

Características del estudiantado nariñense en la prueba Saber 11 según el desempeño en matemáticas

DOI: 10.25009/cpue.v0i39.2880

Recibido: 10 de octubre de 2023

Aceptado: 19 de febrero de 2024

Jorge Andrés Suárez Muñoz

Universidad Mariana, Colombia

jsgeorges@gmail.com

ORCID: 0009-0008-5796-4966

Hernán Abdón García

Universidad de Nariño, Colombia

habgarcia@gmail.com

ORCID: 0009-0009-9617-2301

Resumen

El presente artículo tiene como objetivo caracterizar a los estudiantes del departamento de Nariño (Colombia) según el puntaje logrado en matemáticas en la prueba Saber 11, periodo 2021-B. Esta investigación fue descriptiva-correlacional, de enfoque cuantitativo y diseño no experimental. Se utilizó la metodología Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM). Se trabajó con los datos libres facilitados por el Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación (Icfes). El análisis de la información se realizó con WEKA 3.9.6 y RStudio. Los resultados evidenciaron que las personas con desempeño bajo en Matemáticas eran mujeres, mayores de 22 años, adscritas a grupos étnicos, residían en municipios cercanos a Tumaco y sus alrededores, cuyos padres tenían baja escolaridad, no contaban con computadora ni internet en casa. En contraste, los estudiantes con desempeño avanzado eran hombres, menores de 18 años, sin etnia, cuyos padres eran profesionales, habitaban en Pasto y sus alrededores, tenían internet y computadora en casa. Se encontró también alta correlación positiva entre las pruebas de Lectura crítica, Ciencias naturales, Sociales y ciudadanas, y Matemáticas.

Palabras clave: análisis clúster; pruebas Saber 11; desempeño en matemáticas; metodología CRISP-DM; minería de datos.

Characteristics of students from Nariño in the Saber 11 test according to performance in mathematics

Abstract

The objective of this article is to characterize the students of the department of Nariño (Colombia) according to the score achieved in mathematics in the test Saber 11 period 2021-B. This research was descriptive-correlational, with a quantitative approach and non-experimental design. The Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) methodology was used. This research worked with free data provided by the Colombian Institute for the Evaluation of the Quality of Education (Icfes). The data analysis was carried out with WEKA 3.9.6 and RStudio. The results showed that people with low performance in Mathematics were women, over 22 years old, affiliated with ethnic groups, they resided in municipalities near Tumaco and its surroundings, had parents with low education, they didn't have a computer or internet at home. In contrast, students with advanced performance were men, under 18 years old, without ethnicity, their parents worked as professionals, they lived in Pasto and its surroundings, they had internet and computer at home. A high positive correlation was also found between the test of critical Reading, natural, social and citizen Sciences, and Mathematics.

Keywords: cluster analysis; Saber 11 test; mathematics performance; CRISP-DM methodology; data mining.

Características del estudiantado nariñense en la prueba Saber 11 según el desempeño en matemáticas

En Colombia, tras conocerse los bajos resultados obtenidos por un grupo de educandos en las áreas de Matemáticas, Lectura crítica y Ciencias naturales en las pruebas Trends in International Mathematics and Science Study (TIMSS) en el año 2007 y Programme for International Student Assessment (PISA) en 2018 (Corrales et al., 2020; Fernandes, 2010; Mullis et al., 2008; Sanabria et al., 2020), emergió en la comunidad de investigadores en educación un particular interés por hacer frente a esta problemática, logrando con ello la estructuración de los estándares básicos de competencias para estas áreas evaluadas (Ministerio de Educación Nacional [MEN], 2006) y los derechos básicos de aprendizaje (Santillana, 2017), entre otros documentos. En esta etapa, el área de Matemáticas jugó un rol importante, ya que obtuvo la menor puntuación entre las pruebas evaluadas, situación que llevó al Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación (Icfes) a reestructurar las pruebas estatales denominadas pruebas Saber, de manera tal que los resultados permitan analizar el grado de alfabetización matemática en el que se encuentran los educandos colombianos. Esta reestructuración motivó que las preguntas expuestas en la prueba Saber 11 no evalúen solamente el componente cognitivo de los estudiantes, sino que midan también la forma en la que las personas utilizan el conocimiento matemático en la solución de problemas reales.

Cabe anotar que, en Colombia, la prueba Saber 11 funge como requisito para el acceso a la educación superior, razón por la cual el Icfes ha incentivado el desarrollo de investigaciones en donde se analicen los resultados obtenidos por los estudiantes en esta prueba. Estos resultados se dan a conocer de manera libre a la ciudadanía, al igual que la información socioeconómica de los estudiantes.

Para una mejor interpretación de los resultados, el Icfes sugiere clasificar los puntajes obtenidos por los educandos en cuatro niveles de desempeño enumerados del 1 al 4. Cada uno de estos niveles contempla un puntaje que oscila entre 0 y 100. Con intención de relacionar cada uno de estos cuatro niveles con los desempeños de evaluación propuestos en Colombia, se recurrió a la técnica del establecimiento de puntos de corte expuesta en Benjumea y Amado (2020). Esto permitió etiquetar a cada puntaje en uno de los cuatro niveles de desempeño establecidos por el Ministerio de Educación Nacional mediante el Decreto 1290 (2009). La Tabla 1 da cuenta de estos hechos.

Tabla 1. Clasificación de niveles de desempeño

Taxonomía de los niveles de desempeño		
Nivel	Puntaje	Desempeño
1	0 a 35	Bajo o insuficiente
2	36 a 50	Básico o mínimo
3	51 a 70	Satisfactorio
4	71 a 100	Avanzado

Por desventura, los resultados obtenidos por los estudiantes en la prueba Saber 11, a decir de Timarán-Pereira et al. (2019), no han sido altamente satisfactorios, ya que, al analizar los puntajes globales de la prueba realizada en 2015, estos autores encontraron que el número de estudiantes con desempeño bajo era mayor a la cantidad de discentes con desempeño alto. Evento que generó mayor preocupación al notar que, según Peña (2022), los puntajes globales obtenidos por los estudiantes entre 2020 y 2021 continuaban exhibiendo mayor cantidad de personas con desempeño bajo. Agregado a ello, Peña observó que el promedio del puntaje global en 2021 se halló once unidades por debajo del obtenido en 2015.

La reflexión sobre los bajos desempeños de los estudiantes colombianos en pruebas nacionales e internacionales motivó el desarrollo de esta investigación, referenciando como eje focal al área de Matemáticas por ser la de menor desempeño en las pruebas internacionales. Se trabajó con los resultados de la prueba Saber 11 brindados por el Icfes, concernientes al segundo periodo del año 2021. El estudio se centró en los discentes del Departamento de Nariño.

Con este trabajo se logró caracterizar a los estudiantes con puntajes altos en Matemáticas a partir de aspectos socioeconómicos, demográficos, familiares, institucionales y de rendimiento en las pruebas. Se determinaron también las relaciones existentes entre

los puntajes de la prueba de Matemáticas, Lectura crítica, Ciencias naturales, Inglés, Sociales y ciudadanas. Para la consecución de este objetivo se realizó un análisis clúster para variables categóricas, el cual permitió identificar grupos de estudiantes con características similares en torno al puntaje en Matemáticas. Se realizó un análisis factorial y correlacional, útil para develar estructuras presentes en los puntajes obtenidos por los educandos en la prueba Saber; fue así como se determinó que a bajos desempeños en Matemáticas se correspondían bajos desempeños en Lectura crítica, Ciencias naturales y Sociales y ciudadanas; o al contrario, a altos desempeños en Matemáticas se obtuvieron altos desempeños en las demás pruebas. Se evidenció que las pruebas de Matemáticas, Lectura crítica, Ciencias naturales, y Sociales y ciudadanas, presentaban cargas altas en un factor, mientras que Inglés tenía cargas altas en otro factor. Se realizó un cruce entre las variables socioeconómicas, demográficas, familiares, institucionales y de rendimiento en las pruebas con el desempeño en Matemáticas. El cruce fue registrado en tablas de contingencia.

1. Referentes teóricos

1.1 Rendimiento académico

El rendimiento académico es un concepto de naturaleza multidimensional, el cual, según Solano (2015), puede estudiarse como el nivel de conocimientos que el alumno posee al concluir un curso, y se refleja en las valorativas finales. Definición que, dicho sea de paso, concuerda con Jiménez (2000, como se citó en Edel, 2003), quien lo precisa como: “nivel de conocimientos demostrado en un área ó [sic] materia comparado con la norma de edad y nivel académico” (p. 3). Desde estas posturas, el rendimiento académico es un ente cognitivo donde intervienen las destrezas y capacidades que cada individuo posee para hacer frente a diversas problemáticas planteadas, y que no se ve afectado por otros aspectos más que por el interés, voluntad y capacidad que cada estudiante tiene con su proceso de formación. Así, el éxito o fracaso escolar es causado únicamente por el grado de compromiso del discente con su proceso educativo.

Sin embargo, según Secadas (1952, como se citó en Álvaro et al., 1990), en la concepción de rendimiento académico participan otro tipo de factores que atañen a condiciones adjuntas al contexto educativo, por ejemplo, el grado de objetividad de las pruebas, las cuales, según Álvaro et al. (1990), pueden ser estandarizadas, como las aplicadas por el Icfes, o no estandarizadas, es decir, aquellas que no han sido sometidas a procesos de validación estadística.

Álvaro et al. (1990) añaden que en el análisis del rendimiento académico se pueden considerar variables de tipo contextual y de tipo personal. Las contextuales se subdividen en sociofamiliares y escolares. En las sociofamiliares se abordan tópicos de clima educativo familiar, estructura familiar, origen social, medio sociocultural y características del hábitat de residencia. En el componente sociofamiliar cobra relevancia el estrato social, ya que, según mencionan los autores, las condiciones económicas son factores que influyen en el acceso a la educación. Las variables escolares abordan condiciones de cada plantel educativo y analizan características como ubicación, dotación, organización, dirección, gestión del centro educativo, y la figura del profesor a través de su metodología, edad, formación, experiencia profesional y grado de asertividad con sus discentes. Las variables de tipo personal acogen las inteligencias y aptitudes de los educandos, sus estilos cognitivos, género y personalidad.

En el mismo orden de ideas, el concepto de rendimiento académico que plantea Rodríguez (1985) supera las consideraciones de Jiménez (2000, como se citó en Edel, 2003) y de Solano (2015) expuestas líneas atrás, ya que acopla factores sociales, psicológicos, económicos y didácticos, los cuales juegan un rol importante en la determinación de resultados. Además, Rodríguez expone que el rendimiento académico puede ser abordado desde dos posturas, una donde se integran los factores cognitivos y no cognitivos del educando, y otra que muestra que los resultados logrados por la persona son temporales, por tanto, la nota obtenida en la prueba no puede ser un acto que lo marque de por vida. En palabras del mencionado autor:

En resumen, puede decirse que la delimitación de un adecuado criterio de rendimiento debe tomar en consideración dos tipos de componentes: a) un componente de contenido basado en los resultados tanto cognitivos como no-cognitivos, b) un componente temporal que abarque tanto el rendimiento inmediato (en el lapsus [sic] temporal de la permanencia del alumno en la institución educativa) como el rendimiento mediato que considere los logros vocacionales-ocupacionales así como los logros de tipo social. (Rodríguez, 1985, p. 287)

1.2 Generalidades sobre competencias en matemáticas

El concepto de competencias en educación define en sí mismo un amplio campo de estudio, del cual autores como Delors (1996), Tobón (2013), Tobón et al. (2010), entre otros, han presentado diferentes aportes en la conceptualización y evaluación de ellas en las

aulas. Las ideas de estos autores han favorecido que el gobierno colombiano logre cimentar los fines del porqué y para qué enseñar matemáticas en el país, hecho que conllevó al MEN (2006) a exponer que una persona es matemáticamente competente cuando formula y soluciona problemas, modela procesos y fenómenos de la realidad, comunica ideas en lenguaje matemático, razona matemáticamente, y realiza comparaciones entre procedimientos o algoritmos.

De manera similar, el Laboratorio Latinoamericano de Evaluación de la Calidad de la Educación (LLECE, 2005, como se citó en Icfes, 2019), propone que hablar de competencias en matemáticas implica estudiar: “la capacidad de administrar nociones, representaciones y utilizar procedimientos matemáticos para comprender e interpretar el mundo real” (p. 11). En apoyo a estas ideas, Roig y Llinares (2004, como se citó en Icfes, 2019) exponen que la competencia matemática se halla vinculada “a una componente práctica relacionada con la capacidad que tiene una persona para hacer algo en particular, y también saber cuándo, y por qué utilizar determinados instrumentos” (p. 12). El Icfes (2019) plantea que la competencia matemática da cuenta de “la relación entre el uso flexible y comprensivo del conocimiento matemático escolar y la diversidad de contextos, de la vida diaria, de la matemática misma y de otras ciencias” (p. 13).

Por otro lado, al analizar los resultados de la prueba Saber 11 se encontró que estos no detallan la respuesta brindada por el estudiante ni la pregunta que por él fue analizada, evento que no permite a los docentes elaborar acciones de retroalimentación en el aula. Los resultados brindados por el Icfes a cada persona no determinan con precisión el nivel de competencia matemática que cada uno tiene, sino que brindan un consolidado de competencias generales de acuerdo con el decil en el que cada colegial se logra ubicar. Con ello, el estudiante lee un conjunto de competencias que, de acuerdo con su puntaje global, debe manejar; sin embargo, este es un consenso general y no le permite al educando detectar exactamente su error y las cosas que debe mejorar.

Por último, la formación en competencias ha conllevado un reto pedagógico y didáctico en Colombia; tal interés evidenciado por el gobierno nacional ha dado paso al desarrollo de producciones investigativas en torno a estos temas. De allí que con el desarrollo de este estudio se elabore un aporte en dicho sentido, situando referentes para la alfabetización matemática de los educandos a partir de la medición de las pruebas Saber 11 realizadas por el Estado colombiano.

1.3 Minería de datos

Para Beltrán (s. f.), la minería de datos —reconocida mayormente por sus siglas en inglés DM (Data Mining)—, es una disciplina que permite descubrir “relaciones, tendencias, desviaciones, comportamientos atípicos, patrones y trayectorias ocultas, con el propósito de soportar los procesos de toma de decisiones con mayor conocimiento” (p. 18). En el mismo sentido, Riquelme et al. (2006), la conciben “como la construcción de un modelo que ajustado a unos datos proporciona un conocimiento” (p. 15). Agregado a esto, Riquelme y su grupo de trabajo establecen que la DM hace hincapié en la escalabilidad del número de atributos y de instancias, los algoritmos y arquitecturas, y la automatización para manejar grandes volúmenes de información.

La DM forma parte de un proceso de mayor envergadura conocido como Knowledge Discovery in Databases (KDD), en el que, según Vargas (2014), conviene determinar fuentes de información que permitan crear una bodega de datos (Data Warehouse), la cual facilite los procesos de selección de datos objetivos, limpieza, transformación, integración y reducción, así como la detección de valores *ruido* o *anómalos*. La DM es un proceso dentro del KDD, encargado de evaluar e interpretar patrones que conduzcan a la obtención de conocimiento relevante.

1.3.1 Metodología Cross Industry Standard Process for Data Mining

Wirth y Hipp (2000) señalan que una de las dificultades que subyace en la DM radica en no contar con un método estándar que le permita actuar sobre los datos, motivo por el cual, para dichos autores, el uso de la metodología Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) resulta importante, puesto que plantea una estructura automatizada para el tratamiento de datos a través de fases, tareas genéricas y especializadas, e instancias de procesos.

La metodología CRISP-DM se fundamenta en seis etapas denominadas: entendimiento del negocio, entendimiento de los datos, preparación de los datos, modelado, evaluación e implementación. En el entendimiento del negocio se analizan los objetivos y requisitos del proyecto desde su contexto original. En el entendimiento de los datos se diseña un plan preliminar que facilite el tratamiento de la información. En la preparación de los datos se elaboran tareas de elección y construcción de atributos, limpieza y transformación de datos. En el modelado se asocia la técnica de DM más pertinente para la consecución del objetivo planteado, la cual se validará en la etapa de evaluación. El despliegue del modelo se ejecuta en la última fase e implica la generación de conocimiento o redacción de conclusiones.

1.3.2 Análisis clúster

Hair et al. (1999) conceptualizan al análisis clúster como “un grupo de técnicas multivariantes cuyo principal propósito es agrupar objetos basándose en las características que poseen” (p. 492), con la particularidad de que en los conglomerados resultantes exista alta homogeneidad entre sus observaciones y alta heterogeneidad entre los grupos formados. Una de las ventajas de trabajar con análisis clúster radica en la agrupación de individuos mediante conglomerados y en que facilita la identificación de patrones en los datos. Empero, entre sus mayores desventajas se halla que puede distinguirse como descriptivo, no inferencial y de múltiples soluciones, por ende, que el análisis clúster pretenda formar grupos a pesar de contar con una clara estructura de los datos. Otra desventaja del análisis clúster lo muestra como una técnica sensible a valores atípicos.

La agrupación mediante clústeres se puede realizar tanto para variables cuantitativas como categóricas, teniendo en cuenta que para datos cuantitativos surgen técnicas como el k-means o k-medoides, mientras que para datos cualitativos o mixtos conviene utilizar k-modas o k-prototipos. En este punto, Zhexue (1998), Clavijo y Granada (2016), y Rendón et al. (2015), señalan que el k-means y el k-medoides son efectivos para tratar datos numéricos, ya que toman como punto semilla inicial a la media o la mediana de cada conglomerado formado, pero presentan dificultades en el trabajo con valores categóricos, ya que en lo cualitativo se elige a la moda como punto semilla inicial. Por esta razón, estos autores recomiendan utilizar el algoritmo k-modas para el tratamiento de valores cualitativos, y k-prototipos para datos mixtos (cualitativos y cuantitativos). Al trabajar con la moda sugieren visualizarla como un vector que minimiza la disimilitud entre dos individuos.

Zhexue (1998) plantea que el k-modas agrupa dos individuos mediante el registro de las no coincidencias entre los atributos categóricos, otorgando un valor de 0 cuando no hay diferencias entre los elementos en análisis, y un valor de 1 cuando los objetos son totalmente diferentes. Esta situación es estudiada bajo la expresión, donde .

Para comprender de mejor manera la expresión, Clavijo y Granada (2016) explicitan que, dados dos individuos, el resultado 0 indica una semejanza máxima, mientras que un valor de 1 se sucede cuando hay diferencias entre ellos. En el k-modas, Rendón et al. (2015) señalan que conviene analizar las frecuencias de las categorías presentes en el conjunto de datos, a través de la expresión .

Para utilizar el k-modas, Zhexue (1998, p. 290) propone lo siguiente:

1. Seleccionar las k modas iniciales, una por cada clúster.

2. Asignar un objeto al clúster cuya moda sea el más cercano a él y con referencia a la expresión . Actualice la moda de cada clúster según el Teorema 1.
3. Después de que todos los objetos hayan sido asignados a los grupos, probar nuevamente la disimilitud de los objetos con las modas actuales. Si se encuentra un objeto tal que su moda sea más próxima a otro clúster en lugar del actual, se debe reasignar el objeto a ese clúster y actualizar la moda de ambos grupos.
4. Repetir el paso 3 hasta que ningún objeto cambie de grupo.

En cuanto al algoritmo k-prototipos, Zhexue (1998) lo presenta como medida de disimilitud combinada, en donde se acoplan el k-means y el k-modas. El k-prototipos es efectivo para el trabajo con datos mixtos, ya que para agrupar valores numéricos implementa el algoritmo k-means, mientras que para los datos categóricos usa el k-modas. Una ventaja de usar el k-prototipos radica en que al trabajar con todo el conjunto de datos ofrece al menos un agrupamiento localmente óptimo.

En el k-prototipos la disimilaridad entre dos individuos se mide mediante la expresión, donde el primer término representa el cuadrado de la distancia euclidiana para datos numéricos (propio del k-means), y el segundo término es la medida de disimilitud de coincidencia simple de los valores categóricos (característica del k-modas).

En esta investigación se utilizaron los algoritmos k-modas y k-prototipos para el tratamiento de la información.

2. Metodología

La investigación se realizó bajo enfoque cuantitativo, con alcance descriptivo-correlacional y diseño no experimental. Se definieron cinco variables de análisis referentes a aspectos socioeconómicos, demográficos, familiares, institucionales y de rendimiento en las pruebas. La población correspondió a 16,615 estudiantes del departamento de Nariño (Colombia) que presentaron la prueba Saber 11 en el segundo periodo de 2021. La información se extrajo de la base de datos libre expuesta en la página web del Icfes (<https://www.icfes.gov.co/web/guest/data-icfes>). Para el estudio se acogió la totalidad de datos del departamento, es decir, fue un estudio censal. Se usó la metodología CRISP-DM para el tratamiento de la información describiendo cada fase de la siguiente manera:

Entendimiento del negocio. Permitió analizar los objetivos y requisitos de la investigación, lo que conllevó diseñar un plan preliminar para abordar el entendimiento de los datos.

Entendimiento de los datos. Facilitó detectar que los datos contenían en principio 532,980 filas y 82 variables concernientes a la información de los estudiantes de los 32 de-

partamentos de Colombia. En dichas variables se hallaban aspectos como nacionalidad y género. Los nombres de las variables se caracterizaban por que a cada atributo le antecedían prefijos como ESTU para reconocer los valores de información personal, COLE para los aspectos académicos y de citación, FAMI para los datos socioeconómicos. Entonces, la variable ESTU_GENERO refería al género del discente, COLE_GENERO indicaba si la institución era de tipo masculino, femenino o mixto, y FAMI_CUARTOSHOGAR daba cuenta del número de cuartos existente en el domicilio del educando. Por otro lado, los resultados de las pruebas genéricas fueron entregados mediante puntajes, desempeños y percentiles, siendo los puntajes y los percentiles variables cuantitativas, y los desempeños, variables categóricas. Los desempeños en Lectura crítica, Ciencias naturales, Sociales y ciudadanas, y Matemáticas, según lo emitido en el Decreto 1290 (2009), se clasificaron en bajo o insuficiente, básico o mínimo, satisfactorio y avanzado, tal como se mostró en la Tabla 1. La prueba de Inglés se estudió de acuerdo con los niveles: A-, A1, A2, B1 y B+, en donde A- representa el menor desempeño, mientras que B+ equivale al nivel más avanzado.

Preparación de los datos. Se depuró la base de datos original mediante un filtrado por departamento, a fin de identificar a los discentes oriundos de Nariño; así surgió el archivo datos_nariño_2021b, que se caracterizó por contener a 16,615 individuos. Posteriormente, y con intención de ganar información, se eliminaron variables de menor relevancia para este estudio, como el número de documento de cada persona, nacionalidad, periodo de la prueba, entre otros. La Tabla 2 presenta las variables eliminadas y brinda una breve descripción de lo que trata cada una de ellas.

Tabla 2. Variables eliminadas de la prueba Saber 11

Variable eliminada	Descripción
DOCUMENTO DE IDENTIDAD	Número de documento del estudiante
ESTU_NACIONALIDAD	País de residencia del estudiante
PERIODO	Refiere a la etapa 2021-B
ESTU_CONSECUTIVO	Código asignado al estudiante por parte del Icfes
ESTU_ESTUDIANTE	Clasifica a todos los individuos como estudiante
ESTU_DEPTO_RESIDE	Departamento de residencia del estudiante, en este caso correspondió a Nariño
ESTU_COD_RESIDE_MCPIO	Código postal de cada municipio
ESTU_COD_RESIDE_DEPTO	Código postal del departamento, tiene un valor de 52 para todos los estudiantes

Variable eliminada	Descripción
FAMI_TIENESERVICIOTV	Indica si la familia cuenta con internet
FAMI_TIENELAVADORA	Precisa la existencia de lavadora en casa
FAMI_TIENEHORNOMICROOGAS	Indica si la familia posee horno con microondas o gas
FAMI_TIENEAUTOMOVIL	Muestra si en casa cuentan con automóvil
FAMI_TIENEMOTOCICLETA	Indica si la familia tiene motocicleta
FAMI_TIENECONSOLAVIDEOJUEGOS	Expone la existencia de consola de videojuegos en casa
FAMI_COMELECHEDERIVADOS	Indica la frecuencia en el consumo de alimentos derivados de la leche
FAMI_COMECARNEPESCADOHUEVO	Exhibe la frecuencia en el consumo de alimentos derivados de la carne, pescado o huevo
FAMI_COMECEREALFRUTOSLEGUMBRE	Muestra la frecuencia en el consumo de alimentos derivados de cereales, frutas o legumbres
FAMI_SITUACIONECONOMICA	Establece el estado socioeconómico de la familia (igual, mejor o peor) pero no da punto de comparación con otro periodo de tiempo
ESTU_TIPOREMUNERACION	Indica si el estudiante recibe dinero por alguna actividad efectuada
COLE_CODIGO_ICFES	Código del colegio ante el Icfes
COLE_COD_DANE_ESTABLECIMIENTO	Código del colegio ante el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE)
COLE_COD_DANE_SEDE	Código de la sede del colegio ante el DANE
COLE_NOMBRE_SEDE	Nombre de la sede del colegio
COLE_SEDE_PRINCIPAL	Indica si la sede es principal o no
COLE_COD_MCPIO_UBICACION	Código postal del colegio ante el Icfes según el municipio
COLE_COD_DEPTO_UBICACION	Código postal del colegio ante el Icfes según el departamento
ESTU_PRIVADO_LIBERTAD	Indica si el estudiante es privado de libertad
ESTU_COD_DEPTO_PRESENTACION	Código postal del departamento donde el estudiante presenta la prueba
ESTU_COD_MCPIO_PRESENTACION	Código postal del municipio donde el estudiante presenta la prueba
ESTU_ESTADOINVESTIGACION	Indica el estado de publicaciones, las cuales se hallan con sus subniveles de publicar, validez oficina jurídica
PERCENTIL_ESPECIAL_GLOBAL	Muestra el percentil global en el cual se ubicó el estudiante en la prueba. Se eliminaron también los percentiles de cada área y se dejaron sólo los puntajes

Por lo anterior se consiguió que el archivo datos_nariño_2021b contara con 16,615 individuos y 41 variables, de las cuales 35 eran categóricas y 6 eran numéricas. Para facilitar el trabajo se dividió datos_nariño_2021b en dos bases de datos, una denominada datos_nariño_categoricos, donde se integraron las 35 variables categóricas y la cual fue útil para el trabajo con clúster y tablas de frecuencia, y otra denominada solo_puntajes, donde se dispusieron las 6 variables numéricas que se usaron en el análisis factorial. Consecuente con esto, se elaboró un proceso de limpieza de datos que facilitó el trabajo en RStudio; se eliminaron tildes y espacios en blanco entre caracteres, se corrigieron palabras que intercalaban mayúsculas y minúsculas, se reemplazaron los valores atípicos de cada variable categórica por su respectiva moda. Algunas variables contaban con nombres de atributos muy extensos, razón por la que se usaron palabras claves que facilitaron su identificación y tratamiento. La edad, a sugerencia de Timarán-Pereira et al. (2019), se discretizó en los niveles de: menores a 18 años, entre 18 y 22 años, y mayores a 22 años.

Luego del proceso de limpieza se estructuró la matriz instrumental (ver Tabla 3), la cual condensa las dimensiones a investigar, otorga una definición de ellas, muestra las variables que conforman cada dimensión y esboza una descripción de estas variables. Para la construcción de esta matriz se tuvo en cuenta el trabajo de Timarán-Pereira et al. (2019).

Tabla 3. *Matriz instrumental*

Dimensión	Definición	Variable	Descripción
Aspectos socioeconómicos	Conjunto de factores sociales y económicos presentes en el contexto del estudiante.	FAMI_ESTRATOVIVIENDA	Estrato de la vivienda
		FAMI_EDUCACIONPADRE	Máximo nivel educativo del padre
		FAMI_EDUCACIONMADRE	Máximo nivel educativo de la madre
		FAMI_TRABAJOLABORPADRE	Dedicación, oficio o trabajo del padre
		FAMI_TRABAJOLABORMADRE	Dedicación, oficio o trabajo de la madre
		ESTU_NSE_INDIVIDUAL	Nivel socioeconómico del estudiante

Dimensión	Definición	Variable	Descripción
Aspectos familiares	Refiere a las condiciones o comodidades de que dispone el estudiante en su núcleo familiar.	FAMI_PERSONASHOGAR	Número de personas en el hogar
		FAMI_CUARTOSHOGAR	Número de cuartos en la vivienda
		FAMI_TIENEINTERNET	Disponibilidad de internet en la vivienda
		FAMI_TIENECOMPUTADOR	Disponibilidad de computador en la vivienda
		FAMI_NUMLIBROS	Disponibilidad de libros en la vivienda
Aspectos institucionales	Describe característica asociadas a la institución educativa del estudiante.	COLE_NOMBRE_ESTABLECIMIENTO	Nombre del establecimiento educativo
		COLE_GENERO	Género del colegio
		COLE_NATURALEZA	Tipo de colegio
		COLE_CALENDARIO	Calendario académico del colegio.
		COLE_BILINGUE	Institución bilingüe
		COLE_CHARACTER	Modalidad del colegio
		COLE_AREA_UBICACION	Ubicación geográfica del colegio
		COLE_JORNADA	Jornada en la que se trabaja en el colegio
		COLE_MCPIO_UBICACION	Municipio de ubicación del colegio
Aspectos demográficos	Información del estudiante sobre atributos personales como edad, sexo, origen étnico, entre otros.	ESTU_GENERO	Género del estudiante
		EDAD	Rango de edad del estudiante al presentar la prueba
		ESTU_TIENEETNIA	El estudiante pertenece a algún grupo étnico
		ESTU_MCPIO_RESIDE	Municipio de residencia del estudiante
		ESTU_DEDICACIONLECTURADIARIA	Tiempo diario que dedica el estudiante a actividades de lectura
		ESTU_DEDICACIONINTERNET	Tiempo diario que dedica el estudiante a navegar en internet
		ESTU_HORASSEMANTRABAJA	Tiempo en horas que el estudiante trabaja a la semana
ESTU_GENERACION-E	Clasificación según el programa generación Excelencia		

Dimensión	Definición	Variable	Descripción
Rendimiento en las pruebas	Mide el nivel del rendimiento a partir de los puntajes y desempeños obtenidos en las pruebas.	PUNT_LECTURA_CRITICA	Puntaje obtenido en Lectura
		PUNT_MATEMATICAS	Puntaje obtenido en Matemáticas
		PUNT_C_NATURALES	Puntaje obtenido en Ciencias naturales
		PUNT_SOCIALES_CIUDADANAS	Puntaje obtenido en Sociales y ciudadanas
		PUNT_INGLES	Puntaje obtenido en Inglés
		PUNT_GLOBAL	Puntaje global obtenido en la prueba
		DESEMP_LECTURA_CRITICA	Desempeño alcanzado en Lectura
		DESEMP_PUNT_MATEMATICAS	Desempeño obtenido en Matemáticas
		DESEMP_PUNT_C_NATURALES	Desempeño obtenido en Ciencias naturales
		DESEMP_PUNT_SOCIALES_CIUDADANAS	Desempeño alcanzado en Sociales y ciudadanas
DESEMP_PUNT_INGLES	Desempeño obtenido en Inglés		
DESEMP_PUNT_GLOBAL	Desempeño global obtenido en la prueba		

Fuente: Esta investigación, basada en la base de datos libres publicados en la página web del Icfes.

En una etapa posterior se procedió a elaborar la matriz de estructura de los datos, donde las variables categóricas se clasificaron en diferentes niveles; por ejemplo, el género del estudiante se categorizó en femenino y masculino. El estrato se clasificó en los niveles “1”, “2” y “3”.

Modelado. Las variables categóricas se estudiaron mediante análisis clúster y cruces de variables expuestas en tablas de frecuencia, hecho que facilitó la detección de las características de los discentes nariñenses por desempeño en la prueba. Las variables numéricas se trataron mediante análisis factorial y correlacional, evento que permitió identificar que Lectura crítica, Ciencias naturales, Matemáticas, Sociales y ciudadanas, tenían cargas altas en un factor, mientras que Inglés tenía cargas altas en otro factor (Tabla 4). Se vio también que las pruebas se hallaban altamente correlacionadas entre sí.

Tabla 4. Cargas factoriales con rotación varimax

PUNTAJE	Rotación varimax	
	Factor 1	Factor 2
Lectura crítica	0.774159	0.469646
Matemáticas	0.845082	0.345127
Ciencias naturales	0.817271	0.429797
Sociales y ciudadanas	0.805764	0.432984
Inglés	0.354798	0.931756
Valor propio	2.756556	1.580049
% de varianza explicado	0.551311	0.316010

3. Resultados

Evaluación. El uso del *software* WEKA facilitó el tratamiento de datos desde la postura de valores mixtos, mientras que RStudio permitió trabajarlos como mixtos a través del k-prototipos y como netamente categóricos a través del k-modas. Según los objetivos planteados para la conformación de grupos en torno a las categorías de rendimiento en matemáticas, fue necesario utilizar variables mixtas (numéricas y categóricas). En RStudio el paquete más recomendado fue el k-prototipos. En este paquete, según el número de grupos preestablecido de antemano, el algoritmo toma aleatoriamente un número de individuos o puntos semilla que sirven como una especie de centroides, y sobre estos comienza el proceso de agrupación, buscando que en cada grupo los individuos sean lo más parecidos posible, pero que entre conglomerados tengan diferencias. Con k-prototipos de RStudio se observó que había categorías del rendimiento matemático ubicadas en un mismo grupo o clúster, por esta razón se discretizaron las variables numéricas y se usó el comando k-modes, a fin de tener otro punto de referencia de agrupación de individuos; sin embargo, los clústeres formados no eran puros, pero hallaban puntos en común con k-prototipos. Con el propósito de buscar una mejor agrupación en torno a las categorías del rendimiento en matemáticas, se utilizó el paquete WEKA, el cual permitió establecer de antemano los niveles de desempeño matemático como puntos semilla. Se observó que visualmente los grupos no quedaban bien conformados, pero sirvieron de referencia para el análisis. De esta manera se logró formar los clústeres que favorecieron caracterizar a los estudiantes según su rendimiento en matemáticas.

3.1 Clústeres conformados en WEKA

Al introducir en WEKA el conjunto de datos, denominado `datos_nariño_categoricos`, se procedió a omitir, en la fase de preprocesamiento del programa, los aspectos institucionales, ya que en el cruce de variables se determinó que ellos no exhibieron información relevante para el desempeño en Matemáticas. Variables como género del colegio, por ejemplo, situaban más de 95% de los datos observados en nivel mixto, generando con ello que los demás niveles no tuvieran información suficiente para contrastar los resultados por desempeño en la prueba. Evento similar se observó al cruzar las demás variables institucionales con el desempeño en Matemáticas.

Luego, se aplicó el atributo `numeric to nominal` de los filtros no supervisados con el objetivo de que WEKA reconociera como categóricas a todas las variables. En la sección Cluster se activó la opción `SimpleKMeans`. Se eligió el algoritmo `k-means ++`, y como función de distancia la euclídea, ya que, tras probar con las demás distancias y algoritmos, estos fueron los que mostraron clústeres más diferenciados y los que elaboraron una distribución más homogénea para la agrupación de individuos. Las otras funciones y algoritmos reunían más de 50% de individuos en un clúster, con lo que no se logró diferenciar los elementos entre los conglomerados.

En la opción `numClusters` se digitaron números del 1 al 10 con el fin de contrastar la suma de cuadrados del error de las diez primeras agrupaciones, lo que favoreció construir la gráfica `Inercia vs Número de Clústeres`, elaborada en Excel y estudiada en consideración al método del codo. Los valores expuestos en el eje de la inercia se midieron en diez miles, siendo que el dato 19.3 por ejemplo, indicaba un error cuadrado real de 193,000. Se observó que la curva que describía el comportamiento de la inercia presentó un punto de inflexión a partir del tercer clúster, por lo que se realizó la agrupación de los datos en tres conglomerados (ver Figura 1).

Por lo anterior, WEKA logró agrupar en el clúster 0 a 5,229 individuos, correspondientes a 31% del total de datos. En el clúster 1 ubicó a 31% (5,080 sujetos). En el clúster dos dispuso a 38% (6,306 datos). Como anotación importante se menciona que los clústeres elaborados por WEKA no presentaron separación ni cohesión perfecta, ya que los grupos formados compartían algunas variables.

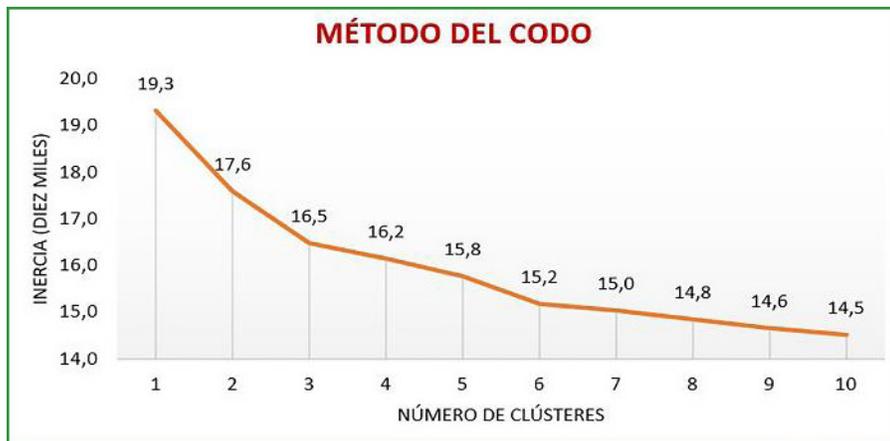


Figura 1. Método del codo para elegir el número de clústeres

Otra de las dificultades de WEKA radicó en no brindar medidas de viabilidad e importancia para el análisis de la separación y cohesión de los grupos. Tampoco exhibió el valor del coeficiente silueta. Lo único que mostró fue el porcentaje de instancias agrupadas, el número de iteraciones efectuadas (5 en este caso) y la suma de cuadrado del error. Este hecho motivó a tomar decisiones respecto a la representación gráfica sobre los clústeres conformados, y ante lo cual se precisó que, al trabajar con 3 clústeres, los datos se encontraban mejor separados que al contar con 5 grupos, por citar un ejemplo. La Figura 2 indica que los atributos del clúster o presentaban más cercanía con los del clúster 1 y no tanto con los del 2, por lo que los datos del clúster o se hallaban más separados de los del grupo 2 que de los del 1. El clúster 1 compartió información con ambos grupos, hecho que validó la idea inicial sobre la mala separación entre los elementos de los grupos.

Los clústeres formados en WEKA, aunque traslapados, permitieron identificar que había un grupo conformado mayoritariamente por hombres con desempeños sobresalientes en Sociales y ciudadanas, y en Ciencias naturales. Tenían la calificación más alta del puntaje global (decil 7). Se clasificaron en Nivel Socioeconómico (NSE) 2. Los demás atributos eran compartidos con alguno de los otros dos grupos restantes.

Otro grupo se caracterizó por contar con colegas con computador en casa, quienes exhibieron un nivel básico en Ciencias naturales, Sociales y ciudadanas, y nivel A1 en inglés. Su NSE 3 era el más alto entre los tres clústeres conformados. Los demás atributos encontraron algo en común con uno de los otros dos conglomerados.

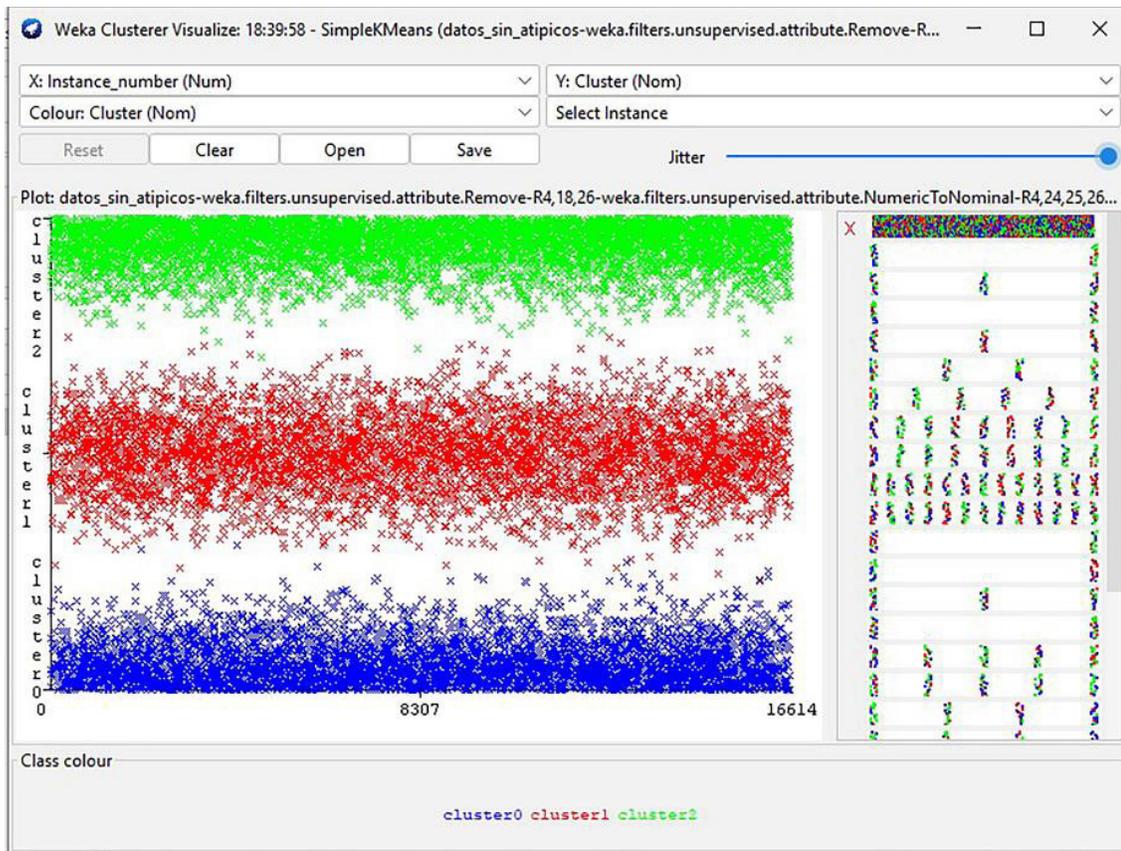


Figura 2. Agrupación de datos WEKA mediante 3 clústeres

Fuente: esta investigación.

En el tercer grupo se halló que los estudiantes tenían dos cuartos en el hogar. Tanto el padre como la madre no habían terminado la educación primaria. No disponían de internet en casa. Los desempeños en las pruebas fueron los más bajos encontrados, ya que en Lectura crítica y Matemáticas alcanzaron nivel básico. En Sociales y ciudadanas, y Ciencias naturales se posicionaron en bajo. Anexo a esto, los discentes se clasificaron en decil 5 en su puntaje global. Su NSE tuvo calificación de 1.0. Los demás atributos encontraban algo en común con uno de los otros dos conglomerados.

Conviene recordar que la agrupación realizada por WEKA no fue altamente efectiva, ya que en la representación gráfica se distinguieron datos traslapados.

3.2 Clústeres conformados en RStudio

RStudio elaboró clústeres para variables categóricas a través de los algoritmos k-modas y k-prototipos. Sin embargo, las opciones presentadas en RStudio para agrupar variables cualitativas fueron más limitadas que las de WEKA, en el sentido de que sólo presentó visualización de clústeres para valores discretos, pero no para atributos expresados mediante texto. Al trabajar con el algoritmo k-modas, RStudio tampoco expuso medidas de viabilidad, importancia, ni el coeficiente silueta para valores categóricos dados en caracteres.

Para utilizar el k-modas se instalaron los paquetes klaR y MASS. Se usó el comando k-modes con 3 clústeres, ya que la aplicación del método del codo sugirió la conformación de tres conglomerados. Al ejecutar el comando k-modes se obtuvieron diferentes agrupaciones, lo que comprobó la teoría de Hair et al. (1999) al exponer la multiplicidad de soluciones en el trabajo con clúster; por tal motivo se hizo necesario fijar una semilla con los números 1234. La salida computacional exhibida por RStudio permitió observar resultados similares a las agrupaciones elaboradas en WEKA. Los clústeres obtenidos no fueron idénticos, pero coincidieron en la agrupación de variables como género, etnia, estrato, número de personas en el hogar y otros registros.

Finalmente, en aras de buscar una medida de validación para los clústeres generados, se recurrió a utilizar la agrupación de variables mixtas en RStudio; para ello fue necesario instalar las librerías clustMixType, cluster, ggpubr, y el comando validation_kproto. Esto permitió determinar que la medida del coeficiente silueta era 0.182, suceso que dictaminó clústeres traslapados; sin embargo, contar con una medida de cohesión entre los grupos facilitó identificar rasgos propios a cada conglomerado, hecho que favoreció la identificación de características del estudiantado, las cuales se dan a conocer en las conclusiones del presente artículo. En este punto conviene mencionar que, a decir de Banchemo (2015), el coeficiente silueta es un número que oscila entre -1 y 1, y permite evaluar la calidad de la agrupación de los clústeres. Valores cercanos a 1 muestran que el individuo presenta buena asignación en el clúster designado. Cantidades cercanas a 0 señalan que la observación está entre dos clústeres, y siluetas próximas a -1 indican que los individuos están mal agrupados.

3.4 Discusión de resultados

Con la intención de contrastar los referentes teóricos con los hallazgos de esta investigación, se comienza por reflexionar sobre el desempeño en matemáticas que obtuvieron los educandos nariñenses en la prueba Saber 11, y se finaliza con el análisis del aporte de

la minería de datos educativa para este estudio. Así, se observó que en los resultados de los discentes nariñenses jugaron un rol importante tanto las habilidades cognitivas del aprendiz como los aspectos socioeconómicos, demográficos, familiares, institucionales y de rendimiento en las pruebas, tal como lo exponían Álvaro et al. (1990) y Rodríguez (1985); aspectos que, en cierta manera, condicionaron la obtención de resultados en uno de los cuatro niveles de desempeño establecidos en el Decreto 1290 (2009). En este sentido, la concepción sobre desempeño académico de Solano (2015) quedó corta, puesto que, a pesar de que la prueba Saber 11 pretende medir con un puntaje total el rendimiento estudiantil, en esta investigación se determinó que tal puntaje se relaciona con el contexto personal y socioeconómico del aprendiz.

En este punto de la discusión, el aporte de Collazos et al. (2021) cobró importancia, puesto que muestra la forma en la que diversos autores relacionaron al rendimiento académico con los antecedentes familiares, las condiciones económicas, el número de horas de estudio y los conocimientos previos de cada aprendiz; Collazos destacó que existe asociación positiva entre estas variables y el desempeño en las pruebas. De igual forma, el aporte de Piñeros y Rodríguez (1998) fue relevante, ya que estableció que el contexto del educando “incide positivamente sobre el desempeño escolar de los estudiantes. Ello recalca la importancia de la responsabilidad compartida entre la familia, la comunidad y la escuela en el proceso educativo” (p. 34). Las conclusiones de estos autores llevaron a establecer que el desarrollo de esta investigación encontró sintonía con las producciones elaboradas sobre capital cultural, donde a mejores condiciones socioeconómicas del aprendiz mejores resultados se esperan en la prueba.

A partir de las producciones de los citados Collazos et al. (2021) y Piñeros y Rodríguez (1998), se determinó que las variables que ellos destacaron como importantes también encontraron asociación con el desempeño en Matemáticas. Sin embargo, en este trabajo tales asociaciones no gozaron de tanta preminencia como en las conclusiones exhibidas por ellos, puesto que para el contexto del educando nariñense, las correlaciones más fuertes entre las variables se distinguieron al examinar el desempeño en las pruebas.

De igual manera, el trabajo de Rodríguez et al. (2021) cobró importancia ya que sostenía que los hombres, con computadoras y conexión a internet en casa, y cuyos padres contaban con alto nivel educativo, obtenían mejores desempeños en la prueba ante las mujeres con iguales características. Sin embargo, un punto en discordia entre este estudio y el trabajo de Rodríguez y su grupo consistió en que, para ellos, el contar con estudiantes adscritos a instituciones oficiales y urbanas fue el factor de mayor influencia en el rendimiento en las pruebas. Al respecto, y a pesar de que el cruce de variables realizado en este

trabajo no exhibió resultados diferenciadores para los aspectos institucionales, sí permitió observar, aunque mediante una leve relación, que los estudiantes del sector urbano de instituciones privadas obtuvieron mejores desempeños que los de colegios públicos.

En concordancia con lo anterior, los resultados de esta investigación también se hallaron en sintonía con lo expuesto por Peña y González (2022), quienes relacionaron el puntaje en Matemáticas con las variables género, estrato, número de personas en el hogar, educación de la madre, acceso a internet, disponibilidad de computadora en casa y horas de trabajo semanal del estudiante. Empero, a diferencia de Peña y Gonzáles, la variable acceso a internet, la cual fue situada por los mencionados autores como el factor de mayor relación con el desempeño en Matemáticas, no fue la de mayor preponderancia en este trabajo, ya que las variables con mayor relación fueron las del rendimiento en las pruebas.

Ahondando un poco más en la variable género, en este trabajó también se encontró que los hombres obtenían mejores desempeños en Matemáticas que las mujeres. Sin embargo, los datos ofrecidos por el Icfes no permitieron entrever la conclusión exhibida por Junca (2019), quien sostiene que los hombres presentan mejor rendimiento cuando trabajan de forma individual, mientras que las mujeres sobresalen cuando desarrollan acciones en colectivo. Por tal motivo se invita a futuros investigadores de estos tópicos a inspeccionar con más detalle este evento.

Cabe destacar también que, en esta investigación, el cruce de variables efectuado mostró que el desempeño en Matemáticas tenía mayor asociación con las variables de rendimiento en las pruebas, y no tanto con aquellas que integraban los aspectos socioeconómicos, demográficos, institucionales y familiares del estudiante. Este suceso nos llevó a elaborar un comparativo más detallado entre los hallazgos aquí encontrados con las ideas de Collazos et al. (2021), concluyendo que, a diferencia de los resultados obtenidos por estos, los discentes nariñenses no presentaban puntajes altos en Inglés. Aún más, Inglés obtuvo la menor relación con Matemáticas, ya que las asociaciones y las correlaciones analizadas no fueron tan fuertes como las observadas entre Matemáticas y las demás pruebas evaluadas.

Al considerar el estudio de Timarán-Pereira et al. (2019), se encontró que ellos argüían que en los años 2015 y 2016, el porcentaje de colegiales con desempeño bajo en la aplicación de las pruebas Saber 11 era mayor al signado como alto, ante lo cual cabe decir que en esta investigación, salvo el área de Lectura crítica (donde 10.03% de los educandos obtuvo nivel avanzado mientras que 5.83% obtuvo bajo), en las pruebas de Matemáticas, Ciencias naturales, Sociales y ciudadanas e Inglés, también se vislumbró mayor presencia de estudiantes en nivel bajo. Empero, resalta el hecho de que en Lectura y Matemáticas,

con 43.48% y 46.05%, respectivamente, predominó la categorización de educandos en nivel satisfactorio, mientras que en Ciencias naturales y Sociales y ciudadanas sobresalió el nivel básico. En Inglés resaltó la categoría A –.

Y es que, en términos generales, el porcentaje de estudiantes nariñenses con desempeño avanzado en la prueba de Matemáticas fue escaso, ya que solo 3.42% de ellos alcanzó este nivel, 11.4% se ubicó en bajo, 39.13% en básico y 46.05% en satisfactorio (ver Figura 3). Este hecho hizo notar que los desempeños básico y satisfactorio acogieron a 85.18% del total de estudiantes, razón por la que se sugiere a docentes y estudiantes continuar realizando acciones educativas que permitan llevar a los colegiales ubicados en nivel básico a satisfactorio, y a los de satisfactorio a avanzado.

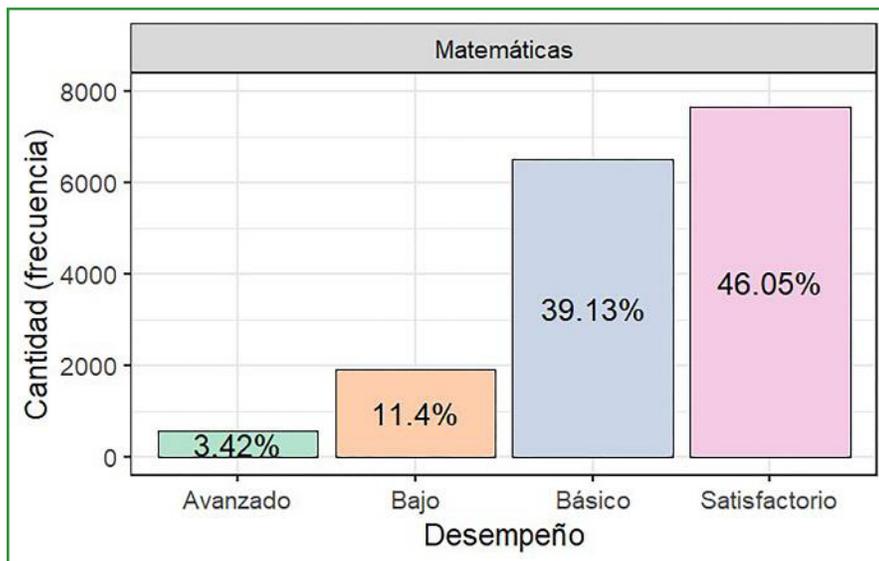


Figura 3. Porcentaje de desempeño en Matemáticas

Pero, ¿por qué son pocos los estudiantes con desempeño *avanzado* en Matemáticas?

La respuesta a esta pregunta implicaría abordar un estudio explicativo en donde se analicen más a fondo los factores de influencia en el desempeño en Matemáticas, ante lo cual se invita a futuros investigadores a ahondar más en detalle en estos temas. Sin embargo, a manera de una primera reflexión, puede considerarse qué tan alineadas se encuentran las pruebas Saber 11 con los documentos guías para la educación básica y media expuestos en MEN (2006) y Ruta Maestra (2017), por citar algunos textos; y qué tan

sintonizadas se hallan las pruebas Saber con los lineamientos planteados en evaluaciones internacionales. Al respecto, Lopez (2013), ha esgrimido reflexiones sobre la alineación existente entre las pruebas externas y la prueba Saber 9, logrando establecer que, en términos generales, no hay una fuerte alineación entre lo que se evalúa internacionalmente y lo abordado en el país, siendo esto un factor que posiblemente motive los bajos desempeños en el ámbito externo.

Entonces, una posible razón por la que se hallen pocas personas en nivel avanzado sean los problemas de alineación anteriormente mencionados; en particular, en la prueba Saber 11 el componente matemático evaluado quizá se encuentra en un nivel muy elevado, y no contempla las condiciones socioeconómicas ni los recursos educativos que están al alcance de cada estudiante. Suceso que está afectando a las personas adscritas a grupos étnicos, ya que, como se observó, son las de menor puntuación en la prueba. Aquí se resalta que en Nariño existen diferentes grupos étnicos, en donde además de continuar con las enseñanzas académicas requeridas por el Gobierno Nacional, se busca preservar el saber ancestral. Pero por desventura, al parecer, las preguntas formuladas en la prueba de Matemáticas, no están acopladas al saber ancestral, pero sí al saber académico.

Agregado a lo anterior, el bajo número de personas con desempeño avanzado en Matemáticas plantea la posibilidad de que, en el proceso de alfabetización matemática de los aprendices, retomando las ideas de Delors (1996), Tobón (2013) y Tobón et al. (2010), se prioricen las competencias del Saber sobre las del Hacer. Es decir, es probable que en los recintos de clase se dé prelación a la aprehensión y conceptualización de los objetos matemáticos, y poco a la resolución de ejercicios enfatizada en el contraste de diversos procedimientos para llegar a un resultado, donde se consideren las ventajas o desventajas que cada forma de solución pueda traer consigo. En este sentido, las palabras de Delors (1996) cobran validez, ya que manifiesta que “la enseñanza escolar se orienta esencialmente, por no decir que de manera exclusiva, hacia el aprender a conocer y, en menor medida, el aprender a hacer” (p. 91).

Como conclusión sobre estas ideas se expone que, a pesar de que la prueba Saber 11 atravesó por un proceso de reestructuración que le permitió brindar nuevas pautas para la evaluación de competencias en matemáticas, es probable que una tarea pendiente para el Icfes sea la de fomentar jornadas de capacitación para docentes en redacción de preguntas basadas en competencias, e instauración de clases para el ejercicio del pensamiento crítico y vivencias ciudadanas. La realización de estas jornadas favorecería que los profesores diseñen sus clases en torno a estos ítems, buscando con ello mejorar el desempeño estudiantil en el área de Matemáticas.

Como dato adicional se resalta que sería importante que, en la revisión de la alineación de las pruebas, se implemente también la evaluación de saberes ancestrales, hecho que aviva el componente etnomatemático. Sería interesante además que el Icfes integre en el puntaje total una ponderación especial de los aspectos socioeconómicos, institucionales, demográficos y familiares, de cada región, o como mencionaba Rodríguez (1985), se acojan los subcriterios psicológicos, sociológicos y de carácter didáctico en la valoración de resultados.

En otro ángulo, la implementación de las fases de la metodología CRISP-DM favoreció la estructuración de un plan de trabajo, el cual permitió comprender y organizar la información disponible. En este sentido, las ideas de Riquelme et al. (2006), Oviedo y Jiménez (2019), y Pérez-Gutiérrez (2020), encontraron sintonía en el presente estudio al exhibir a CRISP-DM como una metodología funcional y complementaria al trabajo con DM.

En el mismo orden de ideas, este trabajo encontró eco en las concepciones de Beltrán (s. f.) y Vargas (2014), al visualizar a la DM como el proceso que facilitó descubrir las relaciones existentes entre el desempeño en Matemáticas y las variables que integraron la prueba Saber 11. En este punto se dio prioridad al uso de técnicas exploratorias y de segmentación, las que, según Blanco (2015), son útiles en la categorización del desempeño estudiantil. Esta investigación se sintonizó también con Medina y Galván (2007) en lo concerniente a los procesos de imputación de datos, ya que permitió analizar la aleatoriedad de los valores faltantes, y con base en ello elegir el modelo más adecuado de imputación.

Finalmente, al trabajar con clúster se observó lo dicho por Hair et al. (1999), quienes sostenían que el clúster siempre crearía grupos, así se cuente con una estructura definida para los datos. Este aspecto se notó al contrastar los clústeres formados en RStudio y en WEKA, ya que los conglomerados formados, aunque parecidos, no eran exactamente iguales.

4. Conclusiones

El cruce de variables realizado entre el rendimiento en las pruebas y el desempeño en Matemáticas mostró una asociación fuerte, de hecho la mayor entre las relaciones observadas, acontecimiento que fue validado al estudiar la correlación entre los puntajes de Matemáticas, Lectura crítica, Sociales y ciudadanas, y Ciencias naturales. Esto llevó a concluir que las pruebas se encontraban altamente correlacionadas positivamente, indicando que, en términos generales, puntajes altos en una de ellas implicaban puntajes altos en las otras, o, al contrario, a puntajes bajos en una de ellas se correspondían puntajes bajos en las demás.

El análisis clúster permitió distinguir que los estudiantes de Nariño se agrupaban en tres conglomerados, los que, aunque no se hallaban perfectamente separados ni cohesionados, sí permitieron encontrar rasgos característicos a cada grupo. La clasificación de estos grupos se favoreció por el uso de k-prototipos en RStudio, el cual brindó un coeficiente silueta de 0.18. Los clústeres formados por k-modas en RStudio y los expuestos por WEKA brindaron agrupaciones similares a los de k-prototipos, hecho que generó mayor confianza en los resultados obtenidos y que llevó a considerar que diferentes *softwares* ofrecían conglomerados similares. Por lo anterior, y a pesar de no contar con clústeres puros, se logró identificar las siguientes características.

El primer grupo se integró por estudiantes hombres menores de 18 años. Sin etnia. Con estrato 2. Sus padres contaban con educación secundaria completa. Eran colegiales con computadora e internet en casa. Tenían de 11 a 25 libros en el hogar. Navegaban en internet de 1 a 3 horas. Los desempeños en las materias los clasificaron en rango satisfactorio. Su puntaje global los ubicó en decil 7, el más alto de los 3 grupos. Su desempeño en Inglés fue A1. En este grupo se hallaron las personas con mejores desempeños en la prueba y mejores condiciones socioeconómicas.

En el segundo grupo se posicionaron las mujeres menores de 18 años. Sin etnia. Con estrato 1. Tenían internet, pero no computadora en casa. El número de libros en el hogar oscilaba entre 0 y 10. Navegaban de 30 a 60 minutos en internet. En Ciencias naturales y Sociales y ciudadanas obtuvieron desempeño básico. Su puntaje global se clasificó en decil 6.

El tercer grupo fue integrado por mujeres entre 18 y 22 años. Los padres no habían culminado la primaria mientras que la madre contaba con secundaria completa. No tenían internet ni computadora en casa. Presentaron el menor desempeño en las pruebas: básico en Lectura crítica y Matemáticas, y bajo en Ciencias naturales y Sociales y ciudadanas. Su puntaje global se ubicó en decil 5, el menor de los tres grupos.

Por otro lado, aprovechando una de las ventajas de WEKA, la cual permitía elaborar clústeres en consideración a una variable, en este caso el desempeño en Matemáticas, y en conjunto con los resultados obtenidos en el cruce de variables, se logró identificar características propias por nivel alcanzado en dicha prueba. Cabe recordar que la clasificación elaborada por WEKA tuvo un error de 59.9% de variables mal agrupadas, razón por la cual el cruce de variables ayudó a precisar de mejor manera las características por desempeño. El análisis factorial fue de utilidad en esta etapa, porque exhibió fuertes correlaciones entre los puntajes de las pruebas evaluadas. Las particularidades observadas por nivel de desempeño fueron las siguientes.

Desempeño bajo. Refiere a estudiantes mujeres cuya edad superaba los 22 años. Más de la mitad de los individuos de este grupo pertenecía a alguna etnia. Tenían el mayor porcentaje de padres sin estudios en comparación con los otros niveles y contaban también con padres con primaria incompleta. Sobresalía el padre que trabajaba en casa, no trabajaba o estudiaba. La madre laboraba como agricultora, pesquera o jornalera. Su NSE más común fue 1. Las familias se integraban por 5 a 8 personas. Más de la mitad de estudiantes no tenía internet ni computadora en casa. Por lo general, invertían hasta 1 hora de su tiempo en internet o, por el contrario, no navegaban en la web. Los estudiantes trabajaban más de 1 hora a la semana. Residían en municipios como Tumaco, Barbacoas, El Charco y la zona costera.

Presentaban nivel bajo o básico en Lectura crítica, y nivel bajo tanto en Ciencias naturales como en Sociales y ciudadanas. En Inglés resaltó la categoría “A –”. En este grupo se evidenció la ausencia de personas que simultáneamente cuenten con desempeño bajo en Matemáticas y avanzado en Ciencias naturales, o en Sociales y ciudadanas. Los resultados de este nivel ubicaron al puntaje global en el decil 4, resaltando que ningún estudiante del decil 4 logró puntuaciones altas en Matemáticas.

Desempeño básico. Refiere a estudiantes mujeres cuya edad oscilaba entre los 18 y 22 años. No pertenecían a grupos étnicos. Navegaban en internet un tiempo promedio de 30 minutos a 3 horas. Contaban con el mayor porcentaje de padres con educación primaria (completa o incompleta). Los padres ejercían labores de oficios varios o independientes. Las madres se dedicaban a la agricultura, pesca o trabajo al jornal. Su NSE más común era nivel 1. Más de la mitad de educandos no contaba con computador en sus viviendas, pero sí con internet. Residían en municipios como Tumaco y zonas aledañas, en Santa Bárbara y Cumbal.

Los discentes con desempeño básico en Matemáticas se clasificaban en nivel básico en Lectura crítica y nivel bajo o básico en Ciencias naturales y Sociales y ciudadanas. En Inglés resaltó la categoría A–. En este grupo no se evidenciaron personas que simultáneamente cuenten con desempeño básico en Matemáticas y avanzado en Ciencias naturales o en Sociales y ciudadanas. Los resultados de este nivel ubicaron el puntaje global en el decil 5.

Desempeño satisfactorio. Fue integrado en su mayoría por hombres menores de 18 años y sin etnia, cuyos padres trabajaban como independientes o choferes. Las madres eran microempresarias. Su NSE más común los posicionó en nivel 2. Más de la mitad de educandos no contaba con computadora en sus viviendas, pero sí con internet. El tiempo promedio de uso de internet era de 30 minutos a 3 horas. Residían en Pasto, Ipiales, San Bernardo, Gualmatán y Consacá.

Por lo general, los educandos con desempeño satisfactorio en Matemáticas se clasificaban en nivel satisfactorio en Lectura crítica, y básico o satisfactorio en Ciencias naturales y Sociales y ciudadanas. En Inglés resaltó la categoría A1. Los resultados de este nivel ubicaron el puntaje global en el decil 6.

Los estudiantes con puntajes avanzados en Matemáticas presentaron los siguientes aspectos relevantes.

Desempeño avanzado. Refería a hombres menores de edad. Sin etnia. Los padres tenían educación técnica (completa o incompleta), profesional (completa o incompleta), o secundaria (completa o incompleta). Tanto el padre como la madre se desempeñaban como trabajadores profesionales. Su NSE los clasificó en nivel 3. Más de 73% de colegiales tenía internet y computadora en casa. Más de 60% contaba con 11 a 100 libros en el hogar. Su tiempo promedio de navegación en internet superaba las 3 horas. Residían en lugares como Pasto, Ipiales, San Bernardo, Colón, Samaniego, Sandoná y Tangua.

En general, las personas categorizadas en desempeño avanzado en Matemáticas puntuaron en nivel avanzado en Lectura crítica, y satisfactorio o avanzado en Ciencias naturales y, Sociales y ciudadanas. En Inglés resaltó la categoría A2. En este grupo se evidenció la ausencia de personas que simultáneamente cuenten con desempeño avanzado en Matemáticas y bajo en Lectura crítica y Ciencias naturales. Los resultados de este nivel ubicaron el puntaje global en el decil 7, resaltando que ningún estudiante de este decil obtuvo calificaciones menores a 35 puntos en Matemáticas.

Esta investigación posibilitó la agrupación de individuos mediante clústeres para variables mixtas (k-prototipos) y categóricas (k-modas). En la mayoría de los trabajos aquí referenciados se visualizó la agrupación de datos a través de variables numéricas donde intervenían el k-means o el k-medoides. La agrupación de datos mediante k-prototipos y k-modas favoreció identificar que los estudiantes nariñenses se incorporaban en uno de tres grupos, los cuales se diferenciaban entre sí por distintos aspectos socioeconómicos. De igual forma, y en cuanto al nivel alcanzado en Matemáticas, se determinó que los discentes que habitaban cerca de Tumaco y sus alrededores (zona costera), presentaban menor desempeño en la prueba; en cambio, quienes habitaban cerca de Pasto (ciudad capital) lograban mejores puntuaciones.

Con los resultados encontrados en este trabajo se invita a los entes gubernamentales a reexaminar la inversión y forma de ejecución de los recursos en el sector educativo, sobre todo en la zona costera del departamento, ya que allí los estudiantes en su mayoría obtuvieron bajo desempeño en la prueba Saber 11. Se invita a continuar con el desarrollo de investigaciones que promuevan mejoras en la calidad educativa de la región, no solo

de Pasto y municipios colindantes, sino de aquellos lugares donde la educación clama por auxilios educativos y la instauración de programas de alfabetización escolar para padres y madres de familia, ya que se observó que los estudiantes con desempeño bajo en la prueba contaban con progenitores con baja escolaridad. Se sugiere que estos programas se encaminen al contexto de los padres, es decir, potenciando las habilidades en agricultura, pesca o trabajo al jornal, puesto que éstas fueron las actividades laborales mayormente encontradas.

En el mismo orden de ideas, se invita a los docentes a plantear estrategias de aula que faciliten a los educandos construir relaciones armoniosas con el conocimiento matemático, al desarrollo de proyectos en donde se analice la utilidad del saber apprehendido en clase, y que permitan eliminar las brechas de género existentes para el desempeño en Matemáticas, ya que aquí se halló que los hombres mostraron mejor desempeño en Matemáticas que las mujeres.

Por último, se invita a los interesados a identificar características mediante el uso de técnicas diferentes al análisis clúster y la metodología CRISP-DM. Se sugiere ampliar el conjunto de datos, tomando diferentes periodos o analizando los resultados de la totalidad de educandos colombianos.

Agradecimientos

A Dios siempre, a la revista *CPU-e* y a la Maestría en Estadística Aplicada de la Universidad de Nariño.

Lista de referencias

- Álvaro, M., Bueno, M., Calleja, J., Cerdán, J., Echeverría, M., García, C., Gaviria, J., Gómez, C., Jiménez, S., López, B., Martín-Javato, L., Mínguez, A., Sánchez, A., & Trillo, C. (1990). *Hacia un modelo causal del rendimiento académico*. Ministerio de Educación y Ciencia. https://www.researchgate.net/profile/Carmuca-Gomez-Bueno-2/publication/39127951_Hacia_un_modelo_causal_del_rendimiento_academico/links/586cb-b5308ae6eb871bb8000/Hacia-un-modelo-causal-del-rendimiento-academico.pdf
- Banchero, S. (2015). *Bases de Datos Masivas (11088)*. Departamento de Ciencias Básicas. *Calidad del agrupamiento: Coeficiente de Silueta*. Universidad Nacional de Lujan. <http://www.labredes.unlu.edu.ar/sites/www.labredes.unlu.edu.ar/files/site/data/bdm/coeficiente-silueta.pdf>

- Beltrán, B. (s. f.). *Minería de datos*. Benemérita Universidad Autónoma de Puebla. <http://bbeltran.cs.buap.mx/NotasMD.pdf>
- Benjumea, R., & Amado, M. (2020). *Establecimiento de estándares de desempeño: descripción de niveles y puntos de corte*. Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación. <https://www.icfes.gov.co/documents/39286/443287/Niveles+de+desempe%C3%B1o.pdf>
- Blanco, V. (2015). *Análisis del Desempeño Académico del Examen de Estado para el Ingreso a la Educación Superior Aplicando Minería de Datos* [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia]. Repositorio Universidad Nacional. <https://repositorio.unal.edu.co/bitstream/handle/unal/55900/39004913.2015.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Clavijo, J., & Granada, H. (2016). Una técnica de clasificación con variables categóricas. *Ciencia en Desarrollo*, 7(1), 15-20. <https://doi.org/10.19053/01217488.4226>
- Collazos, A., Quintero, M., & Trujillo, K. (2021). Determinantes del rendimiento académico de la prueba Saber 11 en Colombia durante el periodo 2014-2019. *Panorama*, 15(29), 103-126. <https://doi.org/10.15765/pnrm.v15i29.1723>
- Corrales, A., Dussán, L., Borbón, J., & Córdoba, C. (2020). *Informe Nacional de Resultados para Colombia - PISA 2018*. Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación. https://www.icfes.gov.co/documents/39286/1125661/Informe_nacional_resultados_PISA_2018
- Decreto 1290. Por el cual se reglamenta la evaluación del aprendizaje y promoción de los estudiantes de los niveles de educación básica y media. *Diario Oficial*, año 144, no. 47322. (2009). https://www.mineducacion.gov.co/1621/articles-187765_archivo_pdf_decreto_1290.pdf
- Delors, J. (1996). Los cuatro pilares de la educación. En J. Delors, *La educación encierra un tesoro. Informe a la UNESCO de la Comisión Internacional sobre la educación para el siglo XXI* (pp. 91-103). Santillana; UNESCO. https://uom.uib.cat/digitalAssets/221/221918_9.pdf
- Edel, R. (2003). El rendimiento académico: concepto, investigación y desarrollo. *REICE. Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 1(2), 1-16. <https://www.redalyc.org/pdf/551/55110208.pdf>
- Fernandes, M. (2010). *Resultados de Colombia en TIMSS 2007. Resumen ejecutivo*. Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación. <https://alfrobayo.files.wordpress.com/2011/05/informe-ejecutivo-timss.pdf>
- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R., & Black, W. (1999). *Análisis multivariante* (5ª ed.) (Trad. A. Otero). Prentice Hall Iberia.

- Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación. (2019). *Marco de referencia de la prueba de matemáticas Saber 11°*. <https://www.icfes.gov.co/documents/39286/1252696/Marco+de+referencia+-+Prueba+de+matem%C3%A1ticas+saber+11.pdf/3eoa-f7cc-5628-8571-f9a4-2b69204cc5d4?version=1.3&t=1662407200164>
- Junca, G. (2019). Desempeño académico en las pruebas Saber 11. *Panorama Económico*, 27(1), 8-38. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7456221>
- Lopez, A. (2013). Alineación entre las evaluaciones externas y los estándares académicos: el caso de la prueba Saber de Matemáticas en Colombia. *RELIEVE. Revista Electrónica de Investigación y Evaluación Educativa*, 19(2), 1-16. <https://www.redalyc.org/pdf/916/91631052003.pdf>
- Medina, F., & Galván, M. (2007). *Imputación de datos: teoría y práctica*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe. <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/4755>
- Ministerio de Educación Nacional. (2006). *Estándares Básicos de Competencias en Lengua, Matemáticas, Ciencias y Ciudadanas. Guía sobre lo que los estudiantes deben saber y saber hacer con lo que aprenden*. https://www.mineducacion.gov.co/1621/articles-340021_recurso_1.pdf
- Mullis, I., Martin, M., & Foy, P. (2008). *TIMSS 2007 International Mathematics Report: Findings from IEA's Trends in International mathematics and Science Study at the Fourth and Eighth Grades*. TIMSS & PIRLS International Study Center. https://timss.bc.edu/timss2007/pdf/timss2007_internationalmathematicsreport.pdf
- Oviedo, A., & Jiménez, J. (2019). Minería de datos educativos: Análisis del desempeño de estudiantes de ingeniería en las pruebas SABER-PRO. *Revista Politécnica*, 15(29), 128-140. <https://doi.org/10.33571/rpolitec.v15n29a10>
- Peña, J. (2022, 6 de febrero). Saber y Pisa medirán golpe de la pandemia en el aprendizaje. *Portafolio*. <https://www.portafolio.co/tendencias/educacion-pruebas-saber-y-pisa-mediran-golpe-de-la-pandemia-en-el-aprendizaje-561408>
- Peña, Y., & González, J. (2022). Modelo de predicción de los resultados de la prueba Icfes saber 11 en el área de matemáticas a partir de variables socioeconómicas. *Studies in Engineering and Exact Sciences*, 3(1), 52-68. <https://doi.org/10.54021/seesv3n1-006>
- Pérez-Gutiérrez, B. R. (2020). Comparación de técnicas de minería de datos para identificar indicios de deserción estudiantil, a partir del desempeño académico. *Revista UIS Ingenierías*, 19(1), 193-204. <https://doi.org/10.18273/revuin.v19n1-2020018>
- Piñeros, L., & Rodríguez, A. (1998). *Los insumos escolares en la educación secundaria y su efecto sobre el rendimiento académico de los estudiantes* (Human Development Department. LCSHD Paper series, 36). The World Bank, Latin America and the Caribbean

- Regional Office. <https://documents1.worldbank.org/curated/en/872971468031567258/pdf/multi-page.pdf>
- Rendón, E., Zepeda, R., Barrueta, E., & Abundez, I. M. (2015). El algoritmo de agrupamiento K-Modas: Un caso de estudio. *Revista de Tecnología e Innovación*, 2(5), 929-941. https://www.ecorfan.org/bolivia/researchjournals/Tecnologia_e_innovacion/vol2num5/Tecnologia_e_Innovacion_Vol2_Num5_2.pdf
- Riquelme, J., Ruiz, R., & Gilbert, K. (2006). Minería de Datos: Conceptos y Tendencias. *Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 10(29), 11-18. <https://www.redalyc.org/pdf/925/92502902.pdf>
- Rodríguez, D., Ordoñez, R., & Hidalgo, M. (2021). Determinantes del rendimiento académico de la educación media en el Departamento de Nariño, Colombia. *Lecturas de Economía*, 94, 87-126. <https://doi.org/10.17533/udea.le.n94a341834>
- Rodríguez, S. (1985). Modelos de investigación sobre el rendimiento académico. Problemática y tendencias. *Revista Investigación Educativa*, 3(6), 284-303. https://digitum.um.es/digitum/bitstream/10201/97141/1/Ponencia_11_V3%20N6%201985.pdf
- Sanabria, L., Pérez, M., & Riascos, L. (2020). Pruebas de evaluación Saber y PISA en la Educación Obligatoria de Colombia. *Educatio Siglo XXI*, 38(3), 231-254. <https://doi.org/10.6018/educatio.452891>
- Santillana. (2017). DBA Derechos Básicos de Aprendizaje. *Ruta Maestra*, 18. <https://ruta-maestra.santillana.com.co/dba-derechos-basicos-de-aprendizaje/>
- Solano, L. (2015). *Rendimiento académico de los estudiantes de secundaria obligatoria y su relación con las aptitudes mentales y las actitudes ante el estudio* [Tesis de doctorado, Universidad Nacional de Educación a Distancia]. Redined. Red de información educativa. <http://hdl.handle.net/11162/161183>
- Timarán-Pereira, R., Caicedo-Zambrano, J., & Hidalgo-Troya, A. (2019). Árboles de decisión para predecir factores asociados al desempeño académico de estudiantes de bachillerato en las pruebas Saber 11°. *Revista de Investigación, Desarrollo e Innovación*, 9(2), 363-378. <https://doi.org/10.19053/20278306.v9.n2.2019.9184>
- Tobón, S. (2013). *Formación integral y competencias. Pensamiento complejo, currículo, didáctica y evaluación* (4ª ed.). ECOE.
- Tobón, S., Pimienta, J., & García, J. (2010). *Secuencias didácticas: Aprendizaje y evaluación de competencias* (1a ed.). Pearson Educación.
- Vargas, W. (2014). *Minería de datos y extracción del conocimiento*. Universidad Católica Los Ángeles Chimbote. https://www.academia.edu/9407662/Miner%C3%ADa_de_Datos

- Wirth, R., & Hipp, J. (2000). *CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining*. <https://cs.unibo.it/~danilo.montesi/CBD/Beatriz/10.1.1.198.5133.pdf>
- Zhexue, H. (1998). Extensions to the k -Means Algorithm for Clustering Large Data Sets with Categorical Values. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(3), 283-304. <https://doi.org/10.1023/A:1009769707641>