

“Caracterización de Perfiles Docentes mediante Aprendizaje Automático: Modelando la Apropiación de la Retroalimentación Formativa”

Sheny San Martín Quiroga
 CRUCH Biobío-Ñuble
 Concepción-Chile
 shsanmartin@doctoradoia.cl

Resumen—

Palabras claves—*Agente Inteligente, Clasificación Multiclasa, Educación, Machine Learning, Retroalimentación docente.*

I. INTRODUCCIÓN

A. Contexto y Descripción del Problema

La retroalimentación ha sido consistentemente identificada como un componente esencial en el proceso educativo, promoviendo la reflexión crítica y mejorando el aprendizaje [1]. Estudios previos muestran su potencial para influir positivamente en el rendimiento académico [2].

No obstante, la evidencia advierte que la mera presencia de retroalimentación no garantiza efectos positivos; su impacto puede ser nulo o contraproducente si se enfoca incorrectamente, por ejemplo, centrándose en la persona en lugar del proceso [2]. Las políticas educativas, como el Decreto 67 en Chile, promueven la implementación de la retroalimentación formativa y continua [3], a pesar de lo cual existe una brecha crítica en la práctica docente.

Aunque la literatura ha explorado qué constituye una “buena retroalimentación”, existe un menor desarrollo respecto a cómo los docentes se apropián de este constructo en la acción pedagógica. La identificación manual de estos niveles de apropiación resulta costosa, inescalable y propensa a sesgos.

En este escenario, y situado en el contexto de la educación media chilena, la presente investigación aborda la pregunta: ¿Un modelo de Inteligencia Artificial puede caracterizar y predecir los distintos niveles de apropiación de la retroalimentación en docentes de Enseñanza Media?

B. Revisión del Estado del Arte

La literatura contemporánea destaca la retroalimentación como determinante para el aprendizaje. Diversos estudios respaldan su efectividad, reportando un tamaño de efecto de 0.73 según el metaanálisis de Hattie y Timperley [2]. Sin embargo, estos mismos autores advierten que su impacto puede ser nulo o incluso negativo cuando se centra en la persona del estudiante en lugar de focalizarse en la tarea, los procesos cognitivos o la autorregulación. Este enfoque abre un problema central: aunque la investigación se ha centrado en analizar la

calidad de la retroalimentación entregada por el docente, sigue existiendo un vacío respecto a cómo medir la apropiación de este constructo.

En los últimos años, la percepción que tienen los estudiantes sobre la enseñanza y, particularmente, sobre la retroalimentación, ha adquirido un rol fundamental como indicador de calidad educativa. Diversos estudios han demostrado que estas valoraciones no son un mecanismo meramente administrativo, sino un predictor relevante del desempeño académico. Hernández Medina, Ramírez Torres y Pinilla Rodríguez [4] evidencian que las evaluaciones positivas del profesorado por parte de los estudiantes se correlacionan directamente con el rendimiento académico, confirmando la validez de estas percepciones en modelos de estimación del desempeño. De manera complementaria, Ramos Silva y Carvalho [5] muestran que la percepción de prácticas eficaces de retroalimentación docente se asocia con mejores resultados académicos. Asimismo, investigaciones como las de Ríos Muñoz y Herrera Araya [6] indican que los estudiantes valoran positivamente la retroalimentación sistemática, oportuna y constructiva, reforzando la importancia de considerar su perspectiva para evaluar la efectividad del proceso educativo.

En paralelo, el desarrollo de la Inteligencia Artificial (IA) ha transformado profundamente las prácticas pedagógicas, con dos líneas sobresalientes en la literatura. Por un lado, los Sistemas Tutores Inteligentes y el aprendizaje adaptativo permiten personalizar trayectorias educativas mediante algoritmos que ajustan el contenido, el ritmo o los ejercicios según el desempeño individual del estudiante, proporcionando retroalimentación automática e inmediata [7]. Por otro lado, el campo de Learning Analytics ha demostrado el potencial de la IA, especialmente del aprendizaje automático, para analizar grandes volúmenes de datos educativos y generar predicciones sobre riesgo académico, abandono, patrones de aprendizaje o comportamientos estudiantiles [8]. Aunque estos avances han impulsado la toma de decisiones informadas en educación, la mayoría se ha enfocado en resultados estudiantiles, dejando menos desarrollados los modelos centrados en el desempeño docente y, particularmente, en su práctica de retroalimentación.

En el contexto chileno, las experiencias con IA en educación han emergido principalmente a través de proyectos piloto impulsados por el Centro de Innovación del Ministerio de Educación y por instituciones de educación superior. También

se observa una creciente adopción de plataformas internacionales basadas en IA, adaptadas al currículo nacional. No obstante, persiste una ausencia de modelos que permitan evaluar y clasificar perfiles docentes asociados específicamente a la retroalimentación, utilizando datos provenientes de la percepción estudiantil y técnicas de aprendizaje automático.

En síntesis, aunque la literatura reconoce la retroalimentación como una práctica determinante para el aprendizaje y ha avanzado en sistematizar la percepción estudiantil como indicador de calidad docente, aún existe un vacío en cuanto a herramientas que permitan modelar y clasificar perfiles de retroalimentación. Este vacío justifica la propuesta de un modelo de IA destinado a identificar y caracterizar estos perfiles a partir de indicadores estandarizados, ofreciendo así una aproximación innovadora para comprender la efectividad de la retroalimentación en el aula y su potencial influencia en el aprendizaje.

Esta investigación busca contribuir a cerrar la brecha que existe entre la normativa y la práctica, explorando cómo los docentes integran la retroalimentación en sus prácticas pedagógicas. Para ello, se propone el desarrollo de un Índice de Apropiación de la Retroalimentación Docente (IARD), así como la identificación del perfil de apropiación, que permiten caracterizar las formas en que los docentes incorporan este proceso en sus dinámicas pedagógicas.

La retroalimentación se define principalmente como la información que se entrega sobre el desempeño o comprensión de una tarea, con el fin de cerrar la brecha entre el conocimiento actual del estudiante y la meta deseada [9]. Su función principal es reducir esta discrepancia.

Actualmente, se busca una concepción centrada en la mejora de los aprendizajes, involucrando activamente a los estudiantes. Se conceptualiza como un proceso comunicativo y dialógico mediante el cual profesores y estudiantes analizan evidencias de aprendizaje, basándose en criterios de evaluación previamente socializados, para diseñar estrategias de mejora, analizar progresos y realizar cambios con una visión proyectiva para un desempeño sostenible.

C. Objetivos de la Investigación

Objetivo general

Proponer un Índice de Apropiación de la Retroalimentación Docente (IARD) y caracterizar perfiles docentes mediante un modelo de aprendizaje automático supervisado, con el fin de generar información para fortalecer las prácticas pedagógicas de retroalimentación en profesores de enseñanza media.

Objetivos específicos

- Comprender cómo se concibe y practica la retroalimentación docente en distintos contextos escolares.
- Construir el Índice de Apropiación de la Retroalimentación Docente (IARD), que permitirá medir el nivel de conocimiento, práctica, uso de tecnología y cultura institucional en torno a la retroalimentación.

- Identificar perfiles docentes en relación con la retroalimentación, explorando qué factores contribuyen más al fortalecimiento de esta práctica pedagógica.

El artículo se organiza de la siguiente manera: Sección II detalla la metodología utilizada, incluyendo la recopilación de datos, la construcción del IARD y el algoritmo de ML, la Sección III presenta los resultados de la evaluación del modelo y el análisis de los predictores significativos. Finalmente, la Sección IV expone las conclusiones y el trabajo futuro.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

A. Diseño y Contexto de Estudio

La presente investigación se desarrolló bajo un enfoque cualcuantitativo, de tipo no experimental y transversal, orientado a identificar el IARD y determinar el perfil del profesorado que implementa prácticas efectivas de retroalimentación en el aula. Los datos fueron recopilados de forma automática mediante un formulario en línea durante los meses de agosto a noviembre y posteriormente fueron exportados a una hoja de cálculo para su análisis. El cuestionario fue distribuido electrónicamente a través de un enlace y código QR, enviados por correo electrónico a los Jefes de UTP, quienes facilitaron su aplicación entre los docentes en ejercicio de sus establecimientos. La participación fue voluntaria y anónima, garantizando la confidencialidad de la información recolectada. No se realizó ninguna intervención ni manipulación experimental.

B. Participantes

La muestra estuvo compuesta por 250 docentes de educación básica y media, específicamente desde séptimo año de enseñanza básica hasta cuarto año medio, pertenecientes a distintos establecimientos educacionales chilenos. La selección se realizó mediante un muestreo intencionado, invitando a los docentes a participar de manera voluntaria no remunerada y se basó en el consentimiento informado. Los docentes accedieron a través de enlace seguro en línea y la completaron individualmente, utilizando como criterio de exclusión que los participantes estuvieran ejerciendo la docencia en los niveles antes mencionados. El promedio de edad fue de 41.78 años, y las edades de los participantes oscilaron entre 23 y 72 años y con un promedio de carga horaria de 34 horas semanales, donde el 58,4% pertenece a colegios municipales y el 41,6% a otras dependencias.

C. Instrumento

El instrumento fue un cuestionario estructurado elaborado en un formulario de Google, validado mediante juicio de expertos.

La versión final consistió en 36 preguntas, organizadas en cinco dimensiones:

- Datos sociodemográficos
- Conocimiento sobre retroalimentación
- Prácticas de retroalimentación
- Uso de tecnologías
- Percepción de la institucionalidad.

El conjunto de datos resultante es de corte transversal y está compuesto predominantemente por variables categóricas (86.1%).

El Índice de Apropiación de la Retroalimentación Docente (IARD) fue desarrollado mediante un Análisis Factorial Exploratorio (AFE) sobre un conjunto de ítems del cuestionario, seguido de la construcción de las subescalas y el índice global.

D. Análisis Factorial Exploratorio (AFE)

El objetivo del AFE fue identificar las dimensiones latentes que subyacen al constructo de apropiación de la retroalimentación docente.

1. Selección y Tratamiento de Ítems

Selección Inicial: Se seleccionaron 12 ítems respondidos en una escala Likert de 1 a 5, que teóricamente representaban la apropiación desde la perspectiva individual (formación, práctica, valoración) e institucional (apoyo, integración formal).

Tratamiento de Datos: La opción "No lo sé / No aplica" fue tratada como dato faltante (Nan).

Muestra Efectiva: El análisis se realizó con una muestra efectiva de N = 232 docentes, un tamaño adecuado para el número de ítems.

2. Procedimiento y Resultados Clave

Procedimiento: Se realizó un AFE sobre la matriz de correlaciones polícoras (adecuada para ítems categóricos), utilizando el método de mínimos residuos (minres) y rotación oblicua (oblimin), asumiendo que las dimensiones estaban correlacionadas.

Iteraciones:

Primera Iteración (12 ítems): El análisis mostró un Kaiser–Meyer–Olkin (KMO) global extremadamente bajo (≈ 0.08) y problemas de especificación (ej. solución de ultra-Heywood), lo que llevó a la exclusión de dos ítems (tiempo dedicado y concepción puntual/proceso).

Segunda Iteración (10 ítems - Solución Final): La adecuación mejoró sustancialmente (KMO global = 0.73). El análisis de autovalores y el gráfico de sedimentación confirmaron una solución de dos factores que explicaron aproximadamente el 44% de la varianza total.

3. Estructura Factorial

La solución de dos factores (Tabla 1) resultó ser conceptualmente coherente y se interpretó de la siguiente manera:

Tabla 1: Factores

Ítem	Enunciado abreviado	Factor 1: Práctica y valoración (IARD-P)	Factor 2: Institucionalización y apoyo (IARD-I)	Comunalidad (h^2)
16	Nivel de formación en retroalimentación	0.46		0.24
18	Relevancia que asigna a la retroalimentación	0.73		0.50

24	Incidencia de la retroalimentación en sus prácticas docentes	0.60	0.39	
25	Frecuencia con que utiliza tecnologías para retroalimentar	0.42	0.28	
29	Impacto positivo de la retroalimentación en los aprendizajes de sus estudiantes	0.77	0.57	
32	Frecuencia con que observa mejoras tras la retroalimentación	0.58	0.38	
30	La comunidad educativa fomenta la retroalimentación	0.00	0.80	0.66
31	La retroalimentación está integrada formalmente en evaluaciones u otras instancias	0.00	0.91	0.80
34	Apoyo que entrega la institución para implementar prácticas de retroalimentación	0.00	0.61	0.39
35	Frecuencia de reportes o sistemas formales de retroalimentación en el establecimiento	0.00	0.53	0.29

4. Conclusión Psicométrica:

Tabla 2: α de Cronbach

Factor	Nombre	Confiabilidad (α de Cronbach)
Factor 1	Práctica y valoración (IARD-P) 6 variables	$\alpha = 0.69$ (Consistencia moderada)
Factor 2	Institucionalización y apoyo (IARD-I) 4 variables	$\alpha = 0.73$ (Confiabilidad adecuada)

Los indicadores de ajuste (KMO global ≈ 0.73 , varianza explicada (≈ 44) y los coeficientes de confiabilidad (Alpha de Cronbach ≈ 0.69 para IARD-P y ≈ 0.73 para IARD-I) (Tabla 2) resultan aceptables para un estudio exploratorio. Esto ofrece respaldo empírico a un modelo bidimensional de la apropiación en educación secundaria.

E. Construcción del Índice IARD

Se construyó basándose en la estructura bidimensional obtenida.

1. Subescalas Reescaladas

Cada subescala se calculó como el promedio de los ítems válidos que la componen (1). Luego, este promedio (escala 1-5) se reescaló linealmente a una métrica de 0 a 100, donde 0 representa el nivel mínimo teórico y 100 el máximo.

$$\text{Subescala IARD} = \frac{\text{Promedio de ítems} - 1}{5 - 1} \times 100 \quad (1)$$

2. Índice Global

El IARD_global (1) se definió como el promedio simple de las dos subescalas reescaladas:

$$\text{IARD_global} = \frac{\text{IARD-P} + \text{IARD-I}}{2} \quad (2)$$

3. Niveles de Interpretación:

Para facilitar el análisis, los puntajes se clasificaron en tres niveles: Bajo (0-49), Medio (50-74) y Alto (75-100).

Con este índice bidimensional construido y validado en su estructura, fue posible proceder a análisis más avanzados, como el exploratorio con Random Forest.

F. Análisis Exploratorio con Random Forest sobre el IARD:

Además del análisis factorial exploratorio y la construcción del Índice de Apropiación de la Retroalimentación Docente (IARD), el análisis exploratorio con Random Forest en modo regresión se llevó a cabo con una finalidad exploratoria, no para construir un modelo predictivo "operativo". Los objetivos clave fueron:

1. Estimación de la Predicción: Estimar la capacidad de las variables sociodemográficas y de contexto docente para predecir el IARD_global (escala 0-100).

2. Identificación de Contribuyentes: Identificar las características del profesorado y de los establecimientos que contribuyen de forma más significativa, a nivel exploratorio, a explicar las diferencias observadas en el índice. Este enfoque buscó complementar la interpretación del IARD, verificando si es un constructo fuertemente asociado a perfiles demográficos básicos o si, por el contrario, captura dimensiones no reducibles a dichas variables.

G. Datos y Preparación

El análisis se basó en una muestra de $N = 260$ docentes (luego de la limpieza de datos faltantes en el índice).

1. Variable Dependiente: IARD_global, índice continuo en escala 0-100.

2. Variables Predictoras (Versión Completa): 163 variables numéricas, incluyendo:

- Variables continuas (ej. edad, años de experiencia docente, horas pedagógicas semanales, tamaño promedio de curso).
- Conjunto de variables dummy (0/1) para categorías como Tipo de establecimiento, Niveles en que imparte clases, Género y Asignatura principal.

3. División de Datos: La base de datos fue dividida para el entrenamiento y la prueba del modelo: 70% para entrenamiento (train) y 30% para prueba (test). Se utilizó train_test_split con random_state = 42 para asegurar la reproducibilidad.

4. Métricas de Evaluación: El desempeño de los modelos se evaluó mediante:

- R^2 (coeficiente de determinación)
 MAE (Error Absoluto Medio), en puntos del índice (0-100)
 RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio), en escala 0-100.

G. Iteraciones del Modelo Random Forest

Se llevaron a cabo tres iteraciones (Tabla 3) para gestionar el problema de sobreajuste y verificar la estabilidad de los resultados:

Tabla 2: Iteraciones

Iteración	Variables Utilizadas	Enfoque y Parámetros	Propósito
1	163	Modelo de alta flexibilidad (sin restricciones de profundidad).	Identificar el límite superior de ajuste y el riesgo de <i>overfitting</i> .
2	163	Modelos regularizados (ej. <code>max_depth = 7, min_samples_leaf = 5</code>)	Eliminar el sobreajuste y obtener una estimación de la capacidad predictiva generalizable.
3	66	Modelo regularizado con un subconjunto teórico (mismo ajuste de la Iteración 2).	Verificar si un conjunto parsimonioso mejora la capacidad explicativa y simplifica la interpretación.

III. RESULTADOS

A. Resultados Clave de las Iteraciones

Tabla 3: Métricas generales

Métrica	Iteración 1 (Modelo Inicial)	Iteración 2 (Modelo Regularizado)	Iteración 3 (Subconjunto Regularizado)
R² Entrenamiento	≈0.85	≈0.16	≈0.09
R² Prueba	Negativo (≈ -0.08)	≈0.04	≈0.04
MAE Prueba	≈10.1 puntos	≈9.75 puntos	≈9.72 puntos
RMSE Prueba	≈12.2 puntos	≈11.49 puntos	≈11.48 puntos

1. Iteración 1 (Sobreajuste): El alto R^2 en train (≈ 0.85) y el R^2 negativo en test confirmaron un sobreajuste pronunciado (overfitting), invalidando este modelo como predictor robusto.

2. Iteraciones 2 y 3 (Regularizadas): Ambos modelos mostraron resultados muy similares y estables: Desaparición del sobreajuste extremo.

3. Capacidad Explicativa Global Baja: El modelo explica solo entre el 3% y 4% de la variabilidad del IARD_global en el conjunto de prueba ($R^2 \approx 0.03-0.04$).

El error promedio (MAE) se mantiene cercano a 10 puntos en una escala de 0–100.

B. Importancia de Variables (Feature Importances)

Aunque el poder predictivo fue bajo, el análisis de la importancia de las variables (feature_importances) en los modelos regularizados proporcionó una señal exploratoria sobre los predictores que el modelo utilizó más intensamente al intentar la aproximación:

Trayectoria y Carga Laboral: Edad, años de experiencia docente y horas pedagógicas semanales.

Contexto Institucional: Tipo de establecimiento (especialmente municipal, SLEP, y particular subvencionado).

Especialidad: Asignatura principal (Lenguaje, Matemática, Inglés, Biología, Historia, Música).

En la Iteración 3 (Fig.1), estas tres categorías concentraron aún más claramente la importancia relativa.

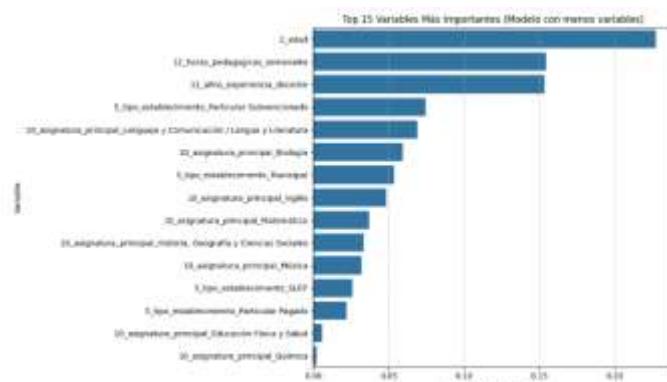


Fig. 1 Feature Importances

C. Predictibilidad y Contexto: Hallazgos del Random Forest

Se exploró la capacidad de las variables sociodemográficas y de contexto docente básicas (edad, género, experiencia, tipo de establecimiento, asignatura) para predecir el IARD_global mediante modelos de Random Forest en regresión. (Tabla 5)

Tabla 4: Hallazgos Clave

Resultado Clave	Detalle Cuantitativo	Interpretación
Baja Capacidad Explicativa	El R^2 en el conjunto de prueba se estabilizó en un valor muy bajo ($\approx 0.03-0.04$).	Las variables sociodemográficas y básicas explican menos del 5% de la variabilidad del IARD global.
Error de Predicción	El Error Absoluto Medio (MAE) fue de	El error promedio de predicción es

	≈9.7 a 10 puntos, en una escala de 0–100.	significativo, lo que invalida el modelo como una herramienta predictiva operativa.
Importancia de Variables	El análisis exploratorio identificó a la edad, los años de experiencia, las horas pedagógicas y el tipo de establecimiento como las variables de mayor importancia relativa .	Si bien son las más asociadas, esta asociación es demasiado débil para fundamentar la predicción del IARD.

El índice IARD no puede ser reconstruido a partir del perfil demográfico del docente. El constructo está capturando prácticas, creencias y cultura institucional que no son reducibles a "quién es" el profesor, sino a "cómo trabaja y en qué contexto" lo hace.

IV. DISCUSIÓN

A. Implicaciones y Aportes del Estudio

Los resultados combinados de la psicometría y el machine learning generan aportes significativos en tres niveles:

1. Aporte Conceptual y Pedagógico

Modelo Bidimensional: Se propone y se valida que la apropiación sostenible de la retroalimentación es un fenómeno sistémico: no basta con la voluntad o capacitación individual del docente, sino que requiere del respaldo cultural y formal del establecimiento. Esto enriquece la literatura sobre feedback literacy y cultura evaluativa.

2. Aporte Empírico

Evidencia de No Reducción: Se ofrece evidencia contundente en el contexto chileno de que las diferencias en el IARD no se explican por las variables clásicas (edad, experiencia, tipo de establecimiento, etc.).

Implicación para Políticas: Esto sugiere que las intervenciones para mejorar la apropiación deben enfocarse menos en los atributos fijos o demográficos de los docentes y más en el desarrollo de prácticas concretas y el fortalecimiento de las culturas institucionales que acogen la retroalimentación como un proceso formativo.

3. Aporte Metodológico

Combinación de Técnicas: El estudio ilustra el valor de la integración metodológica: se utiliza el AFE para delimitar y validar el constructo (medición clásica), y el Random Forest para explorar sus límites predictivos con datos de contexto (ciencia de datos). Este cruce es valioso para la investigación educativa.

En definitiva, los resultados refuerzan que el IARD aporta información sustantiva sobre la dimensión pedagógica e institucional de la retroalimentación, lo que justifica su uso como una medida independiente para futuros estudios que aborden las prácticas de enseñanza o la implementación de tecnologías (como la IA generativa) en los centros educativos.

IV. CONCLUSIÓN

Los resultados del análisis con Random Forest permiten extraer las siguientes conclusiones interpretativas:

Baja Predictibilidad del IARD_global: El índice no es fácilmente predecible a partir de variables sociodemográficas y de contexto básico. El desempeño del modelo regularizado ($R^2 \approx 0.04$) indica que estas características solo explican una fracción muy reducida de la variabilidad del IARD.

Validez Interpretativa del IARD: El IARD_global parece capturar dimensiones sustantivas relacionadas con prácticas pedagógicas, creencias profesionales y cultura escolar que no son reducibles a la ficha demográfica del docente.

Aporte de Información Nueva: Los resultados son coherentes con la idea de que el IARD aporta información que va más allá de las variables sociodemográficas clásicas. Es un constructo pedagógico e institucional complejo.

Rol Exploratorio de la Importancia de Variables: La importancia relativa de variables (Edad, Tipo de Establecimiento, Carga Laboral, Asignatura) debe tomarse como una orientación para futuros análisis comparativos (ej. análisis de medias por grupo), pero no valida el uso del Random Forest como modelo predictivo operativo.

En síntesis, el análisis refuerza la validez interpretativa del IARD, confirmando que mide un fenómeno cuya variabilidad se explica principalmente por las prácticas de retroalimentación, el uso de tecnologías y el apoyo institucional, en lugar de por perfiles demográficos.

REFERENCIAS

- [1] Amaranti Pesce, M., & Contreras Pérez, G. (2025). Del feedback al feedforward: promoviendo la reflexión, participación y uso sostenible de la retroalimentación en futuros docentes en formación. *Páginas de Educación*, 18(1), e4454. <https://doi.org/10.22235/pe.v18i1.4454>
- [2] Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The Power of Feedback. *Review of Educational Research*, 77(1), 81-112. <https://doi.org/10.3102/003465430298487>.
- [3] Decreto 67. (2018). Reglamento de evaluación, calificación y promoción de alumnos. Ministerio de Educación, Chile.
- [4] Hernandez Medina, P., Ramirez Torres, G., & Pinilla Rodriguez, D. (2024). Teaching credentials and academic performance: A panel data study in a Latin American School of Economics. *Revista Meta: Avaliação*, 16(51), e4259.
- [5] Silva de Carvalho Ramos, J., & Carvalho, C. F. (2021). Percepções de estudantes do ensino superior sobre o feedback docente e desempenho acadêmico. *Revista Brasileira de Educação*, 26, e260081. <https://doi.org/10.1590/S1413-24782021260081>.
- [6] Ríos-Muñoz, D., & Herrera-Araya, D. (2023). Retroalimentación docente y autoevaluación de los estudiantes en educación superior: innovación evaluativa en la formación inicial de profesores de educación primaria. *Revista Brasileira de Educação*, 28, e280123. <https://doi.org/10.1590/S1413-24782023280123>.
- [7] Hwang, G. J., Xie, H., Wahab, M. N. A., & Bervell, B. (2020). A review of artificial intelligence in education (AIEd) trend: an evidence-based approach. *Interactive Learning Environments*, 1-17.
- [8] Baker, R. S., & Siemens, G. (2014). Educational Data Mining and Learning Analytics. In *Emerging Trends in the Social and Behavioral Sciences*. Wiley.
- [9] Lira, A., Cortez, M., Sánchez, B. y Zett, I. (2021). Retroalimentación para el aprendizaje profundo. Nota Técnica. Líderes Educativos PUCV.