

# Decodificando la diversidad del aprendizaje: un análisis de clúster en la evaluación de preferencias y emociones educativas

PABLO ROSSER

Universidad Internacional de la Rioja (España)  
pablo.rosser@unir.net

SEILA SOLER

Universidad Isabel I (España)  
seilaaixa.soler@ui1.es

## 12.1. Introducción

El objetivo de este estudio es exponer los beneficios en el uso de clústeres en el análisis de las preferencias de objetivos de aprendizaje del estudiantado y de sus emociones. Estos análisis se basan en los datos obtenidos de una investigación previa mucho más amplia que aborda otras cuestiones que no serán discutidas en esta publicación (Rosser y Soler, 2023a, 2023b). En consecuencia, nos centraremos, exclusivamente, en los aspectos relacionados con el uso del análisis de clústeres, sus tipos y sus objetivos.

### Análisis de clúster: tipos y aplicaciones

El análisis de clúster es una técnica estadística que agrupa a individuos en función de características similares. En el contexto educativo, esta técnica permite agrupar al alumnado según sus preferencias de aprendizaje y sus respuestas emocionales, pro-

porcionando una visión más granular de sus necesidades y comportamientos (Egan, 1984; Huberty *et al.*, 2005).

Existen varios tipos de análisis de clúster (Battaglia *et al.*, 2016; Egan, 1984; Huberty *et al.*, 2005; Ullrich-French y Cox, 2009), entre ellos el clúster rápido, el clúster bietápico y el clúster jerárquico, cada uno con sus particularidades y aplicaciones (Milligan y Cooper, 1987). El clúster rápido se utiliza para distinguir entre diferentes dimensiones, como teoría y práctica en el aprendizaje (Huberty *et al.*, 2005; Kaufman y Rousseeuw, 2009), mientras que los métodos bietápico y jerárquico identifican grupos basados en el rendimiento general y la sensibilidad a los valores atípicos (Rubio-Hurtado y Baños, 2017b). Concretamente, el clúster bietápico combina técnicas jerárquicas y no jerárquicas para identificar grupos en dos etapas, primero formando clústeres preliminares y luego refinando la agrupación (Espigares-Pinazo *et al.*, 2017; Moreno-Morilla, 2017). Por último, el clúster jerárquico utiliza un enfoque de enlace único o completo para fusionar clústeres basados en la menor o mayor distancia entre puntos individuales de distintos clústeres (Berzal, 2017; García *et al.*, 2021).

Estos métodos permiten agrupar al alumnado según sus respuestas y características, facilitando una comprensión más profunda de sus necesidades y preferencias educativas (Andewi y Waziana, 2019; Križanić, 2020; Perrotta y Williamson, 2018; Shavelson, 1979).

## Escala de interés de acuerdo con los objetivos de aprendizaje

Para analizar el impacto de las metodologías activas desde una perspectiva pedagógica es fundamental evaluar, a través de la escala de interés relacionada con los objetivos de aprendizaje, cómo estas metodologías potencian diversas estrategias de aprendizaje. Estas estrategias incluyen el trabajo colaborativo (Johnson *et al.*, 2008), el aprendizaje significativo (Ausubel, 1968), el aprendizaje basado en problemas (Barrows y Tamblyn, 1980), el aprendizaje por descubrimiento (Bruner, 1961), así como la motivación y la concentración (Deci y Ryan, 1985).

En cuanto a la comprensión de contenidos, esta categoría se centra en la capacidad del estudiantado para entender mejor los

temas abordados en las actividades. La pregunta clave es: «¿Hasta qué punto has comprendido mejor los contenidos del tema en las actividades?». La comprensión de contenidos es un componente esencial del aprendizaje significativo, ya que permite integrar y aplicar conocimientos de manera efectiva (Ojeda y Rodríguez, 2017; Zavala y Zubillaga, 2017).

La adquisición de competencias se evalúa mediante preguntas que examinan cómo las metodologías activas han ayudado al estudiantado a desarrollar habilidades y competencias específicas. Un ejemplo de este tipo de pregunta es: «¿Hasta qué punto te han servido las metodologías activas para adquirir competencias (aprender a aprender, lectura, TICs, etc.)?». Esta categoría se relaciona estrechamente con enfoques como el aprendizaje basado en problemas y el aprendizaje por descubrimiento, que promueven la autonomía y el pensamiento crítico (Freeman *et al.*, 2014; Mirete, 2020).

Por último, la toma de conciencia de valores se aborda con preguntas que investigan el impacto de las metodologías activas en la sensibilización hacia problemas sociales, políticos y ambientales. Una pregunta representativa es: «¿Hasta qué punto te han servido las metodologías activas para tomar conciencia de los valores (problemas sociales, políticos, ambientales)?». Este aspecto está vinculado con la motivación y el aprendizaje significativo, ya que conecta los contenidos educativos con valores y cuestiones relevantes para el alumnado, fomentando un aprendizaje más profundo y comprometido (Blumstein y Saylan, 2007).

## Emociones en el contexto educativo

Las emociones influyen significativamente en la experiencia educativa. Investigaciones recientes han explorado cómo diferentes metodologías de enseñanza afectan a las emociones de los estudiantes y, en consecuencia, a su aprendizaje (Gkintoni *et al.*, 2023). La integración de técnicas pedagógicas que consideren las emociones puede mejorar el ambiente de aprendizaje, promoviendo la motivación y el compromiso (Ismail *et al.*, 2023).

La presente investigación utiliza la escala de afectividad positiva y negativa (PANAS) para medir las emociones antes y después de la implementación de metodologías activas en la enseñanza de la Didáctica de la Historia. Los resultados obtenidos

proporcionan una visión detallada de cómo las emociones positivas y negativas influyen en la adquisición de conocimientos, competencias y valores.

Esta escala, desarrollada por Watson, Clark y Tellegen, en 1988, tiene como objetivo evaluar dos factores esenciales de los estados emocionales: el afecto positivo y el afecto negativo (Watson *et al.*, 1988a; Watson *et al.*, 1988b; Watson *et al.*, 2012). La PANAS se compone de 20 reactivos que describen emociones de carácter positivo o negativo, con 10 reactivos para cada tipo de emoción. Cada reactivo se contesta utilizando una escala tipo Likert con 5 opciones de respuesta, que van desde «nada» hasta «mucho». Es una herramienta ampliamente utilizada para evaluar estas emociones, revelando su impacto en el aprendizaje (Díaz-García *et al.*, 2020; Heubeck y Boulter, 2020; Leue y Beauducel, 2011). Desde otro enfoque, se han realizado investigaciones también sobre el aprendizaje encarnado en el aula (Kosmas, 2021).

## 12.2. Metodología

Las actividades con metodologías activas, programadas en distintos días durante el curso lectivo, fueron las siguientes: el uso del UrbanGame (*serious game*) para evidenciar la transformación del espacio urbano en distintos contextos (neolítico, revolución industrial y bombardeos durante la Guerra Civil Española); la simulación con ChatGPT de un escenario con personajes de algunas de esas mismas épocas con los que el alumnado podía interactuar y construir historias diversas, pudiendo de esa manera empatizar con las personas que vivieron en aquella época, sus problemas, modos de vida, condiciones de trabajo, división de clases, etc.; la realización de unos carteles o paneles para una exposición en un museo o sala de exposiciones sobre las mismas temáticas, teniendo además que paralelizar lo ocurrido con fenómenos del momento actual.

Finalizadas todas esas actividades, se realizaron las encuestas por el alumnado a través de Google Forms para que pudiera reflexionar sobre su proceso de aprendizaje y emociones, inmediatamente después de realizadas las tareas.

De los datos de la encuesta que explora la relación entre emociones y actividades educativas (situaciones de aprendizaje con

metodologías activas) en la adquisición de contenidos, competencias y valores, y considerando factores como edad, sexo, interés en actividades y enfoques de aprendizaje, se obtuvieron conclusiones pedagógicas significativas. Los análisis cuantitativos se realizaron utilizando SPSS Statistics, versión 29.0.1.0.

El alumnado de la asignatura de Didáctica de la Historia del grado de Educación Primaria, en su mayoría, pertenecía a un grupo de edad específico (19-25 años = 97,9%) y estaba conformado por un porcentaje mayor de mujeres (81,3%).

**Tabla 12.1.** Distribución de participantes por asignatura, género y rango de edad

Asignatura	Frecuencia total	Hombres	Mujeres	Rango de edad	Rango de edad	Rango de edad	Rango de edad
				18-25	26-35	36-45	46-55
Didáctica de las Ciencias Sociales-Historia	48	7	41	47	1	0	0

## Instrumentos de medición

Para evaluar las percepciones del alumnado, se diseñó un cuestionario basado en una escala Likert de 5 puntos, donde 1 representa «totalmente en desacuerdo» y 5 representa «totalmente de acuerdo». El cuestionario incluyó ítems específicos para medir cada uno de los tres objetivos de aprendizaje.

Del mismo modo, dicho alumnado completó la encuesta de la escala de afectividad positiva y negativa (PANAS) (Watson *et al.*, 1988a), antes y después de la actividad.

La fiabilidad del cuestionario se confirmó utilizando el coeficiente alfa de Cronbach, obteniendo un valor de 0,77, lo que indica una consistencia interna adecuada.

## Procedimiento de recopilación de datos

El procedimiento de recopilación de datos se llevó a cabo en varias etapas para asegurar la calidad y la validez de los resultados obtenidos. El alumnado fue el propio de la asignatura en donde se han realizado las actividades. Se solicitó el consentimiento informado del mismo.

Se diseñaron y se implementaron actividades con metodologías activas en las clases de Didáctica de la Historia del grado de Educación Primaria, de acuerdo con los objetivos del estudio y se adaptaron a las necesidades y características del estudiantado.

Una vez finalizadas las actividades, se administraron las encuestas a los y las participantes, que se entregaron en formato electrónico, a partir de formularios de Google y se garantizó la confidencialidad de las respuestas.

Recopilados los datos, se realizó un análisis cualitativo y estadístico de los mismos. Se interpretaron los resultados obtenidos a partir del análisis de los datos. Se buscaron patrones, tendencias y relaciones significativas entre las variables estudiadas. Se compararon los resultados obtenidos por género y edad para identificar posibles diferencias y relaciones entre estos factores y la percepción, apreciación, realización y motivación del alumnado.

Los objetivos destacados incluyen: «potenciar la motivación», «concentración» y «aprendizaje significativo», enfatizando la necesidad de un enfoque educativo integral que desarrolle habilidades prácticas y sociales en un ambiente motivador.

El análisis reveló, igualmente, la predominancia de emociones positivas como «interesado» y «entusiasmado» en el ambiente educativo, con altas medias, frente a menores prevalencias de emociones negativas como «irritable» y «temeroso», indicando medias bajas.

## Consideraciones éticas

Se garantizó la confidencialidad y el anonimato de los y las participantes, asignándoles identificadores numéricos en lugar de sus nombres reales. Todos los datos fueron tratados de forma confidencial y se utilizaron exclusivamente para fines de investigación. Asimismo, se obtuvo el consentimiento informado y se siguieron los protocolos éticos al uso.

El Comité de Ética de Investigación de UNIR ha evaluado positivamente la idoneidad ética de la investigación: *Innovación en la enseñanza online y presencial: mejorando la calidad educativa y el bienestar emocional del alumnado universitario*, cuyo investigador principal es el autor de esta publicación, y en donde se enmarca este trabajo (código PI074/2024).

## 12.3. Resultados

### Análisis de clústeres de preferencias de objetivos de aprendizaje por parte del alumnado

Este análisis se centra exclusivamente en los clústeres relativos a las preferencias de aprendizaje del alumnado, evaluando tres objetivos: comprender contenidos, adquirir competencias y adquirir valores mediante encuestas. Los distintos métodos de clúster, aplicados al mismo grupo de estudiantes, arrojan resultados variados debido a sus características y enfoques específicos de agrupación. Por ejemplo, mientras el clúster rápido distingue entre teoría y práctica, los métodos bietápico y jerárquico identifican grupos basados en rendimiento general y sensibilidad hacia valores atípicos, destacando diferencias en cómo cada método percibe los datos (Egan, 1984; Huberty *et al.*, 2005). Esto podría no ser tan prominente en el clúster rápido. En consecuencia, cada método utiliza diferentes algoritmos y enfoques para agrupar los datos, lo que lleva a diferentes interpretaciones y agrupaciones (Rubio-Hurtado y Baños, 2017b, 2017a).

Cada método de análisis de clúster ofrece perspectivas únicas, permitiendo una comprensión más rica de preferencias y habilidades estudiantiles, crucial para personalizar enfoques educativos y brindar apoyo específico.

#### Análisis del clúster rápido

El clúster rápido diferenció estudiantes por su balance teoría-práctica en dos clústeres: clúster 1, con buen entendimiento de contenidos y valores, pero baja adquisición de competencias, indicando necesidad de más soporte en habilidades prácticas. El clúster 2 muestra moderada comprensión de contenidos y valores, pero alta competencia práctica, sugiriendo necesidad de refuerzo en aspectos teóricos y de valores (Huberty *et al.*, 2005; Oberto, 2020).

El análisis de clústeres revela agrupaciones estudiantiles según preferencias en aprendizaje: comprensión de contenidos, adquisición de competencias y valores. Los resultados del clúster rápido destacan las diferencias y tendencias entre estos grupos.

El clúster 1 está caracterizado por altas puntuaciones en «Comprender contenidos» y «Adquirir valores» (ambos con 5),

pero baja en «Adquirir competencias» (2). Por su parte, el clúster 2 es moderado en «Comprender contenidos» y «Adquirir valores» (4 y 4,83 respectivamente), pero muy alto en «Adquirir competencias» (4,81).

Estas características iniciales y finales sugieren una división clara entre estudiantes que son fuertes en aspectos teóricos y de valores frente a aquellos que son fuertes en habilidades prácticas.

La mayoría de los y las estudiantes (47 de 48) pertenecen al clúster 2, lo que indica una tendencia general hacia una preferencia por la adquisición de competencias sobre la comprensión de contenidos y la adquisición de valores. Solo una persona (caso 24) fue asignada al clúster 1, lo que indica que este perfil es mucho menos común.

La distancia entre los centros de clústeres es de 2,816, lo que indica una diferencia significativa entre los grupos. Esto refuerza la idea de que los dos clústeres representan perfiles de aprendizaje distintos.

La prueba F (ANOVA) para «adquirir competencias» es significativa ( $F = 48.825$ ,  $p < .001$ ), lo que indica que esta variable es la que más contribuye a la diferenciación entre los clústeres. Las variables «Comprender contenidos» y «Adquirir valores» no mostraron diferencias significativas entre los clústeres según la prueba F ( $p > .05$ ), lo que subraya que la principal distinción entre los clústeres se debe a la adquisición de competencias (tabla 12.2).

**Tabla 12.2.** ANOVA

	Clúster de media cuadrática	gl	Error de media cuadrática	gl	F	Sig.
Comprender contenidos.	,011	1	,097	46	,114	,737
Adquirir competencias.	7,723	1	,158	46	48,825	<.001
Adquirir valores.	,028	1	,144	46	,197	,660

Las pruebas F solo se deben utilizar con fines descriptivos porque los clústeres se han elegido para maximizar las diferencias entre los casos de distintos clústeres. Los niveles de significación observados no están corregidos para esto; por lo tanto, no se pueden interpretar como pruebas de la hipótesis de que las medias de clúster son iguales



En cuanto al perfil del clúster 1, se trata de estudiantes con una fuerte inclinación hacia la comprensión teórica y la adquisición de valores, pero con una necesidad de mayor apoyo en habilidades prácticas. Por otro lado, el perfil del clúster 2 está formado por un estudiante con sólidas habilidades prácticas, pero que podría beneficiarse de mayor apoyo en la comprensión teórica y la internalización de valores.

Este análisis plantea la necesidad de un enfoque más personalizado en la enseñanza, atendiendo a las fortalezas y debilidades de cada grupo de estudiantes. Por lo tanto, mientras que el alumnado del clúster 1 podría beneficiarse de más actividades prácticas, el del clúster 2 podría necesitar más apoyo en la comprensión de teorías y valores.

Los resultados vienen a demostrar que la realización de situaciones de aprendizaje con metodologías activas es altamente positiva para potenciar un aprendizaje más homogéneo. Del mismo modo, dichos resultados refuerzan la idea de la necesidad de desarrollar estrategias educativas específicas para el alumnado de cada clúster, lo que podría mejorar la eficacia del proceso de enseñanza-aprendizaje.

## Análisis del clúster bietápico

Por su parte, en el análisis del clúster bietápico se buscaba identificar un grupo principal de alto rendimiento y luego separar a quienes no encajaban bien en este perfil (Calisaya y Anthony, 2021; Espigares-Pinazo *et al.*, 2017; Moreno-Morilla, 2017; Romero-Abrio *et al.*, 2019).

En nuestro caso, se identificó un solo clúster principal y algunos valores atípicos. El clúster principal muestra un alto rendimiento en todas las áreas. Los valores atípicos, en cambio, tienen resultados moderados o variados. En el clúster 1 los alumnos y las alumnas muestran un alto nivel en la comprensión de contenidos, un alto nivel en la adquisición de competencias y un nivel muy alto en la adquisición de valores. Esto indica que tienen un buen equilibrio entre el desarrollo de habilidades teóricas y prácticas, así como la internalización de valores. En cuanto a los valores atípicos (-1), los alumnos y las alumnas en este grupo presentan resultados moderados en la comprensión de contenidos, resultados variados en la adquisición de competen-

cias y un nivel menor en la adquisición de valores, es decir, que pueden tener dificultades para comprender algunos contenidos, y pueden necesitar más apoyo en el desarrollo de habilidades y valores.

En el clúster 1 se agrupan la mayoría de los y las estudiantes (79,2%), lo que sugiere un perfil de alto rendimiento predominante en la muestra estudiada. Sin embargo, un 20,8% de los y las estudiantes se identificaron como valores atípicos, lo que indica que hay un número significativo de estudiantes con patrones de preferencias de aprendizaje que difieren del grupo principal.

El clúster 1 exhibe altas puntuaciones en “Comprender contenidos” (media de 5) y “Adquirir competencias» (media de 4,9211), lo que sugiere un fuerte desempeño académico y práctico. La desviación estándar, muy baja en «Comprender contenidos», indica que quienes están en este clúster tienen una puntuación máxima en esta área (tabla 12.3).

En cuanto a los valores atípicos, muestran un promedio menor en “Comprender contenidos” (media de 4,5) y «Adquirir competencias» (media de 4,1), con una mayor variabilidad (mayores desviaciones estándar), lo que señala una comprensión y habilidades prácticas más variables y posiblemente más bajas (tabla 12.3).

**Tabla 12.3.** Perfiles de clúster. Centroides

		Comprender contenidos		Adquirir competencias	
		Media	Desv. estándar	Media	Desv. estándar
Clúster	1	5	,00000	4,9211	,27328
	Valor atípico (-1)	4,5000	,52705	4,1000	,87560
	Combinado	4,8958	,30871	4,7500	,56493

En el clúster 1, todo el estudiantado (95%) tiene la puntuación más alta en «Adquirir valores», lo que implica una fuerte internalización de estos (tabla 12.3).

La mayoría de los valores atípicos (100%) tienen una puntuación de 4 en «Adquirir valores», con solo un 5% obteniendo la puntuación más alta, sugiriendo que este grupo es menos uniforme en la adquisición de valores (tabla 12.4).

**Tabla 12.4.** Frecuencias. Adquirir valores

		4		5	
		Frecuencia	Porcentaje	Frecuencia	Porcentaje
Clúster	1	0	0,0%	38	95,0%
	Valor atípico (-1)	8	100,0%	2	5,0%
	Combinado	8	100,0%	40	100,0%

Los resultados plantean que el sistema educativo está funcionando muy bien para una gran mayoría de los y las estudiantes, que demuestran altos niveles de comprensión de contenidos, adquisición de competencias y valores.

Hay un grupo menor de estudiantes que no se ajusta completamente a este perfil de alto rendimiento. Este grupo podría beneficiarse de una atención más personalizada para abordar sus necesidades específicas.

Los valores atípicos pueden necesitar estrategias de enseñanza diferenciadas, enfocadas en mejorar la comprensión de contenidos y la adquisición de competencias y valores.

Los hallazgos resaltan la importancia de no adoptar un enfoque de «talla única» en la educación. Aunque una mayoría de estudiantes responden bien al currículo y métodos de enseñanza actuales, una proporción significativa podría necesitar apoyos adicionales o diferentes.

Para los estudiantes atípicos, las intervenciones podrían incluir tutorías adicionales, métodos de enseñanza alternativos, y apoyo en el desarrollo de valores, lo que puede implicar actividades extracurriculares o programas de desarrollo personal.

## Análisis del clúster jerárquico

Por último, en el análisis del clúster jerárquico, al igual que en el clúster bietápico, se identifica un clúster principal de alto rendimiento y un grupo de valores atípicos con rendimiento moderado o variado, con similares resultados en ambos casos respecto al anterior análisis (Berzal, 2017; García *et al.*, 2021; Vilà Baños *et al.*, 2014).

El análisis de clúster jerárquico incluyó 48 casos válidos, sin datos perdidos. Se empleó el método de enlace único para la

vinculación entre clústeres, caracterizado por identificar clústeres distantes entre sí. Este enfoque calcula la distancia entre clústeres basándose en la menor distancia entre puntos individuales de distintos clústeres, permitiendo una identificación precisa y detallada de las agrupaciones.

La matriz de proximidades muestra las distancias euclídeas al cuadrado entre pares de casos. Estas distancias se utilizan para fusionar progresivamente los casos o clústeres más cercanos en el análisis jerárquico. Las distancias son bastante variadas, lo que indica diferencias en las similitudes entre los casos. Por ejemplo, los valores bajos (cerca de 0) indican mucha similitud, mientras que los valores más altos indican mayor disimilitud.

El historial de conglomeración documenta cómo se han fusionado los casos/clústeres a lo largo de las etapas del análisis. Por ejemplo, en la primera etapa, los casos 40 y 47 se combinan, lo que sugiere que son los más similares entre todos los casos. A medida que el coeficiente de etapa aumenta, los clústeres se combinan a niveles más altos de disimilitud. Es decir, al principio, se fusionan los casos más similares, y hacia el final, se fusionan aquellos que son menos similares (tabla 12.5).

**Tabla 12.5.** Historial de conglomeración

Etapas	Clúster combinado		Coeficientes	Primera aparición del clúster de etapa		Etapas siguientes
	Clúster 1	Clúster 2		Clúster 1	Clúster 2	
1	40	47	,000	0	0	2
2	29	40	,000	0	1	3
3	28	29	,000	0	2	4
4	26	28	,000	0	3	5
5	3	26	,000	0	4	12
6	17	18	,000	0	0	7
7	17	42	10	6	0	9
8	11	21	10	0	0	32
9	5	17	10	0	7	10
10	5	7	40	9	0	11

Etapa	Clúster combinado		Coeficientes	Primera aparición del clúster de etapa		Etapa siguiente
	Clúster 1	Clúster 2		Clúster 1	Clúster 2	
11	5	31	90	10	0	13
12	3	25	90	5	0	46
13	5	14	90	11	0	34
14	19	45	10,000	0	0	29
15	16	32	10,000	0	0	16
16	1	16	10,000	0	15	17
17	1	2	10,000	16	0	22
18	9	33	110	0	0	19
19	9	46	120	18	0	20
20	8	9	120	0	19	26
21	13	48	130	0	0	31
22	1	44	130	17	0	24
23	34	38	140	0	0	27
24	1	23	140	22	0	26
25	10	15	140	0	0	47
26	1	8	140	24	20	27
27	1	34	150	26	23	28
28	1	27	150	27	0	29
29	1	19	160	28	14	30
30	1	37	170	29	0	32
31	13	30	170	21	0	34
32	1	11	170	30	8	35
33	6	35	180	0	0	35
34	5	13	180	13	31	40
35	1	6	190	32	33	38
36	4	24	210	0	0	37
37	4	39	220	36	0	42

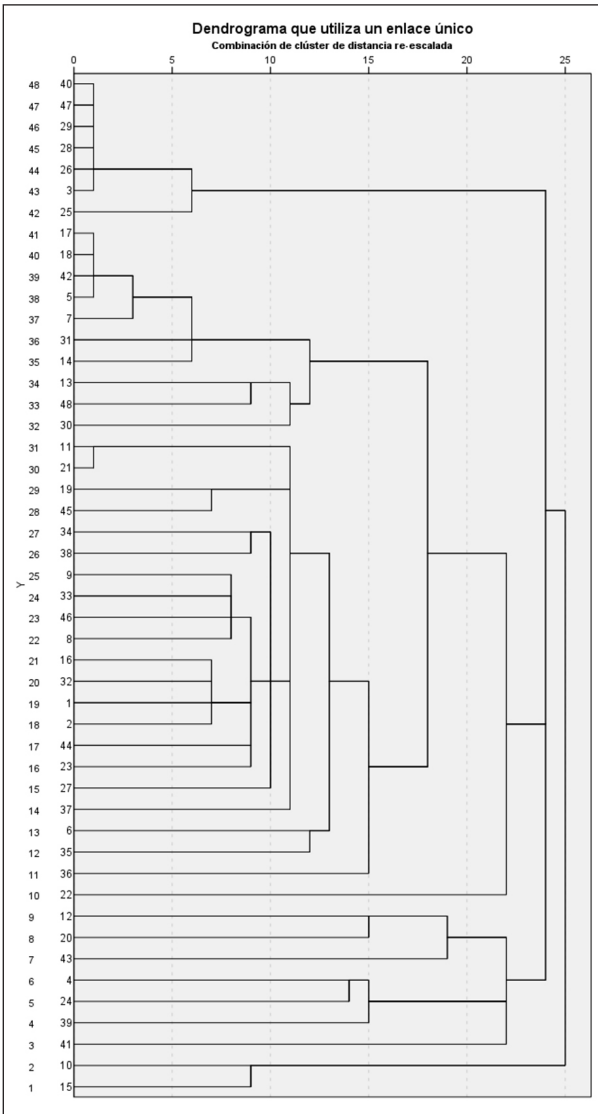
Etapa	Clúster combinado		Coeficientes	Primera aparición del clúster de etapa		Etapa siguiente
	Clúster 1	Clúster 2		Clúster 1	Clúster 2	
39	12	20	230	0	0	41
40	1	5	270	38	34	43
41	12	43	290	39	0	44
42	4	41	330	37	0	44
43	1	22	340	40	0	45
44	4	12	340	42	41	45
45	1	4	360	43	44	46
46	1	3	360	45	12	47
47	1	10	390	46	25	0

Para interpretar estos resultados de manera efectiva, normalmente se crea un dendrograma, que es un diagrama que ilustra las agrupaciones y su distancia o disimilitud en cada etapa, que ayuda a identificar el número adecuado de clústeres para retener basándose en los saltos significativos en la distancia de combinación (figura 12.1).

Sin embargo, la interpretación de estos resultados debe hacerse con cautela. En el enlace único, las cadenas largas de clústeres individuales pueden formarse porque solo se considera la distancia más corta para fusionar clústeres. Esto puede llevar a lo que se conoce como el fenómeno de encadenamiento, donde clústeres distintos pueden unirse simplemente porque tienen casos individuales que están cerca el uno del otro, aunque la mayoría de los casos en esos clústeres no son similares entre sí.

Los resultados muestran diferentes patrones de preferencias de objetivos de aprendizaje por parte del alumnado, como se observa en la tabla 12.6.

Por lo tanto, y con lo visto, la aplicación de análisis de clúster ha revelado un abanico de preferencias de aprendizaje, con algunos estudiantes inclinados hacia la comprensión teórica y otros hacia habilidades prácticas. Esta diversidad demanda la personalización de enfoques pedagógicos, adaptándose a diferentes ne-



**Figura 12.1.** Asignación de cada estudiante a un clúster específico.

cesidades e intereses. La investigación enfatiza el desarrollo de competencias cognitivas, sociales y personales, considerando la influencia emocional en el aprendizaje y la atención especial a estudiantes con patrones atípicos, quienes pueden beneficiarse de soportes y métodos pedagógicos específicos.

**Tabla 12.6.** Resumen de resultados de los distintos clústeres

Tipo de prueba	Comprender contenidos	Adquirir competencias	Adquirir valores
<b>Clúster rápido</b>			
Clúster 1 iniciales (1 alumno)	Alto (5)	Bajo (2)	Alto (5)
Clúster 1 finales	Alto (5)	Bajo (2)	Alto (5)
Clúster 2 iniciales (47 alumnos)	Moderado (4)	Muy alto (5)	Moderado (4)
Clúster 2 finales	Ligeramente más alta (4,89)	Ligeramente más alta (4,81)	Ligeramente más alta (4,83)
<b>Clúster bietápico</b>			
Clúster 1 (38 alumnos)	Alto (5)	Alto (4,92)	Muy alto (95 % con 5)
Valores atípicos (-1) (10 alumnos)	Moderado (4,5)	Variado (4,1)	Menor (80 % con 4)
<b>Clúster jerárquico</b>			
Clúster 1 (38 alumnos)	Alto (5)	alta (media de 4,9211)	Alto (5)
Valores atípicos (-1) (10 alumnos)	Moderado (4,5)	Variado (4,1)	Menor (4,5)

## Clúster de emociones

Establecidos los clústeres para los objetivos de aprendizaje, y viendo después su relación con las emociones y la importancia de su consideración en el proceso de enseñanza-aprendizaje, vamos a analizar ahora cómo puede servirnos el método clúster para avanzar más en el conocimiento de las emociones en nuestro alumnado.

Las emociones se recopilaban durante la implementación de metodologías de aprendizaje activo en una asignatura de Didáctica de la Historia, lo que sugiere que las emociones pueden estar influenciadas por la participación en actividades educativas dinámicas y participativas.

La mayoría de los y las participantes, como hemos visto más arriba, son jóvenes adultos (19-25 años) y predominantemente mujeres. Esto puede influir en cómo se expresan y se perciben las emociones en un entorno educativo.



Se utilizó, como hemos indicado en la metodología, una encuesta de emociones de PANAS con una escala Likert de 1 a 5, lo que permite una cuantificación y comparación de las emociones reportadas por los y las estudiantes.

El historial de conglomeración y la asignación de estudiantes a clústeres nos permiten ver cómo se han formado los clústeres a lo largo del tiempo y qué estudiantes pertenecen a cada clúster. Esto es útil para entender la dinámica de las emociones a través de las diversas etapas de la implementación de las metodologías de aprendizaje activo.

El objetivo es identificar patrones de emociones comunes entre diferentes tipos de estudiantes y comprender la respuesta emocional a las metodologías de aprendizaje activo, considerando cómo las emociones podrían estar relacionadas con experiencias de aprendizaje activo y cómo ciertas emociones pueden agruparse en estudiantes con características demográficas similares.

Para relacionar los clústeres emocionales con datos demográficos y el contexto educativo, se sugiere un análisis de clúster que incorpore estas variables. Esto revelaría asociaciones entre patrones emocionales y características específicas como la edad, el género o la participación en ciertas actividades educativas.

Las emociones del mismo clúster probablemente las reportan los y las participantes de manera similar, lo que podría indicar que se experimentan conjuntamente o que las perciben como relacionadas. Las emociones que están en clústeres diferentes son experimentadas o percibidas de manera más distinta por los y las participantes.

Comprender la agrupación de emociones facilita que educadores y profesionales de la psicología escolar desarrollen estrategias dirigidas a emociones concurrentes, identificando necesidades específicas en el aprendizaje y bienestar estudiantil. El análisis de clústeres de emociones, especialmente negativas, puede indicar áreas que requieren mayor soporte emocional o técnicas de gestión del estrés. Cabe señalar que este análisis es descriptivo y no establece causalidad entre emociones y rendimiento académico.

### Análisis de Ward

Utilizando el método de enlace de Ward, que busca minimizar la varianza interna en los clústeres, se pueden identificar tendencias útiles para diseñar intervenciones educativas enfocadas en

fomentar emociones positivas o gestionar las negativas agrupadas. Este análisis une los clústeres que conducen al mínimo incremento posible en la suma total de cuadrados dentro de cada clúster.

La matriz de proximidades muestra la distancia (similitud) entre cada par de estudiantes basada en sus respuestas emocionales a las metodologías activas. Las distancias menores indican una mayor similitud en las respuestas emocionales. Por ejemplo, si dos estudiantes tienen una distancia pequeña entre ellos, significa que sus reacciones emocionales a las metodologías activas fueron bastante similares.

La tabla 12.7 muestra la asignación de cada estudiante a un clúster específico. Los clústeres representan grupos de estudiantes con respuestas emocionales similares a las metodologías activas. Por ejemplo, todos los estudiantes y las estudiantes en un clúster particular pueden haber mostrado altos niveles de entusiasmo o interés, mientras que otro clúster podría representar a estudiantes que mostraron indiferencia o falta de interés.

El dendrograma (figura 12.2) muestra cómo los distintos casos (que pueden ser emociones o respuestas de emociones de estudiantes individuales) se han agrupado juntos en clústeres a lo largo de la jerarquía de enlace de Ward. El eje vertical del dendrograma muestra la distancia euclidiana al cuadrado, que es una medida de la disimilitud entre los clústeres; mientras que el eje horizontal muestra los índices de los casos, que corresponden a las emociones o a los y las participantes del estudio.

Para interpretar los clústeres con respecto a las emociones y las respuestas del alumnado, debemos seguir los siguientes pasos: asignar cada índice del caso a la emoción correspondiente, analizar el dendrograma para identificar los clústeres y a qué altura se forman y, por último, interpretar estos clústeres en el contexto del estudio y las características demográficas de los y las participantes, utilizando la información de que disponemos.

En la tabla 12.8 se muestra el historial de conglomeración, esto es, cómo el estudiantado se agrupó en diferentes etapas del análisis de clúster. Cada etapa muestra qué estudiantes o grupos de estudiantes se combinaron en clústeres basados en sus emociones. Los coeficientes indican el nivel de proximidad o similitud entre los clústeres que se combinan. Un coeficiente menor indica una mayor similitud.

**Tabla 12.7.** Asignación de cada estudiante a un clúster específico

Alumno/a	Clústeres	Alumno/a	Clústeres
1	1	25	13
2	1	26	9
3	2	27	14
4	2	28	8
5	3	29	15
6	3	30	8
7	4	31	16
8	4	32	10
9	5	33	17
10	3	34	11
11	6	35	18
12	5	36	9
13	7	37	19
14	6	38	3
15	8	39	20
16	7	40	10
17	9	41	21
18	3	42	1
19	10	43	22
20	8	44	12
21	11	45	23
22	6	46	7
23	12	47	24
24	6	48	13

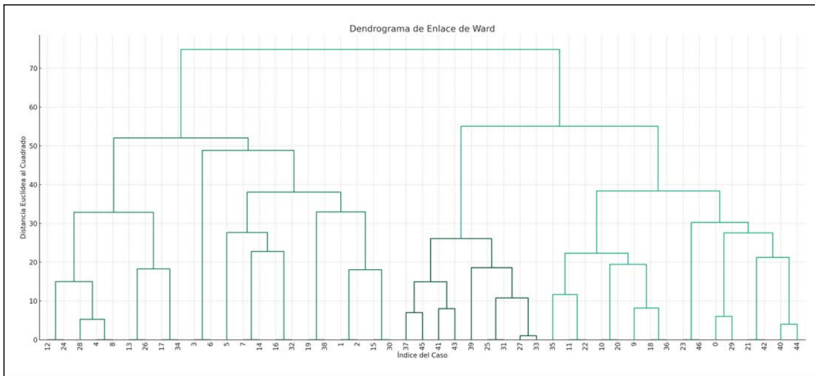


Figura 12.2. Dendrograma de enlace de Ward.

Tabla 12.8. Historial de conglomeración

Etapa	Clúster 1	Clúster 2	Coefficientes	Primera aparición del clúster de etapa	Etapa siguiente
1	26	47	0	0	2
2	11	26	0	0	3
3	7	11	0	0	4
4	7	28	0,8	3	17
5	21	38	1,8	0	22
6	8	34	2,8	0	19
7	5	9	4,3	0	13
8	19	41	6,3	0	13
9	3	25	8,3	0	18
10	22	44	10,8	0	20
11	18	42	13,3	0	21
12	14	15	15,8	0	23
13	5	19	18,55	7	18
14	43	45	21,55	0	33
15	30	36	24,55	0	16
16	1	30	27,55	0	22
17	7	12	30,917	4	39

18	3	5	34,5	9	32
19	8	23	38,167	6	41
20	22	29	42,333	10	30
21	13	18	46,5	0	24
22	1	21	50,7	16	29
23	14	46	55,533	12	27
24	13	32	60,367	21	41
25	24	37	65,367	0	29
26	17	31	70,367	0	36
27	10	14	76,283	0	32
28	16	20	82,283	23	31
29	1	24	89,226	22	35
30	22	33	97,31	20	31
31	16	22	106,06	28	37
32	3	10	115,176	18	34
33	35	43	125,51	0	38
34	3	27	136,582	32	39
35	1	2	148,064	29	45
36	6	17	160,398	0	38
37	16	48	173,183	31	46
38	6	35	187,683	36	42
39	3	7	205,656	34	40
40	3	40	225,3	39	44
41	8	13	245,419	19	43
42	4	6	266,252	0	47
43	4	39	300,752	42	44
44	3	8	337,811	40	45
45	1	3	383,452	35	46
46	1	16	444,35	45	47
47	1	4	512	46	0

La tabla presentada detalla la formación de clústeres en un análisis jerárquico, permitiendo rastrear el proceso de conglomeración y la agrupación de emociones o casos a lo largo del estudio educativo. Esta información revela la estructura jerárquica y las relaciones entre emociones en el contexto analizado. La interpretación se basa en el número de etapa y los valores de coeficientes para identificar puntos de corte significativos en el dendrograma, definido mediante la técnica del enlace de Ward.

La determinación de clústeres de emociones implica identificar un punto de corte adecuado en el dendrograma, donde se observa un salto significativo en la disimilitud entre clústeres sucesivos. Este «salto», generalmente reflejado en un aumento notable en la distancia euclídea al cuadrado, sugiere un punto natural para dividir los datos. En este estudio, se identificó un salto significativo alrededor del valor 50 de distancia euclídea al cuadrado. Con el punto de corte seleccionado, se asigna cada caso a su clúster correspondiente, donde cada 'caso' representa a una persona y sus emociones asociadas. Los clústeres definidos que utilizan este umbral proporcionan una comprensión clara de las agrupaciones emocionales de los y las estudiantes en el ámbito educativo.

**Tabla 12.9.** Clústeres resultantes

Clúster 1	Clúster 2	Clúster 4
Disgustado/a, molesto/a	Irritable	Interesado/a
Avergonzado/a	Entusiasmado/a	Inspirado/a
Decidido/a	Tenso/a	Nervioso/a
Atento/a	Fuerte; enérgico/a	Estimulado/a
Culpable	Orgullosa/a	Alerta, despierto/a
	Temerosa/a, atemorizado/a	
	Miedoso/a	
	Activo/a	
	Asustado/a	
	Hostil	

El clúster 3, en este estudio, no presenta emociones asignadas debido al umbral establecido, sugiriendo la ausencia de casos

dentro de este clúster o una distribución desigual de emociones entre los clústeres formados. La asignación de emociones a los clústeres varía según el umbral definido, donde umbrales bajos generan más clústeres con menos emociones y viceversa. Esta clasificación aporta conclusiones de interés sobre la agrupación de respuestas emocionales de los y las estudiantes en contextos de aprendizaje activo. Por ejemplo, mientras el clúster 2 combina emociones intensas y posiblemente conflictivas, el clúster 1 refleja emociones más introspectivas.

Estos hallazgos son fundamentales para identificar patrones emocionales comunes y entender el impacto de metodologías activas de aprendizaje, proporcionando datos clave para optimizar la enseñanza y ofrecer soporte emocional en el aula.

## 12.4. Discusión

El estudio cualitativo en la educación, especialmente mediante el uso de análisis de clúster, ha demostrado ser esencial para comprender las complejidades del proceso de enseñanza-aprendizaje. Este estudio se relaciona con investigaciones previas que han utilizado el método de clúster en diversos contextos educativos, proporcionando una perspectiva interesante sobre cómo esta metodología puede mejorar la comprensión y la práctica educativa.

Cahyaning y Rezania (2022) han demostrado cómo el análisis de clúster puede emplearse para evaluar de manera efectiva y científica el aprendizaje integral de los y las estudiantes en sistemas de información educativa. El enfoque permite identificar grupos de estudiantes con características similares, facilitando la personalización de estrategias pedagógicas. De manera similar, en nuestro estudio, los clústeres han revelado distintas preferencias de aprendizaje entre el estudiantado, lo que subraya la importancia de adaptar las metodologías educativas a las necesidades individuales.

Por otro lado, Beyari y Alrusaini (2023) han utilizado el análisis de clúster para comprender las actitudes del personal académico hacia la educación en línea y la ciberseguridad durante la pandemia de covid-19. Sus hallazgos resaltan la utilidad del análisis de clúster para identificar patrones en las percepciones y

comportamientos, una utilidad que también hemos observado en nuestro estudio al analizar las emociones y preferencias de aprendizaje de los y las estudiantes en un contexto de metodologías activas.

Perrotta y Williamson (2018) ofrecen una perspectiva crítica sobre el uso del análisis de clúster en la analítica del aprendizaje, argumentando que los métodos de clasificación y medición en la educación en línea no son neutrales, sino que contribuyen a la creación de las realidades educativas que pretenden medir. Este punto es relevante para nuestro estudio, ya que sugiere que la forma en que agrupamos y analizamos las preferencias de aprendizaje puede influir en la interpretación de los datos y en las decisiones pedagógicas derivadas.

En su estudio, Zhu *et al.* (2020) investigaron la relación entre el nivel de informatización de las escuelas y la alfabetización informacional de los y las estudiantes. Utilizando un enfoque de análisis de clúster basado en modelos, se identifican grupos de escuelas con niveles similares de informatización. Los resultados muestran que las escuelas con mayor nivel de informatización tienden a tener estudiantes con mejores habilidades de alfabetización informacional.

Por su parte, Vahid (2015) examina los efectos de un programa de agrupamiento por clústeres en la identificación y el rendimiento de los y las estudiantes en una pequeña escuela rural del medio oeste de Estados Unidos. Durante los tres años del programa, aumentó el número de estudiantes identificados como de alto rendimiento y disminuyó el número de estudiantes identificados como de bajo rendimiento. Comparando los resultados de estudiantes en el programa con los de una escuela similar sin dicho programa, se observó un aumento significativo en el rendimiento académico de los estudiantes en el grupo de tratamiento. El estudio concluye que el modelo de agrupamiento por clúster puede tener un efecto positivo en el rendimiento y la identificación de todo el estudiantado, no solo de aquellas personas identificadas como de alta capacidad, y sugiere la necesidad de una formación adecuada para los docentes en la adaptación del currículo a las necesidades individuales del alumnado (Vahidi, 2015).

Por último, el estudio de Shavelson (1979) analiza el uso del análisis de clúster en la investigación educativa, destacando tanto su utilidad como sus desafíos. El autor discute diferentes mé-



todos y aplicaciones del análisis de clúster en el contexto educativo y presenta ejemplos de investigaciones que ilustran su aplicación práctica. El análisis de clúster se utiliza para identificar patrones y grupos homogéneos dentro de grandes conjuntos de datos educativos, como la clasificación de estudiantes según sus habilidades y comportamientos y la identificación de estrategias de enseñanza efectivas. Shavelson concluye que el análisis de clúster es una herramienta valiosa para descubrir estructuras ocultas en los datos educativos, aunque subraya los desafíos asociados con la elección de métodos y la interpretación de resultados (Shavelson, 1979).

La conexión entre los objetivos de aprendizaje y las emociones también ha sido objeto de interés en la investigación educativa. Ismail *et al.* (2023) realizaron una revisión sistemática de las emociones del alumnado universitario respecto al aprendizaje virtual, destacando cómo las emociones afectan y son afectadas por el aprendizaje en estos entornos. Utilizando la escala PANAS, nuestro estudio ha encontrado una predominancia de emociones positivas como el interés y el entusiasmo en entornos educativos activos, lo que corrobora la idea de que un ambiente educativo positivo puede mejorar la motivación y el aprendizaje significativo.

La investigación de Tan *et al.* (2021) demuestra que existe una relación significativa entre las emociones académicas y los efectos del aprendizaje. El estudio revela que las emociones positivas, como la alegría y el entusiasmo, pueden mejorar la motivación y el rendimiento académico, mientras que las emociones negativas, como la ansiedad y el aburrimiento, pueden obstaculizar el aprendizaje y disminuir la motivación. Este trabajo resalta la importancia de considerar las emociones en el entorno educativo para mejorar los resultados de aprendizaje y apoyar el desarrollo emocional del estudiantado (Tan *et al.*, 2021).

Por otro lado, en el capítulo introductorio de su publicación, Pekrun y Linnenbrink-Garcia (2014) ofrecen una visión general sobre la importancia de las emociones en el contexto educativo. Estos autores explican cómo las emociones influyen de manera significativa en diversos aspectos del aprendizaje y la enseñanza. Resaltan que las emociones positivas, como la alegría y el interés, están vinculadas con una mayor motivación, un mejor rendimiento académico y una mayor participación en el aprendiza-

je. Estas emociones facilitan la adopción de estrategias de aprendizaje efectivas y fomentan un entorno de aprendizaje más dinámico y comprometido. Además, el capítulo aborda el impacto de las emociones negativas, como la ansiedad y la frustración, que pueden obstaculizar el aprendizaje y disminuir la motivación del alumnado. Subrayan, asimismo, la necesidad de que los profesionales de la educación comprendan y gestionen las emociones en el aula para crear un ambiente de aprendizaje positivo (Pekrun y Linnenbrink-Garcia, 2014).

Se destaca, en definitiva y como ya se había resaltado en una investigación anterior, la relevancia de integrar enfoques emocionales en las prácticas pedagógicas y en el diseño curricular para optimizar los resultados de aprendizaje y promover el bienestar emocional del estudiantado (Pekrun *et al.*, 2002).

Gkintoni *et al.* (2023) analizaron los efectos de las emociones en la función cognitiva, la memoria y los procesos de aprendizaje desde una perspectiva de neurociencia emocional. Sus hallazgos resaltan la importancia de considerar las emociones en el diseño pedagógico, una conclusión que se alinea con nuestros resultados, que muestran cómo las metodologías activas pueden influir positivamente en las emociones de los y las estudiantes, promoviendo un aprendizaje más eficaz y comprometido.

## 12.5. Conclusiones

Este estudio explora la aplicación del análisis de clúster en el ámbito educativo, enfocándose en la agrupación de preferencias y emociones del alumnado con respecto a los objetivos de aprendizaje. Su finalidad es optimizar técnicas pedagógicas, poniendo énfasis en metodologías activas de aprendizaje. Los resultados muestran una variabilidad significativa en las preferencias de aprendizaje entre estudiantes, demostrando la utilidad del método clúster para identificarlas. Se resalta la importancia de fomentar un ambiente educativo que genere emociones positivas, vinculadas a un mayor interés y participación estudiantil. Este enfoque subraya la necesidad de personalizar la enseñanza para satisfacer intereses y necesidades individuales, impulsando la eficacia de las metodologías activas en la creación de un entorno educativo motivador. La implementación de estrategias educati-

vas basadas en el análisis de clúster puede mejorar la eficiencia del proceso enseñanza-aprendizaje, alineando las metodologías de enseñanza con las preferencias de los estudiantes y mejorando su rendimiento académico.

## Limitaciones del estudio

Una de las limitaciones del estudio es el tamaño reducido de la muestra, que puede no ser representativa de la diversidad de la población estudiantil en general. Además, la investigación se llevó a cabo en un contexto específico de una asignatura universitaria, lo que podría limitar la generalización de los resultados a otros contextos educativos o disciplinas. La utilización de cuestionarios autoinformados para medir emociones y preferencias de aprendizaje también puede introducir sesgos subjetivos, ya que las respuestas pueden estar influenciadas por la percepción personal del estudiantado, en lugar de reflejar sus verdaderas emociones y preferencias. Por todo ello este estudio se enmarca en un proyecto más global y de larga duración, *Innovación en la enseñanza online y presencial: mejorando la calidad educativa y el bienestar emocional del alumnado universitario*, a partir del que será posible contrastar los resultados parciales y totales.

## Líneas de investigación futuras

Futuras investigaciones, en el marco del proyecto general más arriba comentado, abordarán estas limitaciones ampliando el tamaño de la muestra y considerando una variedad más amplia de contextos educativos y disciplinas. Se realizarán estudios longitudinales que sigan al estudiantado a lo largo del tiempo para observar cómo evolucionan sus preferencias de aprendizaje y emociones en diferentes etapas de su educación. Además, la integración de métodos mixtos que incluyen observaciones directas y entrevistas cualitativas proporcionarán una comprensión más profunda y matizada de las experiencias del alumnado. También sería valioso investigar cómo diferentes enfoques pedagógicos pueden ser adaptados y personalizados en tiempo real, utilizando tecnologías avanzadas de análisis de datos para responder de manera más eficaz a las necesidades individuales de los y las estudiantes.

## Referencias

- Andewi, W. y Waziana, W. (2019). An analysis of teacher's speech acts in teaching and learning process. *Teknosastik*, 17 (1), 29-34. <https://doi.org/10.33365/ts.v17i1.207>
- Ausubel, D. P. (1968). *Educational psychology: a cognitive view*. Holt, Rinehart y Winston.
- Barrows, H. S. y Tamblyn, R. M. (1980). *Problem-based learning: an approach to medical education*. Springer.
- Battaglia, O. R., Paola, B. D. y Fazio, C. (2016). A new approach to investigate students' behavior by using cluster analysis as an unsupervised methodology in the field of education. *Applied Mathematics*, 7 (15), 1649-1673. <https://doi.org/10.4236/am.2016.715142>
- Bayari, H. y Alrusaini, O. (2023). The two-step cluster analysis of pre-covid-19 experience and cybersecurity concerns about online education for academic staff in Saudi universities. *International Journal of Advanced and Applied Sciences*, 10 (3), 37-45. <https://doi.org/10.21833/ijjaas.2023.03.005>
- Berzal, F. (2017). *Clustering jerárquico*. Universidad de Granada. <https://elvex.ugr.es/idbis/dm/slides/42%20Clustering%20-%20Hierar%20chical.pdf>
- Blumstein, D. T. y Saylan, C. (2007). The failure of environmental education (and how we can fix it). *PLoS Biology*, 5 (5), 0973-0977. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.0050120>
- Bruner, J. S. (1961). The act of discovery. *Harvard Educational Review*, 31 (1), 21-32.
- Cahyaning, C. y Rezania, V. (2022). *Cluster analysis for grouping districts in Sidoarjo regency based on education indicators*. ICIGR Conference Proceedings, KnE Social Sciencies. <https://doi.org/10.18502/kss.v7i10.11233>
- Calisaya, T. y Anthony, C. (2021). *Identificación de perfiles de los centros de educación técnico - productiva públicos usando indicadores de condiciones básicas de calidad mediante clúster bietápico*. Universidad Nacional Agraria La Molina. <https://repositorio.lamolina.edu.pe/handle/20.500.12996/4946>
- Deci, E. L. y Ryan, R. M. (1985). *Intrinsic Motivation and Self-Determination in Human Behavior*. Springer Science+Business Media.
- Díaz-García, A., González-Robles, A., Quero, S., García-Palacios, A., Baños, R.M. y Botella, C. (2020). Positive and negative affect schedule (PANAS): psychometric properties of the online Spanish version in

- a clinical sample with emotional disorders. *BMC Psychiatry*, 20 (1), 1-13. <https://doi.org/10.1186/s12888-020-2472-1>
- Egan, O. (1984). Cluster analysis in educational research. *British Educational Research Journal*, 10 (2), 145-153. <https://doi.org/10.1080/0141192840100203>
- Espigares-Pinazo, M. J., Bautista-Vallejo, J. M. y Duarte Bréard, M. (2017). Uso del método bietápico en el estudio de los procesos de enseñanza y aprendizaje musical a través de Moodle. *Revista Internacional de Investigación en Ciencias Sociales*, 13 (2), 187-200. <https://doi.org/10.18004/riics.2017.diciembre.187-200>
- Freeman, S., Eddy, S. L., McDonough, M., Smith, M. K., Okoroafor, N., Jordt, H. y Wenderoth, M. P. (2014). Active learning increases student performance in science, engineering, and mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 111 (23), 8410-8415. <https://doi.org/10.1073/pnas.1319030111>
- García, D. V., Chirino, R. R., Infante, R. A. J., Cabrera, E. F. y Hernández, J. A. S. (2021). Método de *clustering* jerárquico aglomerativo para la asignación del financiamiento a proyectos de desarrollo local. *Revista Cubana de Transformación Digital*, 2 (2), 71-83. <https://rctd.uic.cu/rctd/article/view/110>
- Gkintoni, E., Antonopoulou, H. y Halkiopoulos, C. (2023). Emotional neuroscience and learning. An overview. *Technium Social Sciences Journal*, 39, 421-429. <https://doi.org/10.47577/tssj.v39i1.8076>
- Heubeck, B. G. y Boulter, E. (2020). PANAS models of positive and negative affectivity for adolescent boys. *Psychological Reports*, 124 (1), 240-247. <https://doi.org/10.1177/0033294120905512>
- Huberty, C. J., Jordan, E. M. y Brandt, W. C. (2005). Cluster analysis in higher education research. En: J. C. Smart (ed.). *Higher Education: Handbook of Theory and Research* (pp. 437-457). Springer Netherlands.
- Ismail, F. A., Jaapar, N., Saidon, R. y Ayob, M. A. S. (2023). Research trends in online learning in higher education: a systematic review on student emotion (2017-2021). *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 13 (7), 840-852. <http://dx.doi.org/10.6007/IJARBS/v13-i7/17808>
- Johnson, D. W., Johnson, R. T. y Holubec, E. J. (2008). *Cooperation in the classroom*. Interaction Book Company.
- Kaufman, L. y Rousseeuw, P. J. (2009). *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis*. John Wiley & Sons.
- Kosmas, P. (2021). The integration of embodied learning in a language learning classroom: conclusions from a qualitative analysis. En:

- P. Kosmas (ed.). *Tertiary education language learning: a collection of research* (pp. 133-149). Research-publishing.net. <https://doi.org/10.14705/rpnet.2021.51.1258>
- Križanić, S. (2020). Educational data mining using cluster analysis and decision tree technique: a case study. *International Journal of Engineering Business Management*, 12, 1847979020908675. <https://doi.org/10.1177/1847979020908675>
- Leue, A. y Beauducel, A. (2011). The PANAS structure revisited: on the validity of a bifactor model in community and forensic samples. *Psychological Assessment*, 23 (1), 215-225. <https://doi.org/10.1037/a0021400>
- Milligan, G. W. y Cooper, M. C. (1987). Methodology review: clustering methods. *Applied Psychological Measurement*, 11 (4), 329-354. <https://doi.org/10.1177/014662168701100401>
- Mirete, J. P. (2020). Metodologías activas: la necesaria actualización del sistema educativo y la práctica docente. *Supervisión*, 56 (56), 21-21.
- Moreno-Morilla, C. (2017). Los hábitos de lectura y escritura en los estudiantes de Educación Primaria: un análisis dentro y fuera de la escuela. *Porta Linguarum*, 11, 7-137. <https://doi.org/10.30827/digibug.54116>
- Oberto, G. I. (2020). *Cluster no jerárquicos versus Cart y Biplot*. Universidad de Salamanca. <https://produccioncientifica.usal.es/documentos/61c561b8fac6e10268f235c4>
- Ojeda, A. Z. y Rodríguez, A. C. (2017). *Estrategias de enseñanza para la promoción de aprendizajes significativos: un manual para el docente*. UNID.
- Pekrun, R., Goetz, T., Titz, W. y Perry, R. P. (2002). Academic emotions in students' self-regulated learning and achievement: a program of qualitative and quantitative research. *Educational Psychologist*, 37 (2), 91-105. [https://doi.org/10.1207/S15326985EP3702\\_4](https://doi.org/10.1207/S15326985EP3702_4)
- Pekrun, R. y Linnenbrink-Garcia, L. (2014). Introduction to emotions in education. En: R. Pekrun y L. Linnenbrink-Garcia (eds.). *International handbook of emotions in education* (pp. 1-10). Routledge.
- Perrotta, C. y Williamson, B. (2018). The social life of learning analytics: cluster analysis and the 'performance' of algorithmic education. *Learning, Media and Technology*, 43 (1), 3-16. <https://doi.org/10.1080/17439884.2016.1182927>
- Romero-Abrio, A., Villarreal-González, M. E., Callejas-Jerónimo, J. E., Sánchez-Sosa, J. C. y Musitu, G. (2019). La violencia relacional en la adolescencia: un análisis psicosocial. *Psicología y Salud*, 29 (1), 103-113. <https://doi.org/10.25009/pys.v29i1.2572>

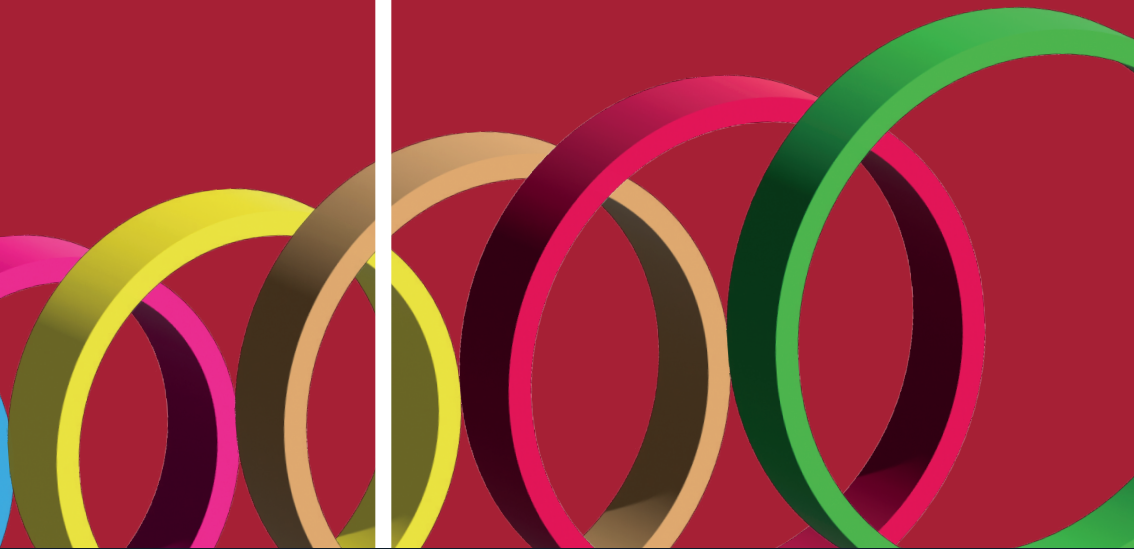
- Rosser, P. y Soler, S. (2023a). Emotional dimorphism in pedagogy: assessing gender response to active methodologies. *International Journal of Media and Networks*, 2 (1), 01-12. <https://doi.org/10.33140/ijmn>
- Rosser, P. y Soler, S. (2023b). Resonancia emocional en estudiantes universitarios: un análisis del impacto de metodologías activas y pedagogía crítica en el espectro emocional del aprendizaje. En: M. J. Villalba, M. J. del Olmo, F. J. Cerero y M. M. Rueda (eds.). *Desafíos educativos a través de la interdisciplinariedad en la investigación y la innovación* (pp. 105-113). Dykinson.
- Rubio-Hurtado, M. J. y Baños, R. V. (2017a). El análisis de conglomerados bietápico o en dos fases con SPSS. *Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 10 (2), 129-144.
- Rubio-Hurtado, M. J. y Baños, R. V. (2017b). *The analysis of two-step clusters with SPSS*. *Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 10 (1), 118-126. <https://doi.org/10.1344/reire2017.10.11017>
- Shavelson, R. J. (1979). Applications of cluster analysis in educational research: looking for a needle in a haystack. *British Educational Research Journal*, 5 (1), 45-53. <https://doi.org/10.1080/0141192790050105>
- Tan, J., Mao, J., Jiang, Y. y Gao, M. (2021). The influence of academic emotions on learning effects: a systematic review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18 (18), 9678. <https://doi.org/10.3390/ijerph18189678>
- Ullrich-French, S. y Cox, A. (2009). Using cluster analysis to examine the combinations of motivation regulations of physical education students. *Journal of Sport & Exercise Psychology*, 31 (3), 358-379. <https://doi.org/10.1123/jsep.31.3.358>
- Vahidi, S. (2015, mayo 15). *Total school cluster grouping: An investigation of achievement and identification of elementary school students*. The National Research Center on the Gifted and Talented (1990-2013). <https://nrcgt.uconn.edu/newsletters/spring964/>
- Vilà Baños, R., Rubio Hurtado, M. J., Berlanga Silvente, V. y Torrado-Fonseca, M. (2014). Cómo aplicar un clúster jerárquico en SPSS. *REIRE. Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 7 (1), 113-127. <http://www.ub.edu/ice/reire.htm>
- Watson, D., Clark, L. A. y Carey, G. (1988a). Positive and negative affectivity and their relation to anxiety and depressive disorders. *Journal of Abnormal Psychology*, 97 (3), 346-353. <https://doi.org/10.1037//0021-843x.97.3.346>

- Watson, D., Clark, L. A. y Tellegen, A. (1988b). Development and validation of brief measures of positive and negative affect: the PANAS scales. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54 (6), 1063-1070. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.54.6.1063>
- Watson, D., Emery, C., Bayliss, P. y Boushel, M. (2012). *Children's social and emotional wellbeing in schools: a critical perspective*. Policy.
- Zavala, A. y Zubillaga, A. (2017). *Estrategias de enseñanza para la promoción de aprendizajes significativos*. UNID.
- Zhu, S., Chen, F., Wu, D., Xu, J., Gui, X. y Yang, H. H. (2020). School clusters concerning informatization level and their relationship with students' information literacy: a model-based cluster analysis approach. En: S. Cheung, R. Li, K. Phusavat, N. Paoprasert y L. F. Kwok (eds.). *Blended learning. Education in a smart learning environment* (pp. 77-89). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-51968-1\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-51968-1_7)



Gladys Merma-Molina  
Juan Antonio Plasencia Soler  
Ewer Portocarrero-Merino (coords.)

# Avances y tendencias en educación para el desarrollo sostenible





# Avances y tendencias en educación para el desarrollo sostenible



Gladys Merma-Molina  
Juan Antonio Plasencia Soler  
Ewer Portocarrero-Merino  
(coords.)

# Avances y tendencias en educación para el desarrollo sostenible

Octaedro 

Colección Horizontes-Universidad

Título: *Avances y tendencias en educación para el desarrollo sostenible*



INSTITUT UNIVERSITARI  
D'INVESTIGACIÓ  
D'ESTUDIS DE GÈNERE  
INSTITUTO UNIVERSITARIO  
DE INVESTIGACIÓN  
DE ESTUDIOS DE GÉNERO



UNIVERSITAT D'ALICANT  
UNIVERSIDAD DE ALICANTE  
Viceectorat d'Igualtat, Inclusió i  
Responsabilitat Social  
Viceconsejería de Igualdad, Inclusión y  
Responsabilidad Social

---

Primera edició: desembre de 2024

© Gladys Merma-Molina, Juan Antonio Plasencia Soler,  
Ewer Portocarrero-Merino (coords.)

© De esta edición:  
Ediciones OCTAEDRO, S.L.  
C/ Bailén, 5 – 08010 Barcelona  
Tel.: 93 246 40 02  
octaedro@octaedro.com  
www.octaedro.com

Esta publicación está sujeta a la Licencia Internacional Pública de Atribución/  
Reconocimiento-NoComercial 4.0 de Creative Commons. Puede consultar las  
condiciones de esta licencia si accede a: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>

ISBN: 978-84-10282-53-7

Maquetación: Fotocomposició gama, sl  
Diseño y producción: Octaedro Editorial

Publicación en acceso abierto - *Open Access*

# Sumario

Presentación . . . . .	11
GLADYS MERMA-MOLINA; JUAN ANTONIO PLASENCIA SOLER; EWER PORTOCARRERO-MERINO	
1. Desarrollo didáctico de una práctica de laboratorio en el marco de la Química Analítica Verde . . . . .	15
LAURA MARTÍN-POZO; CARMEN MEJÍAS; JULIA MARTÍN; MARINA ARENAS; NOELIA GARCÍA-CRIADO	
2. Dispositivos educativos basados en pensamiento crítico en la formación de estudiantes en Trabajo Social . . . . .	33
ANDREA A. BENAVIDEZ; MARÍA FERNANDA ESTEVEZ	
3. Sostenibilidad emocional a través de la neuroeducación en las aulas . . . . .	49
EVA ORTIZ-CERMEÑO; M. ÁNGELES PINA SANZ	
4. Explorando la educación azul: innovación educativa en acción. . . . .	73
MARÍA JESÚS BENLLOCH SANCHIS; CARMEN CARMONA; NEREA HERNAIZ AGREDA	
5. Cómo trabajar la educación inclusiva en un modelo colaborativo docente dentro del aula ordinaria. El modelo de rutinas psicopedagógicas en codocencia . . . . .	91
MÓNICA SAN JUAN FERNÁNDEZ	

6. El método científico: herramienta innovadora para la mejora del aprendizaje en estudios de Ingeniería . . . .	117
JORGE MARTÍN-GARCÍA	
7. Los sistemas de información geográfica como herramienta para conocer y proteger nuestros ecosistemas: una situación de aprendizaje entre el campo y la sierra . . . . .	131
ALEJANDRO PASTOR-PASTOR	
8. La gamificación como vehículo motivacional en el proceso de enseñanza-aprendizaje del alumnado de grado en Educación Primaria en el área de Didáctica de la Expresión Musical . . . . .	149
VICENTE ALEJANDRO MARCH-LUJÁN; CARLOS LÓPEZ GALARZA; MIGUELINA CABRAL-DOMÍNGUEZ	
9. Comparing younger and older students' understanding of educational innovation for sustainable development . . . . .	171
RAFAEL ROBINA-RAMÍREZ; SUSANA QUIRÓS-ALPERA; ALOYSIUS OSB ROETS	
10. Diversidad multicultural en una validación del FSSC-II en una muestra infantojuvenil . . . . .	189
FEDERICO PULIDO ACOSTA; BEATRIZ PEDROSA VICO	
11. Nuevas tecnologías y música contemporánea: un proyecto de innovación educativa en los conservatorios superiores de música . . . . .	207
MARÍA DOMÍNGUEZ-PÉREZ; SARA DOMÍNGUEZ-LLORIA	
12. Decodificando la diversidad del aprendizaje: un análisis de clúster en la evaluación de preferencias y emociones educativas . . . . .	223
PABLO ROSSER; SEILA SOLER	
13. Explorando el camino hacia una universidad sostenible: estrategias transformadoras . . . . .	255
MARÍA BELÉN ARIAS VALLE	



14. Apuntes para la elaboración de un currículum verde. Recursos didácticos literarios y filmicos. . . . .	279
JOAN MALLART I NAVARRA; ALBERT MALLART-SOLAZ	
15. Lecturas sobre sostenibilidad y pensamiento crítico . . .	301
ENCINA CALVO IGLESIAS	
16. Evaluación del efecto de un método de enseñanza enriquecida con tecnología sobre el rendimiento de los estudiantes de la Facultad de Filosofía, Letras y Ciencias de la Educación de la Universidad Central del Ecuador . . . . .	315
BYRON FRANCISCO CHASI SOLÓRZANO; JUAN LUIS CASTEJÓN COSTA; WILMAN IVÁN ORDÓÑEZ PIZARRO	
17. Perfiles de aprendizaje de los estudiantes de Pedagogía de la Actividad Física y el Deporte de las universidades del Ecuador. Comparación en función del género y el rendimiento académico . . . . .	337
MARLENE MARGARITA MENDOZA YÉPEZ; XIMENA PATRICIA LEÓN QUINAPALLO; VIZCAÍNO MENDOZA FERNANDA MARGARITA; RAQUEL GILAR CORBI	