



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA  
ELE0604 - REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS  
PROFESSOR ALLAN DE MEDEIROS MARTINS

**Autores:**

Breno Rocha Fonseca  
Camila Raquel Sena de Almeida  
Eduardo Ramone Tavares Targino  
Leando Muller dos Santos

**Análise de consumo de Energia Elétrica no Brasil**

Natal - RN  
Novembro de 2024

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>4</b>
1.1	O sistema elétrico brasileiro . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Desenvolvimento</b>	<b>5</b>
2.1	Base de dados . . . . .	5
2.2	Análise exploratória dos dados . . . . .	5
2.2.1	Estrutura da base de dados . . . . .	5
2.2.2	Consumo por meses e anos . . . . .	6
2.2.3	Consumo diário . . . . .	7
2.2.4	Consumo total anual e taxa de crescimento da demanda . . .	7
2.2.5	Consumo por estação do ano . . . . .	9
2.2.6	Sazonalidade . . . . .	10
2.2.7	Matriz de Correlação . . . . .	11
2.2.8	Scatter Plot - Gráfico de Dispersão . . . . .	12
2.2.9	Histograma - Relação entre entrada e saída . . . . .	13
2.3	Estrutura da Rede Neural . . . . .	14
<b>3</b>	<b>Conclusão</b>	<b>17</b>
	<b>Referências</b>	<b>18</b>

## Lista de Figuras

1	Matriz energética para 2024 . . . . .	4
2	Logomarca Kaggle . . . . .	5
3	Histograma - Consumo mensal por ano . . . . .	7
4	Consumo médio por hora em MW . . . . .	8
5	Consumo total anual e taxa de crescimento . . . . .	8
6	Consumo médio por estação do ano . . . . .	9
7	Gráficos de tendência e sazonalidade . . . . .	10
8	Matriz de correlação mensal . . . . .	11
9	Matriz de correlação semanal . . . . .	12
10	Gráfico de dispersão total . . . . .	12
11	Gráfico de dispersão reduzido . . . . .	13
12	Histograma - Entrada e saída . . . . .	14
13	Estrutura em Camadas - Rede Neural . . . . .	15
14	Validação Cruzada - K-Fold . . . . .	15
15	Dropout . . . . .	16

# 1 Introdução

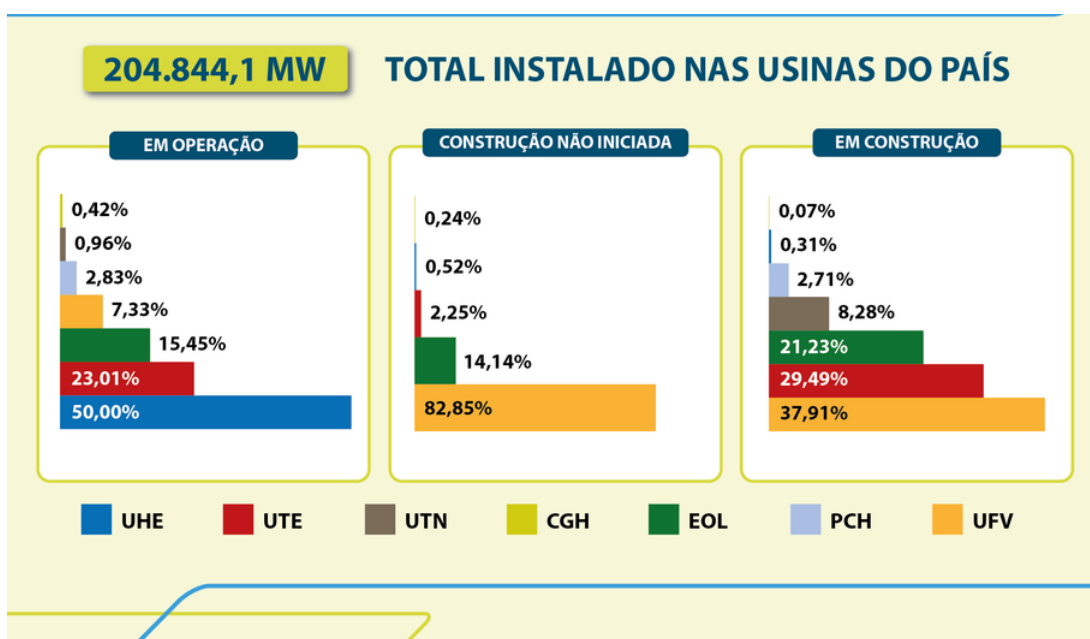
## 1.1 O sistema elétrico brasileiro

A energia elétrica se tornou indispensável na vida das pessoas, a partir dela é possível manter aparelhos essenciais para o dia a dia, como geladeiras e fornos elétricos nas residências, respiradores e outras máquinas em hospitais, projetores e condicionadores de ar em escolas. Sem dúvidas que nos dias atuais é quase impossível imaginar que o ser humano seja capaz de viver sem possuir acesso a energia elétrica, tão grande é o impacto dessa "ferramenta" em suas vidas.

No Brasil, o sistema elétrico, denominado Sistema Inteligado Nacional (SIN), é composto por uma complexa rede que integra: geração, transmissão e distribuição, com o intuito de atender às necessidades de consumo do país. O SIN interliga a maioria dos estados do país, exceto algumas áreas isoladas na Amazônia, é ele quem permite o transporte de energia de regiões com excedente para regiões com déficit de geração, aumentando a segurança do sistema e permitindo o aproveitamento de diferentes fontes de energia.

A matriz energética brasileira é bem mesclada, segundo o Governo Nacional em 2020 cerca de 83% da matriz elétrica é advinda de fontes de energias renováveis. Ainda de acordo com o Governo, a principal fonte de energia ainda são as hidrelétricas, responsáveis por aproximadamente 63,8%, seguida da eólica com 9,3%, biomassa e biogás com 8,9% e solar com 1,4%.

Figura 1: Matriz energética para 2024



Fonte: ANEEL

## 2 Desenvolvimento

### 2.1 Base de dados

Com intuito de auxiliar as equipes de engenharia no desenvolvimento de ferramentas que auxiliem na manutenção da eficiência e estabilidade do sistema elétrico brasileiro, será utilizado um banco de dados que compreende 23 anos de informações, coletados entre 2000 e 2023, sobre a demanda diária de potência no país. A partir da plataforma Kaggle, foi possível acessar os dados fornecidos pelo ONS (Operador Nacional do Sistema Elétrico) que permitiu um estudo mais consistente.

Figura 2: Logomarca Kaggle



Fonte: Kaggle

### 2.2 Análise exploratória dos dados

Ao trabalhar com aprendizado de máquina, é fundamental compreender completamente os dados utilizados. Para isso, realiza-se uma análise exploratória da base de dados, com o objetivo de identificar aspectos importantes, como as relações entre variáveis, possíveis causalidades, sazonalidades e momentos estatísticos associados aos gráficos analisados.

Inicialmente, discutiu-se como organizar as informações para facilitar a compreensão do comportamento do sistema elétrico nacional. Os gráficos gerados, por exemplo, permitem identificar os horários de maior consumo de energia ao longo do dia ou até mesmo as estações do ano que mais demandam energia. Para isso, foi desenvolvido um código que organiza e separa as informações de forma eficiente a partir do banco de dados do ONS.

#### 2.2.1 Estrutura da base de dados

A base de dados consiste em um arquivo `.csv` com 2 colunas e 201 mil linhas, onde as colunas são denominadas *index*, contendo a informação de dia e hora, e *hourly\_demand*, que representa o consumo correspondente àquele horário descrito. Seguem abaixo as primeiras 4 linhas da base de dados:

Os dados apresentados possuem grande extensão, o que dificulta tanto o processamento computacional quanto a análise detalhada. Para lidar com esse volume,

Tabela 1: Exemplo de dados de consumo horário

Index	Hourly Demand (MW)
2000-01-01 00:00:00	34673.90
2000-01-01 01:00:00	33503.00
2000-01-01 02:00:00	32287.60
2000-01-01 03:00:00	31059.40

o código desenvolvido organiza as informações utilizando médias conforme a necessidade do gráfico. Por exemplo, para consumo diário, calcula-se a média do dia; para anual, considera-se a média de todos os dias do ano, e assim por diante. Essa estratégia é eficiente, pois os dados apresentam forte sazonalidade, garantindo que o uso de médias não comprometa a qualidade das informações analisadas.

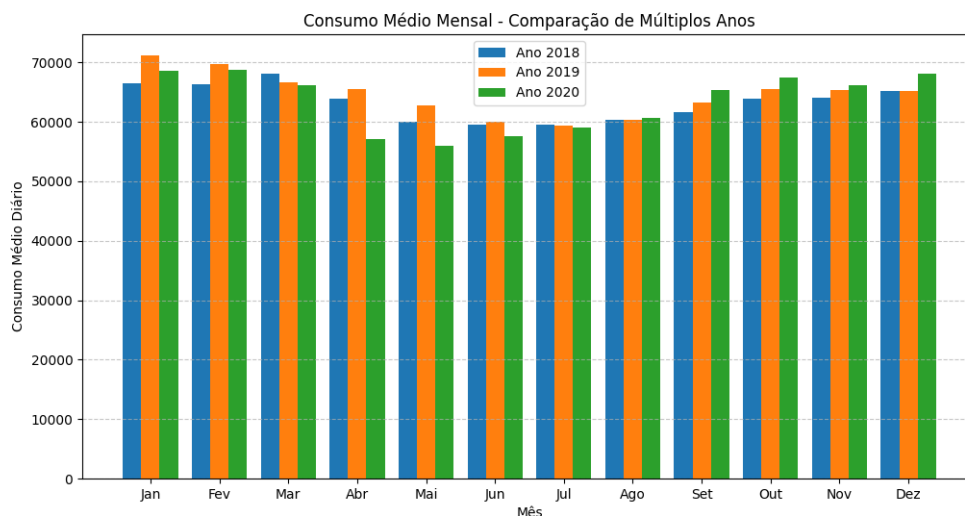
### 2.2.2 Consumo por meses e anos

O gráfico apresenta o consumo médio mensal de energia para os anos de 2018, 2019 e 2020, destacando padrões sazonais e variações anuais. Observa-se que o consumo é maior nos primeiros meses do ano, especialmente em janeiro e fevereiro, o que pode estar relacionado ao período de férias e às altas temperaturas. Nos meses intermediários, de abril a julho, há uma queda no consumo, possivelmente devido ao clima mais ameno durante o inverno, com menor necessidade de climatização. Nos meses finais, de outubro a dezembro, o consumo volta a crescer, indicando um padrão sazonal consistente.

Em 2020, devido à pandemia de COVID-19, o consumo de energia teve um comportamento atípico. Nos primeiros meses do ano, o padrão de consumo foi semelhante ao de 2019. No entanto, com as medidas de isolamento social a partir de março, o consumo aumentou no setor residencial, devido ao trabalho remoto e ensino a distância, mantendo-se estável ou com queda mais suave nos meses de abril a julho. No final do ano, o consumo se intensificou, superando os níveis de 2019, possivelmente devido ao maior uso de aparelhos domésticos. Assim, 2020 mostrou uma mudança significativa no padrão de consumo em relação aos outros anos.

Esses padrões indicam a importância de considerar a sazonalidade no planejamento energético, com ajustes na oferta para atender à demanda crescente nos meses de pico. Além disso, a variação no consumo de 2020 pode merecer uma análise mais detalhada para identificar os fatores que contribuíram para esse comportamento, a fim de prever melhor as tendências futuras.

Figura 3: Histograma - Consumo mensal por ano



Fonte: Autoria própria

### 2.2.3 Consumo diário

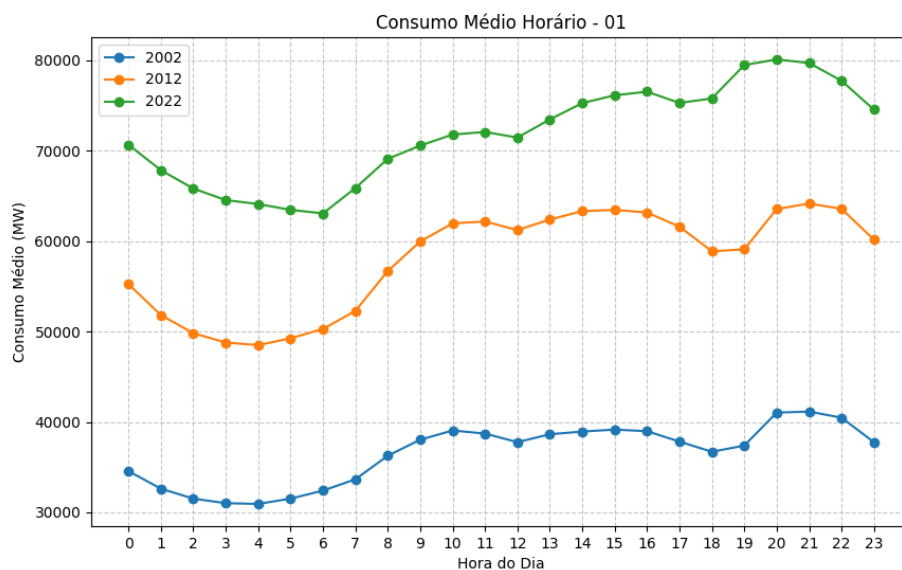
No gráfico de consumo diário, onde foram usados dados de 3 anos diferentes, cada um com 10 anos de diferença, é possível perceber que o comportamento é muito semelhante ao longo do dia, a discrepância existente é relacionada apenas com o aumento da demanda, que é algo já esperado visto a diferença de tempo entre os dados.

O gráfico evidencia o padrão de consumo de energia dos brasileiros ao longo do dia. Durante a madrugada, há uma queda acentuada no consumo, pois os aparelhos que mais demandam energia permanecem inativos enquanto a maior parte da população está dormindo. A partir das 6 horas da manhã, observa-se um aumento gradual na demanda, à medida que as pessoas acordam e começam a utilizar energia elétrica, seja por meio de eletrodomésticos ou equipamentos de trabalho. O consumo atinge seu pico por volta das 20 horas, quando a maioria das pessoas está em casa, com luzes acesas e diversos aparelhos eletrônicos em funcionamento.

### 2.2.4 Consumo total anual e taxa de crescimento da demanda

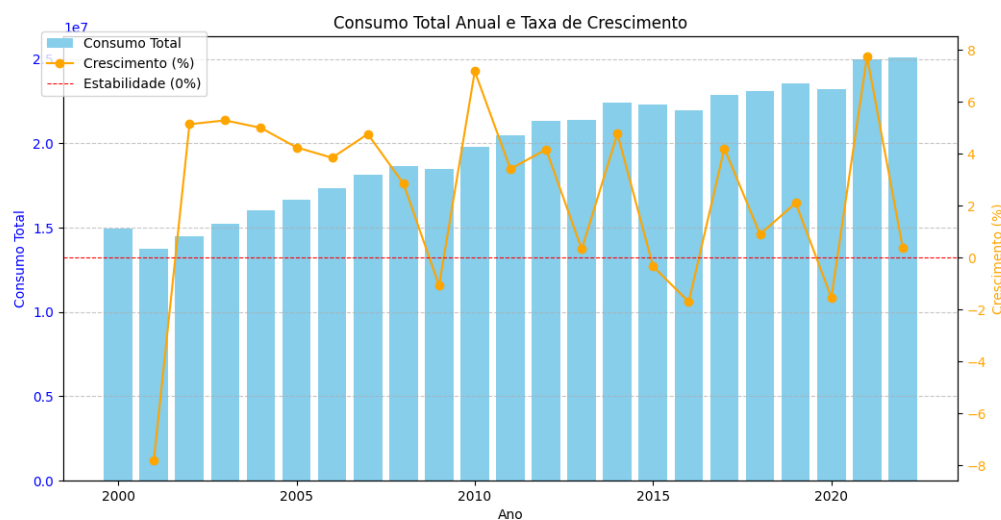
O gráfico mostra o consumo total anual ao longo dos anos, representado pelas barras azuis, e a taxa de crescimento percentual de um ano para o outro, indicada pela linha laranja. De maneira geral, é possível perceber que o consumo total teve uma trajetória de crescimento ao longo do tempo, embora com algumas oscilações em determinados momentos.

Figura 4: Consumo médio por hora em MW



Fonte: Autoria própria

Figura 5: Consumo total anual e taxa de crescimento



Fonte: Autoria própria

Nos primeiros anos analisados, observa-se um aumento acentuado na taxa de crescimento, com um pico por volta de 2000 a 2002. Deve-se ressaltar que a queda em 2001 ocorreu devido ao apagão no Brasil, o que indica uma expansão significativa no consumo. Após esse período, o crescimento se estabiliza, embora continue a oscilar em anos posteriores. Outro pico de crescimento pode ser observado por volta de



2010, contrastando com quedas mais expressivas nos anos seguintes, quando a taxa de crescimento fica abaixo da linha de estabilidade (0%).

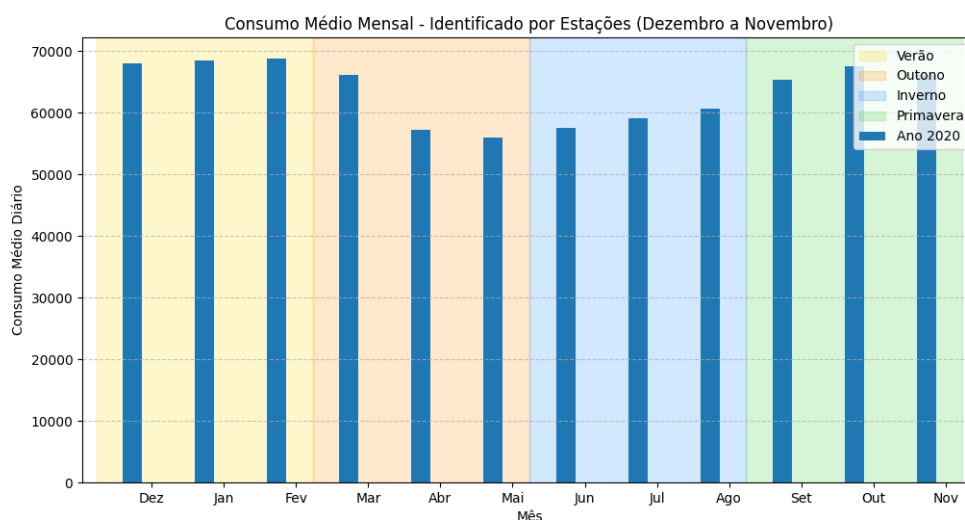
A linha vermelha pontilhada, que marca o zero na taxa de crescimento, destaca bem os momentos de avanço e de retração no consumo. Quando a linha laranja está acima dessa referência, significa que houve crescimento em relação ao ano anterior; quando está abaixo, indica uma redução.

Apesar das variações na taxa de crescimento, o consumo total apresenta uma tendência de alta ao longo do período analisado, sugerindo uma expansão gradual, embora sujeita a eventuais impactos, como crises econômicas, políticas públicas ou mudanças no comportamento dos consumidores.

### 2.2.5 Consumo por estação do ano

O gráfico abaixo mostra o consumo médio mensal ao longo de 2020, dividido por estações do ano (Verão, Outono, Inverno e Primavera). Durante o verão, que abrange os meses de dezembro, janeiro e fevereiro, o consumo diário atinge os maiores níveis, com valores próximos a 70.000 unidades. Isso provavelmente se deve ao aumento da demanda causado pelas altas temperaturas típicas dessa estação.

Figura 6: Consumo médio por estação do ano



Fonte: Autoria própria

No outono, de março a maio, observa-se uma queda no consumo, refletindo a transição para temperaturas mais amenas e, conseqüentemente, uma menor necessidade de recursos relacionados ao clima. Já no inverno, de junho a agosto, o consumo se estabiliza, permanecendo em níveis intermediários, sem grandes oscilações.

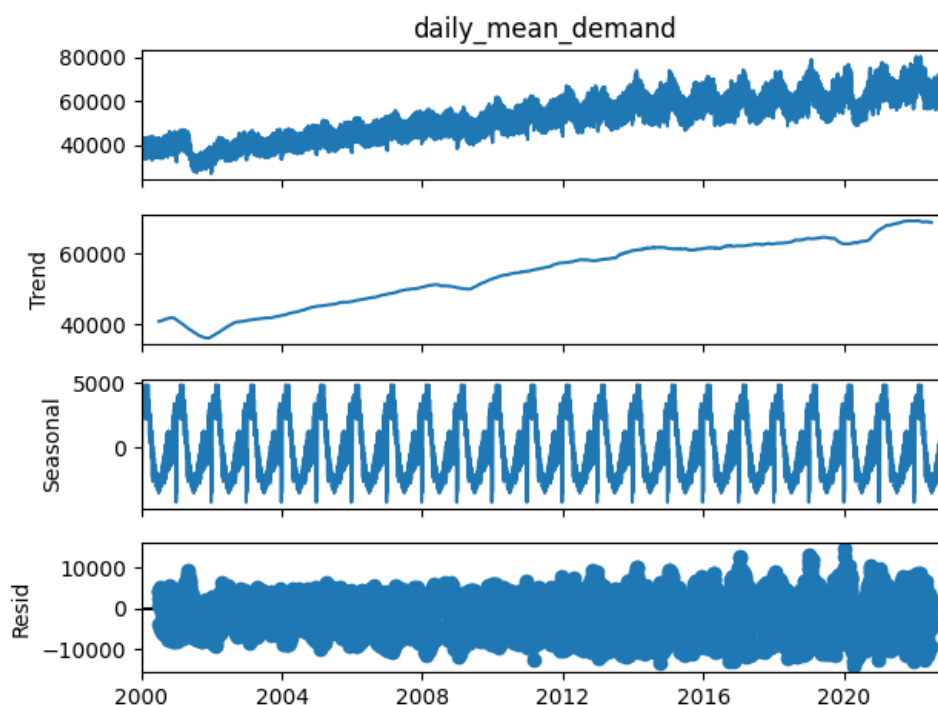
Por fim, na primavera, entre setembro e novembro, o consumo começa a subir novamente, acompanhando o aumento das temperaturas e a proximidade do verão.

Em novembro, os níveis de consumo já são semelhantes aos do início do verão. Pode-se concluir que o consumo médio segue um padrão sazonal bem definido, com picos no verão, quedas no outono e uma recuperação gradual na primavera, o que reflete a forte influência das condições climáticas sobre os hábitos de consumo ao longo do ano.

### 2.2.6 Sazonalidade

Dando continuidade à análise, o gráfico apresenta a decomposição da demanda média diária em quatro componentes: a série original, a tendência, a sazonalidade e os resíduos.

Figura 7: Gráficos de tendência e sazonalidade



Fonte: Autoria própria

No primeiro gráfico, podemos observar a série temporal completa, que mostra um aumento constante na demanda ao longo dos anos, com flutuações regulares que indicam um padrão sazonal recorrente. Esse comportamento reflete o crescimento gradual da demanda que já havia sido notado anteriormente.

A tendência, exibida no segundo painel, revela um crescimento sustentado na demanda média diária, especialmente a partir de 2004, com um aumento contínuo até os anos mais recentes. Esse padrão sugere mudanças estruturais, como o aumento da população ou o crescimento do consumo per capita.

No terceiro painel, que destaca a sazonalidade, são visíveis variações periódicas bem definidas, com oscilações que se repetem a cada ano. Esses ciclos provavelmente

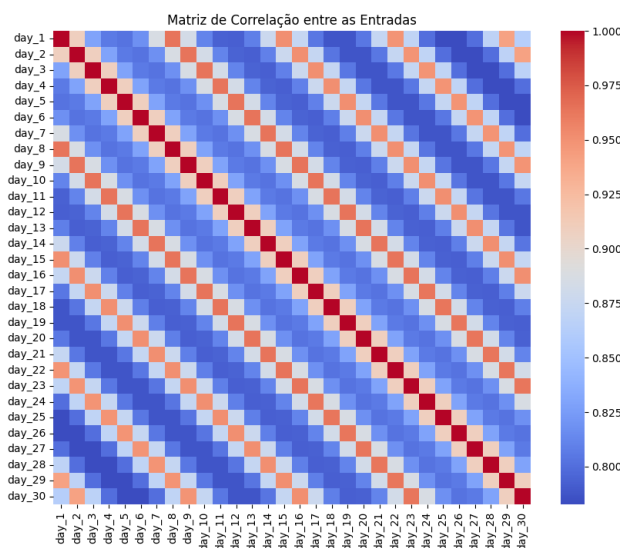
estão ligados a fatores climáticos, como o maior consumo durante o verão e a redução nos períodos de temperaturas mais amenas.

Por último, o quarto painel, que mostra os resíduos, apresenta as variações que não são explicadas nem pela tendência nem pela sazonalidade. Embora existam algumas flutuações, os resíduos parecem estar bem distribuídos ao longo do tempo, o que indica que a tendência e a sazonalidade capturam a maior parte da dinâmica da série.

### 2.2.7 Matriz de Correlação

A matriz de correlação apresentada abaixo mostra o grau de correlação entre variáveis associadas a 30 dias diferentes, seguindo o padrão mensal. Cada célula da matriz representa a correlação entre dois dias específicos, variando de -1 a 1. A diagonal principal apresenta correlação perfeita (valor 1), pois cada variável é perfeitamente correlacionada consigo mesma. O padrão observado revela que variáveis de dias consecutivos ou próximos têm uma correlação extremamente alta, refletindo uma forte autocorrelação temporal. Conforme os dias se distanciam, as correlações diminuem ligeiramente, mas ainda permanecem altas, indicando que os valores têm uma persistência ao longo do tempo.

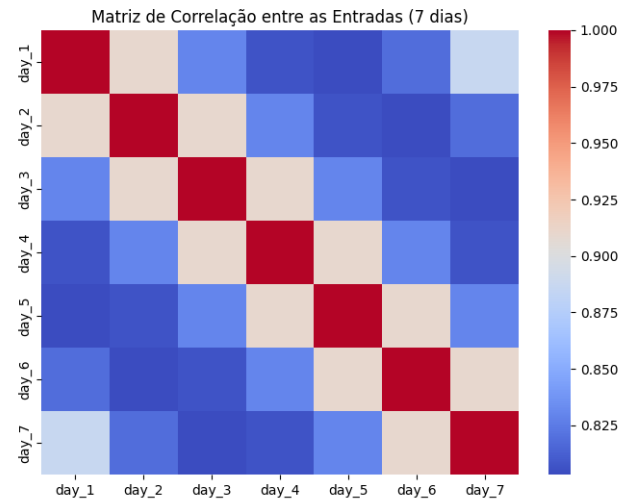
Figura 8: Matriz de correlação mensal



Fonte: Autoria própria

Como a matriz mensal mostra uma alta correlação entre dias consecutivos, uma matriz menor já pode capturar a maior parte da variabilidade relevante, especialmente se os dados tiverem ciclos semanais ou padrões repetitivos, como é o caso desse banco de dados. Dessa forma, uma matriz menor é mais simples de visualizar e interpretar, podendo ser reduzida para o modelo semanal, conforme apresentado na imagem abaixo.

Figura 9: Matriz de correlação semanal

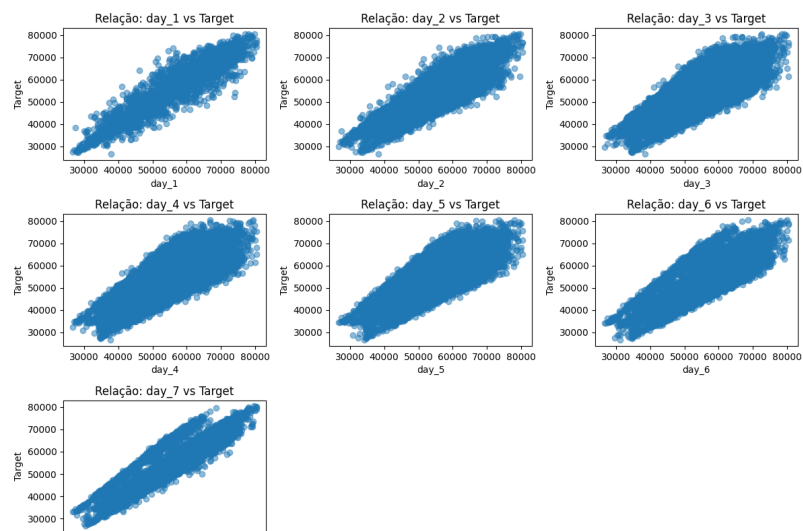


Fonte: Autoria própria

### 2.2.8 Scatter Plot - Gráfico de Dispersão

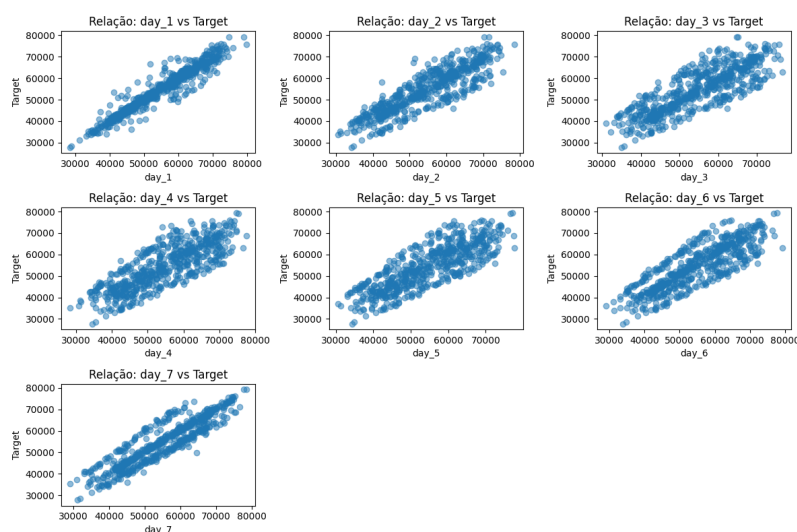
Também foram gerados gráficos de dispersão para entender a relação entre os dias da semana e o target a ser previsto. Inicialmente, foi gerado o gráfico abaixo, que levou em consideração todas as linhas do banco de dados. No entanto, percebe-se que ficou uma representação muito densa, dificultando a análise.

Figura 10: Gráfico de dispersão total



Fonte: Autoria própria

Figura 11: Gráfico de dispersão reduzido



Fonte: Autoria própria

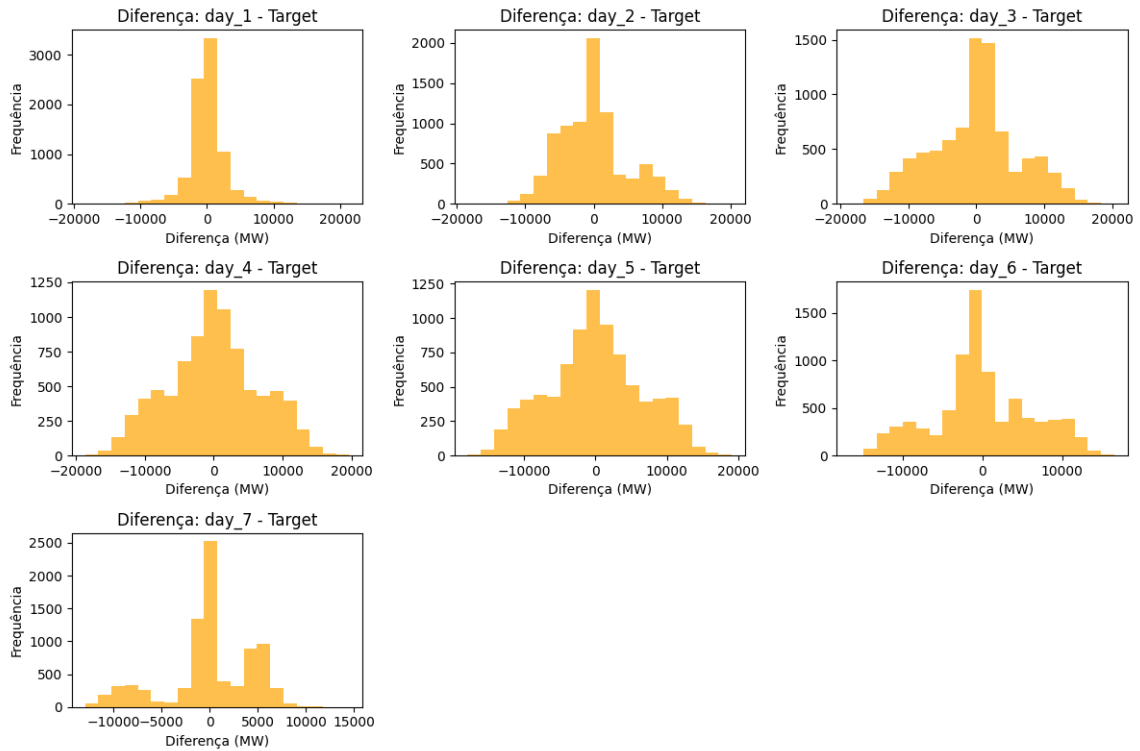
De modo a melhorar a visualização e diminuir a densidade do gráfico de dispersão, foi gerado um novo gráfico que considera apenas 100 linhas do banco de dados. Acima, é possível visualizar esse novo gráfico. Agora, sabendo que quanto mais linear, melhor a correlação dessas duas variáveis (target e dia X), pode-se afirmar que os dias que obtiveram os resultados mais satisfatórios foram os day\_1, day\_2 e day\_7.

### 2.2.9 Histograma - Relação entre entrada e saída

O gráfico abaixo mostra histogramas das diferenças entre as variáveis de entrada e a variável Target. Cada histograma representa a distribuição da diferença entre o valor de um determinado dia e o Target, com o eixo X indicando o valor da diferença e o eixo Y mostrando a frequência dessas diferenças. Em geral, os gráficos indicam que a maior parte das diferenças está concentrada em torno de zero, sugerindo que os valores dos dias estão próximos dos valores do Target.

Essa proximidade aponta para um bom potencial preditivo das variáveis diárias em relação ao Target. No entanto, os dias que mostram melhores capacidades preditivas são os day\_1, day\_2 e day\_7, confirmando o que foi observado previamente no gráfico de dispersão. As distribuições parecem ter uma forma aproximadamente simétrica, semelhante a uma distribuição normal, com alguns valores nas extremidades que indicam outliers.

Figura 12: Histograma - Entrada e saída



Fonte: Autoria própria

## 2.3 Estrutura da Rede Neural

Para criar a estrutura da rede neural, foi necessário organizar os dados em uma tabela com entradas e saídas que atendessem o propósito da aplicação. A abordagem adotada consistiu em utilizar 7 colunas para armazenar o consumo dos dias anteriores e, na 8ª coluna, inserir o target, que representa o consumo do 8º dia. Com isso, ao estruturar a tabela dessa forma, o seguinte resultado foi alcançado.

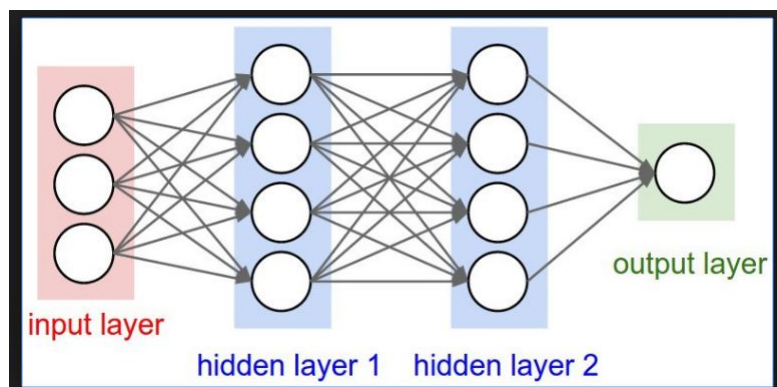
day_1	day_2	day_3	day_4	day_5	day_6	day_7	target
30736.53	31453.35	37466.74	39149.97	39961.88	40674.63	40604.99	36854.39
31453.35	37466.74	39149.97	39961.88	40674.63	40604.99	36854.39	33546.61
37466.74	39149.97	39961.88	40674.63	40604.99	36854.39	33546.61	40613.64
39149.97	39961.88	40674.63	40604.99	36854.39	33546.61	40613.64	41951.79
39961.88	40674.63	40604.99	36854.39	33546.61	40613.64	41951.79	42261.78

Tabela 2: Tabela de Demanda de Eletricidade

A mesma tabela utilizada para calcular as correlações entre as entradas e a saída foi empregada na construção da rede neural. Optou-se por uma arquitetura composta por uma camada de entrada, duas camadas ocultas e uma camada de saída. Vale destacar que a função de ativação da camada de saída é linear, e os

dados não precisam ser normalizados, pois o problema envolve uma dinâmica de recorrência.

Figura 13: Estrutura em Camadas - Rede Neural



Com a estrutura inicial da rede definida, o grupo tomou decisões importantes sobre o treinamento. Camadas de Dropout foram adicionadas para prevenir overfitting. Além disso, optou-se pela utilização da técnica de validação cruzada K-fold, que introduz uma camada adicional de aleatoriedade, melhorando a generalização da rede. A divisão dos dados entre treino e teste seguirá uma proporção de 80/20, já que a validação será gerida pela técnica de validação cruzada, dispensando a necessidade de uma divisão separada para validação.

Figura 14: Validação Cruzada - K-Fold

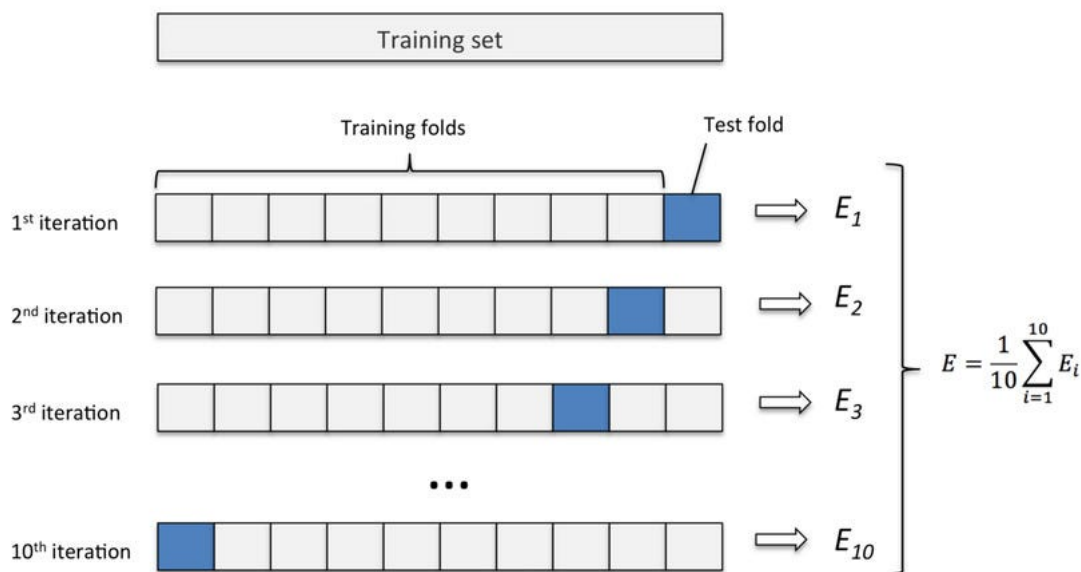
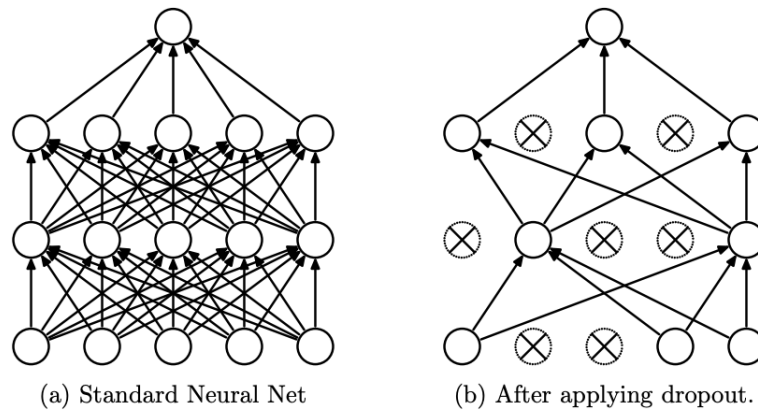


Figura 15: Dropout



Por fim, com a estrutura inteiramente montada, basta definir os hiperparâmetros da rede e iniciar seu treinamento.



### 3 Conclusão

A análise exploratória de dados realizada sobre a demanda de eletricidade ao longo do tempo forneceu insights valiosos sobre os padrões de consumo e os fatores que influenciam essas flutuações. Ao decompor a série temporal em componentes como tendência, sazonalidade e resíduos, foi possível entender melhor não apenas as oscilações sazonais, mas também os fatores de longo prazo que afetam a demanda, como o crescimento populacional e mudanças nos hábitos de consumo.

O padrão sazonal ficou claro: o consumo de eletricidade é maior durante o verão, com picos significativos, e menor no outono, quando as temperaturas são mais amenas. Isso demonstra como as condições climáticas têm um impacto direto na demanda de energia. Além disso, a tendência de crescimento contínuo desde 2004 indica que, com o tempo, a demanda tem aumentado de forma constante, o que pode estar relacionado ao crescimento populacional ou ao aumento do consumo per capita.

Embora as variações sazonais e a tendência expliquem boa parte das flutuações, ainda existem alguns resíduos, ou seja, variações que não podem ser explicadas por esses dois fatores. Esses resíduos podem estar ligados a eventos imprevistos ou fatores externos que merecem atenção, pois podem afetar a precisão das previsões.

Em termos práticos, os resultados dessa análise podem ser extremamente úteis para melhorar a gestão da demanda de eletricidade, ajudando a otimizar a distribuição de energia e a antecipar os períodos de maior consumo. Além disso, entender esses padrões pode ajudar na formulação de políticas públicas mais eficazes, que levem em consideração tanto o aumento da demanda quanto as mudanças nas condições climáticas ao longo do tempo.

Em resumo, a análise revelou um quadro claro sobre o comportamento da demanda de eletricidade, destacando a necessidade de ajustar constantemente as estratégias de gestão energética para acompanhar as variações sazonais e as tendências de longo prazo, garantindo uma oferta de energia mais eficiente e sustentável.

## Referências

ALBERTO, Luís F. C. **Curso de Estabilidade em Sistemas Elétricos de Potência**. Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, Departamento de Engenharia Elétrica.

ATP DRAW (Noruega). **ATPDraw**. [S. l.], 2012. Disponível em: <https://www.atpdraw.net>. Acesso em: 18 ago. 2024.

ELETRICAL 4 U (Estados Unidos). **Equal Area Criterion**. Estados Unidos, 21 jun. 2024. Disponível em: <https://www.electrical4u.com/equal-area-criterion/>. Acesso em: 17 ago. 2024.

ELETROBRAS (Rio de Janeiro). Cepel - Centro de Pesquisas de Energia Elétrica. **Programa Anatem**. [S. l.], 15 jul. 2024. Disponível em: <https://see.cepel.br/manual/anatem/index.html>. Acesso em: 18 ago. 2024.

KUNDUR, Prabha. **Power System Stability and Control**. New York: McGraw-Hill, 1994.

KUNDUR, P. et al. **Definition and Classification of Power System Stability**. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 19, No. 2, pp. 1387-1401, 2004.

LOPES, Benedito Isaías Lima. **Estabilidade de sistemas elétricos de potência no horizonte de curto e longo prazos**. Itajubá (MG): [s.n.], 2004. 222 p. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Itajubá.

SILVA, Mateus Franco. **Estudo de estabilidade transitória de sistemas elétricos de potência utilizando o método passo-a-passo para cálculo da curva de oscilação da máquina síncrona**. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2017.