UNIVERSIDAD EAFIT

MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS Y ANALÍTICA ST1612 SISTEMAS INTENSIVOS EN DATOS

PROFESOR:

EDWIN MONTOYA

ALUMNOS:

Cindy Paola Guerra Medina

Carlos Alberto Murillo Martínez

Luz Stella Flórez Salazar

Proyecto Final: Análisis de sentimiento de tweets en tiempo real sobre la cuenta de Daniel Quintero, alcalde de la ciudad de Medellín.

Fecha de entrega: 10 de noviembre de 2021

Introducción:

La red social Twitter se ha convertido en una importante fuente para el análisis de datos, debido a su gran volumen de usuarios, los cuales aportan diversas opiniones en cada una de sus publicaciones. Sobre estas opiniones, se puede realizar análisis de sentimientos, es el estudio computacional de los sentimientos, emociones y actitudes de las personas (Ligthart et al., 2021) que se pueden extraer de las opiniones incluidas en las comunicaciones textuales, como reseñas de películas o productos (Wyeld et al., 2021). Una opinión de una persona puede tener una valoración positiva, neutral o negativa acerca de un producto, servicio, organización, persona o temas que se esté tratando.

Twitter es uno de los mayores servicios de información en tiempo real que dispone una API para extraer datos y así poder realizar análisis de sentimientos sobre personas importantes como Daniel Quintero, alcalde de la ciudad de Medellín. Diversos usuarios publican mensajes de texto con sus opiniones, inquietudes, quejas, reclamos, felicitaciones, etc.

Objetivo general

El objetivo de este proyecto es, implementar en una arquitectura de AWS, un análisis de sentimientos de tweets en tiempo real sobre la cuenta de Daniel Quintero, alcalde de la ciudad de Medellín.

Objetivos específicos

- Identificar y desplegar la arquitectura Serverless que ejecute el análisis de sentimientos en tiempo real.
- Determinar el sentimiento (numérico) y categorizarlo como positivo, neutral o negativo, de cada uno de los Tweets que ingresen.
- Visualizar los resultados a través de consultas SQL
- Visualizar gráficamente de los resultados del análisis de sentimientos.

Descripción del Caso

A través de los servicios de AWS estudiados durante la clase de sistemas intensivos en datos y herramientas opensource, queremos implementar un análisis en tiempo real sobre la cuenta de Daniel Quintero Calle (@QuinteroCalle). Se extraerán los datos a través de la API disponible de la red social Twitter, para la integración y descargue de información, de esta forma lograremos en una arquitectura lamda, tener dos caminos de solución:

- 1. Tener información batch para análisis.
- 2. Análisis del sentimiento en tiempo real.

Para el desarrollo del trabajo, usaremos varios servicios tecnológicos:

- Kibana
- Comprehend
- Elastic Search
- S3
- Glue
- Lambda

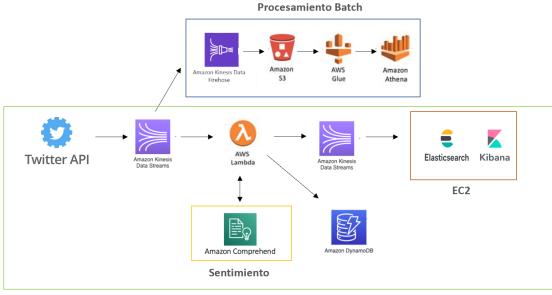
- Athena
- DynamoDB
- Kinesis Data Streams
- EC2
- Kinesis Firehose
- Logstash

Metodología de trabajo

Se emplea la metodología CRISP-DM, la cual denota el "Proceso estándar de la industria cruzada para la minería de datos". El modelo del ciclo de vida consta de seis fases: conocimiento del negocio, entendimiento de los datos, preparación de los datos, modelado, evaluación y despliegue. La secuencia de las fases no es estricta. De hecho, la mayoría de los proyectos avanzan y retroceden entre fases según sea necesario (IBM, 2021). Este modelo es flexible y se puede personalizar fácilmente de acuerdo con las necesidades particulares, lo que lo hace adecuado para este proyecto en particular.

Arquitectura Lambda

A continuación, se visualiza la arquitectura utilizada para la ejecución y despliegue de la solución del trabajo.



Tiempo real

Imagen 1. Arquitectura Lambda

Solución de la problemática

1. Conexión y extracción de dados de Twitter

Lo primero que realizamos, es entrar a la página para desarrolladores de Twitter y registrarnos, en el portal de desarrolladores. Creamos un nuevo proyecto y se muestra como se llevan los datos tweet hacia nuestra solución.

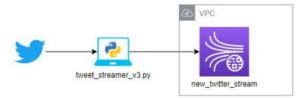


Imagen 1. Twetter

En el código anterior podemos observar los filtros utilizados para la extracción de la información a valorar; en la plataforma AWS se inicia con la configuración de los permisos en el Rol utilizado en el IAM, estos roles fueron configurados a medida que se configuraba cada servicio:

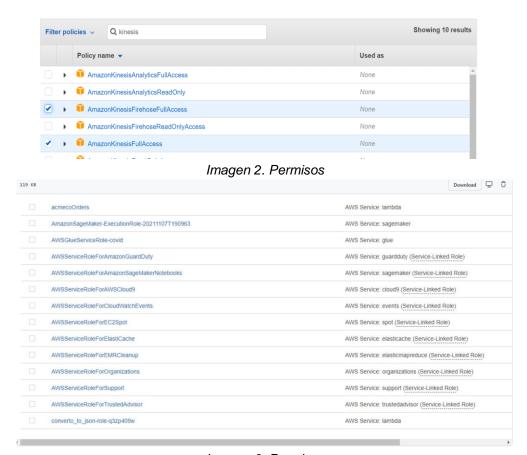


Imagen 3. Permisos

2. Entrega y configuración de datos para Kinesis Data Stream

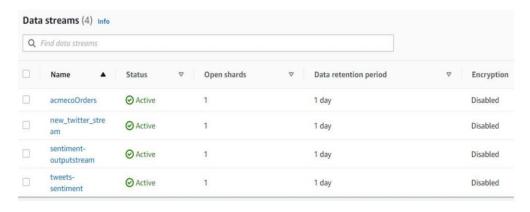


Imagen 4. Twetter

Con la anterior configuración, podemos pasar al **camino batch** el cual nos va a permitir tener un almacenamiento de los datos para ser utilizados en algún momento para otros estudios. El siguiente paso, es llevar la información de los datos al servicio de Kinesis Firehose:

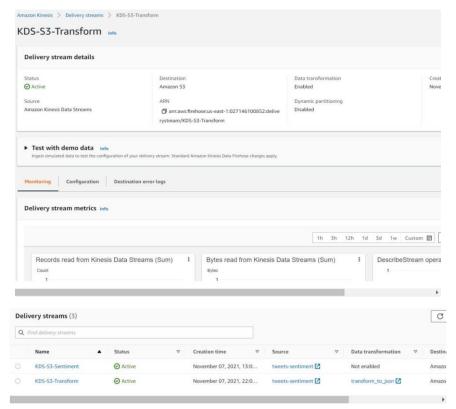


Imagen 5. Configuración Kinesis Firehose

Se muestra que el servicio queda activo y con conexión a AWS S3, e cual vamos a utilizar para el almacenamiento, a medida que se ejecuta el proceso se va realizando el proceso con un comentario demo, el cual se mantiene para verificar que el proceso este ejecutando en buen estado.

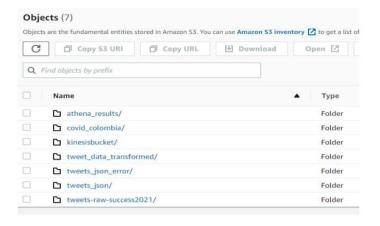


Imagen 6. S3

La anterior imagen nos muestra los buckets que fueron creados para el almacenamiento de la información, la cual fue guardada en formato Json.

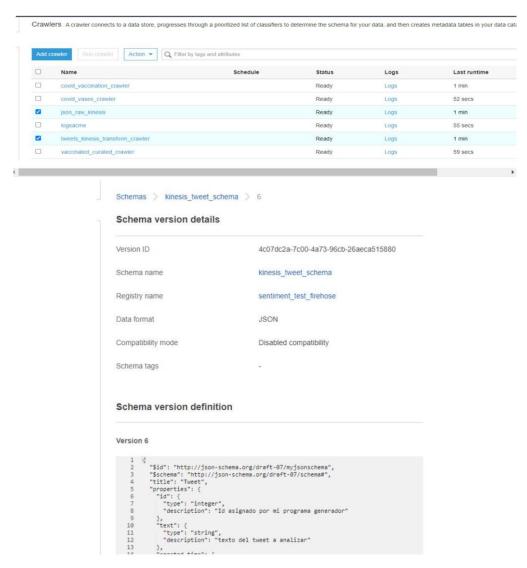


Imagen 7. Glue

Se crearon los crawlers para generar los catálogos de los datos, lo cuales se muestra a continuación:



Imagen 8. Catálogo de datos

RT @CarlentonDavila: El candidato a Alcalde del Partido Nacional pidio que trajeran a toda la estructura de su partido hacia la Capital por...

2021-11-08T04:29:35+00:00 Twitter for iPhone 1457565940846141443 Leo Rhn

Con la catalogación de los tweets almacenados al corte del proceso, podemos crear las tablas (2 tablas) que podemos consultar en Athena:

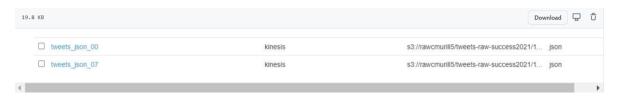


Imagen 9. Tablas

Con las tablas, podemos hacer la consulta en SQL para visualizar los primeros 10 tweets captados:

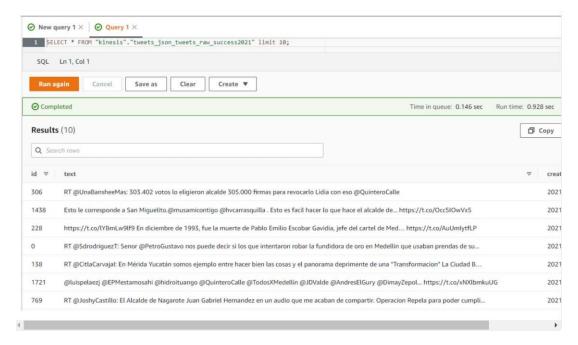
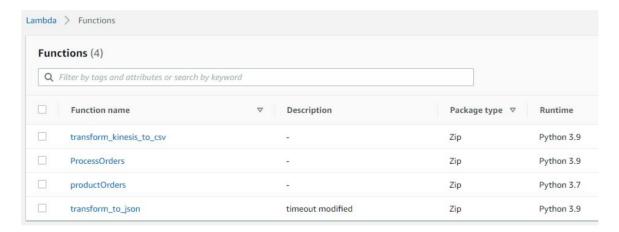


Imagen 10. Tablas

Con la anterior tabla, culminamos el proceso o ramificación que recreamos para mostrar la parte batch. A continuación, continuamos con el procesamiento en tiempo real.

3. Lambda

Con la conexión y configurado el servicio de Kinesis Data Streams, continuamos con la creación de una Lambda, donde inicialmente con algunas trasformaciones como cambiar el formato de los tweets a .csv, para poder utilizarlo para el análisis de sentimientos.



```
now = datetime.now()
year, month, day, hour = now.year, now.month, now.day, now.hour
def lambda_handler(event, context):
    decoded record data = [base64.b64decode(record['kinesis']['data']) for record in event['Records']]
    deserialized_data = [json.loads(decoded_record) for decoded_record in decoded_record_data]
    key = f'tweets_json/{year}/{month}/{day}/{hour}/tweets.csv'
    local_file_name = '/tmp/test.csv'
    s3 = boto3.client('s3')
    s3_resource = boto3.resource('s3')
        s3.head_object(Bucket='rawcmuril15', Key=key)
        # download s3 csv file to lambda tmp folder
s3_resource.Bucket('rawcmuril15').download_file(key,local_file_name)
        with open(local_file_name, 'a', newline='') as outfile:
             writer = csv.writer(outfile, delimiter= ';' )
             for data in deserialized_data:
                 dict = {}
                 for k, v in data.items():
    if isinstance(v, str):
                         dict[k] = ud.unidecode(v)
```

Imagen 11. Lambda

Para el proceso de la Lambda, se hace un control o monitoreo de su funcionamiento:

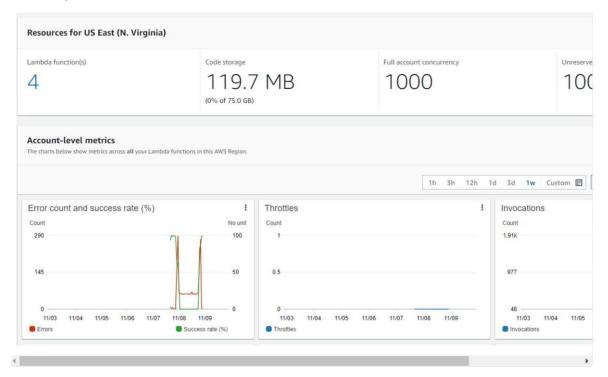


Imagen 11. Lambda

4. AWS Comprehend

Para realizar el análisis de sentimientos, utilizamos el servicio Comprehend de AWS, el cual ya tiene incorporado y entrenado el modelo de sentimientos que nos entregará la respuesta con varias variables, una con el scoring por cada clase (positivo, negativo, neutro, mixto) con el cual toma la decisión y el significado o categoría asignada positivo, neutro, negativo o mixto:

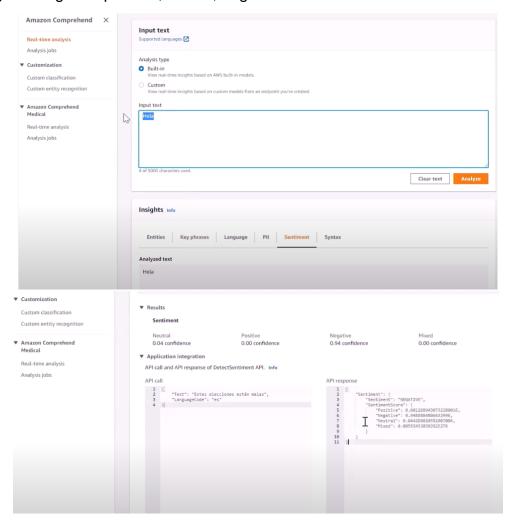


Imagen 12. Configuración manual Comprehend

Para que el proceso sea automático y en tiempo real, se configura en lambda que se realice el llamado automáticamente:

```
sentiment_all = comprehend.detect_sentiment(Text = text, LanguageCode = 'es')
sentiment = sentiment_all['Sentiment']
```

Imagen 12. Configuración Lambda Comprehend

Con la información clasificada, podemos almacenar el resultado en una tabla de **DynamonDB**

5. AWS DynamonDB

Para utilizar en otro momento, la información suministrada y calificada por el modelo realizado con Comprehend, se decide almacenar en una tabla en el servicio de AWS DynamonDB, a través de la Lambda:

```
with table.batch_writer() as batch_writer:
    # write to dynamo
    batch_writer.put_item(
        Item = dict_tweet
     )

with table_sentiments.batch_writer() as batch_writer:
    batch_writer.put_item(
        Item = dict_sentiment
    )
```

Imagen 13. Configuración Lambda DynamoDB

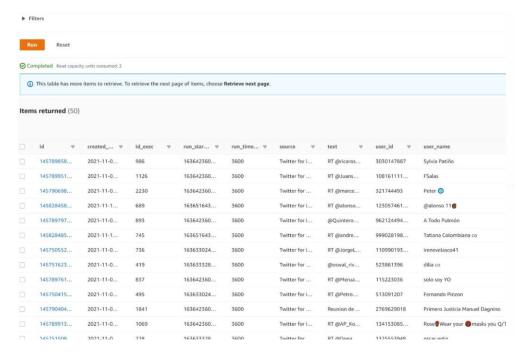


Imagen 14. Tabla DynamoDB

Con la tabla creada, podemos ver que se almacenará de forma consecutiva a medida que ingrese nueva información, lo cual hace que la tabla esté actualizada en tiempo real en el momento que se requiera trabajar, adicional se obtiene nueva información como tiempo y sentimiento que se obtiene.

6. Máquina Virtual EC2

Para continuar con el proceso y llevar la información a tableros de control con Kibana, se decide montar una maquina virtual el cual se le instalan los componentes de Kibana, Logstash y elasticsearch.

 Instalar e iniciar elastic search bin/elasticsearch -d -p pid

```
https://aws.amazon.com/amazon-linux-2/
[ec2-user@ip-172-31-24-85 ~]$ cd elasticsearch-7.15.1/
[ec2-user@ip-172-31-24-85 elasticsearch-7.15.1]$ bin/elasticsearch -d -p pid
```

Instalar y ejecutar kibana cd kibana-7.15.1-linux-x86_64/nohup bin/kibana &

```
[ec2-user@ip-172-31-24-85 ~]$ cd kibana-7.15.1-linux-x86_64/
[ec2-user@ip-172-31-24-85 kibana-7.15.1-linux-x86_64]$ nohup bin/kibana &
[1] 3793
[ec2-user@ip-172-31-24-85 kibana-7.15.1-linux-x86_64]$ nohup: ignoring input and appending output to 'nohup.out'
```

- Instalar plugin de logstash para trabajar con kinesis bin/logstash-plugin install logstash-input-kinesis
- Crear archivo de configuración en logstash para leer los tweets desde el stream de kinesis. Lo enviamos a un index llamado "twittersentiment"

```
ec2-user@ip-172-31-24-85:~/logstash-7.15.1

input {
    kinesis {
        kinesis_stream_name => "sentiment-outputstream"
        codec => json { }
    }
}

loutput {
        stdout { }
    elasticsearch {
            index => "twittersentiment"
        }
    }
}
```

 Correr logstash bin/logstash -f etl-kinesis.conf

```
[ec2-user@ip-172-31-24-85 logstash-7.15.1]$ bin/logstash -f etl-kinesis.conf
Using bundled JDK: /home/ec2-user/logstash-7.15.1/jdk
OpenJDK 64-Bit Server VM warning: Option UseConcMarkSweepGC was deprecated in version 9.0 and will likely be removed in a future release.
```

Se verifica la instancia creada para la máquina que este corriendo:

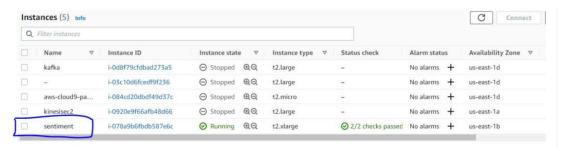


Imagen 15. Instancia EC2

7. Verificación de información

Se hace la verificación que en la máquina con las configuraciones y llamada de la instancia los datos este ingresando correctamente:

Imagen 16. Información en EC2

8. Configurar el índice en kibana

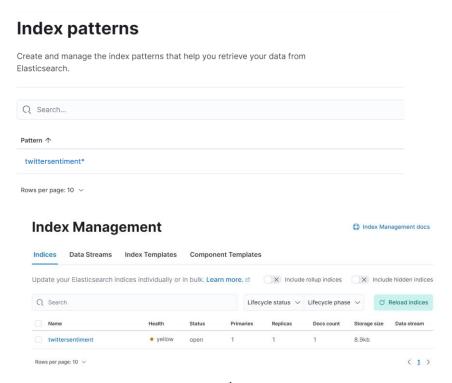


Imagen 17. Índice Kibana

Se verifica que los dos índices necesarios estén funcionando con el dato que se tiene de prueba para después verificar en tiempo real con el que ingrese.

9. Revisar tweets

Se verifica la información de tweets:

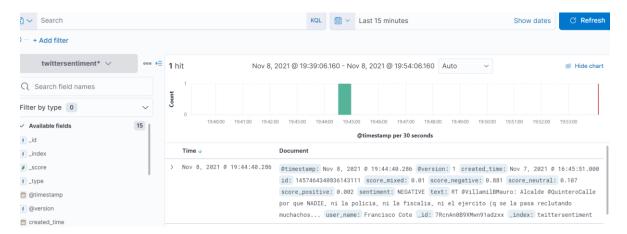
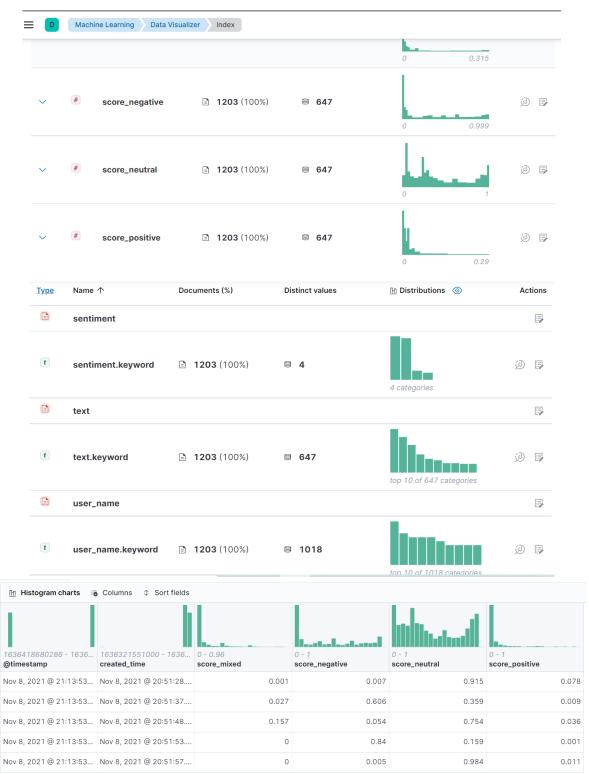


Imagen 18. Información en Kibana

10. Explorar los datos

Se realiza un primer análisis descriptivo de las variables de los tweets, donde se puede observar que se está obteniendo las categorías arrojadas por el modelo de sentimientos y las distribuciones que no siguen un patrón de normalidad, a corte del análisis de recibieron en 2 horas de procesamiento 1203 tweets.



Cantidad de tweets Porcentaje de los sentimientos 1,203 Count of records **NEGATIVE NEUTRAL** 41.06% Cantidad de tweets por sentimiento 42.98% 500 Count of records 400 300 200 100 0 MIXED NEUTRAL NEGATIVE MIXED POSITIVE 8.98% Top values of sentiment.keyword

11. Visualización de datos

Imagen 20. Dashboard en Kibana

Para el tiempo analizado de 2 horas, se observa que los comentarios sobre Daniel Quintero marcan una posición de 43% neutral seguido por un 41% de comentarios negativos, donde resaltan temas como el mal enfoque de su administración y en un tercer lugar, el solo 7% de los tweets son positivos.

12. Modelo de clasificación en kibana

El equipo de trabajo decide indagar las fortalezas de Kibana con los modelos analíticos de clasificación, con la información ya recolectada, se plantea encontrar un modelo que encuentre cual es la probabilidad de que suceda alguna de las 4 categorías encontradas con el modelo de sentimientos; donde se toman los resultados numéricos o scoring obtenidos para hacer el entregamiento, para este entrenamiento se configura el 80% de la información, dejando un 30 % para validación.

Create job
Source index pattern: twittersentiment*



Configuration

Dependent variable Source index Job type classification sentiment.keyword twittersentiment* Training percent Included fields Query sentiment.keyword, text.keyword, user_name.keyword Edit

Imagen 20. Configuración modelo en Kibana

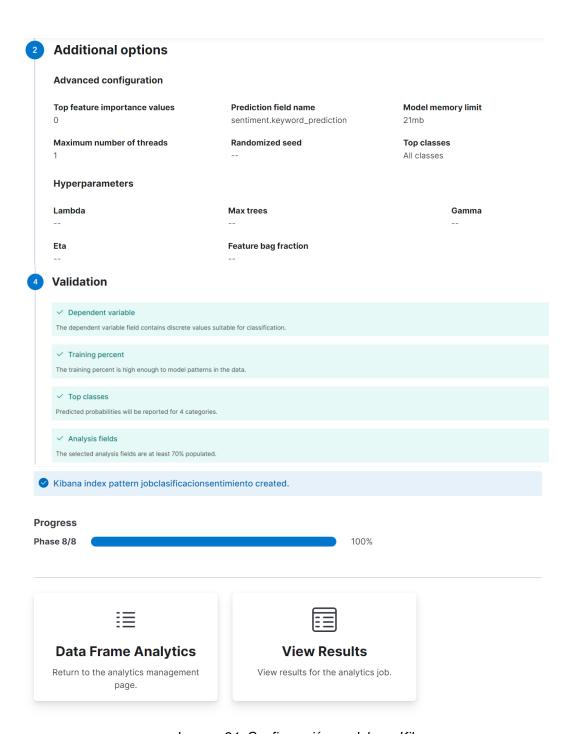


Imagen 21. Configuración modelo en Kibana

Evaluación del modelo

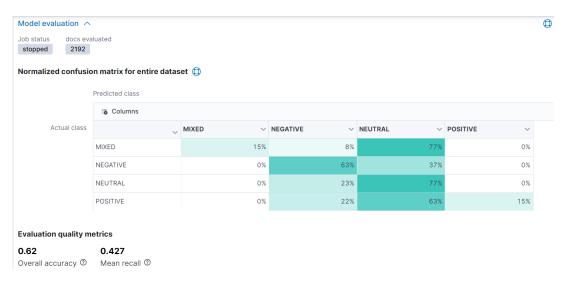


Imagen 22. Evaluación modelo en Kibana

Se verifica que el modelo en la categoria positiva presenta solamente un acierto del 15%, obteniendo unos errores en asignar una categoria de neutral del 63%, lo que significa que el modelo para predecir los tweets positivo no es el recomendable. Para la clasificacion Negativa se obtiene una certeza del 63%, y para el neutral del 77%.

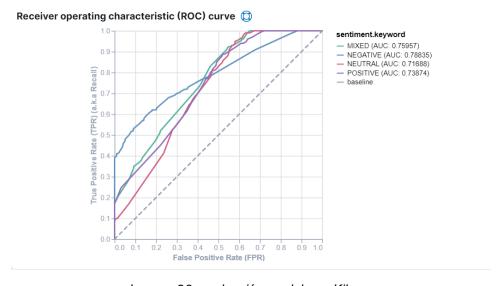


Imagen 23. evaluación modelo en Kibana

Se rectifica que el modelo tiene un buen ajuste para algunas categorias y a nivel global del modelo se tiene una eficiencia del 62%.

Referencias

- https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/SaaS?topic=dm-crisp-help-overview.
 [Último acceso: 6 junio 2021]. IBM. (2021). CRISP-DM Help Overview.
- Ligthart, A., Catal, C., & Tekinerdogan, B. (2021). Systematic reviews in sentiment
 analysis: a tertiary study. In *Artificial Intelligence Review* (Issue February). Springer
 Netherlands. https://doi.org/10.1007/s10462-021-09973-3
- Wyeld, T., Jiranantanagorn, P., Shen, H., Liao, K., & Bednarz, T. (2021).
 Understanding the effects of real-time sentiment analysis and morale visualisation in backchannel systems: A case study. *International Journal of Human Computer Studies*, 145(August 2020), 102524. https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102524