

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

AZUGUIR GRIIDTNER SILVA

PREVISÃO DE DESPACHO DE UMA USÍNA EÓLICA

**APUCARANA
2022**

AZUGUIR GRIIDTNER SILVA

PREVISÃO DE DESPACHO DE UMA USÍNA EÓLICA

Dispatch Forecast of a Wind Power Plant

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação,
apresentado como requisito para obtenção do título
de Bacharel em Engenharia Elétrica do Curso de
Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica
Federal do Paraná

Orientador: Carlos Matheus Rodrigues de Oliveira

**APUCARANA
2022**



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es) e que licenciem as novas criações sob termos idênticos. Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

AZUGUIR GRIIDTNER SILVA

PREVISÃO DE DESPACHO DE UMA USÍNA EÓLICA

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação,
apresentado como requisito para obtenção do título
de Bacharel em Engenharia Elétrica do Curso de
Engenharia Elétrica da Universidade Tecnológica
Federal do Paraná

Data de aprovação: 29/11/2022

Carlos Matheus Rodrigues de Oliveira
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Campus Apucarana

Bruno de Nadai Nascimento
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Campus Apucarana

Thiago Naufal Santelo
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Campus Medianeira

**APUCARANA
2022**

Este trabalho é dedicado aos meus pais e avós por me ensinarem que podemos mudar nossas realidades, e de todos ao nosso redor quando nos dedicamos e trabalhamos em busca de algo melhor. Dedico também a todos familiares, professores, servidores e amigos que me ajudaram a chegar até aqui.

AGRADECIMENTOS

Meus agradecimentos ao Prof. Dr. Carlos Matheus Rodrigues de Oliveira pelo auxílio e orientação em iniciação científica e no desenvolvimento deste trabalho, ao Prof. Thiago Naufal Santelo pela colaboração e orientação em iniciação científica e elaboração do código deste trabalho. A todos os professores, funcionários e servidores, em especial do curso de Engenharia Elétrica do Câmpus UTFPR-AP.

A minha mãe Vanessa que é a base de toda minha vida, ao meu avô Walmor que infelizmente partiu nessa pandemia, mas que é fonte de toda minha inspiração durante o curso. Aos meus irmãos Andressa e Henrico que me motivam a ser um exemplo e sempre lutar pelos meus sonhos e a meu padrasto Luiz que sempre me mostrou que você pode aprender tudo que se propõe e também a meu pai, avós e todos os familiares que me ajudaram nesse período tão importante da minha vida.

Agradeço também aos meus amigos que estiveram ao meu lado nessa longa caminhada, desde o Anderson o qual estive junto em todas as disciplinas sempre um apoiando o outro. Também aos que fiz em jogos, ou na A.A.A XII de Março onde aprendi muito como pessoa e aos que me deram força durante os 5 anos como o Paim.

Finalmente agradeço ao Apucarana Futsal, clube o qual me possibilitou realizar mais um sonho durante a universidade, onde compreendendo meu compromisso com a UTFPR me acolheu e deu a oportunidade de representar Apucarana, sentir-me apucararense e aprender com cada um dos atletas, diretores e o treinador Prof. Dr. Marcio Aparecido Rinaldo pelos ensinamentos dentro e fora das quadras.

Meus agradecimentos à Universidade Tecnológica Federal do Paraná por proporcionar uma excelente estrutura de maneira pública e com total abertura aos discentes, possibilitando o maior aprendizado possível.

Seja você quem for, seja qual for a posição social que você tenha na vida, a mais alta ou a mais baixa, tenha sempre como meta muita força, muita determinação e sempre faça tudo com muito amor e com muita fé em Deus, que um dia você chega lá. De alguma maneira você chega lá.. (SENNÁ, Ayrton, 1989).

RESUMO

Dentro do contexto de comercialização de energia elétrica, as usinas elétricas precisam fornecer um valor de despacho muitas vezes acordado por meio de contrato em que o não cumprimento traz consequências negativas. Para minimizar os riscos de comercialização de energia principalmente para usinas com fontes intermitentes, este trabalho tem como objetivo apresentar um sistema de previsão de geração de energia elétrica, utilizando um modelo matemático e estatístico que será implementado via simulação em *software Matlab*. Para o estudo de caso será utilizado um parque eólico contendo 17 MW de potência instalada, onde os dados serão obtidos a partir da plataforma Sotavento, a qual é detentora do parque eólico a ser analisado neste trabalho. O método estatístico é baseado nos modelos de Montecarlo em conjunto com as cadeias de Markov que irão utilizar os dados da plataforma para realizar a curva de despacho do parque eólico. As grandezas utilizadas no método são a velocidade e direção do vento, geração de energia, e também os dados climáticos de temperatura, incidência pluviométrica, variações dos ventos e incidência de descargas elétricas. Os resultados foram validados onde forneceram uma previsão ótima de três meses, podendo contribuir para uma melhora na comercialização de energia elétrica do parque estudado.

Palavras-chave: Energia eólica; Modelo estatístico; Previsão de geração; Comercialização de energia; Montecarlo; Markov.

ABSTRACT

Within the context of electricity commercialization, power plants need to provide a dispatch value, often agreed by means of a contract in which non-compliance brings negative consequences. In order to minimize the risk of energy commercialization, mainly for plants with intermittent sources, this work aims to present a forecasting system for electricity generation, using a mathematical and statistical model that will be implemented via simulation in Matlab software. For the case study, a wind farm containing 17 MW of installed power will be used, where the data will be obtained from the Sotavento platform, which owns the wind farm to be analyzed in this work. The statistical method is based on Montecarlo models together with Markov chains that will use the platform data to perform the wind farm dispatch curve. The quantities used in the method are wind speed and direction, energy generation, as well as climatic data on temperature, rainfall, wind variations and incidence of electrical discharges. The results were validated where they provided a optimal forecast of three months, which may contribute to an improvement in the commercialization of electric energy in the studied park.

Keywords: Wind energy; Statistical model; Generation forecast; Energy trading; Montecarlo; Markov.

LISTA DE SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
AE	Aerogerador
ARMA	<i>Auto Regressive and Moving Average Model</i>
ARIMA	<i>Auto Regressive Integrated and Moving Average Model</i>
ANEEL	Agencia Nacional de Energia Elétrica
CC	Corrente Contínua
CA	Corrente Alternada
CO_2	Gás Carbônico
ENGASA	<i>Energía de Galicia</i>
Hz	Hertz
IGBT	<i>Insulated Gate Bipolar Transistor</i>
INEGA	<i>Instituto Energético de Galicia</i>
IDEA	<i>Instituto para la Diversificación y el Ahorro de la Energía</i>
MME	Ministério de Minas e Energia
NM	NEG Micon
W	<i>Watts</i>
PWM	<i>Pulse Width Modulation</i>
RPM	Rotações Por Minuto
V	Volts

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	Relevância da energia renovável	11
1.1.1	Geração Eólica	11
1.1.2	Comercialização da energia	12
1.2	Justificativa	13
1.3	Objetivo Geral	13
1.4	Objetivos Específicos	13
1.5	Organização do Trabalho	13
2	REFERENCIAL TEÓRICO	15
2.1	Turbina Eólica	15
2.1.1	Principais componentes de uma turbina	15
2.1.1.1	<u>Sistema de Captura</u>	16
2.1.1.2	<u>Sistema de Direção e Orientação</u>	16
2.1.1.3	<u>Sistema de Geração</u>	17
2.1.1.4	<u>Sistema de Suporte</u>	17
2.1.1.5	<u>Sistema Hidráulico e Refrigeração</u>	17
2.1.2	Principais falhas de uma turbina eólica	17
2.2	Fatores climáticos	18
2.3	Métodos de Previsão	19
3	MODELO DE ESTIMAÇÃO UTILIZADO	21
3.1	Montecarlo	21
3.2	Markov	24
4	PROPOSTA DE ESTIMAÇÃO DE DESPACHO	29
4.1	Sotavento	29
4.2	Sistema de Estimação	30
4.2.1	Sistema 1	31
4.2.2	Sistema 2	31
4.2.3	Sistema 3	32
5	RESULTADOS	33
5.1	Análise de dados do Parque Eólico	33
5.1.1	Climáticos	33
5.1.2	Histórico de Geração	35
5.2	Previsão da curva de despacho e validação do modelo	36
6	CONCLUSÃO	40

REFERÊNCIAS 41

1 INTRODUÇÃO

1.1 Relevância da energia renovável

No último século a utilização de energia per capita cresceu cerca de 300%, fator que combinado ao crescimento populacional, tornou necessário uma produção de energia ainda maior a cada ano. Dentre as fontes de energia, atualmente existe uma concordância na intensificação das fontes renováveis para o futuro da geração de energia elétrica, com isso o desafio de como obter uma geração limpa e economicamente viável é primordial (ROSA, 2014; SANTOS, 2013).

A crescente utilização de recursos renováveis tem grande influência nas questões ecológicas. Os combustíveis fósseis são recursos finitos, motivo o qual já gerou crises de esgotamento, tornando o processo de geração de energia elétrica a partir dessas fontes mais custoso e sobretudo gerando maior impacto ambiental com problemas socioeconômicos (ROSA, 2014).

No contexto de energia limpa destacam-se a solar e eólica que ganharam destaque na produção em larga escala ou independente, com incentivos fiscais e questões socioeconômicas atreladas. Outras fontes de energia renováveis que podemos citar são as provenientes de usinas hidrelétricas, as eólicas, solares de maneira direta como as fotovoltaicas, ou até as térmicas que utilizam diversos recursos renováveis como biomassa, cana-de-açúcar, florestas energéticas e até o sol indiretamente para gerar energia elétrica (REIS, 2017).

1.1.1 Geração Eólica

O uso da energia eólica vem desde os primórdios quando o vento era utilizado para impulsionar barcos, em moinhos, ou até mesmo acionando cargas mecânicas (ROSA, 2014). Porém o início da ideia de geração de energia a partir do vento foi iniciada apenas no século XIX onde a turbina era acoplada a um gerador CC. Nos anos seguintes tiveram construções feitas e adaptadas para iniciar essa nova modalidade de geração, que durante o tempo sofreu algumas alterações como na década de 1930 quando os russos promoveram um modelo de captação mais eficiente através de pás ao invés dos tradicionais discos circulares (PINTO, 2012).

Após os períodos de guerra no oriente médio, principal região produtora. O preço do petróleo e do carvão mineral caíram para cerca de 50% , tornando-os mais atrativos economicamente, de maneira que a geração por meio de turbina eólica ficasse apenas no campo da pesquisa até a década de 1970. As crises do petróleo despertaram a visão da importância de fontes alternativas de geração (MOREIRA, 2021). A partir dessas crises, os governos rapidamente financiaram projetos que estabelecessem novas fazendas eólicas que rapidamente fracassaram, com um custo muito alto na geração em comparação com outras fontes, pois o investimento para a construção era elevado, além dos custos das terras e de

operação e manutenção das turbinas.

Uma nova onda de esforços surgiu no final do século XX, que com a diminuição do custo em relação a décadas passadas, as usinas eólicas se tornaram novamente atrativas. Desde então o interesse mundial foi crescente chegando a um patamar que em 2018 as usinas eólicas geravam cerca de 591 GW, algo que coloca a geração eólica em um papel importante dentro do cenário mundial (ROSA, 2014; MOREIRA, 2021).

No Brasil o início só se deu a partir do século XXI, com ações governamentais de incentivo, no ano de 2009 a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e o Ministério de Minas e Energia (MME) instituíram os leilões de energia. Os leilões de energia compõe um sistema o qual as empresas podem adquirir a energia diretamente, tornando viável a venda dessa energia de uma nova maneira. De acordo com a Associação Brasileira de Energia Eólica (ABEEólica) em julho de 2022 a potência eólica instalada brasileira era de 22 GW, com de 812 parques eólicos e cerca de 9300 aerogeradores operantes, elementos estes que integra o setor que representa aproximadamente 12% da matriz elétrica do país (MOREIRA, 2021).

Além dos fatores econômicos, a energia eólica tem atrativos como a não emissão de CO_2 , a sua operação não inclui resíduos ou materiais perigosos, os locais destinados para a geração podem ser utilizados simultaneamente para outros fins. Fatores esses que tornaram a evolução das tecnologias da geração eólica possível e criando uma perspectiva de aumento nos investimentos desse setor, viabilizando melhores tecnologias e gerando uma maior quantidade de energia a ser comercializada e utilizada (SANTOS, 2013).

Com os recursos não renováveis em baixa, a energia renovável, impulsionada pelo avanço na eletrônica de potência e a redução nos custos de geradores, cubos e sensores em geral que são utilizados em aerogeradores, a geração eólica dentro deste contexto tem associado a si as características físicas além das condições meteorológicas favoráveis proporcionadas em algumas regiões do Brasil e do mundo, que visando o longo prazo tendem a ser satisfatórios para potência produzida (SANTELO, 2022; GIEBEL G.; AL., 2015; LEI, 2009).

1.1.2 Comercialização da energia

No Brasil desde 2009 o governo federal iniciou o sistema de leilões de energia elétrica, onde são comercializadas as potências geradas pelas usinas elétricas. Os contratos são negociados a partir da quantidade de energia gerada pela usina, a partir de um valor por MW gerado. Sendo assim é crucial que a usina gere a quantidade de energia negociada, pois caso não consiga atingir terá de comprar energia de uma outra usina o que normalmente é mais caro, gerando assim um prejuízo para a geradora (MOREIRA, 2021; CCEE, 2022; EPE, 2022).

Por outro lado, da mesma maneira que se a usina gerar um valor superior ao negociado ela corre o risco de perder essa quantidade de energia gerada, não aproveitando financeiramente todo seu potencial. Portanto, considerando que a comercialização do despacho influencia na subsistência de um parque eólico, torna-se necessário a adoção de métodos estatísticos que forneçam uma previsão da energia gerada principalmente pela natureza intermitente deste tipo

de usina (MOREIRA, 2021; CCEE, 2022; EPE, 2022).

1.2 Justificativa

A geração de energia elétrica proveniente de usinas eólicas possui dependência do vento que é uma fonte intermitente, gerando maior nível de incerteza na previsão de sua curva de despacho, podendo ser mais ou menos influenciado com fatores climáticos da região onde o parque está instalado. Para tais usinas, o problema de previsão de despacho se torna crucial para um bom desempenho financeiro na comercialização de sua energia elétrica gerada, podendo ter um grau de oscilação de despacho três vezes maior que outros tipos de usinas. A incerteza nas estimativas de geração de energia eólica considerando os fatores meteorológicos e aspectos físicos do parque, torna interessante o desenvolvimento de métodos mais precisos e confiáveis para a previsão de curva de despacho de usinas eólicas (MOREIRA, 2021).

1.3 Objetivo Geral

Envolvendo a capacidade de geração de energia elétrica de parques eólicos, este trabalho tem como objetivo principal o desenvolvimento de um modelo matemático e estatístico que forneça uma previsão de geração de energia elétrica com base em dados históricos das turbinas e meteorológicos. A curva de despacho prevista pode melhorar o aproveitamento da energia gerada nos leilões, visando a maximização dos lucros da usina. Para que esse objetivo seja alcançado, os seguintes objetivos específicos serão necessários:

1.4 Objetivos Específicos

- Estudar a turbina eólica e seus componentes, bem como o funcionamento de usinas/parques eólicos;
- Desenvolver um método de estimação da curva de despacho utilizando modelos de Montecarlo e Markov;
- Realizar um estudo de caso com a proposta de estimação de despacho de uma usina eólica;
- Validar o método abordado utilizando dados reais que não foram considerados no treinamento do modelo estatístico.

1.5 Organização do Trabalho

A fundamentação teórica deste trabalho se encontra no Capítulo 2. Posteriormente no Capítulo 3 são apresentados os métodos matemáticos utilizados no modelo de estimação utilizado. No Capítulo 4 é apresentado o método de estimação com a contextualização do parque e os sistemas definidos. O Capítulo 5 apresenta os resultados obtidos e contempla

a comparação dos resultados obtidos através das previsões com os dados reais validando o modelo. Finalmente no Capítulo 6 se encontra as conclusões do trabalho.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

A previsão de geração de energia eólica pode ser impactada por diversos fatores, principalmente pela turbina eólica que é um equipamento robusto com elevado grau de complexidade, sendo composto por diversos sistemas que estão sujeitos a falhas.

Cada sistema tem suas particularidades e falhas próprias por efeito dos equipamentos que o compõe e seu comportamento, sendo interessante entendermos o funcionamento geral da máquina, de cada sistema e suas possíveis falhas. Outro fator importante é a influência dos fatores climáticos na geração, uma vez que todas as fontes intermitentes tem influência direta do clima local. E também a compreensão de métodos estatísticos, assimilando e justificando a utilização dos métodos definidos.

Portanto, neste Capítulo serão abordados os principais conceitos necessários para o entendimento do método abordado no problema de previsão de despacho de turbinas eólicas.

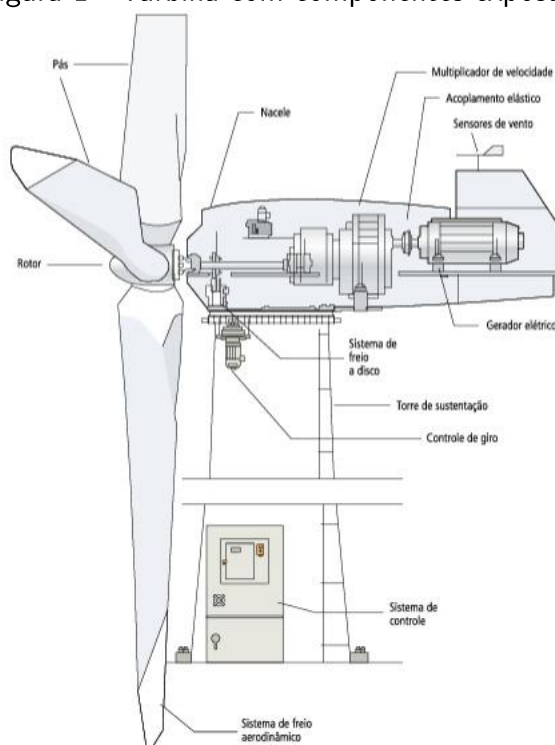
2.1 Turbina Eólica

O funcionamento de uma turbina eólica, ou de um aerogerador, trata-se de um movimento das pás gerado pela ação do vento, em uma conversão de energia cinética eólica em mecânica, onde uma máquina elétrica de indução rotativa em geral, que é conectada como um gerador, convertendo a energia mecânica em elétrica (SOTAVENTO, 2020). Para avaliarmos a confiabilidade das turbinas eólicas neste capítulo abordaremos sobre cada um dos equipamentos presentes na turbina, e posteriormente uma análise qualitativa das principais falhas em turbinas eólicas. Que é imprescindível o conhecimento para um melhor entendimento geral da turbina, de sua disponibilidade e de todo o sistema de previsão de geração.

2.1.1 Principais componentes de uma turbina

A turbina eólica é composta por diversos equipamentos que são agrupados em sistemas os quais são observados na Figura 1, e podem ser definidos como:

Figura 1 - Turbina com componentes expostos.



Fonte: Centro Brasileiro de Energia Eólica – CBEE / UFPE (2000).

2.1.1.1 Sistema de Captura

O sistema de captura tem como principal função a captação do vento, transformando-o em energia mecânica, ele é composto pelo rotor, as lâminas que podem ser de passo fixo ou variável e que são responsáveis pela captação dos ventos e transmissão para a bucha. Pela *Hub* que é a união entre as lamina e esta esta ligado a metade de baixa velocidade da turbina (SOTAVENTO, 2020).

2.1.1.2 Sistema de Direção e Orientação

O Sistema de direção e orientação é responsável pelo alinhamento das pás de maneira que o vento da região seja melhor aproveitado pela turbina. O sistema de direção é composto pelo eixo lento que conecta o cubo à caixa de engrenagens e em seu interior existem cabos elétricos e hidráulicos que são ligados aos freios aerodinâmicos e auxiliam no controle dos sensores do rotor. A caixa de engrenagens tem em sua entrada o eixo de baixa velocidade que associado a um sistema de engrenagens multiplica a velocidade do eixo de saída, elevando a frequência de giro. Além disto a haste de alta velocidade é a responsável pelo funcionamento do gerador elétrico e conta com um travão de emergência (SOTAVENTO, 2020).

O sistema de orientação conta com os motores de eixo que são utilizados para se posicionar contra o vento, sendo composto por motores e caixas de câmbio que atrelados ao anel giratório, recebe o sinal de posicionamento do controlador. Além disto, freios são necessários para evitar o movimento radial da carcaça do motor (SOTAVENTO, 2020).

2.1.1.3 Sistema de Geração

O sistema de geração tem como principal elemento os geradores elétricos que são responsáveis pela conversão da energia mecânica em elétrica. A fiação é responsável pelo transporte da energia gerada até o transformador em geral localizado na base da torre da turbina tendo em sua composição elementos de proteção de sobretensões e sobrecorrentes ou até desregulações na frequência. Ao fim um transformador aumenta a tensão, e por consequência diminui a corrente, que ocasiona em perdas menores (SOTAVENTO, 2020).

2.1.1.4 Sistema de Suporte

O sistema de suporte é denominado por ser a sustentação da estrutura completa da turbina. A torre é o principal elemento o qual suporta todos equipamentos presentes na turbina, é composta por seções que são unidas por parafusos de flange. A fundação é o que viabiliza a estrutura se manter vertical e dá o suporte para o restante da estrutura (SOTAVENTO, 2020).

2.1.1.5 Sistema Hidráulico e Refrigeração

O sistema de refrigeração tem como função o controle de temperatura em toda a estrutura da turbina, já o hidráulico controla a pressão de todo o circuito e tem como seus componentes a unidade de pressão que configura os parâmetros para o funcionamento dos sistemas de captura, orientação e transmissão, as linhas hidráulicas e as válvulas de controle. Já o de refrigeração é composto pelos trocadores de calor e os ventiladores utilizados para circulação do ar (SOTAVENTO, 2020).

2.1.2 Principais falhas de uma turbina eólica

Uma falha pode se caracterizar como a impossibilidade de realizar as devidas tarefas de um sistema no desempenho mínimo previamente estabelecido, em turbinas eólicas as falhas podem ser estruturais incluindo defeitos na instalação ou fabricação, em erros de manutenção ou mesmo sobrecarga mecânica. As falhas de desgaste incluem envelhecimento, fadiga, superaquecimento, corrosão e lubrificação. As de cunho elétrico são definidas em erros de sobrecarga, curto circuito, e falhas em isolamento, software e conexões. Em suma podemos relatar as causas externas sendo elas o vento fora dos padrões, descargas atmosféricas, formação de gelo e o aquecimento de forma endotérmica (BEZZAOUCHA, 2018; SANTELO, 2021).

O rotor pode falhar devido a uma manutenção ruim, e fatores externos, ou até aspectos naturais. Um desequilíbrio de massa pode ocasionar o desalinhamento do eixo principal, outro problema incluso nesse sistema é trinca por fadiga, além de possíveis deformações nas pás (BEZZAOUCHA, 2018; SANTELO, 2021).

As principais falhas associadas as caixas de engrenagens são por deterioração nos dentes e a má qualidade dos rolamentos, falhas essas que são causadas por desalinhamento,

má lubrificação, vibrações, paradas repentinas e presença de detritos. Outra falha notável é o desacoplamento do eixo com a engrenagem (BEZZAOUCHA, 2018; SANTELO, 2021).

O sistema hidráulico tem suas falhas caracterizadas aos vazamentos de óleo e ao bloqueio da válvula deslizante, e as principais causas para esses problemas são as vibrações, corrosão, e baixa qualidade dos componentes. Já os freios tem suas falhas devido ao superaquecimento, ou a um problema atrelado a sistema hidráulico, essas falhas podem gerar uma rotação descontrolada ou uma supervelocidade das pás (BEZZAOUCHA, 2018; SANTELO, 2021).

As sobretensões, problemas relacionados a cabos são as principais falhas do sistema elétrico, que podem ser causados por problemas técnicos, ressonâncias em circuitos ou descargas atmosféricas. O sistema de inclinação tem suas falhas associadas a poluição, que ocasiona a falha de passo, o desgaste também é causador da redução da energia transmitida (BEZZAOUCHA, 2018; SANTELO, 2021).

O sistema de direção é falho quando ocorre os vazamentos de óleo, ruídos, quebras de parafusos e desgastes, além de alta vibração e formação de placas de gelo. As estruturas tendem a falhar devido a desalinhamentos, soldas incorretas e essas falhas podem ocasionar vibração elevada no rotor, gerador e caixa de engrenagens (BEZZAOUCHA, 2018; SANTELO, 2021).

O gerador tem como falhas o superaquecimento, curto-circuito, queima de enrolamentos e a alta vibração, já o conversor pode falhar devido a baixa isolamento, falha nos semicondutores, umidade, e vibração, e sua falha se apresenta como uma sobrecarga. Já o transformador falha quando ocorre vazamentos, superaquecimento ou curto-circuito no mesmo, que em geral são causados por descargas elétricas, baixa qualidade do óleo ou má lubrificação (BEZZAOUCHA, 2018; SANTELO, 2021).

2.2 Fatores climáticos

O clima pode impactar diversos sistemas de geração de energia, portanto forma uma revisão dos impactos que as mudanças climáticas podem ocasionar em toda a cadeia de geração de energia a partir de fontes renováveis.

A energia hidrelétrica é a maior fonte de geração de energia a partir de fontes renováveis com cerca de 16,4% de toda essa eletricidade gerada no mundo. Com o aquecimento global, houve uma redução de precipitação de até 40% em certas regiões, impactando diretamente na energia gerada pelas usinas hidrelétricas. Outros fatores como salinidade, tempestade e ciclones também impactam negativamente (PENMETSA; HOLBERT, 2019; KHAN et al., 2013; KHAN; ALAM; ALAM, 2013).

Na geração de energia solar, gerada através de processos heliotérmicos ou de maneira fotovoltaica tradicional, modelo de geração o qual tem o maior aumento percentual na capacidade instalada. Sofre de maneira direta quando ocorre ausência da incidência solar, ou de acordo com a radiação. Que também é impactada pelo sobreaquecimento, o qual diminui a

eficiência dos sistemas já que a potência máxima é reduzida nesse caso e ocasiona maiores falhas (PENMETSA; HOLBERT, 2019; SCHAEFFER et al., 2012; DUBEY; SARVAIYA; SESHADRI, 2013).

Já na energia eólica que é a segunda maior fonte de eletricidade renovável, sendo responsável por 5,6% de toda a energia gerada no mundo. A qual pode ser afetada pelo gelo que indisponibiliza a turbina e diminui a eficiência quando localizada em altitudes elevadas ou em regiões mais próximas aos polos. As rajadas de vento e os ciclones também impactam diretamente na eficiência, além de ser o principal fator na geração de energia eólica, onde até 10% de mudança nos valores gerados exclusivamente pelas alterações no comportamento do vento (PENMETSA; HOLBERT, 2019; ANTWI; SEDEGAH, 2018; DWYER; TESKE, 2018).

Desta maneira é visto que os fatores climáticos são de suma importância não só devido ao vento, mas também onde as temperaturas mais elevadas podem ocasionar ou acelerar o sobreaquecimento da turbina, assim como a precipitação e rajadas de ventos que em geral são associados a climas intensos que geram falhas e dificultam as manutenções, elevando assim o tempo de *downtime* da máquina. Segundo o Painel Intergovernamental para Mudanças Climáticas (IPCC) a temperatura do ar tem se elevado nas últimas décadas, fator que afeta indiretamente na vazão dos rios além de afetar com o sobreaquecimento dos sistemas de geração de energia solar (ALTAMIMI; JAYAWEERA, 2018; FIORELLI et al., 2018; PENMETSA; HOLBERT, 2019).

2.3 Métodos de Previsão

Este trabalho propõe uma previsão de curva de despacho por um método que associa os modelos de Montecarlo e Markov. Métodos estatísticos os quais podem gerar resultados satisfatórios como serão demonstrados nesta dissertação. Porém diversos outros métodos estatísticos são utilizados na previsão de , onde podemos destacar alguns exemplos.

Como Chang, 2015 utiliza a lógica difusa de maneira que os sistemas fuzzy armazenam comportamentos e estima saídas, utilizando redes neurais para geração de despacho. Neste trabalho utiliza-se o modelo ANFIS em que as séries de entrada são convertidas em entradas difusas, desenvolvendo a função de pertinência para cada série, que é normalizado e utilizando uma rede de camadas resultando em uma previsão de geração nas saídas (CHANG; CHANG; MIAO, 2015).

Já Yatiyana realiza a estimação de energia elétrica utilizando o modelo ARIMA que introduz uma análise de séries temporais, com auto-regressão e média móvel que combinadas resultam no modelo ARMA. O modelo necessita de dados estacionários, porém o modelo também abrange para não estacionários sendo chamado de ARIMA (*Auto Regressive Integrated and Moving Average Model*). O processo proposto no método é dado inicialmente pela identificação dos dados que possibilita a estabilização do modelo estatístico. Após a estabilização tem-se a estimação dos parâmetros que irá gerar uma previsão da energia elétrica (YATIYANA; RAJAKARUNA; GHOSH, 2017).

Dentre os métodos estatísticos encontrados na literatura para estimação de energia elétrica, diversos modelos têm utilizações semelhantes ao método estatístico de Montecarlo que é utilizado neste trabalho. Montecarlo se destaca por visar uma estimativa mais sólida de probabilidade de uma projeção, ou seja, a partir de suas múltiplas simulações os resultados tendem a convergir para uma previsão mais confiável.

As múltiplas simulações do método consolida-o a partir de sua série de variáveis aleatórias, calculando a média a partir destas. O próximo capítulo tende a abordar o modelo de estimação utilizado neste trabalho. Já Markov se destaca por sua condição de estimar a partir exclusivamente do estado atual, modelo o qual se encaixa com as sazonalidades presentes durante o ano, fator qual impacta a curva de despacho.

3 MODELO DE ESTIMAÇÃO UTILIZADO

Apresentados os fatores que interferem e que atuam na geração de energia, os métodos escolhidos tem suas funções individualmente onde Montecarlo gera possíveis valores de geração, e o sistema de Markov define os parâmetros que podem influenciar ou não na curva de geração. E o sistema principal relaciona os dois métodos de maneira a reproduzir resultados mais preciso e próximo à realidade.

3.1 Montecarlo

O método de montecarlo é um modelo estatístico que foi desenvolvido por Stanislaw Ulam, e em colaboração com John Von Neumann houve o aperfeiçoamento da simulação do método em que a partir de uma quantidade de dados se obtém probabilidades numéricas. O princípio de funcionamento ocorre pelo sorteio de uma variável aleatória a partir de um conjunto de dados de entrada. O sorteio da variável tem o objetivo de buscar o próximo estado da variável de interesse se baseando em seu próprio histórico. Vale ressaltar, que Montecarlo tem sua principal aplicação na área financeira, porém sua capacidade e confiabilidade o condiciona a atuar em áreas da física, matemática, engenharia e entre outras (MARKS, 2016; METROPOLIS, 1987; ECKHARDT, 1987; MAZHDRAKOV, 2018).

Para o entendimento do método é interessante o conhecimento do conceito de desvio δ , o qual pode ser definido neste trabalho pela diferença entre uma reta de tendência e valores reais de cada ponto conforme descrito em (1).

$$\delta = x_i - \mu_i. \quad (1)$$

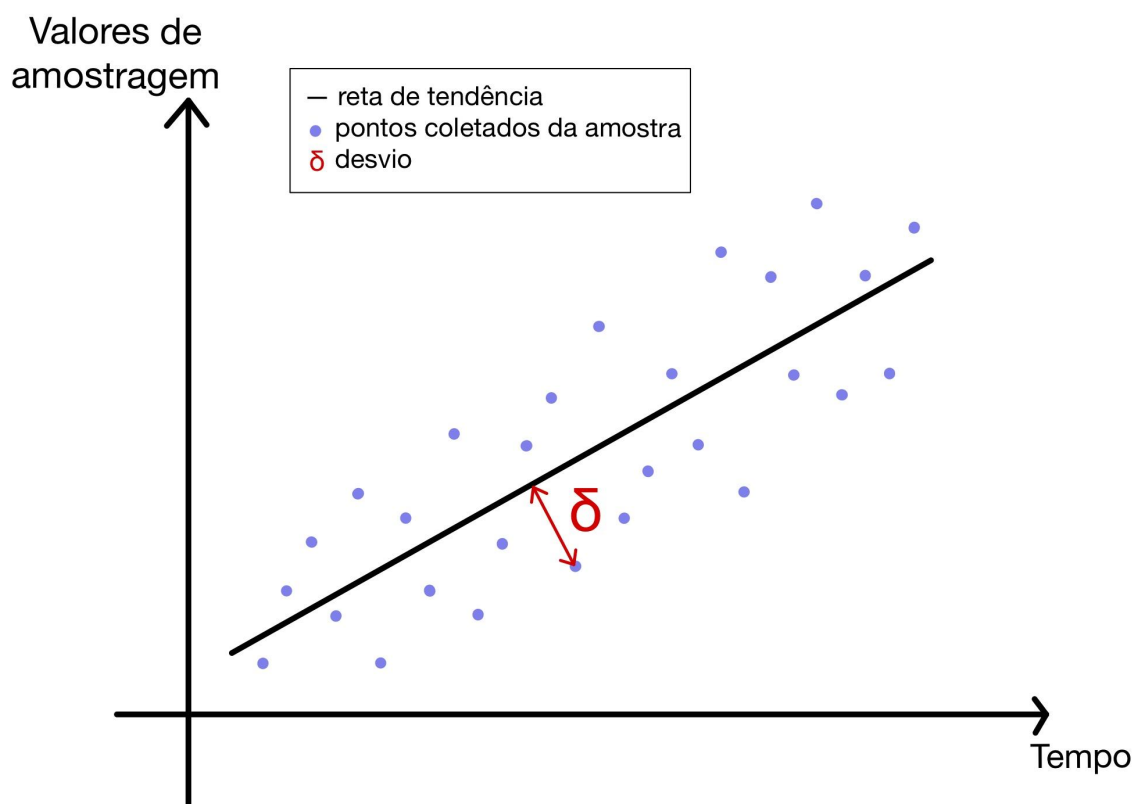
sendo que x_i é a amostra da variável de entrada do método e μ_i representa os valores contidos na reta de tendência.

A reta de tendência são linhas utilizadas para traçar um padrão de seguimento em uma amostra linear de dados. E é obtida a partir da serie de dados coletados na amostra (dados históricos), de modo que a a previsão seja feita de maneira mais precisa e fiel a realidade dos dados.

A Figura 2 visa apresentar um esboço da reta de tendência criada a partir de pontos coletados com base em dados históricos de uma variável de interesse. Nota-se que o desvio δ relaciona uma diferença entre cada amostras e a reta de tendência, sendo a reta uma média das amostras.

Considerando o desvio de cada amostra em relação a reta de tendência é possível definir o conceito de desvio padrão σ , podendo ser calculado a partir do quão uniforme é o conjunto de dados, sendo obtido numericamente por:

Figura 2 - Definição de desvio.

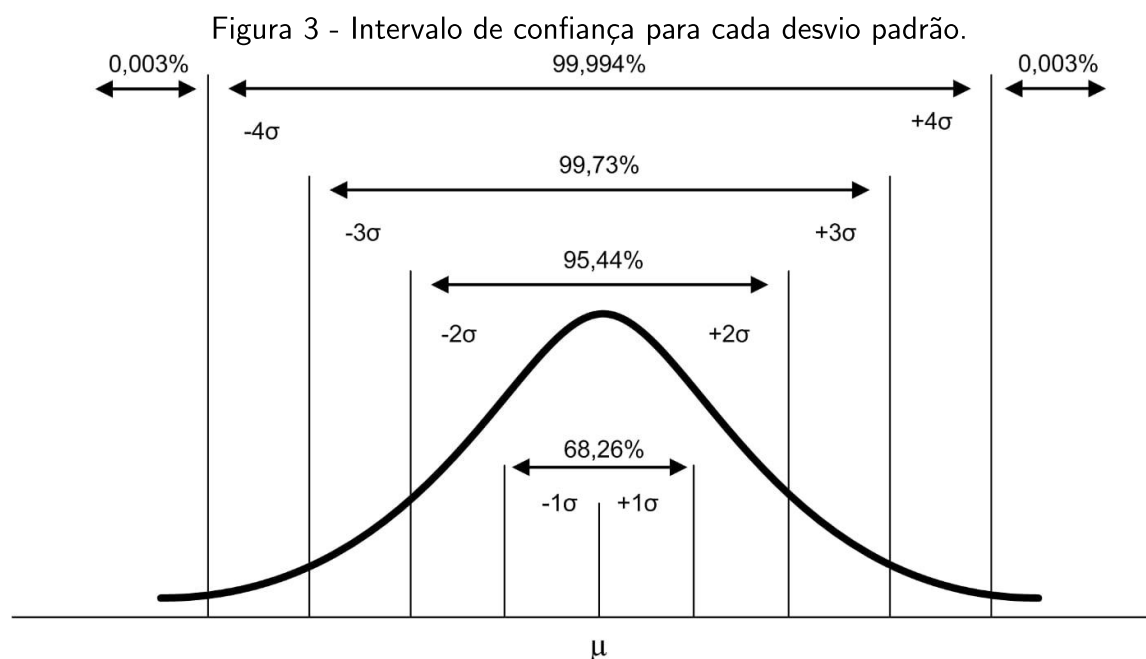


Fonte: Autoria própria (2022).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \delta^2}{n}}. \quad (2)$$

Tendo em mente os conceitos abordados até este ponto, pode-se utilizá-los para realizar a previsão do próximo ponto. Desta maneira, tem-se a possibilidade de prever a próxima amostra dentro da faixa temporal considerada nos dados de entrada. Logo, se os dados de entrada estão em meses, é possível realizar a previsão do próximo mês.

Com base no desvio padrão calculado das amostras da variável de interesse, pode-se definir intervalos de confiança utilizando uma curva Gaussiana, respeitando a distribuição normal. Assim, por meio de uma curva Gaussiana pode-se correlacionar a confiabilidade de acordo com o intervalo escolhido de maneira similar a ilustrada na Figura 3.



Fonte: *Medium* (2020).

Na Figura 3 μ representa os valores contidos na reta de tendência, e os intervalos são aplicados para cada desvio padrão, onde a confiabilidade vai aumentando dentro da curva Gaussiana até atingir o valor de 99,73% de confiabilidade de acerto em um intervalo de ± 3 desvios, porém apesar desse valor continuar subindo com intervalos maiores, a precisão do sistema se torna um problema.

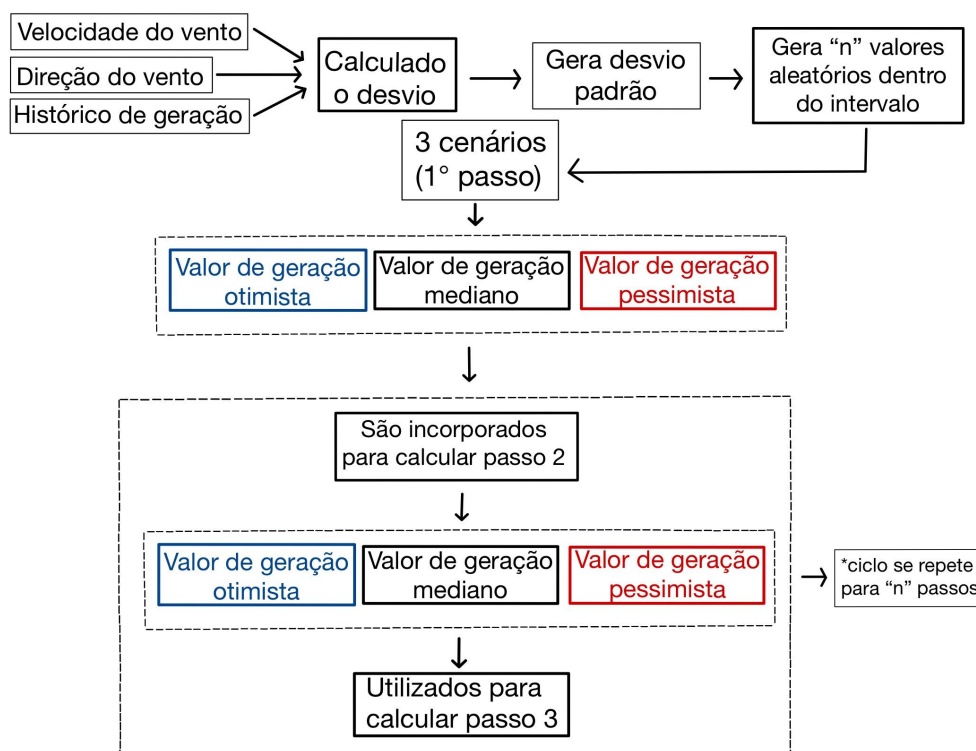
A utilização deste método se deve a sua qualidade em prever através de um algoritmo passos futuros com alta confiabilidade, podendo prever a longo prazo, levando em conta distribuição probabilística, a qual se diz por (NEAVE, 2012) que descreve os intervalos de confiança por “n” vezes o desvio padrão, situando que cerca de 68% dos valores se encontram em um intervalo de até uma vez o desvio padrão e chegando de 99,7% com um intervalo de 3 vezes o desvio padrão (MARKS, 2016; METROPOLIS, 1987; ECKHARDT, 1987; MAZHDRAKOV, 2018).

Certos problemas como a estimação de despacho em parques eólicos, possuem uma natureza de variáveis aleatórias que interferem na coerência dos resultados. Para tais problemas, o método de Montecarlo procura repetir as amostras para uma saída de mesma grandeza que a entrada, onde a entrada são os dados históricos com os valores gerados em cada mês nos anos de 2018, 2019 e 2020. E as saídas do método é uma previsão de geração com valores cada um dos cenários possíveis otimista, pessimista e mediano, de acordo com o fator climático predominante da região no período a ser previsto.

Para facilitar o entendimento do método de Montecarlo, a Figura 4 apresenta um fluxograma do método implementado para o problema estudado.

Como visto na Figura 4, inicialmente tem-se o cálculo do desvio padrão das variáveis de entrada em relação a reta de tendencia. Após o cálculo de σ , é realizado a previsão “n” vezes. E a partir desses dados é calculado a média das “n” previsões, e colocada em um intervalo

Figura 4 - Fluxograma sistema de Montecarlo.



Fonte: Autoria própria (2022).

de $\pm 3\sigma$ desvios padrões utilizando o conceito da curva Gaussiana. Onde o limite superior desse intervalo de valores se apresenta como cenário otimista, o limite inferior como o cenário pessimista e a média do mesmo como o cenário mediano. Consequentemente é possível se obter uma previsão otimista, pessimista e mediano do primeiro passo futuro (MARKS, 2016; MAZHDRAKOV, 2018; KENTON, 2022).

Os próximos passos futuros são executados de maneira semelhante, porém utiliza os dados calculados no passo anterior, juntamente com os históricos reais como entrada do sistema, calculando novamente "n" previsões para repetir o processo. O número de passos futuros pode variar de acordo com a quantidade de dados históricos coletados, entretanto em razão da alta quantidade de valores simulados, o método de Montecarlo se torna convergente e abstrato a partir de 4 passos, ou seja, aumenta a probabilidade de estimar sempre o mesmo valor, perdendo sua confiabilidade (METROPOLIS, 1987; ECKHARDT, 1987; KENTON, 2022).

3.2 Markov

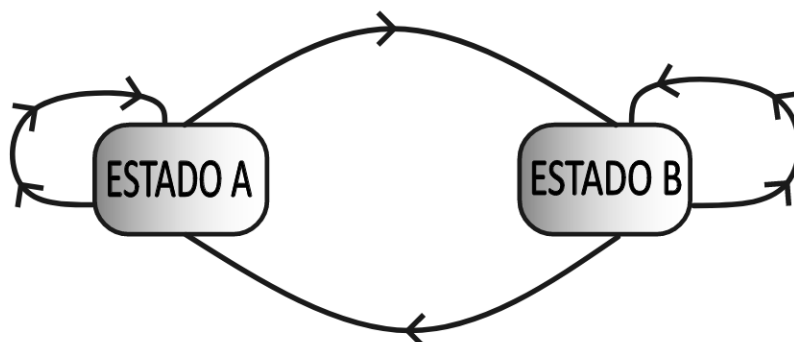
O método de Markov foi nomeado em homenagem a Andrei Andreyevich Markov, que trabalhou com estudos em processos estocásticos e é utilizado em sistemas onde há uma cadeia de eventos interligados. As principais atuações das cadeias de Markov são em sistemas de controle de veículos, filas, taxas de câmbio e diversas outras no campos da matemática, física, química e processamento de sinais (SILVA, 2010; GARCIA, 2012; KENTON, 2021).

Um processo estocástico consiste em variáveis aleatórias que definidas por uma probabilidade associada a um parâmetro t pertencente a um conjunto T , em que a próxima variável se caracteriza como qualquer um dos elementos presentes neste conjunto (SILVA, 2010; GARCIA, 2012).

O método de Markov consiste em um estudo de processo estocástico, onde se considera apenas o estado presente para prever uma variável aleatória dependente apenas das circunstâncias atuais a qual a se encontra, não dependendo de qualquer atividade anterior, e tem como principais vantagens a sua simplicidade e precisão fora da amostra (SILVA, 2010; KENTON, 2021).

Para facilitar o entendimento considerando o problema estudado, na Figura 5 é proposto um esboço que visa ilustrar a transição de estados em que as variáveis de entrada do método estão sujeitas. Para o problema abordado, considerou-se como entrada a precipitação, vento e temperatura. Cada variável de entrada possui apenas 2 estados e por possuir 2 estados existem 4 transições possíveis que seguem indicadas por flechas na Figura 5.

Figura 5 - Fluxograma explicativo do método de Markov.



Fonte: Autoria própria (2022).

Para as condições de precipitações foram considerados dois estados, ou seja, duas possibilidades que correspondem a de um mês seco ou chuvoso. Assim nota-se que pode haver 4 transições possíveis, sendo a de um clima seco para outro clima seco, seco transitar para chuvoso, chuvoso transitar para seco e também chuvoso seguir chuvoso.

De maneira similar a precipitação é considerado para a temperatura duas possibilidades, sendo quente ou frio e também com quatro possíveis transições. Por fim, para o vento foi considerado a possibilidade de se ter rajadas ou sem rajadas com quatro possíveis transições. Para facilitar o entendimento no Quadro 1 foi resumido as variáveis de entrada com as possíveis transições entre os estados.

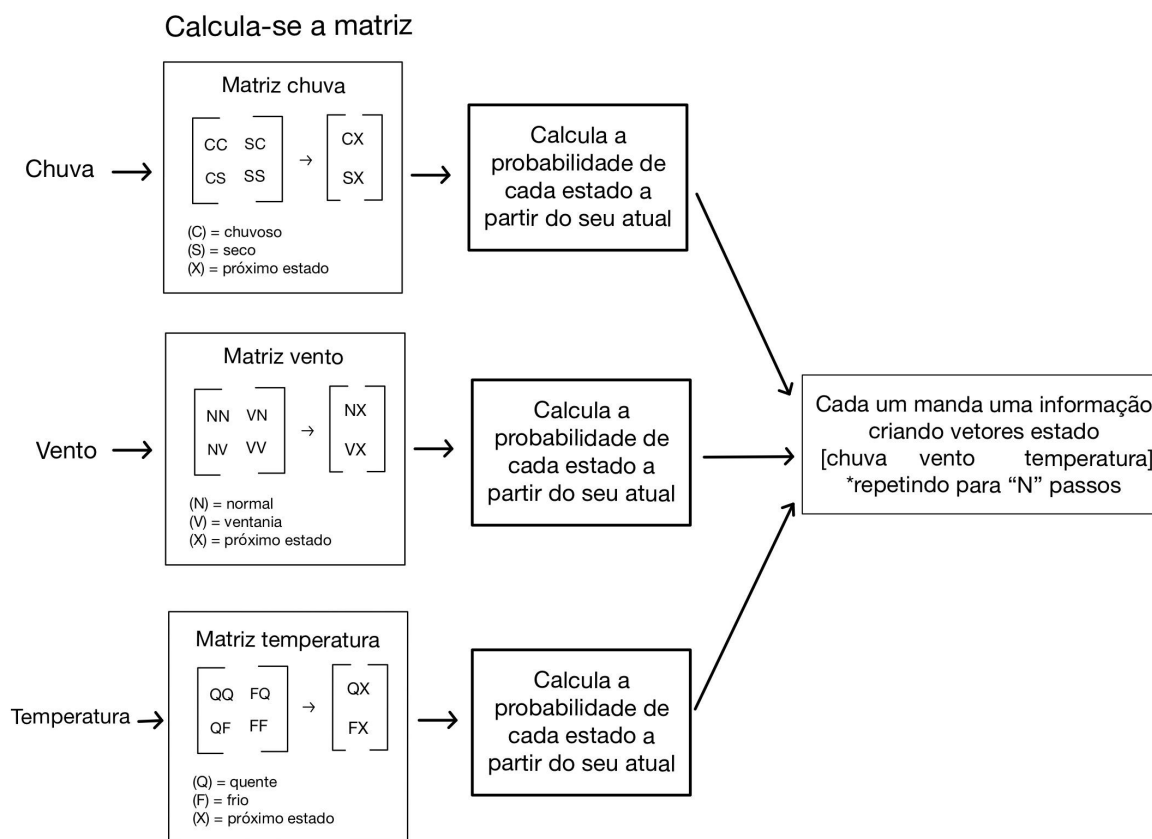
Quadro 1 - Estados presentes e futuros possíveis no modelo de Markov.

Seco/Chuvoso	<ul style="list-style-type: none"> - o clima seco seguir seco - o clima seco transitar para o chuvoso - o clima chuvoso transitar para o seco - o clima chuvoso seguir chuvoso
Quente/Frio	<ul style="list-style-type: none"> - o clima quente seguir quente - o clima quente transitar para o frio - o clima frio transitar para o quente - o clima frio seguir frio
Com rajadas/ Sem rajadas	<ul style="list-style-type: none"> - com rajadas seguir com rajadas - com rajadas transitar para sem rajadas - sem rajadas transitar para com rajadas - sem rajadas seguir sem rajadas

Fonte: Aatoria própria (2022).

Possuindo conhecimento a cerca das variáveis de entrada pode-se esboçar o método conforme na Figura 6, que apresenta a descrição das entradas em matrizes.

Figura 6 - Fluxograma sistema de Markov.



Fonte: Aatoria própria (2022).

Conforme ilustrado na Figura 6, no sistema é contabilizado historicamente a porcentagem de vezes em que o processo transita de um estado para outro. Como na entrada envolvendo precipitação demonstrado na matriz abaixo, onde C corresponde a chuvoso e S a seco, o clima pode variar de chuvoso para chuvoso, chuvoso para seco, seco para chuvoso e seco para seco, cada um destes sendo contabilizado na porcentagem de acordo com a incidência em que se repete cada um dos cenários.

$$\begin{bmatrix} CC & SC \\ CS & SS \end{bmatrix} \quad (3)$$

Desta forma com a matriz associada a sua incidência de repetição é gerada a probabilidade de um estado evoluir para outro em um passo futuro, e como pode ser demonstrado no fluxograma e na matriz os estados possíveis estão demonstrados na matriz 2×2 para cada variável.

No processo Markoviano, um estado futuro deve depender do estado atual, sendo demonstrado na matriz 1×2 do fluxograma, que tendo sua memória “esquecida” e seu próximo é definido pelo cálculo da probabilidade de transição em “n” passos realizado a partir da matriz 2×2 explicada acima, tornando assim a previsão confiável para cada simulação. Assim como os passos seguintes através da possibilidade das transições da matriz.

Com a matriz 1×2 de transição obtida, os valores de cada elemento é calculado onde o estado seguinte para cada uma das variáveis climáticas é definido de modo que cenários que impactam negativamente a geração com valor 1 e cenários não impactantes valor 0 que são agrupados em um só vetor, este processo se repete para os próximos passos, utilizando o passo anterior já calculado como novo parâmetro de memória atual, e incorporando os resultados calculados a base de dados históricos, sendo esta a saída do sistema de Markov.

Quadro 2 - Impacto dos fatores climáticos na geração.

Estados Climáticos	Geração
Alta precipitação	Diminui
Baixa precipitação	Mantem
Alta temperatura	Diminui
Baixa temperatura	Mantem
Muita rajada de vento	Diminui
Pouca rajada de vento	Mantem

Fonte: Autoria própria (2022).

O Quadro 1 demonstra como a saída do sistema de Markov irá impactar o sistema de

forma que as saídas do sistema de Markov como uma matriz de vetores de “0”s e “1”s o mesmo define a saída mais realista do modelo de Montecarlo, onde a alta precipitação, temperatura e elevado numero de rajadas de vento geram direciona o sistema a saída pessimista, enquanto cenários inversos a esses tornam a saída otimista como a de maior veracidade. Como por exemplo:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Neste exemplo, o qual retrata um valor recorrente nas iterações realizadas, a primeira linha da matriz retrata o cenário meteorológico de janeiro de 2021 que nos mostra um quadro que tende a ser entre o otimista e o mediano, devido a alta incidência de chuva que em geral impacta negativamente na geração, enquanto os outros fatores se mantém de maneira propicia para uma geração otimizada.

Já a segunda linha retrata o mês seguinte que apresenta condições climáticas ideias para a produção de energia o que nos prevê um cenário otimista de geração para este período. Enquanto a terceira linha trás um panorama totalmente adverso a geração de energia eólica no mês de março, de maneira onde todos os fatores previstos influenciam de maneira negativa na geração.

A equação abaixo descreve as previsões de passo “n” e seus termos são descritos por:

$$P_n = A^n * P_i, \quad (5)$$

Onde:

- P_n , vetor coluna de estados futuros para “n” passos;
- A, matriz quadrada de transição de probabilidade de estados;
- n, passos de previsão;
- P_i , vetor coluna de estados iniciais para “n” passos.

Sendo assim a chance do próximo estado ser o estado “A”, sendo que no atual se encontra em “B” é calculada pela probabilidade de transição, denotada por:

$$P_{ij}^{n,n+1} = Pr * \frac{X_{n+1} = j}{X_n = i}, \quad (6)$$

sendo P_n os possíveis estados futuros, Pr é estado inicial e X_n é o conjunto de possíveis valores no conjunto.

4 PROPOSTA DE ESTIMAÇÃO DE DESPACHO

Após o conhecimento dos métodos matemáticos abordados no Capítulo 3, será contextualizado o estudo de caso envolvendo um parque eólico. O parque eólico escolhido disponibiliza seus dados de geração, sendo possível coletar dados climático da região por outras plataformas. Desta maneira, será abordado neste Capítulo o modelo de estimação de despacho considerando os métodos de Montecarlo e Markov de maneira similar ao método proposto por SANTELO (2022).

4.1 Sotavento

O parque eólico experimental Sotavento é o objeto de estudo, sendo este um parque da Fundação Sotavento Galicia inaugurado em 2001, localizado na Serra da Loba na região da Galícia na Espanha e com o objetivo de promover, sensibilizar e incentivar este tipo de energia, realizar a educação energética, P&D em áreas de energias renováveis, e capacitando e aprimorando profissionais deste seguimento. A companhia foi fundada em 1997 e tem o apoio governamental da região da Galícia, porém o parque tem entidades públicas acionistas como o INEGA, IDAE, e também empresas privadas do setor elétrico como Enel Green Power Espanha SL, Iberdrola Renewables Galicia S.A e a ENGASA (SOTAVENTO, 2022a; S.A, 2022).

O parque abordado possui potência eólica superior a 17 MW, com uma geração média anual de 33 MWh. Este parque tem como objetivo ser vitrine para outros, no sentido de que podem haver mais de um modelo de turbina ou de tecnologia no mesmo parque eólico, pois dentre os 24 aerogeradores é possível encontrar cinco tipos de tecnologias e nove modelos diferentes de máquinas. Outro destaque é sua estrutura para atividades de pesquisa e desenvolvimento, pois suas condições bioclimáticas e monitoramento apurado o torna propício para esse tipo de atividade (SOTAVENTO, 2022b). As turbinas e tecnologias presentes no parque são demonstradas no Quadro 3 (ECOTECNIA, 2022; GAMESA, 2022; IZAR, 2022b; IZAR, 2022a; ENDESA, 2022a; ENDESA, 2022c; ENDESA, 2022b; MICON, 2022a; MICON, 2022b).

Quadro 3 - Modelos de aerogeradores presentes no parque.

Modelo Turbina	Potência da Unidade (kW)	Tipo de Passo	Geração
Neg Micon NM-48	750	Fixo	Assíncrono
Gamesa G-47	660	Variável	Assíncrono
Made AE-46	660	Fixo	Assíncrono
Izar-Bonus MK-IV	600	Fixo	Assíncrono
Ecotecnia 44	640	Fixo	Assíncrono
Neg Micon NM-52	900	Fixo	Assíncrono
Made AE-52	800	Variável	Síncrono
Made AE-61	1320	Fixo	Assíncrono
Izar-Bonus 1,3 MW	1300	Variável	Assíncrono

Fonte: Autoria própria (2022).

A plataforma Sotavento oferece inúmeros dados que auxiliam na compreensão total do parque e as tecnologias presentes nele. A comunicação dos dados deste parque é feita via fibra óptica com um sistema de sub-redes, sendo elas de aerogeradores, exploração, divulgação, servidores e sistemas auxiliares. O parque ainda conta com o um sistema de acompanhamento de dados em tempo real disponibilizado, fazendo com que o modelo seja observado e estudado de maneira livre, podendo até ver a produção em tempo real de cada uma das 24 turbinas do parque, e também a temperatura, densidade do ar e a velocidade e direção do vento na região, dados esses que afetam na geração de energia (SOTAVENTO, 2022c; SOTAVENTO, 2022d; SOTAVENTO, 2022e; SOTAVENTO, 2022f).

Os dados de energia elétrica gerada, velocidade e direção do vento também são armazenados e disponibilizados como um histórico na plataforma Sotavento, para que sejam aproveitados para fins de análise. Tais dados foram utilizados neste trabalho para a implementação do código envolvendo o sistema de previsão abordado nesse trabalho.

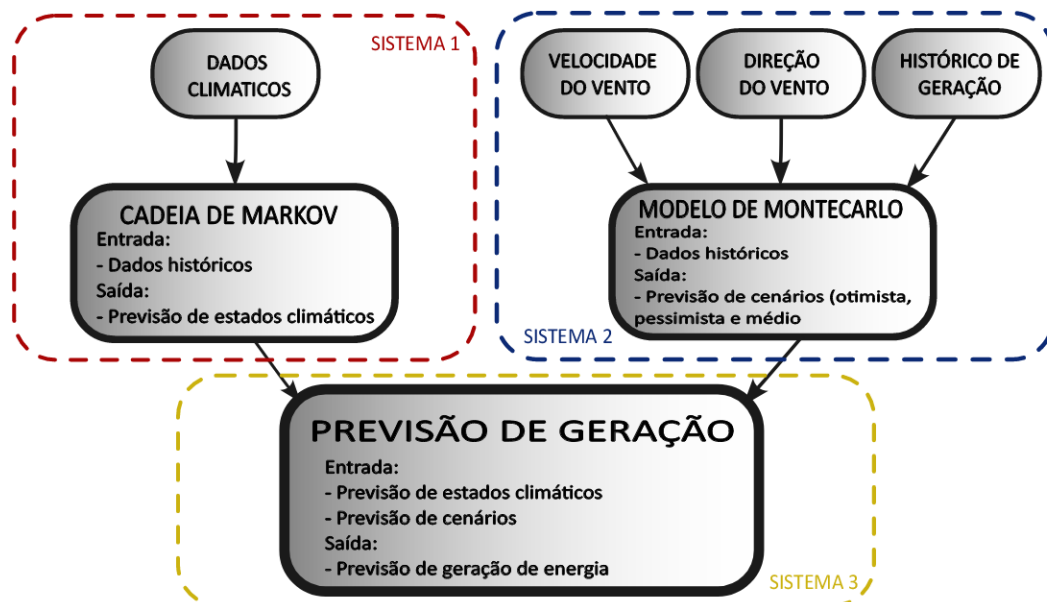
Além dos dados fornecidos pela plataforma Sotavento foram obtidos os dados históricos climáticos pelas plataformas Meteoblue, Weathers Park, do Instituto Nacional de Meteorologia da Espanha e da Estação Meteorológica do Instituto Politécnico da Guarda, respectivamente. Portanto, será possível obter dados com precisão satisfatória para avaliar e validar o modelo proposto (SOTAVENTO, 2022g; METEOBLUE, 2022; WEATHERSPARK, 2022; IPG, 2022).

4.2 Sistema de Estimação

A previsão ocorre por um modelo de estimação que é baseado em 3 sistemas relacionados entre si conforme a Figura 7. Os dados de entrada são o histórico climático da região, a velocidade e direção do vento e a geração de energia durante os períodos pré-estabelecidos. Tais dados de entrada foram divididos em dois sistemas, sendo o primeiro relacionado as cadeias de Markov e o segundo ao modelo de Montecarlo. Por fim, tem-se um terceiro sistema proposto

integrando as saídas dos métodos estatísticos. As próximas subseções visam contextualizar o objetivo de cada sistema dentro do método de previsão de despacho.

Figura 7 - Fluxograma curva de despacho.



Fonte: Autoria própria (2022).

4.2.1 Sistema 1

O sistema 1 compreende a cadeia de Markov, buscando prever o futuro das condições climáticas por meio da probabilidade de um próximo estado a partir unicamente do estado atual, onde associados a entrada do histórico climático da região podemos avaliar a probabilidade de como se comportarão os próximos períodos. No capítulo anterior foi apresentado no Quadro 1 as entradas consideradas de precipitação, temperatura e condição do vento.

As condições climáticas podem impactar na geração de energia elétrica principalmente por gerar ou não maior número de falhas e *downtime*. Portanto, é proposto o sistema 1 com o objetivo de realizar um previsão favorável ou não de geração de energia elétrica baseando-se unicamente nos dados climáticos disponíveis. Baseando-se nos estados previstos é elaborado o Quadro 2.

4.2.2 Sistema 2

O segundo sistema trata-se do modelo de Montecarlo, em que a partir das entradas de geração de energia, velocidade do vento e direção do vento é possível realizar uma série de aproximações probabilísticas a partir de dados históricos e estimar a geração de um próximo período. A saída do sistema 2 é uma previsão de três cenários, sendo otimista, pessimista e o médio.

4.2.3 Sistema 3

O terceiro sistema utiliza o sistema 1 para definir a partir da cadeia de Markov qual dos cenários previstos pelo modelo de Montecarlo, irá se aproximar mais da realidade tornando assim a previsão seja o mais próximo possível da realidade, transmitindo segurança e confiabilidade nos dados previstos.

Este sistema tem uma limitação de até quatro passos quando testado para a realidade. Isso graças a matriz de probabilidades de transição do sistema de Markov. Porém no modelo devido ao número limitado de dados disponíveis foi limitado a três passos, prevendo os próximos três meses ou a próxima estação completa, de modo que o clima é bem sazonalizado de acordo com essa divisão de estações.

Esta parte do modelo de previsão recebe os dados do sistema 1 e aplica de maneira a direcionar a escolha do cenário mais condizente com a realidade projetada pela simulação de Markov. Sendo este processo repetido para todos os passos, gerando assim a saída final do sistema com a previsão de geração para os próximos 3 meses.

5 RESULTADOS

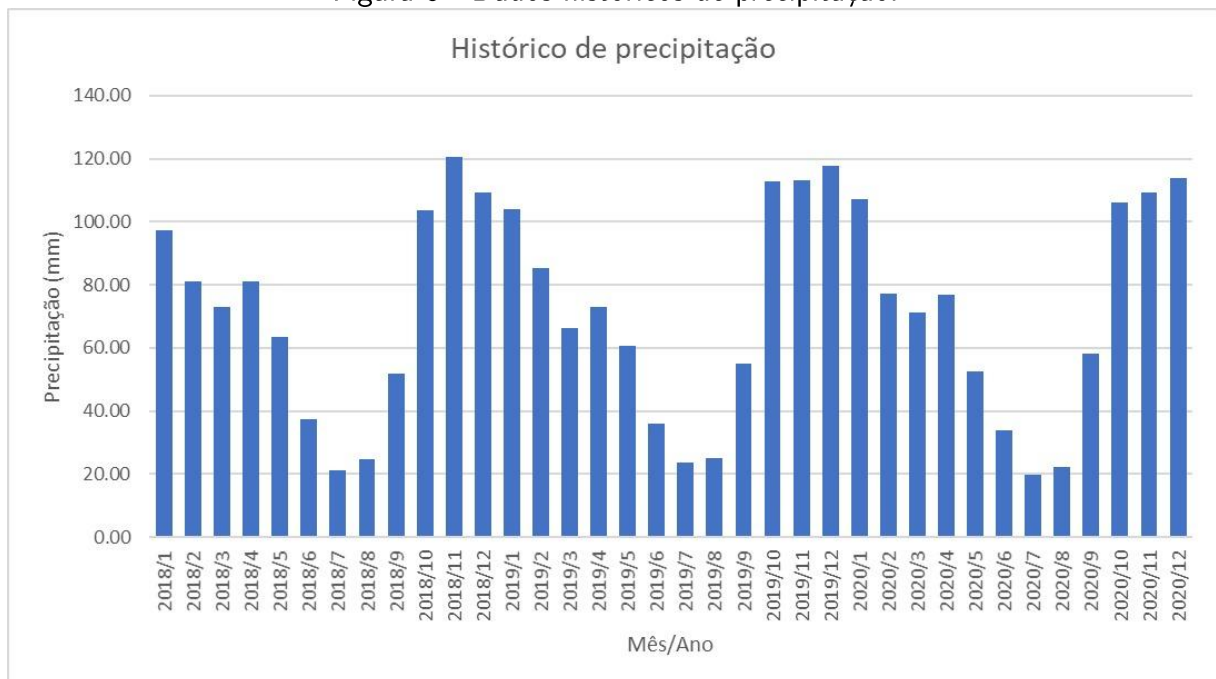
Com base nos conhecimentos teóricos abordados e o método implementado foi possível obter previsões de geração de energia elétrica para o parque eólico abordado. Para tanto, foi utilizado os dados históricos de 01/2018 à 12/2020, de maneira o qual possibilitou a previsão dos três primeiros meses de 2021. Ao final, foi realizado uma validação do método de estimação comparando dados reais de três meses subsequentes que não foram utilizados como dados de entrada.

5.1 Análise de dados do Parque Eólico

5.1.1 Climáticos

O parque estudado, localizado na região da Galícia na Espanha, tem em suas proximidades estações meteorológicas, sendo elas Corunha e Monfero as quais nos possibilita a captação dos dados históricos de precipitação, velocidade e direção do vento e temperatura média. Dados que foram tratados e demonstrados nas Figuras 8, 9 e 10:

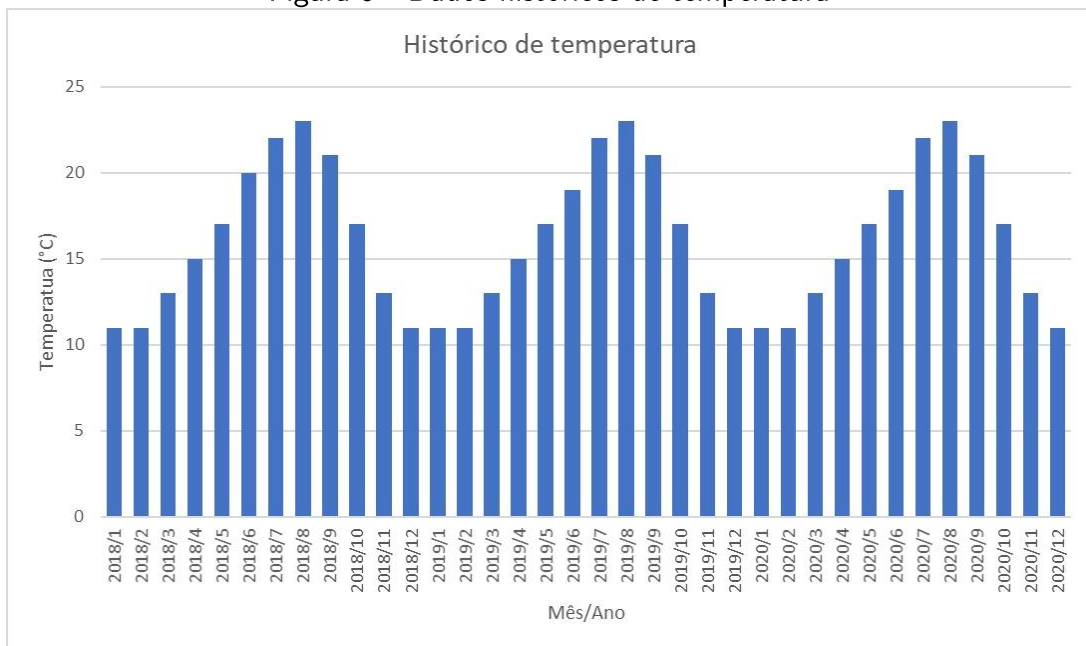
Figura 8 - Dados históricos de precipitação.



Fonte: Autoria própria (2022).

A Figura 8 define um padrão de chuvas onde o período do final do ano possui maior incidência na região onde o parque se encontra. As chuvas em geral vem associadas a alta incidência de descargas elétricas, que ocasionam falhas e aumentam o *downtime* impactando diretamente na geração de energia.

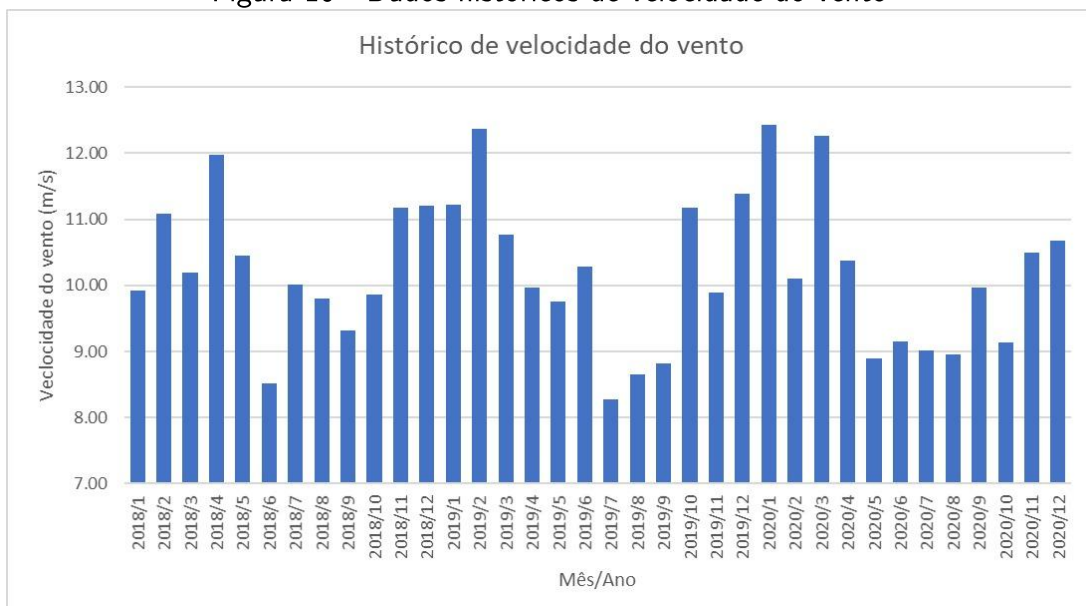
Figura 9 - Dados históricos de temperatura



Fonte: Autoria própria (2022).

A Figura 9 demonstra uma preponderância de uma temperatura média inferior a 20°C, exceto no período do verão onde as temperaturas se elevam, porém com um verão pouco severo, o superaquecimento por influência da temperatura externa acaba não impactando tanto na geração, elemento qual é de suma importância em outras localidades, inclusive no Brasil.

Figura 10 - Dados históricos de velocidade do vento



Fonte: Autoria própria (2022).

Já a Figura 10 atesta uma alternância grande, com a ausência de um padrão de maneira que a geração alterne durante o ano. Já que o vento é o principal elemento da geração de energia eólica. Porém é interessante analisar os meses com alta média na velocidade do vento podem ocorrer o problema de ventos de rajada o qual também ocasiona falhas no sistema.

Tabela 1 - Dados estatísticos de direção do vento

		Direção do Vento %											
Direção\Mês	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	
Norte	15%	16%	20%	24%	31%	39%	46%	43%	27%	18%	18%	12%	
Leste	22%	25%	29%	25%	17%	15%	11%	11%	21%	21%	22%	26%	
Sul	39%	31%	27%	22%	22%	16%	11%	15%	23%	37%	35%	39%	
Oeste	25%	28%	23%	29%	29%	30%	33%	31%	28%	24%	25%	23%	

Fonte: Autoria própria (2022).

Outro fator que interfere na geração é demonstrado na Tabela 1, que retrata a proporção direcional do vento, de maneira que os mesmos podem gerar uma constante alteração do sentido do vento, de maneira que a nacele seja operada com maior frequência, consumindo tempo, o qual não esta gerando de maneira otimizada e a vida útil da mesma.

5.1.2 Histórico de Geração

Os dados de geração são disponibilizados na plataforma da própria usina eólica, onde esta disponível os valores de geração, podendo ser agrupados por dia, hora ou até a cada 10 minutos , assim sendo os dados foram novamente coletados e organizados de maneira mensal, criando um arsenal suficiente e organizado para a análise e comprovação do código. Os dados da Tabela 2 é parte da entrada do sistema de Montecarlo no método de previsão.

Tabela 2 - Dados históricos de geração do parque eólico.

Mês	Geração por mês
jan/18	602.131,87
fev/18	576.506,82
mar/18	475.123,49
abr/18	350.321,73
mai/18	377.355,85
jun/18	264.116,40
jul/18	255.495,87
ago/18	266.107,10
set/18	248.905,27
out/18	571.521,80
nov/18	420.160,29
dez/18	791.693,94
jan/19	719.482,52
fev/19	789.843,17
mar/19	474.967,87
abr/19	340.130,13
mai/19	453.843,10
jun/19	273.133,33
jul/19	192.409,81
ago/19	193.776,77
set/19	198.504,53
out/19	386.698,58
nov/19	439.510,93
dez/19	752.667,10
jan/20	455.861,42
fev/20	348.298,37
mar/20	443.357,16
abr/20	360.513,33
mai/20	300.868,61
jun/20	255.099,47
jul/20	318.581,94
ago/20	338.437,42
set/20	299.306,00
out/20	504.742,81
nov/20	450.089,64
dez/20	753.346,85

Fonte: Autoria própria (2022).

5.2 Previsão da curva de despacho e validação do modelo

Para a utilização dos dados no código foi feita uma separação por gatilhos de estados climáticos gerando conjuntos impactantes ou não na geração, sendo precipitação maior que 80 milímetros no mês, temperatura superiores a 20°C e a velocidade média do vento superior a 10 m/s que são representados com 1 nas colunas 4, 6 e 8 da Tabela 3:

Tabela 3 - Dados históricos adaptados a entrada do código.

MÊS	NUMERO	PREC	PREC EST +80 mm	TEMP	TEMP EST + 20 °C	VENT	VENT EST +10 m/s
2018/1	1	97,13	1	11 °C	0	9,92	0
2018/2	2	80,90	1	11 °C	0	11,09	1
2018/3	3	73,02	0	13 °C	0	10,19	1
2018/4	4	81,11	1	15 °C	0	11,98	1
2018/5	5	63,35	0	17 °C	0	10,45	1
2018/6	6	37,49	0	20 °C	1	8,52	0
2018/7	7	21,13	0	22 °C	1	10,02	1
2018/8	8	24,67	0	23 °C	1	9,81	0
2018/9	9	51,67	0	21 °C	1	9,31	0
2018/10	10	103,47	1	17 °C	0	9,86	0
2018/11	11	120,56	1	13 °C	0	11,17	1
2018/12	12	109,26	1	11 °C	0	11,21	1
2019/1	13	104,10	1	11 °C	0	11,22	1
2019/2	14	85,44	1	11 °C	0	12,36	1
2019/3	15	66,17	0	13 °C	0	10,76	1
2019/4	16	72,97	0	15 °C	0	9,97	0
2019/5	17	60,50	0	17 °C	0	9,75	0
2019/6	18	35,98	0	19 °C	0	10,28	1
2019/7	19	23,56	0	22 °C	1	8,27	0
2019/8	20	25,04	0	23 °C	1	8,65	0
2019/9	21	55,04	0	21 °C	1	8,81	0
2019/10	22	112,84	1	17 °C	0	11,17	1
2019/11	23	113,14	1	13 °C	0	9,89	0
2019/12	24	117,56	1	11 °C	0	11,38	1
2020/1	25	107,13	1	11 °C	0	12,43	1
2020/2	26	77,27	0	11 °C	0	10,10	1
2020/3	27	71,10	0	13 °C	0	12,26	1
2020/4	28	76,80	0	15 °C	0	10,37	1
2020/5	29	52,53	0	17 °C	0	8,90	0
2020/6	30	33,72	0	19 °C	0	9,15	0
2020/7	31	19,94	0	22 °C	1	9,01	0
2020/8	32	22,18	0	23 °C	1	8,95	0
2020/9	33	58,06	0	21 °C	1	9,96	0
2020/10	34	106,05	1	17 °C	0	9,14	0
2020/11	35	109,13	1	13 °C	0	10,49	1
2020/12	36	113,92	1	11 °C	0	10,68	1

Fonte: Autoria própria (2022).

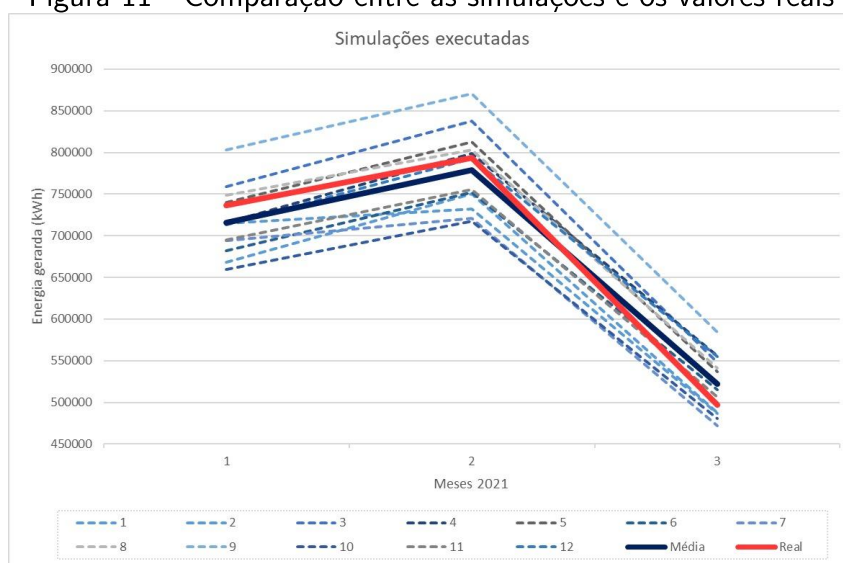
Os dados das colunas 4,6 e 8 que demonstram a influência do clima na geração são entradas do sistema de Montecarlo e Markov, complementando todas as variáveis de entrada do código.

Com os valores de entradas ajustados ao código, o código foi executado diversas vezes, considerando o fato de que o sistema de Montecarlo trabalha com valores randômicos e que Markov se utiliza de probabilidades que podem também interferir nos resultados. De tal forma que os valores de saída foram obtidos, e por se tratar de um modelo de estimação que utiliza

variáveis aleatórias em seu processo é interessante a comprovação do mesmo executando a simulação “n”vezes.

A validação do modelo é crucial, sendo assim uma comparação com a realidade é utilizada com este intuito, sendo assim o gráfico da Figura 11 demonstra cada uma das simulações feitas, em linhas pontilhadas, as quais foram utilizadas para gerar uma média, em azul, e comparadas aos valores reais de geração no período coletados na plataforma da própria empresa, em vermelho:

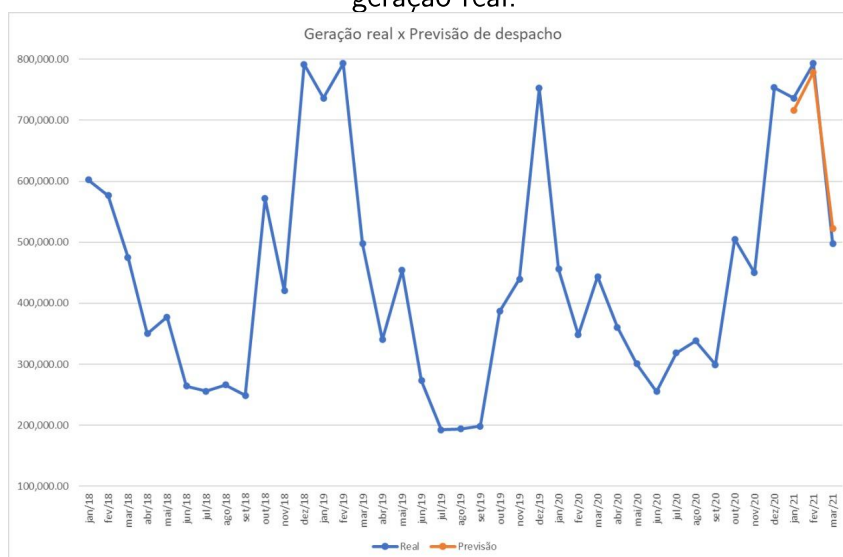
Figura 11 - Comparação entre as simulações e os valores reais



Fonte: Autoria própria (2022).

Observando a Figura 11 previsão média é acertiva, com erro aproximado de 3,21% que como podemos ver na Figura 12 quando comparada juntamente aos dados históricos e de validação o modelo se mostra eficiente na previsão de maneira que o mesmo pode ser utilizado com grau de confiança acima de 99,73% e precisão de 96,79%:

Figura 12 - Demonstração e comparação dos resultados obtidos atrelados aos dados de geração real.



Fonte: Autoria própria (2022).

6 CONCLUSÃO

Foi possível observar através do estudo das turbinas eólicas, parques e também do mercado de energia a importância da uma previsão de geração precisa em fontes intermitentes, desta forma o trabalho abordou as principais problemáticas e também possíveis soluções através do método a ser implantado no decorrer deste trabalho.

Métodos utilizados em diversas aplicações Montecarlo e Markov foram aproveitados individualmente e relacionados de maneira a unir seus resultados possibilitando uma maior verossimilhança nos resultados finais. Ponto esse que viabiliza o emprego de métodos estatísticos atuando de maneira própria e em conjunto com a finalidade de prever uma curva de despacho de uma usina eólica.

Com a elaboração deste trabalho, o parque eólico o qual utilizar o método pode prever sua curva de despacho de energia, tendo uma previsão de geração com confiança razoável, podendo assim comercializar a mesma de maneira mais eficiente e lucrativa. Nota-se que embora foi previsto apenas 3 meses, com uma quantidade maior de dados histórico poderia-se estimar uma quantidade maior de tempo futuro.

REFERÊNCIAS

- ALTAMIMI, A.; JAYAWEERA, D. Long-term reliability impacts of a power system with climate change effects on wind farms. 2018. Citado na página 19.
- ANTWI, M.; SEDEGAH, D. D. Climate change and societal change—impact on hydropower energy generation. Elsevier, p. 63–73, 2018. Citado na página 19.
- BEZZAOUCHA, F. S. e. Failure causes based wind turbin components. classification and failure propagation: For proactive maintenance implementation. IEEE, Argelia, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- CCEE, C. d. C. d. E. E. **Leilões**. 2022. Url: <https://www.ccee.org.br/mercado/leilao-mercado>. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 13.
- CHANG, W.-Y.; CHANG, P.-C.; MIAO, H.-C. Short term wind power generation forecasting using adaptive network-based fuzzy inference system. p. 1299–1302, 2015. Citado na página 19.
- DUBEY, S.; SARVAIYA, J. N.; SESHADRI, B. Temperature dependent photovoltaic (pv) efficiency and its effect on pv production in the world—a review. **Energy Procedia**, Elsevier, v. 33, p. 311–321, 2013. Citado na página 19.
- DWYER, S.; TESKE, S. Renewables 2018 global status report. **Renewables 2018 Global Status Report**, 2018. Citado na página 19.
- ECKHARDT, R. Stan ulam, john von neumann, and the monte carlo method. Los Alamos Science, Santa Fé, USA, 1987. Citado 3 vezes nas páginas 21, 23 e 24.
- ECOTECNIA, S. C. **ECOTECNIA 640**. 2022. Url: <http://www.sotaventogalicia.com/recursos/custom/areatecnica/instalacionseolicas/caracteristicasmaquinas/esp/docs/doc001.pdf> . Citado na página 29.
- ENDESA, M. **MADE AE-46/I - 600 kW**. 2022. Url: http://www.sotaventogalicia.com/recursos/custom/area_tecnica/instalacions_eolicas/caracteristicas_maquinas/esp/docs/doc_005.pdf. Citado na página 29.
- ENDESA, M. **MADE AE-61 - 1300 kW**. 2022. Url: http://www.sotaventogalicia.com/recursos/custom/area_tecnica/instalacions_eolicas/caracteristicas_maquinas/esp/docs/doc_007.pdf. Citado na página 29.
- ENDESA, M. **MADE Serie 800 - 800 kW**. 2022. Url: http://www.sotaventogalicia.com/recursos/custom/area_tecnica/instalacions_eolicas/caracteristicas_maquinas/esp/docs/doc_006.pdf. Citado na página 29.
- EPE, E. d. P. E. **Leilões de Energia**. 2022. Url: <https://www.epe.gov.br/pt/leiloes-de-energia/leiloes>. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 13.
- FIORELLI, M. et al. The energy market impact of climate change on electricity generation in europe. 2018. Citado na página 19.

GAMESA, G. **G47 - 660 kW**. 2022. Url: http://www.sotaventogalicia.com/recursos/custom/area_tecnica/instalacions_eolicas/caracteristicas_maquinas/esp/docs/doc_002.pdf. Citado na página 29.

GARCIA, N. L. Inferência para cadeias de markov. Unicamp, Campinas, Brasil, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.

GIEBEL G.; AL., E. **The State of the Art in Short-Term Prediction of Wind Power**. [S.l.]: ANEMOS.plus, 2015. Citado na página 12.

IPG, I. P. d. G. **Estação Meteorológica do Instituto Politécnico da Guarda**. 2022. Url: <http://www.ipg.pt/meteo/links.asp>. Citado na página 30.

IZAR, P. y. E. T. **IZAR - BONUS 1,3 MW**. 2022. Url: http://www.sotaventogalicia.com/recursos/custom/area_tecnica/instalacions_eolicas/caracteristicas_maquinas/esp/docs/doc_004.pdf. Citado na página 29.

IZAR, P. y. E. T. **IZAR - BONUS 600 kW**. 2022. Url: http://www.sotaventogalicia.com/recursos/custom/area_tecnica/instalacions_eolicas/caracteristicas_maquinas/esp/docs/doc_003.pdf. Citado na página 29.

KENTON, W. **Markov Analysis**. 2021. Url: <https://www.investopedia.com/terms/m/markov-analysis.asp#:~:text=Markov%20analysis%20is%20a%20method,current%20circumstances%20surrounding%20the%20variable>. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.

KENTON, W. **Monte Carlo Simulation: History, How it Works, and 4 Key Steps**. 2022. Url: <https://www.investopedia.com/terms/m/montecarlosimulation.asp>. Citado na página 24.

KHAN, I.; ALAM, F.; ALAM, Q. The global climate change and its effect on power generation in bangladesh. **Energy policy**, Elsevier, v. 61, p. 1460–1470, 2013. Citado na página 18.

KHAN, I. et al. The effect of climate change on power generation in australia. **Procedia Engineering**, Elsevier, v. 56, p. 656–660, 2013. Citado na página 18.

LEI, M. e. A review on the forecasting of wind speed and generated power. *renewable and sustainable energy reviews*, v. 13 n. 4. Editora Manole, ISSN 13640321., 2009. Citado na página 12.

MARKS, R. **Monte Carlo**. [S.l.: s.n.], 2016. 1-4 p. Citado 3 vezes nas páginas 21, 23 e 24.

MAZHDRAKOV, M. e. The monte carlo method. *engineering applications*. ACMO Academic Press, Sofia, Bulgária, 2018. Citado 3 vezes nas páginas 21, 23 e 24.

METEOBLUE, W. **Download dados históricos Corunha**. 2022. Url: https://www.meteoblue.com/pt/tempo/archive/export/corunha_espanha_3119841. Citado na página 30.

METROPOLIS, N. The beginning of the monte carlo method. *Los Alamos Science* (1987 Special Issue dedicated to Stanislaw Ulam), Santa Fé, USA, 1987. Citado 3 vezes nas páginas 21, 23 e 24.

MICON, N. **NM 48 - 750 kW**. 2022. Url: http://www.sotaventogalicia.com/recursos/custom/area_tecnica/instalacions_eolicas/caracteristicas_maquinas/esp/docs/doc_008.pdf. Citado na página 29.

- MICON, N. **NM 52 - 900 kW**. 2022. Url: http://www.sotaventogalicia.com/recursos/custom/area_tecnica/instalacions_eolicas/caracteristicas_maquinas/esp/docs/doc_009.pdf. Citado na página 29.
- MOREIRA, J. R. S. **Energias Renováveis, Geração Distribuída e Eficiência Energética**. 2nd. ed. Rio de Janeiro: Elsevier Editora Ltda - Grupo GEN, 2021. Citado 3 vezes nas páginas 11, 12 e 13.
- NEAVE, H. R. **Statistics Tables**. New York: Taylor & Francis, 2012. Citado na página 23.
- PENMETSA, V.; HOLBERT, K. E. Climate change effects on solar, wind and hydro power generation. 2019. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.
- PINTO, M. **Fundamentos de Energia Eólica**. Rio de Janeiro: Grupo GEN, 2012. Citado na página 11.
- REIS, L. B. D. **Geração de energia elétrica 3a ed.** Barueri: Editora Manole, 2017. Citado na página 11.
- ROSA, A. **Processos de Energias Renováveis**. Rio de Janeiro: LTC - Grupo GEN, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 12.
- S.A, G. S. **Fundación Sotavento Galicia**. 2022. Url: <https://www.sotaventogalicia.com/sotavento-galicia-s-a/>. Citado na página 29.
- SANTELO, T. N. Modelo estatístico de previsões aplicado na operação e manutenção de turbinas eólicas utilizando simulação de monte carlo e cadeia de markov. USP, São Paulo, Brasil, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 29.
- SANTELO, T. N. e. a. Wind turbine failures review and trends. USP, São Paulo, Brasil, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- SANTOS, M. A. D. **Fontes de Energia Nova e Renovável**. Rio de Janeiro: LTC - Grupo GEN, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 12.
- SCHAEFFER, R. et al. Energy sector vulnerability to climate change: A review. **Energy**, Elsevier, v. 38, n. 1, p. 1–12, 2012. Citado na página 19.
- SILVA, T. C. M. d. Cadeias de markov: Conceitos e aplicações em modelos de difusão de informação. UFG, Goiânia, Brasil, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- SOTAVENTO, G. **Operation: The wind turbine**. 2020. Url: <https://www.sotaventogalicia.com/en/technical-area/eolian-facilities/operation/>. Citado 3 vezes nas páginas 15, 16 e 17.
- SOTAVENTO, G. **Fundación Sotavento Galicia**. 2022. Url: <https://www.sotaventogalicia.com/en/fundacion-sotavento-galicia/empresa>. Citado na página 29.
- SOTAVENTO, G. **Fundación Sotavento Galicia**. 2022. Url: <https://www.sotaventogalicia.com/en/technical-area/>. Citado na página 29.
- SOTAVENTO, G. **Fundación Sotavento Galicia**. 2022. Url: <https://www.sotaventogalicia.com/en/technical-area/eolian-facilities/monitoring-and-communications/>. Citado na página 30.

- SOTAVENTO, G. **Fundación Sotavento Galicia**. 2022. Url: <https://www.sotaventogalicia.com/en/technical-area/real-time-data/real-time-data-instantaneous-anemometer-towers/>. Citado na página 30.
- SOTAVENTO, G. **Fundación Sotavento Galicia**. 2022. Url: <https://www.sotaventogalicia.com/en/technical-area/real-time-data/real-time-data-instantaneous-wild-farm/>. Citado na página 30.
- SOTAVENTO, G. **Fundación Sotavento Galicia**. 2022. Url: <https://www.sotaventogalicia.com/en/technical-area/real-time-data/real-time-data-instantaneous-wind-turbines/>. Citado na página 30.
- SOTAVENTO, G. **Fundación Sotavento Galicia**. 2022. Url: <https://www.sotaventogalicia.com/en/technical-area/real-time-data/historical/>. Citado na página 30.
- WEATHERSPARK, C. L. V. I. **Histórico de condições meteorológicas**. 2022. Url: <https://pt.weatherspark.com/h/y/149938/2020/Condi%C3%A7%C3%B5es-meteorol%C3%B3gicas-hist%C3%B3ricas-durante-2020-no-A-Coru%C3%B1a-Airport-EspanhaFigures-Temperature>. Citado na página 30.
- YATIYANA, E.; RAJAKARUNA, S.; GHOSH, A. Wind speed and direction forecasting for wind power generation using arima model. 2017. Citado na página 19.