

APLICACIÓN DE LA REGRESIÓN LOGÍSTICA BINARIA EN LA EDUCACIÓN ASISTIDA POR INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Application of binary logistic regression in education assisted by artificial intelligence

Angel Bartolome Muñoz de Luna

Universidad San Pablo-CEU, CEU Universities
Madrid, ES, España
abartolome@ceu.es

<https://orcid.org/0000-0001-7056-8855> 

Sonia Martin Gomez

Universidad San Pablo-CEU, CEU Universities
margom@ceu.es
Madrid, ES, España

<https://orcid.org/0000-0002-9377-1941> 

A lista completa com informações dos autores está no final do artigo 

RESUMEN

Objetivo: Predecir si los estudiantes universitarios harán un uso eficiente de la Inteligencia Artificial (IA) en los próximos años.

Método: Se utiliza una regresión logística binaria, un análisis estadístico que permite pronosticar el resultado de una variable dependiente binaria, en este caso, el uso eficiente de la IA, a partir de varias variables independientes, como son el manejo de competencias digitales o el uso que se da a ChatGPT.

Resultado: Los estudiantes de Ciencias Sociales tienen la menor probabilidad de usar ChatGPT de manera eficiente, y los más jóvenes son los que peor uso hacen de la IA. Aquellos alumnos que utilizan esta herramienta de manera profesional también muestran un uso menos eficiente, posiblemente debido a que su enfoque profesional limita la exploración de otros usos. Un buen manejo de la herramienta explica el uso eficiente de ChatGPT. Las variables con que indican un uso ineficiente son la falta de competencias digitales o la edad. I.

Conclusiones: Es fundamental promover un uso responsable y consciente de la IA en el ámbito educativo, promoviendo métodos innovadores de enseñanza que se ajusten a las necesidades de los estudiantes menos familiarizados con la misma de manera que todos los estudiantes, sin importar su edad, género o área de estudio, puedan aprovechar los beneficios que la IA ofrece.

PALABRAS-CLAVE: Inteligencia Artificial. Competencias digitales. Educación Superior. Personalización del Aprendizaje. Regresión Logística.

ABSTRACT

Objective: To predict whether university students will make efficient use of Artificial Intelligence (AI) in the coming years.

Method: A binary logistic regression model is employed to predict the outcome of a binary dependent variable—efficient use of AI—based on various independent variables, such as digital skills management and the use of ChatGPT.

Results: Students in the Social Sciences exhibit the lowest probability of using ChatGPT efficiently. Younger students are less effective in utilizing AI tools, and those who use ChatGPT primarily for professional purposes demonstrate lower efficiency, potentially due to a limited scope of exploration. Proficiency in managing the tool is a strong predictor of efficient use, while variables such as a lack of digital skills and age correlate with inefficient use.

Conclusions: Promoting the responsible and conscious use of AI within the educational domain is essential. Innovative teaching methods tailored to the needs of students less familiar with AI can ensure that all learners—regardless of age, gender, or field of study—reap the benefits AI has to offer.

KEYWORDS: Artificial Intelligence. Digital Skills. Higher Education. Personalised Learning. Logistic Regression.

1 INTRODUCCION

La inteligencia artificial (IA) se está convirtiendo en un elemento transformador en la educación superior, al estar muy influenciada por el desarrollo de las tecnologías de la información y la comunicación (Alajmi et al., 2020), con un impacto significativo en la enseñanza, la investigación y la gestión y administración universitaria.

Permite personalizar el aprendizaje, mejorar la eficiencia administrativa y redefinir roles clave como las admisiones y los servicios estudiantiles y está generando debates sobre su aplicación en la educación superior, pero también plantea desafíos, como la necesidad de políticas claras, la formación y desarrollo de habilidades, la integración tecnológica y la evaluación y acreditación en contextos donde la IA es central.

En este sentido, la UNESCO (Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura) enfatiza la importancia de dirigir la tecnología para que no nos dirija, aumentando la autonomía de los estudiantes y ampliando las opciones pedagógicas. Con base en una visión humanista, sugiere pasos clave para la regulación de las herramientas de la IA Generativa, entendida como un tipo de inteligencia artificial que puede crear ideas y contenidos nuevos, como conversaciones, historias, imágenes, videos y música, que incluyen la obligación de proteger la privacidad de los datos y el establecimiento de un límite de edad para las conversaciones independientes con las plataformas de esta IA. Esto significa que, para guiar el uso adecuado de las herramientas en la educación y la investigación, propone un enfoque humano-agente y adecuado a la edad para los procesos de validación ética y diseño pedagógico (UNESCO, 2024).

El Marco Europeo de Competencia Digital Docente (DigCompEdu) proporciona un marco general de referencia para apoyar el desarrollo en Europa de ciber capacidades específicas para la educación. Basándose en esto, el Informe final del grupo de expertos de la Comisión sobre inteligencia artificial y datos en educación y formación, describe las competencias emergentes de los agentes educativos y los directores de centros de enseñanza para el uso ético de la IA y los datos, y propone un conjunto de categorías sobre lo que los agentes educativos y las organizaciones que trabajan en este campo necesitan saber y sobre lo que deben ser capaces de hacer para utilizar la IA y los datos de manera ética. Estas cuatro consideraciones éticas son: capacidad de acción, en cuanto a que sea una persona competente en nuevas tecnologías la que se ocupe de su desarrollo; equidad social, ya que la distribución de derechos, responsabilidades, recursos y poder debe hacerse de forma justa; humanidad, porque hay que respetar a los demás e intentar

empatizar; y, finalmente, elección justificada, con toma de decisiones colaborativa. (Comisión Europea, 2022).

De forma similar, el Informe sobre la IA en las universidades: retos y oportunidades, destaca también los siguientes factores críticos (Pedreño, 2024):

1. Es necesario formar adecuadamente a docentes y administrativos en el uso efectivo y ético de herramientas de IA, ya que la falta de conocimiento y capacitación adecuada en esta tecnología podría limitar su implementación efectiva.
2. La creciente brecha entre instituciones con acceso a herramientas avanzadas de IA y aquellas que no lo poseen puede dejar rezagadas a algunas universidades en investigación y desarrollo.
3. La integración de la IA en las operaciones administrativas universitarias requiere no solo tecnología avanzada, sino también un cambio cultural y organizativo.
4. La IA en el entorno educativo plantea preocupaciones éticas, especialmente en lo referido a la privacidad de los datos de estudiantes y profesorado.
5. La implementación de la IA muestra una distribución geográfica desigual, con regiones que han quedado atrás (Europa, África subsahariana, algunas zonas de Asia Central y del Sur y América Latina), lo que puede amplificar las brechas educativas existentes en esas zonas.
6. Existe una gran diversidad de retos universitarios que incluyen el establecimiento de políticas claras sobre el uso de la IA, la formación y el desarrollo de habilidades, la integración tecnológica, la personalización de la enseñanza y la evaluación y acreditación en contextos donde la IA juega un papel central.
7. Europa es líder en recomendaciones y regulaciones sobre la IA.
8. Son imprescindibles medidas concretas para enfrentar estos desafíos, como fortalecer habilidades internas, establecer directrices claras para la adopción de la IA y fomentar su investigación y uso adecuado.

No obstante, a pesar de estos desafíos, en España la tasa de desempleo juvenil para el año 2023 se situó en el 28,6%¹, significativamente más alta que la media de desempleo juvenil en la Unión Europea, que fue del 14,9% durante el mismo período. Esto indica que la tasa de desempleo juvenil en España es casi el doble de la media de la Unión Europea (Ministerio de Trabajo y Economía Social, 2024), por lo que la IA se está convirtiendo en un elemento clave para conectar la Educación Superior con las necesidades en constante evolución del mercado laboral.

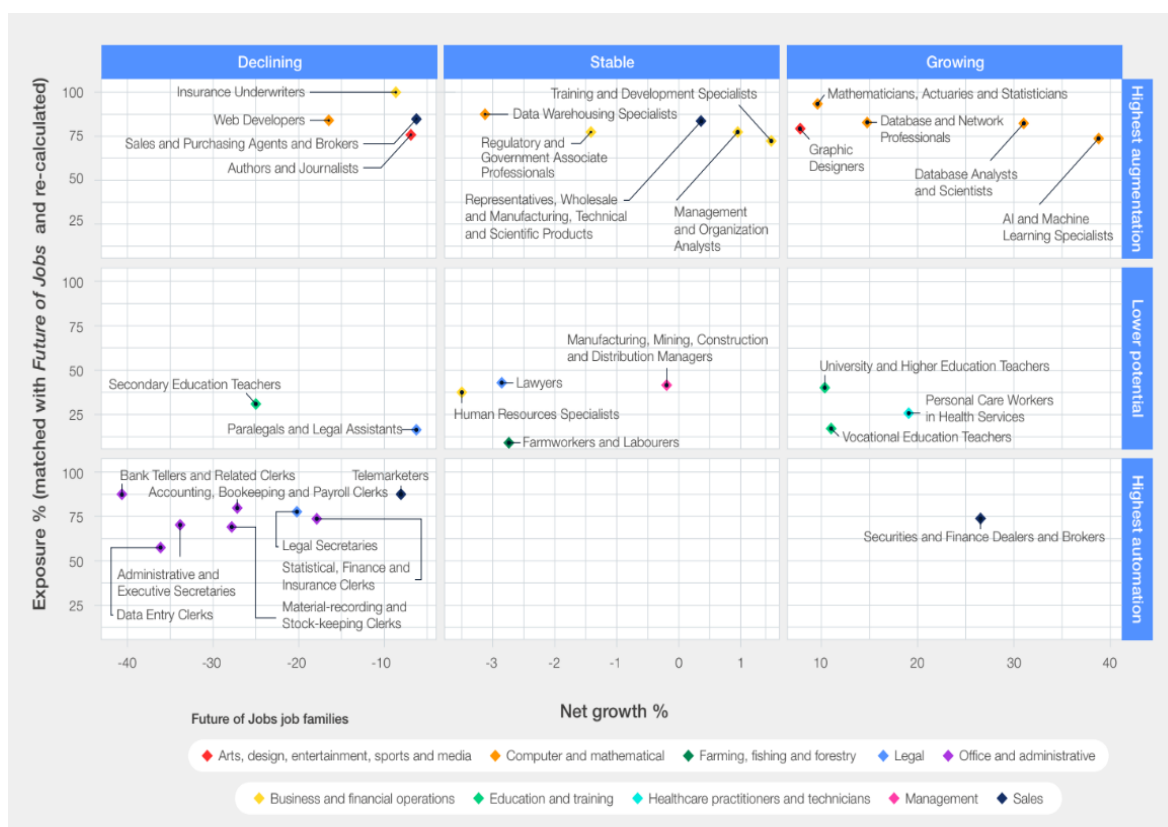
Además, con el crecimiento exponencial de la importancia de la IA en el ámbito profesional, se hace patente la necesidad urgente de formar a un mayor número de personas en este campo. Esta demanda se ve reflejada en el mercado de trabajo, donde los puestos relacionados con la IA y el aprendizaje automático figuran entre los de mayor expansión. No obstante, resulta alarmante que únicamente el 22% de los expertos en IA sean mujeres, lo que pone de manifiesto una brecha de género significativa en esta industria. Entre 2018 y 2022, se ha observado un incremento en la oferta de cursos de IA, duplicándose hasta superar los seis mil, contando solo aquellos impartidos en inglés (Pedreño, 2024).

El informe ‘Jobs of Tomorrow: Large Language Models and Jobs’ (World Economic Forum, septiembre 2023), cuantifican cuatro tipos de efectos de la IA sobre el mercado laboral teniendo en cuenta un horizonte de una década.:

- Automatización: empleos con alta probabilidad de ser sustituidos por IA
- Aumento de productividad: empleos que podrán utilizar IA de forma complementaria y, por tanto, incrementar los niveles de productividad de los trabajadores.
- Poco a nulo efecto: empleos que no se verán afectados en los próximos años por IA
- Creación: son empleos nuevos que se crearán como fruto de la expansión de la IA.

Relacionado con este aspecto, la figura 1, el eje vertical indica el potencial de exposición de los empleos, con las puntuaciones de potencial de aumento en el recuadro superior, las puntuaciones de bajo potencial en el recuadro central y las puntuaciones de automatización en el recuadro inferior. El eje horizontal indica el crecimiento neto previsto de los puestos de trabajo en los próximos cinco años, medido como el cambio porcentual previsto en el empleo de la mano de obra. La conclusión más inmediata del gráfico es la asociación positiva entre el aumento del empleo y el crecimiento y la asociación negativa entre la automatización del empleo y el crecimiento. Por el contrario, los empleos con menor potencial de exposición tienen un crecimiento esperado mucho menor.

Figura 1 - Potencial de exposición al empleo frente a potencial de crecimiento



Fuente: World Economic Forum, septiembre 2023

De la misma forma, las instituciones de educación superior en España están dedicando un esfuerzo significativo para ampliar su repertorio de programas en inteligencia artificial. En esta situación, resulta crucial que dichas universidades sean pioneras, ajustando y ampliando sus planes de estudio para abarcar no solo aspectos tecnológicos, sino también fomentar un enfoque multidisciplinario y la fusión de saberes de distintos campos. No se debe olvidar la importancia de habilidades clave para la era de la inteligencia artificial, como la creatividad, el análisis crítico, la comunicación efectiva y la capacidad de liderazgo ya que a medida que la IA se vaya expandiendo, se espera una reconfiguración de las competencias y habilidades necesarias en el ámbito laboral. El pensamiento crítico o las competencias relacionadas con la IA se volverán cada vez más importantes para la empleabilidad y la adaptación al cambio tecnológico.

2 MARCO TEORICO

La noción de inteligencia artificial no es reciente; según Cristianini (2016) se acuña en 1956 gracias a McCarthy, quien siguió la línea de pensamiento de Turing (1950), que ya había contemplado la posibilidad de dotar a las máquinas de un razonamiento y pensamiento comparables a los humanos. La computadora, utilizando los principios de la inteligencia artificial, puede reaccionar a la forma en que un estudiante está respondiendo a las pruebas y puede modificar una estrategia para las pruebas para que su aprendizaje se vuelva eficiente (Barker, 1986, p. 226).

En la década de los 90, la popularidad de Internet y el crecimiento de los datos digitales impulsaron el desarrollo de la inteligencia artificial, que hizo posible recopilar grandes cantidades de información para entrenar algoritmos de aprendizaje automático. En las siguientes décadas de 2000 y 2010, la inteligencia artificial vivió un crecimiento extraordinario, impulsado por avances tecnológicos como la computación en la nube y el aprendizaje profundo. La computación en la nube ha permitido a investigadores y empresas el acceso a una gran capacidad de cómputo a precios accesibles, facilitando así el manejo de volúmenes enormes de información. Por otro lado, el aprendizaje profundo ha sido clave en la formación de algoritmos para el reconocimiento de patrones y el aprendizaje independiente, logrando progresos significativos en campos como el reconocimiento de imágenes, el análisis del lenguaje humano y la robótica.

Con el paso del tiempo y el avance tecnológico, la concepción de la IA se ha expandido y transformado. Hoy en día, se entiende por IA a aquellos sistemas computacionales que pueden emular procesos humanos tales como el aprendizaje, la adaptación, la creación, la autocorrección y la gestión de datos para llevar a cabo operaciones complejas (Popenici y Kerr, 2017)

A nivel educativo, y, sobre todo en la Educación Superior, el rápido crecimiento de las denominadas Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC) y, en paralelo, la IA han generado aplicaciones educativas de gran relevancia, como el análisis de datos de aprendizaje para mejorar la toma de decisiones educativas, la creación de materiales educativos personalizados y la identificación de problemas de aprendizaje.

Como tal, la IA tiene el potencial de revolucionar la educación al brindar un aprendizaje más personalizado, accesible y efectivo para todos los estudiantes. Es decir, la IA está cambiando la forma en que se crea y comparte el conocimiento, mejorando la eficiencia de la creación de cursos en línea y el aprendizaje a distancia. Además, se utiliza

para crear contenido educativo de alta calidad que se puede adaptar a las necesidades de cada estudiante de forma individual.

Ahora bien, es esencial que los profesores universitarios se mantengan al día en las tendencias y progresos recientes en el campo de la IA y es crucial que preparen a los estudiantes para manejar las herramientas y tecnologías asociadas a la misma, lo que les facilitará la incorporación de estos conceptos en su enseñanza y los equipará para las demandas del entorno profesional. Por ello, los docentes universitarios deben contar con habilidades tecnológicas, incluyendo la competencia en el uso de herramientas digitales para el diseño y la impartición de sus lecciones, así como la habilidad para aplicar la inteligencia artificial y otras tecnologías avanzadas dentro del contexto educativo.

En cuanto a los alumnos, es fundamental que se pueda realizar una evaluación crítica de la información obtenida de la inteligencia artificial, siendo primordial el pensamiento crítico.

En resumen, la IA se está convirtiendo en una herramienta esencial en la educación superior, no solo por su capacidad para mejorar la personalización y eficiencia, sino también por su potencial para transformar la investigación y la colaboración interdisciplinaria (González-González, 2023).

A pesar de las necesarias relaciones entre las instituciones universitarias y la IA, todavía son relativamente pocos los estudios existentes al respecto (Bannister et al, 2023), aunque autores como García-Peñalvo y Vázquez-Ingelmo (2023) destacan que en los últimos cinco años ha habido un incremento de los trabajos científicos, encontrando 124 artículos publicados solo en el primer semestre del 2023.

Será preciso que los investigadores analicen las implicaciones de la IA entre todos los agentes del sistema educativo.; ya que la rápida irrupción en el mundo académico preocupa e ilusiona a partes iguales (Pelletier et al., 2023): preocupa por sus efectos negativos a corto plazo sobre las convenciones establecidas de confianza y autenticidad en la elaboración de los trabajos; al mismo tiempo despierta entusiasmo su potencial para mejorar las capacidades humanas.

Si se utiliza de manera efectiva, la inteligencia artificial tiene el potencial de mejorar significativamente la educación haciéndola más accesible para todos, de ahí el interés de esta investigación, que intenta predecir el uso eficiente de la IA por parte del alumnado, siendo necesaria una adaptación tanto de docentes como de instituciones y estudiantes (Macias et al, 2023).

Para realizar esta predicción se ha usado la regresión logística, por ser una de las técnicas estadísticas utilizadas en *machine learning*, disciplina que permite elaborar predicciones (análisis predictivo), como paradigma del aprendizaje supervisado. Permite crear un modelo que tome una variable y determine la posibilidad de la ocurrencia de un fenómeno (Correa y Páez, 2024).

Las instituciones han usado estas técnicas y herramientas para ayudar a sus estudiantes con distintas predicciones. Así, por ejemplo, la predicción de notas es una herramienta de alto impacto que puede beneficiar de forma considerable tanto a los estudiantes como a las instituciones (Gerlache *et al*, 2022).

Actualmente, los estudios sobre *machine learning* están desarrollando nuevas técnicas que pueden mejorar el sistema de predicción en el sector educativo. Por ejemplo, el estudio de Suzuki *et al.* (2022) utilizó un modelo de *machine learning* para predecir el rendimiento académico de los estudiantes de primaria en Japón con un error de 10 %. El estudio de Tarik *et al.* (2021) utilizó este modelo para predecir la asistencia a clase de los estudiantes universitarios en Malasia con un error de 5 %. Con ello, poder predecir efectivamente la gestión educativa minimizando errores a nivel técnico y a nivel institucional, posibilita la solución de problemas en contextos educativos dinámicos.

Las universidades que logren incorporar y aplicar la inteligencia artificial de manera efectiva en sus programas educativos y gestión institucional, se encontrarán en una posición ventajosa para preparar a sus estudiantes de cara al futuro y para mantenerse actualizadas frente a los desarrollos tecnológicos.

3 METODOLOGIA

La metodología seguida para la realización de esta investigación es cuantitativa y está basada en una regresión logística (RL) binaria realizada con SPSS (programa estadístico informático para investigaciones de las ciencias sociales y desarrollado por IBM). El programa Statistical Package for the Social Sciences (SPSS) es una hoja de cálculo capaz de resolver operaciones aritméticas, algebraicas y trigonométricas, un gestor de datos que permite procesar información de forma dinámica y expresarlos de forma personalizada, eficaz y sencilla según sea el caso, así el investigador puede obtener un análisis estadístico completo de los datos (Mayorga-Ponce *et al*, 2021).

Se ha optado por este programa por ser una herramienta que a nivel de investigación favorece la recopilación de información y además proporciona otras herramientas

fundamentales como lo es la validación del instrumento de evaluación, el cual nos ayudará posteriormente a verificar si verdaderamente estamos siguiendo con objetivo.

Se utiliza este tipo de metodología porque permite introducir como variables predictoras de la respuesta (variable efecto o variable dependiente) una mezcla de variables categóricas y cuantitativas. En este caso, la variable dependiente (uso eficiente de la IA en educación), que es la que se desea modelizar es categórica y dicotómica y su elección se debe a la investigación de autores como Albarran (2023, p. 26), para quien el uso de la IA en la educación debería de mejorar la eficacia y la eficiencia de la misma, al poderse personalizar y adaptar de mejor manera a las necesidades personales; también según la UNESCO (2023), la IA posee el potencial suficiente para encarar la mayoría de los problemas actuales de la educación, y ayudar a alcanzar el objetivo 4, de desarrollo sostenible, que es garantizar educación inclusiva, equitativa y de calidad, así como promover oportunidades de aprender durante toda la vida.

En cuanto a las variables predictoras, que pueden influir en el uso de la IA por parte de los alumnos, tras un repaso de la escasa literatura científica basada en el perfil del estudiante (Cataldi y Dominighini, 2019; Oyarvide *et al.*, 2024), se pueden clasificar en las siguientes:

- Genero
- Edad
- Tipo de Estudios
- Manejo de Competencias Digitales
- Uso ChatGPT
- Nivel Afectivo con ChatGPT

Con estas variables se realizó una encuesta *online* durante dos meses a un grupo de alumnos de la Universidad San Pablo CEU de Madrid, que se encontraban cursando distintas titulaciones de grado del ámbito de ciencias técnicas y sociales, cuyo rango de edad estaba entre 17 y 25 años y cuyo análisis permitió plantear una Regresión Lineal (RL) con la que expresar la probabilidad de que se dé el uso eficiente de la IA como función de ciertas variables, que se presumen relevantes o influyentes (variables explicativas e independientes).

Por ello, el objetivo de este análisis será predecir si se va a dar un uso eficiente de la IA por parte de los estudiantes a partir de las variables predictoras, obteniendo una fórmula matemática que sirva para calcular la probabilidad del suceso estudiado en un

nuevo estudiante en función de los valores de las diferentes variables incluidas en el modelo.

La tabla 1 muestra un resumen con el número de casos introducidos en el análisis: 109, los seleccionados para el análisis; 108 y los excluidos o casos perdidos:1, por tener alguna pregunta sin respuesta.

Tabla 1 - Resumen de procesamiento de casos

Casos		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluido en el análisis	108	99,1
	Casos perdidos	1	0,9
	Total	109	100,0
Casos no seleccionados		0	0,0
Total		109	100,0

Fuente: Elaboración Propia, 2024

Por su parte, la tabla 2 especifica la codificación de la variable dependiente (que debe ser dicotómica), en este caso el uso eficiente del ChatGPT (SI=0; NO=1).

Tabla 2 - Codificación de variable dependiente

Valor original	Valor interno
SI=1	0
NO=2	1

Fuente: Elaboración Propia, 2024

La siguiente tabla (Tabla 3) muestra la codificación empleada en las variables independientes, en este caso cuatro variables, señalando también la frecuencia absoluta de cada valor.

Tabla 3 - Codificación de variables independientes (categóricas)

Codificaciones variables		Frecuencia	Codificación de parámetro	
			(1)	(2)
A nivel Afectivo con ChatGPT	me siento bien	31	1,000	0,000
	me siento regular	27	0,000	1,000
	me siento mal	50	0,000	0,000
Manejo de Competencias Digitales	bien	44	1,000	0,000
	regular	30	0,000	1,000
	mal	34	0,000	0,000
Uso ChatGPT	profesional	39	1,000	0,000
	personal	31	0,000	1,000
	académico	38	0,000	0,000

Tipo de Estudios	sociales	36	1,000	0,000
	sanitarios	38	0,000	1,000
	técnicos	34	0,000	0,000

Fuente: Elaboración Propia, 2024

4 RESULTADOS

Se han conseguido los siguientes resultados que distribuimos en bloques:

Bloque inicial: en el que se calcula la verosimilitud del modelo.

La tabla 4 permite evaluar el ajuste del modelo de regresión (hasta este momento, con un solo parámetro en la ecuación), comparando los valores predichos con los valores observados. Por defecto se ha empleado un punto de corte de la probabilidad para clasificar a los estudiantes de 0,5; esto significa que aquellos alumnos para los que la ecuación con un único parámetro calcula una probabilidad $< 0,5$ se clasifican como “sí hacen un uso eficiente”, mientras que si la probabilidad resultante es $\geq 0,5$ se clasifican como “no hacen uso eficiente”. En este primer paso el modelo ha clasificado correctamente a un 64,8% de los casos, y ningún alumno que “sí hace un uso eficiente” ha sido clasificado correctamente.

Tabla 4 - Tabla de clasificación^{a,b}

Observado			Pronosticado		
			uso eficiente de la IA		Porcentaje correcto
			si	no	
Paso 0	uso eficiente de la IA	si	0	38	0,0
		no	0	70	100,0
	Porcentaje global				64,8
a. La constante se incluye en el modelo.					
b. El valor de corte es 0,500					

Fuente: Elaboración Propia, 2024

Finalmente, la tabla 5 presenta el parámetro estimado (B), su error estándar, su significación estadística con la prueba de Wald, que es un estadístico que sigue una ley chi cuadrado con 1 grado de libertad y la estimación del exponente de B, que indica la fortaleza de la relación, cuanto más alejada de 1 está más fuerte es la relación. En la ecuación de regresión sólo aparece, en este primer bloque, la constante, quedando fuera el resto de las variables.

Tabla 5 - Variables en la ecuación

		B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 0	Constante	0,611	0,201	9,192	1	0,002	1,842

Fuente: Elaboración Propia, 2024

La tabla 6 muestra el resto de las variables que no están en la ecuación y la significación estadística asociada al índice de Wald, que es siempre mejor que la obtenida hasta el momento (0,002) por lo que el proceso deberá continuar.

Tabla 6 - Variables que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	Sexo	0,145	1	0,703
		Edad	0,014	1	0,905
		Tipo de Estudios	3,433	2	0,180
		Tipo de Estudios(1)	3,431	1	0,064
		Tipo de Estudios(2)	1,000	1	0,317
		Manejo de Competencias Digitales	0,072	2	0,965
		Manejo de Competencias Digitales(1)	0,045	1	0,832
		Manejo de Competencias Digitales(2)	0,062	1	0,803
		Uso ChatGPT	6,938	2	0,031
		Uso ChatGPT(1)	6,936	1	0,008
		Uso ChatGPT(2)	1,677	1	0,195
		A nivel Afectivo con ChatGPT	0,589	2	0,745

		A nivel Afectivo con ChatGPT(1)	0,002	1	0,967
		A nivel Afectivo con ChatGPT(2)	0,487	1	0,485
	Estadísticos globales		12,141	10	0,276

Fuente: Elaboración Propia, 2024

Bloque final: aporta información sobre el ajuste del modelo con estas estimaciones.

La tabla 7 muestra una prueba Chi Cuadrado que evalúa la hipótesis nula de que los coeficientes (β) de todos los términos (excepto la constante) incluidos en el modelo son cero. Si la significación es menor de 0,05 indica que el modelo ayuda a explicar el evento, es decir, las variables independientes explican la variable dependiente.

Tabla 7 - Pruebas ómnibus de coeficientes de modelo

		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Paso	12,444	10	0,256
	Bloque	12,444	10	0,256
	Modelo	12,444	10	0,256

Fuente: Elaboración Propia, 2024

Surgen tres entradas: Paso, Bloque y Modelo:

- La fila primera (Paso) es la correspondiente al cambio de verosimilitud (de -2LL) entre pasos sucesivos en la construcción del modelo, contrastando la H0 de que los coeficientes de las variables añadidas en el último paso son cero. La probabilidad de los resultados observados en el estudio, dadas las estimaciones de los parámetros, es lo que se conoce por verosimilitud; pero como éste es un número pequeño (habitualmente menor de uno) se emplea el -2LL ("menos dos veces el logaritmo neperiano de la verosimilitud").
- La segunda fila (Bloque) es el cambio en -2LL entre bloques de entrada sucesivos durante la construcción del modelo. Si como es habitual en la práctica se introducen las variables en un solo bloque, el Chi Cuadrado del Bloque es el mismo que el Chi Cuadrado del Modelo.

- La tercera fila (Modelo) es la diferencia entre el valor de -2LL para el modelo sólo con la constante y el valor de -2LL para el modelo actual. En este caso, al haber sólo una covariable introducida en el modelo (además de la constante), un único bloque y paso, coinciden los tres valores. La significación estadística (0,256) nos indica que el modelo con las nuevas variables introducidas mejora el ajuste de forma significativa con respecto al que teníamos.

A continuación, en la tabla 8 se aportan tres medidas que constituyen un resumen de los modelos, complementarias a la anterior, para evaluar de forma global su validez: la primera es el valor del -2LL y las otras dos son Coeficientes de Determinación (R^2), que expresan la proporción (en tanto por uno) de la variación explicada por el modelo.

Un modelo perfecto tendría un valor de -2LL muy pequeño (idealmente cero) y un R^2 cercano a uno (idealmente uno). Los coeficientes de determinación indican que solo el 10% o el 15% de la variación de la variable dependiente es explicada por las variables incluidas en el modelo, y debe mejora cuando se vayan incluyendo variables más explicativas del resultado o haciendo más iteraciones. Cuanto más alto es la R^2 más explicativo es el modelo, es decir, las variables independientes explican la variable dependiente.

Tabla 8 - Resumen de los modelos

Paso	Logaritmo de la verosimilitud -2LL	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado Nagelkerke
1	127,651a	0,109	0,150

Fuente: Elaboración propia con SPSS

El proceso ha necesitado cuatro ciclos para estimar correctamente el término constante, porque la variación de -2LL entre el tercer y cuarto bucle ha cambiado en menos del criterio fijado por el programa (0,001).

La tabla 9 muestra una prueba de ajuste global del modelo que se conoce como prueba de Hosmer y Lemeshow, que mide un aspecto específico de la validez del modelo: la *calibración* (grado en que la probabilidad predicha coincide con la observada).

Tabla 9 - Prueba de Hosmer y Lemeshow

Paso	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	7,590	7	0,370

Tabla de contingencia para la prueba de Hosmer y Lemeshow

		uso eficiente de la IA = si		uso eficiente de la IA = no		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Paso 1	1	9	7,629	2	3,371	11
	2	4	5,431	7	5,569	11
	3	3	5,159	9	6,841	12
	4	7	4,826	5	7,174	12
	5	4	4,047	7	6,953	11
	6	2	3,623	10	8,377	12
	7	2	2,688	10	9,312	12
	8	3	2,104	8	8,896	11
	9	4	2,494	12	13,506	16

Fuente: Elaboración Propia, 2024

Esta es otra prueba para evaluar la bondad del ajuste de un modelo de regresión logística. Parte de la idea de que si el ajuste es bueno, un valor alto de la probabilidad predicha (p) se asociará con el resultado 1 de la variable binomial dependiente, mientras que un valor bajo de p (próximo a cero) corresponderá -en la mayoría de las ocasiones- con el resultado 0.

Una forma alternativa de evaluar la ecuación de regresión y el modelo obtenido es construir una tabla 2×2 clasificando a todos los individuos de la muestra según la concordancia de los valores observados con los predichos o estimados por el modelo. En este sentido, una ecuación sin poder de clasificación alguno tendría una especificidad, sensibilidad y total de clasificación correctas igual al 50% (por el simple azar). Un modelo puede considerarse aceptable si tanto la especificidad como la sensibilidad tienen un nivel alto, de al menos el 75%. Con nuestro modelo (con una sola variable), la tabla de clasificación obtenida es la siguiente (Tabla 10):

Tabla 10 - Tabla de clasificación^a

Observado			Pronosticado		
			uso eficiente de la IA		Porcentaje correcto
			si	no	
Paso 1	uso eficiente de la IA	si	31	7	81,5
		no	5	65	92,9
	Porcentaje global				70,4
a. El valor de corte es ,500					

En la tabla de clasificación podemos comprobar que nuestro modelo tiene una especificidad alta (81,5%) y una sensibilidad elevada (92,9%), es decir, es aceptable. Además, el valor del porcentaje global correctamente clasificado, que indica el número de casos que el modelo es capaz de predecir correctamente es del 70,4%. Es decir, es capaz de clasificar correctamente casi 71 casos de cada cien, y cuanto más elevado sea, más veces coincide el valor pronosticado con el valor observado, por lo que mejor es el modelo, más explicativo, y las variables independientes son buenas predictoras de la variable dependiente. Si es modelo clasifica correctamente más del 50% de los casos, el modelo se acepta. Si no, habría que volver a empezar seleccionando nuevas variables independientes.

Por último, la tabla 11 indica las variables que dejará en la ecuación, sus coeficientes de regresión con sus correspondientes errores estándar, el valor del estadístico de Wald para evaluar la hipótesis nula, la significación estadística asociada, y el valor del Exp B.

Tabla 11 - Variables en la ecuación

		B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1a	Sexo	-0,179	0,448	0,159	1	0,690	0,836
	Edad	-0,012	0,446	0,001	1	0,979	0,988
	Tipo de Estudios			4,184	2	0,123	
	Tipo de Estudios(1)	-1,038	0,563	3,394	1	0,065	0,354
	Tipo de Estudios(2)	-0,184	0,565	0,106	1	0,745	0,832
	Manejo de Competencias Digitales			0,004	2	0,998	
	Manejo de Competencias Digitales(1)	0,014	0,525	0,001	1	0,979	1,014
	Manejo de Competencias Digitales(2)	- 0,021	0,571	0,001	1	0,970	0,979

	Uso ChatGPT			7,999	2	0,018	
	Uso ChatGPT(1)	- 1,365Lo m	0,543	6,319	1	0,012	0,255
	Uso ChatGPT(2)	- 0,162	0,603	0,072	1	0,788	0,850
	A nivel Afectivo con ChatGPT			0,686	2	0,710	
	A nivel Afectivo con ChatGPT(1)	- 0,263	0,531	0,246	1	0,620	0,769
	A nivel Afectivo con ChatGPT(2)	- 0,431	0,536	0,648	1	0,421	0,650
	Constante	2,104	1,203	3,057	1	0,080	8,201
a. Variables especificadas en el paso 1: Sexo, Edad, Tipo de Estudios, Manejo de Competencias Digitales, Uso ChatGPT, A nivel Afectivo con .							

Fuente: Elaboración Propia, 2024

En general, según se aprecia en esta última tabla, los resultados que se pueden obtener del problema de investigación planteado serían los siguientes:

- Los alumnos que estudian Ciencias Sociales son los que menor probabilidad tienen de hacer un uso eficiente de ChatGPT, según se desprende del valor elevado negativo de B para este tipo de estudios.
- Los estudiantes más jóvenes son los que peor uso hacen de la IA.
- Lo mismo ocurre con aquellos estudiantes que hacen un uso profesional de esta herramienta de IA, ya que es posible que su profesionalidad les impida analizar otros usos.
- La variable dependiente que explica el uso eficiente de ChatGPT es un manejo bueno de la herramienta (con $B < 0,05$), el resto menores de 0,05, al tener signo negativo explican un uso ineficiente, tal y como ocurre con la variable correspondiente a un mal manejo de las competencias digitales o con la edad.
- Como el exponente de B está próximo a 1 en casi todas las variables, está indicando que la relación entre las mismas es débil.

En resumen, con todos los datos analizados ya podemos realizar un perfil de aquellos alumnos que van a hacer un uso eficiente de la IA en su formación:

Son generalmente varones, de edad entre 22 y 26 con estudios técnicos y /o sanitarios, con conocimientos de manejo de ChatGPT que se sienten bien usando como herramienta.

Esto significa que hay que plantearse nuevos métodos de formación en IA para aquellos estudiantes jóvenes de estudios sociales con poca formación en IA que no se encuentran cómodo usando la IA.

5 CONCLUSIONES

La investigación sobre el uso de la inteligencia artificial (IA) en la educación revela patrones interesantes que podrían informar estrategias futuras para mejorar la integración de estas tecnologías en el aula. Los resultados indican que los estudiantes de Ciencias Sociales pueden obtener beneficios significativos mediante la implementación de un enfoque más específico y contextualizado en el uso de herramientas como ChatGPT. Esto sugiere la necesidad de una capacitación especializada que aborde de manera precisa las necesidades y aplicaciones particulares dentro de sus respectivos campos de estudio. Además, los resultados indican que los estudiantes más jóvenes podrían necesitar una orientación más estructurada para aprovechar al máximo las capacidades de la IA, posiblemente debido a una menor exposición o familiaridad con estas tecnologías en comparación con sus contrapartes mayores.

La profesionalidad, aunque valiosa, puede limitar la exploración de aplicaciones alternativas de la IA, sugiriendo que incluso los usuarios experimentados pueden beneficiarse de una mentalidad abierta y experimental hacia estas herramientas. La correlación entre un manejo competente de la herramienta y el uso eficiente de ChatGPT resalta la importancia de la competencia digital, lo que subraya la necesidad de una formación continua en habilidades digitales para todos los estudiantes, independientemente de su edad o campo de estudio. Además, fomentar una actitud de aprendizaje continuo y adaptabilidad tecnológica no solo mejorará la eficiencia en el uso de herramientas de IA, sino que también permitirá a los estudiantes explorar nuevas aplicaciones y enfoques innovadores en sus respectivos campos. En última instancia, esta combinación de profesionalidad y apertura a la experimentación puede impulsar avances significativos en la integración de la IA en diversos contextos educativos y profesionales.

Los datos también apuntan a la existencia de un perfil específico de estudiantes que utilizan eficientemente la IA: predominantemente hombres de entre 22 y 26 años, con

formación técnica o sanitaria y una buena comprensión de ChatGPT. Este perfil puede servir como una guía para identificar a aquellos que podrían actuar como mentores o facilitadores entre sus pares, ayudando a cerrar la brecha de habilidades y comodidad con la IA.

En conclusión, es crucial fomentar un uso responsable y consciente de la IA en entornos educativos. Esto no solo mejora el aprendizaje y la generación de contenido, sino que también prepara a los estudiantes para un futuro cada vez más tecnológico. La implementación de métodos de enseñanza innovadores que se adapten a las necesidades de los estudiantes menos familiarizados con la IA es esencial para garantizar que todos los estudiantes, independientemente de su edad, género o disciplina de estudio, puedan beneficiarse de lo que la IA tiene para ofrecer.

REFERENCIAS

ALAJMI, Q., AL-SHARAFI, MA Y ABUALI, A. Pasarelas de aprendizaje inteligentes para las IES de Omán hacia la tecnología educativa: beneficios, desafíos y soluciones. **Revista internacional de tecnología de la información y estudios del lenguaje**, v. 4, n. 1, p. 12-17. 2020

ALBARRAN, E. **Hacia una educación personalizada y adaptativa. La disrupción de la inteligencia artificial**. Centro Internacional de educación continua- Universidad Pedagógica experimental Libertador. 2023. Disponible en: <https://acortar.link/s24uYL>. Acceso en: 2 septiembre 2024.

BANNISTER, P., ALCALDE PEÑALVER, E. Y SANTAMARÍA URBIETA, A. A Systematic Review of Generative AI and (English Medium Instruction) Higher Education. **Aula Abierta**. 52. p. 401-409. 2023. doi:10.17811/rifie.52.4.2023. 401-409.

BARKER, K. Dilemmas at distance. **Assessment & Evaluation in Higher Education**, v.11, n.3, 219230. 1986. doi:10.1080/0260293860110306

CATALDI, Z. Y DOMINIGHINI, C. Desafíos en la Educación Universitaria para el 2030. Más allá de la generación Z: Pensando en la generación Alfa. **Revista de Informática Educativa y Medios Audiovisuales**, v. 17, n. 25, p. 1-6. 2019.

COMISIÓN EUROPEA, DIRECCIÓN GENERAL DE EDUCACIÓN, JUVENTUD, DEPORTE Y CULTURA . **Informe final del grupo de expertos de la Comisión sobre inteligencia artificial y datos en educación y formación: resumen ejecutivo** , Oficina de Publicaciones de la Unión Europea. 2022. Disponible en: <https://data.europa.eu/doi/10.2766/65087>. Acceso en: 2 septiembre 2024.

CORREA, N. Y PÁEZ, M. Regresión Logística Técnica de Machine Learning para predicciones académicas. **XIKUA Boletín Científico de la Escuela Superior de Tlahuelilpan**. 12. 71-80. 2024. doi: 10.29057/xikua.v12iEspecial.12746.

CRISTIANINI, N. Inteligencia reinventada. **Nuevo científico**, v. 232, n. 3097, p.37–41. 2016. Disponible en: [https://doi.org/10.1016/S0262-4079\(16\)31992-3](https://doi.org/10.1016/S0262-4079(16)31992-3). Acceso en: 4 septiembre 2024.

DIGCOMPEDU. Disponible en: https://joint-research-centre.ec.europa.eu/digcompedu_en. Acceso en: 12 septiembre 2024.

GARCÍA-PEÑALVO, F. J., Y VÁZQUEZ-INGELMO, A. What do we mean by GenAI? A systematic mapping of the evolution, trends, and techniques involved in Generative AI. **International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence**, In Press. 2023. Disponible en: <https://doi.org/10.9781/ijimai.2023.07.006>. Acceso en: 23 septiembre 2024.

GERLACHE, H. A. M., GER, P. M. Y VALENTÍN, L. DE LA F. Towards the Grade's Prediction. A Study of Different Machine Learning Approaches to Predict Grades from Student Interaction Data. **International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence**, v. 7, n. 4, p. 196-204. 2022. Disponible en: <https://doi.org/10.9781/ijimai.2021.11.007>. Acceso en: 3 septiembre 2024.

GONZÁLEZ-GONZÁLEZ, C. S. **El impacto de la inteligencia artificial en la educación: transformación de la forma de enseñar y de aprender**. Repositorio institucional de la Universidad de La Laguna. 2023. Disponible en: <http://riull.ull.es/xmlui/handle/915/32719>. Acceso en: 12 septiembre 2024.

MACÍAS LARA, R. A.; SOLORZANO CRIOLLO, L. R.; CHOEZ CALDERÓN, C. J.; BLANDÓN MATAMBA, B. E. La inteligencia artificial; análisis del presente y futuro en la educación superior.: Artificial intelligence; analysis of the present and future in higher education. **Revista Científica Multidisciplinar G-nerando**, [S. l.], v. 4, n. 1, 2023. Disponible en: <https://revista.gnerando.org/revista/index.php/RCMG/article/view/98>. Acceso en: 18 agosto 2024.

MAYORGA-PONCE, R. B.; MONROY-HERNÁNDEZ, A.; HERNÁNDEZ-RUBIO, J.; ROLDAN-CARPIO, A.; REYES-TORRES, S. B. Programa SPSS. **Educación y Salud Boletín Científico Instituto de Ciencias de la Salud Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo**, v. 10, n. 19, p. 282-284. 2021.

MINISTERIO DE TRABAJO Y ECONOMÍA SOCIAL. **Informe jóvenes y mercado de trabajo** n. 41, 2024 t1.

MOSCARDINI, A. O., STRACHAN, R., Y VLASOVA, T. The role of universities in modern society. **Studies in Higher Education**, 47(4), 812-830. 2022 <https://doi.org/10.1080/03075079.2020.1807493>

OYARVIDE ESTUPIÑÁN, N. S., TENORIO CANCHINGRE, E., OYARVIDE IBARRA, R. T., OYARVIDE RAMÍREZ, H. P., & RACINES ALBAN, T. Factores influyentes para el uso de herramientas digitales en estudiantes universitarios. **Revista Científica De Salud Y**

Desarrollo Humano, v. 5, n. 2, p. 346–366. 2024. Disponible en: <https://doi.org/10.61368/r.s.d.h.v5i2.141>. Acceso en: 18 agosto 2024.

PELLETIER, K., ROBERT, J., MUSCANELL, N., MCCORMACK, M., REEVES, J., ARBINO, N., et al. **2023 EDUCAUSE Horizon Report**, Teaching and Learning *Edition*. EDUCAUSE 2023. <https://bit.ly/45WfbPz>

PEDREÑO MUÑOZ, A. *et al.* **La inteligencia artificial en las universidades: retos y oportunidades**. Informe anual sobre IA y educación superior. Grupo 1million Boot. 2024. Disponible en: <https://andrespedreno.com/Informe-IA-Universidades.pdf> Acceso en: 18 agosto 2024.

POPENICI, S.A.D. Y KERR, S. Explorando el impacto de la inteligencia artificial en la enseñanza y el aprendizaje en la educación superior. **Investigación y práctica en aprendizaje mejorado con tecnología**, v. 12, n. 22, p. 1–13. 2017. Disponible en: <https://doi.org/10.1186/s41039-017-0062-8> Acceso en: 20 agosto 2024.

RUIZ-MIRANDA, E. La revolución de la inteligencia artificial en la educación: una reseña de ChatGPT: <https://chat.openai.com/>. **Estudios E Investigación En Psicología Y Educación**, 10 (1), 156–160. 2023 <https://doi.org/10.17979/reipe.2023.10.1.9594>

SUZUKI, H., HONG, M., OBER, T. Y CHENG, Y. Prediction of differential performance between advanced placement exam scores and class grades using machine learning. **Frontiers in Education**, Volumen 7 (December). 2022. <https://doi.org/10.3389/feduc.2022.1007779>. Acceso en: 18 octubre 2024.

TARIK, A., AISSA, H. Y YOUSEF, F. Artificial intelligence and machine learning to predict student performance during the COVID-19. **Procedia Computer Science**, 184, 835-840. 2021. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.03.104>

TURING, A.M. Maquinaria informática e inteligencia. **Mente**, Volumen LIX, Issue 236. 443–460. 1950. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>

UNESCO. **La inteligencia artificial generativa en la educación: ¿Cuáles son las oportunidades y los desafíos?** 2023. Disponible en: <https://www.unesco.org/es/articles/la-inteligencia-artificial-generativa-en-la-educacion-cualeson-las-oportunidades-y-los-desafios> Acceso en: 18 agosto 2024.

UNESCO. **Guía para el uso de IA generativa en educación e investigación**. 2024

WORLD ECONOMIC FORUM. **Jobs of Tomorrow: Large Language Models and Jobs**. 2023

NOTAS

CONTRIBUIÇÃO DE AUTORIA

Concepção e elaboração do manuscrito: A. Muñoz de Luna, S. Martin Gomez

Coleta de dados: A. Muñoz de Luna

Análise de dados: S. Martin Gomez

Discussão dos resultados: A. Muñoz de Luna, S. Martin Gomez

Revisão e aprovação: A. Muñoz de Luna, S. Martin Gomez

CONJUNTO DE DADOS DE PESQUISA

FINANCIAMENTO

Não se aplica.

CONSENTIMENTO DE USO DE IMAGEM

Não se aplica

APROVAÇÃO DE COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA

Não se aplica

CONFLITO DE INTERESSES

Não se aplica.

LICENÇA DE USO – uso exclusivo da revista

Os autores cedem à **Encontros Bibli** os direitos exclusivos de primeira publicação, com o trabalho simultaneamente licenciado sob a [Licença Creative Commons Attribution](#) (CC BY) 4.0 International. Esta licença permite que **terceiros** remixem, adaptem e criem a partir do trabalho publicado, atribuindo o devido crédito de autoria e publicação inicial neste periódico. Os **autores** têm autorização para assumir contratos adicionais separadamente, para distribuição não exclusiva da versão do trabalho publicada neste periódico (ex.: publicar em repositório institucional, em site pessoal, publicar uma tradução, ou como capítulo de livro), com reconhecimento de autoria e publicação inicial neste periódico.

PUBLISHER – uso exclusivo da revista

Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-graduação em Ciência da Informação. Publicação no [Portal de Periódicos UFSC](#). As ideias expressadas neste artigo são de responsabilidade de seus autores, não representando, necessariamente, a opinião dos editores ou da universidade.

EDITORES

Edgar Bisset Alvarez, Genilson Geraldo, Jônatas Edison da Silva, Mayara Madeira Trevisol, Edna Karina da Silva Lira e Luan Soares Silva.

HISTÓRICO

Recebido em: 10-07-2024 – Aprovado em: 12-12-2024 – Publicado em: 14-03-2025

