

Aprendizaje gamificado y análisis del aprendizaje para mejorar la competencia matemática en estudiantes universitarios

Gamified Learning and Learning Analytics to Improve Mathematical Competence in University Students

<https://doi.org/10.47606/ACVEN/PH0535>

Lorgia del Pilar Valencia-Macías¹

<https://orcid.org/0000-0002-8513-2840>

lorgia.valencia@cu.ucsq.edu.ec

Xavier Zambrano-Chávez¹

<https://orcid.org/0000-0002-5218-9517>

xzambrano@uteg.edu.ec

Ana Isabel Camacho-Coronel¹

<https://orcid.org/0000-0001-6689-8667>

ana.camacho@cu.ucsq.edu.ec

Juan Tarquino Calderón-Cisneros^{*2}

<https://orcid.org/0000-0002-8167-8694>

jucalderon@ecotec.edu.ec

Recibido: 23/05/2026

Aceptado: 01/08/2026

RESUMEN

La mejora de la competencia matemática universitaria exige integrar estrategias pedagógicas activas con modelos de analítica del aprendizaje capaces de detectar perfiles de riesgo y trayectorias de participación. Este estudio piloto analiza una base de 64 estudiantes universitarios ecuatorianos mediante un cuestionario tipo Likert de 20 ítems y variables sociodemográficas asociadas. El objetivo fue explorar la estructura latente de indicadores afectivos relacionados con la disposición hacia el aprendizaje matemático en contextos gamificados y proponer un marco multivariante para orientar intervenciones educativas. Se aplicaron análisis de confiabilidad, KMO y Bartlett, Análisis de Componentes Principales (PCA), representación HJ-Biplot, clústeres K-means y jerárquicos, regresión lineal y Random Forest. La escala global mostró consistencia interna alta (alfa de Cronbach = 0.857); el KMO fue 0.623 y la prueba de Bartlett fue significativa, lo que respaldó la pertinencia del análisis factorial exploratorio. El PCA reveló una primera dimensión asociada con malestar afectivo general y una segunda dimensión vinculada con reactividad ansiosa. Los clústeres identificaron perfiles diferenciados de disposición afectiva, desde estudiantes con mayor tensión y menor disponibilidad para el aprendizaje hasta estudiantes con menor carga emocional. El enfoque HJ-Biplot facilitó la interpretación simultánea de estudiantes e ítems, mientras que Random Forest identificó los ítems más relevantes para explicar el índice de disposición afectiva. Se concluye que la gamificación debe acompañarse de analíticas afectivas para personalizar apoyos, retroalimentación y acompañamiento académico en matemáticas.

Palabras Clave: analítica educativa; educación superior; gamificación; competencia matemática; PCA; HJ-Biplot; aprendizaje automático.

1. Universidad Católica de Santiago de Guayaquil Ecuador

2. Universidad Estatal de Milagro (UNEMI) Ecuador

* Autor de correspondencia: jucalderon@ecotec.edu.ec

ABSTRACT

Improving mathematical competence in higher education requires combining active pedagogical strategies with learning analytics models capable of detecting risk profiles and participation trajectories. This pilot study analyzes a dataset of 64 Ecuadorian university students using a 20-item Likert questionnaire and sociodemographic variables. The aim was to explore the latent structure of affective indicators related to readiness for mathematical learning in gamified contexts and to propose a multivariate framework for educational decision-making. Reliability analysis, KMO and Bartlett tests, principal component analysis (PCA), HJ-Biplot representation, K-means and hierarchical clustering, linear regression, and Random Forest were applied. The global scale showed high internal consistency (Cronbach's alpha = 0.857); KMO was 0.623, and Bartlett's test was significant, supporting factorial exploration. PCA revealed a first dimension associated with general affective distress and a second dimension linked to anxious reactivity. Clustering identified differentiated profiles of affective readiness, ranging from students with higher tension and lower learning availability to students with lower emotional load. The HJ-Biplot helped interpret students and items simultaneously, whereas Random Forest identified the most relevant indicators explaining the affective readiness index. The findings suggest that gamification should be supported by affective learning analytics to personalize feedback, academic support, and mathematical learning interventions.

Keywords: learning analytics; higher education; gamified learning; mathematical competence; principal component analysis; HJ-Biplot; machine learning.

INTRODUCCIÓN

La competencia matemática en la universidad no depende únicamente del dominio procedimental de fórmulas, algoritmos o representaciones simbólicas (Ruiz-Bolívar and Dávila 2016). En los primeros semestres, muchos estudiantes enfrentan la matemática como un espacio de presión cognitiva y emocional: ansiedad, miedo al error, baja percepción de autoeficacia y escasa persistencia ante problemas complejos (Valverde Berrocoso 2014). En este contexto, el aprendizaje gamificado se ha posicionado como una estrategia prometedora para aumentar la participación, sostener el esfuerzo y transformar la experiencia de aprendizaje mediante puntos, retos, insignias, niveles, retroalimentación inmediata y narrativas de progreso (Galán 2014).

Sin embargo, la gamificación por sí sola no garantiza mejores aprendizajes. Su efecto depende de la calidad del diseño pedagógico, de la forma en que se integran las actividades matemáticas y de la capacidad del docente para interpretar los datos que producen las plataformas digitales (Cano and Rivera 2015). Aquí entra la analítica del aprendizaje: un conjunto de métodos para recolectar, modelar y visualizar datos de interacción, desempeño y disposición estudiantil con el fin de mejorar decisiones didácticas (Gea et al. 2013). En educación matemática, esta combinación es especialmente pertinente porque permite observar no solo quién obtiene mejores calificaciones, sino también quién participa, quién abandona, quién resuelve con perseverancia y quién requiere apoyo emocional o cognitivo.

La literatura reciente ha mostrado que la gamificación puede incrementar la motivación y el compromiso académico cuando se alinea con objetivos formativos claros (Universidad de Santiago de Compostela. 1991). En paralelo, los enfoques de learning

analytics han permitido identificar patrones de uso y trayectorias de aprendizaje que no son visibles en la evaluación tradicional (Polivio et al. 2017)

En estadística educativa y educación matemática, los trabajos de (Orlando and Galarza 2017) y Cebrián et al. (2016) subrayan la necesidad de integrar evaluación, tecnología y modelos de análisis de datos para mejorar la enseñanza de conceptos cuantitativos. Desde el punto de vista metodológico, los aportes de Greenacre (2012), Galindo-Villardón y colaboradores, y la tradición biplot ofrecen herramientas visuales especialmente útiles para interpretar estructuras multivariantes en muestras educativas.

La brecha que aborda este estudio no es únicamente pedagógica, sino metodológica (Moreno Castro et al. 2025). Buena parte de los trabajos sobre gamificación reportan medias pretest-postest o correlaciones bivariadas, pero pocos integran técnicas multivariantes capaces de representar simultáneamente estudiantes, ítems, dimensiones latentes y perfiles de aprendizaje (Medina-Hernandez, Fernandez-Gomez, and Barrera-Mellado 2021).

En consecuencia, este manuscrito propone un marco analítico que combina PCA, HJ-Biplot, clústeres, regresión y aprendizaje automático para estudiar la disposición afectiva hacia el aprendizaje matemático en un contexto universitario ecuatoriano (Gallego-Alvarez et al. 2014).

Objetivo general es analizar la estructura multivariante de indicadores afectivos vinculados con el aprendizaje gamificado de la matemática en estudiantes universitarios ecuatorianos, identificando dimensiones latentes y perfiles de disposición académica mediante PCA, HJ-Biplot, clústeres y aprendizaje automático (Valchev et al. 2020).

Como los objetivos específicos se definen al evaluar la confiabilidad interna del instrumento; explorar la estructura factorial mediante PCA; representar simultáneamente estudiantes e ítems con un HJ-Biplot; identificar perfiles mediante clústeres; y determinar qué ítems tienen mayor capacidad explicativa sobre el índice de disposición afectiva (Díaz-Faes et al. 2013).

METODOLOGÍA

Se desarrolló un estudio cuantitativo, exploratorio y transversal (Siguenza et al. 2025). La base analizada se concibe como un piloto de analítica afectiva del aprendizaje, útil para fundamentar una intervención gamificada en matemática universitaria (Escobar et al. 2021). Dado que los datos disponibles no contienen calificaciones objetivas ni registros de plataformas, los resultados no deben interpretarse como evidencia causal de eficacia de la gamificación, sino como diagnóstico multivariante de condiciones afectivas que pueden facilitar u obstaculizar la competencia matemática (Pilacuan-Bonete, Galindo-Villardón, and Delgado-Álvarez 2022).

La muestra estuvo compuesta por 64 estudiantes universitarios registrados en el archivo en excel. La matriz incluyó tres variables de clasificación: VAR_SEXO, VAR_PRO y VAR_GEDAD. Además, se incluyeron 20 ítems tipo Likert, codificados como ITEMS_001 a ITEMS_020 (Cascante-Yarleque et al. 2025). Los ítems se organizaron analíticamente en tres dimensiones afectivas: sobrecarga/estrés, ansiedad/incertidumbre y desmotivación depresiva. Dado que los ítems tienen orientación negativa, se construyó un índice de disposición afectiva como 6 menos el promedio general de las tres dimensiones; valores más altos representan menor malestar y mayor disponibilidad emocional para participar en actividades matemáticas gamificadas (Martínez-Regalado et al. 2021).

Tabla 1

Descripción general de la base de datos

Variable	Descripción
N de estudiantes	64
Variables sociodemográficas	VAR_SEXO, VAR_PRO, VAR_GEDAD
Ítems Likert	20 ítems disponibles
Escala de respuesta	1 a 5
Contexto del estudio	Ecuador, educación superior, estudio piloto

Tabla 2

Operacionalización de dimensiones afectivas

Dimensión	Ítems	Interpretación
Sobrecarga/estrés	1, 6, 8, 11, 12, 14, 18	Tensión, irritabilidad y dificultad de autorregulación
Ansiedad/incertidumbre	2, 4, 7, 9, 15, 19	Reactividad fisiológica, nerviosismo e incertidumbre
Desmotivación depresiva	3, 5, 10, 13, 16, 17, 21	Baja motivación, tristeza y desvalorización personal
Índice de disposición afectiva	6 - promedio de las tres dimensiones	Mayor valor = mejor disposición afectiva para aprender matemáticas

Técnicas estadísticas

Primero se calculó la consistencia interna mediante alfa de Cronbach. Luego se evaluó la factibilidad del análisis factorial mediante el índice KMO y la prueba de esfericidad de Bartlett (Cubilla-Montilla et al. 2021). Posteriormente, las respuestas fueron estandarizadas y analizadas mediante PCA para reducir dimensionalidad e identificar componentes latentes (Acal, Aguilera, and Escabias 2020). El HJ-Biplot se utilizó como herramienta interpretativa para representar simultáneamente estudiantes e ítems, conservando la lógica geométrica de proximidad entre individuos y dirección de los vectores variables (Frutos-Bernal et al. 2024). Los clústeres K-means y jerárquicos se aplicaron sobre las puntuaciones factoriales retenidas. Finalmente, se estimó una regresión lineal para el índice de disposición afectiva y un modelo Random Forest como contraste no lineal de importancia de variables (Sanchez-Garcia, Ballesteros-Espinoza, and Vicente-Galindo 2025). Los análisis se realizaron con JAMOV y R con FactoMineR, factoextra, ade4 y paquetes especializados de HJ-Biplot (Carrasco et al. 2019).

RESULTADOS

Confiabilidad y adecuación factorial

Tabla 3

Confiabilidad y adecuación factorial

Indicador	Valor
Alfa de Cronbach global	0.857
Alfa sobrecarga/estrés	0.772
Alfa ansiedad/incertidumbre	0.675
Alfa desmotivación depresiva	0.792
KMO	0.623

Bartlett χ^2	685.798
gl Bartlett	190.000
p Bartlett	0.000

La escala global mostró una consistencia interna satisfactoria ($\alpha = 0.857$). Las dimensiones de sobrecarga/estrés y desmotivación depresiva alcanzaron niveles aceptables, mientras que la dimensión de ansiedad/incertidumbre mostró consistencia moderada, esperable al trabajar con seis ítems disponibles (Prabhune and Sathe 2010). El KMO (0.623) indica adecuación muestral aceptable para un análisis exploratorio, y la prueba de Bartlett resultó significativa, lo cual confirma que la matriz de correlaciones no es una matriz identidad (Huh and Lee 2013).

Análisis de Componentes Principales

Tabla 4

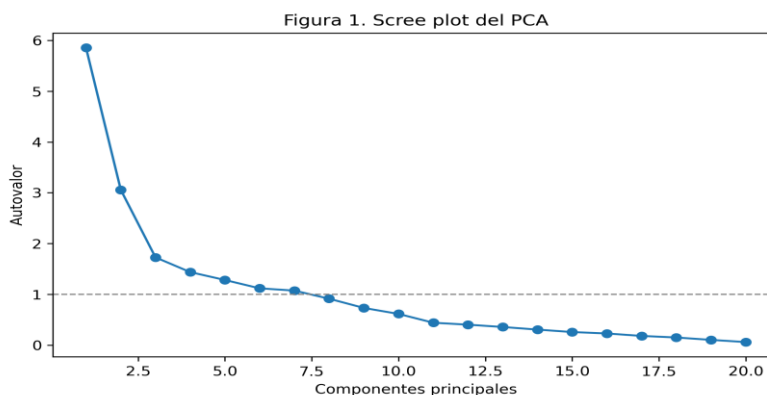
Autovalores y varianza explicada del PCA

index	Component	Eigenvalue	Variance_%	Cumulative_%
0	PC1	5.852	28.805	28.805
1	PC2	3.059	15.055	43.860
2	PC3	1.728	8.506	52.366
3	PC4	1.438	7.079	59.445
4	PC5	1.283	6.315	65.760
5	PC6	1.119	5.508	71.268
6	PC7	1.074	5.288	76.556
7	PC8	0.915	4.502	81.058

Se muestran los primeros ocho componentes. El criterio de Kaiser retuvo siete componentes con autovalor mayor que 1 (Nieto-Librero et al. 2017).

Figura 1

Scree plot del análisis de componentes principales



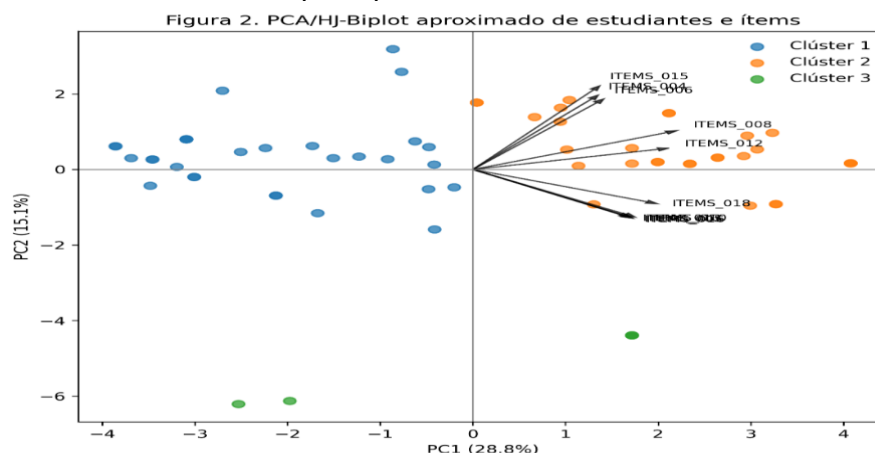
El PCA identificó un primer componente que explica 28.8% de la varianza y un segundo componente que explica 15.1%. La varianza acumulada de los dos primeros ejes fue de 43.9%. Aunque el criterio de Kaiser sugiere siete componentes, los dos primeros ejes son especialmente útiles para la visualización biplot y la interpretación pedagógica inicial (Zhiguo et al. 2024).

Tabla 5
Cargas factoriales de los tres primeros componentes

index	PC1	PC2	PC3
ITEMS_001	0.344	-0.031	0.558
ITEMS_002	0.598	-0.172	0.109
ITEMS_003	0.466	-0.377	-0.390
ITEMS_004	0.451	0.656	0.298
ITEMS_005	0.571	-0.428	0.088
ITEMS_006	0.471	0.622	0.285
ITEMS_007	0.342	0.021	0.209
ITEMS_008	0.735	0.343	0.108
ITEMS_009	0.566	0.236	-0.408
ITEMS_010	0.584	-0.420	0.148
ITEMS_011	0.638	0.129	-0.028
ITEMS_012	0.706	0.188	-0.125
ITEMS_013	0.566	-0.420	-0.257
ITEMS_014	0.565	-0.116	0.173
ITEMS_015	0.456	0.738	-0.164
ITEMS_016	0.576	-0.430	0.080
ITEMS_017	0.564	-0.352	-0.365
ITEMS_018	0.664	-0.302	0.433
ITEMS_019	0.303	0.589	-0.359
ITEMS_021	0.392	0.043	-0.486

El PC1 presentó cargas positivas en la mayoría de los ítems, lo que permite interpretarlo como un eje de malestar afectivo general. Ítems como ITEMS_008, ITEMS_012, ITEMS_018 e ITEMS_011 se ubicaron con cargas destacadas, vinculadas con nerviosismo, dificultad para terminar tareas, irritabilidad y agitación. En cambio, el PC2 diferenció principalmente indicadores de reactividad fisiológica y pánico, destacando ITEMS_015, ITEMS_004, ITEMS_006 e ITEMS_019 (Kim and Frisby 2019).

Figura 2
Representación PCA/HJ-Biplot aproximada de estudiantes e ítems



El HJ-Biplot permitió representar simultáneamente estudiantes e ítems. Los estudiantes cercanos a los vectores de mayor longitud pueden interpretarse como casos con mayor intensidad en esas variables (Silva and Freitas 2024). En términos de aprendizaje gamificado, esta visualización ayuda a detectar grupos de estudiantes que podrían requerir apoyos diferenciados: retos de baja ansiedad, retroalimentación inmediata, rutas adaptativas o acompañamiento docente más cercano (Adachi 2011).

Análisis de conglomerados

Tabla 6

Validación exploratoria del número de clústeres

index	K	Silhouette	Inertia
0.000	2.000	0.289	689.310
1.000	3.000	0.325	557.701
2.000	4.000	0.266	491.761
3.000	5.000	0.353	424.979
4.000	6.000	0.325	376.771

Figura 3

Clústeres K-means proyectados sobre los ejes factoriales

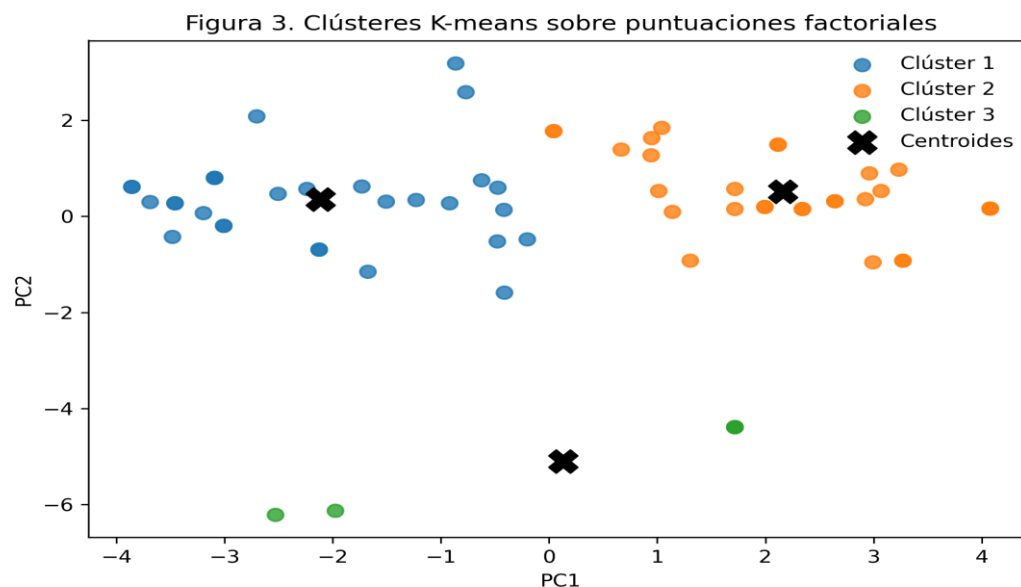


Tabla 7

Perfil medio de clústeres

Clúster	Sobrecarga/estres	Ansiedad/incertidumbre	Desmotivación depresiva	Índice de disposición afectiva	VAR_SE XO	VAR_PR O	VAR_GED AD
1.0	3.114	3.211	3.229	2.815	1.367	2.067	2.400
2.0	3.783	3.730	3.685	2.267	1.379	2.414	2.621
3.0	3.286	2.733	3.943	2.679	1.600	2.800	3.000

La solución de tres clústeres fue seleccionada por su interpretabilidad pedagógica, aunque el índice de silueta sugiere que también podrían explorarse soluciones de cinco clústeres en estudios posteriores (Cisneros, Chimbo, and Trejo 2018). El primer perfil agrupa estudiantes con disposición afectiva intermedia; el segundo concentra mayores niveles de sobrecarga, ansiedad y desmotivación, lo que sugiere un grupo de riesgo para el aprendizaje matemático; el tercero muestra un patrón menos ansioso pero con desmotivación elevada, por lo que requeriría estrategias de gamificación centradas en propósito, logro y acompañamiento personalizado (Marín-Velásquez 2022).

Correlaciones entre dimensiones y modelo predictivo

Tabla 8

Modelo de regresión lineal para el índice de disposición afectiva

index	Predictor	Beta	Std. Error	t	p
0	Intercept	2.548	0.022	117.555	<0.001
1	VAR_SEXO	0.012	0.012	0.962	0.340
2	VAR_PRO	-0.005	0.007	-0.802	0.426
3	VAR_GEDAD	-0.001	0.009	-0.152	0.880
4	PC1	-0.128	0.004	-33.417	<0.001
5	PC2	-0.012	0.006	-2.182	0.033
6	PC3	0.001	0.004	0.294	0.770
7	PC4	-0.013	0.004	-2.970	0.004
8	cluster_2	0.001	0.020	0.036	0.971
9	cluster_3	0.093	0.036	2.618	0.011

El modelo de regresión mostró que PC1 fue el predictor más consistente del índice de disposición afectiva, con una relación negativa: a mayor puntuación en el eje de malestar general, menor disponibilidad emocional para sostener tareas matemáticas (Boniolo et al. 2025). PC2 y PC4 también presentaron asociaciones significativas, aunque de menor magnitud (Hidalgo-Cajo and Gisbert-Cervera 2021). Las variables sociodemográficas no mostraron efectos relevantes dentro de esta muestra piloto, lo que sugiere que el comportamiento de los ítems afectivos explica mejor las diferencias de disposición que las categorías generales disponibles.

DISCUSIÓN

Los hallazgos sugieren que el diseño de experiencias gamificadas en matemática debe prestar tanta atención al clima afectivo como a la arquitectura de puntos, insignias o niveles (Clemente-Ricolfé and Escribá-Pérez 2013). La estructura factorial mostró un eje dominante de malestar general y un segundo eje asociado con reactividad ansiosa (González, Carbonell, and Santana 2011). Esto coincide con la literatura que advierte que las innovaciones tecnológicas pueden aumentar el compromiso, pero también intensificar la presión si se perciben como competencia pública o evaluación permanente. En este sentido, la gamificación debe diseñarse como una estrategia de apoyo, no como un mecanismo de exposición o castigo.

La contribución metodológica principal del manuscrito radica en el uso integrado de PCA, HJ-Biplot, clústeres y aprendizaje automático (Zabalandikoetxea and Merino 2013). A diferencia de los análisis bivariados tradicionales, este enfoque permite observar simultáneamente estructuras latentes, perfiles de estudiantes y variables que definen la

disposición afectiva hacia el aprendizaje (Santos and Achcar 2011). El HJ-Biplot, en particular, ofrece una ventaja sustantiva para docentes e investigadores: transforma una matriz de respuestas en un mapa interpretable donde los ítems críticos y los grupos de estudiantes aparecen de forma conjunta (Litago, Rivas, and González 2017).

Comparado con estudios internacionales sobre gamificación, los resultados son coherentes con ((IESALC) 2020), quienes sostienen que los efectos de la gamificación dependen del contexto y del perfil del usuario. También dialogan con López Castro, Pantoja Vallejo, and Juan (2018), al mostrar que la analítica del aprendizaje no debería limitarse a clics o calificaciones, sino integrar dimensiones emocionales y cognitivas. En educación matemática, este punto es crucial porque la ansiedad matemática y la baja autoeficacia pueden limitar la participación antes incluso de que el estudiante enfrente el contenido conceptual.

Primero, la base contiene 64 registros, lo que permite un análisis piloto, pero no una generalización poblacional amplia (Pérez Cusó et al. 2017). Segundo, no se dispone de una variable objetiva de rendimiento matemático, ni de trazas digitales de plataformas como Moodle, Kahoot o Quizizz. Tercero, la orientación de los ítems disponibles mide principalmente malestar afectivo, por lo que la competencia matemática se aborda indirectamente como disposición afectiva para el aprendizaje (Ortiz; 2018). Futuras investigaciones deberían incorporar calificaciones, resultados pretest-postest, tiempo de conexión, número de intentos, rutas de retroalimentación y métricas de participación gamificada (Ángel, García-Quismondo, and Cruz-Palacios 2018).

CONCLUSIONES

Este estudio piloto evidencia que la incorporación de analíticas afectivas puede enriquecer el diseño de estrategias gamificadas para mejorar la competencia matemática en estudiantes universitarios. Los datos analizados muestran que las dimensiones de nerviosismo, irritabilidad, agitación y desmotivación conforman una estructura multivariante relevante para comprender la disposición del estudiante ante tareas matemáticas.

El PCA permitió reducir la complejidad de los 20 ítems en ejes interpretables, mientras que el HJ-Biplot ofreció una representación simultánea de estudiantes y variables. Esta visualización constituye una herramienta potente para la toma de decisiones docentes, porque permite localizar qué grupos requieren apoyo emocional, retroalimentación inmediata o actividades gamificadas de menor presión evaluativa.

Los clústeres identificaron perfiles diferenciados de estudiantes. Esta segmentación puede utilizarse para diseñar rutas de aprendizaje adaptativas: retos progresivos para estudiantes con alta ansiedad, recompensas por persistencia para perfiles desmotivados y actividades colaborativas para quienes requieren integración social en el aprendizaje matemático.

Desde la política universitaria, los resultados sugieren que la innovación educativa no debe centrarse exclusivamente en plataformas digitales. Se requiere un modelo integral que combine gamificación, evaluación formativa, acompañamiento docente y analítica del aprendizaje. Para Ecuador y América Latina, este enfoque puede contribuir a reducir brechas de desempeño en cursos cuantitativos iniciales, especialmente si se integra con sistemas institucionales de alerta temprana.

REFERENCIAS

((IESALC), Instituto Internacional de la UNESCO para la Educación Superior en América Latina y el Caribe. 2020. "COVID-19 y Educación Superior : De Los Efectos Inmediatos

- Al Día Después Análisis de Impactos , Respuestas Políticas y Recomendaciones.” *UNESCO*.
- Acal, Christian, Ana M. Aguilera, and Manuel Escabias. 2020. “New Modeling Approaches Based on Varimax Rotation of Functional Principal Components.” *MATHEMATICS* 8(11). doi:10.3390/math8112085.
- Adachi, K. 2011. “Constrained Principal Component Analysis of Standardized Data for Biplots with Unit-Length Variable Vectors.” *Advances in Data Analysis and Classification* 5(1):23–36. doi:10.1007/s11634-010-0081-4.
- Ángel, Miguel, Marzal García-Quismondo, and ; Eduardo Cruz-Palacios. 2018. “Revista General de Información y Documentación Gaming Como Instrumento Educativo Para Una Educación En Competencias Digitales Desde Los Academic Skills Centres.” doi:10.5209/RGID.60805.
- Boniolo, Paula, Pablo Dalle, Simone Sarti, and Renata Semenza. 2025. “Inequality in Higher Education Attainment and Its Effect on Occupational Status. A Comparative Analysis of Argentina, Chile, Spain, and Italy; [Desigualtat En l’assoliment de l’educació Superior i El Seu Efecte En l’estatus Ocupacional. Una Anàlisi Comparativa Entre l’Argentina, Xile, Espanya i Itàlia]; [Desigualdad En El Logro de Educación Superior y Su Efecto En El Estatus Ocupacional. Un Análisis Comparado Entre Argentina, Chile, España e Italia].” *Revista de Educacion y Derecho* (31). doi:10.1344/REYD2025.31.50241.
- Cano, Jhon Haide, and Diana Carolina Rivera. 2015. “Aprendizaje Y Aplicaciones Para Un Ecosistema De Gestión De Aprendizaje Ubicuo.” *Memorias* 13:31–39. doi:http://dx.doi.org/10.16925/.
- Carrasco, Gonzalo, Jose-Luis Molina, María-Carmen Patino-Alonso, Marisela Del C. Castillo, María-Purificación Vicente-Galindo, and María-Purificación Galindo-Villardón. 2019. “Water Quality Evaluation through a Multivariate Statistical HJ-Biplot Approach.” *Journal of Hydrology* 577:123993.
- Cascante-Yarleque, Roberto, Purificacion Galindo-Villardón, Fabricio Guevara-Viejo, Jose Luis Vicente-Villardón, and Purificacion Vicente-Galindo. 2025. “HJ-BILOT: A Theoretical and Empirical Systematic Review of Its 38 Years of History, Using Text Mining and LLMs.” *MATHEMATICS* 13(12). doi:10.3390/math13121913.
- Cebrián, M., Juan Enrique Hernández-burgos, Universidad Pedagógica Nacional, Ernesto. Rey, Ágeda M^a. Escalera, Nancy Rosa, and Roys Romero. 2016. “El Portafolio Digital. Un Nuevo Instrumento de Evaluación.” *Indivisa: Boletín de Estudios e Investigación*, (10):10. http://www.raco.cat/index.php/DIM/article/view/247586/331525.
- Cisneros, Juan Calderón, Karla Maribel Ortiz Chimbo, and Carlos Alcívar Trejo. 2018. “Exploratory Factorial Analysis as a Multivariate Method for the Validation of Academic Data in Virtual Platforms; [Análise Fatorial Exploratória Como Método Multivariado Para a Validação de Dados Acadêmicos Em Plataformas Virtuais]; [Análisis Factorial Exploratorio Como Método Multivariante Para Validación de Datos Académicos En Plataformas Virtuales].” *Revista Lasallista de Investigacion* 15(2):10–19. doi:10.22507/RLI.V15N2A1.
- Clemente-Ricolfe, José S., and Carmen Escribá-Pérez. 2013. “Analysis of the Perception of Generic Skills Acquired at University; [Análisis de La Percepción de Las Competencias Genéricas Adquiridas En La Universidad].” *Revista de Educacion* (362):535–61. doi:10.4438/1988-592X-RE-2013-362-241.
- Cubilla-Montilla, M., A. B. Nieto-Librero, M. P. Galindo-Villardón, and C. A. Torres-Cubilla. 2021. “Sparse HJ Biplot: A New Methodology via Elastic Net.” *Mathematics* 9(11). doi:10.3390/math9111298.
- Díaz-Faes, Adrian A., Borja Gonzalez-Albo, M. Purificacion Galindo, and Maria Bordons.

2013. "HJ-Biplot as a Tool for Inspection of Bibliometric Data Matrices." *REVISTA ESPANOLA DE DOCUMENTACION CIENTIFICA* 36(1). doi:10.3989/redc.2013.1.988.
- Escobar, K. M., J. L. Vicente-Villardón, J. de la Hoz-M, L. M. Useche-Castro, D. F. Alarcón Cano, and A. Siteneski. 2021. "Frequency of Neuroendocrine Tumor Studies: Using Latent Dirichlet Allocation and HJ-Biplot Statistical Methods." *Mathematics* 9(18). doi:10.3390/math9182281.
- Frutos-Bernal, E., M. Rodríguez-Rosa, M. Anciones-Polo, and Á. Martín-del Rey. 2024. "Analyzing Malware Propagation on Wireless Sensor Networks: A New Approach Using Queueing Theory and HJ-Biplot with a SIRS Model." *Mathematics* 12(1). doi:10.3390/math12010135.
- Galán, Jose Gómez. 2014. "El Fenómeno MOOC y La Universalidad de La Cultura: Las Nuevas Fronteras de La Educación Superior." *Profesorado. Revista de Currículum y Formación de Profesorado* 18(1):73–91.
- Gallego-Alvarez, Isabel, Ma Purificación Vicente-Galindo, Ma Purificación Galindo-Villardón, and Miguel Rodríguez-Rosa. 2014. "Environmental Performance in Countries Worldwide: Determinant Factors and Multivariate Analysis." *SUSTAINABILITY* 6(11):7807–32. doi:10.3390/su6117807.
- Gea, Miguel, Rosana Montes, Belén Rojas, Antonio Marín, Antonio Cañas, Vanesa Gámiz, Alfonso Río, David Bravo-lupiañez, María Cá-, and Consuelo Gutierrez. 2013. "Formación Abierta Sobre Modelos de Enseñanza Masivos : Nuevas Tendencias Hacia El Aprendizaje Social." *IV Congreso Internacional Sobre Calidad y Accesibilidad de La Formación Virtual* 460–67.
- González, Emelina López, Amparo Pérez Carbonell, and Genoveva Ramos Santana. 2011. "Models to Complement Factor Analysis in the Construction of Ordinal Scales: One Customised Example Applied to Classroom Social Climate; [Modelos Complementarios Al Análisis Factorial En La Construcción de Escalas Ordinales: Un Ejemplo Aplicado a La Medida Del Clima Social Aula]." *Revista de Educacion* 354:369–97. <https://www.scopus.com/pages/publications/79955066064?origin=resultslist>.
- Hidalgo-Cajo, Byron Geovanny, and Mercé Gisbert-Cervera. 2021. "The Adoption and Use of Digital Technologies in University Faculty: An Analysis from the Perspective of Gender and Age; [La Adopción y El Uso de Las Tecnologías Digitales En El Profesorado Universitario: Un Análisis Desde La Perspectiva Del Género y La Edad]." *Revista de Educación a Distancia* 21(67). doi:10.6018/RED.481161.
- Huh, Myung-Hoe, and Yonggoo Lee. 2013. "Biplots of Multivariate Data Guided by Linear and/or Logistic Regression." *COMMUNICATIONS FOR STATISTICAL APPLICATIONS AND METHODS* 20(2):129–36. doi:10.5351/CSAM.2013.20.2.129.
- Kim, S. K., and C. L. Frisby. 2019. "Gaining from Discretization of Continuous Data: The Correspondence Analysis Biplot Approach." *Behavior Research Methods* 51(2):589–601. doi:10.3758/s13428-018-1161-1.
- Litago, Jose David Urchaga, Noa Maria Carballa Rivas, and Aurora García González. 2017. "Media Coverage of the Prohibition of Bullfighting in Cataluña through a Multivariate Analysis HJ-Biplot; [Cobertura Mediática de La Prohibición de Las Corridas de Toros En Cataluña a Través de Un Análisis Multivariante HJ-Biplot]." *Prisma Social* (19):450–70. <https://www.scopus.com/pages/publications/85041124273?origin=resultslist>.
- López Castro, Manuel, Antonio Pantoja Vallejo, and San Juan. 2018. "Escala Para Valorar La Percepción y Grado de Satisfacción Del Profesorado de Educación Primaria de La Comunidad Autónoma de Andalucía Respecto a Los Procesos Tutoriales." *Rev. Complut. Educ* 29(1):287–306. doi:10.5209/RCED.52286.
- Marín-Velásquez, Tomás Darío. 2022. "[En] Quantitative Analysis of Latin American and

- Caribbean Journals Indexed in Web of Science (2021); [Análisis Cuantitativo de Las Revistas de América Latina y El Caribe Indexadas En Web of Science (2021)]." *Revista General de Informacion y Documentacion* 32(1):121–36. doi:10.5209/rgid.82944.
- Martínez-Regalado, Joel A., Cinthia Leonora Murillo-Avalos, Purificación Vicente-Galindo, Monica Jimenez-Hernandez, and Jose Luis Vicente-Villardón. 2021. "Using HJ-Biplot and External Logistic Biplot as Machine Learning Methods for Corporate Social Responsibility Practices for Sustainable Development." *MATHEMATICS* 9(20). doi:10.3390/math9202572.
- Medina-Hernandez, Edith, Maria Jose Fernandez-Gomez, and Inmaculada Barrera-Mellado. 2021. "Gender Inequality in Latin America: A Multidimensional Analysis Based on ECLAC Indicators." *SUSTAINABILITY* 13(23). doi:10.3390/su132313140.
- Moreno Castro, Denny William, Omar Orlando Franco Arias, Juan Diego Valenzuela Cobos, Daniel Prieto Sanchez, and Cicero Pimenteira. 2025. "Data Mining to Evaluate the Effect of Eichhornia Crassipes and Lemna Minor in the Phytoremediation of Wastewater in the Canton of Milagro." *WATER* 17(10). doi:10.3390/w17101551.
- Nieto-Librero, A. B., C. Sierra, M. P. Vicente-Galindo, O. Ruíz-Barzola, and M. P. Galindo-Villardón. 2017. "Clustering Disjoint HJ-Biplot: A New Tool for Identifying Pollution Patterns in Geochemical Studies." *Chemosphere* 176:389–96. doi:10.1016/j.chemosphere.2017.02.125.
- Orlando, Miguel, and Espinosa Galarza. 2017. "Influencia de Las TIC En La Educación Universitaria , Caso Universidad Técnica de Machala." *INNOVA Research* 2(3):69–79.
- Ortiz, Verónica Yáñez; Manuel Nevárez Toledo. 2018. "RECURSO DIGITAL DE UNA ESTRATEGIA DIDÁCTICA DE ENSEÑANZA-APRENDIZAJE DE MATEMÁTICA." *3C TIC*. doi:http://dx.doi.org/10.177993/3ctic.2018.61.10-21/.
- Pérez Cusó, Francisco Javier, Cristina González Lorente, Natalia González Morga, and Mirian Martínez Juárez. 2017. "Tutoría En La Universidad: Un Estudio de Caso En La Facultad de Educación de La Universidad de Murcia." *Educatio Siglo XXI* 35(2 Julio):91. doi:10.6018/j/298531.
- Pilacuan-Bonete, L., P. Galindo-Villardón, and F. Delgado-Álvarez. 2022. "HJ-Biplot as a Tool to Give an Extra Analytical Boost for the Latent Dirichlet Assignment (LDA) Model: With an Application to Digital News Analysis about COVID-19." *Mathematics* 10(14). doi:10.3390/math10142529.
- Polivio, Abel, Remache Coyago, Edwin Giovanni, Puente Moromenacho, and Gustavo Adolfo Moreno Jiménez. 2017. "Uso de Las Tecnologías de La Información En La Educación Superior." *INNOVA Research Journal* 2(1):99–112. http://www.journaluidegye.com/magazine/index.php/innova/article/viewFile/154/250.
- Prabhune, Sameer S., and S. R. Sathe. 2010. "Reconstruction of a Complete Dataset from an Incomplete Dataset by PCA (Principal Component Analysis) Technique: Some Results." *INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER SCIENCE AND NETWORK SECURITY* 10(12):195–99.
- Ruiz-Bolívar, Carlos, and Alirio Antonio Dávila. 2016. "Propuesta de Buenas Prácticas de Educación Virtual En El Contexto Universitario." *Red* 49(12):2–21. doi:DOI: http://dx.doi.org/10.6018/red/49/12.
- Sanchez-Garcia, Ana Belen, Victoria Irandy Ballesteros-Espinoza, and Purificación Vicente-Galindo. 2025. "Thinking Styles of University Students: Multivariate Characterization Based on HJ-Biplot Cluster." *JOURNAL OF LEARNING STYLES* 18(36):269–82.
- Santos, Carlos Aparecido, and Jorge Alberto Achcar. 2011. "A Bayesian Analysis in the Presence of Covariates for Multivariate Survival Data: An Example of Application; [Análisis Bayesiano En Presencia de Covariables Para Datos de Supervivencia

- Multivariados: Un Ejemplo de Aplicación].” *Revista Colombiana de Estadística* 34(1):111–31.
<https://www.scopus.com/pages/publications/79961197268?origin=resultslist>.
- Siguenza, Ana Maria Peralta, Huber Gregorio Echeverria Vasquez, Walter Mario Franco Vera, and Edwin Roberto Sanchez Leon. 2025. “Mapping ISO 9001:2015 Compliance in Ecuadorian SMEs: An HJ-Biplot and Cluster Analysis.” *QUALITY INNOVATION PROSPERITY-KVALITA INOVACIA PROSPERITA* 29(2):26–38. doi:10.12776/qip.v29i2.2223.
- Silva, Alberto, and Adelaide Freitas. 2024. “An Enhanced Version of the SSA-HJ-Biplot for Time Series with Complex Structure.” *ADVANCES IN DATA ANALYSIS AND CLASSIFICATION* 18(2):409–30. doi:10.1007/s11634-023-00541-x.
- Universidad de Santiago de Compostela., Manuel Armenteros. 1991. *Innovación Educativa : Revista de Ciencias de La Educación*. Vol. 0. USC, Servizo de Publicacións e Intercambio Científico.
- Valchev, Nikolay, Miroslava Ivanova, Antoniya Stoyanova, and Lilko Dospatliev. 2020. “APPLICATION OF THE MATHEMATICAL MODEL HJ-BIPLLOT TO IDENTIFYING THE LINKS AMONG BIOACTIVE COMPOUNDS OF THE TOMATO VARIETY PANEKRA.” *SCIENTIFIC PAPERS-SERIES B-HORTICULTURE* 64(1):490–97.
- Valverde Berrocoso, Jesús. 2014. “MOOCs: Una Visión Crítica Desde Las Ciencias de La Educación.” *Profesorado. Revista de Currículum y Formación Del Profesorado* 18(1):93–111. <http://www.ugr.es/local/recfpro/rev181ART6.pdf>.
- Zabalandikoetxea, Sara Urionabarrenetxea, and José Domingo García Merino. 2013. “Factors Dependent on University Management as Determinants of Student Performance: A Multivariate Analysis; [Factores Dependientes de La Gestión Universitaria Como Determinantes Del Rendimiento Del Alumno: Un Análisis Multivariante].” *Revista de Educacion* (361):456–89. doi:10.4438/1988-592X-RE-2013-361-229.
- Zhigue, Dayana, Maria Morejon, Isidro R. Amaro, and Diego Morales-Navarrete. 2024. “HJ-Biplot to Analyze the Contribution to Climate Change of Latin American Countries.” *BULLETIN OF COMPUTATIONAL APPLIED MATHEMATICS* 12(2):215–39.