* **Descrição do Algoritmo:**

Inicialmente quando comecei a trabalhar com as decomposições tentei a decomposição clássica Ela Foi muito bem no determinar a altura da decomposição mas na hora de encontrar a base perceba que ela fica bem abaixo do ponto ideal da base do gráfico e que se aproximarmos bem a sazonalidade não consegue se adaptar a momentos de sazonalidade mais ruidosos ou seja a sazonalidade é sempre a mesma depois foi tentado modelos multiplicativos para resolver isso não funcionou depois tentei o modelo stl que conseguiu se adaptar bem à sazonalidades ruidosas e a outliner do gráfico porém o modelo stl tem aquele grande problema quando a sazonalidade muda demais ele começa a ampliar muito a base e também ampliar muito os valores sazonais ou seja é muito difícil aplicar esta técnica.  
cleaned\_df['predict\_classico'] = result\_classical\_168.seasonal + result\_classical\_168.trend.min()

cleaned\_df['predict\_stl'] = result\_stl\_168.seasonal + result\_stl\_168.trend.min()

Essa técnica é descrita no artigo x anexado ela é bastante promissora mas tinha esse problema principalmente quando tínhamos dados em que os dados eram ruidosos ou a sazonalidade dos plugs e eletricidade modificavam em relação ao tempo foi encontrada a solução de utilizar o stl ajustado como você pod ever ele mantém a base no mesmo local da base encontrada e a altura também e consegue ajustar a sazonalidade de forma o quão agressiva for necessária sem distorcer os dados de base e altura então conclui se que o modelo de stl ajustado consegue usar o melhor dos 2 mundos ter uma base e altura sem distorção da decomposição clássica e adaptação de sazonalidade e tendência.

Abaixo temos uma descrição do problema em detalhes na decomposição clássica e stl, o que levou a criação de um modelo de stl ajustado.

**Decomposição clássica:**

Explicar o algoritmo de clássico, suas falhas e dificuldades de execução, suas coisas boas e a solução implementada para faze-lo funcionar.

Coisas boas, mantem a decomposição comportada e regular em todo o gráfico, fazendo a previsão ser comportada, tanto na sazonalidade quanto na altura e base

Caisas ruins, apesar de ser comportada tanto na sazonalidade qunto na altura da base, essa atitude deixa ela dificil de ajustar em situaçoes onde os dados não são perfeito ou possuem ruido, principalmente se a sazonalidade muda rapidamente ou não é estavel. Outro ponto é que é necessario ajustar manualmente o tamanho da altura e da base para os pontos selecionados como semanas de referencia, para esse caso especifico foi criado um algoritmo de otimização que ajusta a base e a altura automaticamente, que soluciona esse problema, sendo omaior problerma mesmo a falta de opçoes de ajuste e a robustes em dados mais complexos ou ruidosos.

Gráfico, Histograma

Descrição gerada automaticamenteGráfico, Gráfico de barras

Descrição gerada automaticamente

**STL:**

O Stl, .... é um metodo robusto, suas falhas e dificuldades de execução, suas coisas boas e a solução implementada para faze-lo funcionar.

Coisas boas, metodo extremamente robusto, principalmente ao adapter a sazonalidade a bases de dados ruidosas ou complexas, perceba na imagem 2 que a sazonalidade ao inves de ser fixada como na decomposição classica, ela tem a capacidade de se ajustar mais facimente as diferenças nos dados, sendo um metodo muito bom para quando a sazonalidade muda com o tempo ou temos uma serie temporal de sazonalidade complexa.

Coisas ruis, essa alta capacidade de ajuste parece ser uma faca de dois gumes, fazendo com que o modelo não se comporte bem, principalmente na altura e nas bases das previsoes, tornando as previsoes dificies de serem feitas e pouco usuais com o metodo adodape modelo meu modelo.

Gráfico, Histograma

Descrição gerada automaticamenteGráfico, Gráfico de barras

Descrição gerada automaticamente

**STL AJUSTADO:**

O Stl ajustado é um método que tenta unir o comportamento do método de decomposição clássica em relação a altura e base das previsões, com a robustez e adaptabilidade do stl, o resultado final pode ser visto na imagem abaixo, uma sazonalidade altamente adaptada e robusta que esta comportada em relação a altura e a base das previsões.

Basicamente o modelo do stl ajustado usa um modelo de seleção de semana estáveis, ao invés de simplesmente calcular a mínima da tendencia, isso da muito mais roustes na hora de encontrar a base e a ltura ideias das previsões, também é feita uma normalização dos dados para manter a altura e base estáveis, ao mesmo tempo que mantem a sazonalidade ajustável, também é usado um método de controle que permite ajustar a adaptabilidade da altura e da base em relação as previsões, fazendo que o método seja robusto e adaptável tanto na sazonalidade, quanto na altura e base das previsões.

Gráfico, Histograma

Descrição gerada automaticamenteGráfico, Gráfico de barras

Descrição gerada automaticamente

O STL AJUSTAVEL em detalhes:

Vou aqui falar do principais etapas do pipeline do STL ajustável

* + 1. Método de pre processamento e limpeza dos dados
    2. Metodo de seleção de semanas de referencia
    3. Metodo de seleção de base e altura
    4. Metodo de seleção do multiplicador para o caso de aquecimento e resfriamento
    5. Metodo de ajuste de base e altura por multiplicador
    6. Metodo de decomposição STL
    7. Metodo de previsão (plugs e eletricidade) do stl ajustado com normalição e ajuste de tendencia sazonal e base e altura
    8. Metodo de previsão do Temperature\_dependent(kW)

Para desagregar as cargas de aquecimento e refrigeração nos edifícios, utilizou-se o algoritmo de decomposição STL Ajustado. Esse método foi desenvolvido especificamente para lidar com os desafios de desagregação, utilizando a decomposição STL (Seasonal-Trend decomposition using LOESS) de maneira robusta e altamente adaptável aos dados. A principal diferença do STL Ajustado em relação ao modelo STL tradicional está na forma como os valores de decomposição são aplicados às semanas de previsão.

O STL convencional tende a gerar previsões excessivamente ajustadas, distorcendo-se em semanas para as quais não possui informações completas ou representativas, o que pode resultar em previsões inadequadas. O STL Ajustado resolve esse problema ao identificar as "semanas de referência estáveis" – períodos em que não há consumo de energia associado ao aquecimento ou resfriamento – e utiliza essas semanas como base para replicar e ajustar os padrões sazonais e de tendência nas semanas futuras.

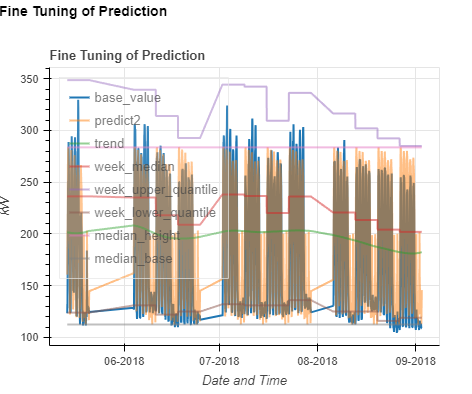


Fig1: Semanas de referência estáveis para o edifício L14.B04

A vantagem do STL Ajustado está em sua capacidade de normalizar as semanas com maior consumo energético, ajustando-as de forma eficiente às "semanas de referência estáveis". Essa abordagem permite ao algoritmo adaptar-se de forma flexível aos padrões sazonais, ao mesmo tempo que preserva a robustez e a previsibilidade esperada em modelos clássicos de decomposição.

O resultado final é um equilíbrio entre a capacidade do STL de capturar a sazonalidade dos dados de forma eficaz e a flexibilidade para fazer ajustes mais agressivos quando necessário.

Gráfico, Histograma

Descrição gerada automaticamente

**Fig. 2: Previsões normalizadas com o STL Ajustado usando períodos de referência estáveis para ajustar as previsões de decomposição.**  
A figura mostra a comparação entre o consumo total de energia (**kw\_total**) e as previsões geradas pelo algoritmo **STL Ajustado** (**predict2**), que utiliza os períodos de referência para normalizar e estabilizar as previsões sazonais. As linhas (**median\_height** e **median\_base**) são representadas para ajustar a base e altura das previsões, baseadas nas alturas das semanas de referência. Isso demonstra a capacidade do algoritmo de capturar a dinâmica dos dados, mantendo a robustez e a adaptabilidade necessárias, ao mesmo tempo em que preserva a estabilidade nas previsões de decomposição ao longo do tempo.

Interface gráfica do usuário, Gráfico, Histograma

Descrição gerada automaticamente

**Fig. 3: Exemplos de previsões utilizando o STL Ajustado, com adaptação dinâmica dos plugs e componentes elétricos.**

* **À esquerda (Fine Tuning of Prediction):** Esse gráfico mostra o ajuste fino das previsões, utilizando as **semanas de referência** para ajustar os valores de decomposição. Os componentes sazonais e de tendência são ajustados dinamicamente, com base no comportamento dos quantis semanais (**week\_upper\_quantile** e **week\_lower\_quantile**), garantindo previsões mais precisas e estáveis.
* **No centro (Prediction from Decomposition):** O gráfico central ilustra o consumo total de energia (**kw\_total**) e as previsões geradas pelo STL Ajustado (**predict2**) de plugs e componentes elétricos. Aqui, o algoritmo demonstra sua capacidade de capturar a dinâmica dos dados com precisão, ajustando os padrões de decomposição conforme necessário. As linhas (**median\_height** e **median\_base)** são usadas para controlar o tamanho das previsões dos plugs e aparelhos elétricos, que nesse caso se adaptam dinamicamente aos dados, superando em alguns momentos **median\_height** e proporcionando previsões mais controladas, especialmente em cenários com variação significativa de demanda energética.
* **À direita (Disaggregation Forecast of Temperature-dependent(kW)):** Este gráfico apresenta a desagregação do consumo de energia dependente da temperatura (**Temperature\_dependent(kW)**) em comparação ao consumo total de energia.

Em todos os casos, o STL Ajustado supera o desempenho do STL tradicional e da decomposição clássica, oferecendo um equilíbrio ideal entre adaptabilidade e estabilidade nas previsões.

Resumindo o algoritmo se destaca por não exigir uma limpeza de dados rigorosa, sendo capaz de lidar com dados mais ruidosos e imperfeitos, o que o torna muito mais robusto. A normalização e o ajuste dos tamanhos dos períodos de referência garantem que o modelo possa se adaptar conforme necessário, ao mesmo tempo em que mantém o controle preciso sobre os componentes sazonais e de tendência.

* **Requisitos e Fontes de Dados:**

Os dados utilizados no modelo foram obtidos a partir de medições de medidores principais (main meters) e ou baterias fotovoltaicas instaladas em diversos edifícios. Esses dados representaram o consumo total de energia (kw\_total) registrado em intervalos regulares e serviram como a série temporal principal para a decomposição. O kw\_total capturado engloba tanto o consumo de energia das fontes principais quanto o uso de energia proveniente das baterias fotovoltaicas.

Além disso, informações detalhadas sobre as datas e semanas de cada medição foram extraídas e incorporadas, garantindo que os períodos fossem sincronizados corretamente para facilitar a normalização e o ajuste dos padrões sazonais e de tendência ao longo do ano.

Uma grande vantagem do STL Ajustado é que ele foi projetado para ser independente de variáveis externas, como temperatura ou clima. Isso permite que o algoritmo seja aplicado em cenários onde esses dados podem não estar disponíveis ou onde o consumo energético sazonal não depende exclusivamente de variações climáticas, simplificando significativamente sua aplicação.

As principais variáveis utilizadas no algoritmo incluem:

* Consumo total de energia semanal (kw\_total).
* Dados agrupados por semanas e anos, assegurando a sincronização temporal adequada.
* Medições de quantis semanais superiores e inferiores (week\_upper\_quantile e week\_lower\_quantile), que foram utilizadas para ajustar a base e altura das previsões.

Esses dados permitiram identificar períodos de referência estáveis, ou seja, semanas em que a carga de resfriamento não era utilizada, o que facilitou a desagregação das cargas associadas a aparelhos elétricos e iluminação. Essa identificação dos períodos de referência foi feita de maneira robusta, aproveitando as características intrínsecas dos dados, sem a necessidade de limpá-los rigorosamente.

O requisito principal para o algoritmo é que os dados de séries temporais sejam sincronizados e razoavelmente limpos, com uma qualidade mínima aceitável. Essa simplicidade, aliada à robustez do algoritmo, é uma das suas grandes vantagens, pois permite encontrar e ajustar de forma eficiente os períodos de referência, sem depender de informações externas adicionais, como dados meteorológicos.

* **Procedimentos de Treinamento e Teste:**

O treinamento do algoritmo STL Ajustado foi realizado utilizando dados de consumo energético (kw\_total) capturados por medidores principais e baterias fotovoltaicas. Esses dados foram organizados em séries temporais semanais, garantindo a sincronização adequada e facilitando a análise dos padrões sazonais e de tendência.

O objetivo principal do treinamento foi ajustar o modelo para identificar semanas de referência estáveis — períodos em que não havia consumo de energia relacionado ao aquecimento ou resfriamento. Essas semanas foram utilizadas para desagregar com precisão as cargas de aparelhos elétricos e iluminação, proporcionando uma base sólida para futuras previsões de consumo de aquecimento e resfriamento.

Durante o treinamento, os parâmetros chave do modelo, como median\_height (mediana da altura) e median\_base (mediana da base), foram otimizados. Esses parâmetros controlam a altura e a base dos componentes de plugues e aparelhos elétricos no gráfico de energia total. O foco principal foi encontrar o tamanho ideal dessas medianas, permitindo que a desagregação fosse tão agressiva quanto necessário em relação aos componentes sazonais usando o STL.

**A fórmula principal usada para ajustar a altura ideal foi:**

*error\_exponent = 10*

*nrmse = np.mean(np.abs(kw\_total- prediction) \*\* (1 / error\_exponent))*

Aqui, o error\_exponent foi definido como 10, com o objetivo de fornecer um valor de erro adequado para os valores de median\_base, crucial para determinar a altura dos plugues e outros componentes elétricos.

Após o ajuste dos parâmetros, a fase de testes foi realizada comparando as previsões do modelo com os resultados obtidos no leaderboard público da competição. Esses testes serviram como uma validação prática das otimizações realizadas, permitindo refinamentos adicionais para garantir a melhor desagregação possível das cargas de energia.