

USO DEL MACHINE LEARNING EN EL APRENDIZAJE DE CONTABILIDAD: UN ESTUDIO PILOTO SOBRE SU PERCEPCIÓN EN ESTUDIANTES DE INGENIERÍA

Luis Laurens-Arredondo, Universidad Católica del Maule, llorens@ucm.cl

Ruber Hernández-García, Universidad Católica del Maule, rhernandez@ucm.cl

RESUMEN

Este artículo investiga los efectos sobre la motivación y el aprendizaje de la implementación del Machine Learning como herramienta pedagógica en el contexto universitario para el aprendizaje de Contabilidad. Se implementó una metodología enfocada en la motivación denominada ARCS, donde esta fue cuantificada con el instrumento denominado Instruccional Material Motivational Survey (IMMS), el cual se aplicó a un grupo de 12 estudiantes universitarios. Los resultados muestran que el Machine Learning es aceptado y valorado positivamente por los estudiantes, evidenciando la estimulación positiva del interés por aprender tras su uso e implementación, con lo que se pretende fomentar el uso de este tipo de tecnología por parte de los docentes en áreas tradicionalmente alejadas de las tecnologías más innovadoras. La investigación proporciona un modelo de medición validado, así como referencias científicas sólidas que demuestran que la implementación del Machine Learning puede lograr estimular favorablemente a los estudiantes, así como su interés por aprender y la confianza en sí mismos.

PALABRAS CLAVES: Machine Learning, Contabilidad, ARCS, IMMS, Estudiantes Universitarios.

INTRODUCCIÓN

La universidad en tiempos modernos tiene como objetivo fundamental ser fuente de conocimiento, así como ser el lugar físico o virtual donde los futuros profesionales logran el aprendizaje de las diversas competencias necesarias por las organizaciones actuales. Lo anterior representa un reto para las casas de estudio, y es por lo que la mayoría de estas propician la innovación de diversas índoles. En especial en el proceso pedagógico realizado en sus dependencias, la incorporación de tecnologías disruptivas dentro de las aulas de clase ha ido ganando aceptación y su uso se ha hecho cada vez más frecuente, sea de forma voluntaria o no. En los últimos años, luego de la implementación de la Educación Remota de Emergencia (ERE), la tecnología se transformó en el principal recurso de todo el sector educativo. Esto ha traído consigo significativos problemas, pero a la vez ha posibilitado importantes avances hacia una educación de excelencia y facilitado experiencias pedagógicas de mucha mayor calidad. Lo anterior está alineado con las características del nuevo tipo de estudiante, conocido por ser nativos digitales, así como de las nuevas industrias en donde la digitalización y automatización de sus procesos internos son rasgos comunes.

La incorporación de la tecnología de forma intencionada en cualquier proceso pedagógico no solo requiere la adecuación de los diseños curriculares y planes de estudios, sino también de los métodos de enseñanza. Esto cobra especial importancia en cursos que son tradicionalmente menos prácticos, como los relacionados a la Contabilidad Empresarial, donde es frecuente que los estudiantes presenten dificultades en la asimilación de los contenidos impartidos bajo metodologías más tradicionales (Salas-Rueda & Salas-Rueda, 2019). Las tecnologías actuales

más innovadoras dentro del proceso educativo universitario integran herramientas usadas comúnmente en las llamadas industrias 4.0, donde sus principales representantes son: el Big Data, la Realidad Virtual y Aumentada, la Fabricación Aditiva, la Nube, el Internet de las Cosas, y el revolucionario Aprendizaje Automático o Machine Learning (ML), el cual particularmente tiene ilimitados campos de aplicación y un potencial extraordinario.

Sarker (2021) define al ML como una nueva disciplina de las ciencias de la computación, derivada de la Inteligencia Artificial (IA), la cual se caracteriza por ser un conjunto de algoritmos computacionales que se enfocan en aprender a resolver, por sí mismos, problemas modelados matemáticamente y en base a datos pre-existentes o de entrenamiento, pero más allá del avance tecnológico que supone el uso del ML, en especial sobre otras herramientas aplicadas en el sector educativo, esta se ha convertido en un potencial aliado para los docentes universitarios dado sus más recientes experiencias de uso. Entre algunas de las más destacadas se pueden mencionar la evaluación de modelos y herramientas pedagógicos empleados en aulas de clase universitarias (Hu, 2022; Salas-Rueda & Salas-Rueda, 2019), de educación media (Otero et al., 2019), básica (Pujari et al., 2022), así como en la educación especial (Hodges & Mohan, 2019). El aprendizaje automático también se ha utilizado para mejorar la experiencia de los estudiantes en el uso de las MOOCs (Navarro & Zabala, 2021); la indagación en la investigación académica (Fernandez et al., 2021); la clasificación de usuarios de ambientes educativos virtuales (De-La-Hoz et al., 2019); el diseño de elementos de evaluación (Jinfeng & Bo, 2021; Zhai et al., 2020); para mejorar la gestión y el control del docente sobre el aula de clases (Wang, 2021), y hasta para la predicción del rendimiento académico (Contreras et al., 2020), el aprendizaje (Ji et al., 2021), y la deserción estudiantil (Basnet et al., 2022).

No obstante, es muy escasa la literatura existente sobre el impacto sobre la motivación en estudiantes con el uso del ML en su proceso pedagógico. Por esta razón la presente investigación pretende ser un estudio piloto que indague en ello, a través de la aplicación de la implementación de un modelo instruccional con foco en la motivación llamado ARCS, cuya implementación fue evaluada mediante un instrumento de recolección de datos (IRD) llamado Instructional Materials Motivation Survey (IMMS), ambos desarrollados por Keller (1987c, 1987b, 1987a), y son ampliamente utilizados en el ámbito universitario (Li & Keller, 2018). En este estudio a los estudiantes se les suministró una herramienta de ML para aplicarla en su proceso de aprendizaje en el área de la contabilidad y costos con la intención de despertar su aprendizaje, a partir de esto se les aplicó el instrumento IMMS para medir dimensiones asociadas a la motivación, mostrando indicios de la efectividad del uso de las tecnologías innovadoras y el aprendizaje.

DESARROLLO

La estrategia pedagógica desarrollada en esta investigación se enfoca en la implementación, por parte de estudiantes universitarios, de herramientas tecnológicas como el ML como apoyo en la toma de decisiones gerencia en las organizaciones. Para ello, se desarrollaron distintas actividades bajo la Actividad Curricular (AC) llamada “Contabilidad y Costos”, ubicada en el tercer semestre del plan de estudios de la carrera Ingeniería Ejecución en Computación e Informática, de la Facultad de Ciencias de la Ingeniería (FCI), en la Universidad Católica del Maule (UCM).

El resultado de aprendizaje abordado por la metodología ejecutada requirió que los estudiantes logran utilizar información contable y financiera que es necesaria para la toma de decisiones de corto, mediano y largo plazo en una empresa regional simulada, comunicándola de forma escrita de acuerdo con estándares preestablecidos asociados al contexto regional actual. Para lograr dicho objetivo los estudiantes desarrollaron un Proyecto de Fin de Curso (PFC) donde

debieron realizar una proyección financiera, con el uso del ML, de una sección o parte de un estado financiero de una empresa ficticia, específicamente la cuenta de ingresos por ventas (mayoristas y minoristas), logrando así demostrar el aprendizaje de conocimientos abordados en la AC en conjunción con el uso de herramientas tecnológicas de alto nivel. La AC tuvo 16 sesiones de trabajo, las cuales se realizaron en su totalidad de forma presencial, y tuvieron una duración de entre 150 y 180 min.

Por su parte, Valle (2020) define a las proyecciones financieras como instrumentos que permiten dejar a un lado la incertidumbre y los riesgos típicos de proyectos de inversión, organizaciones con fines de lucro y emprendimientos, pues muestran sobre qué terreno pisará una empresa durante diferentes periodos específicos. En medio de los desafiantes entornos actuales y la elevada competitividad comercial, llevar a cabo una sólida proyección financiera es una necesidad para cualquier empresa, independientemente de su tamaño y el sector en el que opere. Es allí donde las herramientas informáticas y las plataformas tecnológicas dan soporte en la captación, procesamiento y análisis de la información contable de las organizaciones, pudiendo generar con oportunidad y veracidad cualquier tipo de reporte financiero necesario por su directiva para la correcta toma de decisiones. Una las principales herramientas tecnológicas disponibles para lograr este tipo de proyecciones es sin duda el ML, razón por la cual se seleccionó en la metodología propuesta en este estudio.

La metodología desarrollada en este estudio se representa en la Figura 1, donde se utilizó la metodología ARCS en conjunto a la tecnología de ML, para lo que se usó el lenguaje de programación Python. Se seleccionó este lenguaje de desarrollo porque era conocido por los estudiantes previamente. Además, es compatible con múltiples paradigmas de programación y tiene una biblioteca estándar grande y completa, así como múltiples librerías adicionales para innumerables tareas de programación científica. Se estableció la plataforma Jupyter Notebook como entorno de trabajo para desarrollar y ejecutar los códigos en Python, dado su versatilidad para el análisis numérico de ML. La base de datos financieros utilizados por los estudiantes se basó en datos provenientes de los reportes públicos de una de las grandes empresas de retail en Chile.



Figura N° 1. Comparación del nivel del aprendizaje logrado con y sin la implementación del ML.

El modelo ML implementado se basó en un modelo de regresión lineal para predecir los valores de ventas futuros en base a los datos históricos. La implementación se dividió en dos etapas que sirvieron para comparar los resultados obtenidos. Primeramente, como etapa de control se usó el método tradicional mediante la herramienta Microsoft Excel mediante la función

FORECAST.LINEAR(). Esta función permite predecir un valor futuro mediante valores existentes mediante regresión lineal. La segunda etapa se implementó usando la librería Scikit-learn (*sklearn*) de Python mediante la clase *LinearRegression*. La librería utilizada proporciona un gran conjunto de rutinas y algoritmos para el desarrollo de modelos predictivos de aprendizaje automático. La clase *LinearRegression* ajusta un modelo lineal para minimizar la suma residual de cuadrados entre las muestras observadas en el conjunto de datos y las muestras predichas por la aproximación lineal. Los estudiantes fueron capaces de estimar los valores de ventas futuras mediante modelos de regresión lineal simple y múltiple. Finalmente, pudieron comparar los resultados obtenidos a través del método tradicional y el modelo de aprendizaje automático, calculando diferentes métricas de desempeño.

Instrumento de Recolección de Datos

El IRD fue aplicado al final del primer semestre 2022, en la AC mencionada anteriormente, la cual fue impartida por los autores del presente trabajo. El número total de encuestados fue 12 estudiantes, de los cuales 83,3% son hombres y 16,7% son mujeres. Su formación secundaria fue 33,3% provenientes de liceos subvencionados, 58,3% de liceos públicos y el 8,3% de liceos privados. Sus edades estuvieron entre los 19-21 años. El IRD seleccionado o IMMS (por su nombre en inglés), está conformado por 36 preguntas, las cuales recopilan información de las 4 dimensiones que lo conforman, todas asociadas a la motivación, tales como: Atención (12 preguntas) donde se mide la capacidad de la estrategia abordada en la captura y mantención de la atención de los estudiantes; Confianza (9 preguntas) donde se aborda la dificultad del material suministrado, así como la utilización del lenguaje y plataforma de codificación seleccionados; Relevancia (9 preguntas) donde se evalúa que tan bien se vincula la información con el conocimiento, la experiencias previas del alumno, necesidades percibida y futuro potencial de aplicaciones; y Satisfacción (6 preguntas) que evalúan el disfrute durante la utilización del ML y el logro percibido después de implementarlo con éxito. Para las respuestas del IRD se utilizó una escala tipo Likert, considerando 5 opciones, desde 1 = Totalmente en desacuerdo, hasta 5 = Totalmente de acuerdo. Este IMMS ha sido utilizado en otras investigaciones relacionadas a la cuantificación de la motivación de estudiantes en contextos de la educación superior (Laurens-Arredondo, 2022). La Tabla 1 muestra la codificación de las preguntas realizadas, siendo la primera letra correspondiente a la dimensión (Atención (A), Relevancia (R), Confianza (C) y Satisfacción (S)), seguida de un número correlativo. La encuesta se aplicó de forma “online”, mediante la herramienta Google Forms. Los datos fueron almacenados a través del software MS Excel® y su procesamiento se realizó mediante el software R (versión 4.1.0) y Rstudio (versión 2022.07.0548), debido a su comprobada utilidad y precisión en los resultados que arroja, así como su uso frecuente en el análisis de datos de percepción de estudiantes con la utilización de TIC (Laurens & Valdés, 2020).

Enfoque del Análisis Estadístico

Para determinar la distribución del conjunto de datos obtenidos se calcularon la media (\bar{x}), la mediana (Me) y la desviación estándar (σ). Para la comprobación del supuesto de normalidad de los datos obtenidos se utilizó el test de Shapiro-Wilk, el cual según Gorbunova (2017), es recomendado para muestras pequeñas (menor 50 individuos), este test permitió elegir las herramientas estadísticas adecuadas según el tipo de distribución de las respuestas a analizar. Para determinar la fiabilidad del instrumento utilizado se aplicó la prueba del alfa de Cronbach (α) por ser uno de los estadísticos más apropiado para este tipo de herramientas, cuyos valores aceptados están entre 0,7 y 1 (Taber, 2018).

Tabla N° 1 Preguntas del IMMS adaptado

ítem	Pregunta	Código
2	Había algo interesante al principio de utilizar el "ML" que me llamó la atención.	A01
8	La plataforma donde utilicé el " ML " es llamativa e interesante.	A02
11	La calidad de la interfaz con el usuario de las plataformas de programación de " ML" ayudó a mantener mi atención.	A03
12	Las plataformas de programación de " ML " es tan concreta y precisa que fue fácil mantener mi atención en ella.	A04
15	El diseño de las plataformas de programación del "ML" lo percibí atractivo y llamativo.	A05
17	La forma en que se organiza la información en las plataformas de programación del " ML " me ayudó a mantener mi atención.	A06
20	El " ML " tiene cosas que estimularon mi curiosidad.	A07
22	Realizar el proyecto final del curso en " ML" fue estimulante y hasta divertido.	A08
24	Aprendí algunas cosas que fueron sorprendentes o inesperadas mediante la utilización del " ML".	A09
28	La variedad de información mostrada en las charlas explicativas me ayudo a mantener el interés en la utilización del " ML".	A10
29	El estilo de escritura utilizado en las plataformas de programación de " ML" es interesante.	A11
31	El estilo visual utilizado en la interfaz de las plataformas de programación de " ML" es agradable.	A12
1	Cuando miré por primera vez el " ML " tuve la impresión de que sería fácil para mí.	C01
3	El " ML" fue más fácil de entender de lo que esperé que fuera.	C02
4	Después de las charlas explicativas de la información introductoria, me sentí seguro de los que sabía, y se suponía que debía aprender del " ML".	C03
7	Existe mucha información relacionada sobre el " ML" que es fácil de entender y recordar los puntos importantes.	C04
13	Mientras programaba en " ML", estaba seguro de que podía aprender el contenido temático relacionado.	C05
19	El proyecto final de curso realizado mediante el " ML" fue sencillo de realizar.	C06
25	Después de trabajar con " ML" por un tiempo, estaba seguro de que podría pasar una prueba que evaluara el contenido asociado.	C07
34	Pude entender las charlas, el material y las instrucciones suministradas para la utilización del " ML".	C08
35	La organización del contenido me ayudó a confiar en que aprendería a utilizar el " ML" y su relación con el ramo.	C09
6	Para mí está claro cómo el contenido abordado mediante el " ML" está relacionado con la materia del ramo.	R01
9	Ví ejemplos que me mostraron cómo el " ML" podría ser importante para algunas personas.	R02
10	Utilizar el " ML" con éxito fue importante para mí.	R03
16	El " ML" es relevante para mis intereses.	R04
18	Hay explicaciones o ejemplos de cómo las personas usan el conocimiento sobre el " ML"	R05
23	El contenido y el estilo de escritura en las plataformas de programación de " ML" transmite la impresión de que vale la pena conocer su uso.	R06
26	El " ML" es relevante para mis necesidades.	R07
30	Podría relacionar el contenido visto sobre el " ML" con cosas que he visto, hecho o pensado en mi propia vida.	R08
33	Considero que el " ML" me será útil en un futuro.	R09
5	Completar la actividad utilizando el " ML" me dio una sensación satisfactoria de logro.	S01
14	Disfruté utilizar el " ML" I tanto que me gustaría saber más sobre cómo usarla en otros ramos.	S02
21	Realmente disfruté aprender conocimientos de contabilidad con el uso del " ML".	S03
27	La retroalimentación u otros comentarios efectuados durante y/o después de la utilización del " ML ", me ayudó a sentirme recompensado por mi esfuerzo.	S04
32	Se siente bien completar con éxito experimento el proyecto final de curso mediante la utilización del "ML".	S05
36	36. Fue un placer trabajar con el " ML ".	S06

RESULTADOS

La implementación de la estrategia didáctica propuesta en esta investigación arroja como resultado un nivel de logro de aprendizaje mostrado en la Figura 2. En la gráfica se puede apreciar el desempeño de estudiantes de la AC para varios semestres consecutivos dictados por el mismo docente, así como el resultado de aprendizaje objeto de estudio en la presente investigación se evaluó mediante aprendizaje basado en proyectos. En los semestres 2019-I, 2020-I y 2021-I el PFC requirió que los estudiantes desarrollaron un sistema de información en donde tuvieron la libertad de elegir la plataforma y lenguaje de codificación a utilizar (principalmente Visual Basic y R, ambos sin uso del ML). En el semestre 2022-I, en el que se desarrolló el presente estudio, se implementó el ML como herramienta didáctica y se estableció Python como lenguaje de codificación para la realización del PFC. En la Figura 2 se observa un evidente incremento en el nivel de aprendizaje logrado con la metodología propuesta de por lo menos un 11%.

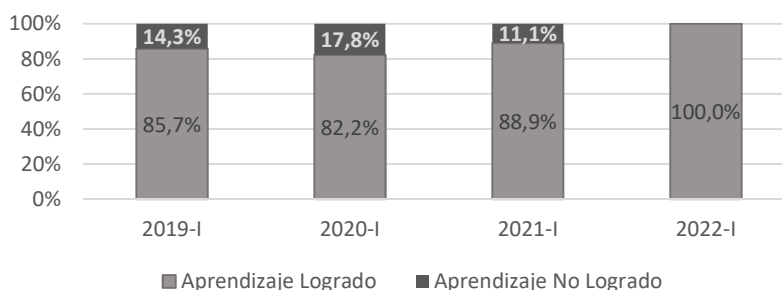


Figura N° 2. Comparación del nivel del aprendizaje logrado con y sin la implementación del ML.

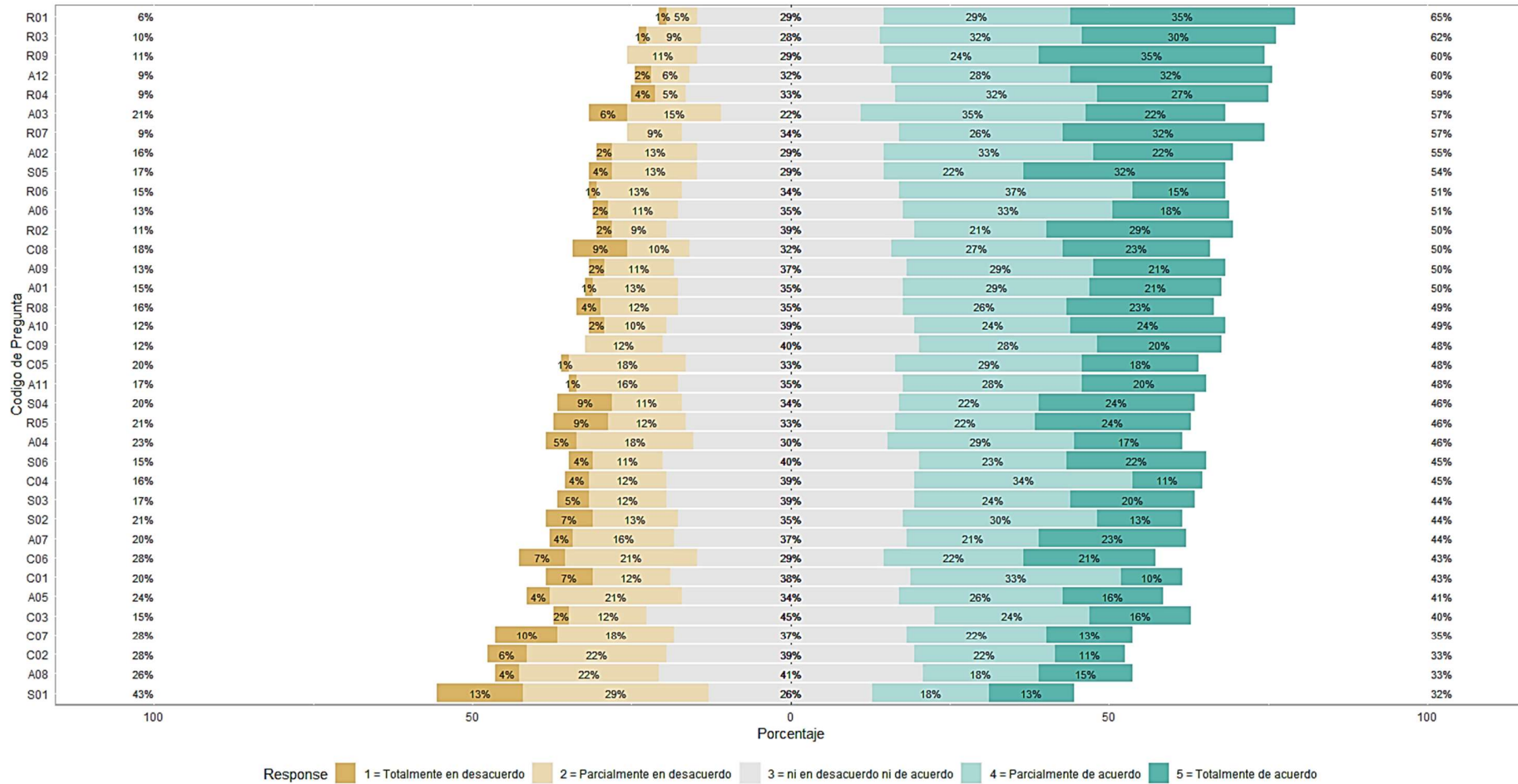
Por otro lado, la Tabla 2 muestra las α y σ para cada una de las dimensiones asociadas al instrumento utilizado, así como sus α global, el cual fue de 0,97, lo cual denota un alto grado de consistencia interna por ende un alto nivel de fiabilidad. Se observa que en general los encuestados muestran un alto grado de Atención, Relevancia y Satisfacción con la implementación del ML como herramienta pedagógica, lo que está relacionado al carácter innovador de este tipo de estrategia. Por otro lado, la dimensión Confianza presentan también altos niveles de conformidad, pero en menor grado que las dimensiones mencionadas anteriormente, lo que significa que los estudiantes inicialmente estuvieron dudosos de completar el PFC con éxito al inicio, quizás asociado a preconcepciones de los estudiantes a la dificultad de implementación del ML.

Tabla N° 2. Estadísticos para cada una de las dimensiones medidas por el IMMS

No. de Preguntas	Dimensión	Media	Desviación estándar	Shapiro-Wilk	Alfa de Cronbach
12	Atención	4,07	0,91	< 0,001	0,97
9	Confianza	3,90	0,97	< 0,001	
9	Relevancia	4,16	0,93	< 0,001	
6	Satisfacción	4,19	0,91	< 0,001	

Por otro lado, la Figura 3 es un gráfico que permite visualizar, de forma ordenada y secuencial, el rango de distribución de los resultados obtenidos con la implementación del IMMS en los estudiantes luego de la utilización del ML, para cada uno de los ítems cuantificados.

Figura N°3. Percepción de los estudiantes con el uso del formato P-K.



La Figura 3 muestra que la totalidad de los encuestados presentan una opinión relativamente homogénea en las respuestas asociadas a todas las dimensiones evaluadas, ubicados en segmentos con alto grado de concordancia, pero teniendo varias excepciones, tales como el ítem R08 (dimensión de relevancia) y los ítems C01 y C06 (dimensión de confianza) en donde se amplía la distribución de las respuestas, de los valores cercanos en la posición más alta de la escala.

La dimensión asociada a una percepción más favorable al uso del ML fue la Relevancia (R03), en la pregunta: “El contenido y el estilo de escritura en las plataformas de programación de ML transmite la impresión de que vale la pena conocer su uso”, lo cual demuestra que tanto el tipo de lenguaje seleccionado y su plataforma de ejecución, los encuestados percibieron como su utilización les sirvió para alcanzar el aprendizaje inicial planteado en la AC. En contra parte, la opinión más desfavorable al uso del ML, estuvo relacionada a la dimensión de Atención (A08) con la pregunta: “Realizar el proyecto final del curso en ML fue estimulante y hasta divertido”, esto debido a la opinión menos favorable de un grupo de estudiantes que se les hizo más difícil superar deficiencias en los conocimientos necesarios en programación en Python para lograr con éxito su PFC. Lo que también abre una oportunidad de mejora para próximas implementaciones.

CONCLUSIONES

El presente estudio evaluó el uso de un tipo de IA que tiene el potencial de ayudar a los docentes a mejorar el aprendizaje en distintos contextos, con un mínimo de costos y recursos necesarios. Los resultados obtenidos evidencian su validez como herramienta pedagógica dado el alto nivel de motivación estimulado en el caso de estudio. La cuantificación de la motivación viene dada por la medición de los niveles de las distintas dimensiones asociadas (atención, confianza, relevancia y satisfacción) del IMMS. Se pudo relacionar un incremento en el desempeño académico de los estudiantes, al alto grado de motivación estimulado en ellos con la utilización del ML.

Por otra parte, pese a que el tamaño de la muestra utilizada en esta investigación puede ser considerada insuficiente según lo expresado por Vallejo (2012), para poder extrapolar los resultados a poblaciones mayores, el alto grado de consistencia interna encontrado en la aplicación del IMMS, arroja unos primeros indicios que sirven para evidenciar de forma válida, la percepción que tuvieron los participantes respecto a su experiencia con el uso del ML. Adicionalmente, se pudo comprobar que el modelo ARCS, ilustra cómo la curiosidad de un estudiante (atención), sus motivos y valores (relevancia), combinados con la esperanza de éxito (confianza) y la sensación de agrado o disfrute (satisfacción), determinan los objetivos que tienen la más alta prioridad para ellos, y dan lugar a un esfuerzo intencional adicional para lograr el aprendizaje establecido (meta).

Por último, esta investigación aportó un modelo de medición validado, así como referencias científicas sólidas que pretenden estimular la utilización del ML dentro de las aulas de clase, por parte del profesorado, al sustentar que su implementación estimula positivamente, en los estudiantes, el interés por el aprendizaje, por lo que este tipo de tecnologías tienen la capacidad de transformarse en herramientas pedagógicas, que no solo sobresalen por su carácter innovador, sino que se destacan por ser un puente efectivo entre el nuevo contexto laboral y las competencias impartidas en las aulas de clases universitarias.

REFERENCIAS

- Basnet, R. B., Johnson, C., & Doleck, T. (2022). Dropout prediction in Moocs using deep learning and machine learning. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11068-7>
- Contreras, L. E., Fuentes, H. J., Rodríguez, J. I., Contreras, L. E., Fuentes, H. J., & Rodríguez, J. I. (2020). Academic performance prediction by machine learning as a success/failure indicator for engineering students. *Formación universitaria*, 13(5), 233–246. <https://doi.org/10.4067/S0718-50062020000500233>
- De-La-Hoz, E. J., De-La-Hoz, E. J., Fontalvo, T. J., De-La-Hoz, E. J., De-La-Hoz, E. J., & Fontalvo, T. J. (2019). Methodology of Machine Learning for the classification and Prediction of users in Virtual Education Environments. *Información tecnológica*, 30(1), 247–254. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642019000100247>
- Fernandez, J. M., Yetter, E. A., & Holder, K. (2021). What do economic education scholars study? Insights from machine learning. *The Journal of Economic Education*, 52(2), 156–172. <https://doi.org/10.1080/00220485.2021.1887027>
- Gorbunova, T. N. (2017). Testing Methodology in the Student Learning Process. *European Journal of Contemporary Education*, 6(2), 254–263. <https://doi.org/10.13187/ejced.2017.2.254>
- Hodges, J., & Mohan, S. (2019). Machine Learning in Gifted Education: A Demonstration Using Neural Networks. *Gifted Child Quarterly*, 63(4), 243–252. <https://doi.org/10.1177/0016986219867483>
- Hu, C. (2022). Evaluation of physical education classes in colleges and universities using machine learning. *Soft Computing*. <https://doi.org/10.1007/s00500-022-06983-3>
- Huang, W., Huang, W., Diefes-Dux, H., & Imbrie, P. K. (2006). A preliminary validation of Attention, Relevance, Confidence and Satisfaction model-based Instructional Material Motivational Survey in a computer-based tutorial setting. *British Journal of Educational Technology*, 37(2), 243–259. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8535.2005.00582.x>
- Ji, M., Liu, Y., Zhao, M., Lyu, Z., Zhang, B., Luo, X., Li, Y., & Zhong, Y. (2021). Use of Machine Learning Algorithms to Predict the Understandability of Health Education Materials: Development and Evaluation Study. *JMIR Medical Informatics*, 9(5), e28413. <https://doi.org/10.2196/28413>
- Jinfeng, L., & Bo, Y. (2021). Design of evaluation system of physical education based on machine learning algorithm and SVM. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 40(4), 7423–7434. <https://doi.org/10.3233/JIFS-189565>
- Keller, J. M. (1987a). Development and use of the ARCS model of instructional design. *Journal of instructional development*, 10(3), 2.
- Keller, J. M. (1987b). Instructional materials motivation scale (IMMS). Unpublished manuscript. The Florida State University.
- Keller, J. M. (1987c). Strategies for stimulating the motivation to learn. *Performance and instruction*, 26(8), 1–7.
- Laurens, L., & Valdés, H. (2020). Evaluation of University Students Motivation in Learning Kinematics Through M-Learning. 2020 39th International Conference of the Chilean Computer Science Society (SCCC), 1–8. <https://doi.org/10.1109/SCCC51225.2020.9281163>
- Laurens-Arredondo, L. A. (2022). Mobile augmented reality adapted to the ARCS model of motivation: A case study during the COVID-19 pandemic. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-10933-9>
- Li, K., & Keller, J. M. (2018). Use of the ARCS model in education: A literature review. *Computers & Education*, 122, 54–62. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.03.019>
- Navarro, J. A. M., & Zabala, I. D. (2021). Machine Learning para la mejora de la experiencia con MOOC: El caso de la Universitat Politècnica de València. *RIITE Revista Interuniversitaria de Investigación en Tecnología Educativa*, 91–104. <https://doi.org/10.6018/riite.466251>
- Otero, A., Martínez, W. R., Pedraza, C., & Pazos, J. R. C. (2019). TIC para la educación: Sistema adaptativo basado en mecanismos de aprendizaje automático para la apropiación de tecnologías en estudiantes de educación media. *Telos: Revista de Estudios Interdisciplinarios en Ciencias Sociales*, 21(3 (Septiembre-Diciembre 2019)), 526–543.

- Pujari, Y. P., Prasad, D., Malleswari, N., & Gupta, N. (2022). Implementation of Machine Learning Based Google Teachable Machine in Early Childhood Education. *International Journal of Early Childhood Special Education*, 14, 4132–4138.
- Salas-Rueda, R.-A., & Salas-Rueda, R.-D. (2019). Uso de la ciencia de datos y el aprendizaje automático para analizar la aplicación GeoGebra en el proceso educativo. *Digital Education Review*, 117–151. <https://doi.org/10.1344/der.2019.36.117-151>
- Sarker, I. H. (2021). Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. *SN Computer Science*, 2(3), 160. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>
- Taber, K. S. (2018). The use of Cronbach's alpha when developing and reporting research instruments in science education. *Research in Science Education*, 48(6), 1273–1296. <https://doi.org/10.1007/s11165-016-9602-2>
- Valle, A. P. (2020). La planificación financiera una herramienta clave para el logro de los objetivos empresariales. *Revista Universidad y Sociedad*, 12(3), 160–166.
- Vallejo, P. M. (2012). Tamaño necesario de la muestra: ¿Cuántos sujetos necesitamos. *Estadística aplicada*, 24(1), 22–39.
- Vidal, E. I., González-Patiño, J., Lalueza, J. L., & Esteban-Guitart, M. (2020). Manifiesto en Tiempos de Pandemia: Por una Educación Crítica, Intergeneracional, Sostenible y Comunitaria. *Revista Internacional de Educación para la Justicia Social*, 9(3), 181–198. <https://doi.org/10.15366/riejs2020.9.3.010>
- Wang, Y. (2021). An improved machine learning and artificial intelligence algorithm for classroom management of English distance education. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 40(2), 3477–3488. <https://doi.org/10.3233/JIFS-189385>
- Zhai, X., Yin, Y., Pellegrino, J. W., Haudek, K. C., & Shi, L. (2020). Applying machine learning in science assessment: A systematic review. *Studies in Science Education*, 56(1), 111–151. <https://doi.org/10.1080/03057267.2020.1735757>