

Multivariable Analysis of Academic Competencies In Psychology Programs: The Case of Colombia*

Rohemi ZULUAGA-ORTIZ¹, Enrique DELAHOZ-DOMÍNGUEZ²
And Angie AVENDAÑO-PIEDRAHITA²

¹Fundación Universitaria Tecnológico de Comfenalco

²Universidad del Magdalena, Santa Marta, Colombia

ORCID: 0000-0001-7688-0479

ORCID: 0000-0003-2531-6389

ORCID: 0009-0008-2230-8336

Correspondence should be addressed to: Rohemi ZULUAGA-ORTIZ, zuluagaortizra@tecnocomfenalco.edu.co

*Presented at the 47th IBIMA International Conference, 29-30 June 2026, Madrid, Spain

Abstract

This study analyzes the academic competencies of psychology students in Colombia using multivariate statistical techniques. The motivation behind this research arises from the growing concern about students' academic performance and the high dropout rates in higher education across Latin America, which highlight the need to better understand competency development. Despite existing studies, there is a gap in the literature regarding the use of combined multivariate approaches to evaluate academic competencies in psychology programs at a national level.

The methodology is based on a quantitative approach using clustering techniques (k-means and hierarchical clustering) and Principal Component Analysis (PCA). A dataset containing results from SABER 11 and SABER PRO standardized tests was analyzed, including 97 observations representing universities and departments offering psychology programs in Colombia.

The findings reveal the existence of distinct groups with varying levels of academic performance. Some groups show homogeneity and low variability, while others present significant dispersion in results. Additionally, PCA allowed the reduction of dimensionality and facilitated the identification of relationships among competencies, highlighting differences between pre-university and university-level skills.

The results contribute to understanding the academic performance structure in psychology programs and provide useful insights for improving educational strategies and curriculum design in higher education institutions.

Keywords: Multivariate analysis, academic competencies, psychology education, PCA, clustering.

Introducción

La salud mental tiene un rol crucial en la sociedad contemporánea porque afecta de manera directa el bienestar a nivel emocional, psicológico y social de los individuos. Dada la realidad mundial, marcada por un estrés elevado, alteraciones sociales continuas y demandas académicas y laborales en aumento, resulta imprescindible reconocer su valor como parte fundamental del desarrollo humano. No obstante, a pesar de su importancia, la salud mental sigue siendo infravalorada, lo cual puede tener efectos en el plano individual y en el colectivo.

Cite this Article as: Rohemi ZULUAGA-ORTIZ, Enrique DELAHOZ-DOMÍNGUEZ And Angie AVENDAÑO-PIEDRAHITA Vol. 2026 (3) "Multivariable Analysis of Academic Competencies In Psychology Programs: The Case of Colombia " Communications of International Proceedings, Vol. 2026 (3), Article ID 4713026, <https://doi.org/10.5171/2026.4713026>

La atención en salud mental ha evidenciado un aumento de la demanda en Colombia. Aproximadamente el 4,7% de los casos del año 2021 necesitó ser referidos al sistema sanitario, según Bautista (2021); la mitad de estos recibió asistencia a través de asesoramiento psicológico y el 40%, seguimiento constante. Estos datos evidencian que se requiere de profesionales cualificados que aborden eficazmente los problemas actuales.

Por otra parte, la educación superior afronta retos significativos en relación con el hecho de que los estudiantes permanezcan. En Colombia, el 36% de los alumnos interrumpe sus estudios en el primer año (Espinosa Castro y Mariño Castro, 2020), mientras que en América Latina las tasas de deserción fluctúan del 40% al 75%. Entre los factores institucionales que se relacionan con debilidades en los procesos de formación y los factores académicos, como la falta de capacitación en habilidades generales, están las principales causas.

En este contexto, la capacitación de profesionales en psicología se vuelve de importancia estratégica. La psicología, como campo, no solamente ayuda a tratar las enfermedades mentales; además, promueve el bienestar emocional y la calidad de vida. De acuerdo con la Universidad de Negocios ISEC (2022), esta disciplina es esencial para el análisis, la prevención y la intervención en cuestiones de salud mental, lo que subraya la necesidad de una educación académica sólida.

Es indispensable que los programas de formación en psicología desarrollen capacidades completas en sus alumnos para satisfacer estas necesidades. Estas habilidades comprenden tanto las técnicas, como la evaluación y el diagnóstico psicológico (Daza, 2022), como las interpersonales, que están asociadas a la comunicación, la empatía y el seguimiento terapéutico. En esta línea, Lein y Wills (2007) subrayan que una comunicación eficaz incrementa de manera notable los resultados en pacientes y los procesos de atención.

Sin embargo, aparece una pregunta importante: ¿Los psicólogos, que actualmente egresan, poseen efectivamente las competencias necesarias para desempeñarse adecuadamente en sus puestos de trabajo en una empresa? Esta cuestión hace evidente la necesidad de examinar el grado de desarrollo de esas competencias desde una perspectiva rigurosa y respaldada por datos.

En este contexto, los métodos estadísticos multivariantes son instrumentos esenciales para examinar información compleja. Para hallar patrones y conexiones entre variables, se han empleado extensamente técnicas como el análisis de conglomerados y el PCA (análisis de componentes principales) en distintas disciplinas del saber. Al implementarse en el campo de la educación, posibilita el análisis del rendimiento académico desde un enfoque integral, lo que ayuda a detectar tendencias y brechas en la formación.

Aunque tienen potencial, los estudios que utilizan este tipo de métodos para examinar las competencias académicas en programas de psicología en Colombia son escasos. Por lo tanto, el propósito de esta investigación es examinar estas competencias a través de instrumentos estadísticos multivariantes, con el objetivo de descubrir patrones conductuales y proporcionar pruebas que contribuyan a la mejora de la calidad educativa.

Marco teórico

Análisis de Componentes Principales

El Análisis de Componentes Principales (ACP) es un método estadístico que se emplea para disminuir la cantidad de dimensiones en un conjunto de datos con muchas variables, intentando minimizar la pérdida de información (Gurrea, 2000). Su propósito fundamental es sintetizar y simplificar la visualización de los datos cuantitativos interrelacionados.

Esta técnica convierte un conjunto de variables correlacionadas en otro grupo de variables no correlacionadas, llamadas componentes principales, que son combinaciones lineales de las variables iniciales. Estas variables recientes tienen una media de cero y están organizadas de forma que los componentes iniciales explican la parte más grande de la varianza total del conjunto de datos.

El ACP es ampliamente empleado en investigaciones multivariantes ya que permite reconocer estructuras subyacentes en los datos, simplificar el análisis y hacer más accesible la interpretación de las relaciones entre variables.

Análisis de clúster

El análisis clúster, también llamado análisis de conglomerados, es un método estadístico multivariante cuyo propósito es agrupar elementos o variables basándose en su semejanza. Intenta alcanzar la homogeneidad más alta dentro de cada grupo y la diversidad más amplia entre los distintos grupos.

Es una metodología descriptiva y exploratoria, no inferencial, que utiliza criterios geométricos para la creación de los grupos. Su utilidad consiste en identificar estructuras o patrones en grupos de datos complejos, sin que sea necesario establecer conexiones causales entre las variables.

Es relevante subrayar que los resultados del análisis clúster se basan directamente en las variables empleadas en el modelo. En consecuencia, incluir o excluir variables importantes puede cambiar de manera significativa el resultado obtenido.

Dado que simplifica la categorización de componentes, el análisis clúster es una herramienta básica en la investigación científica y uno de los propósitos primordiales en varias ramas del saber.

Metodología

En la presente investigación se desarrollan las etapas de análisis de eficiencia y análisis exploratorio. En la primera se explorarán datos de las pruebas SABER de la carrera de psicología en Colombia mediante la aplicación del método clustering que permitirá identificar grupos, patrones y características similares de los datos evaluados. Para la segunda etapa se realizará un análisis de eficiencia en base a un estudio de componentes principales (PCA) para describir a los individuos y observaciones por múltiples variables interrelacionadas.

Análisis de conglomerados

En primer lugar, cada unidad del conjunto de datos se expresa como un punto. Seguidamente, se determina la distancia entre los puntos de datos y el centro del grupo por medio de la ecuación euclidiana, y los datos se agrupan de manera preliminar por distancia. Finalmente, se halla la distancia media de las observaciones en cada conjunto, se modifica el centro de masa de este y, mediante numerosas repeticiones, se logra el resultado definitivo de la agrupación.

Análisis de componentes principales

En la segunda fase se llevó a cabo un análisis de componentes principales, una técnica estadística multivalente que consiste en disminuir el número de variables agrupando la mayor variación posible mientras se mantiene la información.

Para tener una idea de la distribución y variabilidad, primero se observan los datos. Luego, se lleva a cabo un análisis de varianza para identificar cada componente principal.

El número apropiado de componentes principales para el análisis se eligió en segundo lugar, empleando como criterio la varianza explicada.

Por último, se analiza cada componente principal para entender qué variables tienen mayor correlación y cómo inciden en la variabilidad de los datos.

Datos

Delahoz-Dominguez et al. (2020) identificaron los factores representativos a través de un análisis lógico con una base de datos que incluye 1.881.687 observaciones, cada una correspondiente a un estudiante. Esta base de datos, además, proviene de la implementación de evaluaciones estatales en 97 universidades colombianas, enfocadas en profesionales que no se han graduado. No obstante, esta investigación solo toma en cuenta el programa de psicología. Se definieron únicamente los parámetros de universidades y departamentos con el fin de disminuir la cantidad de observaciones, logrando así un total de 97 observaciones disponibles para su análisis. Además, los nombres, la media general y la desviación estándar del estudio se muestran en la tabla 1. Las evaluaciones de nivel universitario se identifican con el sufijo SPRO, mientras que para las variables de prueba a nivel secundario se utiliza S11. Además, los resultados de las competencias académicas mencionadas antes corresponden a la desviación estándar y a la media general.

Tabla 1. Variables de estudio.

VARIABLE	NOMBRE COMPLETO	PROMEDIO	DESVIACIÓN ESTÁNDAR
MATH.HS	MATEMÁTICA - SABER 11	50,67	4,34
CR. HS	LECTURA CRÍTICA - SABER 11	53,51	4,00
SC. HS	COMPETENCIAS CIUDADANAS - SABER 11	52,04	3,72
ENG.HS	INGLÉS - SABER 11	51,69	7,24
NS. HS	CIENCIAS NATURALES - SABER 11	51,55	3,86
CS.PRO	HABILIDADES CIUDADANAS	109,69	21,72
WC.PRO	COMUNICACIÓN ESCRITA - SABER PRO	110,50	22,65
ENG.PRO	INGLÉS - SABER PRO	112,31	23,65
CR.PRO	LECTURA CRÍTICA - SABER PRO	116,45	23,45
QR.PRO	RAZONAMIENTO CUANTITATIVO - SABER PRO	103,29	20,59

Competencias académicas

La prueba SABER 11 es una evaluación estatal de la educación media que mide el nivel educativo impartido hasta el final de este ciclo. Está compuesta por cinco pruebas, las cuales son: inglés, ciencias naturales, sociales y ciudadanas, matemáticas y lectura crítica. La prueba SABER PRO es una evaluación y estandarización estatal interna diseñada para medir la calidad de la educación superior. Se aplica a los estudiantes que están cerca de concluir sus estudios universitarios y evalúa las siguientes competencias: razonamiento cuantitativo, lectura crítica, comunicación escrita, inglés y competencias ciudadanas. Es importante destacar que es necesario haber aprobado el 75% de los créditos académicos para ser admitido en esta evaluación.

Resultados

A continuación, se describirán las dos etapas que componen la metodología.

Primera etapa: Análisis de conglomerados

Para la primera fase, se empleó el algoritmo hierarchical para establecer los grupos a partir de la base de datos. Se llevaron a cabo dos análisis: uno basado en las universidades colombianas que ofrecen la carrera de psicología y otro que analiza los departamentos que también cuentan con esta carrera.

Dendograma división por departamentos de clúster

Se empleó el algoritmo k-means, modificando la cantidad de centroides de 1 a 4, con el fin de determinar el número ideal de grupos a los que pertenecen ambos programas sin que haya mucha variabilidad entre ellos. El grupo 1 tiene ocho subgrupos, el grupo 2 tiene siete, el grupo 3 tiene veintitrés y el grupo 4 tiene ocho.

Dendograma división por universidades de clúster

Asimismo, para el análisis del dendograma por universidades con el algoritmo previo, el grupo 1 tiene 33 subgrupos; el grupo 2, 3; el grupo 3, 16; y el grupo 4 es el que más tiene, con un total de 45.

Resultados por clúster

Se entendieron los perfiles de universidades y departamentos en representación tridimensional de los grupos producidos por el algoritmo k-means (consulte la figura 2-3) durante esta etapa. Al observar la tabla de agrupamiento por particiones por departamentos (consultar figura 2), notamos que hay una distinción entre grupos. Los clusters 3 y 4 son considerados grupos homogéneos, pues presentan una variabilidad baja en los resultados de las pruebas SABER. Por otro lado, en el grupo 1 y 2 se presenta una variabilidad más alta entre los miembros, la cual es observable en el área que ocupan.

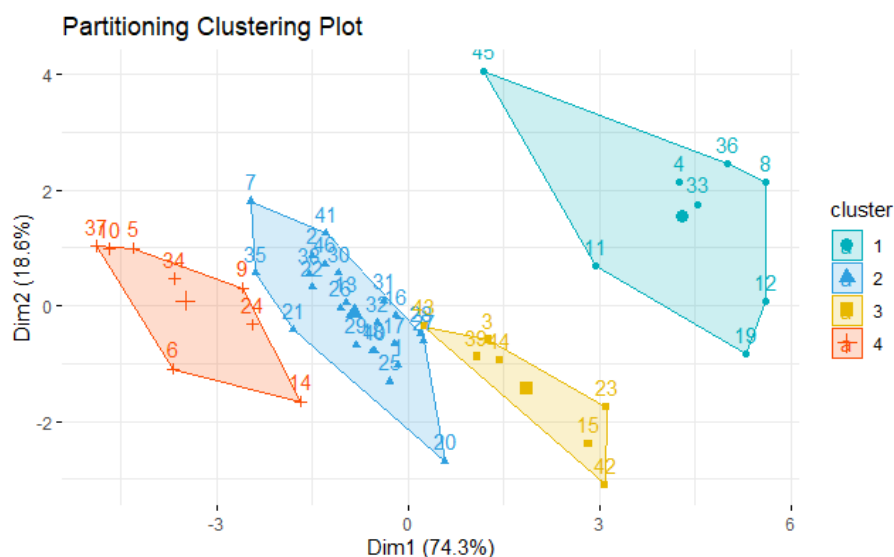


Ilustración 1 Análisis k-means por departamentos

Al examinar la tabla de agrupamiento por partición de universidades (ver figura 3), se comprende que hay una distinción entre grupos: los clústeres 1 y 2 constituyen agrupaciones homogéneas, puesto que evidencian poca variabilidad en los resultados de las evaluaciones SABER. Por otro lado, en los grupos 3 y 4 hay una mayor variabilidad entre sus miembros, lo que se puede notar en el espacio que ocupan.

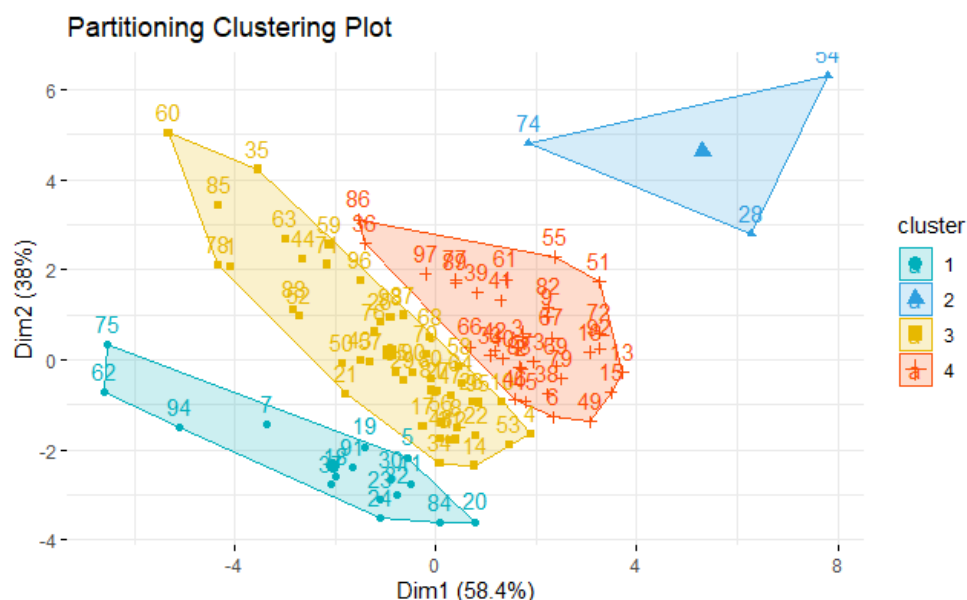


Ilustración 2 Análisis k-means por universidades

Segunda etapa: Análisis de componentes principales

Llevamos a cabo un análisis de componentes principales (PCA) que contribuyó a resumir y mostrar la información en un conjunto de datos, el cual incluye individuos/observaciones caracterizadas por varias variables cuantitativas

que se interrelacionan. El PCA posibilitó una disminución de la dimensionalidad de los datos multivariados, lo cual permitió observarlos gráficamente con una pérdida mínima de información (PCA - Análisis de Componentes Principales Esenciales - Artículos - STHDA, 2017). El gráfico examina los datos de todos los departamentos y universidades en conjunto, utilizando un sistema de coordenadas X-Y. Estos gráficos, también llamados gráficos de correlación de variables, ilustran las relaciones entre todas las variables de una manera que se puede interpretar visualmente. Las variables que tienen correlación positiva se agrupan, pero las que tienen correlación negativa se distribuyen en lados opuestos del origen del gráfico.

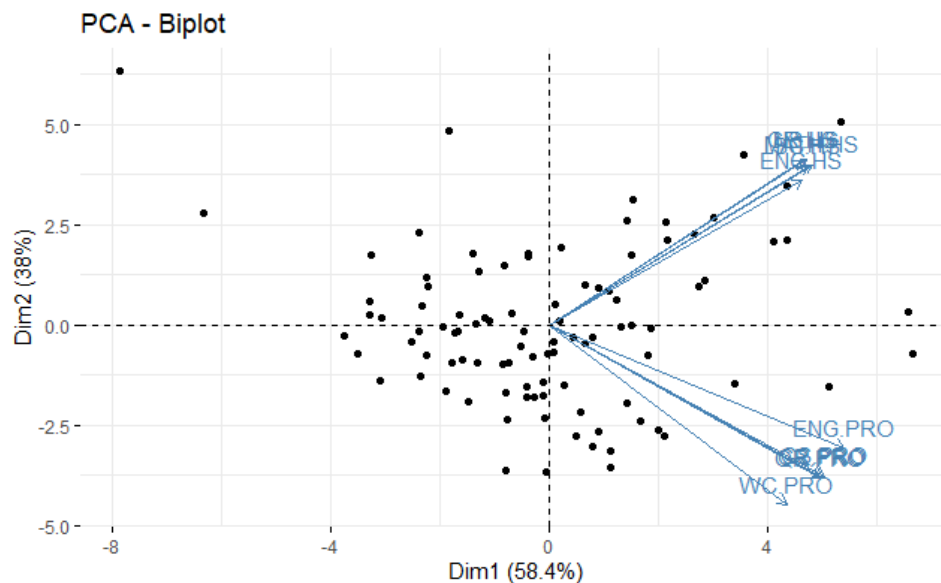


Ilustración 3. Relación ilustración 1 y 2.

Se registraron 97 datos que corresponden a universidades y departamentos, con base en variables que fueron las pruebas SABER (WC.PRO, ENG.PRO, CS.PRO, CR.PRO, QR.PRO, ENG.HS, SC. HS, CR. HS, NS. HS y MATH.HS).

Analizamos las coordenadas con el objetivo de identificar los datos en los cuadrantes y hallamos que el cuadrante 1 y 3 contienen un total de 53 datos, lo cual equivale al 55% de la población; estos individuos demostraron un bajo o nulo rendimiento en las pruebas de conocimiento. En cambio, los cuadrantes 2 y 4 tienen juntos un total de 44 datos, representando el 46% de la población; del total, el 22% pertenecen al cuadrante 2 y sobresalen en las pruebas Saber 11, mientras que el cuadrante 4 representa al 24%, quienes son más competentes en las evaluaciones Saber PRO.

Conclusiones

Con el fin de analizar la conducta de las competencias académicas en los programas de psicología colombianos, se emplearon técnicas estadísticas multivariantes durante el proceso de esta investigación actual, lo que posibilitó una comprensión holística del fenómeno investigado.

Primeramente, el análisis de conglomerados mostró que existían grupos con rasgos distintos en cuanto a su rendimiento académico. Se encontraron agrupaciones con una homogeneidad interna alta, lo que señala similitudes en los resultados entre las observaciones. También se hallaron otras agrupaciones con una dispersión más amplia, lo cual sugiere diferencias en la formación académica entre departamentos y universidades.

En segundo lugar, el Análisis de Componentes Principales posibilitó disminuir la dimensionalidad de los datos y simplificar cómo se interpretan las relaciones entre las variables. Esta técnica permitió encontrar estructuras subyacentes en los datos, lo que demostró diferencias en el comportamiento de las competencias analizadas.

En particular, se encontraron diferencias entre los resultados de las evaluaciones SABER 11 y SABER PRO, lo que indica que hay disparidades en los procesos de formación entre la educación media y la educación superior. Este descubrimiento subraya la importancia de potenciar las habilidades académicas desde los primeros momentos del proceso educativo.

Los hallazgos también muestran que una porción importante de las observaciones se agrupa en niveles inferiores de desempeño, lo que indica disparidades en la calidad de la formación académica. Esta situación evidencia que es crucial poner en marcha estrategias que ayuden a mejorar el rendimiento de los estudiantes.

En este sentido, las técnicas multivariantes se establecen como un instrumento valioso para el análisis de datos educativos, pues posibilitan reconocer patrones, tendencias y relaciones que no son sencillamente perceptibles a través de métodos convencionales.

En última instancia, se determina que reforzar las competencias académicas en los programas de psicología es un factor esencial para lograr una mejor educación superior y colaborar con la capacitación de profesionales que sean capaces de satisfacer las exigencias del entorno actual.

Referencias

- Bautista, N. (2021) 'Más de 18 mil atenciones en salud mental en opción 4 de Línea 192', GOV.CO, 14 abril. Disponible en: <https://www.minsalud.gov.co/Paginas/Mas-de-18-mil-atenciones-en-salud-mental-en-opcion-4-de-Linea-192.aspx>
- Choi, T.-M., Chiu, C.-H. y Chan, H.-K. (2016) 'Risk management of logistics systems', *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 90, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2016.03.007>
- Coifman, D. (2023) 'Salud mental en la adolescencia: Por qué es importante y cómo cuidarla', *Saber es poder*, 22 mayo. Disponible en: <https://saberespoder.com/articles/health/salud-mental-en-la-adolescencia>
- Dai, M. et al. (2005) 'Evolving gene/transcript definitions significantly alter the interpretation of GeneChip data', *Nucleic Acids Research*, 33(20), e175. <https://doi.org/10.1093/nar/gni179>
- Daza, D. (2022) 'Descubre cómo es un psicólogo clínico: Competencias, funciones, formación', *Emagister*, 2 junio. Disponible en: <https://www.emagister.com/blog/descubre-como-es-un-psicologo-clinico-competencias-funciones-formacion/>
- Delahoz-Dominguez, E., Zuluaga, R. y Fontalvo-Herrera, T. (2020) 'Dataset of academic performance evolution for engineering students', *Data in Brief*, 30, 105537. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2020.105537>
- Espinosa Castro, J. F. y Mariño Castro, L. M. (2020) 'La deserción en la educación superior', Disponible en: https://bonga.unisimon.edu.co/bitstream/handle/20.500.12442/2330/Cap_1_LaDeserci%C3%B3n.pdf
- Gurra, M. T. (2000) *Análisis de componentes principales*.
- Ignatov, A. (2018) 'Real-time human activity recognition from accelerometer data using convolutional neural networks', *Applied Soft Computing*, 62, pp. 915–922. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.09.027>
- Işın, A., Direkoğlu, C. y Şah, M. (2016) 'Review of MRI-based brain tumor image segmentation using deep learning methods', *Procedia Computer Science*, 102, pp. 317–324. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.09.407>
- Lein, C. y Wills, C. E. (2007) 'Using patient-centered interviewing skills to manage complex patient encounters in primary care', *Journal of the American Academy of Nurse Practitioners*, 3 mayo. Disponible en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1745-7599.2007.00217.x>
- Mosquera Cabra, J. (2021) *Predicción de los tipos de delitos en Medellín*. Trabajo de grado. Disponible en: https://bibliotecadigital.udea.edu.co/bitstream/10495/20644/4/MosqueraJennifer_2021_PrediccionDelitosMedell%C3%ADn.pdf
- Mudenda, C. y Guga, D. (2017) 'An assessment of the relationship between service quality and customer satisfaction', *International Review of Management and Business Research*. Disponible en: <https://www.irmbrjournal.com/papers/1495452801.pdf>
- STHDA (2017) 'PCA - Principal Component Analysis Essentials', 23 septiembre. Disponible en: <http://www.sthda.com/english/articles/31-principal-component-methods-in-r-practical-guide/112-pca-principal-component-analysis-essentials/>
- Sánchez López, A. et al. (2016) 'Estudio del análisis de componentes principales en bases de datos de calidad del aire', *Research in Computing Science*, 120(1), pp. 9–19. <https://doi.org/10.13053/rcs-120-1-1>
- Universidad de Negocios ISEC (2022) 'Salud mental y psicología', 27 agosto. Disponible en: <https://uneg.edu.mx/salud-mental-y-psicologia/>
- Valero, O. et al. (2020) 'Monitoreo remoto automatizado de calidad del agua en sistemas acuapónicos en São Paulo, Brasil', *RISTI*, 31, pp. 223.

- Xu, M. et al. (2020) 'High-performance coherent optical modulators based on thin-film lithium niobate platform', Nature Communications, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41467-020-17806-0>