

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS

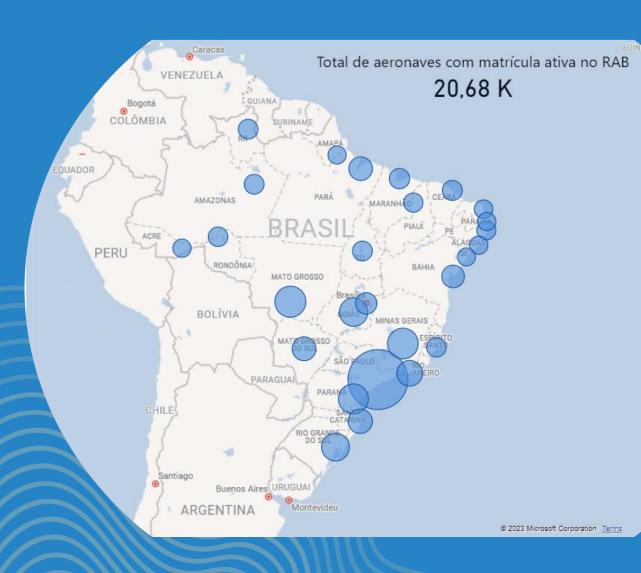
Pós-graduação Lato Sensu em Ciência de Dados e Big Data

ANÁLISE E APLICAÇÃO
DE MODELOS DE
MACHINE LEARNING
PARA A CLASSIFICAÇÃO
DE OCORRÊNCIAS
AERONÁUTICAS

Aluna: Talita Santos Andrade 31/05/2023

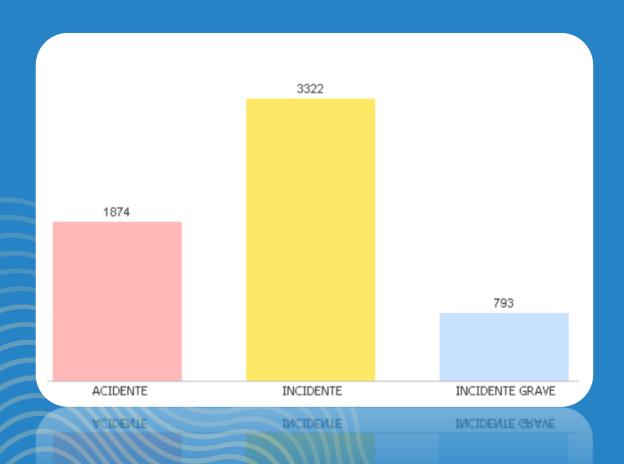
INTRODUÇÃO

- O transporte aéreo é de suma importância para o desenvolvimento do Brasil, que possui um dos mais fortes sistemas dessa categoria do mundo.
- 20.680 aeronaves registradas no Registro Aeronáutico Brasileiro (RAB)
- 5.984 ocorrências aeronáuticas na aviação civil brasileira entre os anos de 2012 a 2023.

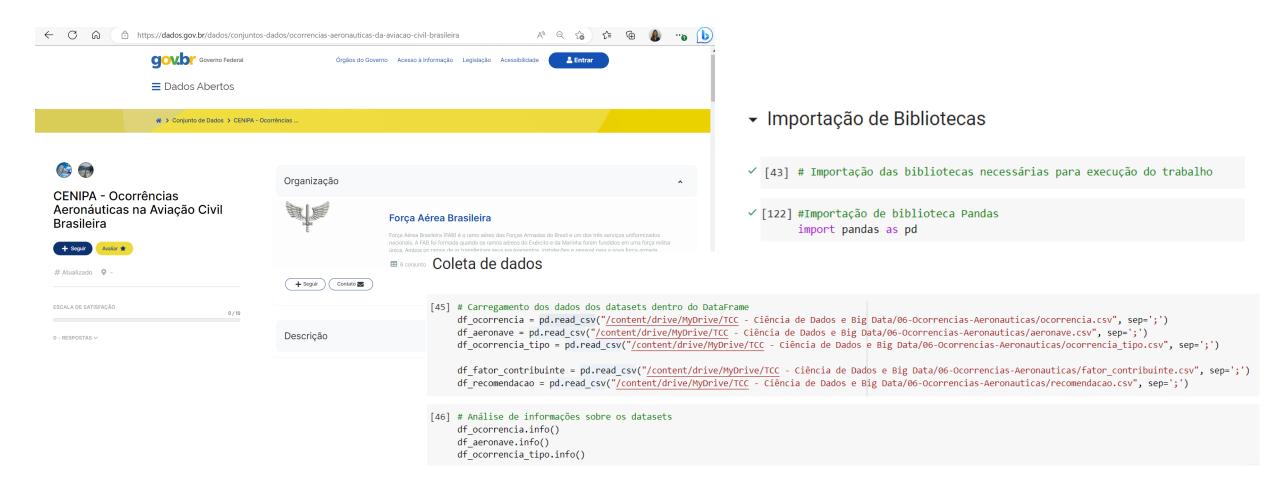


OBJETIVO

 Classificar as ocorrências aeronáuticas como 'INCIDENTE', 'INCIDENTE GRAVE' e 'ACIDENTE' de acordo com as informações registradas pelo CENIPA na base de dados de ocorrências aeronáuticas brasileiras nos anos de 2010 a 2022.



COLETA DE DADOS



COLETA DE DADOS

[46] # Análise de informações sobre os datasets
 df_ocorrencia.info()
 df_aeronave.info()
 df ocorrencia tipo.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>

memory usage: 1.1+ MB

RangeIndex: 6769 entries, 0 to 6768 Data columns (total 22 columns): # Column Non-Null Count Dtype --- ----------6769 non-null codigo ocorrencia int64 codigo ocorrencia1 6769 non-null int64 codigo ocorrencia2 6769 non-null int64 codigo ocorrencia3 6769 non-null int64 codigo ocorrencia4 6769 non-null int64 ocorrencia classificacao 6769 non-null object ocorrencia latitude 5135 non-null object ocorrencia longitude 5135 non-null obiect ocorrencia cidade 6769 non-null object ocorrencia uf 6769 non-null object 6769 non-null 10 ocorrencia pais object 11 ocorrencia aerodromo 6769 non-null object 12 ocorrencia dia 6769 non-null obiect 13 ocorrencia hora 6767 non-null object 14 investigacao aeronave liberada 6531 non-null object 15 investigação status 6428 non-null object 16 divulgacao relatorio numero 5987 non-null object 17 divulgacao relatorio publicado 6769 non-null obiect 18 divulgacao dia publicacao 1781 non-null object 19 total recomendacoes 6769 non-null int64 20 total_aeronaves_envolvidas 6769 non-null int64 21 ocorrencia saida pista 6769 non-null object dtypes: int64(7), object(15)

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 6339 entries, 0 to 6338
Data columns (total 23 columns):

| # | Column | Non-Null Count | Dtype |
|-------|-------------------------------|----------------|---------|
| 0 | codigo_ocorrencia2 | 6339 non-null | int64 |
| 1 | aeronave matricula | 6306 non-null | object |
| 2 | aeronave operador categoria | 6306 non-null | object |
| 3 | aeronave tipo veiculo | 6306 non-null | object |
| 4 | aeronave fabricante | 6306 non-null | object |
| 5 | aeronave modelo | 6306 non-null | object |
| 6 | aeronave tipo icao | 6306 non-null | object |
| 7 | aeronave motor tipo | 6289 non-null | object |
| 8 | aeronave_motor_quantidade | 6306 non-null | object |
| 9 | aeronave_pmd | 6306 non-null | float64 |
| 10 | aeronave_pmd_categoria | 6306 non-null | float64 |
| 11 | aeronave_assentos | 6064 non-null | float64 |
| 12 | aeronave_ano_fabricacao | 6078 non-null | float64 |
| 13 | aeronave_pais_fabricante | 6306 non-null | object |
| 14 | aeronave_pais_registro | 6306 non-null | object |
| 15 | aeronave_registro_categoria | 6306 non-null | object |
| 16 | aeronave_registro_segmento | 6306 non-null | object |
| 17 | aeronave_voo_origem | 6305 non-null | object |
| 18 | aeronave_voo_destino | 6305 non-null | object |
| 19 | aeronave_fase_operacao | 6306 non-null | object |
| 20 | aeronave_tipo_operacao | 6306 non-null | object |
| 21 | aeronave_nivel_dano | 6306 non-null | object |
| 22 | aeronave_fatalidades_total | 6306 non-null | float64 |
| | es: float64(5), int64(1), obj | ect(17) | |
| memoi | ry usage: 1.1+ MB | | |

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 7100 entries, 0 to 7099
Data columns (total 4 columns):

| Data | columns (cocal 4 columns): | | |
|------|----------------------------|----------------|-------|
| # | Column | Non-Null Count | Dtype |
| | | | |
| 0 | codigo_ocorrencia1 | 7100 non-null | int64 |
| 1 | ocorrencia_tipo | 7099 non-null | objec |
| 2 | ocorrencia_tipo_categoria | 7099 non-null | objec |
| | taxonomia_tipo_icao | 7099 non-null | objec |
| dtyp | es: int64(1), object(3) | | |
| memo | ry usage: 222.0+ KB | | |

OCORRÊNCIA_TIPO

codigo_ocorrencia1 ocorrencia_tipo ocorrencia_tipo_categoria taxonomia tipo icao

> codigo_ocorrencia1 codigo_ocorrencia4 codigo_ocorrencia2 codigo_ocorrencia3 codigo_ocorrencia ocorrencia_classificacao ocorrencia latitude ocorrencia_longitude ocorrencia_cidade ocorrencia uf ocorrencia_pais ocorrencia_aerodromo ocorrencia dia ocorrencia_hora investigacao_aeronave_liberada investigação status divulgacao_relatorio_numero divulgação_relatorio_publicado divulgacao_dia_publicacao total_recomendacoes total_aeronaves_envolvidas ocorrencia_saida_pista

codigo_ocorrencia2 aeronave_matricula aeronave_operador_categoria aeronave tipo veiculo aeronave_fabricante aeronave_modelo aeronave_tipo_icao aeronave_motor_tipo aeronave_motor_quantidade aeronave_pmd aeronave_pmd_categoria aeronave_assentos aeronave ano fabricacao aeronave_pais_fabricante aeronave_pais_registro aeronave_registro_categoria aeronave_registro_segmento aeronave_voo_origem aeronave voo destino aeronave_fase_operacao aeronave_tipo_operacao aeronave nivel dano aeronave_fatalidades_total

PROCESSAMENTO DE DADOS

- Análise das informações dos datasets;
- Transformação e tratamento dos dados em informações úteis para a análise e tomada de decisão.

Normalização de colunas numéricas

```
# Normalização dos dados numéricos
# Selecionar apenas as colunas numéricas que deseja normalizar
cols_to_normalize = ['total_recomendacoes', 'total_aeronaves_envolvidas', 'aeronave_fatalidades_total']
# Cria uma instância do objeto MinMaxScaler
scaler = MinMaxScaler()
# Aplica a normalização min-max nas colunas selecionadas
df_ocorr_aeronauticas[cols_to_normalize] = scaler.fit_transform(df_ocorr_aeronauticas[cols_to_normalize])
```

PROCESSAMENTO DE DADOS

- Dataset original possui muitos campos nulos ou preenchidos com valores ***
- Alguns campos contendo mais de 1000 registros nulos:

| divulgacao_dia_publicacao | 527 |
|---------------------------|------|
| ocorrencia_latitude | 1661 |
| ocorrencia_longitude | 1661 |

Substituição de valores nulos ou '***'

```
# Subistituição de valores '***' por texto 'NÃO INFORMADO' para uniformização da df_ocorr_aeronauticas = df_ocorr_aeronauticas.replace('***', 'NÃO INFORMADO')

# Subistituição de valores NULOS de colunas com informação do tipo texto por valor 'NÃO INFORMADO'

df_ocorr_aeronauticas[df_ocorr_aeronauticas.select_dtypes(
    include=['object']).columns] = df_ocorr_aeronauticas.select_dtypes(
    include=['object']).fillna('NÃO INFORMADO')

# Subistituição de valores NULOS da coluna aeronave_fatalidades_total por zero (0)

df_ocorr_aeronauticas['aeronave_fatalidades_total'] = df_ocorr_aeronauticas['aeronave_fatalidades_total'].fillna(0)

df ocorr_aeronauticas.info()
```

```
count = df ocorr aeronauticas.apply(lambda x: x[x=='***'].count())
print(count)
codigo ocorrencia
total recomendacoes
total aeronaves envolvidas
ocorrencia saida pista
ocorrencia tipo
                                12
ocorrencia tipo categoria
                                12
aeronave tipo veiculo
                               173
aeronave motor tipo
                               280
aeronave motor quantidade
                               108
aeronave registro categoria
                               173
aeronave registro segmento
                                83
aeronave fase operacao
                                28
aeronave tipo operacao
                               130
aeronave nivel dano
                                57
aeronave fatalidades total
ocorrencia classificacao
```

ANÁLISE E EXPLORAÇÃO DOS DADOS

Identificar padrões

> Verificar quais dados são relevantes para o ML

Obter

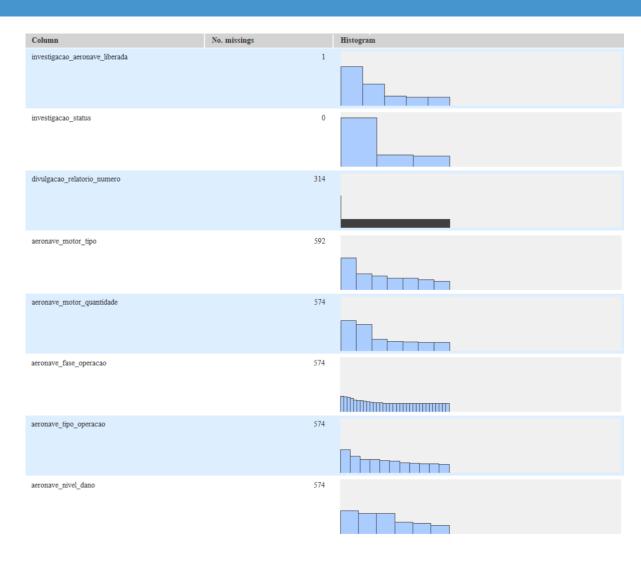
insights

ANÁLISE E EXPLORAÇÃO

| ±382.0 | +9999.0 | +16.0 | +23.0 | +3.0 | +396895.0 ‡377842.0 | +396895.0 ‡377842.0 |
|--------------------------------------|-----------------------------|---------------------------------|----------------------|---------------------------------|--------------------------------------|---|
| | | | | | ∓3//8 4 2.0 | ∓3//8 4 2.0 |
| | | | +20.0 | | ‡346544.0 | + 346544.0 |
| +312.0 | | | +19.0 | | | |
| ±293.0 =278.0 | | | | | +285990.0 | +285990.0 |
| +258.0 +242.0 +230.0 +214.0 | | +10.0 | +13.0 | | ±253000.0 =237000.0 | 253000.0 = 237000.0 |
| #194.0 #194.0 #182.0 | | +8.0 | +12.0 +11.0 | +2.0 | ∓222222.0 +204120.0 + | ‡222222.0 +204120.0 + |
| ± 166.0 | | +7.0 | +10.0 | | ‡179170.0 + | ‡179170.0 + |
| ≢153.0 ≢141.0 | | +6.0 | +9.0 | | ∓157000.0 | ∓157000.0 |
| ‡125.0 ‡106.0 | | +5.0 +4.0 | +8.0 +7.0 +6.0 | | +113398.0 | +113398.0 |
| ‡86.0 ≢70.0 | 2022.0 | +3.0 | +5.0 +4.0 | | #86409.0 #73500.0 | ±86409.0 ±73500.0 |
| ‡ 49.0 | | +2.0 | +3.0 | | 早 58967.0 ≢444 50.0 | ₽ 58967.0 ₹444 50.0 |
| <u>■30.0</u> 22.0 | | +1.0 | +2.0 +1.0 | | =31298.0 ===127011 <u>6</u> 429.0 | ∓31298.0 <u>1270</u> 1 <u>1</u> 6429.0 |
| 6.0 | +0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | | |
| a eron ave_assentos | aeronave_ano_fabricacao | l aeronave_fatalidades_total | total_recomendacoes | l total_aeronaves_envolvidas | l aeronave_pmd | l aeronave_pmd_categoria |

ANÁLISE E EXPLORAÇÃO

| Column | Min | Mean | Max | Std. Dev. | Skewness | Kurtosis | No. Missing | Histogram |
|----------------------------|-----|-------------|---------|-------------|----------|----------|-------------|-----------|
| aeronave_ano_fabricacao | 0.0 | 1.878,5256 | 9.999 | 478,8021 | -2,7514 | 23,8314 | 810 | 0 10.000 |
| total_recomendacoes | 0.0 | 0,3229 | 23 | 1,1525 | 6,8592 | 74,8804 | 0 | 0 24 |
| total_aeronaves_envolvidas | 1 | 1,0274 | 3 | 0,1707 | 6,5319 | 45,5833 | 0 | 3 |
| aeronave_pmd | 0.0 | 14.908,8322 | 396.895 | 34.383,6653 | 4,775 | 33,2069 | 574 | 0 400.000 |
| aeronave_pmd_categoria | 0.0 | 14.908,8322 | 396.895 | 34.383,6653 | 4,775 | 33,2069 | 574 | 0 400.000 |
| aeronave_assentos | 0.0 | 27,2213 | 384 | 54,5924 | 2,5173 | 6,2279 | 824 | -10 390 |
| aeronave_fatalidades_total | 0.0 | 0,1462 | 16 | 0,6696 | 7,6054 | 90,4499 | 574 | 0 16 |



ANÁLISE E EXPLORAÇÃO

Gráfico de Correlação

```
[96] # Seleciona todas as colunas que são de texto
    df categorical = df ocorr aeronauticas full[df ocorr aeronauticas full.select dtypes(include=['object']).columns]
    # Conversão dos dados categóricos em numéricos com o método OrdinalEncoder
    ordinal encoder = OrdinalEncoder()
    data encoded = ordinal encoder.fit transform(df categorical)
    data_encoded = pd.DataFrame(data_encoded, columns=df_categorical.columns)
    # Seleciona todas as colunas que são numéricas
    df numerical = df ocorr aeronauticas[df ocorr aeronauticas.select dtypes(exclude=['object']).columns]
    # Concatena as colunas que passaram pelo processo de conversão e as colunas numéricas para formar um único database
    df corr = pd.concat([data encoded,df numerical], axis=1)
    df corr = df corr.drop('ocorrencia pais', axis=1) # Retirando coluna país pois a mesma possui um único valor para todo o database
[97] # Calcular a matriz de correlação linear
    corr = df corr.corr(method='spearman')
    # Aumentar tamanho da figura
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(20,20))
    # Plotar um heatmap da matriz de correlação
    axis_corr = sns.heatmap(corr, vmin=-1, vmax=1, center=0, cmap=sns.diverging_palette(1, 220, n=500),
     square=True, annot=True, fmt=".1f")
     plt.show()
```

| ocorrencia_saida_pista - 1. | 0 0.1 | -0.0 | -0.1 | 0.0 | 0.1 | -0.1 | -0.1 | -0.1 | -0.1 | 0.1 | 0.0 | 0.1 | 0.1 | -0.1 | -0.1 | 0.1 |
|---|-------------------|-----------------------------|-------------------------|-----------------------|-----------------------------|-------------------------------|------------------------------|--------------------------|--------------------------|-----------------------|----------------------------|---------------------|-----------------------|------------------------------|------------------------------|-------|
| ocorrencia_tipo - 0 | 1 1.0 | 0.6 | 0.0 | 0.0 | 0.1 | 0.0 | -0.1 | 0.0 | -0.1 | 0.2 | -0.1 | -0.0 | 0.1 | 0.1 | 0.1 | -0.0 |
| ocorrencia_tipo_categoria0 | .0 0.6 | 1.0 | 0.1 | 0.1 | 0.1 | 0.1 | -0.1 | -0.0 | -0.1 | 0.1 | -0.2 | -0.1 | 0.1 | 0.1 | 0.2 | -0.1 |
| aeronave_tipo_veiculo0 | 1 0.0 | 0.1 | 1.0 | -0.0 | 0.4 | 1.0 | -0.2 | 0.0 | -0.2 | 0.1 | -0.1 | -0.2 | 0.0 | -0.0 | 0.1 | -0.2 |
| aeronave_motor_tipo - 0 | 0.0 | 0.1 | -0.0 | 1.0 | -0.1 | -0.0 | -0.1 | -0.1 | -0.1 | -0.0 | -0.1 | 0.1 | 0.1 | -0.0 | 0.1 | 0.1 |
| aeronave_motor_quantidade - 0 | 1 0.1 | 0.1 | 0.4 | -0.1 | 1.0 | 0.4 | -0.5 | 0.0 | | 0.2 | -0.2 | -0.1 | 0.1 | -0.0 | 0.1 | -0.1 |
| aeronave_registro_categoria0 | 1 0.0 | 0.1 | 1.0 | -0.0 | 0.4 | 1.0 | -0.2 | 0.0 | -0.2 | 0.1 | -0.1 | -0.2 | 0.0 | -0.0 | 0.1 | -0.2 |
| aeronave_registro_segmento0 | 1 -0.1 | -0.1 | -0.2 | -0.1 | -0.5 | -0.2 | 1.0 | -0.0 | 0.9 | -0.2 | 0.2 | 0.0 | -0.1 | 0.0 | -0.1 | 0.0 |
| aeronave_fase_operacao0 | 1 0.0 | -0.0 | 0.0 | -0.1 | 0.0 | 0.0 | -0.0 | 1.0 | -0.0 | 0.0 | 0.0 | -0.1 | -0.0 | 0.0 | -0.1 | -0.1 |
| aeronave_tipo_operacao0 | 1 -0.1 | -0.1 | -0.2 | -0.1 | -0.5 | -0.2 | 0.9 | -0.0 | 1.0 | -0.2 | 0.2 | 0.1 | -0.1 | 0.0 | -0.1 | 0.1 |
| aeronave_nivel_dano - 0 | 1 0.2 | 0.1 | 0.1 | -0.0 | 0.2 | 0.1 | -0.2 | 0.0 | -0.2 | 1.0 | -0.4 | -0.1 | 0.2 | -0.0 | -0.1 | -0.1 |
| ocorrencia_classificacao - 0 | 0 -0.1 | -0.2 | -0.1 | -0.1 | -0.2 | -0.1 | 0.2 | 0.0 | 0.2 | -0.4 | 1.0 | 0.0 | -0.3 | 0.1 | -0.4 | 0.0 |
| codigo_ocorrencia - 0 | 1 -0.0 | -0.1 | -0.2 | 0.1 | -0.1 | -0.2 | 0.0 | -0.1 | 0.1 | -0.1 | 0.0 | 1.0 | -0.2 | 0.1 | 0.0 | 1.0 |
| total_recomendacoes - 0 | 1 0.1 | 0.1 | 0.0 | 0.1 | 0.1 | 0.0 | -0.1 | -0.0 | -0.1 | 0.2 | -0.3 | -0.2 | 1.0 | -0.0 | 0.2 | -0.1 |
| total_aeronaves_envolvidas0 | 1 0.1 | 0.1 | -0.0 | -0.0 | -0.0 | -0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | -0.0 | 0.1 | 0.1 | -0.0 | 1.0 | -0.0 | 0.1 |
| aeronave_fatalidades_total0 | 1 0.1 | 0.2 | 0.1 | 0.1 | 0.1 | 0.1 | -0.1 | -0.1 | -0.1 | -0.1 | -0.4 | 0.0 | 0.2 | -0.0 | 1.0 | 0.0 |
| ano - 0 | 1 -0.0 | -0.1 | -0.2 | 0.1 | -0.1 | -0.2 | 0.0 | -0.1 | 0.1 | -0.1 | 0.0 | 1.0 | -0.1 | 0.1 | 0.0 | 1.0 |
| o in contract of the contract | ocorrencia_tipo - | ocorrencia_tipo_categoria - | aeronave_tipo_veiculo - | aeronave_motor_tipo - | aeronave_motor_quantidade - | aeronave_registro_categoria - | aeronave_registro_segmento - | aeronave_fase_operacao - | aeronave_tipo_operacao - | aeronave_nivel_dano - | ocorrencia_classificacao - | codigo_ocorrencia - | total_recomendacoes - | total_aeronaves_envolvidas - | aeronave_fatalidades_total - | ano - |

- 0.25

- 0.00

- -0.25

-0.50

MODELOS DE MACHINE LEARNING

Utilizados 3 algoritmos de classificação diferentes:

Árvore de Decisão

Gradient Boosting

Random Florest

MODELOS DE MACHINE LEARNING

Métricas de avaliação:

| | | Valor Predito | | | | | | | | |
|------|-----|--------------------------|--------------------------|--|--|--|--|--|--|--|
| | | Sim | Não | | | | | | | |
| al | Sim | Verdadeiro Positivo (TP) | Falso Negativo (FN) | | | | | | | |
| Real | Não | Falso Positivo (FP) | Verdadeiro Negativo (TN) | | | | | | | |



Acurácia

Proporção de previsões corretas em relação ao total de previsões realizadas.



Recall

Proporção de verdadeiros positivos em relação a todos os valores reais positivos.



F1 Score

Média harmônica entre a precisão e o recall.

MODELOS DE MACHINE LEARNING

Códigos sem alteração de hiperparâmetros:

Execução do modelo de classificação Decision Tree

```
[ ] # Criar modelo de Árvore de Decisão
   dt_model = DecisionTreeClassifier()

# Fazer a validação cruzada e obter as previsões
   y_pred_dt = cross_val_predict(dt_model, X_encoded, y, cv=10)

# Aplicar o cross validation
   scores_dt = cross_val_score(dt_model, X_encoded, y, cv=10)

# Imprimir os resultados da validação cruzada
   print("Accuracy: %0.2f (+/- %0.2f)" % (scores_dt.mean(), scores_dt.std() * 2))
```

Accuracy: 0.73 (+/- 0.24)

Execução do modelo de classificação Gradient Boosted

Execução do modelo de classificação Random Forest

```
[ ] # Criar um modelo Random Forest com 100 árvores
    rf_model = RandomForestClassifier()

# Fazer a validação cruzada do modelo e obter as previsões
    y_pred_rf = cross_val_predict(rf_model, X_encoded, y, cv=10)

# Aplicar o cross validation
    scores_rf = cross_val_score(rf_model, X_encoded, y, cv=10)

# Imprimir os resultados da validação cruzada
    print("Accuracy: %0.2f (+/- %0.2f)" % (scores_rf.mean(), scores_rf.std() * 2))
```

Accuracy: 0.87 (+/- 0.08)

```
[ ] # Definir o modelo de Gradient Boosted com hiperparâmetros padrão
  gb_model = GradientBoostingClassifier()

# Fazer as previsões com Cross Validation
  y_pred_gb = cross_val_predict(gb_model, X_encoded, y, cv=10)

# Calcular o score com Cross Validation
  scores_gb = cross_val_score(gb_model, X_encoded, y, cv=10, scoring='accuracy')

# Imprimir os resultados da validação cruzada
  print("Accuracy: %0.2f (+/- %0.2f)" % (scores_gb.mean(), scores_gb.std() * 2))
```

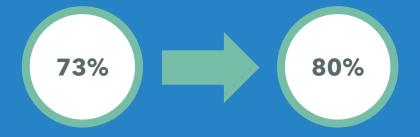
Accuracy: 0.85 (+/- 0.11)



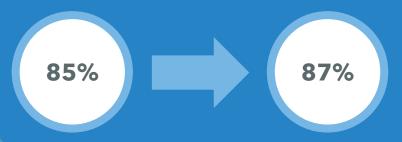
ALTERAÇÃO DE HIPERPARÂMETRO

- Melhora na performance dos modelos;
- Utilização da técnica de Random Search (RandomizedSearchCV da biblioteca Scikitlearn);
- Melhoria da acurácia após o processo.

Decision Tree



Gradient Boosting



Random Florest



ALTERAÇÃO DE HIPERPARÂMETRO

Códigos com alteração de hiperparâmetros:

```
# Treinar o modelo com os melhores hiperparâmetros
rf_model_best = RandomForestClassifier(**best_params)

# Fazer a validação cruzada do modelo e obter as previsões
y_pred_rf = cross_val_predict(rf_model_best, X_encoded, y, cv=10)

# Aplicar o cross validation
scores_rf = cross_val_score(rf_model_best, X_encoded, y, cv=10)

# Imprimir os resultados da validação cruzada
print("Accuracy: %0.2f (+/- %0.2f)" % (scores_rf.mean(), scores_rf.std() * 2))
```

Accuracy: 0.88 (+/- 0.10)



RESULTADOS

Decision Tree

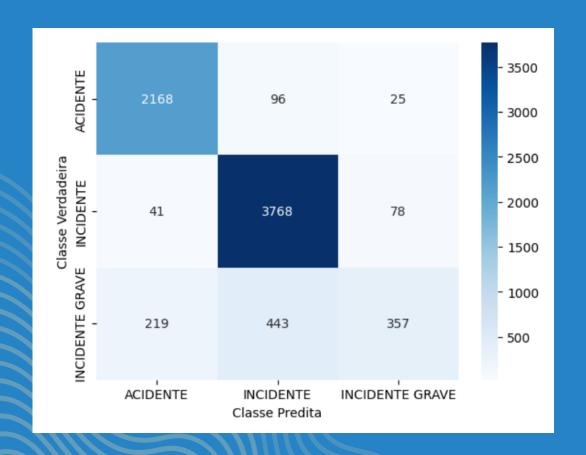
| | precision | recall | f1-score | support |
|---------------------------------------|--------------|--------------|----------------------|----------------------|
| ACIDENTE INCIDENTE | 0.75 0.86 | 0.90 0.83 | 0.82 0.85 | 2289 3887 |
| INCIDENTE GRAVE | 0.53 | 0.37 | 0.43 | 1019 |
| accuracy macro avg weighted avg | 0.71 0.78 | 0.70 0.79 | 0.79 0.70 0.78 | 7195 7195 7195 |



RESULTADOS

Gradient Boosting

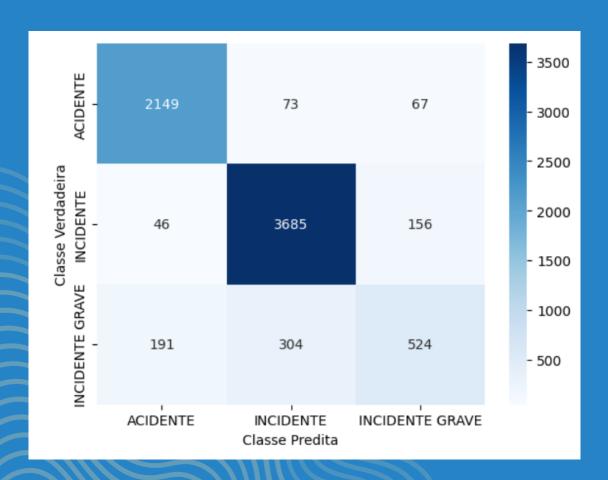
| | precision | recall | f1-score | support | |
|-----------------|-----------|--------|----------|---------|--|
| | | | | | |
| ACIDENTE | 0.89 | 0.95 | 0.92 | 2289 | |
| INCIDENTE | 0.87 | 0.97 | 0.92 | 3887 | |
| INCIDENTE GRAVE | 0.78 | 0.35 | 0.48 | 1019 | |
| | | | | | |
| accuracy | | | 0.87 | 7195 | |
| macro avg | 0.85 | 0.76 | 0.77 | 7195 | |
| weighted avg | 0.87 | 0.87 | 0.86 | 7195 | |
| | | | | | |



RESULTADOS

Random Florest

| | precision | recall | f1-score | support |
|-----------------|-----------|--------|----------|---------|
| | | | | |
| ACIDENTE | 0.90 | 0.94 | 0.92 | 2289 |
| INCIDENTE | 0.91 | 0.95 | 0.93 | 3887 |
| INCIDENTE GRAVE | 0.70 | 0.51 | 0.59 | 1019 |
| | | | | |
| accuracy | | | 0.88 | 7195 |
| macro avg | 0.84 | 0.80 | 0.81 | 7195 |
| weighted avg | 0.88 | 0.88 | 0.88 | 7195 |
| | | | | |



CONSIDERAÇÕES FINAIS

Códigos com alteração de hiperparâmetros:

Método escolhido: Random

Florest

Acurácia: 88%

F1 Score:

Acidente = 92%

Incidente = 93%

Incidente grave = 59%



PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS

Pós-graduação Lato Sensu em Ciência de Dados e Big Data

ANÁLISE E APLICAÇÃO DE MODELOS DE MACHINE LEARNING PARA A CLASSIFICAÇÃO DE OCORRÊNCIAS AERONÁUTICAS

Aluna: Talita Santos Andrade 31/05/2023