



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO SEMI-ÁRIDO
PRÓ-REITORIA DE GRADUAÇÃO
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIA E TECNOLOGIA
CURSO DE BACHARELADO INTERDISCIPLINAR EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA

ROBSON DOS SANTOS PEREIRA

**ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE A IRRADIÂNCIA E A TEMPERATURA NA
GERAÇÃO SOLAR FOTOVOLTAICA.**

CARAÚBAS – RN

2024

ROBSON DOS SANTOS PEREIRA

**ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE A IRRADIÂNCIA E A TEMPERATURA NA
GERAÇÃO SOLAR FOTOVOLTAICA.**

Monografia apresentada a Universidade Federal Rural do Semi-Árido como requisito para obtenção do título de Bacharel em Interdisciplinar em Ciência e Tecnologia.

Orientador: Érica Mangueira Lima, Profa. Dra.

CARAÚBAS

2024

© Todos os direitos estão reservados a Universidade Federal Rural do Semi-Árido. O conteúdo desta obra é de inteira responsabilidade do (a) autor (a), sendo o mesmo, passível de sanções administrativas ou penais, caso sejam infringidas as leis que regulamentam a Propriedade Intelectual, respectivamente, Patentes: Lei nº 9.279/1996 e Direitos Autorais: Lei nº 9.610/1998. O conteúdo desta obra tomar-se-á de domínio público após a data de defesa e homologação da sua respectiva ata. A mesma poderá servir de base literária para novas pesquisas, desde que a obra e seu (a) respectivo (a) autor (a) sejam devidamente citados e mencionados os seus créditos bibliográficos.

PP436 Pereira, Robson.
a ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE A IRRADIÂNCIA E A
TEMPERATURA NA GERAÇÃO SOLAR FOTOVOLTAICA /
Robson Pereira. - 2024.
54 f. : il.

Orientador: Érica Lima.
Monografia (graduação) - Universidade Federal
Rural do Semi-árido, Curso de Ciência e
Tecnologia, 2024.

1. irradiância. 2. análise estatística. 3.
correlação de Pearson. 4. geração fotovoltaica. I.
Lima, Érica, orient. II. Título.

Ficha catalográfica elaborada por sistema gerador automático em conformidade
com AACR2 e os dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Biblioteca Campus Caraúbas
Bibliotecária: Dalvanira Brito Rodrigues
CRB: 15/700

O serviço de Geração Automática de Ficha Catalográfica para Trabalhos de Conclusão de Curso (TCC's) foi desenvolvido pelo Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação da Universidade de São Paulo (USP) e gentilmente cedido para o Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (SISBI-UFERSA), sendo customizado pela Superintendência de Tecnologia da Informação e Comunicação (SUTIC) sob orientação dos bibliotecários da instituição para ser adaptado às necessidades dos alunos dos Cursos de Graduação e Programas de Pós-Graduação da Universidade.

ROBSON DOS SANTOS PEREIRA

**ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE A IRRADIÂNCIA E A TEMPERATURA
NA GERAÇÃO SOLAR FOTOVOLTAICA.**

Monografia apresentada a Universidade
Federal Rural do Semi-Árido como requisito
para obtenção do título de Bacharel
Interdisciplinar em Ciência e Tecnologia.

Defendida em: 24 / 10 / 2024.

BANCA EXAMINADORA



Érica Mangueira Lima, Profa. Dra. (UFERSA)
Orientadora, Presidente



Rodrigo de Almeida Coelho, Prof. Dr. (UFERSA)
Membro Examinador



Adriano Costa de Oliveira, Prof. Dr. (UFERSA)
Membro Examinador

RESUMO

Este trabalho analisa a influência das variáveis meteorológicas, como temperatura e irradiância, sobre o potencial de geração de energia elétrica em sistemas fotovoltaicos instalados em regiões semiáridas. Com dados obtidos da estação meteorológica da usina solar da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), campus Caraúbas, no período de 2019 a 2024, foi possível identificar padrões e correlações que impactam diretamente a eficiência na geração de energia. A análise estatística revelou uma correlação positiva significativa entre irradiância e temperatura, indicando que mudanças nessas variáveis afetam o desempenho dos sistemas solares. Além disso, a variabilidade temporal de ambas as grandezas foi detalhada em períodos diários, mensais e anuais, proporcionando uma visão abrangente dos ciclos climáticos locais. As distribuições probabilísticas aplicadas permitiram modelar as variações atmosféricas e simular a potência gerada pela usina em diferentes cenários climáticos, destacando a importância de considerar a variabilidade ambiental no planejamento e otimização de sistemas fotovoltaicos. Este estudo, portanto, oferece uma base para a criação de modelos que incorporem as particularidades climáticas de regiões semiáridas, fortalecendo o desenvolvimento de soluções sustentáveis e o aproveitamento da energia solar nessas áreas.

Palavras-chave: irradiância; análise estatística; correlação de Pearson; geração fotovoltaica.

ABSTRACT

This study examines the influence of meteorological variables, such as temperature and irradiance, on the potential for electricity generation in photovoltaic systems located in semi-arid regions. Using data from the meteorological station at the solar power plant of the Federal Rural University of the Semi-Arid Region (UFERSA), Caraúbas campus, from 2019 to 2024, we identified patterns and correlations that directly impact energy generation efficiency. Statistical analysis revealed a significant positive correlation between irradiance and temperature, indicating that variations in these variables affect solar system performance. Furthermore, the temporal variability of both metrics was detailed across daily, monthly, and annual periods, providing a comprehensive view of local climate cycles. The probabilistic distributions applied enabled modeling of atmospheric variations and simulation of the power generated by the plant under different climate scenarios, highlighting the importance of considering environmental variability in the planning and optimization of photovoltaic systems. This study thus offers a foundation for developing models that incorporate the climatic specificities of semi-arid regions, enhancing sustainable solutions and the efficient use of solar energy in these areas.

Keywords: irradiance; statistical analysis; Pearson correlation, photovoltaic generation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Estruturas de banda de energia.....	23
Figura 2: Funcionamento de placa solar.....	25
Figura 3: Estação meteorológica.....	29
Figura 4: Módulos fotovoltaicos.....	29
Figura 5: Interface do HOBOLink.....	30

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Função de densidade de probabilidade (FDP).....	15
Gráfico 2: FDP – valores extremos.....	20
Gráfico 3: FDP – Várias distribuições de valores extremos.....	21
Gráfico 4: Matriz de correlação para todas as grandezas.....	34
Gráfico 5: Matriz de correlação com dados anualizados.....	35
Gráfico 6: Boxplot após o tratamento de dados iniciais.....	36
Gráfico 7: Análise estatística – Dia típico.....	37
Gráfico 8: Análise estatística – ano típico (Mensal).....	39
Gráfico 9: Análise estatística considerando as estações do ano.....	40
Gráfico 10: Análise estatística para um ano típico com variabilidade diária.....	41
Gráfico 11: Valor-p irradiância anual.....	43
Gráfico 12: Valor-p temperatura anual.....	43
Gráfico 13: Valor-p irradiância diária.....	44
Gráfico 14: Valor-p temperatura diária.....	44
Gráfico 15: Dados aleatórios anuais de irradiância, temperatura e potência considerando a distribuição de probabilidade GEV.....	45
Gráfico 16: Dados aleatórios diários de irradiância, temperatura e potência considerando a distribuição de probabilidade EV.....	45
Gráfico 17: GEV – Anual.....	46
Gráfico 18: EV – Diária.....	47
Gráfico 19: Distribuição de variáveis de irradiância e temperatura.....	48
Gráfico 20: Gráfico de potência ao longo de um ano considerando cópulas considerando a distribuição de probabilidade GEV.....	49
Gráfico 21: Gráfico de potência com influência das cópulas diariamente considerando a distribuição de probabilidade GEV.....	49

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
EV	Valor Extremo
FDP	Função Densidade de Probabilidade
GEV	Valor Extremo Generalizado
GW	Gigawatt
HOBOLink	Plataforma de coleta de dados meteorológicos
KS	Kolmogorov-Smirnov
PCC	Potência Gerada em Corrente Contínua
SSI	Irradiância Solar Espectral
TSI	Total Solar Irradiance
UFERSA	Universidade Federal Rural do Semi-Árido
W/m ²	Watts por metro quadrado (unidade de medida de irradiância)

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	12
2. OBJETIVOS	14
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	15
3.1. Probabilidade e Estatística	15
3.1.1. Variáveis aleatórias e processos estocásticos	15
3.1.2. Ferramentas matemáticas para análise de dispersão	16
3.1.3. Análise por <i>boxplots</i>	17
3.1.4. Correlação entre variáveis, coeficiente de Pearson e matriz de correlação	17
3.1.5. Modelagem por meio de distribuição de probabilidade	18
3.1.6. Funções de probabilidade	19
3.1.7. Teste Kolmogorov-Smirnov	21
3.1.8. Teoria das cópulas	22
3.2. Geração fotovoltaica	23
3.2.1. Materiais semicondutores	23
3.2.2. Efeito fotovoltaico	24
3.2.3. Radiação solar	26
3.2.4. Variáveis meteorológicas	26
3.2.5. Potência de painéis fotovoltaicos	28
4. METODOLOGIA	29
4.1. Coleta dos dados	30
4.2. Tratamento dos dados	30
4.3. Análise da correlação entre as grandezas	30
4.4. Agrupamento dos dados	31
4.5. Análise estatística da variabilidade temporal	31
4.6. Potência do painel fotovoltaico considerando a irradiância e temperatura	32
5. RESULTADOS E DISCUSSÕES	33
5.1. Coleta dos dados e tratamento inicial	33
5.2. Análise de correlação	34
5.3. Agrupamento de dados e análise estatística	35
5.3.1. Análise para os dados completos	36
5.3.2. Análise de um dia típico por horas	37
5.3.3. Análise de um ano típico (mensal)	38

5.3.4.	Análise de um ano típico (estações do ano)	39
5.3.5.	Análise de um ano típico (dia)	41
5.3.6.	Relação entre as grandezas e potencial de geração fotovoltaica	42
6.	CONSIDERAÇÕES FINAIS	50
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	51

1. INTRODUÇÃO

A energia elétrica é fundamental para o desenvolvimento econômico e social, representando uma base para o crescimento sustentável e o avanço tecnológico de um país. No contexto brasileiro, a matriz de energia elétrica é caracterizada por uma diversidade de fontes, em que as fontes renováveis desempenham um papel central.

Ao longo da história, o uso de energia pelos seres humanos aumentou expressivamente para atender às crescentes necessidades da sociedade. Com os avanços tecnológicos e o crescimento populacional, há novos desafios para atender a essa demanda, principalmente devido à prevalência de fontes de energia não renováveis e à exploração extensiva dos recursos naturais do planeta. Uma das maiores preocupações da era moderna é a incerteza sobre a disponibilidade futura de energia. A diversificação da matriz energética e o uso de fontes renováveis são essenciais para mitigar esses riscos, proporcionando alternativas com menor impacto ambiental. Nesse cenário, o desenvolvimento de fontes de energia inovadoras, como energia solar, elétrica e hidrelétrica, surgiu como uma solução promissora para um futuro energético mais sustentável (Queiroz, 2023).

De acordo com o Balanço Energético Nacional de 2023 (BEN, 2023), o Brasil utiliza 49,1% de fontes renováveis na sua oferta interna de energia. Entre as principais fontes renováveis, destacam-se a biomassa da cana, com uma participação de 16,9%, a energia hidráulica, responsável por 12,1%, e a lenha e carvão vegetal, que somam 8,6%. A energia eólica e a solar também contribuem para essa matriz, com 2,6% e 1,7%, respectivamente. Outras fontes renováveis, como licor preto, biodiesel e biogás, representam 7,2%. Esse perfil destaca o Brasil como um dos países com maior uso de fontes renováveis em sua matriz energética (Ben, 2023).

No entanto, a crescente inserção de fontes renováveis, especialmente a energia solar fotovoltaica, traz novos desafios técnicos, como a variabilidade e a intermitência na geração. Diante disso, torna-se crucial entender os fatores meteorológicos que impactam a eficiência e o potencial de geração de energia solar. Estudos recentes têm explorado a relação entre variáveis climáticas, como irradiância e temperatura, e a geração fotovoltaica, mostrando que essas variáveis influenciam diretamente o desempenho das células solares (Cubas *et al*, 2014). Essas análises são fundamentais para o desenvolvimento de modelos que prevejam o comportamento da geração solar em diferentes condições ambientais, contribuindo para a eficiência e previsibilidade da energia solar no sistema elétrico brasileiro.

O presente estudo visa investigar a influência da irradiância e da temperatura na geração de energia solar fotovoltaica no contexto do semiárido brasileiro, uma região com elevado potencial para a geração de energia solar devido à alta incidência de radiação ao longo do ano. Para isso, foram utilizados dados meteorológicos coletados na Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), campus de Caraúbas, com o intuito de compreender o comportamento dessas variáveis e seu impacto na produção de energia. A partir da análise estatística desses dados, espera-se contribuir para o aprimoramento dos modelos que simulam o desempenho de sistemas fotovoltaicos, além de fornecer informações relevantes para a otimização de estratégias de geração de energia solar.

Este trabalho encontra-se dividido em seis capítulos incluindo este introdutório. No capítulo 2 são descritos os objetivos do trabalho, em seguida, no capítulo 3, são apresentados os principais conceitos teóricos concernentes à pesquisa. A metodologia é apresentada no capítulo 4 e os resultados são discutidos no capítulo 5. Ao final, apresentam-se as considerações finais no capítulo 6.

2. OBJETIVOS

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver uma análise do comportamento elétrico de módulos fotovoltaicos, utilizando os dados fornecidos pela HOBOLink, referentes a várias variáveis meteorológicas, como temperatura, umidade relativa, velocidade do vento, presença de chuva, ponto de orvalho, dentre outras. Para tal, destacam-se como objetivos específicos:

- Analisar o estado da arte referente à modelagem de painéis fotovoltaicos para identificar os principais modelos elétricos atuais e entender como a irradiância e temperatura podem afetá-los, além de avaliar a possibilidade de incluir outras variáveis;
- Obter e tratar os dados da plataforma HOBOLink da estação meteorológica da UFERSA, campus Caraúbas;
- Analisar a correlação entre todas as variáveis obtidas;
- Estudar a influência entre as variáveis analisadas e a geração fotovoltaica;
- Buscar, entre os resultados obtidos, a melhor forma de incluir essas variáveis em modelos elétricos existentes.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo destina-se a apresentar os principais conceitos concernentes à pesquisa realizada.

3.1. Probabilidade e Estatística

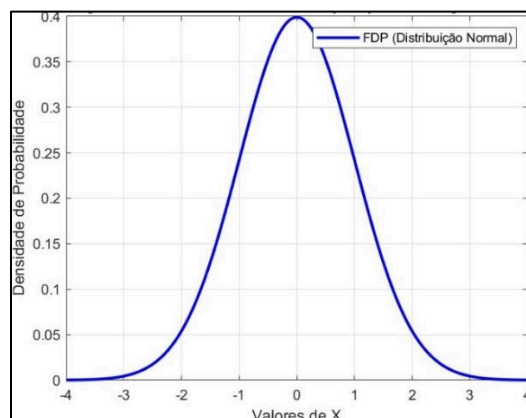
3.1.1. Variáveis aleatórias e processos estocásticos

Uma variável aleatória é uma função que atribui um número real a cada elemento do espaço amostral de um experimento aleatório. Esse espaço amostral consiste em todos os possíveis resultados do experimento. As variáveis aleatórias podem ser classificadas em discretas ou contínuas. Uma variável aleatória discreta assume valores contáveis enquanto a variável aleatória contínua pode assumir um número infinito de valores dentro de um intervalo, tornando impossível listar todos os seus valores possíveis. Além disso, as variáveis contínuas são fundamentais em várias áreas de estudo, como física e engenharia, em que se trabalha frequentemente com medições que podem variar de forma contínua (Alencar, 2022).

Variáveis aleatórias contínuas são descritas por meio de uma função densidade de probabilidade (FDP), que permite calcular a probabilidade de que a variável assumira um determinado valor ou intervalo de valores. Segundo Leon-Garcia (2008), uma FDP de uma variável aleatória X , se existir, é definida como a derivada de uma função de distribuição acumulada como apresentado na Expressão (1) e no Gráfico 1:

$$\frac{d}{dx}F(X) = f(x) \quad (1)$$

Gráfico 1: Função densidade de probabilidade (FDP).



Fonte: Autor (2024).

É possível compreender um processo estocástico como uma variável aleatória descrita em função do tempo, que pode ser representada como $X(t)$. Para definir uma variável aleatória X , repete-se um experimento múltiplas vezes e, a partir dos resultados, determinando-se sua FDP. Da mesma forma, para definir um processo estocástico $X(t)$, é necessário repetir o processo para cada valor de tempo t . As variáveis meteorológicas como irradiância e temperatura, por exemplo, estão relacionadas com o registro diário das grandezas para cada hora do dia, ou outro intervalo, sendo necessária a repetição do processo por um período pré-determinado (Ynoguti, 2011).

3.1.2. Ferramentas matemáticas para análise de dispersão

Existem propriedades numéricas que têm um papel significativo na distribuição das probabilidades de uma variável aleatória, sendo as principais:

- Esperança – também conhecida como valor esperado, pode ser definida como a média aritmética de uma variável aleatória. Ela representa o valor médio que se espera obter ao longo de muitos experimentos ou observações (Morettin, 2010).
- Variância – é uma medida que indica o grau de dispersão dos valores de uma variável aleatória em torno da sua média. Ela quantifica o quão afastado os valores estão da média, refletindo a variabilidade dos dados (Morettin, 2010).
- Desvio padrão – quantifica o desvio típico dos dados em relação à média amostral. Ele mostra a variabilidade dentro da amostra, refletindo a dispersão dos valores ao redor da média. Essa métrica é necessária para entender a consistência dos dados (Devore, 2010).

Quando um conjunto de dados é analisado pode-se destacar ainda os conceitos de média, mediana e moda. A média aritmética, ou média, é uma forma de encontrar um ponto de “equilíbrio” em um conjunto de dados. Quando calculada para todos os valores de uma população, é representada pela letra grega μ . Já quando se utiliza uma amostra de dados, a média é indicada por $\bar{x}$. Essa é a medida de tendência central mais conhecida, e por suas propriedades matemáticas, é amplamente utilizada na estatística (da Silva Salsa *et al*, 2007).

A moda de um conjunto de dados é o valor que mais se repete, ou seja, é o número com a maior frequência de ocorrência. Em alguns casos, a moda pode não ser única, pois é possível que dois ou mais valores se destaquem igualmente, ocorrendo com a mesma frequência máxima em uma série de dados (da Silva Salsa *et al*, 2007).

A mediana, por sua vez, é o valor que se encontra exatamente no meio de um conjunto de dados organizados em ordem crescente. Ela divide o grupo em duas partes iguais: metade dos dados é menor ou igual à mediana, e a outra metade é maior ou igual a ela (da Silva Salsa *et al*, 2007).

Diferente da média, a mediana não é afetada por valores muito altos ou muito baixos, pois ela depende apenas da posição do dado dentro do conjunto ordenado. Isso a torna uma medida robusta para entender o comportamento central de um conjunto de dados, especialmente quando há valores extremos que poderiam distorcer a média (Da silva salsa *et al*, 2007).

3.1.3. Análise por *boxplots*

O *boxplot*, também conhecido como diagrama de caixa, é uma ferramenta gráfica frequentemente empregada na análise de dados quantitativos em estudos científicos. O boxplot, desenvolvido por Tukey na década de 1970, apresenta dados de forma visual, apresentando medidas de tendência central e dispersão, tais como mediana, quartis, valores extremos e *outliers*. A sua configuração fundamental consiste em uma "caixa" que engloba o intervalo interquartil (IQR), e "hastes" que se estendem até os valores mínimo e máximo dentro de 1,5 vezes o IQR. Os valores que excedem esse limite são conhecidos como *outliers* e podem sinalizar anomalias ou alterações relevantes nos dados (Valladares Neto *et all*, 2017).

A análise de um *boxplot* possibilita reconhecer a distribuição dos dados e a existência de assimetrias, o que é especialmente benéfico para comparações entre diversos grupos ou para observar variações sazonais e diárias em séries temporais (Valladares Neto *et all*, 2017).

3.1.4. Correlação entre variáveis, coeficiente de Pearson e matriz de correlação

A análise de correlação é uma ferramenta estatística essencial para entender como duas ou mais variáveis se relacionam. A correlação indica a força e a direção dessa relação, fornecendo informações importantes para diversas áreas, como economia, engenharia, ciências sociais.

A correlação entre variáveis quantifica como duas variáveis se comportam juntas. Se o aumento de uma variável está associado ao aumento da outra, fala-se que há uma correlação positiva. Por outro lado, se o aumento de uma está associado à diminuição da outra, a correlação é negativa. Uma correlação próxima de zero indica que não há uma relação linear significativa entre as variáveis (Araujo, 2019).

Ainda de acordo com Araujo (2019), o coeficiente de correlação de Pearson é a métrica mais comum para avaliar a correlação linear entre duas variáveis. Ele é representado por um

valor entre -1 e 1. Um valor de +1 indica uma correlação linear positiva perfeita, enquanto -1 indica uma correlação linear negativa perfeita. Quando o coeficiente é zero, não há correlação linear.

Matematicamente, o coeficiente de correlação de Pearson é dado pela Equação (1):

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}}, \quad (1)$$

em que r é o coeficiente de correlação, x_i e y_i são valores das variáveis e $\bar{x}$ e $\bar{y}$ são as médias das variáveis x e y .

Para um conjunto de dados, a matriz de correlação é uma ferramenta essencial para dar os primeiros passos na análise estatística, permitindo identificar visualmente quais variáveis, dentro de um estudo, têm algum tipo de relação entre si. Essa matriz explicita o coeficiente de Pearson para todas as variáveis de um conjunto, relacionando linhas e colunas (Lidiane *et al.*, 2018).

3.1.5. Modelagem por meio de distribuição de probabilidade

Considerada um dos principais insumos na geração de energia solar, a irradiância é diretamente relacionada a diversas condições meteorológicas, tais como temperatura ambiente, radiação solar etc. Portanto, para avaliar adequadamente a eficiência da geração distribuída de energia solar, é essencial realizar uma análise detalhada das características da irradiância na localidade onde o sistema será instalado. Esse estudo possibilita o desenvolvimento de modelos precisos e abrangentes para representar as variabilidades locais e aumentar o desempenho da geração renovável de energia.

Diversas abordagens podem ser empregadas na modelagem de recursos renováveis, pois não há um modelo único e definitivo. Por exemplo, a radiação do sol pode ser modelada usando técnicas cronológicas, séries temporais ou uma abordagem probabilística usando uma função de probabilidade apropriada para o período de tempo estudado (Oliveira, 2023).

A natureza dos dados que se representam é diretamente relacionada às funções de probabilidade. Em conjuntos de dados menores, algumas têm uma boa capacidade de estimação, enquanto outras necessitam de grandes séries de observações para proporcionar estimativas precisas. Os números de parâmetros envolvidos em suas equações podem levar a certas distribuições a tornar-se mais flexíveis e aplicáveis em uma ampla variedade de cenários. Os parâmetros estimados podem ser generalizados para uma região específica quando os dados são consideravelmente representativos, sem comprometer a precisão na estimação das probabilidades (Catalunha, 2002).

Diversas distribuições de probabilidade são utilizadas na modelagem de fenômenos para ajudar na compreensão e previsão de comportamentos. Por exemplo, distribuições como hipergeométrica, geométrica e Poisson são particularmente úteis para lidar com variáveis aleatórias discretas, que são eventos ou contagens que ocorrem em um intervalo predeterminado. Por outro lado, para variáveis contínuas, adota-se distribuições uniformes, normal e log-normal, além de outras como gama, valores extremos ou Gumbel, Weibull, exponencial, beta, qui-quadrado, t de Student e F de Snedecor. Uma perspectiva única sobre os dados amostrais é oferecida por cada uma dessas distribuições, permitindo uma análise mais fundamentada e precisa (Cargnelutti Filho, 2004).

3.1.6. Funções de probabilidade

Em geral, variáveis meteorológicas podem ser entendidas por processos estocásticos, sendo melhor representadas por funções de probabilidade. A seguir, apresentam-se algumas distribuições que podem representar dados do tipo.

- Função Weibull:

Uma distribuição Weibull, apresentada no , pode ter sua FDP descrita matematicamente como (Binoti *et al.*, 2010):

$$F(x) = \frac{\gamma}{\beta} \left(\frac{x-a}{\beta} \right)^{\gamma-1} \exp \left[- \left(\frac{x-a}{\beta} \right)^{\gamma} \right], x \geq a, \quad (3)$$

em que x é a variável aleatória e α , β e γ são parâmetros de distribuição.

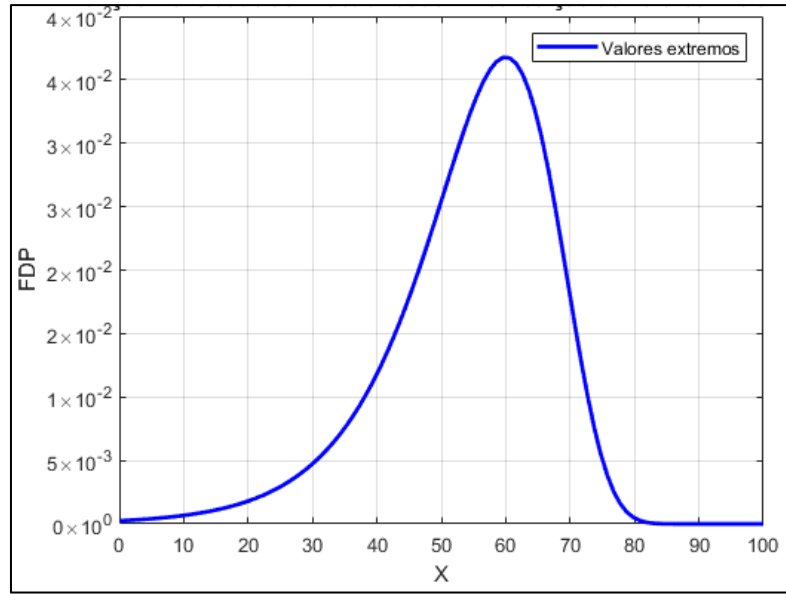
- Função de valores extremos (EV – *extreme values*):

A FDP de um valor extremo para a n -ésima ocorrência de uma variável aleatória X pode ser dada pela Equação (4), em que a função de distribuição acumulada é $Fx(y)$ (Oliveira, 2023).

$$f(y) = \frac{dFy(y)}{dy} = N \cdot [1 - Fx(y)]^{N-1} \cdot fx(y). \quad (4)$$

A distribuição "parente" é a distribuição das probabilidades da variável X , representada por $Fx(x)$ ou $fx(x)$. A variável N corresponde ao número de observações da variável X durante um período determinado de interesse (Nascimento, 2009). No Gráfico 2 apresenta-se o comportamento dessa função.

Gráfico 2: FDP – valores extremos.



Fonte: Autor (2024).

- Função de valores extremos generalizados (GEV – *generalized extreme values*)

De acordo com Nascimento (2009), uma GEV pode incluir as distribuições Gumbel, Fréchet e Weibull. Há três tipos de distribuição (I, II e III) que são possíveis e podem ser considerados como parte de uma única família. A distribuição GEV é fundamentada em um parâmetro único ξ que é uma representação das três distribuições extremas de valores dentro de uma única família. É representado pelo símbolo H_ξ , e as possíveis soluções precisam seguir a Equação (5).

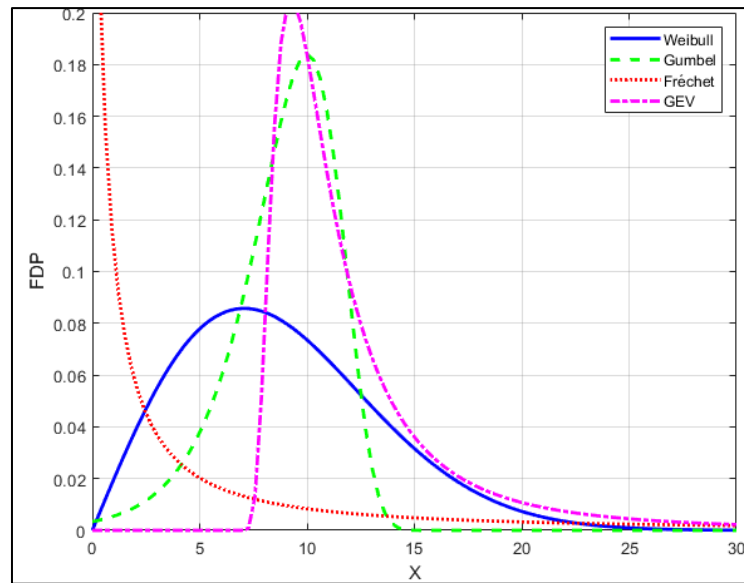
$$H_\xi(y) = \begin{cases} \exp\left\{-(1 + \xi y)^{-\frac{1}{\xi}}\right\}, & \text{se } \xi \neq 0, \\ \exp\{-\exp(-y)\}, & \text{se } \xi = 0, \end{cases} \quad (5)$$

em que $-\infty < \xi < \infty$.

A equação 5 refere-se a vários tipos de distribuições baseadas no valor de ξ . O limite corresponde à distribuição de Gumbel quando $\xi = 0$. Dependendo do sinal de ξ , a distribuição pode ser relacionada às distribuições Weibull ou Fréchet.

No Gráfico 3 apresenta-se a GEV em conjunto com as funções de distribuição que a compõe.

Gráfico 3: FDP - Várias distribuições de valores extremos.



Fonte: Autor (2024).

3.1.7. Teste Kolmogorov-Smirnov

O teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) é baseado na maior diferença absoluta entre a distribuição empírica observada e a distribuição teoricamente estimada. Essa diferença é comparada com valores determinados com base no número de observações na série em análise. Testes de aderência, como o KS, são aplicados para comparar as probabilidades teóricas e empíricas calculadas pela função de distribuição correspondente com as probabilidades empíricas de uma variável. O propósito consiste em examinar se os dados amostrais representam uma população que seguem a distribuição teórica em questão (Cargnelutti filho, 2004).

Em estudos de aderência de distribuições, principalmente em análises climáticas, o teste KS é frequentemente empregado. Ele também é considerado um dos mais eficientes em pesquisas relacionadas à interpolação de dados espaciais. Apesar de ser bastante conhecido e eficaz, o teste apresenta um nível rigoroso para aprovação quando se trata de aceitação de uma distribuição sob análise (Catalunha, 2002).

Nos testes de aderência, a hipótese nula (H_0) pressupõe que a distribuição especificada (normal, log-normal, gama, etc.) é compatível com os dados empíricos, sendo seus parâmetros estimados a partir desses dados. O teste KS pode ser usado em dados individuais e de grupo (Leotti, 2005). Para avaliação da hipótese nula utiliza-se o valor-p, que, quando superior a 5% indica a aderência dos dados à distribuição especificada.

O teste KS pode ser compreendido por meio da Equação (6):

$$D = \max |f(x) - f(a)| \quad (6)$$

em que $f(x)$ representa as funções acumuladas de probabilidade teórica; $f(a)$ representa as funções acumuladas de probabilidade empírica; e D é a medida de discrepância.

3.1.8. Teoria das cópulas

A teoria das cópulas é uma ferramenta poderosa para modelagem multivariada, amplamente utilizada em diversas áreas científicas, especialmente quando se trata de estudar a dependência entre variáveis. Uma cópula é uma função matemática que conecta distribuições marginais unidimensionais a uma distribuição conjunta multivariada, permitindo que a relação de dependência entre variáveis aleatórias seja modelada com precisão. Segundo Joe (2014), uma cópula é uma distribuição multivariada na qual todas as distribuições marginais unidimensionais são uniformemente distribuídas no intervalo $[0,1]$.

O Teorema de Sklar, proposto por Sklar em 1959, é a base da teoria das cópulas. Esse teorema afirma que qualquer função de distribuição conjunta pode ser expressa em termos de suas marginais e de uma cópula associada. Isso significa que as cópulas possibilitam uma modelagem flexível e precisa da dependência entre variáveis, sem exigir uma forma específica para as distribuições marginais.

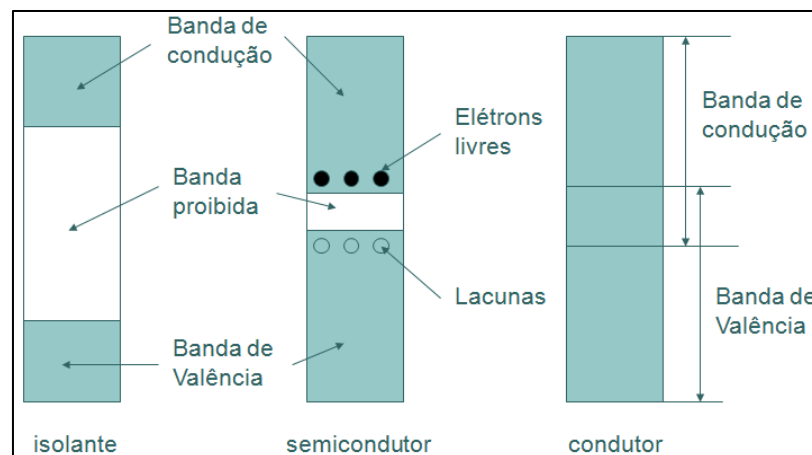
3.2. Geração fotovoltaica

3.2.1. Materiais semicondutores

A compreensão dos materiais semicondutores está relacionada com o conceito de bandas de energia, apresentados na Figura 1. Na banda de condução estão os elétrons livres, que podem efetivamente formar corrente elétrica, na banda de valência estão os elétrons “presos” a estrutura dos átomos e a banda proibida representa a energia necessária para um elétron se desprender do átomo e ir para a banda de condução.

Observa-se que, nos materiais semicondutores a condutividade está entre a dos materiais isolantes e a dos condutores, com banda proibida intermediária. Isso se deve ao fato de que geralmente sua camada mais externa contém 4 elétrons de valência. Em semicondutores, a banda de valência está totalmente preenchida com elétrons, enquanto a banda de condução está vazia. Entre essas duas bandas de energia existem uma lacuna, conhecida como “*gap*”. O tamanho desse *gap* determina as propriedades elétricas do semicondutor. Materiais com um *gap* pequeno conduzem melhor, enquanto aqueles com um *gap* maior se comportam mais como isolantes. Essa característica é crucial para a fabricação de dispositivos eletrônicos (Carneiro, 2010).

Figura 1: Estruturas de bandas de energia.



Fonte: Eletronicaemcasa.blogspot.com (2013).

Os materiais semicondutores podem ser divididos em dois tipos:

- **Intrínsecos** - materiais puros, como o silício e o germânio. O silício e o germânio são elementos do grupo 14 da tabela periódica e possuem uma estrutura cristalina cúbica, semelhante ao diamante, com ligações covalentes muito bem definidas. Cada átomo de silício ou germânio compartilha quatro elétrons de valência, formando

uma rede cristalina onde os átomos estão organizados em uma estrutura tetraédrica (de Paiva, 2001).

- Extrínsecos - semicondutores extrínsecos são soluções sólidas em que átomos de impurezas substituem os átomos de silício ou germânio na rede cristalina. Esses átomos de impureza têm uma valência diferente da dos átomos de silício. A concentração das impurezas, ou dopagem, varia entre 100 e 1000 partes por milhão. Essa dopagem modifica e melhora as propriedades elétricas dos semicondutores (de Paiva, 2001).

Os semicondutores extrínsecos, por sua vez, também podem ser divididos em dois subgrupos:

- Tipo N (negativo) – semicondutor extrínseco dopado com átomos que doam elétrons. Dessa forma, elétrons constituem a maioria dos portadores de carga, sendo chamados de portadores majoritários. De acordo com sua estrutura cristalina, cada átomo do silício é um elemento tetravalente que forma quatro ligações covalentes com seus quatro elétrons de valência. Para ajustar suas propriedades elétricas, o silício é preenchido com elementos dos grupos III e V da tabela periódica. Como doadores de elétrons, os elementos do grupo V, que são pentavalentes, têm cinco elétrons de valência. Uma vez que impurezas como arsênio, antimônio ou fósforo são introduzidas, a condutividade do semicondutor é melhorada por elevar o número de elétrons livres do cristal (Matan, 2024).
- Tipo P (positivo) – criado ao dopar o silício ou germânio com elementos do grupo 13 (ou IIIA da IUPAC). Esses elementos, com menos elétrons de valência do que o silício, introduzem lacunas na rede cristalina. Essas lacunas geram um nível energético aceitador localizado acima da banda de valência. Os "vazios" criados pelas lacunas se comportam como portadores de carga positiva, com uma carga igual à do elétron, mas com mobilidade diferente. Esses portadores de carga positiva são chamados de lacunas (Delatorre, 2007).

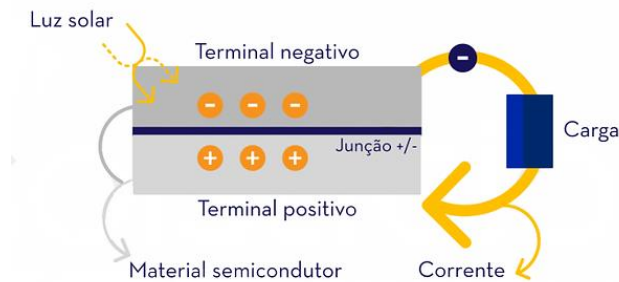
3.2.2. Efeito fotovoltaico

Partindo do princípio de funcionamento de materiais semicondutores do tipo P e do tipo N, o físico francês Edmond Becquerel, descobriu o efeito fotovoltaico em 1839. Ele utilizou uma célula eletroquímica para gerar uma diferença de potencial entre dois eletrodos, quando o dispositivo era submetido à luz solar (Ribeiro, 2021). Atualmente, esse efeito é aproveitado para geração de energia elétrica por meio de células fotovoltaicas. Ao incidir sobre uma célula

fotovoltaica, uma parte da luz solar é refletida e outra é absorvida. Parte da luz absorvida é levada a seus átomos e então, aos seus elétrons, de modo que se separem dos átomos e facilitem um fluxo elétrico com capacidade de gerar uma corrente elétrica. Este fenômeno é conhecido como efeito fotovoltaico (CRESESB, 2019).

Uma placa solar, ou módulo fotovoltaico, é formado por um conjunto de células fotovoltaicas, responsáveis pela captação, utilização e transformação da energia solar. As células fotovoltaicas são formadas pela junção de materiais semicondutores do tipo N e do tipo P, como apresentado na Figura 2. Na interface entre os semicondutores é formado campo elétrico devido ao desequilíbrio de cargas entre os dois lados da junção. A passagem de corrente, por sua vez, acontece quando há incidência da luz solar.

Figura 2: Funcionamento de placa solar.



Fonte: Solano Transkav (2022)

3.2.3. Radiação solar

Mesmo antes de sua chegada ao solo, à radiação solar é afetada pelo ar atmosférico, seja pelas nuvens ou até pela poluição. Para aperfeiçoar a utilização da radiação solar em todo o planeta, se faz necessário compreender corretamente a como instalar e orientar o arranjo de painéis (módulos) fotovoltaicos. As diretrizes gerais para a instalação dos módulos solares incluem: orientar os módulos fotovoltaicos para o norte geográfico no hemisfério sul para maximizar a produção diária de energia e regular o ângulo de inclinação dos módulos em relação ao plano horizontal para aperfeiçoar a geração de energia ao longo do ano (Villalva e Gazoli, 2012).

A radiação solar refere-se ao fluxo de energia que o Sol emite na forma de ondas eletromagnéticas, com uma densidade de fluxo de aproximadamente $6,33 \times 10^7 \text{ W/m}^2$. Quando essa radiação atinge o topo da atmosfera, ela se propaga em direção à superfície terrestre, passando por processos de reflexão, absorção e espalhamento. Esses processos não são capazes de reter todo o espectro da radiação solar. A parte da radiação solar que chega diretamente à superfície terrestre, sem sofrer interações significativas, é chamada de irradiação solar direta. Já a radiação que chega após sofrer espalhamento é conhecida como irradiação solar difusa (Gomes, 2006).

Devido às propriedades da atmosfera e da superfície da Terra, diversos processos físicos são ocasionados quando a radiação solar atravessa a atmosfera. A quantidade de energia solar disponível varia continuamente ao longo do tempo, e depende da localização geográfica. Variações na radiação solar são influenciadas pela geografia da Terra, bem como pelos movimentos de rotação e translação. Esses fatores, combinados com eventos climáticos, gases atmosféricos, partículas, formação de nuvens e precipitações, fazem com apenas cerca de 45% da radiação incidente seja absorvida pela superfície terrestre (Pereira, 2017).

3.2.4. Variáveis meteorológicas

Esta pesquisa tem como princípio avaliar o impacto das variáveis meteorológicas na geração solar fotovoltaica, e, para isso, se faz necessário compreender quais são essas variáveis. Estudos realizados por Chaichan e Kazem (2016) investigaram a geração de energia fotovoltaica em condições climáticas extremas de Omã, revelando uma forte relação entre a produção de energia e fatores como radiação solar, umidade relativa e temperatura, enquanto o vento teve influência insignificante.

Considerando as variáveis disponíveis para a avaliação na estação meteorológica da UFERSA campus Caraúbas, destacam-se:

- Irradiância - refere-se à quantidade de energia solar que atinge uma determinada área em um determinado período de. Essa energia é medida em Watts por metro quadrado (W/m^2) (Gómez *et al.*, 2018).
- Temperatura – variável climática crucial, que afeta diretamente o rendimento de sistemas fotovoltaicos. A temperatura, expressa em graus Celsius ($^{\circ}\text{C}$) ou Fahrenheit ($^{\circ}\text{F}$), afeta a eficiência na conversão de energia solar: temperaturas mais elevadas diminuem a eficiência dos módulos fotovoltaicos, enquanto temperaturas mais baixas podem incrementar essa eficiência. As estações meteorológicas, sejam elas automáticas ou manuais, recolhem informações sobre a temperatura que auxiliam na previsão do clima e na otimização do funcionamento de sistemas solares (Porto, 2024).
- Velocidade do vento – fator climático que avalia a rapidez, direção e sentido do ar na atmosfera. Este parâmetro é afetado pelo efeito de Coriolis, decorrente da rotação terrestre, e pelo gradiente de pressão, que desloca o ar de regiões de alta para baixa pressão. Esses elementos criam padrões de vento intrincados e interligados, afetando diretamente o clima. O estudo estatístico desta variável, que engloba média e variância, é crucial para as previsões meteorológicas e para a modelagem (Costa, 2022).
- Pressão atmosférica – definida como o peso exercido por uma coluna de ar, com secção reta de área unitária, que se encontra acima do observador, em um dado instante e local. Fisicamente, representa o peso que a atmosfera exerce por unidade de área. A pressão atmosférica influencia diretamente outros fenômenos atmosféricos e é essencial para a previsão do tempo e estudos climáticos, pois influencia diretamente a formação de ventos, nuvens e precipitações. A pressão atmosférica varia conforme a altitude, sendo menor em altitudes mais elevadas e maiores ao nível do mar (Lima 2021; Araujo *et al.*, 2017).
- Umidade relativa do ar – é um fator meteorológico que pode impactar no desempenho das células fotovoltaicas pois interfere na dispersão da radiação solar e pode acelerar a degradação dos componentes das células. Segundo Hamdi *et al.* (2018), a umidade relativa interage com a radiação absorvida ou refletida pela água podendo reduzir a eficiência das células fotovoltaicas em 15 a 30%. Além disso, a

umidade pode causar corrosão nas juntas metálicas, comprometendo a vida útil dos painéis solares.

3.2.5. Potência de painéis fotovoltaicos

A potência gerada por sistemas fotovoltaicos depende das variáveis meteorológicas que influenciam diretamente. Segundo Alencar (2022), diversos modelos matemáticos podem ser utilizados para o cálculo da potência de painéis fotovoltaicos, de acordo com as variáveis disponíveis para tal. Matematicamente, o modelo utilizado no presente trabalho, e analisado por Alencar (2022) é dado por:

$$P_{PV} = n_{PV} A_{PV} s (1 - 0.005(T_A - 25)) , \quad (9)$$

em que n_{PV} é a eficiência do painel fotovoltaico, A_{PV} é a área do arranjo fotovoltaico medida em metros quadrados, s é a irradiância solar em W/m² e T_A é a temperatura ambiente em graus Celsius (°C).

4. METODOLOGIA

A pesquisa foi realizada na usina solar da UFERSA Campus Caraúbas - RN, localizada entre as centrais de aulas I e II do campus, contendo uma estação meteorológica, apresentada na Figura 3, e os módulos fotovoltaicos, destacados na Figura 4.

A usina em questão, denominada USF FGD CARAÚBAS, possui uma potência instalada de 62,70 kWp, levando em consideração os dados de cada gerador individual a 25°C e 1000 W/m². A USF está construída no solo ocupando aproximadamente 374,32 m².

Figura 3: Estação meteorológica.



Fonte: Autor (2024).

Figura 4: Módulos fotovoltaicos.



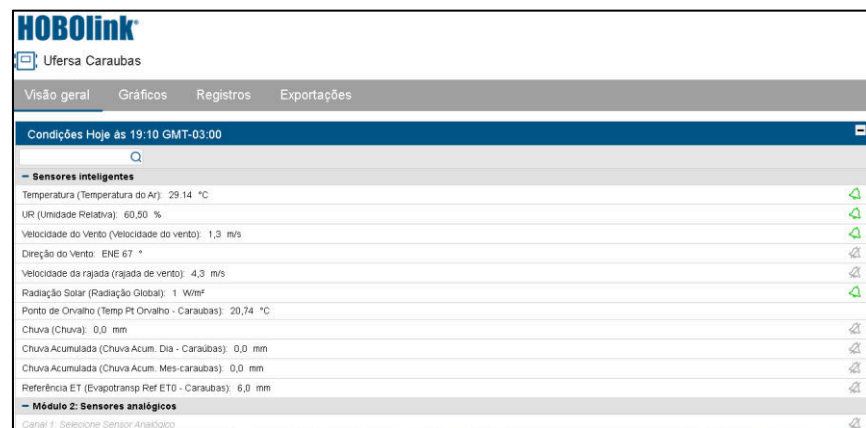
Fonte: Autor (2024).

A pesquisa proposta neste trabalho de conclusão de curso classifica-se como exploratória e qualitativa, buscando compreender, a princípio, a relação entre a irradiância e a temperatura local com o potencial de geração fotovoltaica.

4.1. Coleta dos dados

Os dados foram obtidos na plataforma HOBOLink, cuja interface está apresentada na Figura 5. Neste site são divulgados dados de temperatura, irradiância solar, umidade relativa, chuva, ponto de orvalho, radiação solar, velocidade do vento etc., de maneira que é possível exportar os arquivos em formato “.xls” separando as datas, horas e minutos de cada medição. Os dados exportados foram referentes ao período de outubro de 2019 até agosto de 2024, que compreende todas as medições disponibilizadas pela estação meteorológica.

Figura 5: Interface do HOBOLink.



Fonte: Autor (2024).

4.2. Tratamento dos dados

Para simplificar o processamento dos dados no MATLAB, os dados utilizados foram exportados do site HOBOLink no formato “.xls” (Excel) e transformados para arquivos com extensão “.mat”. Durante essa fase, os dados foram organizados em matrizes e *arrays* de células. Além disso, uma filtragem foi necessária durante o tratamento dos dados para eliminar valores não condizentes com a análise, que teriam potencial de alterar os resultados. Por exemplo, segundo os valores de irradiância abaixo de 200 W/m² foram retirados para evitar influência na análise de distribuições de probabilidade, por serem valores considerados baixos para geração fotovoltaica (Ecori, 2021).

4.3. Análise da correlação entre as grandezas

Nesta etapa, o objetivo foi identificar a relação entre cada variável envolvida do estudo e avaliar seu impacto na geração de energia fotovoltaica por meio da análise de correlação. As grandezas analisadas são temperatura, irradiância e outras variáveis meteorológicas significativas como: velocidade do vento, umidade relativa e etc. A correlação foi calculada

usando o coeficiente de correlação de Pearson, que mede a força e a direção de uma relação linear entre duas variáveis. Portanto, a função `corrcoef` foi aplicada do MATLAB após os dados previamente organizados em matrizes e *arrays*.

4.4. Agrupamento dos dados

Para entender a variabilidade temporal das variáveis analisadas, como temperatura e irradiância, os dados foram agrupados em categorias distintas, cada uma representando um cenário típico (diário, mensal, anual etc.). O propósito do agrupamento foi reconhecer padrões ao longo do tempo e simplificar a análise comparativa entre vários períodos. Foram definidos os seguintes grupos:

- Dia típico – este grupo representa o perfil médio diário de temperatura e irradiância agrupados de maneira a refletir a variabilidade ao longo de um dia padrão. Nesse caso, os dados são agrupados por horas do dia, independente do ano, mês ou dia ao qual estão associados;
- Ano típico mensal – este agrupamento analisa a flutuação diária dos dados ao longo dos anos, proporcionando um entendimento de como a temperatura e a irradiância se alteram durante o dia em diversas épocas;
- Estações do ano – os dados foram divididos de acordo com as quatro estações (primavera, verão, outono e inverno) para observar a variabilidade sazonal e seus efeitos nas grandezas. Muito embora na localização em questão (Caraúbas – RN) as estações do ano não sejam bem definidas, os dados foram agrupados para exemplificar a metodologia utilizada;
- Ano típico com variabilidade diária – agrupamento utilizado para examinar o comportamento anual considerando cada dia do ano. Permite compreender a variação de temperatura e irradiância ao longo do ano de forma mais detalhada.

4.5. Análise estatística da variabilidade temporal

O dia típico, o ano típico com variabilidade mensal, o ano típico com variabilidade diária e as estações do ano foram visualizados por meio de *boxplots*, visando compreender estatisticamente a variabilidade temporal das grandezas. A identificação de medidas estatísticas essenciais foi simplificada pelos *boxplots*, como (Valladares Neto *et al.*, 2017):

- Percentis: permitem compreender a posição relativa dos valores em relação ao total, fornecendo a distribuição dos dados.

- Mediana: indica o valor médio de cada grupo, que é o ponto em que 50% dos dados estão abaixo e 50% estão acima.
- Intervalo interquartil: possibilita examinar a dispersão dos dados em comparação com a mediana, proporcionando informações sobre a variabilidade das grandezas comprovadas.
- Valores discrepantes ou *outliers*: indicam eventos extremos ou erros de medição.

4.6. Potência do painel fotovoltaico considerando a irradiância e temperatura

Uma das atividades feitas foi o cálculo da potência do painel fotovoltaico, baseando-se nas informações dos painéis da USF FGD CARAÚBAS em conjunto com os dados de irradiância e temperatura. A potência foi determinada de duas maneiras: no início, sendo avaliada a correlação entre irradiância e temperatura com valores aleatórios e, em segundo lugar, considerando a correlação entre temperatura e irradiância por meio da teoria das cópulas.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção, serão apresentados e discutidos os resultados referentes a todas as etapas da pesquisa, desde a coleta e tratamento dos dados, a análise de correlação, o agrupamento adequado dos dados, a modelagem probabilística das grandezas e por fim o cálculo da potência dos painéis fotovoltaicos considerando as incertezas do insumo, ou seja, a irradiância solar, e sua relação com as demais variáveis meteorológicas.

5.1. Coleta dos dados e tratamento inicial

Os dados meteorológicos obtidos na plataforma HOBOLink foram importados de planilhas do Excel para o MATLAB por meio do *Import Data from File*, disponível diretamente no menu do *software*. Os dados passaram a ser tratados como matrizes em que cada coluna representa uma grandeza e cada linha uma amostra do período de medição. Cada matriz representa um ano específico. As matrizes foram então lidas por meio da função *load*, e reorganizadas de acordo com a necessidade de agrupamento para cada etapa de análise.

O primeiro tratamento realizado nos dados foi a conversão das colunas relacionadas à data e a hora de cada ano de medição, que inicialmente foram representadas por números reais. Ambos os dados foram convertidos em *strings* específicas do MATLAB, chamadas de *datestring*. Esse tipo de dado é utilizado pois, por meio dele, é possível o retorno de dias, meses, anos e horas específicas utilizando funções pré-programadas.

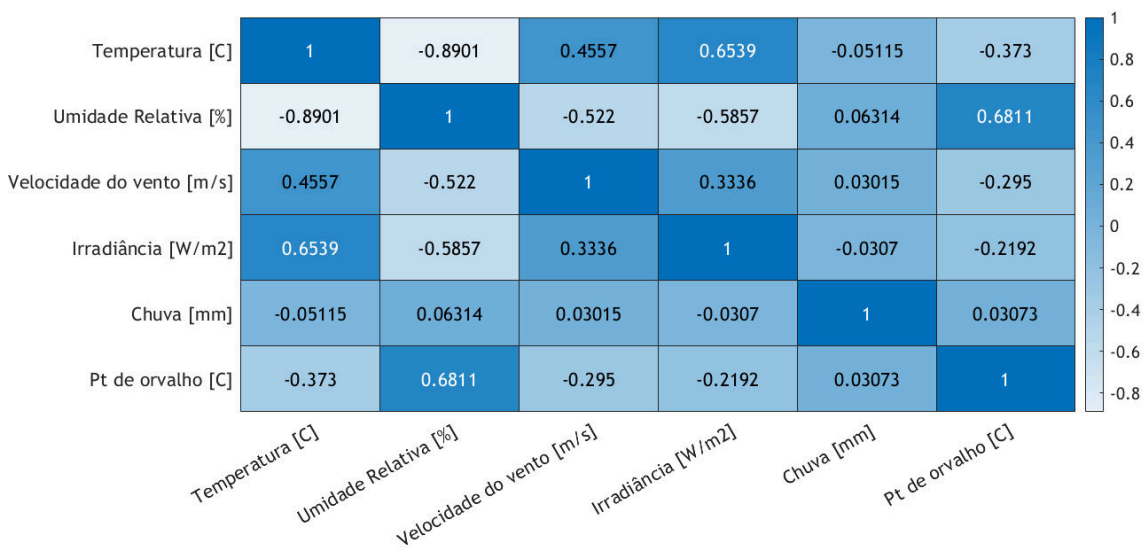
Além disso, como parte do tratamento inicial, os dados de irradiância foram filtrados para eliminar valores inferiores a 200 W/m^2 , pois são considerados valores baixos, evitando distorções nas análises estatísticas. Ademais, apenas valores diurnos (entre 6 e 17 horas) foram considerados, visando focar no período de maior relevância para a análise de irradiância e temperatura.

Para gerar cenários específicos e possibilitar a análise estatística por meio de *boxplots*, as matrizes foram reorganizadas de quatro formas: i) de acordo o horário de medição fornecendo um dia típico com variação horária; ii) de acordo com o mês para prover um ano típico com variação mensal; iii) de acordo com o dia para formar um ano típico com variação diária; iv) de acordo com as estações do ano.

5.2. Análise de correlação

Os dados das variáveis meteorológicas, como temperatura, umidade relativa, velocidade do vento, irradiância, chuva e ponto de orvalho, foram utilizados para gerar a matriz de correlação, utilizando o coeficiente de correlação de Pearson. A matriz foi obtida pela função *corrcoef* e está apresentada no Gráfico 4.

Gráfico 4: Matriz de correlação para todas as grandezas.



Fonte: Autor (2024).

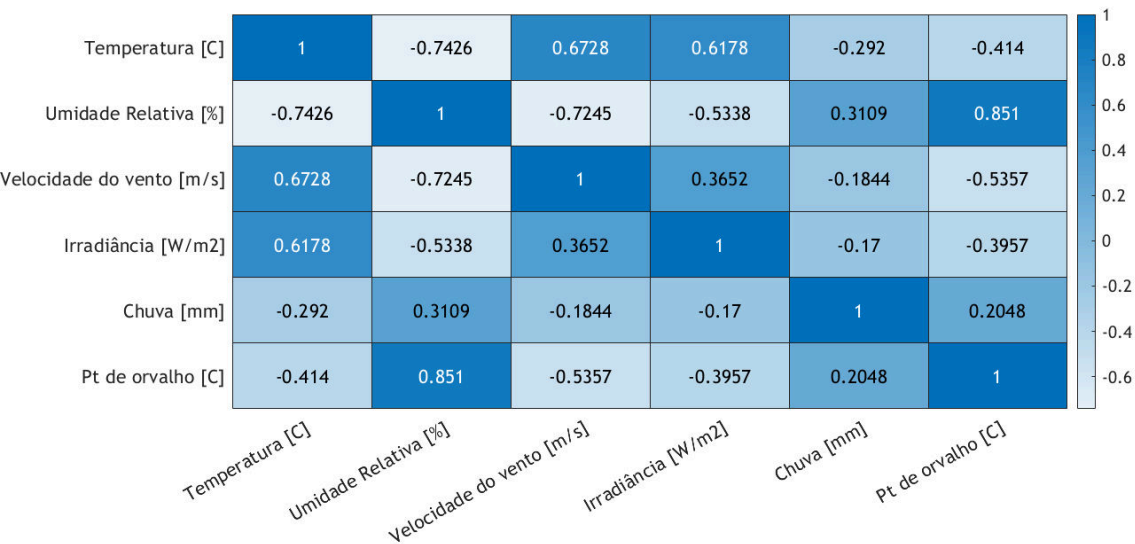
As cores da matriz indicam a magnitude da correlação, sendo os valores mais próximos de 1 (azul escuro) indicativos de uma correlação forte e positiva, e valores mais próximos de -1 (branco) indicativos de correlação negativa forte. A partir disso foram observados os seguintes pontos:

- Temperatura e irradiância – a correlação positiva mais forte observada foi de 0,6539, e está entre temperatura e irradiância, indicando que a temperatura tende a aumentar proporcionalmente ao aumento da irradiância;
- Temperatura e umidade relativa – A temperatura e umidade relativa têm uma correlação negativa mais alta, com um valor de -0,8901, sugerindo que umidade relativa diminui à medida que a temperatura aumenta, sendo essa uma correlação frequente em climas mais secos;
- Velocidade do vento e temperatura – o valor da correlação entre a temperatura e a velocidade do vento foi de 0,4557, significando uma correlação moderada positiva.

Com base na análise da matriz e foco no insumo da geração fotovoltaica, que é a irradiância, podemos deduzir que uma das variáveis mais influentes no processo de geração de energia fotovoltaica será a temperatura. Portanto, essas duas variáveis serão analisadas mais detalhadamente nesse trabalho.

Esse processo foi repetido separando os dados anualmente, para avaliar a possibilidade de utilização de dados anualizados. Isso pode trazer benefícios para reconhecer o impacto de mudanças climáticas ou outros fatores externos. Como pode ser observado na matriz apresentada no Gráfico 5, o coeficiente de correlação para a irradiância e temperatura se mantém próximo ao obtido anteriormente, sendo apenas um pouco menor, de 0,6178. Esse resultado indica que a correlação é mantida quando há um agrupamento dos dados.

Gráfico 5: Matriz de correlação com dados anualizados.



Fonte: Autor (2024).

5.3. Agrupamento de dados e análise estatística

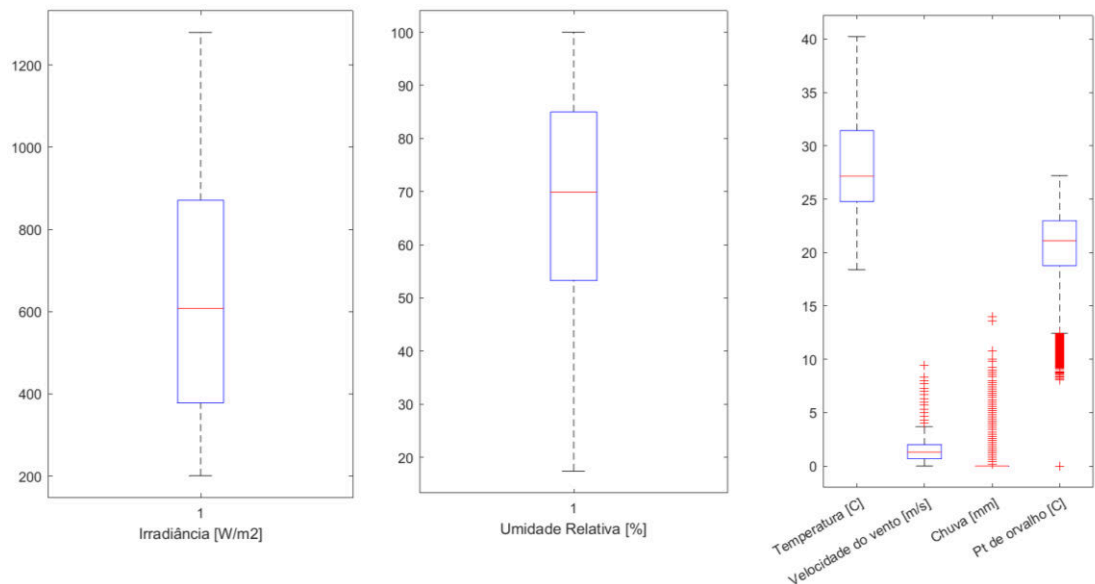
Nesta seção, foi realizada uma análise exploratória de dados meteorológicos e solares, com foco no agrupamento temporal e sazonal. Gráficos *boxplot* foram usados para identificar a distribuição de valores e potenciais *outliers* em cada categoria.

5.3.1. Análise para os dados completos

Para obter uma visão geral dos dados, preferiu-se, inicialmente, analisá-los em um *boxplot* que engloba as medições de todos os anos, independente de hora, dia ou mês. Essa etapa pode ser visualizada no Gráfico 6, que apresenta todas as variáveis meteorológicas obtidas, permitindo compreender as características globais dos dados de maneira mais adequada.

Devido a diferença considerável em valores absolutos para irradiância e para umidade relativa, as variáveis foram separadas em gráficos diferentes, a fim ajustar a escala. Além disso, o tratamento de dados inicial foi incluído, considerando apenas valores de irradiância superiores a 200 [W/m²].

Gráfico 6: *Boxplot* após o tratamento de dados iniciais.



Fonte: Autor (2024).

Observa-se, no Gráfico 6, que o *boxplot* da irradiância apresenta uma mediana relativamente centralizada, o que era esperado, já que os valores muito baixos de irradiância foram excluídos. No entanto, considerando todos os dados, não apenas os valores entre percentis, observa-se que a maior parte dos valores de irradiância se encontram acima de sua mediana (600 W/m²), atingindo valores acima de 1200 W/m².

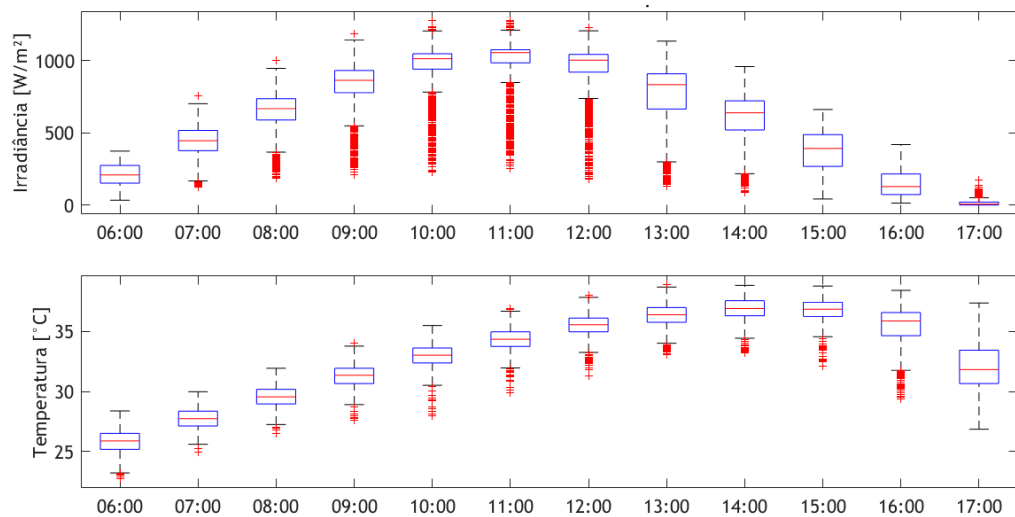
Observa-se ainda que a temperatura apresenta uma amplitude térmica significativa, de aproximadamente 18 °C até 40 °C, no entanto, a maior parte dos dados se encontra acima de aproximadamente 28 °C, apresentando uma mediana de 27,16 °C. Esses valores são esperados

considerando a região em que a estação está localizada. No entanto, para melhor compreensão das variáveis de interesse cenários típicos foram utilizados.

5.3.2. Análise de um dia típico por horas

Para análise de um dia típico a variabilidade horária foi considerada, dessa forma, todos os dados foram agrupados por horas. Os *boxplots* para cada hora independente do dia, mês ou ano são apresentados no Gráfico 7, considerando apenas valores diurnos, de 6 horas da manhã até as 17 horas.

Gráfico 7: Análise estatística - Dia típico.



Fonte: Autor (2024).

A irradiância pode ser compreendida considerando os horários:

- 06:00-07:00 – Devido a baixos valores de irradiância, há uma baixa variabilidade. A estreita variabilidade do intervalo interquartil sugere que, por maioria dos dias a irradiância é constantemente baixa no início da manhã. Existem alguns *outliers* abaixo do limite inferior sugerindo dias que a irradiância foi excepcionalmente baixa devido a condições climáticas ou neblina por exemplo.
- 08:00-12:00 – A irradiância exibe um pequeno grau de variabilidade, particularmente entre 10:00 e 12:00, quando o intervalo interquartil aumenta significativamente. Isso acontece porque a irradiância atinge seu pico durante esse período e as condições atmosféricas (como a luz do sol ou neblina) podem ter um efeito mais pronunciado. Além disso, muitos *outliers* foram detectados no período de maior variabilidade, principalmente entre 09:00 e 10:00. A maioria desses *outliers* podem representar dias atípicos nos quais as condições atmosféricas

reduziram significativamente a irradiância, como dias nublados ou outras causas de sombreamento.

- 13:00-17:00 – Há uma tendência de redução dos valores de irradiância a medida que o fim da tarde se aproxima, com a chegada do por do sol. Após as 14:00 horas, a irradiância decai, com maior variação. Ademais, a presença de *outliers* nesse período de tempo estão na parte inferior e, alguns acima no horário de 17:00 horas.

A temperatura pode ser analisada da mesma forma:

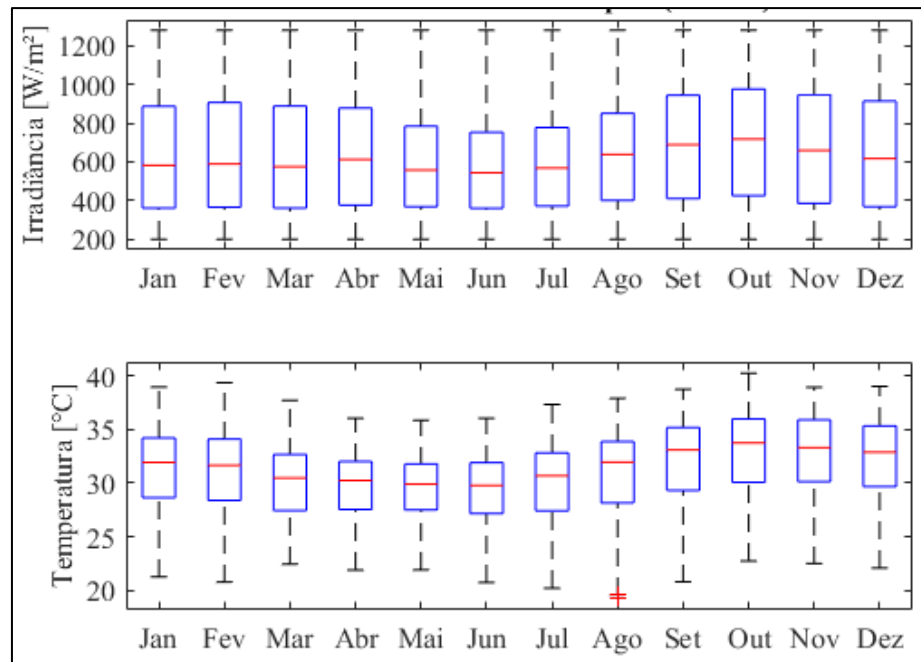
- 06:00-09:00 – O dia começa com uma temperatura reduzida, com uma mediana de cerca de 26°C às 6:00 e subindo para cerca de 28°C às 9:00. Existem alguns valores discrepantes que estão abaixo da faixa normal de valores, indicando dias mais frios, que podem ocorrer devido a frentes frias ou ventos fortes. Estas anomalias indicam que as condições meteorológicas incomuns podem afetar a variabilidade da temperatura matinal.
- 10:00-14:00 – A temperatura continua subindo até em cerca de 35°C, com o máximo às 14 horas. Além disso, existe a maior presença de outliers abaixo indicando a presença de nuvens ou ventos frios. Ademais, *outliers* superiores podem estar relacionadas a dias excepcionalmente quentes.
- 15:00-17:00 – Depois do horário de pico, a temperatura começa a cair lentamente, chegando em cerca de 32°C por volta das 17 horas. Além disso, as 17 horas não há a presença de *outliers* indicando que essa característica se conserva durante um dia típico.

5.3.3. Análise de um ano típico (mensal)

Nesta análise, *boxplots* são usados como ferramenta visual para compreender a variabilidade mensal das variáveis de temperatura e irradiância ao longo de um ano típico. O Gráfico 8 oferece uma visão detalhada da distribuição de cada variável para cada mês do ano, permitindo visualizar a dispersão, a mediana, os quartis e possíveis *outliers* dos dados.

Analisando o Gráfico 8 pode-se observar que, para a irradiância, os valores se mantêm relativamente constantes no decorrer dos meses, com um intervalo interquartil mais reduzido em torno da mediana nos meses de maio, junho e julho. Observa-se que a irradiância aumenta, em média, nos demais meses, que são, não coincidentemente, os meses mais quentes. Quando esse cenário é analisado, os *outliers* não estão presentes, indicando uma maior dispersão nas medições, já que agora um conjunto maior de dados é considerado para cada *boxplot*.

Gráfico 8: Análise estatística - ano típico (Mensal).



Fonte: Autor (2024).

Observa-se que a temperatura mensal se mantém estável, com pequenas variações ao longo dos meses. A variabilidade dos dados de temperatura é maior nos meses de transição de agosto para setembro, considerando o tamanho das caixas (intervalo interquartil) e pela extensão dos *whiskers*. A presença de *outliers* também influencia na variabilidade, indicando que há a presença de um acontecimento anormal. Isso sugere que, em agosto a temperatura pode variar entre dias mais frios e mais quentes.

5.3.4. Análise de um ano típico (estações do ano)

Para essa análise, foram considerados como sendo os limites de estações do ano as seguintes datas:

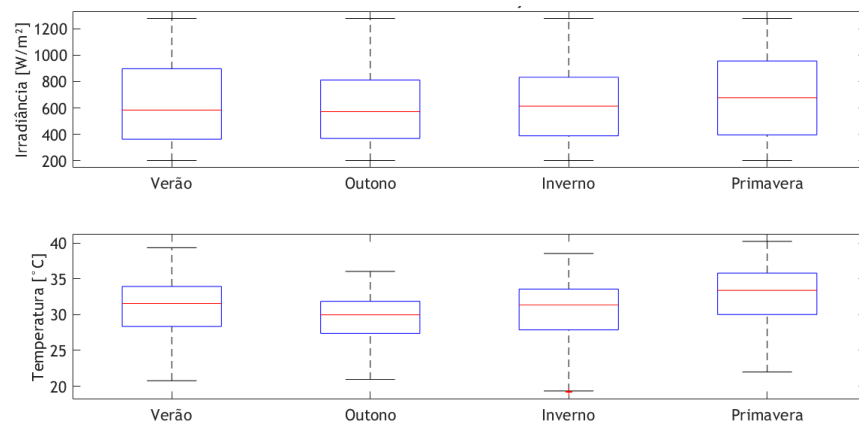
- Verão – entre 21 de dezembro e 20 de março;
- Outono – entre 21 de março e 20 de junho;
- Inverno – entre 21 de junho e 22 de setembro;
- Primavera – entre 23 de setembro e 20 de dezembro.

No Gráfico 9 estão apresentados os *boxplots* para cada estação do ano. Nele, é possível observar que a irradiância tem valores similares em todas as estações, apresentando apenas o intervalo interquartil um pouco maior na primavera e no verão, com tendência a valores

maiores. Para esta variável, a mediana se mantém em torno de 600 W/m^2 , porém, considerando os *whiskers*, a irradiância pode atingir valores acima de 1200 W/m^2 .

Destaca-se ainda que, em termos de irradiância, estações de transição como o outono ou a primavera não apresentam um declínio significativo em comparação com o verão, o que pode ser explicado por características climáticas locais ou condições atmosféricas que mantêm altos níveis de radiação mesmo durante o esse período. Mesmo durante o inverno, as condições climáticas locais específicas, como clima seco e dias mais ensolarados promovem uma irradiância elevada.

Gráfico 9: Análise estatística considerando as estações do ano.



Fonte: Autor (2024).

A temperatura segue uma distribuição similar, porém com algumas características específicas. No verão a mediana marcou $31,56 \text{ }^{\circ}\text{C}$, refletindo o calor típico da estação do ano. Já para o outono observa-se uma mediana de $29,97 \text{ }^{\circ}\text{C}$, marginalmente menor do que no verão. Isso ilustra uma transição gradual de temperaturas quentes para temperatura mais amenas. A variabilidade no outono é similar ao verão com um leve deslocamento de temperatura para baixo, com valores entre $21 \text{ }^{\circ}\text{C}$ e $36 \text{ }^{\circ}\text{C}$, aproximadamente.

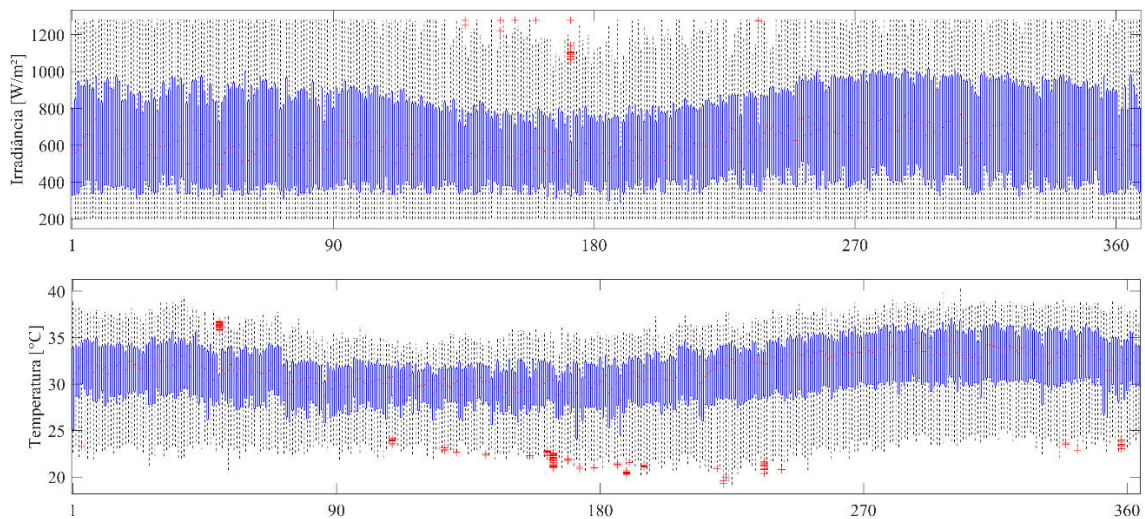
No inverno as temperaturas se mantêm relativamente altas. A dispersão dos dados é ampla e as temperaturas variam moderadamente em temperaturas centrais. Já os valores que estão nas extremidades que foram capturados pelos *whiskers* variam entre 20°C a 38°C , indicando que pode acontecer a presecça de dias mais quentes e dias mais frios, contribuindo para uma alta amplitude térmica. Para a primavera a mediana é de $33,39 \text{ }^{\circ}\text{C}$, refletindo que a estação da primavera contribui com dias quentes, possivelmente até mais quentes que no verão. Ademais, a presença dos *whiskers* mostram que os menores valores foram em torno de $22 \text{ }^{\circ}\text{C}$ e os maiores valores foram de $40,23 \text{ }^{\circ}\text{C}$.

5.3.5. Análise de um ano típico (dia)

Nesta seção foi analisado o comportamento da irradiância e temperatura considerando todos os dias do ano. O código identifica os horários para considerar apenas o período diurno e isso permite que cada *boxplot* seja gerados por dia, separando em 365 dias ou 366 dias de acordo com o ano.

Observando o Gráfico 10, no qual apresenta-se o ano típico diário, nota-se uma variação significativa a mediana ao longo dos dias do ano, tanto para irradiância quanto para a temperatura. Além disso, o aumento dos valores de irradiância e de temperatura em períodos determinados do ano fica mais nítido, possibilitando inclusive identificar a presença dos *outliers*. O intervalo interquartil também varia, mostrando um aumento significativo dos valores de irradiância e de temperatura próximo ao final do ano típico. No meio do ano, como esperado, ambas as grandezas possuem valores médios e IIQ menores. Nota-se que esse tipo de agrupamento consegue caracterizar características mais sutis quando comparadas com as variações mensais e por estação do ano.

Gráfico 10: Análise estatística para um ano típico com variabilidade diária



Fonte: Autor (2024)

Depois de observar os dados meteorológicos (temperatura e irradiância) ao longo dos anos, foi decidido concentrar a análise na geração fotovoltaica, levando em consideração dois cenários principais: um dia típico e um ano típico.

Esta decisão foi fundamentada pela variabilidade diária constatada nos gráficos de *boxplot*. Um padrão claro de aumento na temperatura e na irradiância ocorre durante o dia,

alcançando seus picos ao longo do dia. Esse comportamento foi consistente ao longo dos diversos períodos examinados, destacando a necessidade de focar a análise nos horários solares de maior geração. Ademais, constatou-se que ao longo dos anos, os valores mínimos e máximos de temperatura e irradiância têm variações significativas, indicando que fatores como condições atmosféricas e variações climáticas afetam o potencial de geração de energia em diferentes momentos.

Assim, é viável captar a variabilidade natural desses parâmetros e melhorar a análise da geração fotovoltaica ao empregar a abordagem de dia típico e ano típico diário, assegurando que as tendências ao longo dos anos e as variabilidades diárias sejam apropriadamente consideradas. O desempenho dos sistemas fotovoltaicos pode ser impactado por condições extremas, como mínimos e máximos e isso pode ser observado além dos picos de geração de energia.

Portanto, a irradiância e temperatura serão modeladas considerando o dia típico e o ano típico diário, possibilitando modelar a potência de painéis fotovoltaicos considerando as duas grandezas ao longo de um dia e ao longo de um ano.

5.3.6. Relação entre as grandezas e potencial de geração fotovoltaica

Para modelagem da potência fotovoltaica e identificação da relação entre as grandezas e a geração, a irradiância e a temperatura foram modeladas considerando os cenários típicos. Dessa forma, foram aplicados distribuições de probabilidade aos conjuntos de dados coletados para examinar o comportamento dos dados de temperatura e irradiância em termos estatísticos. O objetivo foi determinar quais distribuições melhor descrevem os padrões observados para cada grandeza meteorológica.

Utilizando-se do teste de KS, foram avaliados diferentes adequações de distribuições de probabilidade. Esse teste permite confirmar se as informações observadas se alinham às distribuições teóricas sugeridas. A partir disso, foram testadas todas as distribuições de probabilidade possíveis no Matlab, dentre elas: *normal*, *birnbaum saunders*, *exponential*, *extreme value* (EV), *generalized extreme value* (GEV), *generalized pareto*, *inverse gaussian*, *loglogistic*, *logistic*, *lognormal*, *nakagami*, *poisson*, *rayleigh*, *rician*, *location-scale*, *weibull*.

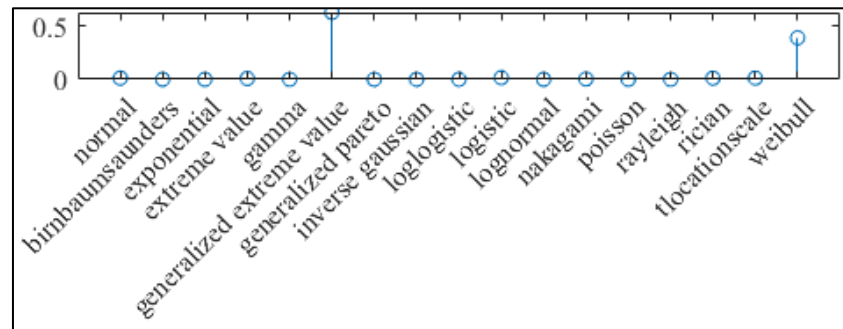
a. Aplicação do teste KS considerando dados anualizados

Os melhores ajustes, tanto para a temperatura quanto para a irradiância, foram obtidos pela distribuição GEV, quando analisamos os dados anualizados nos Gráficos 11 e 12

respectivamente. Notadamente, apenas a distribuição GEV apresentou valor-p acima de 5%, exigido para possibilitar a modelagem do processo estocástico pela distribuição.

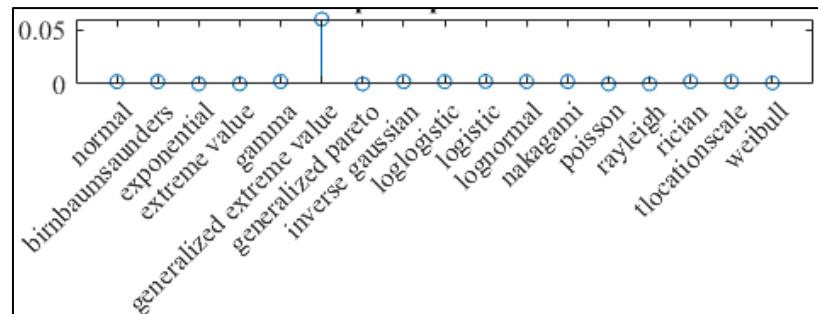
A GEV é a distribuição particularmente útil para modelar observações com valores extremos, como picos de irradiância e variações de temperatura ao longo do ano. Isso a torna útil para prever o comportamento de eventos climáticos em situações extremas, como dias de alta radiação ou temperaturas excessivamente altas ou baixas. Para modelar o desempenho de sistemas fotovoltaicos, que dependem dessas variações, é importante considerar esses extremos.

Gráfico 11: Valor-p irradiância anual.



Fonte: autor (2024).

Gráfico 12: Valor-p temperatura anual.

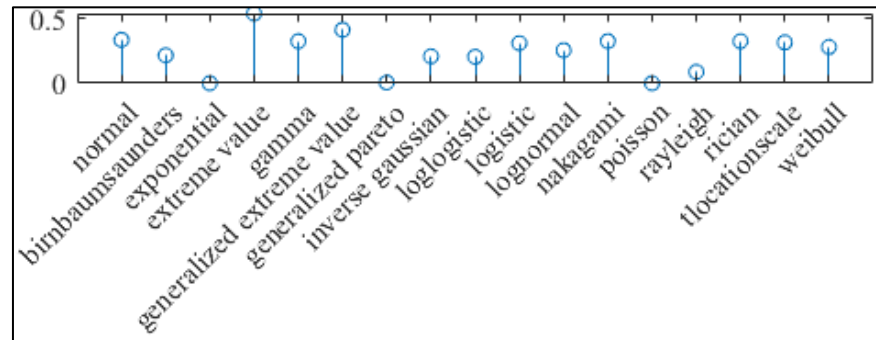


Fonte: autor (2024).

b. Aplicação do teste KS considerando dados diários

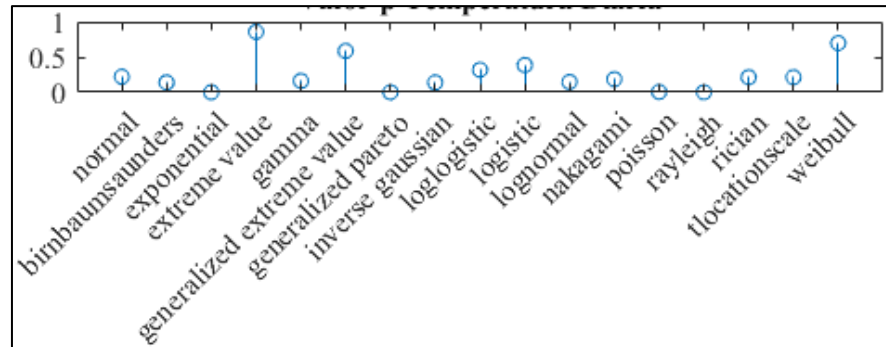
Ao aplicar o teste KS para os dados diários é possível identificar as distribuições de probabilidade mais adequadas para modelar a variabilidade diária de irradiância e temperatura apresentada nos Gráficos 13 e 14, respectivamente. Neles, nota-se que apenas a distribuição EV apresentou valor-p superior a 5%. Assim como a GEV, essa distribuição tem a capacidade de simular valores extremos, comuns nas horas mais quentes do dia, quando a temperatura atinge seu pico.

Gráfico 13: Valor-p irradiância diária.



Fonte: Autor (2024).

Gráfico 14: Valor-p temperatura diária.

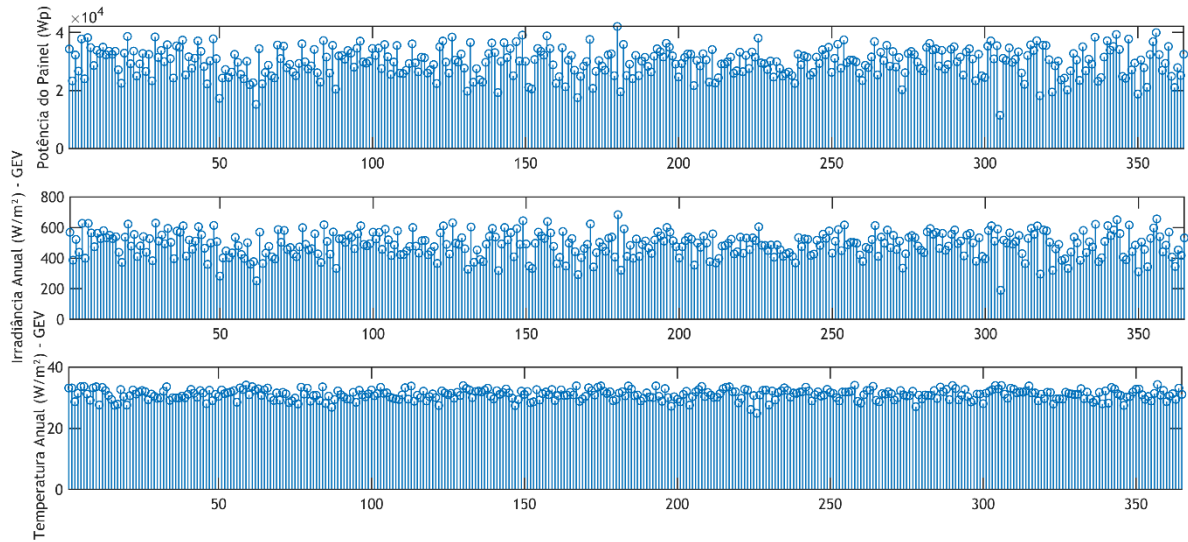


Fonte: Autor (2024).

Após determinar as melhores distribuições de probabilidade para dados anuais (GEV) e para dados diários (EV), foi possível gerar os conjuntos de dados aleatórios simulados que seguem essas distribuições. A criação de cenários simulados de temperatura e irradiância pode ser utilizada para prever o comportamento do sistema fotovoltaico em várias condições meteorológicas.

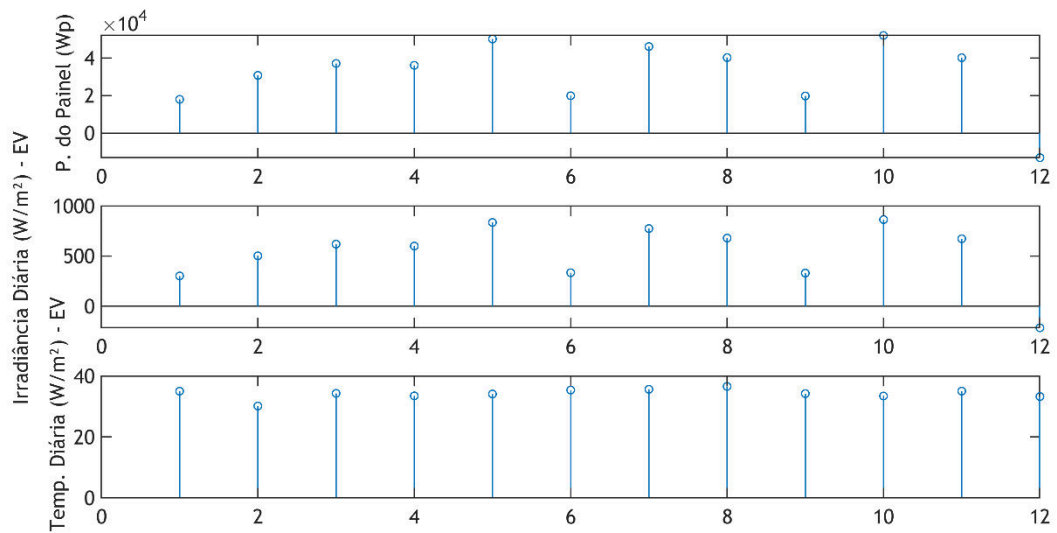
Por meio das distribuições geradas, e sem consideração a relação entre as variáveis, a potência do painel foi calculada. Nos Gráficos 15 e 16 apresentam-se os dados de simulação gerados para a potência do painel fotovoltaico, irradiância anual (W/m²) e temperatura anual (°C). Destaca-se que o eixo das abcissas, nesses gráficos, representa amostras aleatórias, e não estão ordenadas exatamente com os dias do ano (Gráfico 15), ou com as horas do dia (Gráfico 16), mas representam valores aleatórios que podem ocorrer em cada um desses instantes.

Gráfico 15: Dados aleatórios anuais de irradiância, temperatura e potência considerando a distribuição de probabilidade GEV.



Fonte: Autor (2024).

Gráfico 16: Dados aleatórios diários de irradiância, temperatura e potência considerando a distribuição de probabilidade EV.



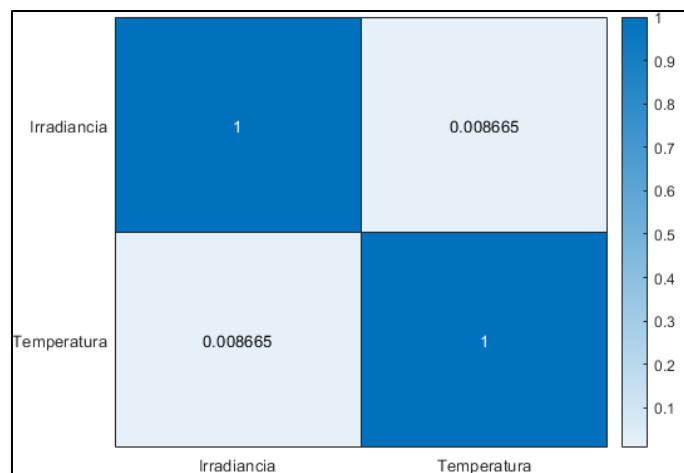
Fonte: Autor (2024).

Pode-se observar que a potência do painel é mais influenciada pela irradiância que pela temperatura ambiente, como esperado. No entanto, observando principalmente os dados aleatórios diários, é nítido que a correlação não é considerada, o que pode ocasionar uma redução no efeito da temperatura na potência do painel. É possível, em alguns cenários, que a temperatura caia à medida que a irradiância se eleva o que, geralmente, não é o efeito natural.

Nota-se então que, apesar de as distribuições de probabilidade ajustadas para os dados de temperatura e irradiância separadamente fornecerem uma boa representação das variabilidades de cada grandeza, essas distribuições levaram em consideração a correlação entre essas variáveis. Isso pode ser observado com ainda mais clareza se verificarmos as matrizes de correlação dos Gráficos 17 e 18.

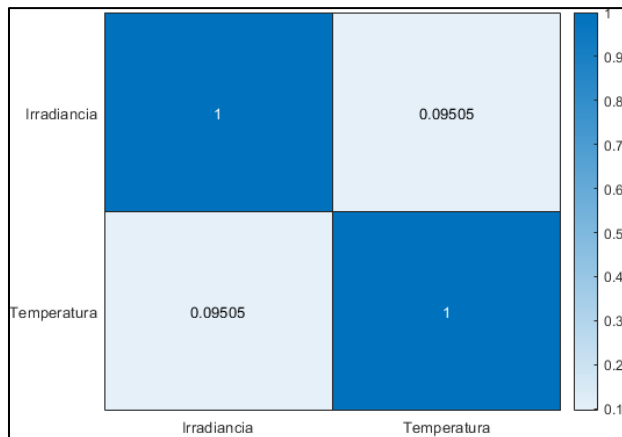
A correlação entre temperatura e irradiância anual é consideravelmente mais baixa que a dos dados reais (aproximadamente 0,0087) na análise anual. Durante um dia típico, a observação constatada é marginalmente maior (aproximadamente 0,095) nos dados diários, mas ainda insuficiente para capturar de forma adequada a interdependência entre as variáveis. Estas matrizes de correlação mostram que, quando os dados foram gerados, assumiu-se que a temperatura e a radiação variam de forma essencialmente independente, o que não reflete a realidade mostrada nos dados meteorológicos.

Gráfico 17: GEV - Anual.



Fonte: Autor (2024).

Gráfico 18: EV - Diária.

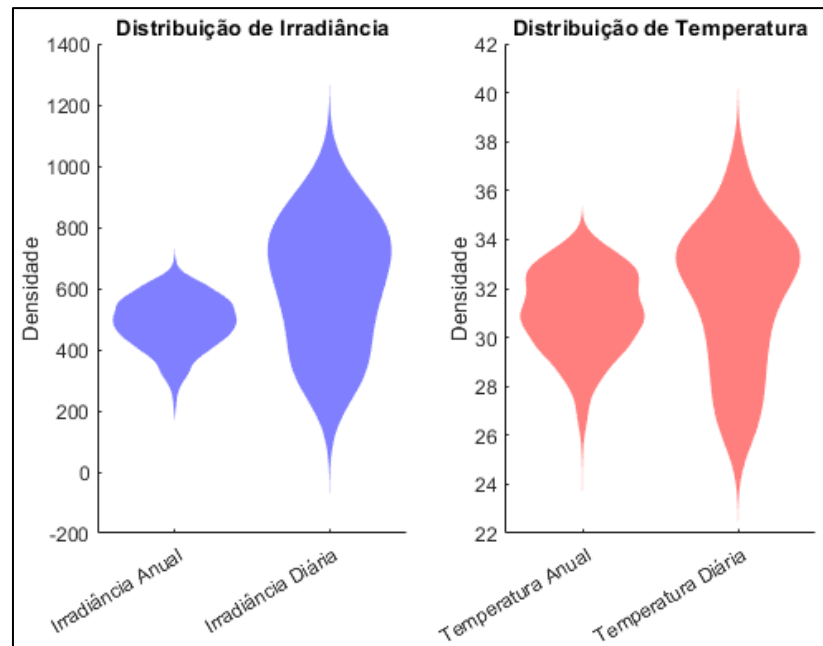


Fonte: Autor (2024).

Para resolver o problema da baixa correlação, utilizou-se cópulas, que são ferramentas matemáticas empregados no modelo da dependência entre variáveis aleatórias para ser possível superar essa limitação. Com a utilização de cópulas, criaram-se cenários onde as variações de temperatura e irradiância respeitam a sua correlação natural, conduzindo a uma previsão mais precisa do desempenho do sistema fotovoltaico.

Para identificar a simetria nas distribuições, nos gráficos de violino (Gráfico 19) são apresentadas as distribuições das variáveis de temperatura e irradiância para dados anualizados e diários. Apesar de apresentarem pequenas assimetrias, a cópula gaussiana pode ser utilizada pois é apropriada para modelar a correlação entre irradiância e temperatura, baseando-se na forma dessas distribuições e levando em conta a interdependência entre elas, se essas apresentarem um comportamento simétrico próximo à sua média. Este comportamento foi confirmado nos dados observados, tanto de temperatura quanto de irradiância, pela forma dos gráficos de violino. Além disso, a simplicidade matemática da cópula gaussiana facilita a simulação de relações lineares entre variáveis, garantindo que a relação natural entre temperatura e irradiância seja preservada nos dados gerados.

Gráfico 19: Distribuição de variáveis de irradiância e temperatura.



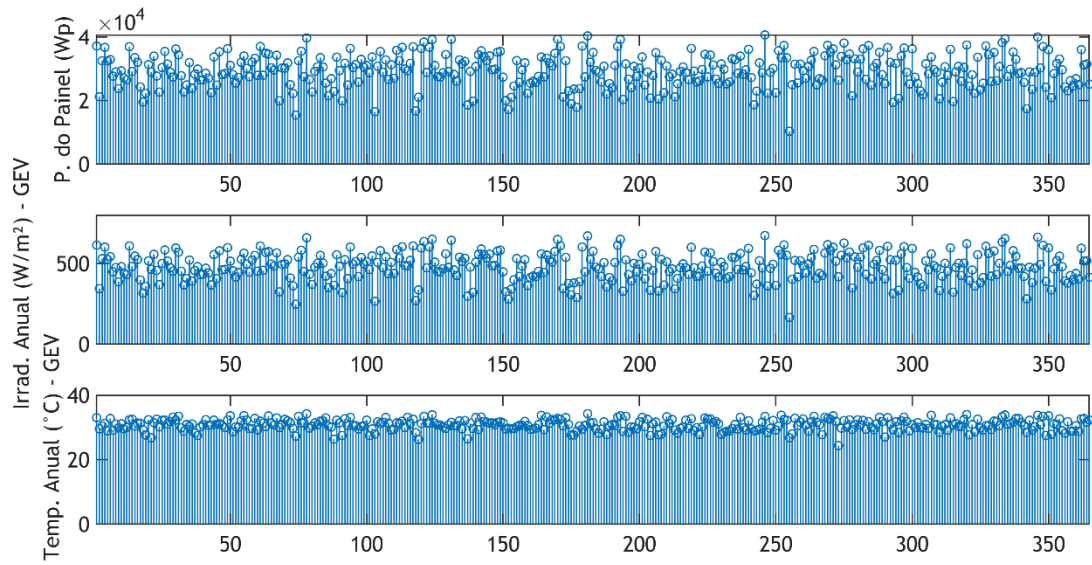
Fonte: Autor (2024).

Depois de ter sido determinada a cópula gaussiana a mais apropriada para representar a correlação entre temperatura e irradiância, ela será aplicada aos dados obtidos. Assim, é viável simular situações mais verdadeiras para estimular o desempenho do sistema fotovoltaico, enfatizando as relações entre essas duas grandezas fundamentais mostradas nos Gráficos 20 e 21.

Para o Gráfico 20, ao longo de um ano a potência gerada apresenta oscilações significativas, com picos de geração ocorrendo e o desempenho do sistema fotovoltaico é diretamente afetado pela relação entre temperatura e irradiância. Nota-se ainda que a temperatura e irradiância têm curvas com variabilidade similares.

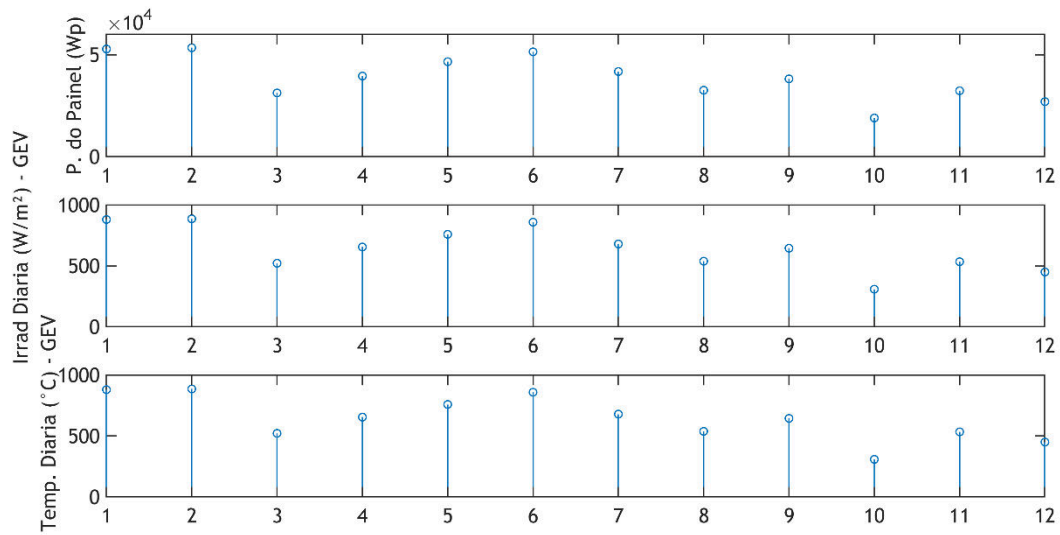
Para os dados diários (Gráfico 21), é ainda mais nítida a correlação entre a irradiância e a temperatura. Destaca-se que para amostras em que temos alta temperatura e alta irradiância a potência dos painéis considerando a usina avaliada, atingiu aproximadamente 60 kWp, valor teórico esperado para a usina.

Gráfico 20: Gráfico de potência ao longo de um ano considerando cópulas considerando a distribuição de probabilidade GEV.



Fonte: Autor (2024).

Gráfico 21: Gráfico de potência com influência das cópulas diariamente considerando a distribuição de probabilidade GEV.



Fonte: Autor (2024).

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste estudo, a correlação entre a temperatura e a irradiância foi examinada, com o objetivo de determinar seu impacto na produção de energia solar fotovoltaica. Padrões claros de variação dessas variáveis ao longo do dia e das estações do ano foram identificados com o uso de dados reais obtidos na estação meteorológica da Universidade Federal Rural do Semi-Árido.

Os resultados mostraram que a temperatura e a irradiância tiveram variabilidades significativas ao longo do tempo, sendo as temperaturas mais altas registradas durante a estação da primavera, assim como os maiores valores de irradiância. Este comportamento foi especialmente significativo para a análise do potencial fotovoltaico, uma vez que a eficiência dos painéis solares está intimamente relacionada com as condições de irradiância que também é afetada pela temperatura. Em particular nas horas de maior incidência solar, foi observada uma manifestação positiva entre irradiância e temperatura, o que confirma a relevância dessas variáveis para a geração fotovoltaica.

O estudo também destacou a necessidade de modelagem estatística dessas variáveis, possibilitando uma compreensão mais detalhada da variabilidade dos dados e sua aplicação prática no dimensionamento e otimização de sistemas fotovoltaicos. Além disso, foi possível identificar padrões através da aplicação de distribuições de probabilidade avaliando se a distribuição escolhida seria adequada para descrever os dados analisados.

Por fim, o trabalho contribuiu para o entendimento da influência das variáveis meteorológicas na eficiência dos sistemas de geração de energia elétrica, oferecendo uma base sólida para a continuidade de pesquisas na área, além de reforçar a importância do monitoramento constante de dados meteorológicos em sistemas fotovoltaicos para maximizar sua eficiência.

A pesquisa aqui apresentada pode ser utilizada para modelagem completa do sistema fotovoltaico da universidade analisada. Além disso, o estudo pode ser aprimorado por meio do estudo de outras grandezas aleatórias que influenciam na geração em sistemas fotovoltaicos, como o sombreamento, a presença de poeira nos painéis, dentre outros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALENCAR, Mariana Ribeiro Barros de. **Método de Estimativa Pontual e Algoritmo de Busca Cuco Discreto Adaptável para Instalação Ótima de Geração Distribuída Fotovoltaica**. 2022. 108 f. Tese (Doutorado) - Curso de Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2022.

ARAUJO, Fernando CF et al. **DESENVOLVIMENTO DE UMA ESTAÇÃO METEOROLÓGICA AUTOMÁTICA PARA COLETA DE DADOS CLIMÁTICOS VIA WI-FI**. 2017.

ARAUJO, Jonathas Vinícius Gonzaga Alves; DOS SANTOS, Marcos; GOMES, Carlos Francisco Simões. Desenvolvimento de um código em Python para geração de Matrizes de Correlação de Pearson com laços a partir de “n” variáveis tomadas duas a duas. **Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha, Rio de Janeiro, RJ, Brasil**, 2019.

BINOTI, Daniel Henrique Breda et al. **Uso da função Weibull de três parâmetros em um modelo de distribuição diamétrica para plantios de eucalipto submetidos a desbaste**. *Revista Árvore*, v. 34, p. 147-156, 2010.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia. **Fontes renováveis atingem 49,1% na matriz energética brasileira**. Disponível em: <https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/noticias/fontes-renovaveis-atingem-49-1-na-matriz-energetica-brasileira#:~:text=De%20acordo%20com%20o%20BEN%202024%2C%20os%20altos,est%C3%A1vel%20com%20regime%20h%C3%ADrico%20favor%C3%A1vel%2C%20aponta%20o%20documento>. Acesso em: 3 nov. 2024.

CARGNELUTTI FILHO, Alberto; MATZENAUER, Ronaldo; TRINDADE, Júlio Kuhn da. Ajustes de funções de distribuição de probabilidade à radiação solar global no Estado do Rio Grande do Sul. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 39, p. 1157-1166, 2004.

Carneiro, Joaquim AO. "Semicondutores: modelo matemático da célula fotovoltaica." (2010).

CARVALHO, Edson de Paula. Uma nova abordagem de rastreamento do ponto de máxima potência em painéis fotovoltaicos. 2012.

CASTRO, Rui MG. Introdução à energia fotovoltaica. **DEEC/Seção de Energia Lisboa: Universidade Técnica de Lisboa. Instituto Superior Técnico**, 2002.

CATALUNHA, Márcio José et al. Aplicação de cinco funções densidade de probabilidade a séries de precipitação pluvial no Estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 10, n. 1, p. 153-162, 2002.

CAVALCANTE, Gabriel Assis et al. **Estudo comparativo quanto à influência da temperatura ambiente na eficiência energética entre um painel solar fotovoltaico bifacial e um painel solar fotovoltaico monofacial**. 2023.

CHAICHAN, M. T.; KAZEM, H. A. Experimental analysis of solar intensity on photovoltaic in hot and humid weather conditions. **International Journal of Scientific & Engineering Research**, v. 7, n. 3, p. 91-96, 2016.

CRESESB. **Energia Solar Princípios e Aplicações**. 2006. Disponível em: . Acesso em: 25 de agosto. 2024.

COSTA, Patrícia Catarine de Sousa. **Tendências e ciclos médios da velocidade do vento e complementaridade energética em regiões próximas a empreendimentos eólicos no Nordeste do Brasil**. 2022. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Norte.

CUBAS, Javier; PINDADO, Santiago; VICTORIA, Marta. On the analytical approach for modeling photovoltaic systems behavior. **Journal of power sources**, v. 247, p. 467-474, 2014

DE MELO MENDES, Beatriz Vaz. **Introdução à análise de eventos extremos**. Editora E-papers, 2004.

DA SILVA SALSA, Ivone; MOREIRA, Jeanete Alves; PEREIRA, Marcelo Gomes. Medidas de tendência central: média, mediana e moda. 2007.

De Paiva, Laura de Fátima Ferrão. "Passagem da corrente eléctrica através da matéria." (2001).

DELATORRE, Rafael Gallina. **Transistor de base metálica tipo " p" eletrodepositado**. 2007. Tese de Doutorado. Universidade Federal de Santa Catarina, Centro de Ciências Físicas e Matemáticas. Programa de Pós-Graduação em Física.

DEVORE, Jay L. **Probabilidade e Estatística**. 8ª ed. São Paulo: Cengage Learning, 2012.

ECORI. **Seu módulo fotovoltaico atende aos requisitos de qualidade e segurança?** Disponível em: <<https://www.ecorienergiasolar.com.br/artigo/seu-modulo-fotovoltaico-atende-aos-requisitos-de-qualidade-e-seguranca>>.

GOMES, E. N. Medidas e Modelos de estimativa da radiação direta na incidência. 2006. 97 p. Tese (Doutorado). Universidade Estadual Paulista, Botucatu.

GÓMEZ, et al. **A irradiância solar: conceitos básicos**. Revista Brasileira de Ensino de Física, v. 40, n. 3, 26 mar. 2018.

HAMDI, R. T. A.; HAFAD, S. A.; KAZEM, H. A.; CHAICHAN, M. T. Humidity impact on photovoltaic cells performance: A review. **International Journal of Recent Engineering Research and Development (IJRERD)**, v. 3, n. 11, p. 27-37, 2018.

HOBOLink. Sistema de monitoramento de dados. HOBOLink, 2024. Disponível em: <https://www.hobolink.com>. Acesso em: 14 out. 2024.

JOE, Harry. **Modelagem de dependência com cópulas** . CRC press, 2014

JÚNIOR, Luiz Guilherme Pereira Nunes; MONTEIRO, Paulo Roberto Duailibe. Determinação da potência de módulos fotovoltaicos em usinas de geração distribuída através de um modelo algébrico. **REVISTA DE TECNOLOGIA APLICADA**, v. 1, n. 1, p. 98-113, 2024.

LEOTTI, Vanessa Bielefeldt; BIRCK, Alan Rodrigues; RIBOLDI, João. Comparação dos Testes de Aderência à Normalidade Kolmogorov-smirnov, Anderson-Darling, Cramer–Von Mises e Shapiro-Wilk por Simulação. **Anais do 11º Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônômica**, 2005.

LEON-GARCIA, A. Probability, Statistics, and Random Processes for Electrical Engineering. Third. Upper Saddle River, NJ: Pearson/Prentice Hall, 2008. ISBN 9780131471221 0131471228. Citado na página 13.

LIDIANE, Lordelo Mendes Kruschewsky et al. Análise fatorial por meio da matriz de correlação de Pearson e Policórica no campo das cisternas. **E&S Engineering and Science**, v. 7, n. 1, p. 58-70, 2018.

LIMA, Ana Livia Oliveira. Estação meteorológica de baixo custo utilizando arduino. 2021.

MATAN. **Semicondutores tipo n | Definição, características e tipos**. Disponível em: <<https://www.electricity-magnetism.org/pt-br/semicondutores-tipo-n-definicao-caracteristicas-e-tipos/>>. Acesso em: 28 ago. 2024.

MORETTIN, Luiz Gonzaga. **Estatística básica: probabilidade e inferência**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010. 375p.

NASCIMENTO, L. S. **Análise de Valores Extremos de Parâmetros de Resposta Dinâmica de Plataformas Auto-Elevatórias**. 2009. Tese de Doutorado. Dissertação de M. Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ.

OLIVEIRA, Alicia Mayra Araujo de. **MODELAGEM PROBABILÍSTICA DOS INSUMOS DA GERAÇÃO FOTOVOLTAICA NO ALTO SERTÃO POTIGUAR**. 2023. 40 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Eletrica, Departamento de Engenharias, Ufersa, Caraubas, 2023.

PEREIRA, E. B. (2017). **Atlas Brasileiro de Energia Solar**- 2ª edição. São José dos Campos: INPE.

PORTO, Elisardo do Prado. **ESTUDO DO EFEITO DOS ELEMENTOS METEOROLÓGICOS NA EFICIÊNCIA DA GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA EM CÉLULAS FOTOVOLTAICAS**. 2024. Tese de Doutorado.

QUEIROZ, Hugo Vinícius Leite. **Fabricação de um painel fotovoltaico**. 2023.

RIBEIRO, Bruno Henrique Lisenko. Alexandre Edmond Becquerel (1820-1891): **o criador da célula solar**. 2021. Disponível em: <https://www3.unicentro.br/petfisica/2021/12/17/alexandre-edmond-becquerel1820-1891-o-criador-da-celula-solar/>. Acesso em: 10 de julho 2024.

SOLAR, Portal. **Efeito fotoelétrico x efeito fotovoltaico: quais as diferenças?** 2014. Disponível em: <https://www.portalsolar.com.br/efeito-fotoeletrico-efeito-fotovoltaico>. Acesso em: 28 ago. 2024.

SKLAR, M. Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges. In: **Annales de l'ISUP**. 1959. p. 229-231.

STKV ENERGIA SOLAR. **Energia Solar**. Disponível em: <https://www.stkv.com.br/energia-solar>. Acesso em: 3 nov. 2024.

VALLADARES NETO, José; SANTOS, Cristiane Barbosa dos; TORRES, Érica Miranda; ESTRELA, Carlos. Boxplot: um recurso gráfico para a análise e interpretação de dados quantitativos. *Revista Odontológica do Brasil Central*, v. 26, n. 76, p. 1-6, 2017.

VILLALVA, M. G.; GAZOLI, J. R. **Energia solar fotovoltaica: conceitos e aplicações**. 1ª ed. Editora Érica, São Paulo, 2012.

YNOGUTI, Carlos Alberto. **"Probabilidade, Estatística e Processos Estocásticos."** Apostilha. Universidade de São Paulo (2011).