



NUEVO MÉTODO PARA EL SEGUIMIENTO DE LA EVOLUCIÓN DE LOS ESTUDIANTES BASADOS EN TÉCNICAS DE AGRUPAMIENTO

Carlos Antonio Jacanamejoy Jamioy, Manuel Guillermo Forero Vargas, Wilmer Tavera Bucurú

**Universidad de Ibagué
Ibagué, Colombia**

Resumen

Una de las tareas más complejas en la enseñanza es el seguimiento académico de los estudiantes con respecto al resto de su grupo a lo largo del tiempo. En este trabajo se presenta una nueva metodología basada en técnicas de agrupamiento y análisis de silueta. Para su estudio y análisis se tomó una población de 286 estudiantes de primer semestre de ingeniería de la Universidad de Ibagué, de los cuales se recopilaron los resultados de las pruebas Saber 11, una prueba diagnóstica realizada al ingreso a la universidad y las notas finales del primer semestre. El método empleado permitió verificar que es posible establecer cuáles de las preguntas de las pruebas diagnósticas evalúan habilidades importantes en asignaturas de primer semestre. Por lo tanto, establecer qué preguntas deben ser modificadas. Se encontró que las pruebas Saber 11 en lenguaje y matemáticas ayudan a predecir con alta exactitud el rendimiento de los estudiantes en las asignaturas de primer semestre, por otro lado, la reducción del coeficiente de silueta permite observar el rendimiento de los estudiantes, y conocer su progresión, retroceso o mantenimiento dentro de su nivel de rendimiento, facilitando el establecimiento de correctivos y el reconocimiento de aspectos favorables para la mejora de su rendimiento académico.

Palabras clave: rendimiento académico; k-medias; silueta; Saber 11; educación; evaluación académica

Abstract

One of the most complex tasks in teaching is the academic monitoring of students with respect to the rest of their group through the time. In this paper, a new technique based on k-medias based

clustering techniques and silhouette analysis is presented. For its study and analysis, a population of 286 first semester engineering students from the University of Ibagué was employed as sample, from which the results of the Saber 11 tests were taken, a diagnostic test performed upon admission to the university and the final grades of the first semester. The proposed method made it possible to verify that it is possible to establish which of the questions in the diagnostic tests assess important skills in first semester subjects. Therefore, establish which questions should be modified. It was found that the language and mathematics Saber 11 tests help to predict with high accuracy the students' performance in the first semester subjects, and the reduction of the silhouette coefficient allows to observe the students' performance, and to know their progression, regression or maintenance within their performance level, allowing to establish corrective or recognize favorable aspects for the improvement of their academic performance.

Keywords: *academic performance; k-medias; silhouette; Saber 11; education; academic evaluation*

1. Introducción

El rendimiento académico es, por su relevancia y complejidad, uno de los temas de mayor atención en la investigación pedagógica; su seguimiento facilita la identificación temprana de estudiantes en riesgo y, en consecuencia, la realización oportuna de programas preventivos y estrategias educativas que permitan la reducción de potenciales fracasos o deserción estudiantil (Lamas, 2015).

Dentro de los mecanismos de seguimiento, se pueden distinguir diferentes métodos: desde los cualitativos atribuidos por el docente mediante la observación y juicio del comportamiento y resultados de sus estudiantes, hasta los cuantitativos dados por una calificación periódica del conocimiento adquirido durante el transcurso de la asignatura; estos últimos, pueden ser un simple seguimiento de las notas del estudiante, o métodos complejos soportados en herramientas estadísticas como el Modelo Logit (Ibarra y Michalus, 2010) basada en Regresión Logística, el modelo del Rendimiento Académico General (Luque y Sequi, 2010), entre otros, que buscan evaluar el rendimiento del estudiante, no solamente con variables cognitivas, sino integrando factores personales y contextuales que inciden en su desempeño (González-Pienda, 2003).

Por otro lado, metodologías basadas en técnicas de agrupamiento o clustering han incidido en la identificación de preferencias, capacidades o deficiencias de los estudiantes con el fin de establecer diagnósticos o fortalecer nuevos sistemas de aprendizaje, como son los tutores inteligentes, mediante la personalización de parrillas educativas o áreas temáticas apropiadas para cada estudiante (Castillo, 2014). En consecuencia, estas técnicas de agrupamiento permiten, no solamente clasificar al estudiante, sino también ser una herramienta poderosa a la hora de dar seguimiento mediante la evaluación de los cambios en los conjuntos o clases generados; por lo tanto, en este estudio se pretende aplicar dichas técnicas como base para el seguimiento de estudiantes.

2. Marco conceptual

Las técnicas de agrupamiento, de acuerdo a Gutiérrez (2016), se pueden definir como técnicas que parten de una medida de proximidad entre individuos y a partir de ahí, buscan los grupos de individuos más parecidos entre sí, según un criterio que es definido por cada técnica en particular; entre ellas, se pueden clasificar en agrupamiento supervisado, como la técnica K-nn o árboles de decisión, o agrupamiento no supervisado como la técnica k-medias.

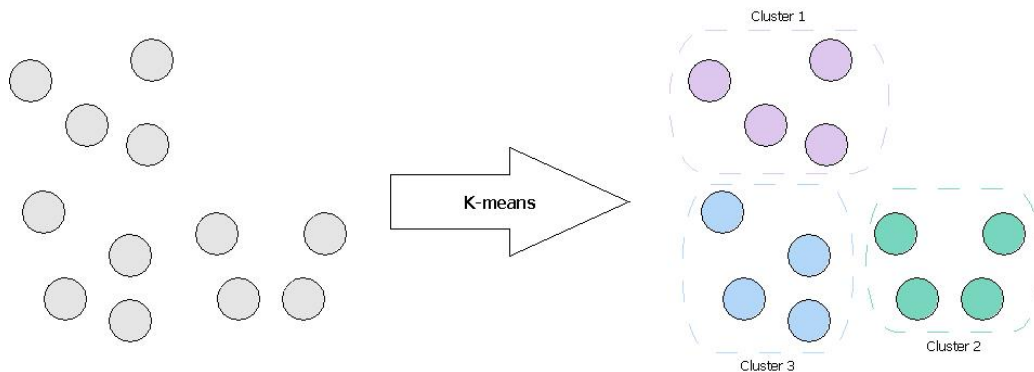


Figura 1. Esquema básico de agrupamiento.

El algoritmo k-medias (Hartigan, et al., 1979) es un método de agrupamiento no supervisado, el cual, dado un conjunto de objetos, crea particiones utilizando sus características, siendo particularmente útil cuando se espera encontrar relaciones no explícitas entre características o no se dispone de una hipótesis previa sobre los grupos de datos (Galindo, 2010). Es importante notar que las características empleadas no contienen información directa de la partición en la que se debe colocar cada una de las instancias u objetos de estudio, es decir, el algoritmo es el que permite realizar las particiones que previamente son desconocidas.

En los algoritmos de aprendizaje no supervisado, la cantidad de particiones o agrupamientos puede ser un parámetro de entrada o ser determinado automáticamente por el algoritmo; en el primer caso, como ocurre con el algoritmo de k-medias, la determinación del número óptimo de clusters tiene que ser realizado mediante alguna medida externa. Por este motivo, se requiere del uso de métricas de validación de clustering, como el análisis de silueta, el cual permite cuantificar mediante un coeficiente, que tan probable es que los datos de una partición puedan pertenecer a la misma y, por ende, cuál sería el número "apropiado" de particiones con el que se puede trabajar (Rousseeuw, 1987).

El coeficiente de silueta es un valor comprendido entre $-1 < s(i) < 1$, siendo

- $s(i) \approx 1$, el dato i está bien asignado a su partición.
- $s(i) \approx 0$, el dato i se encuentra entre 2 particiones.
- $s(i) \approx -1$, el dato i está mal asignado a su partición.

Estos valores pueden ser agrupados para generar una gráfica de silueta, como se aprecia en la figura 2; a manera de ejemplo, en tanto exista valores negativos del coeficiente (cluster de color rojo), el análisis de silueta indica datos mal asignados, por lo que es probable que se requiera

trabajar con un número diferente de agrupamientos para obtener mejores resultados (Universidad Nacional de Luján, 2015).

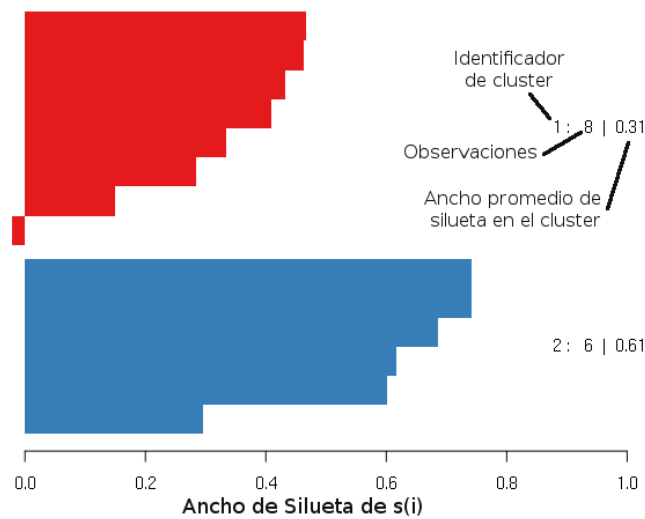


Figura 2. Interpretación gráfica del coeficiente de silueta (Universidad Nacional de Luján, 2015).

3. Materiales y métodos

Para el desarrollo de este trabajo se tomó una población de 286 estudiantes de primer semestre de ingeniería de la Universidad de Ibagué. La información relacionada con cada estudiante de la población estudiada corresponde a los resultados de las pruebas saber 11 en lenguaje y matemáticas, una prueba diagnóstica realizada al ingreso a la universidad y las notas que obtuvieron al finalizar el primer semestre en cinco asignaturas.

La prueba diagnóstica consta de 12 preguntas que busca identificar el desempeño de los estudiantes en las competencias de "interpretación de información" y "proposición de estrategias de solución" para algunas áreas temáticas asociadas a las matemáticas y la física, como se muestra en la tabla 1. La prueba fue calificada acorde al desempeño de cada competencia según se presenta en la tabla 2.

Una vez digitalizada la información de los 286 estudiantes se depuraron los datos, lo cual consistió en descartar la información incompleta, reduciéndose el conjunto de datos a una población de 249 estudiantes. Con el fin de regularizar las notas se define una escala de 0 a 5 en números enteros, siendo 0 la nota más baja, y 5 la nota más alta, es decir 6 tipos de nota (0, 1, 2, 3, 4, 5). Las notas originales que no estaban regularizadas, se cambiaron de escala utilizando una conversión lineal, y luego ajustándose al número entero más próximo.

Es importante tener en cuenta que para la metodología propuesta hay dos tipos de notas, una que cuantifica el estado del estudiante antes de iniciar semestre (tipo I), es decir, las notas de pruebas saber 11 y la prueba diagnóstica, mientras el segundo tipo de notas (tipo II) cuantifica el rendimiento del estudiante luego de cursar primer semestre.

Pregunta	Área temática
1	Aritmética de fracciones, números y medidas
2	Aritmética, números y medidas
3	Análisis numérico
4	Porcentajes y regla de tres simple
5	Aritmética
6	Sistemas de ecuaciones, números y medidas
7	Razonamiento lógico
8	Razonamiento lógico
9	Aritmética de vectores
10	Física dinámica
11	Física dinámica
12	Evaluación de funciones

Tabla 1. Composición de la prueba diagnóstica

Calificación	Desempeño en la competencia
0	No responde
1	No interpreta adecuadamente los datos
2	Interpreta adecuadamente los datos pero la operación es incorrecta
3	Interpreta adecuadamente los datos y la operación es correcta

Tabla 2. Estructura de calificación de la prueba diagnóstica

A partir de las notas regularizadas se procedió a realizar seis agrupamientos o particiones utilizando el algoritmo k-medias. Los agrupamientos se realizaron entre parejas de grupos de datos asociados a notas de tipo I y notas de tipo II. La calidad de cada uno de estos agrupamientos se evalúa utilizando el análisis de silueta, y los diferentes resultados de coeficientes de silueta promedio se presentan en una tabla donde las filas hacen referencia a notas de tipo I, y las columnas a notas de tipo II, como se ilustra en la tabla 3. Para facilitar la lectura de los datos obtenidos, las celdas de coeficientes van de color rojo a verde indicando la calidad del agrupamiento de mala a buena respectivamente.

4. Resultados y discusión

El objetivo directo al utilizar k-medias consiste en identificar perfiles de estudiantes según las diferentes pruebas para determinar su rendimiento (nota) en las asignaturas de primer semestre. La calidad del agrupamiento de los perfiles de estudiantes encontrados (clusters) se cuantifica con el coeficiente de silueta, el cual es una métrica que está entre -1 y 1, y se puede interpretar de la siguiente manera:

- 1: los estudiantes de este grupo están bien asignados al perfil.
- 0: los estudiantes realmente están entre dos perfiles.
- -1: los estudiantes están mal asignados al perfil.

Hay dos aspectos importantes que se pueden identificar mediante el análisis propuesto. Primero, si los datos de notas tipo I permiten perfilar a los estudiantes y de esa manera predecir sus posibles resultados en las asignaturas de primer semestre (notas tipo II). Segundo, identificar de manera sistemática las actividades de evaluación con las que se obtienen notas de tipo I que evalúan al estudiante en competencias que se ven modificadas luego de cursar el primer semestre.

En los resultados mostrados en la tabla 3, se puede apreciar que las pruebas saber 11 de lenguaje y matemáticas se comportan de manera similar, y permiten predecir los resultados que obtendrán los estudiantes en las asignaturas de primer semestre. Y más importante, es el grado en que se relaciona con asignaturas que están directamente ligadas, las cuales son Lectura y escritura en la U I y Fundamentos de matemáticas, en las cuales, se aprecia que el nivel de predicción de los resultados disminuye, lo cual es un indicio de que cursar estas asignaturas genera cambios en las competencias del estudiante relacionadas con la nota tipo I utilizada para realizar las agrupaciones.

	Introducción a la Ingeniería	Contexto y Región	Ética y Política	Lectura y escritura en la U I	Fundamentos de Matemáticas
1	0.86	0.84	0.82	0.77	0.69
2	0.84	0.81	0.80	0.68	0.72
3	0.81	0.85	0.84	0.79	0.71
4	0.81	0.79	0.82	0.72	0.74
5	0.79	0.78	0.75	0.65	0.65
6	0.84	0.80	0.83	0.72	0.74
7	0.85	0.84	0.84	0.77	0.72
8	0.84	0.88	0.85	0.76	0.72
9	0.91	0.88	0.90	0.83	0.81
10	0.82	0.84	0.83	0.68	0.74
11	0.91	0.86	0.89	0.82	0.81

12	0.83	0.86	0.85	0.74	0.78
Total:	0.71	0.72	0.70	0.64	0.62
Lenguaje:	0.92	0.92	0.93	0.86	0.86
Matemáticas :	0.92	0.91	0.92	0.88	0.87

Tabla 3. Resultados del análisis de silueta en las agrupaciones de estudiantes.

Respecto a la prueba diagnóstica, si se utiliza el resultado global (Total), llama la atención que no se pueden definir agrupaciones claras, esto respalda el hecho de que al ser una prueba que evalúa competencias básicas puntuales, no dan un perfil claro del estudiante. Aunque, se observa que, en las asignaturas con mayor relación, el agrupamiento es de menor calidad, es decir fortalece en cierta medida la idea de que en estas asignaturas se están llevando a cabo procesos que cambian al estudiante en cuanto a las competencias evaluadas.

Es importante dejar claro que en la tabla 3, los coeficientes de silueta hallados para cada fila asociados a notas tipo I de diferente naturaleza (prueba saber 11, prueba diagnóstica general y particular) no son comparables en el sentido de que corresponden a distintas modalidades de cuantificación del rendimiento académico. En este orden de ideas, los coeficientes entre filas respectivos a preguntas individuales de la prueba diagnóstica son comparables, y en ese orden de ideas se aprecia claramente que la pregunta 5 aborda temas que implican mayores cambios en los estudiantes luego de cursar las asignaturas de lectura y escritura en la U I y Fundamentos de Matemáticas. También se aprecia que las preguntas 9 y 11 tienen un comportamiento similar en cuanto a la calidad del agrupamiento, la cual es más alta, y se puede inferir que se debe a que las competencias en el área de física no se manejan directamente en asignaturas de primer semestre.

5. Conclusiones

Utilizando la metodología propuesta es posible identificar las competencias que se están trabajando efectivamente en una asignatura sin necesidad de requerir muchas restricciones en la forma en que se cuantifica la evaluación.

Dado el nivel de generalidad de competencias evaluadas en las pruebas saber 11 en lenguaje y matemáticas, es posible utilizar estos resultados para predecir el rendimiento de los estudiantes en las asignaturas de primer semestre en la universidad.

Utilizando los coeficientes de silueta, es posible observar el rendimiento de los estudiantes mediante cambios en las particiones o agrupaciones que inciden directamente en la evolución de las competencias del estudiante que se abordan en una asignatura específica, de esta manera es posible reconocer su progresión o retroceso dentro de la población sujeta al análisis, permitiendo establecer futuros correctivos.

6. Referencias

- Castillo, E. J. A., Estrada, L. G., & Estrada, V. (2014). Sistema de recomendación basado en k-nn para condiciones de incertidumbre en un Sistema Tutor Inteligente. *Ciencias de la Información*, 45(3).
- del Carmen Ibarra, M., & Michalus, J. C. (2010). Análisis del rendimiento académico mediante un modelo Logit. *Revista Ingeniería Industrial*, 9(2).
- Galindo, Á. J., & García, H. (2010). Minería de Datos en la Educación. *Universidad Carlos III*, 1-8.
- González-Pienda, J. A. (2003). El rendimiento escolar. Un análisis de las variables que lo condicionan. *Revista Galego-portuguesa de psicología e educación*, 7(8), 247-258
- Gutiérrez, J. (2016). Líneas de investigación en minería de datos en aplicaciones en ciencia e ingeniería: Estado del arte y perspectivas. *Pdfs. Semantic Scholar. Org*, 1, 1-17.
- Hartigan, J. A., and Wong, M. A. (1979). Algorithm AS 136: A k-means clustering algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, 28(1), 100-108.
- Lamas, H. A. (2015). Sobre el rendimiento escolar. *Propósitos y Representaciones*, 3(1), 313-386.
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of computational and applied mathematics*, 20, 53-65.
- Universidad Nacional de Lujan (octubre, 2015). Calidad del agrupamiento: Coeficiente de silueta. Consultado el 7 de junio de 2019 en http://www.labredes.unlu.edu.ar/bdm_cartelera.

Sobre los autores

- **Carlos Antonio Jacanamejoy Jamioy:** Ingeniero electrónico. Estudiante de maestría en Ingeniería de Control, Universidad de Ibagué. Profesor Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas. Miembro del semillero en procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones Lún. Universidad de Ibagué. carlos.jacanamejoy@unibague.edu.co.
- **Manuel Guillermo Forero Vargas:** Ing. electrónico. Magister en Ing. Eléctrica. Área: Bioingeniería. Master en imágenes médicas y Doctor en Ing. Biomédica. Decano Facultad de Ingeniería, Universidad de Ibagué. Director del semillero en procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones Lún. manuel.forero@unibague.edu.co.
- **Wilmer Tavera Bucurú:** Ingeniero Químico. Especialista en Gerencia de proyectos. Estudiante de maestría en Ingeniería de Control, Universidad de Ibagué. Miembro del semillero en procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones Lún. Universidad de Ibagué. wilmer.tavera.90@estudiantesunibague.edu.co.

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2019 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)