

Revista de Ciencias Sociales

Analítica del aprendizaje mediada por informes de Moodle: Una ruta para la mejora del rendimiento académico

Vergel-Parejo, Elizabeth Esther*
Vázquez Álvarez, Arián**
Rodríguez Ravelo, Elsy***
Martínez Isaac, Roger****

Resumen

Este artículo de innovación describe una estrategia educativa basada en analítica del aprendizaje, mediada por informes generados por la plataforma Moodle, orientada a mejorar el rendimiento académico de estudiantes de Educación en la asignatura de Didáctica de las Ciencias Naturales, impartida en la Universidad Bolivariana del Ecuador. La investigación se enmarca en un enfoque metodológico mixto, con predominio descriptivo, que combina el análisis cuantitativo de datos (estadísticos descriptivos, gráficos comparativos y diagramas de Venn) con una interpretación pedagógica cualitativa centrada en comprensión del comportamiento estudiantil. La investigación se desarrolló con una muestra de 45 estudiantes universitarios en modalidad virtual. A través del análisis de informes de Moodle y el cruce de datos con calificaciones, se identificaron patrones de participación, niveles de interacción con los recursos formativos y casos de bajo desempeño sostenido. Los hallazgos revelan una escasa consulta de materiales clave y fuerte orientación hacia actividades evaluativas. En respuesta, se diseñó un plan de mejora estructurado en cinco ejes: seguimiento individual y colectivo, retroalimentación formativa, rediseño didáctico del entorno virtual y evaluación de impacto. Esta intervención propone una ruta de acción centrada en el estudiante y basada en datos, con potencial de ser replicada en otras asignaturas y contextos formativos.

Palabras clave: Analítica del aprendizaje; Moodle; rendimiento académico; educación virtual; intervención pedagógica.

* Posdoctorado en Educación. Producción y Gestión del Conocimiento en Educación: Complejidad, Innovación y Desarrollo Personal. Doctora en Educación. Docente Investigadora en la Universidad Bolivariana del Ecuador, Durán, Guayas, Ecuador. E-mail: eevergel@ube.edu.ec ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-0178-5099>

** Doctorando en Educación en la Universidad Católica de Santa Fe, Santa Fe, Argentina. Doctor en Ciencias Pedagógicas. Docente Investigador en la Universidad Bolivariana del Ecuador, Durán, Guayas, Ecuador. E-mail: avazqueza@ube.edu.ec ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-8605-491X>

*** Posdoctorado en Educación. Producción y Gestión del Conocimiento en Educación: Complejidad, Innovación y Desarrollo Personal. Doctora en Educación. Docente Investigadora en la Universidad Bolivariana del Ecuador, Durán, Guayas, Ecuador. E-mail: erodriguezr@ube.edu.ec ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4486-0785>

**** Doctor en Ciencias Pedagógicas. Docente Investigador en la Universidad Bolivariana del Ecuador, Durán, Guayas, Ecuador. E-mail: rmartinez@ube.edu.ec ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5283-5726>

Learning analytics mediated by Moodle reports: A path to improving academic performance

Abstract

This innovation article describes an educational strategy based on learning analytics, mediated by reports generated by the Moodle platform, aimed at improving the academic performance of Education students in the Natural Sciences Didactics course at the Bolivarian University of Ecuador. The research employs a mixed-methods approach, predominantly descriptive, combining quantitative data analysis (descriptive statistics, comparative graphs, and Venn diagrams) with a qualitative pedagogical interpretation focused on understanding student behavior. The research was conducted with a sample of 45 university students enrolled in the online program. Through the analysis of Moodle reports and cross-referencing data with grades, participation patterns, levels of interaction with learning resources, and instances of consistently low performance were identified. The findings reveal limited use of key materials and a strong focus on assessment activities. In response, an improvement plan was designed, structured around five key areas: individual and group monitoring, formative feedback, didactic redesign of the virtual environment, and impact evaluation. This intervention proposes a student-centered and data-driven course of action, with the potential to be replicated in other subjects and educational contexts.

Keywords: Learning analytics; Moodle; academic performance; virtual education; pedagogical intervention.

Introducción

En la actualidad, las plataformas virtuales de gestión del aprendizaje se han convertido en herramientas fundamentales para la educación superior. Entre ellas, *Moodle* destaca por su amplia adopción, gracias a su versatilidad para organizar contenidos, gestionar actividades académicas y generar informes detallados sobre el comportamiento y desempeño de los estudiantes (Quinn y Gray, 2020; Sánchez-Chero et al., 2024). Estas funcionalidades no solo facilitan la docencia, sino que también posicionan a *Moodle* como una plataforma estratégica para la aplicación de técnicas de análisis predictivo, al permitir el registro sistemático de interacciones y patrones de participación, niveles de comprensión y desempeño, facilitando así intervenciones pedagógicas más acertadas (Kabathova y Drlik, 2021; Nevárez et al., 2021; Corrêa et al., 2023).

De esta manera, la información generada

por los informes de *Moodle* constituye un recurso valioso para los procesos de analítica del aprendizaje, al ofrecer una visión detallada y continua del recorrido académico de cada estudiante. En este sentido, investigaciones recientes han demostrado que, mediante el análisis de los registros de actividad en *Moodle* y el uso de modelos de aprendizaje automático, es posible anticipar tanto el rendimiento académico como la deserción estudiantil (López, 2023; Rebelo et al., 2025). Esta capacidad predictiva abre la puerta a intervenciones tempranas y personalizadas que fortalecen la experiencia educativa y contribuyen a mejorar los resultados de aprendizaje.

En consecuencia, la analítica del aprendizaje se presenta como una disciplina clave, orientada a recopilar, analizar e interpretar datos con fines formativos. Su potencial trasciende la mejora del proceso de enseñanza y aprendizaje y se extiende a la toma de decisiones en la gestión institucional

(Lobos et al., 2022; Lim et al., 2023; López et al., 2024). Sin embargo, para que su implementación sea realmente transformadora, no basta con enfocarse únicamente en métricas cuantitativas. Es esencial incorporar también el análisis cualitativo que permita comprender la complejidad de los procesos educativos y el contexto en el que aprenden los estudiantes (Viberg et al., 2023). Solo así es posible construir una visión integral y humanizada del aprendizaje que atienda de manera pertinente la diversidad y las trayectorias individuales en el entorno universitario.

1. Fundamentación teórica

1.1. Contexto

La investigación se desarrolló en la Universidad Bolivariana del Ecuador (UBE), institución que se caracteriza por un enfoque humanista y constructivista, se reconoce la importancia de fortalecer los procesos de acompañamiento docente mediante un uso más inteligente y estratégico de plataformas como *Moodle*. Si bien se han logrado avances institucionales en la incorporación de tecnologías educativas, aún persiste una brecha significativa en el aprovechamiento sistemático de los informes que genera esta herramienta. En este marco, el presente estudio se plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo contribuir a la mejora del rendimiento académico de los estudiantes en la asignatura de Didáctica de las Ciencias Naturales?

En consecuencia, el objetivo central de esta investigación es implementar la analítica del aprendizaje, mediada por estadísticos descriptivos y los informes proporcionados por la plataforma *Moodle*, como una estrategia orientada a fortalecer el rendimiento académico en la asignatura de Ciencias Naturales.

1.2. Analítica del aprendizaje

La Analítica del Aprendizaje (AA),

se ha consolidado en la última década como un campo interdisciplinario que combina la educación, la estadística y la ciencia de datos para comprender y optimizar los procesos de enseñanza-aprendizaje. Su propósito esencial consiste en recolectar, medir, analizar y reportar datos sobre los estudiantes y sus contextos de aprendizaje, con el fin de mejorar tanto la experiencia educativa como los resultados académicos.

La capacidad de predecir el rendimiento estudiantil e identificar tempranamente a los estudiantes en riesgo resulta crucial, puesto que permite implementar intervenciones pedagógicas oportunas que prevengan el fracaso académico (Kovačić, 2010). Este enfoque evidencia que la analítica del aprendizaje no se limita a describir comportamientos, sino que ofrece la oportunidad de actuar preventivamente para mejorar el desempeño. Asimismo, la analítica del aprendizaje puede fortalecer la participación y el rendimiento de los estudiantes mediante la predicción del desempeño, la identificación temprana de situaciones de riesgo, la provisión de retroalimentación personalizada, la implementación de intervenciones específicas, la personalización del aprendizaje, y la mejora del currículo y de la oferta de cursos (Mazzullo et al., 2023).

Sin embargo, a pesar del crecimiento de estudios enfocados en la predicción del rendimiento, Rienties et al. (2017); Larrabee et al. (2019); y, Wong y Li (2020), advierten que aún son escasas las investigaciones que trascienden la fase descriptiva y aplican intervenciones basadas en los resultados analíticos. En respuesta a esta brecha, surgen las Intervenciones de Analítica del Aprendizaje (IAA), las cuales buscan transformar la información derivada de los datos en acciones concretas que favorezcan la mejora continua del proceso educativo.

Desde una perspectiva institucional, la gestión de datos en la Educación Superior se orienta a respaldar de manera integral los procesos de enseñanza y aprendizaje. Stojanov y Daniel (2024), destacan que el levantamiento, la gestión y el uso estratégico de los datos

permiten a las universidades identificar necesidades formativas, ajustar las prácticas docentes a partir de evidencias y promover la toma de decisiones fundamentadas. En esta misma línea, Albreiki et al. (2021); Valero et al. (2022); y, Villarreal-Torres et al. (2024), sostienen que el análisis sistemático de la información posibilita predecir el rendimiento académico, anticipar el abandono estudiantil y diseñar estrategias personalizadas de acompañamiento.

Por su parte, Salazar (2016); y, Urbina-Nájera (2021), señalan que el aprovechamiento de grandes volúmenes de datos —producto de la interacción de los estudiantes en entornos digitales— constituye un componente esencial del *big data* educativa, el cual facilita el seguimiento individual y colectivo del progreso estudiantil. En concordancia, Banihashem et al. (2022) demostraron, mediante una revisión sistemática, que la utilización de analíticas de aprendizaje permite pronosticar con mayor precisión el rendimiento y la retención de los estudiantes, a partir de variables como las calificaciones, el historial académico y el esfuerzo sostenido en el curso. Dichos hallazgos evidencian un aumento significativo en los niveles de permanencia estudiantil cuando se aplican estrategias derivadas de la analítica.

Complementariamente, Yang et al. (2020) desarrollaron un modelo predictivo orientado a identificar, dentro de clases masivas, a los estudiantes con mayor probabilidad de completar exitosamente el curso. Sus resultados refuerzan la idea de que la analítica del aprendizaje, al integrar los datos generados en plataformas como *Moodle*, puede ofrecer información valiosa para personalizar la enseñanza, optimizar la retroalimentación y fortalecer la gestión académica.

En conjunto, estos aportes teóricos permiten afirmar que la analítica del aprendizaje, mediada por los informes de plataformas virtuales, representa una ruta estratégica para la mejora del rendimiento académico. Su aplicación favorece la transición desde una enseñanza reactiva hacia un modelo proactivo, personalizado y

basado en evidencias, donde los datos dejan de ser simples registros para convertirse en conocimiento útil para la acción educativa.

2. Metodología

Este estudio adopta un enfoque metodológico mixto con predominancia descriptiva, apoyado en el análisis de datos cuantitativos extraídos de la plataforma *Moodle* y su interpretación pedagógica cualitativa. La investigación se desarrolló en el contexto de la asignatura Didáctica de las Ciencias Naturales, impartida en modalidad virtual a estudiantes de la carrera de Educación Básica en la Universidad Bolivariana del Ecuador (UBE), durante el segundo semestre del período académico 2024–2025.

La muestra estuvo conformada por 45 estudiantes matriculados en la asignatura. Todos los participantes formaban parte de un Entorno Virtual de Aprendizaje (EVA) estructurado en *Moodle*. A lo largo de la unidad 2 del curso, los estudiantes accedieron a diversos recursos educativos (resumen de la unidad, charlas magistrales, artículos científicos, tareas prácticas y cuestionarios), cuyas interacciones quedaron registradas automáticamente por la plataforma. El estudio respetó los principios éticos de anonimato y confidencialidad, y se centró exclusivamente en los patrones de comportamiento académico sin afectar la evaluación formal del curso.

El procedimiento incluyó dos fases principales. En la fase I, se recopilaron las calificaciones obtenidas por los estudiantes en dos cuestionarios individuales (A y B) y una tarea práctica grupal, con el fin de aplicar análisis estadísticos básicos: medidas de tendencia central (media), de dispersión (desviación estándar) y representación visual (diagramas de dispersión y diagrama de *Venn*). Estas herramientas permitieron identificar estudiantes en riesgo académico, detectar patrones de rendimiento recurrente y establecer relaciones entre los diferentes instrumentos evaluativos.

En la Fase II, se trabajó con los informes

generados automáticamente por Moodle, especialmente los de actividad del curso, registros de acceso, visualización de recursos y cumplimiento de tareas. A partir de estos datos, se elaboraron tablas comparativas y se calcularon promedios de visualización por tipo de recurso. Este análisis permitió contrastar la interacción de los estudiantes con los distintos materiales formativos disponibles en el EVA.

Los principales instrumentos utilizados fueron: Informes automatizados de Moodle (registro de actividad del curso, informe de participación, estadísticas de recursos); Calificaciones extraídas de cuestionarios y tareas integradas en la plataforma; Herramientas de visualización como gráficos de dispersión y diagramas de Venn, para representar las relaciones entre resultados; y, Observaciones cualitativas complementarias del equipo docente, que ayudaron a interpretar la información desde una perspectiva pedagógica.

Además, se tomaron en cuenta variables como número de accesos por recurso, frecuencia de interacción, cumplimiento de actividades, y visualización de contenidos, cruzadas con el rendimiento académico.

Para el tratamiento de los datos cuantitativos, se emplearon estadísticos descriptivos (media, desviación estándar, mínimo, máximo) para cada instrumento evaluativo. Los datos fueron representados visualmente mediante gráficos generados en hojas de cálculo, los cuales facilitaron

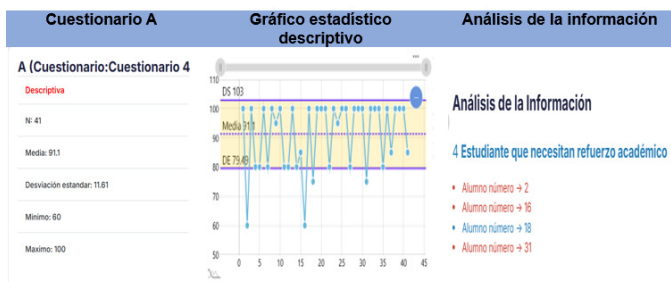
la identificación de estudiantes fuera del rango esperado de desempeño. Asimismo, se aplicó un diagrama de Venn para analizar la intersección entre estudiantes con bajo rendimiento en más de una actividad, lo que permitió detectar casos críticos y establecer patrones de bajo desempeño sostenido.

En la dimensión cualitativa, se interpretaron los datos desde un enfoque pedagógico-formativo, considerando tanto los comportamientos observables como las posibles causas subyacentes. Esta interpretación se utilizó para el diseño de un plan de mejora compuesto por estrategias de intervención individual y colectiva, retroalimentación formativa y rediseño didáctico del entorno virtual.

3. Resultados y discusión

3.1. Análisis descriptivo y estructuración de datos en la Fase 1

El análisis evalúa el desempeño estudiantil en la unidad 2 de la asignatura Didáctica de las Ciencias Naturales, considerando los resultados de dos cuestionarios individuales y una tarea práctica grupal (ver Figura I y II). A partir de estadísticas descriptivas y un enfoque pedagógico-formativo, se identifican estudiantes en riesgo académico y se proponen acciones de mejoras.

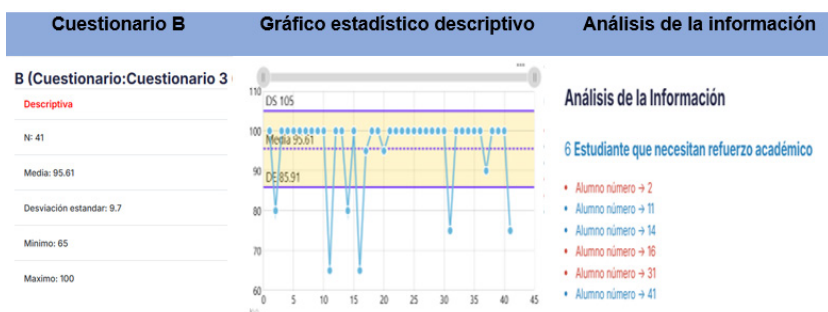


Fuente: Elaboración propia, 2026.

Figura I: Análisis de la evaluación de tarea y cuestionario “A” a través de los estadísticos de tendencia central, de dispersión

En el Cuestionario B (ver Figura II), se observa un aumento en el número de estudiantes con bajo rendimiento: 6 estudiantes (2, 11, 14, 16, 31 y 41) se sitúan por debajo de la banda media - 1DE, siendo los más críticos los estudiantes 11 y 16. La persistencia del bajo rendimiento del estudiante 16 en ambos cuestionarios indica una situación sostenida de dificultad. Esta

recurrencia sugiere que el estudiante podría no estar apropiándose de los contenidos a través de los métodos instruccionales actuales. Se recomienda aplicar estrategias de evaluación formativa y adaptativa, promoviendo procesos metacognitivos (autoexploración de errores, portafolios reflexivos) y estrategias colaborativas de revisión entre pares.

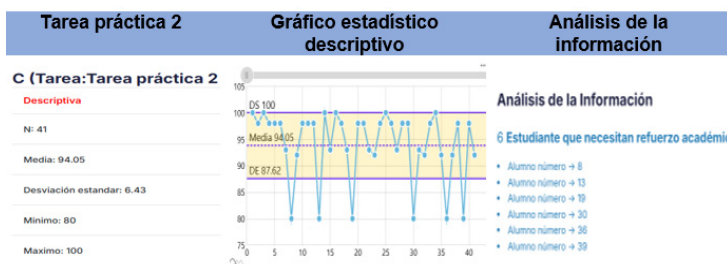


Fuente: Elaboración propia, 2026.

Figura II: Análisis de la evaluación del cuestionario “B” a través de los estadísticos de tendencia central, de dispersión

La Figura III, muestra que seis estudiantes (8, 13, 19, 30, 36 y 39) obtuvieron calificaciones por debajo del medio menos una desviación estándar en la tarea práctica 2. Aunque sus notas no implican necesariamente una reprobación, los resultados podrían estar relacionados con dificultades en la dinámica

grupal, como la distribución de roles o la comprensión de la consigna. Desde un enfoque constructivista, se recomienda evaluar tanto el producto como el proceso, utilizando estrategias como rúbricas colaborativas, roles rotativos y autoevaluaciones para fortalecer el trabajo en equipo.

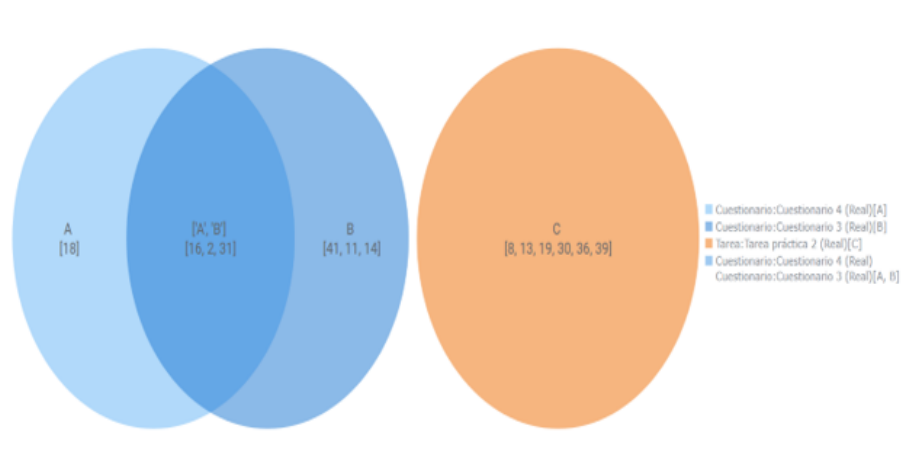


Fuente: Elaboración propia, 2026. a partir de informe de Moodle.

Figura III: Análisis de la evaluación de Tarea 2 y cuestionarios a través de los estadísticos de tendencia central, de dispersión

El diagrama de *Venn* (ver Figura IV) permitió identificar a los estudiantes que presentan bajo desempeño en más de una evaluación. Los estudiantes 2, 16 y 31 evidencian un rendimiento crítico recurrente, tanto en el cuestionario A como en el

cuestionario B. En contraste, los estudiantes con dificultades en la tarea práctica no coinciden con aquellos que obtuvieron bajos resultados en los cuestionarios, lo que sugiere distintas fuentes de dificultad según el tipo de evaluación.



Nota: En la Figura se muestran el análisis de datos que refleja la media y la desviación típica de cada tarea y el diagrama de *Venn* que muestra las intercepciones.

Fuente: Elaboración propia, 2026 a partir de informe de Moodle.

Figura IV: Análisis de la evaluación de tarea y cuestionarios a través del diagrama de *Venn*

3.2. Fase II: Análisis Pedagógico de Informes de Moodle

Se presentan los resultados del uso de informes de Moodle para aplicar la analítica del aprendizaje en 45 estudiantes del curso de Didáctica de las Ciencias Naturales en la UBE. El análisis reveló que alrededor del 35% de los estudiantes no participaban activamente en el EVA, lo que permitió una intervención docente oportuna. Un 65% mostró cumplimiento en la revisión de materiales y realización

de actividades, aunque algunos casos de inactividad se atribuyeron a conflictos con horarios laborales. El informe de actividad del curso evidenció una media baja de interacción (1.3 visualizaciones por estudiante), con alta variabilidad en el acceso a los distintos recursos de la Unidad 2, lo que sugiere un uso desigual de los materiales del curso. Por ello, en la Tabla 1 se presenta un desglose detallado de las visualizaciones según el tipo de recurso y/o actividad.

Tabla 1
Visualizaciones según el tipo de recurso y/o actividad

Recurso y/o Actividad	Nro de visualizaciones	Nro de estudiantes	Media (visualizaciones por estudiante)
Resumen de la Unidad	56	33	1.7
Charlas magistrales	31	25	1.2
Otros recursos	16	9	1.7
Cuestionarios	485	44	11.0
Tarea práctica	495	42	11.7

Fuente: Elaboración propia, 2026 a partir de datos del EVA en 2025.

El análisis de visualizaciones muestra una baja participación en recursos clave para el estudio autónomo, como el resumen de la unidad (1.7) y las charlas magistrales (1.2), con un 24% y 44% de estudiantes que no accedieron a ellos, respectivamente. Los materiales de estudio y artículos científicos fueron aún menos consultados, con solo 9 estudiantes accediendo a ellos, lo que refleja una limitada disposición a la lectura académica. En contraste, los cuestionarios y la tarea práctica registraron las visualizaciones más altas (11.0 y 11.7), evidenciando que los estudiantes priorizan actividades que impactan en su calificación, por encima del aprendizaje formativo.

La triangulación de resultados revela que estudiantes con bajo rendimiento académico, como los casos 2, 16 y 31, mostraron escasa interacción con los recursos formativos del entorno virtual. El estudiante 2, accedió solo al resumen y a las evaluaciones, evidenciando un enfoque reactivo. El estudiante 16, consultó algunos materiales, pero de forma limitada, lo que sugiere desmotivación o mala gestión del tiempo. El estudiante 31, presentó el patrón más crítico, con baja participación y ausencia en una evaluación. Estos comportamientos indican una desvinculación preocupante del proceso formativo, lo que requiere estrategias de intervención como tutorías, guías de navegación, alertas tempranas y el fomento del aprendizaje autónomo y crítico.

3.3. Implicaciones de los resultados

Los hallazgos del presente estudio ofrecen implicaciones teóricas y prácticas significativas para fortalecer los procesos formativos en entornos virtuales universitarios. En el plano teórico, se reafirma el valor de la analítica del aprendizaje como enfoque que permite interpretar el comportamiento estudiantil a partir de datos generados por plataformas como *Moodle*, facilitando la identificación temprana de estudiantes en riesgo, la segmentación por niveles de desempeño y la planificación de acciones pedagógicas personalizadas (Llanos y Bucheli, 2021; Batuchina et al., 2022; Atiaja, 2023). Asimismo, se evidencia que las intervenciones basadas en analítica del aprendizaje pueden influir positivamente en los resultados académicos, ofreciendo una base sólida y fundamentada para orientar futuras investigaciones orientadas a la mejora de la calidad educativa (Kokoç et al., 2025).

En el plano práctico, las actividades que realizan los estudiantes dentro de estas plataformas generan volúmenes masivos de información, cuyo procesamiento y análisis permiten al docente tomar decisiones más fundamentadas y optimizar los procesos de enseñanza (Pozo-Sánchez et al., 2020).

Además, se destaca la importancia de integrar en el análisis factores sociales y emocionales que pueden incidir

negativamente en el rendimiento académico, como la motivación, el estrés y la capacidad de autogestión del tiempo. Estudios recientes (Rabanal et al., 2020; Namoun y Alshantqi, 2021; Aljaloud et al., 2022; Yang y Bai, 2022; Mendivil et al., 2023) subrayan la necesidad de ampliar los indicadores del aprendizaje más allá del rendimiento cuantitativo, incorporando variables como el estado de ánimo académico, la asistencia regular, la participación colaborativa y el desarrollo socioemocional. En este sentido, una mirada centrada únicamente en métricas numéricas resulta insuficiente si no se consideran también las dimensiones afectivas y motivacionales que influyen en el proceso formativo.

Desde el punto de vista práctico, los informes de *Moodle* han permitido detectar que los estudiantes muestran baja interacción con recursos formativos (como charlas magistrales y artículos científicos), y priorizan actividades evaluativas. Esta tendencia coloca de relieve la urgencia de adoptar prácticas docentes que fomenten el aprendizaje autónomo, reflexivo y significativo, revalorizando el proceso y no solo el producto final.

3.4. Plan de mejora pedagógica estructurado en cinco líneas estratégicas

Frente a esta realidad, se diseñó un plan de mejora pedagógica estructurado en cinco líneas estratégicas:

a. Seguimiento individual: Análisis de datos por estudiante en riesgo, elaboración de planes de mejora personalizados, y asignación de tutor académico durante cuatro semanas.

b. Seguimiento colectivo: Tutorías grupales quincenales orientadas a dificultades comunes, análisis colaborativo de casos, y creación de grupos de estudio organizados por afinidad horaria con facilitadores.

c. Retroalimentación pedagógica: Integración de retroalimentación automática en *Moodle*, foros semanales de consulta, y video *feedback* individualizado en al menos

una actividad clave y fortalecer el desarrollo emocional.

d. Rediseño didáctico: Desarrollo de contenidos multimedia interactivos (como video lecciones y resúmenes visuales), reformulación de cuestionarios con retroalimentación explicativa, y reorganización del entorno *Moodle* para priorizar la revisión de contenidos antes de las evaluaciones.

e. Evaluación del plan: Seguimiento mediante indicadores, como el incremento de visualizaciones, mejora del promedio general, reducción de estudiantes en situación crítica y mayor participación en foros y tutorías.

En conjunto, estas acciones buscan promover una enseñanza más integral, centrada en el estudiante, basada en datos y con sensibilidad hacia los factores humanos que inciden en el aprendizaje. El enfoque propuesto no solo atiende los síntomas del bajo rendimiento, sino que aborda sus causas estructurales. Además, el plan es escalable y puede replicarse en otras asignaturas, favoreciendo la construcción de prácticas pedagógicas más eficaces en contextos digitales. Su éxito dependerá de una cultura institucional que valore la toma de decisiones pedagógicas informadas y un acompañamiento continuo al estudiante

Conclusiones

El presente estudio demuestra que la analítica del aprendizaje, mediada por los informes generados por la plataforma *Moodle*, constituye una herramienta poderosa para diagnosticar y fortalecer el rendimiento académico en entornos virtuales de educación superior. A partir del análisis de los datos de participación y desempeño en la asignatura Didáctica de las Ciencias Naturales, se logró identificar a estudiantes en riesgo mediante estadísticas descriptivas, gráficos comparativos y diagramas de *Venn*, lo que permitió diseñar estrategias de intervención personalizadas.

Uno de los hallazgos clave fue la baja interacción de los estudiantes con

recursos formativos esenciales, como charlas magistrales, artículos científicos y materiales de estudio. En contraste, las actividades evaluativas (cuestionarios y tareas) fueron las más consultadas, lo que evidencia una orientación hacia el cumplimiento evaluativo más que hacia un aprendizaje autónomo y profundo. Esta tendencia refleja una desconexión con el propósito formativo de los recursos académicos y plantea la necesidad de rediseñar las prácticas pedagógicas para fomentar la participación y el pensamiento crítico.

Otro aspecto reflexivo importante es la propuesta de inclusión de variables socioemocionales en el análisis. La baja motivación, el estrés académico y las dificultades de autogestión del tiempo, emergen como factores influyentes en el bajo desempeño. Por tanto, se concluye que la analítica del aprendizaje debe incorporar dimensiones afectivas y contextuales para ofrecer una visión más integral del proceso educativo.

Como resultado, se diseñó un plan de mejora estructurado en cinco ejes estratégicos: Seguimiento individual, acompañamiento colectivo, retroalimentación formativa, rediseño didáctico y evaluación del plan. Este conjunto de acciones propone una ruta de intervención escalable, centrada en el estudiante, que articula datos cuantitativos con una mirada pedagógica humanista.

Finalmente, se concluye que la aplicación de la analítica del aprendizaje permite una comprensión más profunda del comportamiento estudiantil en entornos virtuales. Su integración con estrategias de acompañamiento docente contribuye a una educación más personalizada, eficiente y centrada en el bienestar del estudiante. Esta experiencia es transferible a otras asignaturas o contextos formativos, siempre que se acompañe de una cultura institucional que valore el uso pedagógico de los datos para la toma de decisiones educativas informadas.

Referencias bibliográficas

- Albreiki, B., Zaki, N. y Alashwal, H. (2021). A systematic literature review of student performance prediction using machine learning techniques. *Education Sciences*, 11(9), 552. <https://doi.org/10.3390/educsci11090552>
- Aljaloud, A. S., Uliyan, D. M., Alkhalil, A., Elrhman, M. A., Alogali, A. F. M., Altameemi, Y. M., Altamimi, M., y Kwan, P. (2022). A deep learning model to predict student learning outcomes in LMS using CNN and LSTM. *IEEE Access*, 10, 85255-85265. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3196784>
- Atiaja, L. E. (2023). *Uso de la analítica del aprendizaje de los estudiantes para minimizar la pérdida escolar en las diferentes modalidades de estudio* [Tesis de maestría, Universidad Politécnica Salesiana]. <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/25199>
- Banihashem, S. K., Noroozi, O., Van Ginkel, S., Macfadyen, L. P. y Biemans, H. J. A. (2022). A systematic review of the role of learning analytics in enhancing feedback practices in higher education. *Educational Research Review*, 37, e100489. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2022.100489>
- Batuchina, A., Melnikova, J., Šakyatė-Statnickė, G., y Šmitienė, G. (2022). The benefits of learning analytics for education: An analysis of the experiences of Lithuanian general education school teachers. *Acta Paedagogica Vilnensia*, 48, 129-142. <https://www.journals.vu.lt/acta-paedagogica-vilnensia/en/article/view/25031>
- Corrêa, J. G., De Souza, A., y Barddal, J. P. (2023). An explainable machine

- learning approach for student dropout prediction. *Expert Systems with Applications*, 233, 120933. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120933>
- Kabathova, J., y Drlik, M. (2021). Towards predicting student's dropout in university courses using different machine learning techniques. *Applied Sciences*, 11(7), 3130. <https://doi.org/10.3390/app11073130>
- Kokoç, M., Bütüner, S. Ö., y Güler, M. (2025). A meta-analysis on the effect of learning analytics interventions on students' academic performance. *Journal of Research on Technology in Education*, 1-24. <https://doi.org/10.1080/15391523.2025.2536571>
- Kovačić, Z. J. (2010). Early prediction of student success: Mining students' enrolment data. *Proceedings of the Informing Science + Information Technology Education Joint Conference* (pp. 647-665), Cassino, Italy.
- Larrabee, A., Hughes, E., y Smith, J. (2019). The efficacy of learning analytics interventions in higher education: A systematic review. *British Journal of Educational Technology*, 50(5), 2594-2618. <https://doi.org/10.1111/bjet.12720>
- Lim, L.-A., Buckingham, S., Felten, P., y Uno, J. (2023). Belonging analytics: A proposal. *Learning Letters*, 1, 4. <https://doi.org/10.59453/EAXA8005>
- Llanos, J. M., y Bucheli, V. A. (2021). Analítica de aprendizaje como estrategia de apoyo al aula invertida en cursos de programación: Una revisión sistemática de literatura. *Investigación e Innovación en Ingenierías*, 9(1), 114-135. <https://doi.org/10.17081/invinno.9.1.4464>
- Lobos, K., Mella-Norambuena, J., Bruna, C., y Fernández, C. (2022). Analíticas de aprendizaje para la toma de decisiones pedagógicas en educación superior. *Formación Universitaria*, 15(4), 33-48. <https://doi.org/10.4067/S0718-50062022000400033>
- López, L. I. (2023). El análisis del aprendizaje aplicado como estrategia para mejorar la educación en los entornos virtuales. *Revista Educación*, 47(2), 1-25. <https://doi.org/10.15517/revedu.v47i2.53945>
- López, R., Sánchez, S., Quintana, M. R., y Gómez, V. G. (2024). Valoraciones teóricas sobre el concepto de analítica del aprendizaje. *Mendive. Revista de Educación*, 22(1), e3699. <https://mendive.upr.edu.cu/index.php/MendiveUPR/article/view/3699>
- Mazzullo, E., Bulut, O., Wongvorachan, T., y Tan, B. (2023). Learning analytics in the era of large language models. *Analytics*, 2(4), 877-898. <https://doi.org/10.3390/analytics2040046>
- Mendivil, P. M., Hernández, C. P., González, E. J., y Herazo, M. I. (2023). Desarrollo de habilidades sociales en estudiantes de práctica profesional de la Corporación Universitaria del Caribe, Colombia. *Revista de Ciencias Sociales (Ve)*, XXIX(E-8), 136-148. <https://doi.org/10.31876/rcs.v29i.40943>
- Namoun, A., y Alshantiti, A. (2021). Predicting student performance using data mining and learning analytics techniques: A systematic literature review. *Applied Sciences*, 11(1), 237. <https://doi.org/10.3390/app11010237>
- Nevárez, L., Caldera, M. I., y Ronquillo, G. (2021). Obtención de un modelo de learning analytics con información de un LMS. *RECIE. Revista Electrónica Científica de Investigación Educativa*, 5(2), 313-333. <https://doi.org/10.33010/recie.v5i2.1314>
- Pozo-Sánchez, S., López-Belmonte, J.,

- Rodríguez-García, A.-M., y López-Núñez, J.-A. (2020). Teachers' digital competence in using and analytically managing information in flipped learning. *Culture and Education*, 32(2), 213-241. <https://doi.org/10.1080/011356405.2020.1741876>
- Quinn, R. J., y Gray, G. (2020). Prediction of student academic performance using Moodle data from a Further Education setting. *Irish Journal of Technology Enhanced Learning*, 5(1). <https://doi.org/10.22554/ijtel.v5i1.57>
- Rabanal, R., Huamán, C. R., Murga, N. L., y Chauca, P. (2020). Desarrollo de competencias personales y sociales para la inserción laboral de egresados universitarios. *Revista de Ciencias Sociales (Ve)*, XXVI(2), 250-258. <https://doi.org/10.31876/rcs.v26i2.32438>
- Rebelo, M., Reis, T., Thompsen, T., Targino, R., Ramos, V., Marques, E., Munoz, R., y Cechinel, C. (2025). Student dropout prediction through machine learning optimization: Insights from Moodle log data. *Scientific Reports*, 15, 9840. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-93918-1>
- Rienties, B., Cross, S., y Zdrahal, Z. (2017). Implementing a learning analytics intervention and evaluation framework: What works? In B. K. Daniel (Ed.), *Big data and learning analytics in higher education: Current theory and practice* (pp. 147-166). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-06520-5_10
- Salazar, J. (2016). Big data en la educación. *Revista Digital Universitaria*, 17(1). <https://www.revista.unam.mx/ojs/index.php/rdu/article/view/738>
- Sánchez-Chero, M., Flores-Mendoza, L. C., Bruno-Coveñas, P., y Zapata-Periche, I. C. (2024). Impacto del modelo de aprendizaje constructivista en la interpretación del conocimiento en curso virtual de automatización industrial. *Revista de Ciencias Sociales (Ve)*, XXX(E-9), 93-104. <https://doi.org/10.31876/rcs.v30i.42250>
- Stojanov, A., y Daniel, B. K. (2024). A decade of research into the application of big data and analytics in higher education: A systematic review of the literature. *Education and Information Technologies*, 29, 5807-5831. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12033-8>
- Urbina-Nájera, A. B. (2021). Variables que influyen en el rendimiento de los estudiantes de posgrado: Una perspectiva desde la analítica del aprendizaje. *Telos: Revista de Estudios Interdisciplinarios en Ciencias Sociales*, 23(1), 36-50. <https://doi.org/10.36390/telos231.04>
- Valero, J. E., Navarro, Á. F., Larios, A. C., y Julca, J. D. (2022). Deserción universitaria: Evaluación de diferentes algoritmos de Machine Learning para su predicción. *Revista de Ciencias Sociales (Ve)*, XXVIII(3), 362-375. <https://doi.org/10.31876/rcs.v28i3.38480>
- Viberg, O., Grönlund, Å., y Andersson, A. (2023). Integrating digital technology in mathematics education: A Swedish case study. *Interactive Learning Environments*, 31(1), 232-243. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1770801>
- Villarreal-Torres, H., Ángeles-Morales, J., Marín-Rodríguez, W., y Cano-Mejía, J. (2024). Modelo de clasificación para la deserción estudiantil en las universidades públicas del Perú. *Revista de Ciencias Sociales (Ve)*, XXX(1), 452-469. <https://doi.org/10.31876/rcs.v30i1.41667>
- Wong, B. T.-M., y Li, K. C. (2020). A review of learning analytics intervention

- in higher education (2011–2018). *Journal of Computers in Education*, 7(1), 7-28. <https://doi.org/10.1007/s40692-019-00143-7>
- Yang, L., y Bai, Z. (2022). Study on score prediction model with high efficiency based on deep learning. *Electronics*, 11(23), 3995. <https://doi.org/10.3390/electronics11233995>
- Yang, Y., Hooshyar, D., Pedaste, M., Wang, M., Huang, Y.-M. y Lim, H. (2020). Predicting course achievement of university students based on their procrastination behaviour on Moodle. *Soft Computing*, 24(11), 18777-18793. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05110-4>