

```

!pip install pandas numpy scikit-learn tabulate

#PREDICAO DEFINITIVA
import pandas as pd
import ast
import numpy as np
from IPython.display import display
import re
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error,
r2_score
from math import radians, cos, sin, asin, sqrt

# Carregar a planilha
df = pd.read_csv('dados.csv')

# Filtrar dados nulos em 'Estimativas'
df = df[df['Estimativas'].notnull()].copy()

# Verificar se 'Estimativas' está em string ou dict
if isinstance(df['Estimativas'].iloc[0], str):
    df['Estimativas'] = df['Estimativas'].apply(ast.literal_eval)

# Extração dos valores de 'Estimativas' para novas colunas
df['valor_uber'] = df['Estimativas'].apply(lambda x: x.get('UberX') if
isinstance(x, dict) else np.nan)
df['valor_pop99'] = df['Estimativas'].apply(lambda x: x.get('pop99')
if isinstance(x, dict) else np.nan)
df['valor_poupa99'] = df['Estimativas'].apply(lambda x:
x.get('poupa99') if isinstance(x, dict) else np.nan)
df['valor_Comfort'] = df['Estimativas'].apply(lambda x:
x.get('Comfort') if isinstance(x, dict) else np.nan)

# Remover linhas com valores nulos em qualquer uma das colunas de
valor
df = df.dropna(subset=['valor_uber', 'valor_pop99', 'valor_poupa99',
'valor_Comfort'])

# Mapear os dias da semana
dias_semana = {
    'Monday': 0,
    'Tuesday': 1,
    'Wednesday': 2,
    'Thursday': 3,
    'Friday': 4,
    'Saturday': 5,
    'Sunday': 6
}
df['dia_semana'] = df['Dia'].map(dias_semana)

```

```

# Converter horário e extrair a hora
df['Horario'] = pd.to_datetime(df['Horario'], format='%H:%M:%S',
errors='coerce')
df['hora'] = df['Horario'].dt.hour

def safe_convert_to_lat_long(value):
    # Remover pontos
    value = str(value).replace('.', '')

    # Verificar se o valor não é vazio e se pode ser convertido
    if value and value.strip() != '':
        numeros_sem_ponto = value.replace('.', '')
        # Coloca o último ponto no lugar certo (antes dos 3 últimos
        # dígitos)
        return float(re.sub(r'(\d+)(\d{3})$', r'\1.\2',
numeros_sem_ponto))
    else:
        # Retornar um valor padrão, como 0, caso a célula esteja vazia
        # ou inválida
        return '0.000000'

# Aplicar a função de conversão para todas as colunas de latitude e
# longitude
df.loc[:, 'LatOrigem'] =
df['LatOrigem'].apply(safe_convert_to_lat_long)
df.loc[:, 'LongOrigem'] =
df['LongOrigem'].apply(safe_convert_to_lat_long)
df.loc[:, 'LatDestino'] =
df['LatDestino'].apply(safe_convert_to_lat_long)
df.loc[:, 'LongDestino'] =
df['LongDestino'].apply(safe_convert_to_lat_long)
print(display(df.head(10)))

# Selecionar colunas de entrada (X) e saída (y)
X = df[['Distancia_KM', 'hora', 'dia_semana', 'LatOrigem',
'LongOrigem', 'LatDestino', 'LongDestino', 'valor_Comfort',
'valor_poupa99', 'valor_pop99']]
y = df['valor_uber']

# Dividir os dados em treinamento e teste
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
test_size=0.2)

# Treinar o modelo
modelo = RandomForestRegressor()
modelo.fit(X_train, y_train)

# Fazer previsões
y_pred = modelo.predict(X_test)

```

```
# Calcular métricas
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred))
r2 = r2_score(y_test, y_pred)

# Exibir resultados
print(f"MAE (Erro Absoluto Médio): {mae:.2f}")
print(f"RMSE (Raiz do Erro Quadrático Médio): {rmse:.2f}")
print(f"R² (Coeficiente de Determinação): {r2:.4f}")
```

	RideID	LatOrigem	LongOrigem	
CityOrigem \				
0	1183201	-274919.788	-48528287999999.898438	NaN
1	1183202	-198495.799	-44019915999999.898438	NaN
3	1183204	-109198.019	-37077441799999.898438	NaN
6	1183208	-198495.393	-440199.286	NaN
9	1183211	-23743931699999.898438	-466083.953	NaN
12	1183214	-20559277599999.898438	-546231.586	NaN
19	1183221	-23708.786	-465267.639	NaN
20	1183223	-160386.142	-480188.949	Brasília
21	1183224	-227786.199	-433193.931	NaN
22	1183225	-237088.701	-46526.664	NaN

	LatDestino	LongDestino	CityDestino
Distancia_KM \			
0	-274371.486	-4839824309999.990234	NaN
18.19			
1	-19936.899	-439401.603	Belo Horizonte
17.15			
3	-109071.288	-370877.194	Aracaju
3.22			
6	-19936.899	-439401.603	NaN
17.15			
9	-236896.422	-4659155519999.990234	Diadema
14.78			
12	-204786.441	-546261.535	NaN
13.22			
19	-237047.254	-466175.221	Diadema
13.02			
20	-16068.436	-479852.555	Valparaíso de Goiás

10.19			
21	-227923.134	-433.0	NaN
3.93			
22	-237047.254	-466175.221	NaN
13.03			

	Estimatives \
0	{'Flash': 31.5, 'Comfort': 33.5, 'poupa99': 26...
1	{'Moto': 25.5, 'Comfort': 44.0, 'UberFlash': 4...
3	{'poupa99': 7.88, 'pop99': 7.88, 'turbo-taxi':...
6	{'poupa99': 71.3, 'pop99': 71.3, 'turbo-taxi':...
9	{'poupa99': 40.43, 'pop99': 40.43, 'turbo-taxi...
12	{'Flash': 38.5, 'poupa99': 18.1, 'turbo-taxi':...
19	{'poupa99': 31.98, 'turbo-taxi': 57.46, 'regul...
20	{'poupa99': 17.74, 'pop99': 17.74, 'turbo-taxi...
21	{'poupa99': 10.76, 'pop99': 10.76, 'turbo-taxi...
22	{'UberX': 48.5, 'poupa99': 33.84, 'pop99': 33....

	Updated	Dia	Horario
valor_uber \			
0	2021-08-17 10:10:06.735871100	Tuesday	1900-01-01 10:10:06
31.5			
1	2021-08-17 10:10:19.660182900	Tuesday	1900-01-01 10:10:19
42.0			
3	2021-08-17 10:10:37.528390200	Tuesday	1900-01-01 10:10:37
7.5			
6	2021-08-17 10:11:09.415673800	Tuesday	1900-01-01 10:11:09
42.0			
9	2021-08-17 10:11:25.021341600	Tuesday	1900-01-01 10:11:25
27.5			
12	2021-08-17 10:11:36.487865700	Tuesday	1900-01-01 10:11:36
38.5			
19	2021-08-17 10:13:14.316337800	Tuesday	1900-01-01 10:13:14
49.5			
20	2021-08-17 10:13:49.998431700	Tuesday	1900-01-01 10:13:49
16.0			
21	2021-08-17 10:13:49.951794400	Tuesday	1900-01-01 10:13:49
10.5			
22	2021-08-17 10:13:53.799629800	Tuesday	1900-01-01 10:13:53
48.5			

	valor_pop99	valor_poupa99	valor_Comfort	dia_semana	hora
0	29.14	26.91	33.5	1	10
1	74.80	74.80	44.0	1	10
3	7.88	7.88	9.5	1	10
6	71.30	71.30	44.0	1	10
9	40.43	40.43	40.0	1	10
12	18.10	18.10	38.0	1	10
19	31.98	31.98	74.5	1	10
20	17.74	17.74	22.0	1	10

21	10.76	10.76	13.5	1	10
22	33.84	33.84	73.5	1	10

None

MAE (Erro Absoluto Médio): 1.95

RMSE (Raiz do Erro Quadrático Médio): 4.02

R² (Coeficiente de Determinação): 0.9651