



**INSTITUTO LATINO-AMERICANO DE  
CIÊNCIAS DA VIDA E DA NATUREZA  
(ILACVN)**

**ENGENHARIA FÍSICA**

**AVALIAÇÃO DE MODELOS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADOS À  
PREDIÇÃO DE IRRADIÂNCIA SOLAR**

**VICTOR HUGO WENTZ**

Foz do Iguaçu  
2021



**INSTITUTO LATINO-AMERICANO DE CIÊNCIAS  
DA VIDA E DA NATUREZA  
(ILACVN)**

**ENGENHARIA FÍSICA**

**AVALIAÇÃO DE MODELOS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADOS À  
PREDIÇÃO DE IRRADIÂNCIA SOLAR**

**VICTOR HUGO WENTZ**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Instituto Latino-Americano de Ciências da Vida e da Natureza da Universidade Federal da Integração Latino-Americana, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Engenharia Física.

Orientador: Prof. Me. Joylan Nunes Maciel  
Co-orientador: Prof. Dr. Oswaldo Hideo Ando Junior

Foz do Iguaçu  
2021

VICTOR HUGO WENTZ

**AVALIAÇÃO DE MODELOS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADOS À  
PREDIÇÃO DE IRRADIÂNCIA SOLAR**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Instituto Latino-Americano de Ciências da Vida e da Natureza da Universidade Federal da Integração Latino-Americana, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Engenharia Física.

**BANCA EXAMINADORA**

---

Orientador: Prof. Me. Joylan Nunes Maciel  
UNILA

---

Prof. Dr. Marcelo Nepomoceno Kapp  
UNILA

---

Prof. Dr. Willian Zalewski  
UNILA

Foz do Iguaçu, 05 de outubro de 2021.

## TERMO DE SUBMISSÃO DE TRABALHOS ACADÊMICOS

Nome completo do autor(a): \_\_\_\_\_

Curso: \_\_\_\_\_

Tipo de Documento	
(.....) graduação	(.....) trabalho de conclusão de curso
(.....) especialização	(.....) monografia
(.....) mestrado	(.....) dissertação
(.....) doutorado	(.....) tese
(.....) artigo	(.....) CD/DVD – obras audiovisuais
	(.....) _____

Título do trabalho acadêmico: \_\_\_\_\_

Nome do orientador(a): \_\_\_\_\_

Data da Defesa: \_\_\_\_ / \_\_\_\_ / \_\_\_\_

### Licença não-exclusiva de Distribuição

O referido autor(a):

a) Declara que o documento entregue é seu trabalho original, e que o detém o direito de conceder os direitos contidos nesta licença. Declara também que a entrega do documento não infringe, tanto quanto lhe é possível saber, os direitos de qualquer outra pessoa ou entidade.

b) Se o documento entregue contém material do qual não detém os direitos de autor, declara que obteve autorização do detentor dos direitos de autor para conceder à UNILA – Universidade Federal da Integração Latino-Americana os direitos requeridos por esta licença, e que esse material cujos direitos são de terceiros está claramente identificado e reconhecido no texto ou conteúdo do documento entregue.

Se o documento entregue é baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não a Universidade Federal da Integração Latino-Americana, declara que cumpriu quaisquer obrigações exigidas pelo respectivo contrato ou acordo.

Na qualidade de titular dos direitos do conteúdo supracitado, o autor autoriza a Biblioteca Latino-Americana – BIUNILA a disponibilizar a obra, gratuitamente e de acordo com a licença pública *Creative Commons Licença 3.0 Unported*.

Foz do Iguaçu, \_\_\_\_ de \_\_\_\_\_ de \_\_\_\_\_.

\_\_\_\_\_  
Assinatura do Responsável

*Em um estado sombrio  
nós nos encontramos.  
Um pouco mais de conhecimento  
iluminar nosso caminho pode.*

(Mestre Yoda)

# Agradecimentos

Agradeço ao meu orientador Me. Joylan Nunes Maciel, pela orientação, amizade e companheirismo, agradeço pela dedicação incondicional que tem pelos seus orientandos. Obrigado por confiar em mim, e pelos seus ensinamentos que levarei para a vida.

Agradeço à Universidade Federal da Integração Latino-Americana (UNILA) pela oportunidade de cursar Engenharia Física e pelo corpo docente, professores que viraram amigos, e sempre dispostos a ajudar não importando o horário.

Agradeço aos meus pais, Carlos Leopoldo Wentz e Margarete Fatima Wentz, por nunca terem desistido daquele menino que só sabia se meter em confusão. Aos meus irmãos, sei que nossa adolescência não foi fácil, mas só serviu para fortalecer os nossos laços que temos hoje.

Agradeço aos meus colegas de curso e amigos, Égon Piragibe, Karen Mantilla, Nicolás Molina e Paula Lima. Por todo o apoio e companheirismo durante esta jornada. Mas em especial, a Patricia Montanger, colega, amiga, filha, irmã, sócia. Durante esses 6 anos juntos foram tantas denominações, obrigado por estar sempre presente em todos os momentos, não importando qual, se existe um motivo de eu seguir em frente, esse motivo é você.

Wentz, Victor Hugo. **Avaliação de Modelos De Inteligência Artificial Aplicados à Predição Da Irradiância Solar**. 75 páginas. 2021. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Física) – Universidade Federal da Integração Latino-Americana - UNILA, Foz do Iguaçu, 2021.

## Resumo

O aumento do uso de energia limpa e renovável, como a energia solar fotovoltaica, é necessário para suprir a demanda de consumo que vem aumentando no Brasil. No entanto, a geração de energia solar fotovoltaica possui características intrínsecas relativas as variáveis climáticas que causam intermitências no processo de geração, as quais podem promover instabilidades e insegurança no sistema elétrico. Uma das soluções para este problema utiliza o estudo de métodos e soluções para a Predição da Geração de Energia Solar Fotovoltaica (PGESF). Neste contexto, o objetivo deste estudo é desenvolver e comparar a acurácia de modelos de Inteligência Artificial aplicados à PGESF de curto prazo por meio da irradiância solar. Foram analisados os modelos de *Machine Learning* com *Artificial Neural Networks* (ANN) e *Deep Learning* com *Long-Term Short Memory Networks* (LSTM). A execução experimental foi projetada para utilizar uma única base de dados de treinamento e testes, com ambiente experimental homogêneo e controlado que permitiu realizar as análises comparativas. Os principais resultados indicam que existe diferença significativa na acurácia de predição entre os modelos ANN e LSTM. As redes LSTM demonstraram, em geral, melhores índices de acurácia de predição em relação as ANN. Além disso, a acurácia de determinado modelo diminui conforme o aumento do horizonte de predição. Todos os resultados de acurácias são apresentados por meio das principais métricas estatísticas utilizadas na literatura da PGESF.

**Palavras-chave:** Predição de Energia Solar Fotovoltaica, Inteligência Artificial, Aprendizado de Máquina, Irradiância Solar.

Wentz, Victor Hugo. **Artificial Intelligence Models Evaluation Applied to the Solar Irradiance Forecasting**. 75 pages. 2021. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Física) – Universidade Federal da Integração Latino-Americana - UNILA, Foz do Iguaçu, 2021.

## Abstract

The increased use of clean and renewable energy, such as photovoltaic solar energy, is necessary to meet the consumption demand that has been increasing in Brazil. However, the generation of photovoltaic solar energy has intrinsic characteristics related to climatic variables that cause intermittence in the generation process, which can promote instabilities and insecurity in the electrical system. One of the solutions for this problem uses the study of methods and solutions for the Prediction of Photovoltaic Solar Energy Generation (PGESF). In this context, the aim of this study is to develop and compare the accuracy of Artificial Intelligence models applied to short-term PGESF through solar irradiance. The models of Machine Learning with Artificial Neural Networks (ANN) and Deep Learning with Long-Term Short Memory Networks (LSTM) were analyzed. The experimental execution was designed to use a single training and testing database, with a homogeneous and controlled experimental environment that allowed for comparative analysis. The main results indicates that there is a significant difference in the accuracy of predictions between the ANN and LSTM models. LSTM networks showed, in general, better predictive accuracy indices compared to ANN. Furthermore, the accuracy of a given model decreases as the prediction horizon increases. All accuracy results are presented using the main statistical metrics used in the PGESF literature.

**Keywords:** Photovoltaic Energy Forecasting, Artificial Intelligence, Machine Learning, Solar Irradiance.



Wentz, Victor Hugo. **Evaluación de Modelos de Inteligencia Artificial Aplicados a la Predicción de Irradiancia Solar.** 75 páginas. 2021. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Física) – Universidade Federal da Integração Latino-Americana - UNILA, Foz do Iguaçu, 2021.

## Resumo

El crecimiento del uso de energías limpias y renovables, como la energía solar fotovoltaica, es necesario para satisfacer la demanda de consumo que ha ido en aumento en Brasil. Sin embargo, la generación de energía solar fotovoltaica tiene características intrínsecas relacionadas con variables climáticas que provocan intermitencias en el proceso de generación, lo que puede promover inestabilidades e inseguridad en el sistema eléctrico. Una de las soluciones a este problema es el estudio de métodos y soluciones para la Predicción de la Generación de Energía Solar Fotovoltaica (PGESF). En este contexto, el objetivo de este estudio es desarrollar y comparar la precisión de modelos de Inteligencia Artificial aplicados a PGESF de corto plazo mediante irradiación solar. Los modelos de Machine Learning con Redes Neuronales Artificiales (ANN) y Deep Learning con Redes de Memoria Corta de Largo Plazo (LSTM) fueron analizados. La ejecución experimental fue diseñada para utilizar una única base de datos de entrenamiento y prueba, con un ambiente experimental homogéneo y controlado que permitió los análisis comparativos. Los principales resultados indican que existe una diferencia significativa en la precisión de predicción entre los modelos ANN y LSTM, en los que los modelos basados en LSTM demostraron, en general, una mayor precisión de predicción. Además, la precisión de un modelo dado disminuye a medida que aumenta el horizonte de predicción. Todos los resultados de precisión se presentan utilizando las principales métricas estadísticas utilizadas en la literatura de PGESF.

**Palabras clave:** Predicción de Energía Solar Fotovoltaica, Inteligencia Artificial, Machine Learning, Irradiación Solar.

# Lista de Figuras

2.1	Configuração esquemática de (a) um perceptron e (b) perceptron de múltiplas camadas (MLP) . . . . .	21
2.2	Principais funções de ativação em ML. . . . .	22
2.3	Rede Recorrente . . . . .	23
2.4	Célula LSTM . . . . .	24
2.5	Arquitetura e funcionamento da LSTM. . . . .	25
3.2	Fluxograma das etapas da análise experimental. . . . .	29
3.3	Diagrama esquemático do modelo LSTM utilizado neste estudo. . . . .	30
4.1	Média e Desvio Padrão do $R^2$ para todos os modelos ANN e LSTM, respectivamente. . . . .	35
4.2	Correlação entre os dados de teste e preditos por horizonte de predição. . .	36
4.3	Acurácia de predição ( $R^2$ ) geral dos modelos por horizonte de predição. . .	37
4.4	Acurácia de predição $nRMSE$ por modelo e horizonte de predição. . . . .	38
4.5	Exemplos de predições dos modelos de ANN, LSTM e dados reais para dias de céu nublado e céu claro. . . . .	39

# Lista de Abreviações e Siglas

ANN.	<i>Artificial Neural Network</i>
CNN.	<i>Convolutional Neural Networks</i>
CV.	Coefficiente de Variação
DL.	<i>Deep Learning</i>
DNN.	<i>Deep Neural Network</i>
DP.	Desvio Padrão
GB.	Gigabytes
IA.	Inteligência Artificial
LSTM.	<i>Long Short-Term Memory</i>
MAPE.	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MBE.	<i>Mean Bias Error</i>
MLP.	<i>Multi Layer Perceptron</i>
PGESF.	Predição da Geração de Energia Solar Fotovoltaica
RMSE.	<i>Root Mean Squared Error</i>
RNN.	<i>Recurrent Neural Network</i>
$R^2$ .	Coefficiente de Determinação

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>12</b>
<b>2</b>	<b>Embasamento Teórico</b>	<b>15</b>
2.1	Revisão da Literatura Científica . . . . .	15
2.2	Predição de Geração de Energia Solar Fotovoltaica . . . . .	17
2.2.1	Horizontes de Predição . . . . .	17
2.2.2	Origem de Dados e Tipos de Predições . . . . .	17
2.2.3	Classes de Modelos de Predição . . . . .	18
2.2.4	Normalização . . . . .	18
2.2.5	Métricas de Erros . . . . .	18
2.3	Inteligência Artificial . . . . .	20
2.3.1	Redes Neurais Artificiais . . . . .	20
2.3.2	Redes Neurais Recorrentes . . . . .	22
2.4	Considerações Finais . . . . .	25
<b>3</b>	<b>Delineamento Metodológico</b>	<b>26</b>
3.1	Banco de Dados . . . . .	26
3.2	Método . . . . .	28
3.3	Ferramentas e Tecnologias . . . . .	30
3.4	Considerações Finais . . . . .	31
<b>4</b>	<b>Resultados</b>	<b>32</b>
4.1	Acurácia das Predições . . . . .	32
4.2	Análise e Discussão . . . . .	34
4.2.1	Acurácia entre os Modelos ANN e LSTM . . . . .	35
4.2.2	Acurácia entre os Horizontes de Predição . . . . .	37
4.3	Considerações Finais . . . . .	39
<b>5</b>	<b>Conclusão</b>	<b>41</b>
	<b>Referências</b>	<b>43</b>
	<b>Apêndices</b>	<b>51</b>

# Introdução

O setor energético tem um papel importante para a manutenção da vida e economia nos dias de hoje. No Brasil, os combustíveis fósseis ainda são a fonte de energia mais utilizada no país. Com o intuito de suprir o crescimento do consumo energético que vem ocorrendo no país, e diminuir o uso de energia não renováveis, os investimentos no setor fotovoltaico bateu recordes, chegando a receber R\$ 13 bilhões em 2020 (ANEEL, 2016; ECOA, 2021). De acordo com a Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica (ABSOLAR), o Brasil atingiu a marca histórica de 10 gigawatts (GW), de potência operacional da fonte solar fotovoltaica, um crescimento de 68% em relação ao acumulado até fim de 2020 (ABSOLAR, 2021).

A energia solar depende primariamente da radiação solar (ANTONANZAS et al., 2016), ou seja, da incidência dos raios solares sobre as placas fotovoltaicas. No entanto, o processo de produção dessa energia sofre oscilações de variáveis que não são controláveis, como por exemplo, as condições climáticas do local, os ventos, nuvens, temperaturas, intensidade e duração da radiação solar, entre outras. Esta variação da energia promove intermitências na potência gerada (LAPPALAINEN; VALKEALAHTI, 2017) e isto pode provocar a inversão no fluxo de potência com flutuações na tensão e frequência no sistema de transmissão (LUCHESE et al., 2018).

Considerando os problemas causados pelas intermitências no processo de geração de energia solar fotovoltaica, surgiu o tema de pesquisa denominado “Predição da Geração de Energia Solar Fotovoltaica” (PGESF), o qual tem sido amplamente estudado na literatura científica na última década (BLAGA et al., 2019). No entanto, poucas pesquisas desta temática são observadas em estudos no Brasil e países da América Latina, possivelmente pelo investimento muito recente neste tipo de matriz energética (MACIEL; LEDESMA; JUNIOR, 2021).

O estudo de métodos e dispositivos para PGESF possibilitam o desenvolvimento de algoritmos e soluções que permitem mitigar a variação da produção de energia solar dentro de limites aceitáveis, bem como compensar a variabilidade da potência durante a geração de energia solar, assim como antecipar a produção e demanda do mercado (ANTONANZAS et al., 2016). Existem diversos métodos para contornar o problema da intermitência de geração como por exemplo, utilizando sistemas inteligentes e/ou armazenamento de energia de bateria e reserva operativa (JAYADEVAN et al., 2012; DIAZ, 2019). Todavia, estas abordagens necessitam de informações precisas da previsão da energia a ser gerada pelo sistema fotovoltaico, possibilitando assegurar uma geração segura e eficiente dentro de limites aceitáveis.

Dentre os diversos métodos (YANG; KLEISSL et al., 2018) aplicados à PGESF, uma das abordagens que está sendo bastante estudada e aplicada na atualidade consiste no uso da Inteligência Artificial (IA) com algoritmos de Aprendizado de Máquina (*Machine Learning* - ML), a qual permite realizar previsões da radiação solar ou da potência de geração do sistema ou usina fotovoltaica em distintos horizontes de previsão (ANTONANZAS et al., 2016).

Dentro deste contexto sobre a PGESF, o objetivo geral deste estudo é avaliar a acurácia das previsões de dois modelos de *Machine Learning* (ML) baseados em *Artificial Neural Networks* (ANN) (JIELAI; HONGWEI; QIYI, 2015), e Redes Neurais Recorrentes *Long Term Short Memory* (LSTM) (SHERSTINSKY, 2020), considerando ainda uma única base de dados (*dataset*), com distintos horizontes de previsão de curto prazo e um ambiente experimental homogêneo e controlado.

Desse modo, tem-se os seguintes objetivos específicos neste estudo:

- i Análise comparativa da acurácia de previsão entre modelos de ANN e redes recorrentes do tipo LSTM;
- ii Avaliação comparativa da acurácia dos modelos de ANN e LSTM considerando distintos horizontes de previsão de curto prazo.

A motivação desta pesquisa se origina de estudos previamente publicados (WENTZ; MACIEL; KAPP et al., 2020; MACIEL; WENTZ et al., 2021) e pelo motivo de que, até o momento, não foi identificado na literatura uma pesquisa comparando modelos de ANN e LSTM no contexto da PGESF nos horizontes de curto prazo, a partir de uma única base de dados com ambiente experimental homogêneo e controlado.

Este estudo está organizado do seguinte modo: no capítulo 2 é apresentado o embasamento teórico da pesquisa, contemplando conceitos relevantes ao tema PGESF, principais trabalhos relacionados e a teoria sobre os modelos de ML avaliados neste estudo. O capítulo 3 descreve o delineamento metodológico experimental conduzido neste estudo. No capítulo 4 exibe e discute os resultados das análises comparativas dos modelos avaliados, e por fim, o capítulo 5 apresenta as conclusões finais e os trabalhos futuros.

# Embasamento Teórico

Neste capítulo é apresentada a revisão da literatura relativa aos principais conceitos sobre o tema PGESF e os mais relevantes trabalhos científicos desta área de pesquisa para o contexto deste estudo, incluindo também um detalhamento dos modelos de Aprendizado de Máquina (ML) da Inteligência Artificial (IA) empregados nesta pesquisa. Por fim são descritas as métricas de erros que subsidiam a análise comparativa de desempenho realizada neste estudo.

## 2.1 Revisão da Literatura Científica

As pesquisas sobre a PGESF são atualmente relevantes e têm sido pesquisados principalmente na literatura internacional (BLAGA et al., 2019). No entanto, relativamente poucas pesquisas foram desenvolvidas no Brasil e América Latina (MACIEL; LEDESMA; JUNIOR, 2021). Dentre os inúmeros estudos desenvolvidos sobre o tema, grande parte dos trabalhos mais recentes, aplica a Inteligência Artificial por meio de algoritmos de Machine Learning (ML), tais como *Artificial Neural Networks* (ANN) e *Long-Term Short Memory Networks* (LSTM). Algumas das principais pesquisas com estes modelos de ML são descritas a seguir.

Historicamente, a maior parte das pesquisas investiga o uso de Redes Neurais Artificiais (RNA) na PGESF. A pesquisa desenvolvida por (ROCHA et al., 2019) formulou e avaliou uma RNA para estimar a irradiação global semanal e mensal. Foram utilizados dados meteorológicos da cidade de Fortaleza-BR, de 1974 a 1988, contendo os seguintes parâmetros de entrada: dia do ano, temperatura mínima e máxima, duração da luz do sol, precipitação, nebulosidade, irradiação solar, umidade relativa, evaporação e velocidade do vento. Os resultados demonstraram níveis de acurácia com menor erro para a predição



de média mensal da irradiação global, atingindo valores de 6,42%, 20,83% e 78,58% para  $nRMSE$ ,  $MAPE$  e  $R^2$  respectivamente.

O estudo de (YADAV; MALIK; CHANDEL, 2014) desenvolveu diversas RNAs para avaliar qual seria o melhor conjunto de entrada para fazer a predição da radiação solar, os resultados mostraram que os parâmetros, máxima e mínima temperatura, altitude e duração da luz solar, como sendo os mais relevantes, enquanto longitude e latitude são as que menos influenciaram na predição, atingindo um  $R^2$  de 91,22% e  $MAPE$  de 6.89%.

Dentre os recentes trabalhos com *Deep Learning*(DL) usando Redes Neural Convolucionais (CNN), destacam-se o estudo de (TIWARI; SABZEHGAR; RASOULI, 2019) onde estudaram a eficiência de uma rede neural residual (ResNet50) (HE et al., 2016), com imagens do céu com um intervalo de 10 minutos entre as fotos, e aplicando *Dense Optical Flow*, para captura do movimento das nuvens, conseguiram chegar em resultados satisfatórios, para dias de céu limpo, parcialmente nublado e totalmente nublado, com MAPEs de 2,91%, 4,84% e 6,61% respectivamente.

No trabalho desenvolvido por (HUANG; KUO, 2019), foi elaborada uma CNN denominada PVPNet que ao invés de usar imagens de nuvens, utilizou-se dados de temperatura, radiação solar e potência de um sistema fotovoltaico de 5 dias passados, com o objetivo de fazer a predição das 24 horas futuras de geração de energia. Comparando a PVPNet com outras técnicas, a rede proposta demonstrou uma habilidade forte para fazer generalizações, e uma boa performance para realizar predições.

Dentre as pesquisas com LSTM, o estudo de (LEE; KIM, 2019) propôs 3 modelos de ML (ANN, DNN e LSTM) para realizar predições do potencial de sistema fotovoltaico. Como atributos previsores, utilizaram, hora do dia, temperatura, umidade, índice de nebulosidade ,radiação, mês do ano, dia do ano. Os experimentos mostraram que os modelos baseados RNA falharam em gerar resultados satisfatórios, enquanto os modelos de LSTM mostraram ter resultados melhores quando comparados com modelos estatísticos em relação à métrica de erro estatístico *Mean Absolute Error* (MAE).

## 2.2 Predição de Geração de Energia Solar Fotovoltaica

No contexto da PAGESF é importante o conhecimento de alguns conceitos relevantes e essenciais ao problema e que podem influenciar na abordagem e/ou proposição de novos métodos e soluções. Desse modo, os próximos tópicos descrevem os principais conceitos relativos ao tema, tais como o uso de variáveis Endógenas e Exógenas, as distintas classes de modelos de predição e os horizontes de resolução temporal das predições, assim como as métricas estatísticas de erros utilizadas na avaliação da precisão de predição desta área de estudo.

### 2.2.1 Horizontes de Predição

Com base na literatura é relevante salientar que não existe uma única delimitação específica dos horizontes de predição temporal que seja aceita na literatura científica atual do tema PAGESF. Todavia, no contexto deste estudo os horizontes de predição são classificados em três classes cujos os intervalos de tempo são (SOBRI; KOOHI-KAMALI; RAHIM, 2018):

- i Predição de longo prazo: 6 meses à frente;
- ii Predição de médio prazo: de 1 até 6 meses;
- iii Predição de curto prazo: de minutos até 24 horas, ou semanas;

Neste contexto, este estudo é direcionado aos modelos de predição de curto prazo até 60 minutos, ou seja, especificamente para 1, 15 e 60 minutos.

### 2.2.2 Origem de Dados e Tipos de Predições

Os métodos de PAGESF também podem ser classificados quanto a origem das informações de entrada, sendo internas (Endógenas) ou externas (Exógenas). Os métodos Endógenos utilizam Séries Temporais (ST) atuais (tempo real) e/ou históricas em seus cálculos. Por outro lado, os exógenos utilizam dados provenientes de medições locais ou remotas, contemplando imagens totais do céu e/ou, dados meteorológicos de nuvens,

temperatura, umidade, velocidade e direção dos ventos, irradiação solar, entre outros (ANTONANZAS et al., 2016).

### 2.2.3 Classes de Modelos de Predição

Outra importante informação no tema PAGESF é relativa ao modo de predição utilizado na literatura científica, sendo possível classificar as predições em dois tipos: Predição Indireta e Direta. As Predições Indiretas preveem primeiro a irradiação solar e, em seguida, utilizam modelos de desempenho do sistema de geração solar fotovoltaico para calcular o potencial de geração de energia produzida. Por outro lado, os modelos de Predições Diretas predizem diretamente o potencial de energia solar a ser produzida (ANTONANZAS et al., 2016). No entanto, a irradiância solar é o elemento mais importante, fundamental e difícil de modelar (ANTONANZAS et al., 2016), sendo geralmente associada a irradiação global horizontal (Global Horizontal Irradiance - GHI).

### 2.2.4 Normalização

Um dos processos importantes do Aprendizado de Máquina da IA é a normalização dos dados, a qual possibilita transformar todas as variáveis na mesma ordem de grandeza, assim como a diminuir o tempo de treinamento dos modelos (ZHANG, 2019).

A normalização usada neste estudo é representada pela equação 2.1, cuja escolha foi realizada com base nos estudos de (ROCHA et al., 2019; ALSINA et al., 2016a), sendo também empregada em (WENTZ; MACIEL; KAPP et al., 2020; MACIEL; WENTZ et al., 2021).

$$X_N = 0,1 + 0,8 \frac{X_R - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}, \quad (2.1)$$

onde  $X_N$  representa o valor normalizado,  $X_R$  o valor real,  $X_{max}$  e  $X_{min}$  são respectivamente, o valor máximo e mínimo da variável amostral.

### 2.2.5 Métricas de Erros

A literatura mensura a acurácia, ou desempenho de predição, dos modelos utilizando uma ou um conjunto de métricas estatísticas de regressão (GUEYMARD; MYERS, 2009). Existem diversas métricas aplicáveis e cada uma possui suas características que

descrevem a acurácia de predição dos modelos. As principais métricas que têm sido utilizadas no contexto do tema de PGESF são: o *Coefficient of Determination* ( $R^2$ ), o *Root Mean Square Error* ( $RMSE$ ), e por fim, o *Mean Absolute Percentage Error* ( $MAPE$ ) (YANG; KLEISSL et al., 2018).

O  $R^2$  avalia a qualidade e precisão do ajuste do modelo em relação aos dados originais, e quanto mais próximo a 1, melhor qualidade, menor o erro e maior precisão possui o modelo predito em relação aos dados originais (OLATOMIWA et al., 2015; YANG; KLEISSL et al., 2018; BLAGA et al., 2019), sendo definido como:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (p_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^N (p_i - \bar{p})^2}, \quad (2.2)$$

onde  $N$  representa a quantidade de pontos da distribuição dos dados,  $p_i$  é o  $i$ -ésimo ponto predito, e  $o_i$  apresenta o  $i$ -ésimo ponto observado, a mesma definição será usada nas outras equações.

O  $RMSE$  é uma das métricas mais utilizadas na literatura para analisar a performance de modelos de regressão, a métrica é sensível a grandes erros individuais, e capturar a variabilidade dos dados, mas não as tendências gerais (YANG; KLEISSL et al., 2018), e é definido como:

$$RMSE = \left[ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (p_i - o_i)^2 \right]^{1/2}. \quad (2.3)$$

A comparação de acurácia de modelos com amostras de tamanhos diferentes é feita a partir da normalização das métricas para a média ( $\mu$ ) do dado observado conforme a equação abaixo,

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M o_i, \quad (2.4)$$

sendo, portanto,  $nRMSE = RMSE/\mu$ .

Por sua vez, o  $MAPE$  nos provê informações sobre o quão bom é a acurácia do modelo, e é definido como:

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{p_i - o_i}{o_i} \right|, \quad (2.5)$$

um valor de  $MAPE \leq 10\%$  indica um modelo com uma acurácia alta,  $10\% \leq MAPE \leq 20\%$  indicam modelos com precisão boa,  $20\% \leq MAPE \leq 50\%$  são modelos com precisões razoáveis, enquanto que modelos com  $MAPE \geq 50\%$  possuem uma péssima precisão (YADAV; MALIK; CHANDEL, 2014).

## 2.3 Inteligência Artificial

Neste capítulo é apresentada uma síntese conceitual relativa ao modelos de Inteligência Artificial (IA), especificamente de *Machine Learning* (ML) e *Deep Learning* (DL), que são desenvolvidos e avaliados ao longo deste estudo.

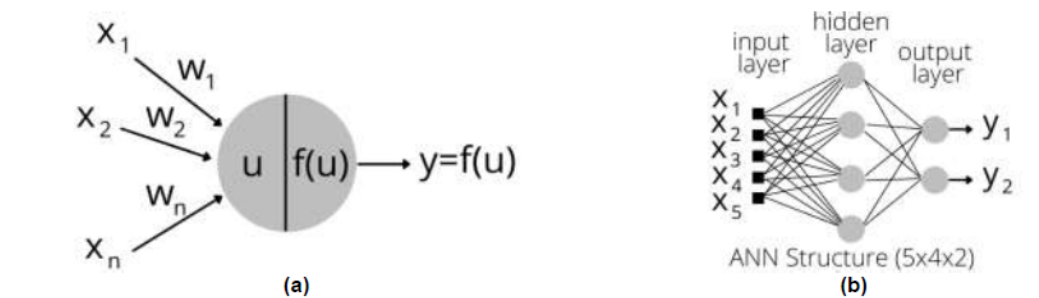
A IA pode ser definida como uma área inerente à Ciência da Computação e que tem relação com a capacidade de os computadores realizarem tarefas que, até o momento, são feitas pelo homem (RUSSELL; NORVIG, 2015). O Aprendizado do Máquina (ML) é ramo da IA que desenvolve e estuda algoritmos com o objetivo de aprender, a partir de dados de entrada, e utilizar esse conhecimento para fazer previsões ou tomada de decisões. Os algoritmos de ML demonstram resultados bem sucedidos quando os dados são incompletos ou incertos, e principalmente quando não existe dependência linear entre as entrada e saídas do problema (RUSSELL; NORVIG, 2015).

Uma pesquisa que apresenta uma extensa e atualizada revisão dos modelos de ML aplicados à PGESF pode ser observada em (OBANDO; CARVAJAL; PINEDA AGUDELO, 2019). Os modelos utilizados neste estudo compreendem as redes *Artificial Neural Networks* (ANN) e as Redes Recorrentes, como por exemplo as *Long Short Term Memory* (LSTM). As principais características destes modelos são abordadas a seguir.

### 2.3.1 Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (*Artificial Neural Networks* - ANN) operam de modo similar ao cérebro humano e são capazes de resolverem problemas de otimização, predição e classificação (RUSSELL; NORVIG, 2015). A Figura 2.1 exibe (a) um perceptron representando matematicamente um neurônio artificial. Sua função é modelar o comportamento de um neurônio biológico através de uma função não linear, onde  $x_1, x_2, \dots, x_n$  correspondem às entradas de dados.

**Figura 2.1:** Configuração esquemática de (a) um perceptron e (b) perceptron de múltiplas camadas (MLP)



Fonte: Adaptado (REZENDE, 2005).

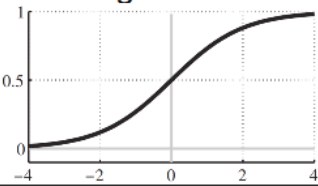
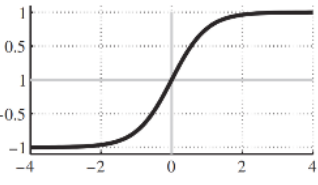
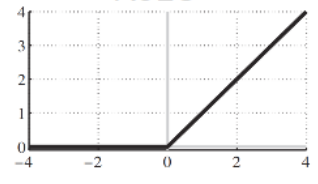
As entradas são conectadas ao corpo do perceptron via um peso ajustável  $w_i$ . Com isto, é produzido um sinal de saída do perceptron definido pela função de ativação conforme a seguir:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0\right), \quad (2.6)$$

onde  $\sum_{i=1}^n w_i x_i$  é o somatório dos pesos com as entradas,  $w_0$  é um desvio que pode ou não ser levado em conta. A função  $f(x)$  é conhecida como função ativação, não linear, sendo responsável por fazer a ativação do neurônio similarmente ao neurônio biológico, e assim representar os estados de ativado e não ativado. As 3 funções mais utilizadas com Redes Neurais Artificiais são a *sigmoide*, *tanh* e *ReLU* (WITTEN et al., 2017) e suas características estão descritas na Figura 2.2.

A função sigmoide é bastante popular por ser biologicamente mais plausível, já que assume valores entre 0 (não ativado) e 1 (ativado). Semelhante a função *sigmoide*, a função tangente hiperbólica (*TanH*) também possui o formato de  $S$ , mas seus valores vão de -1 a 1, sendo esta função é mais utilizada nas camadas ocultas de uma RNA. Por fim, a função *ReLU* é similar com a função identidade, com a diferença que ela produz zero em metade de seu domínio, sendo portanto, fáceis de serem otimizadas (WITTEN et al., 2017).

**Figura 2.2:** Principais funções de ativação em ML.

Funções de Ativação	Equação
<p style="text-align: center;"><b>Sigmoide</b></p> 	$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$
<p style="text-align: center;"><b>TanH</b></p> 	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$
<p style="text-align: center;"><b>ReLU</b></p> 	$f(x) = \max(0, x)$

Fonte: Adaptado de (WITTEN et al., 2017).

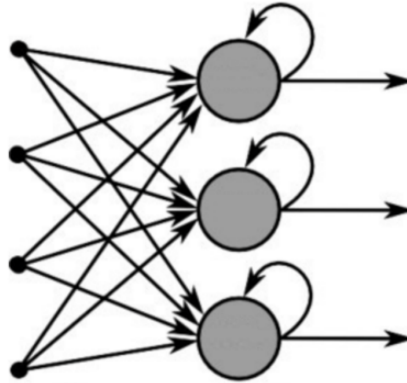
O perceptron basicamente aprende por meio do processo de treino utilizando dados históricos de entrada. Durante o treinamento o perceptron ajusta seus pesos internos de acordo com os dados de entrada. Um único perceptron não tem a capacidade de resolver problemas complexos, para isso, precisamos montar uma rede Perceptron de Múltiplas Camadas (MLPs) (HAYKIN, 2009). Como exemplo, a Figura 2.1 (b) representa uma rede MLP com uma estrutura 5x4x2, ou seja, possui 5 entradas, 4 neurônios na sua única camada oculta e 2 neurônios na camada de saída.

### 2.3.2 Redes Neurais Recorrentes

As Redes Neurais Recorrentes (RNR) são conhecidas por terem "memória" com uma espécie de retroalimentação, na qual o sinal retorna para a camada anterior (Figura 2.3). Devido a esta memória interna as RNR conseguem "lembrar" de coisas importantes sobre o dado de entrada, aumentando a capacidade das redes serem mais precisas na hora de prever o que vem depois (HAYKIN; RIVKIND; BARAK, 2019). Por este motivo estas

redes são especializadas em dados sequenciais, como textos, vídeos e series temporais. Devido a estas características as RNR são mais semelhantes ao modo forma como humanos processam informação, possibilitando o reconhecimento de um contexto através do aprendizado e da memória (ZAREMBA; SUTSKEVER; VINYALS, 2015).

**Figura 2.3:** Rede Neural Recorrente.

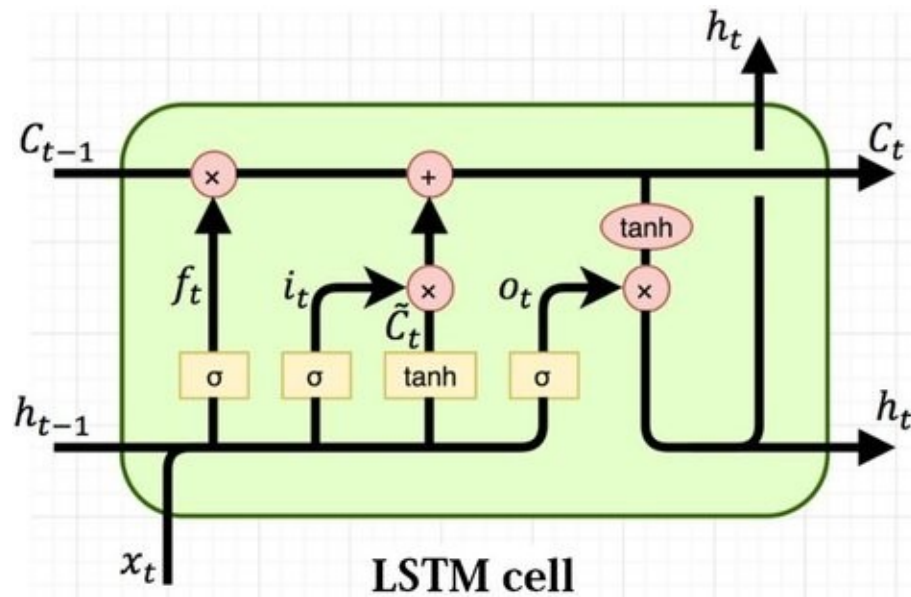


Fonte: Adaptado de (ACADEMY, 2019).

Em 1997 uma rede RNR do tipo *Long Short-Term Memory* (LSTM) foi apresentada por (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997). Modelo era complexo e possuía especialização em aprender dependências de longo prazo, sendo composto por três porções: *Input Gate* (*it*), *Output Gate* (*ot*) e *Forget Gate* (*ft*), incluindo também uma célula de memória adicional (*ct*), conforme detalhado na Figura 2.4.



Figura 2.4: Célula de uma rede neural LSTM.

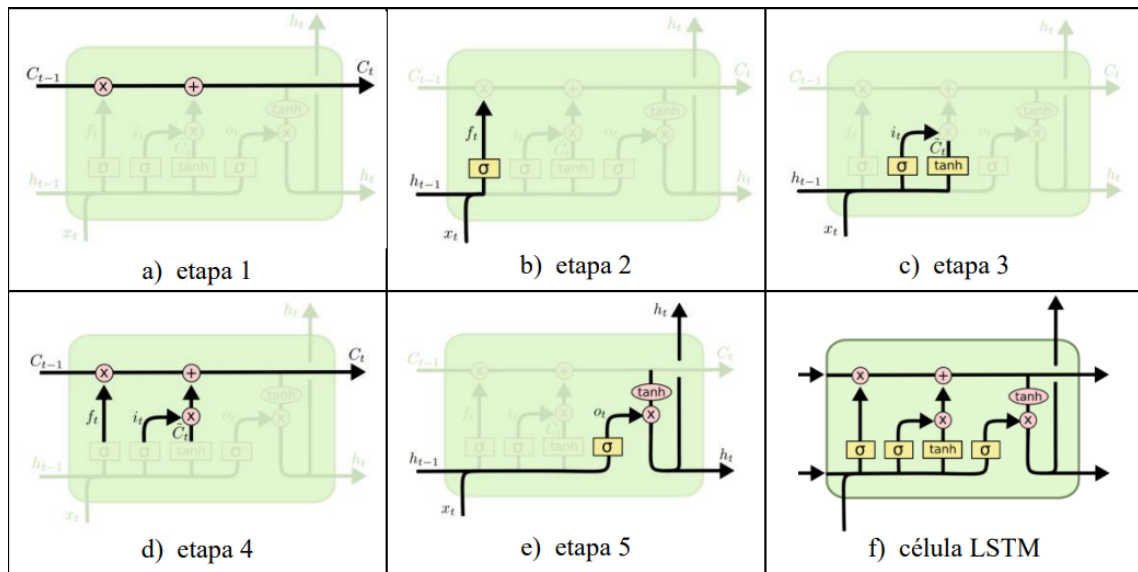


Fonte: Adaptado de (VARSAMOPOULOS; BERTELS; ALMUDEVER, 2018).

A ideia principal concentra-se no estado da célula de memória está representada nas etapas da Figura 2.5. Na etapa 1 o estado flui através do tempo  $t$ , com dados sendo recebidos da célula anterior, sendo também repassado para a próxima célula. A primeira parte do processamento ocorre na função  $h_{t-1}$  que é a saída do tempo anterior e no  $x_t$ , que é o valor atual, representado pela etapa 2. Na etapa 3 estas duas informações serão submetidas a uma função sigmoide para decidir o que será apagado. O próximo passo é decidir o que será armazenado, através da função de tangente hiperbólica, para então adicionar ou apagar os valores *Input Gate* ( $i_t$ ) e *Forget Gate* ( $f_t$ ) na célula (etapa 4).

Por fim, o *output gate* ( $o_t$ ) recebe os dados através de outra função sigmoide e decide o que será importante por meio função de tangente hiperbólica, retornando o valor nas saídas  $h_t$  (etapa 5) (OLAH, 2015).

**Figura 2.5:** Arquitetura e funcionamento da LSTM.



Fonte: Adaptado de (OLAH, 2015).

As ANN e LSTM, podem ser aplicadas nas mais diversas áreas do conhecimento, como por exemplo, em carros autônomos (KOCIĆ; JOVIĆIĆ; DRNDAREVIĆ, 2019), assistentes inteligentes (BEGG; HASSAN, 2006), na medicina no diagnóstico de tumores (BRINKER et al., 2018) e na tradução em tempo real (LIU et al., 2015). Porém os algoritmos de ML além de precisarem de uma quantidade enorme de dados para serem treinados, eles são caixas pretas, dificultando a análise de como ou porque obtivemos um certo resultado.

## 2.4 Considerações Finais

Este capítulo apresentou o embasamento teórico dos principais sobre o tema da PGESF, apresentando uma breve revisão da literatura científica e os principais conceitos e terminologias importantes para o desenvolvimento de estudos nesta área de pesquisa. Por fim, foi apresentado o embasamento teórico sobre a Inteligência Artificial, com maior detalhamento dos conceitos relativos aos modelos de *Machine Learning* e *Deep Learning* utilizados neste estudo. Este conteúdo compreende um embasamento teórico para a apresentação da metodologia adotada neste estudo e descrita na próxima seção.

# Delineamento Metodológico

Este capítulo apresenta o delineamento metodológico empregado no desenvolvimento deste trabalho, apresentando o banco de dados utilizado nas avaliações dos modelos de ANN e LSTM que são aplicados à Predição de Geração de Energia Solar Fotovoltaica (PGESF) de curto prazo. Em seguida é descrito o método e a configuração experimental do presente estudo, incluindo as ferramentas e tecnologias que foram adotadas.

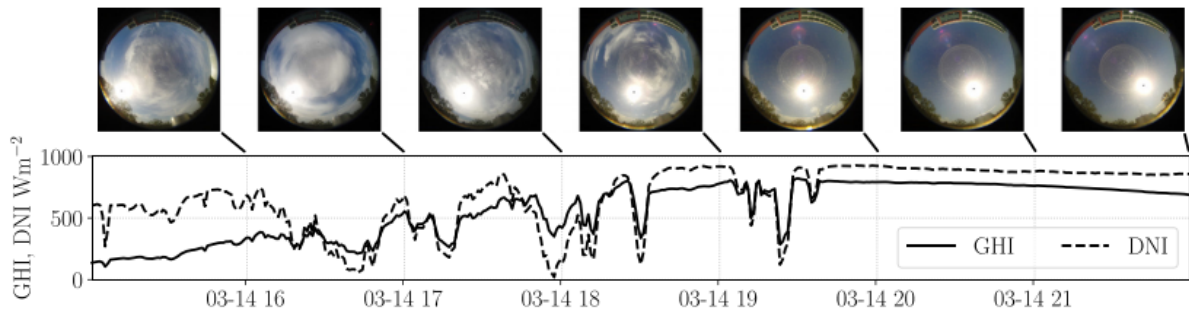
## 3.1 Banco de Dados

Conforme mencionado anteriormente, a predição indireta é umas das abordagens mais utilizadas na literatura sobre a PGESF (BLAGA et al., 2019). Isto ocorre por estudos demonstrarem que a Irradiância Global Horizontal (GHI) exibe um Coeficiente de Correlação de 98% ( $R^2 = 0.98$ ) em relação ao potencial de geração de energia solar fotovoltaica (ANTONANZAS et al., 2016). Diversos classes de métodos podem ser utilizadas nas predições da radiação global horizontal (YANG; ZHENG et al., 2018). Nesse sentido, uma base de dados completa de qualidade controlada, com informações meteorológicas e imagens do céu, capturadas tanto por satélite quando por câmeras totais do céu foi construída e esta disponível em (PEDRO; LARSON; COIMBRA, 2019).

O banco de dados (*dataset*) utilizado neste estudo, foi criado com o intuito de acelerar o desenvolvimento de métodos e pesquisas sobre PGESF, por meio da Irradiância Global Horizontal (GHI). Os dados são padronizados, com qualidade controlada e correspondem a 3 anos completos (2014 a 2016) de informações endógenas e exógenas coletadas no horizonte de 1 minuto. Estas dados compreendem informações meteorológicas, irradiação solar e imagens digitais de satélite e locais do céu. O *dataset* foi construído

na cidade de Folsom, na Califórnia (EUA) e uma amostra destas informações é exibida na Figura 3.1. A base de dados completa está disponível gratuitamente em (PEDRO; LARSON; COIMBRA, 2019).

**Figura 3.1:** Exemplo de informações disponíveis no Folsom Dataset.



Fonte: Adaptado (PEDRO; LARSON; COIMBRA, 2019).

A Tabela 3.1 apresenta uma lista de todas as variáveis utilizadas neste estudo. Apesar de existirem informações adicionais no *dataset*, as variáveis utilizadas neste estudo foram selecionadas com base em análises previamente realizadas nos estudos de (WENTZ; MACIEL; KAPP et al., 2020; MACIEL; WENTZ et al., 2021). Além disso, é importante ressaltar as variáveis foram adotadas com base nas características de cada um dos modelos de ANN, ou seja, nem todas as variáveis foram utilizadas nos três modelos avaliados. Os *datasets* foram divididos de acordo com a Tabela 3.2

**Tabela 3.1:** Variáveis meteorológicas numéricas do *dataset* Folsom.

Variáveis	Descrição	Unidade
Pressão	Pressão na superfície	Pa
Temperatura	Temperatura na superfície	K
Umidade Relativa	Umidade Relativa 2m acima da superfície	%
U-vento	Componente U do vento, 10m acima da superfície	$m s^{-1}$
V-vento	Componente V do vento, 10m acima da superfície	$m s^{-1}$
Precipitação	Precipitação total	$\frac{kg}{m^2}$
GHI	Radiação Global Horizontal	$\frac{W}{m^2}$

Fonte: Adaptado (PEDRO; LARSON; COIMBRA, 2019).

**Tabela 3.2:** Detalhes dos datasets

<b>Horizonte de Predição</b>	<b>N° Total de amostras</b>		
	<b>Dataset de Treino</b>	<b>Dataset de Teste</b>	<b>Total</b>
1 Minuto	1028982	261360	1290342
15 Minutos	68601	17424	86025
60 Minutos	17152	4356	21508

## 3.2 Método

Considerando as pesquisas realizadas por (MACIEL; WENTZ et al., 2021; WEN et al., 2021; GAO et al., 2019), neste estudo avaliou-se dois modelos de ML aplicados à PGESF de curto prazo. Deste modo, os modelos de rede ANN e LSTM foram desenvolvidos e avaliados contemplando as configurações experimentais exibidas na Tabela 3.3. Cada modelo foi avaliado nos três distintos horizontes de predição de curto prazo definidos em 1, 15 e 60 minutos. A variável alvo considerada em todas as avaliações consistiu na Irradiância Global Horizontal para o horizonte de resolução temporal à frente.

**Tabela 3.3:** Configuração dos modelos de ANN, LSTM empregados neste estudo.

	<b>ANN (MLP)</b>	<b>LSTM</b>
<b>Variáveis de Entrada</b>	Todas*	Todas*
<b>Variável de Saída</b>	GHI	GHI
<b>Horizonte de Predição (Minutos)</b>	1; 15; 60	1; 15; 60
<b>Estrutura do Modelo</b>	7 x 30 x 30 x 1	Uma célula LSTM + ANN
<b>Dataset de Treino/Validação</b>	Anos: 2014 e 2015	Anos: 2014 e 2015
<b>Dataset de Teste</b>	Ano: 2016	Ano: 2016

\* Variáveis da Tabela 3.1, exceto GHI.

Fonte: O Autor, (2021).

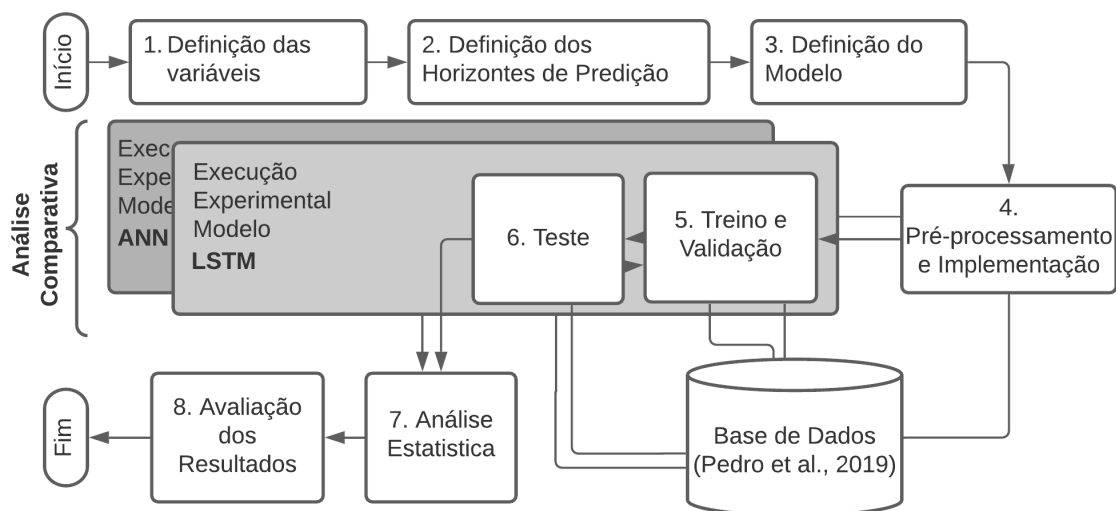
As configurações de cada modelo exibido na Tabela 3.3 podem diferenciar-se devido à característica do modelo. No entanto, neste estudo foi proposto manter o máximo de similaridade nestas configurações para ampliar as possibilidades de comparações relativas ao desempenho de predição, características de uso e custo-benefício de cada modelo em relação ao tema de PGESF. A seguir são apresentadas as principais características da estrutura utilizada em cada um dos três modelos.

A estrutura de rede do modelo ANN foi selecionada com base em estudos previamente realizados (MACIEL; WENTZ et al., 2021) e que demonstraram melhor

acurácia das predições. Considerando os trabalhos que utilizaram redes LSTM na PGESF (GAO et al., 2019; ZHANG; CHI; XIAO, 2019), neste estudo selecionou-se a estrutura de rede LSTM com base na maior simplicidade, definindo sua composição com uma única célula LSTM (abordada no Capítulo 2.3.2).

O fluxograma da Figura 3.2 apresenta a sequência das principais etapas da análise experimental conduzida a avaliação dos modelos de ANN e LSTM neste estudo. Na etapa (1) definiu-se as variáveis de entradas, na (2) definiu-se os horizontes de predição analisados, na (3) definiu-se a estrutura de cada um dos modelos, conforme apresentado na Tabela 3.3. Neste ponto, ressalta-se a ANN ( $7 \times 30 \times 30 \times 1$ ) possui 7 neurônios de entrada (*inputs*), duas camadas ocultas com 30 neurônios cada e um neurônio na cama de saída (MACIEL; WENTZ et al., 2021).

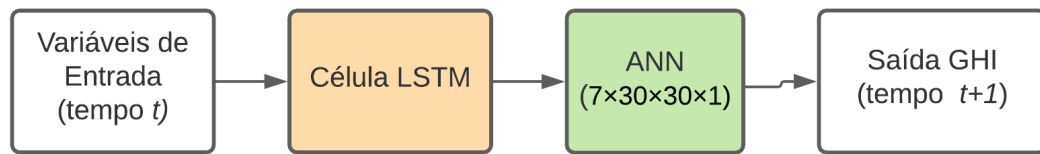
**Figura 3.2:** Fluxograma das etapas da análise experimental.



Fonte: O Autor, (2021).

O modelo LSTM desenvolvido contempla a conexão da saída de uma única célula às entradas da ANN descrita na Tabela 3.3. Neste modelo, a função da célula LSTM é servir como um filtro que envia para a rede ANN ( $7 \times 30 \times 30 \times 1$ ) as informações que são recorrentes.

**Figura 3.3:** Diagrama esquemático do modelo LSTM utilizado neste estudo.



Fonte: O Autor, (2021).

Conforme observado na Figura 3.2, devido as características inerentes das redes LSTM, a etapa (4) deste modelo experimental necessitou de um pré-processamento nos dados para que as informações meteorológicas, do horizonte escolhido, fossem as entradas no tempo  $t$ , e saída fosse a Irradiância Global Horizontal (GHI) no tempo  $t + 1$  (Figura 3.3). Em (5) o treinamento foi realizado com os dados de 2014 e 2015, e apenas o ultimo mês de 2015 foi utilizado para validação e, assim, evitar o sobreajuste (*overfitting*) dos modelos por meio uma função (*Callback*) chamada *EarlyStopping*, cuja função consiste em monitorar o erro de validação. Caso o valor deste erro não diminua em 5 épocas, ou rodadas, o treinamento é encerrado. Os testes foram feitos na etapa (6) com os dados relativo ao ano de 2016 e, por fim, os erros associados às predições dos modelos foram analisados estatisticamente na etapa (7) e os resultados avaliados e discutidos na etapa (8).

### 3.3 Ferramentas e Tecnologias

As execuções experimentais realizadas neste estudo exigiram o uso de diversas ferramentas e tecnologias gratuitas. Dentre as principais tecnologias utilizadas citam-se a linguagem de programação Python (MINING, 2019) e a biblioteca Keras (DÜRR, O., SICK, B., MURINA, E., 2020), a qual disponibiliza pacotes que facilitam a programação dos modelos de ML, facilitando a manipulação do treinamento, validação e teste dos modelos.

Em relação ao hardware utilizado no desenvolvimento dos modelos de ANN e LSTM empregou-se o ambiente colaborativo da Google, denominado Google Colab (BI-SONG, 2019). Este ambiente disponibiliza gratuitamente para uso as máquinas virtuais com placas gráficas Nvidia k80s com 12 GB de memória.

Os resultados e as análises estatísticas foram executadas com auxílio do software estatístico JASP<sup>1</sup> e Jamovi (JAMOVI, 2021), editores de planilhas eletrônicas e a linguagem de programação Python.

### 3.4 Considerações Finais

Este capítulo apresentou o delineamento metodológico definido para a realização da análise comparativa dos modelos de ANN e LSTM. O *dataset* empregado foi descrito conjuntamente com o fluxo de execução e a configuração experimental adotadas neste estudo. Por fim as tecnologias e ferramentas utilizadas foram detalhadas. Os resultados obtidos com a execução desta análise experimental estão detalhados e discutidos na próxima seção.

---

<sup>1</sup>Informações disponíveis em <https://jasp-stats.org/>.



# Resultados

Este estudo avaliou duas classes distintas de modelos de ML (ANN e LSTM) com as configurações, horizontes de predição e dados de treinamento e testes exibidos na Tabela 3.3. O delineamento metodológico, a configuração experimental e a base de dados foram selecionadas para se ampliar o controle e homogeneidade do ambiente de execução experimental, propiciando a comparação das distribuições relativas ao erros de predição (acurácias) entre os modelos sintéticos e os dados originais de teste.

O tempo médio de treinamento e teste dos modelos de ANN e LSTM, realizado no ambiente Google Colab, variou entre 23 e 40 minutos de acordo com o horizonte de predição. Os resultados de precisão dos modelos e a análise comparativa são exibidos e discutidos nas próximas seções.

## 4.1 Acurácia das Predições

Os resultados dos erros de predição dos modelos foram gerados por meio da aplicação de diversas métricas estatísticas, pois, conforme mencionado na seção 2.2.5, cada métrica expressa diferentes características relativas a acurácia de predição (GUEYMARD, 2014). Além disso, a existência destas métricas, conjuntamente, amplia e permite a comparação dos resultados deste estudo com outras pesquisas existentes na literatura acadêmica.

A Tabela 4.1 exhibe os resultados das métricas relativas as acurácias dos modelos analisados neste estudo em cada horizonte de predição. Embora sejam disponibilizadas as informações referentes a quatro métricas de erros ( $RMSE$ ,  $nRMSE$ ,  $MAPE$  e  $R^2$ ), as análises foram primariamente conduzidas com base em duas métricas principais da literatura sobre PGESF (BLAGA et al., 2019; GUEYMARD, 2014). A primeira  $nRMSE$

foi escolhida por ser a mais utilizada e ser sensível a grandes erros individuais, capturando a variabilidade das distribuições. A segunda é a  $R^2$  que, por sua vez, avalia a qualidade e precisão do ajuste do modelo em relação aos dados originais, ou seja, quanto mais próximo a 1, melhor qualidade de precisão do modelo predito em relação ao original (GUEYMARD, 2014).

**Tabela 4.1:** Resultados das métricas de acurácia dos modelos por horizonte de predição.

Modelo	Horizonte de Predição	RMSE	nRMSE	MAPE	$R^2$
ANN	1 min	0,031	0,052	0,069	0,962
	15 min	0,037	0,055	0,088	0,960
	60 min	0,050	0,073	0,110	0,939
	<i>Média</i>	<i>0,039</i>	<i>0,060</i>	<i>0,089</i>	<i>0,953</i>
	<i>DP</i>	<i>0,010</i>	<i>0,011</i>	<i>0,020</i>	<i>0,013</i>
LSTM	1 min	0,027	0,046	0,056	0,970
	15 min	0,035	0,052	0,079	0,964
	60 min	0,041	0,060	0,120	0,958
	<i>Média</i>	<i>0,035</i>	<i>0,053</i>	<i>0,085</i>	<i>0,964</i>
	<i>DP</i>	<i>0,007</i>	<i>0,007</i>	<i>0,032</i>	<i>0,006</i>

Fonte: O Autor, (2021).

Ainda na Tabela 4.1 observa-se que, no geral, a acurácia das predições em todas as métricas diminui conforme aumenta o horizonte de predição para os modelos de ANN, exceto para os valores de  $R^2$  para as redes LSTM onde estes valores diminuem de modo sutil. Já a Tabela 4.2 apresentada a estatística descritiva das distribuições preditas e de testes (valores reais normalizados), contemplando o tamanho da amostra ( $N$ ), *Mediana*, *Média*, Desvio Padrão (*DP*) e Coeficiente de Variação (*CV*) para cada horizonte de predição de curto prazo avaliado. Destaca-se que, com base nos trabalhos da literatura sobre a PGESEF (GUEYMARD, 2014), os valores da estatística descritiva dos modelos estão expressos a partir das amostras com escala normalizada, cujo método está disponível em (ALSINA et al., 2016b).

Já na Tabela 4.2 observam-se alto valores do Coeficiente de Variação das amostras. Isto ocorre tanto nos dados de teste (reais), quanto nos dados previstos pelos modelos sintéticos. Ressalta-se o *CV* representa a variação dos dados obtidos em relação à média, sendo que um  $CV > 25\%$  demonstra que os dados não são homogêneos (MORETTIN; BUSSAB, 2010).

**Tabela 4.2:** Estatística descritiva das previsões reais e modelos sintéticos normalizados.

	Dados Reais (teste)			ANN			LSTM		
	1 min	15 min	60 min	1 min	15 min	60 min	1 min	15 min	60 min
<b>N</b>	261360	17424	4356	261360	17424	4356	261360	17424	4356
<b>Média</b>	0,210	0,230	0,242	0,208	0,223	0,234	0,208	0,217	0,237
<b>DP</b>	0,157	0,186	0,203	0,155	0,178	0,188	0,158	0,173	0,184
<b>CV</b>	75%	80%	84%	74%	79%	80%	75%	79%	77%

Fonte: O Autor, (2021).

## 4.2 Análise e Discussão

As comparações estatísticas das acurácias de previsão entre os modelos da Tabela 4.1 foram realizadas por meio de testes de hipóteses, os quais fornecem ferramentas que permitem rejeitar ou não rejeitar determinada hipótese estatística através da evidência fornecida pela amostra (MORETTIN; BUSSAB, 2010). Nas comparações amostrais buscou-se verificar a Hipótese Nula ( $H_0$ ) de igualdade da acurácia de previsão entre os valores médios de  $R^2$  entre os pares de modelos de previsão.

Durante a análise experimental o teste de normalidade de *Kolmogorov-Smirnov* foi aplicado e indicou que as amostras não seguem a distribuição normal (Gaussiana). Portanto, com base em (GUIMARÃES, 2012) foi utilizado o teste não-paramétrico *Kruskal-Wallis* e pós-teste *Dunn's* para comparar as distribuições previstas pelos pares de modelos sintéticos (GUIMARÃES, 2012). A Tabela 4.3 apresenta o resultado destes testes de hipóteses, os quais evidenciam a existência de diferença estatística significativa entre todos os pares de modelos avaliados.

**Tabela 4.3:** Testes de hipótese de igualdade das previsões para os pares de modelos e horizonte avaliados.

	ANN 1 min	ANN 15 min	ANN 60 min
<b>LSTM 1 min</b>	*	*	*
<b>LSTM 15 min</b>	*	*	*
<b>LSTM 60 min</b>	*	*	*

\* =  $p < 0,001$  ( $H_0$  rejeitada. Há evidência de diferença extremamente significativa).

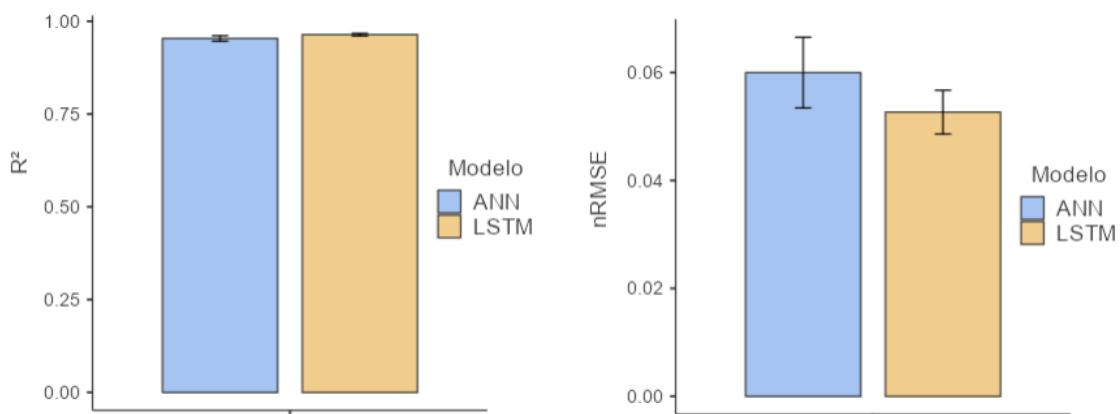
Fonte: O Autor, (2021).

Portanto, com base na Tabela 4.3 pode-se inferir que tanto os modelos ANN e LSTM, quanto os distintos horizontes de previsão (1, 15 e 60 minutos) influenciam na acurácia dos modelos.

### 4.2.1 Acurácia entre os Modelos ANN e LSTM

De acordo com a Tabela 4.1, os modelos de redes recorrentes (LSTM) se ajustaram com maior acurácia aos dados teste quando comparados aos modelos de ANN. Neste sentido, a Figura 4.1 exibe os valores das métricas de  $R^2$  e  $nRMSE$  para os modelos baseados em ANN e LSTM nos três horizontes de predição conjuntamente. Observa-se que, enquanto os modelos baseados em LSTM possuem menor  $nRMSE$ , os valores de  $R^2$  são superiores. Estes resultados sugerem que os modelos de redes recorrentes, mesmo o mais simples que utilizado neste estudo com uma única célula LSTM, produz melhor acurácia de predição, com evidências de diferença significativa entre os modelos ANN e LSTM (Tabela 4.3).

**Figura 4.1:** Média e Desvio Padrão do  $R^2$  para todos os modelos ANN e LSTM, respectivamente.

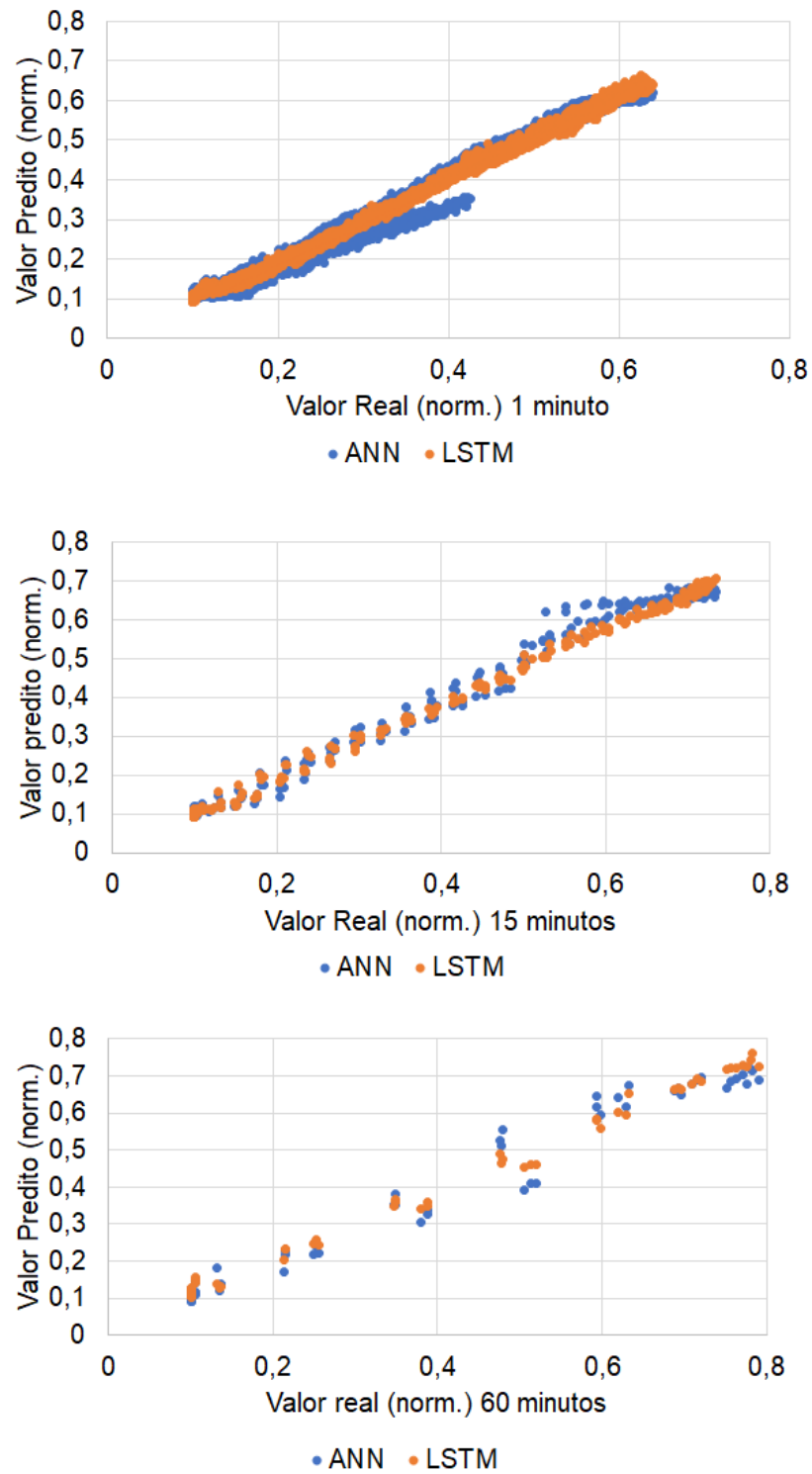


Fonte: O Autor, (2021).

Conforme mencionado na seção 3.2, salienta-se que as variáveis de entrada dos modelos, assim como os dados de treinamento e testes na execução experimental são iguais para todos os horizontes de predição e modelos analisados. Esta abordagem permitiu realizar a comparação dos modelos de ANN e LSTM a partir de um ambiente experimental homogêneo e controlado.

Na Figura 4.2 é apresentada a correlação entre os valores de teste (reais) e preditos pelos modelos de ANN e LSTM para os três horizontes de predição avaliados. Observa-se que as comparações entre os modelos ANN e LSTM em cada horizonte de predição demonstra menor variabilidade e maior e, portanto, maior correlação para as redes recorrentes LSTM. Isto também pode ser constatado observando-se os valores de  $R^2$  exibidos na Tabela 4.1.

Figura 4.2: Correlação entre os dados de teste e preditos por horizonte de predição.

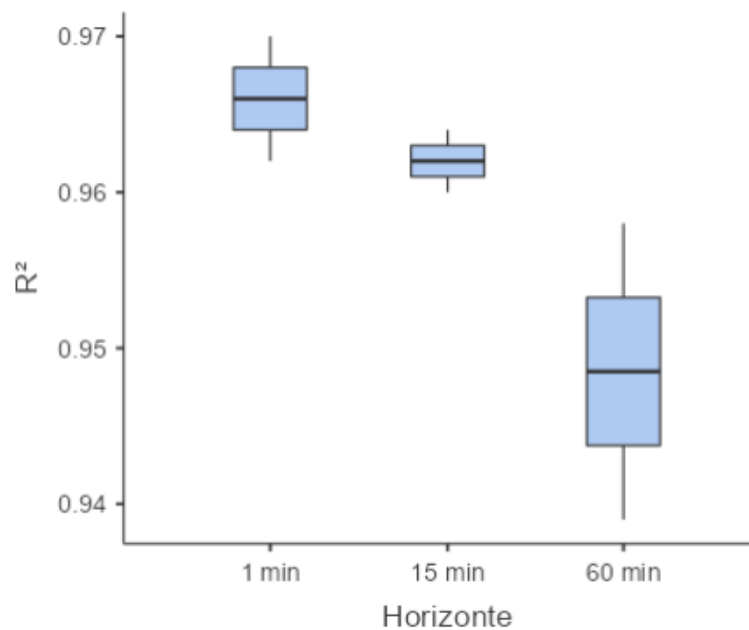


Fonte: O Autor, (2021).

## 4.2.2 Acurácia entre os Horizontes de Predição

Três distintos horizontes de predição de curto prazo foram selecionados para este estudo: 1, 15 e 60 minutos. A comparação estatística entre estes horizontes, considerando todos os modelos ANN e LSTM, de cada horizonte, é apresentada nas Figuras 4.3 e 4.4 para as métricas de  $R^2$  e  $nRMSE$ , respectivamente.

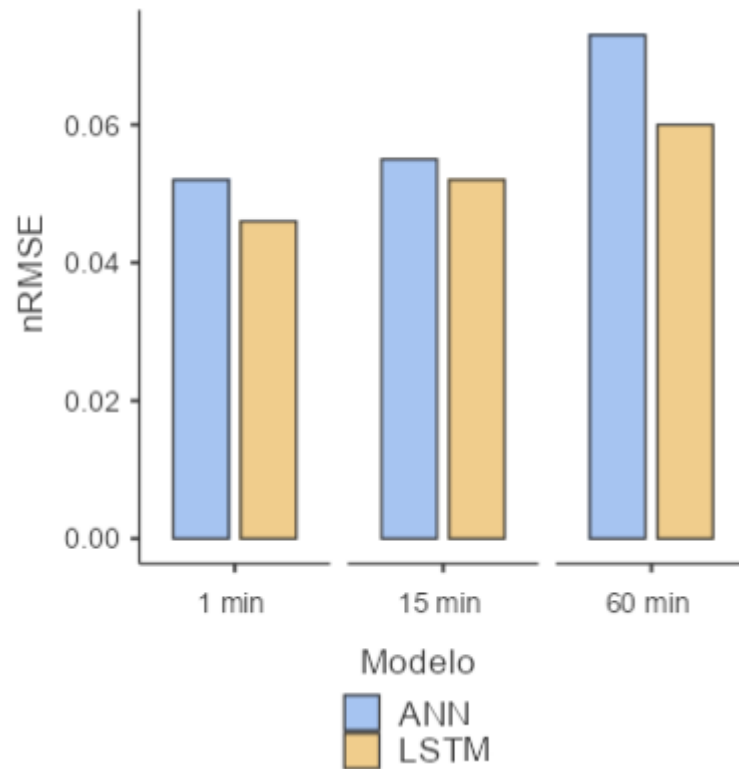
**Figura 4.3:** Acurácia de predição ( $R^2$ ) geral dos modelos por horizonte de predição.



Fonte: O Autor, (2021).

Na Figura 4.3 observa-se que os valores de do Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ) geral demonstram valor médio maior para os menores horizontes de predição considerando os modelos de ANN e LSTM analisados. Portanto, os horizontes de predição influenciam de modo significativo na acurácia de predição para redes com mesma estrutura e configuração experimental.

**Figura 4.4:** Acurácia de predição  $nRMSE$  por modelo e horizonte de predição.

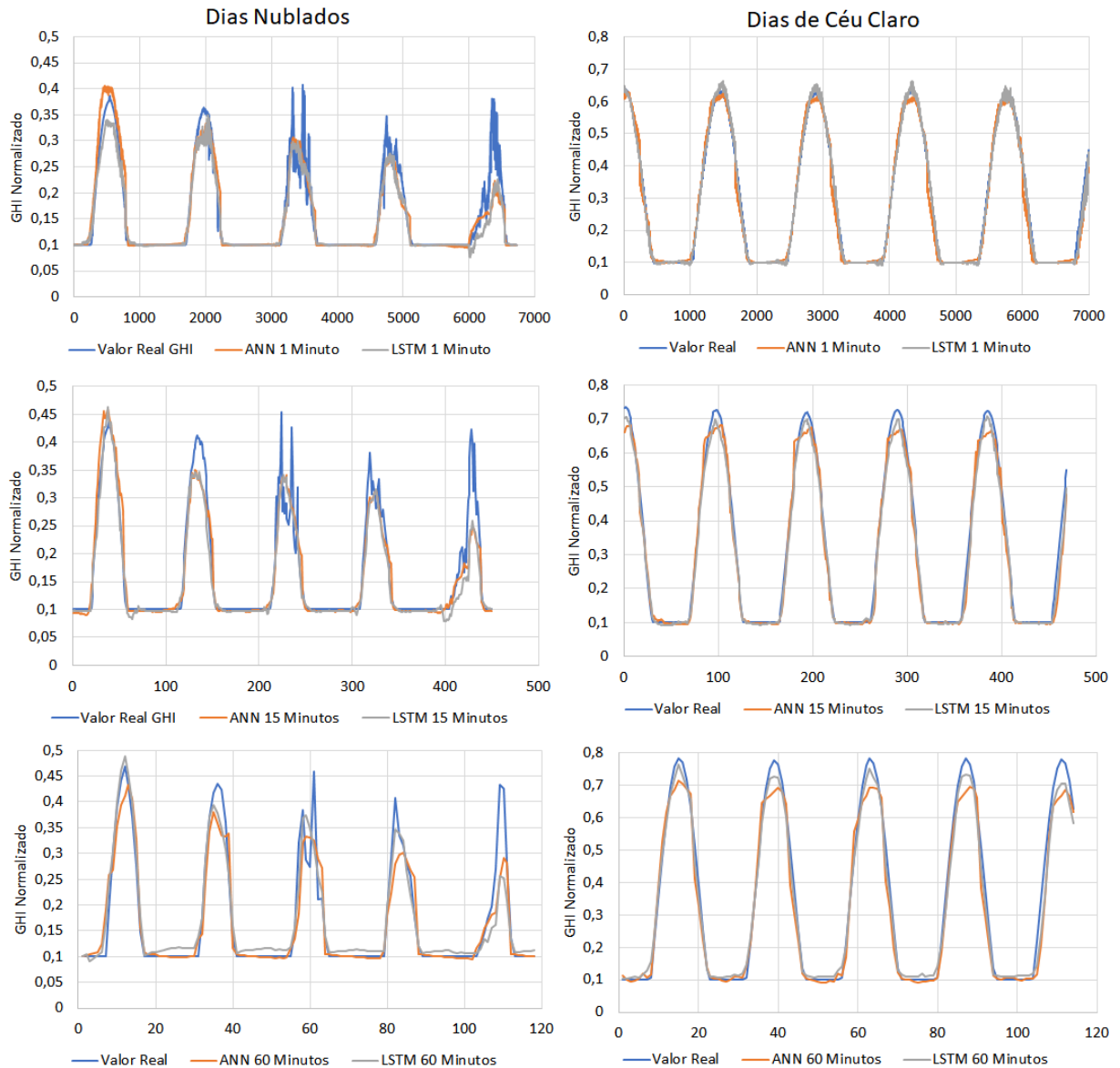


Fonte: O Autor, (2021).

O resultado mencionado acima pode ser observado para cada classe de modelo ANN e LSTM na Figura 4.4 (esquerda), na qual observa-se os valores da métrica  $nRMSE$  aumentando conforme o horizonte de predição para as redes ANN e LSTM. A maior acurácia para os menores horizontes também podem ser visualizada na Figura 4.4 (direita), a qual exibe a tendência de aumento dos valores da métrica  $nRMSE$  conforme aumenta o horizonte de predição, independente do uso de ANN, LSTM, ou ambas.

Por fim, a Figura 4.5 exibe exemplos da predições realizadas pelos modelos de ANN e LSTM e dados de teste (reais) para um intervalo de 4 dias. Na 4.5 (esquerda) foram selecionados dias com céu nublado e na Figura 4.5 (direita) são dias de céu limpo com poucas nebulosidade. Conforme observado na literatura (BLAGA et al., 2019), os modelos de ANN e LSTM avaliados tendem a realizar melhores predições nos dias de céu limpo (claro) ou com pouca nebulosidade, ao passo que o erro aumenta nos dias nublados onde existe maior intermitência da irradiância solar que é diretamente associada a geração da energia solar fotovoltaica.

**Figura 4.5:** Exemplos de predições dos modelos de ANN, LSTM e dados reais para dias de céu nublado e céu claro.



Fonte: O Autor, (2021).

### 4.3 Considerações Finais

Este capítulo apresentou os resultados obtidos à partir das análises experimentais de PGESF de curto prazo. Foram analisados e discutidos as acurácias de predição dos modelos de ANN e LSTM considerando três distintos horizontes de predição de curto prazo. As acurácia e erros das predição sintéticas foram apresentadas por meio de quatro métricas estatísticas utilizadas na PGESF. A análise comparativa constatou a existên-



cia de diferença estatística significativa na acurácia de predição em todos os pares de comparações de modelo e horizonte de predição. As redes LSTM apresentaram melhores índices de acurácia em relação aos modelos baseados em ANN nos horizontes analisados. A próxima seção descreve as considerações finais, incluindo os principais resultados e contribuições deste estudo.

# Conclusão

O tema PGESF tem ganhado relevância e demonstra um crescimento no número de estudos no cenário acadêmico internacional (MACIEL; LEDESMA; JUNIOR, 2021). Neste contexto, este estudo faz parte de uma linha de pesquisa sobre a PGESF desenvolvida pelo Grupo de Pesquisa em Energia e Sustentabilidade Energética (GPEnSE) da Universidade Federal da Integração Latino-Americana (UNILA). O GPEnSE desenvolveu diversos estudos sobre a PGESF (WENTZ; MACIEL; LEDESMA et al., 2020; URZAGASTI et al., 2019), e a presente pesquisa foi conduzida a partir das oportunidades identificadas nestas publicações de (MACIEL; WENTZ et al., 2021; WENTZ; MACIEL; KAPP et al., 2020) que estão disponíveis nos Apêndices deste estudo.

Dado o conhecido avanço das tecnologias de Inteligência Artificial e sua aplicação em diversas áreas do conhecimento, tal como no tema de PGESF cuja relevância evidencia-se no cenário atual, este estudo teve como objetivo avaliar a acurácia das previsões de dois modelos de *Machine Learning*: Com *Artificial Neural Networks* (ANN) (RUSSELL; NORVIG, 2015) e com *Long Term Short Memory* (LSTM) (SHERSTINSKY, 2020). Para possibilitar as comparações de modo adequado planejou-se um delineamento experimental com uma única base de dados (*dataset*), iguais dados de treinamento, testes e estrutura de ANN e LSTM, considerando ainda três horizontes de previsão de curto prazo (1, 15 e 60 minutos).

Os resultados e as análises da acurácia de previsão em relação ao uso de modelos ANN e LSTM, considerando um determinado horizonte de previsão, demonstraram que as redes LSTM fornecem previsões com uma maior acurácia, e estatisticamente distintas, em relação aos modelo de ANN avaliados neste estudo. Os modelos LSTM demonstraram menores valores de  $nRMSE$  e  $R^2$  superiores aos modelos de ANN (Tabela 4 e Figura

4.1). Portanto, a escolha das redes LSTM pode ser priorizada no contexto da PGESF para todos os horizontes de predição de curto prazo analisados.

Quanto a análise da influência do horizonte de predição para um determinado modelo, seja de ANN ou LSTM, os resultados demonstraram que houve diferença estatisticamente significativa entre os distintos horizontes avaliados. A acurácia dos modelos diminui conforme o horizonte de predição aumenta. Talvez isso se ocorra pela característica intrínseca da aleatoriedade da geração de energia solar fotovoltaica que é diretamente relacionada à irradiância solar e, portanto, um problema de previsão meteorológica (LI; ZHOU; YANG, 2018). Outro fator que influencia na acurácia dos modelos de 15 e 60 minutos, é que foram treinados com uma quantidade menor de dados em relação aos modelos de 1 minuto. Outro resultado indicou que a variabilidade das predições aumentou para os maiores horizontes de predição, contribuindo assim para a diminuição da acurácia para os horizontes mais elevados. Isto pode ser observado na Tabela 4.2 e Figura 4.2.

Por fim, é importante ressaltar que o presente estudo apresenta contribuições para o tema da PGESF. A primeira é relativa a originalidade desta pesquisa, pois, até o momento não foi identificado na literatura acadêmica uma comparação de modelos de ANN e LSTM no contexto da PGESF nos horizontes de curto prazo avaliados, assim como utilizando uma única base de dados com ambiente experimental homogêneo e controlado. Outra contribuição consiste na disponibilização conjunta das acurácias de predição por meio das principais métricas estatísticas utilizadas na PGESF. Isto possibilita e amplia a comparação dos resultados deste estudo com outras pesquisas na literatura. Adicionalmente, o presente estudo contribui para preencher a lacuna de carência de pesquisas sobre a PGESF no Brasil e América Latina (MACIEL; LEDESMA; JUNIOR, 2021), divulgando e estimulando o desenvolvimento de novos modelos e métodos de predição da geração de energia solar fotovoltaica.

Como trabalhos futuros citam-se diversas oportunidades de pesquisa, tais como o uso de *Convolutional Neural Networks* (CNN) para a predição a partir imagens locais do céu ou imagens de satélite, assim como experimentos contemplando outras configurações de redes ANN e LSTM com estudo e refinamento dos hiper-parâmetros.

## Referências

ABSOLAR. **ABSOLAR projeta investimento de R\$ 22,6 bilhões no setor solar em 2021**. [S.l.: s.n.], 2021. <https://www.absolar.org.br/noticia/absolar-projeta-investimento-de-r-226-bilhoes-no-setor-solar-em-2021/>. Acessado em 29/03/2021.

ACADEMY, D. S. **Deep Learning Book**. [S.l.: s.n.], 2019. <http://www.deeplearningbook.com.br>. Acessado em 05/07/2021.

ALSINA, E. F.; BORTOLINI, M.; GAMBERI, M.; REGATTIERI, A. Artificial neural network optimisation for monthly average daily global solar radiation prediction. **Energy Conversion and Management**, v. 120, p. 320–329, 2016. ISSN 0196-8904. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2016.04.101>.

— — **Energy Conversion and Management**, v. 120, p. 320–329, jul. 2016. ISSN 01968904. DOI: 10.1016/j.enconman.2016.04.101. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S019689041630351X>.

ANEEL. **Matriz de Energia Brasileira**. [S.l.: s.n.], 2016. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/OperacaoCapacidadeBrasil.cfm>. Acesso em: 18 out. 2019.

ANTONANZAS, J.; OSORIO, N.; ESCOBAR, R.; URRACA, R.; MARTINEZ-DE-PISON, F. J.; ANTONANZAS-TORRES, F. Review of photovoltaic power forecasting. **Solar Energy**, Elsevier Ltd, v. 136, p. 78–111, 2016. DOI: 10.1016/j.solener.2016.06.069.

BEGG, R.; HASSAN, R. Artificial Neural Networks in Smart Homes BT - Designing Smart Homes: The Role of Artificial Intelligence. In: AUGUSTO, J. C.; NUGENT, C. D. (Ed.). [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2006. p. 146–164. ISBN 978-3-540-35995-1. DOI: 10.1007/11788485\_9. Disponível em: [https://doi.org/10.1007/11788485\\_9](https://doi.org/10.1007/11788485_9).

BISONG, E. In Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform. **Google Colaboratory**, p. 59–64, 2019. DOI:

10.1007/978-1-4842-4470-8\_7.

BLAGA, R.; SABADUS, A.; STEFU, N.; DUGHIR, C.; PAULESCU, M.;  
BADESCU, V. A current perspective on the accuracy of incoming solar energy  
forecasting. **Progress in Energy and Combustion Science**, Elsevier Ltd, v. 70,  
p. 119–144, 2019. ISSN 03601285. DOI: 10.1016/j.pecs.2018.10.003.

BRINKER, T. J. et al. Skin Cancer Classification Using Convolutional Neural Networks:  
Systematic Review. **Journal of medical Internet research**, JMIR Publications,  
v. 20, n. 10, e11936–e11936, 2018. ISSN 1438-8871. DOI: 10.2196/11936. Disponível

em: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30333097%20https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6231861/>>.

DIAZ, V. N. S. **AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DAS ESTRATÉGIAS DE CONTROLE PARA SUAVIZAÇÃO DA POTÊNCIA ATIVA DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS COM ARMAZENAMENTO DE ENERGIA**. 2019. Tese (Doutorado).

DÜRR, O., SICK, B., MURINA, E. **Probabilistic Deep Learning: with Python, Keras and Tensorflow Probability**. [S.l.: s.n.], 2020.

<https://books.google.com.br/books?id=-bYCEAAAQBAJ>. Acessado em 05/07/2021.

ECO A, E. R. **Investimento em locação de usina fotovoltaica na GD: contexto para o investidor**. [S.l.: s.n.], 2021.

<https://www.ecoaenergias.com.br/2021/02/10/investimento-locacao-usina-fotovoltaica/>. Acessado em 29/03/2021.

GAO, M.; LI, J.; HONG, F.; LONG, D.; GAO; LI; HONG; LONG. Short-Term Forecasting of Power Production in a Large-Scale Photovoltaic Plant Based on LSTM. **Applied Sciences**, v. 9, n. 15, p. 3192, 2019. ISSN 2076-3417. DOI: 10.3390/app9153192.

GUEYMARD, C. A. A review of validation methodologies and statistical performance indicators for modeled solar radiation data: Towards a better bankability of solar projects. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 39, p. 1024–1034, 2014. ISSN 13640321. DOI: 10.1016/j.rser.2014.07.117.

- GUEYMARD, C. A.; MYERS, D. R. Evaluation of conventional and high-performance routine solar radiation measurements for improved solar resource, climatological trends, and radiative modeling. **Solar Energy**, v. 83, n. 2, p. 171–185, 2009. ISSN 0038092X. DOI: 10.1016/j.solener.2008.07.015.
- GUIMARÃES, P. R. B. **Métodos quantitativos estatísticos**. 1.ed. rev. Curitiba, PR: IESDE Brasil S.A., 2012. p. 252. ISBN 978-85-387-3028-6.
- HAVIV, D.; RIVKIND, A.; BARAK, O. Understanding and controlling memory in recurrent neural networks. **36th International Conference on Machine Learning, ICML 2019**, 2019-June, p. 4733–4741, 2019.
- HAYKIN, S. S. **Neural networks and learning machines**. Third. [S.l.]: Pearson Education, 2009.
- HE, K.; ZHANG, X.; REN, S.; SUN, J. Deep residual learning for image recognition. **Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**, 2016-December, p. 770–778, 2016. ISSN 10636919. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90.
- HOCHREITER, S.; SCHMIDHUBER, J. Long Short-Term Memory. **Neural Computation**, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, 1997. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- HUANG, C. J.; KUO, P. H. Multiple-Input Deep Convolutional Neural Network Model for Short-Term Photovoltaic Power Forecasting. **IEEE Access**, v. 7, p. 74822–74834, 2019. ISSN 21693536. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2921238.
- JAMOVI. **The jamovi project (2021)**. [S.l.: s.n.], 2021. Acesso em: 25 set. 2021.
- JAYADEVAN, V. T.; RODRIGUEZ, J. J.; LONIJ, V. P. A.; CRONIN, A. D. Forecasting solar power intermittency using ground-based cloud imaging. English. In: **WORLD Renewable Energy Forum, WREF 2012, Including World Renewable Energy Congress XII and Colorado Renewable Energy Society (CRES) Annual Conferen**. [S.l.: s.n.], 2012. v. 3, p. 2100–2106. ISBN 9781622760923.
- JIELAI, X.; HONGWEI, J.; QIYI, T. Introduction to artificial neural networks. **Advanced Medical Statistics**, p. 1431–1449, 2015. DOI: 10.1142/9789814583312\_0037.

KOČIĆ, J.; JOVIČIĆ, N.; DRNDAREVIĆ, V. An End-to-End Deep Neural Network for Autonomous Driving Designed for Embedded Automotive Platforms. **Sensors (Basel, Switzerland)**, MDPI, v. 19, n. 9, p. 2064, 2019. ISSN 1424-8220. DOI:

10.3390/s19092064. Disponível em:

<<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31058820/>  
<<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6539483/>>.

LAPPALAINEN, K.; VALKEALAHTI, S. Output power variation of different PV array configurations during irradiance transitions caused by moving clouds. **Applied Energy**, Elsevier Ltd, v. 190, p. 902–910, 2017. ISSN 03062619. DOI:

10.1016/j.apenergy.2017.01.013.

LEE, D.; KIM, K. Recurrent neural network-based hourly prediction of photovoltaic power output using meteorological information. **Energies**, v. 12, n. 2, 2019. ISSN 19961073. DOI: 10.3390/en12020215.

LI, P.; ZHOU, K.; YANG, S. Photovoltaic Power Forecasting: Models and Methods. In: 2ND IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration, EI2 2018 - Proceedings. [S.l.]: IEEE, out. 2018. p. 1–6. ISBN 9781538685495. DOI:

10.1109/EI2.2018.8582674. Disponível em:

<<https://www2.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85060881434&doi=10.1109%2FEI2.2018.8582674&partnerID=40&md5=aaa54af89af96fb6c13dbe618a57d4c8%20https://ieeexplore.ieee.org/document/8582674/>>.

LIU, S.; LIU, S.; YANG, N.; LI, M.; ZHOU, M. A Recursive Recurrent Neural Network for Statistical Machine Translation. In: disponível em:

<<https://www.microsoft.com/en-us/research/publication/a-recursive-recurrent-neural-network-for-statistical-machine-translation/>>.

LUCCHESI, F. C.; ANSELMINI, F.; CASTRO, M. C.; SPERANDIO, M. Análise do Impacto da Geração Distribuída Fotovoltaica na Rede Elétrica da Universidade Federal de Santa Maria. In: VII Congresso Brasileiro de Energia Solar. Gramado-RS: [s.n.], 2018. p. 1–10.

- MACIEL, J. N.; LEDESMA, J. J. G.; JUNIOR, O. H. A. Forecasting Solar Power Output Generation: A Systematic Review with the Proknow-C. **IEEE Latin America Transactions**, v. 19, n. 4, p. 612–624, 2021. DOI: 10.1109/tla.2021.9448544.
- MACIEL, J. N.; WENTZ, V. H.; LEDESMA, J. J. G.; ANDO JUNIOR, O. H. Analysis of Artificial Neural Networks for Forecasting Photovoltaic Energy Generation with Solar Irradiance. **Brazilian Archives of Biology and Technology**, v. 64, p. 1–14, 2021. ISSN 16784324. DOI: 10.1590/1678-4324-75YEARS-2021210131.
- MINING, E. **Python Machine Learning: Understand Python Libraries (Keras, NumPy, Scikit-Lear, TensorFlow) for Implementing Machine Learning Models in Order to Build Intelligent Systems**. [S.l.: s.n.], 2019. <https://books.google.com.br/books?id=qqQdzAEACAAJ>. Acessado em 05/07/2021.
- MORETTIN, P. A.; BUSSAB, W. O. **Estatística Básica**. [S.l.]: Saraiva, 2010. p. 557. ISBN 9788502081772.
- OBANDO, E. D.; CARVAJAL, S. X.; PINEDA AGUDELO, J. Solar Radiation Prediction Using Machine Learning Techniques: A Review. **IEEE Latin America Transactions**, v. 17, n. 04, p. 684–697, abr. 2019. ISSN 1548-0992. DOI: 10.1109/TLA.2019.8891934. Disponível em: [<https://ieeexplore.ieee.org/document/8891934/>](https://ieeexplore.ieee.org/document/8891934/).
- OLAH, C. **Understanding LSTM Networks**. [S.l.: s.n.], 2015. <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>. Acessado em 05/07/2021.
- OLATOMIWA, L.; MEKHILEF, S.; SHAMSHIRBAND, S.; MOHAMMADI, K.; PETKOVIĆ, D.; SUDHEER, C. A support vector machine-firefly algorithm-based model for global solar radiation prediction. **Solar Energy**, v. 115, p. 632–644, 2015. ISSN 0038092X. DOI: 10.1016/j.solener.2015.03.015.
- PEDRO, H. T.; LARSON, D. P.; COIMBRA, C. F. A comprehensive dataset for the accelerated development and benchmarking of solar forecasting methods. English. **Journal of Renewable and Sustainable Energy**, American Institute of Physics Inc., Department of Mechanical e Aerospace Engineering, Center for Energy Research University of California San Diego, San Diego, CA 92093, United States, v. 11, n. 3, 2019. ISSN 19417012. DOI: 10.1063/1.5094494. Disponível em:



<<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85068164337&doi=10.1063%5C%2F1.5094494&partnerID=40&md5=8c5918c60f48336291c4ae5adac135d2>>.

REZENDE, S. O. **Sistemas Inteligentes**. [S.l.: s.n.], 2005. v. 2013, p. 525. ISBN 9788520416839.

ROCHA, P. A.; FERNANDES, J. L.; MODOLO, A. B.; LIMA, R. J.; SILVA, M. E. da; BEZERRA, C. A. Estimation of daily, weekly and monthly global solar radiation using ANNs and a long data set: a case study of Fortaleza, in Brazilian Northeast region. **International Journal of Energy and Environmental Engineering**, Springer Berlin Heidelberg, v. 10, n. 3, p. 319–334, 2019. ISSN 22516832. DOI: 10.1007/s40095-019-0313-0.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. 3rd editio. [S.l.]: Pearson Education India, 2015. p. 1164.

SHERSTINSKY, A. Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, Elsevier B.V., v. 404, 2020. ISSN 01672789. DOI: 10.1016/j.physd.2019.132306.

SOBRI, S.; KOOHI-KAMALI, S.; RAHIM, N. A. Solar photovoltaic generation forecasting methods: A review. **Energy Conversion and Management**, Elsevier, v. 156, p. 459–497, 2018. ISSN 01968904. DOI: 10.1016/j.enconman.2017.11.019.

TIWARI, S.; SABZEHGAR, R.; RASOULI, M. Short term solar irradiance forecast based on image processing and cloud motion detection. In: 2019 IEEE Texas Power and Energy Conference, TPEC 2019. [S.l.: s.n.], 2019. ISBN 9781538692844. DOI: 10.1109/TPEC.2019.8662134.

URZAGASTI, C. A.; JAVIER, J.; LEDESMA, G.; WENTZ, V. H. Captura Automatizada de Informações Meteorológicas e Imagens de Satélite para a Predição de Geração de Energia Solar Fotovoltaica, p. 2–5, 2019.

VARSAMOPOULOS, S.; BERTELS, K.; ALMUDEVER, C. Designing neural network based decoders for surface codes, nov. 2018.

WEN, H.; DU, Y.; CHEN, X.; LIM, E.; WEN, H.; JIANG, L.; XIANG, W. Deep Learning Based Multistep Solar Forecasting for PV Ramp-Rate Control Using Sky Images. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 17, n. 2, p. 1397–1406,

2021. ISSN 19410050. DOI: 10.1109/TII.2020.2987916. Disponível em:

<<https://ieeexplore.ieee.org/document/9072298/>>.

WENTZ, V. H.; MACIEL, J. N.; KAPP, M. N.; LEDESMA, J. J. G.; ANDO JUNIOR, O. H.; JUNIOR, O. H. A. Comparação de Modelos de Redes Neurais Artificiais para a Predição da Irradiância Solar na Geração de Energia Fotovoltaica. In: ANAIS do I Congresso Brasileiro Interdisciplinar em Ciência e Tecnologia. Evento Online: Even3 Publicações, 2020. p. 8. Disponível em:

<<https://www.even3.com.br/anais/icobicet2020/265096-comparacao-de-modelos-de-redes-neurais-artificias-para-a-predicao-de-irradiancia-solar-na-geracao-de-energia-foto/>>.

WENTZ, V. H.; MACIEL, J. N.; LEDESMA, J. J. G.; ANDO JUNIOR, O. H. Construção de um Banco de Dados para a Predição do Potencial de Geração de Energia Solar Fotovoltaica. In: IX Encontro Anual de Iniciação Científica - EICTI. Foz do Iguaçu-PR: [s.n.], 2020. p. 2020.

WITTEN, I. H.; FRANK, E.; HALL, M. A.; PAL, C. J. Data Mining. In: Fourth Edition. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2017. p. 417–466. ISBN 978-0-12-804291-5.

YADAV, A. K.; MALIK, H.; CHANDEL, S. S. Selection of most relevant input parameters using WEKA for artificial neural network based solar radiation prediction models. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 31, p. 509–519, 2014. ISSN 13640321. DOI: 10.1016/j.rser.2013.12.008.

YANG, D.; KLEISSL, J.; GUEYMARD, C. A.; PEDRO, H. T.; COIMBRA, C. F. History and trends in solar irradiance and PV power forecasting: A preliminary assessment and review using text mining. **Solar Energy**, Elsevier Ltd, v. 168, p. 60–101, 2018. DOI: 10.1016/j.solener.2017.11.023.

YANG, Y.; ZHENG, L.; ZHANG, J.; CUI, Q.; LI, Z.; YU, P. S. TI-CNN: Convolutional Neural Networks for Fake News Detection, 2018. eprint: 1806.00749. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1806.00749>>.

ZAREMBA, W.; SUTSKEVER, I.; VINYALS, O. **Recurrent Neural Network Regularization**. [S.l.: s.n.], 2015. arXiv: 1409.2329 [cs.NE].

ZHANG, J.; CHI, Y.; XIAO, L. Solar Power Generation Forecast Based on LSTM. In: LI, W AND BABU, MSP (Ed.). **Proceedings of the IEEE International Conference on Software Engineering and Service Sciences, ICSESS**. [S.l.: s.n.], 2019. 2018-Novem. (International Conference on Software Engineering and Service Science). Inst Elect Elect Engineers; IEEE Beijing Sect, p. 869–872. ISBN 9781538665640. DOI: 10.1109/ICSESS.2018.8663788.

ZHANG, Z. **Understand Data Normalization in Machine Learning**. [S.l.: s.n.], 2019. <https://towardsdatascience.com/understand-data-normalization-in-machine-learning-8ff3062101f0>. Acessado em 08/10/2021.

## Apêndice A

### Artigo 1

(WENTZ; MACIEL; KAPP et al., 2020)

# COMPARAÇÃO DE MODELOS DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA A PREDIÇÃO DA IRRADIÂNCIA SOLAR NA GERAÇÃO DE ENERGIA FOTOVOLTAICA

Victor H. Wentz<sup>1</sup>, Joylan N. Maciel<sup>1</sup>, Marcelo N. Kapp<sup>1</sup>, Jorge J. G. Ledesma<sup>1</sup>,  
Oswaldo H. Ando Junior<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Grupo de Pesquisa em Energia & Sustentabilidade Energética (GPEnSE),  
Universidade Federal da Integração Latino-Americana (UNILA), Foz do Iguaçu/Pr,  
Brasil (victor.wentz@aluno.unila.edu.br)

**Resumo:** Fatores climáticos não previsíveis promovem oscilações na geração de energia solar fotovoltaica. Enquanto diversas pesquisas propõem métodos de predição, poucas os comparam com o mesmo conjunto de dados. Este estudo avalia a acurácia de predição da irradiância solar empregando diferentes modelos de Redes Neurais Artificiais. Os resultados indicam que a estrutura de camadas das redes neurais, os distintos horizontes de predição e da irradiância solar influenciam na precisão dos modelos.

**Palavras-chave:** Predição de geração; Energia solar fotovoltaica; Método de predição, Redes Neurais Artificiais, Inteligência artificial.

## INTRODUÇÃO

Atualmente a maioria das atividades dependem da energia elétrica. No Brasil, a diversificação da matriz energética com o uso de fontes renováveis é uma das principais estratégias para suprir o crescimento do consumo energético que vem ocorrendo no país (Aneel, 2020). Em 2019 a geração distribuída de energia solar fotovoltaica no Brasil atingiu 2,49 GigaWatts, um crescimento de 19,6% em relação a 2018 (Irena, 2020). No entanto, a energia solar possui peculiaridades que são características não controláveis de condições climáticas, como ventos, nuvens, temperatura, intensidade e duração da radiação solar, entre outras, que causam oscilações no potencial de produção de energia solar (Lappalainen; Valkealahti, 2017).

A Predição do Potencial de Geração de Energia Solar Fotovoltaica (PPGESF) tem sido amplamente estudado na literatura científica (Blaga et al., 2019). As predições possibilitam o desenvolvimento de algoritmos para mitigar a variação da produção de energia solar dentro de limites aceitáveis, bem como compensar a variabilidade da potência gerada antecipando produção e demanda do mercado (Antonanzas et al., 2016).

As áreas de pesquisa da temática PPGESF são interdisciplinares por aplicar e integrar conhecimentos de diversas ciências, tais como a geografia, a física, matemática, estatística, engenharia e a ciência da computação, com a Inteligência Artificial (IA) e modelos de

Aprendizado de Máquina (*Machine Learning* - ML) que integram vários conhecimentos. Essas características tornam o tema desafiante e essencialmente interdisciplinar.

Embora não exista delimitação específica, de acordo com a literatura científica do tema PPGESF, pode-se classificar os horizontes de predição em curto prazo (de segundos a 60 minutos), médio prazo (de 1 a 24 horas) e longo prazo (de um dia a semanas ou meses) (Blaga et al., 2019). Existe também a classificação quanto a origem das informações de entrada utilizadas, sendo internas (endógenas) ou externas (exógenas) (Antonanzas et al., 2016). Os métodos endógenos usam Séries Temporais (ST) atuais e/ou históricas em seus cálculos. Por outro lado, os dados exógenos são provenientes de medições locais ou remotas, contemplando imagens totais do céu, dados de nuvens, temperatura, umidade, velocidade e direção dos ventos, irradiação solar, entre outros.

O método de predição é classificado em dois tipos: a predição indireta e a direta. As predições indiretas preveem primeiro a irradiação solar e, em seguida, utiliza modelos de desempenho da usina solar fotovoltaica para calcular o potencial de geração de energia produzida. Os modelos de previsões diretas predizem diretamente o potencial de energia solar a ser produzida (Antonanzas et al., 2016). No entanto, a irradiância solar é o elemento mais importante, fundamental e difícil de modelar (Antonanzas et al., 2016), sendo geralmente associada a Irradiação Global Horizontal (*Global Horizontal Irradiance* -

GHI) ou Irradiação Direta Normal (*Direct Normal Irradiance* – DNI) nesse campo de estudo com diversas pesquisas já reportadas (Blaga *et al.*, 2019).

Nesta pesquisa são desenvolvidos e avaliados dois grupos de modelos de Redes Neurais Artificiais (RNA's) com configurações similares às empregadas em (Rocha *et al.*, 2019) e em (Mellit e Pavan, 2013). Para isto, são utilizadas as informações de uma única e específica base de dados criada em 2019 para o tema PPGESF (Pedro *et al.*, 2019).

Nesse contexto, o objetivo principal desta pesquisa é analisar modelos de RNA's, que já foram empregados na literatura, e comparar suas acurácias em distintos horizontes de previsão de curto prazo (5, 15 e 30 minutos), utilizando também formas de irradiância solar mais utilizada nas pesquisas a GHI e DNI (Villalva, 2015). Essas análises comparativas dos modelos a partir de uma única fonte ou base de dados possibilitam um ambiente com dados de entrada homogêneos e controlados.

### Trabalhos Relacionados

No Brasil existem poucas pesquisas sobre o tema PPGESF em relação ao cenário internacional e, além disso, historicamente, a maior parte das pesquisas científicas aplicam modelos de aprendizagem de máquina com RNA (Maciel *et al.*, 2020). Um dos trabalhos foi realizado com informações da cidade de Fortaleza no Brasil, no qual Rocha *et al.* (2019) formularam uma RNA para estimar a irradiação global semanal e mensal. Foram empregados dados meteorológicos de 1974 a 1988 contendo os seguintes parâmetros de entrada: dia do ano, temperatura mínima e máxima, duração da luz do sol, precipitação, nebulosidade, irradiação solar, umidade relativa, evaporação e velocidade do vento. Os resultados demonstraram níveis de acurácia parecidos a pesquisas semelhantes, com menor erro para a previsão de média mensal da irradiação global.

Em outra pesquisa, Mellit e Pavan, (2010) empregaram uma RNA para previsão das 24 horas futuras de irradiação solar. O objetivo foi analisar o desempenho de uma rede de placas solares na cidade de Trieste, na Itália. Foram utilizadas como entrada o tempo de incidência solar, irradiação solar sobre as placas e a temperatura do ar. A RNA foi capaz de obter resultados satisfatórios e coeficientes de correlação de 98-99% para dias ensolarados e de 94-96% para dias com nuvens.

Com o intuito de fomentar o desenvolvimento de pesquisas de previsão de energia solar, uma base de dados estruturada foi desenvolvida e disponibilizada (Pedro *et al.*, 2019). Essa base contém dados meteorológicos, a Irradiação Global Horizontal (GHI), Irradiação Direta Normal (DNI) e Irradiação Difusa, e imagens totais do céu coletadas durante 3 anos consecutivos (2014 - 2016), com amostras 1

minuto de intervalo medidos na Califórnia, nos Estados Unidos da América.

As pesquisas de (Rocha *et al.*, 2019) e (Mellit e Pavan, 2013) foram selecionadas por utilizarem diferentes configurações de RNA's para realizarem previsões similares. Por este motivo ambas constituem o referencial teórico base desta pesquisa, juntamente com a base de dados de PPGESF (Pedro *et al.*, 2019). A próxima seção apresenta os materiais e a metodologia utilizada. Posteriormente são descritos os resultados, discussões e conclusões desta pesquisa.

## MATERIAL E MÉTODO

Conforme mencionado, diversas técnicas podem ser empregadas na construção de soluções para prever o potencial de geração de energia solar fotovoltaica (Blaga, 2019). Dentro da Inteligência Artificial (IA), o Aprendizado de Máquina (*Machine Learning*) com aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNA) é o método historicamente mais empregado nas pesquisas (Blaga, 2019). A RNA tem funcionamento semelhante ao dos neurônios do cérebro humano (Russell e Norvig, 2015) e são capazes de resolver problemas de aproximação, previsão, classificação, padronização, categorização e otimização.

### Tecnologias e Ferramentas

A Figura 1(a) apresenta, esquematicamente, um neurônio artificial, onde  $x_1, x_2, \dots, x_n$  correspondem às entradas. Para cada entrada  $x_i$  existe um peso correspondente  $w_i$  a soma das entradas  $x_i$ , ponderadas pelos pesos  $w_i$ , é a saída linear  $u$ , em que  $u = \sum_i w_i x_i$ . A saída  $y$  do neurônio, denominada saída de ativação, é obtida pela aplicação de uma função  $f()$  à saída linear  $u$ , indicada por  $y = f(u)$ . A função  $f()$  é chamada de função de ativação e pode assumir várias formas, geralmente não-lineares (Rezende, 2005).

A Figura 1(b) representa uma RNA simples que possui cinco entradas ( $x_1, x_2, \dots, x_5$ ), quatro neurônios na camada intermediária e duas saídas ( $y_1$  e  $y_2$ ). A RNA é, portanto, formada por diversos elementos processadores que executam função simples, todavia, o conjunto de todos os neurônios, ou seja, a própria RNA, tem capacidade de resolução de problemas complexos devido a sua capacidade computacional adquirida pelo aprendizado e generalização (Rezende, 2005).

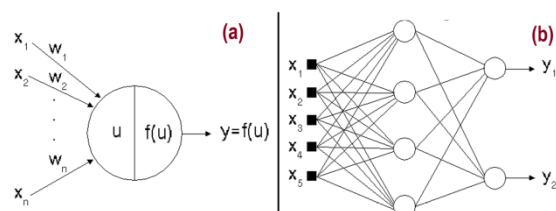


Figura 1. Demonstrativo da (a) representação de um neurônio e de uma (b) RNA.

Existem inúmeras ferramentas que implementam as RNA's. Neste trabalho foi utilizada a linguagem de programação Python (Mining, 2019) conjuntamente com a biblioteca *open-source* PyTorch (Paszke et al., 2019), que, além de algoritmos de *Deep Learning*, disponibiliza pacotes contendo algoritmos de RNA's que facilitam a manipulação, treinamento, testes e análises de desempenho.

O desenvolvimento das RNA's e a execução desses modelos, envolvendo as etapas de treinamento e testes, foram realizadas no ambiente colaborativo de programação *open-source* Google Colab (Bisong, 2019). Neste ambiente criou-se uma Máquina Virtual e selecionou-se para processamento uma Unidade Gráfica de Processamento (GPU) Nvidia K80s com 12 GB memória. Além disso, o Colab permite combinar códigos e resultados formatados em um único documento, denominado *notebook*.

### ***Delineamento Metodológico***

As RNA's pertencem a classe de algoritmos de aprendizado supervisionado (Russell e Norvig, 2015), ou seja, é necessário o treinamento prévio do modelo, de modo iterativo, para obtenção dos pesos e os desvios (*bias*) ideais para a rede neural. Após esse treinamento, uma base de teste é aplicada ao modelo treinado para mensurar o erro e a acurácia da rede, sendo utilizada para esta finalidade métricas estatísticas (Gueymard, 2014).

O repositório de dados utilizado nesta pesquisa disponibiliza diversos tipos de dados climáticos, no formato *csv*, direcionados ao tema PPGESF de (Pedro et al., 2019). As informações adotadas como entradas das RNA's são relativas ao período de 3 anos (2014 a 2016). A base de dados disponibiliza amostras coletadas a cada minuto, totalizando 1.552.320 registros que podem ser representados por meio de séries temporais (Russell e Norvig, 2015).

Foram considerados nesta pesquisa os registros em intervalos de 5, 15 e 30 minutos. Os anos de 2014 e 2015 foram utilizados para o treinamento dos modelos de RNA's, enquanto que o ano de 2016 foi empregado para análise dos modelos e avaliação de acurácia. Estas informações são exibidas na Tabela 1.

**Tabela 1. Quantidade de registros por horizonte.**

<b>Horizonte de Predição</b>	<b>Treino 2014-2015</b>	<b>Teste 2016</b>
5 minutos	205.798	104.544
15 minutos	68.640	34.848
30 minutos	34.300	17.424

Com base nos dados disponíveis no repositório e aqueles utilizados nas RNA's de (Mellit e Pavan, 2010) e (Rocha et al., 2019), cada registro foi composto pelos seguintes parâmetros de entradas (*inputs*) e de saída (*output*) da RNA (Tabela 2):

**Tabela 2. Parâmetros utilizados nas RNA's.**

<b>Parâmetro</b>	<b>Descrição</b>	<b>Tipo</b>
<i>air_temp</i>	temperatura do ar	<i>input</i>
<i>relhum</i>	umidade relativa do ar	<i>input</i>
<i>press</i>	pressão atmosférica	<i>input</i>
<i>windsp</i> , <i>max_windsp</i> , <i>winddir</i>	velocidade do vento, velocidade máxima do vento, direção do vento	<i>input</i>
<i>precipitation</i>	precipitação/chuva	<i>input</i>
<i>month</i> , <i>hour</i> , <i>min</i>	mês, hora e minuto	<i>input</i>
<i>solar_irradiation</i>	irradiância solar	<i>output</i>

Conforme observado, considerou-se 10 parâmetros de entrada (*inputs*) e uma variável previsora de saída (*output*) em cada modelo de RNA. Embora haja uma única variável previsora de *solar\_irradiation*, foram treinados dois modelos para cada configuração considerando como *output* a Irradiação Global Horizontal (GHI), e, posteriormente, a Irradiação Direta Normal (DNI). Ambas são empregadas em trabalhos similares e isto permite avaliá-las comparativamente nos modelos desenvolvidos. Para proporcionar um melhor ajuste dos modelos, os parâmetros de *input* e *output* utilizados no treinamento e testes das RNA foram normalizados com base na Equação 1:

$$z = \frac{x_i - \mu}{S} \quad (1)$$

onde  $x_i$  corresponde ao dado original,  $\mu$  é a média,  $S$  à variância e  $z$  é o valor normalizado.

Por fim, os hiperparâmetros ou variáveis que determinam a estrutura e o fluxo de treinamento das RNA's foram definidos com base em cada uma das pesquisas relatadas em (Rocha et al., 2019) e (Mellit e Pavan, 2010). A função de ativação  $f()$  utilizada foi a *RELU* com o algoritmo de treinamento *Backpropagation* (Russell e Norvig, 2015). Uma adaptação na estrutura do modelo de RNA desta pesquisa, em relação ao desenvolvido por (Mellit e Pavan, 2010), consiste na adição de um único neurônio na camada de *output*, pois, naquela pesquisa 24 neurônios são utilizados correspondendo às 24 horas diárias.

Na Tabela 3 são exibidas composições das 12 redes desenvolvidas e avaliadas nesta pesquisa, as quais foram classificadas em dois grupos pela similaridade das estruturas usada. O grupo denominado VJ-R possui estrutura similar ao modelo de (Rocha, et al. 2019), e o grupo intitulado VJ-M possui modelo similar ao (Mellit e Pavan, 2010). Para cada grupo são descritas a estrutura das camadas, o conjunto de dados de treinamento para os horizontes de predição (5, 15 e 30 minutos) e o tipo da variável previsora de *output*, totalizando os 12 modelos.

Tabela 3. Modelos de RNA's usados nesta pesquisa.

Nome grupo	Configuração do grupo	Horizontes (minutos)	Saída (output)
VJ-R	10×30×1	5, 15, 30	GHI, DNI
VJ-M	10×11×17×24×1	5, 15, 30	GHI, DNI

O formato da configuração é  $A \times B \times C \dots \times Y$ , onde o primeiro valor (A) representa os neurônios (parâmetros) de entrada (*inputs*), B, C e outros, as camadas ocultas e respectivas quantidade de neurônios e, por fim, Y é a camada de saída (*output*) da rede com 1 neurônio. Portanto, a rede VJ-R é semelhante à aplicada em (Rocha et al., 2019) e possui 10 parâmetros de entrada, uma camada oculta com 30 neurônios e uma camada de saída de apenas um neurônio. A rede intitulada VJ-M possui estrutura similar a utilizada em (Mellit e Pavan, 2010), com 3 camadas ocultas de 11, 17 e 24 neurônios, respectivamente.

A performance do modelo de RNA é mensurada por meio de métricas estatísticas. Nesta pesquisa aplicou-se duas das principais métricas estatísticas básicas: o Coeficiente de Determinação ou *Score* ( $R^2$ ) e o *Root Mean Square Error* (RMSE), respectivamente definidas pelas Equações 2 e 3 (Gueymard, 2014):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (p_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^N (p_i - \bar{p})^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \left[ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (p - o_i)^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

Nas métricas acima  $N$  representa a quantidade de pontos da distribuição,  $M$  a média da distribuição observada,  $p_i$  o  $i$ -ésimo ponto predito e  $o_i$  representa o  $i$ -ésimo ponto observado. A comparação de acurácia de modelos com amostras de tamanhos diferentes é feita com a normalização das métricas para a média  $\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M o_i$  do dado observado, sendo:  $nRMSE = RMSE/\mu$ . O RMSE é o mais utilizado e sensível a grandes erros individuais (contêm valores ao quadrado) e captura a variabilidade, mas não tendências gerais. O *Score*  $R^2$  avalia a qualidade e precisão do ajuste do modelo aos dados originais, e quanto mais próximo a 1, melhor qualidade tem o modelo previsto em relação aos dados originais. Geralmente, as métricas de erro são normalizadas nos estudos sobre PPGESF (Blaga et al, 2019).

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após o delineamento e a configuração experimental os 12 modelos de RNA's foram treinados com dados relativos ao período de 2 anos (2014 e 2015) originados em (Pedro et al., 2019). O tempo médio de cada treinamento foi de aproximadamente 2 a 4 horas, dependendo do modelo. Já o conjunto de dados utilizados como teste contemplou o período de 1 ano (2016).

Os resultados das RNA's implementadas foram comparados aos seus respectivos modelos de redes similares (Rocha, et al. 2019) e (Mellit e Pavan, 2010). Em seguida, com base no objetivo principal desta pesquisa, são apresentados os resultados e a discussão sobre as acurácias dos grupos de modelos VJ-R e VJ-M entre si, considerando os distintos horizontes de predição (5, 15 e 30 minutos) e as variáveis de saída (*outputs*) GHI e DNI.

### Análise dos Modelos de Referências

Nesta seção são descritos os resultados e análises qualitativas dos modelos de RNA's desenvolvidos e seus similares. O modelo VJ-R foi analisado com base nos resultados de seu similar (Rocha et al., 2019), e o modelo VJ-M com base em (Mellit e Pavan, 2010).

A Tabela 4 exhibe a comparação percentual das faixas de erros obtidos com os grupos VJ-R, VJ-M, bem como os observados em seus respectivos modelos similares que utilizam a Irradiação Global Horizontal (GHI). Observa-se que a faixa do Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ) do grupo VJ-R é maior do que seu similar Rocha, et al. (2019). Por outro lado, o modelo de Mellit e Pavan (2010) possui valores de  $R^2$  superiores ao seu similar VJ-M.

Tabela 4. Métricas de erros dos modelos e similares.

Métrica	Output GHI (W/m <sup>2</sup> )			
	Rocha, et al. (2019)	VJ-R	Mellit e Pavan, (2010)	VJ-M
$R^2$ (%)	50,26	86 - 93	94 - 99	88 - 94
RMSE (%)	8,76	22 - 25	13 - 67	21 - 23
nRMSE (%)	6,29	6 - 8,6	-	6 - 7

Em relação a métrica de RMSE, o grupo VJ-R possui valores maiores do que seu similar, enquanto o VJ-M possui valores dentro da faixa de variação de seu similar. Os valores de nRMSE não foram apresentados na pesquisa de Mellit e Pavan (2010) e estão ausentes na Tabela 4. O grupo VJ-R apresentou valores de nRMSE parecidos ou maiores que seu similar.

Embora sejam exibidos os valores de erros e acurácias entre os modelos desenvolvidos e seus similares, a comparação quantitativa dos modelos é prejudicada pelo fato de utilizarem bases de dados distintas, embora apliquem semelhantes tipos e quantidade de informações de entrada (*inputs*). Por exemplo, Rocha, et al. (2019) utiliza uma base de dados compreendo um histórico de 14 anos, enquanto que nos modelos desenvolvidos são de 3 anos. Além disso, Rocha, et al. (2019) e Mellit e Pavan (2010) também aplicam seus modelos para realizar predições de médio e/ou longo prazos, o que não é o foco desta pesquisa. Diante desse contexto, apresentou-se essa comparação para avaliar o comportamento de redes com a mesma estrutura e já avaliadas na literatura, no entanto, submetendo-as às



informações de teste e treinamento de outra base de dados específica sobre a PPGESF (Pedro et al., 2019).

### Análise Comparativa dos Modelos

Nesta seção são apresentadas as análises comparativas dos modelos VJ-R e VJ-M, considerando os distintos horizontes de predição, as irradiâncias GHI e DNI e um ambiente e base de dados controlados. Para isto, foi utilizado o mesmo conjunto de dados inicial para o treinamento e testes em todos os modelos. É importante ressaltar que, além dos distintos horizontes de predição (5, 15 e 30 minutos), foram criados modelos nestes horizontes para as variáveis de previsoras (*output*) de irradiância solar GHI e DNI. Isto permitiu a comparação dos modelos de RNA com base nestas características e partir de um ambiente experimental homogêneo e controlado.

A Figura 2 exemplifica o perfil dos valores reais de irradiância GHI e DNI coletados no intervalo de 5 minutos durante três dias (02 a 04/05/2016). O primeiro dia exibe um céu com poucas nuvens, enquanto que o segundo e terceiro dia representam céus parcialmente nublados, ou seja, expressam maior variabilidade das irradiâncias GHI e DNI. Todos os dados de *output* e de *inputs* utilizados para treinamento e teste dos modelos VJ-R e VJ-M estão disponíveis na base de dados de (Pedro et al., 2019). O intervalo ou período de três dias, exibido na Figura 2, é utilizado para exemplificar visualmente as predições realizadas.

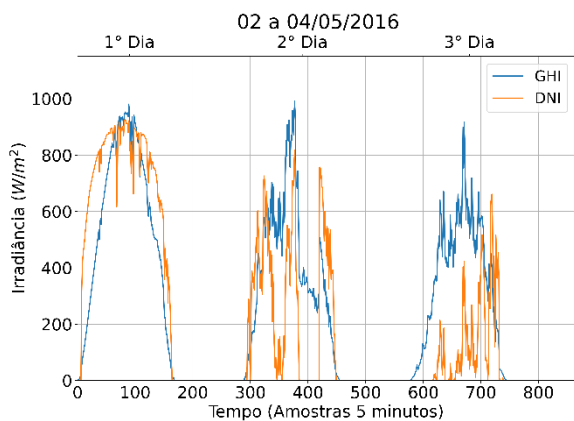


Figura 2. Medidas de Irradiação Global Horizontal (GHI) e Irradiação Direta Normal (DNI).

Na Figura 3 estão representados os valores da irradiância GHI e suas respectivas predições geradas pelos grupos de modelos VJ-R e VJ-M. Cada gráfico exibe as predições de GHI calculadas para os horizontes de predição de 5, 15 e 30 minutos, durante o período de três dias.

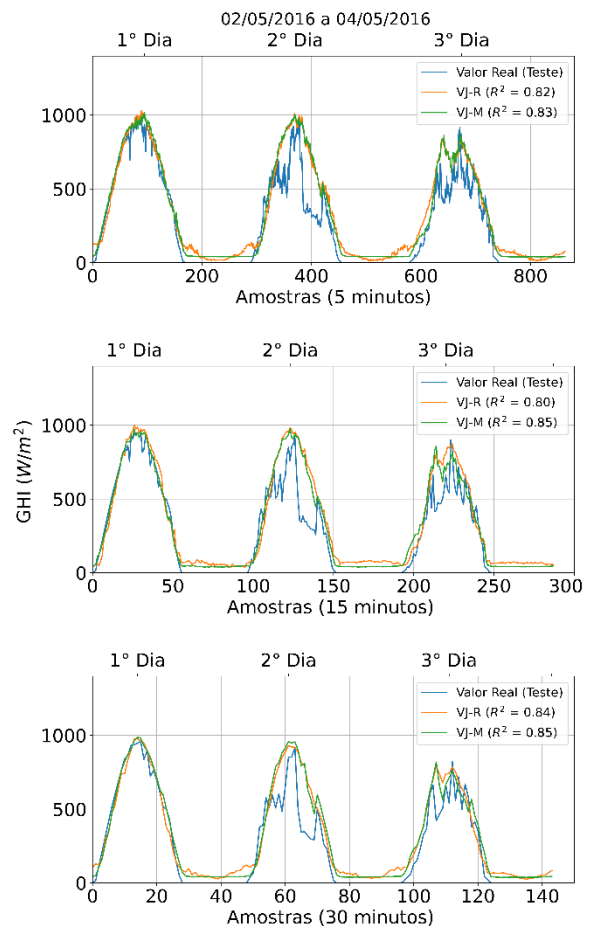


Figura 3. Irradiância GHI e predições dos grupos VJ-R e VJ-M para os horizontes de 5, 15 e 30 minutos.

Pode-se observar que, especificamente neste período do exemplo, nos dias mais nublados os modelos VJ-R e VJ-M não exibiram bom desempenho nas predições, principalmente no segundo dia. No entanto, é importante destacar que este período foi escolhido ao acaso e os valores de  $R^2$  na Figura 3 representam o erro somente para o período de três dias visualizado. Nesse sentido, para facilitar a visualização e comparação dos erros considerando toda a distribuição dos dados de teste e dos modelos, são exibidos na Figura 4 os diagramas de dispersão para cada horizonte de predição, correlacionando os valores reais (teste) da irradiância GHI com os valores previstos com o modelo VJ-M. Este modelo foi selecionado por demonstrar maior precisão dentre as comparações de horizontes e *outputs* realizadas

Objetivando avaliar a influência dos distintos modelos de RNA nas predições de distintos horizontes e irradiâncias GHI e DNI, o mesmo conjunto de dados de treinamento e teste foi aplicado. A Tabela 5 apresenta todos os resultados das métricas estatísticas de erros e acurácias para os modelos de redes avaliados. Estes resultados correspondem às 6 RNA's de cada grupo de modelo VJ-R e VJ-M, e possibilitam analisar e compará-los com base nos horizontes de predição e nas irradiâncias DNI e GHI, assim como entre os grupos

próprios grupos VJ-R e VJ-M que possuem distintas estruturas, ou configuração, de RNA's (Tabela 3).

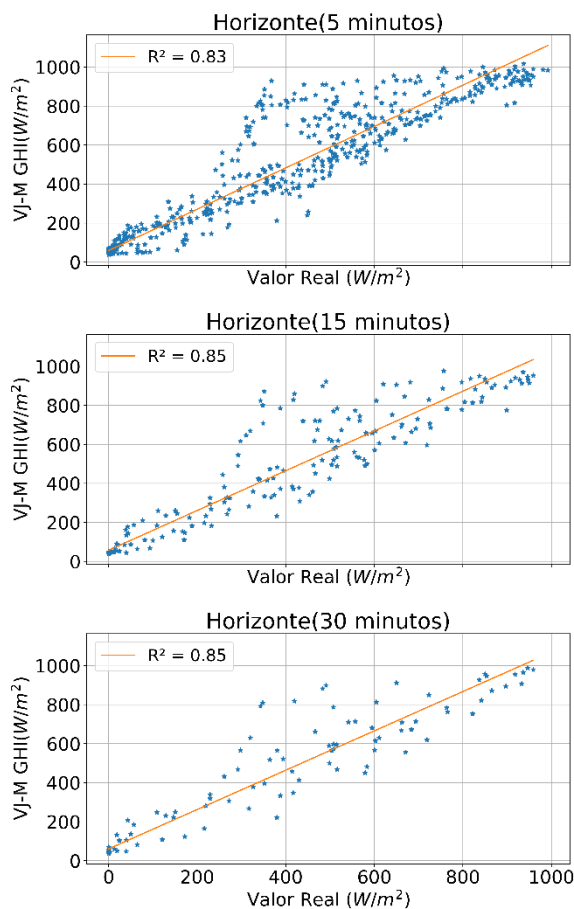


Figura 4. Correlação entre os valores reais de teste e das predições dos grupos VJ-M para os horizontes de 5, 15 e 30 minutos.

Conforme observa-se na Tabela 5, é possível inferir que todos os modelos VJ-R e VJ-M treinados e avaliados com a variável previsora (*output*) de irradiância DNI mostraram desempenho abaixo dos modelos com a irradiância GHI, considerando todos os três horizontes de predição avaliados. Este resultado baseia-se na observação de que todos os valores do Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ) são menores para a irradiância DNI em relação à GHI. Especificamente, os valores médios de  $R^2$  são 0,91 para o grupo de modelos VJ-M e 0,89 para VJ-R. Considerando a irradiância DNI esses valores diminuíram para 0,69 e 0,54, respectivamente.

Ainda nesse contexto observacional, os resultados mostram que os modelos VJ-R com irradiância DNI apresentaram maiores taxas erros para o horizonte de predição de 5 minutos ( $R^2 = 0,29$  e  $0,39$ ), demonstrando que a configuração deste modelo é a menos indicada para este horizonte. Ressalta-se que  $R^2$  varia entre 0 e 1 e quanto mais próximo a 1, maior é a precisão do ajuste do modelo à variabilidade dos dados reais.

Tabela 5. Resultados das métricas estatísticas de erros dos modelos VJ-R e VJ-M por tipo de irradiância.

Output DNI ( $W/m^2$ )				
Nome grupo	Horizonte (minutos)	RMSE	nRMSE	$R^2$
VJ-R	5	0,445	0,179	0,292
	15	0,470	0,175	0,777
	30	0,453	0,175	0,727
	Média	<b>0,456</b>	<b>0,176</b>	<b>0,599</b>
VJ-M	5	0,440	0,176	0,393
	15	0,463	0,172	0,784
	30	0,436	0,168	0,743
	Média	<b>0,446</b>	<b>0,172</b>	<b>0,640</b>
Output GHI ( $W/m^2$ )				
Nome grupo	Horizonte (minutos)	RMSE	nRMSE	$R^2$
VJ-R	5	0,223	0,078	0,869
	15	0,254	0,067	0,934
	30	0,258	0,086	0,892
	Média	<b>0,245</b>	<b>0,077</b>	<b>0,898</b>
VJ-M	5	0,217	0,076	0,881
	15	0,239	0,063	0,942
	30	0,229	0,076	0,911
	Média	<b>0,228</b>	<b>0,072</b>	<b>0,911</b>

Em relação aos valores de *RMSE* também se observou menores erros para os modelos que utilizaram a irradiância GHI, tendo o valor médio de 0,245 para VJ-R e 0,228 para VJ-M. Por outro lado, os modelos aplicando DNI apresentaram aproximadamente o dobro dos erros de GHI, com média de 0,456 para o grupo VJ-R e 0,446 para o grupo VJ-M. No entanto, conforme mencionado anteriormente, e também apontado por Rocha et. al, (2019), a métrica de erro *RMSE* possui a mesma unidade da variável prevista. Uma abordagem mais apropriada para comparações é utilizar o *nRMSE* ao invés do *RMSE*, pois o *nRMSE* representa melhor o impacto do erros nas medidas (Rocha et al., 2019).

Nesse contexto, observou-se de modo geral que os valores de *nRMSE* são menores. Comparando os modelos por meio das irradiâncias DNI e GHI, observou-se que as configurações de rede dos grupos VJ-R e VJ-M não influenciam na acurácia dos modelos. Nesse sentido, nota-se um erro médio de ~17% tanto o grupo VJ-R quanto VJ-M com irradiância DNI, ao passo que se tem ~7,2% de erro médio para os grupos de modelos VJ-R e VJ-M com irradiância GHI. Estes resultados sugerem que distintas as configurações de redes dos grupos VJ-R e VJ-H não influenciam a acurácia de predição para as irradiâncias GHI e DNI.

Ainda pela Tabela 5, nas comparações entre os distintos horizontes (5, 15 e 30 minutos) de cada grupo de modelos VJ-R e VJ-M aplicando irradiância DNI possuem os valores de *nRMSE* similares. No entanto, para o horizonte de 15 minutos e irradiância GHI, nota-se que os erros são ligeiramente menores para ambos os grupos VJ-R (6,3%) e VJ-M (6,7%).

De modo geral, as acurácias para a irradiância DNI não são influenciadas pelas diferentes estruturas de RNA's dos grupos de modelos VJ-R e VJ-M, pois, os valores médios são de  $nRMSE$  são 0,172 e 0,176, respectivamente, e portanto, semelhantes. Resultados similares são também observados para os valores de irradiância GHI, onde o grupo VJ-R exibe erro médio de 0,077 e VJ-R de 0,072. Por fim, essas análises sugerem que a mesma estrutura e configuração de RNA's, seja do grupo VJ-R ou VJ-M, exibem resultados similares entre os distintos horizontes de predição, sendo as menores taxas de erro  $nRMSE$  sendo observadas para o intervalo de 15 minutos.

## CONCLUSÃO

Nesta pesquisa realizou-se a análise comparativa de modelos distintos de Redes Neurais Artificiais que já foram empregados na literatura científica. O delineamento metodológico e a base de dados utilizada possibilitaram definir uma configuração experimental controlada e homogênea, e assim, proporcionar a avaliação e comparação dos erros e acurácias dos modelos de PPGESF.

Os resultados observados sugerem que configuração da RNA's utilizadas nos grupos de modelos VJ-R e VJ-M possui, em alguns casos, precisão semelhantes a seus modelos de referência (Rocha, et al. 2019) e (Mellit e Pavan, 2010), respectivamente. No entanto, é importante destacar que estes modelos de referência foram aplicados também para predições de médio e longo prazos.

O objetivo principal desta pesquisa consistiu em avaliar as distintas configurações de RNA's, já empregadas para previsão de geração de energia solar encontradas na literatura, por meio de análise experimental controlada com uma única base de dados de treinamento e testes. Essa base foi selecionada por ser especificamente projetada para o tema PPGESF. Nesse sentido, os principais resultados observados nesta pesquisa são:

- i) A variável previsora de irradiância GHI proporcionou a criação de modelos de predição com melhores índices de acurácia e precisão em relação à irradiância DNI;
- ii) O grupo de modelos VJ-M apresentou menores erros médio nas predições do que o grupo VJ-R de iguais horizontes temporais;
- iii) Fixando-se o determinado modelo (VJ-R ou VJ-M) e a irradiância (GHI ou DNI), a comparação das precisões entre os três horizontes analisados demonstrou menores erros médios para o horizonte de 15 minutos em todos os casos.

Adicionalmente, a base de dados utilizada foi elaborada especificamente para o desenvolvimento de métodos de predição de geração de energia solar fotovoltaica. Isto possibilitou projetar uma configuração experimental controlada com ambiente

homogêneo para analisar comparativamente distintas configurações de modelos de redes e variáveis (*inputs* e *output*) utilizadas para a PPGESF.

Destaca-se que nesta pesquisa não se buscou otimizar os modelos e torná-los mais precisos, porém, avaliar modelos, com estruturas e configurações, já empregados na literatura em distintos horizontes de predição de curto prazo e irradiâncias. Além disso, a escolha da base de dados utilizada proporcionou o uso dados de qualidade na avaliação experimental realizada.

Por fim, conclui-se a partir dos resultados observados na Tabela 5, que as estruturas de configuração das RNA's influenciaram na precisão das predições de curto prazo realizadas. Uma possível interpretação disto deve-se ao fato de que o grupo de modelos VJ-M possui redes com estrutura em multicamada, ou seja, com três camadas de neurônios ocultas, e isto melhora os índices de precisão em relação ao grupo VJ-R, que possui somente uma única camada oculta. Além disso, os modelos de redes avaliados proporcionaram maiores taxas de precisão nas predições, em todos os cenários, quando utilizaram a irradiância GHI em relação à DNI. Possivelmente, isto deve-se ao fato de que a irradiância DNI possui maior variabilidade em relação a GHI (Pozo-Vázquez et al., 2011), e esse comportamento não pôde ser representado pelos modelos de redes utilizados nesta pesquisa.

Como continuidade deste trabalho cita-se a análise da viabilidade do uso de RNA's multicamadas com estruturas mais complexas, tais como redes *Long Short Term Memory* (Qing e Niu, 2018) e a *Convolutional Neural Networks* (Huang e Kuo, 2019), pois, o banco de dados utilizado disponibiliza imagens do céu e outras informações para os horizontes de predição analisados.

## AGRADECIMENTOS

Esta pesquisa conta com o apoio: da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES, do Programa Institucional Agenda Tríplice (Edital PRPPG 137/2018) da Universidade Federal de Integração da América Latina - UNILA, do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPq (Nº 307223/2017-5 e Nº 407531/2018-1) e da PRPPG e PPGIES da UNILA. Os autores, em nome do Grupo de Pesquisa em Energia e Sustentabilidade Energética (GPEnSE), agradecem o apoio.

## REFERÊNCIAS

Aneel. **Geração Distribuída**. Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Disponível em: <[http://www2.aneel.gov.br/scg/gd/GD\\_Fonte.asp](http://www2.aneel.gov.br/scg/gd/GD_Fonte.asp)> Acesso: 28 abr. 2020. 2020.

- Antonanzas, J. *et al.* Review of photovoltaic power forecasting. **Solar Energy**, EDMANS Group, Department of Mechanical Engineering, University of La Rioja, Logroño, Spain, v. 136, p. 78–111, 2016.
- Bisong, Ekaba. Google Colaboratory. *In: Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform*. Berkeley, CA: Apress, 2019. p. 59–64. *E-book*.
- Blaga, Robert *et al.* A current perspective on the accuracy of incoming solar energy forecasting. **Progress in Energy and Combustion Science**, Faculty of Physics, West University of Timisoara, V Parvan 4, Timisoara, 300223, Romania, v. 70, p. 119–144, 2019.
- Gueymard, Christian A. A review of validation methodologies and statistical performance indicators for modeled solar radiation data: Towards a better bankability of solar projects. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, [S. l.], v. 39, p. 1024–1034, 2014.
- Huang, Chiou Jye; Kuo, Ping Huan. Multiple-Input Deep Convolutional Neural Network Model for Short-Term Photovoltaic Power Forecasting. **IEEE Access**, [S. l.], v. 7, p. 74822–74834, 2019.
- Irena. Renewable Capacity Statistics 2020. **International Renewable Energy Agency**. Abu Dhabi. 2020. ISBN 978-92-9260-239-0.
- Lappalainen, Kari; Valkealahti, Seppo. Photovoltaic mismatch losses caused by moving clouds. **Solar Energy**, [S. l.], v. 158, n. October, p. 455–461, 2017.
- Maciel, J. N.; Ledesma, J. J. G.; Junior, O. H. Ando. Forecasting Solar Power Output Generation: A Systematic Review with the Proknow-C. **IEEE Latin America Transactions**, [S. l.], n. (Aceito para Publicação), 2020.
- Mellit, Adel; Pavan, Alessandro Massi. A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy. **Solar Energy**, [S. l.], v. 84, n. 5, p. 807–821, 2010.
- Mining, E. **Python Machine Learning: Understand Python Libraries (Keras, NumPy, Scikit-Learn, TensorFlow) for Implementing Machine Learning Models in Order to Build Intelligent Systems**. [S. l.]: Amazon Digital Services LLC - KDP Print US, 2019.
- Paszke, Adam *et al.* PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. *In:* WALLACH, H. *et al.* (org.). **Advances in Neural Information Processing Systems 32**. [S. l.]: Curran Associates, Inc., 2019. p. 8026–8037. *E-book*.
- Pedro, Hugo T. C.; Larson, David P.; Coimbra, Carlos F. M. A comprehensive dataset for the accelerated development and benchmarking of solar forecasting methods. **Journal of Renewable and Sustainable Energy**, Department of Mechanical and Aerospace Engineering, Center for Energy Research University of California San Diego, San Diego, CA 92093, United States, v. 11, n. 3, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1063/1.5094494>
- Pozo-Vázquez, D. *et al.* Interannual variability of long time series of DNI and GHI at PSA, Spain. **Proc SolarPACES Conf**, [S. l.], n. May 2014, p. 1–8, 2011.
- Qing, Xiangyun; Niu, Yugang. Hourly day-ahead solar irradiance prediction using weather forecasts by LSTM. **Energy**, [S. l.], v. 148, p. 461–468, 2018.
- Rezende, Solange Oliveira. **Sistemas Inteligentes**. Editora Manole. 2013. *E-book*.
- Rocha, P. A. Cost. *et al.* Estimation of daily, weekly and monthly global solar radiation using ANNs and a long data set: a case study of Fortaleza, in Brazilian Northeast region. **International Journal of Energy and Environmental Engineering**, [S. l.], v. 10, n. 3, p. 319–334, 2019.
- Russell, Stuart; Norvig, Peter. **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. 3rd edition ed. India: Pearson Education India, 2015. *E-book*.
- Villalva, Marcelo Gradella. **Energia Solar Fotovoltaica: Conceitos e aplicações**. 2ed. ed. São Paulo: Érica, 2015. *E-book*.

## Apêndice B

Artigo 2

(MACIEL; WENTZ et al., 2021)

Article - 75 years - Special Edition

# Analysis of Artificial Neural Networks for Forecasting Photovoltaic Energy Generation with Solar Irradiance

Joylan Nunes Maciel<sup>1, 2\*</sup>

<https://orcid.org/0000-0003-0725-6917>

Victor Hugo Wentz<sup>2</sup>

<https://orcid.org/0000-0003-3218-3561>

Jorge Javier Gimenez Ledesma<sup>1, 2</sup>

<https://orcid.org/0000-0002-5979-4955>

Oswaldo Hideo Ando Junior<sup>1, 2</sup>

<https://orcid.org/0000-0002-6951-0063>

<sup>1</sup>Federal University of Latin American Integration (UNILA), Interdisciplinary Postgraduate Program in Energy and Sustainability (PPGIES), Foz do Iguaçu, Paraná, Brazil; <sup>2</sup>Federal University of Latin American Integration (UNILA), Energy and Energy Sustainability Research Group (GPEnSE), Foz do Iguaçu, Paraná, Brazil.

Editor-in-Chief: Alexandre Rasi Aoki

Associate Editor: Alexandre Rasi Aoki

Received: 2021.03.08; Accepted: 2021.04.08.

\*Correspondence: [joylan.maciel@unila.edu.br](mailto:joylan.maciel@unila.edu.br); Tel.: +55-45-3529-2800 (J.N.M)

## HIGHLIGHTS

- The input GHI variable increased the prediction accuracy of the ANN models in 10%.
- The meteorological variables do not influence the prediction errors statistically.
- ANNs with 10 neurons demonstrated lower accuracy than those with 30 and 60 neurons.
- ANNs with one hidden layer showed similar or higher accuracy than those with two layers.

**Abstract:** The growth in the use of solar energy has encouraged the development of techniques for short-term prediction of solar photovoltaic energy generation (PSPEG). Machine learning with Artificial Neural Networks (ANNs) is the most widely used technique to solve this problem. However, comparative studies of these networks with distinct structural configurations, input parameters and prediction horizon, have not been observed in the literature. In this context, the aim of this study is to evaluate the prediction accuracy of the Global Horizontal Irradiance (GHI), which is often used in the PSPEG, generated by ANN models with different construction structures, sets of input meteorological variables and in three short-term prediction horizons, considering a unique database. The analyses were performed with controlled environment and experimental configuration. The results suggest that ANNs using the input GHI variable provide better accuracy (approximately 10%), and their absence increases error variability. No significant difference ( $p>0.05$ ) was identified in the prediction error models trained with distinct meteorological input data sets. The prediction errors were similar for the same ANN model in the different prediction horizons, and ANNs with 30 and 60 neurons with one hidden layer demonstrated similar or higher accuracy than those with two hidden layers.

**Keywords:** forecasting solar power generation; artificial neural network; global horizontal irradiance.

---

## INTRODUCTION

The increase in electricity consumption can be supplied by the diversification of the energy matrix with alternative renewable sources. Investments in this strategy are occurring recently in Brazil, with solar photovoltaic and wind energy, contributing to energetic sustainability through the process of decarbonisation of electricity sector in Brazil [1]. In 2019, renewable energies represented 85% of Brazilian energy matrix [2]. Of this number, 62.7% comes from hydroelectric power plants, 9.4% from wind power plants, and 1.8% from solar photovoltaic power plants, which currently presents the largest growth in the country with 3 GW (GigaWatts) in 2020 [3].

In this scenario, it is important to study techniques for power generation prediction because, like other renewable energy sources, the photovoltaic solar energy generation has non-controllable features related to weather conditions, movements, height and thickness of clouds, temperature, intensity and duration of solar irradiance, air humidity, and others [4]. These features may cause intermittencies in the electric power generation process and increase the instability and insecurity of the energy grid [5, 6]. Therefore, the prediction of these intermittencies in the photovoltaic systems allows to optimize the control and dispatch of energy resources, and consequently mitigate the variation of the power injected into the electrical system [7, 8].

Several studies about the prediction of solar photovoltaic energy generation (PSPEG) have been published in the last decade [9] in technologically developed countries. However, due to recent investments in the use of these technologies in Latin America, little literature research is observed [10]. In general, the main classes of methods applied in the PSPEG are (i) statistical-time series, (ii) physical methods and (iii) ensemble methods [11]. Nowadays, approaches based on Machine Learning (ML) and Artificial Intelligence (AI) [12] are the most commonly studied due to their ability to solve complex problems with non-linear data structures. [13, 14]. In this context, the most applied method in the PSPEG are Artificial Neural Networks (ANN's) [10] and, more recently Deep Learning models [15].

Scientific studies in the literature generally apply ANN models in predictions to measure and compare the error accuracy with other studies. In these studies, several characteristics may be considered, such as the different types of input and output information, network structures, and prediction horizons [16]. However, such studies usually analyze the prediction errors considering these characteristics individually, or with different experimental configuration and different databases.

In this scenario, the aim of this study is to evaluate the prediction accuracy of the Global Horizontal Irradiance (GHI) in the PSPEG context. In order to reach this goal, a controlled experimental environment was used for the conjoint analysis of different features related to ANN models, two sets of the input variables, different structures, and short-term prediction horizon. The experimental evaluation was conducted in a controlled environment in which a unique dataset of training, validation and test was adopted, providing a homogeneous experimental configuration for all evaluated ANN models. In this way, the relationship between ANN features and models configurations was statistically compared.

## Theoretical Background and Related Works

The importance of the PSPEG is evidenced by the increase in the number of publications in the last decade [17] and, there is no literature consensus on the classification of prediction models. Therefore, in this research context, it is important to know the main concepts about the PSPEG research area [18]:

- Prediction Horizon: it refers to the amount of time, starting from a time  $t$  in which the predictions are performed. This information is relevant for the selection of input data and the techniques employed in the prediction models [16]. However, there is no scientific consensus about the definition and nomenclature of these prediction horizons. For this study, following classification was considered: short-term (seconds to 60 minutes), medium-term (one to 24 hours), and long-term (one day to weeks ahead) [18].

- Endogenous and Exogenous Data: it refers to the source of the input data for the prediction models. Prediction models with endogenous come from present or historical time series (TS), while exogenous data are derived from local or remote measurements, which include total sky images, cloud and wind data, temperature, humidity, solar irradiance, and others [16].

- Classes of the Prediction Models: it refers to the two prediction approaches commonly applied. Direct Prediction provides directly the solar power energy generated in kilowatts (kW); and the Indirect Prediction first predicts the solar irradiation in Watts/meter<sup>2</sup> (W/m<sup>2</sup>), and uses the results to calculate the potential solar

power energy generation (kW) [16]. The most commonly used solar irradiance in the PSPEG is the Global Horizontal Irradiance [16], adopted in this study.

- **Prediction Methods:** refers to the several techniques and algorithms applied in the PSPEG field. Two scientific reviews of these methods are detailed in [11, 19], and the accuracy of these methods varies depending on the prediction horizon.

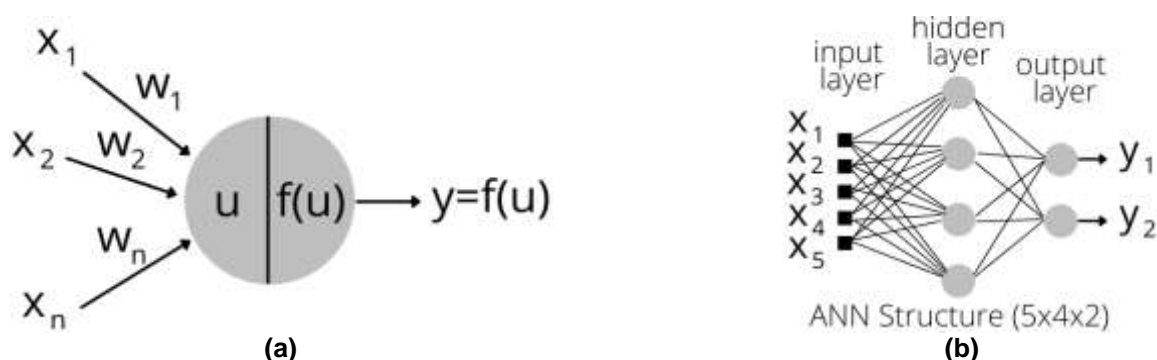
Historically, the most widely used approach in the PSPEG is the Machine Learning [13, 14, 20] with ANN models [21–25]. The most cited researches in the literature, considering the citations number's in Google Scholar in February 8th, 2021, are the ANN's proposed in [21] and [22] for solar irradiance prediction over the 24-hour horizon. These studies were conducted in different locations with distinct meteorological data and ANN structures. In [21] it was found that the correlation coefficient ( $r$ ) ranged from 98–99% for sunny days and 94–96% for cloudy days, while in [22] the  $r$  coefficient varied between 96% and 99% for cloudy days, and from 48–81% for rainy days. Another proposed study with ANN's for hourly predictions and up to six days ahead reported errors above 15% on same-day predictions, decreasing accuracy with increasing horizon [23].

The paper described in [24] specifically analyzed different ANN *Multilayer Perceptron* (MLP) structures in horizons of four or more days, finding that the ANN's structures should be defined according to the data and the prediction horizon. Finally, a study proposing a re-prediction approach based on ANN optimization to increase the accuracy of three prediction models was reported in [25], improving the accuracy for short-term predictions for 5, 10, and 15 minutes.

Based on literature reviews [7,10,18] and previously cited researches, it was found that all works use different data sets from distinct geographic locations, and generally aim at proposing and analyzing ANN structures, or their optimization, to improve the accuracy for different horizons of short-term, medium-term, or long-term predictions. However, no accurate comparisons of ANN's models considering conjoint analysis of different features as input information, short-term prediction horizons and, ANN structures in the same homogeneous and controlled experimental environment. In this context, this study seeks to develop, evaluate and statistically compare a set of ANN models using a single database [26], considering the use of different input meteorological information and short-term prediction horizons.

## MATERIALS AND METHODS

In order to understand the machine learning process with an ANN, it is necessary to understand how it works. An ANN works similarly to the neurons of the human brain, capable of solving approximation, prediction, classification, standardization, and optimization problems [12]. Figure 1 schematically presents (a) an artificial neuron, where  $x_1, x_2, \dots, x_n$  correspond to the inputs. For each input  $x_i$  there is a weight  $w_i$  corresponding to the sum of the inputs  $x_i$  which is pondered by the weights  $w_i$ , and the linear output  $u$ , where  $u = \sum_i w_i x_i$ . The activation output  $y$  of the neuron is obtained by applying of a function  $f$  to the linear output  $u$ , denoted by  $y = f(u)$ . The  $f$  function is known as the activation function and can assume several nonlinear forms [27]. In this study, ANN's of type Multilayer Perceptron (MLP) with the activation function RELu and the Backpropagation training algorithm [12] were employed.



**Figure 1.** Schematic representation of (a) an artificial neuron and (b) an Artificial Neural Network. Adapted from [27].

Figure 1 (b) represents a simple ANN with structure (5x4x2) that has five inputs ( $x_1, x_2, \dots, x_5$ ), four neurons and a hidden layer, and two outputs ( $y_1$  e  $y_2$ ). Therefore, an ANN is formed by several processor elements that execute simple functions and together, have the ability to solve complex problems due to their intrinsic computational ability to learn and generalize [27].



In the PSPEG context, ANN models receive, as input, real databases with meteorological information and provide as prediction result the solar irradiance (Indirect Prediction) or generated solar energy (Direct Prediction). ANNs models make static predictions, that is, the next predicted value is estimated by model based on the previous real input value, considering the selected horizon prediction. A variety of the meteorological variables can be applied to the models, such as wind and cloud speed and direction, temperature, humidity, solar irradiance, atmospheric pressure, and others. In this study were employed the most used input and output variables studied in the PSPEG literature [18]. An analysis of the correlation of some these variables with solar irradiance is reported in [7].

## Data Description

This study was conducted from the database [26] composed of endogenous and exogenous data relative to meteorological information, solar irradiance, and images. This real and standardized information was collected over the full three-year period (2014–2016), with quality controlled and samples stored in the 1-minute time horizon. Table 1 presents the input variables used in this study and originated in Folsom City, California (United States of America) [26].

**Table 1.** Data and database details applied in this study.

Parameter	Variable Description	Type	Horizon Prediction	Number of Samples		
				Training Dataset (2014-2015)	Test Dataset (2016)	Total
<i>air_temp</i>	Air temperature	Input	1 minutes	1.028.982	261.360	1.290.342
<i>relhum</i>	Relative humidity	Input				
<i>press</i>	Atmospheric pressure	Input	15 minutes	68.601	17.424	86.025
<i>windsp,</i> <i>max_windsp,</i> <i>winddir</i>	Wind speed, Maximum wind speed, Wind direction	Input				
<i>precipitation</i>	Precipitation (rain)	Input				
<i>month, hour, min</i>	Month, hour, minute	Input	60 minutes	17.152	4.356	21.508
<i>solar_irradiation</i>	Global Horizontal Irradiance	Input/Output				

The solar irradiance and meteorological information data from [26] includes 1,290,342 available samples. These data were pre-processed for the short-term prediction horizons of 1, 15, and 60 minutes, and the number of samples, test and training for each prediction horizon are described in Table 1.

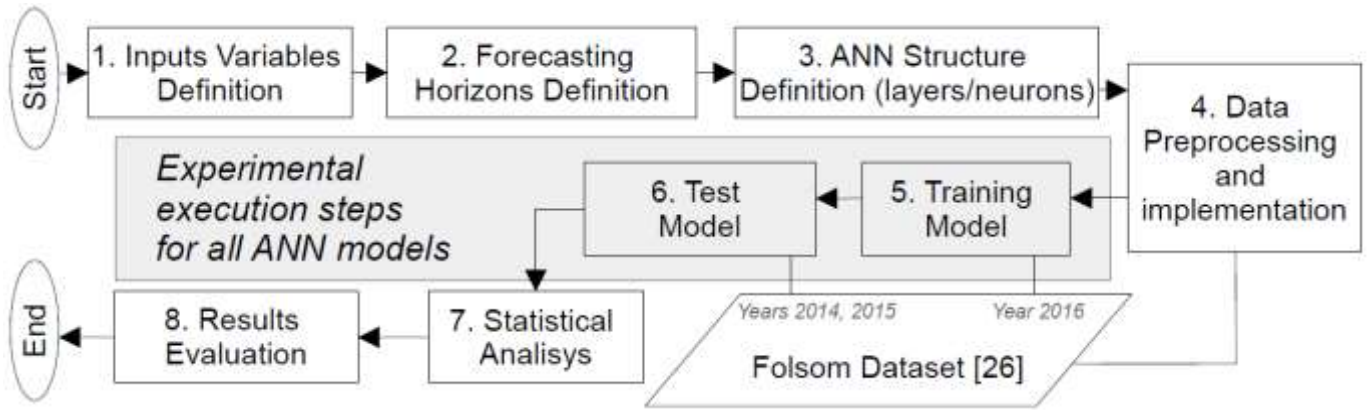
## Tools and Technologies

Several computational tools implement ANNs. In this work, we used the Python programming language [28] and Keras [29], an open-source library which provide programming packages for ANNs that facilitate the manipulation of training, testing, and analysis of the models.

The development and execution of ANN's models, including the training and testing steps were conducted in the collaborative open-source programming environment Google Colab [30]. A virtual machine and with the Nvidia K80s Graphics Processing Unit with 12 GB memory, were used. The code and results were combined in documents called notebooks and are available in the supplementary materials.

## Experimental Configuration and Execution

ANNs are supervised learning algorithms that require previous iterative training to obtain the optimal weights and biases according to the model and data used [12]. In this sense, Figure 2 displays the components, flow and experimental execution steps designed for this study. Initially, the input variables (1), the temporal resolution horizons of the predictions (2), and the models structure in layer and neuron (3) were defined. After that, the database [26] is preprocessed and the models are implemented (4), and the models are trained with data from 2014 and 2015 (5) and, then, tested with data from the year 2016 (6). In this study, all ANN models used the RELu activation function and the Backpropagation training algorithm [12], with up to 1000 training epochs. Finally, the errors of synthetically generated models were statistically analyzed (7) and the results are discussed (8).



**Figure 2.** Steps, flow and components of the experimental execution environment.

The prediction accuracy of ANN models can be evaluated with different statistical measures in the PSPEG. This study provides and applied the following statistical measures to compare the developed ANN models: Coefficient of Determination ( $R^2$ ), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), and Root Mean Square Error (RMSE), detailed in equations (1), (2), and (3), respectively.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (p_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^N (p_i - o_i)} \quad (1)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{p_i - o_i}{o_i} \right| \quad (2)$$

$$RMSE = \left[ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N (p_i - o_i) \right]^{1/2} \quad (3)$$

In these measures,  $N$  represents the number of data points in the distribution,  $M$  refers to the mean of the observed distribution,  $p_i$  to the  $i_{th}$  predicted point and,  $o_i$  represents the  $o_{th}$  observed point [31]. Comparisons of accuracy of models with different sample sizes was performed by normalizing the RMSE metric with reference to the mean  $\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M o_i$  of the observed data, where  $nRMSE = RMSE/\mu$  [18].

Table 2 summarize the experimental settings and information related to accuracy from all ANN models utilized in this study. The experiments were performed for scenarios A and B that differ only by the absence (scenario A) and presence (scenario B) of the GHI input variable. Each scenario has two ANN sets with input variables (Input Sets). The first set is broader and used all seven available meteorological variables (Complete Input Set), while the second set (Reduced Input Set) is less extensive and contains the three more common meteorological variables. In this study three short-term prediction horizons (1, 15 and 60 minutes) were defined and evaluated for the output variable Global Horizon Irradiance (GHI).

According to Table 2, a total of 24 ANN models with distinct structures of one and two hidden layers were defined, developed, and analyzed. As a structure example, the ANN (10×15×15×1) has 10 neurons in the input layer, two hidden layers with 15 neurons each, and one neuron in output layer. For all models, the same preprocessed dataset [26] was applied in the training (years 2014 and 2015) and testing (year 2016) steps.

The experimental configuration, described in Table 2, was designed to allow different conjoint analysis between (i) the use of the input variable GHI (Scenarios A and B) (ii) input variable sets (Input Sets), (iii) short-term prediction horizons (1, 15 and 60 minutes) and, (iv) ANN structures (layers and neuron numbers). In this context, the next section presents the experiment results and respective analysis and discussions.

**Table 2.** Experimental configuration of the all ANN models, variables and predictions horizons.

	Scenario A (Without GHI)		Scenario B (With GHI)	
	Complete Input Set	Reduced Input Set	Complete Input Set	Reduced Input Set
<b>Input Variables</b>	Air temperature, Relative humidity, Atmospheric pressure, Wind speed, Maximum wind speed, Wind direction, Precipitation, Month, hour, minute	Air temperature, Wind speed, Wind direction, Month, hour and minute	Air temperature, Relative humidity, Atmospheric pressure, Wind speed, Maximum wind speed, Wind direction, Precipitation, Month, hour, minute, GHI	Air temperature, Wind speed, Wind direction, Month, hour and minute, GHI
<b>Output Variable</b>	GHI	GHI	GHI	GHI
<b>Prediction Horizons (minutes)</b>	1, 15 and 60	1, 15 and 60	1, 15 and 60	1, 15 and 60
<b>Structure ANN Models (input×neurons/layers×output)</b>	(10×10×1)	(6×10×1)	(11×10×1)	(7×10×1)
	(10×30×1)	(6×30×1)	(11×30×1)	(7×30×1)
	(10×60×1)	(6×60×1)	(11×60×1)	(7×60×1)
	(10×5×5×1)	(6×5×5×1)	(11×5×5×1)	(7×5×5×1)
	(10×15×15×1)	(6×15×15×1)	(11×15×15×1)	(7×15×15×1)
	(10×30×30×1)	(6×30×30×1)	(11×30×30×1)	(7×30×30×1)
<b>Training Data (years)</b>	2014	2014	2014	2014
	2015	2015	2015	2015
<b>Test Data (year)</b>	2016	2016	2016	2016

## RESULTS AND DISCUSSION

The experimental analysis was conducted with 24 different ANN structures, three prediction horizons, and two sets of input variables in each scenario (A and B) (Table 1). The propose methodological design of the experimental configuration and database employed allowed defining a controlled and homogeneous environment and, to evaluate and compare the distributions of prediction errors (accuracy) of the synthetic models. In the Google Colab environment, the training average and testing time for each ANN model varied from two to five hours depending on the prediction horizon, structure, and ANN inputs. The experiments result in scenarios A and B are exhibited and discussed in the next section.

### Statistical Measures of the Prediction Errors

The experiments were run from the steps in Figure 2 and settings in Table 2. The results regarding the prediction errors (accuracy) of all ANN models are shown in Table 3 for scenarios A and B. These scenarios refer to the absence and presence of the input variable GHI, respectively. In each scenario the values of the prediction errors distribution are presented by model and configuration of Input Sets, ANN Structure, and Prediction Horizon. Four statistical metrics are used ( $RMSE$ ,  $nRMSE$ ,  $MAPE$  and  $R^2$ ) to represent the errors and facilitate a more complete analysis and understanding of the characteristics of the error distributions, and allow results comparison with other future studies. The  $R^2$  metric expresses the fit of the predicted model data to the original data, and the closer to 1, the smaller error and the higher accuracy of the predicted model. The  $RMSE$  (or  $nRMSE$ ) is the most widely used metric because it is sensitive to the variability of large individual errors. Finally, the  $MAPE$  metric quantifies the overall prediction error based on mean percentage error [31].

For each model and Input Sets configuration, ANN Structure and Prediction Horizon, the mean ( $m$ ) and standard deviation ( $sd$ ) values of all metrics are presented in the Table 3. The results indicate that scenario A models generally have lower accuracy predictions ( $RMSE$ ,  $nRMSE$  and  $MAPE$ ) in comparison to scenario B. Furthermore, the mean coefficient of determination ( $R^2$ ), which indicates how close the test and predicted data are to one [31], is generally 10% lower in scenario A. In addition, the variability in model errors in scenario A is higher than in scenario B, demonstrating that the presence of the GHI input led to more stable predictions in the evaluated models.

The results in Table 3 demonstrate that, in general, the models group in scenario A with Reduced Input Set produces predictions with highest mean error and lowest mean  $R^2$  values. In Scenario B this result was not observed. Therefore, in scenario A, the use of more meteorological information produced more accurate predictions.

**Table 3.** Statistical metrics of the prediction errors distributions for all ANN models.

<b>Model's Accuracy in Scenario A (Without GHI)</b>															
ANN Structure		Prediction Horizon	RMSE	$\eta$ RMSE	MAPE	$R^2$	ANN Structure		Prediction Horizon	RMSE	$\eta$ RMSE	MAPE	$R^2$		
<b>Complete Input Set</b>	One Hidden Layer	(10×10×1)	1	0.05	0.09	0.18	0.89	Reduced Input Set	(6×10×1)	1	0.08	0.12	0.25	0.79	
			15	0.08	0.12	0.30	0.81			15	0.09	0.13	0.30	0.79	
			60	0.09	0.12	0.27	0.83			60	0.09	0.12	0.29	0.84	
		(10×30×1)	1	0.05	0.07	0.14	0.94		(6×30×1)	1	0.05	0.08	0.16	0.92	
			15	0.06	0.07	0.18	0.93			15	0.06	0.08	0.19	0.91	
			60	0.07	0.10	0.17	0.89			60	0.07	0.09	0.16	0.90	
	(10×60×1)	1	0.04*	0.06	0.11	0.96	(6×60×1)	1	0.05	0.07*	0.15	0.92			
		15	0.05	0.06	0.14	0.95		15	0.06	0.08	0.15	0.91			
		60	0.06	0.07	0.15	0.94*		60	0.07	0.09	0.18	0.91			
	Two Hidden Layers	(10×5×5×1)	1	0.07	0.11	0.26	0.82	Two Hidden Layers	(6×5×5×1)	1	0.09	0.14	0.36	0.74	
			15	0.09	0.12	0.28	0.81			15	0.10	0.15	0.43	0.71	
			60	0.10	0.13	0.31	0.80			60	0.11	0.15	0.36	0.73	
		(10×15×15×1)	1	0.04*	0.06	0.13	0.95		(6×15×15×1)	1	0.05	0.07*	0.15	0.93	
			15	0.06	0.07	0.13	0.93			15	0.07	0.09	0.15	0.90	
			60	0.07	0.10	0.14	0.89			60	0.08	0.10	0.17	0.87	
	(10×30×30×1)	1	0.04*	0.05*	0.09*	0.97	(6×30×30×1)	1	0.05	0.07*	0.10*	0.94*			
		15	0.05	0.06	0.09*	0.96		15	0.06*	0.07*	0.10*	0.93			
		60	0.06	0.08	0.14	0.93		60	0.07	0.08	0.13	0.92			
	<i>Mean (m)</i>			0.06	0.09	0.18	0.90	<i>Mean (m)</i>			0.07	0.10	0.21	0.86	
	<i>Std. Dev. (sd)</i>			0.02	0.03	0.07	0.06	<i>Std. Dev. (sd)</i>			0.02	0.03	0.10	0.08	
	<b>Model's Accuracy in Scenario B (With GHI)</b>														
	ANN Structure		Prediction Horizon	RMSE	$\eta$ RMSE	MAPE	$R^2$	ANN Structure		Prediction Horizon	RMSE	$\eta$ RMSE	MAPE	$R^2$	
	<b>Complete Input Set</b>	One Hidden Layer	(11×10×1)	1	0.01	0.01	0.03	0.99*	Reduced Input Set	(7×10×1)	1	0.01	0.01*	0.05	0.99*
				15	0.01	0.01	0.07	0.99*			15	0.01	0.02	0.09	0.99*
60				0.01	0.02	0.07	0.99*	60			0.02	0.03	0.09	0.99*	
(11×30×1)			1	0.01	0.01	0.02	0.99*	(7×30×1)		1	0.00*	0.01*	0.02	0.99*	
			15	0.00*	0.01	0.01*	0.99*			15	0.01	0.01*	0.03	0.99*	
			60	0.02	0.02	0.05	0.99*			60	0.01	0.01*	0.02*	0.99*	
(11×60×1)		1	0.00*	0.01	0.02	0.99*	(7×60×1)	1	0.00*	0.01*	0.02*	0.99*			
		15	0.00*	0.01	0.02	0.99*		15	0.01	0.01*	0.02*	0.99*			
		60	0.00*	0.00*	0.01*	0.99*		60	0.01	0.01*	0.05	0.99*			
Two Hidden Layers		(11×5×5×1)	1	0.03	0.05	0.17	0.96	Two Hidden Layers	(7×5×5×1)	1	0.04	0.06	0.16	0.94	
			15	0.05	0.08	0.19	0.92			15	0.05	0.07	0.17	0.93	
			60	0.04	0.07	0.18	0.94			60	0.05	0.08	0.18	0.93	
		(11×15×15×1)	1	0.03	0.05	0.08	0.97		(7×15×15×1)	1	0.02	0.04	0.07	0.98	
			15	0.03	0.04	0.07	0.98			15	0.03	0.05	0.06	0.97	
			60	0.04	0.06	0.07	0.95			60	0.03	0.04	0.08	0.98	
(11×30×30×1)		1	0.03	0.05	0.06	0.97	(7×30×30×1)	1	0.03	0.04	0.08	0.97			
		15	0.02	0.03	0.05	0.99*		15	0.02	0.03	0.03	0.99*			
		60	0.02	0.03	0.07	0.99*		60	0.03	0.05	0.05	0.98			
<i>Mean (m)</i>			0.02	0.03	0.07	0.98	<i>Mean (m)</i>			0.02	0.03	0.07	0.98		
<i>Std. Dev. (sd)</i>			0.02	0.02	0.06	0.02	<i>Std. Dev. (sd)</i>			0.02	0.02	0.05	0.02		

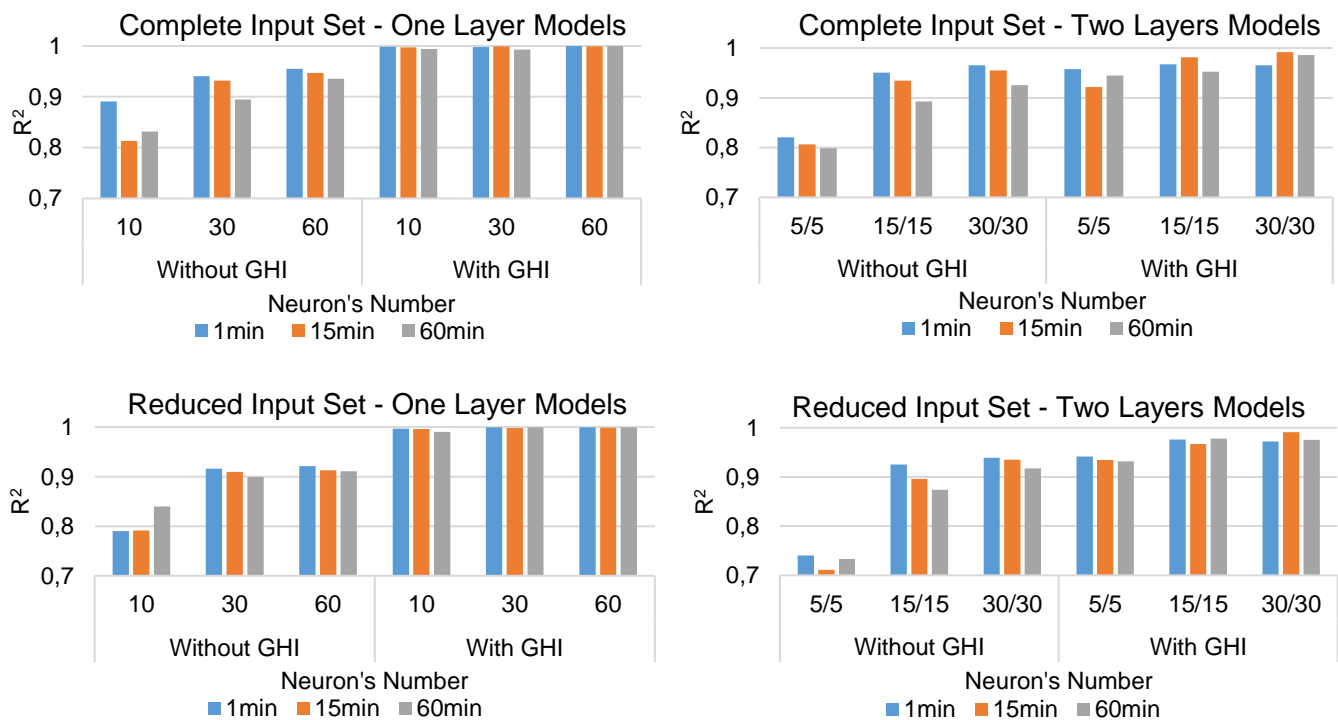
\*Asterisks values are considered the best accuracy results for each statistical metric.

## Analysis and Discussion

This section presents the statistical analyses and comparisons of the prediction errors for all the models in Table 3. Although information from four error metrics is provided, the analyses were primarily based on two main metrics: the *RMSE* which is the most widely employed in the literature as it is sensitive to large individual errors and captures the variability of the distributions [18,31], and the  $R^2$  which estimates the quality and accuracy of the model fit relative to the original data, i.e., if a  $R^2$  is closer to 1, better accuracy and quality of the predicted model [31]. The analysis and discussion results in the next sections are focused on the use of the input variable GHI, the input variable sets, the prediction horizons, and the ANN structures.

### The use of GHI Input Variable (Scenarios A and B)

In [7] it was reported that solar PV has a 98% of correlation coefficient with solar irradiance. The fast variation of solar irradiance, called solar ramp, is an important characteristic in the solar photovoltaic generation. The intermittency at a point due to a passing cloud can exceed 60% of the peak of solar irradiance in seconds. Thus, the solar irradiance and energy generation may fluctuate with high amplitude at different time scale [18]. This study aims to evaluate the influence of the GHI irradiance in relation to prediction accuracy of the different ANN structures and input set configurations (Reduced Input Set and Complete Input Set). Figure 3 show the coefficient of determination ( $R^2$ ) of the prediction errors considering the similar ANN models in scenarios A and B. It can be observed that the models in scenario B (with GHI) exhibit, in all comparisons, better accuracy rates than scenario A models (without GHI).



**Figure 3.** Accuracy of predictions between Scenario A (Without GHI) and Scenario B (With GHI) models.

The mean coefficient of determination for all models in scenario A is  $R^2 = 0.88$ , while in scenario B  $R^2 = 0.98$  was obtained. This shows that the predictions using the input variable GHI (scenario B) were approximately 10% more accurate. Furthermore, the accuracy difference between Scenarios A and B is more notable in ANN's models with Complete Input Set. Moreover, the accuracy difference between Scenarios A and B is more notable in ANN's models with the Complete Input Set input variables. Thus, the presence of the GHI input variable increased the predictions accuracy when compared to the Reduced Input Set models (Figure 3).

### The Input Variables Sets

Analysis of the input variable sets was performed to evaluate their relevance with ANNs in the context of the PSPEG. In scenario A, although the Complete Input Set models show slightly lower prediction errors ( $R^2$ ) when compared to the Reduced Input Set models, the statistical comparison of errors (*RMSE*) in Table 4

indicates that the observed statistically difference is not significant (95%) within the same scenario (A or B, with  $p > 0.05$ ). This result was obtained by applying the analysis of variance ANOVA statistical test [32] to compare all models together and, Tukey-Kramer post-test to compare the statistical difference of the models pairs [33]. Therefore, in this study context, a particular ANN model and configuration did not have its prediction capacity affected by using the Complete Input Set or the Reduced Input Set.

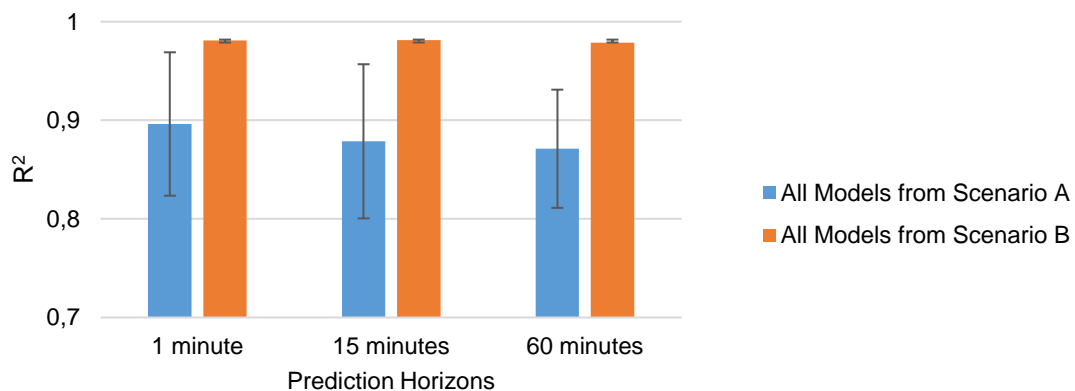
On the other hand, the presence of the input GHI variable promotes a statistically significant and increase the prediction accuracy of ANNs models (Figure 3 and Table 4). This demonstrates that ANN models capture better the variability of GHI irradiance when this information is present in training and performing of the models.

**Table 4.** RMSE errors comparisons between models with Reduced Input Set and Complete Input Set.

Comparisons	$p$ -value	Meaning (statistical difference)
Scenario A/ Complete Input Set × Scenario A/ Reduced Input Set	$p > 0.05$	Not significant
Scenario A/ Complete Input Set × Scenario B/ Complete Input Set	$p < 0.001$	Significant
Scenario A/ Complete Input Set × Scenario B/ Reduced Input Set	$p < 0.001$	Significant
Scenario A/ Reduced Input Set × Scenario B/ Complete Input Set	$p < 0.001$	Significant
Scenario A/ Reduced Input Set × Scenario B/ Reduced Input Set	$p < 0.001$	Significant
Scenario B/ Complete Input Set × Scenario B/ Reduced Input Set	$p > 0.05$	Not significant

### The Forecasting Horizons

As reported, no significant difference was identified in the ANN models using the Complete Input Set or Reduced Input Set. Thus, the analysis of the three short-term prediction horizons (1, 15 and 60 minutes) was performed individually for each scenario (A and B) and the errors of all models were considered for each horizon analyzed. Figure 4 shows the mean coefficient of determination ( $R^2$ ) and the standard deviation for each prediction horizon.



**Figure 4.** Mean and standard deviation of prediction errors ( $R^2$ ) for the evaluated horizons.

The results revealed that scenario A models have, in general, a slight decrease in accuracy when there is an increase in the prediction horizon, as well as a greater predictions variability in all horizons. On the other hand, in scenario B the mean precision value remained constant in all three horizons; therefore, it can be inferred that the prediction horizon had little influence on the precision for all models evaluated. Furthermore, it is observed in Figure 4 that the models of scenario A present lower precision indexes in comparison to scenario B, demonstrating again the influence of the input GHI variable.

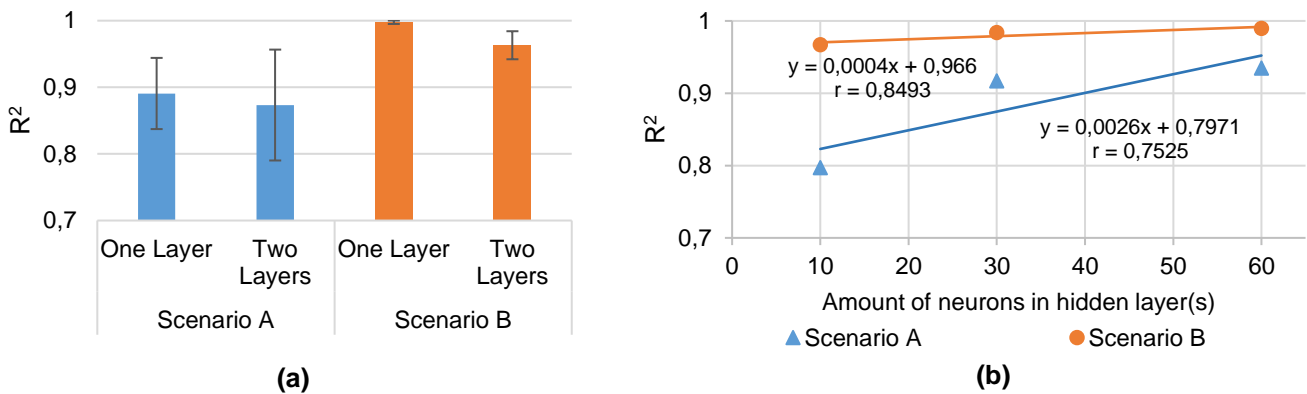
### ANN Models and Structures

The structure of an ANN can be evaluated by the number of neurons and hidden layers. The experiments were performed with one- and two-layer networks that totalize models with 10, 30, and 60 neurons in the hidden layer(s). Figure 5(a) presents the mean and standard deviation of the prediction errors of the models grouped by the number of layers in each scenario. Models with a single hidden layer in both scenarios, show higher mean accuracy than models with two layers, considering ANN's with the same amount of neurons.



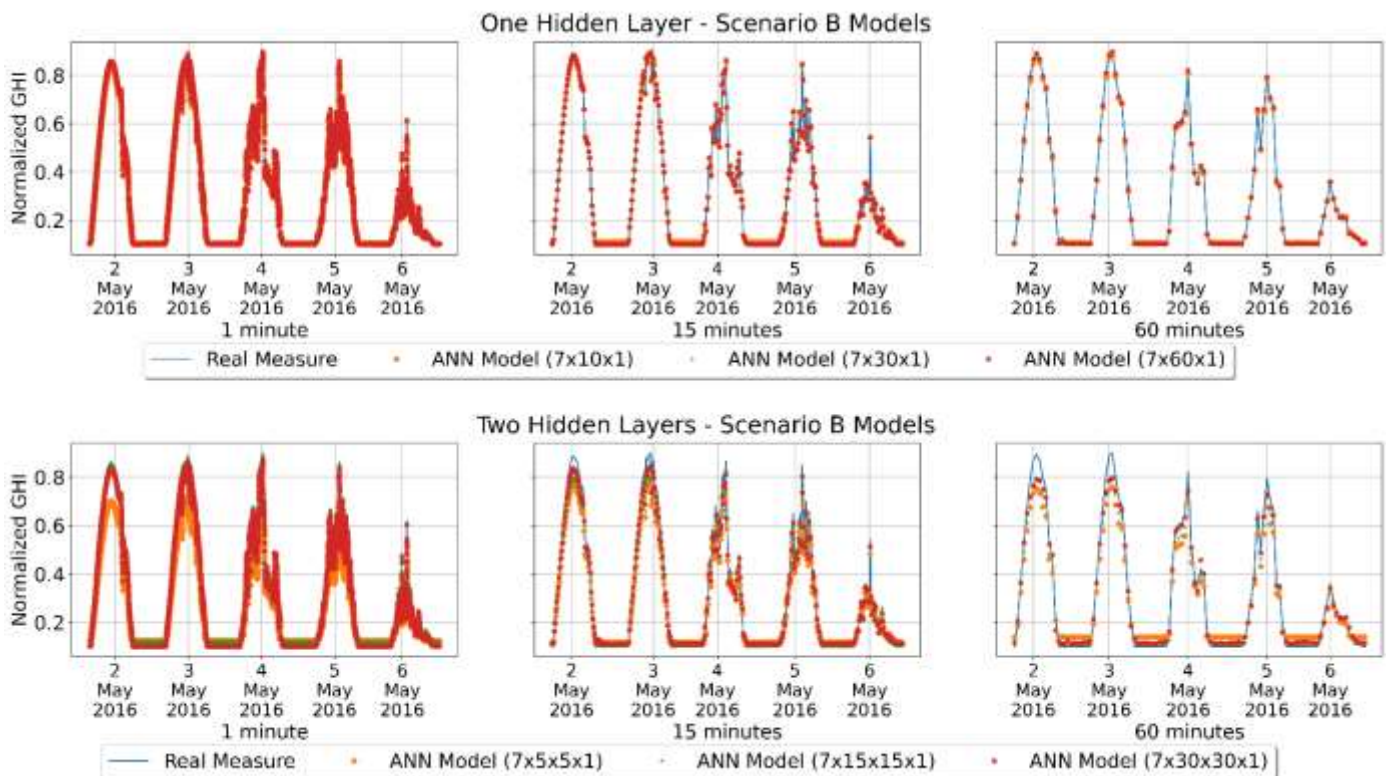
Consequently, it can be inferred that networks with a single hidden layer are able to capture and predict data variability equal or better than ANN's with two hidden layers (approximately 3%).

Figure 5(b) shows the mean prediction error for all ANNs with the total amount of 10, 30, and 60 neurons in the hidden layer(s), independently of the amount. This analysis seeks to evaluate whether the total amount of neurons in the hidden layer(s) of each ANN affected the prediction accuracy. In scenario A (without GHI) the increase in the number of neurons increased, more markedly, the mean accuracy of the models, demonstrated by the positive linear correlation [32] with  $r = 0.75$ . This positive correlation is less noticeable in scenario B, where  $r = 0.84$  was obtained. In addition, the models with 10 neurons in the hidden layer(s) demonstrated lower accuracy indexes than the other ANN's, especially in scenario A (without GHI) in which the accuracy was 11% lower ( $R^2 = 0.79$ ) than in the other models ( $R^2 \geq 0.91$ ).



**Figure 5.** Means of all the prediction errors ( $R^2$ ) for (a) hidden layers and (b) total amount of neurons in each ANN.

Based on the analysis of the results in Table 3 and Figure 5(a), the ANN models and configurations that showed higher prediction accuracy belong to scenario B, independent of the use of Reduced Input Set or Complete Input Set inputs (Table 4). Considering this, the GHI irradiance predictions of all ANN's in scenario B using Reduced Input Set are presented in Figure 6. The GHI values were normalized according to [34] and are presented for the 1, 15, and 30 minute horizons.



**Figure 6.** Sample of predictions of the ANN models with one and two hidden layers.

In Figure 6 the top graphics represent the models prediction with a single hidden layer, and the bottom graphics are networks with the same neurons numbers and two hidden layers. The exhibited period from May, 2 to May, 6, in 2016, was selected to demonstrate samples of the predictions on days of clear skies (2 and 3), slightly cloudy (4 and 5), and rainy (6). The points represent the synthetically generated predictions, and these points number is related to the horizon prediction. For example, the 1-minute horizon has a higher points amount than others. In addition, Table 5 summarizes the ANN structures with the best prediction performance ( $R^2$ ) in scenarios A and B, for the sets of input variables and evaluated prediction horizons.

**Table 5.** The best ANN structures in accuracy for all scenarios and experimental configurations.

	Input Set	Prediction Horizon	ANN Structure with Best Accuracy	$R^2$	Hidden Layer(s)	Total Amount of Neurons
<b>Scenario A (Without GHI)</b>	Reduced	1	(6×30×30×1)	0.93	2	60
		15	(6×30×30×1)	0.95	2	60
		60	(6×30×30×1)	0.92	2	60
	Complete	1	(10×30×30×1)	0.96	2	60
		15	(10×30×30×1)	0.93	2	60
		60	(10×60×1)	0.94	1	60
<b>Scenario B (With GHI)</b>	Reduced	1	(7×30×1)	0.99	1	30
		15	(7×60×1)	0.99	1	60
		60	(7×30×1)	0.99	1	60
	Complete	1	(11×60×1)	0.99	1	60
		15	(11×30×1)	0.99	1	30
		60	(11×60×1)	0.99	1	60

As observed, in scenario A (without GHI) the best results were obtained mainly through ANN's of two hidden layers and 60 neurons. In scenario B (with GHI), the models with one hidden layer displayed better results. Therefore, the use of the GHI input allowed improving prediction accuracy in models with a single hidden layer and 30 or 60 neurons.

## CONCLUSIONS

This study, ANN models applied to short-term prediction of solar photovoltaic energy generation were evaluated. The tools, environment, and methodology were designed to enable a controlled and homogeneous experimental configuration, and hence, provide adequate evaluation and comparison of the models prediction errors (accuracy). Furthermore, for reproducibility of this study, the scripts produced in Python language [35] and used data are available in <<https://sites.google.com/site/joylan/supplementary-material>>.

The present study evaluated ANN's models with the following characteristics: use of the input variable GHI (scenarios A and B), input variable sets (Complete Input Set and Reduced Input Set), prediction horizons (1, 15 and 60 minutes) and ANN's structures. Although ANN's models have been used in the PSPEG for at least a decade [10], the analysis of these four features, presented in this study, have not been identified in the literature. In this context, the main results in this study were based on the evaluated features and are described below:

- A. The input GHI variable increased the prediction accuracy (approximately 10%) for all horizons, structures, and ANN input configurations (Table 3 and Figure 3). While this result was expected [7], this study provides additional information that quantifies the relevance and accuracy of ANN models with GHI;
- B. Prediction errors measured between the Reduced Input Set and Complete Input Set groups do not indicate a significant difference between them (Table 4). Therefore, the use of more meteorological variables did not affect statistically the prediction accuracy in evaluated models. Possibly, the variables chosen for the Reduced Input Set are the most relevant for prediction the output GHI variable. This information is relevant in the prediction systems design, because there are additional costs in the acquisition of sensors to capture information and, with this study, it is possible to choose, or not, their use;



- C. The ANN's models evaluation in three short-term prediction horizons showed that there is a small decrease in accuracy when the prediction horizon increases in scenario A, where the great variability of the predictions is also highlighted (Figure 4). In scenario B, the mean precision and variability remained practically constant over the horizons. Therefore, changing the prediction horizon had little influence on the accuracy of the ANNs evaluated. For others prediction horizons the ANN models should be trained with new data;
- D. The ANN structures analysis with same neurons number, in both scenarios, showed that the models with a single layer have a slightly better accuracy rate (approximately 3%) than the models with two hidden layers. The single hidden layer networks were able to learn the variability of the data equal to or better than the two hidden layer models (Figure 5(a)). Regarding the amount of total neurons of the ANNs, models with 30 and 60 neurons showed better accuracy rates (approximately 11%) relative to models with 10 neurons, especially with the absence of the input GHI variable (Figure 5(b)). Furthermore, the most accurate ANN models feature two hidden layers for scenario A (without GHI) and one hidden layer in scenario B (with GHI) (Table 5).

This study did not aim to improve the ANN models accuracy, but, to evaluate them with different structures, input variable configurations, and prediction horizons, in order to contribute to future research in the context of the PSPEG. In addition, the standardized database was selected to perform experiments with controlled and quality data. Another example of the contribution of this study is that the fact that ANNs with one layer show performance equal or superior to networks with two hidden layers is important to contribute to future works in the PSPEG with ANNs, since a larger number of layers and neurons requires more data and, consequently, more training time for the models [36].

Finally, the results revealed that the GHI variable is essential to increase the accuracy of ANN models at the same time it decreases the error variability. The meteorological variables of the Complete Input Set did not provide significant improvement in accuracy for the models evaluated, and ANNs with 30 and 60 neurons in the hidden layer(s) showed better performance than the models with 10 neurons, which, possibly, were not able to capture the variability of the data because they constitute more simple evaluated ANN structures. For future research, we plan to apply and analyze Deep Learning models [15, 36] in short-term predictions.

**Funding:** This research was funded by Triple Agenda Institutional Program of the Federal University of Latin American Integration, the Araucária Foundation of Support to the Scientific and Technological Development of the State of Paraná – FAPPR, grant number the CP 21/2018 PTI and CP 20/2018 PPP, the Brazilian National Council for Scientific and Technological Development – CNPq, grant number the 307223/2017-5, 407531/2018-1 and 303293/2020-9.

**Acknowledgments:** The authors would like to thank the support of the Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel - CAPES, the Federal University of Latin American Integration – UNILA, Araucária Foundation of Support to the Scientific and Technological Development of the State of Paraná – FAPPR, the Brazilian National Council for Scientific and Technological Development – CNPq.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest.

## REFERENCES

1. Ministério de Minas e Energia. Plano Decenal de Expansão de Energia 2026. [internet]. Brasília: Empresa de Pesquisa Energética; 2017 [cited 2021 mar 7]. 271p. Available from: <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-40/PDE2026.pdf>.
2. Francesco La Camera. Renewable Capacity Statistics 2020. [internet]. Abu Dhabi: International Renewable Energy Agency; 2020 [cited 2021 mar 7]. 66 p. Available from: [https://irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2020/Mar/IRENA\\_RE\\_Capacity\\_Statistics\\_2020.pdf](https://irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2020/Mar/IRENA_RE_Capacity_Statistics_2020.pdf).
3. Agência Nacional de Energia Elétrica. Sistema de Informações de Geração da ANEEL - SIGA. Agência Nacional de Energia Elétrica; 2020 [cited 2021 mar 5]. Available from: <https://bit.ly/2IGf4Q0>.
4. Lappalainen K, Valkealahti S. Output power variation of different PV array configurations during irradiance transitions caused by moving clouds. *Appl. Energy*. 2017 Mar;190:902-910.
5. Marcos J, Storkel O, Marroyo L, Garcia M, Lorenzo E. Storage requirements for PV power ramp-rate control. *Sol. Energy*. 2014 Nov; 99, 28-35. doi.org/10.1016/j.solener.2013.10.037.
6. Shivashankar S, Mekhilef S, Mokhlis H, Karimi M. Mitigating methods of power fluctuation of photovoltaic (PV) sources - A review. *Renew. Sustain. Energy Rev*. 2016 Jun; 59:1170-84. doi.org/10.1016/j.rser.2016.01.059.

7. Das UK, Tey KS, Seyedmahmoudian M, Mekhilef S, Idris MYI, Van Deventer W, Stojcevski A Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2018 Aug; 81(1):912-928. doi.org/10.1016/j.rser.2017.08.017.
8. Jamaly M, Kleissl J. Robust cloud motion estimation by spatio-temporal correlation analysis of irradiance data. *Sol. Energy.* 2018 Jan; 159(October), 306–317. doi.org/10.1016/j.solener.2017.10.075.
9. Yang D. Kriging for NSRDB PSM version 3 satellite-derived solar irradiance. *Sol. Energy.* 2018, 171:876-883. doi.org/10.1016/j.solener.2018.06.055.
10. Maciel JN, Ledesma JJG, Ando Junior OH. Forecasting Solar Power Output Generation: A Systematic Review with the Proknow-C. *IEEE Latin America Transactions.* 2021; 19(4):612-24. doi.org/10.1109/TLA.2021.9448544.
11. Sobri S, Koochi-Kamali S, Rahim NA. Solar photovoltaic generation forecasting methods: A review. *Energy Convers. Manag.* 2018 Jan; 156:459-497. doi.org/10.1016/j.enconman.2017.11.019.
12. Russell S, Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach.* 3rd ed. India: Pearson Education; 2015. 1164p.
13. Voyant C, Notton G, Kalogirou S, Nivet ML, Paoli C, Motte F, Fouilloy A. Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. *Renew. Energy.* 2017 May; 105:569-582. doi.org/10.1016/j.renene.2016.12.095.
14. Obando ED, Carvajal SX, Pineda J. Solar Radiation Prediction Using Machine Learning Techniques: A Review. *IEEE Lat. Am. Trans.* 2019 Nov; 17(4):684-697.
15. Brahma B, Wadhvani R. Solar irradiance forecasting based on deep learning methodologies and multi-site data. *Symmetry.* 2020 Nov, 12(11):1-20. doi.org/10.3390/sym12111830.
16. Antonanzas J, Osorio N, Escobar R, Urraca R, Martinez-de-Pison, F. J., & Antonanzas-Torres, F.. Review of photovoltaic power forecasting. *Sol. Energy.* 2016 Oct; 136:78–111. doi.org/10.1016/j.solener.2016.06.069.
17. Maciel JN, Wentz VH, Junior OHA, Ledesma JJG. Banco de Dados Preliminar com informações meteorológicas e de geração de energia fotovoltaica [internet]. Foz do Iguaçu(PR): Universidade Federal da Integração Latino-Americana, Anais do IX Encontro Anual de Iniciação Científica; 2020 Dec [cited 2021 Mar 4]. Available from [https://portal.unila.edu.br/prppg/pesquisa/encontros-anuais-1/2020/AnaisEICTI2020\\_V1.2.pdf](https://portal.unila.edu.br/prppg/pesquisa/encontros-anuais-1/2020/AnaisEICTI2020_V1.2.pdf).
18. Blaga R, Sabadus A, Stefu N, Dughir C, Paulescu M, Badescu V. A current perspective on the accuracy of incoming solar energy forecasting. *Prog. Energy Combust. Sci.* 2019 Jan; 70:19-144. doi.org/10.1016/j.pecs.2018.10.003.
19. Khatib T, Mohamed A, Sopian K. A review of solar energy modeling techniques. *Renewable and Sustainable Energy Rev.* 2012 Jun; 16(5):2864-2869. doi.org/10.1016/j.rser.2012.01.064.
20. Akhter MN, Mekhilef S, Mokhlis H, Shah NM. Review on forecasting of photovoltaic power generation based on machine learning and metaheuristic techniques. *IET Renew.Power Gener.* 2019 Mar; 13(7):1009-1023. doi.org/10.1049/iet-rpg.2018.5649.
21. Mellit A, Pavan AM. A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy. *Sol. Energy.* 2010 May; 84(5):807-821. doi.org/10.1016/j.solener.2010.02.006.
22. Chen C, Duan S, Cai T, Liu B. Online 24-h solar power forecasting based on weather type classification using artificial neural network. *Solar Energy.* 2011 Nov; 85(11):2856-70. doi.org/10.1016/j.solener.2011.08.027.
23. Markež R, Coimbra CFM. Forecasting of global and direct solar irradiance using stochastic learning methods, ground experiments and the NWS database. *Sol. Energy.* 2011 May; 85(5):746-756. doi.org/10.1016/j.solener.2011.01.007.
24. Dumitru CD, Gligor A, Enachescu C. Solar Photovoltaic Energy Production Forecast Using Neural Networks. *Procedia Technol.* 2016 Feb; 22:808-815. doi.org/10.1016/j.protcy.2016.01.053.
25. Chu Y, Urquhart B, Gohari SMI, Pedro HTC, Kleissl J, Coimbra CFM. Short-term reforecasting of power output from a 48 MWe solar PV plant. *Sol. Energy.* 2015 Feb; 112:68–77. doi.org/10.1016/j.solener.2014.11.017.
26. Pedro HTC, Larson DP, Coimbra CFM. A comprehensive dataset for the accelerated development and benchmarking of solar forecasting methods. *J. Renew. Sustain. Energy.* 2019 Jun; 11(3):036102. doi.org/10.1063/1.5094494.
27. Rezende SO. *Sistemas Inteligentes.* 1st ed. [Barueri, SP]: Manole; 2003. 564 p.
28. Mining E. *Python Machine Learning: Understand Python Libraries (Keras, NumPy, Scikit-Lear, TensorFlow) for Implementing Machine Learning Models in Order to Build Intelligent Systems.* [place unknow]: Amazon Digital Services LLC - KDP Print US: 2019. 245 p.
29. Dürr O, Sick B, Murina E. *Probabilistic Deep Learning: with Python, Keras and Tensorflow Probability.* Manning Publications. [place unknow]. Simon and Schuster: 2020. 296 p.
30. Bisong E. Google Colaboratory. In *Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform.* [Berkeley, CA]: Apress: 2019. p. 59–64.

31. Gueymard CA. A review of validation methodologies and statistical performance indicators for modeled solar radiation data: Towards a better bankability of solar projects. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2014 Nov; 39:1024-1034. doi.org/10.1016/j.rser.2014.07.117.
32. Morettin PA, Bussab WO. *Estatística básica*. 9th ed. [São Paulo-SP]: Saraivauni; 2017. 568 p.
33. Hsu J. *Multiple Comparisons: Theory and Methods*. 1st ed. [Ohio-USA]: Chapman and Hall/CRC; 1996. 296 p.
34. Alsina EF, Bortolini M, Gamberi M, Regattieri A. Artificial neural network optimisation for monthly average daily global solar radiation prediction. *Energy Convers. Manag.* 2016 Jul; 120:320-329 doi.org/10.1016/j.enconman.2016.04.101.
35. Python Software Foundation [internet]. Python 3.9.0 documentation. 2020 [cited 2021 Mar 6]. Available from: <https://docs.python.org/3/>.
36. Ajoy KP, Dobrivoje P. *Computational Intelligence in Time Series Forecasting - Theory and Engineering Applications*. 1st ed. [place unknow]: Springer-Verlag London; 2014. 372p.



© 2021 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC) license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).