



Decisiones en Escenarios Complejos

Trabajo Práctico Integrador

Curso: 5K1

Grupo: 2

Fecha de Entrega: 13/06/2025

Profesores:

- Claudia Etna Carignano.
- Silvina Rustan.

Integrantes:

- Cerutti Joaquín - 91185
- Gonzalez Alvaro - 89711
- Höhlke Augusto - 90263
- Marin Franco - 90143
- Reyna Juan - 89336



Índice

Índice	1
Resumen	2
Palabras Clave	2
Introducción	4
Criterios	5
Alternativas	7
Relleno de valores faltantes	8
Matriz de Decisión	9
Método propuesto a utilizar	10
Aplicación	13
Conclusión	16
Referencias	17



Resumen

En el presente trabajo se analiza la problemática de selección de herramientas de inteligencia artificial (IA) aplicadas al ámbito académico de Ingeniería en Sistemas. El objetivo principal es proporcionar una guía clara y fundamentada para ayudar a los estudiantes a elegir la IA más adecuada según múltiples criterios. Para ello, se evalúan distintas alternativas de modelos actuales utilizando el método MOORA, permitiendo ponderar criterios tanto cuantitativos como cualitativos. Se consideran variables como precisión lógica, capacidad matemática, generación visual, integración con otras herramientas y facilidad de uso, entre otras. El resultado obtenido facilita una toma de decisión basada en análisis multicriterio, útil para contextos educativos reales.

Palabras Clave

Inteligencia artificial (IA)

Conjunto de técnicas y sistemas informáticos que permiten que las máquinas simulen comportamientos inteligentes, como aprender, razonar y tomar decisiones.

MOORA (Multi-Objective Optimization on the basis of Ratio Analysis)

Método de análisis multicriterio que permite tomar decisiones considerando múltiples alternativas y criterios, utilizando cálculos basados en proporciones y ponderaciones.

Toma de decisiones

Proceso mediante el cual se elige una opción entre varias disponibles, basado en criterios específicos, información y objetivos definidos.

Análisis multicriterio (MCDM)

Técnica utilizada para evaluar y comparar diferentes alternativas considerando varios factores o criterios al mismo tiempo, especialmente útil en problemas complejos de decisión.



Abstract

This paper analyzes the problem of selecting artificial intelligence (AI) tools applied to the academic field of Systems Engineering. The main objective is to provide clear and well-founded guidance to help students choose the most appropriate AI based on multiple criteria. To this end, different alternatives to current models are evaluated using the MOORA method, allowing for the weighing of both quantitative and qualitative criteria. Variables such as logical precision, mathematical capacity, visual generation, integration with other tools, and ease of use, among others, are considered. The results obtained facilitate decision-making based on multicriteria analysis, useful for real-life educational contexts.

Key Words

Artificial Intelligence (AI)

A set of computing techniques and systems that enable machines to simulate intelligent behaviors, such as learning, reasoning, and decision-making.

MOORA (Multi-Objective Optimization on the basis of Ratio Analysis)

A multi-criteria analysis method that allows decisions to be made considering multiple alternatives and criteria, using calculations based on proportions and weights.

Decision-making

The process by which one option is chosen from among several available options, based on specific criteria, information, and defined objectives.

Multi-criteria analysis (MCDM)

A technique used to evaluate and compare different alternatives considering several factors or criteria at the same time, especially useful in complex decision-making problems.



Introducción

En el contexto actual de la formación en ingeniería, el uso de herramientas de inteligencia artificial se ha vuelto una práctica habitual entre los estudiantes, especialmente en carreras tecnológicas como Ingeniería en Sistemas de Información. Estas herramientas se utilizan para asistir en una amplia variedad de tareas, que incluyen la generación de código, la resolución de problemas matemáticos y lógicos, así como la explicación de conceptos técnicos complejos.

Este estudio tiene como objetivo proporcionar una guía objetiva y fundamentada para que estudiantes de Ingeniería en Sistemas puedan seleccionar la herramienta de IA más adecuada según sus necesidades académicas y técnicas. Para ello, se evalúan distintas alternativas de IA en base a criterios relevantes para el ámbito educativo y profesional, con especial foco en el desarrollo full stack, sin descuidar otras capacidades esenciales como la resolución lógica, matemática y la interacción con herramientas complementarias.

A través del análisis de múltiples criterios como velocidad de respuesta, generación visual para vistas de análisis y prototipos base, precisión matemática y capacidad de integración; este trabajo busca facilitar la toma de decisiones en contextos prácticos y reales, aplicando una matriz de decisión que combine evaluaciones cuantitativas y cualitativas de las herramientas analizadas.



Criterios

Capacidad de generación de elementos visuales (C1): Capacidad para crear imágenes, gráficos, diagramas. Se tomará métrica la capacidad de generación de imágenes en un rango [1;10], es una medida cuantitativa siendo 1 la peor puntuación indicando una pobre capacidad de generación de elementos visuales, y 10 la mejor puntuación, indicando una excelente capacidad. Este es un criterio a Maximizar.

Los estudiantes de ingeniería requieren constantemente crear diagramas de flujo, esquemas de base de datos, mockups de interfaces y prototipos visuales para documentar proyectos. Una herramienta con buena capacidad visual ahorra tiempo significativo y mejora la calidad de presentación de ideas.

Disponibilidad gratuita (C2): Accesibilidad económica de la herramienta. La métrica es en un rango [1;10], donde 1 significa "Completamente de pago", 3 "Gratis con límites muy restrictivos", 5 "Gratis con funcionalidades básicas", 7 "Gratis con pocas limitaciones", y 10 "Completamente gratuito". Este es un criterio a Maximizar.

La disponibilidad gratuita es crucial para estudiantes universitarios debido a limitaciones económicas. El acceso sin costo determina la viabilidad práctica de adopción y permite experimentar sin barreras económicas, esencial en la formación académica.

Capacidad de integración con otras herramientas (C3): Facilidad para trabajar con herramientas externas (Excel, VS Code, plataformas educativas, API). La métrica será en un rango [1;10], donde 1 significa "No se integra", 3 "Integración muy limitada", 5 "Integración básica", 7 "Buena integración", y 10 "Integración completa". Es un criterio a Maximizar. Los estudiantes trabajan con múltiples herramientas especializadas como IDEs, hojas de cálculo y plataformas educativas. La integración permite flujos de trabajo eficientes y reduce la fricción, multiplicando la utilidad de la herramienta.

Facilidad de uso e interfaz amigable (C4): Nivel de intuición, accesibilidad y comodidad provista por la experiencia de interactuar con la IA. La métrica será la facilidad de uso en un rango del [1;10], siendo una medida cuantitativa donde 1 será la peor puntuación indicando un interfaz poco práctica, y 10 la mejor puntuación, indicando una excelente interfaz gráfica. Es un criterio a Maximizar.

Una interfaz intuitiva maximiza la productividad y minimiza la curva de aprendizaje. Los estudiantes ya deben dominar múltiples tecnologías complejas, por lo que una herramienta compleja se convierte en obstáculo en lugar de ayuda.

MMLU (C5): Comprensión y razonamiento general del modelo en tareas diversas. La métrica será el porcentaje de precisión en tareas de comprensión de lenguaje natural y razonamiento, siendo una medida cuantitativa (porcentaje de respuestas correctas). Es un criterio a maximizar.

Los estudiantes requieren asistencia en disciplinas variadas más allá de programación: matemáticas, física, gestión de proyectos. Una alta puntuación indica que la IA puede proporcionar explicaciones precisas a través de múltiples dominios del conocimiento.



GQA (C6): Capacidad para responder correctamente a preguntas generales sobre una variedad de temas. La métrica será el porcentaje de precisión en respuestas de preguntas generales, siendo una medida cuantitativa. Es un criterio a maximizar.

Los estudiantes formulan constantemente preguntas sobre conceptos, definiciones y procedimientos. Alta precisión asegura información confiable y evita malentendidos conceptuales que impacten negativamente la formación académica.

MATH (C7): Habilidad para resolver problemas matemáticos. La métrica será el porcentaje de precisión en la resolución de problemas matemáticos de distintos niveles, siendo una medida cuantitativa. Es un criterio a maximizar.

Las matemáticas son fundamentales en Ingeniería en Sistemas. Los estudiantes necesitan verificar soluciones y entender procedimientos paso a paso, por lo que una herramienta con alta capacidad matemática sirve como tutor personal.

Capacidad Lógica (C8): Habilidad para generar código eficiente y explicarlo, así como explicar funciones. Para la métrica utilizaremos HumanEval, siendo una medida cuantitativa que representa el porcentaje de precisión en generación y explicación de código. Es un criterio a maximizar.

La programación es el núcleo de la carrera. Los estudiantes necesitan ayuda para generar código, depurar errores y entender algoritmos. Una alta puntuación indica que la herramienta puede servir como mentor de programación eficaz.

DROP (C9): Razonamiento sobre párrafos largos, evaluando la comprensión y extracción de información de textos extensos. Para la métrica utilizaremos F1 Score, siendo una medida cuantitativa que mide la precisión y exhaustividad de las respuestas sobre párrafos largos, calculando una métrica equilibrada entre ambos. Es un criterio a maximizar.

Los estudiantes deben analizar documentación técnica extensa, papers y especificaciones complejas. Esta capacidad ayuda a procesar grandes volúmenes de información técnica identificando puntos clave y relaciones importantes.

Para la definición de los valores del criterio C1 Y C4 evaluamos cada uno de los involucrados en el TP con una escala del 1 al 10 y obtuvimos una media representativa de cómo un estudiante promedio de ingeniería en sistemas de información evalúa la alternativa “i” dado el criterio “j”. Para definir la importancia de cada criterio, es decir, pesarlos, realizamos el mismo procedimiento.



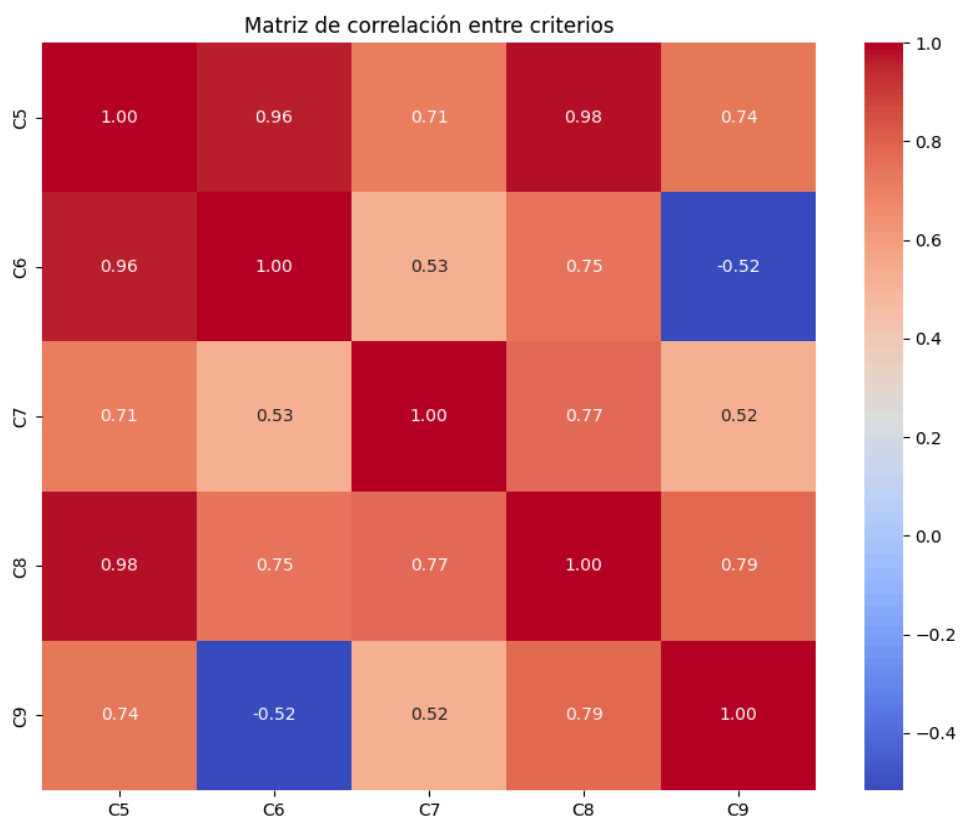
Alternativas

1. **GPT-4o:** Puede generar imágenes a partir de texto y explicar los elementos visuales de entrada.
2. **GPT-4 Turbo:** Es una versión optimizada de GPT-4, con mayor precisión y velocidad, además de capacidad multimodal (texto, imágenes, gráficos, etc...). Es bueno en programación y resolución de problemas matemáticos.
3. **Gemini Ultra 1.0:** Destaca en tareas multimodales combinando texto, imagen y audio. Tiene buen rendimiento en razonamiento lógico, comprensión de lectura y análisis de imágenes. Su integración se centra principalmente en el ecosistema Google, y si bien no es tan flexible como su versión 1.5, ofrece capacidades sólidas para tareas educativas, productivas y de análisis de contenido visual.
4. **Llama 3 (Meta):** Destaca por su capacidad de razonamiento en tareas académicas. Ofrece compatibilidad con varios idiomas y acceso a través de apps.
5. **Claude 3 Opus:** Gran comprensión de contextos largos, lenguaje natural complejo y razonamiento estructurado. Muy bueno para resolver dilemas, argumentos y preguntas ambiguas.
6. **Gemini 1.5 Pro:** Muy buena integración con el ecosistema de Google como Calendar, Docs, Gmail, Sheets, etc... Sirve como un asistente capaz de organizar reuniones, redactar correos, resumir documentos, realizar listas, automatizar flujos de trabajo, etc...



Relleno de valores faltantes

Durante el desarrollo del trabajo nos encontramos con valores faltantes en el criterio C6 (capacidad de respuesta general, medida con GQA) para dos de las alternativas analizadas. Para resolver esta situación de manera fundamentada, realizamos un análisis de correlación entre C6 y el resto de los criterios. Observamos que C6 presentaba una correlación alta y positiva con C5 (MMLU), C7 (Matemática) y C8 (Capacidad lógica), con un coeficiente particularmente alto con C5 (0,96), lo que indicaba una fuerte relación lineal entre estas variables.



A partir de este hallazgo, decidimos utilizar una técnica de imputación basada en regresión lineal múltiple, que consiste en predecir el valor de una variable dependiente (en este caso, C6) a partir de otras variables independientes correlacionadas. Esta técnica es ampliamente utilizada en estadística cuando se busca mantener la coherencia interna del conjunto de datos, y permite estimar valores plausibles que respeten las relaciones existentes entre las variables. Aplicamos la regresión lineal tomando como predictores los valores conocidos de C5, C7 y C8, y obtuvimos así los valores estimados de C6 para las alternativas Gemini Ultra 1.0 y Gemini 1.5 Pro. Estos valores fueron: 59,07 y 62,39 respectivamente. Gracias a esta estimación, pudimos completar la matriz de decisión de forma consistente, evitando eliminar alternativas y asegurando la continuidad del análisis multicriterio.



Matriz de Decisión

Tipo de criterio	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX
Alternativas	Criterios								
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
GPT-4o	8,8	10	8	8,8	88,7	53,6	76,6	90,2	83,4
GPT-4 Turbo	8,8	3	9	8,8	86,5	48	72,6	87,1	86
Gemini Ultra 1.0	8,2	3	7	8,6	83,7	59,07	53,2	74,4	82,4
Llama 3	1	10	6	9	86,1	48	57,8	84,1	83,5
Claude 3 Opus	1	3	7	8,8	86,8	50,4	60,1	84,9	83,1
Gemini 1.5	8	5	7	8,6	81,9	62,39	58,5	71,9	78,9
W	0,02545 455	0,04	0,101 81818	0,116 36364	0,12 7272 73	0,1381 8182	0,145 45455	0,1672 7273	0,13818 182



Método propuesto a utilizar

Dado que nos encontramos frente a un problema de decisión multicriterio, con una combinación de criterios cuantitativos (como porcentajes de precisión o tiempos) y cualitativos ordinales (como escalas de 1 a 10), optamos por utilizar el método **MOORA (Multi-Objective Optimization on the basis of Ratio Analysis)**. Esta técnica resulta particularmente adecuada para el tipo de datos que se manejan en este trabajo, ya que permite integrar diferentes escalas de medición sin requerir transformaciones complejas y puede aplicarse fácilmente sin necesidad de software especializado. Además, MOORA soporta simultáneamente criterios a maximizar y minimizar, lo cual brinda flexibilidad al análisis. Un aspecto clave que refuerza la elección de este método es que se trata de una técnica compensativa: esto significa que una baja puntuación en un criterio puede ser compensada por una alta en otro, lo cual refleja con mayor fidelidad el proceso real de toma de decisiones por parte de estudiantes de Ingeniería en Sistemas. En este contexto, donde se evalúan herramientas de inteligencia artificial que presentan fortalezas y debilidades diversas, resulta razonable permitir esa compensación para obtener una evaluación global más equilibrada. También se consideraron otras metodologías como AHP, PROMETHEE y ELECTRE; sin embargo, fueron descartadas debido a la alta cantidad de criterios involucrados en el análisis, ya que dichas técnicas requieren una gran cantidad de comparaciones por pares o matrices complejas que se vuelven poco prácticas y difíciles de gestionar. En conclusión, la elección de MOORA responde tanto a criterios técnicos como contextuales, asegurando una herramienta metodológica sólida, simple y representativa del proceso decisional en el ámbito educativo.



Método MOORA (Multi-Objective Optimization by Ratio Analysis)

El método **MOORA**, presentado por Brauers y Zavadskas (2006), es una técnica de evaluación multicriterio que permite seleccionar la mejor alternativa entre un conjunto finito, considerando múltiples criterios tanto de beneficio (a maximizar) como de costo (a minimizar). Su principal característica es que se basa en un **análisis de proporciones normalizadas** y una función de agregación que combina criterios con diferente sentido de optimización.

Paso 1: Determinación de la matriz inicial de decisión

Se parte de una matriz de evaluaciones $X = [x_{ij}]$, donde:

- $i = 1, 2, \dots, m$ representa las alternativas,
- $j = 1, 2, \dots, n$ representa los criterios.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

Paso 2: Normalización de matriz

Se normaliza cada elemento $X(ij)$ para convertir los datos en una escala sin unidades, mediante:

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$$

Este paso convierte los vectores de criterios en vectores de módulo 1, permitiendo la **comparación adimensional** entre y dentro de los criterios (según Barba Romero y Pomerol, 1997).

Paso 3: Vector de pesos

Se define un vector de pesos $W=[w_1, w_2, w_3 \dots w_n]$ que expresa la importancia relativa de cada criterio.

Paso 4: Matriz ponderada

Se ponderan los valores normalizados con sus respectivos pesos:

$$x_{ij}^{\text{ponderado}} = x_{ij}^* \cdot w_j$$



Esto da como resultado la **matriz normalizada y ponderada**.

Paso 5: Función de agregación

Se calcula una puntuación para cada alternativa con la siguiente fórmula:

$$S(x_i) = \sum_{j=1}^h x_{ij}^{\text{ponderado}} - \sum_{j=h+1}^n x_{ij}^{\text{ponderado}}$$

Donde:

- $j = 1, \dots, h$: criterios a **maximizar**
- $j = h + 1, \dots, n$: criterios a **minimizar**

Paso 6: Ranking

Se ordenan las alternativas de acuerdo al valor de $S(x_i)$. La mejor alternativa será la que obtenga el **mayor valor** de esta función de agregación.



Aplicación

Paso 1: Determinación de la matriz inicial de decisión

Primero determinamos la matriz inicial utilizando los datos investigados y calculados.

Tipo de criterio	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX
Alternativas	Criterios								
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
GPT-4o	8,8	10	8	8,8	88,7	53,6	76,6	90,2	83,4
GPT-4 Turbo	8,8	3	9	8,8	86,5	48	72,6	87,1	86
Gemini Ultra 1.0	8,2	3	7	8,6	83,7	59,07	53,2	74,4	82,4
Llama 3	1	10	6	9	86,1	48	57,8	84,1	83,5
Claude 3 Opus	1	3	7	8,8	86,8	50,4	60,1	84,9	83,1
Gemini 1.5	8	5	7	8,6	81,9	62,39	58,5	71,9	78,9
Suma	0,02545455	0,04	0,10181818	0,11636364	0,12727273	0,13818182	0,14545455	0,16727273	0,13818182
Raiz	288,12	252	328	461,24	44010,69	17402,897	24343,66	40708,24	41244,39

Paso 2: Normalización de matriz

Normalizamos la matriz dividiendo cada X_{ij} por su valor "Raíz" de cada criterio correspondiente.

Tipo de criterio	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX
Alternativas	Criterios								
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
GPT-4o	0,51843698	0,62994079	0,441726104	0,40975022	0,4228093	0,40630673	0,49094838	0,44705955	0,41066114
GPT-4 Turbo	0,51843698	0,18898224	0,496941867	0,40975022	0,41232249	0,36385677	0,46531139	0,43169497	0,42346353
Gemini Ultra 1.0	0,483089	0,18898224	0,386510341	0,40043771	0,39897563	0,44777124	0,34097198	0,36874978	0,40573715
Llama 3	0,05891329	0,62994079	0,331294578	0,41906272	0,41041579	0,36385677	0,37045452	0,41682603	0,41115354
Claude 3 Opus	0,05891329	0,18898224	0,386510341	0,40975022	0,41375251	0,38204961	0,38519579	0,42079108	0,40918394
Gemini 1.5	0,47130634	0,31497039	0,386510341	0,40043771	0,39039551	0,472938	0,374941	0,356359	0,38850316
W	0,02545455	0,04	0,101818182	0,11636364	0,12727273	0,13818182	0,14545455	0,16727273	0,13818182

Paso 3: Vector de pesos

En base a las siguientes ponderaciones calculadas por los integrantes del grupo se armó el vector de pesos "W".

Los criterios C1 (Generación de elementos visuales) y C4 (Facilidad de uso e interfaz amigable) fueron generados a partir de la media de la valoración de cada uno de los participantes del desarrollo del trabajo, dando lugar a una valoración generada por el promedio de un conjunto de estudiante de ingeniería de información.

GPT-4o			Llama 3			Ai / Ci		
Criterio	C1	C4	Criterio	C1	C4		C1	C4
Joaquín Cerutti	9	9	Joaquín Cerutti	1	9		8,8	8,8
González Álvaro	8	9	González Álvaro	1	8		8,8	8,8
Höhke Augusto	9	9	Höhke Augusto	1	9		8,2	8,6
Marín Franco	9	9	Marín Franco	1	9		1	9
Reyna Juan	9	8	Reyna Juan	1	10		1	8,8
Media	8,8	8,8	Media	1	9		8	8,6
GPT-4 Turbo			Claude 3 Opus					
Criterio	C1	C4	Criterio	C1	C4			
Joaquín Cerutti	9	9	Joaquín Cerutti	1	9			
González Álvaro	7	9	González Álvaro	1	8			
Höhke Augusto	9	8	Höhke Augusto	1	9			
Marín Franco	9	9	Marín Franco	1	9			
Reyna Juan	10	9	Reyna Juan	1	9			
Media	8,8	8,8	Media	1	8,8			
Gemini Ultra 1.0			Gemini 1.5					
Criterio	C1	C4	Criterio	C1	C4			
Joaquín Cerutti	7	8	Joaquín Cerutti	8	8			
González Álvaro	9	9	González Álvaro	9	8			
Höhke Augusto	8	8	Höhke Augusto	7	9			
Marín Franco	9	9	Marín Franco	8	9			
Reyna Juan	8	9	Reyna Juan	8	9			
Media	8,2	8,6	Media	8	8,6			



Pesos asignados por cada estudiante a cada criterio									
Criterio	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
Joaquín Cerutti	1	1	6	6	7	8	8	9	7
Gonzalez Álvaro	2	3	5	6	7	8	8	9	8
Holke Augusto	2	4	5	6	8	7	8	10	8
Marin Franco	1	2	5	8	6	8	8	9	7
Reyna Juan	1	1	7	6	7	7	8	9	8
Suma Col	7	11	28	32	35	38	40	46	38
Wt:	275								
Pesos normalizados para cada criterio									
Criterio	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
W	0,02545455	0,04	0,10181818	0,11636364	0,12727273	0,13818182	0,14545455	0,16727273	0,13818182

Paso 4: Matriz ponderada

Calculamos la matriz normalizada ponderada multiplicando cada X_{ij} de la matriz normalizada por el peso correspondiente a su criterio "C".

Tipo de criterio	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX	MAX
Alternativas	Criterios								
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
GPT-4o	0,01319658	0,02519763	0,044975749	0,04768003	0,05381209	0,0561442	0,07141067	0,07478087	0,0567459
GPT-4 Turbo	0,01319658	0,00755929	0,050597717	0,04768003	0,05247741	0,05027839	0,06768166	0,0722108	0,05851496
Gemini Ultra 1.0	0,01229681	0,00755929	0,03935378	0,04659639	0,05077872	0,06187384	0,04959592	0,06168178	0,0560655
Llama 3	0,00149961	0,02519763	0,033731812	0,04876366	0,05223474	0,05027839	0,05388429	0,06972363	0,05681394
Claude 3 Opus	0,00149961	0,00755929	0,03935378	0,04768003	0,05265941	0,05279231	0,05602848	0,07038687	0,05654178
Gemini 1.5	0,01199689	0,01259882	0,03935378	0,04659639	0,0496867	0,06535143	0,05453687	0,05960914	0,05368407

Paso 5: Función de agregación

Calculamos la función de agregación.

Alternativas	S(xi)
GPT-4o	0,44394372
GPT-4 Turbo	0,42019682
Gemini Ultra 1.0	0,38580203
Llama 3	0,39212771
Claude 3 Opus	0,38450156
Gemini 1.5	0,39341409



Paso 6: Ranking

Ahora ordenamos las alternativas del “S(Xi)” mayor al menor.

Alternativas	S(xi)	
GPT-4o	0,44394372	1
GPT-4 Turbo	0,42019682	2
Gemini Ultra 1.0	0,38580203	5
Llama 3	0,39212771	4
Claude 3 Opus	0,38450156	6
Gemini 1.5	0,39341409	3

Quedando ordenado el resultado de la siguiente manera:

GPT-4o	1
GPT-4 Turbo	2
Gemini 1.5	3
Llama 3	4
Gemini Ultra 1.0	5
Claude 3 Opus	6



Conclusión

A lo largo de este trabajo se abordó el problema de seleccionar la herramienta de inteligencia artificial más adecuada para estudiantes de Ingeniería en Sistemas, aplicando un enfoque de decisión multicriterio. A través del método MOORA, se evaluaron seis alternativas de modelos de IA actuales en base a nueve criterios relevantes, que incluyeron desde precisión lógica y capacidad matemática, hasta facilidad de uso, integración con otras herramientas y disponibilidad gratuita. La metodología permitió integrar tanto datos cuantitativos como cualitativos y ponderar adecuadamente la importancia de cada criterio desde la perspectiva estudiantil. Se aplicaron procesos rigurosos como la normalización de datos, la construcción de pesos y la agregación de evaluaciones, logrando un análisis objetivo y reproducible.

Los resultados indicaron que **GPT-4o** es la alternativa con mejor rendimiento general, seguida por **GPT-4 Turbo** y **Llama 3**, mientras que otras herramientas como Gemini 1.5 y Gemini Ultra 1.0 obtuvieron puntuaciones más bajas, principalmente por su menor precisión en aspectos lógicos y de programación. Este análisis no solo facilita la elección informada de una herramienta de IA en un contexto educativo, sino que también demuestra la aplicabilidad práctica de técnicas como MOORA en problemas reales de toma de decisiones en ingeniería. El enfoque adoptado puede ser replicado para otros contextos académicos o profesionales, adaptando criterios según las necesidades específicas del usuario.



Referencias

- 1. Blog Scaleflex
Scaleflex. (s.f.). *Inteligencia artificial visual: beneficios y aplicaciones*. Scaleflex.
<https://blog.scaleflex.com/es/ia-visual-beneficios/>
- 2. UNIBE - Lógica en IA
UNIBE. (s.f.). *La lógica como paradigma de la programación en inteligencia artificial*. Universidad Iberoamericana.
<https://docentes.unibe.edu.do/la-logica-como-paradigma-de-la-programacion-en-inteligencia-artificial/>
- 3. Areandina - IA en Ingeniería de Sistemas
Areandina. (s.f.). *Impacto de la IA en la ingeniería de sistemas*. Fundación Universitaria del Área Andina. <https://www.areandina.edu.co/blogs/impacto-de-la-ia-en-la-ingenieria-de-sistemas>
- 4. Universidad Europea - IA e idiomas
Universidad Europea. (s.f.). *¿Cómo se aplica la inteligencia artificial en el aprendizaje de idiomas?* <https://universidadeuropea.com/blog/ia-idiomas/>
- 5. Emeritus - Experiencia del usuario
Emeritus. (s.f.). *El impacto de cultivar la experiencia del usuario*.
<https://latam.emeritus.org/blogs/el-impacto-de-cultivar-la-experiencia-del-usuario/>
- 6. arXiv - 2009.03300
Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., ... & Houlsby, N. (2021). *An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2009.03300>
- 7. arXiv - 1903.00161
Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). *BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1903.00161>
- 8. arXiv - 2104.07143
Radford, A., Kim, J. W., Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., ... & Sutskever, I. (2021). *Learning transferable visual models from natural language supervision*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2104.07143>
- 9. arXiv - 2107.03374
Ramesh, A., Pavlov, M., Goh, G., Gray, S., Voss, C., Radford, A., ... & Sutskever, I. (2021). *Zero-shot text-to-image generation*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2107.03374>
- [Crónica Tech](#)
- [Jennie Rose](#)