UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE ENERGIA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ENERGIA

LUCAS MASCENA CORDEIRO
AMANDA NICOLE KOSUIRESKO

ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE ABORDAGENS PROBABILÍSTICAS DE PREVISÃO DA POTÊNCIA ATIVA DE AEROGERADORES EM CURTO PRAZO

Recife, 2025

LUCAS MASCENA CORDEIRO
AMANDA NICOLE KOSUIRESKO

ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE ABORDAGENS PROBABILÍSTICAS DE PREVISÃO DA POTÊNCIA ATIVA DE AEROGERADORES EM CURTO PRAZO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia de Energia da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Energia.

Orientador:
Prof. Dr. Alexandre Carlos Araújo da Costa
Universidade Federal de Pernambuco

Coorientador:
Gabriel Dantas de Oliveira Rolim
Universidade Federal de Pernambuco

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Cordeiro, Lucas Mascena.
Análise comparativa entre técnicas probabilísticas de previsão da potência ativa de aerogeradores em curto prazo / Lucas Mascena Cordeiro, Amanda Nicole Kosuiresko. - Recife, 2025.
67 p. : il., tab.

Orientador(a): Alexandre Carlos Araújo Costa
Cooorientador(a): Gabriel Dantas de Oliveira Rolim
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, Engenharia de Energia - Bacharelado, 2025.
Inclui referências.

1. Energia eólica. 2. Previsão probabilística. 3. Modelagem de curva de potência. 4. Modelos baseados em séries temporais. I. Kosuiresko, Amanda Nicole. II. Costa, Alexandre Carlos Araújo. (Orientação). III. Rolim, Gabriel Dantas de Oliveira. (Coorientação). IV. Título.

620 CDD (22.ed.)

LUCAS MASCENA CORDEIRO
AMANDA NICOLE KOSUIRESKO

ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE ABORDAGENS PROBABILÍSTICAS DE PREVISÃO DA POTÊNCIA ATIVA DE AEROGERADORES EM CURTO PRAZO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia de Energia da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Energia.

Aprovado em: 14 de Agosto de 2025

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Valentin Paschoal Perruci
Universidade Federal de Pernambuco

Dr. Thiago Luiz do Vale Silva
Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC)

AGRADECIMENTOS

Eu, Lucas, agradeço primeiramente à minha família, base de tudo. Meus pais, Luiz Lucildo e Rosa Maria, que mesmo à distância sempre foram meu alicerce, permitindo que eu tivesse o privilégio de me dedicar exclusivamente aos estudos. À minha segunda mãe, Catarina, que me ofereceu cuidados desde a concepção e foi meu porto seguro em Recife. Ao meu irmão, Luiz Neto, por estar sempre disposto a me ajudar, especialmente nas disciplinas desafiadoras da Área II. E à minha irmã, Maria Luísa, minha melhor amiga, cuja presença foi essencial para tornar mais leve a rotina intensa de estudos e suavizar a saudade de casa.

Sou profundamente grato a Maurício Assuero, cuja ampla experiência acadêmica foi essencial para me orientar diante das muitas dúvidas e incertezas que enfrentei no início da graduação, orientando-me com a atenção e o cuidado de um pai.

Aos colegas do Centro de Energias Renováveis (CER), especialmente a Valentin Perruci e José Vailson, pela parceria e companheirismo na constante luta nos projetos de pesquisa.

À Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis – ANP, à Financiadora de Estudos e Projetos - FINEP e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo - FAPESP, por meio do Programa de Formação de Recursos Humanos da ANP para o Setor de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis – PRH ANP/FINEP, suportado com recursos provenientes do investimento de empresas petrolíferas qualificadas nas Cláusulas da Resolução ANP Nº 50/2015. Em particular ao PRH 48.1 "Caracterização e Simulação de Reservatórios, Energias Renováveis e Biotecnologia Ambiental" (PROCESSOS ANP Nº48610.201019/2019-38 e FAPESP Nº2024/10544-2), sediado no Departamento de Energia Nuclear do Centro de Tecnologia e Geociências da UFPE, pelo apoio financeiro.

Eu, Amanda, agradeço primeiramente, aos meus pais, Gilberto e Diva. Obrigada por me ensinarem tudo que sei, por me apoiarem em cada sonho e por fazerem de tudo para que eles se realizassem. Ter vocês como pais é a maior sorte que alguém poderia ter. O que sou e o que me tornarei é graças a vocês. Aos meus irmãos, Ackson e Ariston, por mostrarem que nenhuma conquista é plenamente feliz se não for compartilhada e por ensinarem que a vida pode e deve ser levada com leveza. À minha irmã e melhor amiga, Alana, agradeço por ser meu alicerce desde minha primeira lembrança, dividir e aprender

sobre a vida ao teu lado é a melhor experiência que já tive.

Nenhuma cadeira, nenhum cálculo, nenhuma prova foram mais difíceis do que encarar os três mil quilômetros que nos separam, mas a vontade de retribuir todo orgulho e admiração que sinto por cada um de vocês me fez transformar essa distância em combustível para continuar. Isso é por vocês. Sempre por vocês.

Ao amor da minha vida e maior presente que Recife poderia ter me proporcionado. Obrigada por todo apoio, por acreditar em mim e por estar ao meu lado em todos os momentos, principalmente nos mais difíceis. Obrigada por me fazer sentir em casa mesmo tão longe da minha. Sem você nada disso seria possível. Aos meus sogros, por me acolherem desde o primeiro momento que me conheceram e por sempre me fazerem sentir parte da família, nunca conseguirei agradecer o suficiente o que fizeram por mim.

Aos amigos que me acompanharam durante a graduação, obrigada por tornarem a caminhada acadêmica mais leve e, acima de tudo, por serem grandes responsáveis por todo o amor que sinto por essa cidade. Em especial, ao meu amigo de escola, parceiro de faculdade e dupla do TCC, obrigada por topar essa loucura comigo, não o faria com mais ninguém.

Nosso profundo agradecimento aos professores Alexandre Costa e Olga Vilela, que abriram as portas da curiosidade e da investigação científica na área em que atuamos, bem como pelas oportunidades que nos proporcionaram para contribuir de forma significativa à pesquisa.

Destaca-se, ainda, o apoio financeiro concedido pela CPFL Energia, sob supervisão da ANEEL - Agência Nacional de Energia Elétrica, número do projeto PD-00063-3090.

Finalizamos agradecendo ao professor Alexandre Costa, nosso orientador, e a Gabriel Dantas, nosso coorientador, pela orientação e apoio fundamentais para a realização deste trabalho.

Se você quer encontrar os segredos do universo,
pense em termos de energia, frequência e vibração.

Nikola Tesla

RESUMO

O crescimento acelerado da população mundial, aliado ao avanço exponencial do desenvolvimento tecnológico, tem gerado um aumento expressivo e contínuo na demanda global por energia. No entanto, a intermitência associada à geração eólica representa um dos maiores desafios para a integração dessa fonte ao sistema elétrico interligado. Nesse contexto, a previsão da geração eólica torna-se um dos pilares fundamentais para viabilizar a crescente integração dessa fonte renovável na matriz energética, sendo a previsão uma estratégia amplamente adotada para o gerenciamento da intermitência intrínseca a tal fonte. No desenvolvimento de modelos estatísticos preditivos, destacam-se duas classes principais: determinística e probabilística. Os modelos determinísticos fornecem, como previsão, apenas o valor esperado da variável de interesse para um dado horizonte temporal (i.e., *single point forecasting*). Por outro lado, os modelos probabilísticos oferecem, além do valor esperado, a incerteza associada à previsão. Nesse sentido, este trabalho tem como objetivo avaliar a performance de duas abordagens probabilísticas aplicadas à previsão de potência eólica em curto prazo (até 24 horas à frente), baseadas em: (i) *Power Curve Modeling* e (ii) *Time Series Based Models*, incluindo *Quantile Regression*, *Elastic Net*, *Gradient Boosting* e redes neurais do tipo *Multi-Layer Perceptron*. A avaliação foi realizada por meio de métricas como *Quantile Score* e *Continuous Ranked Probability Score*, considerando um estudo de caso focado na região Nordeste do Brasil. Os resultados do estudo de caso indicam que os *Time Series Based Models* apresentaram desempenho superior na métrica de resolução das previsões, enquanto a *Power Curve Modeling* destacou-se pela maior confiabilidade das previsões. Além disso, a aplicação de técnicas de *clustering* nos modelos proporcionou uma melhora significativa na confiabilidade sem comprometer a resolução. Essa comparação evidenciou a importância do estudo comparativo entre diferentes abordagens, ressaltando seus desempenhos variados para cada horizonte de previsão.

Palavras-chave: Energia eólica, Previsão probabilística, Modelagem de curva de potência, Modelos baseados em séries temporais.

ABSTRACT

The accelerated growth of the world's population, coupled with the exponential advancement of technological development, has generated a significant and continuous increase in global energy demand. However, the intermittency associated with wind power generation represents one of the biggest challenges for the integration of this source into the interconnected electrical system. In this context, wind power forecasting becomes one of the fundamental pillars to enable the growing integration of this renewable source into the energy matrix, with forecasting being a broadly employed strategy to management the intrinsic intermittency of this source. In the development of predictive statistical models, two main classes stand out: deterministic and probabilistic. Deterministic models provide, as a forecast, only the expected value of the variable of interest for a given time horizon (i.e., single point forecasting). On the other hand, probabilistic models offer, in addition to the expected value, the uncertainty associated with the forecast. In this sense, this work aims to evaluate the performance of two probabilistic approaches applied to short-term wind power forecasting (up to 24 hours ahead), based on: (i) Power Curve Modeling and (ii) Time Series Based Models, including Quantile Regression, Elastic Net, Gradient Boosting and Multi-Layer Perceptron neural networks. The evaluation was carried out using metrics such as Quantile Score and Continuous Ranked Probability Score, considering a case study focused on the Northeast region of Brazil. The results of the case study indicate that the Time Series Based Models showed superior performance in terms of the resolution of the forecasts, while the Power Curve Modeling stood out for the greater reliability of the forecasts. Furthermore, the application of clustering techniques to the models provided a significant improvement in reliability without compromising resolution. This comparison highlighted the importance of a comparative study between different approaches, emphasizing their varied performances for each forecast horizon.

Keywords: Wind energy, Probabilistic forecasting, *Power Curve Modeling*, *Time Series Based Models*.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Ilustração de um tipo de distribuição espacial de GCMs 22
Figura 2 Cenário hipotético de um conjunto de previsões numéricas de tempo 24
Figura 3 Ilustração de previsão com *Time Series* 25
Figura 4 Exemplificação de diferenciação de metodologias 27
Figura 5 Arquiteturas de modelos estatísticos 30
Figura 6 Ilustração de comportamento assimétrico do *Quantile Score* 31
Figura 7 Ilustração com alguns exemplos de modelos determinísticos 33
Figura 8 Ilustração com alguns exemplos de modelos probabilísticos 34
Figura 9 Ilustração da estratégia de ação 38
Figura 10 Iustração da metodologia de previsão empregada. O painel (a) descreve o fluxo empregado na abordagem PCM. O painel (b) detalha as abordagens baseadas em séries temporais. 39
Figura 11 Representação da região próxima ao local de estudo 40
Figura 12 Divisão de camadas do modelo de ANN 44
Figura 13 Ilustração de um processo de clusterização 45
Figura 14 Exemplo de um *Reliability Diagram* 50
Figura 15 Série temporal dos modelos de PCM para o horizonte de 6 horas 52
Figura 16 Aprimoramento do *Quantile Loss* com a abordagem local para a previsão de 6 horas 53
Figura 17 Aprimoramento do *Reliability Diagram* com a abordagem local para a previsão de 6 horas do modelo QR 54
Figura 18 Aprimoramento do *Reliability Diagram* com a abordagem local para a previsão de 6 horas do modelo EN 54
Figura 19 Aprimoramento do *Reliability Diagram* com a abordagem local para a previsão de 6 horas do modelo MLP 55
Figura 20 Aprimoramento das componentes associadas ao *Continuous Ranked Probability Score* com a abordagem local ao longo dos horizontes de cada modelo 56
Figura 21 Série temporal dos TSBM para o horizonte de 6 horas 57

Figura 22 *Reliability Diagram* dos TSBM 58
Figura 23 *Resolution* para as diferentes metodologias 59
Figura 24 *Reliability* para as diferentes metodologias 60
Figura 25 *Continuous Ranked Probability Score* para as diferentes metodologias 61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Detalhes sobre os ciclos de modelos (lançamentos) e horizontes para o modelo numérico de previsão utilizado 40
Tabela 2 Detalhes sobre os dados observacionais utilizados 41
Tabela 3 Representação da composição da matriz de entrada no modelo de *clustering* 46
Tabela 4 Tabela de contingência para um valor limite x 50

LISTA DE SIGLAS

ANN	*Artificial Neural Network*
BS	*Brier Score*
CDF	*Cumulative Distribution Function*
CRPS	*Continuous Ranked Probability Score*
ECMWF	*European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*
EM	*Expectation-Maximization*
EN	*Elastic Net*
FR	*Forecast Range*
GB	*Gradient Boosting*
GCM	*Global Circulation Model*
GEFS	*Global Ensemble System Forecast*
GMM	*Gaussian Mixture Model*
LAM	*Limited Area Model*
LUBE	*Lower Upper Bound Estimation*
LR	*Linear Regression*
MAE	*Mean Absolute Error*
MLP	*Multi-Layer Perceptron*
MOS	*Model Output Statistics*
NCEP	*National Centers for Environmental Prediction*
NWP	*Numerical Weather Prediction*
ONU	Organização das Nações Unidas
PBL	*Planetary Boundary Layer*
PCM	*Power Curve Modeling*
PDF	*Probability Distribution Function*
QR	*Quantile Regression*
QS	*Quantile Score*
REL	*Reliability*
RES	*Resolution*
SCADA	*Supervisory Control and Data Acquisition*

TMA	Torre de Medição Anemométrica
$TSBM$	*Time Series Based Models*
TSO	*Transmission System Operators*
UNC	*Uncertainty*
UTC	*Coordinated Universal Time*
WRF	*Weather Research and Forecasting Model*

SUMÁRIO

1 **INTRODUÇÃO** 16
1.1 Objetivos 20
1.1.1 Objetivo Geral 20
1.1.2 Objetivos Específicos 20
2 **CONCEITOS PRELIMINARES** 21
2.1 *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA) 21
2.2 *Global Circulation Model* (GCM) 21
2.2.1 *Ensemble Members* 23
2.3 Abordagens Probabilísticas de Previsão 24
2.3.1 *Time Series Based Models* (TSBM) 25
2.3.2 Técnicas de *Downscaling* 26
2.3.2.1 Modelagem Dinâmica 28
2.3.2.2 Modelagem Empírica 28
2.4 Arquitetura de Modelos 29
2.5 *Quantile Score* (QS) 31
3 **REVISÃO DE LITERATURA** 32
4 **METODOLOGIA E MODELOS** 38
4.1 Área de Estudo e Dados Empregados 39
4.2 Técnicas Empregadas em Estratégias de Previsão Probabilística 41
4.2.1 *Linear Regression* (LR) 41
4.2.2 *Elastic Net* (EN) 42
4.2.3 *Gradient Boosting* (GB) 42
4.2.4 *Artificial Neural Network* (ANN) 43
4.3 Agrupação de Padrões Sinópticos 44
4.3.1 *Expectation-Maximization* (EM) 46
4.4 Avaliação dos Modelos Probabilísticos 47
4.4.1 *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS) 48
4.4.2 *Reliability Diagram* 50

5 **RESULTADOS E DISCUSSÕES** 51
5.1 Síntese dos Resultados da Metodologia de PCM 51
5.2 Síntese dos Resultados da Metodologia de TSBMs 56
5.3 TSBMs vs PCM 58
6 **CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS** 62

1 INTRODUÇÃO

O crescimento acelerado da população mundial, que segundo projeções da ONU deve alcançar 8,5 bilhões de pessoas até 2030, aliado ao avanço exponencial do desenvolvimento tecnológico, tem gerado um aumento expressivo e contínuo na demanda global por energia, especialmente em setores como indústria, transporte e construção civil. Como reflexo dessa tendência, em 2024, o consumo global de eletricidade atingiu cerca de 25.500 terawatt-horas (TWh), com um crescimento anual de 4,3%, quase o dobro da média da última década (International Energy Agency, 2024). Em resposta à demanda crescente por energia, e diante da urgência imposta pela transição energética, acelerada pelos compromissos assumidos no Acordo de Paris com o objetivo de restringir a emissão de gases que intensificam o aquecimento global, os investimentos em tecnologias de fontes renováveis tornam-se indispensáveis. Além do expressivo crescimento das fontes renováveis, esse processo implicará também na substituição acelerada das fontes convencionais de alta emissão de gases poluentes, impulsionando uma transformação estrutural na matriz elétrica mundial. Mediante a isso, as energias renováveis alcançaram um recorde em 2024, com 92,5% das novas adições globais de capacidade (585 GW) e um crescimento de 15,1% no estoque total, com a perspectiva de acrescentar mais de 1.120 GW anuais até 2030, de forma que a meta para o final da década seja alcançada (International Energy Agency, 2024). Dentre as fontes renováveis que aceleram esse crescimento, a energia eólica destaca-se como uma das mais relevantes e promissoras no cenário energético global, tendo ultrapassando a marca de 1 terawatt (TW) em capacidade instalada em meados de 2025. Nesse contexto, o Brasil se destaca com 30,45 GW instalados, ocupando a sexta posição no ranking mundial de energia eólica onshore (GLOBAL WIND ENERGY COUNCIL – GWEC, 2025).

No entanto, a intermitência associada ao vento é um dos maiores desafios na integração da eólica ao sistema elétrico interligado (SOMAN et al., 2010). Essas oscilações exigem que os operadores de sistema de transmissão (*Transmission System Operators* - TSO), responsáveis pelo equilíbrio entre oferta e demanda e pela segurança operacional da rede, antecipem-se a variações na potência de usinas eólicas para programar a *spinning reserve* e gerir as operações da rede, para que haja tempo hábil de recorrer a fontes de compensação, assegurando a estabilidade do sistema e o atendimento à demanda. Nesse

contexto, a previsibilidade da potência de aerogeradores e usinas eólicas tem influência direta sobre a tomada de decisão por parte dos TSOs.

Diante desse cenário, pesquisas têm avançado no sentido de compreender a dinâmica atmosférica e suas implicações na geração eólica em diferentes escalas temporais. A intermitência associada ao vento torna necessária uma previsão mais acurada de seu comportamento, o que demanda o uso de abordagens mais sofisticadas. A escolha da metodologia para a previsão do vento está diretamente relacionada à escala temporal de interesse (COSTA et al., 2008). Na escala horária, modelos puramente baseados em séries temporais tendem a apresentar mais alta acurácia em curtíssimos horizontes (i.e., até algumas horas à frente). Por sua vez, as previsões baseadas nas saídas de (*atmospheric*) *Global Circulation Model* (GCM) permitem que se mantenham horizontes curtos (i.e., até alguns dias à frente) com razoável acurácia. Esses últimos (os GCMs) são desenvolvidos por grandes centros meteorológicos, e fornecem saídas com ampla cobertura espacial, abrangendo todo o globo terrestre em diversos níveis verticais. As saídas dos GCMs, têm sido amplamente utilizadas em estudos relacionados à modelagem de variáveis atmosféricas. No entanto, devido à sua baixa resolução espacial, quando se busca aplicar essas informações em escalas espaciais mais refinadas, as saídas dos GCMs são frequentemente utilizadas como ponto de partida para a aplicação de técnicas de *downscaling*, com o objetivo de adaptar as previsões com resoluções espaciais mais compatíveis à escala dos fenômenos de interesse, como as distâncias entre os aerogeradores em uma usina eólica.

Para aumentar a resolução espacial das saídas dos modelos GCM, são aplicadas técnicas de *downscaling*, que podem ser divididas em dois grandes grupos: dinâmica e estatística. O *downscaling* dinâmico utiliza modelos físicos-numéricos de alta resolução para simular processos atmosféricos em escala regional, enquanto o *downscaling* estatístico busca estabelecer relações empíricas entre variáveis preditoras (como aquelas fornecidas pelos GCMs) e a variável de interesse, com base em dados históricos.

Com vistas ao desenvolvimento de modelos estatísticos preditivos, têm-se duas classes principais: determinística e probabilística. Os modelos determinísticos fornecem, como previsão, apenas o valor esperado da variável de interesse para um dado horizonte de previsão (i.e., *single point forecasting*). No entanto, os modelos probabilísticos provêem, além do valor esperado, uma ideia quantitativa sobre a incerteza relativa ao valor esperado. Essa incerteza pode ser entregue na forma de cenários distintos ou na forma de

distribuição de probabilidades, intervalos preditivos e percentis. Este tipo de abordagem tem sido amplamente adotada por sua maior capacidade de representar a variabilidade e fornecer estimativas mais informativas e robustas do que as previsões convencionais (SIUTA; STULL, 2018). A justificativa para essa mudança de paradigma reside nas limitações dos modelos determinísticos em sistemas intrinsecamente caóticos. O trabalho seminal de Edward Lorenz demonstrou que, mesmo em sistemas governados por equações determinísticas, a sensibilidade às condições iniciais pode levar a resultados radicalmente diferentes ao longo do tempo (SLINGO; PALMER, 2011). Esse fenômeno, conhecido como caos determinístico, faz com que pequenos erros de medição nas condições iniciais sejam amplificados exponencialmente, tornando a previsão pontual de longo prazo inviável.

A aplicação desse conceito é crucial para a previsão da potência eólica, onde a velocidade do vento é um fenômeno altamente caótico. A utilização de uma previsão de valor único é inadequada para capturar a variabilidade e a incerteza do sistema, sendo observada uma transição das previsões pontuais para previsões distribucionais ou probabilísticas (GNEITING et al., 2008).

Apesar dos avanços recentes nos modelos de previsão probabilística, ainda são escassas as investigações voltadas à sua aplicação no contexto brasileiro. No âmbito deste trabalho, adota-se a classe probabilística, buscando-se uma quantificação da incerteza associada às previsões de variáveis atmosféricas e potência ativa de saída de aerogeradores (SIUTA; STULL, 2018). Pretende-se avaliar a performance de duas abordagens para a classe probabilística de previsão aplicada à previsão de potência eólica em curto prazo (i.e,. até 24 hora a frente), baseadas em: (i) *Power Curve Modeling* (PCM) e (ii) *Time Series Based Models* (TSBM), comparando-se a robustez de tais variantes em um regime de variabilidade local. A fim de avaliar o desempenho das abordagens, realiza-se um estudo de caso em uma localidade na região Nordeste do Brasil. Para isso, foram utilizados dados observacionais provenientes da base do Centro de Energias Renováveis da Universidade Federal de Pernambuco (CER-UFPE), além de previsões atmosféricas geradas pelo *Global Ensemble System Forecast* (GEFS) de acesso aberto, disponibilizado por *National Centers for Environmental Prediction* (NCEP).

Em suma, este trabalho está estruturado em seis capítulos principais: (1) Introdução; (2) Conceitos Preliminares, em que são apresentados os fundamentos teóricos necessários para a compreensão do estudo; (3) Revisão de Literatura, dedicada à apre-

sentação do estado da arte sobre modelos individuais de previsão probabilística, acerca das duas abordagens de estudo (4) Metodologia; (5) Resultados e Discussões, no qual são expostos os resultados obtidos e suas respectivas avaliações no contexto do estudo de caso; e (6) Conclusões e Perspectivas. Ao final do trabalho, é apresentada a lista de referências bibliográficas utilizadas.

1.1 Objetivos

Nesta seção, serão abordados os objetivos do presente trabalho, iniciando pelo objetivo geral e, em seguida, pelos objetivos específicos, cuja consecução compõe o objetivo geral.

1.1.1 Objetivo Geral

O presente Trabalho de Conclusão de Curso tem como objetivo analisar e comparar o desempenho da abordagem de previsão probabilística da *Power Curve Modeling* com a de *Time Series Based Models* na previsão de curto prazo da potência ativa de aerogeradores.

1.1.2 Objetivos Específicos

Para atingir o objetivo principal, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- Propor uma melhoria na acurácia das previsões probabilísticas de modelos que consumam saídas de *Numerical Weather Prediction*, através do algoritmo *Expectation-Maximization* para *clustering* aos *ensembles*;
- Avaliar o desempenho de TSBM e de PCM quanto à representação da incerteza associada à previsão da potência ativa de aerogeradores;
- Verificar as métricas da decomposição do *Continuous Ranked Probability Score* que são melhor compreendidas por cada abordagem.

2 CONCEITOS PRELIMINARES

Esse capítulo aborda os principais conceitos necessários à compreensão dos temas tratados durante o presente trabalho.

2.1 *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA)

Os sistemas *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA) são ferramentas essenciais em usinas eólicas, atuando como sistemas de controle para gerenciar ativos geograficamente dispersos com aquisição e armazenamento centralizado de dados (STOUFFER; FALCO; KENT, 2006). As funções centrais do SCADA envolvem a aquisição de dados a partir de unidades remotas, o monitoramento e processamento de eventos e funções de controle, que permitem operar equipamentos individualmente. Componentes críticos como gerador, pás e sistemas de transmissão são os principais alvos de monitoramento, visto que constituem as causas centrais de indisponibilidade dos aerogeradores. Para o presente trabalho, será utilizada a potência como variável de interesse, disponibilizada a partir do monitoramento do sistema SCADA de uma usina eólica.

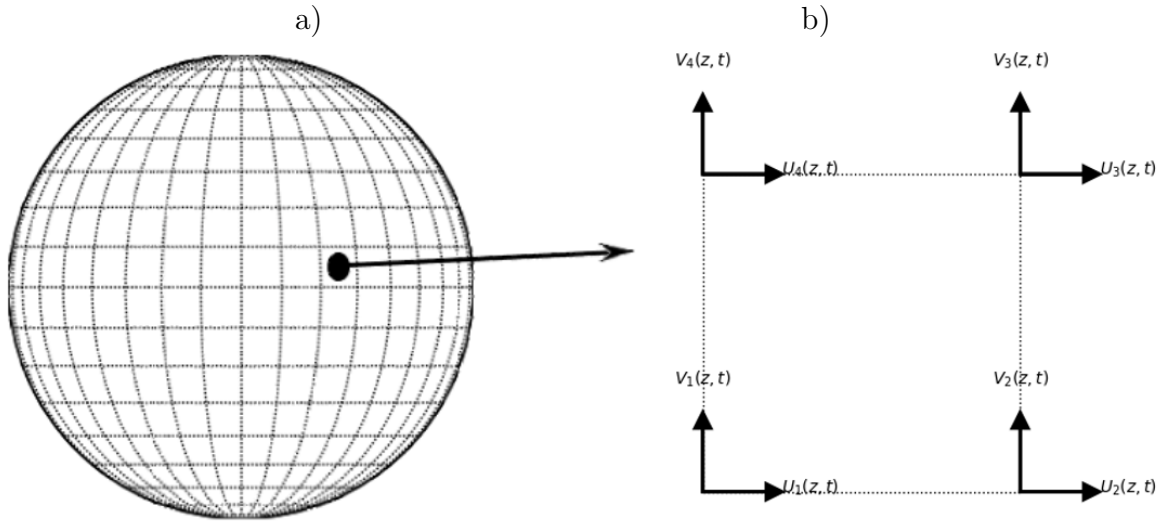
2.2 *Global Circulation Model* (GCM)

Estão baseados na solução numérica de equações que regem a dinâmica da atmosfera. O fundamento desses modelos são as equações de Navier-Stokes, as quais descrevem a conservação de massa, momento e energia, e são utilizadas para prever grandezas como pressão, temperatura, umidade, velocidade do vento e radiação solar. As simulações geradas por esses modelos possuem domínios globais, abrangendo todo o globo terrestre e simulando ou prevendo as condições atmosféricas em uma ordem de magnitude que pode variar de horas a séculos.

Para a previsão do tempo, centros operacionais globais utilizam modelos de previsão numérica (GCMs) que são baseados em um conjunto de equações diferenciais não lineares complexas. Esses modelos consideram processos dinâmicos, termodinâmicos, radioativos e químicos em diversas escalas de tempo e espaço, gerando saídas que têm sido amplamente utilizadas em estudos relacionados à modelagem de variáveis atmosféricas (SWEENEY et al., 2020).

A Figura 1a ilustra a disposição dos GCMs sob a perspectiva global. A Figura 1b, por sua vez, mostra um exemplo de configuração de malha com com quatro pontos da malha de um GCM para um determinado nível vertical, Z. A velocidade do vento nestes modelos é uma variável que depende tanto do nível vertical (Z) quanto da posição geográfica (latitude e longitude), além do tempo (t), pontos para os quais se têm as componentes zonal ("U") e meridional ("V"), que juntas compõem, em termos vetoriais, a magnitude da velocidade do vento. Adota-se a convenção de sinais do sistema cartesiano, onde o fluxo positivo para a coordenada meridional é direcionado para o norte, e a componente zonal, para o leste (ECMWF, 2024).

Figura 1: Ilustração de um tipo de distribuição espacial de GCMs



(a) Representação global de malhas; (b) Zoom no grid com vista superior: Contém as componentes zonal e meridional da velocidade do vento (U e V), dadas em um nível vertical z e instante t.
Fonte: Os autores

Existem dois produtos principais derivados de GCMs: análise operacional (*operational analysis*) e previsão (*forecast*). A análise operacional estima o estado atual da atmosfera assimilando dados observacionais no intervalo de lançamento das previsões, representando o comportamento atmosférico em uma grade homogênea de pontos, e serve como condição inicial para previsões operacionais. Já, a previsão, ou *forecasting*, simula o estado futuro das variáveis atmosféricas, sendo um tipo específico de *prediction*, enquanto análise operacional trata-se do resultado de uma assimilação de dados, pois estima o comportamento atmosférico em regiões sem observações diretas (PERRUCI, 2018). Neste trabalho, serão empregados dados de previsão provenientes de diferentes GCMs como entrada para a modelagem do vento local.

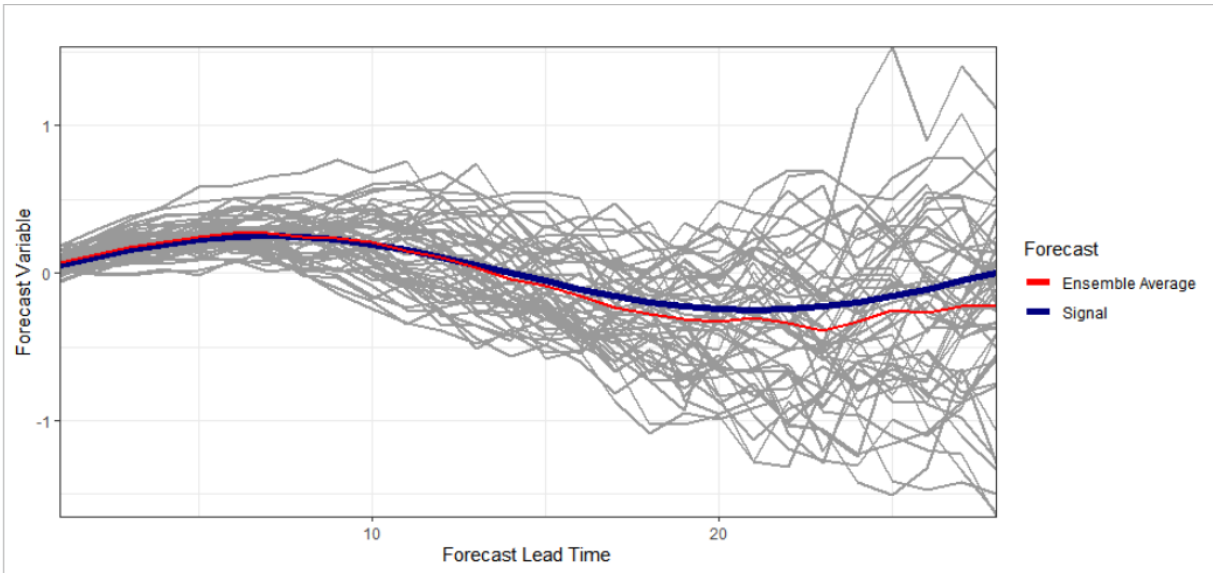
O processamento das simulações/previsões dos GCM exigem um alto esforço computacional, sendo necessário empregar baixa resolução espacial, na ordem de dezenas de quilômetros, e temporais, da ordem de horas, com vistas a otimizar o tempo das simulações. Sendo assim, com o objetivo de refinar as resoluções para escalas temporais e espaciais mais adequadas para aplicação na modelagem de variáveis atmosféricas em usinas eólicas, as saídas dos GCMs são utilizadas como ponto de partida para técnicas de *downscaling*, que serão abordadas na Seção 2.3.2.

2.2.1 *Ensemble Members*

Trata-se de um conjunto (*ensemble*) de saídas geradas de um GCM, criadas por meio de simulações baseadas em diferentes parametrizações do mesmo modelo e/ou perturbações induzidas sobre as condições iniciais. Essa técnica é uma resposta direta à sensibilidade do sistema atmosférico a pequenas variações nas condições iniciais, conforme demonstrado pela teoria do caos de Lorenz. Cada membro do ensemble representa, portanto, uma possível trajetória do sistema atmosférico, refletindo as diferentes variações que poderiam existir em seu estado inicial. Uma variabilidade mais elevada entre os membros do conjunto indica que perturbações nas condições iniciais e/ou diferentes parametrizações do modelo resultaram em trajetórias significativamente distintas. Portanto, os erros intrínsecos às condições iniciais do modelo e ao processo de modelagem em si podem gerar resultados muito díspares, implicando em maior incerteza. Assim, a variância dos membros do ensemble transmite informação relacionada à incerteza da previsão.

A Figura 2 ilustra um cenário hipotético da distribuição dos membros, fornecidos por centros operacionais, em relação a um alvo (i.e,. *Signal*). Para o mesmo instante de tempo, uma distribuição de probabilidade pode ser estimada a partir dos membros do ensemble, representadas pelas linhas cinzas. Essa dispersão tende a aumentar com o aumento do horizonte de previsão, refletindo uma maior incerteza entre os diferentes membros do conjunto em relação ao *Signal*. A média dos membros do ensemble (i.e., *Ensemble Average*) é frequentemente utilizada como entrada para modelos de *downscaling* determinístico (i.e., *single point*), cuja estratégia será explicada na Seção 2.3.2.

Figura 2: Cenário hipotético de um conjunto de previsões numéricas de tempo



Fonte: (World Climate Service, 2021)

2.3 Abordagens Probabilísticas de Previsão

Em previsão de variáveis aleatórias, existem duas estratégias principais a serem utilizadas: a determinística e a probabilística. A estratégia determinística baseia-se na aplicação de modelos que, para um mesmo conjunto de parâmetros, produzem sempre o mesmo resultado. Nesse caso, a previsão corresponde a um único valor ou cenário considerado (i.e., *single point*), que é o resultado da solução das equações físicas do modelo, dada uma condição inicial específica da atmosfera, sem incorporar, de forma explícita, a incerteza envolvida no processo. Embora a incerteza possa ser avaliada por métodos complementares, como análise de sensibilidade, o modelo determinístico em si não a expressa. Já a estratégia probabilística reconhece que há variabilidade inerente e incertezas associadas à modelagem de fenômenos naturais. Em vez de fornecer uma única resposta, esse tipo de previsão gera um conjunto de possíveis resultados, normalmente representado por distribuições de probabilidade, intervalos de confiança ou múltiplos cenários. Isso permite uma quantificação mais completa da incerteza, contribuindo para a tomada de decisão mais robusta em contextos sujeitos a grande variabilidade (BAZIONIS; GEORGILAKIS, 2021).

Neste trabalho, serão exploradas duas abordagens de previsão utilizando a estratégia probabilística: modelos baseados em *time series* e modelos baseados em técnicas

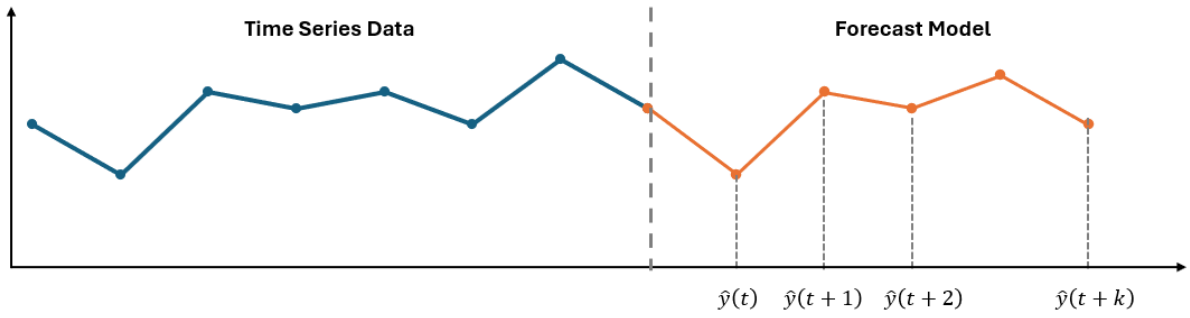
de *downscaling*.

2.3.1 *Time Series Based Models* (TSBM)

São construídos para lidar com dados organizados em uma sequência cronológica, buscando capturar padrões que ocorrem ao longo do tempo. O princípio fundamental é que observações passadas contêm informações úteis para prever observações futuras. Esses modelos assumem que a variável de interesse é influenciada por seus próprios valores anteriores, por oscilações regulares (i.e., ciclos ou sazonalidades) e por elementos aleatórios. O funcionamento envolve identificar essas estruturas repetitivas e dinâmicas nos dados, como tendências persistentes ou flutuações temporais, para ajustar uma representação matemática que descreva essa evolução (Figura 3).

Em contextos menos complexos, a modelagem tipicamente pressupõe estacionariedade nas características estatísticas das séries temporais, ou seja, se os padrões estatísticos se mantêm estáveis ao longo do tempo, e tratar transformações necessárias para que o modelo aprenda as dependências temporais com precisão. A partir disso, a previsão consiste em uma extrapolação baseada nas informações do passado, fundamentada na premissa de que o tempo, ao estruturar os dados em uma sequência lógica, permite identificar padrões que possibilitam previsões dentro de limites consistentes e reconhecíveis (SHI; GUO; ZHENG, 2012).

Figura 3: Ilustração de previsão com *Time Series*



Fonte: Os autores

2.3.2 Técnicas de *Downscaling*

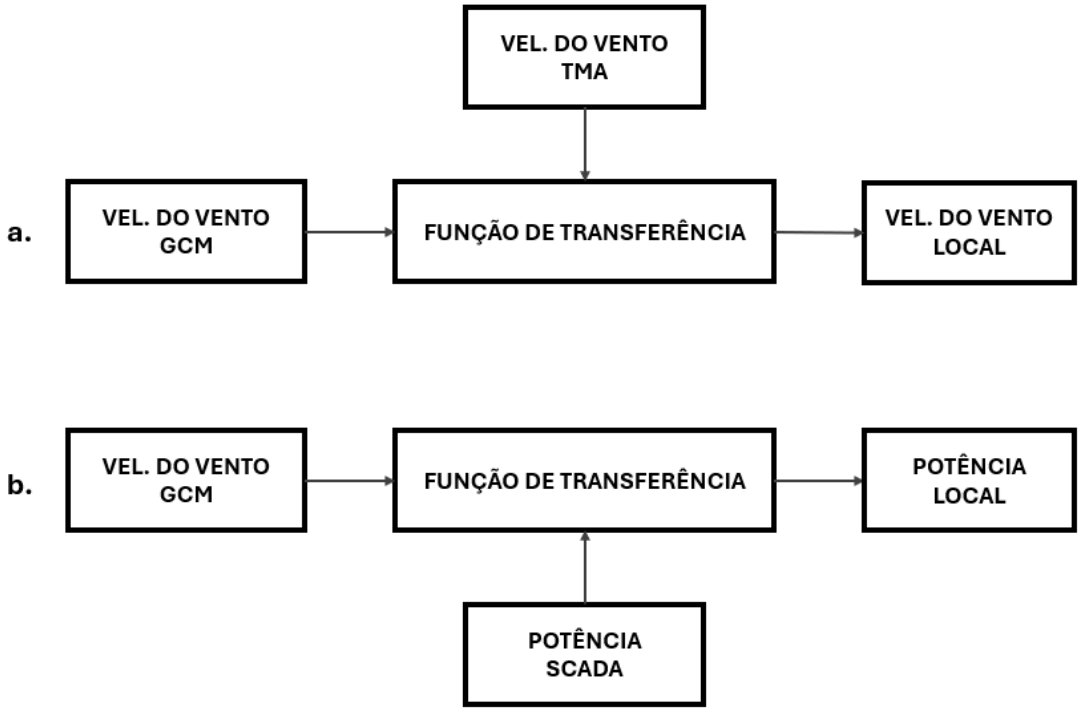
As técnicas de aumento de resolução, conhecidas como técnicas de *downscaling*, são amplamente utilizadas para conectar grandezas com diferentes resoluções, permitindo a harmonização de variáveis descritas em escalas espaciais e temporais distintas, sendo divididas em modelagens dinâmicas e empíricas. As modelagens dinâmicas resolvem numericamente equações fundamentais que descrevem o comportamento das variáveis, possibilitando a conexão direta entre escalas de baixa resolução (sinóptica) e escalas de alta ou média resolução (microescala ou mesoescala). Essa metodologia possui como vantagem o fato de que só há a necessidade dos dados observacionais no processo de validação do modelo; pós isso, é possível simular as previsões com os dados do modelo de circulação global. Diferentemente das modelagens empíricas que exigem dados históricos para treinamento, a principal vantagem dos modelos dinâmicos é a sua capacidade de gerar previsões em locais para os quais não existem dados observacionais, tornando-os adequados para uma ampla variedade de aplicações. Além disso, o *downscaling* também possibilita previsões regionais com alta resolução espacial (i.e., ordem de quilômetros), descrevendo o comportamento de variáveis atmosféricas em áreas delimitadas, como exemplificado pelo modelo *Weather Research and Forecasting Model* (WRF).

Por outro lado, as modelagens empíricas estabelecem relações estatísticas entre a variável preditora (de maior escala) e a variável dependente (de menor escala). Essa associação busca assimilar as perturbações típicas da microescala, induzidas pela interação da atmosfera com a superfície, e reproduzi-las a partir de previsões de resolução mais baixa, que são pouco ou insensíveis a tais efeitos. Para isso, são frequentemente utilizados métodos como regressão, classificação de padrões ou técnicas estocásticas (PERRUCI, 2018). A principal vantagem das técnicas empíricas reside na sua capacidade de modelar variáveis complexas com base em relações estatísticas significativas, embora sua eficácia dependa diretamente da disponibilidade e qualidade dos dados utilizados para estabelecer essas relações. Etimologicamente, as técnicas de *downscaling* referem-se ao processo estatístico de aumento da resolução espacial de uma variável atmosférica da mesma natureza (i.e., variável endógena). No entanto, as técnicas podem ser aplicadas em outros contextos, com diferentes variáveis-alvo, desde que a metodologia de *downscaling* seja mantida. Diante disso, este trabalho empregará a metodologia e os modelos associados às técnicas de redução de escala, adotando como variável dependente a potência eólica,

metodologia comumente denotada como *Power Curve Modeling* (PCM), também são amplamente utilizados os termos *Wind-to-Power Modelling* e *Weather-to-Power Modelling*, especialmente no contexto de previsão. Contudo, neste trabalho, será adotada a terminologia PCM para designar essa abordagem. A Figura 4 ilustra uma exemplificação da diferença de conceituação para compreensão da metodologia adotada neste trabalho.

A Figura 4a representa uma aplicação de downscaling estatístico, na qual a variável de entrada é a velocidade do vento extraída de um GCM, e a variável-alvo corresponde à velocidade do vento medida por uma Torre de Medição Anemométrica (TMA). Nesse caso, a variável de saída do modelo é, portanto, uma previsão da velocidade do vento local. Já a Figura 4b representa uma aplicação semelhante do ponto de vista metodológico, uma função de transferência entre uma variável preditora e uma variável-alvo, porém, com a variável-alvo sendo a potência obtida a partir de dados SCADA. Dessa forma, para o presente trabalho, a variável de saída do modelo passa a ser a potência local. Ressalta-se, assim, que é a definição da variável-alvo que dita a natureza da variável de saída estimada pelo modelo.

Figura 4: Exemplificação de diferenciação de metodologias



Fonte: Os autores

2.3.2.1 Modelagem Dinâmica

A Modelagem dinâmica de *downscaling* baseia-se na resolução numérica das equações físicas que regem o comportamento da atmosfera, utilizando de variáveis macroescalares, como as saídas dos modelos de GCMs, como condições iniciais e de contorno para simular a atmosfera em escalas com maior nível de refinamento. Dentro deste cenário, destacam-se dois grupos: a modelagem da *Planetary Boundary Layer* (PBL) e os *Limited Area Model* (LAM), também conhecidos como Modelos de Circulação Regional. A modelagem da *Planetary Boundary Layer* (PBL) centraliza-se no acoplamento entre a macroescala e microescala, simplificando a lei de conservação do momento linear, para descrever o comportamento das variáveis atmosféricas de interesse dentro da PBL, porção de atmosfera diretamente influenciada pela interação com a superfície terrestre. Os modelos de PBL podem operar em regime neutro, onde a troca de calor entre atmosfera e superfície é desconsiderada, e em regime não neutro, onde a troca de calor é incorporada à análise, fator crucial para descrever o comportamento atmosférico em localidades com alta instabilidade, onde o fluxo de calor vertical é significativo.

Por outro lado, os *Limited Area Model* (LAM), possuintes de características similares aos GCMs, se concentram em domínios geográficos restritos, operando com uma resolução de malha maior, baseada na mesoescala. As saídas dos GCMs são utilizadas como condições de contorno, sendo possível incorporar detalhes regionais da localidade em análise. Entretanto, a complexidade envolvida nas soluções de equações físicas capazes de assimilar dados observacionais exige um elevado esforço computacional para geração de simulações refinadas para regiões com terrenos complexos.

2.3.2.2 Modelagem Empírica

As técnicas estatísticas de *downscaling* estabelecem relações empíricas entre os dados observacionais da microescala e a circulação atmosférica (GCMs) na escala sinóptica, a partir das suas saídas. Devido à variedade de modelos e métodos de ajuste, ao comparar com modelos dinâmicos, podem possuir um comportamento mais flexível e um esforço computacional significativamente menor.

As técnicas empíricas são combinadas com o objetivo de aprimorar a simulação de variáveis atmosféricas na microescala, podendo ser classificadas em três principais grupos:

modelos de classificação, geradores estocásticos no tempo e modelos regressivos.

Os modelos de classificação consistem na divisão dos instantes de tempo em um número finito de estados atmosféricos a partir de análises de agrupamento aplicadas a variáveis macroescalares ou a partir da utilização de classificações subjetivas dos estados atmosféricos. Os geradores estocásticos no tempo visam simular características estatísticas da variável de interesse na microescala, como média e desvio padrão. E, por fim, os modelos regressivos, que, a partir de funções de transferência, relacionam as saídas do GCM com o comportamento da variável de interesse na microescala.

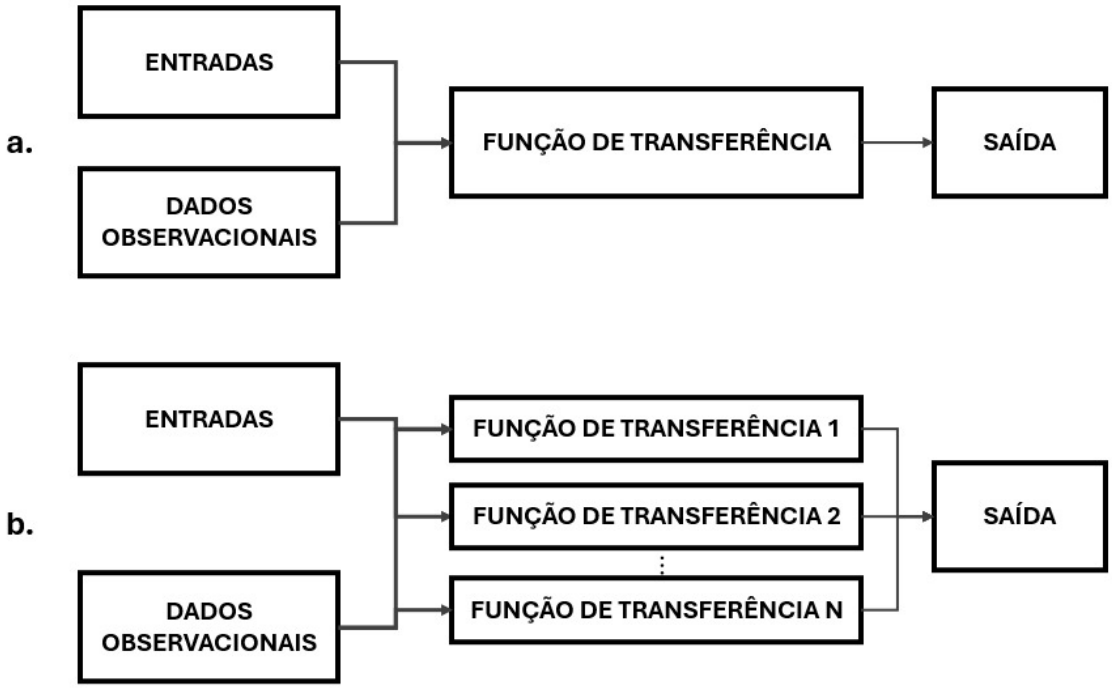
2.4 Arquitetura de Modelos

Há duas principais abordagens para a parametrização de modelos estatísticos: global e local. Tratando-se especificamente da Seção 2.3.2.2, costuma-se aplicar os dados de simulação atmosférica gerados por GCMs, correlacionados com dados observacionais (i.e., potência eólica), por meio de funções de transferência ajustadas com base na minimização do gradiente de erro global, calculado para o período total da série temporal. Nesse contexto, denota-se que o modelo apresenta uma arquitetura global de parâmetros (Figura 5a).

Em contrapartida, com o objetivo de detectar tendências atmosféricas, as arquiteturas locais utilizam parâmetros específicos para classes (subconjuntos) gerados com base nos dados disponíveis, seguindo pela aplicação de técnicas regressoras a cada classe individualmente. Nesse contexto, os subconjuntos são classificados de forma a identificar N padrões de estados atmosféricos, realizando ajustes com vistas à minimização de gradientes de erros locais.

Ao fim, a saída é composta pela melhor das saídas geradas para cada subgrupo. Dessa forma, os modelos de parâmetros locais podem estimar o comportamento local de variáveis atmosféricas com maior precisão. Métricas de avaliação são utilizadas para quantificar a qualidade do processo de clustering (Figura 5b).

Figura 5: Arquiteturas de modelos estatísticos



Fonte: Os autores

2.5 *Quantile Score* (QS)

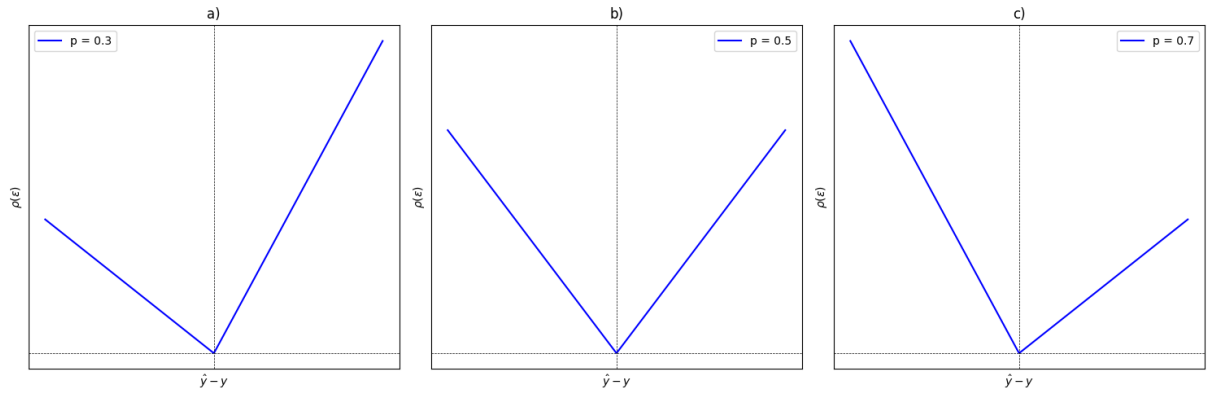
Trata-se de uma métrica de avaliação de previsões que compara duas séries (previsões e observações), medindo o erro absoluto entre elas e ponderando erros positivos (superestimação) e negativos (subestimação) de forma assimétrica, conforme o percentil p especificado ($0 < \mathrm{p} < 1$) (MESSNER et al., 2020). Ele é definido como:

$$QS(p) = \begin{cases} p \cdot (y - \hat{y}), & \hat{y} \leq y \\ (1-p) \cdot (\hat{y} - y), & \hat{y} > y \end{cases} \tag{2.1}$$

Essa métrica é particularmente útil em aplicações onde os custos associados a erros de previsão variam dependendo da direção do erro, como em previsões de energia eólica, pois subestimações ($\hat{y} \leq y$) podem levar a déficits de energia, exigindo reservas caras ou causando instabilidade na rede, enquanto superestimações ($\hat{y} > y$) podem resultar em perdas menores, como a venda de excedentes a preços reduzidos. Para quantis menores ($p < 0.5$), superestimações são mais penalizadas, incentivando previsões conservadoras para evitar déficits custosos. Por outro lado, para quantis maiores ($p > 0.5$), subestimações recebem maior penalização.

A Figura 6 exibe três gráficos (a, b, c) com curvas em "V"invertido, representando funções de perda assimétrica para quantis $p = 0.3$, 0.5 e 0.7, respectivamente, onde o eixo vertical indica penalização e o horizontal a diferença entre previsão ($\hat{y}$) e valor real (y). A penalização é maior para subestimações em (a), simétrica em (b) e predomina para superestimações em (c), com curvas em azul.

Figura 6: Ilustração de comportamento assimétrico do *Quantile Score*



Fonte: Os autores

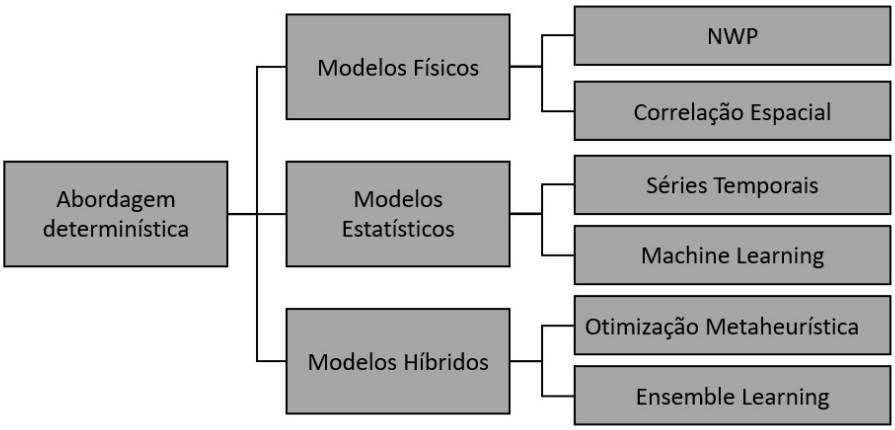
3 REVISÃO DE LITERATURA

O cenário energético mundial vivencia uma transformação impulsionada pelas mudanças climáticas e pela necessidade de diversificação da matriz energética. Nesse sentido, acordos internacionais têm mobilizado países com o objetivo de contribuir para a redução de gases de efeito estufa (GEE), estabelecendo como estratégia central a transição para fontes de energia limpa (Global Wind Energy Council (GWEC), 2024). No Brasil, políticas de incentivo e o cenário climático favorável refletiram em um crescimento expressivo no setor eólico nos últimos anos. O país alcançou a quinta posição no ranking mundial de capacidade de energia eólica onshore em 2024, com 33,7GW de capacidade instalada (ABEEólica, 2025).

O principal obstáculo para a integração em larga escala da energia eólica consiste na natureza intermitente e variável do recurso eólico (ZHANG et al., 2013), essa flutuação introduz incertezas na operação do sistema elétrico, impactando os fluxos de potência e a estabilidade da frequência da rede. Nesse contexto, a previsão de geração eólica se torna um dos principais pilares para viabilizar a integração crescente dessa energia renovável na matriz energética devido à sua capacidade de entender o comportamento da variável meteorológica e prever com antecedência a produção de potência gerada de parques eólicos, auxiliando na tomada de decisão dos operadores do sistema elétrico (WANG et al., 2019).

Nesse contexto, a previsão possui duas abordagens principais: a abordagem determinística e a abordagem probabilística. A abordagem determinística visa fornecer um único valor de previsão (*point forecast*) da variável em análise no instante futuro (BAZIONIS; GEORGILAKIS, 2021). Com o avanço contínuo das pesquisas e do desenvolvimento tecnológico ao longo do tempo, tem-se observado a consolidação de uma ampla e diversificada quantidade de modelos determinísticos desenvolvidos, podendo ser alocados em três principais categorias: modelos físicos, modelos estatísticos, além de combinações híbridas entre essas classes (XIE, 2023) (Figura 7).

Figura 7: Ilustração com alguns exemplos de modelos determinísticos

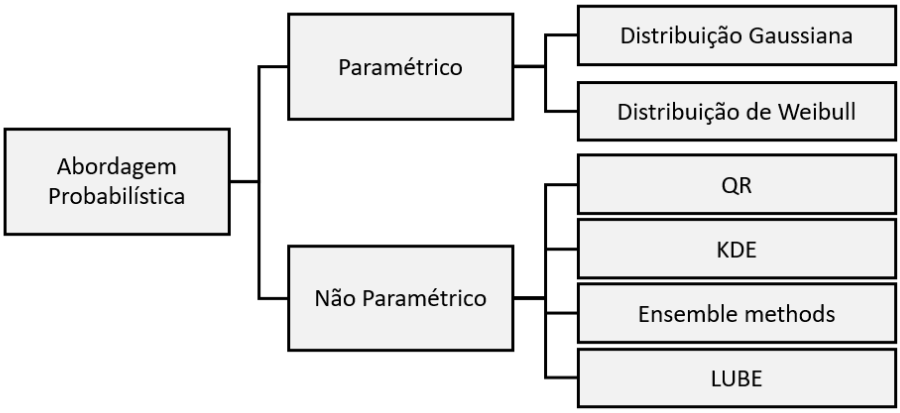


Fonte: Os autores

Apesar da crescente sofisticação e da vasta diversidade de modelos, todos eles possuem o mesmo limitador: fornecem apenas o valor esperado da variável de interesse, não informando a incerteza inerente ao processo preditivo. Essa incerteza não se deve apenas a fatores como a intermitência da variável meteorológica e flutuações em níveis mais detalhados, como a produção de cada aerogerador em um mesmo parque (REN; SUGANTHAN; SRIKANTH, 2015). A incerteza é uma propriedade fundamental de sistemas caóticos como a atmosfera, com duas fontes principais: a incerteza nas condições iniciais e a incerteza na formulação do próprio modelo (SLINGO; PALMER, 2011). Diante disso, uma previsão determinística, por mais acurada que seja, oferece uma visão parcial da realidade.Diante disso, uma previsão determinística, por mais acurada que seja, oferece uma visão parcial da realidade. É para suprir essa lacuna que a abordagem probabilística se torna essencial.

A previsão probabilística tem por objetivo estimar a distribuição de probabilidade associada a variável de interesse, fornecendo uma visão mais ampla e altamente útil operacionalmente no apoio à tomada de decisão (MEER; WIDéN; MUNKHAMMAR, 2018). As metodologias possíveis para o emprego da abordagem probabilística são diversas, podendo ser agrupadas em duas principais categorias, como demonstrado na Figura 8.

Figura 8: Ilustração com alguns exemplos de modelos probabilísticos



Fonte: Os autores

Os métodos paramétricos assumem que a distribuição de probabilidade da previsão baseia-se em uma distribuição estatística conhecida, como a Normal (GNEITING; KATZFUSS, 2014), Beta (GNEITING; BALABDAOUI; RAFTERY, 2007), Gamma (SLOUGHTER; GNEITING; RAFTERY, 2010), entre outras, para quantificar as incertezas associadas à variável de interesse. A distribuição da probabilidade é obtida a partir da geração de uma previsão determinística (*forecast point*), estimando a variância dos erros do modelo. Devido ao caráter assimétrico dos erros de previsão, mesmo com sua facilidade de implementação, o modelo não descreve com exatidão a modelagem probabilística envolvida na estimativa da produção de energia eólica (ZHANG et al., 2013). Sua principal desvantagem do modelo, apesar de sua facilidade de implementação, reside na escolha da família de distribuições e na suposição de que a distribuição mais adequada permanece constante ao longo do tempo, o que pode limitar a exatidão da modelagem probabilística na estimativa da produção de energia eólica.

Em contrapartida, os modelos não paramétricos não assumem a priori uma família de distribuições, a distribuição é modelada diretamente a partir do comportamento dos dados ao longo da série (BESSA, 2021). Durante os últimos anos, diversos modelos não paramétricos foram desenvolvidos, destacando-se entre eles: *Quantile Regression* (QR), *Ensemble Methods* e *Lower Upper Bound Estimation* (LUBE).

O modelo *Quantile Regression* (QR) tem como objetivo modelar os quantis da variável de interesse, construindo um intervalo de predição a partir do treinamento de distintos modelos para diferentes quantis (WAN et al., 2016). Essa abordagem fundamenta-

se na estimativa de modelos distintos para cada um dos quantis de interesse a partir da minimização da *Quantile Score* (QS) (3.1).

$$QS(p) = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(\hat{y}_t - y_t)[II(y_t \leq \hat{y}_t) - p] \tag{3.1}$$

onde:

- p: o quantil analisado, com $p \in (0, 1)$.
- N: o número total de observações.
- y_t: o valor observacional (real) no instante t.
- $\hat{y}_t$: a previsão para o quantil p no instante t.
- $II(y_t \leq \hat{y}_t)$: a função indicadora, que assume valor 1 se o valor observado é menor ou igual ao previsto, e 0 caso contrário.

Essa abordagem é amplamente utilizada para cenários onde há custo de erro assimétrico, penalizando de maneira desigual os erros de previsão e atribuindo pesos distintos a resíduos positivos e negativos, permitindo uma estimação independente de cada quantil analisado (WAN et al., 2016).

Os Ensembles Methods baseiam-se na repetição da execução da previsão em paralelo, alterando as variáveis de entrada e gerando um conjunto de resultados diferentes. A incerteza da previsão é refletida na dispersão dos múltiplos resultados gerados (BAZIONIS; GEORGILAKIS, 2021).

O método *Lower Upper Bound Estimation* (LUBE) baseia-se no uso de inteligência artificial para obtenção de uma estimativa de distribuição probabilística a partir da construção dos intervalos de predição, como uma rede neural com duas saídas. Enquanto outros modelos calculam, primeiramente, a previsão de ponto e posteriormente o intervalo, o LUBE constrói o intervalo de predição em um único passo, gerando uma simplificação do processo, tornando-o mais simples e reduzindo o custo operacional associado (KHOSRAVI et al., 2011).

A previsão probabilística pode ser obtida via duas metodologias: *Time Series Based Models* (TSBM) e através de técnicas baseadas em *downscaling*. A família de modelos

de séries temporais com foco em previsão probabilística utiliza exclusivamente o histórico de dados para treinamento, onde o objetivo principal é a aprendizagem de padrões internos da série para, a partir deles, gerar a distribuição de probabilidade para passos futuros (GNEITING; KATZFUSS, 2014). Por outro lado, o downscaling probabilístico utiliza as saídas de modelos de *Numerical Weather Prediction* (NWP) relacionados com as observações reais no local de interesse para gerar previsões, tendo como objetivo remover erros sistemáticos e recalibrar a dispersão dos *ensembles* para gerar a previsão atribuindo a distribuição de probabilidade para o instante futuro (JUBAN; SIEBERT; KARINIOTAKIS, 2007).

O estado da arte recente na previsão probabilística de energia eólica destaca-se pela integração de técnicas sofisticadas que vão além da simples estimativa pontual. O objetivo é construir previsões probabilísticas, capazes de capturar e representar a incerteza inerente ao recurso eólico. Dessa forma, esses sistemas permitem uma gestão mais robusta e precisa dos riscos associados à variabilidade da energia eólica, aprimorando a confiabilidade das previsões.

O estudo pioneiro de Glahn e Lowry é um marco importante nesse campo, pois introduziu o conceito de *Model Output Statistics* (MOS), ou pós-processamento estatístico, a partir da aplicação de modelos de regressão às previsões geradas por modelos numéricos de previsão do tempo, *Numerical Weather Prediction* (NWP) para produzir estimativas locais mais precisas, estabelecendo assim a base para as técnicas modernas de downscaling. Posteriormente, Gneiting e Raftery (2007) formalizaram a avaliação de previsões probabilísticas, desenvolvendo as *Proper Scoring Rules*, como o *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS), além dos conceitos de confiabilidade e resolução, que se tornaram referência para a comparação entre modelos probabilísticos.

Em relação ao uso de *machine learning* para gerar previsões probabilísticas, Wan et al. (2016) demonstraram uma aplicação de Regressão Quantílica utilizando a *Quantile Score* para treinar uma rede neural, fazendo com que o modelo estimasse os quantis, construindo a previsão probabilística associada à distribuição de potência eólica. De forma complementar, Lakshminarayanan, Pritzel e Blundell (2017) introduziram e validaram o método de deep ensembles, que consiste em treinar múltiplos modelos de deep learning simultaneamente e utilizar a dispersão entre suas previsões para estimar a incerteza. Essa abordagem mostrou-se eficaz, simples e escalável para quantificar a incerteza preditiva.

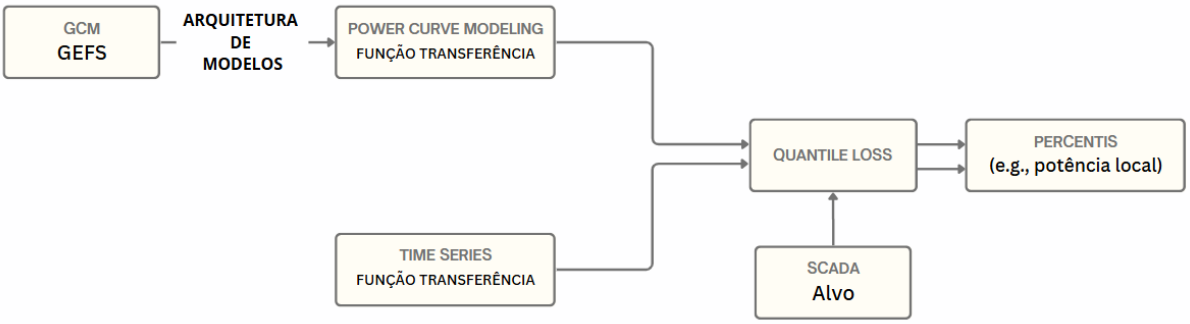
Mais recentemente, a combinação de diferentes técnicas tem sido explorada com o objetivo de elevar a performance dos modelos. Liu et al. (2022), por exemplo, desenvolveram um sistema em etapas, que começa aplicando a Transformada Wavelet para decompor a série temporal do vento em componentes mais estáveis. Esses componentes são então processados por um modelo de *deep learning* que incorpora um mecanismo de atenção, capaz de atribuir pesos diferenciados aos dados históricos. Nessa mesma linha, Cai et al. (2019) uniram modelos de *Gradient Boosting* (GB) com a metodologia de *transfer learning* para melhorar as previsões em parques eólicos com poucos dados históricos, transferindo conhecimento a partir de parques já estabelecidos.

Por fim, diversas revisões da literatura têm sistematizado e consolidado essas contribuições. O trabalho de Zhang et al. (2013) foca em consolidar o campo da previsão probabilística, destacando sua importância como ferramenta essencial para a tomada de decisão sob incerteza e revisando os métodos e métricas de avaliação. Complementarmente, a revisão de Xie et al. (2023) amplia o escopo ao apresentar uma visão sistemática tanto dos métodos determinísticos quanto dos probabilísticos, analisando-os sob múltiplas perspectivas, como fontes de dados, base teórica e performance.

4 METODOLOGIA E MODELOS

Esta seção tem como finalidade a descrição em detalhes da metodologia empregada para o trabalho. A metodologia a ser adotada possui dois fluxos de atividade que constituem três etapas principais (Figura 9). A primeira consiste no caminho associado ao PCM, com a parametrização de diversos modelos que empregam técnicas baseadas em *downscaling*, os quais aplicam funções de transferência pura (abordagem global) e de classificação de padrões sinópticos (abordagem local). O segundo bloco é relativo à parametrização de modelos baseados em *Time Series*. Nota-se que, com o objetivo de gerar previsões probabilísticas, ambas as abordagens de modelos adotam a QS como função de custo (i.e., loss function), apresentada na Seção 2.5. Assim, os modelos são estimados distintamente para cada um dos quantis de interesse. Por fim, será feita uma comparação entre os diferentes quantis modulados por cada modelo.

Figura 9: Ilustração da estratégia de ação

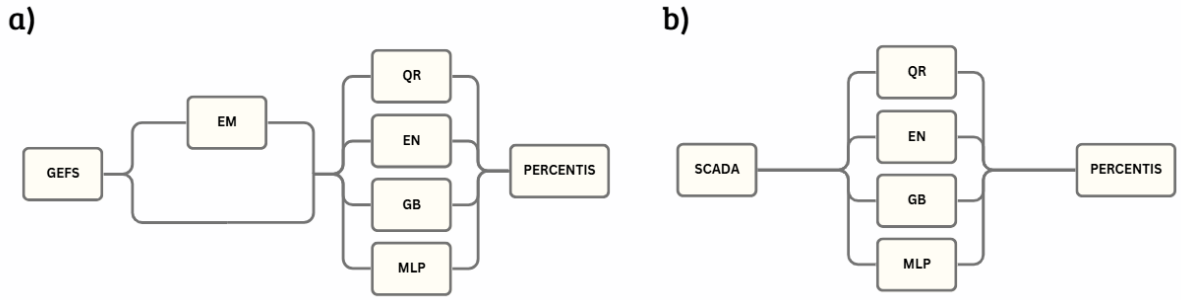


Fonte: Os autores.

A Figura 10 detalha a metodologia empregada, evidenciando as siglas adotadas para cada modelo. O painel (a) descreve o processo associado ao PCM, no qual se aplicam diferentes técnicas, como *Quantile Regression* (QR), *Elastic Net* (EN), *Gradient Boosting* (GB) e *Multi-Layer Perceptron* (MLP). Esse mesmo painel também indica um caminho alternativo, que contempla a aplicação do modelo de *Expectation-Maximization* (EM) para fins de clusterização. Neste bloco, o conjunto de variáveis regressoras será os dados provenientes do modelo GEFS, considerando-se, para cada ponto da malha (cuja discretização será detalhada na próxima seção), as estatísticas de média e desvio padrão calculadas a partir dos seus respectivos membros. Todos os modelos são calibrados e va-

lidados por meio de uma estratégia de validação cruzada (i.e., *cross-validation approach*) (HUTH, 1999), na qual o treinamento e a validação são realizados em períodos distintos. Complementarmente, exploram-se abordagens baseadas em *Time Series*, incluindo os mesmos modelos descritos. Para este tópico, adota-se uma estratégia de modelagem baseada na estrutura temporal dos dados. O conjunto de variáveis regressoras será composto por defasagens temporais (*time lags*) a partir da série de SCADA, ou seja, valores observados em instantes anteriores a t (i.e., $t-k$), serão utilizados para estimar o comportamento da variável de interesse em um instante futuro $t+k$, onde k refere-se ao horizonte de interesse. Pontualmente para este módulo, será adotado um *time step* de 1 hora em relação aos horizontes.

Figura 10: Iustração da metodologia de previsão empregada. O painel (a) descreve o fluxo empregado na abordagem PCM. O painel (b) detalha o fluxo de trabalho da abordagem de TSBM.



Fonte: Os autores.

4.1 Área de Estudo e Dados Empregados

Esta seção apresenta a delimitação geográfica considerada na análise, bem como a descrição dos dados utilizados. Para ambas as naturezas dos modelos, a parametrização será realizada de maneira supervisionada, isto é, com o subsídio de dados da variável de interesse (i.e., in situ). Neste trabalho, utilizam-se dados observacionais fornecidos pelo Centro de Energias Renováveis da Universidade Federal de Pernambuco (CER-UFPE), cuja conceituação está apresentada na Seção 2.1. Especificamente para a metodologia baseada em NWPs, serão utilizadas previsões numéricas de tempo do *Global Ensemble System Forecast* (GEFS), de acesso público, fornecidas pelo *National Centers for Environmental Prediction* (NCEP).

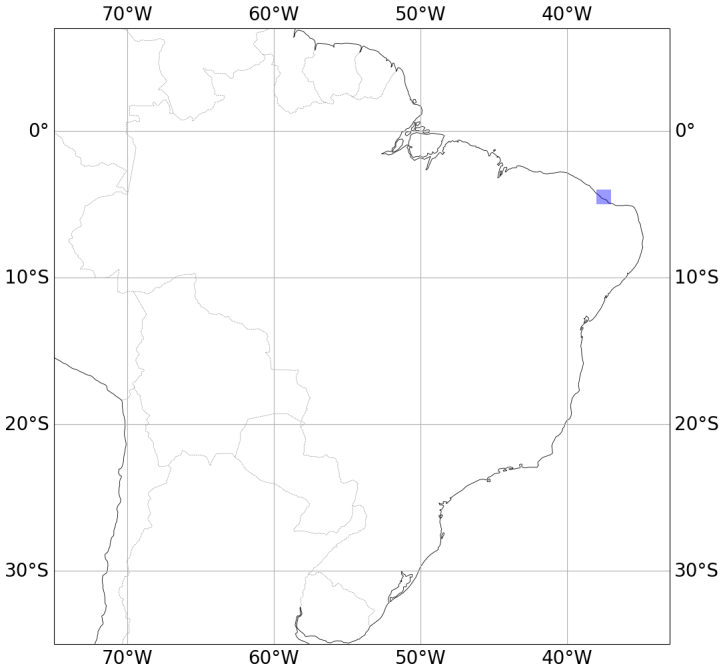
A Tabela 1 apresenta as configurações do modelo GEFS consumido, incluindo o nível isobárico utilizado, os horizontes de previsão, os ciclos de lançamento e o número de membros. Neste trabalho, foram adotados os quatro pontos de malha (i.e., *grid points*) mais próximos ao local de estudo, com resolução espacial de 1 grau, considerando o nível isobárico mais próximo à superfície (1000 hPa).

Tabela 1: Detalhes sobre os ciclos de modelos (lançamentos) e horizontes para o modelo numérico de previsão utilizado

Lançamento (UTC)	**Horizontes**	**Nº de Membros**	**Nível vertical**
00:00, 06:00, 12:00, 18:00	+6, +12, +18, +24	21	1000 hPa

Os dados observacionais referem-se a registros de SCADA. O local de interesse está localizado na costa do Nordeste do Brasil, como apresenta a Figura 11. Adicionalmente, a Tabela 2 apresenta informações sobre os dados utilizados, bem como a divisão adotada para calibrar e operar os modelos preditivos.

Figura 11: Representação da região próxima ao local de estudo



Fonte: Os autores.

Tabela 2: Detalhes sobre os dados observacionais utilizados

Informações	**SCADA**
Time-step	10 min
Altura do sensor	Ordem de 100 m
Período de treinamento	2019-01-01 até 2019-12-31
Período de operação	2020-01-01 até 2020-09-22

4.2 Técnicas Empregadas em Estratégias de Previsão Probabilística

Nesta seção, são apresentadas as técnicas aplicadas aos modelos probabilísticos de previsão. Cabe destacar que os modelos serão calibrados visando estimar os quantis de 10% a 90%, com incrementos de 5%.

4.2.1 *Linear Regression* (LR)

A *Linear Regression* (LR), denotada neste trabalho como *Quantile Regression* (QR), refere-se ao modelo de regressão linear que minimiza a função de perda (i.e., *Quantile Score*), conforme convenção consolidada na literatura (KOENKER, 2005). Embora, etimologicamente, qualquer modelo que estime quantis por meio da minimização da *Quantile Score* possa ser considerado uma forma de *Quantile Regression*, neste trabalho a sigla QR é reservada para o método linear, enquanto os outros modelos que utilizam a mesma *loss function* recebem denominações distintas.

O modelo de *Quantile Regression* é um método estatístico que modela a relação entre variáveis explicativas e diferentes quantis da variável dependente. Diferentemente da regressão linear tradicional, que minimiza a soma dos quadrados dos erros, este método minimiza a função denotada pela Equação 2.1 com caráter assimétrico, como discutido na Seção 2.5.

$$\min_{\beta_\tau} \sum_{i=1}^{n} \rho_\tau \left(y_i - x_i^\top \beta_\tau \right) \tag{4.1}$$

O método consiste em obter os coeficientes β_τ que minimizam a soma das perdas ponderadas entre os valores observados (y_i) e os valores estimados pelo modelo ($x_i^\top \beta_\tau$). Onde, x_i representa o vetor das variáveis explicativas para a i-ésima observação, e $x_i^\top \beta_\tau$

corresponde ao valor previsto.

4.2.2 *Elastic Net* (EN)

O método *Elastic Net* é uma técnica de regressão que combina os benefícios da regressão *ridge* e da regressão *lasso*, sendo especialmente útil quando há muitas variáveis explicativas correlacionadas entre si. Ele introduz duas penalizações: uma baseada na soma dos quadrados dos coeficientes (como na *ridge*) e outra na soma dos valores absolutos dos coeficientes (como na *lasso*), promovendo ao mesmo tempo a regularização e a seleção de variáveis. Essa combinação é controlada por dois parâmetros: λ, que regula a força total da penalização, e α, que determina o balanço entre *lasso* e *ridge*.

$$\min_{\beta} \left\{ L(y, X\beta) + \lambda \left[(1-\alpha)\|\beta\|_2^2 + \alpha\|\beta\|_1 \right] \right\} \tag{4.2}$$

Na equação acima, y representa os valores observados, enquanto $X\beta$ são as previsões do modelo. A função $L(y, X\beta)$ representa uma função de perda arbitrária, para o presente trabalho será adotada a Equação 2.1. O termo $\|\beta\|_2^2$ refere-se à penalização *ridge* (norma L2), ao passo que $\|\beta\|_1$ corresponde à penalização *lasso* (norma L1). O parâmetro λ controla a intensidade total da penalização, e α define a proporção entre *lasso* e *ridge*: quanto mais próximo de 1, maior o peso para a penalização Lasso; quanto mais próximo de 0, maior o peso para a penalização Ridge.

4.2.3 *Gradient Boosting* (GB)

O algoritmo *Gradient Boosting* é uma técnica de *machine learning* que constrói um modelo preditivo robusto combinando, de forma sequencial, múltiplos modelos mais simples, conhecidos como *base-learners*, os quais são tipicamente árvores de regressão. As árvores de regressão são estruturas hierárquicas que dividem o espaço de entrada em regiões disjuntas com base em condições aplicadas aos atributos das variáveis de entrada. Cada região, representada por uma folha da árvore, é associada a uma regressão linear. No *Gradient Boosting*, essas árvores são projetadas para serem rasas, com poucos níveis de profundidade, a fim de capturar padrões locais de forma incremental e evitar *overfitting*. O processo de aprendizado é iterativo, em que, a cada iteração, uma nova árvore de decisão é treinada para prever os *pseudo-resíduos*, que representam o gradiente negativo

da função de perda, ajustando o modelo posterior para corrigir os erros do modelo anterior e alcançar alta correlação com esses resíduos (CAI et al., 2019).

$$r_i = - \left[\frac{\partial L(y_i, F(x_i))}{\partial F(x_i)} \right]_{F(x)=F_{m-1}(x)} \tag{4.3}$$

Dado a função de perda $L(y_i, F(x_i))$ onde y_i é o valor real e $F(x_i)$ representa o valor de saída do modelo, o algoritimo constroi o modelo seguinte aproximando do gradiente negativo da *loss function* em relação a previsão atual, o pseudo resíduo r é o alvo para modelo posterior.

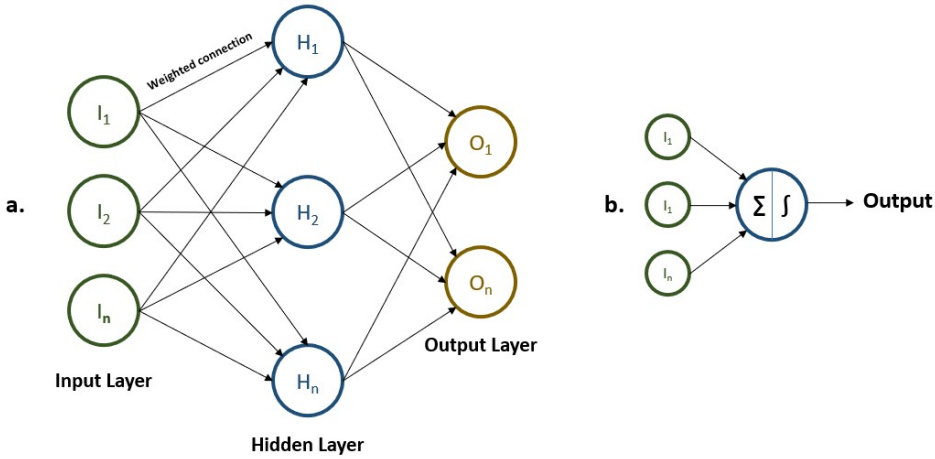
4.2.4 *Artificial Neural Network* (ANN)

As redes neurais são baseadas no funcionamento do cérebro humano, operando como um sistema de aprendizado composto por camadas de nós interconectados, conhecidos como "neurônios artificiais". Cada neurônio processa entradas (*features*) por meio de uma combinação linear com pesos ajustáveis, somada a um termo de viés, resultando em um sinal que é transformado por uma função de ativação não linear. Esse valor ativado é então encaminhado para os neurônios da próxima camada, permitindo o fluxo de informação e aprendizado ao longo da rede. A rede é composta por três blocos funcionais principais: a camada de entrada, que recebe os dados originais; uma ou mais camadas ocultas, responsáveis por aprender representações complexas dos dados; e a camada de saída, que gera as previsões finais, ilustrado na Figura 12 (LAKSHMINARAYANAN; PRITZEL; BLUNDELL, 2017). A rede aprende ajustando iterativamente os pesos e vieses de cada conexão, com base na minimização de uma função de perda que quantifica o erro entre a saída gerada e o valor alvo. Esse processo é realizado por meio de algoritmos de otimização, geralmente baseados em gradiente descendente, permitindo que a rede se torne cada vez mais precisa ao longo das épocas de treinamento (CHEN, 2022).

$$\min_{\theta} \{ L\left(y, f(X;\theta)\right) \} \tag{4.4}$$

O modelo busca minimizar a Equação 4.4, onde θ representa os parâmetros da rede, incluindo os pesos e biases e $L(y, f(X;\theta))$ representa uma função de custo árbitrária, e como nos tópicos anteriores, será adotada a função de perda referenciada pela Equação 2.1.

Figura 12: Divisão de camadas do modelo de ANN



Fonte: Os autores.

Para o presente trabalho, propõe-se a utilização de uma ANN do tipo *Multi-Layer Perceptron* (MLP), caracterizada por camadas densamente conectadas. A arquitetura contempla funções de ativação ReLU nas camadas ocultas, enquanto a camada de saída adota uma ativação linear.

$$f(X;\theta) = W^{(L)} \cdot a^{(L-1)} + b^{(L)} \tag{4.5}$$

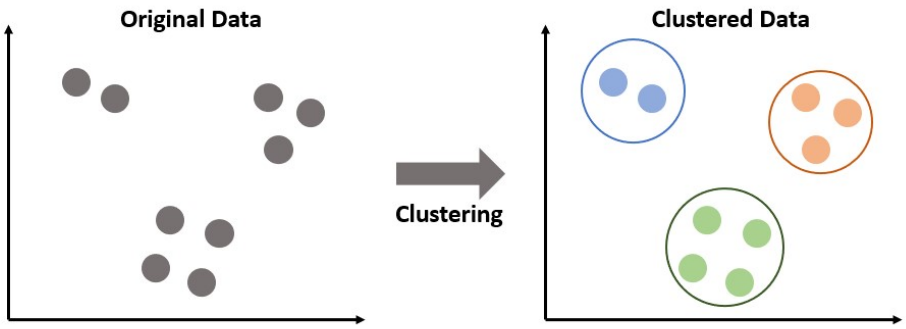
$$a^{(l)} = \phi\left(W^{(l)} \cdot a^{(l-1)} + b^{(l)}\right), \quad l = 1, \ldots, L-1 \tag{4.6}$$

$a^{(0)} = X$ representa a entrada da rede, $\phi(\cdot)$ a função de ativação ReLU, $W^{(l)}$ e $b^{(l)}$ os pesos e *biases* da l-ésima camada, e L o número total de camadas (incluindo a de saída).

4.3 Agrupação de Padrões Sinópticos

Conforme abordado na Seção 2.4, a parametrização de modelos estatísticos pode ser realizada de duas maneiras distintas em função do particionamento do conjunto de treinamento. Os dados, por sua vez, frequentemente apresentam características heterogêneas, influenciadas por fatores como sazonalidade ou condições meteorológicas de curto e curtíssimo prazo. Diante disso, torna-se pertinente a aplicação de uma metodologia de agrupamento de padrões sinópticos, com o intuito de identificar semelhanças entre diferentes conjuntos de dados (Figura 13).

Figura 13: Ilustração de um processo de clusterização



Fonte: Os autores.

A implementação desse tópico na metodologia tem como propósito avaliar se a estratégia de ajuste local é capaz de proporcionar ganhos significativos de acurácia em modelos desenvolvidos sob uma abordagem global. Assim, busca-se explorar uma nova possibilidade de otimização, refinando a parametrização de modelos previamente parametrizados, com vistas a maximizar seu desempenho preditivo.

De forma a reduzir a dimensionalidade, foi adotada uma função empírica que relaciona o número de *clusters* com o número de amostras, evidenciado pela Equação 4.7. Os diferentes grupos serão postos separadamente no processo de regressão/minimização em cada quantil de interesse, considerando os modelos correspondentes descritos na Seção 4.2. Deste modo, busca-se selecionar o grupo que obteve o menor valor da função de perda adotada para cada quantil, conforme a Equação 2.1.

$$n_{\text{clusters}} = 1 + 3,2 \cdot \log_{1000}(n_{\text{samples}}) \tag{4.7}$$

Diferentemente do conjunto de variáveis regressoras utilizado neste trabalho para a entrada dos modelos de PCM, este tópico busca similaridade a partir de uma matriz de entrada distinta, cuja especificação está descrita na Tabela 3. Cada data de lançamento de tempo é representada pelas suas componentes cartesianas da velocidade do vento (i.e., zonal (u) e meridional (v)) até 24 horas à frente, garantindo que não haja sobreposição de pontos referentes ao mesmo instante, onde o subíndice n representa o ponto da malha e o subíndice m o número de *datetimes* (i.e., 4 lançamentos por dia).

Tabela 3: Representação da composição da matriz de entrada no modelo de *clustering*

datetime	**+0h**	**+6h**	**+12h**	**+18h**	**+24h**	**...**	**+0h**	**+6h**	**+12h**	**+18h**	**+24h**
T_1	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	...	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)
T_2	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	...	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)
T_3	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	...	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)
T_m	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	(U_1, V_1)	...	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)	(U_n, V_n)

4.3.1 *Expectation-Maximization* (EM)

O método *Expectation-Maximization* é amplamente utilizado para ajustar os parâmetros do modelo de *Gaussian Mixture Model* (GMM), especialmente no contexto de clustering. É uma técnica estatística usada para agrupar dados assumindo que eles são gerados por uma mistura de distribuições gaussianas (CHEN, 2022). Por não exigir rótulos ou classes previamente conhecidas, esse processo caracteriza-se como uma abordagem de aprendizado não supervisionado.

O algoritmo inicia com uma estimativa inicial dos parâmetros das distribuições gaussianas: médias, matrizes de covariância e pesos. Cada componente gaussiano é interpretado como um *cluster* potencial. Para cada ponto do conjunto de dados, calcula-se a probabilidade de pertencimento a cada *cluster*, utilizando a função de densidade de probabilidade gaussiana, levando em conta a média e a covariância de cada componente. Essas probabilidades são conhecidas como responsabilidades, e expressam o grau de associação de um ponto a cada cluster.

Com base nas responsabilidades obtidas (etapa E), os parâmetros das distribuições são atualizados (etapa M) de forma a maximizar a verossimilhança dos dados observados. As médias são ajustadas para refletir o centro ponderado dos pontos de dados, onde cada ponto contribui para um cluster com base em sua probabilidade de pertencimento (responsabilidade), calculada na etapa E do algoritmo EM. As covariâncias são recalculadas para representar a dispersão desses pontos, ponderada pelas mesmas responsabilidades, indicando o quanto cada ponto influencia a forma do cluster. Os pesos são atualizados conforme a proporção das responsabilidades somadas para cada cluster, refletindo a relevância relativa de cada componente. Essa associação é probabilística, com todos os pontos contribuindo para todos os clusters, mas com diferentes intensidades determinadas pelas responsabilidades. As etapas E (*expectation*) e M (*maximization*) são então repetidas iterativamente até que os parâmetros se estabilizem ou a verossimilhança deixe de apresentar melhorias significativas (BISHOP, 2006).

$$\ln(\hat{L}) = \sum_{i=1}^{n} \ln \left(\sum_{j=1}^{k} \pi_j \cdot \mathcal{N}(x_i|\mu_j, \Sigma_j) \right) \tag{4.8}$$

A log-verossimilhança total do modelo, representada por $\ln(\hat{L})$, é a função a ser maximizada durante o ajuste dos parâmetros da mistura gaussiana. O uso do logaritmo é adotado porque preserva o mesmo ponto de máximo da verossimilhança, mas acelera o processo de otimização ao reduzir o número de iterações necessárias. Seja n o número total de amostras no conjunto de dados e k o número de componentes gaussianos (ou clusters) na mistura. Cada componente possui um peso π_j, que representa a proporção dos dados atribuída ao j-ésimo cluster, satisfazendo a restrição $\sum_{j=1}^{k} \pi_j = 1$. A função densidade de probabilidade da distribuição normal multivariada, avaliada no ponto x_i, com média μ_j e matriz de covariância Σ_j, que descreve variâncias e covariâncias entre as dimensões, associada ao j-ésimo componente da mistura, é denotada por $\mathcal{N}(x_i \mid \mu_j, \Sigma_j)$. Nessa notação, x_i representa o vetor de atributos da i-ésima observação, μ_j é o vetor média do j-ésimo componente da mistura, e Σ_j é a matriz de covariância associada, a qual é simétrica e definida positiva.

$$\gamma_{ij} = \frac{\pi_j \cdot \mathcal{N}(x_i|\mu_j, \Sigma_j)}{\sum_{m=1}^{k} \pi_m \cdot \mathcal{N}(x_i|\mu_m, \Sigma_m)} \tag{4.9}$$

- γ_{ij}: responsabilidade do ponto x_i pelo *cluster* j, ou seja, a probabilidade posterior de que x_i pertença ao componente j.
- O denominador representa a soma das contribuições de todos os clusters, garantindo que $\sum_{j=1}^{k} \gamma_{ij} = 1$ para cada i.

4.4 Avaliação dos Modelos Probabilísticos

A avaliação de modelos consiste em estabelecer critérios que permitam quantificar o desempenho de uma previsão, sendo esses critérios definidos em função direta da natureza da saída gerada. Em previsões determinísticas, tal avaliação adota uma abordagem simplificada, voltada para a mensuração de diferenças quantitativas entre o valor estimado e o observado, sem considerar incertezas explícitas no processo. No entanto, quando se trata de previsões probabilísticas, surgem desafios mais evidentes, uma vez que as saídas assumem a forma de funções de distribuição de probabilidade (*Probability Distribution*

Function (PDF)) ou funções de distribuição acumulada (*Cumulative Distribution Function* (CDF)). Esse formato impõe um obstáculo fundamental à análise, pois envolve a comparação entre uma variável estocástica e uma observação pontual (i.e., descrição da realidade). Nesse contexto, torna-se indispensável utilizar ferramentas estatísticas adequadas, capazes de avaliar não apenas o valor previsto em si, mas também a habilidade do modelo em representar a incerteza associada, indicando o grau de confiabilidade da previsão diante da complexidade inerente aos dados reais.

4.4.1 *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS)

O *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS) é uma métrica de avaliação de previsões probabilísticas, a qual avalia a diferença entre a distribuição de probabilidade prevista e o valor observado, considerando todo o intervalo do parâmetro de interesse. Similar ao *Mean Absolute Error* (MAE), é uma métrica de perda que quantifica o erro de previsão. Existem diversas formas algébricas de decomposição do CRPS, uma delas sendo através do *Brier Score* (BS) (Equação 4.10).

$$BS = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(\hat{z}_t - z_t)^2 \tag{4.10}$$

Em que o *Brier Score* é representado por BS, $\hat{z}_t$ é a previsão probabilística da variável de interesse, z_t são as observações binárias e N é o número total de amostras. Embora o *Brier Score* (BS) seja uma métrica voltada para a avaliação de eventos binários, ele pode ser relacionado à decomposição do *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS). O CRPS é uma métrica de avaliação que mede a precisão das CDFs previstas por meio de uma pontuação única, sendo calculado pela integração do BS (Equação 4.11). A decomposição do CRPS pode ser realizada de diversas formas, sendo a decomposição a partir do BS uma das mais utilizadas, dividindo-se em três componentes fundamentais: *Reliability*, *Resolution* e *Uncertainty* (Equação 4.11).

$$CRPS = \int BS(x)dx = \int REL(x)dx - \int RES(x)dx + \int UNC(x)dx \tag{4.11}$$

Para minimizar o CRPS, busca-se maximizar a RES, uma vez que esse componente têm contribuição negativa, reduzindo o *score*. De forma diametralmente oposta, deseja-se

minimizar a REL, pois têm contribuição positiva.

- *Reliability* (REL): Diz respeito a capacidade do modelo representar a distribuição climatológica.
- *Resolution* (RES): Está relacionada à habilidade do modelo em descrever diferenças significativas entre cenários.
- *Uncertainty* (UNC): Representa a variabilidade inerente a variável de estudo.

A quantificação dos componentes do CRPS são descritos nas equações 4.12, 4.13 e 4.14.

$$REL(x) = \sum_{k=0}^{M} g_k(x)[o_k(x) - p_k]^2 \tag{4.12}$$

$$RES(x) = \sum_{k=0}^{M} g_k(x)[o_k(x) - o(x)]^2 \tag{4.13}$$

$$UNC(x) = o(x)[1 - o(x)] \tag{4.14}$$

Onde x representa o valor previsto da variável de interesse, p_k, $g_k(x)$, $o_k(x)$ e $o(x)$ são calculados a partir das equações apresentadas a seguir (LAURET; DAVID; PINSON, 2019).

$$g_k(x) = \frac{l_k}{N} = \frac{n_i + \hat{n}_k}{N} \tag{4.15}$$

$$o_k(x) = \frac{n_k}{l_k} \tag{4.16}$$

$$o(x) = \sum_{k=0}^{M} g_k(x) o_k(x) \tag{4.17}$$

Esses elementos baseam-se na matriz de contingência (Tabela 4) para fundamentar seus cálculos.

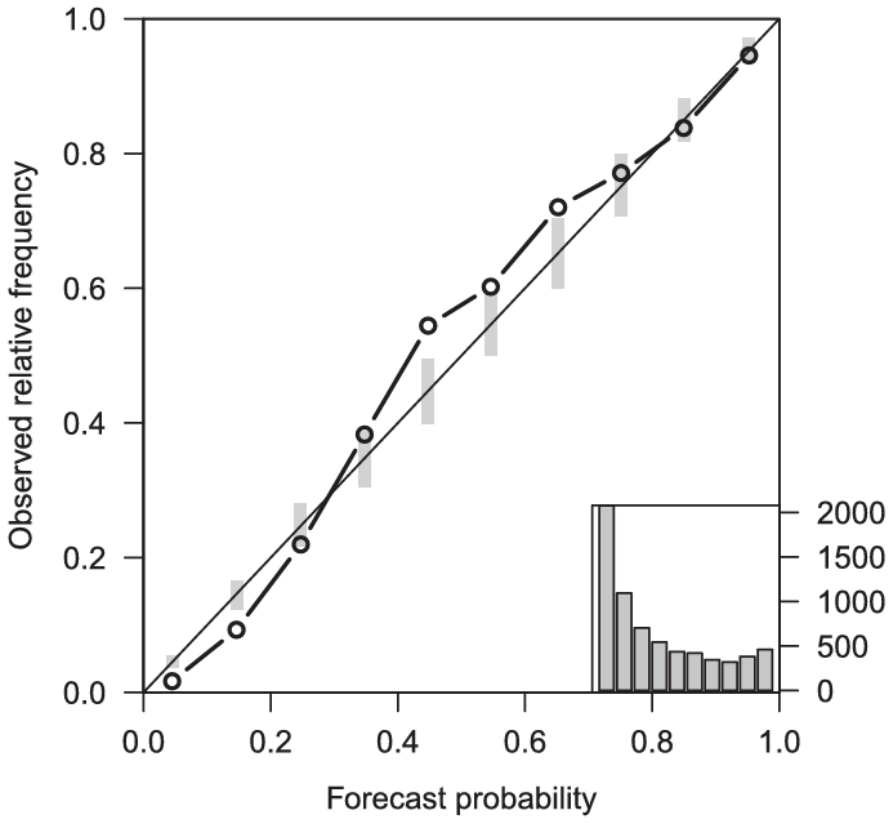
Tabela 4: Tabela de contingência para um valor limite x

Probabilidade p_k	**Evento ocorrido** ($x_{\mathbf{obs}} \leq x$)	**Evento não ocorrido** ($x_{\mathbf{obs}} > x$)
0	n_0	$\hat{n}_0$
i	n_k	$\hat{n}_i$
1	n_M	$\hat{n}_M$

4.4.2 *Reliability Diagram*

O diagrama de confiabilidade (i.e,. *Reliability Diagram*) é uma forma visual de quantificar a confiabilidade de uma previsão probabilística. Ele compara as probabilidades previstas com as frequências observadas dos eventos, permitindo verificar se, por exemplo, eventos para os quais se estima uma probabilidade p de ocorrência venham, de fato, a ocorrer em cerca de p das situações. O histograma no canto inferior direito representa a distribuição de refinamento (i.e., *refinement distribution*), que exibe a frequência das previsões emitidas para cada intervalo de probabilidade prevista.

Figura 14: Exemplo de um *Reliability Diagram*



Fonte: Retirado de (MESSNER et al., 2020).

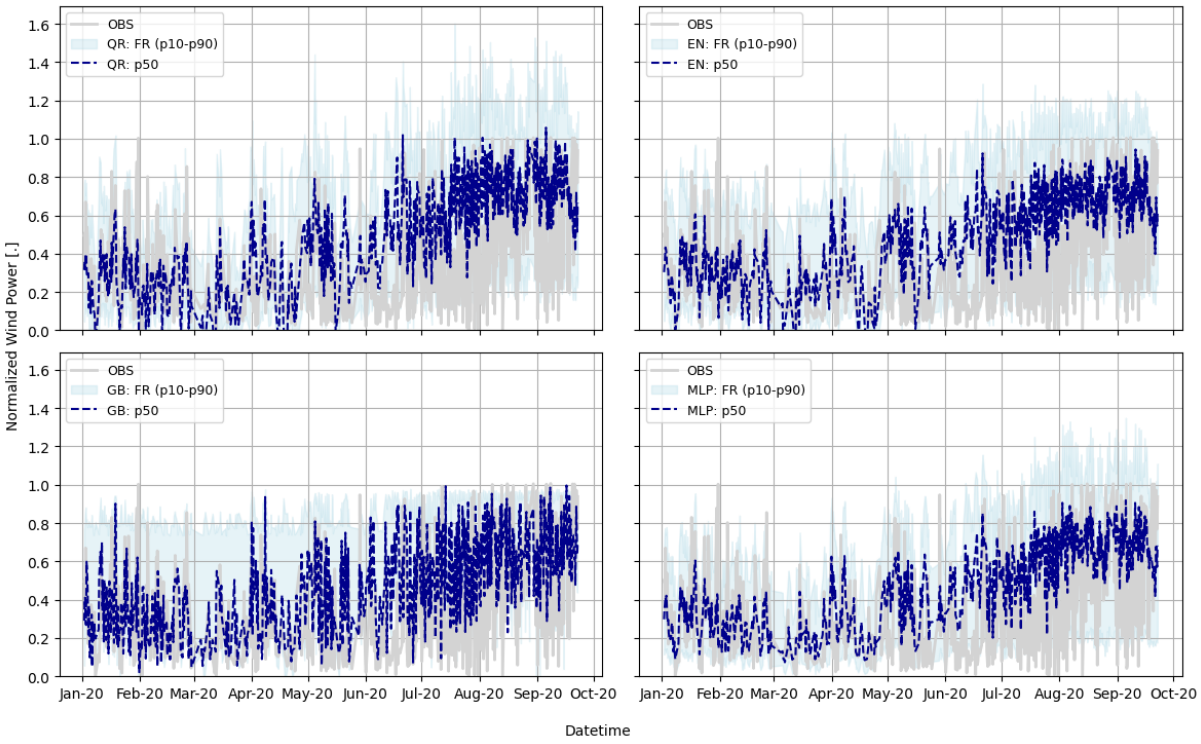
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esta seção tem como objetivo sintetizar os principais resultados com base na metodologia previamente descrita. Será feita uma explanação de cada técnica com foco no horizonte de 6 horas, uma vez que os demais horizontes apresentaram comportamento semelhante. Posteriormente, será iniciada uma discussão comparativa dos modelos que tiveram maior destaque por cada abordagem.

5.1 Síntese dos Resultados da Metodologia de PCM

Esta subseção visa discutir os principais resultados da metodologia ilustrada na Figura 10a. A Figura 15 mostra a saída dos modelos adotados para o horizonte de 6 horas. Onde se evidencia, pelo tracejado azul-escuro, a mediana, a faixa em azul, representada por $FR(p10 - p90)$, corresponde ao intervalo de previsão (i.e., *Forecast Range*) delimitado pelos quantis especificados (i.e., limites determinados para a PDF modelada nesse trabalho), e a linha cinza corresponde à observação para o período em questão. A análise da figura permite uma comparação detalhada do desempenho dos modelos. Os modelos lineares (i.e., QR e EN) evidenciaram uma maior variabilidade com respeito a seu FR, superando o valor de 1 nos meses em que a geração atingiu sua potência nominal (i.e., julho, agosto e setembro). Com relação aos modelos não lineares (i.e., GB e MLP), o modelo GB exibiu uma nuvem de pontos mais estável, destacando o intervalo de variação das observações, porém sua mediana apresentou apresentou oscilações com maior magnitude na alta frequência. Por último, o modelo MLP, assim como o EN, apresentou uma mediana mais estável e uma nuvem de pontos que refletiu a variabilidade do sinal.

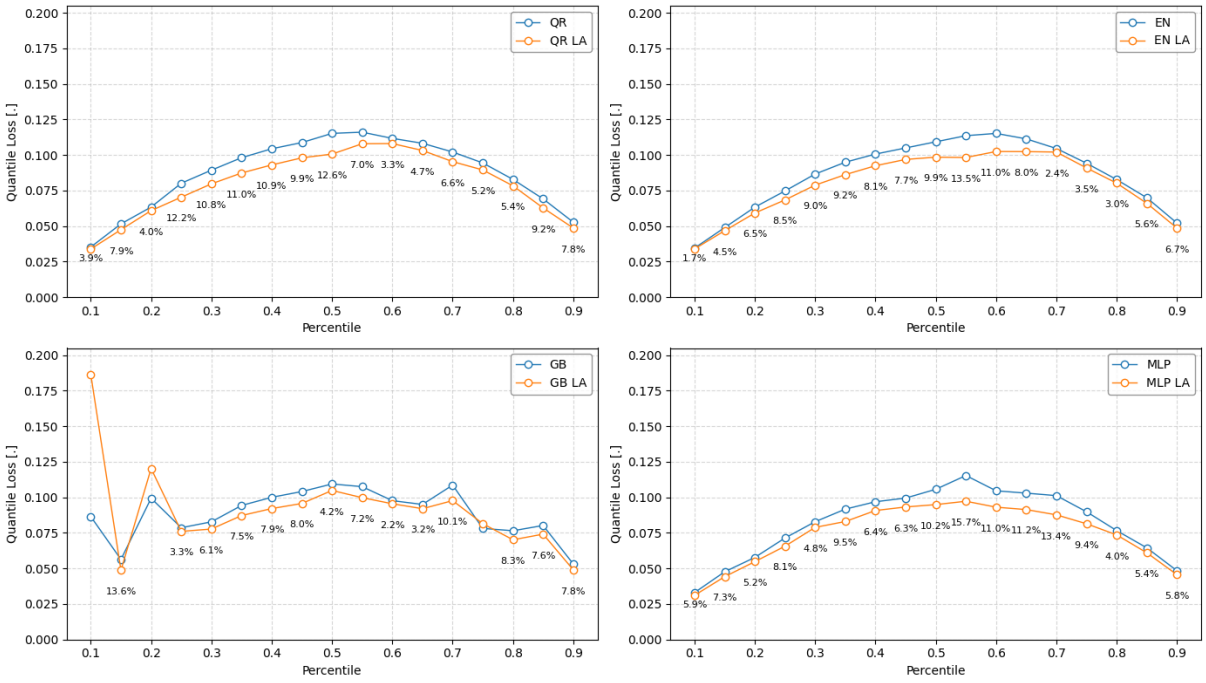
Figura 15: Série temporal dos modelos de PCM para o horizonte de 6 horas



Fonte: Os autores.

Com base na metodologia de agrupamento apresentada na Seção 4.3, a Figura 16 mostra o percentual de aprimoramento em relação à média dos valores do *Quantile Score* dos modelos em cada percentil (definido na Seção 2.5) para os quatro modelos analisados, considerando seus ajustes globais (identificados por suas respectivas *tags*) e ajustes locais (indicados pelo sufixo *LA*). Todos os modelos apresentaram ganhos na maioria dos percentis avaliados. Especificamente, o modelo EN alcançou melhorias de até 13,5%, o QR de até 12,2%, o MLP de até 13,4%, enquanto o modelo GB exibiu melhoras mais ponderadas e suaves, porém atingiu aprimoramentos de até 12%.

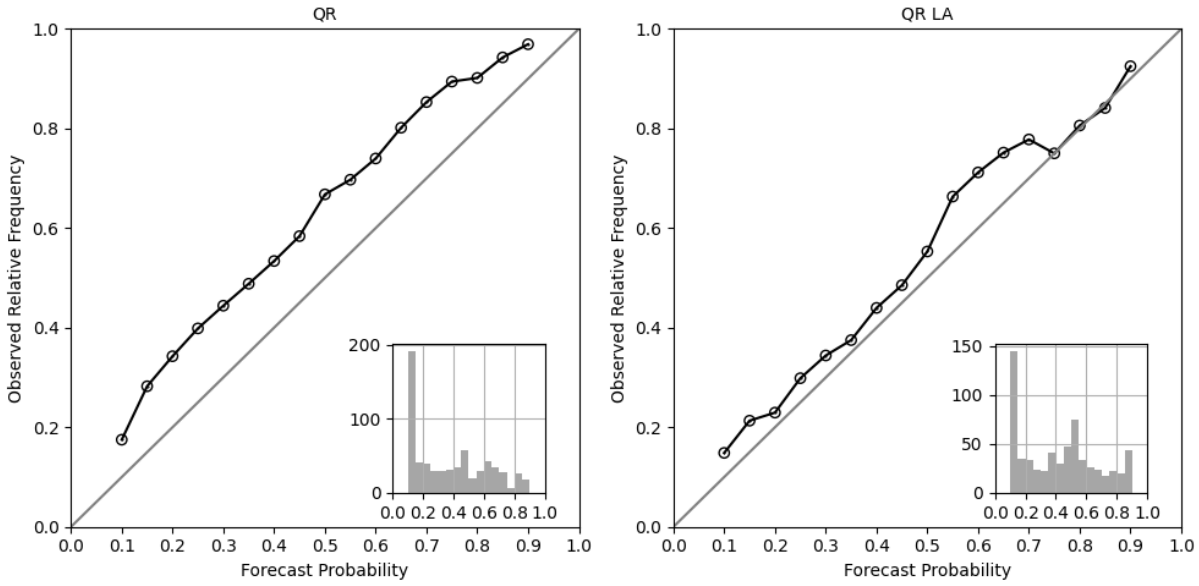
Figura 16: Aprimoramento do *Quantile Loss* com a abordagem local para a previsão de 6 horas



Fonte: Os autores.

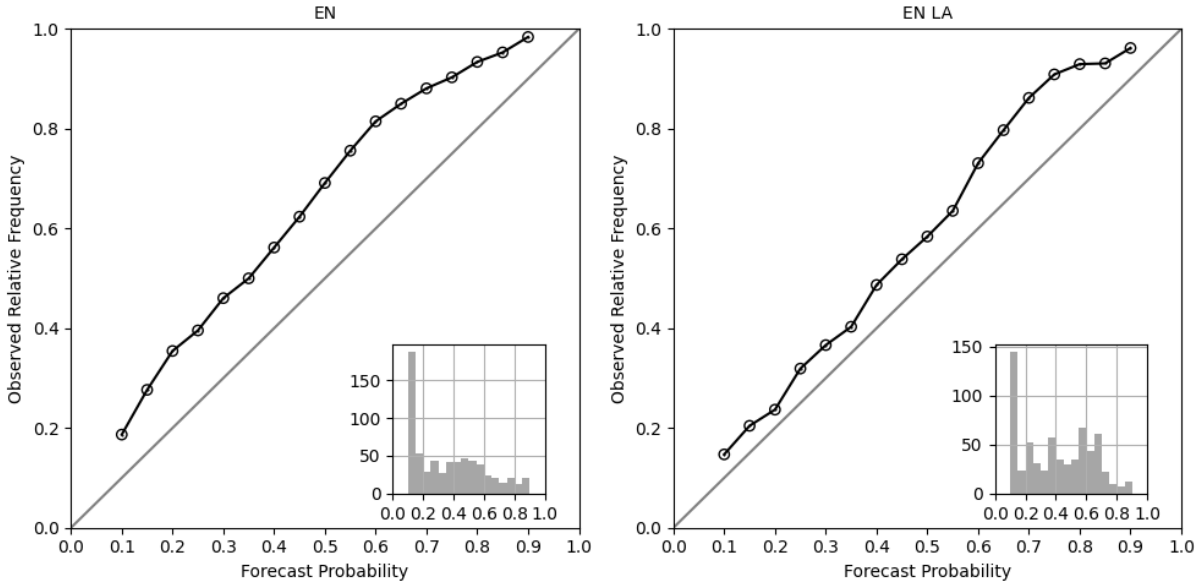
De mesmo modo, observa-se o grau de melhora no *Reliability Diagram* para o horizonte de 6 horas, o histograma no canto inferior direito do gráfico representa a frequência relativa ao quantil em que a observação se encontra para cada instante de tempo t. A Figura 17, Figura 18 e Figura 19 evidenciam esse aprimoramento para os modelos QR, EN e MLP respectivamente, mediante a aproximação com a linha em cinza (i.e., cenário ideal). Observa-se uma tendência de superestimação, uma vez que a frequência relativa das observações permaneceu acima da prevista ao longo dos percentis, indicando que essas ocorreram mais vezes do que o esperado para cada probabilidade p. Em relação aos histogramas, para todos os modelos evidenciados, a previsão exibiu picos de concentração no $p10$ e certa uniformidade ao longo dos demais quantis, o que indica que os modelos não captaram com precisão os cenários de baixa geração, resultando em valores previstos consistentemente superiores aos observados para esses instantes de tempo.

Figura 17: Aprimoramento do *Reliability Diagram* com a abordagem local para a previsão de 6 horas do modelo QR



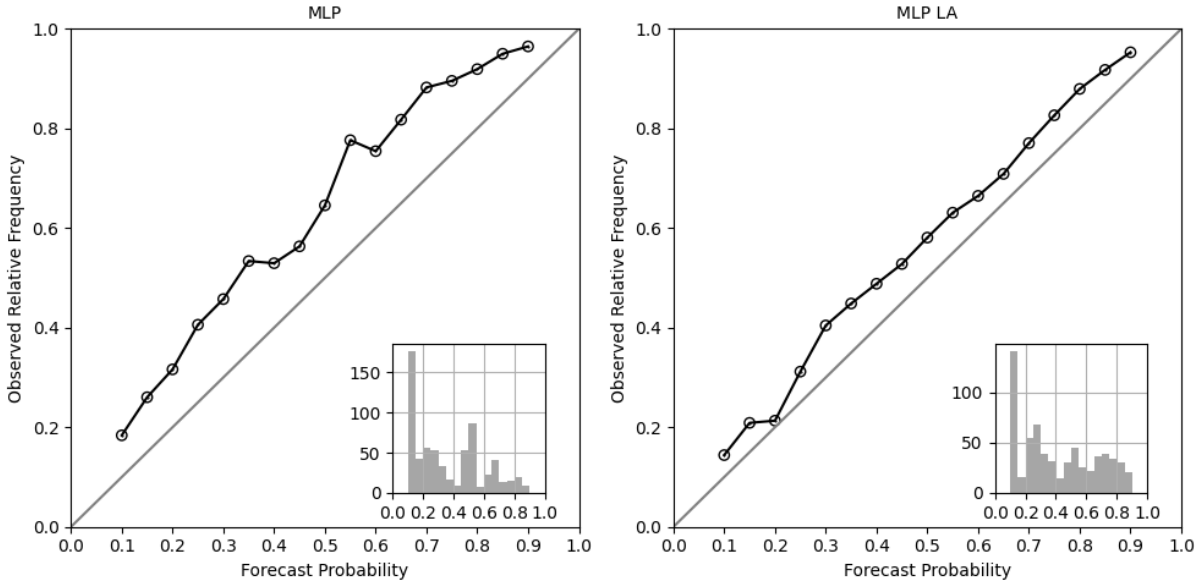
Fonte: Os autores.

Figura 18: Aprimoramento do *Reliability Diagram* com a abordagem local para a previsão de 6 horas do modelo EN



Fonte: O autor.

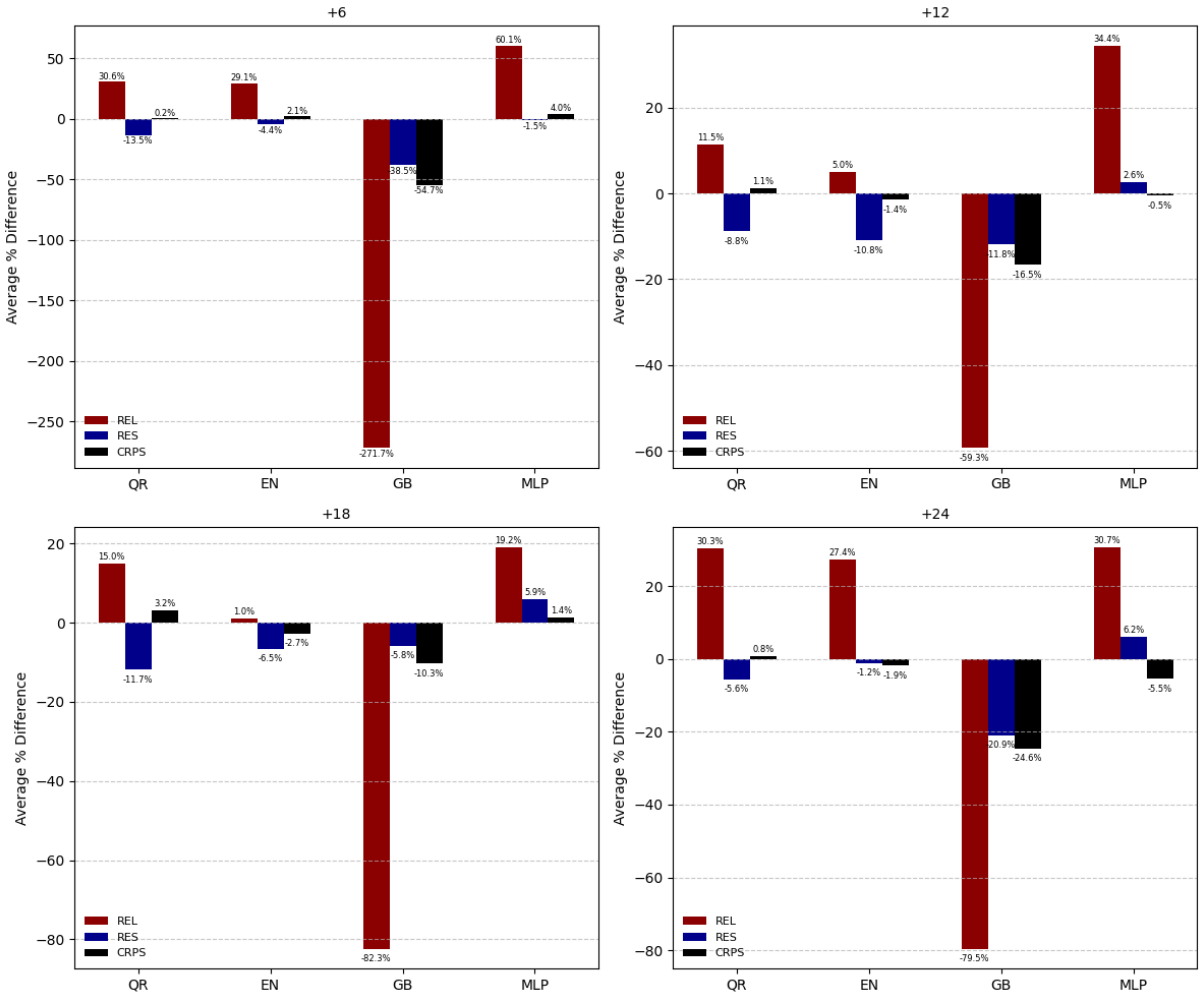
Figura 19: Aprimoramento do *Reliability Diagram* com a abordagem local para a previsão de 6 horas do modelo MLP



Fonte: Os autores.

Com base na metodologia de agrupamento sinóptico aplicada, a Figura 20 apresenta uma visão geral (i.e., considerando todos os horizontes de previsão) com o percentual de melhoria das métricas associadas ao *Continuous Ranked Probability Score*. Essa análise leva em conta a direção de melhoria de cada componente do CRPS, evidenciando os ganhos percentuais obtidos. Valores positivos indicam cenários favoráveis, enquanto valores negativos representam deterioração no desempenho. Observa-se que os modelos apresentaram ganhos significativos ao longo dos horizontes de previsão, com destaque para o modelo MLP, que obteve melhorias nas três métricas de decomposição do *Continuous Ranked Probability Score* em todos os horizontes analisados. Em contraste marcante, o modelo GB apresentou uma queda acentuada de desempenho. Isso ocorre porque esse modelo já incorpora um ajuste local em seu processo de minimização por meio das árvores de decisão explicadas na Seção 4.2.3. Assim, a redução do conjunto de entrada causada pela agregação de padrões sinópticos limita consideravelmente a capacidade de ramificação do modelo, podendo induzir a minimização a mínimos locais a respeito da *loss function*.

Figura 20: Aprimoramento das componentes associadas ao *Continuous Ranked Probability Score* com a abordagem local ao longo dos horizontes de cada modelo



Fonte: Os autores.

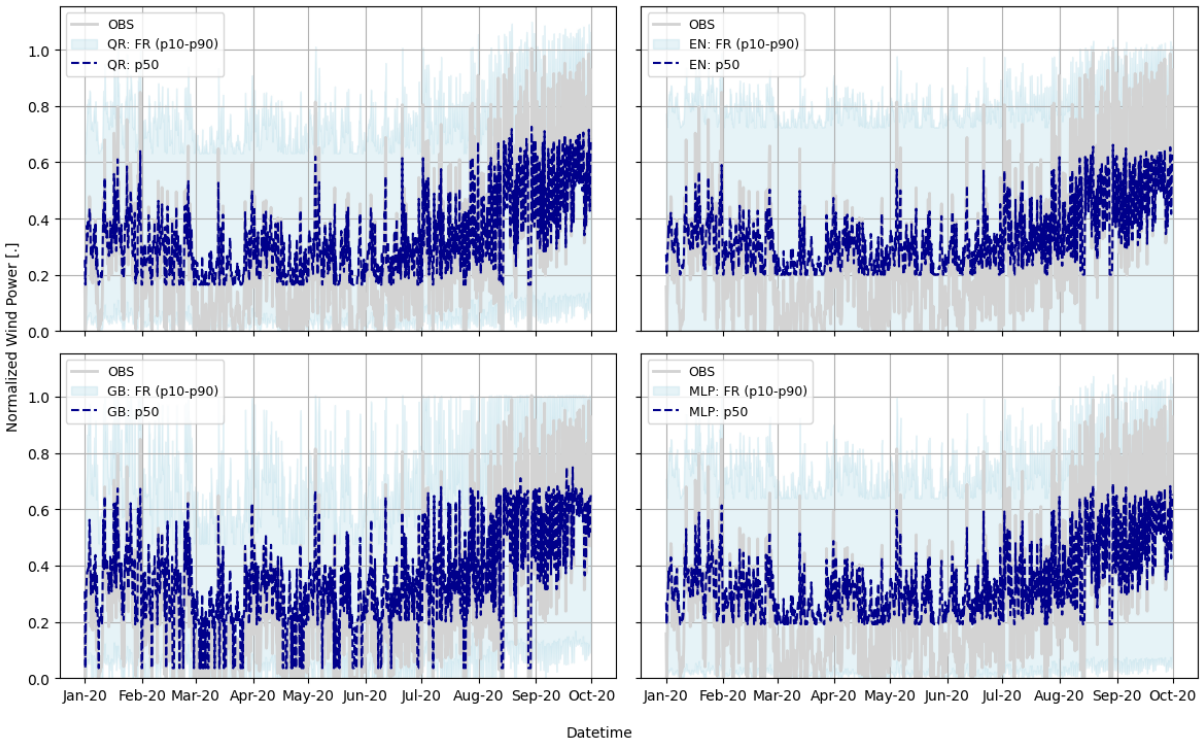
5.2 Síntese dos Resultados da Metodologia de TSBMs

Este tópico apresenta a análise dos principais resultados dos modelos de séries temporais ilustrados na Figura 21, referentes ao horizonte de previsão de 6 horas, e baseados na metodologia representada pela Figura 10.b. Nas quatro subfiguras, observa-se a série temporal da potência eólica normalizada, onde a linha cinza representa as observações (OBS), a linha tracejada azul escura indica a mediana (p50) prevista pelo modelo, e a faixa azul clara corresponde ao intervalo de previsão $FR(p10 - p90)$.

Percebe-se que, em contraste com o gráfico da Figura 15, o p90 dos modelos não apresentou valores consideravelmente acima do limite teórico (i.e., valor de 1 associado à

potência nominal). Destaca-se ainda que os modelos QR, EN e MLP apresentaram medianas mais representativas, refletindo melhor a variabilidade das observações e evitando tanto subestimações quanto superestimações, ao particionar os dados de forma equilibrada. Esses modelos também apresentaram um limiar em 20%, indicando a necessidade de um offset. Por outro lado, o modelo GB apresentou maior variabilidade nas previsões, especialmente em torno da mediana (i.e., p50) e de seu intervalo de confiança, quando comparado aos demais modelos.

Figura 21: Série temporal dos TSBM para o horizonte de 6 horas

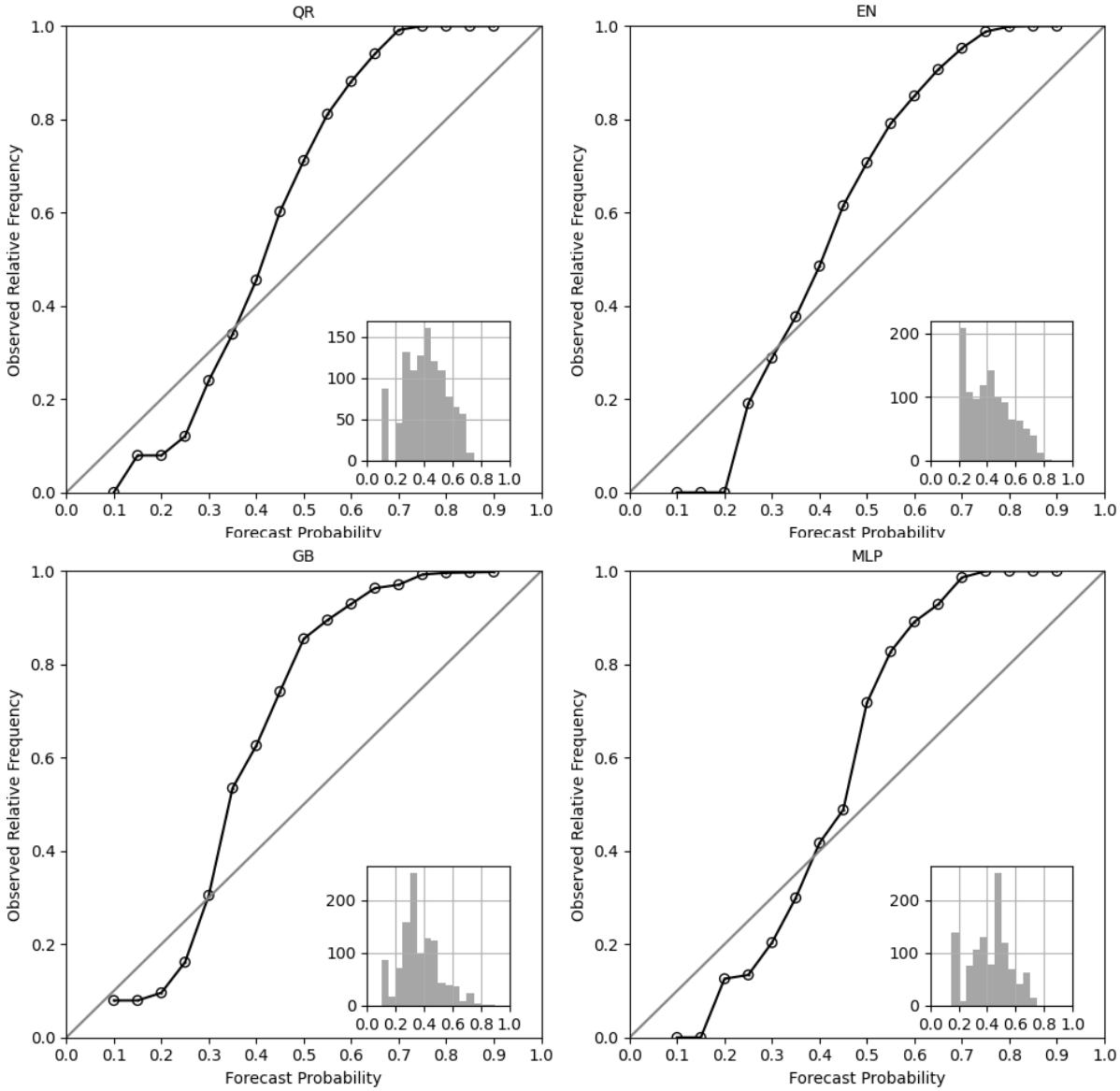


Fonte: Os autores.

De forma semelhante, observa-se o grau de calibração dos modelos no *Reliability Diagram* para o horizonte de 6 horas. De modo geral, os modelos avaliados na Figura 22 apresentaram comportamentos distintos em relação à confiabilidade, afastando-se do cenário ideal representado pela linha de referência. Nota-se que, a partir da mediana (i.e., ponto 0.5 do eixo x) há uma tendência da previsão subestimar a probabilidade de ocorrência de determinado evento (i.e., a frequência associada à probabilidade prevista é inferior à frequência com que o evento realmente ocorreu). De forma a validar, tem-se o histograma localizado no canto inferior do gráfico, o qual indica que as observações, para

cada instante de tempo t, estão se concentrando nos quantis centrais do histograma.

Figura 22: *Reliability Diagram* dos TSBM



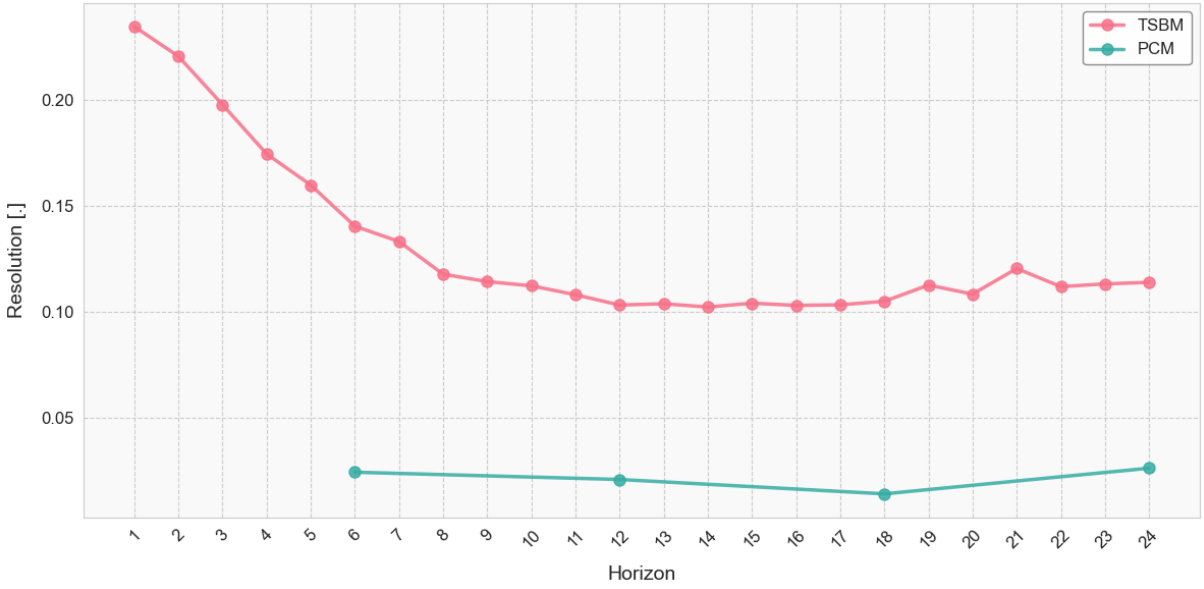
Fonte: Os autores.

5.3 TSBMs vs PCM

A Figura 23, Figura 24 e Figura 25 apresentam os melhores valores obtidos para as métricas *Resolution* (RES), *Reliability* (REL) e *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS) respectivamente, para cada horizonte, considerando a agregação das saídas individuais. Cabe destacar que as duas primeiras são métricas de perda, enquanto a última representa uma métrica de ganho.

A partir da Figura 23), com vistas a avaliação da *Resolution*, métrica relacionada à habilidade do modelo em descrever diferenças significativas entre cenários, nota-se que a abordagem de TSBMs alcançaram valores superiores em comparação com os de PCM nos horizontes avaliados, um padrão semelhante ao observado em previsões determinísticas. Nessas, os TSBMs geralmente apresentam correlações superiores aos modelos baseados em *downscaling* para o curtíssimo prazo (DIAGNE et al., 2013), refletindo a capacidade de capturar variações em alta frequência. De forma análoga, a métrica de RES avalia a habilidade do modelo em produzir distribuições preditivas ajustadas às condições específicas do momento (LAURET; DAVID; PINSON, 2019).

Figura 23: *Resolution* para as diferentes metodologias

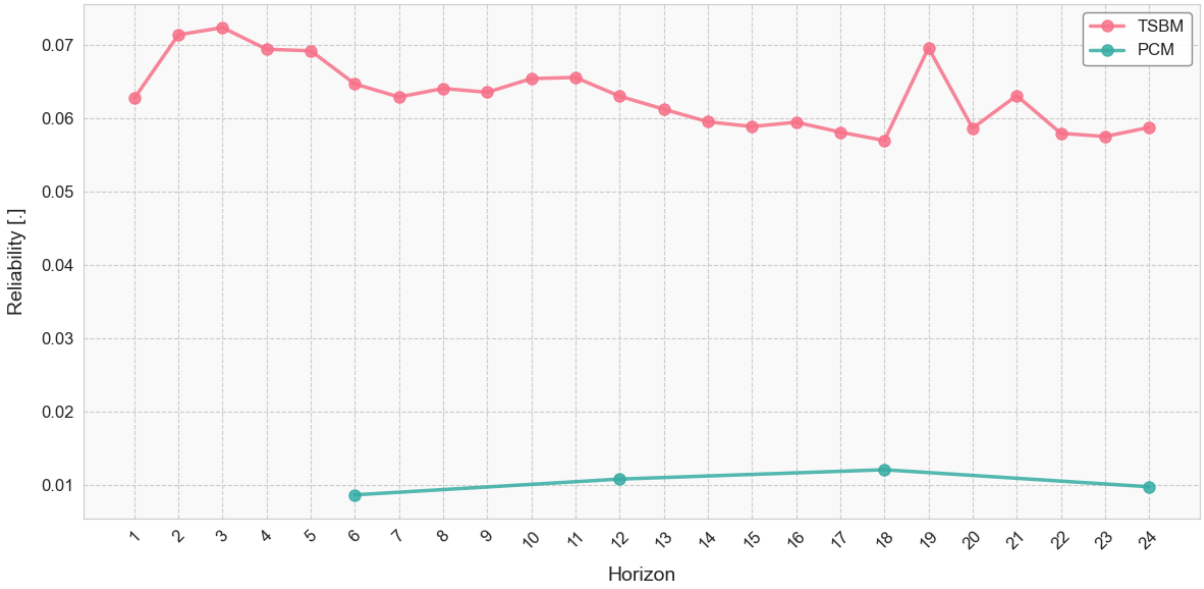


Fonte: Os autores.

De forma análoga, a Figura 24 apresenta os resultados relativos à REL, nos quais observa-se uma inversão no cenário anteriormente descrito. Nota-se uma discrepância significativa em relação aos modelos baseados em TSBM, enquanto os modelos de PCM demonstram níveis de confiabilidade consideravelmente reduzidos, tendendo à nulidade. Os conceitos de *Resolution* (RES) e *Reliability* (REL) são antagônicos, de forma que é difícil atingir previsões que satisfaçam condições de ambas ao mesmo tempo. Neste caso, os modelos de *Power Curve Modeling* mostraram uma capacidade superior de produzir distribuições preditivas bem calibradas, com as probabilidades previstas alinhadas

às frequências observadas. Já os *Time Series Based Models*, caracterizam-se por distribuições preditivas mais concentradas (i.e,. evidenciado pela Figura 22), com intervalos de previsão mais estreitos que capturam variações locais de alta frequência no sinal, refletindo uma maior capacidade de discriminar diferentes estados do sistema com precisão, embora com possíveis vieses sistemáticos que comprometem a *Reliability*.

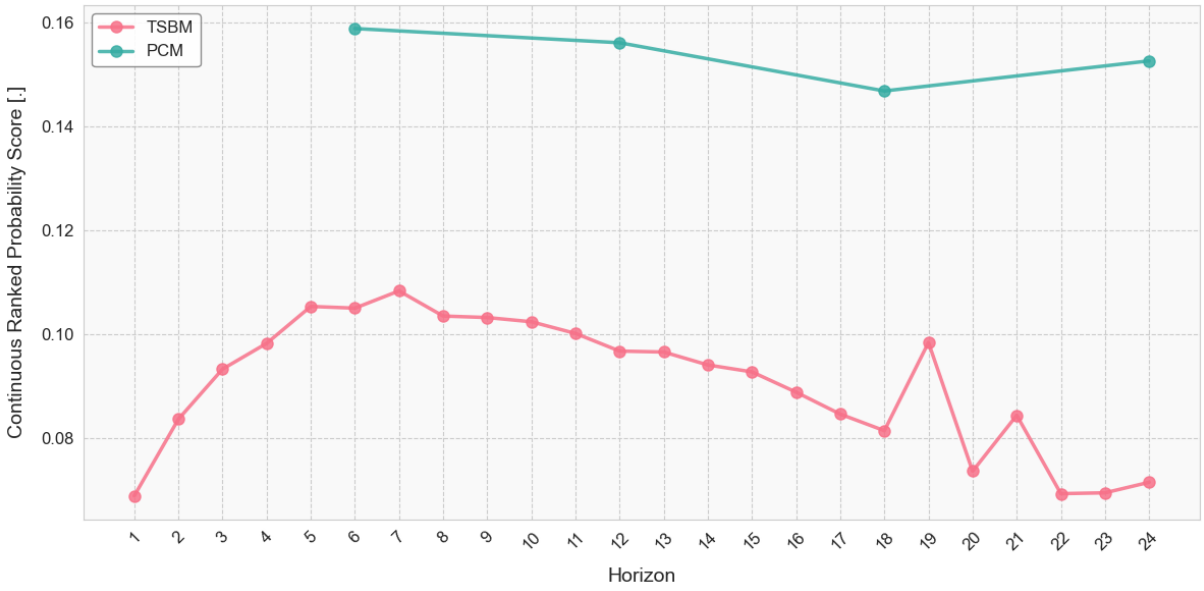
Figura 24: *Reliability* para as diferentes metodologias



Fonte: Os autores.

Por último, a Figura 25 retrata a métrica de avaliação final, a qual é a composição das métricas citadas anteriormente, evidencia um comportamento similar ao da RES, em que os valores de TSBM permanecem abaixo de 10%, enquanto os de PCM apresentam valores na casa dos 14%. A métrica do BS, conforme descrita na Seção 4.4.1, representa matematicamente o equilíbrio entre as métricas discutidas anteriormente. Considerando os horizontes de previsão avaliados neste estudo, os modelos baseados em TSBM exibiram um desempenho mais balanceado, alcançando um compromisso mais adequado entre a capacidade de discriminar diferentes estados do sistema e a consistência estatística das distribuições preditivas.

Figura 25: *Continuous Ranked Probability Score* para as diferentes metodologias



Fonte: Os autores.

6 CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

A previsão probabilística mostrou-se uma estratégia essencial para lidar com as incertezas inerentes ao recurso eólico, possibilitando uma visão mais abrangente e robusta do comportamento da potência ao longo do tempo. Nesse sentido, como observado na Seção 5.3, os modelos de *Time Series Based Models* (TSBM) destacaram-se por descrever de forma mais eficaz a *Resolution* das previsões, ou seja, sua capacidade de distinguir diferentes condições operacionais, enquanto modelos baseados em *Power Curve Modeling* (PCM) apresentaram melhor desempenho na métrica de *Power Curve Modeling*, refletindo previsões com maior grau de calibração e alinhamento com as frequências observadas. Ao analisar os modelos de séries temporais, observou-se que os modelos lineares, como QR e EN, tiveram um desempenho superior em comparação aos modelos não lineares, indicando maior estabilidade e consistência nas previsões para o horizonte de 6 horas. Além disso, a diversidade no comportamento das diferentes famílias de modelos em relação às métricas de avaliação reforça a necessidade de uma abordagem comparativa e criteriosa, permitindo a seleção do modelo mais adequado conforme o contexto e o horizonte de previsão desejado.

A aplicação de *clustering* nos modelos PCM trouxe uma melhora expressiva para o desempenho dos modelos em relação ao *Quantile Score* (QS) e, sobretudo, na confiabilidade das previsões, sem comprometer a resolução do modelo, mantendo um limiar estável, conforme ilustrado na Figura 20.

Para avanços futuros, recomenda-se aprofundar a previsão considerando os parâmetros específicos de cada cluster, o que pode potencializar a acurácia e a relevância das previsões para diferentes condições operacionais. Outrassim, a realização de uma recalibração mensal dos modelos pode promover ganhos adicionais de acurácia. Também é importante implementar técnicas de correção para previsões que apresentem tendência à superestimação do fator de capacidade (i.e., corresponde ao valor 1 da potência normalizada, indicando quando o aerogerador atinge a potência nominal), minimizando superestimações do valor limite, bem como aplicar ajustes de offset nos cenários em que existam limiares. A expansão da análise para múltiplos horizontes temporais permitirá uma avaliação mais completa do desempenho dos modelos em diferentes escalas de tempo, aumentando sua aplicabilidade prática. Além disso, a extensão dos estudos para outros parques eólicos contribuirá para validar a robustez e a generalização das metodologias propostas.

Outra linha promissora envolve a aplicação da metodologia de PCM em modelos TSBM, utilizando a velocidade do vento como variável regressora e a potência como variável alvo extraída do sistema SCADA, sem a necessidade de utilizar *time lags*. Essa estratégia visa aprimorar a modelagem probabilística, aumentando a compreensão da incerteza da observação e promovendo saídas homogêneas entre as modelagens. De modo que, seja viável explorar a combinação entre as diferentes famílias de modelos apresentadas no presente trabalho, buscando gerar uma saída única que consiga retratar o melhor desempenho para cada horizonte previsto, aproveitando as características de cada uma, como uma estratégia para otimizar a qualidade das previsões e apoiar a tomada de decisão no setor eólico.

REFERÊNCIAS

ABEEólica. *Dados ABEEólica: Capacidade Instalada de Energia Eólica no Brasil*. 2025. ⟨https://abeeolica.org.br/dados-abeeolica/⟩. Acessado em 01 de agosto de 2025. 32

BAZIONIS, I. K.; GEORGILAKIS, P. S. Review of deterministic and probabilistic wind power forecasting: Models, methods, and future research. *Electricity*, MDPI, v. 2, n. 1, p. 13–47, 2021. 24, 32, 35

BESSA, J. *Otimização de Estratégias de Oferta em Mercado Usando Previsão Probabilística de Produção Renovável*. Dissertação (Dissertação de Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores) — Universidade do Porto, Porto, Portugal, 2021. 34

BISHOP, C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer, 2006. ISBN 978-0-387-31073-2. 46

CAI, L. et al. Probabilistic wind power forecasting approach via instance-based transfer learning embedded gradient boosting decision trees. *Energies*, v. 12, n. 1, p. 159, 2019. 43

CHEN, H. Cluster-based ensemble learning for wind power modeling from meteorological wind data. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 167, p. 112652, 2022. 43, 46

COSTA, A. et al. A review on the young history of the wind power short-term prediction. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 12, n. 6, p. 1725–1744, 2008. 17

DIAGNE, M. et al. Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 27, p. 65–76, 2013. 59

ECMWF. *ERA5: How to calculate wind speed and wind direction from u and v components of the wind?* 2024. Disponível em: ⟨https://confluence.ecmwf.int/pages/viewpage.action?pageId=133262398⟩. 22

GLAHN, H. R.; LOWRY, D. A. The use of model output statistics (mos) in objective weather forecasting. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, American Meteorological Society, Boston MA, USA, v. 11, n. 8, p. 1203 – 1211, 1972.

Global Wind Energy Council (GWEC). *Global Offshore Wind Report 2024*. [S.l.], 2024. Relatório anual sobre energia eólica offshore. Disponível em: ⟨https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/secretarias/sntep/dte/cgebc/gt-eolicas-offshore-1/arquivos/apresentacoes-workshop/20240717-pt-gofs-2024-presentation_gwec-pptx.pdf⟩. 32

GLOBAL WIND ENERGY COUNCIL – GWEC. *Global Wind Report 2025*. Londres: GWEC, 2025. Disponível em: ⟨https://www.gwec.net/gwec-news/wind-industry-installs-record-capacity-in-2024-despite-policy-instability⟩. 16

GNEITING, T.; BALABDAOUI, F.; RAFTERY, A. E. Probabilistic forecasts, calibration and sharpness. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, Oxford University Press, v. 69, n. 2, p. 243–268, 2007. 34

GNEITING, T.; KATZFUSS, M. Probabilistic forecasting. *Annual Review of Statistics and Its Application*, v. 1, p. 125–151, 2014. 34, 36

GNEITING, T. et al. Assessing probabilistic forecasts of multivariate quantities, with an application to ensemble predictions of surface winds. *Test*, Springer, v. 17, p. 211–235, 2008. 18

HUTH, R. Statistical downscaling in central europe: evaluation of methods and potential predictors. *Climate Research*, v. 13, n. 2, p. 91–101, 1999. 39

International Energy Agency. *World Energy Outlook 2024*. Paris: IEA, 2024. Disponível em: ⟨https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2024⟩. 16

JUBAN, J.; SIEBERT, N.; KARINIOTAKIS, G. N. Probabilistic short-term wind power forecasting based on quantile regression. In: *2007 IEEE Lausanne Power Tech*. Lausanne, Switzerland: IEEE, 2007. p. 410–415. 36

KHOSRAVI, A. et al. Lower upper bound estimation method for construction of neural network-based prediction intervals. *IEEE Transactions on Neural Networks*, v. 22, n. 3, p. 337–346, 2011. 35

KOENKER, R. *Quantile regression*. [S.l.]: Cambridge university press, 2005. v. 38. 41

LAKSHMINARAYANAN, B.; PRITZEL, A.; BLUNDELL, C. Simple and scalable predictive uncertainty estimation using deep ensembles. In: GUYON, I. et al. (Ed.). *Advances in Neural Information Processing Systems*. Curran Associates, Inc., 2017. v. 30. Disponível em: ⟨https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/9ef2ed4b7fd2c810847ffa5fa85bce38-Paper.pdf⟩. 43

LAURET, P.; DAVID, M.; PINSON, P. Verification of solar irradiance probabilistic forecasts. *Solar Energy*, Elsevier, v. 194, p. 254–271, 2019. 49, 59

LIU, Y. et al. Forecasting of wind power generation based on deep learning combined with wavelet transform and attention mechanism. *iScience*, v. 25, n. 12, p. 105655, 2022.

MEER, D. W. Van der; WIDéN, J.; MUNKHAMMAR, J. Review on probabilistic forecasting of photovoltaic power production and electricity consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 81, p. 1484–1512, 2018. 33

MESSNER, J. W. et al. Evaluation of wind power forecasts—an up-to-date view. *Wind Energy*, Wiley Online Library, v. 23, n. 6, p. 1461–1481, 2020. 31, 50

PERRUCI, V. P. Análise da complementariedade entre diferentes técnicas estatísticas para aumento na resolução espacial do comportamento do vento local. 2018. 22, 26

REN, Y.; SUGANTHAN, P. N.; SRIKANTH, N. Ensemble methods for wind and solar power forecasting—a state-of-the-art review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 50, p. 82–91, 2015. 33

SHI, J.; GUO, J.; ZHENG, S. Evaluation of hybrid forecasting approaches for wind speed and power generation time series. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 16, n. 5, p. 3471–3480, 2012. 25

SIUTA, D. M.; STULL, R. B. Benefits of a multimodel ensemble for hub-height wind prediction in mountainous terrain. *Wind Energy*, Wiley Online Library, v. 21, n. 9, p. 783–800, 2018. 18

SLINGO, J.; PALMER, T. Uncertainty in weather and climate prediction. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, The Royal Society, v. 369, n. 1956, p. 4751–4767, 2011. 18, 33

SLOUGHTER, J. M.; GNEITING, T.; RAFTERY, A. E. Probabilistic wind speed forecasting using ensembles and bayesian model averaging. *Journal of the american statistical association*, Taylor & Francis, v. 105, n. 489, p. 25–35, 2010. 34

SOMAN, S. S. et al. A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons. In: IEEE. *North American power symposium 2010*. [S.l.], 2010. p. 1–8. 16

STOUFFER, K.; FALCO, J.; KENT, K. Guide to supervisory control and data acquisition (scada) and industrial control systems security. 01 2006. 21

SWEENEY, C. et al. The future of forecasting for renewable energy. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Energy and Environment*, Wiley Online Library, v. 9, n. 2, p. e365, 2020. 21

WAN, C. et al. Direct quantile regression for nonparametric probabilistic forecasting of wind power generation. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 32, n. 4, p. 2767–2778, 2016. 34, 35

WANG, H. et al. A review of wind power forecasting models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 108, p. 161–182, 2019. 32

World Climate Service. *The Difference Between Deterministic and Ensemble Forecasts*. Recife: [s.n.], 2021. Disponível em: ⟨https://www.worldclimateservice.com/2021/10/12/difference-between-deterministic-and-ensemble-forecasts/⟩. 24

XIE, Y. An overview of deterministic and probabilistic forecasting methods. *iScience*, v. 26, n. 5, p. 107655, 2023. ISSN 2589-0042. Disponível em: ⟨https://www.cell.com/iscience/fulltext/S2589-0042(22)02077-6⟩. 32

ZHANG, N. et al. Planning pumped storage capacity for wind power integration. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, v. 4, n. 2, p. 393–401, 2013. 32, 34