

ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN LA EVALUACIÓN DE CURSOS: CALIFICACIÓN VS COMENTARIOS

Kathia Elizalde-Beltrán, Mildreth Alcaraz-Mejía, Viviana Duro-Novoa, Gabriela Calvario-Sánchez

ITESO, Universidad Jesuita de Guadalajara
mildreth@iteso.mx

RESUMEN

En este trabajo se presenta la relación encontrada entre las calificaciones finales de los estudiantes de una asignatura y los comentarios plasmados en texto plano en la evaluación de dicho curso. El estudio se realizó con un conjunto de datos inicial anonimizado que tiene 850 registros que incluyen los comentarios en texto y la calificación final que obtuvo el estudiante en el curso. La hipótesis inicial es que los estudiantes que obtienen calificaciones bajas suelen incluir comentarios negativos en las evaluaciones del curso y los estudiantes que obtienen calificaciones altas suelen incluir comentarios positivos. Para poder validar dicha hipótesis, se utilizaron varios servicios de AWS, tal como S3, AWS Glue, Amazon Athena, Amazon QuickSight, para el desarrollo de las distintas etapas del proyecto, tal como almacenamiento, transformación, consumo de datos, así como del propio análisis de sentimientos, para el cual se realizó una clasificación de los comentarios, de acuerdo con los sentimientos detectados en él, como positivos, negativos, neutros y mixtos. Los resultados obtenidos permitieron invalidar la hipótesis inicial, ya que los estudiantes con mejores calificaciones hicieron comentarios mayormente neutrales, y los de calificaciones menores muestran una tendencia a combinar negativos con positivos, es decir, comentarios clasificados como mixtos, y no solamente negativos. Sin embargo, sí se observó que los estudiantes con comentarios positivos tienen, en promedio, mayor calificación, en comparación con aquellos en los cuales el sentimiento de sus respuestas fue catalogado como negativo.

INTRODUCCIÓN

En los últimos años, la retroalimentación de los usuarios se ha convertido en un recurso esencial para la mejora de productos y servicios. En el campo educativo, la evaluación de cursos que incluye comentarios abiertos brinda una oportunidad única para comprender más profundamente las experiencias y expectativas de los estudiantes [1]. Históricamente, las calificaciones numéricas han sido el indicador principal del éxito o fracaso de un curso. No obstante, los comentarios textuales ofrecen un contexto más rico y detallado, revelando aspectos específicos de la experiencia del estudiante que no se capturan en una calificación numérica [2].

El análisis de sentimientos es una técnica poderosa que permite extraer información valiosa de los comentarios textuales al clasificar las opiniones en categorías como positivas, negativas, neutras y mixtas. Este enfoque puede complementar las calificaciones tradicionales y ofrecer una visión más completa y matizada de la calidad de los cursos [3].

Cambria y Hussain, dicen que el análisis de sentimientos es un “Conjunto de técnicas computacionales para la extracción, clasificación, comprensión y evaluación de opiniones expresadas en fuentes publicadas en Internet, comentarios en portales web y en otros contenidos generados por usuarios” [4]. En este trabajo, esta técnica se aplica sobre las opiniones expresadas en la evaluación final de una asignatura, en cuyo instrumento de evaluación, se pregunta a los estudiantes acerca de aquellos aspectos de la docencia sobre los que ellos pueden tener una percepción, es decir, aquellos elementos que guardan una relación directa con la interacción profesor-alumno y con la manera en que los profesores ayudan a los alumnos a aprender.

Para llevar a cabo este análisis de sentimientos en los comentarios de las evaluaciones docentes, se utilizaron diversos servicios de Amazon Web Services (AWS) [5], que proporcionan una

infraestructura robusta y flexible para manejar grandes volúmenes de datos y realizar análisis complejos.

Este trabajo describe en detalle las etapas del proyecto, desde la recolección y preparación de los datos hasta la interpretación de los resultados del análisis de sentimientos [6]. Con la integración de múltiples servicios de AWS, se logró una solución robusta y escalable que puede ser aplicada para mejorar la comprensión de las experiencias estudiantiles y, en última instancia, la calidad de los cursos ofrecidos.

METODOLOGÍA

Para poder validar nuestra hipótesis inicial, se emplearon los siguientes servicios: Amazon S3 para el almacenamiento escalable y seguro de los datos [7], AWS Glue para la preparación y transformación de los datos, Amazon Athena para realizar consultas SQL sobre los datos almacenados en S3 [8], Amazon Comprehend para determinar el sentimiento en los comentarios de los estudiantes almacenados [9] y Amazon QuickSight para la visualización de los resultados del análisis [10]. Estos servicios permitieron el desarrollo de un flujo de trabajo eficiente y eficaz para la clasificación de comentarios según los sentimientos detectados.

La clasificación de los comentarios, de acuerdo con los sentimientos detectados en él, se determinan como positivos, negativos, neutros y mixtos [9]:

- Positivo: el texto expresa un sentimiento positivo general.
- Negativo: el texto expresa un sentimiento general negativo.
- Mixto: el texto expresa sentimientos tanto positivos como negativos.
- Neutral: el texto no expresa sentimientos positivos ni negativos.

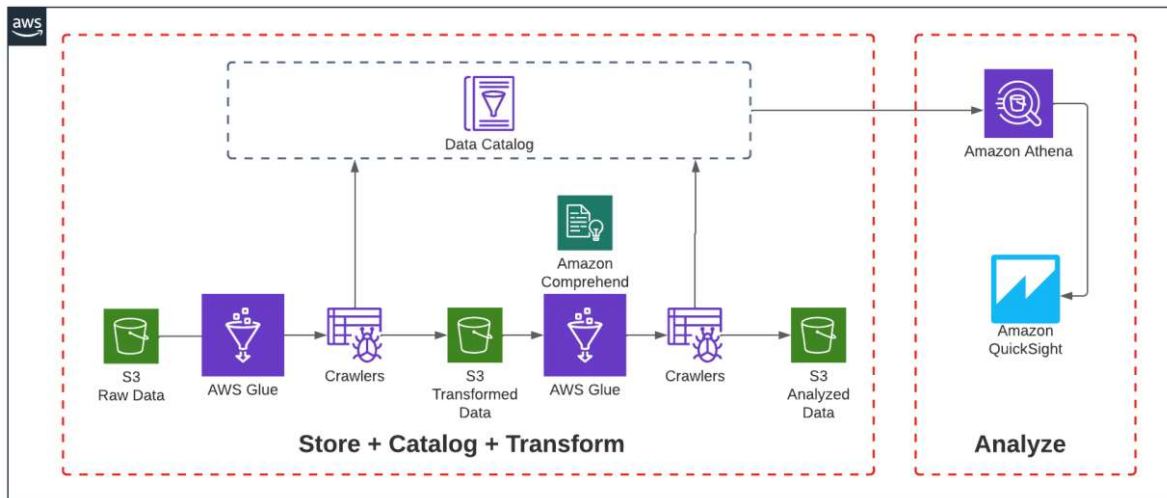


Figura 1. Modelo de Análisis de Sentimientos de Comentarios usando AWS

En la Figura 1 se muestra la arquitectura utilizada en AWS [7]. La imagen proporciona un flujo detallado del proceso de análisis utilizando diversos servicios de AWS. A continuación, se describe el modelo utilizado.

Fase 1: Store + Catalog + Transform

1. *S3 Raw Data*: Almacenamiento de Datos Brutos. Los datos iniciales, como comentarios y calificaciones de los cursos, se almacenan en Amazon S3 en su forma bruta. Este es el primer paso donde se recoge toda la información sin procesar.

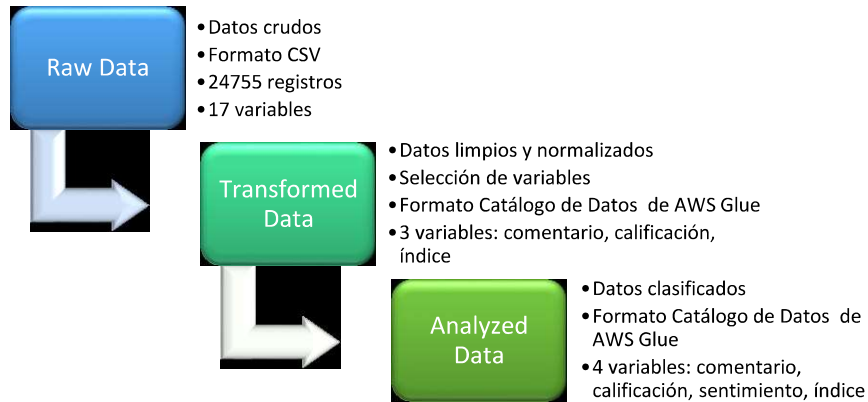


Figura 2. Transformación de los Datos a través del Modelo de Análisis de Sentimientos con AWS

2. *AWS Glue*: Preparación y Transformación de Datos. *AWS Glue* se utiliza para preparar y transformar los datos brutos almacenados en S3. Esta herramienta facilita la extracción, transformación y carga (ETL) de los datos.

3. *Crawlers*: Catalogación de Datos. Los *crawlers* de *AWS Glue* recorren los datos transformados para crear un catálogo de datos. Este catálogo organiza y registra la estructura y los esquemas de los datos, haciéndolos fácilmente accesibles para futuras consultas y análisis.

4. *Transformed Data*: Almacenamiento de Datos Transformados. Los datos transformados por *AWS Glue* se vuelven a almacenar en Amazon S3. Estos datos ahora están en un formato estructurado y listo para el análisis.

5. *Amazon Comprehend*: Análisis de Sentimientos. *Amazon Comprehend* se utiliza para realizar el análisis de sentimientos en los comentarios transformados. Este servicio de procesamiento de lenguaje natural identifica y clasifica los sentimientos en categorías como positivos, negativos, neutros y mixtos.

6. *AWS Glue* (segunda etapa): Integración de Resultados. Los resultados del análisis de sentimientos se integran con los datos transformados. *AWS Glue* vuelve a procesar los datos para incluir las nuevas etiquetas de sentimientos.

7. *Crawlers* (segunda etapa): Actualización del Catálogo de Datos. Los *crawlers* de *AWS Glue* vuelven a recorrer los datos analizados para actualizar el catálogo de datos con la nueva información generada por *Amazon Comprehend*.

8. *S3 Analyzed Data*: Almacenamiento de Datos Analizados. Los datos que ahora incluyen las clasificaciones de sentimientos se almacenan en Amazon S3. Estos datos están listos para ser consultados y visualizados.

Fase 2: Analyze

9. *Amazon Athena*: Consultas de Datos. *Amazon Athena* se utiliza para realizar consultas SQL directamente sobre los datos almacenados en S3. *Athena* permite explorar y analizar los datos sin necesidad de moverlos a otra base de datos.

10. *Amazon QuickSight*: Visualización de Datos. *Amazon QuickSight* se emplea para crear visualizaciones interactivas y dashboards basados en los resultados de las consultas de *Athena*.

QuickSight proporciona una manera intuitiva de interpretar y comunicar los hallazgos del análisis de sentimientos.

El proceso completo comienza con el almacenamiento de los datos brutos en S3, seguido de su preparación y transformación con AWS Glue. Los datos transformados se catalogan y luego se someten al análisis de sentimientos con Amazon Comprehend. Los resultados se integran y se vuelven a almacenar en S3. Finalmente, Amazon Athena permite consultar estos datos, y Amazon QuickSight facilita su visualización, completando así el ciclo de análisis de sentimientos y evaluación de cursos. En la Figura 2, se muestra la transformación de los datos a través de la aplicación del modelo de análisis que se muestra en la Figura 1.

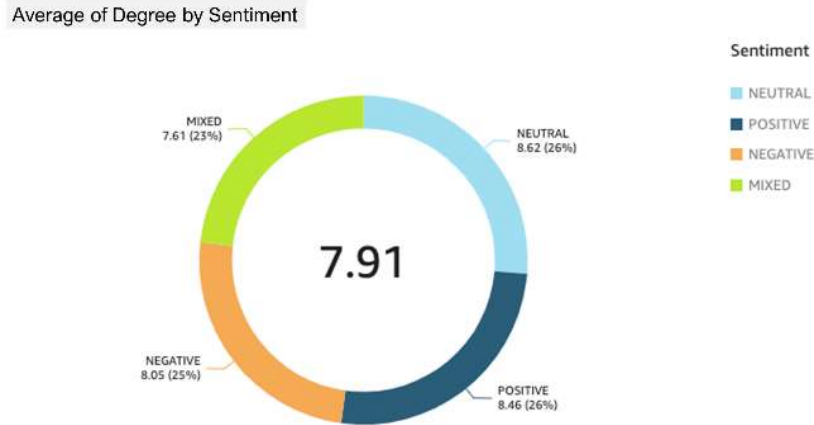


Figura 3. Promedio de Calificación por tipo de Comentario

RESULTADOS

En este proyecto, se propuso como aporte el desarrollo de un estudio de percepción basado en análisis de sentimientos sobre las respuestas de las estudiantes emitidas en la encuesta de evaluación docente al final del curso y su potencial correlación con su calificación obtenida en la asignatura. Para ello, se utilizaron las tecnologías para el análisis de sentimientos de Amazon Web Services, que resultan útiles para el procesamiento y análisis de datos cualitativos. La Figura 4 resume los resultados de este análisis.

Con los resultados obtenidos se pudo rechazar la hipótesis inicial que planteaba que los estudiantes con mejores calificaciones harían comentarios más positivos, mientras que aquellos con calificaciones más bajas harían comentarios predominantemente negativos. En cambio, se observó que los estudiantes con mejores calificaciones realizaron comentarios mayormente neutrales. Por otro lado, los estudiantes con calificaciones menores mostraron una tendencia a emitir comentarios mixtos, es decir, combinando aspectos negativos y positivos, y no exclusivamente negativos como se había planteado inicialmente.

Un análisis más detallado reveló una correlación interesante: los estudiantes que hicieron comentarios positivos tendieron a tener, en promedio, una calificación mayor en comparación con aquellos cuyos comentarios fueron clasificados como negativos. Esto sugiere que, aunque el sentimiento general de los comentarios no siempre se correlaciona de manera directa con la calificación obtenida, existe una relación positiva entre la calificación y los comentarios positivos.

CONCLUSIONES

Los hallazgos encontrados en este trabajo indican que el análisis de sentimientos puede proporcionar una visión más matizada de la percepción estudiantil y su relación con el desempeño académico. La tecnología de Amazon Web Services permitió procesar y analizar de manera efectiva las respuestas cualitativas, proporcionando un enfoque innovador para entender mejor la retroalimentación de los estudiantes en el contexto de la evaluación docente. Estas tecnologías permiten realizar pruebas de prototipado de procesos de una forma relativamente rápida, sin embargo, para integrar estos procesos a los sistemas propios de una institución educativa, se deben hacer otras consideraciones adicionales para verificar su viabilidad, como, por ejemplo, el lenguaje de programación de los sistemas actuales, si se puede integrar este nuevo proceso como una extensión del mismo sistema, como una API, con librerías adicionales, la capacidad de la infraestructura actual, entre otras.

AGRADECIMIENTOS

Kathia Elizalde-Beltrán agradece a la Maestría en Sistemas Computacionales del ITESO y a CONAHCYT por el apoyo otorgado Beca No. 503292.

BIBLIOGRAFÍA

1. Tejedor, Francisco Javier Tejedor. "Evaluación del desempeño docente." Revista Iberoamericana de Evaluación Educativa 5.1 (2012): 318-327.
2. Reyes Piñuelas, Erika Paola, Emilia Cristina González Machado, and Pedro Antonio Be Ramírez. "Evaluar la práctica docente a partir de los comentarios de estudiantes universitarios." Revista iberoamericana de educación (2018).
3. Aung, Khin Zezawar, and Nyein Nyein Myo. "Sentiment analysis of students' comment using lexicon based approach." 2017 IEEE/ACIS 16th international conference on computer and information science (ICIS). IEEE, 2017.
4. Cambria, Erik, and Amir Hussain. Sentic computing: Techniques, tools, and applications. Vol. 2. Springer Science & Business Media, 2012.
5. "Lagos de Datos Y Análisis En AWS - Amazon Web Services." Amazon Web Services, Inc., <http://aws.amazon.com/es/big-data/datalakes-and-analytics/> [Último acceso: 29 03 2024].
6. Zhao, Jun, Kang Liu, and Liheng Xu. "Sentiment analysis: mining opinions, sentiments, and emotions." (2016): 595-598.
7. "AWS | Almacenamiento de Datos Seguro En La Nube (S3)." Amazon Web Services, Inc., <http://aws.amazon.com/es/s3/> [Último acceso: 29 03 2024].
8. "Consultas de datos al instante | Análisis de datos SQL | Amazon Athena," Amazon Web Services, Inc. <https://aws.amazon.com/es/athena/> [Último acceso: 29 03 2024].
9. "Determine Sentiment - Amazon Comprehend." <https://docs.aws.amazon.com/comprehend/latest/dg/how-sentiment.html> [Último acceso: 29 03 2024].
10. "Servicio de Inteligencia Empresarial | Amazon QuickSight | AWS." Amazon Web Services, Inc., <http://aws.amazon.com/es/quicksight/> [Último acceso: 29 03 2024].