



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO DE CIÊNCIA, TECNOLOGIA E SAÚDE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENERGIA E SUSTENTABILIDADE

Raffaella Zandomenego

Desenvolvimento de metodologia para estimativa da geração diária de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos a partir de histórico de operação e redes meteorológicas

Araranguá
2023

Raffaella Zandomenego

Desenvolvimento de metodologia para estimativa da geração diária de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos a partir de histórico de operação e redes meteorológicas

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Energia e Sustentabilidade da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito parcial para a obtenção do título de Mestra em Energia e Sustentabilidade.

Orientador: Prof. Giuliano Rampinelli, Dr.

Araranguá

2023

Zandomenego, Raffaella

Desenvolvimento de metodologia para estimativa da geração diária de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos a partir de histórico de operação e redes meteorológicas / Raffaella Zandomenego ; orientador, Giuliano Arns Rampinelli, 2023.

72 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Araranguá, Programa de Pós-Graduação em Energia e Sustentabilidade, Araranguá, 2023.

Inclui referências.

1. Energia e Sustentabilidade. 2. Predição de geração de energia elétrica. 3. Redes meteorológicas. 4. Sistema fotovoltaico. I. Arns Rampinelli, Giuliano. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Energia e Sustentabilidade. III. Título.

Raffaella Zandomenego

Desenvolvimento de metodologia para estimativa da geração diária de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos a partir de histórico de operação e redes meteorológicas

O presente trabalho em nível de Mestrado foi avaliado e aprovado, em 23 de agosto de 2023, pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Giuliano Arns Rampinelli, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

. Leonardo Elizeire Bremermann Prof, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Fabiano Perin Gasparin, Dr.
Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Certificamos que esta é a versão original e final do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de Mestra em Energia e Sustentabilidade.



Prof. Tiago Elias Allievi Frizon, Dr.
Coordenação do Programa de Pós-Graduação



Prof. Giuliano Arns Rampinelli, Dr.
Orientador

Araranguá, 2023.

AGRADECIMENTOS

Primeiro agradeço também a Deus, pois parte da minha força está atrelada ao mundo espiritual, onde renovo minhas energias a cada dia.

Gostaria de agradecer aos meus pais, pelo amor e torcida nesse processo. Além de estarem sempre me apoiando nos momentos difíceis.

Ao meu amor, Gustavo, que esteve presente em cada momento dessa jornada, inclusive nos dias nebulosos. Obrigada pelo companheirismo e compreensão.

À minha melhor amiga, Vanessa, pela ajuda, palavras e amizade de tantos anos, principalmente nesta etapa. És minha pessoa.

À banca desta defesa, Prof. Dr. Leonardo Elizeire Bremermann e Prof. Dr. Fabiano Perin Gasparin.

À Geo Consultores, por ter cedido os dados utilizados neste trabalho.

Ao meu orientador, Giuliano Arns Rampinelli, pela dedicação prestada, incentivo, orientação e paciência.

Aos docentes do Programa de Pós-Graduação em Energia e Sustentabilidade, da UFSC Araranguá, pelas trocas em todo o processo. Obrigada UFSC.

E a todos aqueles que de alguma forma fizeram parte e ajudaram dessa jornada.

“A natureza é nosso bem comum. Temos de voltar a ela e desenvolver processos acessíveis a todos. É dessa forma que fazemos mudanças: pelo conhecimento.”

(Ailton Krenak)

RESUMO

Há muitos debates acontecendo sobre mudanças climáticas e transição energética. A partir disso e do desenvolvimento de novas tecnologias, a geração de energia elétrica a partir de sistemas fotovoltaicos vem se tornando cada vez mais atrativa e competitiva, sendo um dos principais agentes de transformação para essa transição. Desta forma, a previsão de geração de energia elétrica dos sistemas fotovoltaicos se torna essencial, pois contribui para a mitigação dos efeitos da intermitência e incerteza do recurso solar. Da mesma forma, a previsão de geração de energia elétrica é importante para o planejamento e modelagem das futuras usinas fotovoltaicas. De tal modo, o objetivo geral desta dissertação foi desenvolver, modelar e validar uma metodologia para previsão da geração diária de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos a partir de histórico de operação e redes meteorológicas para os horizontes de 24, 48 e 72 horas. O período de análise foi de 5 meses, compreendido entre agosto e novembro de 2022. Os dados de previsão meteorológica foram obtidos a partir da plataforma da EPAGRI e foram divididos em cinco perfis de previsão: sol, nublado, nublado + chuva, chuva e sol + chuva. O sistema de referência do presente estudo, foi um sistema fotovoltaico de 17,6 kWp instalado no telhado de uma unidade consumidora na área rural de Tubarão (SC). Para analisar e comparar o desempenho da metodologia de previsão de geração de sistemas fotovoltaicos proposta nesta dissertação foi utilizado o método da persistência como modelo de referência, além da utilização de indicadores de erros de precisão como o MAE, RMSE e MAPE. Os melhores valores de MAE, RMSE e MAPE foram para o horizonte de 24 horas, com destaque para o mês de agosto de 2022 que apresentou os valores 7,46 kWh, 10,83 kWh e 20,87% respectivamente. A metodologia apresentada se mostrou promissora e com informações relevantes para estudos posteriores.

Palavras-chave: Sistema fotovoltaico; Previsão de geração de energia elétrica; Redes meteorológicas.

ABSTRACT

Many debates about climate change and energy transition are going on. From this and the development of new technologies, the generation of electricity from photovoltaic systems has become increasingly attractive and competitive, being one of the main transformation agents for this transition. In this way, the prediction of electricity generation from photovoltaic systems becomes essential, as it contributes to mitigating the effects of intermittency and uncertainty of the solar resource. Likewise, the prediction of electric power generation is important for the planning and modeling of future photovoltaic plants. In this way, the general objective of this dissertation was to develop, model and validate a methodology for predicting the daily generation of electricity from photovoltaic systems based on the operation history and meteorological networks for the horizons of 24, 48 and 72 hours. The period of analysis was 5 months, between August and November 2022. The meteorological forecast data were obtained from the EPAGRI platform and were divided into five forecast profiles: sunny, cloudy, cloudy + rain, rain and sun + rain. The reference system of the present study was a 17.6 kWp photovoltaic system installed on the roof of a consumer unit in the rural area of Tubarão (SC). To analyze and compare the performance of the methodology for predicting the generation of photovoltaic systems proposed in this dissertation, the persistence method was used as a reference model, in addition to the use of precision error indicators such as MAE, RMSE and MAPE. MAE, RMSE and MAPE values for the 24-hour horizon obtained the best results, with emphasis on the month of August, which presented values of 7.46 kWh, 10.83 kWh and 20.87% respectively. The presented methodology proved to be promising and with relevant information for further studies.

Keywords: *Photovoltaic system; Electricity generation prediction; Weather networks.*

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Evolução da fonte solar fotovoltaica no Brasil.....	19
Figura 2 - Princípio de operação da geração distribuída.....	23
Figura 3 - Princípio de operação de uma usina centralizada.....	24
Figura 4 - Influência da temperatura da célula fotovoltaica na curva I-V*.	27
Figura 5 - Influência da variação da irradiância solar na curva I-V de uma célula fotovoltaica de silício cristalino na temperatura de 25°C.	28
Figura 6 - Simulações: (a) Curvas de potência e irradiância previstas e medidas e erros em um dia ensolarado.; (b) Curvas de potência e irradiância previstas e medidas e erros em um dia parcialmente nublado; (c) Curvas de potência e irradiância previstas e medida.....	31
Figura 7 - Valores de tensão e corrente reais (linha vermelha), e previstos pela rede (linha pontilhada azul), em função da hora de um dos dias considerados.	32
Figura 8 - Comparação entre a predição de 1 dia à frente e os valores medidos de potência do sistema fotovoltaico durante janeiro a junho de 2012 entre o MLP, RBF e PFLRM regularizado com base em $K = 2$	34
Figura 9 - Relação entre os valores medidos e os valores previstos da radiação global para um horizonte de 10 minutos.	35
Figura 10 - Performance dos diferentes modelos de predição para diferentes horizontes de predição.	35
Figura 11 - Desempenho dos modelos A, B e C para os diferentes dias do conjunto de teste.....	36
Figura 12 - Predição da temperatura, radiação solar e potência com intervalo de 15 minutos para: (a) verão; (b) inverno.	37
Figura 13 - Predição da temperatura, radiação solar e potência com intervalo de 5 minutos para: (a) verão; (b) inverno.	38
Figura 14 - Localização da área de estudo	40
Figura 15 - Diagrama Unifilar do Sistema Fotovoltaico.	43
Figura 16 - Formação da análise e histórico de dados.....	45
Figura 17 - <i>Box plot</i> da produtividade para geração de energia elétrica diária mensal para valores reais, horizonte de 24 horas e para método da persistência.	57
Figura 18 - Comparação dos dados de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico real, da predição de 24 horas e da persistência de julho/2022.	58

Figura 19 - Comparação dos dados de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico real, da previsão de 24 horas e da persistência de agosto/2022.....	58
Figura 20 - Comparação dos dados de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico real, da previsão de 24 horas e da persistência de setembro/2022.....	59
Figura 21 - Comparação dos dados de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico real, da previsão de 24 horas e da persistência de outubro/2022.....	59
Figura 22 - Comparação dos dados de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico real, da previsão de novembro/2022.....	60
Figura 23 – Volume de chuva registrado em Tubarão em 2022.....	68

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Horizontes de predição.....	26
Quadro 2 - Classificação porcentual da quantidade de nuvens no céu.....	29
Quadro 3 - Características da unidade consumidora.	40
Quadro 4 - Premissas dos perfis meteorológicos.....	44
Quadro 5 - Indicadores de desempenho.....	49

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Os valores RMSE, MAD e MAPE dos métodos utilizados com base na amostra de teste.....	32
Tabela 2 - Erros de Predição – Usina Fotovoltaica A.....	39
Tabela 3 - Especificação técnica do gerador fotovoltaico nas CPT*.....	41
Tabela 4 - Especificação técnica do inversor nas CPT.....	42
Tabela 5 - Predição de 24 horas para o dia 31 de julho.....	45
Tabela 6 - Histórico de dados de geração reais obtidos pelo software de monitoramento do sistema fotovoltaico.....	46
Tabela 7 - Resultado da predição.....	46
Tabela 8 - Geração de energia elétrica diária mensal do SFCR (kWh).....	49
Tabela 9 – Predição da geração de energia elétrica diária mensal para horizonte de 24 horas.....	51
Tabela 10 – Predição da geração de energia elétrica diária mensal para método da persistência.....	52
Tabela 11 – Predição da geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico mensal para o método da persistência.....	54
Tabela 12 - Comparação dos valores reais de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico mensal com os obtidos pelo horizonte de 24 horas.....	54
Tabela 13 – Comparação dos valores reais de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico mensal com os obtidos pelo horizonte de 48 horas.....	55
Tabela 14 – Comparação dos valores reais de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico mensal com os obtidos pelo horizonte de 72 horas.....	56
Tabela 15 - Média diária e desvio padrão de geração de energia elétrica diária mensal para valores reais, horizonte de 24 horas e para método da persistência.....	56
Tabela 16 – Erros médios diários mensais de predição de geração de energia elétrica fotovoltaica calculado via método da persistência.....	61
Tabela 17 – Erros médios diários mensais de predição de geração de energia elétrica fotovoltaica para horizonte de 24 horas.....	62
Tabela 18 – Erros médios diários mensais de predição de geração de energia elétrica fotovoltaica para horizonte de 48 horas.....	62
Tabela 19 - Erros médios diários de predição de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais para horizonte de 72 horas.....	63

Tabela 20 – Erros médios diários de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais divididos por perfil de previsão - perfil = sol.	65
Tabela 21 - Erros médios diários de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais divididos por perfil de previsão: perfil = nublado.....	65
Tabela 22 - Erros médios diários de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais divididos por perfil de previsão: perfil = nublado + chuva.....	66
Tabela 23 - Erros médios diários de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais divididos por perfil de previsão: chuva.....	67
Tabela 24 - Erros médios diários de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais divididos por perfil de previsão: perfil = sol + chuva	67

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

A	Amperes
ARIMA	Média Móvel Integrada Autorregressiva
ARMA	Média Móvel Autorregressiva
Bi- LSTM	Memória Bidirecional de Longo Prazo
CA	Corrente alternada
CC	Corrente contínua
CPT	Condição padrão de teste
EPAGRI	Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina
FPC	Componente principal funcional
FV	Fotovoltaico(a)
GC	Geração Centralizada
GD	Geração Distribuída
GW	Gigawatts
Hz	Hertz
I	Corrente
Impp	Corrente de máxima potência
Isc	Corrente de curto-circuito
K	Número de componentes selecionadas
kWh	Quilowatt-hora
LF	Lógica Fuzzy
LRNN	Agrupamento C-Mean Difuso, Recorrente De Camada
LSTM	Memória de Longo Prazo
MAD	Desvio absoluto médio
MAE	Erro Absoluto Médio
MAPE	Erro absoluto percentual médio
MLP	Perceptron Multicamada
MLR	Regressão linear múltipla
MMGD	Microgeração e Minigeração Distribuída
MPPT	Rastreamento do Ponto de Máxima Potência
MW	Megawatts
N	Número total de amostras do conjunto de dados
NOCT	Temperatura nominal de operação da célula solar
nRMSE	Raíz dos erros quadráticos médios normalizado
ODS	Objetivos do Desenvolvimento Sustentável
ONU	Organização das Nações Unidas
PFLRM	Regressão Linear Funcional Parcial
Pmax	Potência máxima
PNE	Plano Nacional de Energia
R,S,T	Rede de sistema trifásico
RBF	Função de base radial
RMSE	Raíz dos erros quadráticos médios
RNA	Redes Neurais Artificiais
RNs	Redes Neurais
SARIMA	Média Móvel Integrada Autoregressiva Sazonal
SIN	Sistema Interligado Nacional
V	Volts
Vmpp	Tensão de máxima potência
Voc	Tensão de circuito aberto

W/m²
Wp

Watt por metro quadrado
Watt pico

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	17
1.1	JUSTIFICATIVA.....	18
1.2	OBJETIVOS.....	20
1.2.1	Objetivo Geral.....	20
1.2.2	Objetivos Específicos.....	21
2	REFERENCIAL TEÓRICO	21
2.1	SISTEMAS FOTOVOLTAICOS.....	21
2.1.1	Tipos de geração fotovoltaica.....	21
2.1.1.1	<i>Geração distribuída.....</i>	22
2.1.1.2	<i>Geração centralizada</i>	23
2.2	PREDIÇÃO DE GERAÇÃO DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS.....	24
2.2.1	Modelos de predição	24
2.2.2	Predição direta e indireta	25
2.2.3	Horizontes de predição	26
2.2.4	Influência das variáveis meteorológicas	26
2.2.4.1	<i>Temperatura.....</i>	27
2.2.4.2	<i>Irradiação Solar.....</i>	27
2.2.4.3	<i>Nebulosidade e chuva.....</i>	28
3	ESTADO DA ARTE	29
3.1	MODELO DE PREDIÇÃO	29
4	MATERIAIS E MÉTODOS	39
4.1	ÁREA DE ESTUDO	39
4.2	UNIDADE CONSUMIDORA.....	40
4.3	CARACTERÍSTICAS DO SISTEMA FOTOVOLTAICO (SFCR) DE REFERÊNCIA	41
4.4	DIAGRAMA UNIFILAR.....	42
4.5	REDE METEOROLÓGICA.....	44
4.6	MÉTODO DA PERSISTÊNCIA.....	47
4.7	INDICADORES ESTATÍSTICOS E INCERTEZA DE PREDIÇÃO	47
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	49
6	CONCLUSÃO	69
	REFERÊNCIA.....	71

1 INTRODUÇÃO

As questões climáticas estão tomando cada vez mais espaço nas discussões de fóruns mundiais, abrindo lugar para a inserção de fontes limpas e renováveis na matriz elétrica. Em paralelo, ações são realizadas para minimizar os impactos dos gases do efeito estufa, bem como o acesso à energia elétrica por fontes renováveis, como é o exemplo da Organização das Nações Unidas (ONU), que estipulou os 17 objetivos para o desenvolvimento sustentável (ODS), entre eles, o objetivo número 7 (ONU, 2020). A ODS 7 tem como principal objetivo assegurar o acesso confiável, sustentável, moderno e a preço acessível à energia elétrica e vem como uma ferramenta para incentivar a adoção da transição energética e para estimular a inserção de medidas para de fato a transição elétrica ocorrer (ONU, 2020).

A matriz elétrica brasileira já é majoritariamente renovável, com maior representatividade da energia hídrica. Contudo, há impactos importantes causados pelas hidrelétricas, como o desmatamento, realocação de pessoas e animais para a construção dos reservatórios artificiais, a liberação de metano da decomposição da matéria orgânica dentro desses reservatórios, além da dependência do ciclo de chuvas. Sendo assim, é de grande importância a diversificação da matriz elétrica brasileira (FEARNSIDE, 2015).

A partir destes debates e do desenvolvimento de novas tecnologias, a geração de energia elétrica a partir de sistemas fotovoltaicos vem se tornando cada vez mais atrativa e competitiva para que seja um facilitador da transição energética no setor. Ainda que, a inserção de energia solar fotovoltaica no sistema elétrico venha enfrentando um aumento gradual, ela passa por alguns desafios, como a sobrecarga na rede, armazenamento, intermitência da fonte de geração e aumento da demanda no horário de pico (MME, 2018). O aumento da penetração da energia fotovoltaica introduz também desafios para a estabilidade da rede elétrica, tanto a nível local como nacional (PIERRO et al., 2018). Muitos efeitos diferentes são ocasionados pela alta injeção de energia solar na rede elétrica, entre eles o risco aumentado de desequilíbrio entre a transmissão de energia elétrica real e programada (PIERRO et al., 2018).

De tal forma, um método preciso de previsão de curto prazo de geração de energia elétrica a partir de sistemas fotovoltaicos se torna de grande importância, visto que as concessionárias e permissionárias devem garantir a continuidade da energia, assim como gerenciar as taxas de aumento no sistema, reduzindo os erros e

otimizando o processo (BARBIERI; RAJAKARUNA; GHOSH, 2017; UMIZAKI; UNO; OOZEKI, 2018).

A natureza estocástica da radiação solar implica em variações temporais diárias da geração de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos. Deste modo, esta dissertação visa desenvolver uma metodologia para estimativa da geração diária de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos a partir de histórico de operação e redes meteorológicas, e apresenta os seguintes problemas de pesquisa:

- a) É possível estimar com assertividade, em um horizonte de curto prazo, a geração de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos, utilizando histórico de dados de operação e redes meteorológicas?
- b) É possível desenvolver uma metodologia para estimativa de curto prazo da geração de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos a partir de histórico de dados de operação e redes meteorológicas?
- c) Qual o impacto de uma boa metodologia de predição de geração de energia elétrica a partir de usinas fotovoltaicas?
- d) Qual a relação entre o histórico de operação e a predição de geração de usinas fotovoltaicas?
- e) Quais as vantagens e as desvantagens de incluir o histórico de operação ao invés das séries de incidência solar?

1.1 JUSTIFICATIVA

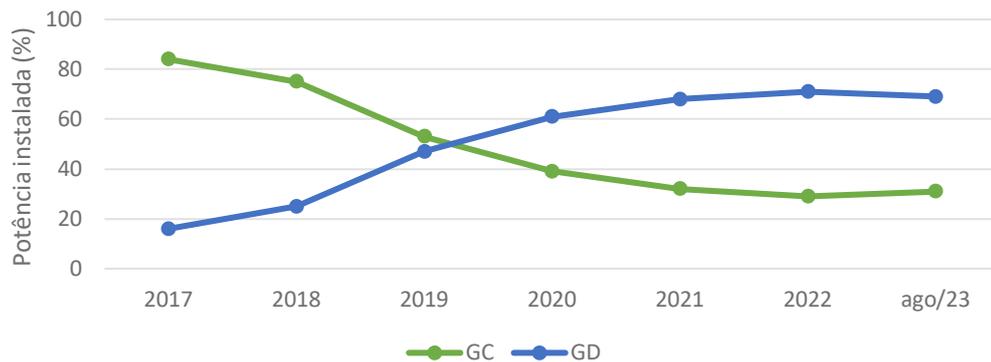
Uma das fontes de energia que mais cresce no mundo é a energia solar fotovoltaica e o Brasil é o país com grande oportunidade de se tornar líder nessa área, tendo em vista seu território e o quanto de radiação solar incide no país. No país, a energia solar fotovoltaica começou a ter destaque em 2010, com a geração de energia solar fotovoltaica centralizada (GC) representando a maior parcela da geração. Porém, no mesmo ano, houve a primeira publicação da Consulta Pública nº 015/2010 da Aneel que tinha como objetivo reduzir as barreiras para a implementação da geração distribuída (GD) a partir de fontes renováveis de energia no Brasil (ABSOLAR, 2023).

De 2017 a 2023 a energia solar fotovoltaica teve um crescimento exponencial. No primeiro ano (2017) a geração total (GD + GC) era de 1.158 MW de potência instalada, contra 2023 que alcançou recentemente a marca de 30,3931 MW de

potência instalada total (GD + GC). Atualmente a energia solar fotovoltaica representa 13,1% da matriz elétrica brasileira, superando a energia eólica que vem em terceiro lugar com 16,4% de potência instalada (ABSOLAR, 2023).

A Figura 1 mostra a evolução da fonte solar fotovoltaica no Brasil, tanto de GC quanto de GD, de 2017 a 2023 em porcentagem. Em 2017 a GD representava somente 16% da geração fotovoltaica com 0,19 MW de potência instalada contra 0,968 MW de GC, e a partir de 2019, quando seu crescimento começou a ser mais significativo, já representava 46%. Hoje, a geração distribuída já representa 70% da geração solar fotovoltaica com 20.417 MW de potência instalada, ultrapassando a geração centralizada que possui 8,544 MW de potência instalada, representando 30% da geração total (ABSOLAR, 2023).

Figura 1 - Evolução da fonte solar fotovoltaica no Brasil.



Fonte: Adaptado de ABSOLAR (2023).

Na América Latina, o Brasil está entre os principais players no mercado de energia solar fotovoltaica. O Brasil estabeleceu em 2013, um plano de dez anos para implementar 3,5 GW de energia solar em geração centralizada até 2023, e como foi apresentado anteriormente, o país já ultrapassou esse valor com 9,64 GW de produção em operação de energia solar em grande escala (GC) (ABSOLAR, 2023; GEM, 2023).

Segundo projeções do Plano Nacional de Energia 2050 (PNE 2050), o país deve alcançar entre 28 GW a 50 GW de capacidade instalada, representando entre 4% a 6% da capacidade total. Para essa previsão, o PNE 2050 considerou a revisão do mecanismo de compensação para Microgeração e Minigeração Distribuída (MMGD) no início da década de 2020, com aplicação de tarifa binômica para novos

micro e minigeradores, bem como determinantes econômicos, como o crescimento da renda das famílias e a perspectiva de queda dos custos das tecnologias (EPE, 2020).

Já para a GC, as projeções no PNE 2050 apontam que pode atingir entre 28 GW a 90 GW, também em capacidade instalada, representando de 5% a 16% da capacidade total. Ainda, o plano aponta que a GC pode atingir patamares superiores a 100 GW dependendo das considerações feitas no estudo (EPE, 2020).

Uma das recomendações do PNE 2050 para que se atinja de fato os valores projetados é integrar as perspectivas de expansão da geração solar e o planejamento da expansão da transmissão. Há necessidade de estudos prospectivos sobre o aumento de confiabilidade para atender o crescimento do mercado, além de fornecer o sistema de flexibilidade suficientes para fazer frente a alta granularidade espacial desse tipo de fonte. Bem como às suas incertezas inerentes ao planejamento da geração e a variabilidade na produção de energia tanto em escala sazonal quanto em escala horária (EPE, 2020).

Ainda há muito o que desenvolver na área de predição de geração de energia elétrica a curto e médio prazo, porém a predição de geração de energia elétrica é decisiva para garantir o planejamento e modelagem de futuras usinas fotovoltaicas, fornecendo aos operadores e projetistas dos sistemas de energia informações importantes para gerenciar a energia de demanda e fornecimento, além de garantir a produção de energia por outras fontes quando as usinas fotovoltaicas tiverem sua produção reduzida (SOBRI; KOOHI-KAMALI; RAHIM, 2018).

1.2 OBJETIVOS

Nas seções abaixo estão descritos o objetivo geral e os objetivos específicos desta dissertação.

1.2.1 Objetivo Geral

Desenvolver, modelar e validar uma metodologia para estimativa da geração diária de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos a partir de histórico de operação e redes meteorológicas.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Classificar o perfil histórico diário da geração de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos em operação.
- Estimar, a partir de redes meteorológicas, o perfil diário da geração solar em um horizonte de curto prazo.
- Desenvolver uma metodologia e estimar a geração diária de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos em um horizonte de curto e médio prazo.
- Testar e validar a metodologia a partir da geração de energia elétrica estimada e real de sistemas fotovoltaicos.
- Identificar a assertividade da metodologia como ferramenta de gerenciamento de operações de usinas fotovoltaicas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Serão descritas como funcionam a geração distribuída e centralizada, modelos de predição, horizontes de predição e influência das variáveis meteorológicas nos modelos de predição.

2.1 SISTEMAS FOTOVOLTAICOS

Nesta seção serão apresentados os tipos de geração fotovoltaica.

2.1.1 Tipos de geração fotovoltaica

A geração de energia solar fotovoltaica pode ser classificada de duas formas: geração distribuída e geração centralizada. A primeira tem como característica ser de micro ou mini escala com potência limitada, sendo permitido gerar energia elétrica junto à unidade consumidora (AVELINO, 2020). Já a segunda tem sua implantação com projetos de grande porte e alta capacidade operacional em locais distantes dos consumidores finais, mas em locais que otimizem a produção (AVELINO, 2020).

Ambas as modalidades oferecem benefícios, sejam eles ambientais, energéticos e/ou socioeconômicos. A geração distribuída pode oferecer ao

consumidor cativo maior autonomia, já que ele gera sua própria energia diminuindo sua dependência da concessionária de distribuição de energia e economizar energia. Além disso, aumenta a diversidade de modalidades tarifárias, reduz a perda de eletricidade e aumenta a geração de empregos e novos modelos de negócio (AVELINO, 2020).

A geração centralizada permite o aproveitamento de recursos solares em locais longe das unidades consumidoras, garantindo eficiência na geração e maior segurança na oferta de eletricidade, visto que a eletricidade é conectada ao Sistema Interligado nacional (SIN), sendo consumida por qualquer pessoa interligada (AVELINO, 2020). A modalidade centralizada também traz outra vertente interessante: as instalações flutuantes *onshore* e *offshore*.

2.1.1.1 Geração distribuída

A geração distribuída pode ser dividida em dois tipos: microgeração e minigeração. A Lei 14.300 de 2022 define as diferenças entre ambas as modalidades, conforme Art.1º:

- **Microgeração distribuída:** central geradora de energia elétrica, com potência instalada, em corrente alternada, menor ou igual a 75 kW (setenta e cinco quilowatts) e que utilize cogeração qualificada, conforme regulamentação da Agência Nacional de Energia Elétrica (Aneel), ou fontes renováveis de energia elétrica, conectada na rede de distribuição de energia elétrica por meio de instalações de unidades consumidoras (BRASIL, 2022).
- **Minigeração distribuída:** central geradora de energia elétrica renovável ou de cogeração qualificada que não se classifica como microgeração distribuída e que possua potência instalada, em corrente alternada, maior que 75 kW (setenta e cinco quilowatts), menor ou igual a 5 MW (cinco megawatts) para as fontes despacháveis e menor ou igual a 3 MW (três megawatts) para as fontes não despacháveis, conforme regulamentação da Aneel, conectada na rede de distribuição de energia elétrica por meio de instalações de unidades consumidoras (BRASIL, 2022).

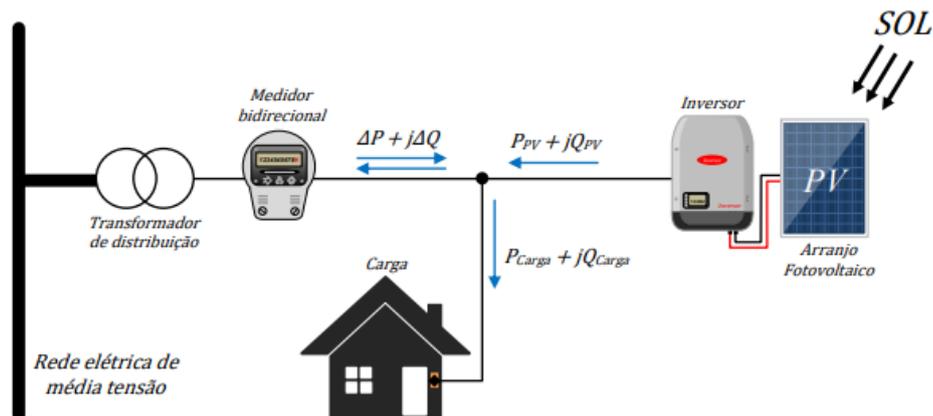
Essas modalidades podem constituir usinas de geração e competir com as tradicionais fontes de energia, além de se adaptarem facilmente à arquitetura,

conseguindo ser instalado nas cidades e nos grandes centros urbanos, que normalmente possuem restrições de espaço (FORTES, 2018).

Os sistemas de GD geram energia junto da carga, em corrente contínua e chega até o inversor, que adequa a energia gerada às características da rede (corrente alternada) (DOLLE; RODRIGUES; MOURA, 2022). Esse sistema cria uma diferença angular entre os vetores de tensão do inversor e a tensão da rede, criando um fluxo de potência a fim de realizar a injeção de potência (FORTES, 2018).

Segundo Fortes (2018), dependendo da energia gerada pela GD e da demanda flutuante da edificação, a potência CA poderá fluir para a carga, para a rede ou para ambas. A Figura 2 apresenta essa dinâmica do sistema de geração distribuída.

Figura 2 - Princípio de operação da geração distribuída.



Fonte: Retirado de Fortes (2018).

Os inversores dos sistemas conectados à rede precisam ser capazes de detectar falhas no fornecimento de energia ou desligamentos para reparo na rede da concessionária e desligar automaticamente. Isso serve para garantir a segurança de funcionários durante manutenções na rede e/ou evitar a energização de um circuito da rede que foi isolado, além da proteção física do próprio inversor (FORTES, 2018).

2.1.1.2 Geração centralizada

As usinas fotovoltaicas (Figura 3) também são conhecidas como parque solar ou estação de energia fotovoltaica, um sistema de grande porte feito para atender o fornecimento de energia fotovoltaica para rede elétrica (PEREIRA, 2019). A maioria

das usinas centralizadas são montadas em solo, mas também podem ser montadas em lagos e represas, sendo conhecidas como usinas flutuantes (PEREIRA, 2019)

Figura 3 - Princípio de operação de uma usina centralizada.



Fonte: Retirado de Pereira (2019).

Esse tipo de geração é muito importante quando se fala de geração de energia elétrica híbrida, quando a usina é instalada próxima ou anexa a outras, como por exemplo eólica ou hídrica (PEREIRA, 2019). Os projetos, geralmente, usam estruturas de inclinação fixa para os módulos, de forma a fornecer o melhor perfil de produção de energia (PEREIRA, 2019).

2.2 PREDIÇÃO DE GERAÇÃO DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS

2.2.1 Modelos de predição

Há diversos métodos propostos para os diferentes horizontes de predição de geração de energia elétrica, divididas em quatro grupos: técnicas de inteligência artificial, abordagens estatísticas, métodos físicos e o método híbrido (HASSAN et al., 2021).

Os métodos físicos são baseados em um conjunto de expressões algébricas, explicando o estado físico e a variabilidade dinâmica da atmosfera. Incluem modelos numéricos de predição do tempo, há uso de imagens de satélite para monitorar o movimento das nuvens com as imagens captadas do céu em uma sequência temporal e com aplicação de processamento de imagens para extração de informações. Ainda, segundo HASSAN et al. (2021), embora essas técnicas possuam um alto custo

computacional, frequentemente, possuem uma predição com alta precisão observada por vários pesquisadores.

Os métodos estatísticos são um modelo que busca realizar a predição a partir de dados históricos ambientais ou de geração de energia a partir de relações matemáticas e lineares, por exemplo: método ARIMA (Modelo Auto-Regressivo Integrado de Médias Móveis), regressão linear, modelos adaptativos (CUNHA, 2021; HASSAN et al., 2021);

O método que é baseado em sistemas inteligentes vem se tornando mais popular nos últimos anos pelos pesquisadores, visto que garante melhores resultados. O número de publicações que utilizaram esse tipo de método aumentou em torno de dez vezes entre 2016 e 2020 e vem se mostrando muito adequado por mapear as relações existentes nos conjuntos de dados utilizados de uma forma melhor (ALKHAYAT; MEHMOOD, apud CUNHA, 2021). Temos como exemplo desse método a Lógica de *Fuzzy* (LF) e as Redes Neurais Artificiais (RNA).

E por fim, é possível combinar dois ou mais métodos dessas categorias a fim de potencializar os pontos fortes de outras previsões para melhorar a precisão, conhecido como método híbrido (ANTONANZAS et al., 2016).

2.2.2 Predição direta e indireta

Ter uma predição precisa não é apenas importante para os operadores do sistema, já que reduz custos e incertezas, mas também para os administradores de usinas fotovoltaicas, que assim conseguem evitar penalidades decorrentes dos desvios entre a energia prevista e a energia gerada (ANTONANZAS et al., 2016). Para tal, existem duas abordagens que podem ser encontradas para predição de geração de energia fotovoltaica, a direta e indireta.

Nas previsões indiretas há a predição da irradiação solar, e assim determinar a geração de energia usando um modelo matemático. Em contrapartida, as previsões diretas calculam diretamente a potência da usina (ANTONANZAS et al., 2016).

2.2.3 Horizontes de predição

A intensidade da radiação solar pode variar de acordo com horário, não pode ser considerada algo contínuo, pois diversos fatores interferem na potência de geração (PIRES, 2016). Desta forma, é essencial a predição de geração de energia por meio da geração solar, pois permite o planejamento e gestão tanto das redes, como da energia como um todo (PIRES, 2016).

Não há critérios bem definidos para classificar a predição em diversas categorias com base no horizonte de predição. Segundo RAZA; NADARAJAH EKANAYAKE (2016), a predição de carga elétrica pode ser dividida em três categorias por diversos pesquisadores, ou em quatro como alguns preferem dividir, como pode ser visto na Quadro 1.

Quadro 1 – Horizontes de predição.

Predição	Horizonte
Curtíssimo prazo	varia de alguns segundos até uma hora/
Curto prazo	entre 1 hora e 7 dias;
Médio prazo	varia de 7 dias podendo se estender até vários anos;
Longo prazo	varia de 1 a dezenas de anos.

Fonte: Adaptado de Raza; Nadarajah e Kanayake (2016).

Desta forma, o aperfeiçoamento dos métodos de predição de geração de energia solar aumenta a eficiência e o melhor aproveitamento da energia solar fotovoltaica em projetos de comercialização de energia, otimizando o despacho da carga elétrica nas linhas de transmissão (PIRES, 2016)

2.2.4 Influência das variáveis meteorológicas

A cada ano que passa a energia solar vem se tornando cada vez mais atrativa, seja pela possibilidade de maior autonomia frente às distribuidoras de energia, pelo curto *payback* ou pela pegada mais sustentável que esse tipo de energia traz. O estudo de geração de energia solar fotovoltaica é de extrema importância para a confiabilidade do sistema, uma vez que a geração real pode ser diferente da prevista.

A geração de energia elétrica por meio dos sistemas solares fotovoltaicos é determinada pela energia solar recebida pela célula fotovoltaica e a energia elétrica

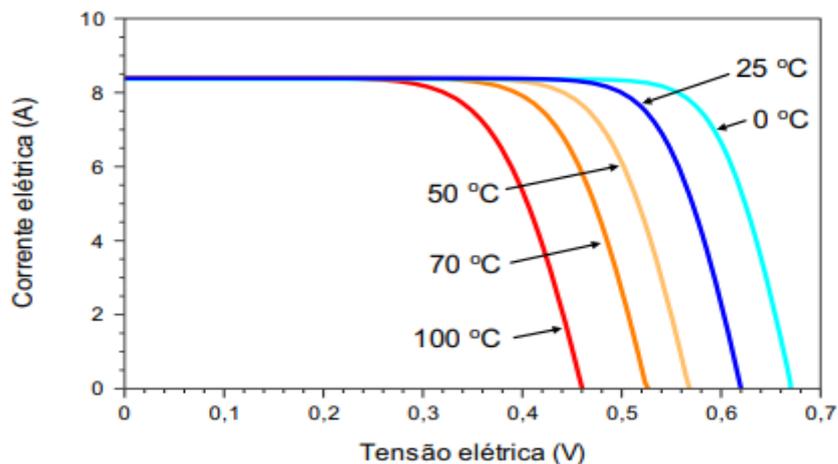
gerada na saída do sistema (FISCHER et al., 2020). Porém, muitos fatores influenciam na eficiência dos módulos fotovoltaicos e conseqüentemente em sua geração, como a temperatura, mudança de clima, mudança de inclinação e orientação, além de problemas com a instalação do sistema.

Segundo Fischer et al. (2020), a radiação solar e a temperatura ambiente, dentre as variáveis meteorológicas, são as que possuem relação direta com a geração de energia fotovoltaica.

2.2.4.1 Temperatura

A temperatura ambiente é um dos principais fatores que influenciam no desempenho dos módulos fotovoltaicos. A tensão de saída varia conforme a variação da temperatura do ambiente. Então, assim que há o aumento da temperatura ambiente há também o aumento da temperatura da célula, e conseqüentemente acontece a queda de tensão da célula, diminuindo sua eficiência, como pode ser visto na Figura 4 (PINHO; GALDINO, 2014).

Figura 4 - Influência da temperatura da célula fotovoltaica na curva I-V*.



Fonte: Retirado de Pinho & Galdino (2014)

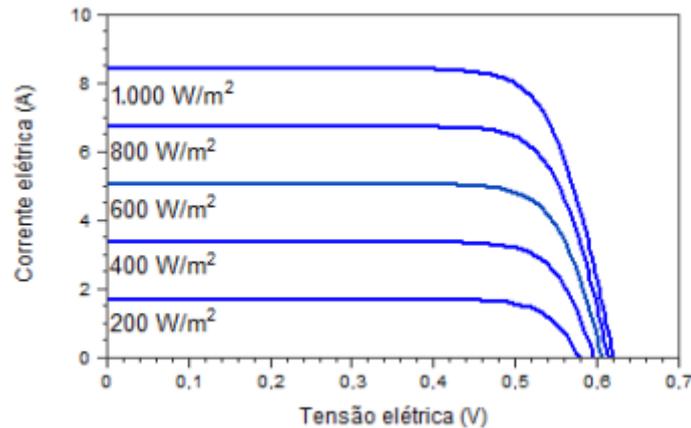
Legenda: *Para irradiância de 1.000 W/m², espectro AM1,5.

2.2.4.2 Irradiação Solar

A irradiação é outro fator que influencia diretamente na eficiência dos módulos fotovoltaicos. Segundo PINHO; GALDINO (2014), com o aumento da irradiação solar

incidente faz com que a corrente elétrica gerada por uma célula fotovoltaica aumente linearmente, enquanto a tensão de circuito aberto (V_{oc}) aumenta de forma logarítmica, se a temperatura for a mesma, como pode ser visto na Figura 5.

Figura 5 - Influência da variação da irradiância solar na curva I-V de uma célula fotovoltaica de silício cristalino na temperatura de 25°C.



Fonte: Retirado de Pinho; Galdino (2014).

2.2.4.3 *Nebulosidade e chuva*

Nebulosidade e chuva também influenciam na geração de energia de sistemas fotovoltaicos, podendo ou não aparecer de forma simultânea. Ainda que o índice de nebulosidade seja alto, não necessariamente indica que irá ter precipitação, porém quando há chuva há também um nível de nebulosidade alto no céu (CANTOR, 2017).

Segundo CANTOR (2017), a presença da nebulosidade diminui a radiação solar, causando uma diminuição instantânea da corrente na saída dos módulos, e por conseguinte a redução da geração de energia elétrica. Contudo, pode acontecer de alguns raios solares refletirem em algumas nuvens, havendo um incremento na radiação difusa que chega no sistema fotovoltaico, ainda que em menor quantidade. De tal forma, para aproximar os valores esperados aos reais de geração de energia é importante considerar a nebulosidade dentro dos aspectos climáticos (CANTOR, 2017).

Ainda segundo CANTOR (2017), a nebulosidade é medida por meio de uma análise visual da quantidade de nuvens, ou também pode ser expressa como a quantidade de nuvens no céu em porcentagem, como mostra Quadro 2.

Quadro 2 - Classificação porcentual da quantidade de nuvens no céu.

Porcentagem de céu coberto por nuvens	Dia	Noite
0%	Ensolarado (<i>Sunny</i>)	Claro (<i>Clear</i>)
10%	Predominantemente ensolarado a ensolarado (<i>Sunny to Mostly Sunny</i>)	Predominantemente claro (<i>Fair</i>)
20%	Predominantemente ensolarado (<i>Mostly Sunny</i>)	Parcialmente claro (<i>Mostly Fair</i>)
30% - 50%	Parcialmente ensolarado (<i>Partly Sunny</i>)	Parcialmente nublado (<i>Partly Cloudy</i>)
60% - 70%	Predominantemente nublado (<i>Mostly Cloudy</i>)	Predominantemente nublado (<i>Mostly Cloudy</i>)
90% - 100%	Nublado (<i>Cloudy</i>)	Nublado (<i>Cloudy</i>)

Fonte: Adaptado de Cantor (2017) & Georgia Forestry Commission (2023).

3 ESTADO DA ARTE

Este capítulo aborda a pesquisa de diversos autores na área de modelos de predição. Ainda, mostra os resultados encontrados para diversos modelos desde os estatísticos até os mais robustos como redes inteligentes.

3.1 MODELO DE PREDIÇÃO

Os autores Sharagda; Hajimirza; Balog (2020) compararam diferentes modelos de previsão de séries temporais para predição de potência de saída fotovoltaica. Para os modelos estatísticos foram usados: média móvel autorregressiva (ARMA), média móvel integrada autorregressiva (ARIMA) e média móvel integrada autorregressiva sazonal (SARIMA), já para os sistemas inteligentes foram considerados seis tipos diferentes: memória bidirecional de longo prazo (Bi-LSTM), memória de longo prazo (LSTM), agrupamento c-mean difuso, recorrente de camada (LRNN), *perceptron* multicamada (MLP) e RNs de *feedforward* (SHARADGA;

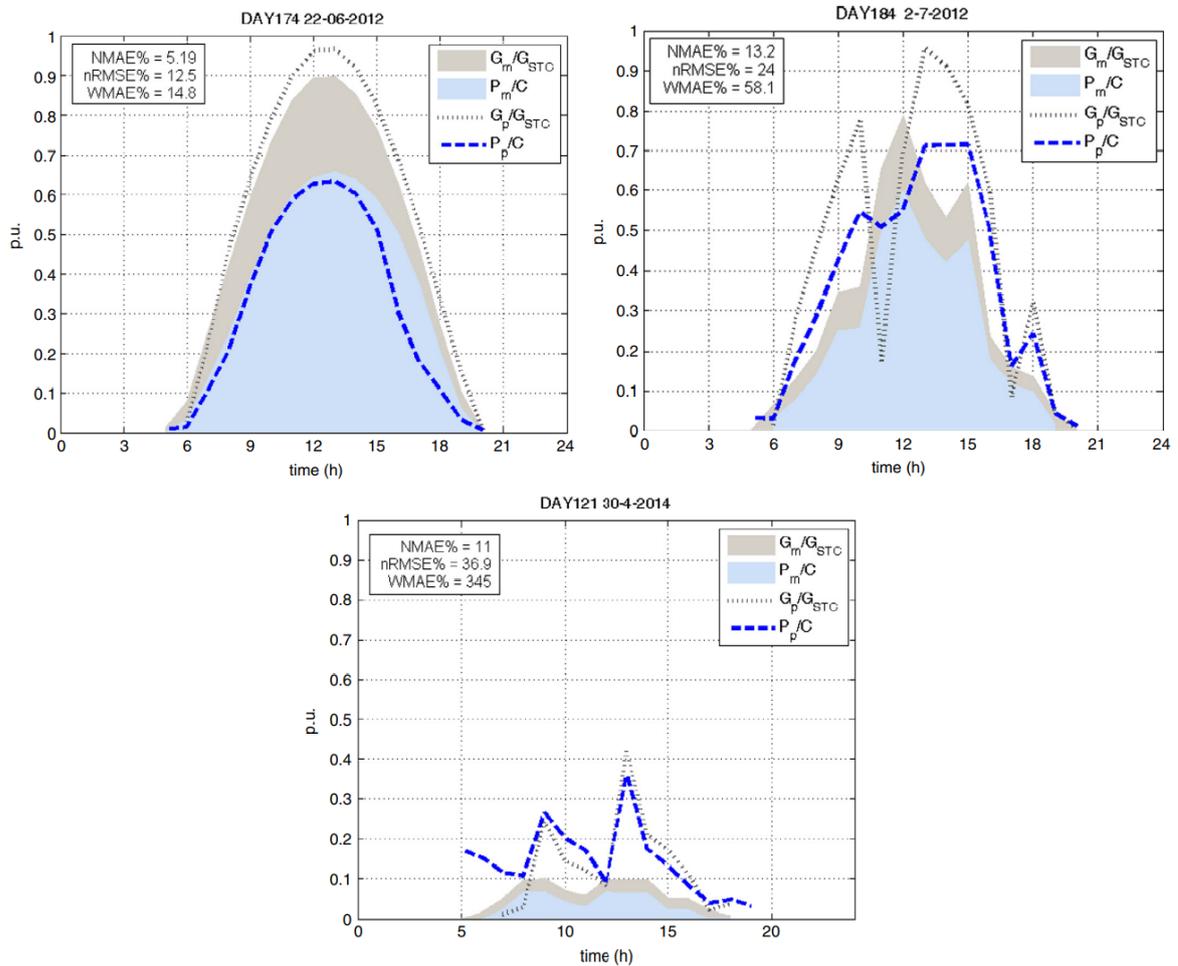
HAJIMIRZA; BALOG, 2020). Os estudos de Sharagda; Hajimirza; Balog (2020) mostraram que as redes neurais são mais precisas do que os modelos estatísticos sugeridos quando usadas para predição de séries temporais de potência fotovoltaica e requerem menos tempo de computação. No entanto, os modelos estatísticos, assim como as RNs se mostraram eficientes para prever a potência produzida de usinas fotovoltaicas com apenas uma hora de antecedência, sem ter acesso a medições de irradiância solar ou a quaisquer parâmetros climáticos (SHARADGA; HAJIMIRZA; BALOG, 2020).

Leva *et al.* (2017) utiliza as redes neurais artificiais e concluiu que a precisão do método está estritamente relacionada à etapa de pré-processamento dos dados históricos e à precisão do conjunto de dados históricos utilizado na etapa de treinamento. Também afirma que a confiabilidade da previsão do tempo é necessária para um resultado mais eficiente (LEVA *et al.*, 2017). O autor levou em consideração para avaliar a precisão da predição do método aplicado a um número reduzido de amostras horárias. A Figura 6 apresenta três simulações: em (a) tem-se um dia ensolarado com previsões de tempo ensolarado, em (b) um dia parcialmente nublado com previsões meteorológicas variáveis e em (c) um dia nublado (LEVA *et al.*, 2017).

O melhor caso é representado pelo dia ensolarado no caso (a) onde a irradiância medida G_m está de acordo com a predição do tempo fornecida pelo serviço meteorológico. Em (b) a irradiância G_m medida está apenas parcialmente de acordo com a previsão meteorológica, mostrando que o sistema não conseguiu prever com precisão a hora exata em que a instabilidade apareceu, mostrando que o erro foi devido à mudança de tempo entre os dados previstos e medidos (LEVA *et al.*, 2017). Já em (c), a potência medida P_m é baixa, visto que o dia é nublado, e assim, os erros percentuais são mais relevantes mesmo que a energia total produzida naquele dia seja insignificante (LEVA *et al.*, 2017).

Para o autor, o caso (c) representa um dos piores casos em todo o conjunto de dados analisados, e que os erros mais relevantes ocorrem ao nascer e ao pôr do sol, portanto, um possível aprimoramento do método pode ser realizado melhorando a forma como o pôr do sol e o nascer do sol são levados em consideração, por exemplo, adotando métodos híbridos.

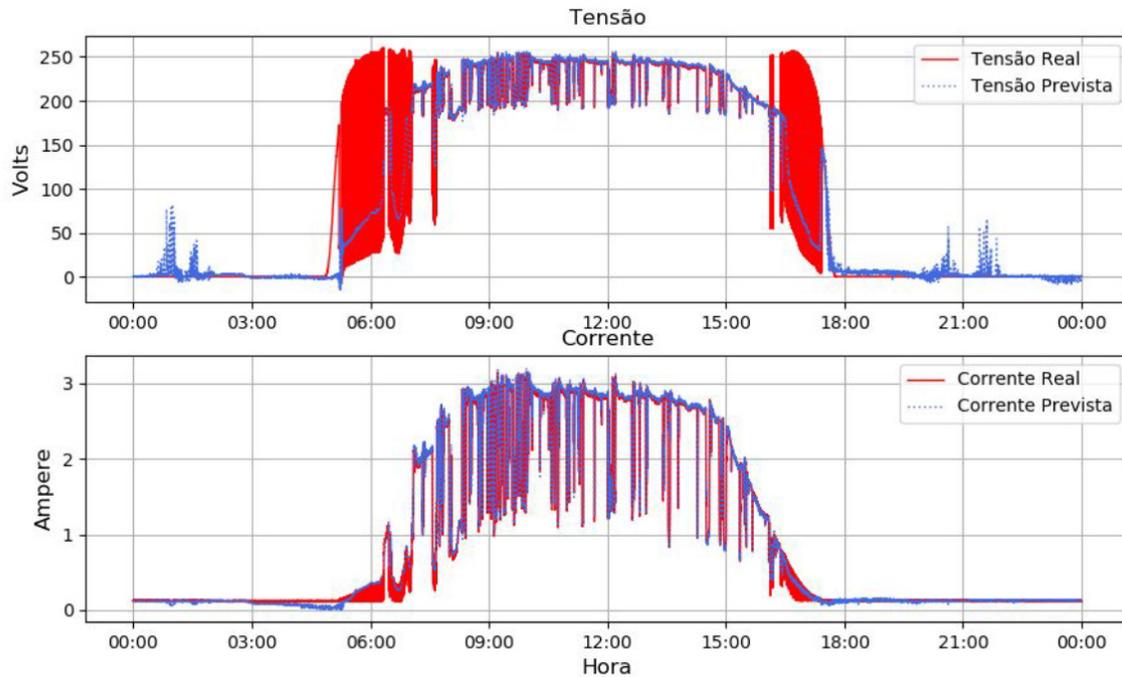
Figura 6 - Simulações: (a) Curvas de potência e irradiância previstas e medidas e erros em um dia ensolarado.; (b) Curvas de potência e irradiância previstas e medidas e erros em um dia parcialmente nublado; (c) Curvas de potência e irradiância previstas e medida.



Fonte: Retirado de Leva et al. (2017).

BASTOS et al. (2020) aplicou a rede LSTM para predição de dados de geração (tensão e corrente) em painéis fotovoltaicos a partir da utilização de dados meteorológicos, tendo os dados coletados de uma estação solarimétrica de baixo custo próxima a usina de produção. Os resultados mostraram que esse tipo de rede apresenta bons valores de estimação, com erro médio absoluto menor que 1%, porém, como é possível analisar na Figura 7, é possível perceber que não conseguiu prever a elevada oscilação da tensão durante o início da manhã e ao anoitecer isso devido à baixa qualidade do inversor e da variação da radiação solar sobre os módulos fotovoltaicos (BASTOS et al., 2020).

Figura 7 - Valores de tensão e corrente reais (linha vermelha), e previstos pela rede (linha pontilhada azul), em função da hora de um dos dias considerados.



Fonte: Retirado de Bastos (2020).

Os autores Wang, Su e Shu (2016) usaram uma abordagem direta para a predição de potência de sistemas fotovoltaicos por meio de redes neurais. Os autores utilizaram os parâmetros PFLRM, PFLRM regularizado e a regressão linear múltipla (MLR), todos com base em $k = 2$ e $k = 7$, onde k é número de componentes principais selecionadas por meio da análise de componente principal funcional (FPC). A Tabela 1 mostra os valores da raiz dos erros quadráticos médios (RMSE), o desvio absoluto médio (MAD) e o erro percentual médio absoluto (MAPE) e PFLRM regularizado com base na amostra de teste (WANG; SU; SHU, 2016).

Tabela 1 - Os valores RMSE, MAD e MAPE dos métodos utilizados com base na amostra de teste.

K	Métodos	RMSE	MAD	MAPE
K=2	MLP	74.9716	57.9138	0.20
	RBF	180.6523	147.3396	0.6388
	RPFLRM	59.1704	40.6277	0.1134

Continua

				Continuação
K=7	MLP	76.5793	57.8320	0.1886
	RBF	177.2916	145.9263	0.6683
	RPFLRM	59.3899	40.4519	0.1204

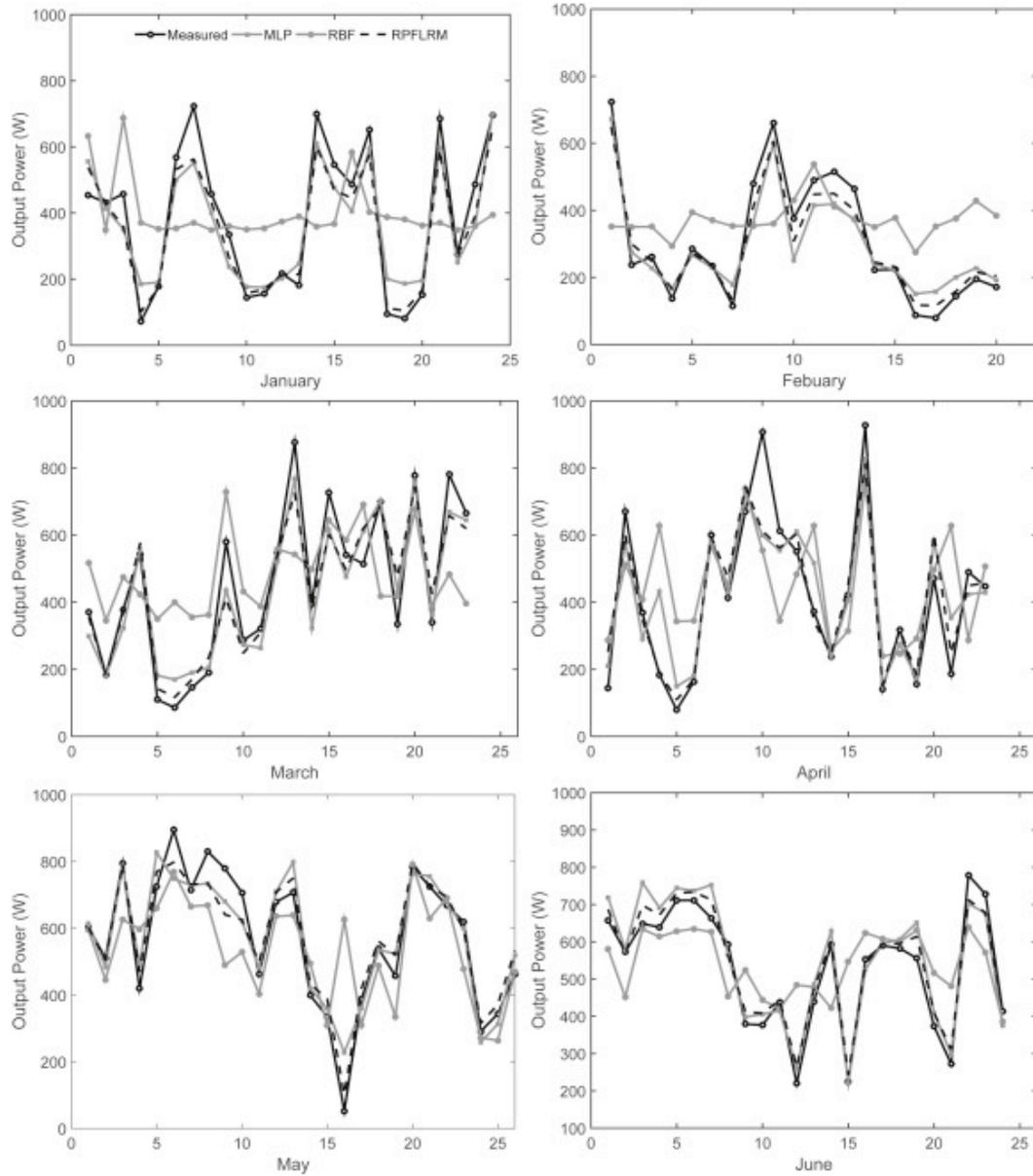
Fonte: Adaptado do Wang, Su e Shu (2016).

A Figura 8 mostra a saída de energia diária medida e prevista com base no MLP, RBF e regressão linear funcional parcial (PFLRM) regularizado para os primeiros seis meses de 2012, e como pode ser notado a predição de potência diária com base no PFLRM regularizado é maior próxima do valor medido em média, quando comparada com os outros métodos (WANG; SU; SHU, 2016). Desta forma, os autores sugerem um modelo PFLRM, que é uma generalização do modelo tradicional de regressão linear múltipla, mas permite modelar a estrutura de não linearidade. O método teve uma precisão maior da predição da potência de saída sobre os modelos mais tradicionais.

Santos (2010) desenvolveu uma metodologia de predição da produção a curto prazo de uma central fotovoltaica, utilizando redes neurais para emular a evolução temporal da radiação solar na superfície terrestre. O autor afirmou que os trabalhos realizados nos últimos anos, dentro desta temática, têm-se centrado principalmente na previsão da radiação solar, dando-se menos importância ao desenvolvimento de modelos de conversão do recurso solar em produção de energia. O modelo possui duas fases: na primeira fase há as previsões de radiação solar onde foram comparados os resultados com outros modelos (persistência e modelo paramétrico de estimativa da radiação solar para condições céu limpo).

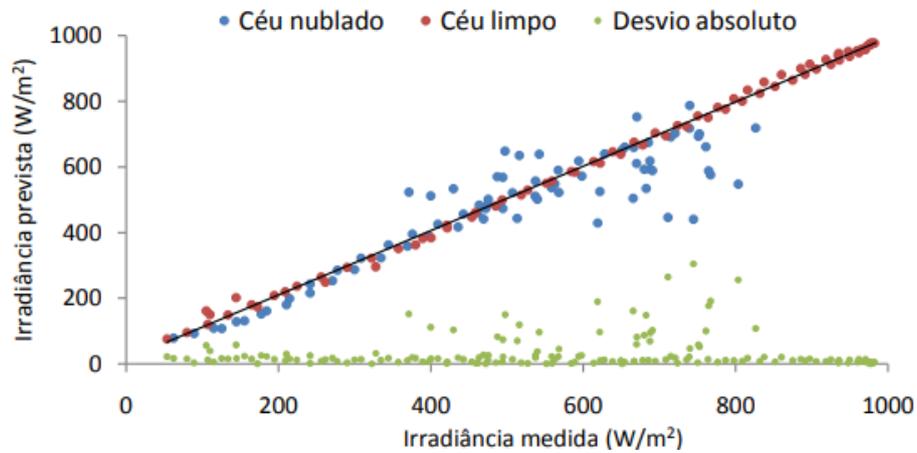
Já na segunda fase foram criados 3 modelos para estimar a produção de central fotovoltaica. A primeira fase do modelo de predição proposto por Santos (2010) mostrou que para dias de céu limpo o modelo responde de forma satisfatória, porém em dias nublados houve dificuldade em prever a variabilidade da radiação solar, mostrando que a presença de nuvens interfere na qualidade da predição, uma vez que a atenuação provocada pela nebulosidade sobre a radiação é um processo complexo de se prever, como poder ser visto na Figura 9, para o horizonte de 10 minutos.

Figura 8 - Comparação entre a predição de 1 dia à frente e os valores medidos de potência do sistema fotovoltaico durante janeiro a junho de 2012 entre o MLP, RBF e PFLRM regularizado com base em $K = 2$.



Fonte: Retirado de Wang; Su; Shu (2016)

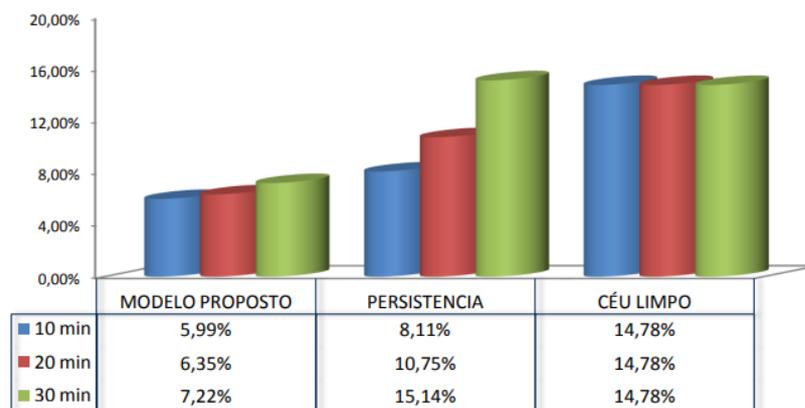
Figura 9 - Relação entre os valores medidos e os valores previstos da radiação global para um horizonte de 10 minutos.



Fonte: Retirado de Santos (2010).

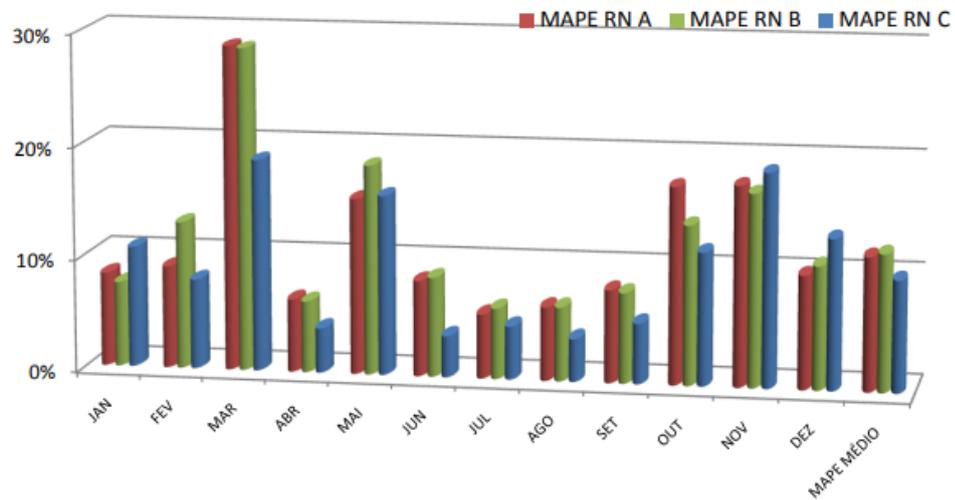
Segundo o autor, para o dia de céu limpo existe uma relação essencialmente linear, fruto da excelente performance do modelo para estes dias. Já para o dia de céu nublado, existe uma maior dispersão dos valores, no entanto, essa dispersão encontra-se dentro de limites aceitáveis, dada a complexidade do problema (SANTOS, 2010). A Figura 10 mostra a performance dos diferentes modelos de predição para diferentes horizontes de predição da primeira fase. Já na segunda fase, todos os modelos têm um bom desempenho na estimativa de produção para os diferentes dias de teste, como pode ser visto na Figura 11.

Figura 10 - Performance dos diferentes modelos de predição para diferentes horizontes de predição.



Fonte: Retirado de Santos (2010).

Figura 11 - Desempenho dos modelos A, B e C para os diferentes dias do conjunto de teste.



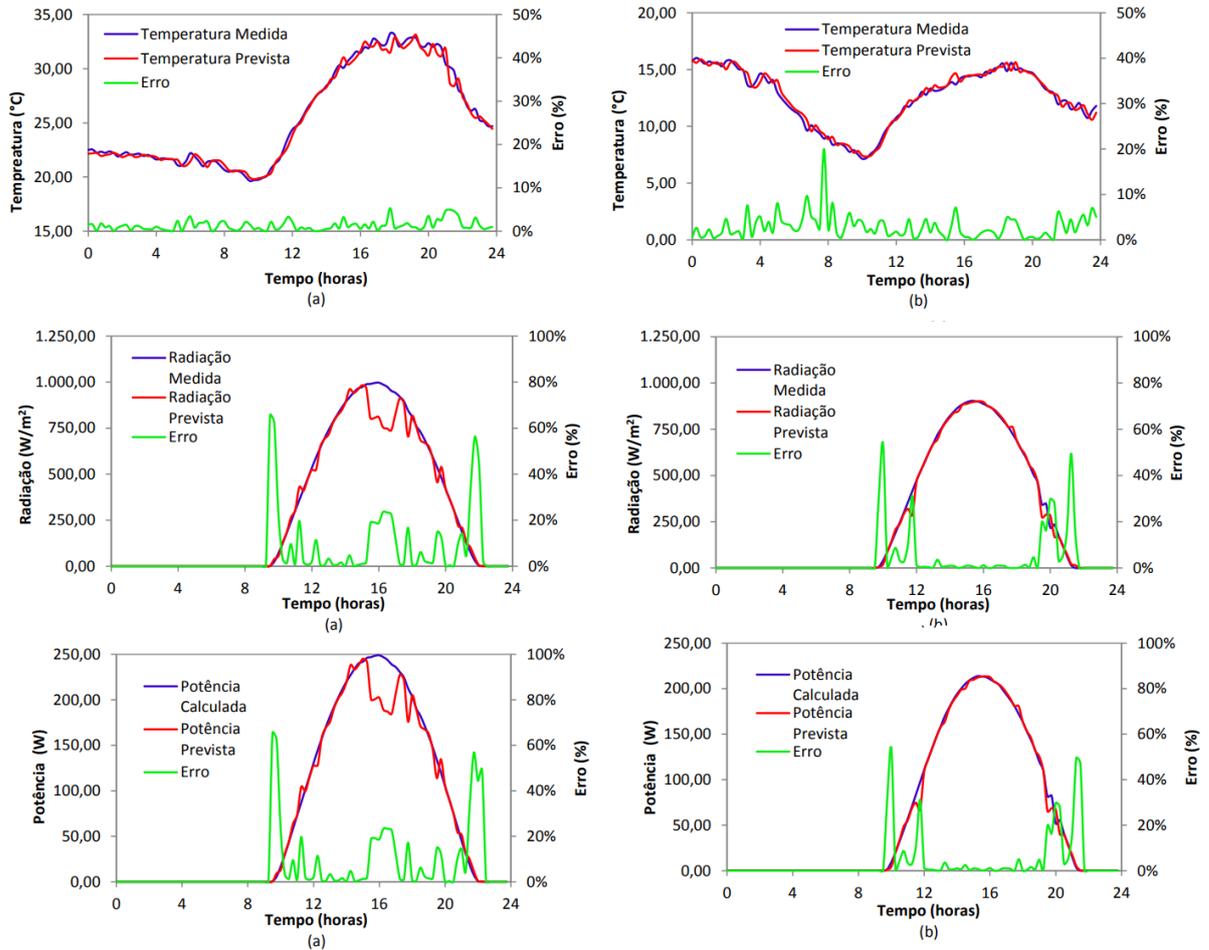
Fonte: Retirado de Santos (2010).

No trabalho de Parracho (2021) foram desenvolvidos dois modelos de predição para geração, consumo e autoconsumo, com o horizonte de 24 horas à frente, para cada período de resolução temporal de 15 minutos. Os dois modelos consistem no modelo de persistência e o Random Forest, que é um algoritmo de Machine Learning. Os resultados encontrados com a abordagem Random Forest permitiram melhorar a performance dos modelos de predição da geração, consumo e autoconsumo em 17%, 24,7% e 37,6 %, respectivamente, de acordo com os valores de nRMSE (PARRACHO, 2021).

Pires (2016) desenvolveu uma metodologia para predição de carga e predição de geração solar a curtíssimo prazo, por meio da criação de uma ferramenta computacional que levou em consideração as variáveis climáticas que têm influência sobre a demanda de energia elétrica e sobre a potência gerada pelo módulo fotovoltaico (PIRES, 2016). Essa análise é de grande importância e determinou que a temperatura e a radiação solar são variáveis responsáveis pela produção de energia fotovoltaica, como pode ser visto na Figura 12 e na Figura 13 (PIRES, 2016). A autora apresentou duas simulações, utilizando intervalos de 15 minutos e de 5 minutos, onde o primeiro, obteve o MAPE para a predição de geração solar de 9,11% para o verão

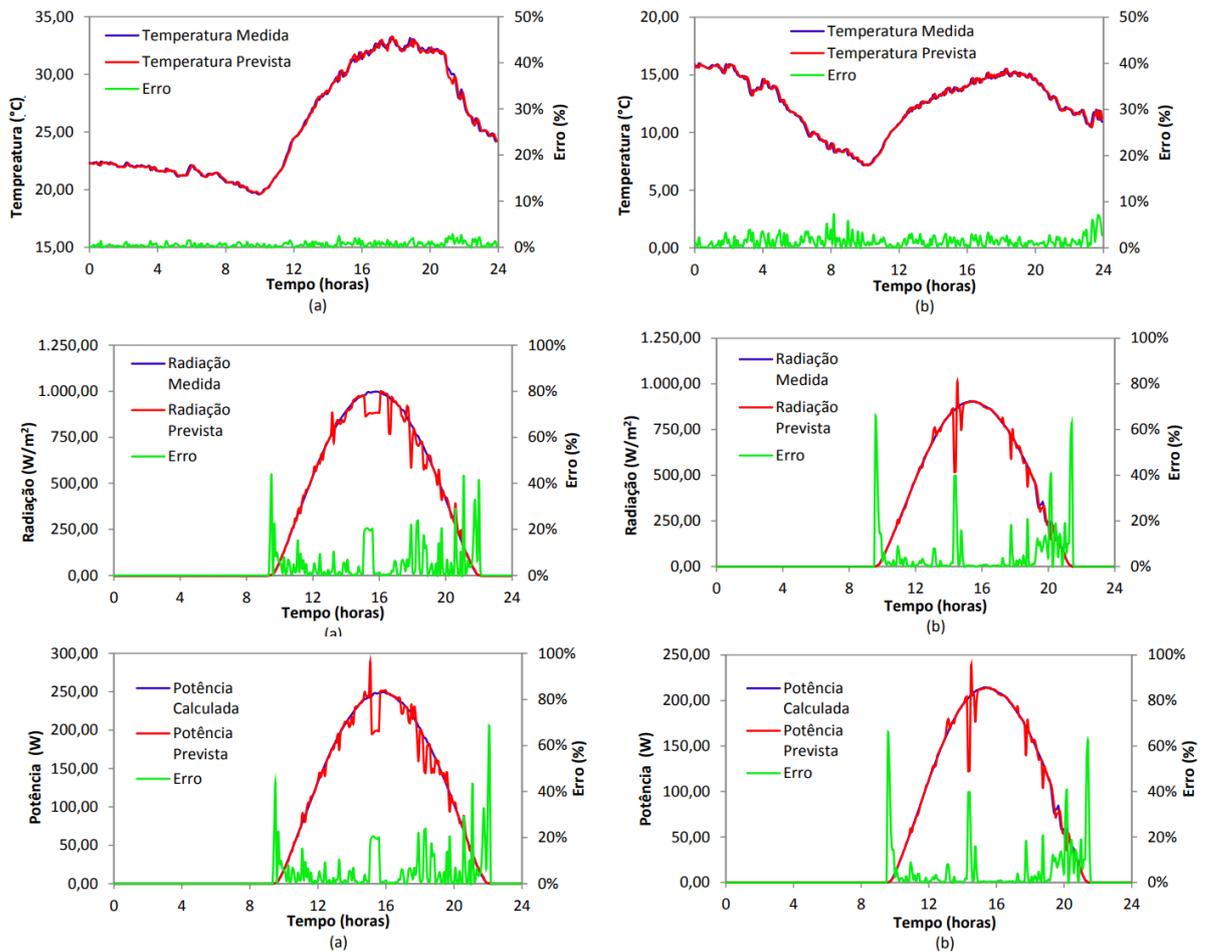
e 7,25% para o inverno, já para o segundo o MAPE para a predição de geração solar de 3,33% para o verão e 5,36% para o inverno (PIRES, 2016).

Figura 12 - Predição da temperatura, radiação solar e potência com intervalo de 15 minutos para: (a) verão; (b) inverno.



Fonte: Retirado de Pires (2016).

Figura 13 - Predição da temperatura, radiação solar e potência com intervalo de 5 minutos para: (a) verão; (b) inverno.



Fonte: Retirado de Pires (2016)

Os autores Kardakos et al. (2013) utilizaram dois métodos de predição de geração de eletricidade usinas fotovoltaicas. Ele utilizou o método ARIMA sazonal (séries temporais) e redes neurais com múltiplas entradas e comparou com o método da persistência. Na Tabela 2 é possível identificar que os modelos ANN e o modelo SARIMA modificado são superiores em termos de erro de predição em relação ao modelo de persistência e ao modelo SARIMA puro. Isso demonstra que o uso de dados de radiação solar (medidas e previsões reais) melhora significativamente a predição do dia seguinte da geração fotovoltaica. O modelo de séries temporais de fatores exógenos (dados coletados em solo através de estações solarimétricas) apresentou menor média de erro anual. Enquanto o método da persistência e o método ARIMA puro apresentam melhores valores para o verão, isso se deve às

condições de céu claro que prevalecem durante o verão na Grécia (KARDAKOS et al., 2013).

Tabela 2 - Erros de Predição – Usina Fotovoltaica A.

Modelo de predição		nRMSE (%)				Média anual
		Inverno	Primavera	Verão	Outono	
Predição para o dia seguinte	Persistência	20,35	18,00	3,17	13,33	13,71
	SARIMA (3,1,2) × (3,1,2)²⁴	18,89	16,66	3,55	12,45	12,89
	SARIMA (3,1,2) × (3,1,2)²⁴ com fator exógeno	15,06	14,02	3,61	11,82	11,12
	ANN - Modelo A	14,50	12,62	5,70	12,85	11,42
	ANN - Modelo B	14,76	13,25	4,06	12,98	11,26

Fonte: Adaptado de Kardakos et al. (2013)

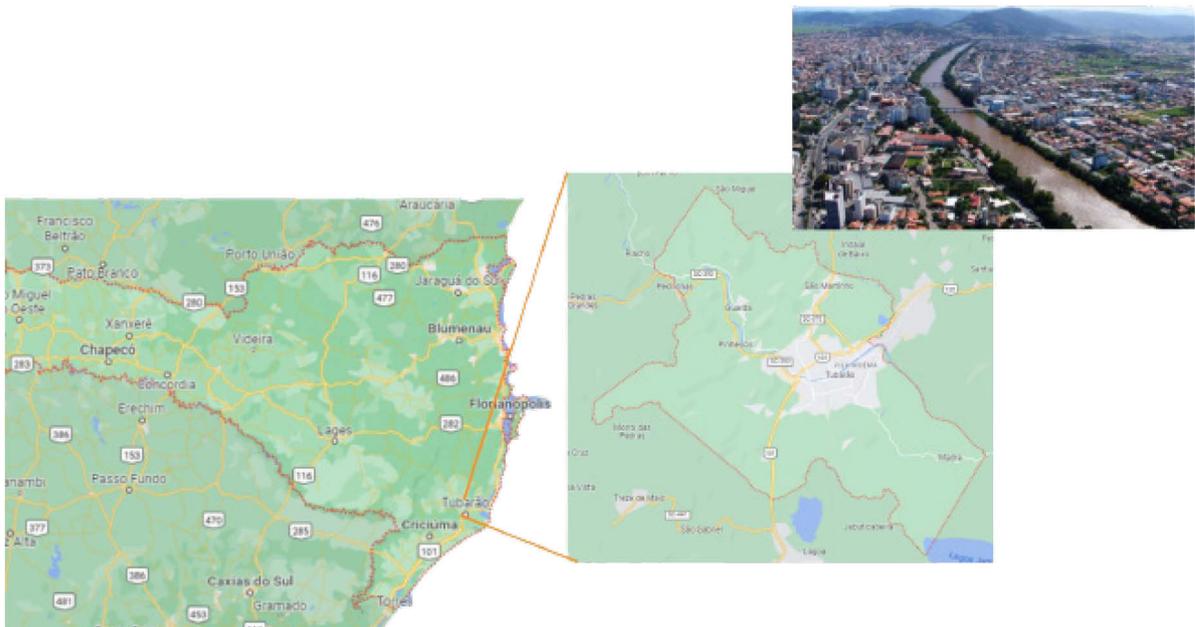
4 MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo aborda os materiais e métodos utilizados no desenvolvimento desta dissertação. Além de apresentar a área de estudo, ainda aborda a metodologia usada como referência e os métodos para análise de desempenho.

4.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo escolhida para realização da análise está localizado no município de Tubarão (SC). Tubarão possui cerca de 301,755 km² e uma população de aproximadamente 105.448 habitantes. A Figura 14 apresenta a localização da área de estudo.

Figura 14 - Localização da área de estudo



Fonte: Elaborado pela autora (2023).

4.2 UNIDADE CONSUMIDORA

A distribuição de energia elétrica na unidade consumidora foi implementada através de ramal de ligação aéreo em baixa tensão, derivado diretamente da rede de distribuição da COOPERATIVA DE ENERGIA, fornecimento TRIFÁSICO: três Fases (R, S, T) e um Neutro (N), baixa tensão residencial, com tensão de fornecimento 380/220 V e frequência de 60 Hz.

Para os acessantes classificados como micro ou minigeradores de energia, a cooperativa de energia instalou um medidor de energia bidirecional, em substituição ao antigo medidor instalado na unidade consumidora. A unidade consumidora (UC), descrita no Quadro 3, está localizada em uma área rural da cidade.

Quadro 3 - Características da unidade consumidora.

Unidade Consumidora	
Grupo de tensão / Classificação	Grupo B / Comercial
Tipo de ligação	Trifásico
Tensão de fornecimento	380 V

Fonte: Adaptado pela autora (2023).

4.3 CARACTERÍSTICAS DO SISTEMA FOTOVOLTAICO (SFCR) DE REFERÊNCIA

O sistema fotovoltaico de referência possui 17,6 kWp, instalado no telhado da unidade consumidora, é composto por 44 (quarenta e quatro) módulos fotovoltaicos de silício monocristalino de 400 Wp conectados *On-Grid*, em um inversor de 15 kW. Os módulos são fabricados pela Trina Solar modelo TallMax TSM-DE15M de 400Wp, e possuem 144 células (6x24), com 22,8 kg de peso e com largura de 2024 mm, altura de 1004 mm e 35 mm de espessura. A Tabela 3 fornece as especificações técnicas do módulo nas CPT.

Tabela 3 - Especificação técnica do gerador fotovoltaico nas CPT*.

PARÂMÊTROS ELÉTRICOS		CONDIÇÕES DE OPERAÇÃO	
Tensão de operação (Vmp).	40,3 V	Temperatura de Operação (NOCT)	-40°C...+85°C
Tensão de circuito aberto (Voc)	49,0 V	Coefficiente da temperatura da potência (Pmax)	-0,37 %/°C
Corrente de operação (Imp)	9,92 A	Coefficiente da temperatura da potência (Voc)	-0,29 %/°C
Corrente de curto-circuito (Isc)	10,45 A	Coefficiente da temperatura da corrente (Isc)	+0,05%/°C

Fonte: Adaptado pela autora (2023).

Legenda: * Pmax, Voc, Isc, Vmp e Imp testadas em CPT, definidas com uma irradiância de 1.000 W/m² num espectro solar de AM 1,5G e uma temperatura de 25 ± 3°C.

O inversor utilizado é da marca SMA de 15 kW de potência nominal em C.A. A conexão do gerador fotovoltaico com a rede elétrica da cooperativa de energia é realizada com três Fases (R, S, T) e neutro, ambos provindos do inversor do sistema solar FV.

Caso a cooperativa de energia desenergize a edificação, por causas emergenciais, manutenção, ou ocorra uma falha do sistema elétrico, o inversor fotovoltaico se desliga automaticamente, desconectando e isolando os geradores

fotovoltaicos da rede elétrica. Com o religamento da rede elétrica pela cooperativa de energia o inversor volta a entrar em operação e o gerador FV volta a injetar eletricidade na rede elétrica. O inversor possui 61 kg, com largura de 661 mm, 682 mm de altura e profundidade de 264 mm. Além disso possui grau de proteção IP65 de acordo com IEC60529. A Tabela 4 possui as especificações técnicas do inversor.

Tabela 4 - Especificação técnica do inversor nas CPT.

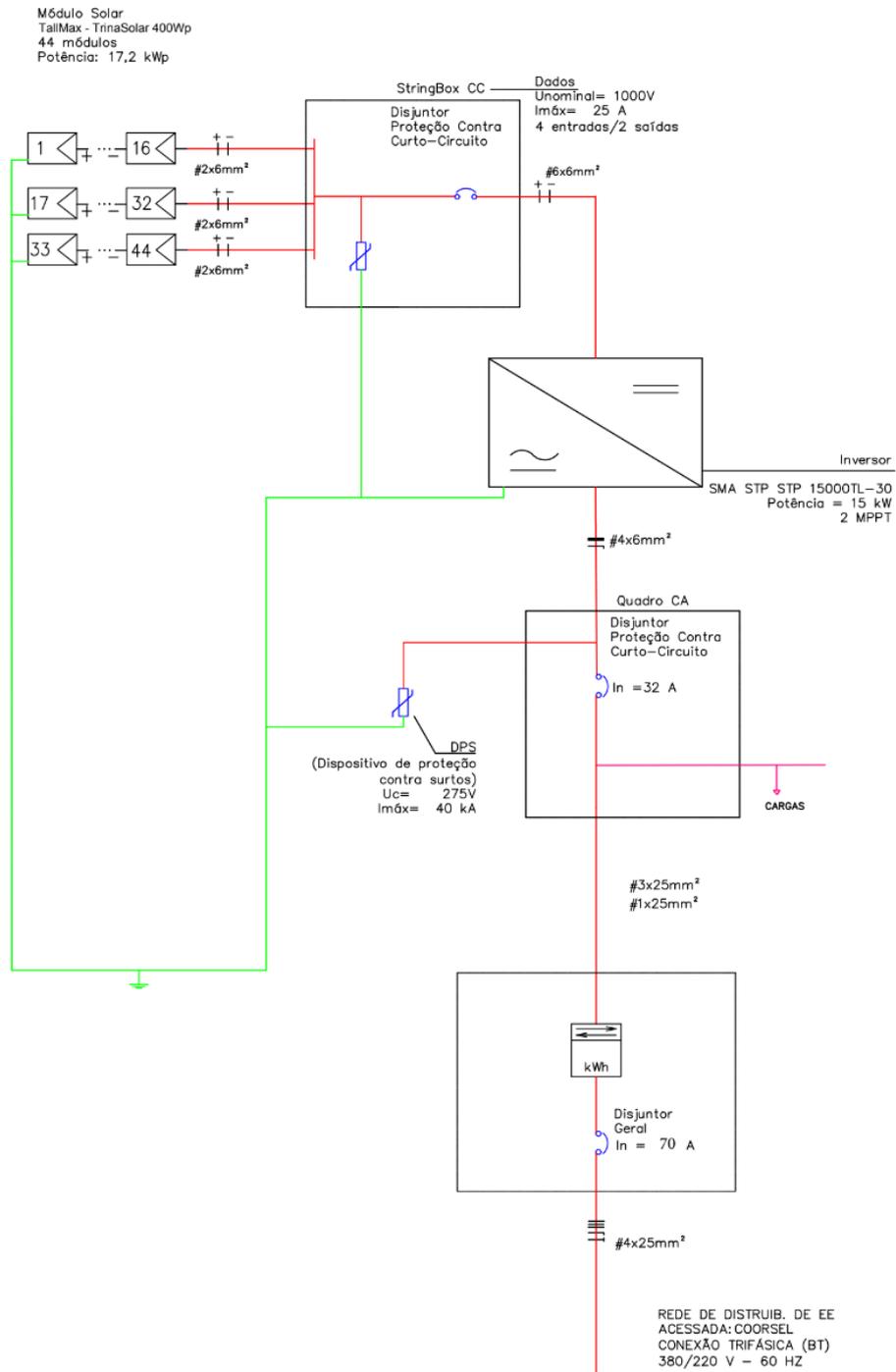
ENTRADA (CC)		SAÍDA (CA)	
Tensão máxima de entrada em CC	1000 V	Potência nominal de saída CA	15 kW
Faixa de tensão MPPT	240 V – 800 V	Tensão nominal de trabalho em CA	220/380 V
Tensão partida	188 V	Gama de trabalho de frequência de rede	60 Hz
Corrente máxima de entrada por MPPT	33 A	Distorção Harmônica	< 3 %

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

4.4 DIAGRAMA UNIFILAR

Os 44 módulos fotovoltaicos foram divididos em 3 *strings*, sendo divididas em duas MPPTs em uma *stringbox* com 4 entradas e 2 saídas. Para atender as necessidades mínimas da *stringbox* que vinha junto com o kit fotovoltaico, foram conectadas 2 *strings* em uma das saídas da *stringbox* e 1 *string* na outra saída. Cada saída da *stringbox* foi ligada à uma MPPT diferente. As principais características do diagrama unifilar podem ser vistos na Figura 15.

Figura 15 - Diagrama Unifilar do Sistema Fotovoltaico.



Fonte: Adaptado de Geo Consultora (2020).

4.5 REDE METEOROLÓGICA

Os dados meteorológicos utilizados para as previsões serão coletados do site da Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina – EPAGRI. A EPAGRI mede e avalia as variáveis meteorológicas e ambientais por meio de sensores instalados em estações meteorológicas e hidrológicas, através de imagens de satélite e de radar, assim os dados se transformam em informação para a sociedade em pesquisas e na previsão do tempo.

Para fins desta dissertação, os dados de previsão meteorológica foram divididos em cinco perfis: sol, nublado, nublado + chuva, sol + chuva e chuva, suas respectivas premissas adotadas estão no Quadro 4.

Quadro 4 - Premissas dos perfis meteorológicos.

Perfis	Considerações
Sol	Sol com nuvens; Sol com aumento de nuvens, ensolarado
Nublado	Encoberto
Nublado + Chuva	Nublado com chuva no decorrer do dia; nublado com chuva em algum momento isolado do dia
Chuva	Nublado com chuva no dia inteiro; chuva
Sol + Chuva	Sol com chuva no decorrer do dia; sol em um período e chuva em outro

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Os dados de previsão meteorológica foram analisados para o horizonte de 24, 48 e 72 horas, dentro do período de julho a novembro de 2022 e análise histórica se dá nos 15 dias que antecedem a previsão.

A Figura 16 representa como é formada a série histórica e como se determina o horizonte escolhido. No “DIA DE CONTROLE” é analisado qual a previsão meteorológica para as próximas 24, 48 e 72 horas e a cada dia que passa o dia de controle passa a ser um novo dado do histórico, servindo de base para a análise dos horizontes. Desta forma, o histórico se move de acordo com o passar dos dias.

Figura 16 - Formação da análise e histórico de dados



Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 5, Tabela 6 e Tabela 7 apresentam a descrição do passo -a-passo de como funciona a metodologia utilizada nesse trabalho. Na Tabela 5 tem-se os valores de previsão meteorológica para o horizonte de 24 horas junto com suas previsões e também as previsões meteorológicas reais e os valores reais de geração de energia elétrica fotovoltaica. Neste caso, no dia 30 de julho, que é o dia de controle, atual, se fez a análise da previsão meteorológica para o horizonte de 24 horas que, aqui, é o dia 31 de julho. Os dados reais do dia 30 de julho irão se tornar parte do histórico de dados.

Tabela 5 - Predição de 24 horas para o dia 31 de julho.

		Predição 24 horas	
		Predição	Predição (kWh)
Dia de controle	30/jul	sol	58,58
Previsão das próximas 24 horas	31/jul	nublado	

Fonte: Elaborado pela autora (2023)

A Tabela 6 apresenta o histórico de dados de previsão meteorológica real e a geração de geração real de energia. Assim é possível analisar no histórico dos últimos 15 dias que antecedem a predição, qual dia mais próximo obteve a mesma previsão de NUBLADO que o dia 31 de julho. Neste histórico, o dia em que há a mesma previsão é o dia 25 de julho, de tal forma, para essa metodologia se deduz que o dia

31 de julho terá a mesma geração de energia elétrica que o dia 25 de julho, 36,53 kWh de geração.

Tabela 6 - Histórico de dados de geração reais obtidos pelo software de monitoramento do sistema fotovoltaico.

Previsão e geração real			
	Previsão	Geração (kWh)	
Histórico de dados	15/jul	nublado	18,33
	16/jul	nublado	21,29
	17/jul	sol	39,43
	18/jul	sol	44,33
	19/jul	nublado	11,98
	20/jul	nublado	49,81
	21/jul	sol	50,72
	22/jul	sol	30,37
	23/jul	sol	46,24
	24/jul	sol	46,58
	25/jul	nublado	36,53
	26/jul	sol	52,53
	27/jul	sol	53,48
	28/jul	sol	42,94
	29/jul	sol	58,58
30/jul	sol	60,16	

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 7 apresenta a comparação entre os valores reais e da predição. A previsão real do dia 31 de julho foi NUBLADO + CHUVA e teve uma geração real de 25,32 kWh, valor abaixo da predição que foi de 36,53 kWh. Desta forma, os valores reais do dia 31 de julho passam a fazer parte do histórico de dados, e o novo horizonte de análise é o dia 01 de agosto, e assim por diante.

Tabela 7 - Resultado da predição

	Predição 24 horas		Real		
	Previsão	Predição (kWh)	Previsão	Geração (kWh)	
Dia de controle	25/jul	nublado	49,81	nublado	36,53
Previsão das próximas 24 horas	31/jul	nublado	36,53	nublado + chuva	25,32

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

4.6 MÉTODO DA PERSISTÊNCIA

Para analisar o desempenho de métodos de predição de geração de energia fotovoltaica é importante definir modelos de referência como o método da persistência. Esse método é comumente utilizado como referência na predição de geração fotovoltaica (PARRACHO, 2021).

O método da persistência é mais simples e adota o conceito de que amanhã é igual a hoje, ou seja, espera-se que as condições analisadas (irradiância solar, geração de energia, ...) no horizonte de 24 horas permaneçam semelhantes às do dia anterior, como mostra a Equação (1) (AHMED et al., 2020).

$$P_v(t + h) = P_v(t) \quad (1)$$

Desta forma, se hoje é um dia ensolarado, o modelo prevê que amanhã também será um dia ensolarado. Nesse método é considerado que a série temporal permaneça estática, no entanto, com o aumento do horizonte a precisão diminui.

4.7 INDICADORES ESTATÍSTICOS E INCERTEZA DE PREDIÇÃO

Os indicadores estatísticos de erros são amplamente utilizados quando há necessidade de avaliação de desempenho de metodologias de predição. Os métodos de predição têm seu desempenho avaliado por meio de métricas que vão estabelecer o quanto o valor previsto se aproximou do valor real obtido. Ou seja, indicam quão próximas as previsões estão dos valores reais obtidos, além disso, permitem comparar diferentes modelos de predição estabelecendo qual método é mais confiável (AĞBULUT; GÜREL; BIÇEN, 2021; CUNHA, 2021).

Algumas das métricas mais utilizadas para determinar a precisão dessa metodologia são: o erro médio absoluto (MAE), o erro absoluto percentual médio (MAPE) e a raiz do erro quadrático médio (RSME) (AĞBULUT; GÜREL; BIÇEN, 2021; CUNHA, 2021).

a) Erro absoluto médio (MAE):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |\hat{y}(t) - y(t)| \quad (2)$$

b) Erro absoluto percentual médio (MAPE):

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{\hat{y}(t) - y(t)}{\hat{y}(t)} \right| \quad (3)$$

c) Raíz do erro quadrático médio (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{y}(t) - y(t))^2} \quad (4)$$

Onde,

$\hat{y}(t)$ é o valor da predição da geração diária de energia elétrica no momento t ;

$y(t)$ é o valor real da geração diária de energia elétrica no momento t ;

N é o número total de amostras do conjunto de dados.

O MAE é muito usado pela indústria de energia renovável para avaliar o desempenho da predição e oferece informações valiosas sobre os erros de predição existentes, pois representa a soma das diferenças entre os valores previstos e os valores medidos, dividida pelo número de observações. Quanto mais próximo do zero o valor melhor é a predição. Por exemplo, se o MAE é de 25 kWh indica que, em média, a predição possui um erro de 25 kWh. (CUNHA, 2021; ZHANG et al., 2015).

No que diz respeito ao RMSE, representa a diferença entre os valores estimados e medidos pelo modelo. O RMSE revela o tamanho do desvio dos erros, e é importante para analisar a grandeza dos erros e o quanto o modelo de estimativa foi preciso. Quanto menor os valores, melhor o desempenho (FAN et al., 2019; PELISSON, 2021).

O MAPE é o mais utilizado, expressa a porcentagem média de desvios cometidos na predição da série temporal, então quanto menor ele for, melhor é a predição (AĞBULUT; GÜREL; BIÇEN, 2021; CARNEIRO, 2014). O Quadro 5 mostra o desempenho das métricas.

Quadro 5 - Indicadores de desempenho.

Métrica	Desempenho
MAE	Quanto mais próximo a zero melhor
RMSE	Quanto mais próximo a zero melhor
MAPE	Alta precisão de predição: $MAPE \leq 10\%$ Boa predição: $10\% < MAPE \leq 20\%$ Predição razoável: $20\% < MAPE \leq 50\%$ Predição imprecisa: $MAPE > 50\%$

Fonte: Adaptado de Ağbulut; Gürel; Biçen (2021).

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Tabela 8 apresenta os valores reais da geração de energia elétrica diária dos meses analisados nessa dissertação. Destaca-se para os meses de julho, agosto, setembro, outubro e novembro os maiores valores de geração de energia elétrica que correspondem a 60,23 kWh, 78,93 kWh, 98,17 kWh, 108,19 kWh e 118,99 kWh, respectivamente. E geração mensal de energia elétrica para os meses de julho, agosto, setembro, outubro e novembro foram 1025,01 kWh, 1417,14 kWh, 1375,71 kWh, 1306,19 kWh e 1725,85 kWh, respectivamente.

Tabela 8 - Geração de energia elétrica diária mensal do SFCR (kWh).

Geração de energia elétrica diário mensal (kWh) - Real					
Dias	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro
1	-	58,90	75,39	71,33	-
2	-	24,48	-	81,75	104,57
3	-	53,69	-	71,36	72,44
4	-	18,07	77,31	71,36	-
5	40,38	51,65	49,84	89,50	-
6	38,38	-	23,12	14,38	-
7	39,79	-	-	78,47	-
8	27,63	-	75,59	102,17	-

Continua

Continuação

Geração de energia elétrica diário mensal (kWh) - Real					
Dias	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro
9	48,08	-	32,88	-	-
10	40,68	13,58	-	-	112,54
11	30,53	34,94	89,27	21,84	46,37
12	-	51,42	32,72	35,68	81,01
13	24,26	53,87	-	66,71	89,83
14	11,78	58,98	55,22	12,19	65,10
15	18,33	54,42	27,82	17,83	111,60
16	21,29	12,40	-	41,70	118,00
17	39,43	60,34	-	-	118,99
18	44,33	10,23	73,28	-	117,59
19	11,98	74,78	-	51,70	109,74
20	49,81	72,88	79,91	-	113,98
21	50,72	69,90	49,99	-	97,08
22	30,37	70,49	79,54	63,15	-
23	46,24	53,97	98,17	105,32	-
24	46,58	71,67	97,25	70,41	85,25
25	36,53	65,30	69,75	67,98	92,48
26	52,53	67,49	59,94	108,19	-
27	53,48	67,92	74,78	63,18	60,34
28	42,94	15,46	56,89	-	61,41
29	58,58	78,93	40,36	-	56,35
30	60,16	73,11	56,71	-	11,19
31	60,23	78,29	-	-	-
Total	1025,01	1417,14	1375,71	1306,19	1725,85

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 9 apresenta os valores da geração de energia elétrica diária mensal para o método proposto no horizonte de 24 horas. Como são os mesmos valores utilizados e a mesma amostra, os valores mais altos de cada mês são o mesmo que os valores reais.

Tabela 9 – Predição da geração de energia elétrica diária mensal para horizonte de 24 horas.

Geração de energia elétrica diário mensal (kWh) –					
Predição (24 horas)					
Dias	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro
1	-	60,23	78,29	56,71	-
2	-	58,90	-	71,33	63,15
3	-	36,53	-	81,75	104,57
4	-	36,53	55,32	71,36	-
5	46,41	53,69	77,31	71,36	-
6	40,38	-	15,46	40,36	-
7	40,38	-	-	89,50	-
8	39,79	-	49,84	78,47	-
9	27,63	-	75,59	-	-
10	27,63	9,01	-	-	106,58
11	27,63	21,71	23,12	12,65	70,78
12	-	51,65	13,92	21,88	70,78
13	40,68	51,42	-	35,68	70,78
14	33,14	53,87	89,27	35,68	70,78
15	30,53	58,98	55,22	12,19	65,10
16	18,33	12,12	-	102,17	111,60
17	30,53	54,42	-	-	118,00
18	21,29	13,58	81,56	-	118,99
19	44,33	60,34	-	12,19	117,59
20	11,98	74,78	33,25	-	109,74
21	44,33	72,88	37,21	-	70,78
22	50,72	69,90	49,99	79,93	-
23	30,37	70,49	79,54	63,15	-
24	46,24	53,97	98,17	105,32	97,08

Continua

Continuação

Geração de energia elétrica diário mensal (kWh) – Predição (24 horas)					
Dias	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro
25	49,81	71,67	37,21	70,41	97,08
26	46,58	65,30	33,25	67,98	-
27	52,53	67,49	37,21	12,19	29,88
28	53,48	12,40	37,21	-	60,34
29	11,78	67,92	37,21	-	61,41
30	58,58	78,93	37,21	-	56,35
31	60,16	73,11	-	-	-
Total	985,20	1411,79	1132,34	1192,24	1671,33

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 7 apresenta os valores da geração de energia elétrica diária mensal pelo método da persistência. Assim como nas tabelas anteriores, não há valores de todos os meses na construção do valor total de geração de energia elétrica mensal, pois para fins dessa dissertação, foi utilizado apenas os dias que obtiveram predição de geração.

Tabela 10 – Predição da geração de energia elétrica diária mensal para método da persistência.

Geração de energia elétrica diário mensal (kWh) - Persistência					
Dias	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro
1	-	60,23	78,29	56,71	-
2	-	58,90	-	71,33	39,59
3	-	24,48	-	81,75	104,57
4	-	53,69	55,32	71,36	-
5	46,41	18,07	77,31	71,36	-
6	40,38	-	49,84	89,50	-
7	38,38	-	-	14,38	-
8	39,79	-	13,92	78,47	-

Continua

Continuação

Geração de energia elétrica diário mensal (kWh) -					
Persistência					
Dias	Julho	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro
9	27,63	-	75,59	-	-
10	48,08	9,01	-	-	106,58
11	40,68	13,58	71,02	12,65	112,54
12	-	34,94	89,27	21,84	46,37
13	33,14	51,42	-	35,68	81,01
14	24,26	53,87	50,72	66,71	89,83
15	11,78	58,98	55,22	12,19	65,10
16	18,33	54,42	-	17,83	111,60
17	21,29	12,40	-	-	118,00
18	39,43	60,34	81,56	-	118,99
19	44,33	10,23	-	28,21	117,59
20	11,98	74,78	37,21	-	109,74
21	49,81	72,88	79,91	-	113,98
22	50,72	69,90	49,99	79,93	-
23	30,37	70,49	79,54	63,15	-
24	46,24	53,97	98,17	105,32	33,71
25	46,58	71,67	97,25	70,41	85,25
26	36,53	65,30	69,75	67,98	-
27	52,53	67,49	59,94	108,19	29,88
28	53,48	67,92	74,78	-	60,34
29	42,94	15,46	56,89	-	61,41
30	58,58	78,93	40,36	-	56,35
31	60,16	73,11	-	-	-
Total	1013,80	1356,44	1441,82	1224,93	1662,41

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

É possível notar que conforme o mês se aproxima do verão os valores de geração de energia elétrica diária mensal aumentam também. Isso se deve ao fato de que no inverno os dias são mais curtos e a altura do sol é menor gerando menos energia elétrica.

Na Tabela 11, que mostra a geração de energia para um horizonte de 24 horas tem-se os valores reais maiores que o da persistência, exceto pelo mês de setembro em que o método da persistência obteve um valor maior que o real, com uma diferença de -4,81%. A menor diferença foi para o mês de julho com 11,2 kWh/mês, que representa 1,09% da geração real, isso se deve ao fato de ter sido um mês com maior previsão de dias ensolarados, somando 20 dos 28 dias analisados desse mês.

Tabela 11 – Predição da geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico mensal para o método da persistência.

Geração mensal total de energia elétrica - Persistência				
	Real (kWh)	Persistência (kWh)	Diferença (kWh)	Diferença (%)
Julho	1025,01	1013,80	11,2	1,09
Agosto	1417,14	1356,44	60,7	4,28
Setembro	1375,71	1441,92	-66,11	-4,81
Outubro	1306,19	1224,93	81,26	6,22
Novembro	1725,85	1662,41	63,44	3,68

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Na Tabela 12, que mostra a geração de energia para a predição com um horizonte de 24 horas tem-se os valores reais maiores que o da predição. A menor diferença também foi para o mês de agosto com 5,35 kWh/mês, que representa 0,38% da geração real, isso se deve ao fato de ter sido um mês com maior previsão de dias ensolarados, somando 20 dos 28 dias analisados desse mês.

Tabela 12 - Comparação dos valores reais de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico mensal com os obtidos pelo horizonte de 24 horas.

Geração mensal total de energia elétrica (H=24h)				
	Real (kWh)	Predição (kWh)	Diferença (kWh)	Diferença (%)
Julho	1025,01	985,20	39,81	3,88
Agosto	1417,14	1411,79	5,35	0,38
Setembro	1375,71	1132,34	243,37	17,69
Outubro	1306,19	1192,24	113,95	8,72
Novembro	1725,85	1671,33	54,52	3,16

Fonte: elaborado pela autora (2023).

Na comparação da Tabela 11 e Tabela 12, que mostraram as diferenças de geração do valor real para o da persistência, e do valor real para o da predição, respectivamente, mostra que o método da persistência se saiu melhor no valor total de geração de energia elétrica mensal. No método da persistência todas as diferenças ficaram abaixo de 7%, sendo um bom método quando se fala de valores totais do mês. Já para o método da predição, dois meses tiveram diferenças maiores que 7%, setembro com 17,69% e outubro com 8,72% devido a serem meses que tiveram mais dias com previsões meteorológicas com alguma nebulosidade, sejam elas NUBLADO, NUBLADO + CHUVA, CHUVA, OU SOL + CHUVA. O mês de setembro apresentou 14 dias com algum tipo de nebulosidade dos 23 dias analisados. Já o mês de outubro apresentou 11 dias com algum tipo de nebulosidade dos 20 dias analisados neste mês.

A Tabela 13 mostra os valores de predição de geração para o horizonte de 48 horas, sendo os valores reais maiores que o da predição. O menor valor ficou para o mês de julho com uma diferença de 36,17 kWh, representando 3,53% da geração real.

Tabela 13 – Comparação dos valores reais de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico mensal com os obtidos pelo horizonte de 48 horas.

Geração mensal total de energia elétrica (H=48h)				
	Real (kWh)	Predição (kWh)	Diferença (kWh)	Diferença (%)
Julho	1025,01	988,84	36,17	3,53
Agosto	1417,14	1266,42	150,72	10,64
Setembro	1375,71	956,54	419,17	30,47
Outubro	1306,19	1084,14	222,05	17,00
Novembro	1725,85	1486,41	239,44	13,87

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 14 apresenta os valores de predição de geração para o horizonte de 72 horas, sendo os valores reais maiores que o da predição. E o mês com maior diferença é outubro, onde a predição foi maior que a real com uma diferença de 380,64 kWh/mês, que representa 29,14% da geração real.

Tabela 14 – Comparação dos valores reais de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico mensal com os obtidos pelo horizonte de 72 horas.

Geração mensal total de energia elétrica (H=72h)				
	Real (kWh)	Predição (kWh)	Diferença (kWh)	Diferença (%)
Julho	1025,01	963,08	61,93	6,04
Agosto	1364,13	1307,26	109,88	7,75
Setembro	1312,97	1038,47	337,25	24,51
Outubro	1209,56	925,55	380,64	29,14
Novembro	1035,85	1361,77	364,08	-21,10

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Quando se compara a geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico reais com a predição (h=24h) e com o método da persistência as diferenças são poucas. Porém quando aumentamos os horizontes da predição (H=48h e H=72h), as diferenças ficam maiores, passando dos 10% de diferença. O refinamento das previsões meteorológicas para esses horizontes se torna de extrema importância em estudos futuros.

A Tabela 15 apresenta os valores de geração de energia elétrica média diária e de desvio padrão diário para cada mês analisado para valores reais, horizonte de 24 horas e para o método da persistência. Como nesses casos as diferenças são suavizadas, é possível observar que para todos os valores de média e desvio padrão estão bem próximos tanto para os valores reais quanto para os previstos pelos métodos analisados. O mês de novembro foi o que apresentou maiores valores de média diária mensal e julho os menores valores de média diária mensal.

Tabela 15 - Média diária e desvio padrão de geração de energia elétrica diária mensal para valores reais, horizonte de 24 horas e para método da persistência.

	REAL		24 HORAS		PERSISTÊNCIA	
	Média (kWh)	Desvio Padrão (kWh)	Média (kWh)	Desvio Padrão (kWh)	Média (kWh)	Desvio Padrão (kWh)
Julho	39,42	13,97	37,00	13,46	38,99	13,34
Agosto	52,49	22,39	52,29	21,46	50,24	23,36

Continua

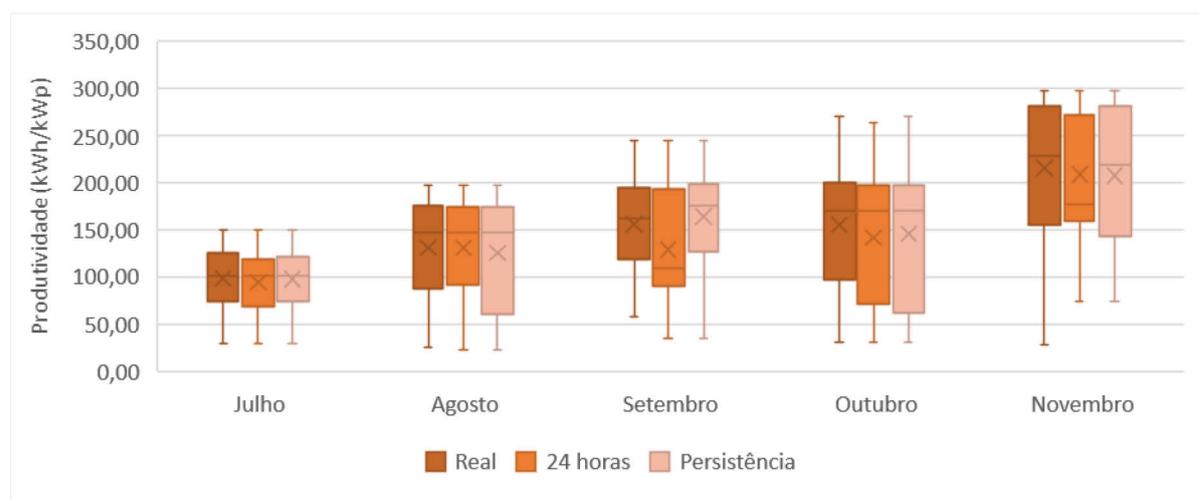
Continuação

	REAL		24 HORAS		PERSISTÊNCIA	
	Média (kWh)	Desvio Padrão (kWh)	Média (kWh)	Desvio Padrão (kWh)	Média (kWh)	Desvio Padrão (kWh)
Setembro	62,53	21,95	51,47	24,59	65,54	20,65
Outubro	62,20	29,12	56,77	30,33	58,33	30,39
Novembro	86,29	29,28	83,57	25,79	83,12	31,33

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Figura 17 apresenta a dispersão de dados de produtividade para geração de energia elétrica diária mensal para valores reais, horizonte de 24 horas e para método da persistência a partir do *box plot*. Há menor dispersão de dados no mês de julho tanto para os valores reais quanto para os outros métodos. O método da persistência foi o que apresentou maior dispersão de dados para os meses de agosto, outubro e novembro. Já o método para o horizonte de 24 horas apresentou maior dispersão de dados para os meses de setembro, outubro e novembro.

Figura 17 - *Box plot* da produtividade para geração de energia elétrica diária mensal para valores reais, horizonte de 24 horas e para método da persistência.

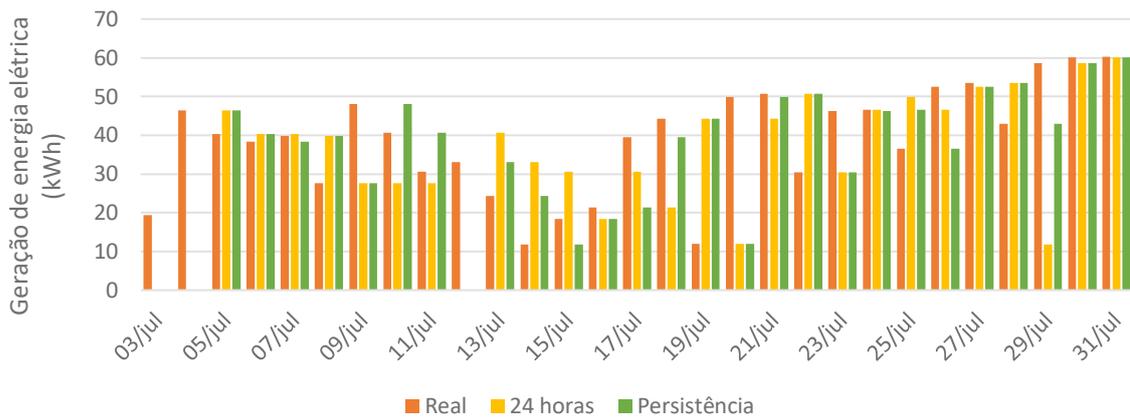


Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Na Figura 18, Figura 19, Figura 20, Figura 21 e Figura 22 é possível analisar a diferença entre os dados previstos pelo modelo proposto nessa dissertação, pelo

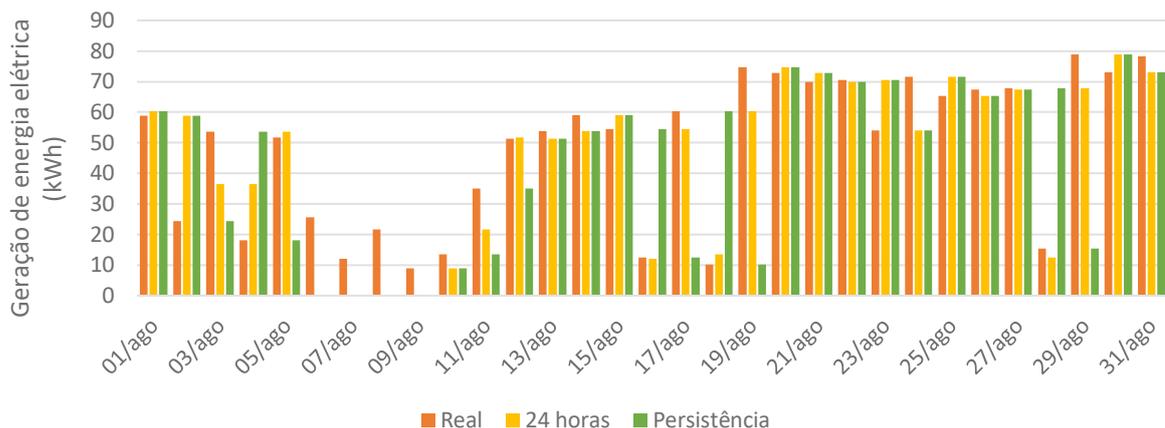
método da persistência e pelos valores reais da geração diária de energia elétrica do sistema fotovoltaico para os meses de julho a novembro de 2022. Vale ressaltar que os dias em que há somente o valor real de geração é devido à falta de valores no histórico de quinze dias referentes à previsão meteorológica daquela data.

Figura 18 - Comparação dos dados de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico real, da previsão de 24 horas e da persistência de julho/2022.



Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Figura 19 - Comparação dos dados de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico real, da previsão de 24 horas e da persistência de agosto/2022.

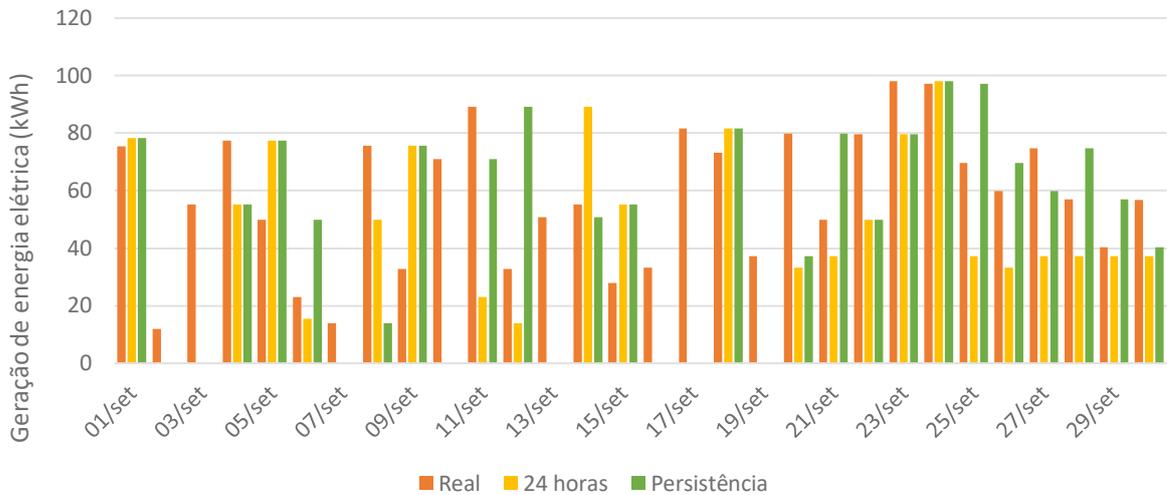


Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Na Figura 18 e Figura 19, que representam os meses de julho e agosto de 2022, respectivamente, os valores de geração reais apresentaram valores bem próximos aos das previsões, tanto pelo método da persistência quanto pelo método proposto nesse trabalho. É importante ressaltar que esses meses tiveram dias de Sol

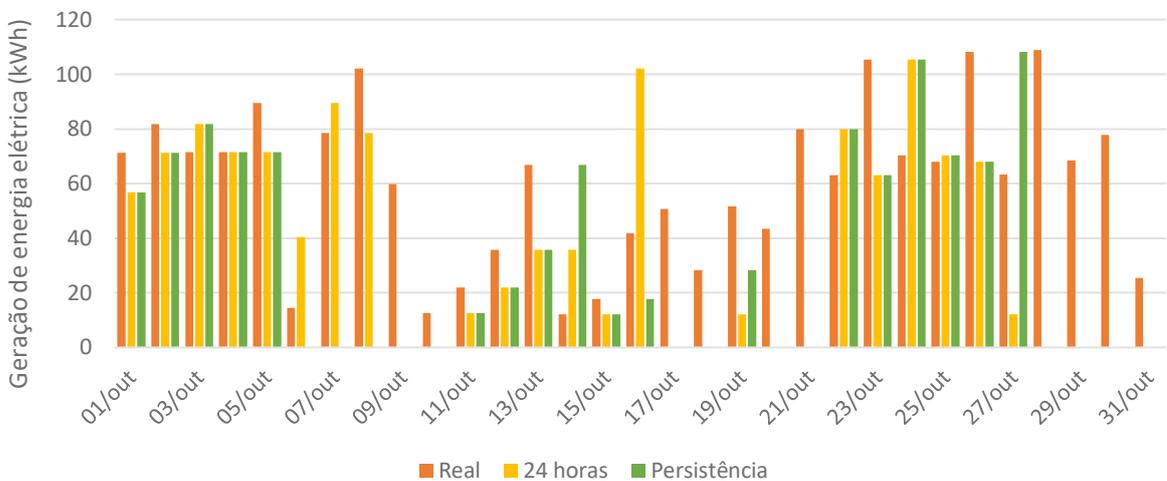
compatíveis com suas previsões meteorológicas. Já para os meses de setembro (Figura 20), outubro (Figura 21) e novembro (Figura 22) os valores foram bem diferentes, e foram meses com maior incidência de dias nublados e chuva. Assim como LEVA et al. (2017) também demonstrou em seu estudo, dias com instabilidades e/ou nuvens são mais difíceis de garantir uma predição precisa.

Figura 20 - Comparação dos dados de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico real, da predição de 24 horas e da persistência de setembro/2022.



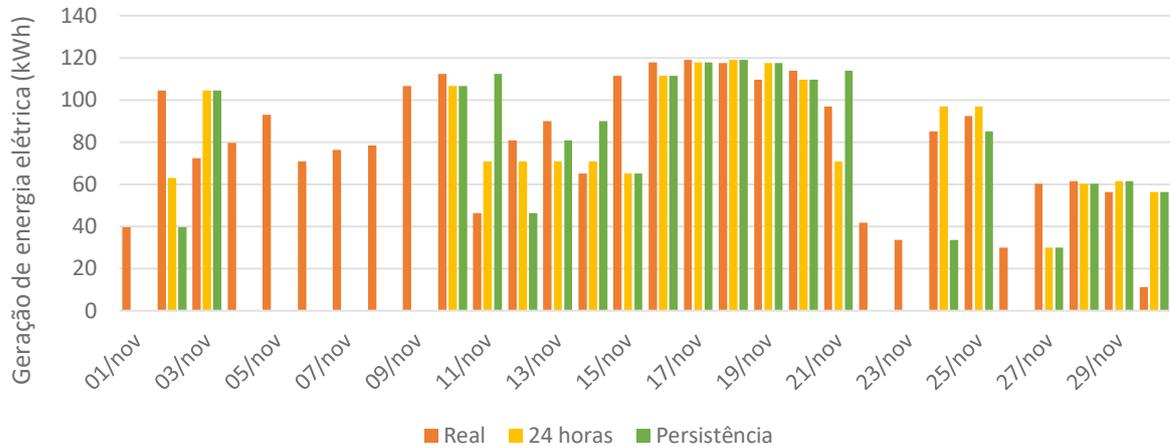
Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Figura 21 - Comparação dos dados de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico real, da predição de 24 horas e da persistência de outubro/2022.



Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Figura 22 - Comparação dos dados de geração de energia elétrica do sistema fotovoltaico real, da predição de novembro/2022.



Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Como já mencionado, o método de referência para avaliação do desempenho da metodologia é o método da persistência. Para uma comparação justa entre o método desenvolvido e o método da persistência, foram utilizados os mesmos dias e o mesmo tamanho de amostra, visto que para o cálculo dos erros médios diários mensais de geração de energia elétrica foram menores que a quantidade de dias em cada mês. Isso se deve ao fato de que algumas vezes a previsão meteorológica para comparação não existia no histórico de dados de 15 dias.

Os valores dos erros médios diários mensais de geração de energia elétrica fotovoltaica dos meses entre julho e novembro de 2022 são apresentados na Tabela 16. Como mencionado anteriormente, quanto mais próximos de zero o MAE e o RMSE estiverem melhor será o resultado, enquanto o MAPE foi dividido em escalas de porcentagem. Assim, julho apresentou os menores valores de MAE e RMSE, com 10,61 kWh e 14,23 kWh, respectivamente. Enquanto o mês de julho apresentou um valor de 37,48% de MAPE, sendo o mês de menor valor. Para os meses de outubro e agosto o MAPE se mostrou uma predição imprecisa. Importante mencionar novamente, que o número da amostra são a quantidade de dias do mês utilizadas e que tiveram predição de geração. Os dias em que não houve previsão, não foram utilizados na metodologia.

Tabela 16 – Erros médios diários mensais de predição de geração de energia elétrica fotovoltaica calculado via método da persistência.

Erros médios diários mensais - Persistência				
	Nº da amostra	MAE (kWh)	RMSE (kWh)	MAPE (%)
Julho	26	10,61	14,23	37,48
Agosto	27	21,07	29,48	78,27
Setembro	22	23,77	28,47	48,76
Outubro	21	26,65	33,36	77,75
Novembro	20	23,11	31,49	47,77

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 17 apresenta os valores de ME, MAE, RMSE de geração de energia elétrica fotovoltaica para os meses de julho a novembro de 2022 para os horizontes de 24 horas. Nesse caso, agosto apresentou os valores mais próximos de zero para MAE e RMSE com os valores de 7,46 kWh e 10,83 kWh, respectivamente. Comparando esses valores com os encontrados em agosto pelo método da persistência, têm-se que a metodologia proposta nessa dissertação obteve resultados melhores para todos os indicadores de erro.

O mês de setembro apresentou os piores valores para MAE e RMSE, com 24,13 kWh e 28,62 kWh, respectivamente, sendo bem próximos dos valores do mês de setembro encontrados pelo método da persistência. Já o MAPE, para o mês agosto foi o que mostrou uma precisão melhor com 20,87% e o mês de outubro apresentou uma predição imprecisa, com 52,23% em relação a amostra real. Ambos os valores são menores do que os encontrados pelo método da persistência.

Destaca-se que os valores obtidos de MAE e RMSE, pela metodologia proposta nessa dissertação, para os meses de agosto, outubro e setembro foram melhores do que para os mesmos meses no método da persistência, demonstrando que as previsões com 24 horas de horizonte foram promissoras.

Tabela 17 – Erros médios diários mensais de predição de geração de energia elétrica fotovoltaica para horizonte de 24 horas.

Erros médios diários mensais (H = 24 horas)				
	Nº da amostra	MAE (kWh)	RMSE (kWh)	MAPE (%)
Julho	26	12,86	17,52	45,04
Agosto	27	7,46	10,83	20,87
Setembro	22	24,13	28,62	43,03
Outubro	21	23,09	28,17	52,23
Novembro	20	16,54	22,38	37,76

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 18 apresenta os valores de ME, MAE, RMSE de geração de energia elétrica fotovoltaica para os meses de julho a novembro de 2022 para os horizontes de 48 horas. Nesse horizonte, para o mês de agosto também apresentou os valores mais próximos de zero para MAE e RMSE com os valores de 9,18 kWh e 13,79 kWh, respectivamente. Comparando esses valores com os encontrados para o mês de agosto pelo método da persistência, têm-se que a metodologia proposta nessa dissertação para o horizonte de 48 horas também obteve resultados melhores para todos os indicadores de erro. O mês de setembro apresentou os piores valores para MAE e RMSE, com 28,50 kWh e 32,73 kWh, respectivamente, sendo próximos dos valores do mês de setembro encontrados pelo método da persistência. Já para o MAPE, o mês de agosto foi o que mostrou uma precisão melhor com 22,62%, menor do que a encontrada pelo método da persistência e o mês de setembro apresentou uma predição imprecisa, com 50,04% em relação a amostra real, valor maior que a encontrada pelo método da persistência.

Tabela 18 – Erros médios diários mensais de predição de geração de energia elétrica fotovoltaica para horizonte de 48 horas.

Erros médios diários mensais (H = 48 horas)				
	Nº da amostra	MAE (kWh)	RMSE (kWh)	MAPE (%)
Julho	26	11,38	15,06	39,64
Agosto	25	9,18	13,79	22,62

Continua

Continuação

Erros médios diários mensais (H = 48 horas)				
	Nº da amostra	MAE (kWh)	RMSE (kWh)	MAPE (%)
Setembro	21	28,50	32,73	50,04
Outubro	21	20,56	24,50	45,75
Novembro	18	13,42	18,83	36,83

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 19 apresenta os valores de ME, MAE, RMSE de geração de energia elétrica fotovoltaica para os meses de julho a novembro de 2022 para os horizontes de 72 horas. Nesse caso, o mês de agosto, assim como nos outros horizontes, também apresentou os valores mais próximos de zero para MAE e RMSE com os valores de 8,56 kWh e 13,16 kWh, respectivamente. Comparando esses valores com os encontrados no mês de agosto pelo método da persistência, têm-se que a metodologia proposta nesse presente estudo obteve resultados melhores para todos os indicadores de erro. O mês de novembro apresentou os piores valores para MAE e RMSE, com 42,65 kWh e 51,98 kWh, respectivamente, sendo bem próximos dos valores do mês de setembro encontrados pelo método da persistência. Já para o MAPE, o mês de agosto foi o que mostrou uma precisão melhor com 20,57% e o mês de novembro apresentou uma predição imprecisa, com 131,48% em relação a amostra real, valor bem diferente do encontrado no mês de novembro pelo método da persistência.

Tabela 19 - Erros médios diários de predição de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais para horizonte de 72 horas.

Erros médios diários mensais (H = 72 horas)				
	Nº da amostra	MAE (kWh)	RMSE (kWh)	MAPE (%)
Julho	26	11,17	14,70	36,42
Agosto	25	8,56	13,16	20,57
Setembro	22	28,23	32,66	54,73
Outubro	18	22,34	28,88	40,22
Novembro	16	42,65	51,98	131,48

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Comparando os resultados encontrados de MAE, RMSE e MAPE pelo método da persistência (Tabela 16) e pela predição (H=24h) (Tabela 17), tem-se que o método da predição (H=24h) e saiu melhor na grande maioria das comparações. Para o MAE e RMSE, o método da predição (H=24h), nos meses de agosto, outubro e novembro, apresentou valores menores que o método da persistência. E para o MAPE os valores obtidos pelo método da predição (H=24h) apresentou menores valores em todos os meses, exceto o mês de julho que o método da persistência apresentou um valor menor. Desta forma mostrando que o método desenvolvido possui bons resultados.

Quando se expande a comparação para as predições com H=48h e H=72h, também se nota que as predições se saíram melhor do que o método da persistência. Para a predição (H=48h) os meses de agosto, outubro e novembro apresentaram melhores valores de MAE, RMSE e MAPE. Já para a predição (H=72h) os meses de julho, agosto e outubro apresentaram melhor MAE e MAPE e os meses de agosto e outubro apresentaram menor RMSE. Ainda que os horizontes sejam maiores, nesses casos, o método desenvolvido nesse trabalho apresentou resultados satisfatórios.

Mesmo que os valores de MAE, RMSE e MAPE encontrados nos horizontes H=48h e H=72h sejam maiores que os encontrados para o horizonte H=24h, ainda se mostram satisfatórios quando se compara com os valores encontrados por Wang, Su e Shu (2016) com o método de redes neurais. O autor encontrou valores de MAPE na faixa de 66,83% e de RMSE de 180,6523. Sendo assim, os valores obtidos não se mostram tão exorbitantes levando em consideração que a metodologia desenvolvida nesta dissertação é baseada na previsão meteorológica e depende da interpretação do observador da previsão meteorológica real.

Na Tabela 20 é mostrado os valores de MAE, MAPE, RMSE mensais, também para os meses de julho a novembro de 2022, para o perfil de previsão SOL. Os meses de julho e agosto foram os meses que apresentaram melhor MAE e melhor RMSE. O mês de julho obteve 8,92 kWh de MAE e 12,40 kWh de RMSE e o mês de agosto obteve 7,06 kWh de MAE e 10,76 kWh de RMSE. Enquanto os meses de agosto e novembro apresentaram o melhor MAPE, com 15,16% e 14,61% ambos apresentando uma boa precisão na predição.

Tabela 20 – Erros médios diários de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais divididos por perfil de previsão - perfil = sol.

PERFIL DE PREVISÃO = SOL			
	MAE (kWh)	RMSE (kWh)	MAPE (%)
Julho	8,92	12,40	34,44
Agosto	7,06	10,76	15,16
Setembro	19,67	23,69	38,50
Outubro	22,30	29,07	34,02
Novembro	12,02	18,39	14,61

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 21 mostra os valores de MAE, MAPE e RMSE mensais, também para os meses de julho a novembro de 2022, para o perfil de previsão NUBLADO. O mês de agosto foi o mês que apresentou melhores valores de MAE, RMSE e MAPE, sendo 12,98 kWh, 14,31 kWh e 47,09%, respectivamente. Vale ressaltar que para o perfil de previsão nublado, não houve dados relacionados a esses valores no histórico de 15 dias anteriores referentes aos meses de outubro e novembro, por isso não há valores de erros.

Tabela 21 - Erros médios diários de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais divididos por perfil de previsão: perfil = nublado.

PERFIL DE PREVISÃO = NUBLADO			
	MAE (kWh)	RMSE (kWh)	MAPE (%)
Julho	20,54	22,61	55,19
Agosto	12,98	14,31	47,94
Setembro	36,79	42,79	52,54
Outubro	-	-	-
Novembro	-	-	-

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 22 mostra os valores de MAE, MAPE e RMSE mensais, também para os meses de julho a novembro de 2022, para o perfil de previsão NUBLADO + CHUVA. O mês de agosto foi o mês que apresentou melhores valores de MAE, RMSE e MAPE, sendo 0,28 kWh, 0,28 kWh e 2,26%, respectivamente. Os valores obtidos

no mês de agosto equivalem a uma ótima precisão na predição, porém há uma única previsão para esse perfil, devido a isso o valor foi tão baixo. Vale ressaltar que para o perfil de previsão nublado + chuva, não houve dados relacionados a esses valores no histórico de 15 dias anteriores referentes aos meses de julho e outubro, por isso não há valores de erros.

Tabela 22 - Erros médios diários de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais divididos por perfil de previsão: perfil = nublado + chuva.

PERFIL DE PREVISÃO = NUBLADO + CHUVA			
	MAE (kWh)	RMSE (kWh)	MAPE (%)
Julho	-	-	-
Agosto	0,28	0,28	2,26
Setembro	20,76	23,34	33,65
Outubro	-	-	-
Novembro	10,21	14,75	11,41

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

A Tabela 23 mostra os valores de MAE, MAPE e RMSE mensais, também para os meses de julho a novembro de 2022, para o perfil de previsão CHUVA. O mês de agosto foi o mês que apresentou melhores valores de MAE, RMSE e MAPE, sendo 3,96 kWh, 4,01 kWh e 33,22%, respectivamente. Os valores obtidos para o mês de agosto equivalem a uma ótima precisão na predição, porém há uma única previsão para esse perfil, devido a isso o valor foi tão baixo.

A Tabela 24 mostra os valores de MAE, MAPE e RMSE mensais, também para os meses de julho a novembro de 2022, para o perfil de previsão SOL + CHUVA. Como pode ser visto na tabela os meses de julho, agosto, outubro e novembro não houve dados relacionados a esses valores no histórico de 15 dias anteriores referentes a estas datas, já para o mês de setembro há apenas uma previsão, o que fez com o resultado fosse inconclusivo.

Tabela 23 - Erros médios diários de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais divididos por perfil de previsão: chuva.

PERFIL DE PREVISÃO = CHUVA			
	MAE (kWh)	RMSE (kWh)	MAPE (%)
Julho	34,08	36,38	130,60
Agosto	3,96	4,01	33,22
Setembro	23,10	23,49	77,95
Outubro	22,15	26,50	60,37
Novembro	20,44	27,36	116,18

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Tabela 24 - Erros médios diários de geração de energia elétrica fotovoltaica mensais divididos por perfil de previsão: perfil = sol + chuva

PERFIL DE PREVISÃO = SOL + CHUVA			
	MAE (kWh)	RMSE (kWh)	MAPE (%)
Julho	-	-	-
Agosto	-	-	-
Setembro	29,54	29,54	37,15
Outubro	-	-	-
Novembro	-	-	-

Fonte: Elaborado pela autora (2023).

Os valores de MAPE apresentados para cada perfil na Tabela 20, Tabela 21, Tabela 22, Tabela 23 e Tabela 24 mostram que a maioria dos valores estão entre boa predição e precisão razoável. Já os valores que correspondem a categoria de predição imprecisa estão nos perfis que envolvem algum tipo de nebulosidade como NUBLADO, NUBLADO + CHUVA, CHUVA E SOL + CHUVA. Assim como Santos (2010) descreve em seu trabalho, para dias com maior nebulosidade a precisão da predição são menores do que em dias ensolarados. Além disso, os meses de agosto, outubro, novembro e dezembro tiveram volumes de chuva maiores do que o esperado. A Figura 23 mostra que o volume de chuvas para o final do ano de 2022 foi muito maior do que a média histórica para os meses de julho a dezembro (TUBARÃO, 2022).

Figura 23 – Volume de chuva registrado em Tubarão em 2022



Fonte: Retirado de site do município de Tubarão (2022).

Analisando todos os resultados obtidos, a metodologia desenvolvida se mostrou relevante, obtendo valores melhores que o método da persistência. Dessa forma, foi possível desenvolver com assertividade uma metodologia para predição de curto prazo da geração de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos. Porém há a necessidade de refinar os perfis históricos e aumentar o histórico de dados, podendo gerar resultados melhores aos que foram encontrados.

É importante mencionar que a utilização de histórico de dados de operação e redes meteorológicas, onde o dado de entrada é único, pode facilitar a operação e gestão de usinas fotovoltaicas e aperfeiçoar as predições de geração de energia elétrica, trazendo mais confiabilidade para o sistema. Segundo os autores Ahmed et al. (2020) e Pelisson (2021) mostraram em seus trabalhos que as variações de radiação ao longo do dia afeta a confiabilidade da predição de geração, devido as flutuações da intensidade da radiação leva-se a flutuações de tensão e potência. Nos métodos onde há a utilização de muitos dados de entrada existe o aumento considerável da complexidade e o tempo computacional de um modelo. Portanto, uma alternativa para otimizar a entrada de dados seria a utilização do histórico de operação

ao invés das séries de incidência solar, se tornando mais eficiente (AHMED et al., 2020).

Vale ressaltar também que é um método que possui algumas limitações, como a interpretação do observador da previsão meteorológica real e os dias com algum tipo de nebulosidade são mais difíceis de prever. Assim, se faz necessário um aperfeiçoamento do método, seja com a utilização de redes neurais, e a utilização de imagens de satélites para monitoramento da nebulosidade.

6 CONCLUSÃO

O objetivo deste estudo foi desenvolver uma metodologia para predição da geração diária de energia elétrica de sistemas fotovoltaicos a partir de histórico de operação de redes meteorológicas. Os dados de previsão meteorológicos foram obtidos por meio do site da EPAGRI e esses dados foram divididos em cinco perfis: sol, nublado, nublado + chuva, chuva e sol + chuva. Os horizontes de predição utilizados foram de 24, 48 e 72 horas e para analisar o desempenho da metodologia desenvolvida nessa dissertação foi definido o método da persistência como modelo de referência.

A maioria dos valores de MAPE para as predições estão entre boa predição e precisão razoável. Já os valores que se encaixam na categoria de predição imprecisa estão nos perfis que envolvem algum tipo de nebulosidade como NUBLADO, NUBLADO + CHUVA, CHUVA E SOL + CHUVA. Isso ocorre porque quanto maior a nebulosidade menor será a precisão. Os valores de MAE e RMSE também ficaram próximos tanto para o método da persistência quanto para o método desenvolvido nessa dissertação.

Outro ponto, é que quando se compara os valores de MAPE, MAE e RMSE encontrados nessa dissertação com o encontrados por outros autores, nota-se que os valores encontrados neste trabalho não são tão altos quanto os valores encontrados por alguns outros autores.

A predição de geração de energia elétrica a curto prazo é importante na mitigação da intermitência e incerteza do recurso solar, sendo um meio de garantir a produção de energia de outras fontes quando as usinas fotovoltaicas não forem suficientes. Além de ser relevante para o planejamento e modelagem das futuras usinas fotovoltaicas. Com o crescimento da geração de energia elétrica solar

fotovoltaica aumenta a necessidade de predições mais eficientes e com diferentes horizontes. Uma das principais vantagens de se inserir o histórico de operações é a otimização dos dados de entradas, visto que nos métodos onde há a utilização de muitos dados de entrada existe o aumento considerável da complexidade e do tempo computacional de um modelo.

Ao analisar os resultados, a metodologia apresentada se mostrou promissora e com informações relevantes para estudos posteriores com alguns detalhes que precisam ser refinados. Portanto sugere-se para trabalhos futuros a utilização de métodos híbridos baseados em sistemas inteligentes e métodos de imagens de satélites para monitoramento das nuvens, fazendo com que também se consiga melhores resultados em dia com maior nebulosidade. Recomenda-se também que o método seja utilizado em diferentes regiões geográficas com diferentes padrões climatológicos a fim de comparar resultados e otimizar o processo.

REFERÊNCIA

- ABSOLAR, A. B. DE E. S. F. **Panorama da solar fotovoltaica no Brasil e no mundo.** Disponível em: <<https://www.absolar.org.br/mercado/infografico/>>. Acesso em: 25 maio. 2023.
- AĞBULUT, Ü.; GÜREL, A. E.; BIÇEN, Y. Prediction of daily global solar radiation using different machine learning algorithms: Evaluation and comparison. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 135, p. 110114, 1 jan. 2021.
- AHMED, R. et al. A review and evaluation of the state-of-the-art in PV solar power forecasting: Techniques and optimization. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 124, p. 109792, 1 maio 2020.
- ANTONANZAS, J. et al. Review of photovoltaic power forecasting. **Solar Energy**, v. 136, p. 78–111, 15 out. 2016.
- AVELINO, L. P. **Energia Solar Fotovoltaica Centralizada e Distribuída: o Caso do Brasil.** [s.l.] Universidade do Porto, 2020.
- BRASIL. **Lei 14/300, de 6 de janeiro de 2022. Institui o marco legal da microgeração e minigeração distribuída, o Sistema de Compensação de Energia Elétrica (SCEE) e o Programa de Energia Renovável Social (PERS); altera as Leis nºs 10.848, de 15 de março de 2004,** 2022. Disponível em: <https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2019-2022/2022/lei/l14300.htm>. Acesso em: 15 jun. 2023
- CANTOR, G. A. R. **INFLUÊNCIA DOS FATORES CLIMÁTICOS NO DESEMPENHO DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS EM REGIÕES DE CLIMA TROPICAL. UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA,** 2017.
- CARNEIRO, A. C. M. DA S. **Previsão do consumo de energia elétrica a curto prazo, usando combinações de métodos univariados.** Juiz de Fora: Universidade Federal de Juiz de Fora, 2014.
- CUNHA, B. A. DA. **Previsão intra-diária de geração fotovoltaica usando redes neurais recorrentes do tipo LSTM e dados históricos de energia.** Bauru - SP: Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, 2021.
- DOLLE, C.; RODRIGUES, M.; MOURA, N. Relatório Setorial de Energia Solar Uma luz para a transição energética Índice. 2022.
- EPE, E. DE P. E. Plano Nacional de Energia - PNE 2050. **Plano Nacional de Energia - PNE 2050**, v. 53, n. 9, p. 1689–1699, 2020.
- FAN, J. et al. Evaluation and development of empirical models for estimating daily and monthly mean daily diffuse horizontal solar radiation for different climatic regions of China. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 105, p. 168–186, 1 maio 2019.
- FORTES, R. R. A. Propagação De Harmônicas Produzidas Por Inversores Fotovoltaicos E Transformadores Assimetricamente Magnetizados Na Geração Distribuída. p. 203, 2018.
- GEM, G. E. M. **UMA CORRIDA PARA O TOPO: AMÉRICA LATINA 2023.** [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/ab506d>>. Acesso em: 30 maio. 2023.

GEORGIA FORESTRY COMMISSION. **WEATHER FORECAST INTERPRETATION - GFC Fire Weather**. Disponível em: <<https://weather.gfc.state.ga.us/Info/WXexp-2022.htm>>. Acesso em: 8 maio. 2023.

HASSAN, M. A. et al. Ultra-short-term exogenous forecasting of photovoltaic power production using genetically optimized non-linear auto-regressive recurrent neural networks. **Renewable Energy**, v. 171, p. 191–209, 1 jun. 2021.

KARDAKOS, E. G. et al. Application of time series and artificial neural network models in short-term forecasting of PV power generation. **Proceedings of the Universities Power Engineering Conference**, 2013.

PARRACHO, E. R. **Previsão de consumo de eletricidade para sistemas de autoconsumo solar Mestrado Integrado em Engenharia da Energia e Ambiente**. [s.l: s.n.].

PELISSON, A. A. APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA PREVISÃO DE GERAÇÃO DE ENERGIA FOTOVOLTAICA EM DADOS DE ESTAÇÕES SOLARIMÉTRICAS. 2021.

PEREIRA, N. X. DESAFIOS E PERSPECTIVAS DA ENERGIA SOLAR FOTOVOLTAICA NO BRASIL: GERAÇÃO DISTRIBUÍDA VS GERAÇÃO CENTRALIZADA. 2019.

PINHO, J. T.; GALDINO, M. A. **Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaicos**. CEPTEL-CR ed. Rio de Janeiro: [s.n.].

WANG, G.; SU, Y.; SHU, L. One-day-ahead daily power forecasting of photovoltaic systems based on partial functional linear regression models. **Renewable Energy**, v. 96, p. 469–478, 1 out. 2016.

ZHANG, J. et al. A suite of metrics for assessing the performance of solar power forecasting. **Solar Energy**, v. 111, p. 157–175, 1 jan. 2015.