



Equipo 3

SISTEMA PROACTIVO DE APOYO A LA TOMA DE DECISIONES INTELIGENTE (IDSS)

Fase 2 / Avance del Proyecto

| Manuel Antonio Acevedo Ham | A01410910 |
|-----------------------------------|-----------|
| Jorge Daniel Amezola Gutiérrez | A01793759 |
| Ana Clemencia Aristizábal Londoño | A01795433 |
| Alan Samael Arriaga Castillo | A01153355 |
| Kevin Balderas Sánchez | A01795149 |

Acercamiento inicial del problema

Para la correcta implementación de la solución, hemos utilizado herramientas de colaboración que permiten una integración del proyecto final, logrando evaluar en todo momento la ruta crítica;



GitHub
https://github.com/A01795433-
AnaAristizabal/MLOPSGrupo3



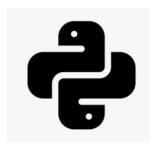
VS Code

OOKIECUTTER



Object Server

Project template para Python



Python



Data Version Control



Jupyter Notebooks



Experimentos ML



Documentos y Videos

https://drive.google.com/drive/folders/1XgbRPmMgcQyO6gszxAiOtmi5G8fMYO_6?usp=sharing

Actividades por Rol en Cada Fase

Durante la aplicación de la metodología MLOps (Machine Learning Operations) para la elaboración del ejercicio, cada integrante del equipo ha asumido un rol con un conjunto específico de actividades para el desarrollo e implementación de los modelos de machine learning que luego serán llevados a producción.



Analista de datos, ha proporcionado la base de datos que ha impulsado el modelo de machine learning (ML). Su trabajo de preparación y limpieza de datos ha asegurado que la Data Scientists Ana comenzará la construcción de los modelos de ML sobre datos fiables y de calidad.



La Data Scientists, ha creado y experimentado con los algunos modelos (son la base del ciclo de vida de machine learning en MLOps) Su trabajo está alineado con las fases de entrenamiento y evaluación dentro del ciclo. en las siguientes fases del ejercicio trabajará en estrecha colaboración con el MLOps Engineer Daniel para trasladar los modelos entrenados a producción de forma eficiente y repetible.

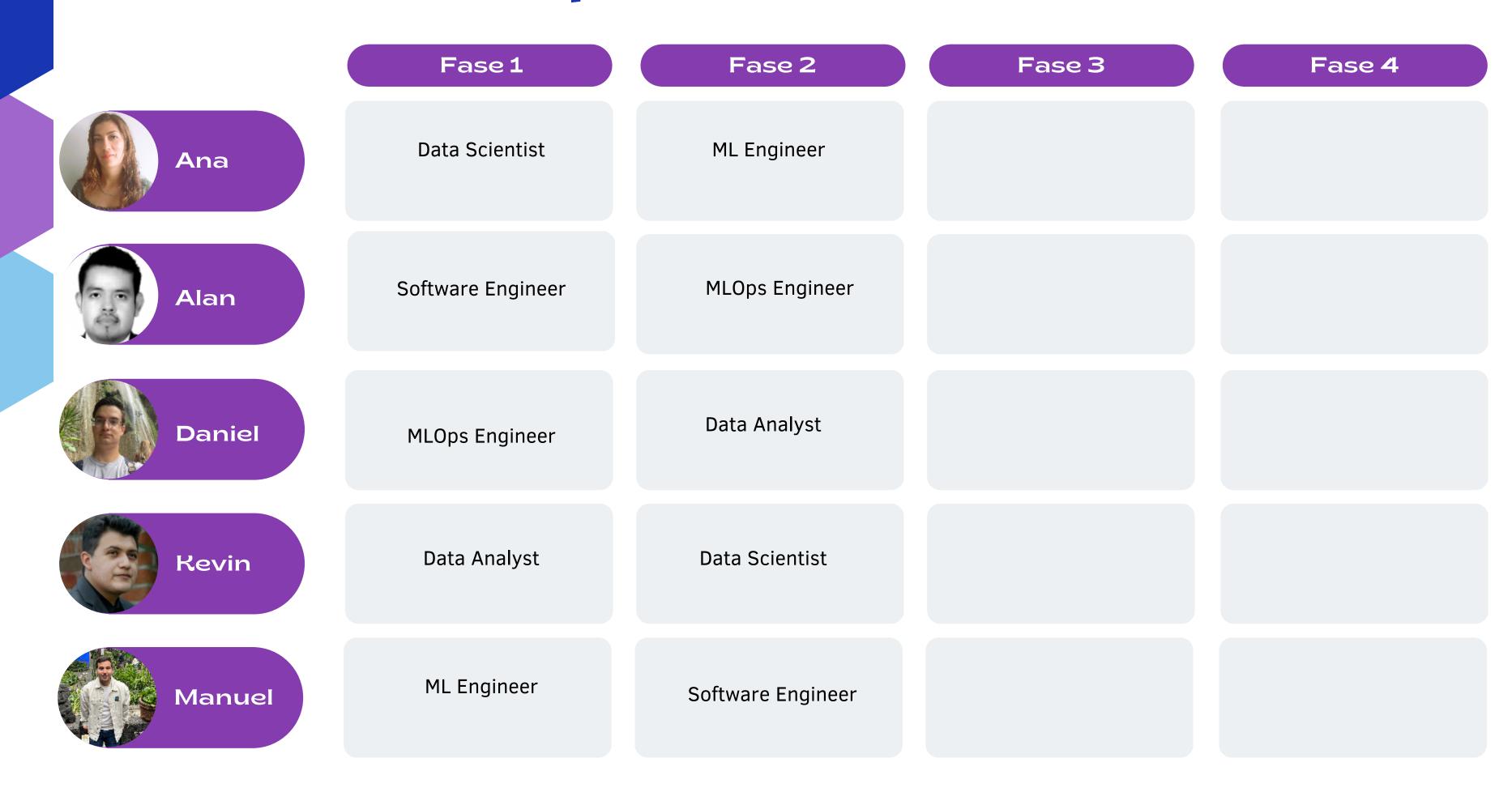


ML Engineer se ha ocupado de convertir el modelo desarrollado por la Data Scientists Ana en un sistema que para la siguientes fases se espera que se más robusto, reproducible y escalable, automatizando pipelines y en la integración de los modelos dentro del flujo de producción



Software Engineer y MLOps Engineer asegurarán que los modelos se integren en sistemas de software y que puedan ser desplegados de manera segura y escalable

Actividades por Rol en cada fase



Análisis del Problema

Problema a Resolver

El principal objetivo de este análisis es predecir la cantidad de veces que se compartirá un artículo en las redes sociales (shares)identificando los factores clave que influyen en la popularidad de los artículos publicados por Mashable.

La tarea principal es el aprendizaje supervisado, se trata de un problema de **regresión**, en el que el objetivo, es predecir el número de "shares" de los artículos.

Resolver este problema para optimizar el contenido publicado para maximizar el alcance y la visibilidad de los artículos en línea.

Descripción del Conjunto de Datos

El conjunto de datos contiene información sobre artículos publicados en el sitio web de Mashable durante dos años.

Puntos clave:

Período: dos años.

Variable objetivo: la cantidad de veces que se compartió un artículo en las redes sociales (popularidad).

Número de registros: 39 644 artículos.

Número de características: 61 atributos.

Características: Valores numéricos -Valores booleanos - Valores categóricos Los datos incluyen una variedad de características relacionadas con los artículos, como su categoría, fecha de publicación, duración, y métricas de popularidad

Variable objetivo: Cantidad de veces que se compartió el artículo, que se puede usar como una tarea de regresión o clasificación según cómo se plantee el problema

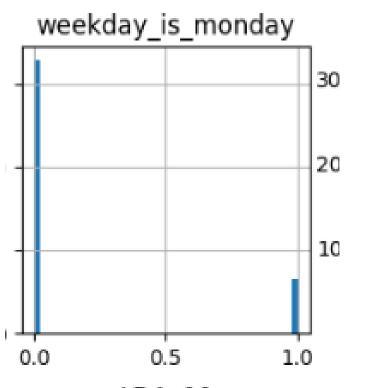
Métodos y Técnicas Utilizadas Para el Análisis del Problema

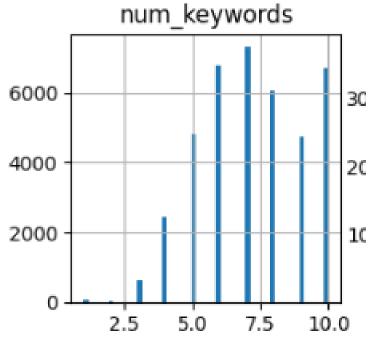
Exploración y preprocesamiento de los datos

- 1. **Verificar valores faltantes**: Nuestro conjunto de datos no tiene valores faltantes, por lo que no fue necesario realizar ningún proceso de imputación
- online_news_popularity_df.info() #Checking for nulls or missing data
- <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
 RangeIndex: 39644 entries, 0 to 39643
 Data columns (total 59 columns):

| # | Column | Non-Null Count | Dtype |
|----|-------------------------------|----------------|---------|
| | | | |
| 0 | n_tokens_title | 39644 non-null | float64 |
| 1 | n_tokens_content | 39644 non-null | float64 |
| 2 | n_unique_tokens | 39644 non-null | float64 |
| 3 | n_non_stop_words | 39644 non-null | float64 |
| 4 | n_non_stop_unique_tokens | 39644 non-null | float64 |
| 5 | num_hrefs | 39644 non-null | float64 |
| 6 | num_self_hrefs | 39644 non-null | float64 |
| 7 | num_imgs | 39644 non-null | float64 |
| 8 | num_videos | 39644 non-null | float64 |
| 9 | average_token_length | 39644 non-null | float64 |
| 10 | num_keywords | 39644 non-null | float64 |
| 11 | data_channel_is_lifestyle | 39644 non-null | float64 |
| 12 | data_channel_is_entertainment | 39644 non-null | float64 |
| 13 | data_channel_is_bus | 39644 non-null | float64 |
| 14 | data_channel_is_socmed | 39644 non-null | float64 |

2. Análisis de la distribución de los datos: Al evaluar la distribución de los valores en las diferentes columnas se pudo observar diferentes escalas, algunas características no tienen los valores necesarios para ver generar un histograma, por ejemplo week_is_monday aunque es un valor numérico, es una característica binaria, pero otras como num_keywords tienen pocas categorías, por lo que en el histograma no es posible ver una curva bien generada.



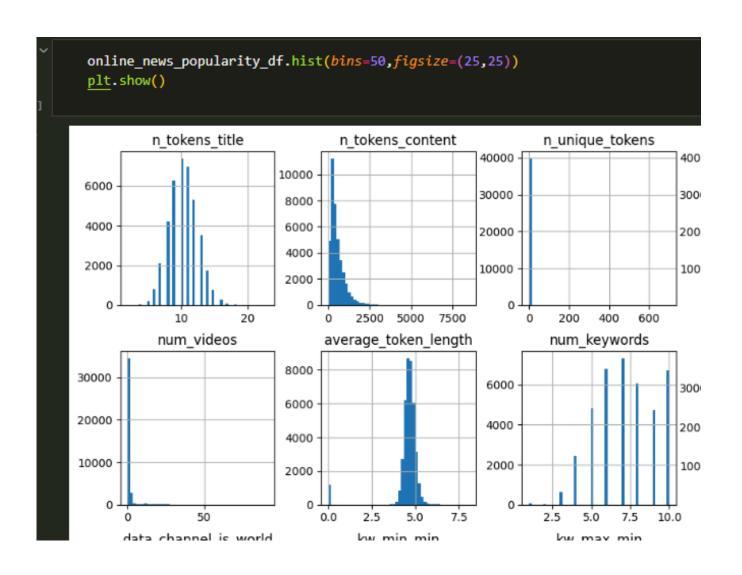


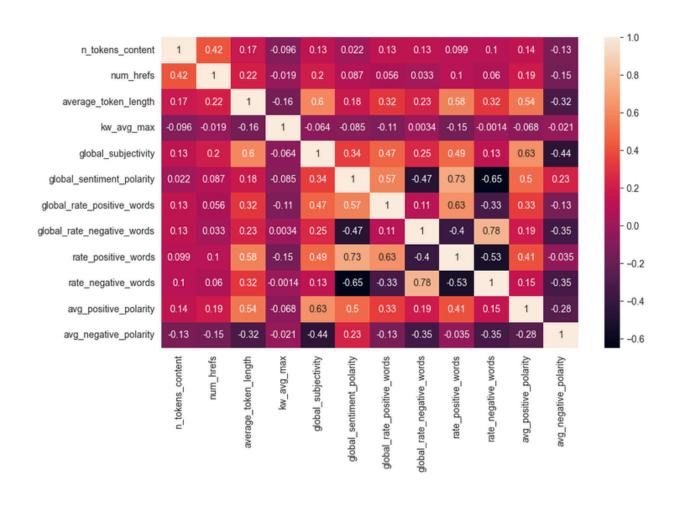
Métodos y Técnicas Utilizadas Para el Análisis del Problema

Exploración y preprocesamiento de los datos

3. Análisis descriptivo: utilizando histogramas para ver el comportamiento y distribución. Algunas variables tienen una distribución centrada y varias con sesgo hacia la izquierda y derecha y mapas de calor.

También hicimos uso del coeficiente de correlación de person para analizar la relación de la variable objetivo shares, con las demás variables



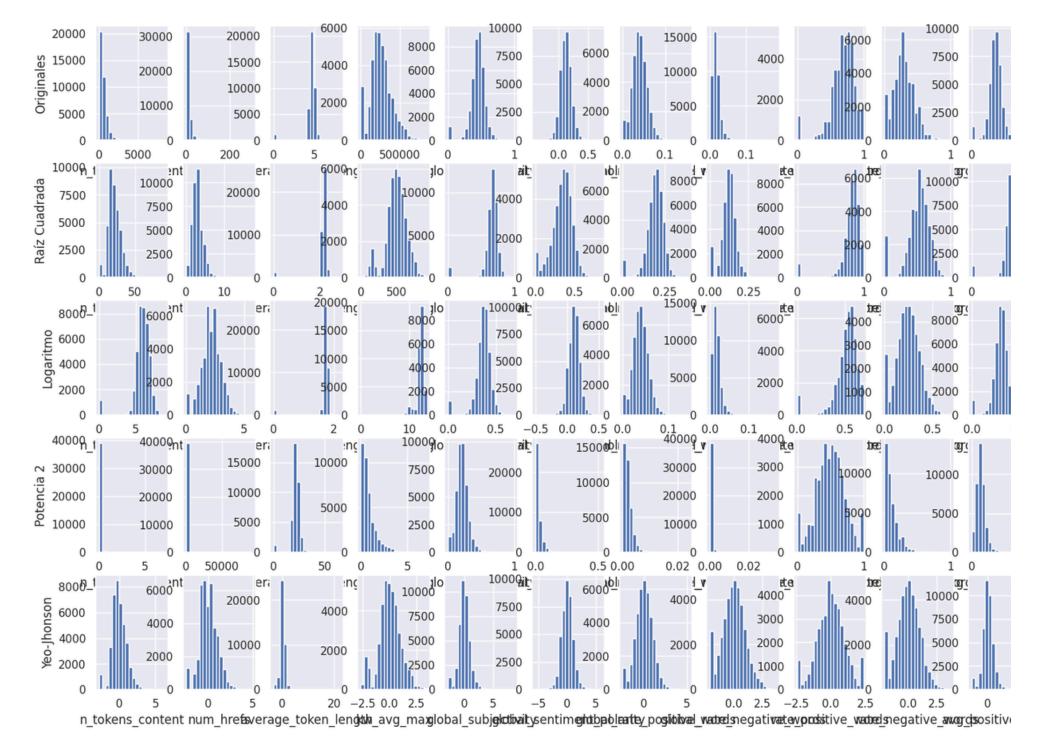


Métodos y Técnicas Utilizadas Para el Análisis del Problema

Exploración y preprocesamiento de los datos

3. EDA y Transformación de variables: Algunas variables requirieron transformaciones como raíz cuadrada, logaritmo, potencia2 y yeo-johnson para tratar las distribuciones sesgadas para facilitar el análisis posterior. La tarea principal es el aprendizaje supervisado, se trata de un problema de regresión, en el que el objetivo, es predecir el número de "shares" de los artículos

```
##Preprocessing and feature engineering
    def transformaciones 1(data):
      cols names numeric= columns numeric()
      variables a transformar = cols names numeric[:11]
     n = len(variables a transformar)
      misdatos = data
      sbn.set(rc={'figure.figsize':(17,12)})
      fig, axes = plt.subplots(5, n)
      for k in range(0,n):
       # Datos originales
        plt.subplot(5,n,k+1+(n*0))
        Transf0 = misdatos[variables a transformar[k]] # En esta
        plt.hist(Transf0,bins=20) # En este línea agrega el coma
        plt.xlabel(variables_a_transformar[k])
         plt.ylabel('Originales')
        # Datos transformados con raíz cuadrada ---
        plt.subplot(5,n,k+1+(n*1))
        Transf1 = np.sqrt(misdatos[variables a transformar[k]])
        plt.hist(Transf1,bins=20)
        plt.xlabel(variables a transformar[k])
         plt.ylabel('Raíz Cuadrada')
        # Datos transformados con logaritmo natural ------
        plt.subplot(5,n,k+1+(n*2))
        Transf2 = np.log1p(misdatos[variables a transformar[k]])
        plt.hist(Transf2,bins=20)
        plt.xlabel(variables_a_transformar[k])
         plt.ylabel('Logaritmo')
```



El modelo

Metodología de Entrenamiento:

Para profundizar en la relación entre las características de los artículos y su popularidad decidimos aplicar un enfoque de modelado predictivo. Empleamos modelos supervisados, como árboles de decisión y un bosque aleatorio para predecir la popularidad de los artículos basada en las características disponibles en el conjunto de datos

DecisionTreeRegressor

RandomForestRegressor

```
##Training the model

def train_model(X_train_scaled, y_train):
    model = RandomForestRegressor(n_estimators=160, max_depth=16, max_features='s
    model.fit(X_train_scaled, y_train.values.ravel())
    return model

Pyt

##Evaluating the model

def evaluate_model(model, X_test_scaled, y_test):
    predictions = model.predict(X_test_scaled)
    mse = mean_squared_error(y_test, predictions)
    print(f"Error Cuadrático Medio: {mse}")
```

Después de evaluar ambos modelos, optamos por el modelo Random Forest

El modelo

Análisis de resultados del modelo y métricas utilizadas

Áreas a mejorar en el análisis del caso

Después de aplicar la metodología ML, evaluamos los modelos mediante la métricas de: Error Cuadrático Medio (MSE)

```
##Evaluating the model

def evaluate_model(model, X_test_scaled, y_test):
    predictions = model.predict(X_test_scaled)
    mse = mean_squared_error(y_test, predictions)
    print(f"Error Cuadrático Medio: {mse}")
```

Error Cuadrático Medio (MSE)

```
tree_Reg = RandomForestRegressor()
   tree_Reg.fit(X_train_scaled, y_train)
   preds = tree_Reg.predict(X_train_scaled)
   mse = mean squared error(y train, preds)
   print(f"Error Cuadrático Medio: {mse}")
Error Cuadrático Medio: 0.22702768615784408
   preds = tree_Reg.predict(X_test_scaled)
   mse = mean_squared_error(y_test, preds)
   print(f"Error Cuadrático Medio: {mse}")
Error Cuadrático Medio: 1.6618155539436172
```

Al momento de entrenar el modelo obtuvimos un 0.22 Al momento de poner el modelo a prueba con el conjunto de datos test obtuvimos un valor de 1.6

MLOps Refactorización en Clases

Como tarea de esta fase dos, se tuvo que refactorizar código en clases para tener mayor modularidad y escalabilidad. La clase Data Explorer hace exploración de datos y visualización. Luego la clase OnlineSharesModel hace el training del modelo y toda la etapa que esto implica

Se decidió dividir en una clase DataExplorer y otra OnlineSharesModel

Executing code

```
In [76]: filepath=r'C:/Users/balde/Desktop/MAESTRIA MNA/Contribs/MLOPSGrupo3/data/raw/online_news_popularity.csv'
         model = OnlineShares(filepath)
         model.load_data()
         X_train_scaled, X_test_scaled, y_train, y_test = model.preprocess_data()
         print()
         print('Training----')
         model_reg = model.train_model(X_train_scaled, y_train)
         print(model_reg)
         print()
         print('Testing-----')
         model.evaluate_model(model_reg, X_test_scaled , y_test)
         print('Cross Validation ----')
         model.cross_validate_model()
                             avg_negative_polarity-Transformed
                                                                                             avg_negative_polarity-Original
         Puntos a destacar, podemos aplicar las siguientes transformaciones a las siguientes variables para corregir skew:
         Númericas - Standard Scaler para que todos los rangos esten entre 0 y 1
         num_hrefs - n_tokens_content -avg_positive_polarity - global_subjectivity - Logaritmo - np.log1p
         average token length - global sentiment polarity - Original
         kw avg max - global rate positive words- Raiz Cuadrada
         global rate negative words - rate positive words -rate negative words- Yeo Johnson
         Training-----
         RandomForestRegressor(max_depth=16, max_features='sqrt', min_samples_leaf=2,
                                n_estimators=160, random_state=42)
         Testing-----
         Error Cuadrático Medio: 1.4825105532379537
         Cross Validation -----
         Average Accuracy with CV: 0.15668938377768532
Out[76]: < __main__.OnlineShares at 0x2e2a7cb85f0>
```

MLOps Refactorización en Clases

Data Explorer

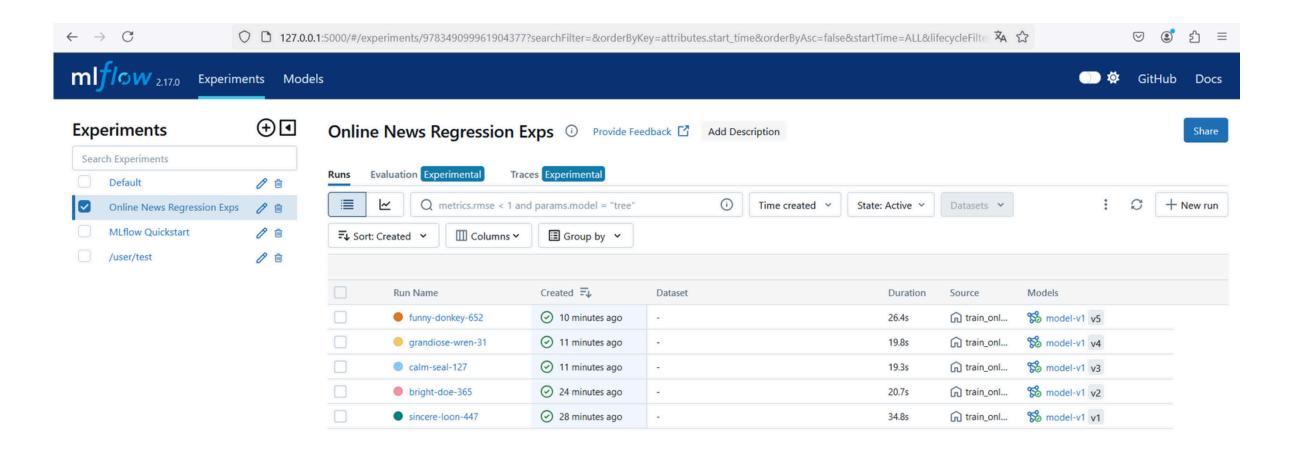
```
74]: class DataExplorer:
       @staticmethod
       def explore_data(data):
           print(data.head().T)
           print(data.describe())
           print(data.info())
       @staticmethod
       def clear(data):
           #We can see there are a few records with namespacing between the column name, so we need to make a trim
           columns_clean = [i.strip() for i in data.columns.values.tolist()]
           data.columns = columns_clean
       @staticmethod
       def basic vis(data):
           data['shares'].values
           data["n_tokens_content"].plot(kind = "box")
           plt.show()
           data.mean(axis=0)
           data['n_tokens_title'].plot(kind = "hist")
           data.kurtosis()
       @staticmethod
       def plot_histograms(data):
           data.hist(bins=50, figsize=(25, 25))
           plt.show()
           insight1="A couple of comments: Different scales, some features do not have the necessary values to see general
           insight2="for example week_is_monday altough is a numeric value, is a binary feature , but others like num_key
           insight3="so the histogram is not possible to see a well-generated curve For a first model, we'll take into ac
           insight4="n_tokens_content num_hrefs average_token_length kw_avg_max global_subjectivity , global_sentiment_pd
           insight5="rate_positive_words , rate_negative_words avg_positive_polarity , avg_negative_polarity Binary feat
           insight6="data_channel_is_bus, data_channel_is_socmed data_channel_is_tech, data_channel_is_world , weekday_is
           insight7="weekday_is_thursday, weekday_is_friday, weekday_is_saturday, weekday_is_sunday"
           print(insight1)
           print(insight2)
           print(insight3)
           print(insight4)
           print(insight5)
           print(insight6)
       @staticmethod
       def columns_numeric():
           cols_names_numeric = "n_tokens_content,num_hrefs,average_token_length,kw_avg_max,global_subjectivity,global_se
           return cols_names_numeric
       @staticmethod
```

Online news model

```
]: class OnlineShares:
       def __init__(self, filepath):
          self.filepath = filepath
          self.model pipeline = Pipeline([
               ('scaler', StandardScaler()),
               ('regressor', RandomForestRegressor(n_estimators=160, max_depth=16, max_features='sqrt', min_samples_leaf=
          self.X_train, self.X_test, self.y_train, self.y_test = [None] * 4
       def load_data(self):
          self.data = pd.read_csv(self.filepath)
          print('Exploring dataset')
          DataExplorer.explore_data(self.data)
          print('Data wrangling taks')
          DataExplorer.clear(self.data)
          print('Data visualization tasks')
          DataExplorer.basic_vis(self.data)
          print('Plotting histograms')
          DataExplorer.plot_histograms(self.data)
          print('Plotting correlation matrix')
          DataExplorer.plot correlation matrix(self.data)
          print('Other proposed plots')
          DataExplorer.otrosPlots(self.data)
          print('Transforming shares variable')
          DataExplorer.plots_after_transform(self.data)
          print('Applying tranformation to numerical features')
          DataExplorer.transformaciones_1(self.data)
          print('Applying tranformation to the last feature')
          DataExplorer.transformaciones_2(self.data)
          return self
       def preprocess_data(self):
           data = self.data
          X = data.drop('shares', axis=1)
          y = data['shares']
          X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
          # Transformaciones a columnas en X_train
          X_train['n_tokens_content'] = np.log1p(X_train['n_tokens_content'])
          X_train['num_hrefs'] = np.log1p(X_train['num_hrefs'])
          X_train['kw_avg_max'] = np.sqrt(X_train['kw_avg_max'])
          X train['global subjectivity'] = np.log1p(X train['global subjectivity'])
          X_train['global_rate_positive_words'] = np.sqrt(X_train['global_rate_positive_words'])
          # Columnas con Yeo-Johnson en X train
          pt = PowerTransformer(method='yeo-johnson')
          X_train[['global_rate_negative_words', 'rate_positive_words', 'rate_negative_words']] = pt.fit_transform(
          X_train[['global_rate_negative_words', 'rate_positive_words', 'rate_negative_words']]
          X_train['avg_positive_polarity'] = np.log1p(X_train['avg_positive_polarity'])
```

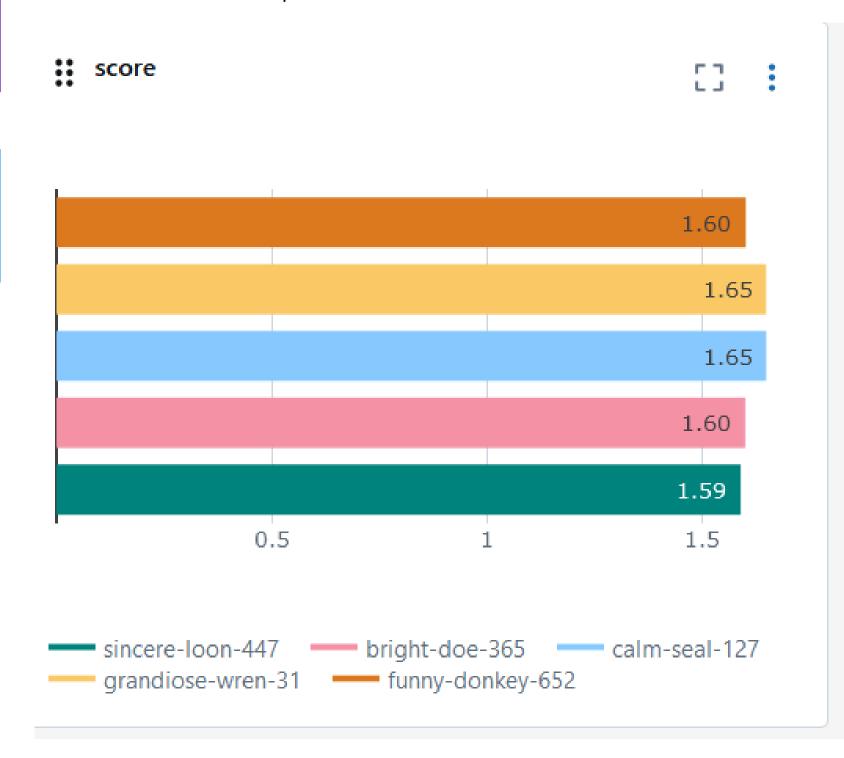
MLFLOW y Visualización de resultados

Para la parte de la visualización de resultados, decidimos utilizar la herramienta de Mlflow, ya que representa una alternativa tanto para el registro de modelo, métricas, hiperparámetros y demás cuestiones que son importantes para la hora de evaluar un modelo. Así como también su interfaz gráfica nativa con Python permite una apreciación en forma de dashboard del desempeño del modelo



MLFLOW y Visualización de resultados

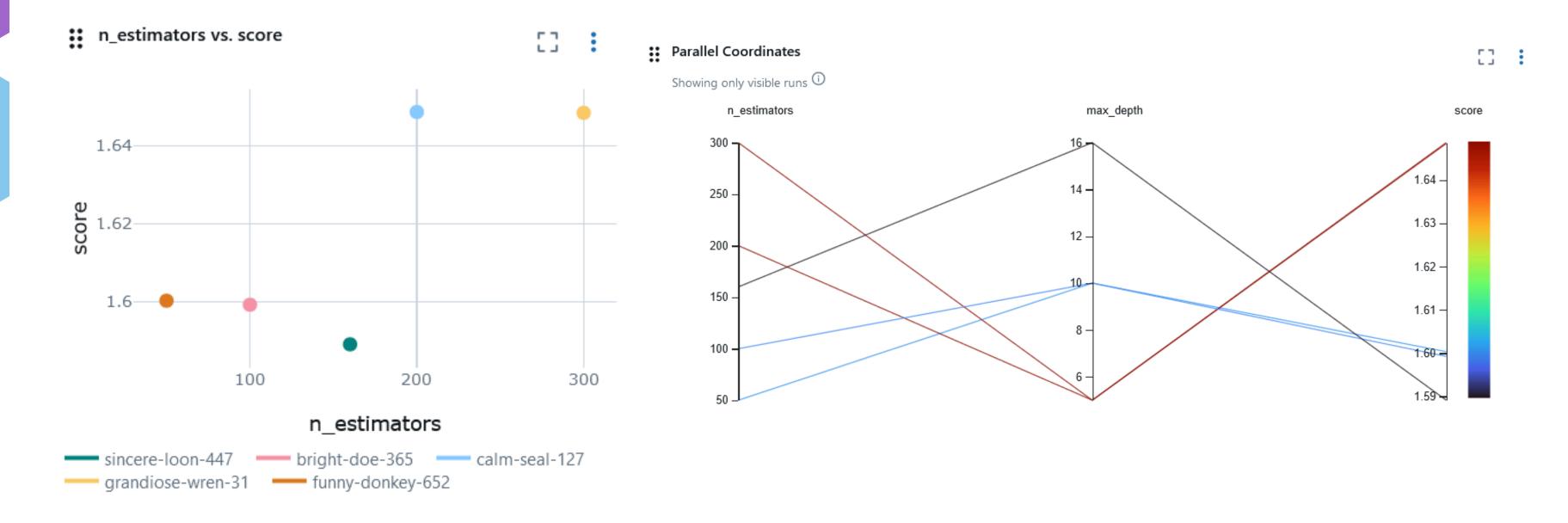
Mean Square Error





MLFLOW y Visualización de resultados

Con ayuda de la visualización podemos comparar también con los hiperparametros para darnos una idea de como hacer tunning al modelo



MLOps Versionamiento

DVC

Para el versionamiento del dataset, habilitamos el uso de DVC el cual se configuro para utilizar AWS S3 como repositorio de información.

Politica IAM

 Accesos

Configuración

```
! config 1 X

.dvc > ! config > ...

1    [core]

2         remote = storage
3         autostage = false
4    ['remote "storage"']
5         url = s3://test-dbt-01aws/MLOPSGrupo3
6
```

Uso de espacio

```
PS C:\Users\jorge\OneDrive\Documents\GitHub\MLOPSGrupo3> dvc status
Data and pipelines are up to date.
PS C:\Users\jorge\OneDrive\Documents\GitHub\MLOPSGrupo3> dvc du .
6.00k .DS_Store
0    reports
0    a.py
0    docs
0    config
0    src
31.7M notebooks
1.24k .gitignore
0    models
1.15k README.md
68 .gitattributes
2    environment.yml
140    AUTHORS.md
31.7M
PS C:\Users\jorge\OneDrive\Documents\GitHub\MLOPSGrupo3>
```

Conclusiones



Seguimiento de experimentos: mediante el uso de herramientas como DVC y MLflow, el seguimiento y el control de versiones de los experimentos de Machine Learning, se vuelven estructurados y eficientes. Esto garantiza que cada experimento esté bien documentado, lo que permite la reproducibilidad y la comparación entre diferentes ejecuciones.



Reproducibilidad mejorada: el control de versiones a través de herramientas como DVC ayuda a mantener conjuntos de datos, configuraciones y modelos. Esto permite una reversión y recreación más sencilla de experimentos anteriores, lo que garantiza resultados consistentes a lo largo del tiempo.



Información visual para tomar decisiones informadas: la visualización de métricas como la precisión y la exactitud proporciona información valiosa sobre el rendimiento de los modelos.



Registro de modelos organizado: al mantener un registro de modelos (MLflow), todos los modelos desarrollados se almacenan sistemáticamente con sus respectivas versiones y métricas de rendimiento. Esto permite una mejor gestión de los ciclos de vida de los modelos, lo que hace que estos sean más accesibles y fáciles de actualizar.