



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

# **Análisis del Desempeño Académico del Examen de Estado para el Ingreso a la Educación Superior Aplicando Minería de Datos**

**Vanessa Paola Blanco Villafañe**

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Ingeniería  
Departamento de Ingeniería de Sistemas e industrial  
Bogotá, Colombia

2015

# **Análisis del Desempeño Académico del Examen de Estado para el Ingreso a la Educación Superior Aplicando Minería de Datos**

**Vanessa Paola Blanco Villafañe**

Trabajo de investigación presentado como requisito para optar al título de:  
**Magister en Ingeniería Sistemas y Computación**

Director:

Ing. Fabio Augusto González Osorio, PhD.  
Profesor Titular

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Ingeniería  
Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial  
Valledupar, Colombia

2015

*El aprendizaje es cualquier cambio que haga un sistema para adaptarse a su medio ambiente.*

*Herbert Simon.*

## **Agradecimientos**

Especial agradecimiento a la Universidad Nacional de Colombia y la Universidad Popular del Cesar por realizar estos procesos de aprendizaje desde las regiones. Al ICFES por permitir acceder a su repositorio de datos e incentivar a las propuestas de investigación en este campo.

A los profesores de la maestría, los cuales son de gran ejemplo por su formación y carácter en pro de la investigación, en especial al profesor Ph.D. Fabio González por compartir su tiempo y sus orientaciones.

A mi familia, en especial a mi madre e hijo, quienes con su amor y apoyo incondicional estuvieron siempre para dedicarme una sonrisa y un abrazo en los momentos apremiantes y de escasez de tiempo para con ellos.

A mis amigos, en especial a los que cursaron la maestría, sus observaciones siempre fueron un apoyo para el desarrollo del presente trabajo.

## Resumen

Este trabajo presenta un estudio de minería de datos en educación basado en un conjunto de datos de resultados del Examen de Estado para ingreso a la Educación Superior correspondiente al año 2012. El trabajo aplica técnicas de análisis de agrupamiento para construir un modelo descriptivo que permite entender de manera más clara la estructura de los datos. El documento presenta la descripción de los datos, los detalles de la metodología aplicada, basada en CRISP-DM, los modelos de agrupamiento usados, el diseño experimental y los resultados con su respectiva discusión.

**Palabras clave:** exámenes de estado, minería de datos en educación, análisis de conglomerados, CRISP-DM.

## Abstract

This document presents a educational data mining study based on a data set of results of the exam for admission to high education applied by the Colombian government corresponding to the year 2012. This work applies techniques for clustering analysis to build a descriptive model that allows to better understand the subjacent structure of data. The document presents the dataset description, the details of the applied methodology, based on CRISP-DM, the clustering models used, the experimental design with the corresponding results and discussion.

**Keywords:** state test scores, educational data mining, cluster analysis, CRISP-DM.

# Contenido

	<u>Pág.</u>
<b>Resumen.....</b>	<b>V</b>
<b>Lista de figuras .....</b>	<b>VIII</b>
<b>Lista de tablas .....</b>	<b>IX</b>
<b>Introducción .....</b>	<b>1</b>
<b>1. Minería de datos y el contexto educativo.....</b>	<b>5</b>
1.1 Minería de datos en la educación .....	6
1.2 Aplicación de la minería de datos en la educación .....	8
1.3 Desempeño Académico .....	10
1.4 Minería de datos y desempeño académico .....	10
1.5 Conclusiones del capítulo.....	12
<b>2. SABER 11: Contexto de un examen estandarizado.....</b>	<b>13</b>
2.1 Evaluación de la situación .....	14
2.2 Objetivo de la prueba SABER 11 .....	17
2.3 Criterios de éxito del negocio .....	18
2.4 Objetivos de la minería de datos .....	19
2.5 Criterios de éxito de la minería de datos.....	20
2.6 Evaluación inicial de herramientas y técnicas.....	20
2.7 Conclusión .....	20
<b>3. Entendimiento de los datos .....</b>	<b>21</b>
3.1 Recolección de Datos.....	21
3.2 Descripción del conjunto de datos .....	22
3.3 Descripción de atributos .....	24
3.4 Exploración de datos.....	26
3.5 Verificación de la calidad de los datos.....	33
3.6 Selección de datos .....	35
3.7 Limpieza de datos .....	36
3.8 Conclusión .....	37
<b>4. Modelamiento y evaluación.....</b>	<b>38</b>
4.1 Selección de técnica de modelado .....	38
4.2 Diseño experimental.....	39
4.3 Construcción del modelo .....	39
4.4 Evaluación del modelo .....	42
4.4.1 Agrupamiento Departamento del Cesar .....	42
4.4.2 Agrupamiento Municipio de Valledupar.....	47
4.4.3 Agrupamiento Departamento del Cesar excluyendo el Municipio de Valledupar.....	53
<b>5. Conclusiones y recomendaciones .....</b>	<b>59</b>
5.1 Conclusiones.....	59

5.2	Recomendaciones .....	60
<b>A.</b>	<b>Anexo: Glosario.....</b>	<b>62</b>
<b>B.</b>	<b>Anexo: Diccionario de variables .....</b>	<b>64</b>
	<b>Bibliografía .....</b>	<b>71</b>

## Lista de figuras

	<u>Pág.</u>
Figura 1-1: Confluencia de diferentes disciplinas en la minería de datos. ....	5
Figura 1-2: Técnicas de minería de datos .....	6
Figura 1-3: El ciclo de Aplicación de la minería de datos en el sistema educativo. (Tomado de Romero & Ventura [45]. ....	7
Figura 1-4. Interacción de la minería de datos en el contexto educativo. Tomado de [9]. ...	7
Figura 1-5: Aplicaciones de minería de datos en la educación. Tomado de [1]. ....	8
Figura 2-1: Matrícula grado 11 2002 – 2012. Tomado del MEN .....	16
Figura 2-2: Total exámenes aplicados ICFES 2000 – 2012. Tomado del FTP ICFES. ...	17
Figura 3-1: Base de datos FTP ICFES .....	21
Figura 3-2: Ingreso familiar mensual SABER 11 2012 -2 - Puntaje matemáticas .....	27
Figura 3-3: Carácter del colegio SABER 11 2012 – 2.....	27
Figura 3-4: Valor mensual de pensión vs puntaje en matemáticas SABER 11 2012 – 228	28
Figura 3-5: Nivel educativo de la madre SABER 11 2012 – 2 .....	29
Figura 4-1. Selección del número de grupos - Dpto. del Cesar .....	41
Figura 4-2. Selección del número de grupos - Municipio de Valledupar .....	41
Figura 4-3. Selección del número de grupos - Dpto. del Cesar excluyendo Valledupar. ....	41
Figura 4-4. Mapa de distribución de grupos en el Departamento del Cesar .....	47
Figura 4-5 Colegios por grupo - Valledupar.....	50
Figura 4-6. Distribución porcentual en el estrato 1 de los colegios - Valledupar .....	50

## Lista de tablas

	<u>Pág.</u>
Tabla 1-1: Desafíos resueltos por la minería de datos en la educación. Elaboración Propia.....	9
Tabla 3-1: Archivo FTP ICFES .....	22
Tabla 3-2: Descripción de fuente de datos .....	22
Tabla 3-3. Estructura del conjunto de datos SABER 11 2012-2.....	23
Tabla 3-4. Descripción atributos numéricos.....	24
Tabla 3-5. Descripción atributos categóricos .....	24
Tabla 3-6. Ingresos familiares SABER 11 2012 - 2.....	26
Tabla 3-7: Carácter del colegio SABER 11 2012 – 2. ....	27
Tabla 3-8. Valor mensual de pensión SABER 11 2012 – 2.....	28
Tabla 3-9. Nivel educativo de los padres SABER 11 2012 – 2. ....	29
Tabla 3-10. Distribución de los estudiantes SABER 11 2012-2 en el Dpto. del Cesar ....	30
Tabla 3-11. Distribución de los colegios SABER 11 2012-2 en el Dpto. del Cesar. ....	31
Tabla 3-12. Distribución socioeconómica de los estudiantes SABER 11 2012-2 en el Dpto. del Cesar. ....	32
Tabla 3-13. Valores válidos y no válidos definidos por el ICFES en SABER 11 2012-2. 33	33
Tabla 3-14. Verificación datos perdidos o missings para el Dpto. del Cesar Prueba SABER 11 2012-2.....	34
Tabla 3-15. Atributos de tipo ID en SABER 2012-2. ....	35
Tabla 3-16. Atributos seleccionados para preprocesamiento y modelamiento.....	36
Tabla 4-1. Agrupamiento Departamento del Cesar.....	42
Tabla 4-2. Características del colegio - Dpto. del Cesar .....	44
Tabla 4-3. Características del estudiante - Dpto. del Cesar .....	44
Tabla 4-4. Características de educación de la madre - Dpto. del Cesar .....	45
Tabla 4-5. Características del grupo familiar - Dpto. del Cesar.....	45
Tabla 4-6. Distribución de municipios del Dpto. del Cesar por grupos obtenidos.....	46
Tabla 4-7. Agrupamiento Municipio de Valledupar .....	48
Tabla 4-8. Características del colegio - Municipio de Valledupar.....	49
Tabla 4-9. Características del estudiante - Municipio de Valledupar.....	51
Tabla 4-10. Características de educación de los padres - Municipio de Valledupar.....	52
Tabla 4-11. Características del grupo familiar - Municipio de Valledupar.....	53
Tabla 4-12. Agrupamiento Departamento del Cesar excluyendo Valledupar .....	53
Tabla 4-13. Características del colegio - Dpto. del Cesar excluyendo Valledupar .....	55

Tabla 4-14. Características del estudiante - Dpto. del Cesar excluyendo Valledupar .....55

Tabla 4-15. Características de los padres - Dpto. del Cesar excluyendo Valledupar.....56

Tabla 4-16. Características del grupo familiar - Dpto. del Cesar excluyendo Valledupar .57

# Introducción

La minería de datos representa un avance computacional significativo en la obtención de información a partir de relaciones ocultas entre variables; esta disciplina tiene como objetivo la extracción de conocimiento útil de un alto volumen de datos en el cual inicialmente este conocimiento es desconocido, pero que al aplicar las técnicas de minería estas relaciones son descubiertas. La aplicación de las técnicas y herramientas de la minería de datos en los diferentes contextos educativos se conoce como minería de datos en educación (educational data mining) [45].

En Estados Unidos esta disciplina es considerada como la sexta tecnología de la información en la educación [8], y es usada para comprender y tener mejor conocimiento de los estudiantes, para evaluar su progreso y evaluar los entornos educativos en que aprenden. Ayuda a conocer cómo encontrar grupos de estudiantes con problemas similares, a identificar el éxito o el fracaso en las estrategias de enseñanza y genera un discernimiento más profundo del aprendizaje, entre otros aspectos [3, 4, 34, 39,42, 47].

En la actualidad hay un gran auge de la minería de datos en educación y la difusión de esta disciplina se debe principalmente a su divulgación a través de variadas conferencias, congresos , eventos y publicaciones; como por ejemplo, la Conferencia Internacional de Minería de Datos en la Educación iniciado en 2008 y la revista científica Journal of Educational Data Mining (JEDM) [4]; también se desarrollan conferencias de tecnología educativa como la Conferencia Internacional sobre Inteligencia Artificial en Educación (AIED), la Conferencia Internacional sobre Sistemas Inteligentes de Tutoría (ITS) y la Conferencia Internacional sobre Modelamiento de usuario, adaptación y personalización (UMAP).

La aplicación de la minería de datos en los sistemas educativos tiene requisitos específicos que no se presentan en otros dominios, principalmente en este tipo de

investigación se plantea la necesidad de tener en cuenta aspectos pedagógicos de los alumnos y el sistema educativo [46].

Estudiar el desempeño académico requiere aproximarse a su definición, el cual expresa cuantitativamente el resultado de la actividad de aprendizaje del profesor, el alumno y el entorno, este es cuantificado por las evaluaciones que se realizan en un proceso de aprendizaje; de esta manera, se define a un estudiante con un buen rendimiento académico como aquel que obtiene una alta calificación en la escala de medida utilizada en la evaluación o prueba, la obtención de altas calificaciones en el individuo representa la adquisición de los conocimientos establecidos en un proceso formativo y esto a su vez, influye como un factor de estatus de calidad de la institución educativa donde se forma el individuo.

En Colombia, la vigilancia de la calidad educativa corresponde al Ministerio de Educación Nacional (MEN) y es gestionada a través del Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación (ICFES), entidad que diseña, construye y aplica evaluaciones en los niveles educativos de básica primaria, básica secundaria, media vocacional y pregrado; los resultados de estas pruebas determinan el estado de las competencias de los estudiantes, a la vez que sirven de herramienta para el mejoramiento de la calidad educativa de las instituciones educativas.

En la actualidad, a este conjunto de pruebas se les conoce como Pruebas SABER y se aplican de la siguiente forma:

- En grado 3º de educación básica primaria, llamada SABER 3º.
- En grado 5º de educación básica primaria, llamada SABER 5º.
- En grado 9º de educación básica secundaria, llamada SABER 9º.
- En grado 11º de educación media, llamada SABER 11º.
- A nivel de pregrado, llamada SABER PRO.

La Prueba SABER 11º, conocida también como el examen de Estado de la educación media o examen de ingreso para la educación superior, se aplica dos veces al año, una durante el primer semestre para colegios calendario B y otra en el segundo semestre para colegios calendario A; este examen es obligatorio para poder cursar estudios en una

Institución de Educación Superior, pero, de acuerdo con la autonomía universitaria establecida en la Ley 30 de 1992, son las Instituciones de Educación Superior las que fijan los criterios para su uso.

El ICFES, como entidad encargada de la aplicación del examen SABER 11, obtiene datos de las Instituciones Educativas de educación media y de los estudiantes a través de los formularios de inscripción para la presentación de la prueba, estos registros representan un alto volumen de datos que en la actualidad supera los 500.000 registros en el calendario A.

Este trabajo busca aplicar las técnicas de minería de datos en los resultados de la Prueba SABER 11 2012-2 a un subconjunto de datos correspondiente al Departamento del Cesar para proponer un modelo descriptivo que permita encontrar relaciones entre los diferentes factores que permita aproximarnos desde el enfoque computacional al estudio del desempeño académico de los estudiantes de educación media que se presentan a este examen.

Para el logro de estos resultados se utiliza la metodología CRISP – DM, la cual describe un modelo de proceso jerárquico en un conjunto de tareas que proporcionan una descripción del ciclo de vida de un proyecto de minería de datos consistente en seis fases dinámicas: comprensión del negocio, comprensión de los datos, preparación de datos, modelado, evaluación y desarrollo. Siguiendo esta metodología se tomarán los resultados de la Prueba Saber 11 del año 2012 del calendario A para la aplicación de algunas técnicas de minería de datos que permitan proponer un modelo que describa en el subconjunto de datos los posibles factores que puedan influir en el rendimiento académico de los estudiantes del Departamento del Cesar; propuesto este modelo se realizará una evaluación sistemática y un análisis de los resultados obtenidos. Si bien el Estado busca propuestas en mejorar la calidad educativa, se pretende que los resultados de la investigación constituyan un aporte significativo al enfoque de la educación con calidad.

Las limitaciones que se puedan presentar a nivel técnico se relacionan con la capacidad del equipo informático disponible para procesar los datos y en cuanto a los datos, se pueden presentar limitaciones por valores faltantes y outliers.

El documento se organiza de la siguiente forma:

Capítulo 1, es este capítulo una introducción al concepto de la minería de datos y la aplicación de estas técnicas en los contextos educativos, de igual manera se exponen los conceptos del desempeño académico y las investigaciones realizadas en esta temática.

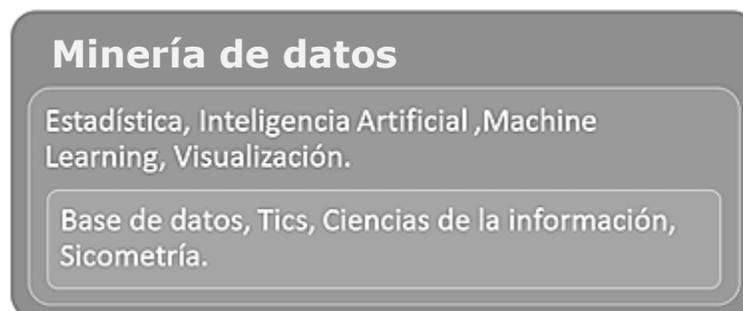
Los capítulos 2, 3, 4 y 5 están estrechamente relacionados a los objetivos específicos propuestos en el trabajo y la metodología CRISP-DM: Capítulo 2, comprensión del negocio; Capítulo 3, entendimiento de los datos; Capítulo 4, preparación de los datos; Capítulo 5, modelamiento.

# 1. Minería de datos y el contexto educativo

*En este capítulo se describe el concepto de minería de datos y la aplicación en el contexto educativo conocida como minería de datos en la educación (educational data mining). Seguidamente se da a conocer el concepto de desempeño académico, su relación con la minería de datos y algunos de los principales trabajos desarrollados referentes a este tema. Por último se presenta la conclusión del capítulo.*

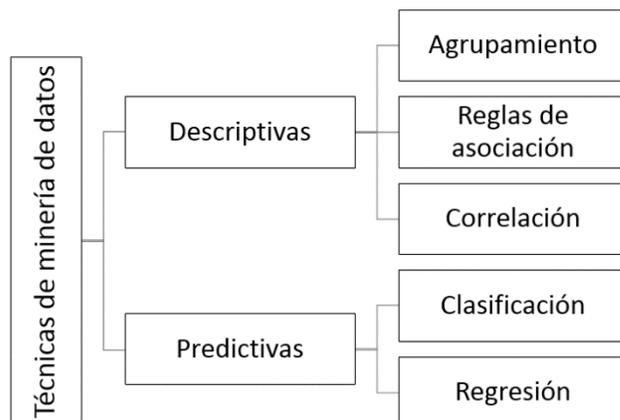
La minería de datos es una disciplina que tiene como objetivo la extracción de conocimiento útil de un conjunto de datos, donde inicialmente este conocimiento es desconocido pero que se encuentra en las relaciones implícitas de los atributos. El origen de la minería de datos se da hacia el año 1989 como una extensión de los fundamentos de la inteligencia artificial y del análisis estadístico, sin embargo en el transcurrir de los años la minería de datos ha tenido la confluencia de otras disciplinas que han determinado la robustez de este concepto (ver Figura 1-1).

Figura 1-1: Confluencia de diferentes disciplinas en la minería de datos.



La minería de datos pretende resolver variadas tareas de investigación y para alcanzar estos retos la minería de datos determina un proceso iterativo a través de diferentes técnicas, en la Figura 1-2 se presentan algunas de ellas.

Figura 1-2: Técnicas de minería de datos



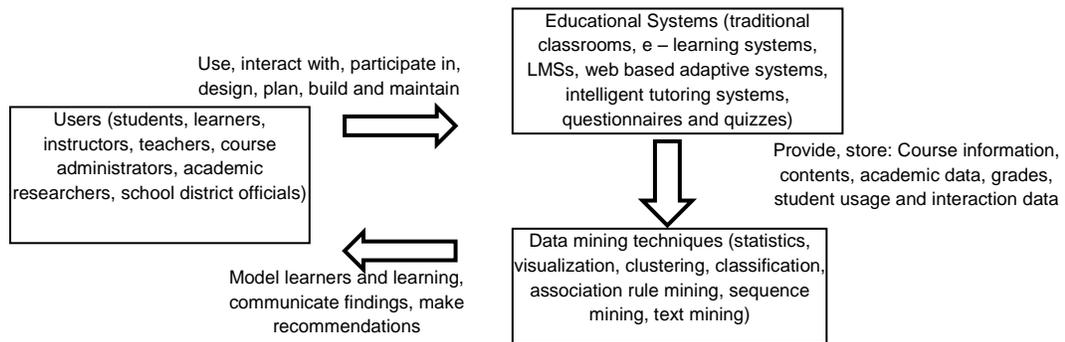
## 1.1 Minería de datos en la educación

La aplicación de los métodos y técnicas de la minería de datos en el contexto educativo es lo que se conoce como minería de datos en la educación o educational data mining, la cual es una disciplina emergente interesada en el desarrollo de métodos para la exploración de los tipos particulares de datos que provienen de los entornos educativos y el uso de esos métodos para entender mejor a los estudiantes y su entorno educativo [4].

La minería de datos en la educación es usada para comprender y tener mejor conocimiento de los estudiantes, para evaluar su progreso y los entornos educativos en que aprenden, ayuda a conocer a grupos en formación, a identificar el éxito o el fracaso en las estrategias de enseñanza y a generar un discernimiento más profundo del contexto educativo entre otros aspectos [46].

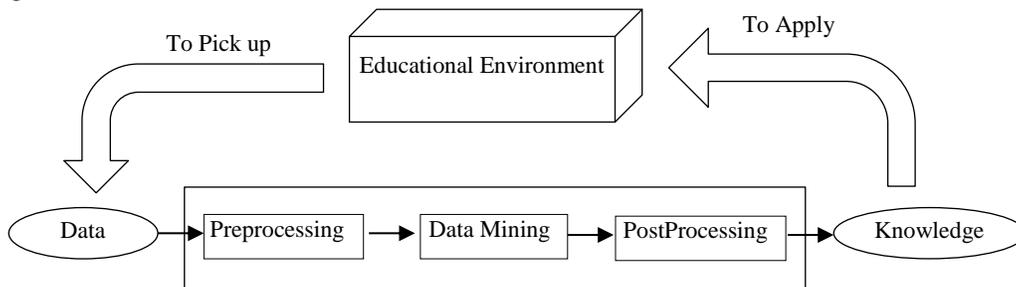
Para comprender como se desarrolla la minería de datos en la educación Romero & Ventura [45] presentan un esquema interactivo de este quehacer que se puede apreciar en la Figura 1-3.

Figura 1-3: El ciclo de Aplicación de la minería de datos en el sistema educativo. (Tomado de Romero & Ventura [45].



En la Figura 1-4 Ogor presenta otro modelo de cómo interactúa la minería de datos en el contexto educativo, en ambos modelos se observa la interacción de los datos de forma cíclica o que se retroalimenta, lo que supone un modelo que genera dinamismo propio de su naturaleza.

Figura 1-4. Interacción de la minería de datos en el contexto educativo. Tomado de [9].

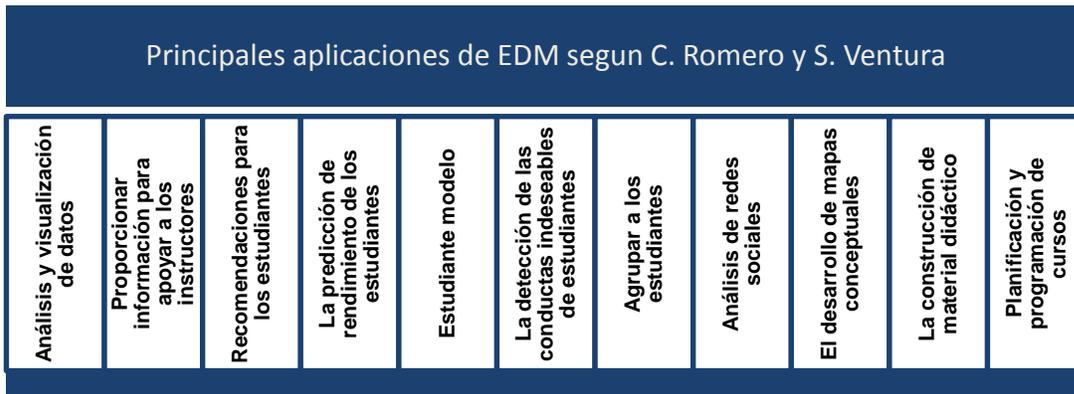


La minería de datos en la educación permite escudriñar los diferentes tipos de datos que provienen de los contextos educativos, su objetivo es analizar estos datos con el fin de apoyar las investigaciones y tener una mayor comprensión de los estudiantes y los contextos en que aprenden [29]. Las investigaciones llevadas a cabo en minería de datos en la educación se realizan con mayor frecuencia en el sistema educativo virtual y en menor medida en el sistema educativo tradicional o presencial, aunque estos dos sistemas difieren por los contextos en que se desarrollan, es posible aplicar las diferentes técnicas de minería en ambos casos. (Mr.Suhas G. Kulkarni, Mr.Ganesh C. Rampure, Mr.Bhagwat Yadav)

## 1.2 Aplicación de la minería de datos en la educación

Los investigadores Cristóbal Romero y Sebastián Ventura de la Universidad de Córdoba en España, proponen algunos campos de estudio aplicando la minería de datos en la educación, estos se ilustran en la Figura 1-5 y son aquellos de los cuales se encuentran los desafíos de investigación de este campo, es de resaltar el desafío de cómo se pueden generar los agrupamientos de los estudiantes según sus características.

Figura 1-5: Aplicaciones de minería de datos en la educación. Tomado de [1].



Los aportes logrados por la minería de datos en la educación abordan tres enfoques principales:

- En el alumno, para conocer cómo mejorar su aprendizaje
- En el docente, para tener una visión global de cómo desarrollar la clase
- En la institución educativa, para conocer las características de su entorno, hallar la eficiencia en sus servicios y desarrollar estrategias para elevar su nivel de calidad.

Entre los resultados de las investigaciones realizadas con la aplicación de las técnicas de minería de datos en la educación se encuentra desde el enfoque docente aquellos que han permitido apoyar a los tutores virtuales a ser conscientes de cómo los estudiantes progresan a través de un curso y como se puede realizar un seguimiento de los estudiantes para determinar quiénes tienen mayor riesgo de deserción; desde el enfoque de los estudiantes se ha logrado seleccionar grupos de trabajo con algunas características educacionales que aminoren el riesgo de fracaso escolar y desde el enfoque de las instituciones educativas se encuentran beneficios al hallar estrategias que faciliten la implementación de políticas administrativas y pedagógicas. Algunos de estos

aportes en estos tres enfoques de investigación educativa (estudiantes, docentes e institución) se pueden apreciar en la Tabla 1-1.

Tabla 1-1: Desafíos resueltos por la minería de datos en la educación. Elaboración Propia.

AÑO	AUTOR	Entorno educativo		Aporte a la población:			OBJETIVO	TÉCNICAS DATA MINING							
		Basado en Web	Presencial	Estudiantes	Docentes	Institución Educativa		Bayes	K-Means	Redes Neuronales	Arboles de decisión	Análisis discriminante	Maquinas de vectores soporte	Reglas de Asociación	
2005	Merceron Agathe Yacef Kalina	X		X	X		Descubrir patrones que son pedagógicamente interesantes		X		X				X
2006	Superby JF		X	X	X		Estudiaron las correlaciones de diversos parámetros y su influencia en estudiantes universitarios			X	X	X			
2008	Paulo Cortez and Alice Silva		X	X		X	Predicción del desempeño académico en secundaria con calificaciones de los alumnos de dos salones distintos			X	X			X	
2008	Romero C, Ventura S, Espejo P., Hervás César	X			X		Clasificar estudiantes comprando su rendimiento mediante diferentes técnicas			X	X				X
2009	Timarán P.		X			X	Detectar patrones de bajo rendimiento académico en una universidad								X
2010	LS Affendey , IHM Paris , N. Mustapha , Md. Nasir Sulaiman y Z. Muda		X	X			Extraer patrones útiles desde el archivo de los expedientes académicos de los estudiantes como indicadores de desempeño			X	X				
2010	C. Márquez-Vera , C. Romero And S. Ventura		X	X	X	X	Predecir el fracaso escolar en estudiantes de secundaria.				X				
2012	Antonenko Pavlo, Toy Serkan, Niederhauser D.	X			X		Utilización de agrupamiento para inferir proceso de aprendizaje		X						
2013	Lopez Guarin C.		X			X	Identificación de características entre un grupo de estudiantes universitarios	X	X		X				
2015	Harwati, , Ardita Permata Alfiani, Febriana Ayu Wulandari		X	X			Identificar patrones rendimiento en estudiantes universitarios		X						
2015	La Red Martínez, D. L., Karanik, M., Giovannini, M., y Pinto, N		X	X			Determinación de perfiles de alumnos universitarios				X				

### **1.3 Desempeño Académico**

El desempeño o rendimiento académico es un concepto físico que se obtiene de la interacción del profesor, el alumno y el entorno en que se desenvuelve; el desempeño académico se puede representar cualitativa y/o cuantitativamente, siendo esta última medida la más utilizada en su descripción y esta cuantificación se obtiene de las continuas evaluaciones o pruebas que se realizan en un proceso de aprendizaje. De esta manera, se define a un estudiante con buen rendimiento académico como aquel que obtiene una alta calificación en la escala de medida utilizada en la evaluación o prueba.

En otras palabras, el rendimiento académico es una expresión cuantitativa de la capacidad del estudiante que manifiesta lo que ha aprendido en el proceso de formación. No obstante, el estudio del rendimiento académico no se constituye en un proceso aislado y exclusivo del estudiante, este fenómeno representa la situación de todo un contexto socioeconómico e institucional donde se desenvuelve el estudiante y puede determinarse que cuando existe un bajo rendimiento académico el estudiante presenta frecuentemente la repetición de curso e incluso abandono escolar, son alumnos en los cuales el Estado invierte recursos, pero no obtiene el resultado esperado que es la promoción al grado siguiente [2].

### **1.4 Minería de datos y desempeño académico**

El estudio del rendimiento académico es una de las aplicaciones más antiguas y populares de la minería de datos en la educación; la utilización de diferentes técnicas de minería como son las redes bayesianas, las reglas de asociación, la regresión, los arboles de decisión, el análisis de correlación, agrupamiento, entre otras, han generado avances en este campo.

El estudio del rendimiento académico con minería de datos puede darse a través de la predicción y de la descripción; el objetivo de la predicción es estimar el valor desconocido de una variable que describe al estudiante [3], [4],[5],[6] y [7].

---

El objetivo de la descripción es proporcionar la caracterización de un conjunto de datos en los cuales es posible encontrar subgrupos que permitan comprender y explicar el comportamiento del total de los datos.

A continuación se identifican estudios que relacionan la minería de datos en la educación y el rendimiento académico:

- Especificar las características de un estudiante o sus estados, tales como el conocimiento, la motivación, metacognición y actitudes; donde la capacidad de predecir el conocimiento y el futuro rendimiento de los estudiantes se incrementó con una exactitud hasta de un 48% [8].
- Determinar que en entornos controlados el desempeño académico puede evaluarse fácilmente [9].
- Identificar las características del fracaso escolar en institutos [18] utilizando un árbol de decisión, se observa que la variable más relacionada con el fracaso escolar, es el rendimiento académico. *La minería de datos con respecto a los paradigmas tradicionales de investigación educacional como experimentos de laboratorio, estudios sociológicos o investigación de diseño ofrece más ventajas que cualquier otro método.*
- Estudios como el realizado por Baepler [10] en Scholarship of Teaching and Learning (SoTL), donde se diseña un algoritmo que envía señales de alerta al tutor por el rendimiento académico de los alumnos de cursos en línea.
- Pandey desarrolla un marco formado por factores demográficos, el rendimiento académico y los factores dimensionales (MUSTAS), subdivididos en tres dimensiones respectivamente: autoevaluación, la evaluación institucional y la evaluación externa. Todos estos factores ayudan a medir la dimensión del estudiante [11].
- Predecir el fracaso escolar en secundaria con la clasificación de los datos no balanceados por el reequilibrio de datos y utilizando la clasificación de coste

razonable con la aplicación de diez algoritmos: Cinco algoritmos de inducción de reglas tales como JRip, NNge, Oner, Prism y Ridor, y cinco algoritmos de árboles de decisión como J48, SimpleCart, ADTree, RandomTree y REPTree. Estos algoritmos fueron seleccionados porque se consideran como modelo de clasificación "caja blanca", es decir, que proporcionan una explicación para el resultado de la clasificación y se puede utilizar directamente para la toma de decisiones.[5].

En el ámbito local, los estudios en Colombia de la aplicación de la minería de datos en la educación se han desarrollado inicialmente en las universidades y se han aplicado para la detección de perfiles de bajo rendimiento y de fracaso estudiantil o deserción escolar. De esta manera Timarán en la Universidad de Nariño se desarrolló una herramienta computacional llamada TariYKDD para el descubrimiento de patrones de deserción estudiantil y bajo rendimiento académico, para lo cual utilizaron las tareas de Clasificación y Asociación [12]; de otra parte, el trabajo desarrollado por Pinzón en la Escuela de Marketing y Publicidad de la Universidad Sergio Arboleda bajo el estudio de variables demográficas del alumno con el registro de última matrícula del mismo semestre para el estudio de la deserción y las causas que lo generaron [13], recientemente, recientemente en la Universidad Nacional de Colombia se realizó un estudio con el fin de caracterizar y predecir los perfiles de rendimiento académico para algunos programas teniendo en cuenta los datos del sistema de información académica y los datos de admisión del estudiante [22].

## **1.5 Conclusiones del capítulo**

En este capítulo se presentaron los conceptos y trabajos relacionados con minería de datos en la educación. Se inició con la descripción de minería de datos, después se introdujo a la minería de datos en la educación, el modelo y el ciclo de aplicación, campos de estudio y desafíos, como también algunos de los trabajos relacionados, nacionales e internacionales de la minería de datos y el desempeño académico.

## **2.SABER 11: Contexto de un examen estandarizado**

*En este capítulo se describe el contexto donde se aplicará el proyecto, dado que está es una actividad que se requiere dentro de la metodología CRISP-DM donde se entiende el proyecto desde una perspectiva de negocio.*

La Prueba SABER 11 es realizada por el Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación (ICFES), entidad especializada en ofrecer servicios de evaluación de la educación en todos los niveles y en particular apoyar al Ministerio de Educación Nacional de Colombia (MEN) en la realización de los exámenes de Estado y en adelantar investigaciones sobre los factores que inciden en la calidad educativa, para ofrecer información pertinente y oportuna para contribuir al mejoramiento de la calidad de la educación. Algunas de sus funciones en cumplimiento de lo establecido mediante el artículo 12 de la Ley 1324 de 2009 y otras afines a las mismas, se encuentran:

- Establecer las metodologías y procedimientos que guían la evaluación externa de la calidad de la educación.
- Desarrollar la fundamentación teórica, diseñar, elaborar y aplicar instrumentos de evaluación de la calidad de la educación, dirigidos a los estudiantes de los niveles de educación básica, media y superior, de acuerdo con las orientaciones que para el efecto defina el Ministerio de Educación Nacional.
- Diseñar, implementar, administrar y mantener actualizadas las bases de datos con la información de los resultados alcanzados en las pruebas aplicadas y los factores asociados, de acuerdo con prácticas internacionalmente aceptadas.
- Organizar y administrar el banco de pruebas y preguntas, según niveles educativos y programas, el cual tendrá carácter reservado.
- Diseñar, implementar y controlar el procesamiento de información y la producción y divulgación de resultados de las evaluaciones realizadas, según las necesidades identificadas en cada nivel educativo.

- Impulsar y fortalecer la cultura de la evaluación de la calidad de la educación mediante la difusión de los resultados y de los análisis acerca de los factores que inciden en los mismos, y el desarrollo de actividades de formación en los temas que son de su competencia, en los niveles local, regional y nacional.

El ICFES es una entidad del Estado que vigila la calidad educativa en Colombia y dadas las funciones que le corresponden dispone de mecanismos que le permiten generar investigaciones de los fenómenos relacionados a la calidad en la educación, de igual forma deja abierta la posibilidad de que la comunidad en general participe de este proceso investigativo, por lo tanto, provee a través de su sitio FTP los registros de la aplicación de las pruebas desde al año 2000 para que las personas interesadas tengan acceso a ellos.

Los estudios y propuestas para el avance en calidad educativa constituyen para el Estado y la Nación una apuesta significativa que determina el desarrollo social, tecnológico y económico de un país. El plantear alternativas de estudio en el campo del rendimiento académico es un gran aporte para el entendimiento de este fenómeno que desde diversas áreas se ha analizado, tal como lo ha hecho la sicología, la pedagogía, las ciencias sociales, la medicina y las ciencias económicas. Abordar la investigación del rendimiento académico en la Prueba SABER 11 con técnicas de minería de datos constituye en un primer intento computacional en Colombia de describir aspectos de este fenómeno.

## **2.1 Evaluación de la situación**

El examen de Estado es aplicado en Colombia desde 1968 a los estudiantes de Instituciones Educativas de grado 11, con el fin de conocer, entre otras variables, cómo se encuentra la calidad de la educación media en el país, además de ser requisito primordial para el ingreso de los jóvenes a la Educación Superior (ICFES). Este examen lo presentan tres tipos de población: bachilleres, validantes de bachillerato y personas

particulares; el ICFES dispone para el público en general solo de los resultados de los estudiantes adscritos a las instituciones educativas.

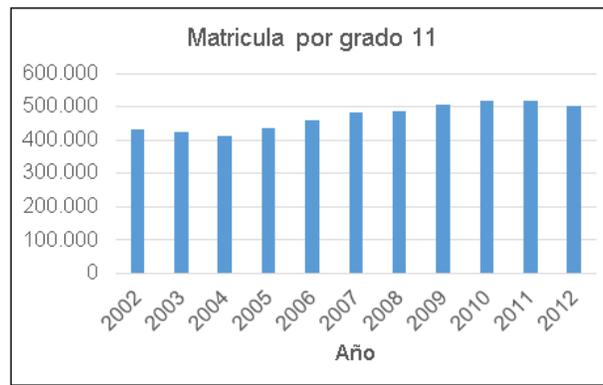
Desde el establecimiento de esta prueba como obligatoria y como instrumento de evaluación del desempeño académico para los estudiantes y de nivel de calidad educativa para las instituciones, este examen ha sufrido diversas modificaciones para adaptarse a los cambios en el entorno educativo y a las actualizaciones de los currículos académicos para la educación media, la más reciente modificación hecha a la prueba se dio para la segunda aplicación del año 2014, donde se consideraron las siguientes modificaciones: una nueva forma de calificación, la reestructuración de las áreas a evaluar, inclusión de una nueva competencia, reducción del número de preguntas y la utilización de preguntas abiertas. Es de aclarar que el conjunto de datos tomado corresponde al año 2012 y no le aplican estas modificaciones.

Con base en la Ley 1324 de 2009 y en la visión y misión del sector educativo como un todo, la misión del ICFES es “ofrecer el servicio de evaluación de la educación en todos sus niveles, y adelantar investigación sobre los factores que inciden en la calidad educativa, con la finalidad de ofrecer información para mejorarla”. Este examen es de suma importancia para el país, tanto a nivel individual, porque posibilita la iniciación en los estudios de educación superior, como institucional, porque representa un indicador de desempeño de calidad ante el Ministerio de Educación Nacional.

Para cumplir con este proceso, los colegios que ofrecen educación media tanto oficiales como no oficiales deben gestionar la inscripción de todos sus estudiantes de último grado para que presenten la prueba en las fechas establecidas de acuerdo al calendario en que se encuentre registrada la institución educativa (calendario A o Calendario B), para esto el ICFES posee un sistema de inscripción que permite autogestionar el proceso de inscripción de manera confiable y confidencial que permite diligenciar la información sociodemográfica del estudiante en el aplicativo web y por ende también se obtiene la información del colegio del inscrito. Las Instituciones que no realicen este proceso de manera oportuna con la totalidad de sus estudiantes no reciben los resultados de clasificación de planteles.

El Ministerio de Educación Nacional para el año 2012 reporta que los establecimientos educativos que ofrecen educación media son en totalidad 22.937, donde 13.126 son de tipo Oficial y 9.8110 son No Oficiales correspondientes al 57,23% y el 42,77% respectivamente, estos establecimientos representaron para el país en ese año una población estudiantil matriculada en grado 11 de aproximadamente de 502.603 jóvenes, véase en la Figura 2-1 el incremento de los estudiantes en grado 11 en los últimos 10 años.

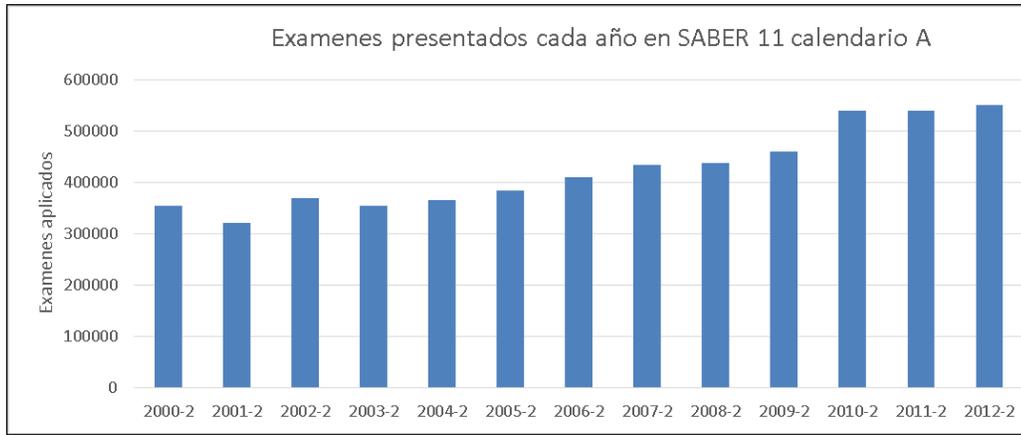
Figura 2-1: Matrícula grado 11 2002 – 2012. Tomado del MEN



La población de estudiantes matriculados en grado 11 debe presentar la Prueba Saber 11 del ICFES y lo que se puede ver en la

Figura 2-2 corresponde a los estudiantes de Calendario A que han presentado esta prueba entre los años 2000 -2012, representando un alto volumen de datos del contexto educativo de educación media en Colombia que se encuentran disponibles para ser analizados.

Figura 2-2: Total exámenes aplicados ICFES 2000 – 2012. Tomado del FTP ICFES.



Con base en los resultados del examen se desarrollan, entre otros, los procedimientos para:

- Selección, nivelación y prevención de la deserción en la educación superior.
- Monitoreo de la calidad de las instituciones educativas, a partir de los estándares básicos de competencias establecidos por el Ministerio de Educación Nacional (MEN).
- Dar información para estimación del valor agregado de la educación media y de la educación superior.

## 2.2 Objetivo de la prueba SABER 11

De acuerdo con el Decreto 869 de marzo de 2010, el examen de Estado de la educación media - ICFES SABER 11° tiene como fin comprobar el grado de desarrollo de las competencias de los estudiantes que están por terminar undécimo grado y que aspiran a ingresar a la educación superior, la cual tiene por objetivos:

1. Comprobar el grado de desarrollo de las competencias de los estudiantes que están por finalizar el grado undécimo de la educación media.
2. Proporcionar elementos al estudiante para la realización de su autoevaluación y el desarrollo de su proyecto de vida.

3. Proporcionar a las instituciones educativas información pertinente sobre las competencias de los aspirantes a ingresar a programas de educación superior, así como sobre los de quienes son admitidos que sirva como base para el diseño de programas de nivelación académica y prevención de la deserción en este nivel.
4. Monitorear la calidad de la educación de los establecimientos educativos del país, con fundamento en los estándares básicos de competencias y los referentes de calidad emitidos por el Ministerio de Educación Nacional.
5. Proporcionar información para el establecimiento de indicadores de valor agregado, tanto de la educación media como de la educación superior.
6. Servir como fuente de información para la construcción de indicadores de calidad de la educación, así como para el ejercicio de la inspección y vigilancia del servicio público educativo.
7. Proporcionar información a los establecimientos educativos que ofrecen educación media para el ejercicio de la autoevaluación y para que realicen la consolidación o reorientación de sus prácticas pedagógicas.
8. Ofrecer información que sirva como referente estratégico para el establecimiento de políticas educativas nacionales, territoriales e institucionales.

SABER 11 se concibe como:

- Una evaluación individual para efectos de admisión a la educación superior y otorgamiento de beneficios y
- Un instrumento de información sobre la calidad educativa.

## **2.3 Criterios de éxito del negocio**

El Estado colombiano debe garantizar la cobertura y la calidad de la educación y se ha designado al ICFES como ente encargado de gestionar la calidad educativa en el país. Como parte de su estrategia esta entidad tiene a bien promover el uso de los datos de los resultados de los exámenes aplicados en los diferentes niveles educativos, por lo que la presentación de avances y propuestas en calidad educativa constituyen para el Estado una apuesta significativa que determina el avance social, tecnológico y económico de la Nación.

El plantear alternativas de estudio para el fenómeno del rendimiento académico en los estudiantes de educación media que presentan la Prueba SABER 11, es un aporte que permite apoyar iniciativas para los planes de cobertura y calidad, de igual forma puede contribuir a programas de movilidad social y de estrategias para el acceso, la equidad y la pertinencia en la educación. El estudio del rendimiento académico representa un aporte en el avance de temas como la repitencia y el abandono escolar, un bajo rendimiento académico genera repetición en los alumnos y abandono escolar, son alumnos en los cuales el Estado invierte recursos, pero no obtiene el resultado esperado que es la promoción al grado siguiente (ICFES,[2]).

## 2.4 Objetivos de la minería de datos

Se pretende obtener un conjunto de datos de los resultados de la prueba SABER 11 correspondiente al Calendario A del año 2012 en el Departamento del Cesar, al cual se les aplique las actividades de comprensión y preprocesamiento según la técnica de minería de datos seleccionada lo requiera y que propicien la construcción de modelos descriptivos que posibiliten un mejor entendimiento en los resultados de la prueba SABER 11. Para ello se requerirá:

- Preparar un conjunto de datos apropiado para la aplicación de las diferentes técnicas de minería de datos.
- Proponer e implementar un modelo descriptivo para el agrupamiento de datos.
- Realizar una evaluación sistemática del modelo propuesto y un análisis de los resultados obtenidos.

Con estos objetivos se podrá obtener información que pueda contribuir a:

- Identificar características de los alumnos según el nivel de desempeño académico y
- Encontrar relaciones entre variables que permitan describir el nivel de desempeño académico.

## 2.5 Criterios de éxito de la minería de datos

Se determina como factor de éxito del modelo descriptivo, cuando los resultados o agrupamientos hallados sean comprensibles y permitan ser validados subjetivamente con el conjunto de datos procesado.

## 2.6 Evaluación inicial de herramientas y técnicas

Como herramienta de trabajo en el proceso de extracción de conocimiento se utilizará el software Rapid Miner (anteriormente, YALE, Yet Another Learning Environment) que trabaja con el encadenamiento de operadores a través de un entorno gráfico y tiene como características:

- Software de tipo Open-Source con licencia GNU GPL, basado en java.
- Posee alrededor de 400 operadores que pueden ser combinados.
- Capacidad de jerarquizar cadenas de operadores y de construir complejos árboles de operadores.

Esta herramienta cuenta con los algoritmos de minería de datos que se prevén para el desarrollo de este proyecto.

## 2.7 Conclusión

En este capítulo se presentó la etapa de entendimiento del contexto de negocio, este concepto proviene de la aplicación de la metodología CRISP-DM, donde el trabajo abordado se contempla desde una perspectiva de negocio del cliente y una perspectiva de minería de datos por el equipo desarrollador en donde se exponen los criterios de éxito del trabajo para satisfacer los objetivos propuestos.

## 3. Entendimiento de los datos

En este capítulo se realiza la descripción de los datos donde se aplican técnicas de visualización de datos como los histogramas, esto con el fin de realizar una exploración preliminar de los registros y verificar la calidad de los mismos. Se deben considerar la detección de datos faltantes y atípicos que puedan presentarse para obtener confiabilidad en el conjunto de datos a trabajar.

### 3.1 Recolección de Datos

Los datos para este proyecto son obtenidos del sitio FTP del Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación (<ftp://ftp.icfes.gov.co/>) organismo que dispone para el público la información de los resultados nacionales de la Prueba Saber 11, entre otras pruebas, esto constituye la fuente primaria de información y un aseguramiento del 100% de fiabilidad en los datos. En los datos se encuentra la información socioeconómica del estudiante y su familia, información del colegio y los resultados obtenidos en la prueba, en la Figura 3-1 se puede apreciar el procedimiento para la obtención de los datos.

Figura 3-1: Base de datos FTP ICFES



Los datos se encuentran en un archivo plano en formato ZIP, las características del archivo con la información para el año 2012 -2 se encuentra en la Tabla 3-1. Estos datos son importados desde Excel para una mejor estructuración de la tabla. Las consideraciones a tener en cuenta al momento de cargar estos archivos a Excel, son las siguientes:

- Tipo de archivo: Archivo de texto plano (.txt)
- Codificación: UTF-8
- Símbolo delimitador de columnas: Pleca o Vertical bar (|) Hexa 007C

Tabla 3-1: Archivo FTP ICFES

<b>Nombre Archivo FTP ICFES:</b>	SB11-20122-RGSTRO-CLFCCN-V1-0.zip
<b>Nombre Archivo comprimido:</b>	SB11-20122-RGSTRO-CLFCCN-V1-0.txt
<b>Tamaño:</b>	ZIP: 24.3 MB TXT: 187.6 MB
<b>Fecha de modificación:</b>	29/01/2014

## 3.2 Descripción del conjunto de datos

La descripción de datos corresponde a los atributos contenidos en el archivo a utilizar para la tarea de minería, estos se presentan en la Tabla 3-2 y la Tabla 3-3. La dimensionalidad del conjunto de datos es multivariada, en lo que se encontró datos de tipo nominal y numérico.

Tabla 3-2: Descripción de fuente de datos

<b>Archivo:</b>	SB11-2012-2-RGSTRO-CLFCCN-V1-0.txt
<b>Importado a:</b>	Excel
<b>Número de instancias:</b>	550155
<b>Número de atributos:</b>	73

El diccionario de variables se encuentra en el Anexo C y su estructura se aprecia en algunos atributos que se exponen en la Tabla 3-3.

Tabla 3-3. Estructura del conjunto de datos SABER 11 2012-2.

N°	ATRIBUTO	DESCRIPCIÓN	MIN	MAX	MEDIA	MODA
Datos sociodemográficos del estudiante y su familia	ESTU_EDAD	Edad del inscrito	9	82	17	16
	ESTU_GENERO	Genero del inscrito				F
	ESTU_VECES_ESTDO	Veces que el estudiante ha presentado el examen de estado	0	4		0
	ESTU_ESTRATO	Estrato socioeconómico de la residencia del estudiante según factura de energía	1	8		1
	ESTU_TRABAJA	Trabaja actualmente.	0	7		0
	FAMI_COD_EDUCA_PADRE / MADRE	Máximo nivel educativo alcanzado por el padre / madre	0	99		12
	FAMI_COD_OCUP_PADRE / MADRE	Ocupación del padre/ madre	1	26		21
	FAMI_ING_FMILIAR_MENSUAL	Ingresos mensuales representados en salarios mínimos mensuales.	1	7		2
	FAMI_NIVEL_SISBEN	Nivel de SISBEN en que está clasificada la familia	1	5		1
	ECON_CUARTOS	Número de habitaciones de la residencia	1	10		3
ECON_PERSONAS_HOGAR	Número de personas que conforman el hogar	1	12		4	
Datos de la institución educativa	COLE_CALENDARIO_COLEGIO	Calendario del colegio				A
	COLE_GENERO_POBLACION	Población del colegio				X
	COLE_NATURALEZA	Naturaleza del colegio				O
	COLE_ES_BILINGUE	La institución educativa es bilingüe	0	1		0
	COLE_INST_JORNADA	Jornada del colegio				MAÑANA
	COLE_CHARACTER_COLEGIO	Carácter del colegio				ACADEMICO
	COLE_INST_VLR_PENSION	Valor de la pensión pagada por el estudiante en el último año	0	12		0
Resultados de la prueba aplicada	LENGUAJE_PUNT	Puntaje en lenguaje	0	93	46	44
	MATEMATICAS_PUNT	Puntaje en matemáticas	0	126	46	49
	CIENCIAS_SOCIALES_PUNT	Puntaje en ciencias sociales	0	111	44	42

### 3.3 Descripción de atributos

El conjunto de datos utilizado contiene 550.155 instancias con 75 atributos, 64 atributos categóricos y 11 atributos numéricos los cuales se describen en la Tabla 3-4 y la Tabla 3-5.

Tabla 3-4. Descripción atributos numéricos

ATRIBUTOS NÚMERICOS (11)				
ATRIBUTO	PROMEDIO	DESVIACIÓN ESTÁNDAR	RANGO	MISSINGS
ESTU_EDAD	17.406	4.192	[9.000 ; 82.000]	1
LENGUAJE_PUNT	46.249	7.135	[0.000 ; 93.000]	0
MATEMATICAS_PUNT	45.614	11.181	[0.000 ; 126.000]	0
CIENCIAS_SOCIALES_PUNT	44.327	8.956	[0.000 ; 111.000]	0
FILOSOFIA_PUNT	40.367	8.815	[0.000 ; 81.000]	0
BIOLOGIA_PUNT	45.166	7.965	[-1.000 ; 100.000]	0
QUIMICA_PUNT	45.633	6.417	[-1.000 ; 85.000]	0
FISICA_PUNT	44.297	7.620	[0.000 ; 112.000]	0
INGLES_PUNT	43.703	10.254	[-1.000 ; 100.000]	0
COMP_FLEX_PUNT	31.251	22.127	[0.000 ; 90.000]	0

Tabla 3-5. Descripción atributos categóricos

ATRIBUTOS CATEGÓRICOS (64)		
ATRIBUTO	MODA	MISSINGS
ESTU_PAIS_RESIDE	CO (549956)	0
ESTU_GENERO	F (303199)	93
ESTU_DISC_SORDOCEGUERA	C (23)	0
ESTU_DISC_COGNITIVA	G (509)	0
ESTU_DISC_INVIDENTE	I (112)	0
ESTU_DISC_MOTRIZ	M (549)	0
ESTU_DISC_SORDOINTERPRETE	R (394)	0
ESTU_DISC_SORDONINTERPRETE	S (146)	0
COLE_CALEDARIO_COLEGIO	A (463401)	2102
COLE_GENERO_POBLACION	X (517235)	6390
COLE_NATURALEZA	O (413234)	0
ESTU_EXAM_NOMBREEXAMEN	EXAMEN SABER 11- 2012 CAL A (550155)	0
PERIODO	20122 (550155)	0
ESTU_NACIMIENTO_DIA	5 (18660)	102
ESTU_NACIMIENTO_MES	12 (49624)	102
ESTU_NACIMIENTO_ANNO	1995 (206516)	102
ESTU_ETNIA	1 (19496)	0
ESTU_CODIGO_RESIDE_MCPIO	11001 (94427)	94
ESTU_ZONA_RESIDE	10 (369866)	30
ECON_AREA_VIVE	1 (429526)	230
INAC_COLEGIOTERMINO	59 (1092)	5163

COLE_CODIGO_COLEGIO	59 (1093)	0
COLE_ES_BILINGUE	0 (458380)	86472
COLE_INST_VLR_PENSION	0 (427992)	3387
ESTU_VECES_ESTDO	0 (525171)	4031
ESTU_EXAM_COD_MPIOPRESENTACION	11001 (94616)	0
FAMI_COD_EDUCA_PADRE	12 (116199)	214
FAMI_COD_EDUCA_MADRE	12 (132748)	214
FAMI_COD_OCUP_PADRE	21 (179417)	214
FAMI_COD_OCUP_MADRE	22 (284133)	214
ESTU_ESTRATO	1 (224952)	485
ECON_CUARTOS	3 (226439)	256
FAMI_NIVEL_SISBEN	1 (244136)	214
ECON_MATERIAL_PISOS	2 (252039)	214
ECON_PERSONAS_HOGAR	4 (158848)	214
ECON_SN_TELEFONIA	0 (294752)	213
ECON_SN_CELULAR	1 (512142)	213
ECON_SN_INTERNET	0 (309991)	213
ECON_SN_SERVICIO_TV	1 (337460)	213
ECON_SN_COMPUTADOR	3 (289088)	213
ECON_SN_LAVADORA	1 (340438)	213
ECON_SN_NEVERA	1 (482891)	213
ECON_SN_HORNO	0 (314973)	213
ECON_SN_DVD	1 (364479)	213
ECON_SN_MICROHONDAS	0 (402154)	213
ECON_SN_AUTOMOVIL	0 (449274)	213
FAMI_ING_FMILIAR_MENSUAL	2 (242176)	214
ESTU_TRABAJA	0 (481137)	3470
ESTU_PUESTO	978 (568)	0
ESTU_DISC_BAJAVISION		0
ESTU_HORAS_TRABAJO	20 (135)	549934
FTP_CONSECUTIVO		328
ESTU_TIPODOCUMENTO	T (428073)	0
ESTU_RESIDE_MPIO_PRESENTACION	BOGOTÁ D.C. (94427)	94
ESTU_RESIDE_DEPT_PRESENTACION	BOGOTÁ (94427)	94
CODIGO_DANE	1,11001E+11 (43397)	1725
COLE_INST_NOMBRE	INST EDUC CEFA (1093)	0
COLE_INST_JORNADA	MAÑANA (284440),	0
PLAN_CODIGODANEINSTITUCION	1,11001E+11 (43159)	4104
COLE_CARACTER_COLEGIO	ACADEMICO (348661)	20
ESTU_EXAM_MPIO_PRESENTACION	BOGOTÁ D.C. (94616)	0
ESTU_EXAM_DEPT_PRESENTACION	BOGOTÁ (94616)	0
INGLES_DESEM	A- (311235)	329
COMP_FLEX_NOMBRE	MEDIO AMBIENTE (194538)	0
COMP_FLEX_DESEM	I (100537)	0

### 3.4 Exploración de datos

El análisis exploratorio es una actividad que nos permite analizar en detalles algunas variables e identificar características de algunas subpoblaciones y formular algunas preguntas de interés con relación al objetivo de minería, por lo que se consideran los siguientes interrogantes:

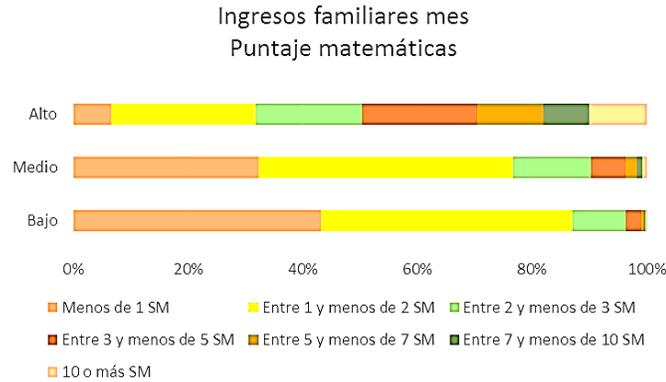
1. ¿El ingreso familiar influye negativa o positivamente en los resultados obtenidos por el estudiante? (Ver Tabla 3-6)
2. ¿Las características del plantel educativo influyen en los puntajes del resultado general?
3. ¿El género es preponderante en la obtención del resultado en alguna área en particular?
4. ¿El nivel educativo de los padres y específicamente el de la madre influye positivamente en los resultados de la prueba?
5. ¿El entorno socioeconómico de la región de residencia influye en el desempeño de la prueba?
6. ¿Qué nivel de desempeño académico se destaca en el conjunto de datos?

A continuación se realiza la exploración inicial en Excel para visualizar datos del conjunto total de la población que presentó la prueba SABER 11 2012-2, correspondiente al calendario A, y realizar algunas conclusiones según las preguntas de interés planteadas, así:

Tabla 3-6. Ingresos familiares SABER 11 2012 - 2

Ingreso familiar mensual	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Menos de 1 SM	180122	32,8	32,8
Entre 1 y menos de 2 SM	241870	44,0	76,8
Entre 2 y menos de 3 SM	73435	13,4	90,1
Entre 3 y menos de 5 SM	32764	6,0	96,1
Entre 5 y menos de 7 SM	10827	2,0	98,1
Entre 7 y menos de 10 SM	5678	1,0	99,1
10 o más SM	4954	,9	100,0
Total	549650	100,0	
Perdidos	182	,0	
Total	549832	100,0	

Figura 3-2: Ingreso familiar mensual SABER 11 2012 -2 - Puntaje matemáticas

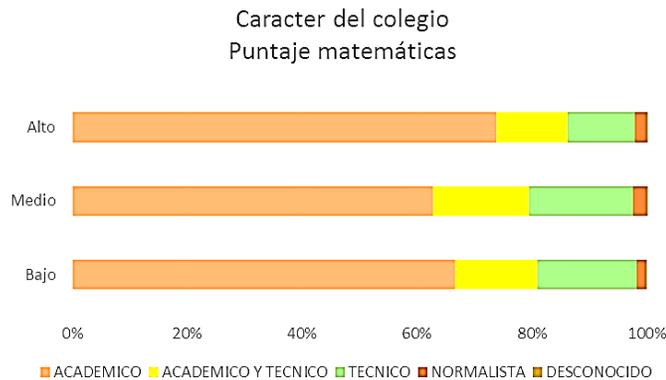


Se observa de la figura anterior que los ingresos familiares pueden influir positivamente en el logro de mejores resultados en el puntaje de la prueba, en este caso matemáticas, donde el 10% de estudiantes con puntajes altos provienen de hogares donde se perciben ingresos iguales o superiores a 10 salarios mínimos mensuales. Esta situación frente a un poco más del 40% de los puntajes bajos lo obtienen estudiantes donde el ingreso es menor a un salario mínimo, cabe resaltar que se presenta a estudiantes en donde sus hogares siguen percibiendo este mismo salario, aproximadamente un 7% de ellos logra resultados altos.

Tabla 3-7: Carácter del colegio SABER 11 2012 – 2.

Carácter del colegio	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Vacios	20	,0	,0
ACADEMICO	348437	63,4	63,4
ACADEMICO Y TECNICO	90396	16,4	79,8
DESCONOCIDO	307	,1	79,9
NORMALISTA	12703	2,3	82,2
TECNICO	97969	17,8	100,0
Total	549832	100,0	

Figura 3-3: Carácter del colegio SABER 11 2012 – 2

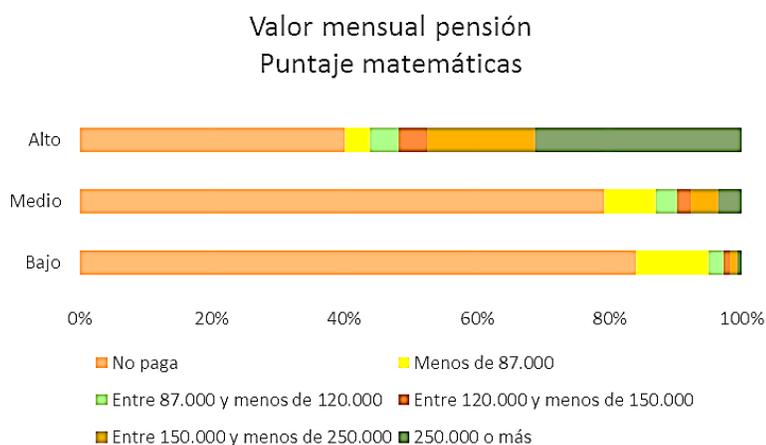


Se puede discernir de la Figura 3-3 que el carácter del colegio no es un factor preponderante en los resultados del examen.

Tabla 3-8. Valor mensual de pensión SABER 11 2012 – 2

Valor Mensual de Pensión	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
No paga	433763	78,9	78,9
Menos de 87.000	44104	8,0	86,9
Entre 87.000 y menos de 120.000	16886	3,1	90,0
Entre 120.000 y menos de 150.000	11197	2,0	92,1
Entre 150.000 y menos de 250.000	22773	4,1	96,2
250.000 o más	20909	3,8	100,0
Total	549632	100,0	
Perdidos	200	,0	
Total	549832	100,0	

Figura 3-4: Valor mensual de pensión vs puntaje en matemáticas SABER 11 2012 – 2

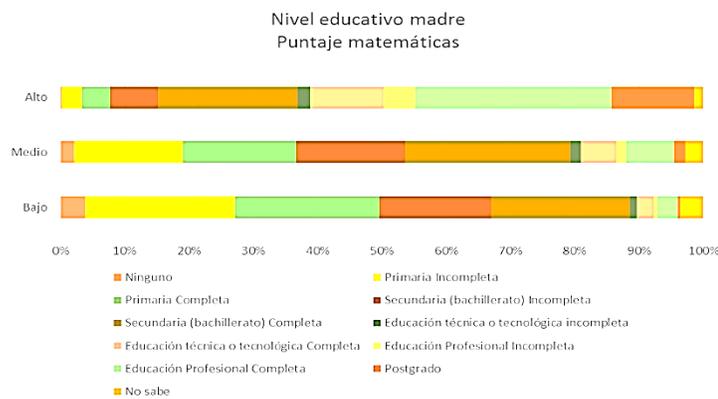


En la Tabla 3-8 y la Figura 3-4 se puede analizar que el 60% de los puntajes altos en el área de matemáticas proviene de colegios en donde se paga una pensión por encima de los \$87.000 y un poco más del 30% de este grupo son colegios donde la mensualidad se ubica dentro de las más costosas.

Tabla 3-9. Nivel educativo de los padres SABER 11 2012 – 2.

Nivel educativo	Nivel educativo del padre			Nivel educativo de la madre		
	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Ninguno	21044	3,8	3,8	12683	2,3	2,3
Primaria Incompleta	106246	19,3	23,2	94269	17,1	19,5
Primaria Completa	97082	17,7	40,8	97895	17,8	37,3
Secundaria (bachillerato) Incompleta	77787	14,1	55,0	91936	16,7	54,0
Secundaria (bachillerato) Completa	121976	22,2	77,2	139422	25,4	79,4
Educación técnica o tecnológica incompleta	6599	1,2	78,4	8433	1,5	80,9
Educación técnica o tecnológica Completa	23112	4,2	82,6	29299	5,3	86,2
Educación Profesional Incompleta	7823	1,4	84,0	8523	1,6	87,8
Educación Profesional Completa	42446	7,7	91,7	41859	7,6	95,4
Postgrado	9518	1,7	93,4	9468	1,7	97,1
No sabe	36017	6,6	100,0	15863	2,9	100,0
Total	549650	100,0		549650	100,0	
Perdidos	182	,0		182	,0	
<b>Total</b>	<b>549832</b>	<b>100,0</b>		<b>549832</b>	<b>100,0</b>	

Figura 3-5: Nivel educativo de la madre SABER 11 2012 – 2



Por la Tabla 3-8 y la Figura 3-5 se observa que el nivel educativo de la madre influye positivamente en la obtención de mejores resultados, el 50% de estos estudiantes tienen madres que han cursado programas universitarios de pregrado y postgrado, solo el 5% de estas madres no ha terminado el ciclo profesional.

Se encuentra en los datos que el 86,25% de los estudiantes tiene edades entre los 14 y 18 años de edad, y le sigue un porcentaje del 8,34% de estudiantes entre las edades de 19 y 23 años, considerada una extra edad para culminar el bachillerato, esto se denota en que los que presentan la prueba pertenecen también a instituciones con programas especiales de validación del bachillerato u otros como los sabatinos.

Se observa también que el 75,11% de los colegios en Colombia son de naturaleza oficial, con un 66,46% perteneciente al calendario A y el 43,98% de la jornada mañana, un 15% de la jornada de la tarde y un 7,99% en jornada completa.

Para el 2012-2 en el Cesar se presentaron a la prueba 11.522 estudiantes, lo que representa al 2% de la población total correspondiente a ese periodo; en el Cesar se encuentran 25 municipios y su capital Valledupar representa el 43% su población con un equivalente a 4.973 estudiantes. En la Tabla 3-10 se presentan algunas características de los estudiantes que aplicaron a SABER 11 para el año 2012-2 en este departamento.

Tabla 3-10. Distribución de los estudiantes SABER 11 2012-2 en el Dpto. del Cesar

MUNICIPIO	TOTAL ESTUDIANTES	EDAD	GENERO		N° VECES DE PRESENTADO EL EXAMEN				PUESTO		
		Media	F	M	0	1	2	3	Mínimo	Máximo	Moda
AGUACHICA	1015	17	601	414	973	30	4	5	4	998	643
AGUSTIN CODAZZI	580	17	326	254	568	10	0	0	7	997	424
ASTREA	207	18	119	88	206	1	0	0	5	991	859
BECERRIL	166	17	75	91	163	2	1	0	64	998	710
BOSCONIA	395	18	215	180	391	1	1	0	59	999	848
CHIMICHAGUA	407	17	209	198	403	0	2	1	23	992	756
CHIRIGUANA	296	17	169	127	288	7	0	0	23	998	615
CURUMANI	407	17	223	184	404	2	1	0	23	998	580
EL COPEY	281	17	148	133	280	1	0	0	28	994	436
EL PASO	344	18	179	165	340	3	0	0	25	997	689
GAMARRA	126	17	60	66	124	0	0	0	87	996	921
GONZALEZ	34	17	17	17	33	0	1	0	151	983	440
LA GLORIA	139	17	75	64	137	2	0	0	31	998	210
LA JAGUA DE IBIRICO	390	17	202	188	345	38	1	0	40	1000	869
LA PAZ	243	16	124	119	232	1	8	0	7	996	497
MANAURE	95	16	56	39	90	3	0	0	8	968	190
PAILITAS	191	17	118	73	177	14	0	0	24	994	797
PELAYA	243	17	123	120	241	2	0	0	7	997	780
PUEBLO BELLO	110	17	58	52	110	0	0	0	24	994	207
RIO DE ORO	145	17	75	70	140	3	2	0	14	994	428
SAN ALBERTO	204	17	115	89	188	14	0	1	23	992	494
SAN DIEGO	166	17	85	81	155	5	0	0	39	991	156
SAN MARTIN	140	16	83	57	134	2	0	0	14	987	319
TAMALAMEQUE	225	17	107	118	225	0	0	0	52	995	908
VALLEDUPAR	4973	17	2764	2209	4834	104	4	1	1	1000	221
<b>TOTAL</b>	<b>11522</b>	<b>425</b>	<b>6326</b>	<b>5196</b>	<b>11181</b>	<b>245</b>	<b>25</b>	<b>8</b>			

Tabla 3-11. Distribución de los colegios SABER 11 2012-2 en el Dpto. del Cesar.

MUNICIPIO	NATURALEZA		CARACTER					JORNADA					VALOR DE PENSION					
	NO OFICIAL	OFICIAL	ACADEMICO	ACADEMICO Y TECNICO	NORMALISTA	TECNICO	COMPLETA U ORDINARIA	MAÑANA	NOCHE	SABATINA - DOMINICAL	TARDE	NO PAGA	<\$87.000	>\$87.000 <\$120.000	>\$120.000 <\$150.000	>\$150.000 <\$250.000	>\$250.000	
AGUACHICA	184	831	522	4	0	489	0	448	5	116	446	819	64	107	13	0	0	
AGUSTIN CODAZZI	108	472	268	254	0	58	0	335	50	52	143	480	54	44	0	0	0	
ASTREA	0	207	206	0	0	1	0	120	50	0	37	53	154	0	0	0	0	
BECERRIL	0	166	135	31	0	0	0	101	34	0	31	165	0	0	0	0	0	
BOSCONIA	40	355	326	69	0	0	0	109	78	40	168	332	52	4	2	1	1	
CHIMICHAGUA	0	407	222	28	0	157	0	243	25	0	139	403	0	0	0	0	0	
CHIRIGUANA	14	282	106	145	0	45	13	209	14	14	46	286	9	0	0	0	0	
CURUMANI	0	407	388	0	0	19	0	216	31	49	111	406	0	0	0	0	0	
EL COPEY	22	259	168	58	0	55	48	127	50	0	56	256	25	0	0	0	0	
EL PASO	1	343	173	127	0	44	1	277	30	0	36	339	0	0	1	2	1	
GAMARRA	1	125	22	0	0	104	0	125	0	0	1	123	0	1	0	0	0	
GONZALEZ	3	31	4	0	0	30	30	0	0	3	1	31	2	0	0	0	0	
LA GLORIA	0	139	24	54	0	61	0	124	15	0	0	139	0	0	0	0	0	
LA JAGUA DE IBIRICO	1	389	255	105	0	30	0	202	105	1	82	381	0	1	1	0	0	
LA PAZ	32	211	113	101	0	29	13	191	0	2	37	209	5	20	1	1	5	
MANAURE	1	94	73	0	0	22	72	22	0	1	0	90	3	0	0	0	0	
PAILITAS	0	191	31	57	0	103	0	160	31	0	0	191	0	0	0	0	0	
PELAYA	0	243	216	1	0	26	1	198	44	0	0	241	2	0	0	0	0	
PUEBLO BELLO	3	107	3	42	0	65	65	0	0	3	42	107	3	0	0	0	0	
RIO DE ORO	3	142	106	39	0	0	97	45	0	3	0	141	2	1	0	0	0	
SAN ALBERTO	38	166	77	127	0	0	0	122	38	0	44	191	9	1	0	0	1	
SAN DIEGO	1	165	66	100	0	0	1	165	0	0	0	159	0	0	0	1	0	
SAN MARTIN	3	137	56	0	0	84	0	93	2	0	45	133	2	1	0	0	0	
TAMALAMEQUE	0	225	3	51	0	171	75	148	1	0	1	225	0	0	0	0	0	
VALLEDUPAR	1090	3883	3202	1090	1	680	590	2615	196	181	1391	3800	341	180	138	290	191	
<b>TOTAL</b>	<b>1545</b>	<b>9977</b>	<b>6765</b>	<b>2483</b>	<b>1</b>	<b>2273</b>	<b>1006</b>	<b>6395</b>	<b>799</b>	<b>465</b>	<b>2857</b>	<b>9700</b>	<b>727</b>	<b>360</b>	<b>156</b>	<b>295</b>	<b>199</b>	

Tabla 3-12. Distribución socioeconómica de los estudiantes SABER 11 2012-2 en el Dpto. del Cesar.

MUNICIPIO	AREA DONDE VIVE		NIVEL SISBEN					INGRESO FAMILIAR MENSUAL							MATERIAL DE LOS PISOS				COMPUTADOR		INTERNET	
	URBANO	RURAL	1	2	3	OTRO NIVEL	NO CLASIFICADO	<1 SM	1-2 SM	2-3 SM	3-5 SM	5-7 SM	7-10 SM	>10 SM	TIERRA	CEMENTO	MADERA	BALDOSA	NO TIENE	SI TIENE	NO TIENE	SI TIENE
AGUACHICA	949	66	597	182	5	10	221	354	495	116	38	6	3	3	64	723	10	218	589	403	707	308
AGUSTIN CODAZZI	546	34	490	58	8	3	21	283	239	46	9	3	0	0	26	360	56	138	304	270	331	249
ASTREA	154	53	196	10	1	0	0	25	156	21	5	0	0	0	51	142	3	11	165	42	185	22
BECERRIL	163	3	138	19	1	0	8	66	57	18	23	2	0	0	12	110	0	44	100	63	120	46
BOSCONIA	357	38	316	47	1	3	28	148	190	40	12	1	1	3	36	285	22	52	252	139	297	98
CHIMICHAGUA	209	198	377	17	2	0	11	304	80	18	4	1	0	0	122	271	3	11	332	72	366	41
CHIRIGUANA	185	111	246	40	0	0	10	135	121	26	13	0	1	0	53	210	6	27	194	100	238	58
CURUMANI	306	101	341	45	1	1	19	235	139	30	3	0	0	0	38	346	3	20	316	89	357	50
EL COPEY	238	43	251	18	1	1	10	169	89	20	1	1	0	1	17	242	13	9	228	52	239	42
EL PASO	106	238	333	2	1	0	8	148	122	32	28	11	2	1	72	225	2	45	222	120	254	90
GAMARRA	85	41	110	10	0	0	6	83	34	6	3	0	0	0	28	81	0	17	87	37	103	23
GONZALEZ	17	17	30	4	0	0	0	29	4	0	1	0	0	0	1	33	0	0	31	2	34	0
LA GLORIA	76	63	131	7	1	0	0	53	74	6	4	1	1	0	9	116	0	14	100	39	118	21
LA JAGUA DE IBIRICO	340	50	318	54	1	4	13	165	114	64	33	10	4	0	43	280	7	60	182	204	277	113
LA PAZ	206	37	174	29	5	7	28	26	174	36	5	2	0	0	9	180	2	52	127	116	167	76
MANAURE	93	2	87	7	0	0	1	73	16	5	1	0	0	0	11	78	0	6	69	24	85	10
PAILITAS	180	11	160	19	5	1	6	123	50	14	4	0	0	0	8	172	2	9	144	45	166	25
PELAYA	182	61	215	17	0	2	9	109	102	26	4	0	2	0	22	203	2	16	173	69	221	22
PUEBLO BELLO	92	18	83	11	1	0	15	62	36	8	4	0	0	0	17	92	0	1	74	36	98	12
RIO DE ORO	87	58	110	29	2	0	4	67	65	10	2	1	0	0	10	115	0	20	97	46	129	16
SAN ALBERTO	161	43	156	28	3	0	17	101	84	13	4	2	0	0	15	152	5	32	116	86	152	52
SAN DIEGO	103	63	114	12	0	2	38	85	62	16	3	0	0	0	18	138	4	6	100	59	120	46
SAN MARTIN	85	55	117	9	2	0	12	70	52	12	3	3	0	0	7	123	0	10	79	58	108	32
TAMALAMEQUE	113	112	223	2	0	0	0	128	80	17	0	0	0	0	36	186	0	3	177	48	183	42
VALLEDUPAR	4317	656	2243	832	81	27	1789	1167	2404	808	393	88	92	20	165	2793	140	1874	2346	2577	2799	2173

### 3.5 Verificación de la calidad de los datos

En esta sección se verifican la calidad de los datos correspondientes a los resultados de la Prueba para el Departamento del Cesar.

Para iniciar la verificación en la calidad de los datos se debe tener en cuenta algunos valores de atributos que se consideran No Válidos, esto definido por el diccionario de variables de la Prueba SABER 11 para el periodo 2012-2, a saber son seis atributos: *Tiene computador*, *Valor de la pensión*, *Educación de la madre*, *Educación del padre*, *Ocupación del padre* y *Ocupación de la madre*.

En la Tabla 3-13 se realiza la verificación para cada uno de estos atributos que presentan valores No Validos, los cuales no deben ser tenidos en cuenta ya que corresponden a codificaciones de periodos anteriores.

Tabla 3-13. Valores válidos y no válidos definidos por el ICFES en SABER 11 2012-2.

ATRIBUTO	VALORES VÁLIDOS	FRECUENCIA	VALORES NO VÁLIDOS	FRECUENCIA
VALOR PENSIÓN	0, 8, 9, 10, 11 Y 12	11437	1, 2, 3 Y 4	62
TIENE COMPUTADOR	0 Y 3	11400	1	121
EDUCACIÓN DEL PADRE	0, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17 Y 99	11384	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 Y 8	137
EDUCACIÓN DE LA MADRE	0, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17 Y 99	11390	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 Y 8	131
OCUPACIÓN DEL PADRE	13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23 Y 26	11350	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11 Y 12	171
OCUPACIÓN DE LA MADRE	13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23 Y 26	11350	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11 Y 12	171

La verificación de la calidad de los datos especifica la revisión de datos perdidos o missings en el conjunto de datos, esto se refiere a la verificación de valores faltantes y en la Tabla 3-14 se muestran los atributos que presentan missings para el Departamento del Cesar.

Tabla 3-14. Verificación datos perdidos o missings para el Dpto. del Cesar Prueba SABER 11 2012-2.

Atributo	Missings	Observación
FAMI_COD_EDUCA_PADRE	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
FAMI_COD_EDUCA_MADRE	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
FAMI_COD_OCUP_PADRE	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
FAMI_COD_OCUP_MADRE	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_CUARTOS	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
FAMI_NIVEL_SISBEN	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_MATERIA_PISOS	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_PERSONAS_HOGAR	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_TELEFONIA	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_CELULAR	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_INTERNET	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_SERVICIO_TV	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_COMPUTADOR	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_LAVADORA	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_NEVERA	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_HORNO	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_DVD	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_MICROHONDAS	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ECON_SN_AUTOMOVIL	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
FAMI_ING_FAMILIAR_MENSUAL	1	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
PLAN_CODIGODANEINSTITUCION	9	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ESTU_ESTRATO	11	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
COLE_GENERO_POBLACION	12	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
INAC_COLEGIOTERMINO	21	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ESTU_TRABAJA	24	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
ESTU_VECES_ESTDO	63	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
COLE_ES_BILINGUE	1579	Vacio, en blanco, ?; No puede ser calculado por otro atributo
COLE_INST_VLR_PENSION	23	Vacio, en blanco, ?; Puede ser calculado por otro atributo (COLE_INST_NOMBRE)
ESTU_HORAS_TRABAJO	11512	Vacio, en blanco, ?; Puede ser calculado por otro atributo (ESTU_TRABAJO)
COMP_FLEX_DESEM	6795	Vacio, en blanco, ?; Se refiere a la prueba con el componente flexible interdisciplinario, no se presenta nivel de desempeño
INGLES_DESEM	1	Vacio, en blanco, ?; No existe un desempeño en inglés para puntaje de -1

Existen 6 atributos en el conjunto de datos relacionados a algún tipo de discapacidad: *sordoceguera*, *cognitiva*, *invidente*, *motriz*, *sordointerprete* y *sordonointerprete*, los cuales contienen registros vacíos pero que se consideran No Nulos, ya que estos campos contienen información relacionada a las discapacidades que pueden presentar los estudiantes y son del tipo SI y NO, y es vacío cuando la respuesta es NO; igual sucede con el atributo *Etnia*, que relaciona la etnia a la que pertenece en la que puede no pertenecer a ninguna etnia; y por último encontramos el atributo *Desempeño componente flexible* en la que se presenta el desempeño de la prueba cuando el estudiante escoge una prueba interdisciplinar.

Existen otros atributos, adicionales a los anteriores, que aunque se tienen la completitud de los valores representan códigos o ID, que designan numeraciones del tipo ordinal y

que pueden confundir al algoritmo de aprendizaje y no son tenidos en cuenta para la implementación del algoritmo, estos pueden verse en la Tabla 3-15.

Tabla 3-15. Atributos de tipo ID en SABER 2012-2.

Atributo	Decisión de eliminación
COLE_CODIGO_COLEGIO CODIGO_DANE PLAN_CODIGODANEINSTITUCION  ESTU_CODIGO_RESIDE_MCPIO ESTU_EXAM_COD_MPIOPRESENTACION	Es un número que identifica a la institución, asignado por Directorio de Establecimientos Educativos – DUE.  Es un número que identifica al Municipio.
FTP_CONSECUTIVO	Es un número consecutivo que identifica cada registro
PERIODO ESTU_EXAM_NOMBREEXAMEN	Son datos que identifican un periodo y nombre de presentación del examen.

## 3.6 Selección de datos

### Selección de atributos

Se tiene que en el conjunto de datos existen 75 atributos y varios de ellos son atributos que contienen valores que representan numeraciones consecutivas y que se definen como atributos NO seleccionados, ellos son: periodo, código del municipio de residencia, código DANE de la institución, código del municipio y del departamento de presentación del examen, nombre del examen y código del colegio.

Por otra parte atributos como el tipo de documento, el departamento de residencia, el municipio de presentación del examen, el día, mes y año de nacimiento son atributos considerados no relevantes para el caso en estudio; atributos como las discapacidades representan menos del 0,06% representando un factor no relevante. Planteado esto se tienen en la Tabla 3-16 los atributos seleccionados para aplicar las tareas de procesamiento de datos.

Tabla 3-16. Atributos seleccionados para preprocesamiento y modelamiento

Atributo	
1	BIOLOGIA_PUNT
2	CIENCIAS_SOCIALES_PUNT
3	COLE_CALENDARIO_COLEGIO
4	COLE_CARACTER_COLEGIO
5	COLE_GENERO_POBLACION
6	COLE_INST_JORNADA
7	COLE_INST_NOMBRE
8	COLE_INST_VLR_PENSION
9	COLE_NATURALEZA
10	COMP_FLEX_DESEM
11	COMP_FLEX_NOMBRE
12	COMP_FLEX_PUNT
13	ECON_AREA_VIVE
14	ECON_CUARTOS
15	ECON_MATERIAL_PISOS
16	ECON_PERSONAS_HOGAR
17	ECON_SN_AUTOMOVIL
18	ECON_SN_CELULAR
19	ECON_SN_COMPUTADOR
20	ECON_SN_DVD
21	ECON_SN_HORNO
22	ECON_SN_INTERNET
23	ECON_SN_LAVADORA
24	ECON_SN_MICROHONDAS
25	ECON_SN_NEVERA
26	ECON_SN_SERVICIO_TV
27	ECON_SN_TELEFONIA
28	ESTU_EDAD
29	ESTU_ESTRATO
30	ESTU_ETNIA
31	ESTU_EXAM_MPIO_PRESENTACION
32	ESTU_GENERO
33	ESTU_PUESTO
34	ESTU_RESIDE_MPIO_PRESENTACION
35	ESTU_TRABAJA
36	ESTU_VECES_ESTDO
37	FAMI_COD_EDUCA_MADRE
38	FAMI_COD_EDUCA_PADRE
39	FAMI_COD_OCUP_MADRE
40	FAMI_COD_OCUP_PADRE
41	FAMI_ING_FMILIAR_MENSUAL
42	FAMI_NIVEL_SISBEN
43	FILOSOFIA_PUNT
44	FISICA_PUNT
45	FTP_CONSECUTIVO
46	INGLES_DESEM
47	INGLES_PUNT
48	LENGUAJE_PUNT
49	MATEMATICAS_PUNT
50	QUIMICA_PUNT

### 3.7 Limpieza de datos

En la etapa de modelamiento se requieren actividades de limpieza de datos con el fin de alinearse con los requerimientos del algoritmo a aplicar, para este caso el algoritmo k-means es sensible a los datos faltantes; ya vista la sección de verificación de calidad de datos con respecto a los missings o datos faltantes en los que no se puede obtener estos valores por otros atributos y atendiendo al diccionario de variables en los valores para no tener en cuenta, ya que sería difícil de interpretar valores que no han sido previamente identificados, se concluye que el procedimiento a aplicar es ignorar estas instancias o registros, lo que conduce a ignorar 193 registros que constituyen el 1,67% del total correspondiente al Departamento del Cesar, quedando para el proceso de

modelamiento 11329 instancias con 50 atributos seleccionados para el estudio. En la Tabla 3-16 se muestran los resultados de este procedimiento.

### **3.8 Conclusión**

En este capítulo se expuso la etapa de entendimiento de los datos y se cumple en parte con el primer objetivo de investigación que comprende los pasos de recolección de datos, exploración inicial y verificación de calidad de datos. Cabe resaltar que esta etapa es crucial, de mayor esfuerzo y la que determina el avance y validez de las demás etapas.

Por esta exploración, se concluye que para el puntaje en matemáticas influye positivamente el ingreso familiar mensual, a mayor ingreso mayor desempeño. No se visualiza una relación directa entre el carácter del colegio y el desempeño de la prueba, a diferencia del valor mensual pensión en que si se presenta una relación positiva de este atributo. Se refleja un alto porcentaje de asociación entre la escolaridad de la madre y el desempeño del alumno.

Por otra parte la verificación de los datos permite conocer el conjunto de datos en aspectos de completitud y validez, siendo el caso de identificar los casos de valores No Válidos o que no se deben tener en cuenta, para esta investigación son registros que no se tendrán en cuenta. La identificación de los atributos con valores perdidos o missing no pueden ser calculados por otros atributos.

Hay que tener presente que en la metodología CRISP-DM y en todo proyecto de minería de datos se tienen procesos iterativos en el cual las etapas de entendimiento del negocio y de los datos son etapas dinámicas que influyen directamente en la etapa de preparación de datos por lo que puede volverse a este capítulo para aplicar los procedimientos de limpieza.

## 4. Modelamiento y evaluación

*En este capítulo se trata la fase de modelamiento, la cual consiste en seleccionar una metodología de minería de datos que pueda aplicarse a los datos suministrados y obtener el resultado esperado, en esta fase puede ser necesario volver a la fase de preparación de datos para ajustar los datos de acuerdo a los requerimientos del algoritmo seleccionado. Se inicia con la selección del algoritmo a aplicar en el modelamiento que permita conseguir los objetivos propuestos en el trabajo.*

Para el desarrollo de este proyecto se aplicará un algoritmo no supervisado que realice agrupamiento de datos por su similitud en algunos atributos.

### 4.1 Selección de técnica de modelado

El modelamiento descriptivo considerado para este proceso se eligió según la literatura del estado del arte y se encuentra acorde a los objetivos de minería de datos propuesto, el algoritmo elegido es el de agrupamiento basado en centroides, el cual es una técnica descriptiva de aprendizaje no supervisado y un método de agrupamiento adaptativo que requiere conocer previamente un valor  $k$  que define el número de grupos a generar.

La minería de datos en la educación clasifica de manera general tres categorías de aplicación en este campo [48]: predicción, clustering y minería de relación. La predicción se ocupa de encontrar modelos que puedan predecir una variable a partir de otras, el clustering o agrupación permite encontrar grupos con características similares y la minería de relación se emplea en un gran conjunto de datos para encontrar relaciones ocultas entre variables. En la tabla 1.1 se puede apreciar que para los casos del desempeño académico las técnicas más utilizadas son el k-means [2, 10, 35] y los árboles de decisión; siendo el k-means un método de agrupamiento que resulta eficaz y que permite ser utilizado en conjuntos de datos de gran tamaño como el del caso en estudio.

## 4.2 Diseño experimental

Al elegir el algoritmo K-means y su implementación, se utiliza una herramienta computacional como el software RapidMiner, este software de código abierto lidera el campo de herramientas en minería de datos.

Al aplicar el algoritmo K-means al conjunto de datos es necesario que en ellos no existan datos faltantes y que estos se encuentren normalizados en el rango de 0 y 1. En la ejecución del algoritmo K-means se utiliza la fórmula de distancia euclidiana para evaluar la calidad de los grupos hallados y poder así minimizar la distancia interna de los grupos con respecto al centroide de cada uno, sin embargo la utilización del método visual para hallar el k en algunos casos no es claramente visible por lo que se prevé incluir un índice de medida intergrupala como lo es el índice de Davies Bouldin.

Dada las características de la herramienta seleccionada y el algoritmo elegido, el modelo a obtener debe incluir las variables que se encuentran en la base de datos del ICFES para el periodo 2012-2 las cuales contienen variados valores de tipo nominal, ordinal y real que deben ser normalizados para cumplir el requerimiento del algoritmo. Seguidamente en la elaboración del diseño experimental se tuvo en cuenta los 50 atributos seleccionados y los 11329 registros para el Departamento del Cesar.

## 4.3 Construcción del modelo

Construir un modelo descriptivo de minería de datos que se aplique en el campo educativo y que permita encontrar relaciones entre el desempeño académico de la prueba SABER 11 y las condiciones socioeconómicas del estudiante que presenta la prueba, implica seleccionar variables que contienen información del estudiante de tipo económico (15 atributos), familiar (6 atributos), personal (10 atributos), del desempeño académico en la prueba (12 atributos) y del colegio (7 atributos), para un total de 50 atributos que subyacen en la estructura de la base de datos del ICFES y que fueron depurados en la etapa de entendimiento de los datos. Siendo esta prueba de cobertura nacional, para la selección de los registros que representan a los estudiantes del Departamento del Cesar es específico el valor en el atributo de departamento de residencia del estudiante, considerando que el atributo municipio de presentación de la

prueba no es suficiente dada la flexibilidad del ICFES para el sitio de presentación de la prueba; las variables que determinan el colegio al cual pertenece el estudiante, es otro atributo que especifica la pertenencia de éste al Departamento del Cesar.

Los estudiantes del Departamento del Cesar que presentaron la Prueba Saber 11 para el periodo 2012-2 corresponden a una población 11.329 estudiantes que cubre a sus 25 municipios incluyendo la capital, el municipio de Valledupar, quien cuenta para ese periodo con 4.897 estudiantes para un 43,23% del total del Departamento, porcentaje bastante alto ya que los otros 24 municipios cubren el 56,77% siendo Agustín Codazzi el siguiente municipio con mayor población con 976 estudiantes. Tomando esta distribución de la población es importante plantear subconjuntos de datos que incluyan o no el municipio de Valledupar en la construcción de los modelos y apreciar de cómo influyen los aspectos de la capital del Departamento como municipio certificado dentro y fuera del grupo tomado, para esto se proponen 3 subconjuntos de datos así: i) todo el Departamento, ii) solo el municipio de Valledupar y iii) el Departamento excluyendo a Valledupar.

La técnica de minería de datos mediante agrupamiento se aplicará en los subconjuntos de datos para establecer si hay diferencias importantes en términos de desempeño de los grupos formados y hallar los factores que determinan la separación de grupos producida por el algoritmo K-means. En consideración, para determinar cuál es el  $k$  o número de grupos que permite maximizar la agrupación del conjunto de datos se realizan repetidas iteraciones donde el valor  $k$  se modifica respectivamente y se evalúan los resultados con base al error cuadrático de cada iteración y se utiliza un método llamado el método del codo o Elbow, donde de manera visual se determina el mejor  $k$ , sin embargo, considerando que se puede llegar a presentar inconvenientes en este método visual, se utiliza adicionalmente un índice de medida interno llamado índice de Davies Bouldin, en donde su valor más bajo permite identificar el  $k$  ideal para el conjunto de datos.

Para este modelo tomamos valores de  $k$  entre 2 y 15 y los centroides iniciales son tomados de forma aleatoria con un máximo de 30 iteraciones. En cada iteración para un determinado  $k$  se recalculan los centroides de los grupos y seguidamente se reasigna

cada instancia a una agrupación para aquel en el que la instancia y el centroide sean lo más cercano. En la Figura 4-1, Figura 4-2 y Figura 4-3 se aprecian las iteraciones realizadas para hallar el  $k$  en los subconjuntos tomados.

Figura 4-1. Selección del número de grupos - Dpto. del Cesar

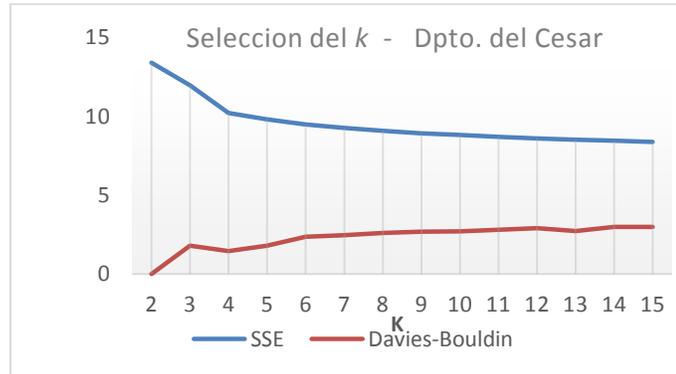


Figura 4-2. Selección del número de grupos - Municipio de Valledupar

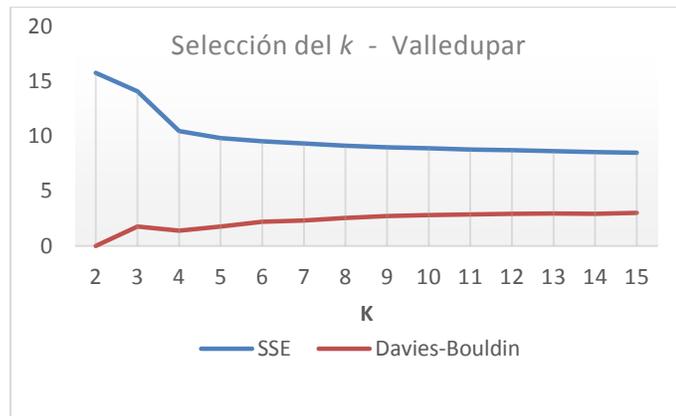
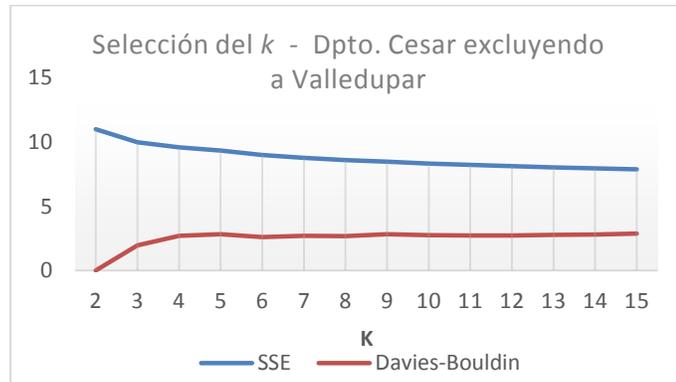


Figura 4-3. Selección del número de grupos - Dpto. del Cesar excluyendo Valledupar



Utilizar el método del codo tomando el SSE determina el  $k$  ideal para el conjunto de datos, sin embargo se enriquece la decisión del  $k$ , incorporando el índice de Davies Bouldin a las gráficas. De acuerdo a esto se toma el  $k$  para el conjunto de datos en el Departamento del Cesar y el Municipio de Valledupar con un valor de 4, por otra parte la exclusión del Municipio de Valledupar del conjunto de datos del Departamento arroja un  $k$  con valor de 3. A partir de estos grupos para cada conjunto de datos se espera caracterizar los perfiles de los estudiantes que presentaron la prueba y generar un valor agregado al análisis de los resultados de la Prueba SABER 2012-2 para el Departamento del Cesar.

## 4.4 Evaluación del modelo

La evaluación del modelo se hace por inspección de los grupos generados siendo un proceso subjetivo que requiere interpretar los resultados; sin embargo, teniendo en cuenta que se utilizó el índice de Davies Bouldin que nos da información sobre la separación inter-grupos este nos dice que los ejemplos se encuentran muy cerca de los centroides e internamente son grupos con alta similaridad. Para cada modelo se generó un subconjunto de datos correspondiente al tipo de agrupamiento a evaluar.

### 4.4.1 Agrupamiento Departamento del Cesar

En la Tabla 4-1 se observa que al obtener los grupos, el grupo 3 se caracteriza por tener el mejor desempeño en los puntajes de la prueba SABER 11 para el Departamento del Cesar, para el grupo 0 se encuentra por el contrario el menor desempeño. En la Tabla 4-2 a la

Tabla 4-5 se presentan las características en cada grupo obtenido.

Tabla 4-1. Agrupamiento Departamento del Cesar

Grupos Cesar	Puesto Promedio	Puntaje Promedio							
		Lenguaje	Matemáticas	Ciencias sociales	Filosofía	Biología	Química	Física	Inglés
Grupor_0	621	43,51	42,15	41,76	38,40	42,69	43,74	42,84	39,67
Grupo_1	607	43,82	42,31	42,01	38,61	43,00	44,11	43,33	39,60
Grupo_2	494	45,89	45,02	44,74	40,66	45,25	45,91	44,63	42,71
Grupo_3	379	49,12	49,37	47,48	43,07	48,62	48,54	47,37	49,68

**Grupo 0:** En este grupo se encuentran los menores niveles de desempeño, y se asemeja con el grupo 1 en cuanto al alto porcentaje de estudiantes que pertenecen a colegios oficiales, los cuales son pocos los que cuentan con computador, internet, teléfono fijo y automóvil, con un 66% de madres de ocupación en el hogar, las cuales un 17% no terminaron la secundaria y solo un 3% alcanzo a terminar estudios superiores; se encuentra en este grupo las familias conformadas hasta por 7 personas (55%), diferenciándose del grupo 1 en que los hogares cuentan con lavadora y que un 53% de estos cuentan con ingresos mensuales entre 1 y 3 salarios mínimos, clasificados en un 86% en el estrato, un 12% en el estrato 2 y un 1% en el estrato 3.

**Grupo 1:** Se caracteriza por agrupar a estudiantes que pertenecen en un 95% a colegios de naturaleza oficial y un 22% son de carácter técnico, a este grupo pertenecen los hogares que no cuentan con lavadora y son pocos los que cuentan con computador, internet, teléfono fijo y automóvil. Son familias medianas que en un 51 % se encuentran conformadas hasta por 7 personas. La educación de sus madres, con respecto a los demás grupos, es donde se ubica el mayor porcentaje en los niveles de primaria completa, donde el 23,05% no culminaron la primaria y el 1,87% terminó estudios universitarios. Es en este grupo que se encuentra el mayor porcentaje (28%) de familias en la zona rural y el 61% de los hogares con ingresos mensuales de 1 salario mínimo con un 87% clasificado en estrato 1, un 12% en el estrato 2 y un 1% en el estrato 3.

**Grupo 2:** Se caracteriza por tener puntajes de mejor desempeño en relación a los grupos 0 y 1, y teniendo características similares a estos en cuanto a pertenecer el 99% a colegios oficiales con un 48% de carácter académico y un 62% perteneciente a la jornada de la mañana; se diferencia de los grupos 0 y 1 en cuanto a que la distribución por estrato llega hasta el estrato 4 con el 1%, los porcentajes para el estrato 1 son del 40%, estrato 2 del 49% y el estrato 3 del 10%. Los hogares están conformados por un 42% en familias pequeñas de hasta 4 personas donde el 79% percibe ingresos mensuales entre 1 y 3 salarios mínimos, un 10% entre 3 y 7 salarios mínimos y un 1% con mayores ingresos a esto; se destaca de este grupo los menores porcentajes en cuanto a la no tenencia de computador, internet y teléfono fijo. Los padres alcanzan en un 38% a completar los estudios de secundaria y un 12% culminó una carrera profesional.

**Grupo 3:** El grupo con mejor desempeño en la prueba y que en un 99% pertenece a colegios no oficiales y el 1% a colegios oficiales, con el 49% perteneciente a la jornada completa. Se encuentra en este grupo el mayor porcentaje de estudiantes que presentaron la prueba por segunda ocasión, lo que puede dar a lugar a mejorar su nivel de desempeño. La educación de los padres llega a los niveles profesionales en el mayor porcentaje con respecto a los demás grupos en porcentajes del 38% y 39% para el padre y la madre respectivamente. En este grupo se observa el escalonamiento de mayores porcentajes de agrupamiento para los estratos 3 (37%), 4(16%) y 6(1%). El grupo familiar se distribuye en hogares pequeños de hasta 4 personas en el que el 60% cuenta con ingresos mensuales entre 1 y 3 salarios mínimos, encontrando en este grupo el 8% de los hogares con ingresos mayores a 7 salarios mínimos y que cuentan con computador e internet en más del 80%.

Tabla 4-2. Características del colegio - Dpto. del Cesar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2	Grupo_3
Colegio Oficial	95%	96%	99%	1%
Colegio No oficial	5%	4%	1%	99%
Colegio académico	60%	59%	48%	81%
Colegio académico y técnico	18%	19%	33%	8%
Colegio técnico	21%	22%	19%	10%
Jornada completa	2%	8%	2%	49%
Jornada mañana	60%	56%	62%	22%
Jornada Tarde	25%	24%	31%	11%
Jornada noche	8%	8%	5%	5%
Jornada sabatina	4%	4%	0%	13%
No paga pensión	93%	94%	98%	1%
Paga pensión hasta por \$150.000	7%	6%	2%	60%
Paga pensión entre \$150.000 y \$250.000	0%	0%	0%	39%

Tabla 4-3. Características del estudiante - Dpto. del Cesar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2	Grupo_3
Género femenino	54%	57%	54%	53%
Género masculino	46%	43%	46%	47%
Adolescente	85%	83%	93%	91%
Joven	11%	13%	3%	4%
Adulto	2%	2%	1%	2%
Primera vez del examen	98%	99%	97%	96%
Segunda vez del examen	2%	1%	3%	4%
Tercera vez del examen	0%	0%	0%	0%
No trabaja	91%	92%	97%	94%
Trabaja y no recibe pago	6%	6%	2%	4%
Trabaja y recibe pago	3%	3%	1%	2%
Sisben Nivel 1	86%	84%	43%	9%
Sisben Nivel 2	8%	8%	25%	12%
No está clasificado en Sisben	5%	8%	29%	76%
Zona Rural	25%	28%	8%	3%
Zona Urbana	75%	72%	92%	97%
Estrato 1	86%	87%	40%	10%
Estrato 2	12%	12%	49%	34%
Estrato 3	1%	1%	10%	37%
Estrato 4	0%	0%	1%	16%
Estrato 6	0%	0%	0%	1%

Tabla 4-4. Características de educación de la madre - Dpto. del Cesar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2	Grupo_3
Sin ninguna educación	4,93%	5,12%	1,04%	0,34%
Primaria incompleta	21,48%	23,05%	4,68%	2,18%
Primaria completa	22,16%	27,05%	9,02%	4,45%
Secundaria incompleta	17,34%	14,27%	12,12%	6,39%
Secundaria completa	23,89%	22,55%	37,94%	23,87%
Técnica/Tecnológica incompleta	0,62%	0,87%	2,77%	3,36%
Técnica/Tecnológica completa	3,70%	2,07%	9,32%	10,34%
Profesional incompleta	0,45%	0,34%	2,54%	3,28%
Profesional completa	2,86%	1,87%	11,96%	38,82%
Postgrado	0,14%	0,20%	2,27%	4,79%
No sabe educación de la madre	2,44%	2,63%	6,35%	2,18%

Tabla 4-5. Características del grupo familiar - Dpto. del Cesar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2	Grupo_3
Familia pequeña hasta 4 personas	31%	37%	42%	52%
Familia mediana hasta 7 personas	55%	51%	51%	45%
Familia grande hasta 12 personas	13%	12%	7%	3%
Ingreso familiar mensual de 1SM	45%	61%	11%	4%
Ingreso familiar mensual entre 1 y 3 SM	53%	38%	79%	60%
Ingreso familiar mensual entre 3 y 7 SM	2%	1%	10%	28%
Ingreso familiar mensual desde 7 SM	0%	0%	1%	8%
Piso de Cemento, gravilla, ladrillo	83%	79%	49%	26%
Piso de Madera pulida, baldosa, tableta, mármol, alfombra	8%	5%	45%	70%
Piso de Tierra, arena	8%	15%	1%	1%
No tiene automóvil	88%	96%	63%	42%
No tiene celular	3%	5%	3%	2%
No tiene computador	82%	91%	8%	9%
No tiene internet	96%	97%	21%	20%
No tiene lavadora	0%	100%	15%	12%
No tiene nevera	8%	26%	2%	2%
No tiene servicio cerrado tv	50%	72%	23%	21%
No tiene teléfono fijo	92%	91%	43%	22%

En la Tabla 4-6 se observa la distribución por municipios en cada grupo obtenido a nivel del Departamento. Al hacer un análisis de los datos contenidos en esta tabla se aprecia que el mayor porcentaje de los municipios del Cesar se ubican en el grupo 0, el cual corresponde al grupo con menor nivel de desempeño en la prueba, para el grupo 3 que corresponde al grupo con mejor nivel de desempeño se ubican pocos municipios y el que mayor porcentaje lo representa el municipio de Valledupar que como entidad certificada y capital del Departamento aporta con un 20% de los estudiantes a este grupo que presentaron la prueba, le sigue en participación el Municipio de Aguachica con un 10,5%, La Paz con un 11,34% y Agustín Codazzi con un 7,34%, cabe destacar que estos municipios a nivel departamental le siguen en importancia después de la capital.

Para el grupo 0 se ubican la mayoría de los municipios, siendo este grupo en donde se ubican la mayor parte de la zona rural.

Tabla 4-6. Distribución de municipios del Dpto. del Cesar por grupos obtenidos

MUNICIPIO	N° Estudiantes	Grupo_0		Grupo_1		Grupo_2		Grupo_3	
		%	N° Estudiantes del municipio						
AGUACHICA	976	33%	323	31%	307	25%	243	11%	103
AGUSTIN CODAZZI	572	18%	105	37%	209	38%	216	7%	42
ASTREA	207	43%	90	46%	96	10%	21	0%	0
BECERRIL	162	43%	69	27%	43	31%	50	0%	0
BOSCONIA	391	47%	182	29%	112	20%	80	4%	17
CHIMICHAGUA	402	44%	176	49%	197	7%	29	0%	0
CHIRIGUANA	292	50%	147	28%	83	21%	61	0%	1
CURUMANI	405	53%	216	34%	139	12%	50	0%	0
EL COPEY	280	25%	69	61%	171	10%	29	4%	11
EL PASO	342	52%	177	25%	86	23%	78	0%	1
GAMARRA	124	46%	57	38%	47	15%	19	1%	1
GONZALEZ	33	3%	1	97%	32	0%	0	0%	0
LA GLORIA	139	57%	79	27%	38	16%	22	0%	0
LA JAGUA DE IBIRICO	382	48%	184	16%	62	36%	136	0%	0
LA PAZ	238	39%	92	20%	48	30%	71	11%	27
MANAURE	93	13%	12	73%	68	14%	13	0%	0
PAILITAS	185	36%	67	49%	91	15%	27	0%	0
PELAYA	241	49%	118	41%	98	10%	25	0%	0
PUEBLO BELLO	110	37%	41	49%	54	13%	14	1%	1
RIO DE ORO	141	29%	41	50%	70	20%	28	1%	2
SAN ALBERTO	200	32%	64	40%	79	28%	56	1%	1
SAN DIEGO	156	41%	64	29%	45	29%	46	1%	1
SAN MARTIN	136	47%	64	32%	43	21%	28	1%	1
TAMALAMEQUE	225	43%	97	46%	104	11%	24	0%	0
VALLEDUPAR	4897	21%	1035	26%	1253	33%	1628	20%	981
<b>TOTAL</b>	<b>11329</b>		<b>3570</b>		<b>3575</b>		<b>1190</b>		<b>2994</b>

Figura 4-4. Mapa de distribución de grupos en el Departamento del Cesar



#### 4.4.2 Agrupamiento Municipio de Valledupar

En la se observa que al obtener los grupos, el grupo 3 se caracteriza por tener el mejor desempeño en los puntajes de la prueba SABER 11 para el Municipio de Valledupar, para el grupo 0 se encuentra por el contrario el menor desempeño. En la Tabla 4-2 a la se presentan las características en cada grupo obtenido.

Tabla 4-7. Agrupamiento Municipio de Valledupar

Grupos Valledupar	Puesto Promedio	Puntaje Promedio							
		Lenguaje	Matemáticas	Ciencias sociales	Filosofía	Biología	Química	Física	Ingles
Grupo_0	603	43,86	41,97	42,51	39,28	43,00	44,08	43,20	39,67
Grupo_1	533	45,06	43,71	43,74	40,48	44,73	45,52	44,12	41,66
Grupo_2	467	46,53	45,48	45,43	41,43	45,69	46,41	45,30	43,57
Grupo_3	328	50,32	50,84	48,74	44,19	49,84	49,57	48,45	51,75

**Grupo 0:** El grupo con menor nivel de desempeño. Se caracteriza este grupo por pertenecer el 96% a colegios oficiales con un 75% de carácter académico con un 62% en la jornada de la mañana. El 89% de los estudiantes se encuentra en Sisben Nivel 1y es entre todos los grupo el de mayor porcentaje (25%) perteneciente a la zona rural clasificado en un 97% como estrato 1. Los hogares en un 55% se encuentran conformados por familias de hasta 7 personas con el 46% de ellos percibiendo ingresos mensuales de 1 salario mínimo, un 53% entre 1 y 3 salarios mínimos y solo un 1% entre 3 y 7 salarios mínimos. Este grupo presenta los mayores porcentajes en cuanto a la carencia de bienes y servicios como la no tenencia de automóvil (93%), de computador (88%) e internet (96%) como el de telefonía fija que para el caso se encuentra que el 86% del grupo no tiene.

**Grupo 1:** En este grupo el 91% pertenece a colegios oficiales con un 44% de carácter académico con el 54% perteneciente a la jornada de la mañana y el 39% en la jornada de la tarde. El 18% y 47% se encuentran en Sisben Nivel 1 y 2 respectivamente; la distribución por estratos se encuentra en el estrato 1 (8%), estrato 2 (80%) y estrato 3 (11%). Los hogares se encuentran conformados por familias medianas en un 46% y perciben ingresos mensuales de 1 salario mínimo (20%), entre 1 y 3 salarios mínimos (77%) y entre 3 y 7 salarios mínimos el 3%. Es uno de los mayores porcentajes en la carencia de bienes y servicios como el computador (77%), el internet (98%) y telefonía fija (66%). Sobresale que el 43% de las madres y el 44% de los padres tienen una educación secundaria completa y solo un 5% y 6% respectivamente alcanzo a culminar estudios universitarios; el 48% de las madres se ocupan exclusivamente de las ocupaciones del hogar.

**Grupo 2:** En este grupo observamos que el 97% pertenece a colegios oficiales, con un 49% de carácter académico y un 61% se encuentra en la jornada de la mañana, el 93% de los estudiantes se encuentra en la zona urbana distribuidos en los estratos 1 (33%), estrato 2(49%), estrato 3(17%) y un 2% en el estrato 4. Los hogares se encuentran conformados en un 54% por familias medianas de hasta 7 personas con ingresos familiares mensuales entre 1 y 3 salarios mínimos en el 79% y un 1% percibe más de 7 salarios mínimos, son bastantes bajos los porcentajes relacionados con la no tenencia de bienes y servicios como el computador(2%) e internet (7%). El 42% de los padres

termino la secundaria y un 10% culmino estudios superiores, solo un 4% tiene nivel de primaria incompleta; el 43% de las madres se dedica a ocupaciones en el hogar junto a un 30% de padres que trabajan por cuenta propia. Este grupo presenta el segundo mejor desempeño en la prueba.

**Grupo 3:** Se observa en este grupo el mejor desempeño, superando hasta por 4 puntos el promedio nacional. Solo el 1% pertenece a colegios oficiales, con un 88% de carácter académico y el 64% en jornada completa, situándose el 52% en pagos de pensión entre \$150.000 y \$250.000. Se distribuyen en los niveles de estrato 1 (5%), estrato 2 (26%), estrato 3 (44%), estrato4 (20%) y estrato 6 (1%). Los hogares se encuentran conformados familias pequeñas (49%) y familias medianas (48%) con ingresos mensuales en un 54% entre 1 y 3 salarios mínimos, el 34% percibe entre 3 y 7 salarios mínimos mensuales y un 11% más de 7 salarios mínimos; los padres poseen en un 45% educación profesional completa y solo un 2% no alcanzo a culminar la primaria, la ocupación de la madre en el hogar alcanza un 28%, con madre y padre que trabajan por cuenta propia en un 12% y 15% respectivamente. El 80% de los pisos que constituyen la vivienda es de madera pulida, baldosa, mármol o alfombra. El hecho que el 5% del grupo presentó la prueba por segunda vez puede haber influido en los resultados de desempeño.

Tabla 4-8. Características del colegio - Municipio de Valledupar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2	Grupo_3
Colegio Oficial	96%	91%	97%	1%
Colegio No oficial	4%	9%	3%	99%
Colegio académico	75%	44%	49%	88%
Colegio académico y técnico	11%	20%	19%	5%
Colegio técnico	14%	36%	32%	7%
Jornada completa	0%	1%	0%	64%
Jornada mañana	62%	54%	61%	19%
Jornada Tarde	28%	39%	36%	4%
Jornada noche	5%	3%	3%	6%
Jornada sabatina	5%	3%	0%	7%
No paga pensión	95%	91%	95%	1%
Paga pensión hasta por \$150.000	5%	9%	5%	47%
Paga pensión entre \$150.000 y \$250.000	0%	0%	0%	52%

Figura 4-5 Colegios por grupo - Valledupar

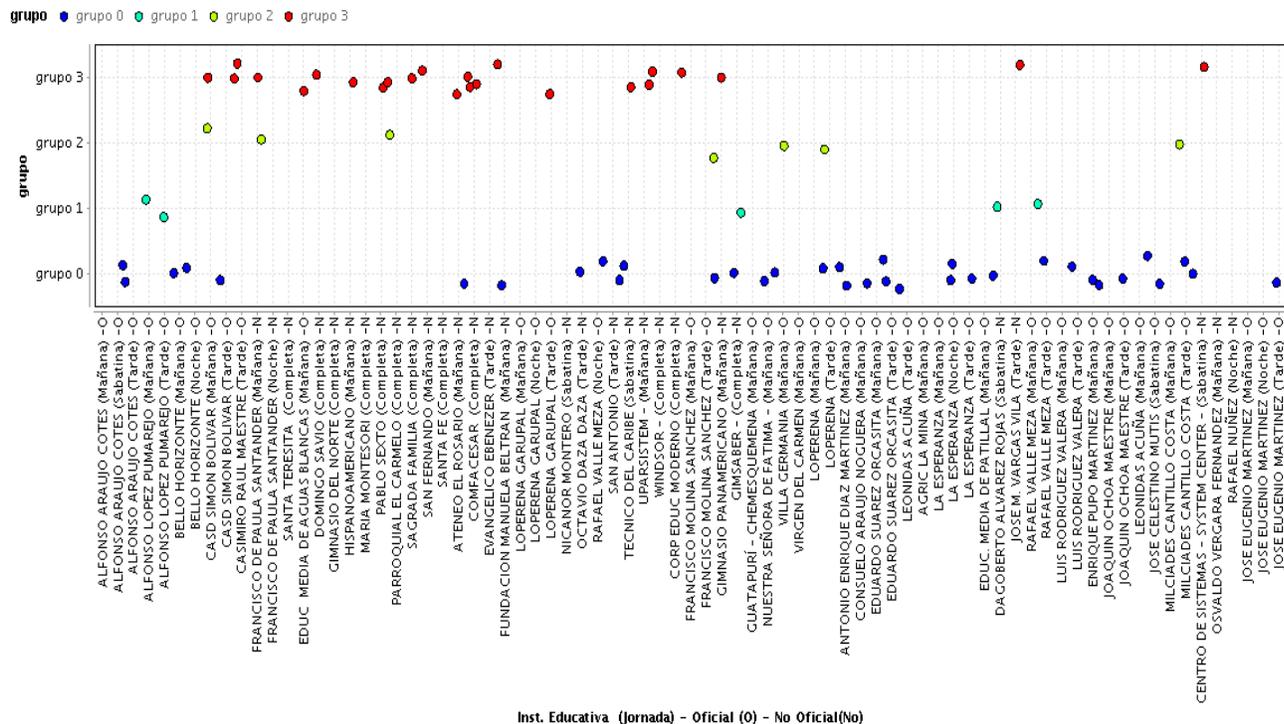


Figura 4-6. Distribución porcentual en el estrato 1 de los colegios - Valledupar

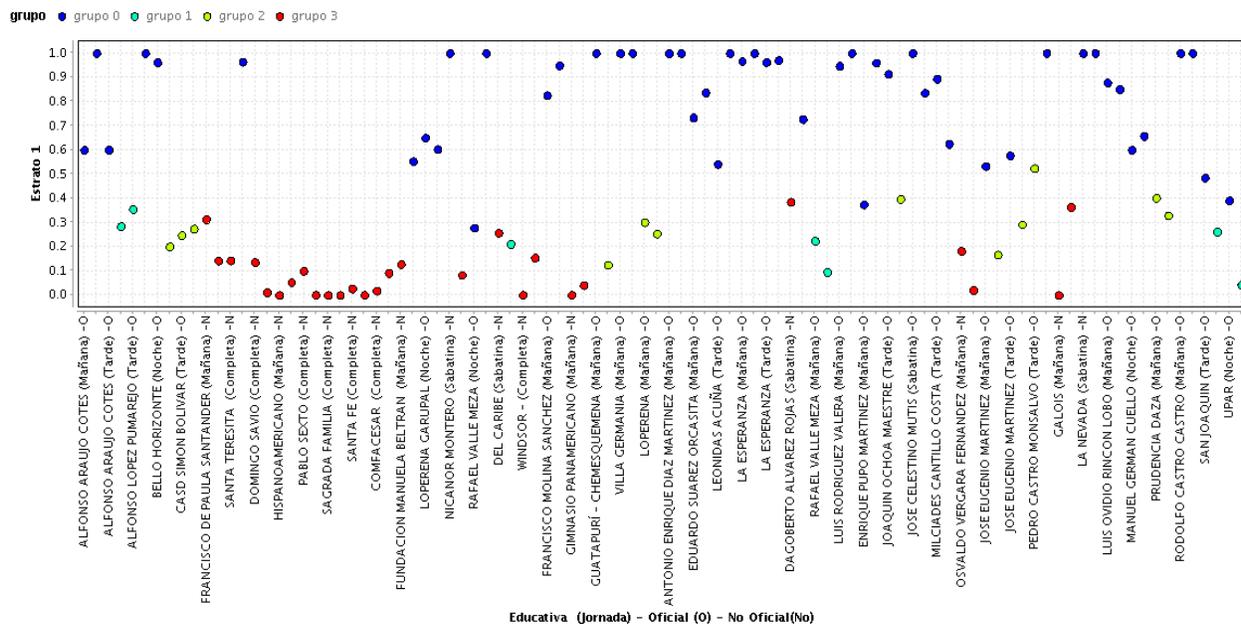


Tabla 4-9. Características del estudiante - Municipio de Valledupar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2	Grupo_3
Género femenino	56%	55%	57%	53%
Género masculino	44%	45%	43%	47%
Adolescente	86%	94%	93%	93%
Joven	11%	4%	4%	3%
Adulto	2%	0%	1%	2%
Primera vez del examen	99%	98%	98%	95%
Segunda vez del examen	1%	2%	2%	5%
Tercera vez del examen	0%	0%	0%	0%
No trabaja	93%	97%	97%	97%
Trabaja y no recibe pago	4%	2%	2%	2%
Trabaja y recibe pago	3%	2%	1%	1%
Sisben Nivel 1	89%	18%	35%	3%
Sisben Nivel 2	1%	47%	23%	7%
No está clasificado en Sisben	9%	33%	39%	87%
Zona Rural	25%	10%	7%	2%
Zona Urbana	75%	90%	93%	98%
Estrato 1	97%	8%	33%	5%
Estrato 2	2%	80%	49%	26%
Estrato 3	0%	11%	17%	44%
Estrato 4	0%	0%	2%	20%
Estrato 6	0%	0%	0%	1%

Tabla 4-10. Características de educación de los padres - Municipio de Valledupar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2	Grupo_3
<b>Educación de la madre</b>				
Sin ninguna educación	3,69%	1,02%	0,88%	0,23%
Primaria incompleta	16,99%	4,85%	4,04%	1,58%
Primaria completa	23,35%	12,30%	8,51%	3,38%
Secundaria incompleta	19,55%	13,54%	12,18%	4,28%
Secundaria completa	27,84%	42,78%	41,97%	19,26%
Técnica/Tecnológica incompleta	0,97%	1,13%	0,95%	3,60%
Técnica/Tecnológica completa	3,24%	8,35%	8,73%	11,15%
Profesional incompleta	0,34%	0,90%	1,91%	3,27%
Profesional completa	1,25%	4,51%	9,68%	45,83%
Postgrado	0,06%	0,23%	1,17%	4,84%
No sabe educación de la madre	2,73%	10,38%	9,98%	2,59%
<b>Educación del padre</b>				
Sin ninguna educación	6,82%	1,47%	1,54%	0,45%
Primaria incompleta	16,59%	5,19%	4,40%	2,36%
Primaria completa	20,80%	10,61%	8,80%	3,83%
Secundaria incompleta	17,56%	10,27%	9,24%	4,62%
Secundaria completa	26,14%	43,57%	42,77%	19,93%
Técnica/Tecnológica incompleta	0,74%	2,26%	1,10%	2,25%
Técnica/Tecnológica completa	2,78%	6,32%	6,68%	9,01%
Profesional incompleta	0,57%	0,79%	1,83%	3,38%
Profesional completa	2,67%	6,09%	10,86%	44,82%
Postgrado	0,11%	0,00%	1,17%	5,52%
No sabe educación del padre	5,23%	13,43%	11,59%	3,83%

Tabla 4-11. Características del grupo familiar - Municipio de Valledupar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2	Grupo_3
Familia pequeña hasta 4 personas	34%	43%	36%	49%
Familia mediana hasta 7 personas	55%	46%	54%	48%
Familia grande hasta 12 personas	11%	11%	9%	3%
Ingreso familiar mensual de 1SM	46%	20%	11%	2%
Ingreso familiar mensual entre 1 y 3 SM	53%	77%	79%	54%
Ingreso familiar mensual entre 3 y 7 SM	1%	3%	10%	34%
Ingreso familiar mensual desde 7 SM	0%	0%	1%	11%
Piso de Cemento, gravilla, ladrillo	83%	61%	45%	17%
Piso de Madera pulida, baldosa, tableta, mármol, alfombra	7%	35%	50%	80%
Piso de Tierra, arena	8%	1%	1%	0%
No tiene automóvil	93%	88%	65%	34%
No tiene celular	4%	5%	3%	2%
No tiene computador	88%	77%	2%	6%
No tiene internet	96%	98%	7%	14%
No tiene lavadora	56%	43%	16%	8%
No tiene nevera	14%	7%	1%	0%
No tiene servicio cerrado tv	66%	58%	25%	18%
No tiene teléfono fijo	86%	66%	28%	17%

#### 4.4.3 Agrupamiento Departamento del Cesar excluyendo el Municipio de Valledupar

Se muestran en la Tabla 4-12 los resultados obtenidos para el subconjunto de datos del Departamento del Cesar excluyendo Valledupar.

Tabla 4-12. Agrupamiento Departamento del Cesar excluyendo Valledupar

Agrupamiento Cesar sin municipio de Valledupar	Puesto Promedio	Puntaje Promedio							
		Lenguaje	Matemáticas	Ciencias sociales	Filosofía	Biología	Química	Física	Ingles
Grupo_0	636	43,3	42,0	41,3	38,0	42,4	43,5	42,6	39,3
Grupo_1	622	43,6	42,1	41,5	38,1	42,7	43,8	43,1	39,4
Grupo_2	518	45,4	45,0	44,1	39,7	44,9	45,5	44,2	42,2

En la Tabla 4-12 se observa que al obtener los grupos, el grupo 2 se caracteriza por tener el mejor desempeño en los puntajes de la Prueba SABER 11 para el Departamento del Cesar excluyendo al Municipio de Valledupar, para el grupo 0 se encuentra por el contrario, el menor desempeño. En la Tabla 4-13 a la Tabla 4-16 se presentan las características en cada grupo obtenido.

**Grupo 0:** Siendo el grupo de menor nivel de desempeño en la prueba se caracteriza por que el 95% del grupo pertenece a colegios oficiales, con un 55% de carácter académico, solo un 3% es de jornada completa y el 61% de la jornada de la mañana; el 90% se encuentra en estrato 1 con un 27% en la zona rural y un 89% está clasificada en Sisben Nivel 1, el 11% de los estudiantes trabaja siendo este el mayor porcentaje de todos los grupos y solo el 3% de estos recibe un pago por su trabajo. El 55% de las familias está conformada por hasta 7 personas, percibiendo ingresos familiares en el 51% de los casos de un salario mínimo, el 47% percibe entre 1 y 3 salarios mínimos alcanzando solo un 2% a recibir ingresos entre 3 y 7 salarios mínimos; se caracteriza por que todos los hogares cuentan con lavadora y carecen de bienes y servicios como el automóvil (89%), el computador (84%), internet (97%) y telefonía fija (95%). Los porcentajes en el nivel de estudios primarios incompleto se encuentran en 25% y 27% para la madre y el padre respectivamente, con un 23% de primaria completa para ambos padres. El más alto porcentaje de ocupación de la madre en el hogar se encuentra en este grupo con un 69%, mientras que en el padre el 48% se dedica a trabajar por cuenta propia.

**Grupo 1:** En este grupo encontramos los hogares que no cuentan con lavadora y carecen de bienes y servicios con los más altos porcentajes, como el automóvil (96%), computador (92%), internet (98%), telefonía fija (96%); el 20% de los pisos de sus viviendas está hecho de tierra y arena, donde el 69% de las familias reciben ingresos mensuales de 1 salario mínimo, y el 30% entre 1 y 3 salarios mínimos; en este grupo se encuentran el 91% de los estudiantes sisbenizados en el nivel 1 con el más alto porcentaje (29%) que viven en la zona rural estratificada y el 92% en estrato 1. Los niveles de educación de los padres son muy similares al grupo 0. Es de resaltar que el 12% de los colegios de este grupo se encuentra en la jornada completa.

**Grupo 2:** Este agrupamiento es el de mejor nivel de desempeño cerca del promedio nacional para esta aplicación. El 87% de los colegios de este grupo son oficiales y el 13% son no oficiales donde el 14% paga pensión hasta por \$150.000 y un 1% entre \$150.000 y \$250.000. El 3% realizó el examen por segunda vez y solo el 10% vive en la zona rural, el 54% pertenece a estrato 1, el 41% a estrato 2 y un 4% al estrato 3. El 50% de las familias están conformadas por hasta 4 personas, el 45% por hasta 7 personas donde el 12% percibe ingresos mensuales de 1 salario mínimo, el 77% entre 1 y 3 salarios mínimos. Los porcentajes en los niveles de educación de los padres son bajos para lo que son estudios primarios (entre el 6% y el 13%) y son más altos los de educación profesional en relación a los otros grupos (16% para la madre y 14% para el padre), el 43% de las madres se ocupan exclusivamente de las tareas del hogar, el 19% trabaja por cuenta propia y el 9% está empleada a nivel técnico o profesional.

Tabla 4-13. Características del colegio - Dpto. del Cesar excluyendo Valledupar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2
Colegio Oficial	95%	96%	87%
Colegio No oficial	5%	4%	13%
Colegio académico	55%	55%	53%
Colegio académico y técnico	19%	19%	27%
Colegio técnico	26%	26%	20%
Jornada completa	3%	12%	4%
Jornada mañana	61%	53%	58%
Jornada Tarde	21%	21%	26%
Jornada noche	5%	4%	5%
Jornada sabatina	10%	11%	7%
No paga pensión	92%	94%	85%
Paga pensión hasta por \$150.000	8%	6%	14%
Paga pensión entre \$150.000 y \$250.000	0%	0%	1%

Tabla 4-14. Características del estudiante - Dpto. del Cesar excluyendo Valledupar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2
Género femenino	54%	56%	53%
Género masculino	46%	44%	47%
Adolescente	84%	81%	91%
Joven	12%	15%	5%
Adulto	2%	2%	1%
Primera vez del examen	98%	98%	96%
Segunda vez del examen	2%	1%	3%
Tercera vez del examen	0%	0%	0%
No trabaja	89%	91%	96%
Trabaja y no recibe pago	8%	7%	3%
Trabaja y recibe pago	3%	3%	1%
Sisben Nivel 1	89%	91%	58%
Sisben Nivel 2	7%	5%	21%
No está clasificado en Sisben	3%	4%	18%
Zona Rural	27%	29%	10%
Zona Urbana	73%	71%	90%
Estrato 1	90%	92%	54%
Estrato 2	10%	8%	41%
Estrato 3	0%	0%	4%
Estrato 4	0%	0%	0%
Estrato 6	0%	0%	0%

Tabla 4-15. Características de los padres - Dpto. del Cesar excluyendo Valledupar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2
<b>Educación de la madre</b>			
Sin ninguna educación	5,85%	6,11%	1,40%
Primaria incompleta	24,80%	27,87%	6,13%
Primaria completa	22,58%	30,22%	10,16%
Secundaria incompleta	15,82%	12,87%	12,91%
Secundaria completa	22,13%	16,92%	31,66%
Técnica/Tecnológica incompleta	0,66%	0,57%	4,38%
Técnica/Tecnológica completa	2,68%	1,53%	9,29%
Profesional incompleta	0,49%	0,22%	3,33%
Profesional completa	3,13%	1,92%	15,65%
Postgrado	0,12%	0,26%	3,86%
No sabe educación de la madre	1,73%	1,53%	1,23%
<b>Educación del padre</b>			
Sin ninguna educación	9,48%	8,72%	2,45%
Primaria incompleta	27,44%	29,39%	9,35%
Primaria completa	23,16%	30,05%	10,51%
Secundaria incompleta	12,65%	11,21%	12,68%
Secundaria completa	18,05%	13,30%	30,08%
Técnica/Tecnológica incompleta	0,33%	0,13%	4,09%
Técnica/Tecnológica completa	1,40%	1,35%	8,41%
Profesional incompleta	0,62%	0,17%	3,04%
Profesional completa	2,97%	2,27%	13,55%
Postgrado	0,25%	0,22%	2,98%
No sabe educación del padre	3,67%	3,18%	2,86%

Tabla 4-16. Características del grupo familiar - Dpto. del Cesar excluyendo Valledupar

ATRIBUTO	Grupo_0	Grupo_1	Grupo_2
Familia pequeña hasta 4 personas	31%	35%	50%
Familia mediana hasta 7 personas	55%	52%	45%
Familia grande hasta 12 personas	14%	13%	5%
Ingreso familiar mensual de 1SM	51%	69%	12%
Ingreso familiar mensual entre 1 y 3 SM	47%	30%	77%
Ingreso familiar mensual entre 3 y 7 SM	2%	1%	11%
Ingreso familiar mensual desde 7 SM	0%	0%	1%
Piso de Cemento, gravilla, ladrillo	84%	77%	57%
Piso de Madera pulida, baldosa, tableta, mármol, alfombra	6%	2%	35%
Piso de Tierra, arena	10%	20%	2%
No tiene automóvil	89%	96%	58%
No tiene celular	2%	6%	2%
No tiene computador	84%	92%	4%
No tiene internet	97%	98%	23%
No tiene lavadora	0%	100%	13%
No tiene nevera	10%	29%	3%
No tiene servicio cerrado tv	47%	71%	20%
No tiene teléfono fijo	95%	96%	56%



# 5. Conclusiones y recomendaciones

## 5.1 Conclusiones

Este proyecto tuvo como finalidad realizar un análisis del desempeño académico en el Examen de Estado para el ingreso a la Educación Superior, conocido en la actualidad como SABER 11, aplicando técnicas de minería de datos en educación, siguiendo la metodología CRISP-DM y la aplicación de algoritmo de agrupamientos. El principal objetivo es aportar información que permita describir e identificar las características que diferencian los grupos hallados en el conjunto de datos correspondiente a la aplicación del examen para el año 2012-2 en el Departamento del Cesar – Colombia.

En este trabajo, el alto volumen de datos y las características propias del algoritmo k-means determinaron un reto en la fase de preparación de datos al aplicarles las actividades de comprensión y preprocesamiento que exige el algoritmo y poder así construir un modelo descriptivo que caracterice los grupos de estudiantes que obtuvieron los diferentes niveles de desempeño en la prueba.

Se obtuvieron resultados consistentes con la literatura consultada, en donde se observa que el entorno socioeconómico del estudiante incide en los resultados de su desempeño académico, encontrándose que a mayor nivel socioeconómico del estudiante y su familia, mayor es el puntaje en los resultados de la prueba. Es interesante observar que los grupos con una alta población en la zona rural tienden a presentar menor nivel de desempeño y son grupos en los cuales se presenta que el nivel de escolaridad de los padres llega solo a un nivel de escolaridad de básica primaria y en pocos casos de secundaria.

Un hallazgo interesante es el bajo rendimiento en el área de filosofía para el Departamento del Cesar, en los que prevalece para todos los grupos, el más bajo nivel de desempeño de los resultados. Se evidencia también que los estudiantes con padres con estudios en posgrado tienen mayores posibilidades de obtener mayores puntajes en la prueba SABER 11.

Los objetivos planteados fueron abordados en su totalidad al aplicar los siguientes procesos:

- Se utilizó CRISP- DM como metodología para proyecto de minería de datos.
- Se conformó el conjunto de datos para la aplicación del algoritmo k-means.
- Se realizó la preparación de datos requerida por el algoritmo implementado.
- Se implementó la técnica k-means que permitió el agrupamiento sin supervisión del conjunto de datos y obtener así el modelo descriptivo.
- Se realizó una evaluación sistemática del modelo propuesto y un análisis de los resultados obtenidos.

## 5.2 Recomendaciones

El tema tratado en esta investigación plantea variados interrogantes que pueden generar iniciativas para otros trabajos de investigación desde diferentes disciplinas; de igual forma se puede integrar este modelo para emprender estudios como el de la deserción y el desempeño académico, por ejemplo, en los programas de educación superior.

A futuro se puede fortalecer esta investigación con la inclusión de datos relacionados con los recursos didácticos o multimediales con que cuenta el colegio, el tamaño de los grupos por clase y a la actividad docente; de este modo se puede obtener resultados más precisos con relación a grupos similares en sus características socioeconómicas y que generan diferentes niveles de desempeño académico.

La aplicación de otras técnicas de minería de datos, como las reglas de asociación y/o los árboles de decisión, permitirá obtener modelos alternativos que faciliten entender de mejor manera los patrones y las interrelaciones exhibidas en los datos.



## A. Anexo: Glosario

EDM	Educacional Data Mining
CRISP – DM	Cross Industry Standard Process for Data Mining
MEN	Ministerio de Educación - Colombia
ICFES	Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación
SABER 11	Examen de Estado de la educación Media - Colombia.
CARTODB	Sitio Web para el diseño de mapas personalizados, <a href="https://cartodb.com/">https://cartodb.com/</a>



## B. Anexo: Diccionario de variables

N°	VARIABLE	CATEGORÍA/RANGO/EJEMPLO		DESCRIPCION
1	PERIODO	20122		Periodo de aplicación del examen
2	ESTU_CONSECUTIVO	ejemplo:	"SABER11201 22005707"	Código de identificación de la persona en la base de datos de Investigación
3	ESTU_EDAD	rango:	[10,90]	Edad del inscrito
4	ESTU_TIPODOCUMENTO	valores posibles:	6	Tipo de documento de identidad del inscrito
		C		Cédula de ciudadanía
		E		Cédula de extranjería
		P		Pasaporte extranjero
		R		Certificado de registraduría
		T		Tarjeta de identidad
		Q		Pasaporte colombiano
5	ESTU_PAIS_RESIDE	ejemplo:	"CO"	Código del país de residencia del inscrito con codificación ISO 3166 alpha-2
6	ESTU_GENERO	valores posibles:	2	Género del inscrito
		F		Femenino
		M		Masculino
7	ESTU_NACIMIENTO_DIA	valores posibles:	[1,31]	Día de nacimiento del inscrito
8	ESTU_NACIMIENTO_MES	valores posibles:	[1,12]	Mes de nacimiento del inscrito
9	ESTU_NACIMIENTO_AÑO	valores posibles:	[1930,2003]	Año de nacimiento del inscrito
10	ESTU_ETNIA	valores posibles:	18	Etnia a la que pertenece el inscrito
		1		Comunidades negras
		2		Raizal (isleño)
		3		Paez
		4		Sikuani
		5		Arhuaco
		6		Emberá
		7		Guambiano
		8		Pijao
		9		Wayúu
		10		Zenú
		11		Pasto
		12		Cancuamo
		13		Inga
		14		Tucano
		15		Huitoto
		16		Cubeo
17		Comunidad Rom(gitana)		

		99		Otro
11	ESTU_DISC_BAJAVISION	B		Indicador de discapacidad - Baja visión
12	ESTU_DISC_SORDOCEGUERA	C		Indicador de discapacidad - Sordoceguera
13	ESTU_DISC_COGNITIVA	G		Indicador de discapacidad - Cognitiva
14	ESTU_DISC_INVIDENTE	I		Indicador de discapacidad - Invidente
15	ESTU_DISC_MOTRIZ	M		Indicador de discapacidad - Motriz
16	ESTU_DISC_SORDOINTEPRETE	R		Indicador de discapacidad - Sordo y requiere intérprete de señas
17	ESTU_DISC_SORDOINTEPRETE	S		Indicador de discapacidad - Sordo y NO requiere intérprete de señas
18	ESTU_CODIGO_RESIDENCIA_MCPPIO	valores posibles:	[5001,95001]	Código del municipio de residencia del estudiante
19	ESTU_RESIDENCIA_MPIO	ejemplo:	"BOGOTÁ D.C."	Municipio de residencia del inscrito
20	ESTU_RESIDENCIA_DEPT	ejemplo: "NARIÑO"		Departamento de residencia del inscrito
21	ESTU_ZONA_RESIDENCIA	valores posibles:	[1,10]	Zona de residencia del inscrito
		1		Norte
		2		Oriente
		3		Occidente
		4		Sur
		5		Centro
		6		Nororiental
		7		Suroccidental
		8		Noroccidental
		9		Suroccidental
10		Única		
22	ECON_AREA_VIVE	valores posibles:	[1,2]	Área donde vive el inscrito
		1		Cabecera municipal
		2		Rural
23	COLE_CODIGO_COLEGIO	valores posibles:	[182,170621]	Código asignado a la institución
24	COLE_CODIGO_DANE_ESTAB	ejemplo: "115403000207"		Código DANE asignado al establecimiento educativo
25	COLE_CODIGO_DANE_SUDE	ejemplo: "115403000011"		Código DANE asignado a la sede de la institución
26	COLE_INST_NOMBRE	ejemplo:	"COL COMPUSOCIAL"	Nombre del colegio en que terminó
27	COLE_ZONALocalización	valores posibles:	[1,10]	Zona de presentación del examen
		1		Norte
		2		Oriente
		3		Occidente
		4		Sur
		5		Centro
		6		Nororiental
		7		Suroccidental
		8		Noroccidental
		9		Suroccidental
10		Única		
28	COLE_UBICACIONPlantel	valores posibles: 2		Ubicación del plantel en el municipio
		R		Zona rural
		U		Perímetro urbano

29	COLE_CALEDARIO_COLEGIO	valores posibles:	3	Calendario del colegio
		A		Calendario A
		B		Calendario B
		F		Calendario flexible
30	COLE_GENERO_POBLACION	valores posibles:	3	Población del colegio
		F		Femenino
		M		Masculino
		X		Mixto
31	COLE_NATURALEZA	valores posibles:	2	Naturaleza del colegio
		N		No oficial
		O		Oficial
32	COLE_ES_BILINGUE	valores posibles:	2	La institución educativa es bilingüe
		0		No
		1		Si
33	COLE_INST_JORNADA	valores posibles:	5	Jornada del colegio
		COMPLETA U ORDINARIA		Jornada completa u ordinaria
		MAÑANA		Jornada mañana
		NOCHE		Jornada noche
		SABATINA-DOMINICAL		Jornada sabatina-dominical
		TARDE		Jornada tarde
34	COLE_CARACTER_COLEGIO	valores posibles:	5	Carácter del colegio
		ACADEMICO		Carácter académico
		AVADEMICO Y TECNICO		Carácter académico y técnico
		DESCONOCIDO		Carácter desconocido
		NORMALIST		Carácter normalista
		TECNICO		Carácter técnico
35	COLE_INST_VLR_PENSION	valores posibles: 7		Valor de la pensión pagada por el estudiante en el último año
		0		No Paga Pensión
		8		Menos de 87.000 Pesos
		9		Entre 87.000 y menos de 120.000 Pesos
		10		Entre 120.000 y menos de 150.000 Pesos
		11		Entre 150.000 y menos de 250.000 Pesos
		12		Entre 250.000 pesos o más
		*valores entre 1 y 7		no deben ser tenidos en cuenta, corresponden a codificaciones de periodos anteriores
36	ESTU_VECES_ESTDO	rango:	[0,4]	Veces que el estudiante ha presentado el examen de estado
37	ESTU_EXAM_COD_MPIO_PRESENTACION	valores posibles:	[5001,95001]	Código de municipio de presentación del examen
38	ESTU_EXAM_MPIO_PRESENTACION	ejemplo:	"BOGOTÁ D.C."	Municipio de presentación del examen
39	ESTU_EXAM_DEPT_PRESENTACION	ejemplo:	"NARIÑO"	Departamento de presentación del examen
40	ESTU_EXAM_NOMBREEXAMEN	EXAMEN SABER 11- 2012 CAL A		Nombre del examen presentado
41	FAMI_COD_EDUCA_PADRE /	valores posibles:		Máximo nivel educativo alcanzado por el padre
		11		Ninguno

	FAMI_COD_EDUCA_MADRE	9		Primaria incompleta
		10		Primaria completa
		11		Secundaria (bachillerato) incompleta
		12		Secundaria (bachillerato) completa
		13		Educación técnica o tecnológica incompleta
		14		Educación técnica o tecnológica completa
		15		Educación profesional incompleta
		16		Educación profesional completa
		17		Postgrado
		99		No sabe
		*valores entre 2 y 8		no deben ser tenidos en cuenta, corresponden a codificaciones de periodos anteriores
42	FAMI_COD_OCUP_PADRE / FAMI_COD_OCUP_MADRE	valores posibles:		Ocupación del padre
		12		Empresario
		13		Pequeño empresario
		14		Empleado con cargo como director o gerente general
		15		Empleado de nivel directivo
		16		Empleado de nivel técnico o profesional
		17		Empleado de nivel auxiliar o administrativo
		18		Empleado obrero u operario
		19		Profesional Independiente
		20		Trabajador por cuenta propia
		21		Hogar
		22		Pensionado
		23		Otra actividad u ocupación
		26		*valores entre 0 y 12, 24 y 25
43	ESTU_ESTRATO	valores posibles: 7		Estrato socioeconómico de la residencia del estudiante según factura de energía
		1		Estrato 1
		2		Estrato 2
		3		Estrato 3
		4		Estrato 4
		5		Estrato 5
		6		Estrato 6
		8		Vive en una zona rural donde no hay estratificación económica
44	ECON_CUARTOS	rango:	[1,10]	Número de habitaciones de la residencia
45	FAMI_NIVEL_SISBEN	valores posibles: 5		Nivel de SISBEN en que está clasificada la familia
		1		Nivel 1
		2		Nivel 2
		3		Nivel 3
		4		Clasificado en otro nivel
		5		No está clasificado
46	ECON_MATERIAL_PISOS	valores posibles: 4		Material de los pisos que predomina en la vivienda
		1		Tierra, arena
		2		Cemento, gravilla, ladrillo
		3		Madera burda, tabla o tablón
		4		Madera pulida, baldosa, tableta, mármol, alfombra

47	ECON_PERSONAS_HOGAR	rango:	[1,12]	Número de personas que conforman el hogar
48	ECON_SN_TELEFONIA	valores posibles: 2		El hogar cuenta con servicio de teléfono fijo
		0		No
		1		Si
49	ECON_SN_CELULAR	valores posibles: 2		Cantidad de celulares con que cuenta su hogar
		0		No
		1		Uno
50	ECON_SN_INTERNET	valores posibles: 2		El hogar cuenta con conexión a internet
		0		No
		1		Si
51	ECON_SN_SERVICIO_TV	valores posibles: 2		El hogar cuenta con Servicio cerrado de televisión
		0		No
		1		Si
52	ECON_SN_COMPUTADOR	valores posibles: 2		Tiene computador en su hogar
		0		No
		3		Si
		*valores 1 y 2		no deben ser tenidos en cuenta, corresponden a codificaciones de periodos anteriores
53	ECON_SN_LAVADORA	valores posibles: 2		El hogar cuenta con lavadora
		0		No
		1		Si
54	ECON_SN_NEVERA	valores posibles: 2		El hogar cuenta con nevera o enfriador
		0		No
		1		Si
55	ECON_SN_HORNO	valores posibles: 2		El hogar cuenta con horno eléctrico o a gas
		0		No
		1		Si
56	ECON_SN_DVD	valores posibles: 2		Cantidad de reproductores DVD con que cuenta su hogar
		0		No
		1		Uno
57	ECON_SN_MICROONDAS	valores posibles: 2		El hogar cuenta con horno microondas
		0		No
		1		Si
58	ECON_SN_AUTOMOVIL	valores posibles: 2		Cantidad de automóviles particulares con que cuenta su hogar
		0		No
		1		Uno
59	FAMI_ING_FAMILIAR_MENSUAL	valores posibles: 7		Ingresos mensuales representado en salarios mínimos mensuales
		1		Menos de 1 SM
		2		Entre 1 y Menos de 2 SM
		3		Entre 2 y Menos de 3 SM
		4		Entre 3 y Menos de 5 SM
		5		Entre 5 y Menos de 7 SM
		6		Entre 7 y Menos de 10 SM
		7		10 o más SM
60	ESTU_TRABAJA	valores posibles: 3		Trabaja actualmente
		0		No

		6		Si y recibe algún pago o salario por trabajar
		7		Si y no recibe pago o salario por trabajar
61	ESTU_HORAS_TRABAJO	rango:	[8,20]	Número de horas que trabaja a la semana
62	LENGUAJE_PUNT	numérico		Puntaje en lenguaje
63	MATEMATICAS_PUNT	numérico		Puntaje en matemáticas
64	CIENCIAS_SOCIALES_PUNT	numérico		Puntaje en ciencias sociales
65	FILOSOFIA_PUNT	numérico		Puntaje en filosofía
66	BIOLOGIA_PUNT	numérico		Puntaje en biología
67	QUIMICA_PUNT	numérico		Puntaje en química
68	FISICA_PUNT	numérico		Puntaje en física
69	INGLES_PUNT	numérico		Puntaje en inglés
70	INGLES_DESEM	valores posibles:	6	Desempeño en inglés según las bandas del Marco Común Europeo
		B+		Supera al nivel B1
		B1		Pre-intermedio
		A2		Básico
		A1		Principiante
		A-		Nivel inferior
71	COMP_FLEX_NOMBRE	valores posibles:	6	Nombre de componente flexible (profundizaciones o interdisciplinar)
		PROFUNDIZACIÓN EN BIOLOGÍA		Profundización en biología
		PROFUNDIZACIÓN EN CIENCIAS SOCIALES		Profundización en ciencias sociales
		PROFUNDIZACIÓN EN LENGUAJE		Profundización en lenguaje
		PROFUNDIZACIÓN EN MATEMÁTICA		Profundización en matemática
		MEDIO AMBIENTE		Medio ambiente
		VIOLENCIA Y SOCIEDAD		Violencia y sociedad
72	COMP_FLEX_PUNT	numérico		Puntaje en componente flexible
73	COMP_FLEX_DESEM	valores posibles:	4	Desempeño en componente flexible
		GB		Nivel de desempeño GB
		I		Nivel de desempeño I
		II		Nivel de desempeño II
		III		Nivel de desempeño III
74	ESTU_PUESTO	rango:	[1,1000]	Puesto general examen



## Bibliografía

- [1] L. Affendey y I. Paris, «Ranking of Influencing Factors in Predicting Students' Academic Performance», *Information Technology Journal*, 2010.
- [2] P. D. Antonenko, S. Toy, y D. S. Niederhauser, «Using cluster analysis for data mining in educational technology research», *Educational Technology Research and Development*, vol. 60, n.º 3, pp. 383-398, feb. 2012.
- [3] P. Baepler y C. J. Murdoch, «Academic analytics and data mining in higher education», *International Journal for the Scholarship of Teaching and Learning*, 2010.
- [4] D. M. Baker Ryan, «Home | International Educational Data Mining Society», 2011. [En línea]. Disponible en: <http://www.educationdatamining.org/>.
- [5] J. D. Barón, «La brecha de rendimiento académico de Barranquilla», 2010.
- [6] F. Barrera-Osorio, «Calidad de la educación básica y media en Colombia: diagnóstico y propuesta», 2012.
- [7] M. Beikzadeh, «Data mining application in higher learning institutions», *Informatics in Education*, vol. 7, n.º 1, pp. 31-54, 2008.
- [8] M. Bienkowski, M. Feng, y B. Means, «Enhancing teaching and learning through educational data mining and learning analytics: An issue brief», *Department of Education's (ED) Office of Educational Technology*, pp. 1-57, 2012.
- [9] P. Bradley, U. Fayyad, y C. Reina, «Scaling EM (Expectation-Maximization) Clustering to Large Databases», 1998.
- [10] L. L. P. Cadena, «Aplicando minería de datos al marketing educativo», 2011.
- [11] T. Calders y M. Pechenizkiy, «Introduction to the special section on educational data mining», *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, vol. 13, n.º 2, p. 3, may 2012.
- [12] M. Castro y M. Lizasoain, «Las técnicas de modelización estadística en la investigación educativa: minería de datos, modelos de ecuaciones estructurales y modelos jerárquicos lineales», *Revista Española de Pedagogía*, pp. 131-149, 2012.

- [13] R. Chaturvedi y C. I. Ezeife, «Mining the Impact of Course Assignments on Student Performance», *educationaldatamining.org*.
- [14] P. Cortez y A. Silva, «Using data mining to predict secondary school student performance», *University of Minho*, vol. 2003, n.º 2000, 2008.
- [15] I. Davidson, «Understanding K-Means Non-hierarchical Clustering», 2002.
- [16] D. L. Davies y D. W. Bouldin, «A cluster separation measure.», *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 1, n.º 2, pp. 224-227, 1979.
- [17] J. L. Díaz, M. Herrera, J. Izquierdo, y R. Pérez-garcía, «The tasks of pre and post-processing in Data Mining applied to a real world problem», *International Environmental Modelling and Software Society*, 2010.
- [18] Á. Galindo y H. García, «Minería de Datos en la Educación», *universidad Carlos III de Madrid*, 2010.
- [19] D. Garcia-Saiz y M. Zorrilla, «Towards the development of a classification service for predicting students' performance», *educationaldatamining.org*.
- [20] A. Gaviria y J. Barrientos, «Características del plantel y calidad de la educación en Bogotá», *Coyuntura social*, n.º 25, pp. 81-98, 2001.
- [21] P. Golding y O. Donaldson, «Predicting academic performance», *Frontiers in Education Conference*, pp. 21-26, 2006.
- [22] L. Guarín, «Data Mining Model to Predict Academic Performance at the Universidad Nacional de Colombia» Maestría thesis, Universidad Nacional de Colombia. *bdigital.unal.edu.co*. 2013
- [23] W. Hämmäläinen, «Descriptive and Predictive Modelling Techniques for Educational Technology», *Licentiate thesis, Department of Computer Science, ...*, 2006.
- [24] J. Han, *Data mining : concepts and techniques*, Second Edi. 2012.
- [25] M. Jiménez, «La predicción del rendimiento académico: regresión lineal versus regresión logística», *Psicothema*, vol. 12, 2000.
- [26] S. P. Jiménez, J. J. Puldón, y R. A. E. Andrade, «Modelo clustering para el análisis en la ejecución de procesos de negocio», *Investigacion Operacional*, vol. 33, n.º 3, pp. 210-221, 2012.
- [27] S. Kardan y C. Conati, «A framework for capturing distinguishing user interaction behaviours in novel interfaces», en *EDM 2011 - Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining*, 2011, pp. 159-168.

- [28] S. G. Kulkarni, G. C. Rampure, y B. Yadav, «Understanding Educational Data Mining ( EDM )», *international journal of electronics and computer science engineering*, pp. 773-777, 1956.
- [29] A. Kumar, «Implication Of Classification Techniques In Predicting Student's Recital», *International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process*, vol. 1, n.º 5, pp. 41-51, sep. 2011.
- [30] S.-H. Liao, P.-H. Chu, y P.-Y. Hsiao, «Data mining techniques and applications – A decade review from 2000 to 2011», *Expert Systems with Applications*, vol. 39, n.º 12, pp. 11303-11311, sep. 2012.
- [31] S. Liu, J. Kim, S. Macskassy, y E. Shaw, «Predicting Group Programming Project Performance using SVN Activity Traces», *educationaldatamining.org*.
- [32] M. Lopez, J. Luna, C. Romero, y S. Ventura, «Classification via Clustering for Predicting Final Marks Based on Student Participation in Forums.», *International Educational Data ...*, pp. 4-7, 2012.
- [33] J. Luan, «Data Mining and Knowledge Management in Higher Education-Potential Applications.», 2002.
- [34] C. Marquez-Vera, «Predicting School Failure Using Data Mining», ... *Data Mining*, ..., n.º December, 2011.
- [35] A. Merceron y K. Yacef, «Educational data mining: a case study», *Proceeding of the 2005 conference on Artificial*, 2005.
- [36] A. Merceron y K. Yacef, «Interestingness measures for association rules in educational data», en *The 1st International Conference on Educational Data Mining*, 2008.
- [37] B. Minaei-bidgoli, D. A. D. A. Kashy, G. Kortemeyer, y W. F. W. F. Punch, «Predicting student performance : an application of data mining methods with the educational web-based system lon-capa», en *33rd Annual Frontiers in Education, 2003. FIE 2003.*, 2003, vol. 1, pp. 1-6.
- [38] R. Navarro, «El rendimiento académico: concepto, investigación y desarrollo», ... *sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, vol. 1, 2003.
- [39] E. Ogor, «Student academic performance monitoring and evaluation using data mining techniques», *Electronics, Robotics and Automotive Mechanics ...*, pp. 0-5, 2007.

- [40] E. Olmos, «El rendimiento estudiantil: una metodología para su medición», *Revista Economía*, vol. 13, pp. 7-25, 1997.
- [41] J. Orjuela, «Determinantes individuales de desempeño en las pruebas de estado para educación media y superior en Colombia 1», *Saber Investigar*, pp. 1-13, 2008.
- [42] U. Pandey y B. Bhardwaj, «Data Mining as a Torch Bearer in Education Sector», *arXiv preprint arXiv:1201.5182*, pp. 115-125, 2012.
- [43] R. T. Pereira, «Detección de Patrones de Bajo Rendimiento Académico y Deserción Estudiantil con Técnicas de Minería de Datos», *iiis.org*, 2007.
- [44] M. Ramaswami y R. Bhaskaran, «A CHAID based performance prediction model in educational data mining», *arXiv preprint arXiv:1002.1144*, vol. 7, n.º 1, pp. 10-18, 2010.
- [45] C. Romero y S. Ventura, «Educational data mining: A survey from 1995 to 2005», *Expert Systems with Applications*, vol. 33, n.º 1, pp. 135-146, jul. 2007.
- [46] C. Romero y S. Ventura, «Educational data mining: a review of the state of the art», *Systems, Man, and Cybernetics, Part C: ...*, vol. 40, n.º 6, pp. 601-618, 2010.
- [47] C. Romero, S. Ventura, P. Espejo, y C. Hervás, «Data Mining Algorithms to Classify Students.», *educationaldatamining.org*, 2008.
- [48] R. B. Sachin y M. S. Vijay, «A Survey and Future Vision of Data Mining in Educational Field», *2012 Second International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies*, pp. 96-100, ene. 2012.
- [49] A. Sarmiento Gomez, «Educación, compromiso de todos. Situación de la Educación preescolar, básica, media y superior en Colombia.» .
- [50] R. W. Sembiring, S. Sembiring, y J. M. Zain, «An efficient dimensional reduction method for data clustering», *Bulletin of Mathematics*, vol. 04, n.º 01, pp. 43-58, 2012.
- [51] J. Superby, «Determination of factors influencing the achievement of the first-year university students using data mining methods», *educationaldatamining.org*, 2006.
- [52] P. Tan, «Introduction to data mining», vol. Chap 8, pp. 1-108, 2007.
- [53] N. Thai-Nghe y L. Drumond, «Factorization techniques for predicting student performance», *and Challenges (In ...*, pp. 1-30, 2011.
- [54] P. Timarán, «Detección de patrones de bajo rendimiento académico y deserción estudiantil con técnicas de minería de datos», *Memorias de la VIII Conferencia Iberoamericana en...*, 2009.

- [55] J. Tourón, «La predicción del rendimiento académico: procedimientos, resultados e implicaciones», *Revista Española de Pedagogía*, 1985.
- [56] S. pal<sup>3</sup> Umesh Kumar Pandey<sup>1</sup>, Brijesh Kumar Bhardwaj<sup>2</sup>, «Data Mining as a Torch Bearer in Education Sector», *Technical Journal of LBSIMDS*, 2005.
- [57] UNESCO, «Datos Mundiales de Educación VII Ed. 2010/11», 2010.
- [58] S. K. Yadav, B. Bharadwaj, y S. Pal, «Mining Education Data to Predict Student's Retention: A comparative Study», *International Journal of Computer Science and Information Security*, p. 5, mar. 2012.
- [59] S. Zhang, C. Zhang, y Q. Yang, *Data preparation for data mining*, vol. 17, n.º 5-6. 2003.
- [60] R. S. J. D. R. Baker y K. Yacef, «The state of educational data mining in 2009: A review and future visions», *Journal of Educational Data Mining*, 2009.
- [61] La Red Martínez, D. L., Karanik, M., giovannini, M., y Pinto, N. Perfiles de Rendimiento Académico: Un Modelo basado en Minería de datos. *Campus Virtuales*, Vol. IV, num. 1, pp. 12-30. Consultado el [12/11/2015] en [www.revistacampusvirtuales.es](http://www.revistacampusvirtuales.es) 2015.
- [62] Harwati,, Ardita Permata Alfiani, Febriana Ayu Wulanda. Mapping Student's Performance Based on Data Mining Approach (A Case Study). Available online at [www.sciencedirect.com](http://www.sciencedirect.com). 2015