

Algoritmo para Clasificar la Resolución de Conflictos en Aspirantes Automotrices

Algorithm to Classify Conflict Resolution among Automotive Applicants

Carlos Alberto Espinosa-Pinos¹ <https://orcid.org/0000-0002-7841-8090>, Juan Carlos Villota-Zambrano¹ <https://orcid.org/0009-0004-3190-3912>, Héctor Alberto Luzuriaga-Jaramillo² <https://orcid.org/0000-0002-7844-1805>

¹Universidad Indoamérica, Ambato, Ecuador
carlospinos@indoamerica.edu.ec,
jvillota3@indoamerica.edu.ec

²Universidad Técnica de Ambato, Ambato, Ecuador
ha.uzuriaga@uta.edu.ec



Esta obra está bajo una licencia internacional
Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0

Enviado: 2023/07/16

Aceptado: 2023/08/21

Publicado: 2023/10/15

Resumen

La inadecuada capacidad para resolver conflictos en estudiantes de ingeniería automotriz puede tener consecuencias negativas en el ámbito laboral. El desarrollo del pensamiento lógico matemático puede ayudar a los estudiantes a desarrollar habilidades de análisis crítico, mejora de la capacidad de resolución de problemas, desarrollo de habilidades de razonamiento y comunicación efectiva, lo que les permite abordar los conflictos de manera efectiva y encontrar soluciones creativas. Esta investigación pretende identificar predictores de la capacidad para resolver problemas usando algoritmos de clasificación. Metodología: En este estudio se aplicaron tres algoritmos de clasificación y se usó el proceso KDD para identificar predictores de la capacidad para resolver problemas. El conjunto de datos cuenta con 60 registros de estudiantes de la carrera de ingeniería automotriz de la Universidad Equinoccial en Quito, Ecuador, a los que se les aplicaron tres herramientas: una ficha sociodemográfica, un test de Shatnawi relacionado con el pensamiento lógico matemático y un test de Watson Glaser sobre capacidad de resolución de conflictos. Resultados: El mejor modelo de clasificación es el algoritmo K-vecinos más cercanos y su capacidad de predicción es muy buena, con una tasa de verdaderos positivos

Sumario: Introducción, Materiales y Métodos, Resultados, Discusión de Resultados y Conclusiones.

Como citar: Espinosa, C., Villota, J. & Luzuriaga, H. (2023). Algoritmo para Clasificar la Resolución de Conflictos en Aspirantes Automotrices. *Revista Tecnológica - Espol*, 35(2), 170-180. Recuperado a partir de <http://www.rte.espol.edu.ec/index.php/tecnologica/article/view/1064>

frente a la tasa de falsos positivos AUC de 0.75, junto a un buen desempeño en clasificar casos negativos. El modelo puede ser mejorado con un aumento de la muestra, validación cruzada o ajuste de hiper parámetros. Conclusión: La edad y el pensamiento lógico matemático están fuertemente asociados con la capacidad de resolver conflictos. En futuras investigaciones es importante considerar variables adicionales como la experiencia en proyectos de resolución de problemas, el conocimiento técnico y la habilidad comunicativa; explorar el uso de algoritmos de aprendizaje automático más avanzados; diseñar intervenciones educativas específicas basadas en el desarrollo del pensamiento lógico matemático; o comparar la capacidad de resolución de conflictos entre diferentes disciplinas de ingeniería.

Palabras clave: Algoritmos de clasificación, aprendizaje automático, pensamiento lógico matemático, psicología, resolución de conflictos.

Abstract

Inadequate conflict resolution skills among automotive engineering students can negatively affect the workplace. Mathematical and logical thinking can help students develop critical analysis skills, problem-solving ability, reasoning skills, and effective communication, enabling them to deal effectively with conflicts and find creative solutions. This research aims to identify predictors of problem-solving ability using sorting algorithms. Methodology: In this study, three classification algorithms were applied, and the KDD process was used to identify predictors of problem-solving ability. The data set includes 60 records of students from the automotive engineering program at the Universidad Equinoccial in Quito, Ecuador, to whom three tools were applied: a sociodemographic card, a Shatnawi test related to mathematical logical thinking, and a Watson Glaser test on conflict resolution ability. Results: The best classification model is the K-nearest neighbor's algorithm; its predictive ability is excellent, with an actual positive rate versus a false positive rate AUC of 0.75 and a good performance in classifying negative cases. The model can be improved with an increased sample size, cross-validation, or hyper-parameter adjustment. Conclusion: Age and mathematical and logical thinking are strongly associated with conflict resolution ability. Future research: It is essential to consider additional variables such as experience in problem-solving projects, technical knowledge, and communication skills; to explore the use of more advanced machine learning algorithms; to design specific educational interventions based on the development of mathematical, logical thinking; or to compare conflict resolution ability between different engineering disciplines.

Keywords: Classification algorithms, machine learning, mathematical logical thinking, psychology, conflict resolution.

Introducción

En el campo de la ingeniería automotriz es común que los proyectos se realicen en equipos multidisciplinarios donde los estudiantes deben colaborar. Y comunicarse eficientemente. Los conflictos pueden surgir debido a diferencias en opiniones, enfoques o ideas. Rivera et al. (2023) afirman que la capacidad de resolver conflictos permite a los estudiantes abordar estas discrepancias de manera constructiva, encontrar soluciones y mantener un ambiente de trabajo armonioso. Los conflictos no resueltos pueden tener un impacto negativo en la productividad de un equipo. Si los estudiantes no saben cómo manejar adecuadamente los desacuerdos y conflictos, el progreso del proyecto puede retrasarse, lo que afecta el tiempo de entrega y la calidad del trabajo final.

Andajani-Sutjahjo et al. (2018) proclaman que la capacidad de resolución de conflictos permite a los estudiantes abordar rápidamente los problemas y mantener el flujo de trabajo sin interrupciones innecesarias. La resolución de conflictos eficaz fomenta un ambiente propicio para la innovación y la creatividad, puesto que cuando los estudiantes pueden expresar y discutir abiertamente sus ideas sin temor a conflictos negativos, se promueve la generación de nuevas soluciones y enfoques de innovación. La capacidad de resolver conflictos fomenta el pensamiento crítico y la búsqueda de alternativas, lo que puede llevar a avances significativos en el campo de la ingeniería automotriz.

La resolución de conflictos ayuda a construir y mantener relaciones interpersonales sólidas entre los estudiantes de ingeniería automotriz. A medida que trabajan juntos para superar los desafíos y conflictos, desarrollan habilidades de comunicación, empatía y comprensión mutua. Estas habilidades son valiosas tanto en el entorno académico como en el profesional, ya que facilitan la colaboración y el trabajo en equipo, según Celi Rojas et al. (2021). La capacidad de resolución de conflictos es importante para los estudiantes de ingeniería automotriz porque les permite trabajar de manera efectiva en equipo, mejorar la productividad, fomentar la innovación y mantener relaciones interpersonales sólidas. Estas habilidades son esenciales para el éxito en el campo de la ingeniería automotriz, donde el trabajo colaborativo y la resolución de problemas son fundamentales.

La ingeniería automotriz implica el uso intensivo de conceptos matemáticos, desde cálculo diferencial e integral hasta álgebra lineal y estadística. Un pensamiento lógico, matemático, sólido es fundamental para comprender y aplicar estos conceptos de manera efectiva (Alcívar Martínez, 2018). Medir el pensamiento lógico matemático en los estudiantes ayuda a identificar si tienen una base sólida en matemáticas según Rosero Ojeda (2021) y si están preparados para abordar los desafíos técnicos que se encontrarán en su campo de estudio según Núñez (2021). Los ingenieros automotrices se enfrentan a problemas complejos que requieren un enfoque lógico y analítico. La capacidad de razonar de manera lógica y aplicar conceptos matemáticos adecuados es esencial para descomponer problemas complicados en pasos más manejables y encontrar soluciones eficientes. Morales et al. (2018) describen que, al evaluar el pensamiento lógico matemático de los estudiantes, se puede determinar su capacidad para abordar problemas complejos y resolverlos de manera efectiva.

En el campo de la ingeniería automotriz, es necesario tomar decisiones informadas basadas en datos y análisis matemáticos. Esto puede incluir decisiones relacionadas con el diseño de vehículos, la optimización del rendimiento, el análisis de fallas, entre otros aspectos. Así mismo, Godoy Cedeño (2020) refiere que el pensamiento lógico matemático permite a los estudiantes evaluar y analizar datos de manera crítica, lo que les ayuda a tomar decisiones más fundamentadas y efectivas en su práctica profesional.

La ingeniería automotriz está en constante evolución y requiere la capacidad de pensar de manera creativa e innovadora. El pensamiento lógico matemático es una habilidad clave para plantear y resolver problemas complejos; según Yasig Salguero (2021), permite explorar nuevas ideas y desarrollar tecnologías innovadoras en el campo. Medir el pensamiento lógico matemático en los estudiantes permite identificar su capacidad para abordar desafíos técnicos y contribuir a la innovación en la industria automotriz.

La determinación o medición del pensamiento lógico matemático en los estudiantes de ingeniería automotriz es importante para garantizar que tengan una base sólida en matemáticas, puedan abordar problemas complejos, tomar decisiones informadas y contribuir a la innovación

en su campo. Estas habilidades son esenciales para el éxito en la ingeniería automotriz y para enfrentar los desafíos técnicos en constante cambio en la industria.

Algunos de los resultados de la búsqueda analizan la importancia del pensamiento matemático y lógico en la ingeniería, y la capacidad de identificar, formular y resolver problemas de ingeniería complejos utilizando los principios de la ingeniería, la ciencia y las matemáticas (Kolajo, 2020). Se sugiere que en cuanto a calidad y monitoreo de trabajo se refiere, la importancia de la probabilidad y la estadística en la toma de decisiones y reducción de riesgos en las actividades industriales es primordial, según Ortiz Aguilar et al. (2021). Además, algunos resultados discuten la importancia del razonamiento lógico y las habilidades de resolución de problemas para los ingenieros. La evaluación de habilidades del pensamiento computacional para predecir el aprendizaje y retención de estudiantes, si bien no se enfoca directamente en la capacidad de resolución de conflictos, proporciona información sobre la evaluación de las habilidades cognitivas en estudiantes de ingeniería según González-Quiñones et al. (2022). “El razonamiento lógico como requisito funcional en ingeniería”: Este artículo analiza los conceptos de lógica, resolución de problemas y razonamiento lógico como requisitos funcionales en ingeniería. Si bien no menciona específicamente la capacidad de resolución de conflictos, enfatiza la importancia del pensamiento lógico en la ingeniería. Según Rojas-López & García-Peñalvo (2020), “el desarrollo del pensamiento lógico matemático en los estudiantes costarricenses de undécimo, año de colegios académicos diurnos y su nivel de logro en el aprendizaje de las matemáticas”. Este estudio tuvo como objetivo aportar evidencia empírica respecto a la relación entre el desarrollo del pensamiento lógico matemático en estudiantes costarricenses de grado 11° en escuelas académicas diurnas y su nivel de aprovechamiento en matemáticas, específicamente en las áreas algebraica y geométrica. El estudio encontró un bajo nivel de desarrollo del pensamiento lógico matemático, significativamente alejado de los parámetros aceptados internacionalmente. Las escalas, el razonamiento lógico y la demostración matemática fueron las más desafiantes. El nivel de logro en álgebra y geometría también fue claramente insuficiente (Vargas Salazar, 2017). Aunque los resultados de la búsqueda no proporcionan estudios específicos relacionados con la capacidad de resolución de conflictos en estudiantes de ingeniería automotriz usando los algoritmos de clasificación, estos estudios ofrecen información sobre la evaluación de las habilidades cognitivas y la importancia del pensamiento lógico en estudiantes de educación superior y de secundaria. Es posible que se necesite más investigación para encontrar estudios que aborden específicamente la capacidad de resolución de conflictos en el ámbito académico de la ingeniería automotriz.

El test de Watson Glaser está formado por varias dimensiones, una de ellas es la inferencia que es una conclusión que una persona puede extraer de ciertos hechos observados o supuestos; reconocimiento de suposiciones: Una suposición es algo que se presupone o se da por sentado; La Deducción: En esta prueba, cada ejercicio consta de varias afirmaciones (premisas) seguidas de varias propuestas de conclusiones; Interpretación: Cada uno de los ejercicios propuestos consiste en un breve párrafo seguido de varias conclusiones sugeridas. Se supone que todo lo que aparece en el párrafo corto es cierto, pero el problema consiste en juzgar si cada una de las conclusiones propuestas se deduce lógicamente, más allá de toda duda razonable, de la información contenida en el párrafo; Evaluación de argumentos: A la hora de tomar decisiones sobre cuestiones importantes, es conveniente poder distinguir entre argumentos sólidos y argumentos débiles en lo que respecta a la cuestión. Para que un argumento sea sólido, debe ser importante y estar directamente relacionado con la cuestión. Un argumento es débil si no está directamente relacionado con la cuestión (aunque pueda tener una gran importancia general) (Possin, 2014).

La evaluación del pensamiento crítico de Watson Glaser. Es una prueba diseñada para evaluar la capacidad de un individuo para pensar críticamente. La prueba proporciona una puntuación total que se puede utilizar para clasificar a las personas según sus habilidades de pensamiento crítico. Un puntaje de al menos 70% en la prueba. Indica una capacidad avanzada de pensamiento crítico; un puntaje de al menos el 40% Se relaciona con un nivel básico de pensamiento crítico.; mientras que un puntaje o porcentaje menor al 40% indica problemas o un nivel deficiente en la habilidad de pensamiento crítico según Rivera et al. (2023). Una puntuación más alta en la prueba puede indicar habilidades de pensamiento crítico más sólidas que son esenciales para la resolución efectiva de conflictos.

Materiales y Métodos

Proceso de descubrimiento de conocimiento en base de datos. En este estudio se ha utilizado el proceso Knowledge Discovery Database (KDD), un proceso automático que combina descubrimiento y análisis para extraer patrones en forma de reglas en funciones de los datos. El proceso KDD consta de múltiples capas; su principal objetivo es extraer conocimientos valiosos, pero no triviales de los datos a los que tiene acceso. Las etapas del proceso KDD se describen a continuación: 1. Identificación del problema e identificación del dominio de trabajo. 2. Creación del conjunto de datos. 3. De procesamiento de los datos. 4. Reducción y proyección de los datos. 5. Formulación de los objetivos de la KDD. 6. Selección de métodos de minería de datos. 7. Evaluación de los patrones descubiertos. 8. Presentación y visualización. 9. Integración del conocimiento descubierto en el sistema (Camilo Giraldo Mejía & Alberto Vargas Agudelo, 2019).

Base de datos e instrumentos de recolección de datos

El conjunto de datos cuenta con 60 registros de estudiantes de la carrera de ingeniería automotriz de la Universidad tecnológica Equinoccial, a quienes se les aplicó 3 instrumentos: El primero corresponde a una ficha sociodemográfica; el segundo a una prueba para determinar el pensamiento lógico matemático denominado test de Shatnawi (Vargas Salazar, 2017); y el tercer instrumento corresponde a la prueba de Watson Glaser Relacionada con la medición del pensamiento crítico.

La variable a predecir se denomina BUENAS_CUALI la cual hace referencia a la cantidad de respuestas exitosas. Como resultado de la aplicación del test de Watson Glaser; es de tipo nominal y puede ser clasificada como deficiente o básica avanzada. Las variables predictoras son el sexo y el estado civil, ambas de tipo nominal; la edad, y las 6 dimensiones que forman parte del test que mide el desarrollo del pensamiento lógico matemático, estas últimas de tipo cuantitativas. La Tabla 1 muestra la descripción de las variables y sus posibles valores.

Tabla 1
Variables Analizadas

Variables	Código	Tipo
Género	SEXO	nominal
Estado civil	CIVIL	nominal
Edad	EDAD	cuantitativa
Generalización	GG	cuantitativa
Inducción	II	cuantitativa
Deducción	DD	cuantitativa

Variables	Código	Tipo
Uso de símbolos matemáticos	SS	cuantitativa
Razonamiento lógico	RR	cuantitativa
Demostración matemática	PP	cuantitativa
Global del test pensamiento lógico	DPLM_10	cuantitativa
Global del test Watson-Glaser	BUENAS_CUALI	cuantitativa

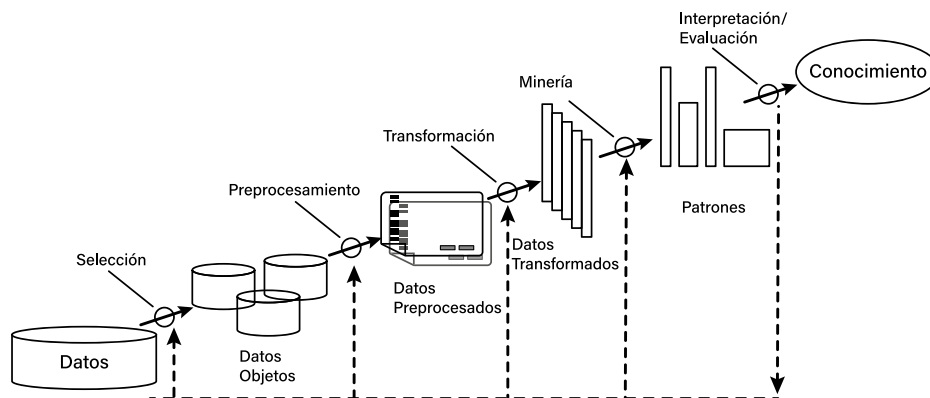
Descripción de variables

El género se refiere a cómo se auto identifican los alumnos estudiados, es decir si se identifican como hombres o mujeres para este caso específico. En el estado civil existen dos opciones que son: soltero o casado. La edad indica los años de vida de los estudiantes, que en promedio es de 22,5 años. Las dimensiones del test de desarrollo de pensamiento lógico matemático están conformadas por: La generalización, que comprende la búsqueda de modelos o modelización como un componente fundamental del pensamiento lógico matemático; la deducción, que se refiere al proceso que conlleva a conclusiones válidas, siempre y cuando las premisas de partida también lo sean. La inducción, que se caracteriza por conducir al hallazgo de modelos partiendo de casos específicos; el uso de símbolos y el uso del lenguaje matemático, que se refiere al proceso de generalización matemática, unificando su representación de forma concisa, precisa y clara. El razonamiento lógico, que se refiere a la habilidad para decidir si las proposiciones son o no lógicamente verdaderas; la capacidad de realizar demostraciones matemáticas, que se relaciona con los métodos usados por los estudiantes para validar sus construcciones teóricas o fundamentar los resultados obtenidos; el test global de pensamiento lógico, representado por DPLM_10, es el resultado global obtenido de aplicar el test de Shatnawi; y el test global de Watson-Glaser, llamado BUENAS_CUALI, que es el valor global obtenido al aplicar el test de pensamiento crítico (Aiyub et al., 2021).

Pasos para ejecutar el proceso KDD Se muestra en la Figura 1 en primer lugar los datos relativos a la valoración del pensamiento crítico de los estudiantes de ingeniería automotriz de la Universidad Tecnológica Equinoccial, de los últimos niveles séptimo y octavo, respectivamente son subidos en una hoja de Excel junto a los resultados obtenidos de la ficha sociodemográfica y el test de desarrollo del pensamiento lógico matemático aplicado a los 60 estudiantes. En este estudio se utilizó el desarrollo del pensamiento lógico matemático y su influencia en el pensamiento crítico. El segundo paso es la preparación de los datos, es decir almacenar los valores obtenidos en el pensamiento lógico matemático y la valoración global en un archivo de Excel en formato csv delimitado por comas para hacerlo visible en la aplicación estadística JASP. Es necesario indicar que en esta etapa se depura la base, verificando que los valores decimales están definidos por puntos y los nombres de las variables van sin tilde porque el idioma nativo del programa estadístico es el inglés; también se procede a la verificación del respectivo tipo de variable para finalmente verificar que no hay celdas vacías ni ningún símbolo especial, tanto en los datos como en los nombres de las variables según lo indicado en (Martin Guambugete Rea et al., 2023). En el tercer paso, los datos se modelizan mediante JASP para predecir el pensamiento crítico de los estudiantes de ingeniería automotriz a partir de las variables sociodemográficas, así como de las dimensiones y el global del test de desarrollo de pensamiento lógico matemático de Shatnawi; En este paso, hay una secuencia de 5 fases: entrenamiento, patrón de prueba, evaluación de resultados y conocimiento, representación.

Los datos depurados se dividen en dos partes: la fase de entrenamiento y la fase de prueba. Según Berástegui Arbeloa (2018), el algoritmo K-vecinos más cercanos para construir un modelo en la fase de entrenamiento, es un algoritmo que usa el método de decisión de tipo binario para clasificar el problema. Para evaluar el rendimiento del modelo de aprendizaje generado, utiliza la validación cruzada k-fold, para evaluar el rendimiento del modelo de aprendizaje generado. El algoritmo divide el conjunto de datos en K, subconjuntos o pliegues del mismo tamaño y, a continuación, el modelo se entrena k veces, cada una de ellas utilizando un subconjunto diferente como prueba y los otros K menos 1 subconjuntos como entrenamiento. Visualmente, la etapa de prueba se refleja en el área bajo la curva de características operativas del receptor (ROC), donde el clasificador seleccionado se muestra en función de las observaciones relacionadas con las categorías o dimensiones de la variable objetivo a predecir. Ver Figura 1.

Figura 1
Proceso KDD



Resultados y Discusión

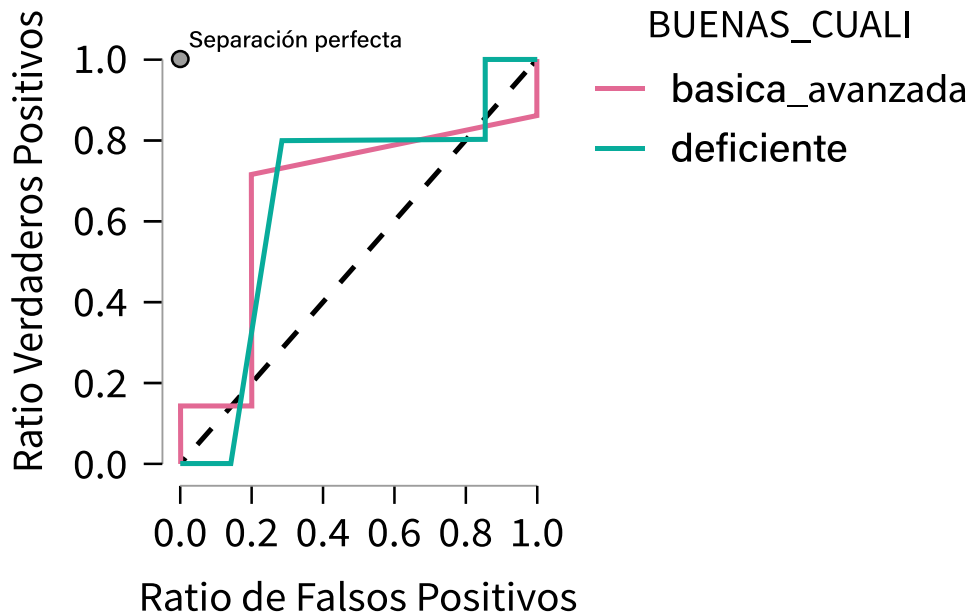
Se aplicaron tres algoritmos de clasificación tales como K-vecinos más cercanos, Bosque aleatorio, el árbol de decisión; de los cuales el mejor modelo de clasificación resultó ser el primero, es decir el modelo K-vecinos más cercanos. Esto se puede evidenciar en la siguiente Tabla 2, con las respectivas métricas de evaluación.

Tabla 2
Precisión de los Algoritmos de Clasificación

Clasificación de los K-Vecinos más cercanos							
Vecinos más próximos	Ponderaciones	Distancia	n (Entrenamiento)	n (Contraste)	Precisión del Contraste		
3	rank	Manhatan	48	12	0.7500		
Clasificación de Árbol de decisión							
Separadores	n (Entrenamiento)	n (Contraste)	Precisión del Contraste				
6	24	36	0.6111				
Clasificación en Bosques Aleatorios							
Árboles	Características por separador	n (Entrenamiento)	n (Validación)	n (Contraste)	Precisión de la Validación	Precisión del Contraste	Precisión de OOB
11	3	38	10	12	0.5000	0.5833	0.5789

La Figura 3, muestra el diagrama de curvas ROC, donde la evaluación de la capacidad del modelo para distinguir entre las diferentes categorías de la variable a predecir es muy buena. La tasa de verdaderos positivos frente a la tasa de falsos positivos (1- especificidad) bajo la curva AUC es de 0,75 lo que indica una alta capacidad discriminante. Aun así, podría ser mejor en clasificación, ya que es sensible al tamaño del conjunto de datos. Un aumento en la muestra de datos observados, así como técnicas de la validación cruzada o el ajuste de hiper parámetros. Para evaluar y mejorar el modelo actual, es una recomendación.

Figura 2
Diagrama de curvas ROC (JASP 16.0)



El valor predictivo negativo (VPN) es la proporción de casos negativos. Correctamente clasificadas en relación con todos los casos clasificados como negativos. En este caso, los valores son 0.6667, 0.8333 y 0.7500, respectivamente para las diferentes clases. Un VPN más alto indica que el modelo es más efectivo en predecir correctamente los casos negativos. Ratio de verdaderos negativos (RVN) es la proporción de casos negativos correctamente clasificados en relación con todos los casos reales negativos. Los valores que proporcionados son 0.8000, 0.7143 y 0.7571, respectivamente. Un RVN más alto indica que el modelo es más efectivo en identificar correctamente los casos que son realmente negativos. Ratio de falsos negativos (RFN) es la proporción de casos negativos que fueron clasificados incorrectamente como positivos en relación con todos los casos reales negativos. Un RFN más bajo indica que el modelo comete menos errores al clasificar incorrectamente los casos negativos como positivos. El ratio de falsos negativos RFN y el ratio de falsas comisiones RFO son relativamente bajos, lo que indica que el modelo comete menos errores al clasificar incorrectamente los casos negativos como positivos y viceversa. La puntuación de amenaza es relativamente baja, lo que sugiere que el modelo es efectivo en minimizar los errores de clasificación de falsos negativos en comparación con los verdaderos negativos. En general, estos indicadores muestran un buen desempeño del modelo K-vecinos más cercanos como clasificador. Ver Tabla 3.

Tabla 3
Métricas de evaluación (JASP 16.0)

Métricas de Evaluación			
	<i>basica_avanzada</i>	<i>deficiente</i>	<i>Average / Total</i>
Apoyo	7	5	12
Precisión	0.7500	0.7500	0.7500
Precisión (Valor Predictivo Positivo)	0.8333	0.6667	0.7639
Exhaustividad (Ratio de Verdaderos Positivos)	0.7143	0.8000	0.7500
Ratio de Falsos Positivos	0.2000	0.2857	0.2429
Ratio de Falsos Hallazgos	0.1667	0.3333	0.2500
Puntuación F1	0.7692	0.7273	0.7517
Coeeficientes de Correlación de Matthews	0.5071	0.5071	0.5071
Área Bajo la Curva (ABC, AUC)	0.6571	0.6571	0.6571
Valor Predictivo Negativo	0.6667	0.8333	0.7500
Ratio de Verdaderos Negativos	0.8000	0.7143	0.7571
Ratio de Falsos Negativos	0.2857	0.2000	0.2429
Ratio de Falsas Omisiones	0.3333	0.1667	0.2500
Puntuación de Amenaza	1.2500	0.8000	1.0250
Paridad Estadística	0.5000	0.5000	1.0000

Nota. Todas las métricas se calculan para cada clase frente a todas las otras clases.

Conclusiones

De acuerdo al modelo de clasificación, K-vecinos más cercanos, las variables que mejor permiten clasificar al Pensamiento Crítico, son: Edad (EDAD) con un aporte individual el modelo de clasificación de 0.4167; Global de desarrollo de pensamiento lógico matemático (DPLM_10), Demostración matemática (PP), Razonamiento Lógico (RR), cada uno con un aporte individual de 0.25; luego, las dimensiones de Inducción, Deducción, y Uso de símbolos y Lenguaje matemático, con un aporte individual cada una de 0.1667; a continuación, la dimensión generalización (GG), con un aporte individual al modelo de 0.08333. Finalmente, la variable SEXO resta precisión al modelo, y la variable CIVIL tiene un comportamiento neutral, por lo cual las dos variables no son buenas predictoras. Este proceso se hizo manualmente, según Espinosa-Pinos et al. (2022), pues se retiraron las variables del modelo general clasificador, para determinar su impacto individual en el mismo.

Dado que la edad tiene un aporte significativo en la clasificación del pensamiento crítico, se pueden desarrollar estrategias y programas específicos adaptados a diferentes grupos de edad. Esto implica abordar de manera diferenciada las necesidades y características de los estudiantes más jóvenes y los más adultos, dándoles oportunidades de desarrollo y práctica acordes a su nivel de madurez cognitiva. La dimensión global del desarrollo del pensamiento lógico matemático ha demostrado ser un predictor importante del pensamiento crítico. Por lo tanto, se puede proponer implementar actividades y recursos educativos que promuevan el desarrollo de habilidades en esta área. Esto podría incluir ejercicios de razonamiento lógico matemático, problemas desafiantes que requieran de inducción y deducción, la exploración de símbolos y el lenguaje matemático en contextos reales y relevantes para la ingeniería automotriz. Dado que tanto la demostración matemática como el razonamiento lógico contribuyen significativamente a la clasificación del

pensamiento crítico, se pueden diseñar actividades específicas que promuevan y desarrollen estas habilidades. Esto implica brindar oportunidades para que los estudiantes practiquen la resolución de problemas usando demostraciones lógicas y razonamiento matemático riguroso. Se puede proponer diseñar intervenciones educativas basadas en los resultados y variables identificadas como relevantes en el modelo de clasificación. Luego, se debe evaluar el impacto de estas intervenciones en la mejora del pensamiento crítico de los estudiantes de ingeniería automotriz. Esto permitirá verificar la efectividad de las estrategias implementadas y ajustarlas según sea necesario.

En futuras investigaciones sobre la capacidad de resolución de conflictos en estudiantes de ingeniería automotriz, es importante considerar variables adicionales, la experiencia en proyectos de resolución de problemas, el conocimiento técnico y la habilidad de comunicación. Además, podría explorar el uso de algoritmos de aprendizaje automático más avanzados que mejoran la precisión de la clasificación. Un estudio longitudinal que analice el desarrollo de estas habilidades a lo largo del tiempo proporcionaría información valiosa sobre los factores que influyen en su mejora.

Referencias

- Aiyub, Suryadi, D., Fatimah, S., & Kusnandi. (2021). Investigation of Watson-Glaser critical thinking skills of junior high school students in solving mathematical problems. *Journal of Physics: Conference Series*, 1806(1), 012090. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1806/1/012090>
- Alcívar Martínez, M. Y. (2018). *Instrumento para el diagnóstico del aprendizaje de la Geometría en estudiantes de octavo grado de educación general básica superior de la Unidad Educativa "la Maná"*. <https://repositorio.uti.edu.ec/handle/123456789/982>
- Andajani-Sutjahjo, S., Liew, T. C. H., Smith, J. F., Esekielu, I., Mason, G., & Tariu, I. (2018). Engaging community volunteers in participatory action research in Tamaki community of Auckland, New Zealand. *Health Promotion International*, 33(2), 219–228. <https://doi.org/10.1093/HEAPRO/DAW057>
- Berástegui Arbeloa, G. (2018). *Implementación y comparación del algoritmo de los k vecinos más cercanos (k-NN) con valores locales en k*. <https://academica-e.unavarra.es/xmlui/handle/2454/29112>
- Camilo Giraldo Mejía, J., & Alberto Vargas Agudelo, F. (2019). Aplicación de la técnica regresión logística de la minería de datos en el proceso de descubrimiento de conocimiento (KDD) en bases de datos operativas o transaccionales. *Perspectiv@s*, 14(13), 51–55. <http://revistas.uigv.edu.pe/index.php/perspectiva/article/view/568>
- Celi Rojas, S. Z., Sánchez, V. C., Quilca Terán, M. S., Paladines Benítez, M. del C., Celi Rojas, S. Z., Sánchez, V. C., Quilca Terán, M. S., & Paladines Benítez, M. del C. (2021). Estrategias didácticas para el desarrollo del pensamiento lógico matemático en niños de educación inicial. *Horizontes Revista de Investigación En Ciencias de La Educación*, 5(19), 826–842. <https://doi.org/10.33996/REVISTAHORIZONTES.V5I19.240>
- Espinosa-Pinos, C. A., Ayala-Chauvín, I., & Buele, J. (2022). Predicting Academic Performance in Mathematics Using Machine Learning Algorithms. *Communications in Computer and Information Science*, 1658 CCIS, 15–29. https://doi.org/10.1007/978-3-031-19961-5_2/COVER
- Godoy Cedeño, C. E. (2020). Uso de la gamificación en el desarrollo del pensamiento lógico matemático en estudiantes de educación superior en una universidad privada de Lima, 2020. *Repositorio Institucional - UCV*.
- González-Quiñones, F., Tarango, J., Javier, & Bojorquez, K. (2022). Ansiedad matemática en estudiantes mexicanos de ingeniería: correlación con el pensamiento matemático y el razonamiento Covariacional. *Revista de Psicología y Ciencias Del Comportamiento de La Unidad Académica de Ciencias Jurídicas y Sociales*, 13(2), 68–89. <https://doi.org/10.29059/RPCC.20221201-151>

- Kolajo, Y. (2020). *Developing Critical Thinking in a First-Year University Chemistry Course*.
- Martin Guambuguete Rea, C. I., Elizabeth Castro Mayorga III, M., Alberto Espinosa Pinos, C. I., Augusta Sánchez Benítez, C. I., & Rodrigo Jordan Bolaños, C. V. (2023). Factores asociados al rendimiento académico: Un análisis mediante regresión logística multivariante en estudiantes del primer nivel del Instituto Superior Tecnológico Tres de Marzo de la Provincia Bolívar, Ecuador. *Domino de Las Ciencias*, 9(3), 570–589. <https://doi.org/10.23857/DC.V9I3.3460>
- Morales, G. P., Gavilanes, D. A., & Jurado, D. B. (2018). Desarrollo del pensamiento lógico-matemático a través de juegos populares y tradicionales en niños de educación inicial. *Revista Científica Ciencia y Tecnología*, 18(19), 133–141. <https://doi.org/10.47189/RCCT.V18I19.190>
- Ortiz Aguilar, W., Ortega Chávez, W., Valencia Cruzaty, L. E., González Vásquez, Á. E., Gamarra Mendoza, S., Ortiz Aguilar, W., Ortega Chávez, W., Valencia Cruzaty, L. E., González Vásquez, Á. E., & Gamarra Mendoza, S. (2021). La educación estadística del ingeniero: reto de la educación superior. *Revista Universidad y Sociedad*, 13(5), 307–318. http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2218-36202021000500307&lng=es&nrm=iso&tlng=pt
- Posgrado, D. DE, & Núñez Elisa, 2021. (2021). *El aprendizaje adaptativo asincrónico para el desarrollo de operaciones aritméticas combinadas con números reales, en los estudiantes de 8vo año de EGB de la Unidad Educativa Yanahurco del cantón Mocha*. <https://repositorio.uti.edu.ec/handle/123456789/2370>
- Possin, K. (2014). Critique of the Watson-Glaser Critical Thinking Appraisal Test: The more you know, the lower your score. *Informal Logic*, 34(4), 393–416. <https://doi.org/10.22329/IL.V34I4.4141>
- Rivera, M.-J., Matute, R., Rivera, M.-J., & Matute, R. (2023). Resolución de conflictos para estudiantes de psicología: Una propuesta de Cultura de Paz. *Psicoperspectivas*, 22(1), 31–45. <https://doi.org/10.5027/PSICOPERSPECTIVAS-VOL22-ISSUE1-FULLTEXT-2769>
- Rojas-López, A., & García-Peñalvo, F. J. (2020). Assessment of computational thinking skills to predict student learning and retention in the subject programming computer in higher education. *Revista de Educación a Distancia*, 20(63). <https://doi.org/10.6018/RED.409991>
- Rosero Ojeda, T. del R. (2021). *Estrategias de Mentoring Educativo para mejorar el rendimiento académico de matemáticas en niños de séptimo año*. <https://repositorio.uti.edu.ec/handle/123456789/2371>
- Vargas Salazar, G. (2017). *El desarrollo del pensamiento lógico-matemático en los estudiantes costarricenses de undécimo año de colegios académicos diurnos y su nivel de logro en el aprendizaje de las matemáticas*. <https://repositorio.uned.ac.cr/xmlui/handle/120809/1646>
- Yasig Salguero, A. de los Á. (2021). *Estrategias metodológicas para desarrollar el razonamiento lógico matemático de los estudiantes de octavo año de la Unidad Educativa César Augusto Salazar Chávez*.