

Estado da Arte para Previsão de Eventos de Rampas Eólicas no Sistema de Energia

Josélio C. Cruz*, Denisson Q. Oliveira*, Osvaldo R. Saavedra*,
Clovis Bosco Oliveira*, Leiliane Trindade de A. do Monte**

**Instituto de Energia Elétrica- IEE UFMA, Av. dos Portugueses, 1966, São Luís, CO 65080-805
joselio.cruz@discente.ufma.br, dq.oliveira@ufma.br, osvaldo.saavedra@ufma.br, clovis.oliveira@ufma.br*

***Instituto Federal do Maranhão, São João dos Patos, CO 65665-000
leiliane.t@acad.ifma.edu.br*

Abstract: In recent years, there has been a growing demand for energy solutions considered clean, especially wind energy, which in 2018 was responsible for 8.3% of the national energy matrix. Wind energy has numerous advantages, such as the fact that it is inexhaustible, clean, and contributes to local economic development, among others. However, it is surrounded by numerous challenges regarding availability, which is related to the possibility of occurrence of ramp events. In this sense, models capable of accurately predicting the output power of wind farms are increasingly being investigated. This paper aims to understand the basic characteristics of ramp events and analyze the effects on the electrical power systems, seeking to point out predictive proposals to contribute to the development of a model capable of making an accurate prediction of ramp events.

Keywords: Wind Energy; Wind ramps; Energy matrix; Energy System; Clean Energies.

Resumo: Nos últimos anos é crescente a procura por soluções energéticas consideradas limpas, com destaque para a energia eólica, que em 2018 foi responsável por 8,3% de participação na matriz energética nacional. A energia proveniente dos ventos possui inúmeras vantagens, como o fato de ser inesgotável, limpa, além de contribuir para o desenvolvimento econômico local, dentre outros. No entanto, é cercada por inúmeros desafios referentes à disponibilidade, a qual tem relação com a possibilidade de ocorrência de eventos de rampas. Nesse sentido, cada vez mais busca-se modelos capazes de prever com precisão a potência de saída das centrais eólicas. Diante do exposto, este artigo tem como objetivo compreender as características básicas dos eventos de rampas e analisar os efeitos nos SE, buscando apontar propostas preditivas para contribuir com o desenvolvimento de um modelo capaz de realizar uma previsão acurada dos eventos de rampa.

Palavras-chaves: Energia Eólica; Rampas Eólicas; Matriz Energética; Sistema de Energia; Energias Limpas.

1. INTRODUÇÃO

A busca por fontes renováveis tem sido crescente ao longo dos anos em razão da necessidade de desenvolver uma matriz energética mais limpa e sustentável (Clemente, 2018). A energia eólica em 2020 foi responsável por 57.051 GWh, o que representou 1,9% comparado ao ano anterior, cuja produção foi de 55.986 GWh. Naquele mesmo ano, a potência instalada da fonte eólica cresceu em 11,4%. Os dados do Banco de Informações da Geração (SIGA), da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), mostram que o parque eólico brasileiro alcançou a marca de 17.131 MW (EPE, 2021a).

As fontes renováveis encontram-se em conformidade com as questões ambientais, pois além de permitirem a diversificação, oferecem alternativas menos poluentes ao diminuírem a dependência por combustíveis fósseis, como carvão e petróleo,

os quais são responsáveis pela emissão de gases poluentes (Duarte, 2021).

A indústria eólica está em crescimento no Brasil, e em outros países essa fonte de energia representa uma significativa participação na geração de eletricidade. Apesar de suas inúmeras vantagens, alguns desafios precisam ser superados na utilização de energia eólica, uma vez que a variabilidade é uma desvantagem dessa fonte energética (Diuana, 2017), pois a geração das centrais eólicas possui relação com uma fonte intermitente, não regulável e que depende diretamente das condições ambientais (Clemente, 2018). Em virtude dos momentos em que o vento sofre variações repentinas e de grande amplitude na velocidade e direção, tem-se o que a literatura convencionou a denominar de *Ramping Events* – rampas eólicas, as quais constituem-se como foco de

preocupação dos operadores dos Sistemas de Energia (SE) (Pinto, 2016).

Diante do exposto, este trabalho tem como objetivo realizar um levantamento do estado da arte para descrever e compreender as características básicas dos eventos de rampas e analisar os efeitos nos SE, buscando apontar propostas preditivas para contribuir com o desenvolvimento de um modelo capaz de realizar uma previsão acurada dos eventos de rampa.

2. ENERGIA EÓLICA

Em muitos países a participação da energia eólica é notável. No Brasil, apesar do crescimento significativo nos últimos anos, a fonte eólica ainda tem possibilidade de avançar significativamente, conforme observa-se na Figura 1 (Pinto, 2016). A capacidade instalada de energia eólica no país, conforme dados recentes divulgados pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE), correspondia a 15 GW (EPE, 2021b).

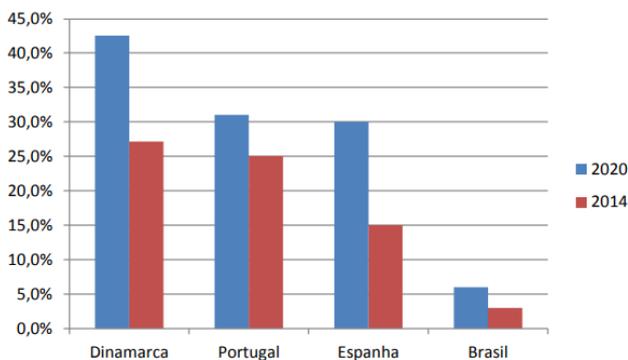


Fig 1 Penetração eólica no fornecimento de energia anual. Fonte: Pinto, 2016.

De 2017 a 2018, a capacidade nacional aumentou 41,8% contra apenas 25% da capacidade mundial. Em 2019, esse valor correspondeu a 42,7% no Brasil. Em 2020, o país ficou na 7ª colocação no Ranking Mundial do *Global Wind Energy Council* (GWEC). Espera-se que até 2024 a capacidade nacional seja de 24,2 GW (Sampaio e Batista, 2021). As estimativas apresentadas pela EPE apontam que o Brasil possui um potencial instalável de 143 GW.

A grande maioria dos recursos eólicos do país concentram-se na região Nordeste, que corresponde a 1.026 parques eólicos com quase 17 GW de potência fiscalizada e 29,3 GW de potência cedida (Sampaio and Batista, 2021). Por vários motivos considera-se que a matriz elétrica brasileira seja mais renovável do que a mundial, uma vez que 83% das fontes para geração de energia são renováveis, sendo que deste total, 8,8% corresponde à energia eólica (EPE, 2020).

Dentre os vários benefícios da energia eólica que a tornam uma opção atrativa, destacam-se: energia limpa e inesgotável, pois após sua instalação não há produção de emissões e não é possível esgotá-la ao longo do tempo; tecnologia modular e escalável, visto que as aplicações eólicas podem assumir diferentes formatos, como grandes centrais, produção distribuída e sistemas para uso final; estabilidade do preço da

energia, uma vez que a participação na matriz energética representa a oferta de novas possibilidades e com isso, reduz-se a dependência em relação aos combustíveis convencionais e contribuindo para minimizar a variação de preços praticados no mercado; redução da dependência de combustíveis importados do exterior e aumentando a segurança do abastecimento de energia; desenvolvimento econômico local ao fornecer um fluxo financeiro estável para investidores e geração de emprego para a comunidade (Lacerda, 2016).

Embora seja muito vantajosa, existem alguns desafios para a integração de energia eólica em grande escala no sistema elétrico. A energia eólica é intermitente e volátil, e pode trazer algumas implicações para o SE. A integração em larga escala de energia eólica na rede elétrica pode ter influência negativa sobre a estabilidade do mesmo (Duarte, 2021).

Dentre os efeitos negativos da integração de energia eólica no SE, citam-se: excesso de potência reativa, o que implica na produção adicional de energia pelas unidades geradoras e consequente aumento de custos; alternância no perfil de tensão dos consumidores mais próximos à rede; flutuação de tensão; sobretensões quando em casos de ilhamentos; injeção de harmônicos.

Cabe destacar a ocorrência de eventos de rampa de energia eólica em sistemas de energia com alta penetração, incluindo tanto eventos de rampa positivos quanto negativos, os quais podem impactar a qualidade da energia, a confiabilidade no SE, a segurança e a proteção (Gong, 2016). Dessa forma, a previsão da energia eólica é reconhecida como um meio facilitador para a integração da energia eólica em grande escala nos SE (Bossavy *et al.*, 2015). Com o auxílio de técnicas preditivas, é possível estimar o comportamento da potência de saída das centrais eólicas e, consequentemente, contribuir para a tomada de decisão por parte do Operador Nacional do Sistema Elétrico sobre quando iniciar ou parar outras fontes, por exemplo, as centrais térmicas (Clemente, 2018).

3. RAMPAS EÓLICAS

Nesta seção pretende-se evidenciar o conceito do evento de rampas eólicas, bem como apresentar os tipos e alguns parâmetros empregados para sua mensuração.

3.1 Definição

Um dos principais desafios enfrentados pela indústria de energia eólica é a de prever precisamente as flutuações súbitas dos ventos, caracterizando os eventos de rampas eólicas. Esses eventos são frequentes e desfavoráveis, podendo ter tendência de redução (*ramp-down*) e/ou aumento (*ramp-up*) na produção de energia eólica provocando interrupções nas operações e no equilíbrio do fornecimento de energia (DeMarco; Basu, 2018).

As rampas são definidas a partir de quatro aspectos: magnitude, duração, direção e *timing*. A magnitude e a duração podem ser definidas antes ou depois, tanto de forma subjetiva quanto objetiva fazendo-se uso de limiares previamente definidos para classificar a série temporal de forma binária, segundo Clemente (2018).

$$I_t = \begin{cases} 1, & \text{se } S_t \geq S_0 \\ 0, & \text{se } S_t < S_0 \end{cases} \quad (1)$$

Nesse caso, S_t representa o critério de avaliação no instante t ; S_0 , um limiar acima do qual um evento é considerado rampa, ou seja, $I_t = 1$ (Clemente, 2018).

Gong, Quanyuan and Baldick (2015) apresentam quatro definições de evento de rampa. A definição 1 diz que um evento de rampa é passível de ocorrer se a magnitude da potência eólica passar do intervalo de tempo pré-definido (PR) em um intervalo de tempo específico:

$$|P_W^t - P_W^{t-T}| > PR_{val} \quad (2)$$

Outra definição diz que um evento de rampa é possível de ocorrer em um intervalo de tempo T se a diferença entre o máximo e o mínimo for maior que um valor limiar (Gong; Quanyuan; Baldick, 2015):

$$P_{max}(P[t, t + \Delta t]) - \min(P[t, t + \Delta t]) \geq PR_{val} \quad (3)$$

A terceira definição propõe que um evento de rampa acontece se a razão do valor absoluto entre um valor final e inicial de potência pelo intervalo de tempo em que ocorra a rampa for superior ao valor limiar (Gong; Quanyuan; Baldick, 2015):

$$\frac{|P_W^t - P_W^{t-T}|}{\Delta t} > PRR_{val} \quad (4)$$

A quarta definição diz que um evento de rampa ocorre em um intervalo, caso o valor do sinal filtrado for maior que um valor pré-definido P_{val} (Pinto, 2016):

$$|P_t^f| > P_{val} \quad (5)$$

A aplicação da definição 4 pode ser visualizada na Fig.2:

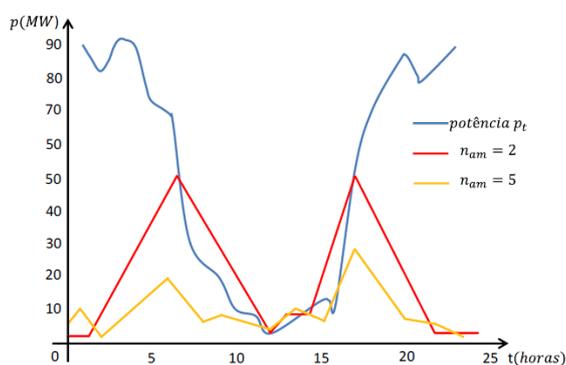


Fig.2. Aplicação da definição 4 com dois sinais filtrados. Fonte: Adaptado de Pinto, 2016.

No exemplo acima, o valor pré-estabelecido foi em 25% da potência nominal e consegue-se visualizar dois eventos, um às 6h e outro às 17h (Pinto, 2016).

A direção da rampa pode ser calculada analisando-se o sinal da diferença de magnitude, ou seja, $P(t_f) - P(t_0)$, em que t_0 é o momento inicial e t_f o momento final. Quando a diferença é

maior que zero, a rampa será ascendente, caso contrário, descendente (Pinto, 2016), conforme indicado na figura 3.

A partir da análise da figura 3, observa-se que $P(t_f) - P(t_0)$ foi maior que zero, o que explica o sentido ascendente da rampa.

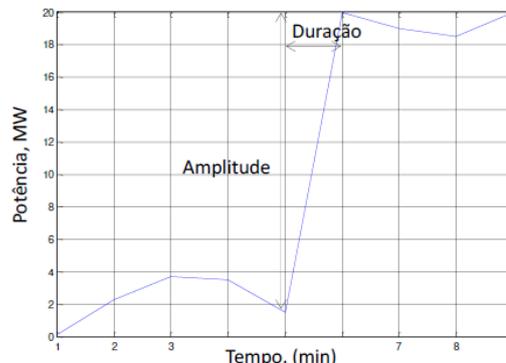


Fig.3. Rampa ascendente da produção de energia eólica. Fonte: Adaptado de Pinto, 2016.

3.2 Cenários de previsão das rampas

Baseado na previsão de curto prazo da energia eólica, a previsão do evento de rampa de energia eólica é definida para capturar o evento de rampa 30 minutos antes. Desse modo, os cenários de otimização podem ser classificados em sete tipos de cenários, conforme a previsão do evento de rampa (Gong; Quanyuan; Baldick, 2015).

Nesse sentido, o primeiro cenário é o *normal*, caracterizado pela ausência de evento de rampa do ponto inicial até os próximos 30 minutos, conforme representa em “a”, assim ilustrado na figura 4. O segundo cenário é o de *rampa positivo*, o que significa que há um evento de rampa acontecendo ou em eminência nos próximos 30 minutos. Este cenário pode ser dividido em outros três:

- Cenário de rampa ascendente*: durante um evento de rampa positivo representado em “b”;
- Cenário de rampa normal para cima*: não ocorre durante propriamente dito de um evento de rampa, mas indica que um evento de rampa acontecerá nos próximos 30 minutos, como representado em “c”;
- Cenário de rampa descendente*: ocorre durante um evento de rampa negativa e um positivo no intervalo de 30 minutos entre eles, conforme indicado em “d”.

Por fim, tem-se o cenário de rampa negativo, que significa que há um evento de rampa negativo acontecendo ou que irá acontecer em 30 minutos. Semelhantemente, há três tipos de cenários de rampa negativa:

- cenário de desaceleração*: ocorre durante um evento de rampa negativa, conforme marcado em “e”;
- cenário de rampa normal para descida*: ocorre não durante um evento de rampa, mas indica que um evento de rampa negativo acontecerá em 30 min, como mostrado em “f”;
- cenário de rampa ascendente para descendente*: indica que após um evento de rampa positiva virá um evento de rampa negativo em 30 minutos, consoante ao marcado em “g”.

Cabe mencionar que em cenário de rampa descendente, o operador faz a compensação da perda de geração aumentando a geração de outra unidade ou partindo uma unidade inoperante. Nos cenários de rampa ascendente é compensada diminuindo-se a geração das unidades em operação, desligando-as ou desconectando parques eólicos (Santos, 2019).

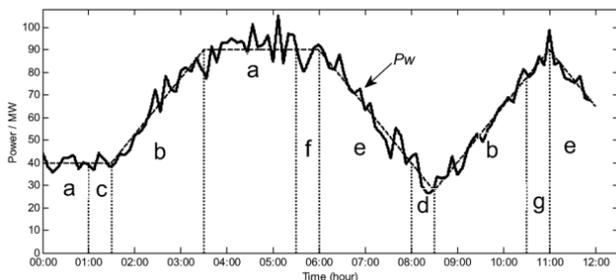


Fig. 4. Condições típicas dos cenários propostos. Fonte: Gong; Quanyuan; Baldick, 2015.

3.3 Métricas de avaliação de Eventos de Rampa

Existem metodologias e métricas que possibilitam avaliar a qualidade da detecção dos eventos de rampa. Destacam-se duas:

- Métricas de detecção de eventos, utilizados em modelos de detecção de eventos;
- Métricas de exatidão da previsão, utilizados em modelos de regressão determinísticos/probabilísticos.

Algumas das diversas métricas de detecção de eventos avaliam a qualidade da detecção considerando a quantidade de eventos diagnosticados e a quantidade de eventos efetivamente observados (Lacerda, 2016).

Apesar da concepção de rampa ser instintiva, não há uma designação única para este tipo de evento, posto que as características e impactos das rampas variam significativamente, dependendo do local de interesse, induzindo a diferentes abordagens quanto à definição e identificação de rampas por parte dos pesquisadores (Clemente, 2018).

Os valores positivos (VP) equivalem aos eventos que foram diagnosticados e observados na “área geográfica de interesse” e que deram início a uma rampa, Falsos Positivos (FP) os eventos que foram diagnosticados na “área de interesse”, mas que não foram observados, Falsos Negativos (FN) as rampas que não correspondem a qualquer dos eventos diagnosticados com as metodologias propostas, mas que foram observados e Verdadeiros Negativos (VN) eventos que não foram diagnosticados nem ocorreram dentro do intervalo de amostragem (Lacerda, 2016).

Na tabela 1 é possível visualizar a relação entre eventos diagnosticados e eventos observados. Do mesmo modo, há diversas métricas de avaliação das ferramentas de detecção de eventos, Lacerda (2016) destaca três:

$$Bias\ Score = \frac{VP + FP}{VP + FN} \quad (6)$$

Esse índice mostra a tendência que um sistema de detecção tem de identificar em excesso (para Bias Score > 1) ou em carência (Bias Score < 1) o número de eventos.

Tabela 1. Tabela de Contingência de eventos diagnosticados e observados

DIAGNOSTICADO	EVENTO OBSERVADO		
	Sim	Não	Total
Sim	VP	FP	Diag.: Sim
Não	FN	VN	Diag.: Não
Total	Obs. Sim	Obs.: Não	N = VP+FP+FN+V N

Fonte: Lacerda, 2016.

Quando se tratar de um evento raro, o mais indicado é a métrica de extrema dependência (EDS - *Extreme Dependency Score*). Essa métrica leva em consideração apenas o tamanho da amostragem N (Clemente, 2018; Lacerda, 2016).

$$EDS = \frac{2 \log \left(\frac{VP+FN}{N} \right)}{\log \left(\frac{VP}{N} \right)} - 1 \quad (7)$$

A variação do EDS fica entre -1 e 1, sendo -1 o pior resultado e 1 o melhor resultado. Outra métrica aplicável é o KSS (Hanssen & Kuipers Skill Score), também conhecido como *Peirce's Skill Score*, o qual considera todos os valores da tabela de contingência, sendo mais apropriada na ocorrência de eventos frequentes:

$$KSS = \frac{VP \times VN - FP \times FN}{(VP + FN) \times (FP + VN)} \quad (8)$$

O KSS também tem valores entre os intervalos -1 e 1, em que -1 é um péssimo resultado e 1 é um excelente resultado. O KSS diz o quão bem a previsão separou os eventos “sim” dos eventos “não”. Dessa maneira, um valor bem próximo ou a igual a 1 significa que a previsão foi assertiva em dividir a ocorrência de eventos de rampa positivos. Por outro lado, -1 seria o pior cenário, no qual a previsão não teve acurácia para fazer tal separação.

Ressalta-se ainda que existem parâmetros para mensurar a precisão da previsão das rampas. São variáveis que medem os erros por diferentes aspectos: cronologia, intensidade e localização. O erro de cronologia é definido como um evento que sua magnitude é esperada, mas ocorre com atraso ou antecipação no tempo. Já o erro de intensidade é a diferença entre as magnitudes das rampas previstas e das rampas realizadas. O erro de localização ocorre quando o evento de rampa difere da localização geográfica prevista ou segue um

caminho diferente do esperado, implicando em erros de intensidade ou de cronologia (Pinto, 2016).

A precisão da previsão de rampas é um assunto recente e desafiador. As abordagens tradicionais estocásticas não são apropriadas para esses problemas visto que podem esconder as consequências desastrosas de cenários com baixas possibilidades de ocorrência, mas na eventualidade de ocorrerem podem levar o SE ao colapso e a soluções sub ótimas. Logo, é essencial que se utilize uma abordagem que insira critérios de risco para avaliação de como as reservas operacionais de curto prazo se comportam na presença de eventos de rampas (Clemente, 2018; Pinto, 2016). A figura 5 ilustra os erros de cronologia e magnitude, presentes na previsão de rampas:

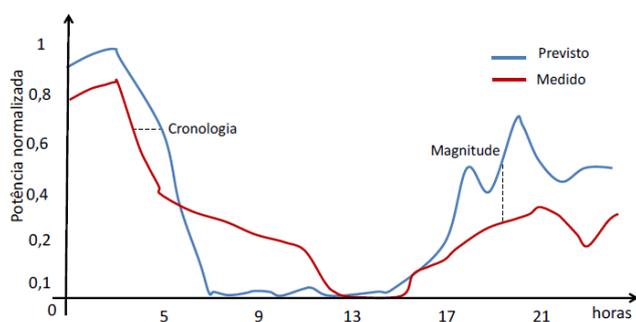


Fig. 5 Dois tipos de erros na previsão de rampas, cronologia e magnitude. Fonte: Adaptado de Pinto, 2016.

3.4 Outros métodos de previsão de eventos de rampas

Uma abordagem de mineração de dados para prever a gravidade dos eventos de rampa de energia eólica com máquinas de vetores de suporte (MVS), é apresentada por Gong; Quanyuan and Baldick (2015). No que diz respeito aos intervalos de predição para previsões de curto prazo, estes podem variar de 5 minutos a várias horas. Conforme o intervalo amplia, a precisão diminui. Entretanto, um intervalo maior pode permitir ao operador do SE mais possibilidades de operar em face do evento de rampa.

Outro método de previsão é descrito por Duarte (2021), tendo como base a rede neural função de base radial (RBF), nesse modelo, observou-se que a precisão das previsões é melhorada quando o conjunto de dados é reconstruído. Com isso, prova-se que a precisão das previsões mais altas de energia eólica podem ser obtidas por meio da inserção da velocidade do vento como entradas RBF.

Um método com controle de rampa de energia eólica com Sistema de Armazenamento de Energia (SAE) com base em ajuste de mudança de cenário para atender ao limite de rampa do SE, mostra-se eficaz para controlar a rampa de energia eólica com uma capacidade menor do que a demanda de energia do SAE (Gong; Quanyuan; Baldick, 2015).

Conforme já mencionado, os eventos de rampas têm recebido atenção especial nos últimos anos. Desse modo, vários estudos sugerem métodos de previsão, a exemplo disso, Cui *et al.*,

(2015) propõem uma Rede Neural (RN) inicialmente para fazer a modelagem da geração de energia como um processo de variáveis aleatórias indexadas ao tempo, para, a partir disso, gerar ou prever uma série de cenários futuros. Esses cenários prováveis carregam informações da rampa e as características dos eventos de rampas podem ser derivadas de forma estocástica baseadas nos cenários possíveis.

Taylor (2017) propõe um modelo que prediz concomitantemente as possíveis ocorrências de eventos de rampa para valores diversos usando uma estrutura de regressão logística multinomial e distribuição categórica. Para obter a possibilidade de eventos de rampa em mais de um parque eólico, o autor desenvolveu uma formulação logística multinomial aplicando uma distribuição bivariada de Bernoulli.

Han *et al.*, (2020) apresentam um modelo de extração de recursos baseado em *deep learning*. Inicialmente, os autores utilizam o *Optimized Swinging Door Algorithm* (OpSDA) para identificar os eventos de rampa e obter as características das rampas, como a taxa de rampa. O histórico e as características das rampas servem como entrada no modelo de previsão e contribuem para fortalecer o aprendizado do modelo. Por meio de CNN é feita a extração das características das entradas do modelo e memória de longo prazo é empregada para o aprendizado da relação de séries temporais.

Dhiman and Deb (2021), por outro lado, realizam a previsão de um evento de rampa a partir de um modelo híbrido fundamentado em Transformada Wavelet Discreta (DWT) e regressão vetorial de suporte duplo (TSVR), regressão de floresta aleatória (RFR) e Redes Neurais Convolucionais (CNN), que podem ser aplicados tanto para localizações no mar, terra ou em regiões montanhosas. Nesses casos, o processamento de sinal com base em DWT contribuir para retirar soluções da velocidade do vento.

Zhou *et al.*, (2021) também desenvolveram um modelo preditivo híbrido com base em Redes Neurais Generativas Adversariais (GAN). Nessa proposta, a série temporal de dados pode ser decomposta em várias subséries definidas por funções de modo intrínseco com frequências diversificadas, e a regressão semi-supervisionada com aprendizado de rótulos é aplicada para potencializar os dados para extrair comportamentos que não são lineares e dinâmicos. Logo depois, o modelo discriminativo é reformulado com camada de regressão semi-supervisionada para fazer a previsão pontual de energia eólica, enquanto o modelo generativo GAN obtém amostras virtuais não rotuladas para auferir os aspectos de distribuição de dados de saídas de energia eólica.

Farias (2020), explica que a escolha da ferramenta utilizada para a previsão é a definição do horizonte de previsão, isto é, o período à frente que se deseja prever. A classificação quanto ao horizonte de previsão não é consensual, mas Farias apresenta que pode ser feita da seguinte forma: curtíssimo prazo, de alguns minutos até uma hora à frente; curto prazo, de uma hora até algumas horas à frente; médio prazo, de algumas horas até uma semana à frente; longo prazo, de uma semana

até um ano ou mais à frente. Para previsões de curtíssimo e curto prazo podem ser utilizados dados de Sistema de Aquisição e Supervisão de Dados (SCADA), já as previsões de médio prazo necessitam de modelos de previsão numérica do tempo (*Numerical Weather Prediction – NWP*).

Os modelos de previsão numérica do tempo são formados por equações gerais da mecânica dos fluidos que apresentam o comportamento atmosférico. Devido à não linearidade e não disporem de solução analítica, emprega-se técnicas de solução numérica dessas equações, em função do tempo, os quais possibilitam obter os indicadores próprios da atmosfera, tais como: pressão, velocidade e direção do vento, umidade, temperatura e outros. Nesse caso, o ponto de partida são valores conhecidos de observações meteorológicas. Os modelos NWP podem ser classificados de forma geral em hidrostáticos e não hidrostáticos (Farias, 2020; Domingos; Monteiro; Boaventura, 2020; Kratzenberg; Rüther, 2016).

O número de ocorrência dos eventos de rampa eólica é diretamente proporcional à quantidade de parques eólicos instalados, por isso mesmo os métodos de previsão desses eventos são imprescindíveis. Alguns valores de variações de potência eólica podem não ser controláveis pelo operador do sistema de energia, acarretando problemas na operação do sistema ou induzir a medidas preventivas com definição de grandes reservas girantes, as quais tornam os custos de operação demasiados (Santos, 2019).

Em que pese os benefícios da Energia Eólica já mencionados, ressalta-se que a ocorrência dos eventos de rampa é um problema a ser superado com a inserção desta fonte na matriz elétrica. Uma das implicações dos eventos de rampa eólica é a qualidade da energia da rede elétrica e a confiabilidade do sistema.

Estudos apontam que métodos de previsão de curtíssimo prazo (horizonte inferior a 40 minutos) são capazes de proporcionar uma redução de custos anuais da ordem de 146 milhões de dólares, em um cenário futuro em que a penetração eólica seja de 25% e a habilidade preditiva alcance uma melhoria de 50% (Akish *et al.*, 2019). Em Zucatelli *et al.*, (2021) é apresentado um modelo que utiliza 48 funções *wavelet* mãe diferentes e técnicas de *deep learning* para realizar previsões com 1 hora de antecedência. A proposta forneceu bons resultados e pode ser empregada pelos operadores dos sistemas elétricos para antever os eventos de rampa, com isso, acionar ou desativar outras unidades em operação.

É importante mencionar que o NWP possui uma vantagem em comparação ao uso de Inteligência Artificial (IA), pois esta não segue as leis da física para realizar análises preditivas. Logo, pode fornecer resultados não compatíveis com a realidade, além de não se saber ao certo como seria o funcionamento na presença de eventos incomuns ou inéditos. Abordagens com emprego de IA tendem a mostrar bons resultados em horizontes de curtíssimo e curto prazos. Entre a literatura é consensual que quanto maior o horizonte de previsão, maior é o erro quando se faz o emprego de IA. Por outro lado, os modelos NWP têm desempenho mais precisos

em horizontes de médio e longo prazos. Frente a isso, muitos estudos têm buscado associar IA aos modelos NWP para obter resultados mais precisos.

4. CONCLUSÃO

A demanda por energia eólica nos próximos anos apresenta uma perspectiva de crescimento, que de um lado representa um esforço louvável diante da insustentabilidade das energias não limpas, porém, é motivo de preocupação, dado às incertezas que cercam essa fonte de energia, tais como a intermitência e a volatilidade.

Como visto, modelos que consigam realizar previsões cada mais efetivas são o foco atual de pesquisas. Diante das inúmeras possibilidades, este trabalho preliminar forneceu subsídios teóricos para a construção de um modelo que permita realizar uma previsão acurada dos eventos de rampas considerando as reservas de curto prazo e seu desempenho frente a essas ocorrências. A combinação desses dois modelos GAN permite melhorar a qualidade da amostra e minimizar os erros de previsão. Ademais, é proposto uma previsão auto ajustável com classificador multi-rótulo para ensejar a previsão de eventos de rampa.

4.1 Trabalhos futuros

Diante da relevância do tema, a continuação desta pesquisa aprofundará a investigação em determinados pontos, como:

- Desenvolvimento de um modelo de previsão de eventos de rampas em diferentes intervalos de tempo, usando ferramentas de inteligência artificial;
- Avaliar o impacto das rampas na qualidade de energia da rede elétrica e a confiabilidade do sistema;
- Aprofundar o estudo sobre metodologias híbridas de previsão de eventos de rampa que apliquem técnicas de inteligência artificial em conjunto com modelos NWP que permitam identificar eventos de rampa.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio da Equatorial Energia e a Gera Maranhão no financiamento deste trabalho por meio do programa de P&D da ANEEL (PD-00037-0042/2020). Os autores também agradecem a CAPES (Finance Code 01) e ao CNPq pelo financiamento na infraestrutura da Universidade Federal do Maranhão.

REFERÊNCIAS

- Akish, E., Bianco, L., Djalalova, I. V., Wilczak, J. M., Olson, J. B., Freedman, J., Finley, C., Cline, J. (2019). Measuring the impact of additional instrumentation on the skill of numerical weather prediction models at forecasting wind ramp events during the first Wind Forecast Improvement Project (WFIP). *Wind Energy*, vol. 22, pp. 1165-1174. Consultado em 30 de julho de 2022]. Disponível em: <https://onlinelibrary-wiley.ez14.periodicos.capes.gov.br/doi/10.1002/we.2347>
- Balanço Energético Nacional.(2021a). Empresa de Pesquisa Energética. [Consultado em 22 de abril de 2022]. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes>

- dados-abertos/publicacoes/balanco-energetico-nacional-2021.
- Bossavy, A., Girard, R. and Kariniotakis, G. (2015). An edge model for the evaluation of wind power ramps characterization approaches. *Wind Energy*, vol. 18, pp. 1169-1184. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-01108808>.
- Cui, M., Ke, D., Sun, Y., Gan, D., Zhang, J., & Hodge, B. M. (2015). Wind power ramp event forecasting using a stochastic scenario generation method. *IEEE Transactions on sustainable energy*, vol. 6, no. 2, pp. 422-433. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7018976>.
- Clemente, J. O. (2018). *Previsão de rampas em séries temporais de potência de saída de centrais eólicas*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Pernambuco, Recife. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://repositorio.ufpe.br/bitstream/123456789/33536/1/DISSERTA%20c3%87%20c3%83O%20Jullya%20de%20Oli veira%20Clemente.pdf>.
- DeMarco, A. & Basu, S. (2018). On the tails of the wind ramp distributions. *Wind Energy*, vol. 21, pp. 892-905. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/we.2202>
- Diuana, F. A. (2017). *Estudo do impacto da penetração eólica no subsistema sul do Brasil*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: http://www.ppe.ufrj.br/images/publica%C3%A7%C3%B5es/mestrado/Fabio_Amendola_Diuana.pdf.
- Domingos, S. F., Monteiro, L. G. & Boaventura, W.C. (2020). Estado da arte para previsão da radiação solar. Anais do 8º Congresso Brasileiro de Energia Solar, Fortaleza, CE, junho 1-5, 2020, pp. 1-11.
- Duarte, N. C. V. (2021). Previsão de geração eólica baseada na classificação do tipo de clima em parque eólico. *Revista Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento*, vol. 4, no. 6, pp. 124-141. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://www.nucleodoconhecimento.com.br/engenharia-eletrica/parque-eolico#:~:text=Essa%20tecnologia%20pode%20ser%20implantada,HOEKSTRA%20KROL%20C%202019>.
- Dhiman, H. S., & Deb, D. (2021). Machine intelligent and deep learning techniques for large training data in short-term wind speed and ramp event forecasting. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 31, no. 9, e12818. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/2050-7038.12818>
- Farias, J. G. (2020). *Machine learning aplicado à previsão de geração de energia com diferentes modelos de previsão numérica do tempo*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis.
- Gong, Y., Quanyuan, J., and Baldick, R. (2015). Ramp event forecast based wind power ramp control with energy storage system. *Journals & Magazines*, vol. 31, no. 3, pp. 1831-1844. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7173063>.
- Han, L., Qiao, Y., Li, M., & Shi, L. (2020). Wind power ramp event forecasting based on feature extraction and deep learning. *Energies*, vol. 13, no. 23, pp. 6449. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1996-1073/13/23/6449>
- Kratzenberg, M. G & Rüther, R. (2016). Análise dos desvios da previsão da radiação solar local com o modelo numérico de previsão de tempo ARPS e método espacial de correção. Anais do 6º Congresso Brasileiro de Energia Solar, Belo Horizonte, MG, abril 4-7, 2016, pp. 1-8.
- Lacerda, M. G. B. (2016). *Impacto da circulação atmosférica nas rampas de produção eólica em Portugal*. Dissertação de Mestrado, Universidade de Lisboa, Lisboa, Portugal. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://repositorio.ul.pt/handle/10451/24647>.
- Matriz Energética e Elétrica. (2020). *Empresa de Pesquisa Energética*. [Consultado em 29 de março de 2022]. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>
- Statistical Yearbook of electricity 2020 baseline year. (2021b). *Empresa de Pesquisa Energética*. [Consultado em 05 de abril de 2022]. Disponível em: https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-160/topico-168/Anu%C3%A1rio_2021.pdf.
- Pinto, M. S. S. (2016). *Análise de risco na formação de decisões de pré-despacho em sistemas com elevada penetração eólica*. Tese de Doutorado, Doutorado em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Maranhão, São Luís. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://tedebc.ufma.br/jspui/handle/tede/1821?mode=full>
- Sampaio, K. R. A., & Batista, V. (2021). O atual cenário da produção de energia eólica no Brasil: Uma revisão de literatura. *Research, Society and Development*, vol. 10, no. 1, e57710112107-e57710112107. Consultado em 26 de novembro de 2021. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/12107>.
- Santos, F. M. C. S. Avaliação do impacto da produção eólica na reserva operativa de curto e longo prazo utilizando séries temporais. Tese de Doutorado, Doutorado em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pará, Belém. [Consultado em 30 de julho de 2022]. Disponível em: https://ppgee.propesp.ufpa.br/ARQUIVOS/teses/TD%2009_2019%20Fernando%20Manoel%20Carvalho%20da%20Silva%20Santos.pdf.
- Taylor, J.W. (2017). Probabilistic forecasting of wind power ramp events using autoregressive logit models. *European Journal of Operational Research*, vol. 259, no. 2, pp. 703-712. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S037722171630875X>.
- Zhou, B., Duan, H., Wu, Q., Wang, H., Or, S. W., Chan, K. W., & Meng, Y. (2021). Short-term prediction of wind power and its ramp events based on semi-supervised generative adversarial network. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 125, pp. 106411. [Consultado em 26 de novembro de 2021]. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0142061520303586>.
- Zucатели, P. J., Nascimento, E. G. S., Santos, A. Á. B., Arce, A. M. G., Moreira, D. M. (2021). An investigation on deep learning and wavelet transform to nowcast wind power and wind power ramp: A case study in Brazil and Uruguay. *Energy*, vol. 230, pp. 1-17. [Consultado em 30 de julho de 2022]. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544221010902>.