

Artículo de Investigación

# Estudio comparativo del rendimiento académico en la asignatura estadística: Un análisis desde una innovadora perspectiva de analítica del aprendizaje

## Comparative study of academic performance in the subject of statistics: An analysis from an innovative learning analytics perspective

Raúl López Fernández<sup>1</sup>: Universidad Bolivariana del Ecuador, Ecuador.

[rlopezf@ube.edu.ec](mailto:rlopezf@ube.edu.ec)

Elizabeth Esther Vergel Parejo: Universidad Bolivariana del Ecuador, Ecuador.

[eevergelp@ube.edu.ec](mailto:eevergelp@ube.edu.ec)

Fecha de Recepción: 04/08/2025

Fecha de Aceptación: 05/09/2025

Fecha de Publicación: 10/09/2025

### Cómo citar el artículo

López Fernández, R. y Vergel Parejo, E. (2025). Estudio comparativo del rendimiento académico en la asignatura estadística: Un análisis desde la perspectiva de la analítica del aprendizaje [Comparative study of academic performance in the subject of statistics: An analysis from the perspective of learning analytics]. *European Public & Social Innovation Review*, 10, 01-14. <https://doi.org/10.31637/epsir-2025-2406>

### Resumen

**Introducción:** La analítica del aprendizaje (AA) se ha convertido en una herramienta clave para mejorar la calidad educativa en entornos virtuales, al permitir el análisis de datos sobre el comportamiento estudiantil y facilitar la toma de decisiones pedagógicas oportunas.

**Objetivo:** Se pretende demostrar que la integración de la analítica del aprendizaje en el estudio del rendimiento académico no solo enriquece la práctica educativa, sino que también impulsa una mejora continua en la calidad del proceso formativo. **Metodología:** Este estudio se desarrolló en la Universidad Bolivariana del Ecuador (UBE), en la asignatura de

<sup>1</sup> Autor Correspondiente: Raúl López Fernández. Universidad Bolivariana del Ecuador (Ecuador).

Estadística de la carrera de Psicología, Se aplicó una metodología cuantitativa con enfoque positivista, desarrollada en dos fases: un análisis comparativo del rendimiento entre dos grupos de estudiantes, y una revisión de los informes generados por la plataforma Moodle. En la primera fase, se utilizaron estadísticas descriptivas y la prueba no paramétrica de Mann-Whitney para identificar diferencias en el desempeño, sin hallar variaciones significativas en el promedio de calificaciones. En la segunda fase, se analizaron los informes de Moodle para identificar patrones de participación, uso de recursos y niveles de interacción. **Resultados:** Se evidenció una participación desigual entre los estudiantes, destacando la utilidad de la Analítica del Aprendizaje para detectar tempranamente riesgos de bajo rendimiento y orientar intervenciones docentes. **Conclusión:** se resalta el potencial de la AA para enriquecer la práctica pedagógica, personalizar el aprendizaje y promover una educación inclusiva, adaptativa y centrada en las necesidades del estudiante.

**Palabras clave:** Analítica del Aprendizaje; Calidad educativa; Entornos virtuales; Metodología cuantitativa; Moodle; Intervenciones docentes; Rendimiento académico.

### Abstract

**Introduction:** Learning analytics (LA) has become a key tool for improving educational quality in virtual environments, by enabling the analysis of data on student behavior and facilitating timely pedagogical decision-making. **Objective:** The aim is to demonstrate that the integration of learning analytics in the study of academic performance not only enriches educational practice, but also drives continuous improvement in the quality of the training process. **Methodology:** This study was developed at the Universidad Bolivariana del Ecuador (UBE), in the Statistics subject of the Psychology degree. A quantitative methodology with a positivist approach was applied, developed in two phases: a comparative analysis of performance between two groups of students, and a review of the reports generated by the Moodle platform. In the first phase, descriptive statistics and the nonparametric Mann-Whitney test were used to identify differences in performance, without finding significant variations in the grade point average. In the second phase, Moodle reports were analyzed to identify patterns of participation, use of resources and levels of interaction. **Results:** Unequal student participation was evident, highlighting the usefulness of Learning Analytics for early detection of risks of underachievement and guiding teaching interventions. **Conclusion:** The potential of Learning Analytics to enrich pedagogical practice, personalize learning, and promote inclusive, adaptive, and student-centered education is highlighted.

**Keywords:** Learning Analytics; Educational Quality; Virtual Environments; Quantitative Methodology; Moodle; Teaching Interventions; Academic Performance.

## 1. Introducción

En la actualidad, la analítica del aprendizaje (AA) se ha consolidado como una herramienta esencial en el ámbito educativo, al ofrecer una vía eficaz para el análisis sistemático de los datos generados por el desempeño estudiantil en entornos virtuales de aprendizaje.

Esta disciplina emergente no solo permite una comprensión más profunda de los procesos de enseñanza y aprendizaje, sino que también facilita la toma de decisiones pedagógicas fundamentadas, oportunas y contextualizadas, con el objetivo de elevar la calidad educativa y favorecer la inclusión y el éxito académico.

En efecto, la integración de la analítica del aprendizaje en entornos de educación en línea se ha convertido en un enfoque pedagógico innovador que amplía significativamente las oportunidades de acompañamiento del docente a los estudiantes. A través de la recopilación, interpretación y visualización de datos, este enfoque ofrece nuevas posibilidades para personalizar la enseñanza, optimizar el rendimiento académico y fortalecer el desempeño profesional del docente mediante una mejor comprensión de los procesos de aprendizaje y entornos educativos (Lang *et al.*, 2022; López, 2024).

De esta manera, la analítica del aprendizaje se consolida como herramienta estratégica para potenciar metodologías activas de enseñanza que permite transformar los procesos educativos en experiencias más dinámicas, participativas y centradas en el estudiante, lo que favorece intervenciones personalizadas que mejoran la calidad y efectividad del aprendizaje.

En este proceso, las herramientas y recursos digitales como plataformas de gestión del aprendizaje (LMS), sistemas de retroalimentación automatizada, tableros de visualización de datos y software de análisis educativo juegan un papel clave al facilitar la recopilación, organización e interpretación de grandes volúmenes de información. En este sentido, Moodle, que funcionan como sistemas de gestión del aprendizaje, recopilan grandes volúmenes de datos sobre la participación estudiantil y los registros de inscripción, lo que permite realizar análisis predictivos sobre su comportamiento y desempeño (Hlazunova *et al.*, 1 2025).

Así, la integración del Análisis de Aprendizaje (AA) no solo optimiza la toma de decisiones pedagógicas, sino que también impulsa una educación más inclusiva, adaptativa y centrada en las necesidades reales de cada estudiante. Esta capacidad de personalización resulta especialmente relevante para afrontar una realidad preocupante en nuestra sociedad contemporánea: aunque la tecnología educativa ha experimentado avances significativos en los últimos años, el bajo rendimiento académico sigue siendo desafíos persistentes para las instituciones educativas a nivel global (Rogers *et al.*, 2025). En este contexto, el AA emerge como una herramienta clave para identificar tempranamente señales de riesgo, permitiendo intervenir de manera oportuna y efectiva para reducir el abandono escolar.

En este contexto, la asignatura de Estadística, impartida en la Universidad Bolivariana del Ecuador (UBE), se convierte en un espacio estratégico para la aplicación de la AA, en virtud de su naturaleza cuantitativa y a su importancia transversal en la formación académica de los estudiantes. La implementación de AA, mediante el uso de los informes de Moodle como herramienta en la función docente, permite fortalecer el compromiso institucional de la UBE con una educación inclusiva, equitativa y centrada en el desarrollo integral del estudiantado. Este compromiso se enmarca en una visión educativa humanista y constructivista, que promueve el respeto a la diversidad y el reconocimiento de la dignidad de cada persona como base para una enseñanza significativa y transformadora.

## 2. Objetivos

El presente estudio tiene como propósito realizar un análisis comparativo del rendimiento académico en la asignatura de Estadística de la Carrera de Psicología en la UBE, empleando herramientas propias de la analítica del aprendizaje. Para tales fines se plantean los objetivos de la investigación:

Se parte de una comprensión conceptual de esta disciplina emergente y se busca evidenciar cómo su aplicación puede contribuir a identificar patrones, factores de éxito y áreas críticas en el desempeño estudiantil.

Asimismo, se reflexiona sobre el potencial de estos análisis para apoyar la toma de decisiones pedagógicas y fomentar procesos de retroalimentación más eficaces, tanto para docentes como para estudiantes. En definitiva, se pretende demostrar que la integración de la analítica del aprendizaje en el estudio del rendimiento académico no solo enriquece la práctica educativa, sino que también impulsa una mejora continua en la calidad del proceso formativo.

### 3. Metodología

El estudio se realizó en la Universidad Bolivariana del Ecuador (UBE). La metodología utilizada fue cuantitativa desde un enfoque positivista sustentado en un tipo de estudio observacional analítico, para poder caracterizar el fenómeno. El estudio se llevó a cabo en la carrera de Psicología en la asignatura de estadística la Universidad Bolivariana del Ecuador (UBE), mediante dos fases que se explica de forma breve a continuación:

#### **Fase I: Análisis de datos descriptivos e inferenciales:**

Esta fase tuvo como propósito realizar un análisis comparativo del rendimiento académico entre dos grupos de estudiantes de la carrera de Psicología en la asignatura de Estadística. Se aplicaron estadísticos descriptivos (media, mediana y desviación estándar) para explorar las tendencias centrales y la dispersión de las calificaciones obtenidas en diversas tareas evaluativas. Posteriormente, se verificó la normalidad de los datos mediante la prueba de Shapiro-Wilk, lo cual permitió justificar el uso de pruebas no paramétricas. En particular, se utilizó la prueba U de Mann-Whitney para muestras independientes con el fin de identificar diferencias estadísticamente significativas entre ambos grupos. Los resultados obtenidos permitieron evidenciar variaciones en el desempeño académico, aunque sin diferencias significativas globales en el promedio de calificaciones.

#### **Fase II. Análisis Pedagógico de Informes de Moodle para la Analítica del Aprendizaje en un Entorno Virtual:**

En esta fase se desarrolló un análisis sistemático de los informes generados por la plataforma Moodle, con el fin de aplicar principios de Analítica del Aprendizaje en un entorno virtual. Se examinaron los registros de actividad, participación y acceso de los estudiantes pertenecientes a los grupos 11 y 12 de la asignatura de Estadística, en el Entorno Virtual de Aprendizaje (EVA) de la UBE. Para ello, se emplearon herramientas como el informe de registros, el informe de actividad del curso, y el informe de registro activo, lo cual permitió observar patrones de interacción, niveles de participación, y frecuencia de uso de los recursos disponibles. Esta información es clave para realizar un análisis pedagógico orientado a comprender el comportamiento de los estudiantes en el entorno virtual, identificar casos de baja participación y tomar decisiones docentes oportunas.

### 4. Resultados

#### **Fase I. Análisis de datos descriptivos e inferenciales:**

Análisis comparativos entre dos grupos de estudiantes que cursante de la Carrera de Psicología en la asignatura de Estadística.

**Tabla 1.**

*Análisis descriptivo y prueba de Shapiro-Wilk de las tareas de grupo 11 y 12, Carrera de Psicología en la asignatura de Estadística. Guayaquil, 2025*

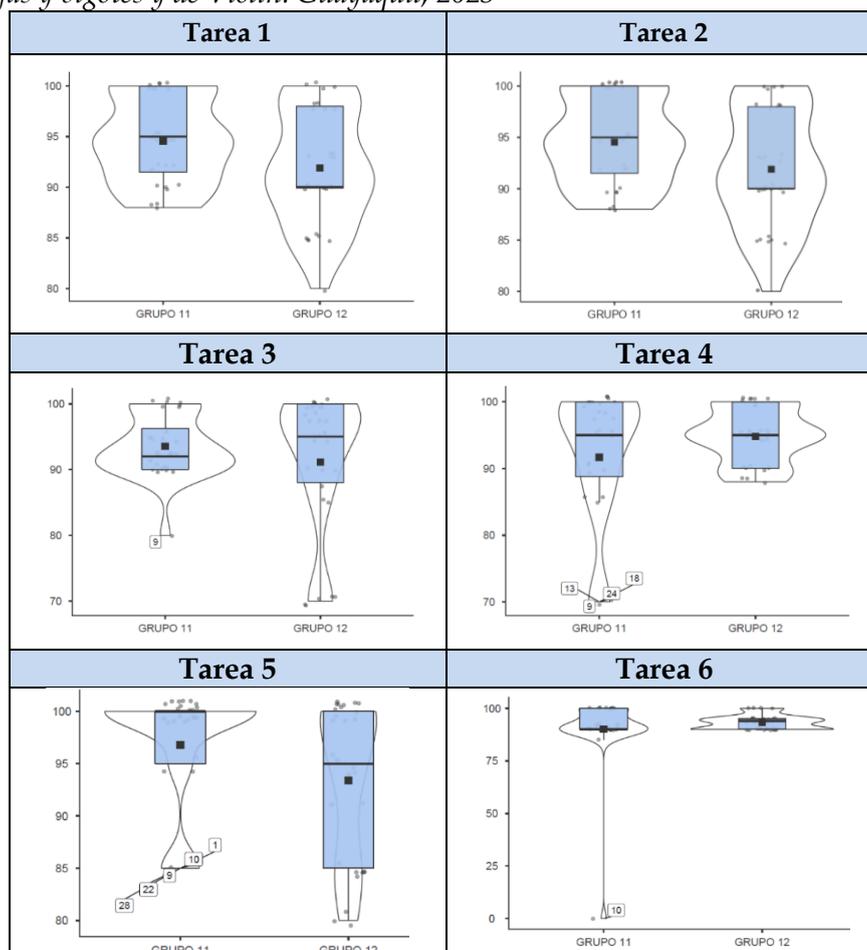
	GRUPO	Tarea 1	Tarea 2	Tarea 3	Tarea 4	Tarea 5	Tarea 6
N	GRUPO 11	28	28	28	28	28	28
	GRUPO 12	29	29	29	29	29	29
Media	GRUPO 11	94.5	92.6	93.5	91.7	96.8	90.0
	GRUPO 12	91.9	86.1	91.1	94.8	93.4	93.3
Mediana	GRUPO 11	95.0	90.0	92.0	95.0	100	90.0
	GRUPO 12	90.0	83.0	95.0	95.0	95.0	94.0
Desviación estándar	GRUPO 11	4.20	5.13	4.73	10.3	5.81	18.3
	GRUPO 12	5.70	5.90	10.8	4.10	7.43	3.50
W de Shapiro-Wilk	GRUPO 11	0.878	0.905	0.857	0.765	0.574	0.388
	GRUPO 12	0.915	0.855	0.755	0.848	0.794	0.796
Valor p de Shapiro-Wilk	GRUPO 11	0.004	0.015	0.001	< .001	< .001	< .001
	GRUPO 12	0.023	< .001	< .001	< .001	< .001	< .001

**Nota:** Análisis de los estadísticos de tendencia central, dispersión y Shapiro Wilk.

**Fuente:** Elaboración propia (2025).

**Figura 1.**

*Gráfico de Cajas y bigotes y de Violín. Guayaquil, 2025*



**Nota:** Los gráficos de cajas y bigotes y de Violín muestran la distribución de los datos.

**Fuente:** Elaboración propia, 2025.

Del análisis derivado de la tabla 1 y la figura 1, se puede presenciar que el grupo 11 tiene una ligera superioridad en el rendimiento académico que el grupo 12, pues las medias en cuatro (1;2;3;5), de las seis tareas, están por encima correspondiéndose con la dispersión en las mismas tareas. En los gráficos se corrobora la información donde la tarea 4 y 6 tienen los datos más agrupados hacia valores superiores y menor dispersión.

Otro elemento importante que se denota en la tabla 1, es la prueba de Shapiro Wilk, donde ninguna de las 12 distribuciones de las notas de cada una de las tareas sigue una distribución normal, pues la probabilidad asociada al estadígrafo es menor que el 5%, nivel de significación que se ha utilizado en esta investigación, es decir, se aceptó la hipótesis alternativa.

**Tabla 2.**

*Prueba U de Mann-Whitney para Muestras Independientes. Guayaquil, 2025*

Tarea	Prueba de hipótesis	Estadístico	p
Tarea 1	U de Mann-Whitney	291	0.064
Tarea 2		172	< .001
Tarea 3		401	0.935
Tarea 4		389	0.786
Tarea 5		292	0.041
Tarea 6		373	0.580
Promedio		292	0.068
Nota. $H_a \mu \text{ GRUPO 11} \neq \mu \text{ GRUPO 12}$			

**Nota:** se ha utilizado la prueba no paramétrica U de Mann-Whitney para Muestras Independientes.

**Fuente:** Elaboración propia, 2025.

Una vez que se tuvo la información, a través de la prueba de normalidad, se procedió realizar la prueba no paramétrica, U de Mann-Whitney, dónde se planteró las hipótesis  $H_1$ , que existe diferencias significativas entre el rendimiento académico, para todas las tareas, de ambos grupos, versus  $H_0$  que ambas distribuciones, con sus tareas correspondientes son iguales.

En los cuatros que tuvieron resultados superiores en el grupo 11 que, en el 12, dos de ellas tuvieron una probabilidad asociada al estadígrafo menor que el nivel de significación del 5% (2 y 5) y de las dos que descriptivamente el grupo 12 fue superior la probabilidad asociada al estadígrafo es mayor que el nivel de significación del 5% (4 y 6), por último, el promedio de las seis calificaciones, probabilidad asociada al estadígrafo mayor que el nivel de significación del 5%, por lo que se acepta  $H_0$  que plantea que no existe diferencias significativas entre los rendimientos académicos del grupo 11 y 12.

## **Fase II. Análisis Pedagógico de Informes de Moodle para la Analítica del Aprendizaje en un Entorno Virtual:**

En esta fase se presentan los resultados de la implementación del uso de los informes de Moodle como herramienta para aplicar la Analítica del Aprendizaje en los grupos 11 (28 estudiantes inscritos) y 12 (29 estudiantes inscritos) de la asignatura de Estadística, desarrollada en el Entorno Virtual de Aprendizaje (EVA) de la UBE.

Mediante el informe de registros y de participación en el Curso del EVA, fue posible observar el comportamiento de los estudiantes en relación con los recursos visualizados, las fechas y horas de acceso, el envío de tareas, la participación en foros y la realización de cuestionarios, entre otras actividades. Esta información permitió identificar a los estudiantes con baja participación en la plataforma, los cuales representaron aproximadamente el 45 % en el Grupo 11 y el 52 % en el Grupo 12. Esta detección temprana facilitó la intervención oportuna del docente para estimular y motivar a dichos estudiantes.

Por su parte, el informe de registro activo permitió identificar, en tiempo real, que aproximadamente el 55 % del Grupo 11 y el 68 % del Grupo 12 realizaban una revisión constante de los materiales de estudio. También se evidenció que algunos estudiantes no interactuaban activamente en la plataforma, situación atribuida, en varios casos, al uso de dispositivos móviles o a la conexión en horarios laborales.

El Informe de Actividad del Curso permitió realizar una comparación entre los grupos 11 y 12 en cuanto a las visualizaciones de actividades y recursos (ver Tablas 3 y 4).

Se observa que las medias de visualización para las actividades tipo “Resumen del contenido de la unidad” (4,7) y “Charlas magistrales” (5,8) son ligeramente superiores en el Grupo 11 en comparación con el Grupo 12, que presenta medias de 4,2 y 5,2 respectivamente. Sin embargo, en el caso del recurso “Libros”, el Grupo 12 muestra una media mayor (5,0) frente al Grupo 11 (3,8), lo que sugiere un mayor interés o dependencia por parte de este grupo hacia ese tipo de recurso.

Este patrón también se refleja en los rangos de visualización. Para los resúmenes y las charlas magistrales, el Grupo 12 presenta rangos más amplios (13 y 36) en comparación con el Grupo 11 (8 y 8), lo cual indica una mayor dispersión en la participación de los estudiantes. En contraste, para la consulta de libros, el Grupo 11 muestra un rango de visualización más elevado (7) que el Grupo 12 (4), lo que sugiere una variabilidad más marcada en ese recurso dentro del Grupo 11.

En general, valores altos en el rango de visualización reflejan una mayor heterogeneidad en el comportamiento de los estudiantes al interactuar con los contenidos del curso, lo que puede ser útil para identificar tanto patrones de compromiso como posibles casos de deserción temprana o participación desigual.

**Tabla 3.**

*Análisis descriptivo de las visualizaciones de actividades y recursos del Grupo 11 en la asignatura de Estadística de la carrera de Psicología. Guayaquil, 2025*

Actividades del Curso Grupo 11	Nº de Visualizaciones Grupo 11	Nº de estudiantes que visualizaron Grupo 11	Rango de Visualizaciones Grupo 11	Media de visualizaciones Grupo 11
Resumen contenido de la unidad	132	18/28	8	4,7
Charlas magistrales	165	13/28	8	5,8
Libros	108	12/28	7	3,8

**Fuente:** Elaboración propia, 2025.

**Tabla 4.**

*Análisis descriptivo de las visualizaciones de actividades y recursos del Grupo 11 en la asignatura de Estadística de la carrera de Psicología. Guayaquil, 2025*

Actividades del Curso Grupo 11	Nº de Visualizaciones Grupo 12	Nº de estudiantes que visualizaron Grupo 12	Rango de Visualizaciones Grupo 12	Media de visualizaciones Grupo 12
Resumen del contenido de la Unidad	123	19/29	13	4,2
Charlas magistrales	151	15/29	36	5,2
Libros	147	14/29	4	5

**Fuente:** Elaboración propia, 2025.

El informe de estadísticas facilitó un análisis tanto cuantitativo como cualitativo, orientado a comprender el rendimiento y el comportamiento de los estudiantes a lo largo del curso (ver Figura 2).

En la figura 2 se observan comportamientos muy similares en los grupos 11 y 12 en cuanto al número de vistas y mensajes relacionados con las actividades del curso. En ambos casos, el mayor volumen de consultas –y, en consecuencia, de visualizaciones de actividades y recursos– se concentra en las dos últimas semanas del periodo académico, coincidiendo con la fase de cierre del curso, cuando los estudiantes tienden a intensificar su participación para completar tareas pendientes y prepararse para las evaluaciones finales.

Además, se aprecia que el número de visualizaciones (de enlaces, archivos PDF, tareas, cuestionarios, entre otros recursos) supera consistentemente al número de mensajes publicados por los estudiantes en foros y chats. Esta diferencia puede atribuirse a varios factores:

En primer lugar, el acceso a recursos y materiales del curso representa una actividad pasiva que exige menos tiempo y esfuerzo que la participación activa en discusiones. Los estudiantes pueden consultar estos contenidos en cualquier momento, incluso cuando disponen de poco tiempo, lo que eleva el total de visualizaciones.

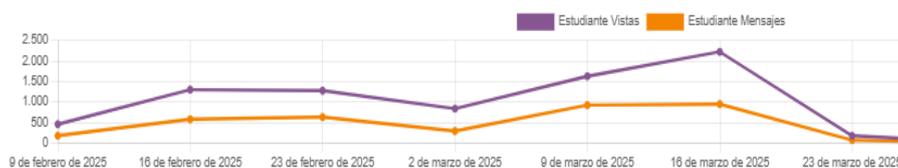
En segundo lugar, intervenir en foros y chats implica un mayor grado de implicación. No solo requiere leer y reflexionar, sino también realizar aportes significativos, muchas veces relacionados con el análisis correcto de datos. Además, deben interactuar con las contribuciones de sus compañeros, lo que añade una capa adicional de complejidad y compromiso.

Por último, el diseño del curso en la plataforma EVA incluye una cantidad considerablemente mayor de materiales de estudio en comparación con las actividades de interacción, lo cual refuerza el enfoque de los estudiantes hacia la visualización de recursos más que hacia la participación activa.

**Figura2.**

*Actividad (vistas y mensajes) del estudiante*

**PON12-ESTADISTICA - Toda la actividad (vistas y mensajes) Estudiante**



**PON11-ESTADISTICA - Toda la actividad (vistas y mensajes) Estudiante**



**Fuente:** Informes de Moodle (2025).

- Conclusiones preliminares

Ambos grupos siguen un patrón común de uso de recursos, priorizando Charlas magistrales, pero el Grupo 12 muestra mayor variabilidad y participación promedio en Libros.

El Grupo 11 presenta un mayor promedio de visualizaciones en las actividades “Resumen del contenido” y “Charlas magistrales” en comparación con el Grupo 12, lo que podría reflejar un compromiso más constante o hábitos de estudio más estructurados en esos recursos. En contraste, el Grupo 12 supera al Grupo 11 en la consulta de libros, lo que sugiere una preferencia distinta en el uso del material de estudio.

- Triangulación de datos: Grupos 11 y 12

### 1. Comportamiento en Moodle vs Rendimiento académico

Del análisis de los informes de Moodle:

El Grupo 11 muestra un mayor promedio de visualizaciones en las actividades tipo resumen y charlas magistrales, lo que sugiere mayor constancia en la consulta de materiales teóricos.

El Grupo 12 tiene mayor media de visualizaciones en los libros, un recurso profundo y denso en contenido.

Del análisis académico:

El Grupo 11 obtuvo mejores promedios en la tarea 1, 2, 3 y 5 que el grupo 12.

La Tarea 2 y la Tarea 5 fueron significativamente más altas en el Grupo 11 (según la prueba de Mann-Whitney,  $p < .05$ ).

El Grupo 12 fue ligeramente superior en la Tarea 4 y Tarea 6, pero sin significación estadística.

Relación identificada:

La mayor interacción del Grupo 11 con materiales clave (resúmenes y charlas) es un referente potencial para haber contribuido a un mejor rendimiento general. El hecho de que este grupo accediera más a contenidos de repaso puede haber favorecido su preparación para las tareas.

## **2. Variabilidad en el uso de Moodle vs dispersión en calificaciones**

En Moodle, el Grupo 12 presenta mayores rangos de visualización, especialmente en charlas magistrales (rango de 36 frente a 8 del Grupo 11), lo que refleja alta variabilidad en la participación.

En las calificaciones, la desviación estándar fue mayor en el Grupo 12 en varias tareas (por ejemplo, Tarea 3: 10.8 vs 4.73 en el G11).

Relación identificada:

La dispersión en la interacción de las actividades y recursos se corresponde con la del rendimiento académico, lo que sugiere una participación desigual dentro del Grupo 12: estudiantes muy activos vs otros poco involucrados.

## **3. Compromiso general vs desempeño estable**

- El Grupo 11 muestra un patrón más homogéneo tanto en visualizaciones como en resultados académicos. Esto se traduce, en menor desviación estándar y rangos, y en una distribución de calificaciones más centrada (aunque no normal).

Interpretación pedagógica:

Se puede inferir, que el Grupo 11 tuvo un comportamiento más consistente, tanto en el uso del EVA como en los resultados académicos. La estabilidad en el acceso a contenidos propicia mejoras en el rendimiento, aunque no necesariamente, significativo en términos estadísticos resultados evidenciados en los análisis realizados.

- Conclusiones de la triangulación

Mayor regularidad en el uso de Moodle (Grupo 11) se asocia con mejor rendimiento general y menor dispersión.

Participación irregular (Grupo 12) se refleja, tanto en uso desigual de recursos, como en una mayor variabilidad en el rendimiento académico.

La correlación entre mayor visualización de recursos clave (resúmenes y charlas) y tareas con mayor puntuación, sugiere que el tipo de recurso consultado es importante, y además, la cantidad de interacciones.

No se encontraron diferencias, estadísticamente significativas, en el promedio general de tareas, lo que implica que los patrones de interacción con las actividades y recursos no garantizan por sí solos el éxito académico, aunque sí favorece cuando son constantes y enfocados.

## 5. Discusión

Los resultados del análisis comparativo del rendimiento académico entre los grupos 11 y 12 evidencian diferencias en el desempeño de las tareas, aunque en términos generales no todas resultan estadísticamente significativas. Específicamente, se observaron diferencias significativas en las tareas 2 y 5 ( $p < .05$ ), lo cual sugiere que, si bien los promedios generales son similares, existen momentos puntuales donde el rendimiento de un grupo fue superior. Este hallazgo coincide con estudios previos que resaltan cómo factores contextuales y pedagógicos incluyen de forma diferenciada en tareas específicas.

El grupo 11 mostró una ligera superioridad en cuatro de las seis tareas evaluadas, además de una menor dispersión, lo que indica una mayor consistencia en los niveles de comprensión dentro del grupo. La prueba de Shapiro-Wilk evidenció que los datos no siguen una distribución normal, lo que, valida el uso de pruebas no paramétricas, como la U de Mann-Whitney, en concordancia con metodologías robustas empleadas en investigaciones educativas con muestras pequeñas o distribuciones asimétricas.

La segunda fase del estudio, centrada en el análisis pedagógico de los informes generados por la plataforma Moodle, permitió identificar patrones significativos de participación e interacción dentro del Entorno Virtual de Aprendizaje (EVA). Los datos evidenciaron que los estudiantes con menor frecuencia de acceso a la plataforma y una escasa intervención en los foros tendieron a registrar calificaciones considerablemente más bajas. Este hallazgo refuerza el carácter predictivo de la Analítica del Aprendizaje (AA) como herramienta estratégica para el seguimiento del compromiso académico, posibilitando la implementación de intervenciones pedagógicas diferenciadas y oportunas.

Estos resultados concuerdan con lo expuesto por Shafiq *et al.* (2025), quienes reportaron diferencias estadísticamente significativas en variables como el número de visualizaciones de contenido, la participación en foros, la interacción con tareas y el tiempo total de conexión a la plataforma, al comparar estudiantes con desempeños académicos altos y bajos. En la misma línea, estudios recientes (Rebelo *et al.*, 2025; Rogers *et al.*, 2025; Paxinou *et al.*, 2024) han subrayado el valor del análisis de datos provenientes de los Sistemas de Gestión del Aprendizaje (LMS) como mecanismo para generar indicadores tempranos que permiten anticipar situaciones de bajo rendimiento académico.

En conjunto, los resultados potencian la importancia de integrar estrategias de acompañamiento personalizado fundamentadas en evidencia empírica, lo que favorece intervenciones oportunas lo cual mejoran los resultados educativos. Asimismo, subrayan la relevancia de apoyar a los estudiantes en entornos educativos en línea, consolidando una intersección cada vez más prometedora entre la ciencia de datos y la investigación pedagógica.

## 6. Conclusiones

Se concluye que los datos extraídos del sistema Moodle resultaron fundamentales para identificar a estudiantes en situación de riesgo académico, lo que a su vez posibilitó la implementación de intervenciones tempranas y focalizadas.

En este sentido, la AA se configura como una herramienta diagnóstica del rendimiento estudiantil, y además se consolida como un recurso proactivo para la personalización del proceso de enseñanza-aprendizaje, en consonancia con los principios de una pedagogía centrada en el estudiante (López, 2024).

Igualmente, Llanos (2021) y Atiaja (2023) destacan que los sistemas de gestión del aprendizaje (LMS) desempeñan un papel clave en la implementación de la analítica del aprendizaje al facilitar la recopilación y análisis de datos con fines predictivos. Según estos autores, los LMS permiten, por un lado, anticipar dificultades académicas, y por el otro, contribuyen a diseñar estrategias pedagógicas más efectivas, mejorar el rendimiento estudiantil y ofrecer retroalimentación personalizada, aspectos especialmente relevantes en contextos virtuales.

Finalmente, la conclusión sintetiza los hallazgos más importantes del estudio, resaltando su contribución al avance del conocimiento en el campo y proponiendo recomendaciones específicas para la práctica, la política, o la investigación futura. Esta sección refleja el valor agregado del estudio, incentivando la reflexión sobre las potenciales direcciones futuras que la investigación podría tomar, basadas en los resultados y discusiones presentadas.

## 7. Referencias

- Atiaja Balseca, L. E. (2023). *Uso de la analítica del aprendizaje de los estudiantes para minimizar la pérdida escolar en las diferentes modalidades de estudio* [Artículo profesional de alto nivel, Universidad Politécnica Salesiana]. <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/25199/1/UPS-GT004465.pdf>
- Abdulkareem Shafiq, D., Marjani, M., Ahamed Ariyaluran Habeeb, R. y Asirvatham, D. (2025). Digital footprints of academic success: An empirical analysis of Moodle logs and traditional factors for student performance. *Education Sciences*, 15(3), 304. <https://doi.org/10.3390/educsci15030304>
- Hlazunova, O., Klymenko, N., Mokriiev, M., Nehrey, M. y Klymenko, Y. (2025). Data Analysis Technologies for Enhanced Educational Processes: A Case Study Using the Moodle LMS. In: Hu, Z., Yanovsky, F., Dychka, I. y He, M. (Eds.), *Advances in computer science for engineering and education*. VII. ICCSEEA 2024. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, 242. Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-84228-3\\_58](https://doi.org/10.1007/978-3-031-84228-3_58)
- Lang, C., Siemens, G., Wise, A.F., Gašević, D. y Mercerón, A. (Eds.), (2022). *The handbook of learning analytics*. SoLAR. <https://doi.org/10.18608/hla22>
- Llanos-Mosquera, J. M. y Bucheli-guerrero, V. (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>
- López Fernández, R., Mérida Córdova, E. J., Vergel Parejo, E. E. y Gómez-Rodríguez, V. G. (2024). Fundamentos metodológicos sobre los informes de Moodle para el desarrollo de la analítica del aprendizaje desde la función docente. *RISTI: Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, 74, 113-125. <https://www.risti.xyz/issues/ristie74.pdf>
- Turpo Gebera, O., Aguaded Gómez, I. y Barros Bastidas, C. (2022). Media and information literacy and teacher training in developing countries: the case of Peru. *Universidad y Sociedad*, 14(2), 321-327. <https://lc.cx/Mjqg30>

- Sierra Sánchez, J., Liberal Ormaechea, S. y Luceño Ramos, B. (2018). Analysis of the subject Final Degree Project (FDP) in Spanish Communication Sciences degrees. *Revista Española de Documentación Científica*, 41(4), e220. <https://doi.org/10.3989/redc.2018.4.1561>
- Rebelo Marcolino, M., Reis Porto, T., Thompsen Primo, T., Targino, R., Ramos, V., Marques Queiroga, E., Munoz, R. y Cechinel, C. (2025). Student dropout prediction through machine learning optimization: insights from Moodle log data. *Scientifics Report*, 15, 9840. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-93918-1>
- Rogers, J. K., Mercado, T. C. y Cheng, R. (2025). Predicting student performance using Moodle data and machine learning with feature importance. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 37(1), 223-231. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v37.i1.pp223-231>
- Paxinou, E., Feretzakis, G., Tsoni, R., Karapiperis, D., Kalles, D. y Verykios, V. S. (2024). Tracing student activity patterns in e-learning environments: Insights into academic performance. *Future Internet*, 16(6), 190. <https://doi.org/10.3390/fi16060190>

## CONTRIBUCIONES DE AUTORES/AS, FINANCIACIÓN Y AGRADECIMIENTOS

### Contribuciones de los/as autores/as:

**Conceptualización:** Raúl López Fernández y Elizabeth Esther Vergel Parejo **Análisis formal:** Raúl López Fernández y Elizabeth Esther Vergel Parejo **Curación de datos:** Raúl López Fernández y Elizabeth Esther Vergel Parejo **Redacción-Preparación del borrador original:** Raúl López Fernández y Elizabeth Esther Vergel Parejo **Redacción-Revisión y Edición:** Raúl López Fernández y Elizabeth Esther Vergel Parejo **Visualización:** Raúl López Fernández y Elizabeth Esther Vergel Parejo **Supervisión:** Raúl López Fernández y Elizabeth Esther Vergel Parejo **Administración de proyectos:** Raúl López Fernández y Elizabeth Esther Vergel Parejo **Todos los/as autores/as han leído y aceptado la versión publicada del manuscrito:** Raúl López Fernández y Elizabeth Esther Vergel Parejo.

**Financiación:** Esta investigación no recibió financiamiento externo.

**AUTORES:**

**Raúl López Fernández:** Universidad Bolivariana del Ecuador, Ecuador  
[rlopezf@ube.edu.ec](mailto:rlopezf@ube.edu.ec)

**Elizabeth Esther Vergel Parejo:** Universidad Bolivariana del Ecuador. Ecuador  
[eevergelp@ube.edu.ec](mailto:eevergelp@ube.edu.ec)