UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA

CC3105 - Machine learning engineering Sección 10



Ejercicio 5

SEBASTIAN ARISTONDO PEREZ 20880
PABLO DANIEL GONZALEZ RAMOS 20362
JOSE DANIEL GONZALEZ CARRILLO 20293

GUATEMALA, 27 de agosto de 2024

Usamos django rest para generar la API. Creamos dos servicios, uno para entreno y otro para predicción.

```
import os
import logging
from rest framework import status
from urllib.parse import urlparse
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model selection import train test split
from sklearn.feature selection import SelectKBest, f classif
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy score, classification report,
confusion matrix
import pickle
base path = os.getcwd()
data path=os.path.normpath(base path+os.sep+'data')
pickle path=os.path.normpath(base path+os.sep+'models')
log path=os.path.normpath(base path+os.sep+'logs')
if not os.path.exists(log path):
   os.makedirs(log path)
log_file = os.path.join(log_path, 'training.log')
logging.basicConfig(
    filename=log file,
    level=logging.INFO,
class Training:
    def accuracy measures(self, y test, y pred):
        accuracy = accuracy score(y test, y pred)
        logging.info(f"Precisión del modelo: {accuracy * 100:.2f}%")
```

```
logging.info("Reporte de clasificación:")
        logging.info(classification report(y test, y pred))
        logging.info("Matriz de confusión:")
       logging.info(confusion matrix(y test, y pred))
       return accuracy
   def best features(self, pipeline, X):
       selector = pipeline.named steps['selector']
       mask = selector.get support() # Array booleano de las
        selected features = X.columns[mask]
        logging.info("Características seleccionadas: %s",
selected features)
   def train(self, request):
       return dict=dict()
            data = pd.read csv(data path + '/train data.csv')
            data['categoria precio'] = pd.qcut(data['Price'], q=4,
labels=['Bajo', 'Medio Bajo', 'Medio Alto', 'Alto'])
            df numerico =
data.select dtypes(include=['number']).dropna(axis=1)
            df numerico = df numerico.drop(columns=['Longtitude',
'Lattitude'])
           X = df numerico.drop(columns=['Price'])
           y = data['categoria precio']
            X train, X test, y train, y test = train test split(X, y,
test_size=0.3, random_state=42)
            pipeline = Pipeline([
                ('selector', SelectKBest(score func=f classif, k=7)),
                ('classifier', RandomForestClassifier(n estimators=100,
random state=42))
            pipeline.fit(X train, y train)
            y pred = pipeline.predict(X test)
            accuracy = self.accuracy measures(y test, y pred)
            self.best_features(pipeline, X)
```

```
pickle file =
os.path.normpath(pickle path+os.sep+'model.pkl')
            pickle.dump(pipeline, open(pickle file, 'wb'))
            selector = pipeline.named steps['selector']
            selected columns = X.columns[selector.get support()]
            columns file = os.path.normpath(pickle path + os.sep +
'selected columns.pkl')
            with open(columns file, 'wb') as f:
                pickle.dump(selected columns.tolist(), f)
            return dict['response'] = 'Model Trained Successfully'
            return dict['status']=status.HTTP 200 OK
            return return dict
        except Exception as e:
            return dict['response']="Exception when training the
module: "+str(e. str )
            return dict['status']=status.HTTP 500 INTERNAL SERVER ERROR
```

```
# prediction.py
import os
import pickle
import pandas as pd

base_path = os.getcwd()
pickle_path = os.path.normpath(base_path + os.sep + 'models')

class Predictor:
    def __init__(self):
        # Cargar el modelo y las columnas seleccionadas al inicializar

la clase
        self.model = self.load_model()
        self.selected_columns = self.load_selected_columns()

def load_model(self):
        try:
            pickle_file = os.path.normpath(pickle_path + os.sep +
'model.pkl')
        with open(pickle_file, 'rb') as f:
            model = pickle.load(f)
        return model
```

```
except Exception as e:
            raise Exception(f"Error loading model: {str(e)}")
            columns file = os.path.normpath(pickle path + os.sep +
            with open(columns file, 'rb') as f:
                selected columns = pickle.load(f)
            return selected columns
       except Exception as e:
            raise Exception (f"Error loading selected columns:
   def predict(self, data):
        trv:
            if isinstance(data, dict): # Si es un solo diccionario,
                input data = pd.DataFrame([data])
            elif isinstance(data, list): # Si es una lista de
                input data = pd.DataFrame(data)
or list of dicts.")
            input data = input data[self.selected columns]
            predictions = self.model.predict(input data)
            return predictions.tolist() # Devolver la predicción como
        except Exception as e:
            raise Exception(f"Error during prediction: {str(e)}")
```

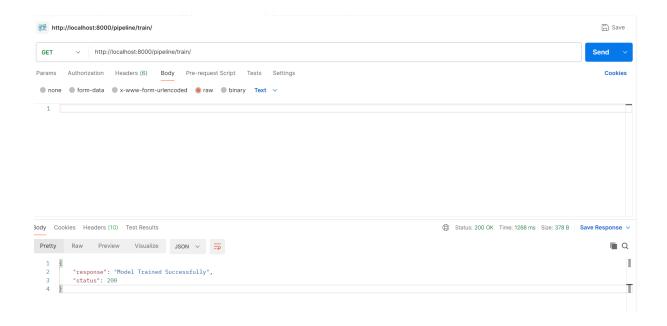
En el entreno se consumieron los datos que hemos estado usando en todos los labs y se realizó el pipeline de entrenamiento. En la predicción se usó el modelo generado en un .pkl.

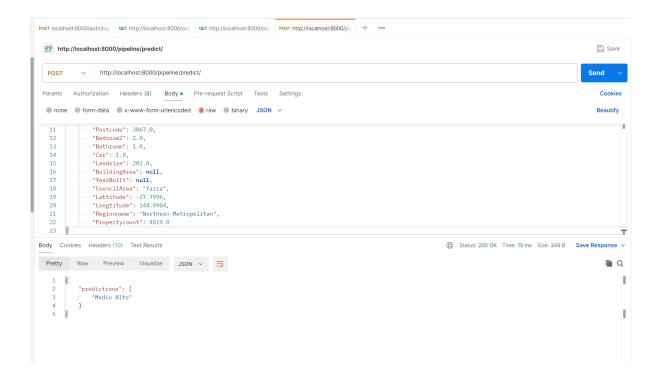
Se crearon vistas para poder servir los endpoints:

from django.shortcuts import render

```
from model pipeline.services.training import Training
from model pipeline.services.prediction import Predictor
from rest framework.response import Response
from rest framework import status
from rest framework.views import APIView
predictor = Predictor()
class TrainModel(APIView):
    def get(self, request):
        training = Training()
        response dict = training.train(request)
        print(response dict)
        return Response (response dict)
class PredictView(APIView):
   def post(self, request):
        try:
            data = request.data
            predictions = predictor.predict(data)
            response = {
                'predictions': predictions
            return Response (response, status=status.HTTP_200_OK)
        except Exception as e:
            return Response({'error': str(e)},
status=status.HTTP_500_INTERNAL_SERVER_ERROR)
```

Este fue el resultado de los endpoints





Además, se creó un dockerfile para el proyecto

```
# Python runtime as a image
FROM python:3.10
# install dependencies
COPY requirements.txt requirements.txt
RUN pip install --no-cache-dir -r requirements.txt
#Mounts the application code to the image andexpose 8post 8000
COPY . code
```

```
WORKDIR /code

EXPOSE 8000

# runs the production server

ENTRYPOINT ["python", "manage.py"]

CMD ["runserver", "0.0.0.0:8000"]
```

Reflexión

Para la publicación del modelo, una opción robusta es desplegarlo en la nube utilizando proveedores como AWS, Google Cloud o Microsoft Azure. Estas plataformas ofrecen servicios de contenerización que facilitan la administración de aplicaciones Docker, además de capacidades de escalado automático para manejar tráfico variable, lo cual es crucial para aplicaciones que anticipan múltiples usuarios simultáneos. Además, estos proveedores ofrecen herramientas avanzadas de seguridad, monitoreo y logging, que son esenciales para mantener la aplicación protegida y en funcionamiento óptimo.

Otra alternativa es el despliegue en un servidor local, lo cual puede ser más económico si se dispone del hardware necesario. Esta opción ofrece un control total sobre el entorno de despliegue, lo que puede ser beneficioso para aplicaciones con requisitos específicos de seguridad o rendimiento. Sin embargo, a diferencia de la nube, la escalabilidad y alta disponibilidad pueden ser limitadas, y el mantenimiento, así como las actualizaciones de seguridad, deben ser gestionadas internamente.