

José Marcelo da Silva
Jornandes Dias da Silva

INVESTIGAÇÃO DAS VARIÁVEIS CLIMÁTICAS NAS CÉLULAS FOTOVOLTAICA: AJUSTE DE MODELOS DE REGRESSÃO E ANÁLISE ESTATÍSTICA

José Marcelo da Silva
Jornandes Dias da Silva

Investigação das Variáveis Climáticas nas Células Fotovoltaica: Ajuste de Modelos de Regressão e
Análise Estatística

1ª ed.

Piracanjuba-GO
Editora Conhecimento Livre
Piracanjuba-GO

1ª ed.

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Silva, José Marcelo da
S586I Investigação das Variáveis Climáticas nas Células Fotovoltaica: Ajuste de Modelos de
Regressão e Análise Estatística
/ José Marcelo da Silva. Jornandes Dias da Silva. – Piracanjuba-GO

Editora Conhecimento Livre, 2023

68 f.: il

DOI: 10.37423/2023.edcl849

ISBN: 978-65-5367-412-7

Modo de acesso: World Wide Web

Incluir Bibliografia

1. variáveis-climáticas 2. células-fotovoltaica 3. -modelos-de-regressão I. Silva, José Marcelo da II.
Silva, Jornandes Dias da III. Título

CDU: 621

<https://doi.org/10.37423/2023.edcl849>

O conteúdo dos artigos e sua correção ortográfica são de responsabilidade exclusiva dos seus respectivos autores.

EDITORIA CONHECIMENTO LIVRE

Corpo Editorial

MSc Edson Ribeiro de Britto de Almeida Junior

MSc Humberto Costa

MSc Thays Merçon

MSc Adalberto Zorzo

MSc Taiane Aparecida Ribeiro Nepomoceno

PHD Willian Douglas Guilherme

MSc Andrea Carla Agnes e Silva Pinto

MSc Walmir Fernandes Pereira

MSc Edisio Alves de Aguiar Junior

MSc Rodrigo Sanchotene Silva

MSc Wesley Pacheco Calixto

MSc Adriano Pereira da Silva

MSc Frederico Celestino Barbosa

MSc Guilherme Fernando Ribeiro

MSc. Plínio Ferreira Pires

MSc Fabricio Vieira Cavalcante

PHD Marcus Fernando da Silva Praxedes

MSc Simone Buchignani Maigret

Dr. Adilson Tadeu Basquerote

Dra. Thays Zigante Furlan

MSc Camila Concato

PHD Miguel Adriano Inácio

MSc Anelisa Mota Gregoleti

PHD Jesus Rodrigues Lemos

MSc Gabriela Cristina Borborema Bozzo

MSc Karine Moreira Gomes Sales

Dr. Saulo Cerqueira de Aguiar Soares

MSc Pedro Panhoca da Silva

MSc Helton Rangel Coutinho Junior

MSc Carlos Augusto Zilli

MSc Euvaldo de Sousa Costa Junior

Dra. Suely Lopes de Azevedo

MSc Francisco Odecio Sales

MSc Ezequiel Martins Ferreira

MSc Eliane Avelina de Azevedo Sampaio



10.37423/2023.edcl849





PREFÁCIO

Os sistemas de energia renovável são afetados pelas mudanças climáticas. As mudanças climáticas podem impactar toda a cadeia energética em todo mundo, uma vez que, o aquecimento global é um problema mundial. Neste contexto, pode-se identificar lacunas na cadeia energética renovável, devido aos problemas climáticos, que servem como áreas para o desenvolvimento de novas pesquisas. Um dos maiores desafios é como avaliar os impactos climáticos que podem afetar como consequência a matriz energética. A avaliação de impacto climático para sistemas de energia é um campo de pesquisa potencial. A produção de energia solar fotovoltaica, resultante dos painéis fotovoltaicos, pode ser alterada devido às variáveis climáticas tais como radiação solar, temperatura ambiente e velocidade do vento. Este trabalho avalia o impacto das variáveis climáticas sobre a produção de energia fotovoltaica na cidade do Recife no ano de 2021. A metodologia aplicada inclui a estimativa de indicadores estatísticos para os dados experimentais medidos, métricas de incerteza para as variáveis climáticas medidas, validação de modelos de regressão de terceira e quarta ordem e produção de energia mensal.

José Marcelo da Silva

jms@poli.br

Jornandes Dias da Silva

jornandesdias@poli.br

SÍMBOLOS E SIGLAS

f_i^{exp} . Variáveis experimental da Equação (3.5)

$(f_i)^{\text{mod}}$. Variáveis do modelo da Equação (3.5)

G_i Radiação solar total para cada hora do dia (W/m²)

G_t Radiação solar total (W/m²)

g_i Funções de transformação da Tabela (3.1)

IC Limite de confiança

R_p Coeficiente de correlação de Pearson

R^2 Coeficiente de determinação

R_{Adj}^2 . Coeficiente de determinação ajustado

RQEQM Raiz quadrada do erro quadrado médio

SQE Soma dos quadrados médios

T_a Temperatura ambiente (°C)

T_{sky} Temperatura atmosférica (°C)

T_b Temperatura da camada da célula fotovoltaica (°C)

T_c Temperatura da célula fotovoltaica (°C)

T_{solo} Temperatura solo (°C)

t tem em hora do dia (h)

y_i Variável resposta da Equação (3.1)

V_w Velocidade do vento (m/h)

Letras Gregas

α Absortividade (-)

α_i Coeficientes da Equação (3.1), $i = 0, 1, 2, \dots, m$

τ Transmitibilidade

σ^2 Variância

χ^2 Qui-quadrado

η_{cell} Eficiência elétrica

σ_A Desvio padrão da amostra

σ_m Desvio padrão da média

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1- Sistema de Painéis Fotovoltaicos em uma Casa Residencial.....	15
Figura 2.2- Diagrama de lacuna mostrando os diferentes tamanhos das lacunas para condutores, semicondutores e isoladores.....	17
Figura 2.3- (a) A junção P-N de um diodo junto com seu componente esquemático e real correspondente; (b) O cátodo e o ânodo do diodo são rotulados de modo que a corrente convencional flua de ânodo para cátodo através do diodo.....	18
Figura 2.4- Um diagrama simplificado de um semicondutor do tipo N. Apenas quatro dos elétrons de valência do átomo de fósforo são usados para a ligação deixando um elétron livre.....	19
Figura 2.5- Um diagrama simplificado de um semicondutor do P-tipo dopado com boro. Observe-se o elétron ausente no lado direito do átomo de boro. Essa deficiência constitui um buraco.....	20
Figura 3.1- Diagrama simplificado de uma Célula Fotovoltaica.....	22
Figura 3.2- Modelo de Regressão Linear Simples;.....	23
Figura 3.3- Modelo de Regressão não Linear.....	24
Figura 4. 1- (a) Dados da radiação do primeiro trimestre; (b) Dados da radiação do segundo trimestre.....	37
Figura 4. 2- (a) Dados da radiação do terceiro trimestre; (b) Dados da radiação do quarto trimestre	39
Figura 4.3- (e) Dados da temperatura ambiente do primeiro trimestre; (f) Dados da temperatura ambiente do segundo trimestre.....	41
Figura 4.4- (g) Dados da temperatura ambiente do terceiro trimestre; (h) Dados da temperatura ambiente do quarto trimestre.....	43
Figura 4.5- (i) Dados da velocidade do vento do primeiro trimestre; (j) Dados da velocidade do vento do segundo trimestre do ano de 2021.....	45
Figura 4.6- (k) Dados da velocidade do vento do terceiro trimestre; (l) Dados da velocidade do vento do quarto trimestre do ano de 2021.....	46

Figura 4.7- (a') Resultados da radiação solar do mês fevereiro ajustados com um modelo de terceira ordem; (b') Diagrama de paridade da radiação solar medida e radiação solar prevista pelo modelo de terceira ordem.....	49
Figura 4.8- (c') Resultados da radiação solar do mês fevereiro ajustados com um modelo de quarta ordem; (d') Diagrama de paridade da radiação solar medida e radiação solar prevista pelo modelo de quarta ordem.....	51
Figura 4.9- Representação da radiação solar total média do mês por dia e média da radiação solar do dia.....	52
Figura 4.10- Energia verde produzida a partir módulo fotovoltaico usando a radiação solar total média do mês por dia.....	53
Figura 4.11- Comparação da temperatura da célula, temperatura no verso da célula e temperatura ambiente.....	54
Figura 4.12- Perfil da eficiência do módulo fotovoltaico pela Equação (3.37) para o mês de novembro	54

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 2.1- Propriedades do Si que pode ser usado na modelagem das células fotovoltaicas.....	16
Tabela 3.1- Conjuntos de funções contínuas.....	25
Tabela 3.2- Correlações em função do EAM para calcular da temperatura no verso da célula.....	31
Tabela 4.1- Parâmetros estatísticos para a média da radiação solar de um dia de cada mês.....	38
Tabela 4.2- Parâmetros estatísticos para a média da radiação solar de um dia de cada mês.....	40
Tabela 4.3- Parâmetros estatísticos para a média da Ta de um dia de cada mês do primeiro e segundo trimestres.....	42
Tabela 4.4- Parâmetros estatísticos para a média da Ta de um dia de cada mês do terceiro e quartos trimestres.....	43
Tabela 4.5- Parâmetros estatísticos para a média da Vw de um dia de cada mês do primeiro e segundo trimestres do ano de 2021.....	45
Tabela 4.6- Parâmetros estatísticos para a média da Vw de um dia de cada mês do terceiro e quartos trimestres do ano de 2021.....	47
Tabela 4.7- Indicadores estatísticos para o ajuste do modelo matemático de terceira ordem e indicadores estatísticos dos resultados medidos e previstos usando um modelo regressão linear	50
Tabela 4.8- Indicadores estatísticos para o ajuste do modelo matemático de quarta ordem e indicadores estatísticos dos resultados medidos e previstos usando um modelo regressão linear..	51
Tabela 5.1- Resultados dos indicadores estatísticos para o ajuste da radiação solar usando modelos de regressões polinomiais.....	57
Tabela 5.2- Resultados dos indicadores estatísticos para o ajuste dos modelos de regressão linear simples.....	57

Sumário

CAPÍTULO 1.....	12
1. INTRODUÇÃO.....	12
CAPÍTULO 2.....	14
2. REVISÃO DA LITERATURA SISTEMA FOTOVOLTAICO	14
2.1 SISTEMA FOTOVOLTAICO.....	14
2.2.EFICIÊNCIA DAS CÉLULAS FOTOVOLTAICAS	16
2.2.1. ENERGIA DE BANDA PROIBIDA.....	16
2.3. EFEITO FOTOVOLTAICO NAS CÉLULAS SOLARES	17
2.3.1.DOPAGEM.....	18
2.3.2.DOPAGEM DO N-TIPO	19
2.3.3.DOPAGEM DO P-TIPO	19
CAPÍTULO 3.....	20
3 MODELAGEM MATEMÁTICA.....	20
3.1 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA FÍSICO	21
3.2. MODELOS DE REGRESSÕES	22
3.2.1. MODELO DE REGRESSÃO LINEAR SIMPLES	22
3.2.2. MODELO DE REGRESSÃO POLINOMIAL	23
3.3 PROBLEMA DIRETO	24
3.3.1. TRANSFORMAÇÃO LINEAR.....	24
3.4 PROBLEMA INVERSO LINEAR	26
3.4.1. MÉTODO PARA A ESTIMAÇÃO DOS PARÂMETROS DO MODELO.....	28
3.4.2. MÉTODO ITERATIVO DE GAUSS-JACOBI	29
3.5. MÉTRICAS ESTATÍSTICAS.....	30
3.6. TEMPERATURA NA CAMADA DO VERSO DA CÉLULA.....	31
3.7. TEMPERATURA DENTRO DA CÉLULA	32
3.8 EFICIÊNCIA DA CÉLULA	32
3.9 POTÊNCIA SAÍDA DA CÉLULA.....	32

3.10 ANÁLISE DE INCERTEZA	33
3.10.1. MÉTRICAS DA INCERTEZA.....	33
CAPÍTULO 4.....	36
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES MEDIDAS DE DADOS CLIMÁTICOS	36
4.1.1. MEDIDAS DA RADIAÇÃO SOLAR	36
4.1.2.MEDIDAS DA TEMPERATURA AMBIENTE	40
4.1.3. VELOCIDADE DO VENTO.....	44
4.2.VALIDAÇÃO POR COMPARAÇÃO	47
4.2.1. PRIMEIRO SEMESTRE (FEVEREIRO): MODELO DE TERCEIRA ORDEM	48
4.2.2. PRIMEIRO SEMESTRE (FEVEREIRO): MODELO DE QUARTA ORDEM.....	50
4.3 RADIAÇÃO TOTAL E MÉDIA DA RADIAÇÃO POR DIA.....	52
4.4 PRODUÇÃO DE ENERGIA	52
4.5 COMPARAÇÃO DE TEMPERATURAS	53
4.6 EFICIÊNCIA DO MODULO FOTOVOLTAICO	54
CAPÍTULO 5.....	56
5 CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS	56
APÊNDICE A: CÁLCULO DOS COEFICIENTES DA EQUAÇÃO (3.2):.....	58
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	62

CAPÍTULO 1

1. INTRODUÇÃO

A mudança climática pode afetar a energia solar fotovoltaica alterando as variáveis climáticas, como a irradiância horizontal global, a velocidade do vento na superfície e a temperatura do ar na superfície. Portanto, a implantação de fontes renováveis de energia como a solar fotovoltaica contribui para a mitigação das emissões de gases de efeito estufa (GEE) e para a desaceleração do aquecimento global. As fontes renováveis são mais afetadas pelos impactos das mudanças climáticas quando comparadas às fontes fósseis devido à sua dependência das variáveis climáticas para gerar eletricidade. Os painéis solares dependem da irradiância horizontal global e sua eficiência diminui com as temperaturas operacionais que são afetadas por variáveis climáticas como temperatura do ar na superfície e velocidade do vento na superfície por meio de processos de transferência de calor. As variáveis climáticas impactam o potencial energético e a viabilidade econômica dos sistemas de energia solar fotovoltaica que pode alterar o local ideal para a instalação fotovoltaica.

A utilização da energia solar compreende componentes térmicos e elétricos. A conversão elétrica transforma a maior parte da radiação solar incidente em energia térmica, resultando em um aumento da temperatura do módulo fotovoltaico e diminuição da eficiência da conversão elétrica. As aplicações fotovoltaicas incluem sistemas residenciais, sistemas industriais e usinas de energia em grande escala. O módulo fotovoltaico é um dispositivo que converte energia solar em eletricidade pelo efeito fotovoltaico. Os módulos fotovoltaicos podem ser estudados com relação às variáveis climáticas como radiação solar, temperatura ambiente e velocidade do vento. Estas variáveis climáticas podem ser usadas para analisar o desempenho do módulo fotovoltaico a partir de um conjunto fixo de condições de referência. A radiação solar pode ser usada para produzir energia de um módulo fotovoltaico durante um determinado período de tempo sobre condições específicas.

Nos estudos experimentais, é importante avaliar quantitativamente o quanto cada medida se espalha em torno da média. O nível de dispersão sobre o valor médio ajuda a identificar o nível de precisão dos resultados experimentais e, portanto, auxilia na quantificação da incerteza aleatória. O desvio padrão da amostra (σA) é a medida quantitativa de dispersão mais aceita em estudo experimental. O σA fornece uma estimativa para a incerteza aleatória para qualquer um dos valores usados no cálculo do σA . Por outro lado, o desvio padrão da média ($\sigma \mu$) para um determinado número de medições com pesos estatísticos iguais caracterizar a incerteza associada à média da amostra. Nas medidas de

radiação solar, temperatura ambiente e velocidade do vento, no módulo fotovoltaico, os erros sistemáticos e aleatórios podem ser considerados. Para este estudo, a discrepância entre os dados calculados e experimentais são desprezíveis, ou seja, o erro sistemático (medição com base nas características de precisão e calibração do instrumento) é desprezado. Por outro lado, o erro aleatório tem sido considerado para avaliar a incerteza associada à média nas diferentes medidas da radiação solar, temperatura ambiente e velocidade do vento para diferentes condições dos meses de 2021.

Até onde sabemos, poucos trabalhos tem analisado a incerteza experimental de dados medidos para radiação solar, temperatura ambiente e velocidade do vento. O presente trabalho visa analisar a incerteza experimental dos dados coletados do banco de dados meteorológicos históricos do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) do ano de 2021. Além disso, um caso de validação para a radiação solar tem sido realizado usando modelo matemático de regressão. Uma abordagem inversa linear foi desenvolvida para ajustar o modelo matemático de regressão aos dados experimentais. A novidade e originalidade deste trabalho estão na análise da incerteza experimental dos dados meteorológicos da radiação solar, temperatura ambiente e velocidade do vento.

CAPÍTULO 2

2. REVISÃO DA LITERATURA SISTEMA FOTOVOLTAICO

A energia renovável é a energia derivada de fontes naturais que são reabastecidas a uma taxa maior do que aquelas consumidas. A luz solar e o vento, por exemplo, são fontes que estão sendo constantemente reabastecidas. A energia solar é a fonte de energia renováveis mais abundante de todos os recursos energéticos e pode até ser aproveitada. As tecnologias solares convertem a luz solar em energia elétrica através de painéis fotovoltaicos ou através de espelhos que concentram a radiação solar [1-3]. A conversão da energia solar em energia elétrica é feita através do efeito fotovoltaico observado por Edmond Becquerel em 1839. O efeito consiste no surgimento de uma diferença de potencial entre dois materiais semicondutores de propriedades elétricas diferentes devido à incidência de luz na região de junção entre os mesmos.

As fontes de energia renovável têm um alto significado positivo no meio ambiente, na economia e na política mundial. A energia solar pode ser considerada como uma fonte renovável para suprir as demandas energéticas e controlar as mudanças globais do clima. Energia solar fotovoltaica é definida como a conversão direta a partir da energia da radiação solar em eletricidade através do efeito fotovoltaico, de forma que este efeito ocorre em materiais especiais, denominados semicondutores que fundamenta uma célula fotovoltaica [4-6]. De acordo com os átomos dos semicondutores, as células podem ser classificadas em cristalinas que são subdivididas em monocristalinas, multicristalinas e microcristalinas.

2.1 SISTEMA FOTOVOLTAICO

As células fotovoltaicas podem converter diretamente a energia solar em energia elétrica, o que é ecologicamente correto e tem uma ampla gama de aplicações. Na prática da engenharia, a incerteza dos parâmetros da célula fotovoltaica tem um impacto importante no desempenho da célula [7]. Para estudar a influência da incerteza dos parâmetros no desempenho de saída das células fotovoltaicas, um modelo de célula fotovoltaica pode ser estabelecido e os parâmetros são selecionados. A influência de parâmetros na potência de saída e na eficiência de conversão dos sistemas fotovoltaicos pode ser estudada usando o método de análise de sensibilidade [8]. Um sistema fotovoltaico é composto por um ou mais painéis solares acoplados a um inversor e outros equipamentos elétricos e mecânicos que usam a energia do Sol para gerar eletricidade. A figura 2.1 mostra um esquema de painéis solares em casa residencial.



Figura 2.1. Sistema de Painéis Fotovoltaicos em uma Casa Residencial

Existem diferentes tipos de células fotovoltaicas que usam semicondutores para interagir com os fótons que vem do Sol a fim de gerar uma corrente elétrica. As células fotovoltaicas podem ser fabricadas de diferentes maneiras e diferentes materiais. Apesar dessa diferença, todos eles realizam a mesma tarefa de coletar energia solar e convertê-la em eletricidade útil [9]. O material mais comum para construir os painéis solares é o **silício (Si)** que possui propriedades semicondutoras. O Si é o sétimo elemento mais abundante no universo e, portanto, na crosta terrestre, o Si é o segundo elemento mais abundante. O composto mais comum de silício é o dióxido de silício (SiO_2).

O Si é amplamente utilizado em eletrônica por causa de suas propriedades semicondutoras [10]. Além disso, o silício é amplamente utilizado no setor de energia como o principal componente de painéis solares e células fotovoltaicas. O Si é usado principalmente na sua forma sólida. Também pode ser combinado com outros elementos para produzir outros produtos e, na natureza, o Si é encontrado na forma de SiO_2 . Algumas propriedades do silício são mostradas na Tabela 2.1 como segue.

Tabela 2.1. Propriedades do Si que pode ser usado na modelagem das células fotovoltaicas.

Propriedades	Valores
Peso atômico	28,0855
Densidade (em 0°C)	2,3296 g/cm ³
Ponto de ebulição	3538 K
Ponto de fusão	1687 K
Energia incorporada	1000-1500 MJ/kg

2.2.EFICIÊNCIA DAS CÉLULAS FOTOVOLTAICAS

Eficiência é a comparação da produção de energia com a entrada de energia de um determinado sistema. Para células solares fotovoltaicas, isso significa a proporção de energia elétrica útil que elas produzem pela quantidade de energia solar incidente na célula sobre condições de teste padronizadas [11]. Embora algumas células solares experimentais tenham alcançado eficiências próximas a 50%, a maioria das células comerciais está abaixo de 30%. Ao contrário da eficiência de Carnot, que limita a eficiência térmica dos motores térmicos, a eficiência das células solares é limitada por algo chamado de "energia de banda proibida".

2.2.1. ENERGIA DE BANDA PROIBIDA

A física dos semicondutores requer uma quantidade mínima de energia para remover um elétron de uma estrutura cristalina conhecida como energia de banda proibida. A lacuna de banda é a distância entre a banda de valência dos elétrons e a banda de condução como é mostrada na Figura 2.2 abaixo. A lacuna representa a energia mínima necessária para excitar um elétron até um estado na banda de condução em que ele possa participar da condução. O nível de energia mais baixo é a banda de valência e, portanto, se existir uma lacuna entre esse nível e a banda de condução de energia mais alta, a energia deve ser fornecida para que os elétrons se libertem.

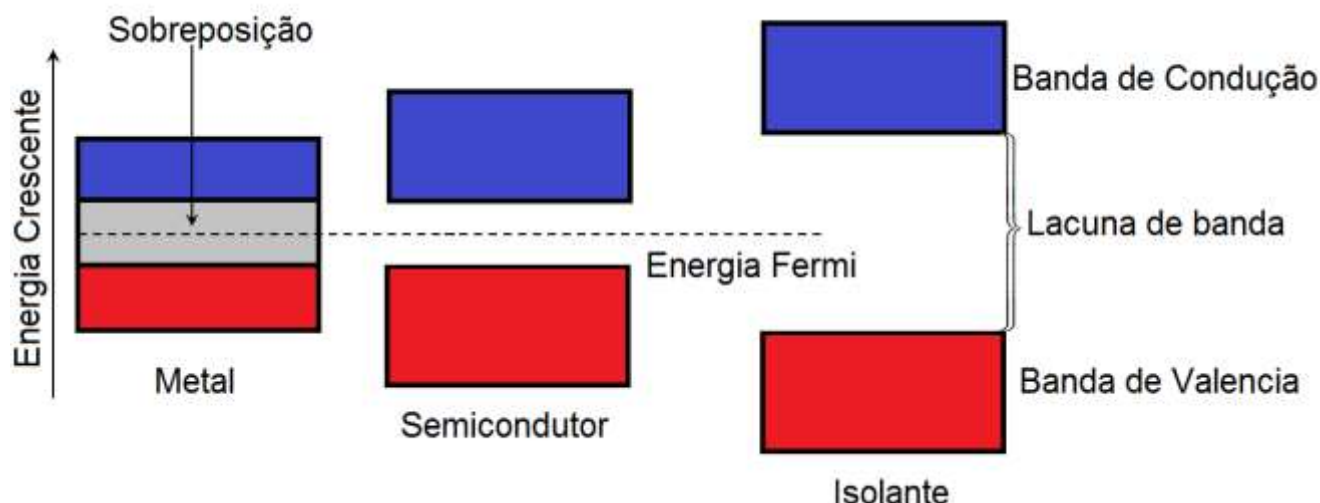


Figura 2.2. Diagrama de lacuna mostrando os diferentes tamanhos das lacunas para condutores, semicondutores e isoladores.

A Figura 2.2 acima ilustra a diferença de tamanho da lacuna para isoladores, condutores e semicondutores. O tamanho dessa lacuna dá aos materiais algumas de suas propriedades distintas. Nos isolantes, os elétrons na banda de valência são separados por uma grande lacuna da banda de condução. Isso significa que há uma grande lacuna "proibida" nas energias impedindo que os elétrons da banda de valência saltem para a banda de condução e participem da condução. Isso fornece uma explicação porque os isoladores não conduzem bem a eletricidade.

2.3. EFEITO FOTOVOLTAICO NAS CÉLULAS SOLARES

As células solares são compostas por dois tipos diferentes de semicondutores P-tipo e N-tipo que são unidos para criar uma junção P-N conforme a Figura 2.3. Ao unir esses dois tipos de semicondutores, um campo elétrico é formado na região da junção à medida que os elétrons se movem para o lado P positivo e os buracos se movem para o lado N negativo. Este campo faz com que as partículas carregadas negativamente se movam em uma direção e as partículas carregadas positivamente na outra direção.

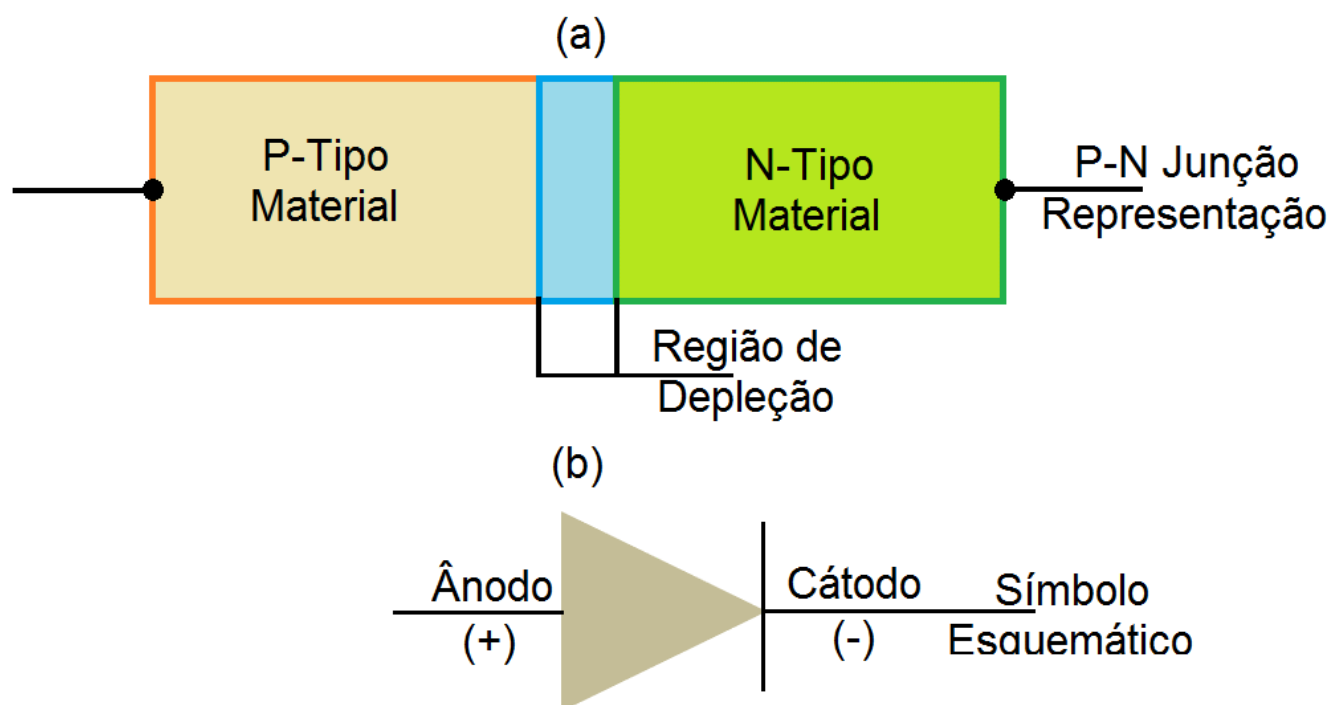


Figura 2.3. (a) A junção P-N de um diodo junto com seu componente esquemático e real correspondente; (b) O cátodo e o ânodo do diodo são rotulados de modo que a corrente convencional flua de ânodo para cátodo através do diodo.

A maneira como um diodo opera pode ser difícil de entender, pois envolve mecânica quântica bastante avançada. No entanto, no nível mais simples, a operação de um diodo pode ser entendida observando o fluxo de cargas positivas (buracos) e as cargas negativas (elétrons). Tecnicamente, um diodo semiconductor é chamado de junção P-N. A junção P-N tem um papel importante na operação dos módulos fotovoltaicos.

2.3.1.DOPAGEM

Fazer o diodo funcionar corretamente requer um processo conhecido como dopagem. Os semicondutores podem ser dopados com materiais para que tenham um excesso de elétrons facilmente deslocados [12]. Geralmente, os elétrons são referidos a uma região negativa ou do N-tipo. Além disso, eles podem ser dopados com elementos que criam um excesso de buracos que absorvem facilmente esses elétrons. Geralmente, os elétrons são referidos a uma região positiva ou do P-tipo. As regiões negativas e positiva do diodo são o cátodo e o ânodo do componente, respectivamente. O diodo é um componente elétrico com a propriedade fundamental de permitir apenas que a corrente elétrica flua em uma direção através dele. Essa propriedade é essencial para a conversão de corrente alternada em corrente contínua. O tipo mais comum de diodo hoje em dia é o diodo semiconductor.

A dopagem tem sido considerada como a prática de introduzir quantidades muito pequenas de certos átomos desconhecidos na rede cristalina de um semiconductor para modificar suas propriedades elétricas [13]. Esses átomos desconhecidos são considerados como dopantes. Normalmente, os dopantes são portadores de carga ao semiconductor criando um excesso ou uma deficiência de elétrons ao redor do átomo desconhecido. Portanto, isso leva a dois tipos distintos de doping, P-tipo e N-tipo.

2.3.2.DOPAGEM DO N-TIPO

Ao adicionar átomos com um número maior de elétrons do que o silício a uma rede de silício resulta na criação de elétrons livres. A Figura 2.4 mostra este caso. Como o silício tem quatro elétrons de valência, os dopantes do tipo N mais comuns são átomos com cinco elétrons de valência, tais como o fósforo, antimônio e arsênico. Quando esses átomos são incorporados à rede de silício, quatro elétrons de valência são usados para se ligar aos átomos de silício circundantes deixando um elétron de valência livre para mover-se para a banda de condução. A dopagem do tipo N aumenta drasticamente a condutividade elétrica do semiconductor.

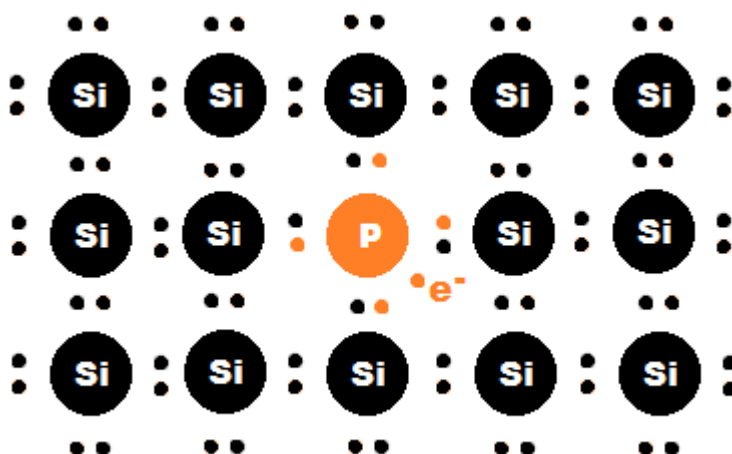


Figura 2.4. Um diagrama simplificado de um semiconductor do tipo N. Apenas quatro dos elétrons de valência do átomo de fósforo são usados para a ligação deixando um elétron livre.

2.3.3.DOPAGEM DO P-TIPO

Quando um átomo com um elétron de valência a menos que o silício é adicionado a uma rede de silício, são criadas as deficiências de elétrons. Na Figura 2.5, pode ser relatado este caso. Essas deficiências são chamadas de buracos. Esses buracos atraem elétrons livres e complementam os semicondutores do tipo N, pois o excesso de elétrons do tipo N pode ser absorvido pelo tipo P. Essa

propriedade é parte integrante da junção P-N, um componente vital na operação de um diodo. Os dopantes do tipo P têm três elétrons de valência tais como boro, alumínio e gálio.

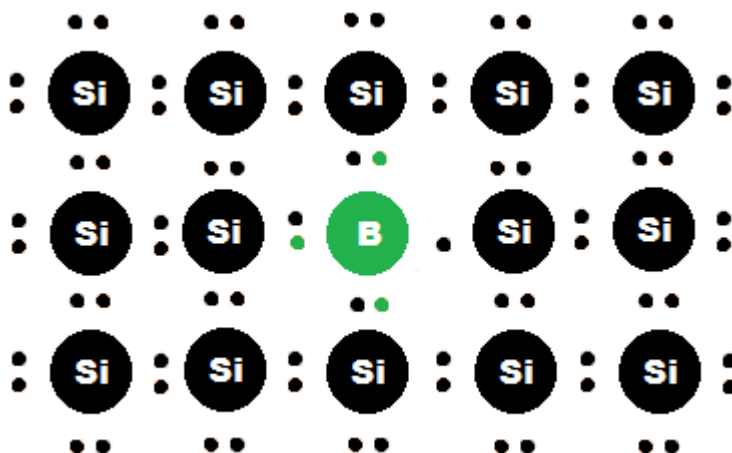


Figura 2.5. Um diagrama simplificado de um semicondutor do P-tipo dopado com boro. Observe-se o elétron ausente no lado direito do átomo de boro. Essa deficiência constitui um buraco.

CAPÍTULO 3

3 MODELAGEM MATEMÁTICA

A energia fotovoltaica converte diretamente a radiação solar em eletricidade com eficiência máxima na faixa de 9 a 14% dependendo do tipo específico de célula solar. Mais de 80% da radiação solar incidente nas células fotovoltaicas não é convertida em eletricidade e, portanto, essa radiação solar incidente não convertida em eletricidade pode ser refletida ou convertida em energia térmica. Neste contexto, isso leva a um aumento na temperatura de trabalho da célula fotovoltaica e, conseqüentemente, a uma queda na eficiência de conversão de eletricidade. Diante disso, sistemas híbridos fotovoltaicos e térmicos são desenvolvidos para produzir eletricidade e energia térmica simultaneamente. Neste trabalho, um sistema simples tem sido desenvolvido para estudar o desempenho de um módulo fotovoltaico.

A geração solar fotovoltaica tem aumentado nos últimos anos devido às emissões de gases do efeito estufa para o meio ambiente. Este aumento de emissões de gases exigirá uma mudança na produção de energia a partir dos combustíveis fósseis. O uso de energias renováveis, como a energia solar, energia eólica e energia geotérmica, é uma opção de energia limpa para fins de geração de eletricidade. A energia solar pode ser convertida em eletricidade usando uma célula fotovoltaica. A célula fotovoltaica pode converter a energia do fóton na forma de sinais elétricos. Esta metodologia

de geração de energia não prejudica o ecossistema e, portanto, os sistemas de geração de energia fotovoltaica estão se tornando populares para geração em pequena escala, bem como para produção em grande escala.

As aplicações mais eficientes requerem conversores eletrônicos para processar a eletricidade do dispositivo da célula fotovoltaica. Esses conversores podem ser usados para regular a tensão e a corrente na carga, para controlar o fluxo de energia em sistemas conectados à rede e, principalmente, para rastrear o ponto de potência máxima do dispositivo. Para estudar conversores eletrônicos para sistemas de células fotovoltaicas, primeiro é necessário saber como modelar a célula fotovoltaica que está conectada ao conversor. As células

3.1 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA FÍSICO

fotovoltaicas apresentam uma característica não linear com vários parâmetros que precisam ser ajustados a partir de dados experimentais obtidos através de aquisição de dados. Um modelo matemático confiável e preciso, é possível simular o sistema fotovoltaico e prever a produção de energia a partir da radiação solar sobre várias condições climática.

A modelagem física representa uma construção física cujos fenômenos físicos desta modelagem física podem ser modelados aplicando modelos matemáticos. A modelagem matemática é uma ferramenta estabelecida em engenharia para estudar previsão de fenômenos complexos de modelo físico. Diferentes aspectos dos modelos matemáticos são considerados como questões desafiadoras como solução de tais modelos matemáticos para interpretar os resultados e prever as respostas do modelo físico. Uma configuração física simplificada de célula fotovoltaica foi usada para desenvolver o modelo matemático e pode ser vista na Figura 3.1 abaixo.

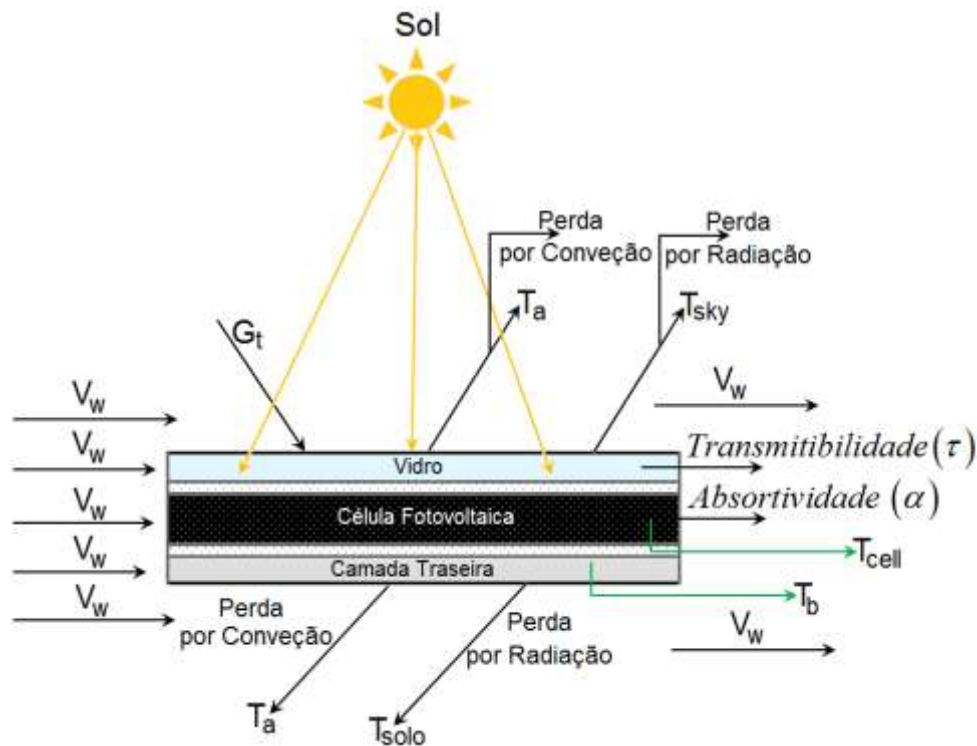


Figura 3.1. Diagrama simplificado de uma Célula Fotovoltaica.

3.2. MODELOS DE REGRESSÕES

3.2.1. MODELO DE REGRESSÃO LINEAR SIMPLES

Os modelos de regressão são usados para descrever o comportamento de uma variável dependente em relação às variáveis independentes que também são chamadas de variáveis explicativas, covariáveis ou estímulos.

Particularmente, o modelo de regressão linear simples é uma função linear dos coeficientes (α_0, α_1) que são os elementos do vetor de parâmetros α e pode ser visto detalhado na Figura 3.2. O modelo de regressão linear simples é definido pela distribuição gaussiana com média de

$$E(Y/x_i, i=1, 2, \dots, k) = \mu_i = a_0 + \alpha_1 x_1 + \dots + \alpha_k x_k \quad (3.1)$$

Por outro lado, a Variância é dada como:

$$V(Y/x_i, i=1, 2, \dots, k) = V(\varepsilon) = \sigma^2 \quad (3.2)$$

Neste trabalho, o modelo linear simples é usado para comparar os dados experimentais e dados de previsões da radiação solar (G_t) usando diagrama de paridade.

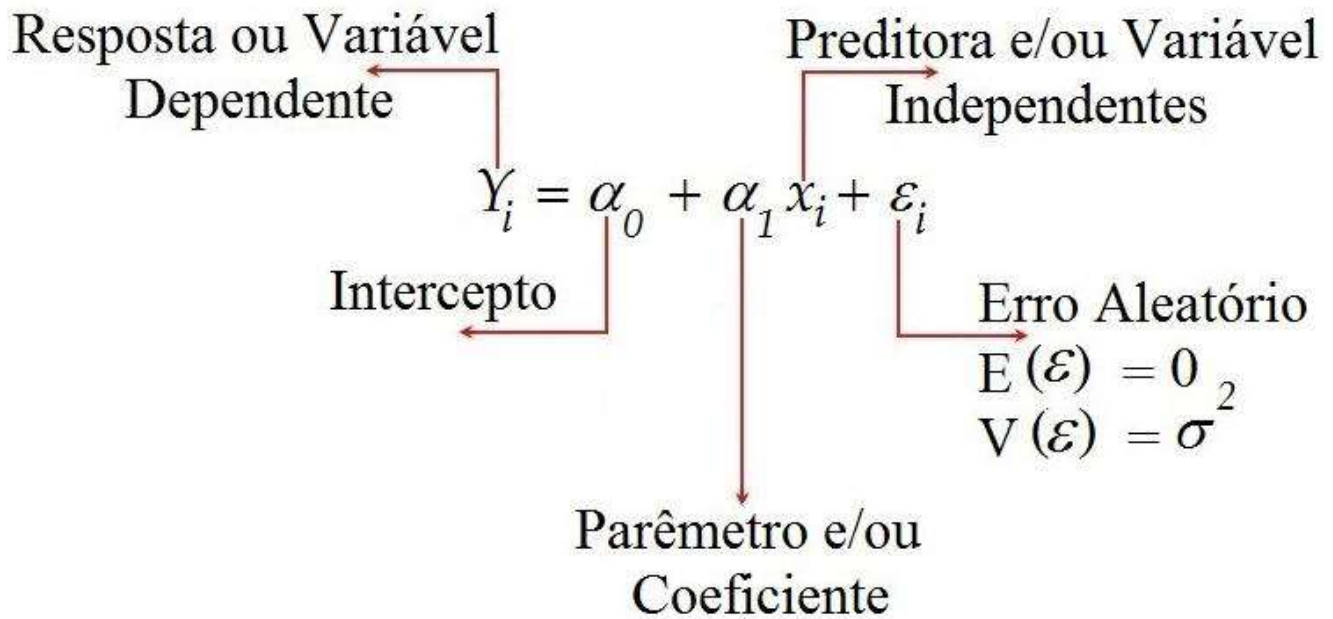


Figura 3.2. Modelo de Regressão Linear Simples.

3.2.2. MODELO DE REGRESSÃO POLINOMIAL

Os modelos regressão polinomial de variáveis respostas são descritos como uma função de uma variável explicativa (variável independente) e seus parâmetros (taxas), tendo como objetivo identificar e estabelecer uma relação entre a variável explicativa e variável resposta segundo a Figura 3.3. Neste contexto, as aplicações são usadas em diversas áreas como física, química, biologia, cinética, fisiologia, dentre outras. O modelo de regressão polinomial está restrito a uma distribuição gaussiana com média da seguinte forma:

$$E(Y/x_i, i=1, 2, \dots, k) = a_0 + \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2^2 + \dots + \alpha_k x_k^n \quad (3.3)$$

Por outro lado, a Variância é dada como:

$$V(Y/x_i, i=1, 2, \dots, k) = V(\varepsilon) = \sigma^2 \quad (3.4)$$

Neste trabalho, um modelo polinomial é usado para validar os dados experimentais da Gt aplicando a metodologia dos mínimos quadrados (MMQs).

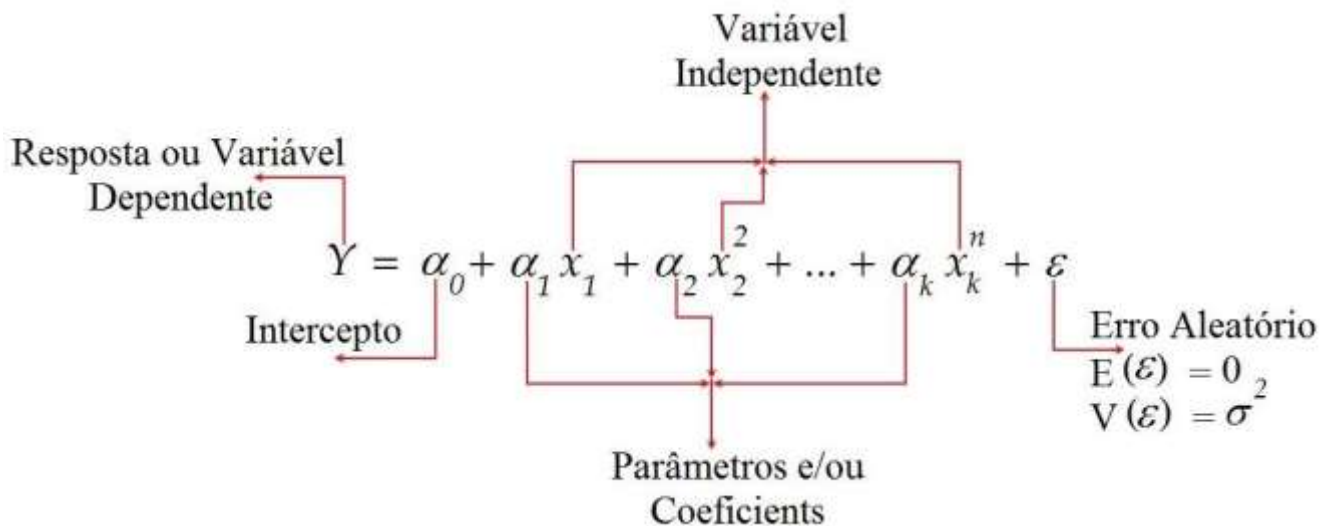


Figura 3.3. Modelo de Regressão não Linear.

3.3 PROBLEMA DIRETO

Um modelo de regressão polinomial tem sido proposto para ajustar os dados experimentais medidos a partir da Figura 3.1. Este modelo relaciona a variável dependente com o tempo (hora do dia) e pode ser visto na Equação (3.1) como segue.

$$y_i = \alpha_0^{(k)} + \alpha_1^{(k)} t_i + \alpha_2^{(k)} t_i^2 + \alpha_3^{(k)} t_i^3 + \dots + \alpha_m^{(k)} t_i^m + \varepsilon_i; i=0,1,2,3,\dots,m \quad (3.5)$$

Na Equação (3.5), $\alpha_m^{(k)}$ relatam um conjunto de parâmetros desconhecidos e/ou taxas do modelo proposto (Equação (3.1)). Estes parâmetros desconhecidos e/ou taxas têm um papel importante sobre a resposta. Os valores numéricos destes parâmetros têm um impacto direto sobre a resposta com efeito positivo ou negativo. Por outro lado, t_i relata o tempo (variável independente ou explicativa). A relação entre y_i e t_i não é uma relação perfeita e, portanto, um erro aleatório (ε_i) está associado a esta relação com esperança $E[\varepsilon_i/t_i]$ igual a 0 e variância $V[\varepsilon_i/t_i]$ igual a σ^2 (variância constante).

3.3.1. TRANSFORMAÇÃO LINEAR

A Equação (3.1) pode ser transformada para um modelo de regressão linear múltipla aplicando o critério de mudança de variável da Tabela (3.1). Neste caso, um conjunto de pontos discretos

$[t_0, f(t_0)], [t_1, f(t_1)], [t_2, f(t_2)], \dots, [t_m, f(t_m)]$ foram considerados nas posições $t_0, t_1, t_2, \dots, t_m$,

pertencentes a um intervalo $[a, b]$, e n funções $g_1(t_0), g_2(t_1), g_3(t_2), \dots, g_m(t_m)$ nesse intervalo $[a, b]$ como segue.

Tabela 3.1. Conjuntos de funções contínuas.

Funções Contínuas $g_m(t_m)$	Funções Contínuas $g_m(t_m)$
$g_1(t_i) = 1,0$	$g_4(t_i) = t_i^3$
$g_2(t_i) = t_i$	$\vdots$
$g_3(t_i) = t_i^2$	$g_m(t_m) = t_m^n$

A Equação (3.1) pode ser reescrita usando as funções contínuas da Tabela (3.1.). As funções contínuas $g_1(t_0), g_2(t_1), g_3(t_2), \dots, g_m(t_m)$ são linearmente independente e a Equação (3.1) é reescrita como uma função de tais funções contínuas como segue.

$$y_i = \alpha_0^{(k)} g_1(t_i) + \alpha_1^{(k)} g_2(t_i) + \alpha_2^{(k)} g_3(t_i) + \alpha_3^{(k)} g_4(t_i) + \dots + \alpha_m^{(k)} g_m(t_m) + \varepsilon_i \quad (3.6)$$

Geralmente, o erro aleatório $E[\varepsilon_i/t_i]$ tem distribuição normal com $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$.

Por outro lado, o valor esperado $E(y/t_m)$ é dado como segue.

$$E[y_i/t_i] = \alpha_0^{(k)} g_1(t_i) + \alpha_1^{(k)} g_2(t_i) + \alpha_2^{(k)} g_3(t_i) + \alpha_3^{(k)} g_4(t_i) + \dots + \alpha_m^{(k)} g_m(t_m) + \varepsilon_i \quad (3.7)$$

Como no caso do valor esperado $E(y/t_m)$ acima, a variância $V(y/t_m)$ em relação a variável independente (tempo) é dada como segue.

$$V[y/t_m] = \sigma^2 \quad (3.8)$$

3.4 PROBLEMA INVERSO LINEAR

Existem muitos métodos de otimização que foram propostos para resolver problemas inversos. Normalmente, os problemas inversos são divididos em três partes: dados experimentais, modelo proposto e parâmetros de estimação. A metodologia de estimação é baseada em minimização aplicando a norma dos mínimos quadrados e pode ser definida como função objetivo. Na abordagem inversa, a função objetivo é um critério para estimar o erro entre os valores calculados e experimentais, e também é usada para verificar se os parâmetros estimados estão próximos dos parâmetros reais. Na verdade, a minimização da função objetivo é buscar os parâmetros ótimos estimados, o que é um problema de estimação de parâmetros em matemática. Neste trabalho, o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) tem sido aplicado para obter as equações normais aplicando a função objetivo para G_i como segue.

$$y_i \left[\alpha_0^{(k)}, \alpha_1^{(k)}, \alpha_2^{(k)}, \dots, \alpha_m^{(k)} \right] = \sum_{i=1}^{n_p} \left[f_i(t_m)^{exp.} - y_i(t_m; p)^{mod.} \right]^2 = \sum_{i=1}^{n_p} \left[f_i(t_m)^{exp.} - \alpha_0^{(k)} - g_1(t_i) - \alpha_1^{(k)} g_2(t_i) - \dots - \alpha_m^{(k)} g_m(t_m) \right]^2 \quad (3.9)$$

A partir da Equação (3.5) é possível encontrar as equações normais aplicando a Equação (3.9). A Equação (3.9) é um critério de mínimo do cálculo diferencial e integral e tem como base encontrar as equações normais a partir do MMQ.

$$\frac{\partial y}{\partial \alpha_j^{(k)}} = 0, j = 0, 1, 2, \dots, m-1 \quad (3.10)$$

As equações normais são obtidas usando o critério de mínimo da Equação (3.6) e essas equações normais têm sido apresentadas no sistema de Equações Algébricas Lineares (EALs) da Equação (3.7) como segue.

$$\begin{cases} a_{11}\hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{12}\hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{13}\hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{14}\hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{1m}\hat{\alpha}_m^{(k)} = b_1 \\ a_{21}\hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{22}\hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{23}\hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{24}\hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{2m}\hat{\alpha}_m^{(k)} = b_2 \\ a_{31}\hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{32}\hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{33}\hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{34}\hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{3m}\hat{\alpha}_m^{(k)} = b_3 \\ \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad + \dots + \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad = \vdots \\ a_{m1}\hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{m2}\hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{m3}\hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{m4}\hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{mm}\hat{\alpha}_m^{(k)} = b_m \end{cases} \quad (3.11)$$

O sistema de EALs (Eq. (3.11)) relaciona a $f_i(t_i)$ e t_i de um módulo fotovoltaico. O sistema de EALs pode ser reescrito em termo matricial de uma forma mais geral como segue.

$$F_i(t_i) = A\hat{\alpha}_i^{(k)} + \hat{\varepsilon}_i; i = 0, 1, 2, \dots, 7 \quad (3.12)$$

Na Equação (3.12), “ $f_i(t_i)$ ” é o vetor das observações de dimensão $(n \times 1)$, “ A ” é a matriz das variáveis independentes de dimensão $(n \times p)$, “ α ” é o vetor dos coeficientes de regressão de dimensão $(p \times 1)$ e “ ϵ ” é o vetor dos erros aleatórios de dimensão $(n \times 1)$. $f_i(t_i)$, A , α e ϵ podem ser expressos de forma explícita como segue.

$$F_i(t_i) = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} 1 & a_{11} & a_{12} & a_{13} & \cdots & a_{1m} \\ 1 & a_{21} & a_{22} & a_{23} & \cdots & a_{2m} \\ 1 & a_{31} & a_{32} & a_{33} & \cdots & a_{3m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & a_{m1} & a_{m2} & a_{m3} & \cdots & a_{mm} \end{bmatrix}, \hat{\alpha}^{(k)} = \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_0^{(k)} \\ \hat{\alpha}_1^{(k)} \\ \hat{\alpha}_2^{(k)} \\ \vdots \\ \hat{\alpha}_m^{(k)} \end{bmatrix}, e \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \vdots \\ \varepsilon_m \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

Como ε é normalmente distribuído, tendo-se $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$, com 0 considerado como um vetor nulo e I_n a matriz identidade de ordem $n \times n$, y será normalmente distribuído com

$E(F_i(t_i)) = A\alpha$ matriz de variâncias- covariâncias $cov(F_i(t_i)) = \sigma^2 I_n$. Desta forma, pode-se afirmar que:

$$F_i(t_i) \sim N\left(A\alpha_i^{(k)}, \sigma^2 I_n\right) \quad (3.14)$$

3.4.1. MÉTODO PARA A ESTIMAÇÃO DOS PARÂMETROS DO MODELO

A estimação por regressões é meramente a aplicação do MMQ ao grupo de equações normais que formam um sistema de EALs. Vamos retornar a Equação (3.7) e escrever a Equação (3.7) como uma função do erro aleatório como segue.

$$SQE(\hat{\alpha}) = \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2 = \hat{\varepsilon}^T \varepsilon \quad (3.15)$$

O erro aleatório pode ser obtido partir da Equação (3.12) Como:

$$\hat{\varepsilon} = F_i(t_i) - A\hat{\alpha}_i^{(k)} \quad (3.16)$$

A Equação (3.15) foi substituída na Equação (3.16). Desta forma, é possível obter a seguinte equação.

$$SQE(\hat{\alpha}) = \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2 = \hat{\varepsilon}^T \varepsilon = \left[F_i(t_i) - A\hat{\alpha}_i^{(k)} \right]^T \left[F_i(t_i) - A\hat{\alpha}_i^{(k)} \right] \quad (3.17)$$

O produto da Equação (3.17) foi efetuado e, portanto, resulta em:

$$\begin{aligned} SQE(\hat{\alpha}) = & \left[F_i(t_i) \right]^T F_i(t_i) - \left[F_i(t_i) \right]^T A\hat{\alpha}_i^{(k)} - \left[F_i(t_i) \right]^T \left[\hat{\alpha}_i^{(k)} \right]^T F_i(t_i) \\ & + \left[\hat{\alpha}_i^{(k)} \right]^T A^T A\hat{\alpha}_i^{(k)} \end{aligned} \quad (3.18)$$

Como os termos $\left[F_i(t_i) \right]^T A\hat{\alpha}_i^{(k)}$ e $A^T \left[\hat{\alpha}_i^{(k)} \right]^T F_i(t_i)$ são ambos escalares, então, pode-se afirmar

que $A^T \left[\hat{\alpha}_i^{(k)} \right]^T F_i(t_i) = \left[F_i(t_i) \right]^T A\hat{\alpha}_i^{(k)}$ Desta forma, a Equação (3.18) reduz a:

$$SQE(\hat{\alpha}) = \left[F_i(t_i) \right]^T F_i(t_i) - 2 \left[\hat{\alpha}_i^{(k)} \right]^T A^T F_i(t_i) + \left[\hat{\alpha}_i^{(k)} \right]^T A^T A\hat{\alpha}_i^{(k)} \quad (3.19)$$

A Equação (3.19) é derivada com relação ao estimador α . Depois de derivar, a Equação (3.19) foi reorganizada para:

$$SQE(\hat{\alpha}) = \left[F_i(t_i) \right]^T F_i(t_i) - 2 \left[\hat{\alpha}_i^{(k)} \right]^T A^T F_i(t_i) + \left[\hat{\alpha}_i^{(k)} \right]^T A^T A\hat{\alpha}_i^{(k)} \quad (3.20)$$

Os termos $A^T A \hat{\alpha}_i^{(k)}$ e $A^T [\hat{\alpha}_i^{(k)}]^T A$ são considerados escalares e, portanto, pode-se confirmar que $A^T [\hat{\alpha}_i^{(k)}]^T A = A^T A [\hat{\alpha}_i^{(k)}]$. Assim, a Equação (3.20) reduz a:

$$\frac{\partial SQE(\hat{\alpha})}{\partial \hat{\alpha}_j} = -2 A^T F_i(t_i) + \left[A^T A \hat{\alpha}_i^{(k)} + A^T A \hat{\alpha}_i^{(k)} \right] \Rightarrow \frac{\partial SQE(\hat{\alpha})}{\partial \hat{\alpha}_j} = -2 A^T F_i(t_i) + 2 A^T A \hat{\alpha}_i^{(k)} \quad (3.21)$$

Adotando o critério de mínimo a Equação (3.21), ou seja, igualando a derivada de $SQE(\alpha)$ em relação ao estimador α , é possível obter a seguinte equação.

$$\frac{\partial SQE(\hat{\alpha})}{\partial \hat{\alpha}_j} = -2 A^T F_i(t_i) + 2 A^T A \hat{\alpha}_i^{(k)} = 0 \quad (3.22)$$

Desta forma, tem sido possível chegar a seguinte equação:

$$-2 A^T F_i(t_i) + 2 A^T A \hat{\alpha}_i^{(k)} = 0 \quad (3.23)$$

A partir da Equação (3.23), foi possível obter o estimador como segue:

$$\hat{\alpha}_i^{(k)} = \left(A^T A \right)^{-1} A^T F_i(t_i) \quad (3.24)$$

3.4.2. MÉTODO ITERATIVO DE GAUSS-JACOBI

O processo iterativo surge no contexto do ajuste de um modelo matemático parametrizado, minimizando uma função objetivo expressa como a soma dos quadrados dos erros entre a função do modelo matemático e um conjunto de pontos experimentais. Se o modelo é linear nos parâmetros, a função objetivo é o quadrático nos parâmetros. Essa função objetivo pode ser minimizada em relação aos parâmetros em uma etapa por meio da solução de uma equação matricial linear. O método de Gauss-Jacobi pode ser usado para calcular iterativamente os parâmetros dos problemas lineares nos parâmetros e, portanto, o algoritmo de Gauss-Jacobi pode ser relatado como segue.

$$\hat{\alpha}_j^{(k+1)} = \hat{\alpha}_j^{(k)} + \left(A^T A \right)^{-1} A^T \left[F_i(t_i) - \hat{y}_i(t_i; \hat{\alpha}_j) \right] \quad (3.25)$$

3.5. MÉTRICAS ESTATÍSTICAS

O aspecto mais importante de qualquer indicador é o erro (ϵ) associado a este indicador, definido como a probabilidade de incerteza do indicador, pois o ϵ quantifica a capacidade preditiva do indicador. O ϵ é função da distribuição amostral e, portanto, possui distribuição própria, o que caracteriza o verdadeiro desempenho do método de obtenção do indicador. Na prática, o erro deve ser estimado a partir de dados por algum método de estimativa de erro o que produz uma estimativa $(\hat{\epsilon})$. As principais métricas estatísticas utilizadas para analisar o desempenho de uma estimativa de erro são o coeficiente de correlação de Pearson (R_p) , coeficiente de determinação (R^2) , coeficiente de determinação ajustado $(\hat{R}_{Adj}^2)$, qui-quadrado (χ^2) e Raiz quadrada do erro quadrado médio (RQEQM). Estas métricas estatísticas são definidas como segue.

- Coeficiente de correlação de Pearson;

$$R_P = \frac{cov\left(y_i^{Exp.}, y_i^{Pred.}\right)}{\sigma_{y_i^{Exp.}} \sigma_{y_i^{Pred.}}} = \frac{\sum_{i=1}^{n_p} \left[y_i^{Exp.}(t_i) - \bar{y}^{Exp.}(t_i) \right] \left[y_i^{Pred.}(t_i) - \bar{y}^{Pred.}(t_i) \right]}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_p} \left[y_i^{Exp.}(t_i) - \bar{y}^{Exp.}(t_i) \right]^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n_p} \left[y_i^{Pred.}(t_i) - \bar{y}^{Pred.}(t_i) \right]^2}} \quad (3.26)$$

- Coeficiente de determinação;

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_p} \left[y_i^{Exp.}(t_i) - y_i^{Pred.}(t_i; \hat{\alpha}_j^k) \right]^2}{\sum_{i=1}^{n_p} \left[y_i^{Exp.}(t_i) - \bar{y}^{Exp.}(t_i) \right]^2} \quad (3.27)$$

- Coeficiente de determinação ajustado;

$$\hat{R}_{Adj.}^2 = 1 - \frac{(N-1)}{N - (p+1)} \left(1 - R^2 \right) \quad (3.28)$$

Onde,

R^2 é o coeficiente de determinação, N é a dimensão total da amostra e p é o número de variável independente.

- Qui-quadrado;

$$\chi^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_p} \left[y_i^{Exp.}(t_i) - y_i^{Pred.}(t_i, \hat{\alpha}_j^k) \right]^2}{n_p - p} \quad (3.29)$$

- Raiz quadrada do erro quadrado médio.

$$RQEQM = \sqrt{\frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} \left[y_i^{Exp.}(t_i) - y_i^{Pred.}(t_i, \hat{\alpha}_j^k) \right]^2} \quad (3.30)$$

3.6. TEMPERATURA NA CAMADA DO VERSO DA CÉLULA

A temperatura do módulo de um painel fotovoltaico afeta fortemente a produção eficiente de eletricidade [14-16]. A previsão precisa da temperatura do módulo desempenha um papel importante na avaliação econômica e energética dos sistemas fotovoltaicos. A temperatura dentro de um módulo fotovoltaico (T_{cell}) é mais alta do que a temperatura no verso da célula é mais alta do que a temperatura no verso da célula (T_b). Neste contexto, a T_{cell} pode ser definida como uma função da T_b e então, a T_{cell} é maior em alguns graus. Um total de nove (9) correlações implícitas para a T_b é apresentado na Tabela 3.2 como função da radiação solar (G_i), temperatura ambiente (T_a) e velocidade do vento (V_w). Estas correlações implícitas foram apresentadas como função do erro absoluto médio (EAM) em ordem crescente do EAM como pode ser visto na Tabela 3.2 abaixo.

Tabela 3.2: Correlações em função do EAM para calcular da temperatura no verso da célula

Correlação da temperatura no verso da célula	EAM (°C)	Equações	Fontes
$T_b = T_a + 0,0138 G_i (1 + 0,031 T_a) (1 - 0,042 V_w)$	4,05	(3.31)	[17]
$T_b = 1,4 T_g + 0,01 (G_i - 500) - V^{0,8}$	4,43	(3.32)	[18]
$T_b = 0,899 T_a + 0,025 G_i - 1,30 V_w + 3,12$	4,75	(3.33)	[19]
$T_b = T_a + \left(\frac{0,32}{8,91 + 2,0 V_w} \right) G_i$	5,56	(3.34)	[20]
$T_b = T_b + G_i \exp(-3,473 - 0,0594 V_w)$	6,17	(3.35)	[21]
$T_b = 0,943 T_a + 0,028 G_i - 1,528 V_w + 4,30$	6,35	(3.36)	[22]
$T_b = 0,943 T_a + 0,0195 G_i - 1,528 V_w + 0,3529$	6,37	(3.37)	[23]
$T_b = T_a + \left(\frac{0,25}{5,7 + 3,8 V_w} \right) G_i$	6,68	(3.38)	[24]
$T_b = 0,95 T_a + 0,025 G_i - 0,30 V_w + 3,10$	6,69	(3.39)	[25]

3.7. TEMPERATURA DENTRO DA CÉLULA

A T_{cell} é um parâmetro fundamental para a avaliação precisa de seu desempenho. Nos casos em que as medições reais não estão disponíveis diferentes modelos podem ser usados para estimar a temperatura do módulo fotovoltaico [26-28]. A temperatura das células individuais (de suas junções p-n) dentro de um módulo fotovoltaico é a temperatura adequada a ser usada para prever o desempenho elétrico do módulo. No entanto, a T_{cell} pode ser maior em alguns graus a partir da T_b e, portanto, essa diferença de temperatura depende principalmente dos materiais do substrato do módulo e da intensidade do fluxo de radiação solar [29]. A relação entre T_{cell} e T_b pode ser expressa através de uma expressão linear simples como segue.

$$T_{cell} = T_b + \frac{G_i}{G_{ref.}} \Delta T_{G_{ref.}}; 2^{\circ}C < \Delta T_{G_{ref.}} < 3^{\circ}C \quad (3.40)$$

3.8 EFICIÊNCIA DA CÉLULA

A energia solar fotovoltaica é uma das opções de energia renovável mais utilizada em todo o mundo. As células fotovoltaicas são dispositivos importantes para converter a energia solar em energia elétrica através do efeito fotovoltaico [30]. No entanto, a eficiência elétrica (η_{cell}) das células fotovoltaicas é reduzida com o aumento da T_{cell} e, portanto, isto é um dos maiores desafios para um projeto fotovoltaico [31]. Para este trabalho, a η_{cell} pode ser considerada como uma função linearmente decrescente da temperatura do T_{cell} . Com base nos parâmetros sobre condições de referências, uma expressão para o η_{cell} é mostrada como segue.

$$\eta_{cell} = \eta_{ref.} \left[1 - \beta_{ref.} (T_{cell} - T_{ref.}) \right] \quad (3.41)$$

3.9 POTÊNCIA SAÍDA DA CÉLULA

A geração de energia elétrica a partir de célula fotovoltaica é uma tecnologia promissora para geração de energia renovável a partir da irradiação solar. No entanto, a saída das células fotovoltaicas é sensível às suas condições de operação e, portanto, estimar o potencial das células fotovoltaicas com precisão é um problema complexo. A η_{cell} da célula fotovoltaica solar diminui com o aumento da T_{cell} e, portanto, a T_{cell} desempenha um papel fundamental no processo de conversão fotovoltaica [32]. Tanto a η_{cell} quanto à potência de saída (P_{cell}) de um módulo fotovoltaico dependem linearmente da T_{cell} . A partir dos dados disponíveis, torna-se necessário um método de estimativas precisas para obter

à P_{cell} . A maioria das estimativas da P_{cell} de um módulo fotovoltaico usa o método de classificação de potência ou o método da Potência Total de Energia Contínua (PTEC). O método da PTEC integra a geração instantânea de energia fotovoltaica ao longo do tempo e, portanto, a P_{cell} de um módulo fotovoltaico é estimada como uma função do tempo. O método da PTEC estima a P_{cell} de um módulo fotovoltaico multiplicando a radiação solar total durante um período de tempo específico pela área do módulo fotovoltaico e pela η_{cell} total do módulo fotovoltaico como segue.

$$P_{cell,t} = A_{cell} \eta_{cell,t} G_t \quad (3.42)$$

3.10 ANÁLISE DE INCERTEZA

A clareza do método da PTEC e a acessibilidade de dados meteorológicos globais permitiram aos pesquisadores estimar o potencial fotovoltaico para o mundo e vários países. No entanto, o desempenho do potencial fotovoltaico está ligado a diferentes condições operacionais, especialmente, a temperatura ambiente.

Existem dois tipos básicos de incertezas, incertezas sistemáticas e aleatórias. Incertezas sistemáticas são aquelas devidas a falhas no instrumento de medição ou nas técnicas utilizadas no experimento. As incertezas aleatórias (IAs) estão associadas a variações imprevisíveis nas condições experimentais sob as quais o experimento está sendo realizado ou são devidas a uma deficiência na definição da quantidade que está sendo medida. Dentre esses dois tipos de incertezas, as IAs são muito mais fáceis de lidar e quantificar. Não existe um procedimento geral para estimar a magnitude das incertezas sistemáticas como existe para as IAs. Somente um experimentador cuja habilidade advém de longa experiência pode detectar consistentemente incertezas sistemáticas e preveni-las ou corrigi-las.

3.10.1. MÉTRICAS DA INCERTEZA

Normalmente, a IA está frequentemente associada ao conceito de média, desvio padrão e desvio padrão da média. Na linguagem matemática, se temos N observações e x_i representa qualquer uma das observações (ou seja, i pode ter qualquer valor inteiro de 1 a N), então, a média aritmética ($\bar{x}$) é dada como segue.

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_N}{N} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3.43)$$

Tendo obtido a $\bar{x}$, é importante ter uma maneira de declarar quantitativamente o quanto as medições individuais estão espalhadas em torno da média. Para um experimento preciso, esperamos que todas as medições estejam bem próximas do valor médio. A extensão da dispersão sobre o valor médio nos dá uma medida da precisão do experimento e, portanto, uma maneira de quantificar a IA. Uma medida quantitativa amplamente aceita de dispersão é o desvio padrão da amostra (σ_A). Para o caso especial em que todos os pontos de dados têm peso igual, então, o σ_A é definido pela equação.

$$\sigma_A = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N-1}} \quad (3.44)$$

Apesar da Equação (3.44) não ser intuitiva, sua inspeção revela que o σ_A se torna maior se houver maior dispersão dos dados sobre a média. Isso acontece porque dentro do termo $(x_i - \bar{x})^2$ da Equação (3.44), qualquer valor escolhido do x_i sobre a $\bar{x}$ aumentará em média a dispersão dos dados sobre a média, de modo que $\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$ aumente.

O σ_A da Equação (3.40) fornece uma estimativa da IA para qualquer uma das medidas individuais usadas para calcular σ_A . Intuitivamente, esperamos que o valor médio das medidas possa ter menor IA do que qualquer uma das medidas individuais. Por outro lado, pode-se mostrar que o desvio padrão da média (σ_m) de um conjunto de medidas quando todas as medidas têm peso estatístico igual é como segue.

$$\sigma_m = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N(N-1)}} = \frac{\sigma_A}{\sqrt{N}} \quad (3.45)$$

Quantitativamente, nota-se que o σ_m é menor do que o σ_A . Quando falamos da incerteza de um conjunto de medidas realizadas em condições idênticas, então, deve ser usado o σ_m e não o σ_A .

O intervalo de confiança (IC) é um parâmetro importante para indicar a margem da incerteza. De acordo com as regras estatísticas, o IC é calculado por nível de confiança. Os níveis de confiança de 90%, 95% e 99% são os mais usados e, portanto, os valores podem ser estimados das seguintes expressões:

- Limite de confiança de 90%;

$$\sigma_m = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N(N-1)}} = \frac{\sigma_A}{\sqrt{N}} \quad (3.46)$$

- Limite de confiança de 95%;

$$IC = \bar{x} \pm t_{95\%} \frac{\sigma_m}{\sqrt{N}}; t_{95\%} = 1,96 \quad (3.47)$$

- Limite de confiança de 99%;

$$IC = \bar{x} \pm t_{99\%} \frac{\sigma_m}{\sqrt{N}}; t_{99\%} = 2,56 \quad (3.4)$$

CAPÍTULO 4

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES MEDIDAS DE DADOS CLIMÁTICOS

O setor de energia é atualmente responsável por dois terços das emissões mundiais de gases do efeito estufa. As mudanças climáticas são fatos que afetam todos os aspectos de nossas vidas diárias. Portanto, a nossa responsabilidade é combater juntos as mudanças climáticas para ter um planeta mais sustentável e limpo. Neste contexto, a energia solar proveniente do sol é uma fonte renovável que converte a luz solar do sol em energia elétrica usando célula fotoelétrica. As aplicações fotovoltaicas incluem sistemas residenciais de pequeno porte, sistemas residenciais de grande porte, sistemas industriais de pequena escala e sistemas industriais de grande escala. As mudanças climáticas podem afetar a energia solar fotovoltaica alterando as variáveis climáticas, como radiação solar, velocidade do vento na superfície e temperatura ambiente na superfície dependendo do local onde são medidos os dados.

Este estudo avalia o potencial de um modulo fotovoltaico usando dados do INMET sob o cenário climático da cidade do Recife para de 2021. A metodologia aplicada utiliza estimativa de parâmetros para modelos estatísticos desenvolvidos. Além disso, o estudo também analisa a T_b e a T_{cell} . Por outro lado, também será analisado η_{cell} e P_{cell} . Uma análise de incerteza experimental será feita para avaliar a imprecisão dos dados medidos. Estes dados incluem radiação solar, temperatura ambiente e a velocidade do vento.

As informações dos dados meteorológicos do INMET podem subsidiar o planejamento de políticas públicas. O Instituto gerencia o principal sistema nacional de dados meteorológicos usando as redes de estações centenárias criadas e mantidas em conjunto via parceria. Os dados medidos envolvem a previsão do tempo, temperaturas, precipitação, umidade relativa do ar, radiação solar, velocidade e direção do vento. Estes dados são importantes para o fortalecimento das pesquisas em meteorologia aplicada e agrometeorologia usando intercâmbios, transferências de tecnologia e conhecimento na área. Para o nosso estudo foram escolhidos apenas os dados de radiação solar, temperatura ambiente e velocidade do vento para a cidade do Recife no ano de 2021.

4.1.1. MEDIDAS DA RADIAÇÃO SOLAR

A radiação solar ou irradiância tem um papel importante sobre os processos químicos, físicos e biológicos na Terra. Essa radiação emitida por diferentes camadas da atmosfera solar afeta a

atmosfera superior e também o clima da Terra. Neste trabalho, a Figura 4.1 mostra as medidas da radiação solar para Primeiro trimestre e segundo trimestre do ano de 2021 na cidade do Recife.

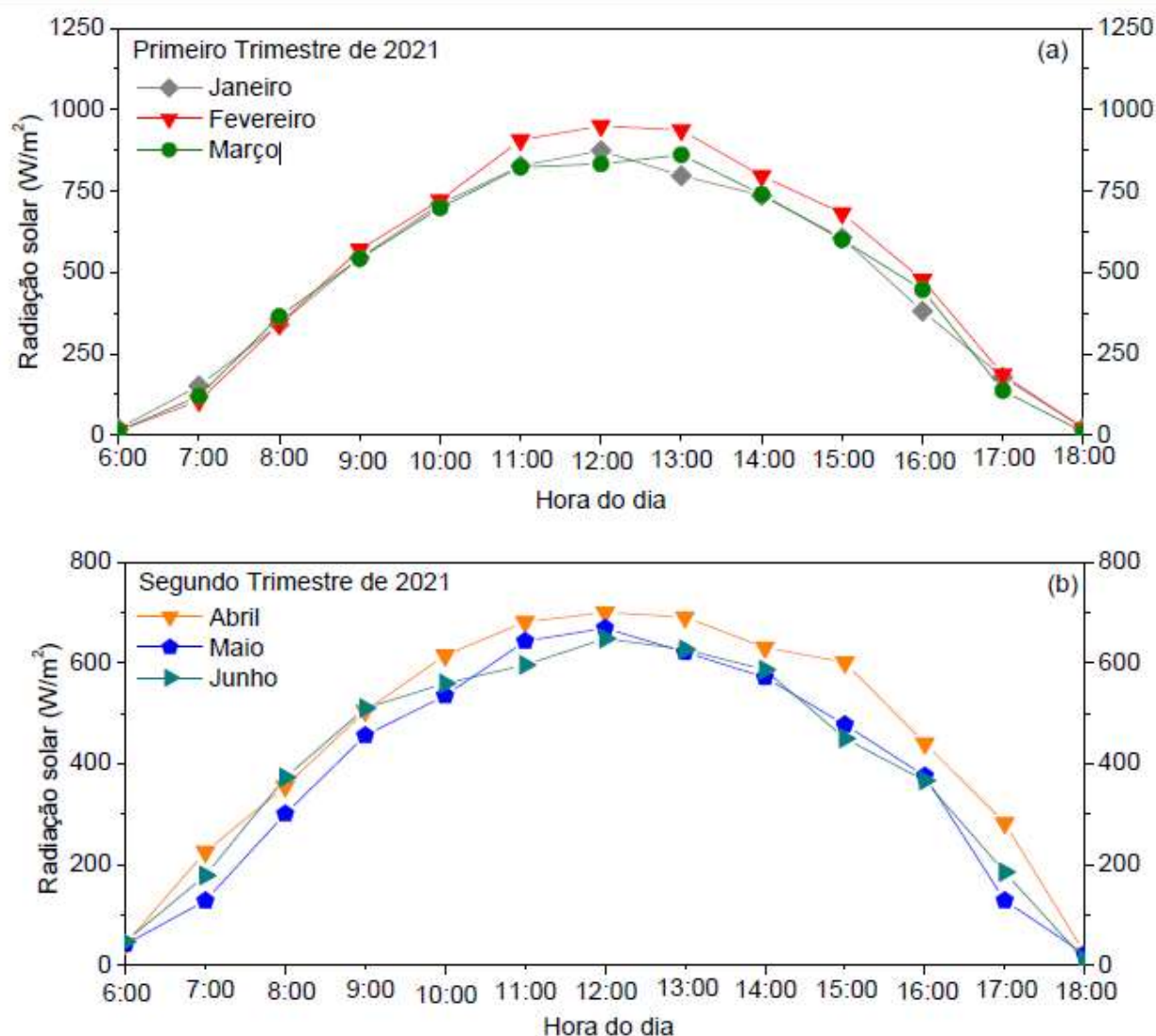


Figura 4. 1: (a) Dados da radiação do primeiro trimestre; (b) Dados da radiação do segundo trimestre.

Como resultado, a Figura 4.1a mostra o comportamento da radiação solar do primeiro trimestre de 2021 como uma função do tempo em hora para um dia.

Pode-se destacar que o mês de fevereiro apresentou maior valor da radiação e seu ponto de máximo fica em torno de 12 a 13 horas. Por outro lado, a Figura 4.1b relata o comportamento da radiação solar do segundo trimestre de 2021 como uma função do tempo em hora para um dia. Neste caso, o mês de abril tem apresentado o maior valor da radiação e seu ponto de máximo está em torno de 12 horas.

Tabela 4.1: Parâmetros estatísticos para a média da radiação solar de um dia de cada mês.

Radiação solar (W/m ²)	Primeiro Trimestre de 2021		
	Janeiro	Fevereiro	Março
	$\bar{G} = 481,78$	$\bar{G} = 516,36$	$\bar{G} = 484,15$
	$\sigma = 319,18$	$\sigma = 350,56$	$\sigma = 329,43$
	$\sigma_{\mu} = 88,53$	$\sigma_{\mu} = 97,23$	$\sigma_{\mu} = 91,36$
	IC = 481,78 ± 173,52	IC = 516,36 ± 190,57	IC = 484,15 ± 179,07
	$G_t = 6263,34$ (W/m ²)	$G_t = 6712,71$ (W/m ²)	$G_t = 6293,92$ (W/m ²)
Radiação solar (W/m ²)	Segundo Trimestre de 2021		
	Abril	Maio	Junho
	$\bar{G} = 435,54$	$\bar{G} = 387,26$	$\bar{G} = 398,29$
	$\sigma = 243,18$	$\sigma = 228,81$	$\sigma = 218,15$
	$\sigma_{\mu} = 67,45$	$\sigma_{\mu} = 63,46$	$\sigma_{\mu} = 60,51$
	IC = 435,54 ± 132,21	IC = 387,26 ± 124,38	IC = 398,29 ± 118,59
	$G_t = 5793,82$ (W/m ²)	$G_t = 4970,79$ (W/m ²)	$G_t = 5137,28$ (W/m ²)

Na Tabela 4.1, apresentamos os resultados das métricas estatísticas para radiação solar para o primeiro trimestre e o segundo trimestre do ano de 2021. No primeiro trimestre, o mês de fevereiro relata uma maior média da radiação solar de 516,36 e um desvio padrão de 350,56 W/m², isso significa que os resultados apresentam uma maior dispersão em torno da média. No segundo trimestre, o mês de abril é o reporta uma maior média da radiação solar de 435,54 (W/m²), então, os resultados mostram uma maior dispersão em torno da média.

A Figura 4.2 relata as medidas da radiação solar para terceiro trimestre e quarto trimestre do ano de 2021 na cidade do Recife. A Figura 4.2c mostra o terceiro semestre de 2021 onde o mês setembro apresenta o comportamento de maior radiação solar. Por outro lado, a Figura 4.2d mostra o quarto semestre de 2021 onde o mês novembro mostra o comportamento de maior radiação solar.

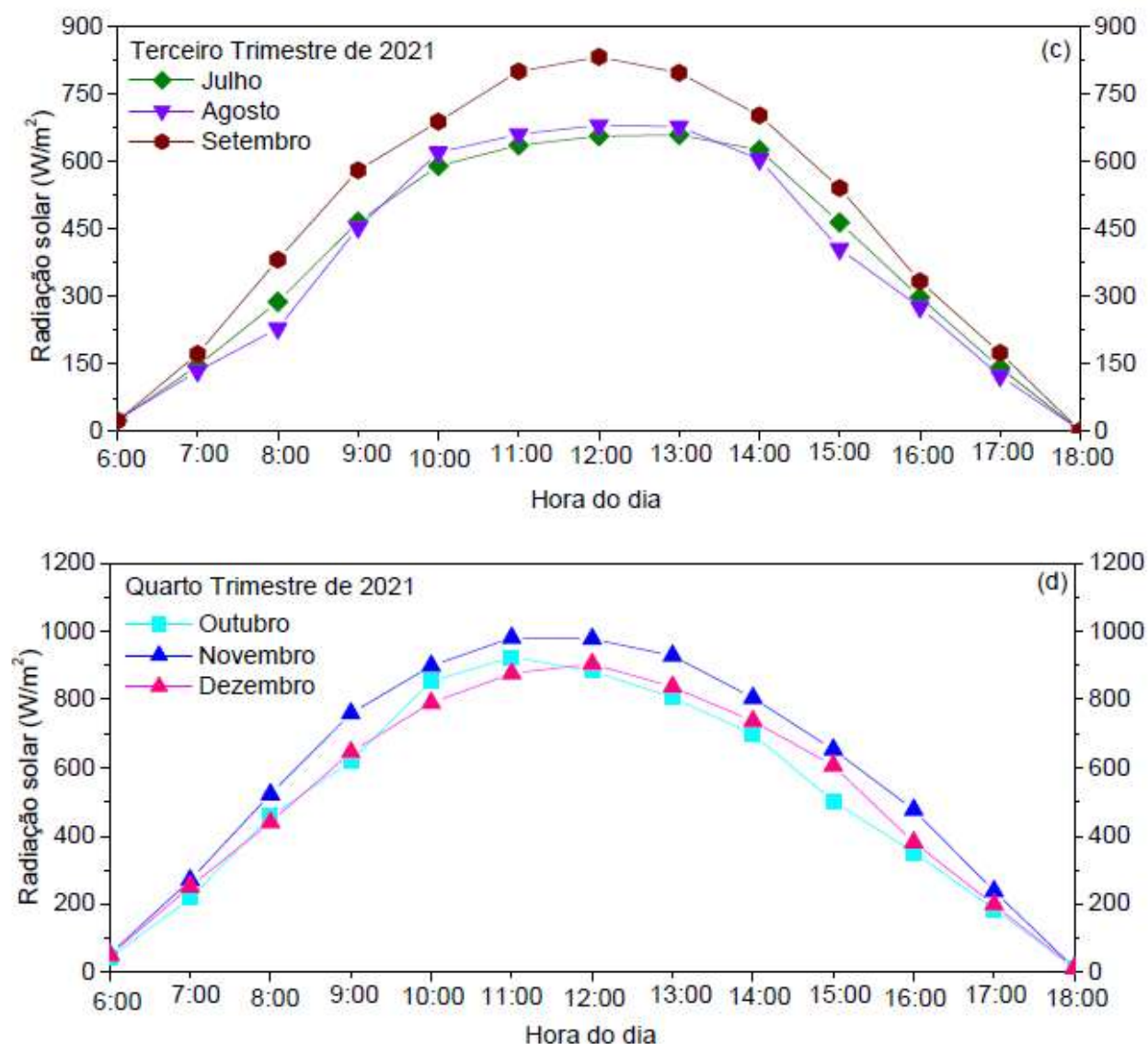


Figura 4. 2: (a) Dados da radiação do terceiro trimestre; (b) Dados da radiação do quarto trimestre.

Como resultado, a Figura 4.2c descreve o comportamento da radiação solar no terceiro trimestre de 2021 como uma função do tempo em hora para um dia de cada mês. Os resultados revelam que o mês de setembro relatou maior valor da radiação, tendo seu ponto de máximo fica em torno das 12 horas. Para a Figura 4.2d, os resultados da radiação solar do quarto trimestre do ano de 2021 mostraram que o mês de novembro apresentou maior valor da radiação, sendo seu ponto de máximo entre 11 às 12 horas.

Tabela 4.2: Parâmetros estatísticos para a média da radiação solar de um dia de cada mês.

Radiação solar (W/m ²)	Terceiro Trimestre de 2021		
	Julho	Agosto	Setembro
	$\bar{G} = 385,12$	$\bar{G} = 377,03$	$\bar{G} = 464,52$
	$\sigma = 247,61$	$\sigma = 258,25$	$\sigma = 301,15$
	$\sigma_{\mu} = 68,67$	$\sigma_{\mu} = 71,63$	$\sigma_{\mu} = 83,52$
	IC = 385,12 ± 134,59	IC = 377,03 ± 140,39	IC = 464,52 ± 163,70
	$G_t = 5006,58 \text{ (W/m}^2\text{)}$	$G_t = 4901,37 \text{ (W/m}^2\text{)}$	$G_t = 6038,72 \text{ (W/m}^2\text{)}$
Radiação solar (W/m ²)	Quarto Trimestre de 2021		
	Outubro	Novembro	Dezembro
	$\bar{G} = 504,34$	$\bar{G} = 582,86$	$\bar{G} = 515,87$
	$\sigma = 322,43$	$\sigma = 348,09$	$\sigma = 315,64$
	$\sigma_{\mu} = 89,43$	$\sigma_{\mu} = 96,54$	$\sigma_{\mu} = 87,54$
	IC = 504,34 ± 195,29	IC = 582,86 ± 189,22	IC = 515,87 ± 171,58
	$G_t = 6556,43 \text{ (W/m}^2\text{)}$	$G_t = 7577,19 \text{ (W/m}^2\text{)}$	$G_t = 6732,34 \text{ (W/m}^2\text{)}$

Na Tabela 4.2, mostramos os resultados das métricas estatísticas para radiação solar para o terceiro trimestre e o quarto trimestre do ano de 2021. No terceiro trimestre, o mês de setembro mostra uma maior média da radiação solar de 464,52 W/m² e um desvio padrão de 301,15 W/m², isso significa que os resultados do mês setembro apresentam uma maior dispersão em torno da média. No quarto trimestre, o mês de novembro revela a maior média da radiação solar de 582,86 W/m² e um desvio padrão de 348,09 W/m², então, os resultados também mostram uma alta dispersão em torno da média.

4.1.2.MEDIDAS DA TEMPERATURA AMBIENTE

A geração de energia fotovoltaica é realizada a partir do uso de módulos fotovoltaicos que incluem células fotovoltaicas fabricadas de materiais semicondutores como o silício capaz de converter a energia solar em energia elétrica. As células fotovoltaicas são sensíveis à temperatura de operação que influencia a eficiência da conversão de energia, pois afeta as propriedades elétricas dos componentes das células. A temperatura de operação é definida como uma função da temperatura

ambiente (T_a), radiação solar incidente (G_i), velocidade dos ventos (V_w) e da composição físico-química das células.

A Figura 4.3 mostra o comportamento da T_a para o primeiro trimestre e segundo trimestre do ano de 2021 como uma função de tempo em horas para um dia de cada mês.

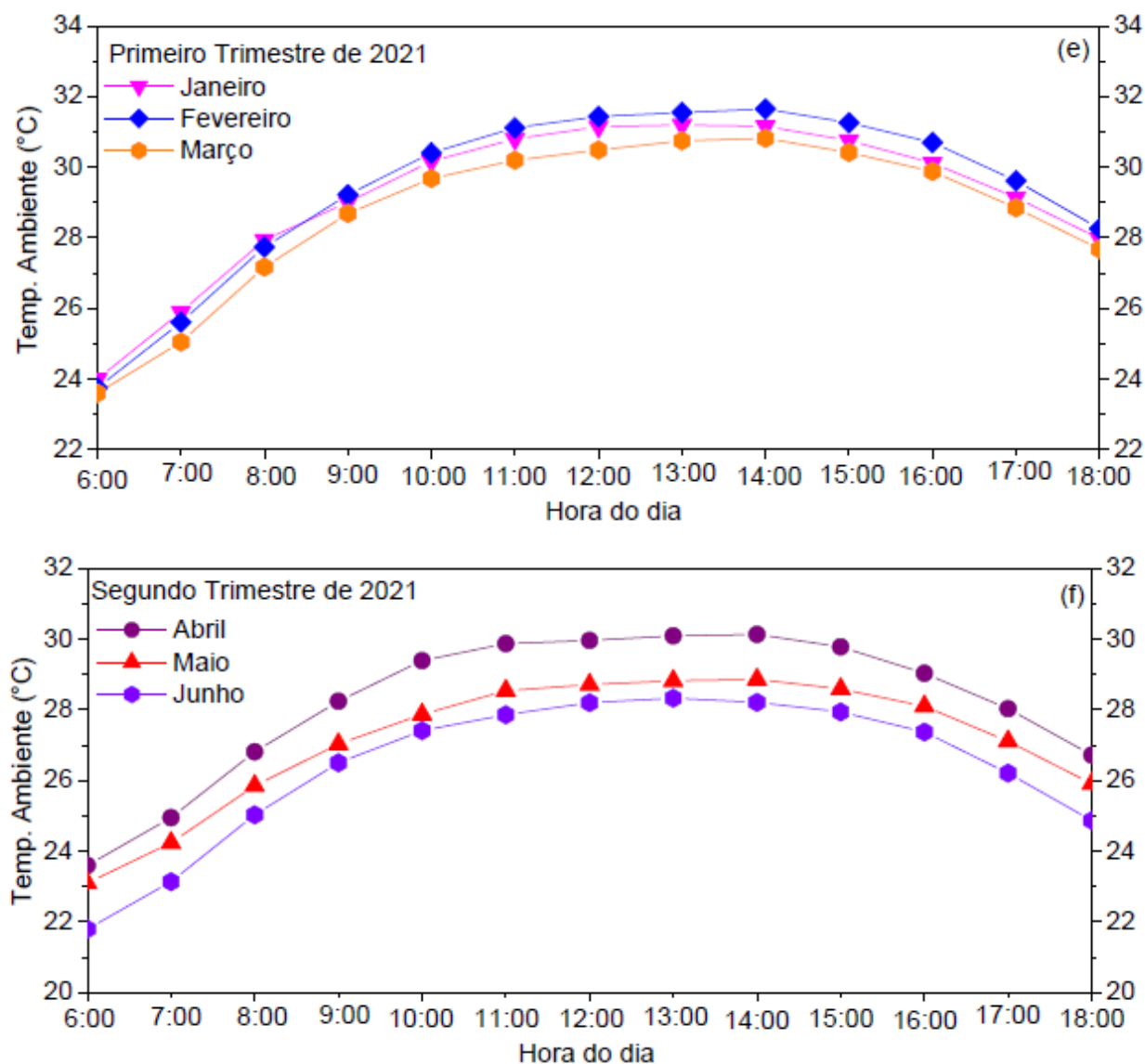


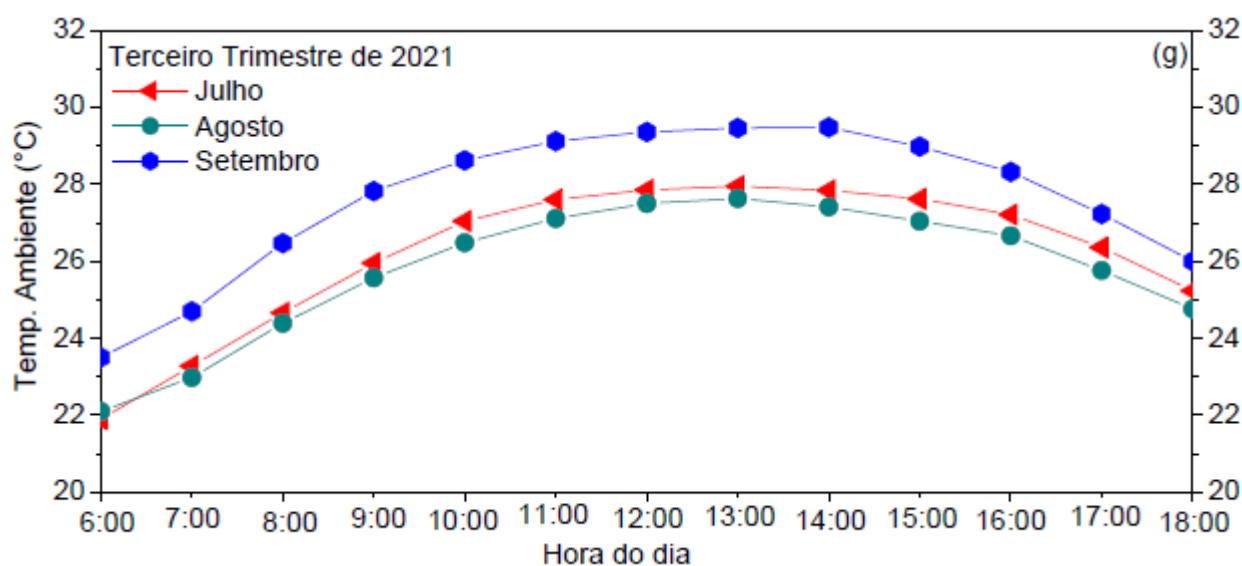
Figura 4.3: (e) Dados da temperatura ambiente do primeiro trimestre; (f) Dados da temperatura ambiente do segundo trimestre.

Os resultados da Figura 4.3e mostram que o mês de fevereiro relatou maior valor da T_a , tendo seu ponto de máximo fica em torno das 14 horas. Por outro lado, a Figura 4.3f relatou que o mês de abril apresentou maior valor da T_a , sendo seu ponto de máximo fica em torno das 14 horas.

Tabela 4.3: Parâmetros estatísticos para a média da T_a de um dia de cada mês do primeiro e segundo trimestres.

Temp. Ambiente (°C)	Primeiro Trimestre de 2021		
	Janeiro	Fevereiro	Março
$\bar{T}_a = 29,23$	$\bar{T}_a = 29,23$	$\bar{T}_a = 29,42$	$\bar{T}_a = 28,71$
$\sigma = 2,18$	$\sigma = 2,18$	$\sigma = 2,47$	$\sigma = 2,28$
$\sigma_\mu = 0,61$	$\sigma_\mu = 0,61$	$\sigma_\mu = 0,69$	$\sigma_\mu = 0,63$
IC = 29,23 ± 1,19	IC = 29,23 ± 1,19	IC = 29,42 ± 1,35	IC = 28,71 ± 1,23
Temp. Ambiente (°C)	Segundo Trimestre de 2021		
	Abril	Maio	Junho
$\bar{T}_a = 28,18$	$\bar{T}_a = 28,18$	$\bar{T}_a = 27,13$	$\bar{T}_a = 26,37$
$\sigma = 2,09$	$\sigma = 2,09$	$\sigma = 1,86$	$\sigma = 2,09$
$\sigma_\mu = 0,58$	$\sigma_\mu = 0,58$	$\sigma_\mu = 0,52$	$\sigma_\mu = 0,58$
IC = 28,18 ± 1,14	IC = 28,18 ± 1,14	IC = 27,13 ± 1,02	IC = 26,37 ± 1,14

Na Tabela 4.3, os resultados das métricas estatísticas para a T_a para o primeiro trimestre e o segundo trimestre do ano de 2021. No primeiro trimestre, o mês de fevereiro mostra a maior média da T_a de 29,42 °C e um desvio padrão de 2,47 °C, isso significa que os resultados do mês fevereiro apresentam a maior dispersão em torno da média. No segundo trimestre, o mês de abril revela a maior média de 28,18 °C e um desvio padrão de 2,09 °C, então, os resultados também mostram uma alta dispersão em torno da média.



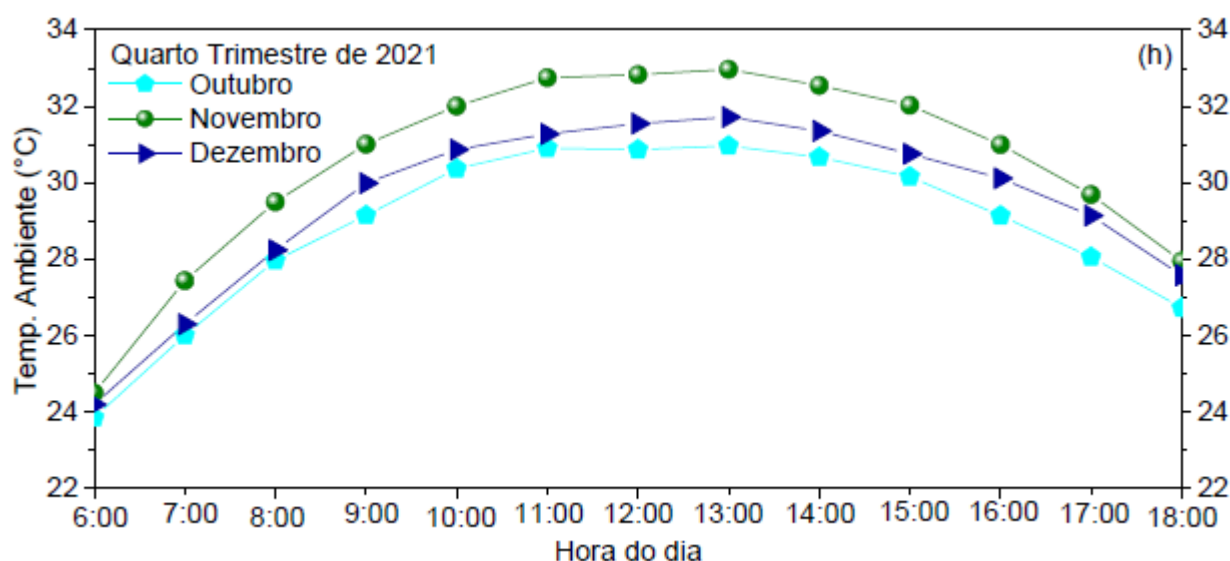


Figura 4.4: (g) Dados da temperatura ambiente do terceiro trimestre; (h) Dados da temperatura ambiente do quarto trimestre.

A Figura 4.4 relata o comportamento da T_a para o terceiro e quartos trimestres do ano de 2021 como uma função de tempo do dia em horas. Na Figura 4.4g, tem sido relatado o comportamento T_a do terceiro trimestre, tendo o mês setembro como o de maiores temperaturas. Por outro lado, a Figura 4.4h mostra o comportamento T_a do quarto trimestre e tem o mês novembro como o de maiores temperaturas.

Tabela 4.4: Parâmetros estatísticos para a média da T_a de um dia de cada mês do terceiro e quartos trimestres.

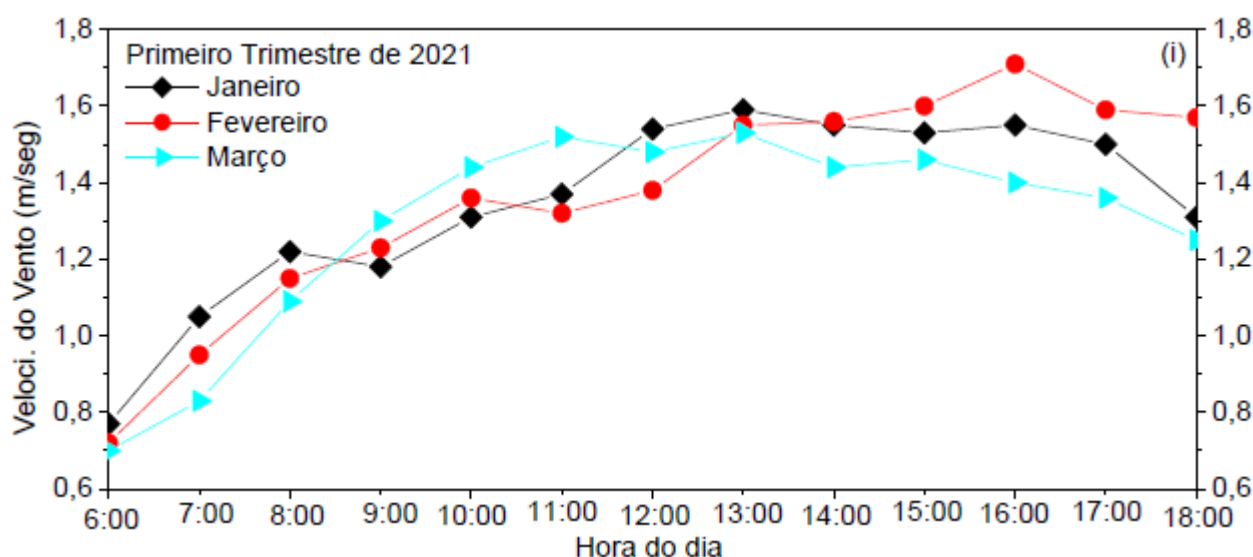
Temp. Ambiente (°C)	Terceiro Trimestre de 2021		
	Julho	Agosto	Setembro
	$\bar{T}_a = 26,19$	$\bar{T}_a = 25,79$	$\bar{T}_a = 27,62$
	$\sigma = 1,92$	$\sigma = 1,78$	$\sigma = 1,94$
	$\sigma_\mu = 0,53$	$\sigma_\mu = 0,49$	$\sigma_\mu = 0,54$
	$IC = 26,19 \pm 1,04$	$IC = 25,79 \pm 0,96$	$IC = 27,62 \pm 1,06$
Temp. Ambiente (°C)	Quarto Trimestre de 2021		
	Outubro	Novembro	Dezembro
	$\bar{T}_a = 28,84$	$\bar{T}_a = 30,48$	$\bar{T}_a = 29,47$
	$\sigma = 2,23$	$\sigma = 2,57$	$\sigma = 2,31$
	$\sigma_\mu = 0,62$	$\sigma_\mu = 0,71$	$\sigma_\mu = 0,64$
	$IC = 28,84 \pm 1,22$	$IC = 30,48 \pm 1,396$	$IC = 29,47 \pm 1,25$

Os resultados da Tabela 4.4 mostram as métricas estatísticas para a Ta para o terceiro e quartos trimestres do ano de 2021. No terceiro trimestre, o mês de setembro reporta a maior média da Ta com valor de 27,62 °C e um desvio padrão de 1,94 °C, isso significa que os resultados do mês setembro apresentam a maior dispersão em torno da média. No quarto trimestre, o mês de novembro mostra a maior média de 30,48 °C e um desvio padrão de 2,57 °C, então, os resultados também revelam uma alta dispersão em torno da média.

4.1.3. VELOCIDADE DO VENTO

O conhecimento sobre o comportamento dos ventos em uma determinada região desempenha um papel fundamental nos fatores relacionados à dispersão de poluente [33]. As condições meteorológicas permitem estabelecer uma ligação entre a fonte poluidora e o receptor (por exemplo: módulo fotovoltaico), tendo como referência o transporte e a dispersão de poluentes. Dentre as diversas aplicações da direção e velocidade do vento (V_w), destaca-se a sua importante contribuição na dispersão de fumaça e fuligem da queima [34]. O vento é um dos elementos meteorológicos mais importantes e possui muitas aplicações em diversas áreas de pesquisa, ainda pouco estudado, principalmente no estado de Pernambuco.

Como resultados, a Figura 4.5 apresenta o comportamento da V_w para o primeiro e segundo trimestres do ano de 2021 como uma função de tempo do dia em horas.



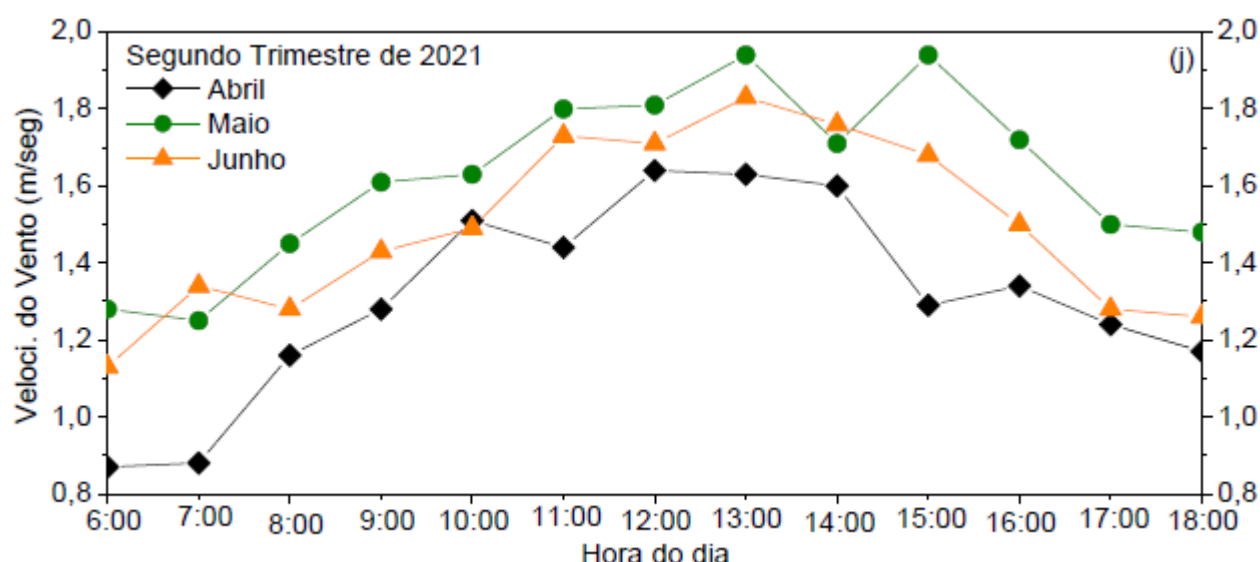


Figura 4.5: (i) Dados da velocidade do vento do primeiro trimestre; (j) Dados da velocidade do vento do segundo trimestre do ano de 2021.

A Figura 4.5i mostra o comportamento da V_w do primeiro trimestre, tendo uma distribuição mais condensada, enquanto, a Figura 4.5j apresenta o comportamento da V_w com uma distribuição menos condensada, ou seja, maior variabilidade.

Tabela 4.5: Parâmetros estatísticos para a média da V_w de um dia de cada mês do primeiro e segundo trimestres do ano de 2021.

Veloc. do Vento (m/s)	Primeiro Trimestre de 2021		
	Janeiro	Fevereiro	Março
	$\bar{V}_w = 1,34$	$\bar{V}_w = 1,36$	$\bar{V}_w = 1,29$
	$\sigma = 0,24$	$\sigma = 0,29$	$\sigma = 0,26$
	$\sigma_\mu = 0,07$	$\sigma_\mu = 0,08$	$\sigma_\mu = 0,07$
	$IC = 1,34 \pm 0,14$	$IC = 1,36 \pm 0,16$	$IC = 1,29 \pm 0,14$
Veloc. do Vento (m/s)	Segundo Trimestre de 2021		
	Abril	Maio	Junho
	$\bar{V}_w = 1,31$	$\bar{V}_w = 1,62$	$\bar{V}_w = 1,49$
	$\sigma = 0,25$	$\sigma = 0,22$	$\sigma = 0,23$
	$\sigma_\mu = 0,06$	$\sigma_\mu = 0,07$	$\sigma_\mu = 0,06$
	$IC = 1,31 \pm 0,12$	$IC = 1,62 \pm 0,14$	$IC = 1,49 \pm 0,12$

Os resultados da Tabela 4.5 relatam as métricas estatísticas para a V_w para o primeiro e segundo trimestres do ano de 2021. No primeiro trimestre, o mês de fevereiro reporta a maior média da V_w com valor de 1,36 m/s e um desvio padrão de 0,29 m/s, isso significa que os resultados do mês fevereiro apresentam a maior dispersão em torno da média para primeiro trimestre. No segundo trimestre, o mês de maio mostra a maior média de 1,62 m/s e um desvio padrão de 0,22 m/s, então, os resultados também revelam uma alta dispersão em torno da média para o segundo trimestre.

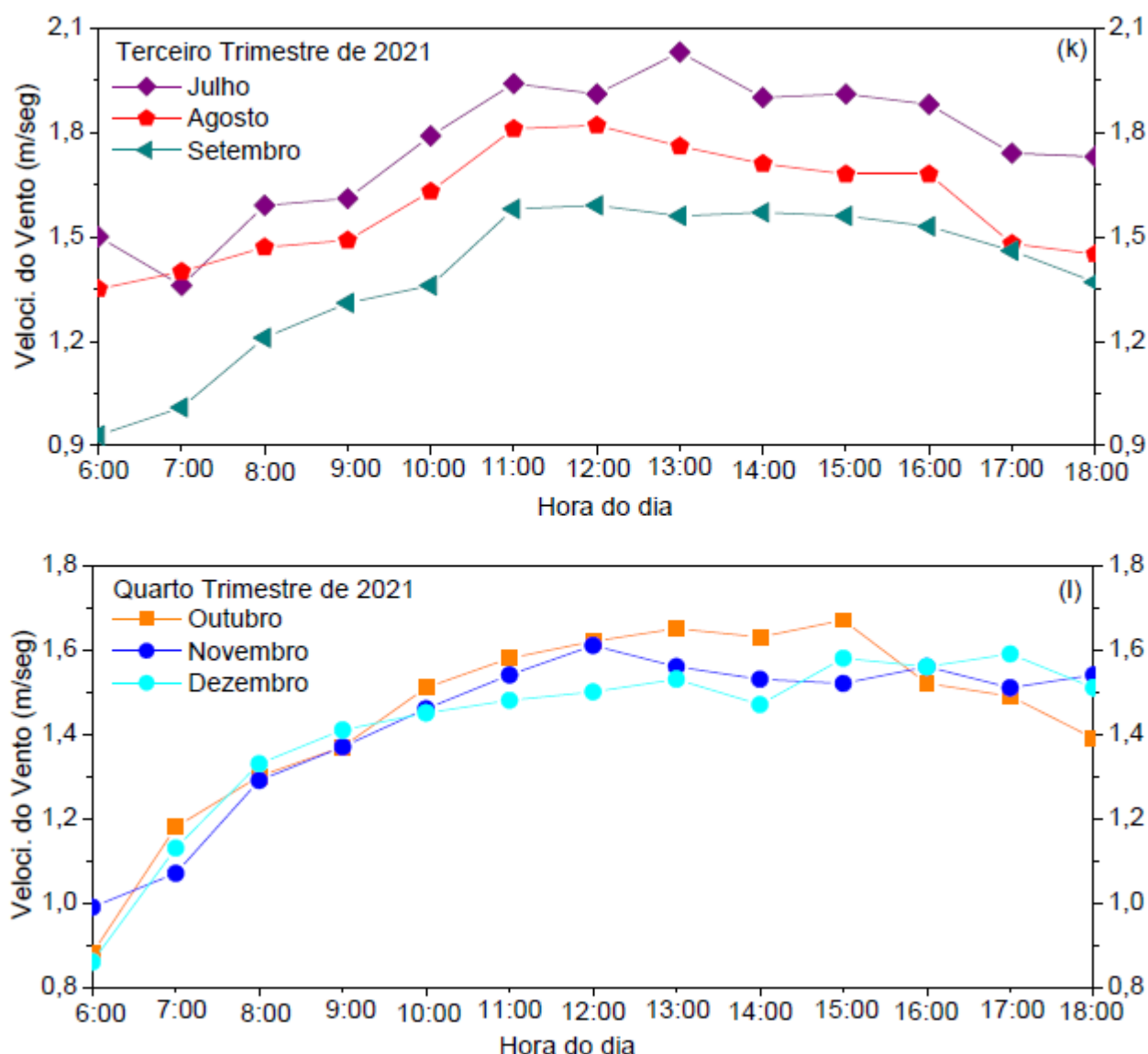


Figura 4.6: (k) Dados da velocidade do vento do terceiro trimestre; (l) Dados da velocidade do vento do quarto trimestre do ano de 2021.

A Figura 4.6k descreve o comportamento da V_w do terceiro trimestre, tendo uma distribuição menos condensada, ou seja, maior variabilidade, por outro lado, a Figura 4.6l relata o comportamento da V_w e tem uma distribuição mais condensada.

Tabela 4.6: Parâmetros estatísticos para a média da V_w de um dia de cada mês do terceiro e quartos trimestres do ano de 2021.

Veloc. do Vento (m/s)	Terceiro Trimestre de 2021		
	Julho	Agosto	Setembro
	$\bar{V}_w = 1,76$	$\bar{V}_w = 1,59$	$\bar{V}_w = 1,38$
	$\sigma = 0,19$	$\sigma = 0,16$	$\sigma = 0,22$
	$\sigma_\mu = 0,05$	$\sigma_\mu = 0,04$	$\sigma_\mu = 0,06$
	$IC = 1,76 \pm 0,10$	$IC = 1,59 \pm 0,08$	$IC = 1,38 \pm 0,12$
Veloc. do Vento (m/s)	Quarto Trimestre de 2021		
	Outubro	Novembro	Dezembro
	$\bar{V}_w = 1,44$	$\bar{V}_w = 1,43$	$\bar{V}_w = 1,42$
	$\sigma = 0,22$	$\sigma = 0,20$	$\sigma = 0,21$
	$\sigma_\mu = 0,06$	$\sigma_\mu = 0,05$	$\sigma_\mu = 0,06$
	$IC = 1,44 \pm 0,12$	$IC = 1,43 \pm 0,10$	$IC = 1,42 \pm 0,12$

Os resultados da Tabela 4.6 mostram as métricas estatísticas para a V_w para o terceiro e quartos trimestres do ano de 2021. No terceiro trimestre, o mês de julho reporta a maior média da V_w com valor de 1,76 m/s e um desvio padrão de 0,19 m/s, isso significa que os resultados do mês julho apresentam a maior dispersão em torno da média para terceiro trimestre. No quarto trimestre, o mês de outubro mostra a maior média de 1,44 m/s e um desvio padrão de 0,22 m/s, então, os resultados também revelam uma alta dispersão em torno da média para o quarto trimestre.

4.2.VALIDAÇÃO POR COMPARAÇÃO

O trabalho tem sido validado por comparação usando dois casos diferentes a partir da Equação (3.1) do capítulo 3. Os resultados validados mostram as curvas medidas e simuladas para a radiação solar versus o tempo solar do primeiro e segundo semestres do ano de 2021. No primeiro semestre foi escolhido o mês de fevereiro devido ser o mês mais quente do primeiro semestre. Por outro lado, no segundo semestre, foi escolhido o mês de novembro devido ser também o mês mais quente do segundo semestre.

A precisão das estimativas do modelo proposto é analisada por comparação das medições experimentais da radiação solar e a radiação solar estimada pelo modelo matemático proposto (Equação (3.1)). Dois modelos foram testados para cada caso para verificar qual deles ajuste melhor

os dados. As observações experimentais são ajustadas com os dados obtidos numericamente aplicando a abordagem inversa da Seção 3.5. O método inverso detalhado na Seção 3.5 foi usado para estimar os parâmetros $(\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$ do modelo matemático proposto. Os novos valores dos parâmetros são calculados pelo método de Gauss-Jacobi (Equação (3.21)) que minimiza a função objetivo (Equação (3.5)) corrigindo os valores dos parâmetros $\alpha_2, \dots, \alpha_m$.

Os parâmetros estatísticos usados para analisar a confiabilidade da estimativa dos modelos matemáticos são o coeficiente de correlação de Pearson (R_p) coeficiente de determinação (R^2) coeficiente de determinação ajustado $(\hat{R}_{Adj}^2)$, qui-quadrado (χ^2) e Raiz quadrada do erro quadrado médio $(RQEQM)$.

Essas métricas estatísticas garantem os resultados previstos dos modelos propostos.

4.2.1. PRIMEIRO SEMESTRE (FEVEREIRO): MODELO DE TERCEIRA ORDEM

Os intervalos de confiança das respostas ajustadas podem ser calculados facilmente. De acordo com as regras estatísticas, a probabilidade de ter a resposta no intervalo de 95% é de $\bar{R}_{ad} \pm 1,96 \sigma_A / \sqrt{n_p}$. Como as distribuições estatísticas exatas das respostas estimadas são desconhecidas devido à estimativa não linear, assumiremos uma distribuição normal como uma aproximação. O erro determinístico entre os valores das respostas médias estimadas e os valores das respostas verdadeiras ou exatas pode ser desprezado. Portanto, o limite de confiança (95%) para os valores das respostas médias estimadas pode ser facilmente calculado como segue.

- Limite de confiança de 95%;

$$R_{ad,j} = \bar{R}_{ad,j} \pm 1,96 \frac{\sigma_A}{\sqrt{n_p}}, \text{ para } \bar{R}_{ad,j}, j = 0, 1, 2, \dots, n_p \quad (4.1)$$

As respostas do modelo matemático proposto foram estimadas aplicando o método de Gauss-Jacobi para dois meses do ano de 2021. Como já foi citado, o mês fevereiro foi escolhido para uma primeira análise. Como resultado, a magnitude numérica da radiação estimada, para o mês fevereiro, usando um modelo de terceira ordem tem sido calculada a partir da Equação (4.1) e, portanto, o limite de confiança da radiação estimada com 95% tem valor de $R_{ad} = 516,38 \pm 185,54$. Esse resultado relata que o valor real de Rad está dentro desse intervalo.

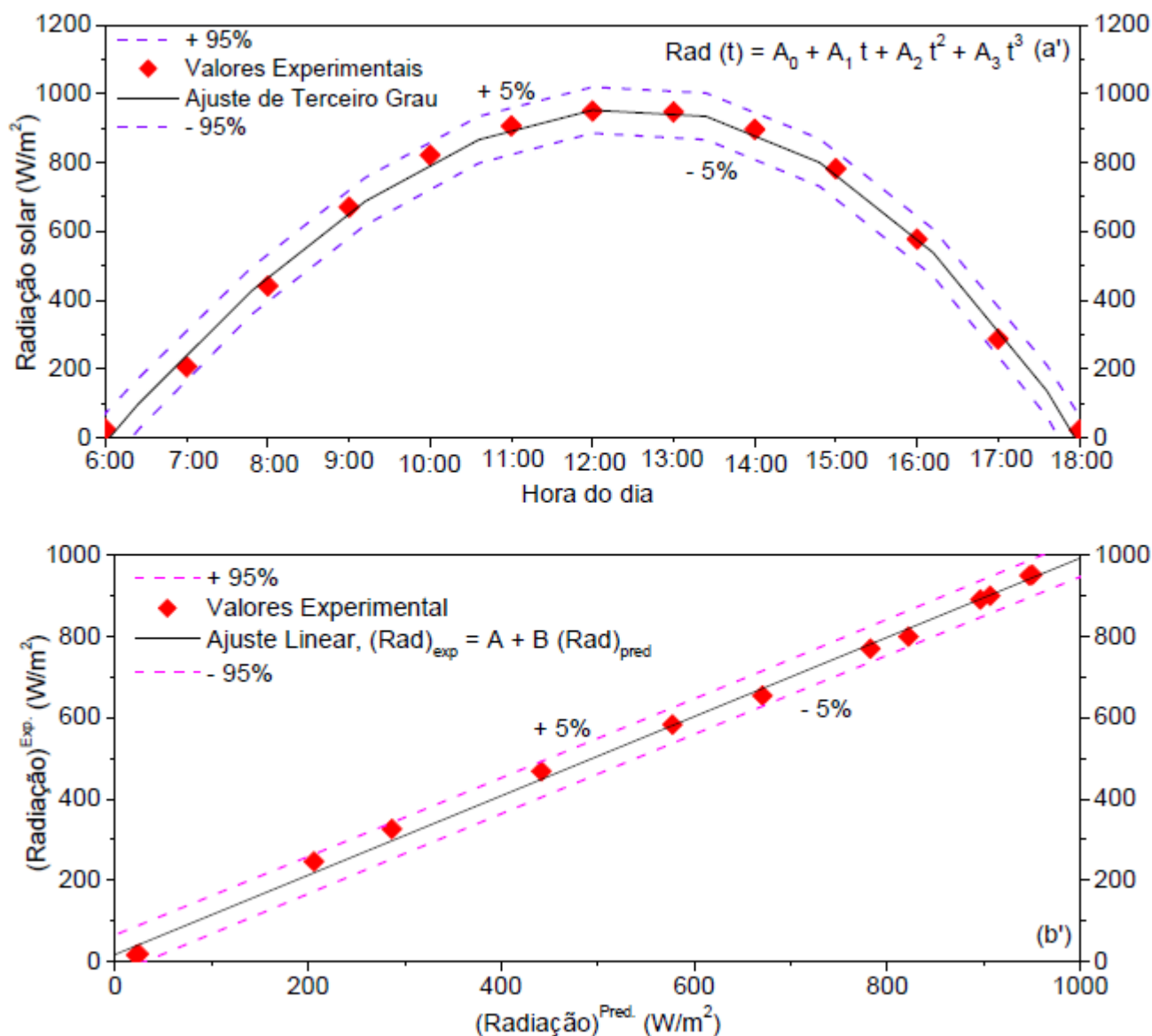


Figura 4.7: (a') Resultados da radiação solar do mês fevereiro ajustados com um modelo de terceira ordem; (b') Diagrama de paridade da radiação solar medida e radiação solar prevista pelo modelo de terceira ordem.

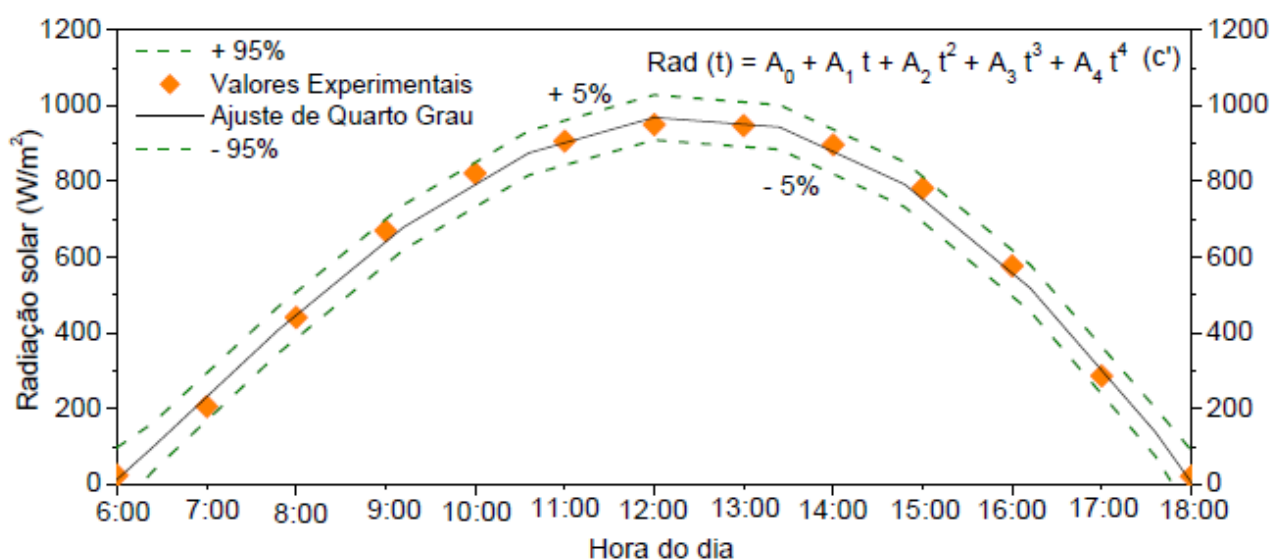
A Figura (4.7a') mostra o ajuste da radiação solar do mês fevereiro ajustados com um modelo de terceira ordem com o respectivo intervalo de confiança de 95%. Esta figura mostra que modelo de terceira ordem reproduz bem os dados medidos e as métricas estatísticas deste ajuste são reportado na Tabela 4.7. Por outro lado, a Figura (4.7b') relata uma comparação da radiação solar do mês fevereiro usando um diagrama de paridade com intervalo de confiança de 95%. Um modelo regressão linear simples foi usado para fazer este ajuste e, portanto, indicadores estatísticos deste ajuste são mostrados na Tabela 4.7 como segue.

Tabela 4.7: Indicadores estatísticos para o ajuste do modelo matemático de terceira ordem e indicadores estatísticos dos resultados medidos e previstos usando um modelo regressão linear.

	$Rad(t) = -2081,89 + 374,54 t - 2,63 t^2 - 0,67 t^3$			
Indics. Estatísticos	$R^2 = 0,967$	$R^2_{Adj.} = 0,958$	$\chi^2 = 1,6 \times 10^{-4}$	$RQEQM = 2,3 \times 10^{-5}$
	$(Rad)_{Exp} = 11,21 + 0,98(Rad)_{Pred.}$			
Indics. Estatísticos	$R = 0,998$	$R^2 = 0,996$	$R^2_{Adj.} = 0,994$	$RQEQM = 1,4 \times 10^{-5}$

4.2.2. PRIMEIRO SEMESTRE (FEVEREIRO): MODELO DE QUARTA ORDEM

Um modelo de quarta ordem também foi testado para analisar o ajuste às medidas experimentais da radiação solar. A magnitude numérica da radiação estimada para o modelo de quarta ordem foi estimada a partir da Equação (4.1) e, no entanto, o limite de confiança da radiação estimada com 95% tem valor de $R_{ad} = 516,37 \pm 188,56$. Esse resultado relata que o valor real de R_{ad} está dentro desse intervalo.



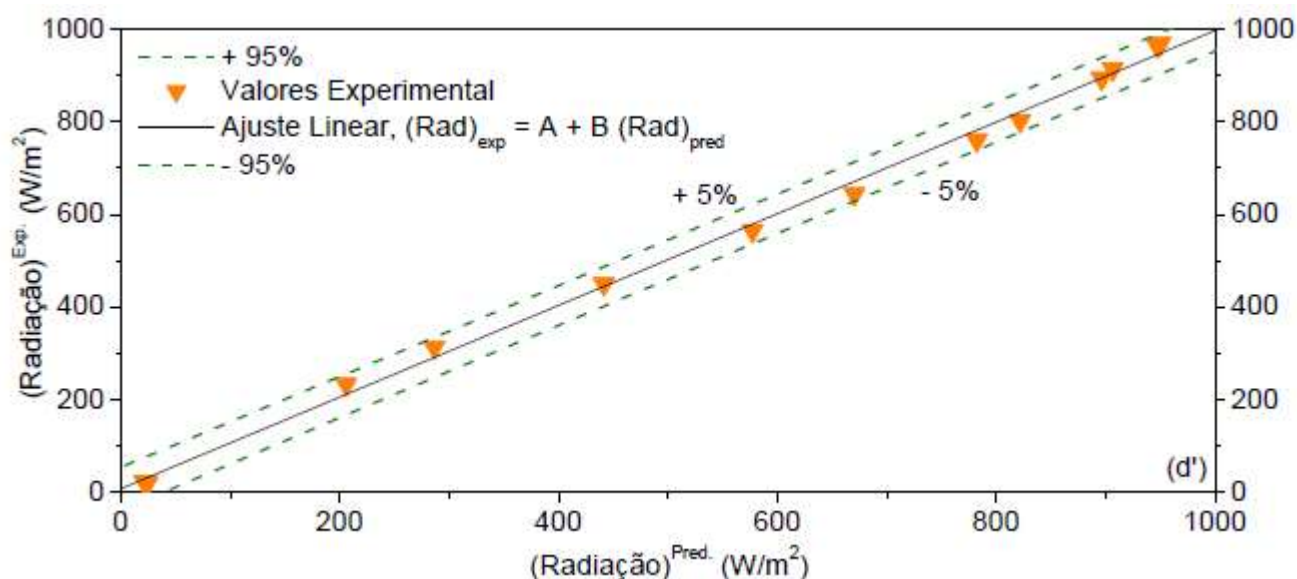


Figura 4.8: (c') Resultados da radiação solar do mês fevereiro ajustados com um modelo de quarta ordem; (d') Diagrama de paridade da radiação solar medida e radiação solar prevista pelo modelo de quarta ordem.

Como resultado, a Figura (4.8c') reporta o ajuste da radiação solar do mês fevereiro ajustados com um modelo de quarta ordem com o respectivo intervalo de confiança de 95%. O modelo de quarta ordem também reproduz bem os resultados medidos e os indicadores estatísticos do ajuste são reportados na Tabela 4.8. A Figura (4.8b') mostra o diagrama de paridade do ajuste linear com intervalo de confiança de 95%. Este ajuste foi feito a partir dos resultados medidos da radiação solar com os resultados estimados a partir do modelo de quarta ordem e seus indicadores estatísticos deste ajuste são mostrados na Tabela 4.8 como segue.

Tabela 4.8: Indicadores estatísticos para o ajuste do modelo matemático de quarta ordem e indicadores estatísticos dos resultados medidos e previstos usando um modelo regressão linear.

	$Rad(t) = -191,23 - 323,91 t + 92,26 t^2 - 6,12 t^3 + 0,13 t^4$			
Indics. Estatísticos	$R^2 = 0,997$	$R^2_{Adj.} = 0,995$	$\chi^2 = 1,4 \times 10^{-4}$	$RQEQM = 1,9 \times 10^{-5}$
	$(Rad)_{Exp} = 1,65 + 0,99(Rad)_{Pred.}$			
Indics. Estatísticos	$R = 0,999$	$R^2 = 0,997$	$R^2_{Adj.} = 0,996$	$RQEQM = 1,2 \times 10^{-5}$

4.3 RADIAÇÃO TOTAL E MÉDIA DA RADIAÇÃO POR DIA

Como resultado, a Figura 4.9 mostra a radiação solar total média do mês em um dia e a média da radiação solar do dia. Como podem ser vistos na Figura 4.9, os resultados mostram que a radiação solar total média do mês em um dia varia nos meses do ano bem como a média da radiação solar do dia. Nos três primeiros meses do ano 2021 (de janeiro, fevereiro e março) os valores da radiação solar total média do mês em um dia são maiores, bem como os três últimos meses do ano 2021 (outubro, novembro e dezembro). Por outro lado, a média da radiação solar do dia desses meses também aumento. Dentre os diferentes meses do ano, o mês de novembro mostra os maiores valores da radiação solar total média do mês em um dia e a média da radiação solar do dia.

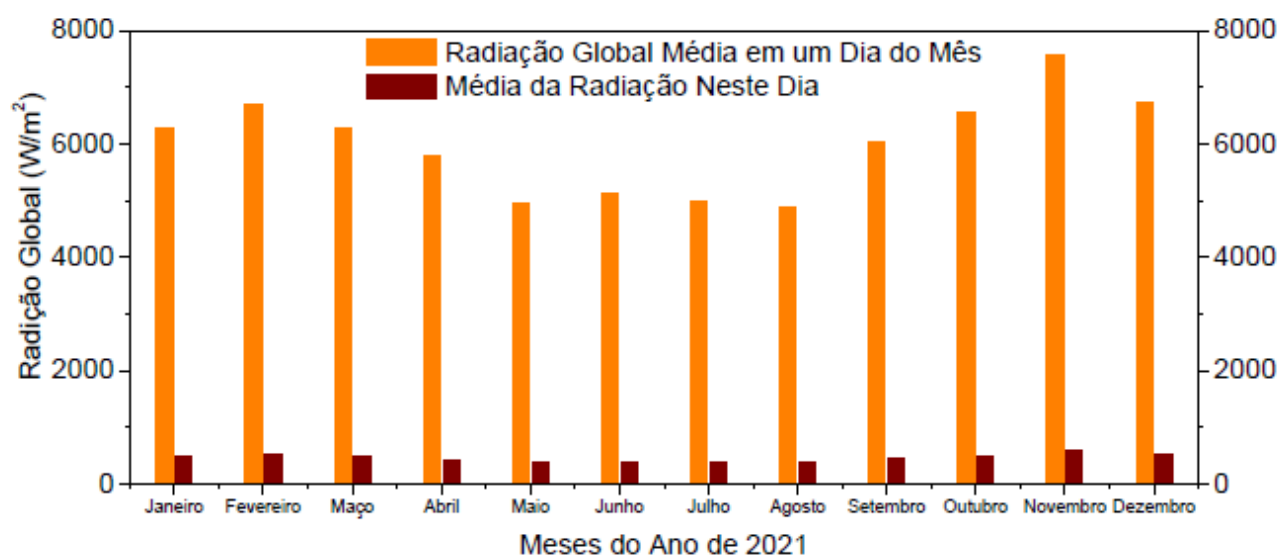


Figura 4.9: Representação da radiação solar total média do mês por dia e média da radiação solar do dia.

4.4 PRODUÇÃO DE ENERGIA

A radiação solar pode ser convertida diretamente em eletricidade por células solares (células fotovoltaicas). Nestas células fotovoltaicas, uma pequena voltagem elétrica é gerada quando a luz atinge a junção entre dois semicondutores diferentes. A energia produzida das células fotovoltaicas pode ser quantificada usando modelos matemáticos que envolvem eficiência da célula fotovoltaica e a radiação solar como segue.

$$Q_{PV,i} = A_{PV} G_{t,i} \left\{ \eta_{ref} \left[1 - \beta_{ref} (T_{cell,i} - T_{ref}) \right] \right\} 30; i = 1, 2, 3, \dots, 12 \quad (4.2)$$

A Figura 4.10 mostra a produção de energia estimada (PEE) pela Equação (4.2) do módulo fotovoltaico para os meses do ano de 2021 na cidade do Recife. Como resultado, a PEE tem sido calculada usando radiação solar total média do mês em um dia. A radiação solar total média tem um impacto direto sobre a PEE, ou seja, à medida que radiação solar total média aumenta a PEE também aumenta. Dentre os meses de maior PEE, o mês de novembro estima-se uma PEE de $5,273 \times 10^5 W$, enquanto, o mês de dezembro tem uma PEE de $4,686 \times 10^5 W$.

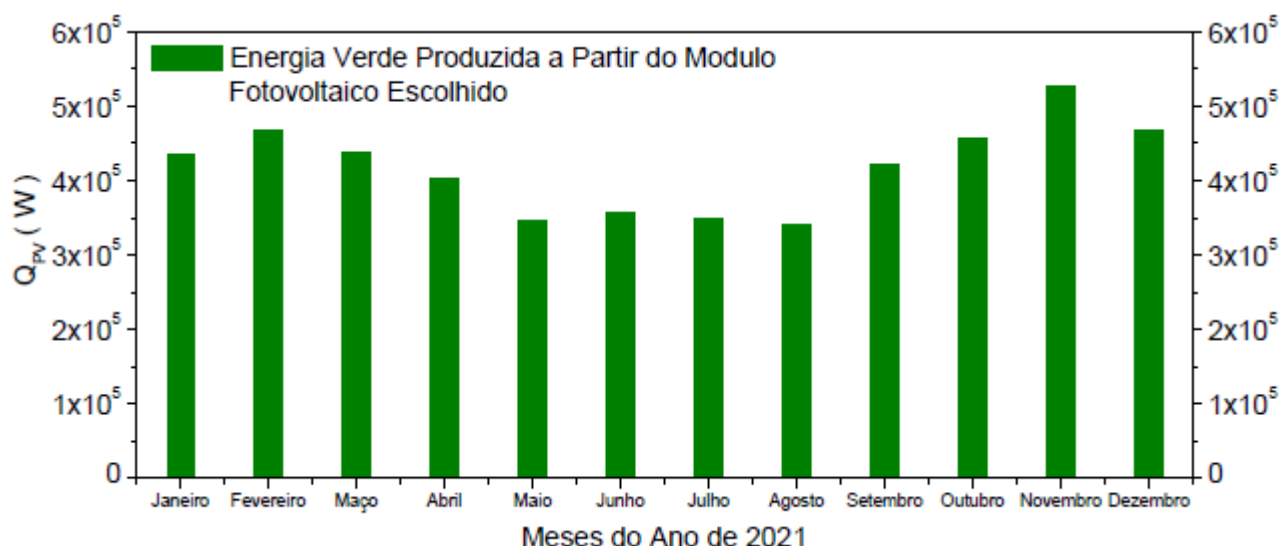


Figura 4.10: Energia verde produzida a partir módulo fotovoltaico usando a radiação solar total média do mês por dia.

4.5 COMPARAÇÃO DE TEMPERATURAS

A Figura 4.11 mostra os perfis da temperatura da célula (T_{cell}), temperatura no verso da célula (T_b) e temperatura ambiente (T_a) como uma função do tempo do dia. A T_{cell} foi calculada usando a Equação (3.36) e a T_b foi calculada a partir da Equação (3.27). O perfil da T_{cell} é levemente maior do que o perfil T_b , enquanto a T_a é notavelmente menor do que a T_{cell} e a T_b . Provavelmente, a pequena diferença de temperatura entre T_{cell} e T_b são devido à dissipação de calor por condução entre a célula fotovoltaica (material) e a camada traseira (vidro). Como resultado, pode-se destacar que os pontos de máximos de T_{cell} , T_b e T_a ficam em torno de 12: 00 horas corresponde a 58,21, 56,83 e 31,65, respectivamente.

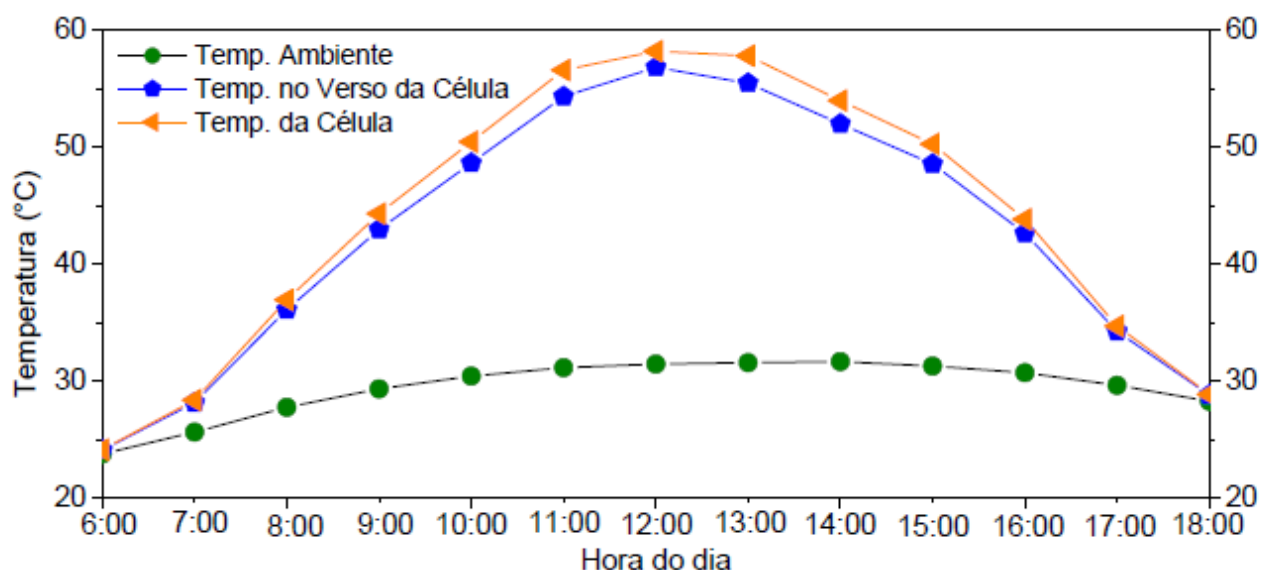


Figura 4.11: Comparação da temperatura da célula, temperatura no verso da célula e temperatura ambiente.

4.6 EFICIÊNCIA DO MÓDULO FOTOVOLTAICO

Vários modelos empíricos existem na literatura para avaliar a eficiência de um módulo fotovoltaico. A eficiência dos módulos fotovoltaicos é definida como uma função da T_{cell} e os parâmetros de referência como $\eta_{ref.}$, $\beta_{ref.}$ e $T_{ref.}$. Neste trabalho, a Equação (3.37) tem sido usada para estimar a eficiência elétrica da célula fotovoltaica.

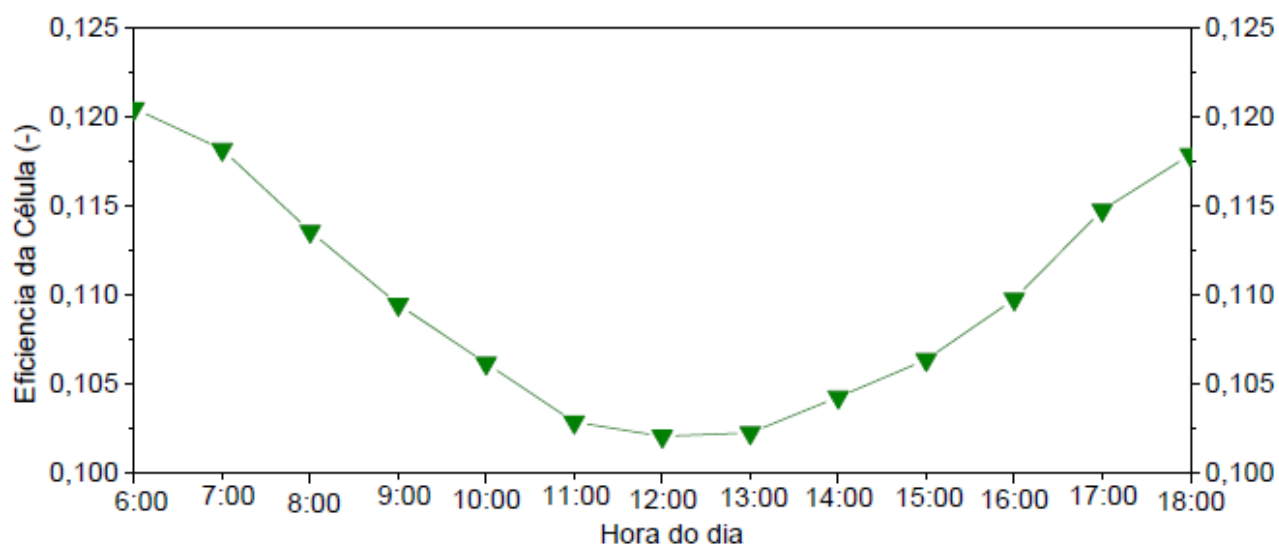


Figura 4.12: Perfil da eficiência do módulo fotovoltaico pela Equação (3.37) para o mês de novembro.

Como resultado, a Figura 4.12 mostra o perfil da eficiência elétrica (EE) estimada do módulo fotovoltaico para o mês de novembro. A T_{cell} tem um impacto relevante sobre a EE, ou seja, à medida

que a T_{cell} aumenta a EE estimada decresce conforme a Equação (3.37). O ponto de mínimo é alcançado por volta das 12:00 horas como pode ser visto na Figura 4.12. Como pode ser visto na Figura 4.12, a EE estimada varia de 12,05% a 10,21%.

CAPÍTULO 5

5 CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

Movido no contexto dos módulos fotovoltaicos, a pesquisa tem sido conduzida no uso de métricas estatísticas para avaliar dados meteorológicos da radiação solar, temperatura ambiente e velocidade do vento. Além disso, modelos de regressão polinomial foram usados para fazer a comparação aos dados experimentais. A metodologia inversa permite a estimação parâmetros baseada na minimização de uma função objetivo. A função objetivo é um critério para estimar o erro entre os dados climáticos, medidos experimentalmente, e os valores calculados usando os modelos de regressões. Neste contexto, é possível conduzir as seguintes conclusões:

1. Análise dos perfis trimestrais para radiação solar, temperatura ambiente e velocidade do vento no ano de 2021. Para a radiação solar, têm sido avaliados os seguintes parâmetros estatísticos: média aritmética da amostra, desvio padrão da amostra, desvio padrão da média e intervalo de confiança. De modo semelhante foi realizado a estimativa destes parâmetros para a temperatura ambiente e velocidade do vento.
2. A validação do trabalho foi feita escolhendo o mês novembro que tem o maior valor da radiação. Esta é uma prática usada na literatura internacional para esta área de pesquisa. Dois modelos de regressão polinomial (terceira e quarta ordem) foram usados para validar os dados. Os resultados do ajuste entre os dados climáticos e resultados dos modelos de regressões polinomiais apontam uma boa estabilidade dos modelos ajustados e isto pode ser comprovado segundo os indicadores estatísticos da Tabela 5.1 com limite de confiança da radiação estimada de 95%. Além do ajuste modelo de regressão polinomial, também foram realizados ajustes de regressão linear simples para verificar uma comparação entre os dados experimentais e os dados obtidos dos modelos de regressão polinomial. Os indicadores estatísticos para este caso são mostrados na Tabela 5.2. No ajuste linear, o limite de confiança também considerado foi de 95%.

Tabela 5.1: Resultados dos indicadores estatísticos para o ajuste da radiação solar usando modelos de regressões polinomiais.

Modelo de terceira ordem	Modelo de quarta ordem
$Rad(t) = -2081,89 + 374,54 t - 2,63 t^2 - 0,67 t^3$	$Rad(t) = -191,23 - 323,91 t + 92,26 t^2 - 6,12 t^3 + 0,13 t^4$
$R^2 = 0,967$	$R^2 = 0,997$
$R^2_{Adj.} = 0,958$	$R^2_{Adj.} = 0,995$
$\chi^2 = 1,6 \times 10^{-4}$	$\chi^2 = 1,4 \times 10^{-4}$
$RQEQM = 2,3 \times 10^{-5}$	$RQEQM = 1,2 \times 10^{-5}$

Tabela 5.2: Resultados dos indicadores estatísticos para o ajuste dos modelos de regressão linear simples.

Regressão linear (terceira ordem)	Regressão linear (quarta ordem)
$(Rad)_{Exp} = 11,21 + 0,98(Rad)_{Pred.}$	$(Rad)_{Exp} = 1,65 + 0,99(Rad)_{Pred.}$
$R = 0,998$	$R = 0,999$
$R^2 = 0,996$	$R^2 = 0,997$
$R^2_{Adj.} = 0,994$	$R^2_{Adj.} = 0,996$
$RQEQM = 1,4 \times 10^{-5}$	$RQEQM = 1,2 \times 10^{-5}$

3. A radiação solar total média tem um impacto direto sobre a produção de energia estimada (PEE) e, portanto, PEE é uma função da eficiência do módulo fotovoltaico. O mês de novembro e dezembro mostram maiores valores com $5,273 \times 10^5 W$ e $4,686 \times 10^5 W$, respectivamente.
4. A eficiência elétrica (EE) estimada do módulo fotovoltaico varia com o aumento da temperatura. O ponto de mínimo é alcançado por volta das 12:00 horas e estimada varia de 12,05% a 10,21%.

Uma perspectiva futura para continuação deste trabalho seria o aproveitamento da energia produzida do modulo fotovoltaico de forma contínua usando um sistema hibrido de baterias para armazenamento da energia. Uma vez que, o sistema solar simples é sazonal.

APÊNDICE A: CÁLCULO DOS COEFICIENTES DA EQUAÇÃO (3.2):

Os coeficientes da Equação (3.2) são estimados a partir da Metodologia dos Mínimos Quadrados (MMQ) usando a Equação (A.1). A aplicação do MMQ é feita linha por linha como segue.

Linha 1:

$$\left. \frac{\partial y}{\partial \hat{\alpha}_0^{(k)}} \right|_{\hat{\alpha}_1^{(k)}, \hat{\alpha}_2^{(k)}, \dots, \hat{\alpha}_m^{(k)}} = 2 \sum_{i=1}^{n_p} \left[f_i(t_i)^{exp.} - \hat{\alpha}_0^{(k)} g_1(t_i) - \hat{\alpha}_1^{(k)} g_2(t_i) - \hat{\alpha}_2^{(k)} g_3(t_i) - \hat{\alpha}_3^{(k)} g_4(t_i) - \dots - \hat{\alpha}_m^{(k)} g_m(t_m) \right] * [-g_1(t_i)] \quad (A.1)$$

A Equação (A.1) foi derivada com relação ao parâmetro $\hat{\alpha}_0$ e os demais parâmetros são mantidos constantes e, portanto, o resultado é a Equação (A.2) como segue.

$$a_{11} \hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{12} \hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{13} \hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{14} \hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{1m} \hat{\alpha}_m^{(k)} = b_1 \quad (A.2)$$

Os coeficientes da Equação (A.2) são mostrados na Tabela 3.3 como segue.

Tabela 3.3. Cálculo dos coeficientes da Equação (A.2)

Coeficientes	Coeficientes
$a_{11} = \sum_{i=1}^m [g_1(t_i) * g_1(t_i)] = \sum_{i=1}^{n_p} n_p$	$\vdots$
$a_{12} = \sum_{i=1}^m [g_1(t_i) * g_2(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i$	$a_{1m} = \sum_{i=1}^m [g_1(t_i) * g_m(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^n$
$a_{13} = \sum_{i=1}^m [g_1(t_i) * g_3(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^2$	$b_1 = \sum_{i=1}^m f_i(t_i)^{exp.} * g_1(t_i) = \sum_{i=1}^m f_i(t_i)^{exp.}$
$a_{14} = \sum_{i=1}^m [g_1(t_i) * g_4(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^3$	$n = 0, 1, 2, 3, \dots$

Linha 2:

$$\left. \frac{\partial y}{\partial \hat{\alpha}_1^{(k)}} \right|_{\hat{\alpha}_0^{(k)}, \hat{\alpha}_2^{(k)}, \dots, \hat{\alpha}_m^{(k)}} = 2 \sum_{i=1}^{n_p} \left[f_i(t_i)^{exp.} - \hat{\alpha}_0^{(k)} g_1(t_i) - \hat{\alpha}_1^{(k)} g_2(t_i) - \hat{\alpha}_2^{(k)} g_3(t_i) - \hat{\alpha}_3^{(k)} g_4(t_i) - \dots - \hat{\alpha}_m^{(k)} g_m(t_m) \right] * [-g_2(t_i)] \quad (A.3)$$

A Equação (A.3) foi derivada com relação ao parâmetro $\hat{\alpha}_1$ e os demais parâmetros são mantidos constantes e, portanto, o resultado é a Equação (A.4) como segue.

$$a_{21} \hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{22} \hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{23} \hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{24} \hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{2m} \hat{\alpha}_m^{(k)} = b_2 \quad (A.4)$$

Os coeficientes da Equação (A.4) são descritos na Tabela 3.4 como segue.

Tabela 3.4. Cálculo dos coeficientes da Equação (A.4)

Coeficientes	Coeficientes
$a_{21} = \sum_{i=1}^m [g_2(t_i) * g_1(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i$	$\vdots$
$a_{22} = \sum_{i=1}^m [g_2(t_i) * g_2(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^2$	$a_{2m} = \sum_{i=1}^m [g_2(t_i) * g_m(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^{1+n}$
$a_{23} = \sum_{i=1}^m [g_2(t_i) * g_3(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^3$	$b_2 = \sum_{i=1}^m f_i(t_i)^{exp.} * g_2(t_i) = \sum_{i=1}^m f_i(t_i)^{exp.} t_i$
$a_{24} = \sum_{i=1}^m [g_2(t_i) * g_4(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^4$	$n = 0, 1, 2, 3, \dots$

Linha 3:

$$\left. \frac{\partial y}{\partial \hat{\alpha}_2^{(k)}} \right|_{\hat{\alpha}_0^{(k)}, \hat{\alpha}_1^{(k)}, \dots, \hat{\alpha}_m^{(k)}} = 2 \sum_{i=1}^{n_p} \left[f_i(t_i)^{exp.} - \hat{\alpha}_0^{(k)} g_1(t_i) - \hat{\alpha}_1^{(k)} g_2(t_i) - \hat{\alpha}_2^{(k)} g_3(t_i) - \hat{\alpha}_3^{(k)} g_4(t_i) - \dots - \hat{\alpha}_m^{(k)} g_m(t_m) \right] * [-g_3(t_i)] \quad (A.5)$$

A Equação (A.5) foi derivada com relação ao parâmetro $\hat{\alpha}_2$ e os demais parâmetros são mantidos constantes e, então, o resultado é a Equação (A.6) como segue.

$$a_{31} \hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{32} \hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{33} \hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{34} \hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{3m} \hat{\alpha}_m^{(k)} = b_3 \quad (\text{A.6})$$

Os coeficientes da Equação (A.6) são descritos na Tabela 3.5 como segue.

Tabela 3.5. Cálculo dos coeficientes da Equação (A.6)

Coeficientes	Coeficientes
$a_{31} = \sum_{i=1}^m [g_3(t_i) * g_1(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^2$	$\vdots$
$a_{32} = \sum_{i=1}^m [g_3(t_i) * g_2(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^3$	$a_{3m} = \sum_{i=1}^m [g_3(t_i) * g_m(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^{2+m}$
$a_{33} = \sum_{i=1}^m [g_3(t_i) * g_3(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^4$	$b_3 = \sum_{i=1}^m f_i(t_i)^{exp.} * g_3(t_i) = \sum_{i=1}^m f_i(t_i)^{exp.} t_i^2$
$a_{34} = \sum_{i=1}^m [g_3(t_i) * g_4(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^5$	$n = 0, 1, 2, 3, \dots$

Linha n:

$$\left. \frac{\partial y}{\partial \hat{\alpha}_m^{(k)}} \right|_{\hat{\alpha}_0^{(k)}, \hat{\alpha}_1^{(k)}, \dots, \hat{\alpha}_m^{(k)}} = 2 \sum_{i=1}^{n_p} \left[f_i(t_i)^{exp.} - \hat{\alpha}_0^{(k)} g_1(t_i) - \hat{\alpha}_1^{(k)} g_2(t_i) - \hat{\alpha}_2^{(k)} g_3(t_i) - \hat{\alpha}_3^{(k)} g_4(t_i) - \dots - \hat{\alpha}_m^{(k)} g_m(t_m) \right] * [-g_m(t_i)] \quad (\text{A.7})$$

A Equação (A.7) foi derivada com relação ao parâmetro $\hat{\alpha}_3$ e os demais parâmetros são mantidos constantes e, então, o resultado é a Equação (A.8) como segue.

$$a_{m1} \hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{m2} \hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{m3} \hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{m4} \hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{mm} \hat{\alpha}_m^{(k)} = b_m \quad (\text{A.8})$$

Os coeficientes da Equação (A.8) são descritos na Tabela 3.6 como segue.

Tabela 3.6. Cálculo dos coeficientes da Equação (A.8)

Coeficientes	Coeficientes
$a_{m1} = \sum_{i=1}^m [g_m(t_i) * g_1(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^n$	$\vdots$
$a_{m2} = \sum_{i=1}^m [g_m(t_i) * g_2(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^{n+1}$	$a_{mm} = \sum_{i=1}^m [g_m(t_i) * g_m(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^{m+n}$
$a_{m3} = \sum_{i=1}^m [g_m(t_i) * g_3(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^{m+2}$	$b_m = \sum_{i=1}^m f_i(t_i)^{exp.} * g_m(t_i) = \sum_{i=1}^m f_i(t_i)^{exp.} t_i^n$
$a_{m4} = \sum_{i=1}^m [g_m(t_i) * g_4(t_i)] = \sum_{i=1}^m t_i^{m+3}$	$n = 0, 1, 2, 3, \dots$

As Equações (A.2), (A.4), (A.6) e (A.8) são combinadas para um sistema de Equações Lineares (ELs) nos parâmetros como segue.

$$\begin{cases} a_{11} \hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{12} \hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{13} \hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{14} \hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{1m} \hat{\alpha}_m^{(k)} = b_1 \\ a_{21} \hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{22} \hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{23} \hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{24} \hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{2m} \hat{\alpha}_m^{(k)} = b_2 \\ a_{31} \hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{32} \hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{33} \hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{34} \hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{3m} \hat{\alpha}_m^{(k)} = b_3 \\ \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \\ a_{m1} \hat{\alpha}_0^{(k)} + a_{m2} \hat{\alpha}_1^{(k)} + a_{m3} \hat{\alpha}_2^{(k)} + a_{m4} \hat{\alpha}_3^{(k)} + \dots + a_{mm} \hat{\alpha}_m^{(k)} = b_m \end{cases} \quad (A.9)$$

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Li W., Ling Y., Liu X., Hao Y., 2017. Performance analysis of a photovoltaic thermochemical hybrid system prototype. *Appl Applied Energy* 204, 939-947.
- [2] Santos A. J. L., Lucena A. F. P., 2022. Climate change impact on the technical economic potential for solar photovoltaic energy in the residential sector: a case study for Brazil. *Energy C Change* 2, 100062.
- [3] Yao W., Zhang K., Cao W., Li X., Wang Y., Wang X., 2022. Research on the correlation between solar radiation and sky luminance based on the principle of photothermal integration. *Renewable Energy* 194, 1326 1342.
- [4] Tiwari G. N., Mishra R. K., Solanki S. C., 2011. Photovoltaic modules and their applications: A review on thermal modelling. *Applied Energy* 88, 2287 2304.
- [5] Yolcan O. O., Kose R., 2023. Photovoltaic module cell temperature estimation: Developing a novel expression. *Solar Energy* 249, 1 11.
- [6] Wei L., Bai X., Huang X., Li W., 2022. Temperature estimation method for supercapacitor cell and module with less sensors. *Journal Energy Storage* 56, 106139.
- [7] Ouyang L., Sun L., Yuan Y., Cao X., Xiang B., 2017. Optimum connection modes for photovoltaic thermal collectors in different radiation zones of China. *Applied Thermal Engineering* 122, 661 672.
- [8] Anand B., Shankar R., Murugavelh S., Rivera W., Midhun Prasad K., Nagarajan R., 2021. A review on solar photovoltaic thermal integrated desalination technologies. *Renew Sust Energy Reviews* 141, 110787.
- [9] Joy B., Philip J., Zachariah R., 2016. Investigations on serpentine tube type solar photovoltaic/thermal collector with different heat transfer fluids: Experiment and numerical analysis. *Solar Energy* 140, 12 20.
- [10] Dai Y., Bai Y., Keller T., 2022. Thermal and mechanical performances of GFRP sandwich structures with integrated amorphous silicon photovoltaic cells. *Composite Structures* 290, 115524.
- [11] Vaishak S., Bhale P. V., 2021. Investigation on the effect of different backsheet materials on performance characteristics of a photovoltaic/thermal (PV/T) system. *Renew Energy* 168, 160 169.
- [12] Ryu M. S., Jang J., 2011. Influence of n type chemical doping layer on the performance of organic photovoltaic solar cells. *Sol Energy Mater Sol Cells* 95, 1896 1900.
- [13] Liao L. P., Yao Y. Q., Wang G., Xu C. Y., Liu D. B., Zhou G. D., Zhong Y. X., Song Q. L., 2021. P type doping in internally photoemitted hot carrier solar cells. *J Cleaner Production* 278, 124168.
- [14] Zubeer S. A., Ali O. M., 2022. Experimental and numerical study of low concentration and water cooling effect on PV module performance. *Case S Thermal Eng* 34, 102007.
- [15] Yildirim M. A., Cebula A., Sułowicz M., 2022. A cooling design for photovoltaic panels Water based PV/T system. *Energy* 256, 124654.

- [16] Armstrong S., Hurley W. G., 2010. A thermal model for photovoltaic panels under varying atmospheric conditions. *Appl Thermal Eng* 30, 1488 1495.
- [17] Chenni R., Makhlof M., Kerbache T., Bouzid A., 2007. A detailed modeling method for photovoltaic cells. *Energy* 9, 1724-1730.
- [18] Coskun C., Kocyigit N., Oktay Z., 2016. Estimation of PV module surface temperature using artificial neural networks. *Mugla J. Sci. Technol*, 2, 15 -18.
- [19] Risser V. V., Fuentes M. K., 1983. Linear regression analysis of flat plate photovoltaic system performance data. In: *Proceedings of the Fifth E.C. Photovoltaic Solar Energy Conference*, Athens, Greece, October 17 21, pp. 623 627.
- [20] Skoplaski E., Palyvos J.A., 2009. Operating temperature of photovoltaic modules: a survey of pertinent correlations. *Renew. Energy* 34, 23 29.
- [21] Kurtz S., Whitfield K., Miller D., Joyce J., Wohlgemuth J., Kempe M., 2009. Evaluation of high temperature exposure of rackmounted photovoltaic modules. In: *34th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC)*, pp. 2399 2404.
- [22] Markvart T., 2000. *Solar Electricity*. Wiley, Chichester.
- [23] Muzathik A.M., 2014. Photovoltaic modules operating temperature estimation using a simple correlation. *Int. J. Energy Eng.* 4 , 151 158.
- [24] Skoplaki E., Boudouvis A.G., Palyvos J.A., 2008. A simple correlation for the operating temperature of photovoltaic modules of arbitrary mounting. *Sol Energy Mater Sol Cells* 92, 1393 1402.
- [25] Akyuz E., Coskun C., Oktay Z., Dincer I., 2012. A novel approach for estimation of photovoltaic exergy efficiency. *Energy* 44, 1059 1066.
- [26] Edgar R., Cochard S, Stachurski Z., 2017. A computational fluid dynamic study of PV cell temperatures in novel platform and standard arrangements. *Solar Energy* 144, 203 214.
- [27] Sun V., Asanakham A., Deethayat T., Tanongkiat K., 2020. A new method for evaluating nominal operating cell temperature (NOCT) of unglazed photovoltaic thermal module. *Energy Reports* 6, 1029 1042.
- [28] Dhaundiyal A., Atsu D., 2020. The effect of wind on the temperature distribution of photovoltaic modules. *Solar Energy* 201, 259 267.
- [29] Ba M., Ramenah H., Tanougast C., 2018. Forseeing energy photovoltaic output determination by a statistical model using real module temperature in the north east of France. *Renew Energy* 119, 935 948.
- [30] Yoon S., Seo J, Choi M., Lee B. J., 2022. Enhanced photovoltaic efficiency through radiative cooling augmented by a thermosyphon effect. *Energy Conver Manag* 268, 116046.

- [31] Sultan S. M., Tso C. P., Efzan M. N. E., 2020. A new method for reducing the performance evaluation cost of the photovoltaic module cooling techniques using the photovoltaic efficiency difference factor. *Case Stud Thermal Eng* 21,100682.
- [32] Kant K, Shukla A., Sharma A, Biwale P. H., 2016. Thermal response of poly crystalline silicon photovoltaic panels: Numerical simulation and experimental study. *Solar Energy* 134, 147 155.
- [33] Srinivas B. A., Nagababu G., Kachhwaha S. S., 2022. Future wind speed trends in the Indian offshore region. *Energy Reports* 8, 513 519.
- [34] Wu H., Meng K., Fan D., Zhang Z., Liu Q., 2022. Multistep short term wind speed forecasting using transformer. *Energy* 261, 125231.

José Marcelo da Silva
Jornandes Dias da Silva

 conhecimentolivre.org/home
 contato@conhecimentolivre.org
 [editoraconhecimentolivre](https://www.instagram.com/editoraconhecimentolivre)

INVESTIGAÇÃO DAS VARIÁVEIS CLIMÁTICAS NAS CÉLULAS FOTOVOLTAICA: AJUSTE DE MODELOS DE REGRESSÃO E ANÁLISE ESTATÍSTICA