**PREVISÃO CLIMATOLÓGICA E DE GERAÇÃO EÓLICA**

**UTILIZANDO REDES NEURAIS PARA TOMADA DE DECISÃO**

JORGE LUIZ RODRIGUES CURSINO DE SENA1, DIEGO CIPRIANO RABELO2

ALINE COSMO DE SENA 3 e ANTÔNIO GUILHERME QUEIROZ DA SILVA 4

1Mestrando, MPClim-UECE, Superintendente-Crea-CE, Fortaleza-CE, [jorge.cursino@gmail.com](mailto:jorge.cursino@gmail.com);

2 Me. em Tecnologia e Gestão Ambiental, Tecnólogo Ambiental, Fortaleza-CE, [diego.rabelo@creace.org.br](mailto:diego.rabelo@creace.org.br);

3Enga. de Energia, UFC, Fortaleza -CE, [alinesenacosmo@gmail.com](mailto:alinesenacosmo@gmail.com)

4Esp. em Gestão Pública, CENES, Fortaleza-CE, [guilhermequeiroz.eng@gmail.com](mailto:alinesenacosmo@gmail.com)

Apresentado no

Congresso Técnico Científico da Engenharia e da Agronomia – CONTECC

08 a 11 de agosto de 2023

**RESUMO**: Cada vez mais a energia renovável ganha espaço e se torna mais competitiva, assim pretendemos avaliar e implementar modelos preditivos meteorológicos e de geração de energia, aplicando redes neurais artificiais, para previsões de curto prazo, por meio um estudo de caso, em 14 parques eólicos localizados no Ceará. Acredita-se que as previsões de curto prazo auxiliarão na redução de incertezas quanto a geração de energia e consequentemente na tomada de decisão no que concerne a comercialização de energia. Entende-se também que as previsões meteorológicos e de geração serão insumos fundamentais para planejamento das intervenções de manutenções preventivas nos aerogeradores.

**PALAVRAS-CHAVE:** Climatologia; Eólica; Previsão; Redes neurais; Renováveis; Tomada de decisão.

**MAPPING OF THE PEDOLOGICAL POTENTIAL OF THE PARAÍBA STATE**

**FOR THE CULTIVATION OF SUGAR CANE *(Saccharum spp)***

**ABSTRACT**: Increasingly, renewable energy gains space and becomes more competitive, so we intend to evaluate and implement predictive meteorological and power generation models, applying artificial neural networks, for short-term forecasts, through a case study, in 14 wind farms located in Ceará. It is believed that short-term forecasts will assist in reducing uncertainties regarding energy generation and consequently in decision making regarding energy commercialization. It is also understood that meteorological and generation forecasts will be fundamental inputs for planning preventive maintenance interventions in wind turbines.

**KEYWORDS:** Climatology; Wind energy; Forecasting; Neural networks; Renewables; Decision making.

**INTRODUÇÃO**

A matriz energética brasileira tem, ao longo dos anos, se diversificado de forma constante e coerente com as necessidades da humanidade em reduzir os gases de efeito estufa (GEE). Hoje, cerca de 84,8% da matriz elétrica brasileira corresponde a fontes renováveis de energia. Nesse cenário, a energia eólica tem ganhado destaque devido ao potencial em termos de recurso eólico que o Brasil apresenta, principalmente se comparado com o restante do mundo. Os primeiros anemômetros brasileiros, para medir o potencial eólico visando geração de eletricidade, foram instalados no Estado do Ceará e em Fernando de Noronha no início da década de 90 (PINTO, MARTINS, PEREIRA, 2017). O Nordeste brasileiro merece destaque, em ralação à sazonalidade dos ventos, Moraes *et al.* (2006), por levantamento de dados no Aeroporto Internacional Pinto Martins (em Fortaleza), registraram que a velocidade média mensal é de 3 a 8,5 m/s e que os menores valores ocorrem em fevereiro e março (dentro do período chuvoso do Estado), enquanto que os maiores valores ocorrem em agosto e novembro, considerados os melhores ventos (com valores elevados de velocidade) e fatores de capacidade (FC) o que garante uma boa geração eólica. No levantamento feito pela *Global Wind Energy Council* (GWEC) divulgado em 2022 mostrou que a geração eólica *onshore* no Brasil se expandiu. Em 2021, o Brasil se tornou o 6º país com maior geração de energia eólicas do mundo, com capacidade instalada de 21,5 GW, atrás apenas da China (310,6 GW), Estados Unidos (134,3 GW), Alemanha (56,8 GW), Índia (40 GW) e Espanha (28,3 GW). Os estados brasileiros que mais geraram energia eólica entre 2021 e 2022 foram a Bahia, o Rio Grande do Norte, o Piauí e o Ceará (SERVIÇOS E INFORMAÇÕES DO BRASIL, 2022). Com essa crescente geração de energia eólica no país, é comum que o setor energético encontre dificuldades/problemas relacionados a manutenção de aerogeradores, geração e entrega de energia, dentre outras, assim uma tomada de decisão mais assertiva carece de estudos e dados mais precisos de previsão climática e meteorológica. Partindo desse pressuposto, a Inteligência Artificial, mais precisamente o uso de redes neurais, é visto como um aliado importantíssimo nesse processo de soluções de problemas e no subsídio da tomada de decisão dos investidores, operadores e desenvolvedores de parques eólicos. O uso de redes neurais tem ganhado cada vez mais espaço em todos os tipos de indústria, isso porque ela tem simplificado muito as tomadas de decisões. Na indústria eólica, o seu uso não seria diferente visto que muitos problemas, como no caso de manutenção preventiva, giram em torno da falta de uma previsão tempo-clima integrada, incluindo sistemas de modelagem e previsão cada vez mais unificados, com representações físicas aplicáveis em escalas espaciais e temporais variadas; sistema de assimilação de dados; verificação rastreável; e estruturas flexíveis o suficiente para atender às necessidades de uma variedade de aplicações, inclusive para a programação de manutenções preventivas. Outro caso específico, que podemos citar é avaliar se o parque eólico, do ponto de vista da geração de energia, terá excedente ou não para cumprir com as entregas de energia nos contratos.

**MATERIAL E MÉTODOS**

Para que uma previsão, através do uso de redes neurais, seja bem-sucedida, são necessários alguns *inputs* que alimentarão a ferramenta de previsão. Esses inputs, em especial os dados de vento, devem ser analisados e validados de forma minuciosa para que efeitos fora do padrão (*outliers*) não sejam incorporados ao modelo de previsão. Dito isto, abaixo serão listados os principais dados necessários a implementação do modelo de previsão de geração de energia:

1. Dados dos anemométricos dos mastros de medição;
2. Dados de geração dos aerogeradores coletados no ponto de conexão, quanto nos pontos de medição individual;
3. Dados anemométricos medido sem sensores localizados na nacele da turbina eólica dos aerogeradores e;
4. Curva de geração de energia certificada – longo prazo.

A partir da base sazonal de dados (mínimo de 12 meses), será possível através de redes neurais utilizando o modelo LSTM (*Long Short Term Memory*) prever os dados meteorológicos, e de geração futura para um horizonte de 15 dias, subsazonal.

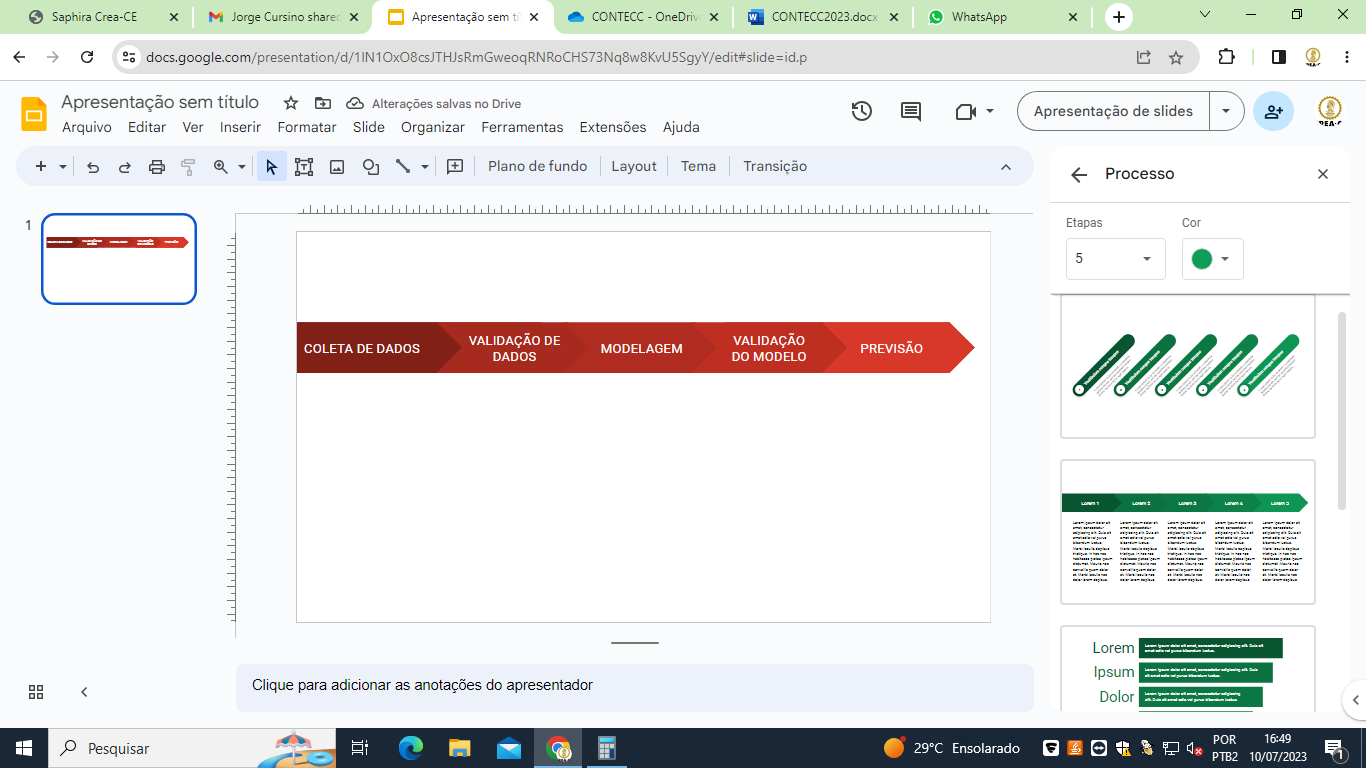


Figura 1 - Etapas de trabalho.

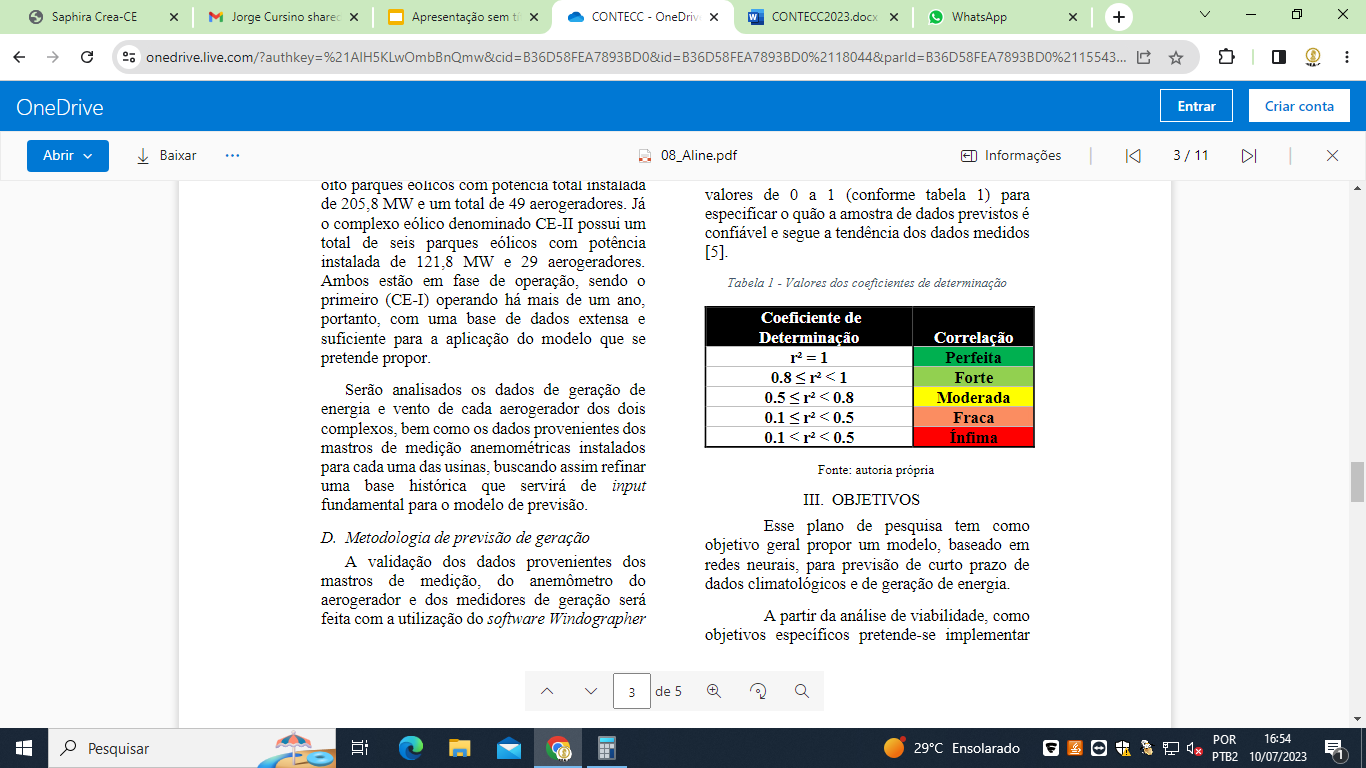
Para o estudo de caso, foi escolhido dois complexos eólicos no município de Trairi, estado do Ceará, totalizando o conjunto de 14 parques eólicos cuja potência instalada total é de 327,6 MW. O complexo eólico denominado CE-I possui oito parques eólicos com potência total instalada de 205,8 MW e um total de 49 aerogeradores. Já o complexo eólico denominado CE-II possui um total de seis parques eólicos com potência instalada de 121,8 MW e 29 aerogeradores. Ambos estão em fase de operação, sendo o primeiro (CE-I) operando há mais de um ano, portanto, com uma base de dados extensa e suficiente para a aplicação do modelo que se pretende propor.

Serão analisados os dados de geração de energia e vento de cada aerogerador dos dois complexos, bem como os dados provenientes dos mastros de medição anemométricas instalados para cada uma das usinas, buscando assim refinar uma base histórica que servirá de *input* fundamental para o modelo de previsão.

A validação dos dados provenientes dos mastros de medição, do anemômetro do aerogerador e dos medidores de geração será feita com a utilização do software *Windographer* que permite uma melhor visualização dos dados e consequentemente de valores que podem ser considerados fora do padrão (*outliers)*, assim, se constatados serão invalidados e excluídos. Essa validação tem como finalidade a obtenção de dados mais confiáveis e aptos ao uso a partir da análise dos dados brutos. Classificamos como dados brutos aqueles que não passaram por nenhum tratamento, sendo esses os coletados nos medidores *Supervisory Control and Data Acquisition-SCADA* e *Dataloggerd* das torres anemométricas. O modelo que será utilizado para implementação das previsões será o modelo LSTM *(Long Short Term Memory)* implementado através da linguagem de programação *Phyton*. A vantagem desse modelo é que ele é capaz de atribuir pesos específicos para diferentes ocorrências, além de desprezar *inputs* ou memórias que não agreguem valor aos outputs (saídas pretendidas). Algumas métricas serão utilizadas para a validação do modelo de previsão.

Dentre elas será utilizada uma simples relação de correlação (determinação) (r²) entre os dados medidos e previstos para avaliar se o modelo prevê bem a tendência dos dados e entende os inputs fornecidos. Para além dessa avaliação pretende-se analisar também as métricas RMSE (Raiz Quadrada do Erro Médio Quadrático), MAPE (Média Percentual Absoluta do Erro) e o Erro Médio Absoluto (MAE). O coeficiente de determinação (r²) entre os dados deverá ser avaliado utilizando-se os valores de 0 a 1 (conforme tabela 1) para especificar o quão a amostra de dados previstos é confiável e segue a tendência dos dados medidos.

Tabela 1-Valores dos coeficientes de determinação.



Fonte: autoria própria

**RESULTADOS E DISCUSSÃO**

A partir da análise e validação dos dados, espera-se não serem encontrados nos dados brutos advindos dos medidores SCADA e *Datalogge*r muitos valores considerados *outliers*. Espera-se que os dados já sejam os mais confiáveis e fiéis à realidade. É espera também que os dados de ventos previstos se correlacionem com os dados de ventos medidos conforme apresentado na figura 2. Isso será relevante para a gestão de manutenção dos complexos eólicos. Para os dados de produção, espera-se uma boa correlação entre dados previstos e medidos visto que eles serão os principais fomentadores das decisões de compra e venda de energia.



Figura 2 - Velocidade de vento previstas e observadas. Fonte: (HIRUMA, 2016).

Espera-se que a ferramenta desenvolvida possa prever de forma assertiva com o mínimo de erro possível os valores de geração de energia com um horizonte de 15 dias bem como os dados meteorológicos, principalmente de velocidade do vento. Esses dados serão fundamentais e estratégicos para o operador dos complexos eólicos CE-I e CE-II decidir a cada mês qual melhor estratégia adotar: vender o excedente de energia ou buscar creditar-se para suprir a geração nos meses com menor incidência de ventos. Para além disso, a previsão de vento irá subsidiar de forma direta no planejamento dos planos de manutenções preventivas. Para a decisão de comprar ou vender energia ao final de cada mês, pretende-se, a partir da ferramenta de previsão, gerar *inputs* como mostrado na figura 3 para o setor de comercialização da empresa desenvolvedora dos complexos eólicos supracitados.

Geração x Previsão

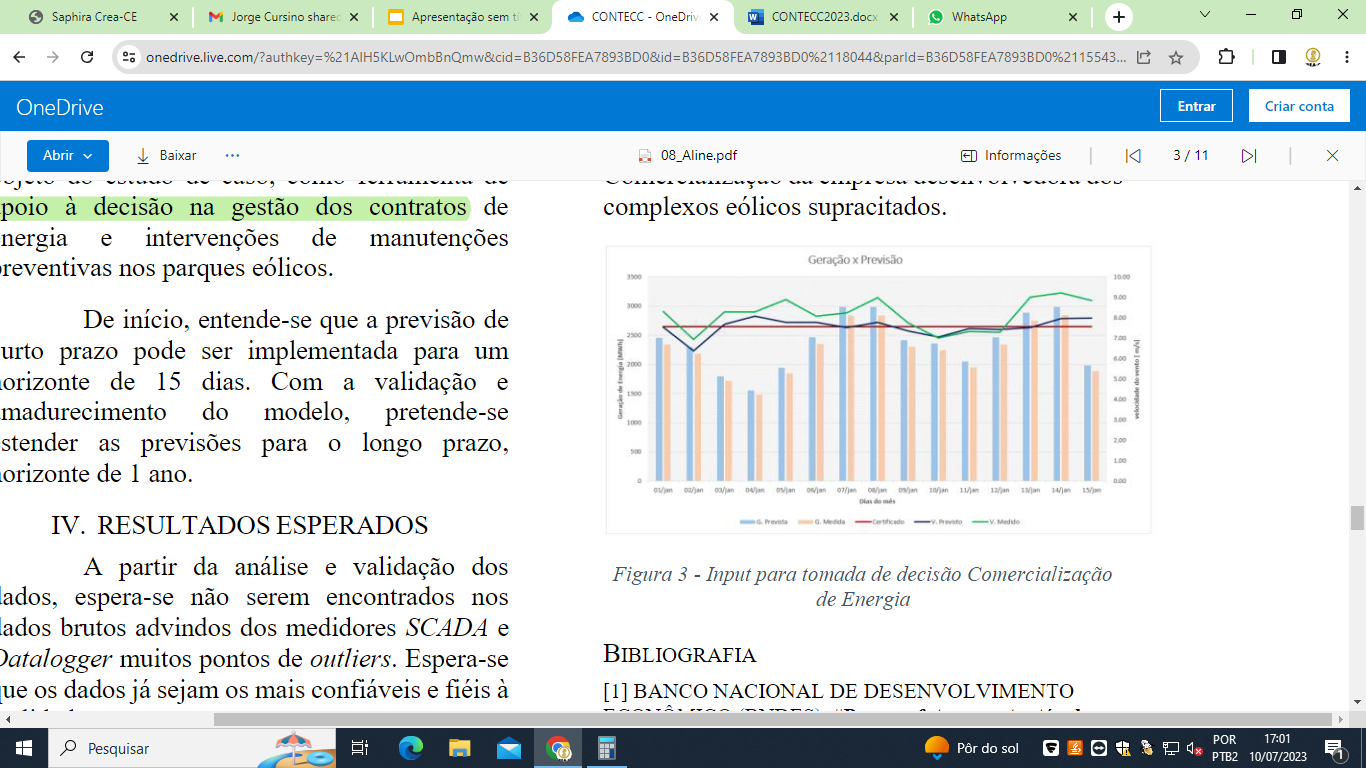


Figura 3- *Input* para tomada de decisão Comercialização de Energia

**CONCLUSÃO**

O Estado do Ceará está localizado na região Nordeste do Brasil, no domínio climático semiárido, o regime pluviométrico é cíclico e marcado por um longo período seco e outro úmido, curto e irregular, que, somados às ações atmosféricas globais, os arranjos espaciais e a topografia local, apesenta grande potencial para implantação de parques de energia eólica.

De acordo com dados obtidos nos anemômetros dos aerogeradores e comparados com a geração de energia, no período de um ano, podemos identificar que nos meses de julho, agosto e setembro há uma maior incidência de ventos. Esses messe são conhecidos por serem o auge da estação seca da região, quando ocorre uma maior intensidade de ventos que sopram do oceano em direção a costa, ventos alísios.

Diretamente proporcional a incidência dos ventos alísios e da escassez de chuva, geralmente os meses com maior geração de energia eólica se concentram entre agosto e dezembro, garantindo a produção de energia.

Vale ressaltar que a geração de energia eólica depende de outros fatores como, o funcionamento adequado do parque (manutenção preventiva), a distribuição e transmissão, além das variações sazonais e condições climáticas específicas de cada ano.

**REFERÊNCIAS**

Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico (BNDES). **Por um futuro sustentável: BNDES + energias renováveis.** Brasília: Departamento de Comunicação do Gabinete da Presidência, 2021 Disponível em: <https://agenciadenoticias.bndes.gov.br/export/sites/default/.galleries/downloadgallery/POR-UM-FUTURO-SUSTENTAVEL-BNDES-ENERGIAS-RENOVAVEIS-03-11.pdf.> Acesso em: 8 jul. 2023.

Ceará. Superintendência Estadual do Meio Ambiente (SEMACE). **Reestruturação e atualização do mapeamento do projeto Zoneamento Ecológico-Econômico do Ceará – zona costeira e unidades de conservação costeiras - Relatório final de caracterização ambiental e dos mapeamentos.** Superintendência Estadual do Meio Ambiente; GEOAMBIENTE – Fortaleza: SEMACE, 2016. Disponível em: [https://www.semace.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/46/2016/12/RELAT%C3%93RIO CARACTERIZA%C3%87%C3%83O-AMBIENTAL-E-DOS-MAPEAMENTOS.pdf](https://www.semace.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/46/2016/12/RELAT%C3%93RIO-CARACTERIZA%C3%87%C3%83O-AMBIENTAL-E-DOS-MAPEAMENTOS.pdf) Acesso em: 30 jan. 2022.

Himura, F.S. **Previsão da geração de energia eólica com redes neurais artificiais.** 2016. Dissertação. (Mestrado em Engenharia de Recursos Hídricos) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2016. Disponível em: [https://www.acervodigital.ufpr.br/bitstream/handle/1884/43520/R%20-%20D%20 %20FELIPE%20SHOGO%20HIRUMA.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://www.acervodigital.ufpr.br/bitstream/handle/1884/43520/R%20-%20D%20%20%20FELIPE%20SHOGO%20HIRUMA.pdf?sequence=1&isAllowed=y). Acesso em: 30 jan. 2022.

Pinto, L. I. C.; Pereira, E. B.; Martins, F. R. Pinto Rev. Ambient. Água 12 (6); dez 2017; Disponível em: <https://doi.org/10.4136/ambi-agua.2064.> Acesso em: 30 mar. 2022.

Santos, S.S. **Previsão da produção de uma usina fotovoltaica usando redes neurais artificiais.** 2019. Universidade Federal de Goiás, 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica) –Universidade \Federal de Goiás, Goiânia, 2019.

Spancerski, J.S.; Santos, J.A.A. dos. **Aplicação de redes neurais recorrentes na previsão de geração eólica**. Revista Cereus. [Internet], v. 13, n.1.p. 217-227, abr. 2021. Disponível em: <http://ojs.unirg.edu.br/index.php/1/article/view/3385/1763.> Acesso em: 30 jan. 2022.

MINITAB BLOG EDITOR. **Análise de regressão: como interpretar o R-quadrado e avaliar a qualidade de ajuste?**. mar. 2019. Disponível em: <https://blog.minitab.com/pt/analise-de-regressao-como-interpretar-o-r-quadrado-e-avaliar-a-qualidade-de-ajuste>. Acesso em: 1 feb. 2022.

Duchesne, L.; Karangelos, E.; Wehenkel, L. **Recent developments in machine learning for Energy systems reliability management.** Proceedings of the IEEE. [Internet], v. 108, n. 9, p. 1656–76, mai. 2020.

Hannan, M. et al. **Impact of renewable energy utilization and artificial intelligence in achieving sustainable development goals.** Energy Reports**,** [Internet], v.7, p. 5359-73, nov. 2021. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484721007757?via%3Dihub>. Acesso em: 30 jan. 2022.

Kumbhar, A. et al. **A comprehensive review: Machine learning and its application in integrated power system.** Energy Reports, [Internet], v. 7, p. 5467–74, nov. 2021.Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484721007356?via%3Dihub>. Acesso em: 30 jan. 2022