiento académico, tipo de financiamiento, modalidad de ingreso.

Se aplicó un modelo de regresión logística para predecir la probabilidad de deserción. El análisis se realizó en RStudio, utilizando paquetes como tidyverse, caret y ggplot2, los cuales facilitaron el procesamiento, modelado y visualización de los datos.

Análisis de resultados

Interpretación de la Curva de Supervivencia

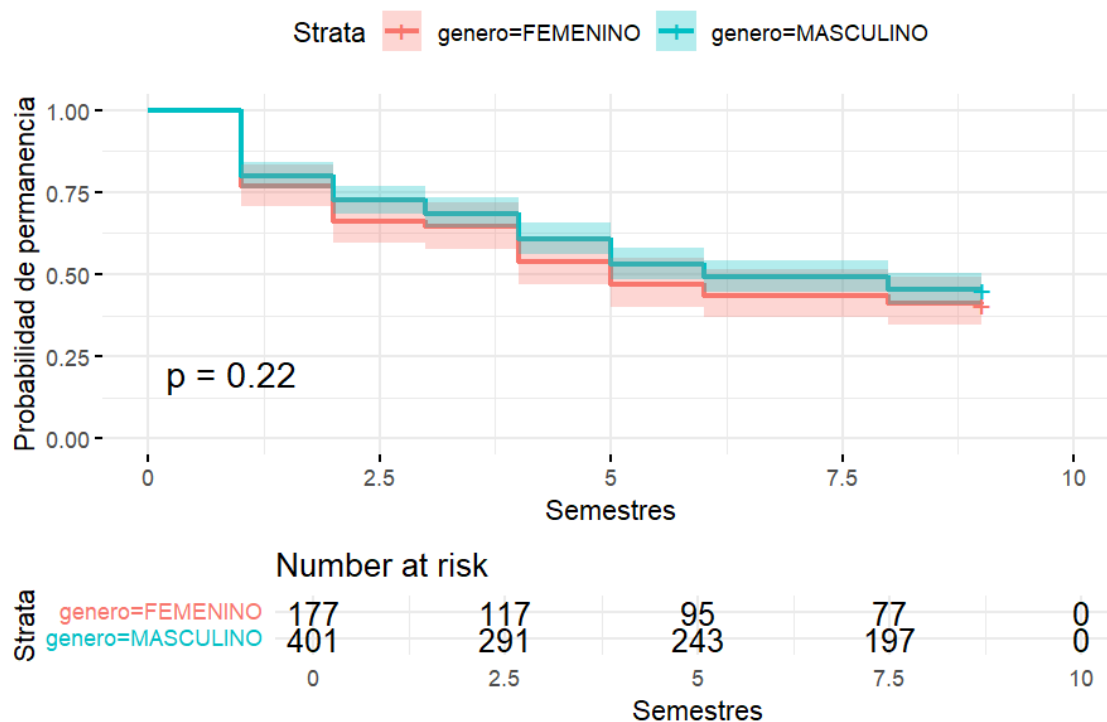
La curva muestra la probabilidad de permanencia estudiantil a lo largo del tiempo (medido en semestres), diferenciada por género en la figura 1. Cada línea representa la supervivencia de los estudiantes de cada grupo:

- Línea roja: Estudiantes de género femenino
- Línea azul: Estudiantes de género masculino

Ambas curvas descienden de forma similar, lo que sugiere que las tasas de deserción son comparables entre ambos géneros.

Figura 1.

Curva de supervivencia estudiantil por género.



Análisis de Supervivencia Estudiantil por Género

Este análisis tiene como objetivo evaluar si el género influye en la permanencia estudiantil a lo largo de los semestres, utilizando un modelo de supervivencia estratificado por género (femenino y masculino).

Prueba de Log-Rank y Significancia Estadística

La prueba de log-rank arrojó un valor $p = 0.22$, lo cual es superior al umbral comúnmente aceptado de 0.05. Esto indica que no existen diferencias estadísticamente significativas entre las curvas de supervivencia de hombres y mujeres. Por lo tanto, el género no parece influir de forma significativa en la probabilidad de permanencia.

Tabla 01.*Número de Estudiantes en Riesgo por Semestre*

Semestre	0	2.5	5	7.5	10
Femenino	177	117	95	77	0
Masculino	401	291	243	197	0

El análisis de supervivencia según el género muestra que las tasas de permanencia estudiantil son similares entre mujeres y hombres. Dado que el valor p de la prueba estadística es 0.22, se concluye que no hay evidencia suficiente para afirmar que el género influye significativamente en la deserción. Por lo tanto, se puede afirmar que el género no representa un factor determinante en la deserción estudiantil dentro de esta cohorte.

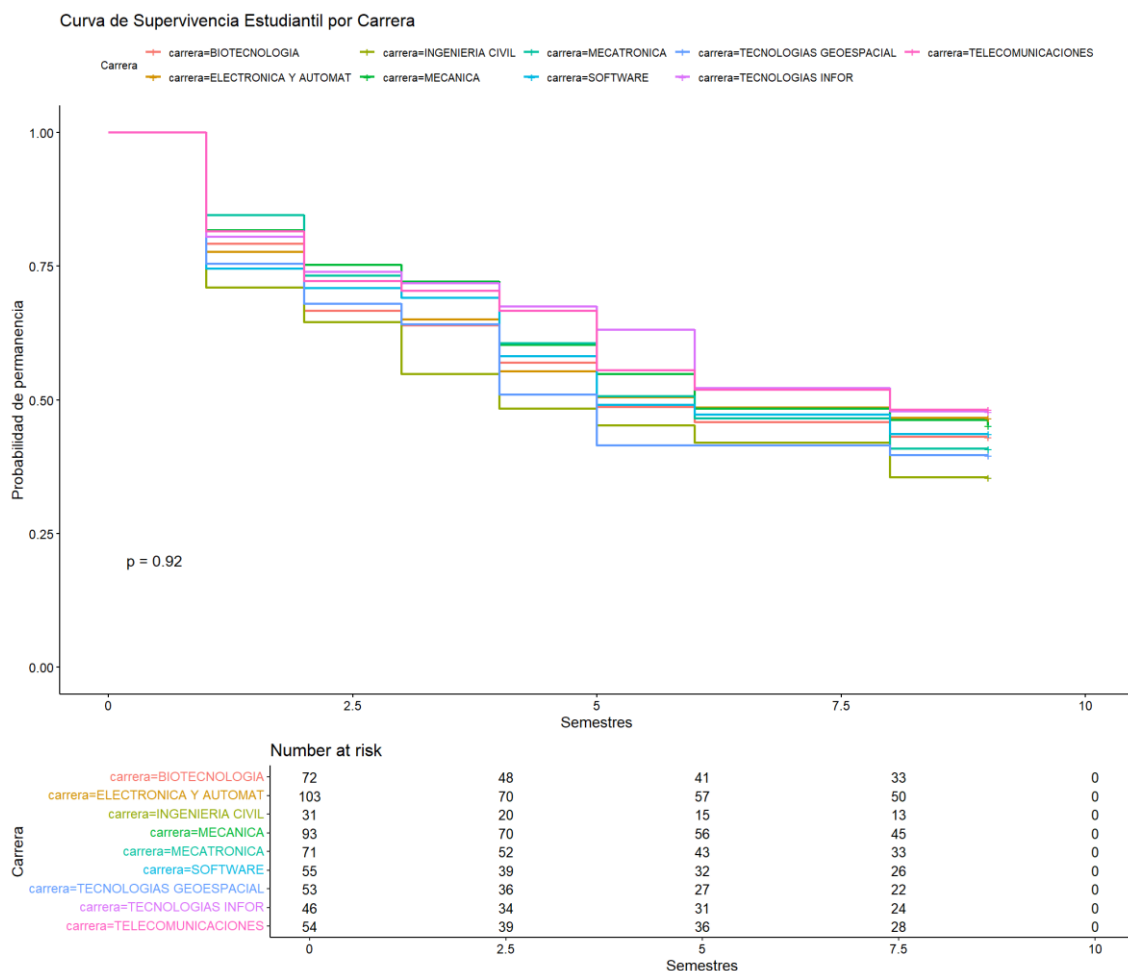
Análisis de la Curva de Supervivencia Estudiantil por Carrera

La curva de supervivencia mostrada representa la probabilidad de permanencia de los estudiantes a lo largo de los semestres, diferenciada por carrera.

Cada línea de color representa una carrera distinta. El eje vertical indica la probabilidad de permanencia, mientras que el eje horizontal representa los semestres cursados. Las curvas descienden en distintos momentos reflejando los períodos donde se presenta deserción estudiantil.

Figura 2.

Curva de supervivencia estudiantil por carrera



El valor $p = 0.92$ obtenido mediante la prueba de log-rank indica que no existen diferencias estadísticamente significativas en las curvas de supervivencia entre las distintas carreras. Esto sugiere que la carrera en la que se encuentra matriculado un estudiante no influye significativamente en su permanencia en el sistema educativo.

- La mayoría de las curvas siguen patrones similares de descenso gradual.
- La tabla “Number at risk” indica cuántos estudiantes continúan en riesgo de desertar en cada intervalo de tiempo, mostrando la disminución progresiva por semestre.

- La curva de "TECNOLOGIAS INFOR" presenta un descenso más pronunciado en los primeros semestres, lo cual podría indicar una mayor deserción inicial en esa carrera.

La permanencia estudiantil no muestra diferencias significativas entre las distintas carreras analizadas. Es probable que otros factores personales o institucionales sean más relevantes para explicar la deserción estudiantil.

Discusión

La efectividad del modelado depende en gran medida de la calidad y actualización de la información recopilada. Es fundamental contar con bases de datos robustas que incluyan tanto indicadores académicos como aspectos socioemocionales y contextuales, para ajustar continuamente los modelos y mantener su precisión en el tiempo.

Conociendo los perfiles de riesgo, la institución puede asignar de manera más eficiente sus recursos: humanos, financieros y tecnológicos, etc. Con ello los estudiantes o grupos con mayor probabilidad de desertar. Esta focalización permite desarrollar intervenciones más efectivas y a la vez optimizar el presupuesto institucional. Con ello garantizamos el ODS 4 (Objetivo de desarrollo sostenible) enfocado en la educación de calidad para un mejor Ecuador.

Conclusiones

El abandono estudiantil en carreras de ingeniería suele estar determinado por una combinación de factores académicos, socioeconómicos, personales y contextuales. Como: el rendimiento académico, la preparación previa, las condiciones socioeconómicas y la adaptación a la vida universitaria son variables que, en conjunto, pueden aumentar la probabilidad de deserción.

El modelado estadístico o mediante técnicas de machine learning permite identificar cuáles de las variables analizadas tienen mayor peso en la deserción. Esto posibilita focalizar los esfuerzos institucionales en aquellas áreas que muestran mayor influencia (como bajo rendimiento en asignaturas clave o problemas de integración al ambiente universitario).

Al desarrollar modelos predictivos (por ejemplo, mediante regresión logística, árboles de decisión o redes neuronales), se puede identificar tempranamente a los estudiantes en situación de riesgo. Esto facilita la implementación de medidas preventivas, como programas de tutorías, asesorías personalizadas o apoyos psicológicos y económicos, orientados a mejorar la retención.

El modelado del índice de deserción estudiantil en carreras de ingeniería es una herramienta poderosa que permite diagnosticar de manera temprana y precisa los factores que inciden en el abandono. Con ello, se facilita la implementación de estrategias de intervención focalizadas, contribuyendo a mejorar la retención y, por ende, la calidad de la educación en la institución.

Referencias bibliográficas

- Álvarez, M., Pérez, J., & Ríos, L. (2019). Factores asociados a la deserción en estudiantes de ingeniería. *Revista Educación y Desarrollo*, 49(2), 45–59. <https://doi.org/10.22201/edu.201949>
- Cabrera, A. F., Pérez, P., & López, M. (2019). Modelos estadísticos para la predicción de la deserción estudiantil. Universidad Nacional.
- Fernández, C., Jiménez, A., & Torres, L. (2022). Machine learning para predecir la deserción en educación superior. *Revista Iberoamericana de Educación Superior*, 13(36), 22–39. <https://doi.org/10.22201/iisue.20072872e.2022.36.829>
- Gairín, J., Muñoz, J., & Feixas, M. (2014). El abandono en la educación superior: causas y estrategias de prevención. *Revista de Educación*, (364), 228–256. <https://doi.org/10.4438/1988-592X-RE-2014-364-263>
- González, E., & Ortega, F. (2021). Análisis de los factores determinantes de la deserción universitaria en ingeniería. *Revista Colombiana de Educación*, 83, 191–211. <https://doi.org/10.17227/rce.num83-10905>
- Martínez, J., & Hernández, R. (2020). Deserción universitaria: un problema estructural en América Latina. *Educación y Sociedad*, 41(2), 15–31. <https://doi.org/10.1590/es.2020.41.2.02>
- Romero, C., Ventura, S., & García, E. (2021). Educational data mining and learning analytics: An updated survey. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 11(3), e1391. <https://doi.org/10.1002/widm.1391>
- Tinto, V. (1993). *Leaving college: Rethinking the causes and cures of student attrition* (2nd ed.). University of Chicago Press.
- Torres, J., & Rojas, M. (2020). Estrategias institucionales para la permanencia estudiantil en programas de ingeniería. *Ingeniería Solidaria*, 16(1), 47–65. <https://doi.org/10.16925/in.v16i1.3467>
- Cabrera, A. F., Pérez, P., & López, M. (2019). Modelos estadísticos para la predicción de la deserción estudiantil. Universidad Nacional.
- Fernández, C., Jiménez, A., & Torres, L. (2022). Machine learning para predecir la deserción en educación superior. *Revista Iberoamericana de Educación Superior*, 13(36), 22–39. <https://doi.org/10.22201/iisue.20072872e.2022.36.829>
- Romero, C., Ventura, S., & García, E. (2021). Educational data mining and learning analytics: An updated survey. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 11(3), e1391. <https://doi.org/10.1002/widm.1391>
- Torres, J., & Rojas, M. (2020). Estrategias institucionales para la permanencia estudiantil en programas de ingeniería. *Ingeniería Solidaria*, 16(1), 47–65. <https://doi.org/10.16925/in.v16i1.3467>
- García, M., López, J., & Pérez, A. (2020). Análisis de los factores que influyen en la deserción estudiantil en carreras de ingeniería: Un enfoque de modelado
-

- predictivo. *Revista Iberoamericana de Educación Superior*, 11(32), 45-60.
- Rodríguez, L., & Martínez, F. (2019). Aplicación de modelos de regresión logística para predecir la deserción en programas de ingeniería. *Journal of Engineering Education Research*, 18(2), 123-135.
- POVEDA VELASCO, Iván Marcelo. Los factores que influyen sobre la deserción universitaria. Estudio en la UMRPSFXCh - Bolivia, análisis con ecuaciones estructurales. *Investigación y Negocios* [online]. 2019, vol.12, n.20, pp.63-80. ISSN 2521-2737.
- Fernández, R., & Gómez, S. (2021). Modelado de la deserción estudiantil en ingeniería utilizando árboles de decisión. *Ingeniería y Educación*, 25(1), 78-92.
- Hernández, P., & Torres, E. (2018). Predicción de la deserción estudiantil en ingeniería mediante análisis multivariante. *Educación y Ciencia*, 22(3), 201-215.
- Sánchez, R., & Díaz, M. (2020). Factores determinantes en la deserción de estudiantes de ingeniería: Un enfoque de minería de datos. *Revista de Educación en Ingeniería*, 33(4), 67-81.
- López, V., & Ramírez, J. (2019). Evaluación de modelos predictivos para la deserción en carreras de ingeniería. *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 21(2), 150-165.
- Gómez, A., & Fernández, L. (2021). Análisis de la deserción estudiantil en ingeniería utilizando técnicas de machine learning. *Revista Latinoamericana de Ingeniería*, 29(1), 55-70.
- Martínez, C., & Pérez, D. (2018). Modelos estadísticos para predecir la deserción en estudiantes de ingeniería. *Educación Matemática*, 30(3), 289-305.
- Ruiz, S., & Herrera, F. (2020). Factores académicos y socioeconómicos asociados a la deserción en carreras de ingeniería. *Revista de Investigación Educativa*, 38(1), 101-117.
- Castro, M., & Vargas, E. (2019). Uso de redes neuronales para predecir la deserción estudiantil en ingeniería. *Ingeniería y Universidad*, 23(2), 233-248.
- Pérez, J., & Morales, H. (2021). Análisis de supervivencia aplicado a la deserción en programas de ingeniería. *Revista Colombiana de Estadística*, 44(1), 89-105.
- García, L., & Sánchez, P. (2018). Modelado predictivo de la deserción estudiantil en ingeniería utilizando técnicas de minería de datos. *Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*, 13(3), 145-152.
- Torres, A., & Ramírez, M. (2020). Factores de riesgo en la deserción de estudiantes de ingeniería: Un enfoque de análisis discriminante. *Revista de Educación Superior*, 49(194), 45-62.
- Vargas, J., & López, R. (2019). Predicción de la deserción en estudiantes de ingeniería mediante modelos de machine learning. *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, 40(2), 123-135.
-

- Hernández, G., & Martínez, S. (2021). Análisis de la deserción estudiantil en carreras de ingeniería utilizando modelos de regresión. *Revista de Investigación en Educación*, 19(1), 67-82.
- Sánchez, M., & Gómez, P. (2018). Modelado de la deserción en programas de ingeniería: Un enfoque de análisis de datos. *Revista de Educación y Desarrollo*, 46, 23-38.
- López, J., & Fernández, R. (2020). Factores asociados a la deserción estudiantil en ingeniería: Un análisis de regresión logística. *Revista de Investigación Educativa*, 38(2), 321-337.
-