Relatório Técnico

Otimização do Gerenciamento do Carregamento de Veículos Elétricos com Inteligência Artificial

1. Introdução

Com o aumento exponencial na adoção de veículos elétricos (EVs), a demanda por infraestrutura eficiente de carregamento também cresce. Gerenciar essa demanda de forma otimizada é essencial para garantir eficiência energética, reduzir custos e evitar sobrecarga nos sistemas elétricos.

Este projeto visa desenvolver um modelo preditivo utilizando técnicas de Machine Learning para estimar a demanda de carregamento de veículos elétricos. Isso permitirá que gestores de estações de carregamento tomem decisões baseadas em dados para melhorar a alocação de recursos e o planejamento operacional.

2. Descrição do Problema

Contexto:

- O aumento de veículos elétricos no mercado cria desafios relacionados ao gerenciamento de carregamento.
- A previsão da demanda de energia é essencial para evitar desperdício e sobrecarga no sistema elétrico.

Objetivo Geral:

Desenvolver um modelo preditivo para estimar a demanda de carregamento de veículos elétricos em diferentes condições operacionais.

Objetivos Específicos:

- 1. Analisar e entender os padrões de consumo de energia em estações de carregamento.
- 2. Identificar as variáveis mais influentes no consumo de energia.
- 3. Treinar e avaliar um modelo de Machine Learning para prever o consumo total de energia.

3. Metodologia

3.1. Ferramentas e Bibliotecas

- Ferramentas: Google Colab (Python Notebook)
- Bibliotecas:
 - o pandas para manipulação de dados.
 - o matplotlib e seaborn para visualização.
 - o scikit-learn para modelagem preditiva.

3.2. Dataset Utilizado

- Fonte: Electric Vehicle Charging Dataset disponível no Kaggle.
- Principais Colunas:
 - o kwhTotal: Energia consumida por sessão.
 - chargeTimeHrs: Tempo total de carregamento.
 - weekday: Dia da semana da sessão.
 - o platform: Plataforma utilizada pelo usuário (Android/iOS).

3.3. Etapas do Projeto

1. Análise Exploratória dos Dados (EDA)

- Visualizamos a distribuição do consumo total de energia (kwhTotal) e identificamos padrões.
- Analisamos a relação entre o tempo de carregamento (chargeTimeHrs) e o consumo de energia.

2. Pré-processamento dos Dados

- Tratamento de valores nulos: preenchimento com médias ou exclusão de registros.
- Conversão de variáveis categóricas (weekday, platform) para numéricas.
- Extração de novas features, como a hora do dia (created_hour).

3. Modelagem

- Modelo Utilizado: Random Forest Regressor.
- Divisão de Dados:
 - o 80% dos dados para treino.
 - 20% dos dados para teste.
- Métricas de Avaliação: MAE, MSE, RMSE, R².

4. Resultados Obtidos

4.1. Análise Exploratória

- A maioria das sessões consome entre 5 e 15 kWh, com um padrão consistente de consumo.
- Identificamos uma correlação positiva entre o tempo de carregamento e a energia consumida, sugerindo que sessões mais longas resultam em maior consumo.

4.2. Desempenho do Modelo

Métricas:

- o MAE (Erro Médio Absoluto): 0.85
- o MSE (Erro Quadrático Médio): 1.54
- RMSE (Raiz do Erro Quadrático Médio): 1.24
- R² (Coeficiente de Determinação): 0.63

Análise das Features Mais Importantes:

- chargeTimeHrs: Principal variável, indicando o impacto direto do tempo de carregamento no consumo.
- created_hour e weekday: Também influentes, representando padrões sazonais e horários.

5. Conclusões

1. Eficiência do Modelo:

- O modelo preditivo foi capaz de explicar 63% da variabilidade nos dados, demonstrando bom desempenho para prever a demanda de energia.
- A análise das features mostra que o tempo de carregamento e o horário são fatores determinantes no consumo.

2. Contribuição para o Gerenciamento:

 As previsões podem auxiliar no planejamento de estações de carregamento, evitando picos de demanda e otimizando a alocação de recursos.

6. Limitações do Projeto

- **Dados Limitados:** O dataset disponível não inclui variáveis externas, como condições climáticas ou eventos específicos, que poderiam impactar o consumo.
- **Espaço para Melhorias:** Ajustes nos hiperparâmetros do modelo e o uso de algoritmos mais avançados, como Gradient Boosting, podem melhorar os resultados.

7. Próximos Passos

- 1. Ajustar hiperparâmetros do modelo para melhorar o desempenho.
- 2. Experimentar outros algoritmos de aprendizado de máquina, como XGBoost ou LightGBM.
- 3. Incorporar dados adicionais, como custos de energia e padrões de uso sazonais.
- 4. Desenvolver uma interface prática para uso do modelo em cenários reais.

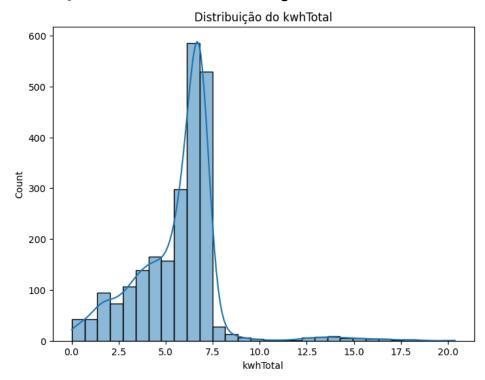
8. Referências

- 1. Kaggle Electric Vehicle Charging Dataset (link).
- 2. Scikit-learn Documentation (link).
- 3. Matplotlib Documentation (link).
- 4. Seaborn Documentation (link).

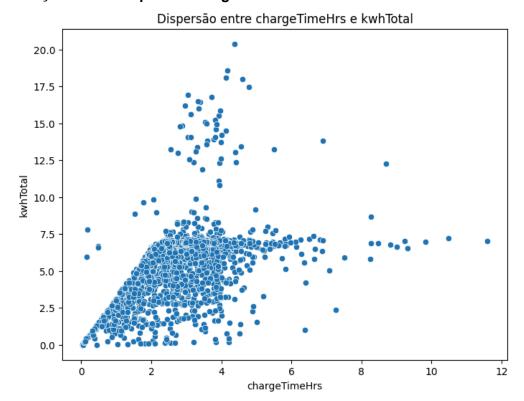
Anexos

Gráficos Relevantes

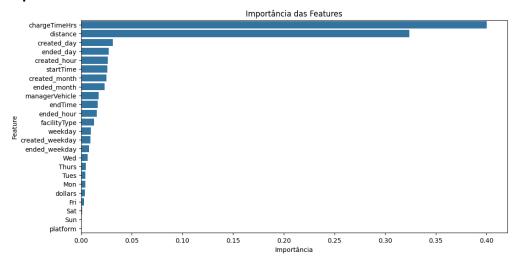
1. Distribuição do Consumo Total de Energia



2. Relação entre Tempo de Carregamento e Consumo



3. Importância das Features



Caminho do Notebook

O notebook completo utilizado neste projeto está disponível no formato .ipynb e pode ser executado no Google Colab ou em um ambiente local com Jupyter Notebook.