DSA: Projeto 08

Modelagem Preditiva em IoT – Previsão de Uso de Energia

Autor: Rodrigo de Lima Oliveira

Linkedin: https://www.linkedin.com/in/rodrigolima82/

Visão Geral

Desafio: Consumo de Energia

- Dados: através de IoT (medições através de sensores de temperatura e umidade)
- Objetivo: previsão de consumo de energia de eletrodomésticos
- Resumo dos Dados
- Construção de Variáveis
- Seleção de Atributos
- Metodologia e Resultados do Modelo
- Considerações Finais

Resumo dos Dados

Total de registros: 19.735

(dados de treino + teste)

32 atributos

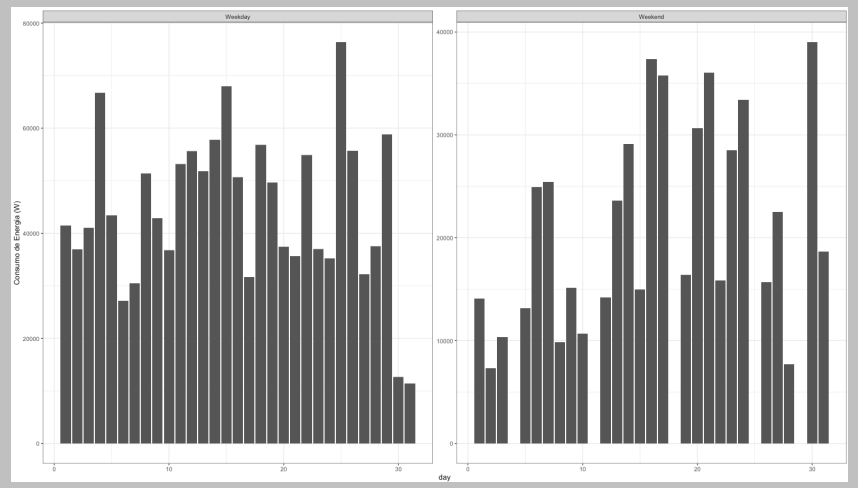
Atributo “Appliances” é o target (variável a ser prevista)

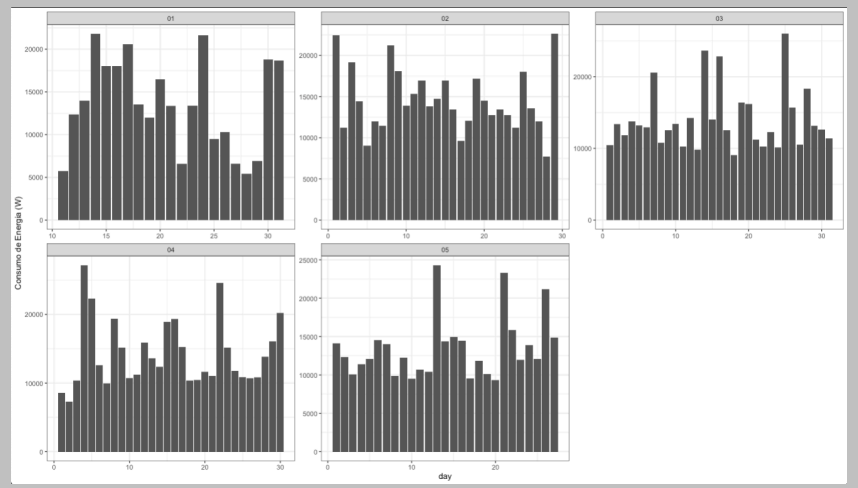
Detalhe dos Dados

- O conjunto de gráficos superior apresenta o consumo de energia em (W) em dias da semana e em finais de semana (o primeiro gráfico de dias da semana e o segundo finais de semana)

- O conjunto de gráficos inferior apresenta o consume de energia de eletrodomésticos distribuídos nos meses de Janeiro à Maio e os dias de cada mês.

- Pelos gráficos é possível observer um pico de consume no mês de janeiro e fevereiro





Construção de Variáveis

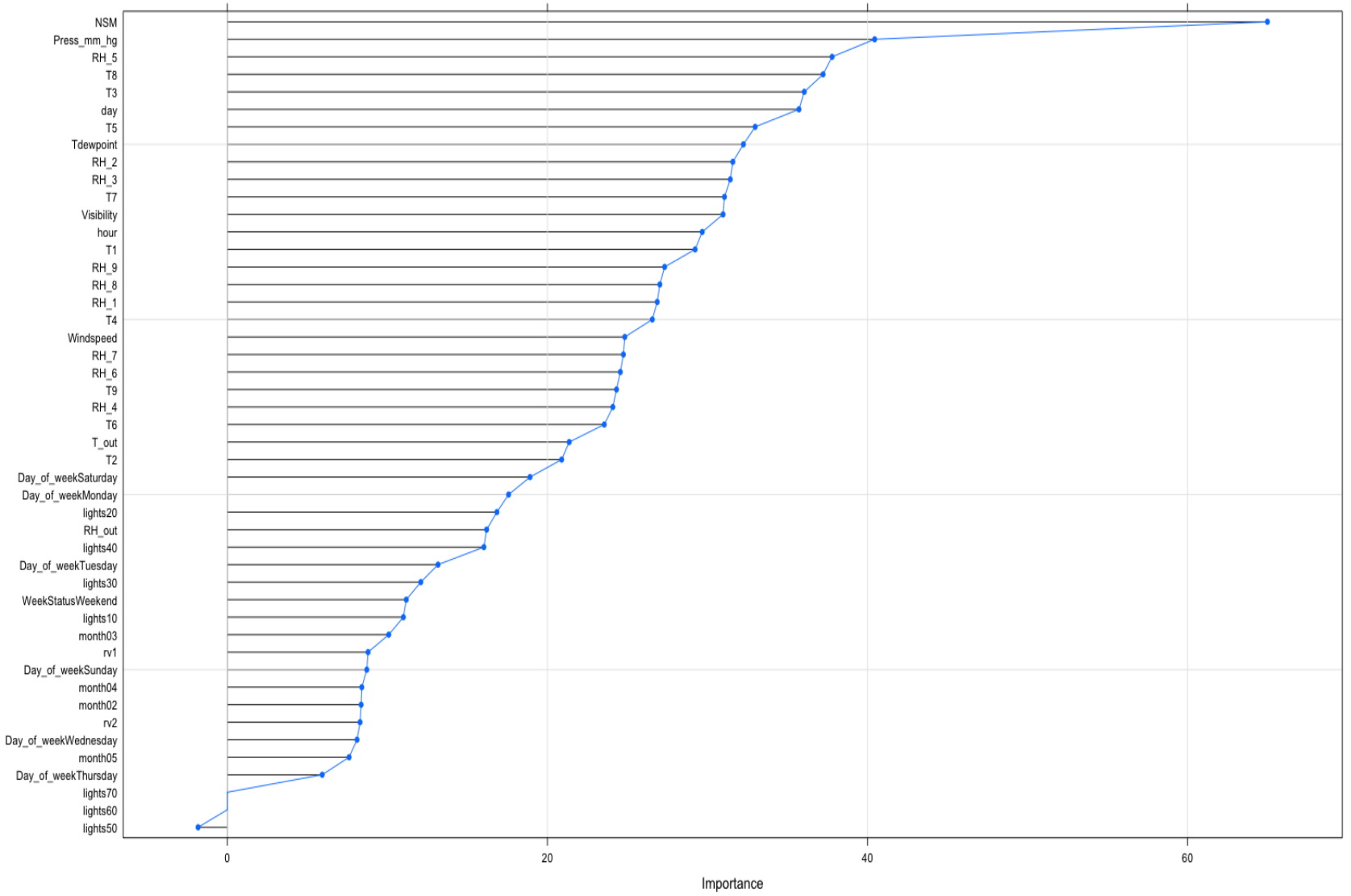
MONTH: COLUNA EXTRAÍDA DA DATA PARA INDICAR O MÊS DO CONSUMO DE ENERGIA

DAY: COLUNA EXTRAÍDA DA DATA PARA INDICAR O DIA DO CONSUMO DE ENERGIA

HOUR: COLUNA EXTRAÍDA DA DATA PARA INDICAR A HORA DO CONSUMO DE ENERGIA

Seleção de Atributos

- Colunas selecionadas com base na importância
- Aplicado técnica de Feature Selection usando modelo Random Forest
- Para a construção do modelo usei as features com índice de importância acima de 20 (com exceção da RH_out)



Métrica

Métricas para avaliação do modelo

Root Mean Squared Error (RMSE) e The Coefficient of Determination (R Squared)

- RMSE e R^2 são excelentes métricas para modelos de regressão, além de serem muito fácil de interpretar.
- A **Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio (RMSE) —** nada mais é que a diferença entre o valor que foi previsto pelo modelo e o valor real que foi observado
- Já o **Coeficiente de Determinação (R^2) —** varia entre 0 e 1 e indica, em percentagem, o quanto o modelo consegue explicar os valores observados. Quanto maior o R^2, mas explicativo é o modelo, melhor ele se ajusta à amostra.

Modelos

Modelos de Machine Learning avaliados:

- Multiple Logistic Regression (GLM)
- Generalized Boosted Regression Modeling (GBM)
- eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)
- eXtreme Gradient Boosting Otimizado

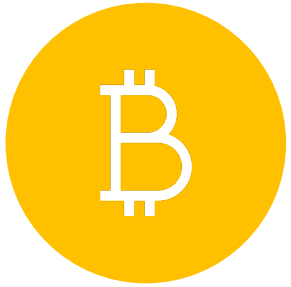
Resultado dos modelos

Métrica R squared	Treino	Teste
Multiple Logistic Regression (GLM)	14%	-
Generalized Boosted Regression Modeling (GBM)	28%	-
eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)	46%	-
eXtreme Gradient Boosting Otimizado	58%	61%

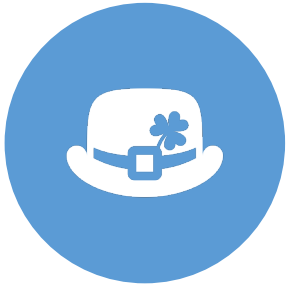
Considerações Finais

O melhor algoritmo para esse dataset foi o XGBoost

O modelo otimizado foi capaz de explicar 61% da variância nos dados de teste



Realizando a remoção de outliers no dataset, houve uma melhora de 13% na performance



O ideal agora seria obter mais dados para aumentar a performance do modelo avaliando a frequencia de outliers