

## Análise de metodologias para suportar a expansão das fontes intermitentes de Energia Renovável na Matriz Elétrica

*CASTRO, Nivalde de; MEDEIROS, Luiz Homero C. “Análise de metodologias para suportar a expansão das fontes intermitentes de Energia Renovável na Matriz Elétrica”. Agência CanalEnergia. Rio de Janeiro, 02 de março de 2020.*

### I – INTRODUÇÃO

A ampliação e integração da geração de energia a partir de fontes renováveis na matriz elétrica exibe dois aspectos marcantes: a intensa variabilidade e imprevisibilidade. Estas duas características são denominadas de intermitência da energia renovável. E no contexto do processo de transição energética, onde o principal drive é o da descarbonização, estas duas características implicam em risco para a segurança energética.

Tomando por base a geração de energia de planta solar, ela é diretamente influenciada por dois fatores.

Um de origem determinística e associado à geometria solar, às leis físicas que governam a translação da Terra ao redor do Sol e à influência da distância desse astro à Terra.

O segundo, de origem probabilística, envolve fundamentalmente o movimento das nuvens e condições atmosféricas e climáticas determinando um forte viés estocástico, sendo somente possível o seu estudo através de modelos empíricos, fruto da simples observação e experiência dos pesquisadores ou modelos físico-matemáticos, que requerem grande carga computacional para processamento de complicados algoritmos com quantidade considerável de variáveis de entrada e executados em computadores para aplicações meteorológicas (Medeiros, 2018).

Nos últimos vinte anos, considerável esforço de pesquisa foi empreendido com ajuda de diversas abordagens estatísticas para compreender o comportamento da componente probabilística da geração solar, sendo o principal foco analítico, a aleatoriedade da passagem das nuvens sob um arranjo solar fotovoltaico e seus efeitos na produção de energia.

Nesta direção, estudos realizados buscam analisar a distribuição espacial de plantas fotovoltaicas (FV) em larga-escala, conectadas ao sistema de transmissão sob a forma de clusters (agregados) fotovoltaicos, como forma de suavização espacial (spatialsmoothing) da intermitência inerente à energia solar. Um exemplo desta atenção é o estudo de Medeiros (2018), realizado com foco na região nordeste do Brasil, considerada atrativa para a instalação de plantas FV. Ele usa uma metodologia, com base em Regressão Linear Múltipla (MLR), proposta como ferramenta para indicar a distribuição de plantas, sob forma de percentuais de potência instalada, mais adequada, dentro de um dado conjunto de plantas analisado.

A maioria das modelagens estatísticas se baseia no movimento das nuvens com valores predefinidos de velocidade e direção dos ventos para uma dada área territorial determinada. Partem de previsões em meso-escala meteorológica, faixa de altitude que vai de alguns quilômetros até aproximadamente 1000 km. Neste espaço físico prevalecem os fenômenos de convecção. Trata-se de um termo meteorológico para o processo de circulação do ar mais aquecido e rarefeito para as camadas superiores da atmosfera e do ar mais denso e frio, que forma os vórtices, resultando fundamentalmente numa transferência de energia, sob a forma de calor e umidade entre massas do fluido constituinte atmosférico, conforme National Geographic (2020) e Ahrens (2009).

Merece ser destacado que a convecção parece ser a causa principal da intermitência das atividades eólica e da velocidade das nuvens, as quais assumem uma natureza profundamente aleatória e estocástica com evidentes implicações na geração solar (e eólica), além de exibir uma correlação, entre um sem número de variáveis, de difícil apreensão até algumas décadas atrás por simples limitação das tecnologias existentes até então.

Abordagens mais sofisticadas surgiram nos anos 1990 (Beyer, et al., 1994), compreendendo o emprego de imagens fotográficas das nuvens, posteriormente submetidas a um tratamento por geometria dos fractais. Trata-se de metodologia matemática que identifica padrões geométricos que se repetem indefinidamente, sempre com o mesmo nível de detalhes e independente da resolução empregada (Vrdoljak & Miletić, 2019). Desta forma, buscam captar e representar formas irregulares e distribuição espacial das nuvens em dada localidade.

Atualmente, a previsão do recurso solar em uma dada localidade compreende a aquisição de dados históricos captados por bases de satélite com resolução espacial de 4-12 km ou por bases de medição na superfície terrestre, desdobrados em longas séries temporais abrangendo vários anos, chegando a períodos decenais para levar em conta as sazonalidades interanuais.

Os prós e contras destas duas bases de dados históricos centra-se no fato de que são massas de dados já ocorridos, que sofrem um pós-processamento estatístico, por exemplo, de multi-regressão linear para extrair “insights” ou “forecasts”, os quais serão empregados na estimativa da produção de energia de um dado aglomerado de plantas solares (ou eólicas) conectadas aos sistemas de distribuição ou ao Sistema Interligado Nacional (SIN).

A depender do uso a que sejam destinados os dados históricos coletados, sejam na fase de verificação da viabilidade de implantação de uma planta em uma determinada localidade ou na fase de dimensionamento e projeto, os dados, quando criteriosamente expurgados das polarizações resultantes de imperfeições no processo de aquisição, apresentam grau de confiabilidade suficiente para seu emprego.

O problema assume outra dimensão, quando se trata de dar suporte à decisão de despacho de carga para os operadores de sistema, considerando cenários de forte inserção das renováveis de alta intermitência e a prioridade de despacho por mérito de menor custo. Este é um problema e desafio para os operadores já identificado para um futuro próximo no Brasil e no mundo.

Nestes termos de contexto e justificativa, o presente artigo examina três metodologias para mitigar o grau de incerta da intermitência das fontes renováveis para a operação do sistema elétrico e da segurança energética.

## II – A ABORDAGEM NOWCASTING

A abordagem nowcasting foi descrita em 2010 por um grupo de estudo da WMO (World Meteorological Organization) como a previsão em meso e microescala das condições do tempo, com ajuda de qualquer metodologia, que abranja o momento

presente até seis horas à frente, sendo aplicada a fenômenos de convecção em pequena escala e com rápida transição, impossíveis de previsão com horas de antecedência (WMO, 2017).

Essencialmente, depende da observação humana, apoiada por alguma ferramenta computacional numérica, que tenha realizado um pré-processamento dos dados provenientes de radares meteorológicos, satélites, estações terrestres, estações cerâmicas (detecção de raios) e radiossondas, de forma a possibilitar, ao olhar bem treinado do meteorologista, a extrapolação dos dados com alguma confiabilidade para previsões locais e de curto prazo.

Desde 1953, alguma forma nowcasting de extrapolação relativamente confiável de dados observados em radares meteorológicos e demais instrumentos tem sido realizada para previsão de tempestades, chuvas intensas e demais fenômenos meteorológicos com alta resolução espacial e temporal, ficando a cargo dos serviços de meteorologia a análise e emissão de alarmes e comunicados às entidades oficiais e de defesa civil nos países ao redor do mundo.

Em muitas regiões do mundo, em especial naquelas de apreciável radiação solar localizadas nas regiões tropicais, as estações meteorológicas terrestres exibem distribuição inadequada e baixa qualidade dos dados coletados com deficiências de comunicação remota, agravadas por fatores como pouco conhecimento por parte das equipes dos serviços de meteorologia para realizar a calibração e manutenção dos instrumentos, além da ocorrência de furtos e a consequente desativação de estações.

A construção de rede radares e sondas meteorológicas são outro problema em função dos seus custos, de forma que os principais recursos empregados na abordagem nowcasting são escassos na maior parte dos países em desenvolvimento.

No entanto, essa abordagem tem agora oportunidade de ser aperfeiçoada com o aparecimento da rede Web e das tecnologias wireless com a consequente granularidade dos dispositivos de comunicação como celulares, web-câmeras e demais instrumentos de medição e observação, que empreguem facilidades da comunicação via Internet e exibem capacidade de processamento de dados suficiente para estabelecimento de uma rede de aquisição e monitoração de dados de alta resolução espacial e temporal.

A problemática de obtenção de informações nowcast confiáveis fica assim contornada, através de tecnologias disponíveis nos dias atuais com baixo custo de implantação, ficando aos desenvolvedores a tarefa de aperfeiçoamento dos meios de interpretação inteligente da massa de dados meteorológicos coletados de forma dispersa via Internet, sempre como suporte à decisão final humana.

De acordo com a análise anterior, a convergência das tecnologias de informação (estatística & data science, machine learning, robótica & IA) e da comunicação digital, aliada à eletrônica de potência e ao aperfeiçoamento da capacidade computacional e das ciências meteorológicas podem constituir no elemento catalisador de profundas mudanças, para possibilitar e dinamizar a inserção das fontes renováveis de alta intermitência, com o mínimo impacto na confiabilidade e resiliência do sistema de potência.

Nestes sentido e direção, a maior confiabilidade de previsões de produção de energia é imprescindível em dois sentidos. Por razões econômicas, formalizadas nos contratos para o mercado cativo e livre, que podem se fixar em volumes de geração de energia. E por razões técnicas, reduzindo as incertezas operacionais do SIN, permitindo maior participação das fontes renováveis intermitentes frente ao comportamento acentuadamente estocástico.

A abordagem nowcasting se constitui, assim, em recurso ideal para originar previsões que venham a exibir grau satisfatório de probabilidade de acerto, exatamente nas

escalas de resolução espacial e temporal mais adequadas ao despacho das energias renováveis no SIN. O grande desafio é o desenvolvimento de métodos heurísticos de investigação, baseados na aproximação progressiva das estimativas de geração solar e eólica, como suporte à decisão humana nos centros de controle e supervisão do sistema de potência interligado.

### III – MACHINE LEARNING

Uma das características atuais mais marcantes é a disponibilidade de grande volume de dados. No entanto, somente com emprego de ferramentas capazes de manipular big data para detecção de padrões complexos de semelhança e repetitividade, será possível alcançar alguma capacidade de “previsão do caos”.

A abordagem Machine Learning (ML) se situa na intersecção da ciência da computação, ciência estatística e ciência de dados, empregando as potencialidades desses campos ao reconhecimento e classificação de grande volume de informação, de forma a realizar inferências e correlações, para extrair insights, empregados como suporte à predição do comportamento futuro de determinadas grandezas variáveis de interesse em diversos campos do conhecimento humano.

Recorrendo a um exemplo prático de aplicação, pode-se imaginar um cenário de grande inserção da geração solar na matriz elétrica. Neste cenário previsível, o grau de incerteza quanto à produção de um dado agregado de plantas solares fotovoltaicas em larga-escala poderia ser minimizado pela abordagem ML, através da integração das informações extraídas de bases de dados de satélite com baixa resolução espacial e temporal, em escala sinóptica, com dados observacionais de alta resolução espacial e temporal, colhidos em meso ou microescala.

As possibilidades de extração de insights de bases de dados de satélite, radares e radiossondas, sensores e um sem-número de instrumentos dedicados, correlacionadas com os dados de estações observacionais terrestres são consideráveis.

Um particular campo de interesse, pelo baixo custo envolvido, seria o emprego de rede de web-câmeras, cobrindo extensão territorial compatível com uma região geográfica abrigando diversos arranjos fotovoltaicos, de maneira a colher imagens dos padrões de nebulosidade acima das plantas solares para posterior processamento por um algoritmo ML. Este recurso permitiria realizar previsões nowcasting de probabilidade de sombreamento com resolução temporal adequada para suporte à decisão de despacho pelo operador do sistema pela ordem de mérito do menor custo em um curto período de 0 a 6 horas de antecedência.

Importante ressaltar que, como um ramo da Inteligência Artificial denominado restrito, a abordagem ML não pretende imitar o comportamento inteligente humano nem o substituir, mas empregar seu poder de síntese de grandes dados para complementar a ausência de capacidade de análise, inerente à percepção humana nesses casos (Shalev-Shwartz & Ben-David, 2014).

### V- CONCLUSÃO

O processo de transição energético está dando prioridade à geração de energia elétrica por fontes renováveis- notadamente energia eólica e principalmente solar. São fontes que contribuem para a redução de emissão de gases de efeito estufa e são recursos genuinamente nacionais, garantindo assim, aos países seus compromissos com os acordos internacionais frente ao aquecimento global e maior segurança energética nacional.

No entanto, estas fontes têm duas características específicas que comprometem a operação dos sistemas elétricos que são a intermitência e intensa variabilidade. Este grande desafio está sendo enfrentado com estudos e metodologias que buscam dar

mais certeza às previsões de geração destas fontes. Neste artigo foram analisadas as metodologias de nowcasting e de machine learning, procurando-se demonstrar que são recursos e possibilidades importantes para reduzir as incertezas da operação e da contratação de energia elétrica.

## REFERÊNCIAS

Ahrens, C. D. (2009). *Meteorology Today: An Introduction to Weather, Climate and the Environment*, 9th. Edition. Belmont, CA/USA: Brooks/Cole, Cengage Learning.

Beyer, H. G., Hammer, A., Luther, J., Poplawska, J., Stolzenburg, K., & Wieting, P. (5 de May de 1994). Analysis and synthesis of cloud pattern for radiation field studies. *Solar Energy*, Volume 52, Issue 5, pp. 379-390.

Han, L., Sun, J., Zhang, W., Xiu, Y., Feng, H., & Lin, Y. (2017). A Machine Learning Nowcasting Method based on Real-time Reanalysis Data.

Mass, C. (2011). Nowcasting: The Next Revolution in Weather Prediction. *Bulletin of the American Meteorological Society*.

Medeiros, L. H. (2018). *Análise Estatística com Emprego da Regressão Linear Múltipla da Suavização da Variabilidade da Energia Gerada por Agregados de Plantas Fotovoltaicas Conectadas ao SIN*. Recife: UFPE.

National Geographic. (17 de February de 2020). *Meteorology*. Acesso em 17 de February de 2020, disponível em National Geographic – Resource Library: <https://www.nationalgeographic.org/encyclopedia/meteorology/>

Pasero, E., & Moniaci, W. (14-16 de July de 2004). Artificial Neural Networks for Meteorological Nowcast. CIMSIA 2004 – IEEE Intemanonal Conference on Computational Intelligence for Measurement System and Applications, pp. 36-39.

Shalev-Shwartz, S., & Ben-David, S. (2014). *Understanding Machine Learning – From Theory to Algorithms*. New York, USA: Cambridge University Press.

The Royal Society. (2017). *Machine learning: the power and promise of computers that learn by example*. London, UK.

The Royal Society. (2017). *Machine learning: The power and promise of computers that learn by example*. London.

Vrdoljak, A., & Miletić, K. (2019). *Principles of Fractal Geometry and Applications in Architecture and Civil Engineering*. Mostar, Bosnia e Herzegovia: Faculty of Civil Engineering, University of Mostar.

World Meteorological Organization-WMO. (2017). *Guidelines for Nowcasting Techniques*.

Woyte, A., Thong, V. V., Belmans, R., & Nijs, J. (1 de March de 2006). Voltage Fluctuations on Distribution Level Introduced by Photovoltaic Systems. *IEEE TRANSACTIONS ON ENERGY CONVERSION*, VOL. 21, NO. 1, pp. 202-209.

**Nivalde de Castro é Professor do Instituto de Economia da UFRJ e coordenador do GESEL- Grupo de Estudos do Setor Elétrico.**

**Luiz Homero C. Medeiro é Engenheiro com mestrado pela Universidade Federal de Pernambuco.**