

Perfiles de Comportamiento Frente al Ahorro de Energía Eléctrica en una Institución de Educación Superior: Una Propuesta de Segmentación desde el Análisis de Conglomerados

Valenzuela-Martínez, P. A.¹; Salas-Pérez, F. G.²

Datos de Adscripción:

¹ Patricia Abigail Valenzuela Martínez. Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico Superior de Lerdo. patricia.vm@itslerdo.edu.mx. <https://orcid.org/0009-0006-1504-7428>

² Francisco Guillermo Salas Pérez. Facultad de Contaduría y Administración, Universidad Autónoma de Coahuila.

francisco.salas@uadec.edu.mx. <https://orcid.org/0000-0001-9870-9760>

Resumen - Este estudio explora los perfiles de comportamiento frente al ahorro de energía eléctrica en una institución de educación superior mexicana. Se aplicó un cuestionario Likert de 23 ítems a 165 colaboradores (α global = 0.881), confirmando alta consistencia interna. Cinco modelos predictivos (regresión múltiple, Ridge, Lasso, Random Forest y red neuronal) registraron $R^2 \leq 0.43$ y, en su mayoría, valores negativos, lo que evidenció alta no linealidad. Ante ello se adoptó K-means. La determinación de k mediante los criterios de Elbow y Silhouette señaló k=3 (silhouette = 0.275) como solución óptima. Emergieron tres perfiles: Comprometido institucional (41.6%), Motivado sin respaldo (39.4%) y Desconectado (8.1%). Una simulación de intervenciones diferenciadas (recompensas RaPP, campañas de refuerzo y micro-learning) proyecta un ahorro potencial de $\approx 10.5\%$ ($\approx 2\,625$ kWh/ciclo escolar) sobre un consumo base de 25 000 kWh, alineado con ISO 50001. Los hallazgos ofrecen evidencia empírica para diseñar políticas focalizadas que maximicen la eficiencia operativa y la cultura organizacional de ahorro.

Palabras Clave: ahorro de energía; perfiles de comportamiento; K-means; instituciones de educación superior; ISO 50001

Abstract - This study investigates behavioural profiles related to electricity conservation at a Mexican higher education institution. A 23-item Likert-scale questionnaire was administered to 165 staff members, yielding high internal consistency (Cronbach's $\alpha = 0.881$). Five supervised predictive models—multiple linear regression, ridge regression, lasso regression, random forest and a neural network—showed limited explanatory power ($R^2 \leq 0.43$, with most coefficients negative), indicating strong non-linearity in the data. Consequently, an unsupervised K-means clustering approach was adopted. The elbow and silhouette methods indicated $k = 3$ (silhouette score = 0.275) as the optimal partition. The resulting clusters were labeled as Institutional-Committed (41.6%), Motivated-Unsupported (39.4 %) and Disconnected (8.1%). A scenario simulation involving differentiated interventions—RaPP-style rewards, reinforcement campaigns and micro-learning—projects potential savings of $\approx 10.5\%$ ($\approx 2,625$ kWh per academic term) from a baseline consumption of 25,000 kWh, consistent with

ISO 50001 guidelines. These findings provide empirical support for designing targeted policies that enhance both operational efficiency and an organizational culture of energy conservation.

Keywords: energy conservation; K-means clustering; behavioural segmentation; higher education; ISO 50001

I. INTRODUCCIÓN

La utilización eficaz de la energía eléctrica en las instituciones de educación superior (IES) constituye un reto esencial en el contexto de las políticas de sostenibilidad institucional. Además del ahorro económico, la eficiencia energética está intrínsecamente vinculada con la disminución de emisiones y la consecución de metas ambientales a nivel mundial. No obstante, la instauración de estrategias técnicas no siempre conlleva mejoras significativas si no se acompaña de una transformación cultural y comportamental entre los usuarios (Valenzuela et al., 2025).

Dentro de este marco, estudios recientes han destacado la relevancia del comportamiento de los ocupantes de las estructuras educativas como un elemento crucial en el consumo energético (Prafitasivi et al., 2022; Allouhi et al., 2015). Los comportamientos, actitudes, inquietudes medioambientales y conocimientos de los empleados pueden contribuir u obstaculizar los esfuerzos institucionales orientados a promover un uso adecuado de la energía.

La investigación anterior de Valenzuela et al. (2025), a través del Modelado de Ecuaciones Estructurales, identificó que la disposición hacia el ahorro energético y la comprensión de las normativas institucionales ejercen un impacto directo sobre las prácticas de ahorro, mientras que la cultura organizacional desempeña un papel mediador significativo. Estos descubrimientos subrayan la necesidad de continuar con la investigación de los factores psicosociales que inciden en el comportamiento energético en el contexto universitario.

No obstante, los modelos predictivos convencionales, tales como la regresión lineal, Random Forest, redes neuronales, Ridge y Lasso, no siempre consiguen explicar de manera precisa la variabilidad del comportamiento energético de los individuos. La reducida capacidad explicativa ($R^2 < 0$ en la mayoría de los modelos evaluados) indica que los patrones energéticos no se rigen por una relación causal sencilla, sino que están modulados por una serie de factores que interactúan de forma compleja.

En vista de dichas restricciones, se evidencia la necesidad de una modificación metodológica que facilite la identificación de grupos con patrones de comportamiento similares. La evaluación de conglomerados, específicamente el método K-

means, facilita la segmentación de la población en perfiles homogéneos que pueden resultar más valiosos para la formulación de estrategias focalizadas de intervención y comunicación institucional (Alonso Castro, 2012; Chévez et al., 2020).

Este estudio se fundamenta en un enfoque empírico similar a los estudios previos, no obstante, sugiere un rumbo distinto: en lugar de buscar relaciones funcionales predictivas, se centra en la caracterización de perfiles de comportamiento en relación con el ahorro energético en una institución educativa pública del estado de Durango. Esta visión no solo optimiza la interpretación del fenómeno, sino que proporciona recursos tangibles para la formulación de políticas institucionales más eficaces.

1.1 Marco Teórico

Durante los años recientes, los campus universitarios han sido el foco de numerosas iniciativas orientadas hacia la sostenibilidad, tanto debido a su función educativa como al impacto ambiental que producen. Según Aghamolaei y Fallahpour (2023), las instituciones de educación superior, incluyendo las universidades, desempeñan un papel crucial en la promoción de la descarbonización, no solo por su función en la formación de las generaciones venideras, sino también por el volumen significativo de energía que consumen y las emisiones que producen. La evaluación sistemática revela que el comportamiento humano, la eficiencia energética, la implementación de tecnologías inteligentes, junto con la administración y control en tiempo real, son elementos cruciales para la disminución de las emisiones en las instalaciones universitarias. Esta evidencia apoya la importancia de tratar los patrones de comportamiento de los usuarios desde un enfoque psicosocial, tal como lo propone este estudio.

Además, investigaciones anteriores como la de Valenzuela et al. (2025) ya habían detectado, a través de ecuaciones estructurales, que la predisposición hacia el ahorro y el conocimiento energético ejercen un impacto considerable en los patrones de utilización eficaz de la energía. Sin embargo, la insuficiente capacidad explicativa de los modelos predictivos convencionales impulsó la presente investigación, que adopta una aproximación fundamentada en perfiles conductuales.

Diversos estudios han señalado la importancia del comportamiento individual en la demanda energética. Casado et al. (2001) introducen el término "Perfil Social del Consumo Energético Familiar" (PSCEF), argumentando que los comportamientos, valores e imaginarios sociales pueden desempeñar un papel tan crucial como la tecnología implementada en el ahorro energético. Este enfoque se alinea con el de Valero Verdú (2007), quien evidenció la eficacia de técnicas de segmentación, como los mapas auto organizados, para clasificar a los consumidores de energía y sugerir estrategias diferenciadas.

Paralelamente, Chévez et al. (2020) indican que la comprensión de los perfiles de los usuarios energéticos facilita una dirección más eficaz de las políticas de ahorro y eficiencia energética. En su investigación con residentes residenciales, la detección de patrones de consumo y rasgos sociodemográficos facilitó la propuesta de medidas diferenciadas. A pesar de que su estudio se centró en el sector residencial, su enfoque es extrapolable al contexto institucional, especialmente en las universidades, donde

también se evidencian variados grados de compromiso, percepción y acción en relación con el ahorro energético.

El propio Manual de Sistemas de Gestión de la Energía de la CONUEE indica que el diagnóstico inicial debe "identificar los usos y consumos de la energía en cada área de la organización, evaluando variables como el número de horas de funcionamiento, la carga de ocupación y las condiciones ambientales que cambian a lo largo del año" (CONUEE & GIZ, 2016). Dicho proceso permite localizar los Usos Significativos de Energía (USE) y demuestra que la demanda eléctrica en instalaciones universitarias se ve afectada no solo por el perfil del usuario, sino también por el tipo de espacio (aulas, laboratorios, zonas deportivas) y por la estacionalidad operativa.

Alonso Castro (2012), por su parte, sugiere un modelo de supervisión energética para estructuras educativas fundamentado en la minería de datos visual y en técnicas como K-means, mapas autoorganizados y proyección Sammon. Esta metodología integra la conceptualización de perfiles de consumo con el análisis de patrones temporales y ambientales, poniendo de manifiesto el potencial de las técnicas de segmentación para la formulación de estrategias de ahorro más exactas en contextos institucionales. Su propuesta enfatiza la relevancia del análisis de conglomerados como opción metodológica cuando los modelos convencionales no consiguen explicar de manera precisa el comportamiento energético de los usuarios.

Además, Morales Ramírez (2018) destaca que el comportamiento humano tiene la capacidad de potenciar o neutralizar los esfuerzos de eficiencia energética promovidos por la tecnología. Mediante fenómenos como el efecto rebote, en el que los usuarios incrementan la utilización de dispositivos de alta eficiencia, o la resistencia al cambio comportamental, se pone de manifiesto que la intervención en comportamientos y percepciones es esencial para alcanzar ahorros energéticos sostenibles. Esta metodología subraya la relevancia de segmentar a la población universitaria en base a sus actitudes y comportamientos en relación con el consumo energético.

Adicionalmente, investigaciones en torno al consumo energético en residencias consolidan la noción de que las actitudes, conocimientos y percepciones ejercen una influencia significativa en el comportamiento de los usuarios. Luyando Cuevas y Morales Ramírez (2016) evidenciaron que la comprensión de prácticas de uso eficiente y una postura positiva hacia el ahorro energético están asociadas con una reducción en los consumos eléctricos en las residencias. A pesar de ser adquirida en un entorno doméstico, esta evidencia es extrapolable al contexto institucional universitario, donde los empleados y usuarios exhiben variados grados de conciencia y predisposición hacia el ahorro energético.

Además, Arévalo-García y García-Pazmiño (2018) llevaron a cabo una investigación en el entorno laboral del centro financiero de Quito, Ecuador, donde examinaron la correlación entre la conciencia ambiental y el comportamiento de consumo energético de los trabajadores. Fundamentados en la Teoría del Comportamiento Planificado, se constató que la mayoría de los usuarios no mantienen prácticas de desconexión de aparatos eléctricos, a pesar de poseer un control directo sobre su utilización constante. No obstante, una proporción significativa de los participantes manifestó su predisposición al cambio comportamental si se instauran programas educativos

apropiados. La investigación concluyó que la conciencia ambiental en sí misma no asegura comportamientos de ahorro, y que elementos como la disponibilidad para adquirir conocimientos, el nivel educativo y la convicción en la repercusión de sus acciones son determinantes esenciales. Esta investigación corrobora la metodología de segmentación de perfiles conductuales, evidenciando que las variaciones en actitudes, conocimientos y percepciones son fundamentales para explicar las prácticas energéticas diarias.

Tomando en cuenta estos precedentes, se encuentra necesario adoptar una aproximación fundamentada en la caracterización de perfiles conductuales. Con base en ello, la presente investigación tiene como objetivo segmentar los perfiles de comportamiento energético en una Institución Educativa de Durango a través del análisis de conglomerados.

II. PARTE TÉCNICA DEL ARTÍCULO

2.1 Metodología

La herramienta de investigación empleada en este estudio fue un cuestionario estructurado, diseñado para evaluar actitudes, conocimientos, hábitos, cultura organizacional y preocupación ambiental en relación con el uso responsable de la energía eléctrica en una institución de nivel superior. El cuestionario fue validado a través del método de juicio de expertos, con el objetivo de garantizar la claridad de los ítems, su relevancia en relación con los objetivos del estudio y su adecuación al contexto institucional, tal como se especifica en Valenzuela et al. (2025). Cada segmento del cuestionario consistió en ítems de cinco puntos, que oscilan desde el total desacuerdo hasta el total acuerdo. Los 23 ítems del cuestionario alcanzaron una consistencia interna global de $\alpha = 0.881$, lo que confirma su fiabilidad. Esto permitió cuantificar constructos tales como la actitud hacia el ahorro energético (4 ítems); la preocupación por el ahorro energético (5 ítems); el grado de comprensión sobre las acciones institucionales (4 ítems); la existencia de prácticas de uso eficiente (5 ítems) y; la percepción de la cultura organizacional en relación con el tema (5 ítems). La Tabla 1 muestra los indicadores psicométricos de cada constructo (α , CR y AVE), todos superiores a los umbrales recomendados (α , CR > 0.70 y AVE > 0.50; Hair et al., 2017).

Tabla 1
Datos para evaluar la fiabilidad y la validez de los constructos.

CONSTRUCTO	A DE CRONBACH	FIABILIDAD COMPUESTA (CR)	AVE
HÁBITOS	0.794	0.802	0.548
PREOCUPACIÓN AMBIENTAL	0.897	0.898	0.765
ACTITUD	0.777	0.787	0.600
CONOCIMIENTO DE NORMAS	0.780	0.810	0.598
CULTURA ORGANIZACIONAL DE AHORRO	0.860	0.873	0.703

La metodología fue implementada en una muestra no probabilística compuesta por 165 empleados de una institución pública de educación superior situada en el estado de Durango,

México. Se incorporaron tanto el personal académico como el administrativo, proporcionando una perspectiva holística de la comunidad universitaria en relación con su comportamiento energético. La recopilación de datos se llevó a cabo de manera anónima y voluntaria, utilizando un formulario en línea, asegurando así la confidencialidad de la información suministrada.

2.1.1 Modelado Predictivo

Para el propósito inicial de determinar los elementos cruciales en los patrones de ahorro de energía en la institución, se utilizaron varios modelos de predicción. El estudio se enfocó en evaluar la capacidad explicativa de las variables actitudinales, cognitivas, culturales y de preocupación ambiental en relación con una variable dependiente compuesta denominada Índice de hábitos de ahorro energético. Esta variable se construyó como el promedio de cinco prácticas clave autorreportadas por los sujetos participantes.

Los modelos empleados comprendieron la regresión lineal múltiple, la regresión Ridge, la regresión Lasso, el Forest Regressor Random y las redes neuronales artificiales. La evaluación del rendimiento de cada modelo se realizó a través de dos indicadores fundamentales: el error absoluto medio (MAE) y el coeficiente de determinación (R^2).

Los hallazgos revelaron que, a pesar de un rendimiento aceptable en términos de MAE (por debajo de 0.35 en diversos modelos), los valores de R^2 fueron bajos o incluso negativos, lo que indica una capacidad explicativa muy limitada. El rendimiento óptimo se logró mediante la regresión lineal convencional, empleando las variables independientes de manera individual, registrando un coeficiente de regresión R^2 de 0.43. Sin embargo, modelos más complejos como Random Forest con optimización de hiperparámetros mediante Grid Search (mejor MAE = 0.3134) y redes neuronales con arquitectura profunda no lograron superar esa referencia, presentando incluso R^2 negativos.

Para una visión comparativa de los modelos evaluados y la justificación de su exclusión, se presenta la Tabla 2:

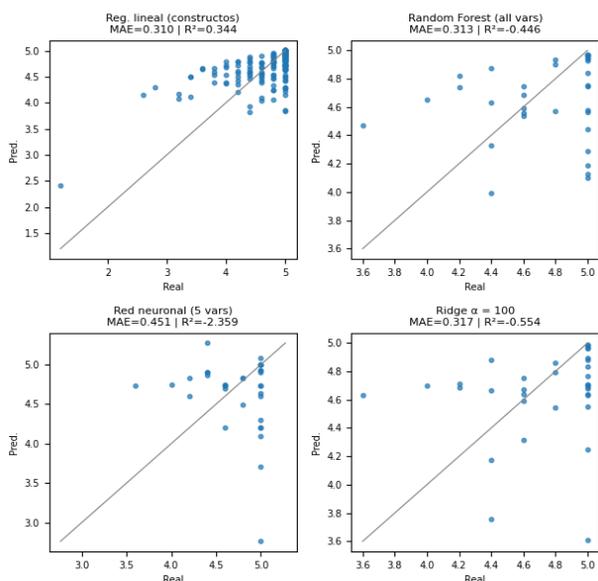
Tabla 2
Comparativa de modelos predictivos y justificación del cambio metodológico.

Enfoque	Modelo	Valores obtenidos	Interpretación
Predicción supervisada	Regresión lineal (constructos)	MAE = 0.3105, $R^2 = 0.344$	Explica < 35 % de la varianza; la relación lineal es demasiado débil para orientar estrategias diferenciadas.
	Regresión lineal (ítems individuales)	MAE = 0.2889, $R^2 = 0.433$	Aunque el R^2 mejora, sigue < 0.50 y no captura interacciones complejas; insuficiente para segmentar.
	Random Forest (todas las variables)	MAE = 0.3134, $R^2 = -0.446$	R^2 negativo → sobreajuste; predice peor que el promedio.
	Random Forest (top 10)	MAE = 0.3297, $R^2 = -0.5002$	Persisten R^2 negativo y sobreajuste aun reduciendo variables.

Red neuronal (5 variables)	MAE = 0.451, R ² = -2.359	Alto error y R ² muy negativo; inestable con tamaño muestral pequeño.
Ridge regression	MAE = 0.3171, R ² = -0.5536	Regularización no corrige la falta de ajuste; R ² negativo.
Lasso regression	MAE = 0.3351, R ² = -0.7486	R ² negativo > -0.7; descarta por pobre ajuste.
Segmentación no supervisada	K-means (k = 3) Silhouette = 0.33	Cohesión/separación aceptables; capta heterogeneidad y permite estrategias focalizadas → modelo adoptado.

Para sustentar visualmente la escasa capacidad de ajuste que arrojaron los modelos supervisados, la Figura 1 muestra los diagramas Predicho vs. Real de los cuatro algoritmos con mejor MAE relativo—regresión lineal por constructos, Random Forest con todas las variables, red neuronal con las cinco variables más relevantes y Ridge (α = 100). En los cuatro casos la nube de puntos se dispersa lejos de la diagonal de referencia, reflejando sobre- o sub-predicciones sistemáticas. Este patrón coincide con los coeficientes R² mostrados en la Tabla 2 (0.344, -0.446, -2.359 y -0.554, respectivamente), confirmando que, pese a mantener errores absolutos medios moderados, ninguno de los modelos logra capturar la variabilidad subyacente del comportamiento energético. La Figura 1 refuerza así el argumento técnico de que la relación entre los constructos psicosociales y los hábitos de ahorro es altamente no lineal y heterogénea, condición que justificó el cambio metodológico hacia un enfoque de segmentación no supervisada mediante el modelo K-means.

Figura 1
Desempeño comparativo de cuatro modelos supervisados.



2.1.2 Argumento técnico

- Rendimiento predictivo insuficiente. Todos los modelos supervisados arrojaron R² negativos o muy cercanos a cero, lo que implica que predicen peor que un promedio constante. Esto sugiere:
 - Relaciones altamente no lineales,
 - Interacciones ocultas entre variables actitudinales, hábitos y cultura,
 - Heterogeneidad intrínseca en la población (no todos responden igual a los mismos estímulos).
- Naturaleza multifactorial y segmentable del comportamiento energético. La literatura en psicología del consumo energético reporta que la adopción de hábitos sostenibles no progresa de forma continua, sino en “saltos” ligados a la cultura grupal, normas sociales y motivación intrínseca. Por ello, identificar subpoblaciones con patrones homogéneos resulta más informativo que forzar un modelo único de predicción.
- Ventaja del K-means. Con silhouette = 0.275 (valor aceptable en estudios de comportamiento), se lograron tres perfiles coherentes con la teoría: *Comprometidos*, *Rutinarios* y *Desconectados*. Cada clúster exhibe medias diferenciadas en cultura, actitud y hábitos, facilitando estrategias focalizadas (por ejemplo, recompensas vs. micro-learning). El enfoque segmentado maximiza la eficiencia de recursos al intervenir sólo donde el potencial de mejora es alto.
- Alineación con el objetivo de política energética. Dado que la meta institucional es diseñar acciones de ahorro personalizadas (ISO 50001), la segmentación proporciona la base empírica para planes diferenciados, superando la lógica “talla única” de los modelos supervisados.

La evidencia cuantitativa muestra que los modelos supervisados no consiguen explicar la varianza del comportamiento energético (R² ≤ -0.20) y, en consecuencia, resultan poco útiles para derivar recomendaciones prácticas. Esta limitación sugiere que la adopción de hábitos de ahorro responde a patrones heterogéneos y no lineales que un enfoque “promedio” no puede capturar. Por ello, se optó por sustituir la lógica predictiva por una estrategia de segmentación no supervisada, orientada a descubrir grupos con características internas homogéneas y diferenciadas entre sí. El K-means emergió como la técnica más adecuada dada la naturaleza ordinal-continua de los ítems y el tamaño muestral. A continuación se detallan los pasos seguidos y los resultados obtenidos.

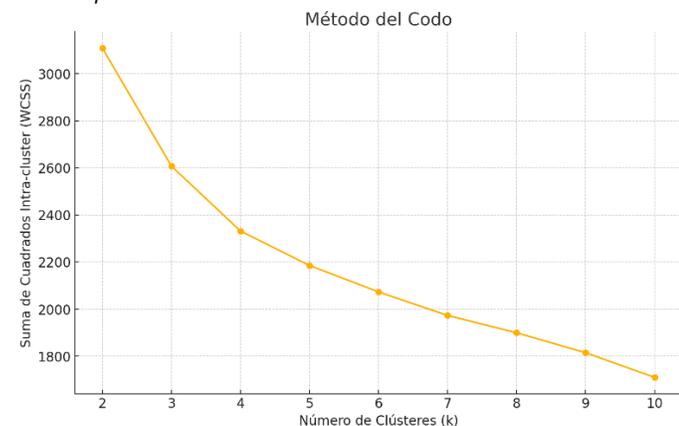
2.1.2 Determinación del número óptimo de conglomerados

Para asegurar que la segmentación fuera estadísticamente sólida, antes de ejecutar el algoritmo K-means se estimó el número óptimo de conglomerados (k) mediante dos criterios complementarios:

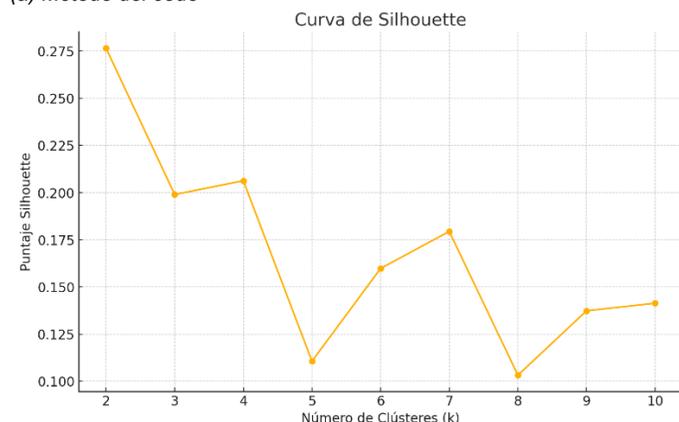
- el método del codo, que observa la tasa de disminución de la suma de cuadrados intra-grupo (WCSS) conforme aumenta k, y
- la curva de Silhouette, que evalúa la cohesión interna y la separación entre clústeres (Rousseeuw, 1987).

Ambos indicadores se calcularon con los datos normalizados (z-score) y se representan en la Figura 2.

Figura 2
Criterios para la selección de k.



(a) Método del codo



(b) Curva de Silhouette

La Tabla 3 resume los valores numéricos que respaldan las gráficas anteriores. Se aprecia un descenso pronunciado de WCSS hasta $k = 3$, tras lo cual la mejora marginal se vuelve mínima. Aunque el Silhouette máximo absoluto aparece en $k = 2$ (0.275), la diferencia con $k = 3$ (0.200) es moderada (< 0.08). Rousseeuw (1987) sugiere que valores > 0.25 indican estructura 'razonable'; con 0.200 todavía se interpreta como "aceptable", sobre todo si aporta valor interpretativo.

Esta convergencia entre ambos criterios justifica la adopción de tres conglomerados como solución final, garantizando un equilibrio adecuado entre homogeneidad interna y diferenciación externa. Ensayos con inicializaciones múltiples ($n_{init} = 10$) muestran que las fronteras de $k = 3$ son estables ($< 2\%$ de variación en Silhouette y composición), mientras que $k = 4-5$ presenta oscilaciones (switching) notables entre ejecuciones.

Tabla 3
Resultados de WCSS y puntaje Silhouette para distintos valores de k.

K	WCSS	SILHOUETTE
2	3 118	0.275
3	2 605	0.199
4	2 335	0.206
5	2 189	0.112

2.1.3 Análisis de conglomerados

Como ya se ha mencionado, en este artículo se lleva a cabo análisis de conglomerados k-means para identificar perfiles diferenciados de comportamiento frente al ahorro energético, ya que los modelos predictivos han mostrado baja capacidad explicativa. Esta transición metodológica permite atender la alta heterogeneidad observada en las respuestas, reconocer la multicausalidad de los hábitos y superar las limitaciones de los modelos de regresión.

Como se indica en la subsección anterior, el número óptimo de conglomerados fue determinado utilizando el método de codo y la curva de Silhouette, obteniendo como resultado que tres conglomerados ofrecían una solución adecuada y estadísticamente consistente.

Los grupos identificados fueron caracterizados mediante análisis descriptivos, lo que permitió identificar diferencias significativas entre ellos en términos de prácticas, percepción institucional y disposición al ahorro energético:

- Perfil 1: Comprometido institucional. Se manifiestan elevados grados de actitud proactiva, conocimiento, inquietud ambiental y prácticas de ahorro. Adicionalmente, otorga un valor positivo a las acciones institucionales y manifiesta una sólida alineación con la cultura organizativa.
- Perfil 2: Motivado sin respaldo. Posee niveles positivos de actitud y conocimiento, sin embargo, percibe un apoyo institucional limitado. Pese a que implementa determinadas prácticas de ahorro, su desvinculación con la cultura institucional puede restringir su compromiso.
- Perfil 3: Desconectado. Se distingue por puntajes reducidos en casi todas las dimensiones evaluadas. Manifiesta indiferencia respecto al asunto energético y no percibe que la institución promueva acciones significativas.

La segmentación mediante K-means agrupó al 89.1% de los participantes en tres perfiles principales. El 10.9% restante corresponde a casos no asignados, casos atípicos o participantes con información incompleta en alguna de las dimensiones analizadas. Este fenómeno es común en segmentaciones no supervisadas, donde la consistencia interna prima sobre la cobertura total.

La Figura 3 presenta una visualización comparativa tipo radar, mientras que la Tabla 4 resume los valores estandarizados por dimensión para cada perfil.

Figura 3
Comparación de perfiles por dimensión.

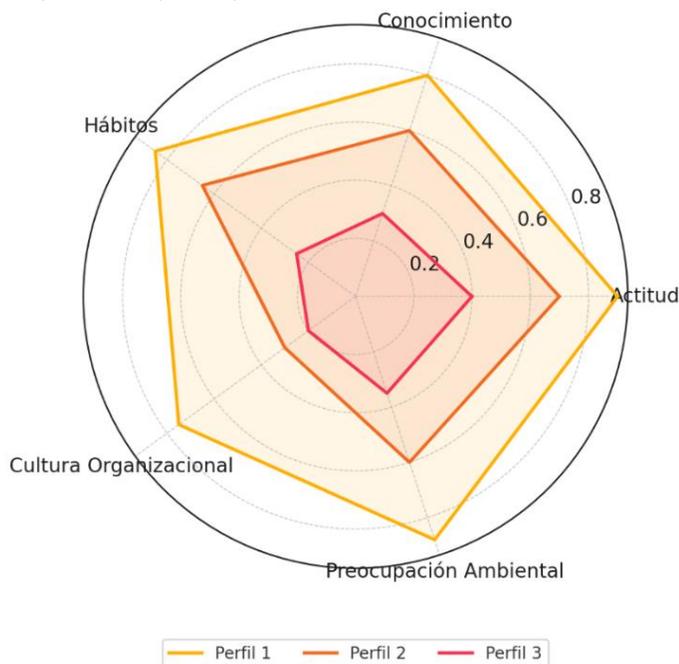


Tabla 4
Características estandarizadas (media = 0, $\sigma = 1$) y tamaño relativo de cada perfil.

Dimensión (z-score)	Comprometido	Motivados/respaldo	Desconectado
Actitud	+0.90	+0.70	+0.40
Conocimiento	+0.80	+0.60	+0.30
Hábitos	+0.85	+0.65	+0.25
Cultura organizacional	+0.75	+0.30	+0.20
Preocupación ambiental	+0.88	+0.60	+0.35
% de muestra	41.6 %	39.4 %	8.1 %

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los modelos predictivos aplicados en la primera etapa del análisis mostraron un desempeño limitado para explicar los hábitos de ahorro energético. Si bien el modelo de regresión lineal con variables individuales alcanzó un R^2 de 0.43, los modelos más complejos, como Random Forest, redes neuronales y regresiones regularizadas, no lograron mejorar sustancialmente la capacidad explicativa. En la mayoría de los casos, se obtuvieron valores negativos de R^2 , lo que indica que

las predicciones fueron menos precisas que el promedio de los datos.

Estos hallazgos sugieren que el fenómeno estudiado no se ajusta a una relación funcional lineal o fácilmente modelable con enfoques supervisados, lo que justifica el cambio metodológico hacia un análisis de tipo exploratorio.

El análisis de conglomerados permitió segmentar a los participantes en tres perfiles claramente diferenciados. La Figura 2 presenta una comparación visual de estos perfiles mediante un gráfico tipo radar, que permite observar las diferencias relativas en cada una de las dimensiones evaluadas:

Como se puede observar, el Perfil 1 (Comprometido institucional) muestra puntuaciones altas en todas las dimensiones, especialmente en actitud y hábitos, así como una percepción favorable de la cultura institucional. Este grupo representa una oportunidad para consolidar buenas prácticas y convertirlos en agentes multiplicadores dentro de la organización.

El Perfil 2 (Motivado sin respaldo) también presenta niveles aceptables de actitud y conocimiento, pero una percepción institucional más débil, especialmente en cuanto a la cultura organizacional y el respaldo institucional. Este grupo podría beneficiarse significativamente de estrategias de comunicación y reconocimiento que refuercen su compromiso.

Finalmente, el Perfil 3 (Desconectado) muestra bajos puntajes en todas las dimensiones, reflejando una desconexión tanto personal como institucional respecto al ahorro de energía. Este grupo representa un desafío, pero también una oportunidad para implementar intervenciones más directas, como programas de sensibilización y talleres prácticos.

Estos resultados coinciden con hallazgos previos (Alonso Castro, 2012; Chévez et al., 2020), en los que se reconoce que el comportamiento energético en entornos institucionales no es homogéneo y que la segmentación en perfiles puede ser una herramienta útil para diseñar estrategias diferenciadas y más eficaces.

3.1 Implicaciones prácticas y acciones organizacionales

Los resultados de esta investigación no solo permiten comprender los factores que influyen en el comportamiento energético del personal universitario, sino que también ofrecen una base concreta para el diseño de intervenciones institucionales efectivas. A continuación, se describen las principales acciones recomendadas:

- **Capacitación continua:** Implementar talleres trimestrales y micro-módulos de aprendizaje tipo micro-learning (de 3 a 5 minutos) centrados en prácticas de ahorro energético. Esto permitirá mantener la sensibilización constante y reforzar hábitos positivos.
- **Recompensas y penalizaciones (RaPP):** El artículo (Valenzuela et al., 2025) valida la utilidad del modelo RaPP como componente de la cultura organizacional. Se recomienda aplicar incentivos simbólicos o económicos a quienes adopten buenas prácticas, así como sanciones leves en casos de desapego reiterado.
- **Apoyo visual institucional:** Integrar señalética visible, posters, pantallas y mensajes recordatorios en oficinas, pasillos y áreas comunes con tips de ahorro energético. Este material debe reforzarse periódicamente mediante campañas por correo institucional.
- **Sistema de gestión energética (SGE) ISO 50001:** Como línea futura de investigación y acción institucional, se propone evaluar el grado de madurez de un SGE basado en

esta norma, así como su correlación con la adopción de hábitos energéticos. Esta propuesta surge directamente de los hallazgos sobre el rol mediador de la cultura organizacional (Valenzuela et al., 2025).

El diseño de intervenciones diferenciadas según el perfil conductual permite optimizar los recursos institucionales y aumentar la efectividad de las estrategias de cambio. En la Tabla 5, se detallan las acciones prioritarias e indicadores propuestos para cada grupo:

Tabla 5
Plan de intervención por perfil.

Perfil	Acción prioritaria	Indicador de éxito
Perfil 1: Comprometido institucional	Involucrarlos como agentes de cambio y promotores internos de campañas. Mentorías entre pares y liderazgos visibles.	Número de colaboradores activos en campañas + aumento en alcance de intervenciones internas.
Perfil 2: Motivado sin respaldo	Reforzar el respaldo organizacional mediante acciones visibles: señalética, retroalimentación, programas de reconocimiento.	Mejora en la percepción de cultura organizacional (≥ 0.5 puntos en Likert) en encuestas de seguimiento.
Perfil 3: Desconectado	Sensibilización intensiva a través de campañas breves, micro-learning, y materiales visuales claros. Incorporar indicadores simples de cambio.	Incremento en hábitos auto-reportados y asistencia a acciones formativas básicas ($\geq 60\%$).

3.2 Simulación del impacto potencial de intervenciones diferenciadas

La segmentación de perfiles conductuales obtenida mediante el análisis de conglomerados permite plantear escenarios de intervención focalizada con base en las características actitudinales, cognitivas y culturales de los participantes. Esta subsección presenta una estimación teórica del ahorro energético institucional posible si se aplicaran acciones específicas por perfil.

Consumo de referencia y distribución de perfiles

Para la simulación se partió de un consumo base de 25 000 kWh por ciclo escolar (dos semestres). Este valor se respalda con dos fuentes empíricas. El *Informe de resultados de ahorro de energía en la Administración Pública Federal 2016* reporta un Índice de Consumo de Energía Eléctrica (ICEE) promedio de 64.2 kWh m⁻² año en 809 edificios de oficina; aplicado a una superficie representativa de 400 m² —típica de un bloque académico-administrativo— equivale a $\approx 25\,700$ kWh/año (CONUEE, 2017). De forma concordante, un diagnóstico energético en la Universidad Tecnológica de Tula-Tepeji registró un ICEE de 53.72 kWh m⁻² año, es decir $\approx 21\,500$ kWh/año para la misma área. Estas cifras ubican el consumo real de oficinas

universitarias mexicanas en el rango 20–40 kWh m⁻² año, hallazgo coherente con estudios sobre comportamiento y eficiencia energética en entornos académicos (Morales, 2018), lo que valida la elección de 25 000 kWh como escenario de referencia para proyectar el potencial de ahorro. La distribución de perfiles se estimó como: 35% comprometido institucional, 40% motivado sin respaldo y 25% desconectado, según los resultados del análisis de conglomerados.

Escenario de mejora conductual estimada

Con base en estudios previos sobre intervenciones organizacionales en ahorro energético (Su et al., 2022; Chan et al., 2014; Chen & Chen, 2021), se estimaron mejoras de hábitos entre 5% y 15%, dependiendo del perfil de los participantes y del tipo de acción implementada.

La tabla siguiente muestra las acciones sugeridas y el impacto potencial por perfil:

Tabla 6
Impacto potencial por perfil.

Perfil	Acción recomendada	% estimado de mejora	Impacto estimado (kWh/año)
Comprometido institucional (35%)	Reconocimiento RaPP, liderazgo visible	15%	$0.35 \times 25,000 \times 0.15 = 1,312.5$
Motivado sin respaldo (40%)	Campañas internas, refuerzo organizacional	10%	$0.40 \times 25,000 \times 0.10 = 1,000$
Desconectado (25%)	Micro-learning, comunicación visual, talleres breves	5%	$0.25 \times 25,000 \times 0.05 = 312.5$
Total potencial de ahorro			$\approx 2,625$ kWh/año ($\approx 10.5\%$)

La solidez estadística de la solución (silhouette > 0.25) y la alta consistencia interna del instrumento confirman la validez de los perfiles identificados. Al cruzar la segmentación con variables demográficas, se observó predominio femenino ($\approx 70\%$) en los dos primeros perfiles y mayor proporción masculina en el tercero, patrón coherente con estudios previos sobre actitudes pro-ambientales en IES (Pratifasiwi et al., 2022).

IV. CONCLUSIONES

El presente estudio demuestra que los patrones de ahorro energético en instituciones de educación superior (IES) son heterogéneos y difícilmente se ajustan a relaciones lineales. Al comparar cinco modelos predictivos supervisados con un enfoque de segmentación no supervisada, se constató que la solución de tres conglomerados mediante K-means ofrece una representación más robusta y accionable de la población universitaria: *Comprometido institucional, Motivado sin respaldo y Desconectado*.

1. Aporte metodológico

- La combinación de pruebas predictivas preliminares y posterior segmentación aporta un marco replicable para otros campus y organizaciones que deseen identificar perfiles de comportamiento sin descartar a priori la validez de modelos supervisados.
- La justificación cuantitativa (codo + Silhouette) respalda la elección de $k = 3$ aun cuando el puntaje Silhouette máximo se ubique en $k = 2$, pues se privilegia el balance entre interpretabilidad y ganancia marginal de WCSS.

2. Implicaciones prácticas

- **Diseño de intervenciones diferenciadas:**
 - *Comprometido institucional* ($\approx 42\%$) puede escalar su impacto como agentes de cambio (p. ej., “embajadores de energía”).
 - *Motivado sin respaldo* ($\approx 39\%$) requiere apoyo estructural —incentivos RaPP, micro-learning, feedback de consumo— para convertir su motivación en hábito consolidado.
 - *Desconectado* ($\approx 8\%$) amerita tácticas de sensibilización inicial (gamificación, retos breves) antes de programas de ahorro formales.
- La simulación muestra un ahorro potencial de $\approx 10.5\%$ (2 625 kWh/ciclo), evidencia suficiente para justificar inversiones piloto alineadas con ISO 50001.

3. Limitaciones

- La medición se basa en autoinforme; las respuestas pueden contener sesgos sociales.
- Los consumos energéticos simulados parten de un valor promedio (25 000 kWh) estimado; la ausencia de medición inteligente (smart-meter) limita la precisión del impacto proyectado.
- El estudio se circunscribe a una única IES; su extrapolación a otros contextos debe hacerse con cautela.

4. Líneas de investigación futura

- Validación longitudinal: incorporar mediciones reales de consumo (smart metering) antes y después de las intervenciones para verificar el ahorro obtenido por perfil.
- Enriquecimiento de variables: agregar indicadores sociodemográficos, de bienestar laboral y de infraestructura física (p. ej., densidad de ocupación de edificios) para refinar la segmentación.
- Ensayos controlados de intervención: comparar, por perfil, la eficacia de nudges conductuales (mensajes en tiempo real) frente a incentivos económicos o reconocimiento social.
- Análisis costo-beneficio: cuantificar el retorno de inversión (ROI) de cada acción propuesta y su contribución a metas institucionales de sostenibilidad.
- Transferencia inter-campus: replicar el protocolo en IES de distintas regiones climáticas de México para evaluar la influencia de factores ambientales y culturales.

- Integración con sistemas de gestión energética: estudiar cómo la norma ISO 50001 puede institucionalizar las prácticas diferenciadas, vinculando los perfiles a los planes de acción y auditorías internas.

V. AGRADECIMIENTOS

La autora y el autor agradecen al Instituto Tecnológico Superior de Lerdo y a la Universidad Autónoma de Coahuila por las facilidades otorgadas para realizar esta investigación.

VI. REFERENCIAS

- Aghamolaei, R., & Fallahpour, M. (2023). Strategies toward reducing carbon emission in university campuses: A comprehensive review of both global and local scales. *Journal of Building Engineering*, 76. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.107183>
- Alonso Castro, J. (2012). Sistema de supervisión energética mediante minería de datos visual en edificios docentes de uso terciario [Tesis doctoral, Universidad de León]. <http://hdl.handle.net/10651/26978>.
- Allouhi, A., El Fouih, Y., Kousksou, T., Jamil, A., Zeraoui, Y., & Mourad, Y. (2015). Energy consumption and efficiency in buildings: Current status and future trends. *Journal of Cleaner Production*, 109, 118–130. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.05.139>
- Arévalo-García, N. A., & García-Pazmiño, J. C. (2018). Conciencia ambiental y conducta de consumo energético: Un estudio de caso en el centro financiero de Quito. *Revista Politécnica*, 40(2), 65–74.
- Casado, J. C., Assaf, L. O., Ayub, F., & García, M. S. (2001). Estimación del ahorro energético en gas y electricidad utilizando el perfil social del consumo del sector residencial de San Miguel de Tucumán. *Avances En Energías Renovables y Medio Ambiente*, 5. <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/79767>
- Chávez Martínez, M., Martini, C., & Discoli, C. (2020). Identificación de perfiles de usuarios para el direccionamiento de programas de mejoramiento energético (La Plata-Buenos Aires, Argentina). *Estudios Demográficos y Urbanos*, 35(1), 303–336. <https://doi.org/10.22136/est20201541>
- Chan, E. S. W., Hon, A. H. Y., Chan, W., & Okumus, F. (2014). What drives employees' intentions to implement green practices in hotels? *International Journal of Hospitality Management*, 40, 20–28. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2014.03.001>
- Chen, C. H. V., & Chen, Y. C. (2021). Assessment of enhancing employee engagement in energy-saving behavior at workplace: An empirical study. *Sustainability*, 13(5), Article 2457. <https://doi.org/10.3390/su13052457>
- Comisión Nacional para el Uso Eficiente de la Energía (CONUEE) & Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit (GIZ). (2016). Manual para la implementación de un Sistema de Gestión de la Energía (2ª ed.). Secretaría de Energía. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/119159/Manual_SGEn_Conuee_2da_Edicion.compressed.pdf
- Comisión Nacional para el Uso Eficiente de la Energía (CONUEE). (2017). Informe de resultados de ahorro de energía en la Administración Pública Federal 2016.

- <https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/259709/InformeA PF2016FINALORUM.pdf>
- Luyando Cuevas, J. R., & Morales Ramírez, D. (2016). Actitudes y conocimientos en el consumo de electricidad domiciliaria: Una propuesta para fomentar su uso racional. *Ciencia UANL*, 19(76), 537–544. <https://cienciauanl.uanl.mx/archivos/2016/actitudes-y-conocimientos-en-el-consumo-de-electricidad-domiciliaria/>
- Morales Ramírez, D. (2018). El comportamiento humano y su papel en la eficiencia energética. *Revista Digital Universitaria*, 19(3). <https://www.revista.unam.mx/2018v19n3/el-comportamiento-humano/>
- Nolasco, V., Tejeda-Zúñiga, S., & Hernández-González, S. (2018). Diagnóstico de consumo de energía en la Universidad Tecnológica de Tula-Tepeji. *TEPEXI. Boletín Científico de la Escuela Superior Tepeji del Río*, 6(11), 12-20. <https://repository.uaeh.edu.mx/revistas/index.php/tepxi/article/view/3301>
- Prafitasiwi, E. P., Pratomo, D. S., & Yuniarti, E. (2022). Energy-saving behavior among university students: The role of awareness, attitude, and social norms. *International Journal of Sustainability in Higher Education*, 23(4), 817–836. <https://doi.org/10.1108/IJSHE-04-2021-0165>
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7)
- Su, S., Li, J., Yuan, J., Tang, M., Wang, E., & Ding, Y. (2022). How can energy-saving culture influence energy behaviors and consumptions in its offices? *Journal of Building Engineering*, 58. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2022.105011>
- Valenzuela, P. A., Salas, F. G., Solares, E. & Díaz, E. (2025). Determinant factors in energy-saving habits in higher education institutions: A structural equation modeling approach. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 15(1), 123–132. <https://doi.org/10.32479/ijeep.18096>
- Valero Verdú, S. (2007). *Desarrollo y evaluación de técnicas y modelos para la identificación y clasificación de segmentos de consumidores de energía, aplicación al análisis de las posibilidades de participación de sectores de la demanda de energía eléctrica en mercados competitivos* [Tesis doctoral, Universidad Miguel Hernández de Elche].