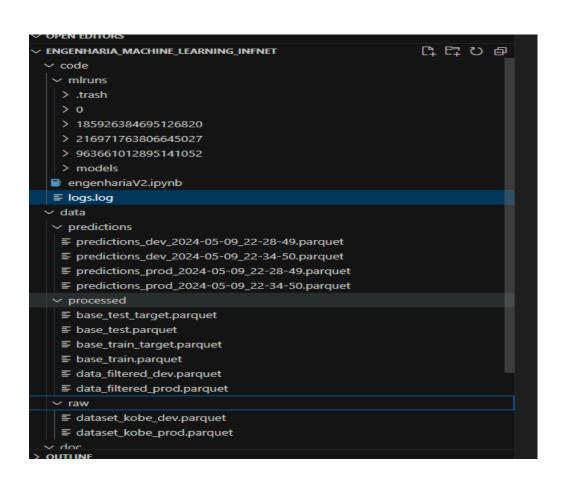
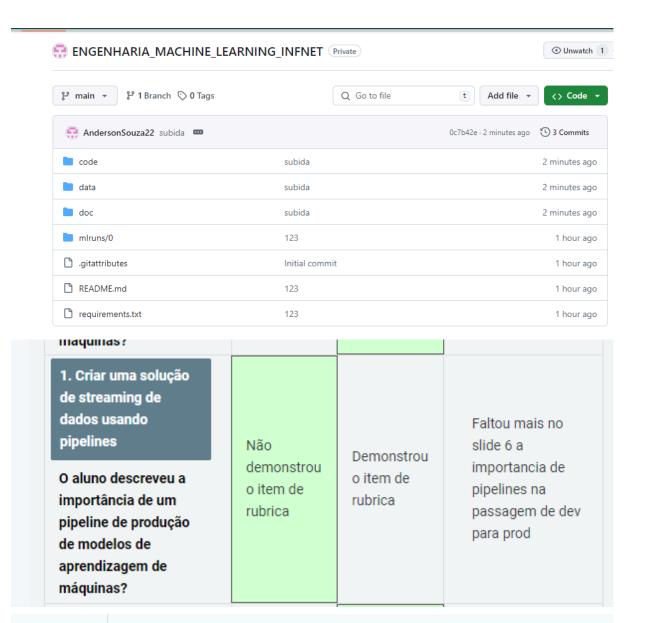
Criar uma solução de streaming de dados usando pipelines

O aluno criou um repositório git com a estrutura de projeto baseado no Framework TDSP da Microsoft? Não demonstrou o item de rubrica

Demonstrou o item de rubrica a estrutura nao segue o padrao de separacao de codigos, dados e documentacoes.





Arquitetura da Solução

Importância pipelines na Passagem de DEV para PROD

Testes: Podem incluir etapas de teste e validação que verificam a qualidade do modelo antes de ser implantado em produção. Isso reduz o risco de bugs.

Controle de Versões:Ppodem integrar sistemas de controle de versão para rastrear todas as alterações feitas no código, dados e configurações do modelo.

Implantação Contínua: Podem facilitar a implantação contínua de modelos em produção, permitindo atualizações rápidas e frequentes com o mínimo de tempo de inatividade.

Monitoramento e Manutenção: Podem incluir ferramentas de monitoramento que acompanham o desempenho do modelo em produção e alertam sobre quaisquer problemas ou mudanças no comportamento do modelo ao longo do tempo.

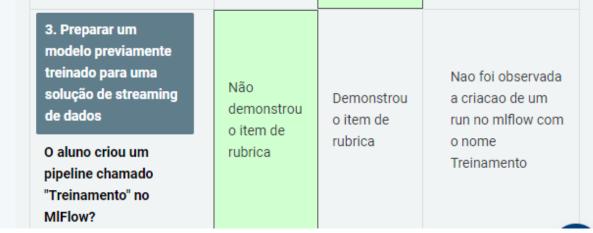
```
3. Preparar um
modelo previamente
treinado para uma
solução de streaming
de dados
                            Não
                                                              Nao foi observado
                                            Demonstrou
                            demonstrou
                                                              no codigo do git
O aluno usou o
                                            o item de
                            o item de
                                                              um run criado com
MLFlow para registrar
                                            rubrica
                            rubrica
                                                              esse nome
a rodada "Preparação
de Dados" com as
métricas e
argumentos
```

```
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from pycaret.classification import setup
import mlflow
if mlflow.active_run():
   mlflow.end run()
mlflow.set_experiment("PreparacaoDados")
with mlflow.start run(run name="PreparacaoDados"):
    # C treinamento e teste
   dev_data_path = "C:/Users/Anderson/Desktop/REDES_NEURAIS/ENGENHARIA_MACHINE_LEARNIN
    prod_data_path = "C:/Users/Anderson/Desktop/REDES_NEURAIS/ENGENHARIA_MACHINE_LEARNI
    dev_df = pd.read_parquet(dev_data_path)
    prod_df = pd.read_parquet(prod_data_path)
    # colunas necessárias
    selected columns = ['lat', 'lon', 'minutes remaining', 'period', 'playoffs', 'shot
    dev_df = dev_df[selected_columns]
    prod_df = prod_df[selected_columns]
    # Remover linhas com dados faltantes
    dev_df.dropna(inplace=True)
    prod_df.dropna(inplace=True)
```

codigo está no arquivo

C:\Users\Anderson\Desktop\REDES NEURAIS\ENGENHARIA V2\ENGENHARIA MACHI

NE_LEARNING_INFNET\code\engenhariaV2.ipynb



```
import mlflow
import pandas as pd
from sklearn.model selection import train test split
from sklearn.metrics import log_loss, f1_score
from pycaret.classification import setup, create_model
mlflow.set_experiment("Treinamento")
dev_processed_path = "C:/Users/Anderson/Desktop/REDES_NEURAIS/ENGENHARIA_MACHINE_LEARNING/da
prod_processed_path = "C:/Users/Anderson/Desktop/REDES_NEURAIS/ENGENHARIA_MACHINE_LEARNING/d
dev_df = pd.read_parquet(dev_processed_path)
prod_df = pd.read_parquet(prod_processed_path)
# Separar os dados filtrados para treinamento e teste
X_dev = dev_df.drop(columns=['shot_made_flag'])
y_dev = dev_df['shot_made_flag
X train, X test, y train, y test = train test split(X dev, y dev, test size=0.2, stratify=y
# Iniciar do MLflow
with mlflow.start run(run name="Treinamento"):
    # Treinar o modelo de regressão logística
   with mlflow.start_run(run_name="Logistic Regression", nested=True):
        lr_model = create_model('lr', verbose=False)
        lr_pred_test = lr_model.predict_proba(X_test)
        lr_logloss = log_loss(y_test, lr_pred_test)
        mlflow.log_param("model", "Logistic Regression")
        mlflow.log_metric("log_loss", lr_logloss)
       print(f"Métricas para Regressão Logística:\nLog Loss: {lr_logloss}")
```

codigo está no arquivo

C:\Users\Anderson\Desktop\REDES_NEURAIS\ENGENHARIA_V2\ENGENHARIA_MACHI NE_LEARNING_INFNET\code\engenhariaV2.ipynb

3. Preparar um modelo previamente O aluno usou um treinado para uma Não automl e nao solução de streaming Demonstrou demonstrou explicitou os de dados o item de resultados da o item de rubrica O aluno treinou um rubrica regressão modelo de regressão logistica usando PyCaret e MLflow?

usado o PyCaret e MLflow

```
import mlflow
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import log_loss, f1_score
from pycaret.classification import setup, create_model
# MLflow
mlflow.set experiment("Treinamento")
# treinamento e teste filtrados
dev_processed_path = "C:/Users/Anderson/Desktop/REDES_NEURAIS/ENGENHARIA_MACHINE_LEAF
prod_processed_path = "C:/Users/Anderson/Desktop/REDES_NEURAIS/ENGENHARIA_MACHINE_LEA
dev_df = pd.read_parquet(dev_processed_path)
prod_df = pd.read_parquet(prod_processed_path)
# Separar os dados filtrados para treinamento e teste
X_dev = dev_df.drop(columns=['shot_made_flag'])
y_dev = dev_df['shot_made_flag']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_dev, y_dev, test_size=0.2, strain, X_test_size=0.2, strain_test_size=0.2, strain_test_siz
# Iniciar do MLflow
with mlflow.start run(run name="Treinamento"):
          # Treinar o modelo de regressão logística
          with mlflow.start_run(run_name="Logistic Regression", nested=True):
                     lr_model = create_model('lr', verbose=False)
                     lr pred test = lr model.predict proba(X test)
                     lr_logloss = log_loss(y_test, lr_pred_test)
                     mlflow.log param("model", "Logistic Regression")
                     mlflow.log_metric("log_loss", lr_logloss)
                     print(f"Métricas para Regressão Logística:\nLog Loss: {lr_logloss}")
```

resultados abaixo

```
••• Métricas para Regressão Logística:
Log Loss: 0.6777885179806518
```

3. Preparar um modelo previamente treinado para uma solução de streaming de dados

O aluno calculou o Log Loss para o modelo de regressão e registrou no mlflow? Não demonstrou o item de rubrica

Demonstrou o item de rubrica O aluno usou um automl e nao explicitou os resultados da regressao logistica

log loss registrado e calculado

```
import mlflow
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import log_loss, f1_score
from pycaret.classification import setup, create model
mlflow.set experiment("Treinamento")
# treinamento e teste filtrados
dev_processed_path = "C:/Users/Anderson/Desktop/REDES_NEURAIS/ENGENHARIA_MACHINE
prod_processed_path = "C:/Users/Anderson/Desktop/REDES_NEURAIS/ENGENHARIA_MACHIN
dev_df = pd.read_parquet(dev_processed_path)
prod_df = pd.read_parquet(prod_processed_path)
# Separar os dados filtrados para treinamento e teste
X dev = dev df.drop(columns=['shot made flag'])
y_dev = dev_df['shot_made_flag']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_dev, y_dev, test_size=0.2,
# Iniciar do MLflow
with mlflow.start_run(run_name="Treinamento"):
    # Treinar o modelo de regressão logística
    with mlflow.start_run(run_name="Logistic Regression", nested=True):
        lr_model = create_model('lr', verbose=False)
        lr_pred_test = lr_model.predict_proba(X_test)
        lr_logloss = log_loss(y_test, lr_pred_test)
        mlflow.log_param("model", "Logistic Regression")
mlflow.log_metric("log_loss", lr_logloss)
```

··· Métricas para Regressão Logística: Log Loss: 0.6777885179806518

3. Preparar um modelo previamente treinado para uma solução de streaming de dados

O aluno treinou um modelo de árvore de decisao usando PyCaret e MLflow? Não demonstrou o item de rubrica

Demonstrou o item de rubrica O aluno usou um automl e nao explicitou os resultados da arvore de decisao

```
# árvore de decisão
with mlflow.start_run(run_name="Decision Tree", nested=True):
    tree_model = create_model('dt', verbose=False)
    tree_pred_test = tree_model.predict_proba(X_test)
    tree_logloss = log_loss(y_test, tree_pred_test)
    tree_f1 = f1_score(y_test, tree_model.predict(X_test))
    mlflow.log_param("model", "Decision Tree")
    mlflow.log_metric("log_loss", tree_logloss)
    mlflow.log_metric("f1_score", tree_f1)
    print(f"Métricas para Árvore de Decisão:\nLog Loss: {tree_logloss}\nF1 Score: {tree_f1}")
```

Métricas para Árvore de Decisão: Log Loss: 4.378011482875853 F1 Score: 0.8137661703685624

4. Utilizar algoritmo de AutoML

O aluno aplicou o modelo em produção (servindo como API ou como solução embarcada)? Não demonstrou o item de rubrica

Demonstrou o item de rubrica O aluno nao usou o mlflow para gerenciar o modelo usado em prod, mas somente o pycaret.

```
# Salvar o melhor modelo como um arquivo .pkl
save_model(automl_model, "best_model_pycaret")

# Fazer previsões nos dados de teste com o melhor modelo
predictions = predict_model(automl_model, data=dev_test)

# Log das métricas
mlflow.log_metric("AUC", roc_auc_score(predictions['shot_made_flag'], predictions['prediction_label']))
mlflow.log_metric("Log_Loss", log_loss(predictions['shot_made_flag'], predictions['prediction_label']))
mlflow.log_metric("F1 Score", f1_score(predictions['shot_made_flag'], predictions['prediction_label']))

# Salvar o modelo no MLflow
mlflow.sklearn.log_model(automl_model, "best_model")

# Registrar o modelo para produção
model_uri = f"file:///C:/Users/Anderson/Desktop/REDES_NEURAIS/ENGENHARIA_MACHINE_LEARNING/models/best_model'
mlflow.register_model(model_uri, "best_model_production")
```

4. Utilizar algoritmo de AutoML

O aluno indicou se o modelo é aderente a nova base de dados? Não demonstrou o item de rubrica

Demonstrou o item de rubrica O aluno nao comparou os resultados do modelo para a base de dev e prod

```
print("Métricas para os dados de produção:")
   print(f"Acurácia: {accuracy prod}")
   print(f"Precisão: {precision_prod}")
   print(f"Recall: {recall_prod}")
   print(f"F1-Score: {f1_prod}")
   print(f"Log Loss: {logloss_prod}")
   print("\nMétricas para os dados de desenvolvimento:")
   print(f"Acurácia: {accuracy dev}")
   print(f"Precisão: {precision_dev}")
   print(f"Recall: {recall_dev}")
   print(f"F1-Score: {f1_dev}")
   print(f"Log Loss: {logloss_dev}")
Métricas para os dados de produção:
Acurácia: 0.6
Precisão: 0.6
Recall: 1.0
F1-Score: 0.7499999999999999
Log Loss: 0.6931471805599453
Métricas para os dados de desenvolvimento:
Acurácia: 0.6
Precisão: 0.6
Recall: 1.0
F1-Score: 0.7499999999999999
Log Loss: 0.8171703953063254
```

Ambos modelos têm desempenho semelhante em termos de acurácia, precisão e recall para ambos os conjuntos de dados de produção e desenvolvimento. No entanto, o log loss é ligeiramente maior nos dados de desenvolvimento em comparação com os dados de produção

Com base nessa análise, pode-se argumentar que o modelo parece ser mais aderente aos dados de produção, pois possui um log loss mais baixo nesse conjunto de dados. Isso sugere que as previsões do modelo estão mais calibradas em

relação às probabilidades verdadeiras no conjunto de dados de produção

4. Utilizar algoritmo de AutoML

O aluno identificou a diferença entre a base de desenvolvimento e produção? Não demonstrou o item de rubrica

Demonstrou o item de rubrica O aluno nao comparou os resultados do modelo para a base de dev e prod

```
Dados de produção:
  probability
          0.5
          0.5
1
2
          0.5
3
          0.5
4
          0.5
Dados de desenvolvimento:
  probability
0
     0.500000
1
     0.500000
2
     0.500000
     0.731059
     0.500000
```

4. Utilizar algoritmo de AutoML

O aluno descreveu como monitorar a saúde do modelo no cenário com e sem a disponibilidade da variável alvo? Não demonstrou o item de rubrica

Demonstrou o item de rubrica O aluno nao descreveu estrategias de monitoramento nos dois cenarios.

Monitoramento Contínuo de Métricas de Desempenho

Acompanhar métricas de desempenho do modelo, como acurácia, precisão, recall, F1-score e log loss, em intervalos regulares

Validação Cruzada Temporal

Técnicas de validação cruzada temporal para avaliar o desempenho do modelo ao longo do tempo. Isso ajuda a identificar se o modelo está mantendo seu desempenho ao longo do tempo ou se está sofrendo de degradação do desempenho

Implementação de Sistemas de Alerta

sistemas de alerta para notificar quando o desempenho do modelo cair abaixo de um limiar aceitável. Isso pode ajudar a detectar rapidamente problemas no modelo e tomar medidas para solução do problema.