

HERIKC BRECHER

**Modelagem Preditiva em IoT - Previsão de  
Uso de Energia**

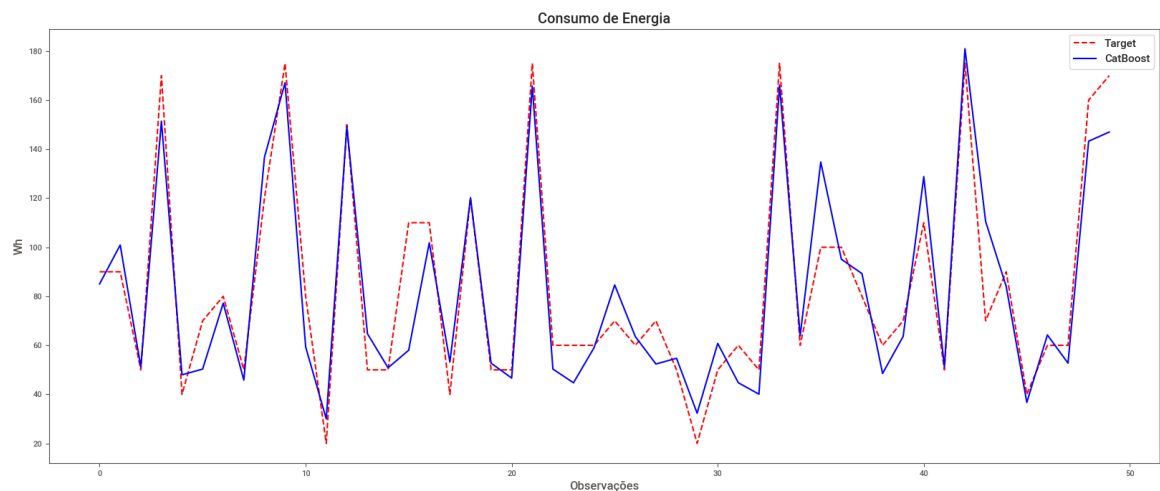
ITAJAI

2021

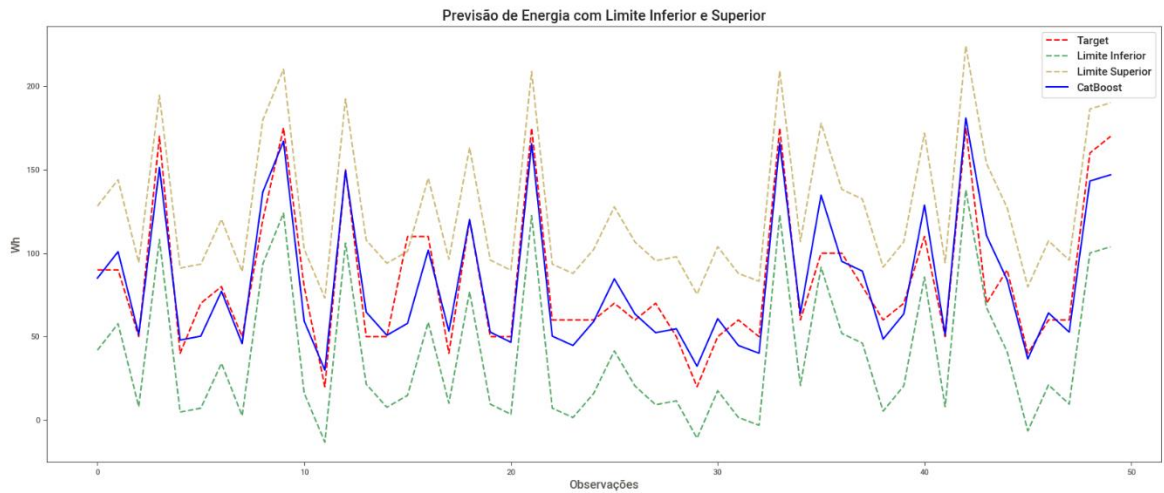
O objetivo do projeto é a previsão de energia em kWh, para atingirmos esse objetivo iremos utilizar de *data science*, iremos aplicar técnicas estatísticas, matemática e Machine Learning ao longo do projeto. Para esse documento iremos apresentar somente os resultados coletados no projeto citado. Para melhor entendimento das técnicas utilizadas é sugerido acessar o projeto no [link](#).

Analisando abaixo na linha tracejada em vermelho temos o consumo real de energia, já em azul possuímos o consumo estimado pelo modelo. Analisando previamente, percebemos que o modelo consegue inúmeras vezes capturar com precisão o consumo de energia naquele momento, já para momentos que não captura com exatidão, consegue prever a tendencia correta.

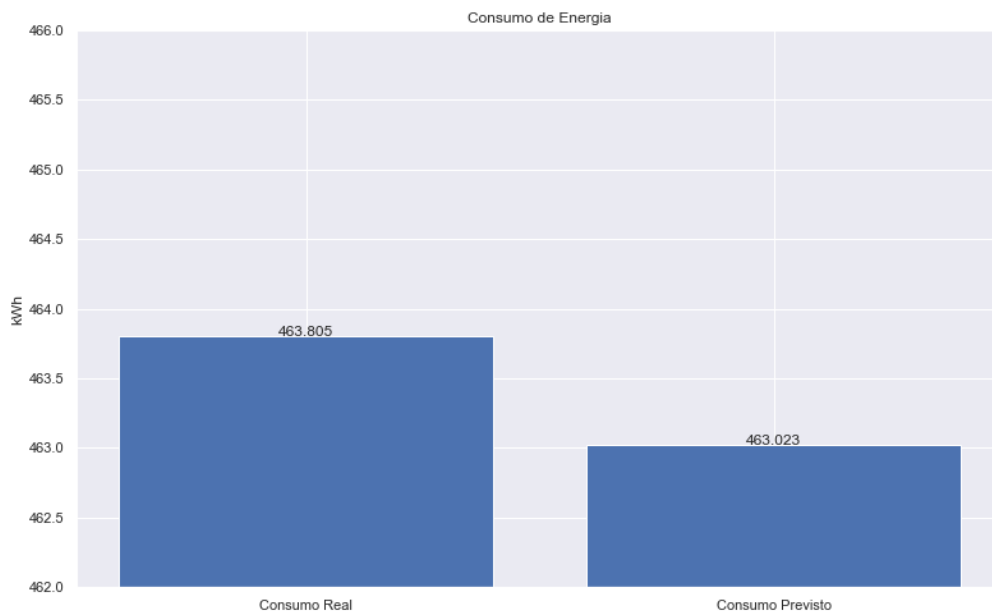
Dessa forma é interessante perceber que o algoritmo possui comportamentos em sua maioria corretos. Ainda iremos observar o valor previsto com o limite inferior e superior.



Observando abaixo ainda possuímos o limite inferior em verde e o superior em amarelo. O limite foi calculado utilizando um intervalo de 95% de confiança. Dessa forma é possível visualizar que as previsões em nenhum momento estiveram fora dos limites de confiança. Assim, podemos estimar que o nosso modelo possui valores com confiança acima de 95%.



Abaixo conseguimos perceber que o consumo de energia total previsto foi 0.8 kWh abaixo do consumo real, dessa forma se aproximando muito do valor real, sendo perceptível que o modelo conseguiu prever o consumo de energia considerando os limites inferiores e superiores. Dessa forma podendo gerar economia de energia e maior eficiência na rede elétrica.



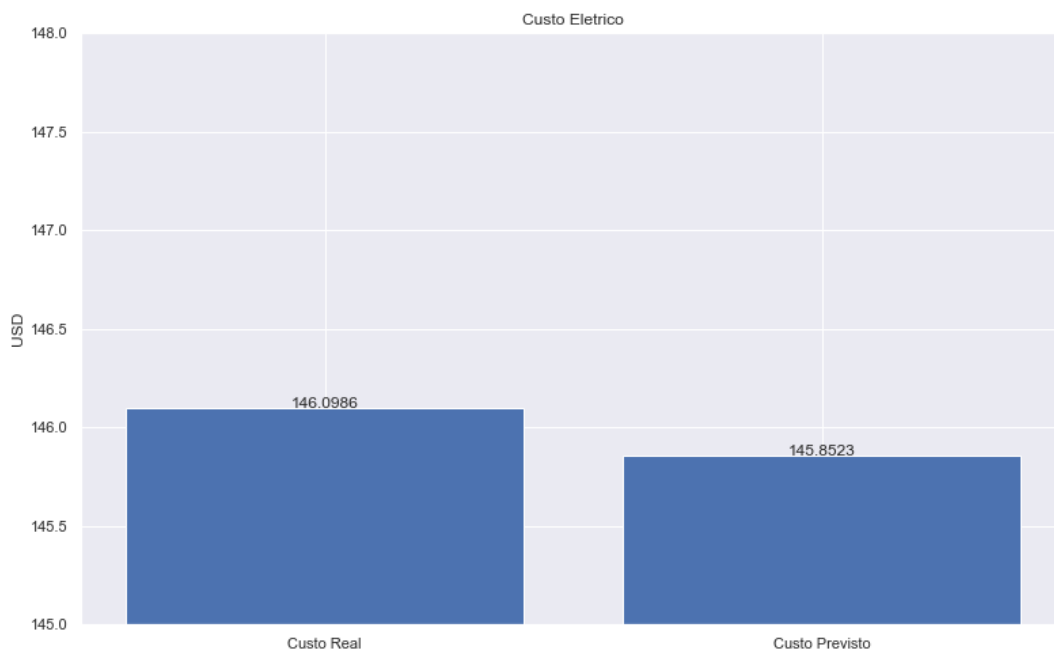
Abaixo é perceptível que o custo previsto tanto para a moeda Dólar na primeira imagem quando para Euro na segunda foi meramente menor. Porém, foi menor por ter

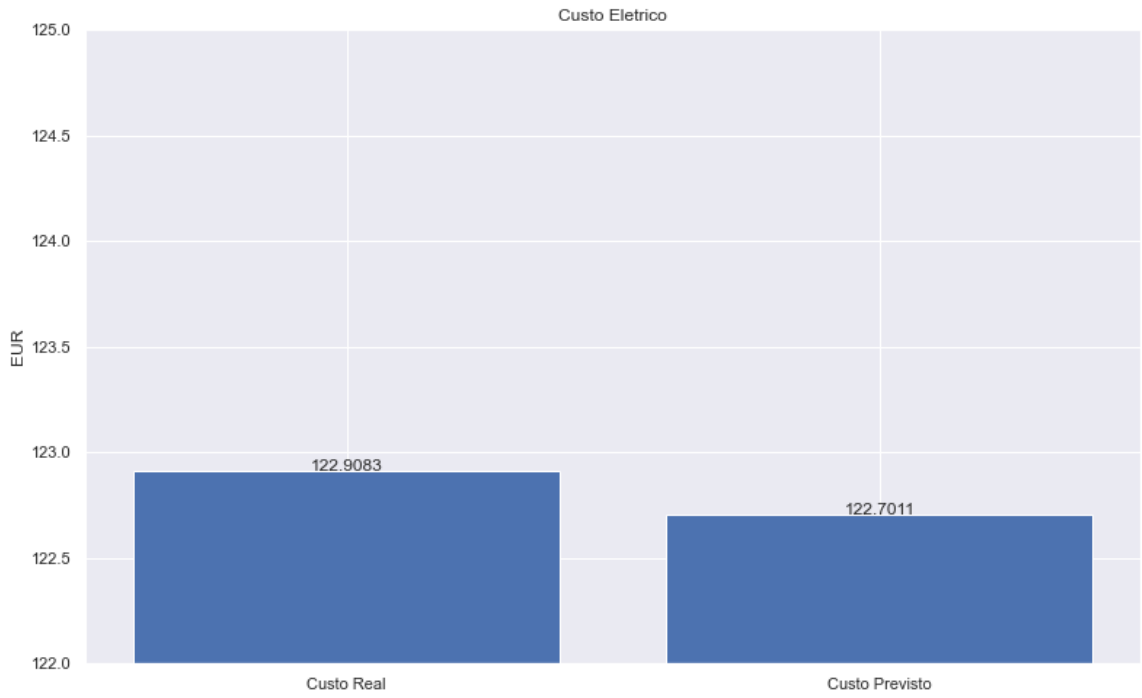
previsto um consumo de energia inferior ao necessário. Gerando um erro de 0.80 dólares e 0.20 euros. Entretanto esse erro não é preocupante visto que estamos dentro dos limites de confiança de 95%.

Hoje as perdas de energia da categoria não técnicas, que são geradas por furto e desvios de energias são aproximadamente 6.6% da energia produzida. Já a perda técnica, causada por transformação de tensão, medição errada de consumo de energia e perda no transporte são consideradas 7.5% da energia produzida. Somando ambas as perdas temos que aproximadamente 14.1% da energia produzida é perdida.

Os valores acima representam uma perda de 38.3 TWh por perda técnica e 33.3 TWh por perda não técnica, totalizando 71.6 TWh perdidos da produção de energia. Em comparação nas devidas proporções, o nosso modelo abaixo possui uma perda técnica de 0.16%, já de perda não técnica não é possível calcularmos visto que essa possui influência externa. Assim possuímos uma perda de 0.16% na proposta apresenta versus uma perda de 7.5% a partir da rede elétrica implementada atualmente.

Colocando em perspectiva a perda não técnica no Brasil de 7.5% gera um custo de R\$ 7.1 bilhões anualmente, valor esse que poderia ser reduzido para até 151 milhões com a implementação do sistema de Machine Learning.





## **Referencias**

ANEEL. Perdas de Energia Elétrica na Distribuição: edição | 01/2019. Edição | 01/2019. 2019. Disponível em:

[https://www.aneel.gov.br/documents/654800/18766993/Relat%C3%B3rio+Perdas+de+Energia\\_+Edi%C3%A7%C3%A3o+1-2019-02-07.pdf](https://www.aneel.gov.br/documents/654800/18766993/Relat%C3%B3rio+Perdas+de+Energia_+Edi%C3%A7%C3%A3o+1-2019-02-07.pdf). Acesso em: 03 ago. 2021.

GLOBALPETROLPRICES. Belgium electricity prices. 2020. Disponível em:

[https://www.globalpetrolprices.com/Belgium/electricity\\_prices/](https://www.globalpetrolprices.com/Belgium/electricity_prices/). Acesso em: 03 ago. 2021.