

Palabras claves

Factores, Deserción, Estudiantes, Universidad Popular del Cesar, Análisis de datos, Intervención, Riesgo, Estrategias, Permanencia, Abandono Académico.

Abstract

This project aims to identify the factors influencing students' decisions to drop out at the Universidad Popular del Cesar, Aguachica campus. Through a specially designed application for data collection and analysis, the project seeks to characterize the student population at risk of dropping out, enabling the development of more effective intervention strategies.

The initiative addresses the urgent need for the university to have tools that facilitate early action, guiding students toward retention and preventing academic dropout. Rising dropout rates pose a significant challenge for the institution, whose primary mission is to educate professionals committed to the region's development. The loss of students year after year impacts not only the university but also the community by reducing the number of trained professionals.

The central question of this research is: What are the most determining factors in students' decisions to drop out, and how can the university intervene early to reverse this trend? To answer this, the project will collect and analyze data using a system designed for the student community. Socioeconomic, academic, and personal factors will be assessed to identify patterns and cases of greater vulnerability.

Based on the findings, the university is expected to develop support and guidance programs tailored to the needs of at-risk students. This project aims not only to reduce dropout rates but also to strengthen the university's commitment to the academic and professional success of its student community. The data obtained will also serve as a foundation for future research that contributes to the continuous improvement of retention programs at the university.

Keywords

Factors, Dropout, Students, Universidad Popular del Cesar, Data Analysis, Intervention, Risk, Strategies, Retention, Academic Abandonment.

TABLA DE CONTENIDO

1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	2
2. INTRODUCCIÓN.....	4
3. OBJETIVOS.....	5
4. ESTADO DEL ARTE	6
Introducción	6
1. Contexto Internacional	6
2. Contexto Nacional	7
3. Estudios Locales.....	8
Metodología	8
1. Recolección de Datos.....	8
2. Análisis Predictivo	8
Resultados Esperados:	8
5. MARCO TEÓRICO	10
6. FASES (METODOLOGÍA)	16
7. RESULTADOS	32
8. CONCLUSIÓN	33

1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En los últimos años, la Universidad Popular del Cesar, Seccional Aguachica, ha visto un preocupante aumento en la tasa de deserción estudiantil. Este fenómeno afecta significativamente a los estudiantes, perjudicando su desarrollo personal y profesional,

y también a la universidad y la comunidad en general. La deserción disminuye la calidad académica, debilita la reputación institucional y compromete la misión de la universidad de formar profesionales comprometidos con el progreso regional.

Ante esta problemática, se requiere una investigación exhaustiva para identificar los factores que impulsan a los estudiantes a abandonar sus estudios y desarrollar estrategias de intervención temprana que fortalezcan la retención estudiantil. La investigación se basará en datos recopilados desde 2022, proporcionando una visión integral de los factores socioeconómicos, académicos y personales que influyen en la permanencia de los estudiantes.

El objetivo es establecer un diagnóstico preciso, identificar a los estudiantes en situación de vulnerabilidad y diseñar estrategias efectivas para mejorar las tasas de retención. Además, se busca clasificar las etapas de deserción (temprana, media y tardía) para comprender mejor los problemas específicos de cada estudiante.

Las principales preguntas que orientan esta investigación son:

- ¿Cuáles son los factores más determinantes en la deserción de los estudiantes?
- ¿Puede una intervención temprana disminuir el riesgo de deserción?
- ¿Cómo se pueden optimizar las técnicas y herramientas actuales de la universidad para mejorar la retención estudiantil?

El propósito de esta investigación es entender mejor las causas de la deserción en la Universidad Popular del Cesar y generar un impacto positivo en los estudiantes y la institución, disponiendo de herramientas y estrategias efectivas para reducir la deserción y crear un entorno educativo más inclusivo y comprometido con el desarrollo académico y social de los estudiantes.

2. INTRODUCCIÓN

Conscientes de la creciente problemática de la deserción estudiantil en la Universidad Popular del Cesar, Seccional Aguachica, este proyecto se desarrolla para identificar y analizar los factores que afectan la permanencia de los estudiantes, así como las áreas en las que se debe centrar la atención para abordar esta situación.

Las principales preguntas de investigación son las siguientes:

- ¿Cuáles son los factores más determinantes en la deserción de los estudiantes?
- ¿En qué áreas se requiere mayor atención y enfoque para mejorar la retención estudiantil?
- ¿Qué técnicas y herramientas utiliza actualmente la Universidad para reducir la deserción?

Este estudio se basa en una rigurosa recopilación y análisis de datos proporcionados por la universidad. Los datos se sometieron a procesos analíticos y algoritmos especializados para identificar los factores más influyentes en la decisión de los estudiantes de abandonar sus estudios.

Se espera que los resultados de este proyecto contribuyan a futuras investigaciones y a la toma de decisiones en las universidades, permitiendo el desarrollo de herramientas y estrategias de apoyo para los estudiantes en riesgo de deserción.

La aplicación propuesta se desarrollará en Visual Studio, empleando el lenguaje de programación C#, y contará con un algoritmo de inteligencia artificial que identificará a los estudiantes más vulnerables, facilitando la intervención temprana y la implementación de acciones preventivas.

3. OBJETIVOS

Objetivo General

Caracterizar a la población estudiantil de la Universidad Popular del Cesar, Seccional Aguachica, con el fin de identificar y evaluar los factores que incrementan el riesgo de deserción, para facilitar la implementación de estrategias que promuevan la retención.

Objetivos Específicos

- Analizar los factores socioeconómicos que influyen en la permanencia de los estudiantes.
- Evaluar el grado de satisfacción de los estudiantes con su programa académico.
- Examinar la relación entre las responsabilidades académicas, familiares y laborales de los estudiantes, y su impacto en la continuidad de los estudios.
- Proponer estrategias de intervención para reducir la deserción y fomentar la retención estudiantil.

4. ESTADO DEL ARTE

Introducción

La deserción estudiantil en la educación superior es un fenómeno multifacético que genera impactos significativos a nivel personal, institucional y social. Las razones detrás de este problema incluyen factores académicos, personales, económicos y contextuales. En las últimas décadas, el desarrollo de herramientas predictivas, como la minería de datos y el aprendizaje automático, ha permitido profundizar en el análisis de los patrones de deserción, facilitando la creación de estrategias preventivas. Este apartado aborda los principales estudios nacionales e internacionales relacionados

con el fenómeno, destacando las tendencias más relevantes y las metodologías empleadas.

La deserción estudiantil en la educación superior es un fenómeno complejo que impacta a los estudiantes, las instituciones educativas y la sociedad en general. Este problema trae consigo consecuencias significativas, como la pérdida de capital humano, el impacto negativo en las economías nacionales y el debilitamiento de los sistemas educativos.

1. Contexto Internacional

La investigación global en deserción estudiantil resalta la diversidad de factores que influyen en el abandono de los estudios y los enfoques desarrollados para abordar el problema:

- **Factores Predictivos:** En Chile, la Universidad de Chile identificó que variables como el puntaje de ingreso universitario (PSU), el nivel educativo de los padres y el rendimiento académico son determinantes clave en los primeros semestres académicos. Estas conclusiones fueron obtenidas mediante el uso de minería de datos (Universidad de Chile, s.f.).
- **Estrés Académico:** Un estudio en Colombia exploró cómo el estrés académico impacta negativamente en la salud mental y se asocia con tasas elevadas de deserción. Modelos de intervención destacan la necesidad de apoyo psicológico y tutorías académicas. (Revista Latinoamericana de Educación, s.f.).

- **Análisis Predictivo y Aprendizaje Automático:** En América Latina, diversos estudios han utilizado algoritmos avanzados para predecir patrones de deserción. Por ejemplo, en Ecuador se implementó la regresión logística para analizar la influencia del contexto socioeconómico y el rendimiento académico en las decisiones de abandono (Universidad Técnica del Norte, s.f.).
- **Modelos de Integración Social:** En Estados Unidos y Europa, teorías como las de Spady y Tinto subrayan la importancia de la integración social y la pertenencia universitaria. Estos estudios destacan que instituciones con programas de orientación y actividades de integración tienen mejores tasas de retención (Tinto, 1993).

Factores que Contribuyen a la Deserción

Diversos estudios han identificado una amplia gama de factores que influyen en la decisión de los estudiantes de abandonar sus estudios. Entre ellos se encuentran

- Factores personales y psicológicos: Problemas de salud, estrés académico y falta de vocación son aspectos clave que incrementan el riesgo de deserción.
- Factores socioeconómicos: Bajos ingresos familiares, dificultades económicas y la necesidad de trabajar afectan directamente la continuidad educativa (Zavala-Soto, 2021).
- Factores académicos: Dificultades en el rendimiento académico, aislamiento en entornos de aprendizaje en línea y la falta de estrategias pedagógicas efectivas en las instituciones contribuyen al abandono.
- Factores institucionales: Limitaciones en la estructura organizacional, falta de flexibilidad curricular y escaso acceso a recursos de apoyo son determinantes importantes.

2. Contexto Nacional

En el ámbito nacional, los estudios abordan las particularidades culturales y económicas que influyen en la deserción:

- **Factores Socioeconómicos:** La falta de recursos económicos y las limitaciones en el acceso a becas son identificadas como causas principales del abandono académico en países de América Latina (Escarria, 2010).
- **Algoritmos Predictivos:** Estudios locales han implementado árboles de decisión, alcanzando precisiones superiores al 85% en la identificación de estudiantes en riesgo de deserción. Estas herramientas permiten diseñar estrategias de intervención focalizadas (Informe Técnico, s.f.).

- **Impacto del Estrés y la Motivación:** Las investigaciones nacionales de nuevo subrayan que el estrés académico, combinado con la falta de motivación, afecta la continuidad de los estudiantes, especialmente en carreras con alta carga académica (Martínez et al., 2021).

3. Estudios Locales

A nivel local, investigaciones recientes destacan desafíos particulares, como:

- **Falta de Flexibilidad Curricular:** Estudios en universidades locales evidencian que los programas de estudio rígidos contribuyen al abandono, especialmente entre estudiantes que trabajan (Hernández et al., 2023).
- **Intervenciones Psicosociales:** Talleres de manejo emocional y programas de salud mental han demostrado reducir significativamente el estrés académico en regiones vulnerables [(Gómez et al., 2022)].

Metodología

1. Recolección de Datos

- **Cuantitativa:** Uso de encuestas estandarizadas para identificar factores sociodemográficos y académicos.
- **Cualitativa:** Entrevistas a profundidad con estudiantes desertores, para entender experiencias subjetivas y motivaciones.

2. Análisis Predictivo

Se aplicarán técnicas avanzadas de clasificación, como árboles de decisión y modelos basados en Kernel, que han mostrado eficacia en la identificación temprana de patrones de deserción.

Resultados Esperados:

- Identificar factores específicos (económicos, sociales, académicos) que contribuyen a la deserción en distintos contextos.
- Proponer estrategias personalizadas basadas en herramientas predictivas que permitan reducir las tasas de abandono.

La deserción estudiantil es un problema multidimensional que requiere estrategias integrales para su mitigación. Las soluciones más efectivas incluyen:

- Apoyo financiero: Becas y subsidios para estudiantes de bajos ingresos.
- Salud mental y tutorías :Programas de asesoramiento psicológico y académico.
- Flexibilidad curricular:Ajustes en los programas educativos para atender necesidades individuales.
- Técnicas de análisis predictivo: Herramientas como los árboles de decisión para identificar estudiantes en riesgo y proponer intervenciones tempranas.

La implementación de estas estrategias no solo reduce las tasas de deserción, sino que también fortalece la calidad educativa y fomenta el éxito académico en diversos contextos globales.

5. MARCO TEÓRICO

¿Que son los algoritmos inteligentes?

Los algoritmos de inteligencia artificial son un conjunto de reglas y procesos que las máquinas utilizan para realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana. Estos algoritmos aprovechan grandes cantidades de datos y cálculos para aprender, tomar decisiones y resolver problemas. *Sandra Navarro, Explora el fascinante mundo de los algoritmos de inteligencia artificial, (2024).*

Tipos de algoritmos inteligentes

Existen varios subgrupos, cada uno con sus propias aplicaciones y técnicas. Los más destacados son:

- **Aprendizaje automático (Machine Learning)**

El Machine Learning es una disciplina del campo de la Inteligencia Artificial que, a través de algoritmos, dota a los ordenadores de la capacidad de identificar patrones en datos masivos y elaborar predicciones. Este aprendizaje permite a los computadores realizar tareas específicas de forma autónoma, es decir, sin necesidad de ser programados. *Iberdrola, Descubre los principales beneficios del 'Machine Learning', (2024).*

Los algoritmos de Machine Learning se dividen en cuatro categorías, siendo las dos primeras las más comunes:

1. Aprendizaje supervisado:

El aprendizaje supervisado se basa en entrenar modelos con datos etiquetados. Por ejemplo, un algoritmo se entrena con imágenes de gatos y perros, aprendiendo a diferenciarlos. Una vez entrenado, el modelo puede clasificar nuevas imágenes con precisión. *Sandra Navarro, Explora el fascinante mundo de los algoritmos de inteligencia artificial, (2024).*

Existen diversos algoritmos que se utilizan en aprendizaje supervisado, cada uno adecuado para distintos tipos de datos y tareas:

a. Regresión logística:

La regresión logística estima la probabilidad de que ocurra un evento, como votar o no votar, en función de un conjunto de datos determinado de variables independientes.

Dado que el resultado es una probabilidad, la variable dependiente está limitada entre 0 y 1. En la regresión logística, se aplica una

transformación lógica a las probabilidades, es decir, la probabilidad de éxito dividida por la probabilidad de fracaso. Esto también se conoce comúnmente como probabilidades logarítmicas, o el logaritmo natural de probabilidades, y esta función logística se representa mediante las siguientes fórmulas: IBM, Regresión logística: una guía completa, (2022).

$$P(y = 1|X) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n)}}$$

Imagen 1. (Imagen del autor).

b. Máquinas de Soporte Vectorial (SVM):

Lo que hace una SVM es averiguar la “mejor” línea para dividir los puntos, que es la línea que deja la mayor brecha entre ella y los puntos. Esa línea se llama hiperplano de margen máximo, porque es un hiperplano que separa los lados dejando el margen máximo.

También resulta que la mayoría de los puntos realmente no importan cuando averiguas dónde colocar la línea, porque están muy lejos de ella. Solo los puntos cercanos importan, y debido a que “apoyan” la ubicación de la línea, los llamamos vectores de soporte. Gracias a la matemática, ni siquiera necesita calcular dónde está esta línea / plano para averiguar de qué lado están las cosas; todo lo que necesita son estos vectores de soporte. *Sarchiquer Rodríguez, C, Máquina de soporte vectorial (SVM) (2019, marzo 13).*

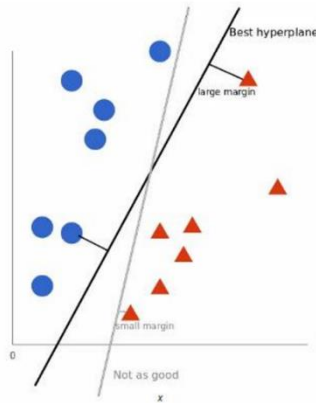


Imagen 2. (Sarchiquer Rodríguez, C. (2019, marzo 13). Máquina de soporte vectorial (SVM).

c. Árboles de Decisión:

Un árbol de decisión es un algoritmo de aprendizaje supervisado no paramétrico, que se utiliza tanto para tareas de clasificación como de regresión. Tiene una estructura jerárquica de árbol, que consta de un nodo raíz, ramas, nodos internos y nodos hoja.

Un árbol de decisión comienza con un nodo raíz, que no tiene ninguna rama entrante. Las ramas salientes del nodo raíz luego alimentan los nodos internos, también conocidos como nodos de decisión. En función de las características disponibles, ambos tipos de nodos realizan evaluaciones para formar subconjuntos homogéneos, que se denotan mediante nodos hoja o nodos terminales. Los nodos hoja representan todos los resultados posibles dentro del conjunto de datos. IBM, *Árboles de decisión: cómo funcionan y ejemplos*, (2023).

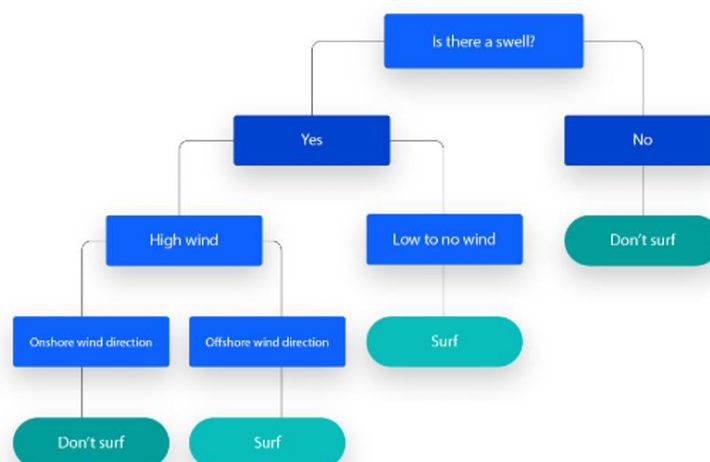


Imagen 3. (IBM, *Árboles de decisión: cómo funcionan y ejemplos*, (2023)).

d. Redes Neuronales:

Una red neuronal es un método de la inteligencia artificial (IA) que enseña a las computadoras a procesar datos de una manera similar a como lo hace el cerebro humano. *Amazon Web Services, ¿Qué es una red neuronal?, (2024).*

Las redes neuronales artificiales se inspiran en la estructura del cerebro humano, donde las neuronas forman una red compleja que procesa información. De manera similar, estas redes utilizan nodos (neuronas artificiales) para resolver cálculos matemáticos y problemas mediante un sistema de tres capas:

- **Capa de entrada:** Recibe información externa, la procesa y la envía a la siguiente capa.
- **Capas ocultas:** Analizan y refinan los datos provenientes de la capa anterior, pudiendo haber múltiples capas para un análisis más profundo
- **Capa de salida:** Genera el resultado final, ya sea un valor único (para problemas binarios) o varios valores (para clasificaciones multiclase).

2. Aprendizaje no supervisado:

Los algoritmos de aprendizaje no supervisado son una herramienta importante en el campo del aprendizaje automático, y se utilizan para hacer predicciones o tomar decisiones basadas en datos. A diferencia de los algoritmos supervisados, que se entrenan utilizando datos etiquetados, los algoritmos no supervisados no tienen datos de entrenamiento etiquetados. En lugar de eso, utilizan la estructura inherente de los datos para aprender y hacer predicciones. *Daniel Burrueco, Algoritmos de aprendizaje no supervisado. Interactive Chaos, (2023).*

En lugar de aprender a partir de ejemplos con etiquetas, como en el aprendizaje supervisado, el modelo identifica patrones, relaciones o agrupaciones en los datos, lo que lo hace útil para tareas como:

a. Clustering (agrupamiento):

El clustering o agrupamiento en machine learning es una técnica de aprendizaje no supervisado en la que se da un algoritmo de agrupamiento de conjuntos de datos que presentan características similares. Antes de agrupar los elementos por su similitud, tenemos que definir la similitud

misma. A un ordenador no le podemos decir, por ejemplo, que el clustering o agrupamiento lo haga por conjuntos de datos que sean mamíferos o que sean más verdes o más rojos; a este tenemos que darle información mucho más detallada y meticulosa. *Sandra Navarro, ¿Qué es el clustering o agrupamiento en machine learning?, (2024).*

b. Reducción de dimensionalidad:

Es una forma de convertir un conjunto de datos de dimensiones elevadas en un conjunto de datos de dimensiones menores, asegurando que la información que proporciona es similar en ambos casos. Como se ha mencionado, esta técnica se emplea a menudo en el aprendizaje automático para obtener un modelo predictivo más ajustado mientras se resuelven los problemas de regresión y clasificación que presentan los algoritmos. Los datos de alta dimensión, el reconocimiento de voz, visualización de datos, reducción de ruido o el procesamiento de señales, entre otros, son los principales campos de aplicación de la reducción de dimensionalidad. *Softtek, La reducción de dimensionalidad en el machine learning, (2021).*

c. Asociación:

Una regla de asociación es un método basado en reglas para detectar relaciones entre variables en un conjunto de datos determinado. Estos métodos se utilizan con frecuencia para análisis de cesta de la compra, que permiten a las empresas comprender mejor las relaciones entre los diferentes productos. Entender los hábitos de consumo de los clientes permite a las empresas desarrollar mejores estrategias de venta cruzada y motores de recomendaciones. Claros ejemplos son el apartado "Los clientes que compraron este artículo también compraron" de Amazon o la lista "Descubrimiento semanal" de Spotify. Si bien se utilizan diferentes algoritmos para generar reglas de asociación, como Apriori, Eclat y FP-Growth, el algoritmo Apriori es el más utilizado. *IBM, Aprendizaje no supervisado: qué es y cómo funciona, (2022).*

3. Aprendizaje por refuerzo:

La máquina guía su propio aprendizaje a través de recompensas y castigos. Es decir, consiste en un sistema de instrucción autónomo cuyo camino es indicado según sus aciertos y errores. Consta de un aprendizaje empírico, por lo que el agente informático está en constante búsqueda de aquellas decisiones que le

premien de algún modo, a la par que evita aquellos caminos que, por experiencia propia, son penalizados.

También, se puede decir que el aprendizaje reforzado es un concepto similar al que utilizan los seres vivos. Esto es, las máquinas aprenden qué decisiones tomar de acuerdo a la situación en la que se encuentren. Además, son capaces de desarrollar estrategias con una visión a largo plazo. *CEUPE, Aprendizaje por refuerzo: qué es y cómo funciona, (2022).*

Tipos de Aprendizaje por Refuerzo:

a. Aprendizaje por Refuerzo con Modelo (Model-based Reinforcement Learning):

En este tipo de aprendizaje por refuerzo, el agente tiene un modelo del entorno, que le permite anticipar las consecuencias de sus acciones. El modelo puede ser explícito, como en el caso de las simulaciones, o puede ser aprendido a medida que el agente interactúa con el entorno.

b. Aprendizaje por Refuerzo sin Modelo (Model-free Reinforcement Learning):

En este tipo de aprendizaje, el agente no tiene un modelo explícito del entorno, sino que aprende directamente de sus experiencias sin predecir el futuro. En lugar de construir un modelo del entorno, el agente estimará las recompensas futuras asociadas a las acciones en función de los estados observados.

4. Aprendizaje profundo (deep learning):

El aprendizaje profundo se basa en capas de las redes neuronales, que son algoritmos vagamente modelados de la forma en que funciona el cerebro humano. El entrenamiento con grandes cantidades de datos es lo que configura las neuronas en la red neuronal. El resultado es un modelo de aprendizaje profundo que, una vez entrenado, procesa nuevos datos. Los modelos de aprendizaje exhaustivo recogen información de varios orígenes de datos y analizan esos datos en tiempo real, sin necesidad de intervención humana. En el aprendizaje profundo, las unidades de procesamiento gráfico (graphics processing units, GPU) están optimizadas para entrenar modelos, ya que pueden procesar varios cálculos a la vez. *Oracle, ¿Qué es el aprendizaje profundo?, (2022).*

Tipos de redes neuronales en aprendizaje profundo:

- 1) Redes Neuronales Artificiales (ANN)
- 2) Redes Neuronales Convolucionales (CNN)
- 3) Redes Neuronales Recurrentes (RNN)

- **Procesamiento del lenguaje natural (NLP):**

El procesamiento de lenguaje natural (NLP) es una tecnología de machine learning que brinda a las computadoras la capacidad de interpretar, manipular y comprender el lenguaje humano. Hoy en día, las organizaciones tienen grandes volúmenes de datos de voz y texto de varios canales de comunicación, como correos electrónicos, mensajes de texto, fuentes de noticias en redes sociales, vídeo, audio y más. Utilizan software de NLP para procesar de forma automática estos datos, analizan la intención o el sentimiento del mensaje y responden en tiempo real a la comunicación humana. *Amazon Web Services , ¿Qué es el procesamiento de lenguaje natural (NLP)?, (2022).*

6. FASES (METODOLOGÍA)

Fase 1: Desarrollo

Se busca plantear en este proyecto, la metodología **Extreme programming(XP)** está planificado en su enfoque ágil que hace énfasis en la entrega continua de valor, la colaboración efectiva entre los miembros del grupo y la capacidad de adaptarse a los cambios en los requisitos de manera dinámica. Este enfoque se caracteriza por estructurar el desarrollo en fases clave, las cuales se darán a entender a continuación: Exploración, planificación, diseño, codificación, pruebas y lanzamiento. En el cual, en este enfoque, se busca agilizar tanto procesos técnicos como la comunicación, asegurando, asegurado productos de alta calidad Que responda de manera eficiente a las necesidades de cada usuario,

Exploración: en esta etapa del proyecto, se enfoca en obtener una precisión clara y detallada de los objetivos planteados. Además, se realiza la recolección de los requisitos, funcionales necesarios para el desarrollo de la aplicación, utilizando como herramienta principal las historias de usuario, las cuales dan permiso a capturar de manera estructurada, las necesidades y expectativas de los usuarios finales. *Sinnaps(2022).*

Problema Planteado:

En el presente, la Universidad Popular del Cesar, Seccional Aguachica, enfrenta un desafío significativo relacionado con la alta tasa de deserción estudiantil. Diversos factores como dificultades académicas, limitaciones económicas y problemas personales contribuyen de manera directa a esta problemática, afectando el proceso de aprendizaje y el desarrollo académico de los estudiantes. Por ello, resulta fundamental implementar un sistema eficaz para la detección temprana de estudiantes en riesgo de abandono. Este enfoque permitiría diseñar e implementar estrategias adecuadas con el objetivo de disminuir la deserción y fomentar la continuidad académica en la institución. En respuesta a la necesidad identificada, se propone el desarrollo de un programa diseñado para capturar y gestionar los datos de los estudiantes. Este sistema permitirá analizar la información recopilada mediante la implementación de algoritmos inteligentes, optimizando el proceso de interpretación y toma de decisiones.

	HISTORIAS DE USUARIOS PROYECTO INTEGRADOR	VERSION 1.0
		FECHA: 16/09/24

ID HISTORIA	001	NOMBRE	Validación de Usuario				
PRIORIDAD	MuyAlta	ITERACION	1	ESTIMACION	1M	VERSION	1.0

DESCRIPCION	
Se necesita una ventana que valide si el usuario que ingreso es administrador o no.	
PRUEBAS DE ACEPTACIÓN <ul style="list-style-type: none"> - El usuario debe ver un formulario el cual pida como datos correo electrónico y contraseña. - El formulario debe de contener un botón para comprobar si los datos son válidos. - Todos los campos deben ser obligatorios. 	
USUARIO QUE REALIZA LA HISTORIA	COLABORACIÓN TECNICA
Yohn Timy Lopez Gomez	Jairo Jose Camacho Diaz
	Zhary Marioth Pinto Mena
	Johan Sebastian Hernandez Salcedo

Firma.	Franco Yamid Trigos Zabala		
OBSERVACIONES	FEC HA	16/09/24	
ACEPTACIÓN POR PARTE DEL CLIENTE			
Una vez realizadas las pruebas descritas, se da por aceptado el entregable descrito en esta historia de usuario, el día XXXXXXXFECHA.			
Firma del Usuario			

	HISTORIAS DE USUARIOS PROYECTO INTEGRADOR	VERSION 1.0
		FECHA: 23/09/24

ID HISTORIA	002	NOMBRE	Registro de Usuario (Administrador)				
PRIORIDAD	Muy Alta	ITERACION	2	ESTIMACION	1M	VERSION	1.0

DESCRIPCION	
Se necesita un registro para los administradores y así estos tengan un usuario.	
PRUEBAS DE ACEPTACIÓN	
<ul style="list-style-type: none"> - El usuario debe ver un formulario de registro con campos para: Id, Name, LastName, Address, Number, Email, Confirmar Email y Password. - El formulario debe de contener un botón para registrar los datos son ingresados. - Todos los campos deben ser obligatorios y siu todo es correcto se debe mostrar "Successful registration". 	
USUARIO QUE REALIZA LA HISTORIA	COLABORACIÓN TECNICA
Yohn Timy Lopez Gomez	Jairo Jose Camacho Diaz
	Zhary Marioth Pinto Mena
	Johan Sebastian Hernandez Salcedo
Firma.	Franco Yamid Trigos Zabala

OBSERVACIONES	FEC HA	23/09/24
ACEPTACIÓN POR PARTE DEL CLIENTE		
Una vez realizadas las pruebas descritas, se da por aceptado el entregable descrito en esta historia de usuario, el día XXXXXXXXFECHA.		
Firma del Usuario		

	HISTORIAS DE USUARIOS PROYECTO INTEGRADOR	VERSION 1.0
		FECHA: 07/10/24

ID HISTORIA	003	NOMBRE	Opciones Sobre Usuario (Eliminar, Actualizar y listar)				
PRIORIDAD	Alta	ITERACION	3	ESTIMACION	1M	VERSION	1.0

DESCRIPCION	
Se necesita un formulario que pida los datos necesarios para eliminar y actualizar.	
PRUEBAS DE ACEPTACIÓN	
<ul style="list-style-type: none"> - El usuario debe ver un formulario con un campo que pida cedula del usuario a eliminar. - El formulario debe de contener un botón que valide los datos ingresados y si es correcto debe de mostrar un mensaje que diga "Usuario Eliminado". - El usuario debe ver un formulario con campos para actualizar el Id, Name, LastName, Address, Number, Email, Confirmar Email y Password. - El formulario debe de contener un botón que valide los datos ingresados y si es correcto debe de mostrar un mensaje que diga "Usuario Actualizado". - El formulario debe de contener una tabla que muestre todos los datos de los usuarios (Administradores). - Todos los campos deben ser obligatorios y si todo es correcto se debe mostrar "Successful registration". 	
USUARIO QUE REALIZA LA HISTORIA	COLABORACIÓN TECNICA
Yohn Timy Lopez Gomez	Jairo Jose Camacho Diaz Zhary Marioth Pinto Mena Johan Sebastian Hernandez Salcedo

Firma.	Franco Yamid Trigos Zabala		
OBSERVACIONES	FEC HA	07/10/24	
ACEPTACIÓN POR PARTE DEL CLIENTE			
Una vez realizadas las pruebas descritas, se da por aceptado el entregable descrito en esta historia de usuario, el día XXXXXXXXFECHA.			
Firma del Usuario			

	HISTORIAS DE USUARIOS PROYECTO INTEGRADOR	VERSION 1.0
		FECHA: 28/10/24

ID HISTORIA	004	NOMBRE	Registro de Estudiantes				
PRIORIDAD	Muy Alta	ITERACION	4	ESTIMACION	5M	VERSION	1.0

DESCRIPCION	
Se necesita un registro para estudiantes el cual guarde todos los datos.	
PRUEBAS DE ACEPTACIÓN <ul style="list-style-type: none"> - El usuario debe ver un formulario con los campos: Id, Name, LastName, Address, Number y Important Questions. - El formulario debe de contener un botón el cual valide los datos ingresados y si es correcto debera mostrar un mensaje que diga "Registered student". - Todos los campos deben ser obligatorios. 	
USUARIO QUE REALIZA LA HISTORIA	COLABORACIÓN TECNICA
Yohn Timy Lopez Gomez	Jairo Jose Camacho Diaz
	Zhary Marioth Pinto Mena
	Johan Sebastian Hernandez Salcedo
Firma.	Franco Yamid Trigos Zabala
OBSERVACIONES	FEC HA
	28/10/24
ACEPTACIÓN POR PARTE DEL CLIENTE	

Una vez realizadas las pruebas descritas, se da por aceptado el entregable descrito en esta historia de usuario, el día XXXXXXXXFECHA.

Firma del Usuario

	HISTORIAS DE USUARIOS PROYECTO INTEGRADOR	VERSION 1.0
		FECHA: 04/11/24

ID HISTORIA	005	NOMBRE	Opciones sobre Estudiantes (Actualizar, Eliminar y Listar)				
PRIORIDAD	Alta	ITERACION	5	ESTIMACION	5M	VERSION	1.0

DESCRIPCION

Se necesita una ventana en la cual aparezcan las opciones de Actualizar, Eliminar y Listar.

PRUEBAS DE ACEPTACIÓN

- El usuario debe ver un formulario el cual tenga campo para el Id del estudiante a eliminar.
- El formulario debe de contener un botón que diga "Delete" y este valide el dato y si son correctos que elimine el estudiante.
- El usuario debe ver un formulario que contenga los campos para actualizar: Id, Name, LastName, Address, Number y Important Questions.
- El formulario debe de contener un botón que diga "Update" y este valide los datos, si son correctos que actualice al estudiante.
- El usuario debe de ver una tabla la cual muestre todos los datos de los estudiantes.
- Todos los campos deben ser obligatorios.

USUARIO QUE REALIZA LA HISTORIA

COLABORACIÓN TECNICA

Yohn Timy Lopez Gomez

Jairo Jose Camacho Diaz

Zhary Marioth Pinto Mena

Johan Sebastian Hernandez Salcedo

Firma.

Franco Yamid Trigos Zabala

OBSERVACIONES

FEC
HA

04/11/24

ACEPTACIÓN POR PARTE DEL CLIENTE
Una vez realizadas las pruebas descritas, se da por aceptado el entregable descrito en esta historia de usuario, el día XXXXXXXXFECHA.
Firma del Usuario

	HISTORIAS DE USUARIOS PROYECTO INTEGRADOR	VERSION 1.0
		FECHA: 11/11/24

ID HISTORIA	006	NOMBRE	Modificación del Programa				
PRIORIDAD	Medi a	ITERACION	6	ESTIMACION	2M	VERSIO N	1.0

DESCRIPCION			
Se necesita un formulario el cual tenga el control del programa para que se pueda modificar: el tema, color de fondo, tipografía y color de tipografía.			
PRUEBAS DE ACEPTACIÓN			
<ul style="list-style-type: none"> - El usuario debe ver un formulario el cual contenga botones el cual permite cambiar el color de: El tema, color de fondo, tipografía y color de tipografía. - El formulario debe de contener un botón que diga "Accept Changes" y que el programa registre todos los cambios hechos. 			
USUARIO QUE REALIZA LA HISTORIA		COLABORACIÓN TECNICA	
Yohn Timy Lopez Gomez		Jairo Jose Camacho Diaz	
Firma.		Zhary Marioth Pinto Mena	
		Johan Sebastian Hernandez Salcedo	
		Franco Yamid Trigos Zabala	
OBSERVACIONES		FEC HA	11/11/24
ACEPTACIÓN POR PARTE DEL CLIENTE			
Una vez realizadas las pruebas descritas, se da por aceptado el entregable descrito en esta historia de usuario, el día XXXXXXXXFECHA.			

Firma del Usuario

	HISTORIAS DE USUARIOS PROYECTO INTEGRADOR	VERSION 1.0
		FECHA: 29/11/24

ID HISTORIA	007	NOMBRE	Acerca De				
PRIORIDAD	Muy Baja	ITERACION	7	ESTIMACION	1M	VERSION	1.0

DESCRIPCION			
Se necesita una pestaña la cual se muestren los autores que colaboraron en la programación de dicho programa y la fecha de su lanzamiento.			
PRUEBAS DE ACEPTACIÓN			
<ul style="list-style-type: none"> - El usuario debe ver un formulario que contenga los nombres de los autores que programaron, la fecha de su lanzamiento y entre más datos relevantes. 			
USUARIO QUE REALIZA LA HISTORIA		COLABORACIÓN TECNICA	
Yohn Timy Lopez Gomez		Jairo Jose Camacho Diaz	
Firma.		Zhary Marioth Pinto Mena	
		Johan Sebastian Hernandez Salcedo	
		Franco Yamid Trigos Zabala	
OBSERVACIONES		FEC HA	29/11/24
ACEPTACIÓN POR PARTE DEL CLIENTE			
Una vez realizadas las pruebas descritas, se da por aceptado el entregable descrito en esta historia de usuario, el día XXXXXXXFECHA.			
Firma del Usuario			

Planificación: La planificación se enfoca en identificar y definir los requisitos del sistema de manera estructurada. Como parte de este proceso, se elabora un backlog que organiza las historias de usuario, describiendo claramente los problemas a resolver y asignándoles una prioridad según su relevancia y urgencia. *Asana(2024)*.

Tabla de Priorización de Historia:

ID o Código de la de historia	Nombre	Prioridad
001	Validación de Usuario	Muy Alta
002	Registro de Usuario (Administrador)	Muy Alta
003	Opciones Sobre Usuario (Eliminar, Actualizar y listar)	Alta
004	Registro de Estudiantes	Muy Alta
005	Opciones sobre Estudiantes (Actualizar, Eliminar y Listar)	Alta
006	Modificación del Programa	Media
007	Acerca De	Muy Baja

En el desarrollo de la aplicación, siguiendo la metodología XP (Programación Extrema), las historias de usuario se trabajan por medio de ciclos cortos llamados iteraciones. Estos ciclos permiten avanzar poco a poco en el desarrollo del software, con el objetivo de entregar una versión funcional en cada etapa. Normalmente, cada iteración tiene una duración de entre una y tres semanas y se organiza cuidadosamente para cumplir con los requerimientos del usuario.

Al terminar cada ciclo, se realiza una revisión para evaluar el progreso y obtener retroalimentación por parte del usuario. Esta información sirve para ajustar los siguientes ciclos, asegurando que el desarrollo del software se mantenga alineado con lo que se necesita.

Tabla de Iteraciones y Plan de Lanzamientos:

Numero	Nombre	Prioridad	Iteración	Fecha de Lanzamiento
001	Validación de Usuario	Muy Alta	1	16/09/2024
002	Registro de Usuario (Administrador)	Muy Alta	2	23/09/2024

003	Opciones Sobre Usuario (Eliminar, Actualizar y listar)	Alta	3	07/10/2024
004	Registro de Estudiantes	Muy Alta	4	28/10/2024
005	Opciones sobre Estudiantes (Actualizar, Eliminar y Listar)	Alta	5	04/11/2024
006	Modificación del Programa	Media	6	11/11/2024
007	Acerca De	Muy Baja	7	29/11/2024

- **Recolección de requisitos:** En esta fase, se lleva a cabo un proceso de recolección de información mediante reuniones y dinámicas con usuarios y personas clave. *Asana(2024)*.

Esto tiene como objetivo entender las necesidades específicas que debe cubrir el software para apoyar en la disminución de la deserción estudiantil en la Universidad Popular del Cesar, sede Aguachica. Cada necesidad se plasma como una historia de usuario, redactada de forma clara para especificar las funcionalidades esperadas del sistema.

- **Priorización de historias de usuario:** Las historias de usuario recopiladas se organizan junto con los involucrados, dando prioridad a las características que ofrecen el mayor beneficio para el proyecto. *Asana(2024)*.
- **Estimación de esfuerzo:** Cada historia de usuario se analiza considerando su nivel de dificultad y el trabajo necesario para desarrollarla. Esto ayuda a dividir las tareas en iteraciones, haciendo más sencilla la planificación constante. *Asana(2024)*.

Diseño del Programa: El objetivo es crear un diseño en pareja que sea básico que la cual permita construir el software de una manera iterativa. *Sinnaps(2022)*.

Codificación: El objetivo es escribir el código del software utilizando una arquitectura basada en MVC, aplicando programación en parejas y asegurando la calidad con pruebas automatizadas.

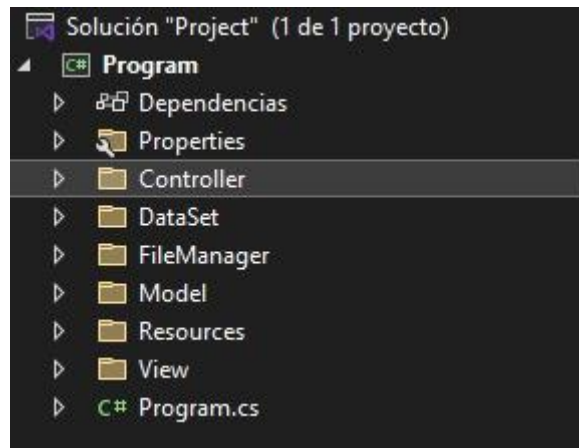


Imagen 4. (Imagen del Autor)

- **Programación en parejas:** Para mejorar la calidad del software, dos integrantes colaboran en cada tarea. Uno se encarga de escribir el código mientras el otro lo supervisa, asegurándose de detectar problemas rápidamente y optimizar el desarrollo. *Sinnaps(2022)*.
- **Integración continua:** Los aportes al sistema se realizan de forma continua, asegurando que los cambios sean compatibles y funcionales en todas las etapas del proyecto, evitando errores acumulados. *Sinnaps(2022)*.
- **Propiedad colectiva del código:** El código es accesible para todo el equipo, lo que permite que cualquier miembro pueda modificarlo o perfeccionarlo. Esto evita dependencias individuales y asegura un avance más ágil y colaborativo. *Sinnaps(2022)*.

Pruebas: El Objetivo es Garantizar que el software sea funcional y confiable, cumpliendo con los requerimientos y las expectativas de los usuarios interesados. *Asana(2024)*.

En el desarrollo del proyecto, se llevaron a cabo pruebas unitarias para evaluar de manera constante cada método o clase de forma individual. También se realizaron pruebas de integración, integrando elementos como bibliotecas DLL (Dynamic Link Library), y pruebas del sistema, que verificaron que las rutas de los archivos funcionaran correctamente en todos los equipos. Estas acciones fueron esenciales para asegurar que, a pesar de estar desarrollado en módulos separados, el software funcionara de manera correcta y cohesiva.

- **Desarrollo guiado por pruebas (TDD):** Antes de implementar cada función, se diseñan pruebas automáticas que determinan el comportamiento esperado

del sistema. El código se desarrolla con el propósito de pasar estas pruebas, garantizando que cumpla con los requisitos establecidos. *Asana(2024)*.

- **Pruebas de aceptación:** Se elaboran en colaboración con los interesados para asegurar que el sistema cumpla con sus expectativas. Estas pruebas verifican que el software ofrezca la funcionalidad necesaria para monitorear el riesgo de deserción. *Asana(2024)*.
- **Refactorización continua:** El código es revisado y optimizado de manera constante para mejorar su eficiencia y minimizar su complejidad, sin alterar su funcionalidad. Esto permite contar con un sistema sólido y fácil de mantener. *Asana(2024)*.

Lanzamiento: El Objetivo es consolidar e integrar la herramienta desarrollada, garantizando que cumpla con los requisitos establecidos desde un inicio del proyecto. *Asana(2024)*.

Se alcanzó una etapa en la que las historias de usuario y las versiones preliminares del programa fueron sometidas a pruebas, obteniendo resultados satisfactorios al cumplir con los requisitos definidos al inicio del desarrollo. Tras la aceptación de la herramienta en la fase de pruebas, esta se incorpora al software de producción. Una vez completados todos los lanzamientos, el sistema estará finalizado y listo para su implementación.

Fase 2: Exploracion

Identificación y Predicción de Estudiantes en Riesgo de Deserción Académica por Medio de Modelos Basados en Machine Learning:

Este estudio se lleva a cabo en la Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD) en Colombia, con el objetivo de identificar estudiantes en riesgo de deserción académica en la asignatura de Mecánica. Utiliza modelos de machine learning para analizar datos de los estudiantes y predecir posibles deserciones.

Algoritmos Utilizados en este Estudio: Árboles de decisión y regresión logística.

Detalles de los Algoritmos Utilizados:

1. **Árboles de Decisión:** Utilizados por su gran capacidad de manejar variables categóricas y continuas, proporcionando una representación clara de los factores que contribuyen a la deserción. Estos permiten identificar las ramas más relevantes que llevan a la toma de decisiones. *Pérez, A., & Martínez, J. (2020)*.
2. **Regresión Logística:** Utilizada para modelar la probabilidad de deserción basada en múltiples variables independientes. Este enfoque es valioso ya que ayuda a

entender la relación entre los factores predictivos y la deserción. *Pérez, A., & Martínez, J. (2020).*

Resultados: Estos modelos desarrollados permitieron identificar patrones significativos que predicen la deserción estudiantil con una precisión aceptable. Unas de las variables que más destacaron fueron: El rendimiento académico y la participación en actividades extracurriculares como influyentes participe en la deserción. *Pérez, A., & Martínez, J. (2020). Identificación y predicción de estudiantes en riesgo de deserción académica por medio de modelos basados en machine learning. Universidad Nacional Abierta y a Distancia.*

Generación de un Modelo de Predicción para la Deserción Estudiantil:

Este trabajo se desarrolla en la Universidad del Bío-Bío en Chile y tiene como objetivo generar un modelo predictivo para identificar las características de los estudiantes con mayor riesgo a desertar. Se busca comparar diferentes herramientas de predicción analítica.

Algoritmos Utilizados en este Trabajo: Árboles de decisión y redes neuronales.

Detalles de los Algoritmos Utilizados:

1. **Árboles de Decisión:** Estas herramientas son ampliamente aplicadas debido a su claridad interpretativa y su eficiencia al gestionar conjuntos de datos de gran tamaño. Permiten identificar con precisión la relevancia de diversas variables en el contexto de la predicción de deserción estudiantil, proporcionando una estructura lógica y jerárquica para analizar los factores determinantes. *Gómez, M., & Ramírez, L. (2018).*
2. **Redes Neuronales:** Este método es valorado por su capacidad para modelar relaciones complejas y no lineales entre las variables. Resultan particularmente útiles para descubrir patrones subyacentes y significativos dentro de los datos, facilitando una predicción más precisa del riesgo de deserción académica. *Gómez, M., & Ramírez, L. (2018).*

Resultados: Se encontró que el modelo basado en redes neuronales mostró un rendimiento superior en la predicción de deserción en comparación con los árboles de decisión, aunque con una mayor complejidad y tiempo de procesamiento. Las redes neuronales permitieron una precisión y sensibilidad más altas en la predicción. *Gómez, M., & Ramírez, L. (2018). Generación de un modelo de predicción para la deserción estudiantil. Revista Mexicana de Investigación Educativa, 23(4), 109-126.*

Evaluación de Diferentes Algoritmos de Machine Learning para su Aplicación en la Predicción de la Deserción Universitaria:

Este estudio se llevó a cabo en la Universidad Industrial de Santander, en Colombia, enfocándose en la aplicación de diversos algoritmos de machine learning para predecir la deserción estudiantil en la Facultad de Ingeniería Fisicomecánica. El propósito principal es determinar el modelo más eficiente y preciso, con el fin de optimizar las estrategias de retención y reducir los índices de abandono estudiantil.

Algoritmos Utilizados en este Estudio: Modelos de minería de datos, aprendizaje supervisado y técnicas de ensamble como Random Forest.

Detalles de los Algoritmos Utilizados:

1. **Random Forest:** Este algoritmo fue seleccionado por su habilidad para gestionar la multicolinealidad entre las variables independientes y su notable resistencia al sobreajuste. Su enfoque se basa en la combinación de múltiples árboles de decisión, lo que le permite mejorar la precisión de las predicciones y ofrecer una interpretación más confiable de los factores que influyen en la deserción estudiantil. *Rodríguez, P., & Hernández, S. (2019).*
2. **Otros Algoritmos:** También se analizaron diferentes técnicas de aprendizaje supervisado y modelos de minería de datos, con el objetivo de comparar su desempeño en términos de precisión y capacidad predictiva. *Rodríguez, P., & Hernández, S. (2019).*

Resultados: El algoritmo Random Forest demostró un rendimiento superior en términos de precisión y efectividad predictiva al ser comparado con los demás algoritmos analizados. Sobresalió particularmente por su habilidad para procesar grandes volúmenes de datos y generar predicciones confiables. *Rodríguez, P., & Hernández, S. (2019). Evaluación de diferentes algoritmos de machine learning para su aplicación en la predicción de la deserción universitaria. Revista Iberoamericana de Tecnología en Educación y Educación en Tecnología, 23, 65-78.*

Evaluación de Algoritmos

En este cuadro comparativo se presenta un análisis detallado de las fortalezas y debilidades de cada algoritmo, considerando aspectos clave como precisión, facilidad de interpretación y tiempo de procesamiento. Este enfoque permite identificar de manera fundamentada el modelo más adecuado para la predicción de la deserción estudiantil.

<i>Algoritmo</i>	<i>Ventajas</i>	<i>Desventajas</i>	<i>Precisión</i>	<i>Facilidad de Interpretación</i>	<i>Tiempo de Procesamiento</i>
<i>Arboles de Decisión</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Buena precisión en clasificación. - Fácil de interpretar y visualizar. 	<ul style="list-style-type: none"> - Pueden sobreajustarse fácilmente. - Computacionalmente intensivos en grandes datos. 	Buena	Alta (las decisiones son claras y comprensibles)	Moderado
<i>Regresión Logística</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Fácil de interpretar. - Rápida en procesamiento. 	<ul style="list-style-type: none"> - Menos precisa para capturar relaciones complejas. - Limitada a relaciones lineales. 	Moderada	Alta (los coeficientes se interpretan fácilmente)	Rápido
<i>Redes Neuronales</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Alta precisión en predicciones complejas. - Captura relaciones no lineales. 	<ul style="list-style-type: none"> - Requiere mucho tiempo y recursos computacionales. - Difíciles de interpretar debido a su complejidad 	Alta	Baja (debido a la complejidad interna)	Lento
<i>Random Forest</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Alta precisión y generalización. - Menos propensas al sobreajuste. 	<ul style="list-style-type: none"> - Requieren más tiempo de procesamiento. - Interpretación más complicada. 	Muy Alta	Moderada (debido a la combinación de múltiples árboles)	Moderado a Alto

Con base en lo mostrado anteriormente, el algoritmo que decidimos implementar fue el árbol de decisión, este se destaca como una herramienta eficiente en

la predicción del riesgo de abandono universitario por su gran facilidad de comprensión y capacidad de visualización. Este enfoque nos permite identificar factores determinantes, como la no asistencia o el bajo rendimiento académico, que son indicadores clave del riesgo de abandono escolar.

Desde una perspectiva más técnica, los árboles de decisión son modelos de aprendizaje supervisado en los que operan dividiendo iterativamente el conjunto de datos en subgrupos más pequeños en función de características específicas. Esto se hace a través de nodos de decisión que evalúan las variables predictoras, como el promedio de calificaciones (datos numéricos) o la carrera seleccionada por el estudiante (datos categóricos). Su gran capacidad para manejar diferentes tipos de datos y adaptarse a nuevas entradas lo convierte en uno de los más flexibles.

Además, los árboles de decisión generan una estructura jerárquica que segmenta a los estudiantes en grupos con características similares, facilitando la identificación de patrones específicos asociados al riesgo de deserción. Su representación gráfica intuitiva no solo mejora la interpretación, sino que también permite a los responsables de la toma de decisiones académicas tomar decisiones informadas.

Desde un punto de vista computacional, el algoritmo es eficiente en términos de tiempo de ejecución y escalabilidad, siendo ideal para conjuntos de datos de tamaño moderado. También es posible ajustar su complejidad utilizando parámetros como la profundidad máxima o el número mínimo de muestras por nodo, lo que permite controlar el sobreajuste y mejorar su generalización.

7. RESULTADOS

8. CONCLUSIÓN

Bibliografias

"Identificación y Predicción de Estudiantes en Riesgo de Deserción Académica por Medio de Modelos Basados en Machine Learning"

<https://repository.libertadores.edu.co/bitstreams/e075d49d-9a26-48bb-a878-c562bac5de14/download>

"Generación de un Modelo de Predicción para la Deserción Estudiantil"

https://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0185-27602018000400109&script=sci_arttext&utm_source

"Evaluación de Diferentes Algoritmos de Machine Learning para su Aplicación en la Predicción de la Deserción Universitaria"

https://www.redalyc.org/journal/280/28071865024/html/?utm_source

Metodología Xp

[Metodología XP o Programación Extrema: ¿Qué es y cómo aplicarla?](#)

[¿Qué es la programación extrema \(XP\)? \[2024\] • Asana](#)

https://keepcoding.io/blog/inteligencia-artificial-y-los-algoritmos/#Tipos_de_algoritmos_de_inteligencia_artificial

<https://www.inboundcycle.com/blog-de-inbound-marketing/que-son-los-algoritmos-de-inteligencia-artificial>

<https://www.ibm.com/mx-es/topics/logistic-regression>

<https://www.iberdrola.com/innovacion/machine-learning-aprendizaje-automatico>

<https://medium.com/@csarchiquerodriguez/maquina-de-soporte-vectorial-svm-92e9f1b1b1ac>

<https://www.ibm.com/es-es/topics/decision-trees>

<https://aws.amazon.com/es/what-is/neural-network/>

<https://interactivechaos.com/es/wiki/algoritmos-de-aprendizaje-no-supervisado>

https://keepcoding.io/blog/que-es-clustering-o-agrupamiento/#Tipos_de_distancia

<https://www.ibm.com/es-es/topics/dimensionality-reduction#f01>

- <https://tandfonline.com/doi/full/10.1080/21568235.2020.1718520>
- https://www.academia.edu/download/50090952/Arbol_de_decisiones.pdf
- <https://www.semanticscholar.org/paper/Factores-que-influyen-en-la-deserci%C3%B3n-estudiantil-Rose-Parra-Cervera-Manjarrez/f06d3c3f80cdcea5b95f7ac3780c85f77bd35c72>
- <https://www.journals.uchicago.edu/doi/10.1086/444201>
- <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8310798>