

**UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA – UFPB
CENTRO DE TECNOLOGIA – CT
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA – DEM
COORDENAÇÃO DO CURSO DE ENGENHARIA MECÂNICA – CCGEM**

MATHEUS BARROS DA NÓBREGA CHAGAS

**CORRELAÇÃO ENTRE PRESSÃO DE ÓLEO E PERDA DE POTÊNCIA ATIVA EM
AEROGERADORES DE EIXO HORIZONTAL: uma análise exploratória dos dados do
sistema de controle de pás**

**JOÃO PESSOA – PB
2024**

MATHEUS BARROS DA NÓBREGA CHAGAS

**CORRELAÇÃO ENTRE PRESSÃO DE ÓLEO E PERDA DE POTÊNCIA ATIVA EM
AEROGERADORES DE EIXO HORIZONTAL: uma análise exploratória dos dados do
sistema de controle de pás**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Universidade Federal da Paraíba – PB como
requisito parcial para a obtenção do título de
Engenheiro Mecânico.

Orientador: Prof. Dr. Andersson Guimarães
Oliveira

**JOÃO PESSOA – PB
2024**

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

C433c Chagas, Matheus Barros da Nobrega.

CORRELAÇÃO ENTRE PRESSÃO DE ÓLEO E PERDA DE POTÊNCIA
ATIVA EM AEROGERADORES DE EIXO HORIZONTAL: uma análise
exploratória dos dados do sistema de controle de pás /
Matheus Barros da Nobrega Chagas. - João Pessoa, 2024.
62 f. : il.

Orientação: Andersson Oliveira.
TCC (Graduação) - UFPB/CT.

1. Aerogeradores; Eficiência; Potência; Correlação.
I. Oliveira, Andersson. II. Título.

UFPB/CT/BSCT

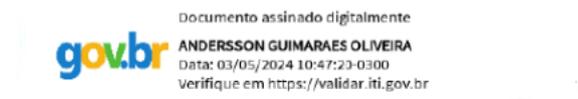
CDU 621(043.2)

FOLHA DE APROVAÇÃO

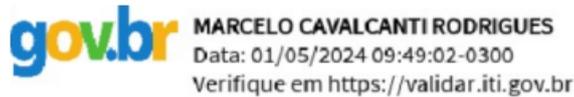
MATHEUS BARROS DA NÓBREGA CHAGAS

CORRELAÇÃO ENTRE PRESSÃO DE ÓLEO E PERDA DE POTÊNCIA ATIVA EM AEROGERADORES DE EIXO HORIZONTAL: uma análise exploratória dos dados do sistema de controle de pás

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à **Coordenação de Graduação do Curso de Engenharia Mecânica** da UFPB, apresentado em sessão de defesa pública realizada em 30/04/2024, sob avaliação da banca examinadora a seguir:



Prof^o. Dr. Andersson Guimarães Oliveira - Orientador - DEM/CT/UFPB



Prof^o. Dr^a. Marcelo Cavalcanti Rodrigues - Membro - DEM/CT/UFPB

João Pessoa (PB)

Maior/2024

AGRADECIMENTOS

O sentimento de alegria e realização deste momento não existiria sem as pessoas que tornaram a concretização deste trabalho possível. A jornada acadêmica foi intensa e exaustiva, mas não estar sozinho para enfrentar cada dificuldade foi fundamental para não desistir. Por isso, sou profundamente grato a cada um.

Quero iniciar agradecendo aos meus pais, Isnar e Rosário, pelo amor, carinho e cuidado em cada momento da minha vida. Obrigado por me ensinarem sobre o respeito, honestidade e responsabilidade, valores que carreguei comigo durante toda minha vivência acadêmica. Obrigado pelo esforço incansável para me proporcionar uma boa educação e uma vida melhor, meu amor por vocês é eterno. Este momento é para vocês e que sorte tenho em dividi-lo com vocês.

Agradeço também aos meus irmãos, Mariana e Victor, pelo companheirismo, amor e união durante os anos. Obrigado pelos conselhos, por compartilharem suas experiências e por estarem ao meu lado em tantos momentos especiais. Amo vocês e obrigado por serem exemplos de pessoas, cujos valores admiro profundamente e procuro me espelhar.

Minha gratidão também a todos os familiares, pelo incentivo aos estudos, pelo exemplo de profissionais e pessoas que são, e por me ensinarem a importância da união. Obrigado por estarem presentes nos momentos difíceis, pelo carinho e por todo amor que recebi. Sou muito grato por possuir uma família tão especial e unida.

Agradeço também à Georgiana, pelo apoio, companheirismo e por todo o suporte emocional. Você me encoraja, me incentiva e me faz acreditar todos os dias na minha capacidade. Obrigado por tornar momentos difíceis e desafiadores como este mais leves; estar ao seu lado torna tudo mais fácil. Sinto-me imensamente feliz por compartilhar este momento contigo.

Sou muito grato também aos meus companheiros de curso, especialmente a Igor, por estar presente nas grandes alegrias que a vida acadêmica proporcionou, e pela parceria para enfrentar as dificuldades durante minha jornada.

Por fim, agradeço ao meu orientador, Andersson Guimarães Oliveira, pelos conselhos e ensinamentos proporcionados ao longo do trabalho, pela disponibilidade nos momentos de maior dificuldade do trabalho e pela paciência para esclarecer minhas dúvidas. Sou grato

também pela sugestão de um tema bastante atual, inovador e que contribuiu bastante para a complementação dos conhecimentos adquiridos ao longo do curso. Agradeço também à banca examinadora, composta por Marcelo Cavalcanti Rodrigues e Francisco Procópio Batista Neto, por aceitarem o convite.

RESUMO

A energia eólica vem se consolidando como uma fonte de energia em grande crescimento, principalmente pela preocupação com as condições ambientais, o que tem impulsionado investimentos significativos no setor. Nesse contexto, para oferecer preços competitivos, a redução de custos com manutenção de turbinas eólicas e aumento da eficiência se tornam fundamentais. Este trabalho, portanto, investiga a existência correlação entre a diminuição da potência efetiva e a pressão do óleo no sistema de controle de pás em aerogeradores de eixo horizontal, visando otimizar a manutenção preditiva e aprimorar as estratégias de operação e manutenção no setor eólico. A pesquisa utiliza segregação e estratificação de dados, análise de correlação com o Coeficiente de Correlação de Pearson e gráficos de dispersão para identificar se a pressão do óleo pode servir como um indicador precoce de perda de potência e futuras falhas. A análise temporal da correlação em diferentes períodos de operação do aerogerador permitirá observar a relação entre as variáveis em diferentes momentos e identificar o comportamento geral do aerogerador em diferentes faixas de pressão do óleo. Espera-se que a pesquisa contribua para a literatura sobre o tema, fornecendo alternativas para aumentar a confiabilidade e a eficiência da geração de energia eólica.

Palavras-chave: Aerogeradores; Eficiência; Potência; Pressão de óleo; Correlação; Manutenção preditiva

ABSTRACT

Wind energy has been consolidating itself as a rapidly growing energy source, mainly due to concerns about environmental conditions, which has driven significant investments in the sector. In this context, to offer competitive prices, reducing wind turbine maintenance costs and increasing efficiency become essential. This work, therefore, investigates the correlation between the decrease in effective power and oil pressure in the blade control system in horizontal axis wind turbines, aiming to optimize predictive maintenance and improve operation and maintenance strategies in the wind sector. The research uses data segregation and stratification, correlation analysis with Pearson's Correlation Coefficient and scatterplots to identify whether oil pressure can serve as an early indicator of power loss and future failures. The temporal analysis of the correlation in different periods of wind turbine operation will allow observing the relationship between variables at different times and identifying the general behavior of the wind turbine in different oil pressure ranges. It is expected that the research will contribute to the literature on the topic, providing alternatives to increase the reliability and efficiency of wind energy generation.

Keywords: Wind turbines; Efficiency; Power; Oil pressure; Correlation; Predictive maintenance

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Moinhos de Vento Séc. XIX	16
Figura 2 - Componentes de um Aerogerador.....	18
Figura 3 - Esquema Interno da Nacele	19
Figura 4 - Esquema do Sistema de Pitch Hidráulico	20
Figura 5 - Esquema de Funcionamento do Controle de Pitch	21
Figura 6 - Esquema de Funcionamento de um Aerogerador	22
Figura 7 - Representação de uma Distribuição Normal	26
Figura 8 - Representação de um Box Plot	28
Figura 9 - Esquema Geral da Metodologia Empregada	33
Figura 10 - Esquema da Etapa de Tratamento dos Dados	34
Figura 11 - Esquema da Etapa de Análise dos Dados Tratados.....	36
Figura 12 – Esquema da Etapa de Interpretação dos Resultados	37
Figura 13 - Gráfico Inicial de Distribuição da Potência.....	39
Figura 14 - Gráfico Inicial de Distribuição da Pressão de Óleo	39
Figura 15 - Gráfico de Dispersão Inicial de Potência x Pressão	40
Figura 16 - Distribuição da Potência Após Tratamento dos Dados.....	41
Figura 17 - Box Plot da Pressão Média de Óleo	41
Figura 18 - Distribuição da Pressão Após o Tratamento dos Dados	42
Figura 19 - Gráfico de Dispersão Após Tratamento dos Dados de Potência x Pressão	43
Figura 20 - Variação Diária da Mediana da Pressão de Óleo (Intervalo 01)	44
Figura 21 - Distribuição dos Valores da Pressão de Óleo para o Intervalo 01	44
Figura 22 - Variação Diária da Mediana da Pressão de Óleo (Intervalo 02)	45
Figura 23 - Distribuição dos Valores da Pressão de Óleo para o Intervalo 02	46
Figura 24 - Variação Diária da Mediana da Pressão de Óleo (Intervalo 03)	47
Figura 25 - Distribuição dos Valores da Pressão de Óleo para o Intervalo 03	47
Figura 26 - Correlação entre as Medianas Diárias de Potência e Pressão (Intervalo 01).....	49
Figura 27 - Correlação entre as Medianas Diárias de Potência e Pressão (Intervalo 02).....	50
Figura 28 - Correlação entre as Medianas Diárias de Potência e Pressão (Intervalo 03).....	51
Figura 29 - Variação da Mediana da Potência Agrupada em 10 Dias	52
Figura 30 - Variação da Mediana da Pressão Agrupada em 10 Dias	53
Figura 31 - Comportamento da Pressão e Potência pelo Tempo (Medianas a cada 10 Dias) .	54

Figura 32 - Correlação entre as Medianas de Potência e Pressão Agrupadas em 10 dias (Intervalo 01).....	55
Figura 33 - Correlação entre as Medianas de Potência e Pressão Agrupadas em 10 dias (Intervalo 02).....	55
Figura 34 - Correlação entre as Medianas de Potência e Pressão Agrupadas em 10 dias (Intervalo 03).....	56

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Dados Cedidos pela Empresa Mantenedora	32
Tabela 2 - Medidas Estatísticas dos Dados.....	38
Tabela 3 - Correlação entre Potência e Pressão sem Agrupamento dos Dados	48
Tabela 4 - Correlação entre Potência e Pressão (Agrupamento Diário)	51
Tabela 5 - Correlação entre Potência e Pressão (Agrupamento de 10 Dias)	56
Tabela 6 - Comparação entre as Correlações Obtidas para cada Período	57

LISTA DE SÍMBOLOS

\bar{X} : Média aritmética dos dados (x)

Σ : Somatório, representa a soma de todos os termos seguintes

x_i : Cada valor individual da série de dados (x)

n : Número total de dados

s^2 : Variância dos dados

s : Desvio padrão dos dados

r : Coeficiente de Correlação de Pearson

\bar{Y} : Média da variável Y

y_i : Cada valor individual da série de dados (y)

S_x : Desvio padrão da variável x

S_y : Desvio padrão da variável y

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1 - Equação Geral da Média	25
Equação 2 - Variância e Desvio Padrão	26
Equação 3 - Coeficiente de Pearson	29

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 Justificativa	14
1.2 Objetivos	15
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	16
2.1 Contexto Histórico da Energia Eólica	16
2.2 Aeroogeradores Modernos	17
2.3 Principais Componentes	18
2.3.1 Pás.....	18
2.3.2 Torre.....	18
2.3.3 Rotor	19
2.3.4 Nacele	19
2.3.5 Sistema de Controle de Pás	20
2.3.6 Gerador	21
2.4 Princípio de Funcionamento	22
2.5 Políticas de Manutenção	22
2.6 Técnicas de Análise e Diagnóstico de Falhas em Aeroogeradores	24
2.7 Ferramentas Estatísticas	25
2.7.1 Média e Mediana	25
2.7.2 Desvio Padrão e Variância	25
2.7.3 Distribuição Normal	26
2.7.4 Percentis	27
2.7.5 Box Plots e Intervalos Interquartílicos	27
2.7.6 Outliers	28
2.7.7 Coeficiente de Correlação de Pearson	29
2.8 Linguagem Python	30

2.8.1 Biblioteca Pandas	30
2.8.2 Bibliotecas Matplotlib e Seaborn	30
3 MATERIAIS E MÉTODOS	32
3.1 Definição do Objeto de Análise	33
3.2 Análise dos Dados Brutos.....	33
3.3 Tratamento dos Dados.....	34
3.4 Análise dos Dados Tratados	35
3.5 Interpretação dos Resultados	36
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	38
4.1 Características Iniciais dos Dados	38
4.2 Resultados do Tratamento dos Dados.....	40
4.3 Variação da Pressão ao Longo do Tempo	43
4.4 Correlação entre Potência e Pressão em Cada Período	48
4.5 Correlação entre as Medianas de Potência e Pressão Agrupadas em Um Dia.....	48
4.6 Variação da Potência Ativa ao Longo do Tempo	51
4.7 Correlação das Medianas de Pressão e Potência Agrupadas em Dez Dias	54
4.8 Comparativo Entre os Resultados.....	57
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	59

1 INTRODUÇÃO

1.1 Justificativa

A energia eólica continua a se consolidar como uma fonte de energia renovável em crescimento em todo o mundo. A crescente preocupação com fontes de energia renováveis, seja por razões ambientais ou pelo desejo de estabelecer autonomia produtiva com custos baixos e alta eficiência, tem impulsionado investimentos significativos neste setor em escala global (Freitas, 2019). Atualmente, o Brasil já possui uma capacidade instalada de 26 GW e ocupa o sexto lugar no ranking mundial dos maiores produtores de energia eólica, o que proporciona benefícios econômicos substanciais em sua produção de energia (ABEEÓLICA, 2022).

Devido à crescente demanda por produção de energia elétrica e à necessidade de oferecer preços competitivos aos clientes, as estratégias de Operação e Manutenção (O&M) estão cada vez mais voltadas para a redução do tempo de parada e dos custos de manutenção. A manutenção preditiva é utilizada em aerogeradores para identificar padrões de falhas aleatórias, monitorando os equipamentos em tempo real para prever possíveis falhas e permitir correções antes da quebra efetiva dos componentes (SILVA, 2017).

As vantagens de aplicar técnicas de manutenção preditiva em aerogeradores tornam-se relevantes quando há uma economia significativa nos gastos finais de produção de energia, evitando paradas prolongadas e substituições desnecessárias de peças, entre outros custos. Embora a manutenção preditiva exija custos iniciais elevados, incluindo mão de obra altamente qualificada e a aquisição de instrumentos de medição tanto para operação em campo quanto remota, o custo final para a empresa ainda é consideravelmente mais competitivo em comparação com a manutenção corretiva não planejada (SILVA, 2017).

Assim, diversas empresas atuantes no segmento eólico têm direcionado recursos para pesquisa e desenvolvimento nessa área, visando evitar falhas. A integração da tecnologia com ferramentas da indústria 4.0, como a Internet das Coisas (IoT) e o Big Data, está impulsionando a adoção da Inteligência Artificial (IA) nas operações de Operação e Manutenção (O&M) (SOUZA, 2019).

Conforme as observações de Azevedo (2015), para monitorar as condições das máquinas, é necessário adquirir dados por meio de sensores instalados no aerogerador, que podem detectar vibrações, temperatura, entre outros. Além disso, é crucial analisar as impurezas do óleo, acompanhar a temperatura nos equipamentos rotativos e medir deformações, entre outras técnicas. O autor destaca ainda que a análise da temperatura nos componentes da turbina é um método amplamente utilizado na manutenção preditiva.

Dessa forma, a importância de detectar falhas de forma indireta em aerogeradores é crucial para otimizar os custos de manutenção, uma vez que permite intervenções estratégicas antes da ocorrência de danos mais significativos e dispendiosos. Esse método proativo prolonga a vida útil dos componentes, além de reduzir os custos associados a paradas não planejadas e substituição de peças. Entende-se, portanto, que a detecção indireta de falhas é fundamental para manter a eficiência operacional e financeira nas instalações de energia eólica, alinhando a sustentabilidade ambiental com a viabilidade econômica do setor.

1.2 Objetivos

O objetivo principal deste estudo é investigar a correlação entre a diminuição da potência efetiva de aerogeradores de eixo horizontal e a pressão do óleo no sistema de controle de pás. Dada a importância crescente da energia eólica no panorama energético mundial e a necessidade de otimizar a eficiência operacional e a confiabilidade dos aerogeradores, esta pesquisa busca identificar se a monitoração da pressão do óleo pode servir como um indicador precoce de perda de eficiência, potencialmente ligada a futuras falhas do equipamento. Este entendimento é crucial para o desenvolvimento de estratégias de manutenção preditiva mais eficazes, que possam prevenir paradas não planejadas e reduzir custos operacionais.

Para atingir este objetivo principal, os dados serão submetidos a um processo de segregação e estratificação, essenciais para assegurar que a análise seja conduzida sobre informações precisas das condições operacionais do aerogerador. Este processo visa eliminar outliers e segmentar os dados de acordo com diferentes parâmetros operacionais, como condições climáticas e modos de operação do aerogerador.

Por fim, a análise de correlação é fundamental neste estudo. Foi utilizado o método estatístico do Coeficiente de Correlação de Pearson, juntamente com gráficos de dispersão, para avaliar a relação entre a medição de potência e a pressão de óleo no sistema, levando em conta alguns períodos de operação do aerogerador. Essa abordagem temporal permitiu, além de examinar a correlação entre os parâmetros, identificar o comportamento geral do aerogerador em diferentes faixas de pressão de óleo.

Assim, este estudo se propõe a fornecer uma contribuição valiosa para a literatura existente no campo da manutenção de aerogeradores, oferecendo insights práticos para a otimização da manutenção preditiva e para o aprimoramento das estratégias de operação e manutenção neste setor.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Contexto Histórico da Energia Eólica

A energia eólica tem sido aproveitada pela humanidade por séculos, com o primeiro uso documentado de cata-ventos datando de aproximadamente 200 A.C. na Pérsia (CHESF-BRASCEP, 1987). Estes moinhos de vento antigos eram usados principalmente para o bombeamento de água e moagem de grãos, fundamentais para o desenvolvimento das sociedades agrícolas da época (DUTRA, 2008). A tecnologia evoluiu com o passar dos séculos, espalhando-se pelo mundo islâmico e mais tarde sendo adaptada na Europa, onde os moinhos de vento desempenharam um papel crucial na economia agrícola até o surgimento da Revolução Industrial. (SHEPHERD, 1994)

O conceito contemporâneo de aerogeradores tem suas origens na Revolução Industrial. Durante o século XIX, milhões desses moinhos foram construídos nos Estados Unidos (Figura 1). O notável aumento na utilização da energia eólica foi motivado pelo desenvolvimento do território ocidental do país. As fazendas e residências recém-estabelecidas buscavam soluções para captação de água, impulsionando ainda mais essa expansão. (AHLSTROM, 2005)

Figura 1 - Moinhos de Vento Séc. XIX



Fonte: WILMER, 2018

À medida que os avanços tecnológicos se materializavam, novas pesquisas voltadas para a geração de energia elétrica por meio de aerogeradores foram desenvolvidas, resultando em

projetos com eficiência aprimorada e maior capacidade de geração de energia. No entanto, a intensa competição de outras tecnologias, especialmente a dos combustíveis fósseis, que se tornavam mais economicamente viáveis com o surgimento de novas reservas, dificultava a implementação de projetos robustos em energia eólica.

A análise histórica mostra que o uso de energia eólica foi bastante influenciado pelas flutuações dos preços dos combustíveis fósseis. Ainda, o desenvolvimento de pesquisas no ramo da energia nuclear, aliado ao amplo acesso ao petróleo resultou em uma desaceleração no progresso dos novos aerogeradores em larga escala. Entretanto, o aumento súbito nos preços do petróleo na década de 1970 intensificou novamente as pesquisas na produção de turbinas eólicas cada vez mais sofisticadas. (AHLSTROM, 2005)

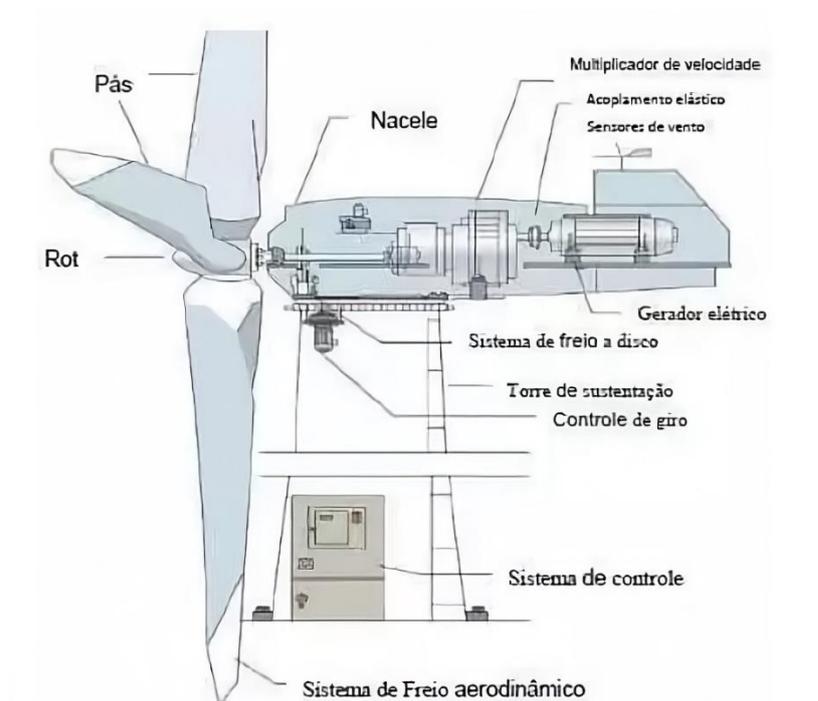
Atualmente, a energia eólica é uma das principais fontes de energia renovável, com uma capacidade instalada que demonstra seu crescimento exponencial e sua importância crescente no mix energético mundial. O desenvolvimento de parques eólicos em diversas partes do globo e o investimento contínuo em pesquisa e desenvolvimento são indicativos do potencial desta fonte energética. A evolução dos aerogeradores, com foco em maior eficiência e menor impacto ambiental, juntamente com a implementação de políticas de incentivo à energia limpa, sublinha o compromisso global com a sustentabilidade e a mitigação das mudanças climáticas.

2.2 Aerogeradores Modernos

As turbinas eólicas, também conhecidas como aerogeradores, são dispositivos que captam a energia cinética do vento e a transformam em energia mecânica. Geralmente, essas máquinas são empregadas na geração de energia elétrica por meio da conexão com geradores. No entanto, também podem ser utilizadas em sistemas de bombeamento ou em outros sistemas mecânicos. (WENZEL, 2007)

Com o passar dos anos, uma variedade de conceitos de design para aerogeradores foram desenvolvidos, explorando tanto eixos verticais quanto horizontais, diferentes quantidades de pás e tipos de geradores, incluindo os de indução e síncronos. Contudo, o modelo mais prevalente nos dias de hoje adota um eixo de rotação horizontal, três pás, controle ativo de alinhamento, gerador de indução e estrutura rígida, como ilustrado na Figura 2. (FILHO, 2019)

Figura 2 - Componentes de um Aerogerador



Fonte: ANEEL, 2019

2.3 Principais Componentes

2.3.1 Pás

Todos os tipos de turbinas eólicas são projetados para extrair energia de um fluxo de ar em movimento. As pás possuem uma seção transversal aerodinâmica e extraem o vento por meio de uma força de sustentação causada por uma diferença de pressão entre os lados da pá. Para obter eficiência máxima, as pás frequentemente incorporam torção e afunilamento (AHLSTROM, 2005)

As pás do aerogerador são responsáveis pela interação com o vento, transferindo a energia do movimento de rotação para o gerador após girarem. A forma aerodinâmica das pás é crucial para a eficiência do aerogerador. Elas têm um perfil assimétrico, começando com um diâmetro maior e gradualmente diminuindo em direção à ponta (SANTOS, 2022).

2.3.2 Torre

Os tipos mais comuns de torres são os tipos treliça e tubular, construídos de aço ou concreto. Para turbinas eólicas pequenas, a torre pode ser sustentada por cabos de sustentação. A torre pode ser projetada de duas maneiras, flexível ou rígida. Uma torre rígida tem uma

frequência natural que está acima da frequência de passagem da lâmina. As torres flexíveis são mais leves e mais baratas, porém precisam suportar mais movimento e sofrerão níveis de tensão mais altos (AHLSTROM, 2005).

2.3.3 Rotor

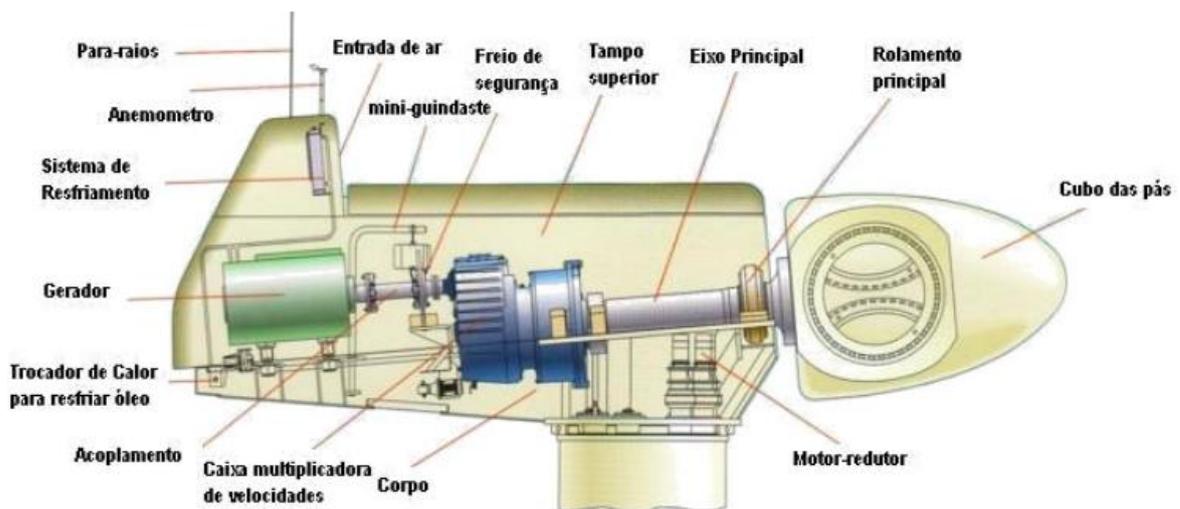
O rotor compreende as pás, o cubo e os mecanismos até antes do gerador. Quando as pás giram devido ao movimento de rotação, o rotor transfere essa energia de movimento para o gerador. Os rotores são dimensionados conforme o tamanho das pás, sua aerodinâmica e estrutura. O comprimento das pás e a área que elas varrem ao girar em torno do eixo do rotor determinam a potência e a velocidade nominal da turbina (FADIGAS, 2011).

Na maioria dos casos, o eixo responsável por transmitir o torque das pás opera em uma velocidade de rotação baixa, sendo necessário aumentar essa rotação utilizando um multiplicador de velocidades por meio de engrenagens, conhecido como caixa multiplicadora (WENZEL, 2007)

2.3.4 Nacele

É a caixa acoplada ao rotor da turbina eólica, na qual estão inseridos vários dos seus principais componentes. Entre os componentes abrigados na nacele, normalmente, temos a caixa multiplicadora, gerador, chassis, sistema de yaw, sistema de controle eletrônico e sistema hidráulico, freios, embreagem e mancais, conforme mostrado na Figura 3.

Figura 3 - Esquema Interno da Nacele



Fonte: WENZEL, 2007

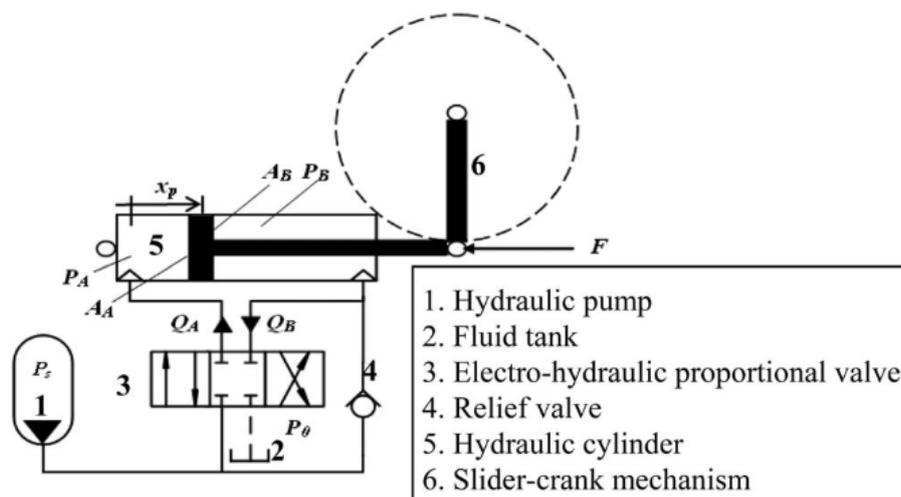
2.3.5 Sistema de Controle de Pás

Conforme mencionado por Rodrigues (2011 apud SILVA, 2017), os aerogeradores modernos empregam dois princípios distintos de controle aerodinâmico das pás para limitar a extração da potência nominal: o Controle Stall e o Controle de Passo - Pitch. Silva observa que, no passado, a maioria das turbinas eólicas fazia uso predominante do Controle Stall, porém, com o aumento das dimensões das máquinas atuais, os fabricantes de aerogeradores estão preferencialmente adotando o controle de passo (pitch), devido à sua maior flexibilidade operacional.

Nas turbinas eólicas com controle por pitch, as pás são montadas no cubo do rotor usando rolamentos giratórios. Durante a operação, elas podem ser ajustadas em relação ao seu eixo longitudinal. Em condições de vento forte, o ângulo de passo é continuamente adaptado para evitar pontos de turbulência, reduzindo a força de sustentação e otimizando a potência gerada. O tempo de resposta para ajustar o ângulo de passo é crucial para evitar cargas excessivas. Portanto, a regulação do passo requer um sistema hidráulico para operar o mecanismo de passo e um gerador que possa variar sua velocidade para se adaptar às mudanças nas condições do vento (AHLSTROM, 2005).

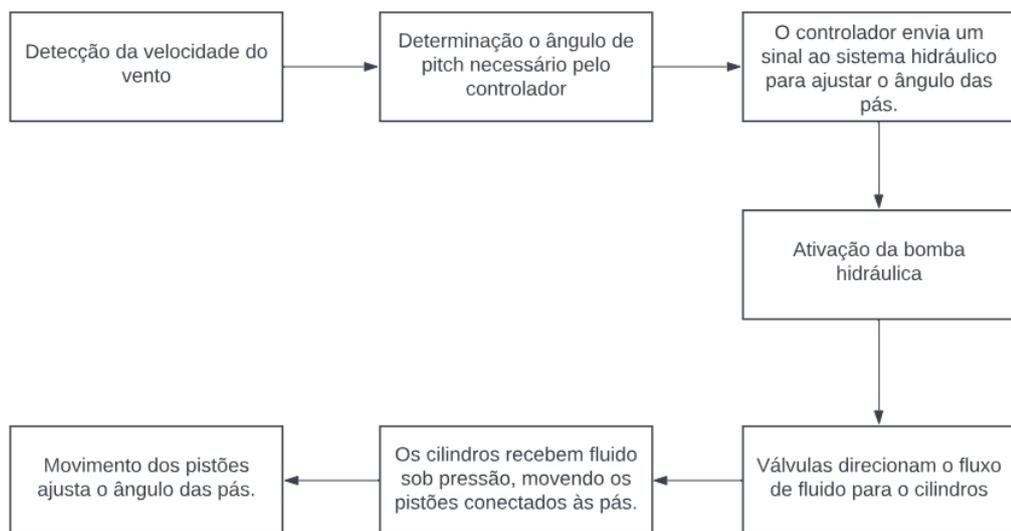
O uso de atuadores hidráulicos no sistema de controle de pitch dos aerogeradores modernos oferecem vantagens significativas devido à sua robustez e capacidade de exercer forças elevadas necessárias para mover as pás pesadas. Esse sistema é composto por uma bomba hidráulica, um motor que aciona esta bomba, válvulas direcionais e cilindros hidráulicos que efetivamente realizam o movimento das pás, como mostrado na Figura 4 (PELIN et al, 2018).

Figura 4 - Esquema do Sistema de Pitch Hidráulico



Pelin et al. (2018) explica que a precisão no controle hidráulico é alcançada por meio de válvulas servo-controladas que ajustam o fluxo de óleo ao cilindro, possibilitando modificações precisas e ágeis no ângulo das pás. Esse sistema permite um controle tanto coletivo quanto individual das pás, onde o controle individual possibilita a otimização do desempenho e a minimização das cargas em cada lâmina de forma independente. A Figura 5 abaixo mostra de forma esquemática um resumo do sistema de controle de pitch de aerogeradores.

Figura 5 - Esquema de Funcionamento do Controle de Pitch



Fonte: Elaborado pelo Autor. Baseado em Pelin et al. (2018)

2.3.6 Gerador

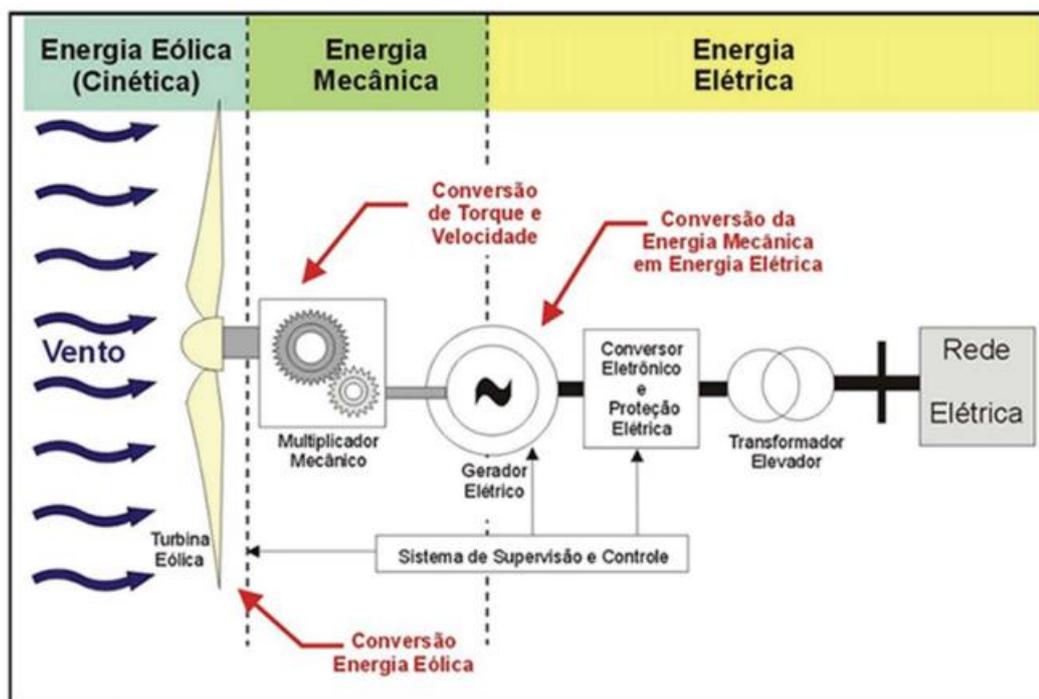
O processo de conversão de energia mecânica em energia elétrica é essencial no funcionamento das turbinas eólicas. Visando maximizar a eficiência desses sistemas, os fabricantes têm desenvolvido técnicas para aprimorar o desempenho em baixas velocidades de rotação. Entre os tipos de geradores mais comuns empregados em turbinas eólicas, destaca-se o gerador de indução, frequentemente referido como gerador assíncrono. Embora outra opção seja o gerador síncrono, este último é predominante em turbinas diretamente acionadas, sendo menos comum em outras aplicações de energia eólica. As vantagens do gerador de indução residem em sua simplicidade mecânica, robustez e sistema de refrigeração fechado (AHLSTROM, 2005).

2.4 Princípio de Funcionamento

De acordo com o princípio da conservação de energia, levando em conta algumas perdas durante os processos, um aerogerador converte fundamentalmente energia por meio de dois processos. Primeiramente, a energia cinética do vento é convertida em energia mecânica e, em seguida, essa energia é transformada em energia elétrica, que será distribuída para a rede elétrica (PICOLO, 2014).

O vento impacta as pás do rotor, induzindo seu movimento. Esse movimento é então transferido para um sistema de engrenagens que aumentam a frequência do rotor. Essa velocidade resultante é transmitida ao gerador elétrico, encarregado de gerar eletricidade através do fenômeno de indução eletromagnética. Os processos descritos estão ilustrados na Figura 6 (PICOLO, 2014).

Figura 6 - Esquema de Funcionamento de um Aerogerador



Fonte: PICOLO, 2014

2.5 Políticas de Manutenção

A integração das tecnologias digitais aos diversos processos empresariais se estabelece como um fator crucial para o aprimoramento da eficiência, eficácia e confiabilidade dos equipamentos. Neste contexto, Faria (2010) destaca a importância de empregar tais tecnologias com o objetivo de otimizar a performance dos sistemas e equipamentos. Este enfoque é

particularmente relevante no âmbito da manutenção de aerogeradores, onde a adoção de tecnologias avançadas pode significar a diferença entre um desempenho ótimo e falhas potencialmente custosas.

Dentro da gestão de manutenção, Kardec e Nascif (2001) identificam os principais tipos de manutenção com base na maneira de intervenção nos equipamentos e nas práticas adotadas. Estes tipos são categorizados em Manutenção Corretiva Não Planejada, Manutenção Corretiva Planejada, Manutenção Preventiva, Manutenção Preditiva e Manutenção Detectiva, elucidados adiante.

A Manutenção Corretiva Não Planejada ocorre quando há uma falha aleatória do equipamento que resulta em desempenho abaixo do esperado ou até mesmo em uma parada da máquina, sem tempo disponível para preparação e programação do serviço. Esse tipo de manutenção, muitas vezes, acarreta elevados custos tanto para a produção quanto para a manutenção.

Por outro lado, a Manutenção Corretiva Planejada é acionada quando um desempenho abaixo do esperado é detectado pelo acompanhamento do equipamento, ou quando uma falha, por decisão gerencial, não requer intervenção imediata. Este tipo de manutenção é mais econômico e de maior qualidade por ser planejado.

A Manutenção Preventiva tem como objetivo diminuir ou evitar falhas do equipamento, seguindo um plano de manutenção baseado em intervalos previamente estabelecidos de tempo, ao contrário da Manutenção Corretiva que busca corrigir falhas ou desempenho inferior após estes ocorrerem.

A Manutenção Preditiva atua preventivamente, mas baseia-se no monitoramento de parâmetros de condição ou desempenho do equipamento, seguindo uma sistemática que permite a operação contínua do equipamento e privilegia sua disponibilidade, evitando intervenções até que se torne absolutamente necessário realizar a manutenção.

Por fim, a Manutenção Detectiva é destinada a identificar falhas ocultas ou não perceptíveis durante os processos de manutenção, sendo particularmente crucial para assegurar a confiabilidade do sistema. Este tipo de manutenção é especialmente relevante em sistemas automatizados, onde a confiabilidade é significativamente superior em comparação com outros tipos de manutenção. Assim, as empresas utilizam a Manutenção Detectiva como um diferencial competitivo, visando obter maior visibilidade no mercado.

2.6 Técnicas de Análise e Diagnóstico de Falhas em Aero geradores

O monitoramento de condições é um processo vital que envolve a observação sistemática de parâmetros e variáveis que refletem o estado de um sistema em análise. Esse procedimento desempenha um papel essencial na manutenção, gestão e operações sustentáveis em diversos setores, como manufatura, transporte, energia, recursos naturais, prevenção de desastres naturais e provocados pelo homem, bem como na área da saúde. Em sua maioria, o monitoramento de condições faz uso extensivo de sensores e/ou microcontroladores para garantir uma avaliação precisa e em tempo real do estado do sistema em questão (ALI & ABDELHADI, 2022).

Este método de análise de falhas está integrado aos processos de manutenção preditiva em aerogeradores, permitindo a implementação de ações preventivas e específicas para evitar falhas e prolongar a vida útil dos componentes. Ali e Abdelhadi (2022) sugeriram que esse conjunto de práticas também é conhecido como manutenção baseada em condições, representando uma abordagem abrangente para avaliar tanto os aspectos diagnósticos quanto prognósticos das condições operacionais.

O monitoramento de condição baseado em vibração destaca-se como um dos principais métodos de análise de falhas em equipamentos rotativos, com ênfase especial nos rolamentos. Este método é reconhecido por sua capacidade de detectar uma ampla gama de falhas, sendo relativamente simples de ser medido e processado nos domínios de tempo e frequência (AZEVEDO, 2015).

Carlos e Batista (2011) propuseram uma abordagem que integra os métodos de análise de vibração e análise de óleo. Essa integração é particularmente útil em sistemas que experimentam cargas adicionais durante determinados períodos de operação, fornecendo uma técnica complementar para previsão de falhas.

Pereira (2015) observa que a maioria dos aerogeradores utiliza um sistema hidráulico independente para acionamento e controle do sistema de passo das pás. Segundo Reis (2017), os principais defeitos encontrados no sistema hidráulico incluem bloqueios de componentes, degradação e ruptura, e vazamentos no circuito. Falhas nesse sistema são frequentemente atribuídas a problemas em reparos anteriores, sobrecarga do sistema e circuito, bem como contaminação do óleo, que pode representar até 80% das causas totais de falhas.

Neste contexto, realizar um exame detalhado das propriedades do óleo utilizado no sistema hidráulico, particularmente no mecanismo de controle das pás do aerogerador, emerge como uma estratégia crucial para otimizar a eficácia dos diagnósticos e das ações preventivas contra falhas. Avaliar a qualidade do óleo, juntamente com a monitoração dos padrões de

pressão operacional, incluindo a identificação de picos de pressão e outras irregularidades, poderia oferecer informações relevantes para a prevenção antecipada de falhas, garantindo assim a máxima eficiência e confiabilidade do sistema.

2.7 Ferramentas Estatísticas

2.7.1 Média e Mediana

Determinar um "valor representativo" para cada variável é um elemento crucial na análise de seus dados, especialmente quando lidamos com variáveis que registram medidas ou contagens e podem apresentar uma ampla gama de valores distintos. Esse valor serve como um indicativo do ponto central em torno do qual a maior parte dos dados se agrupa, oferecendo uma visão geral sobre a localização predominante dos dados, ou seja, um foco na sua centralidade (BRUCE & BRUCE, 2019).

Nesse contexto, Bussab & Morettin (2017), definem a média como a soma dos dados, divididos pelo número deles, enquanto a mediana é definida posição central da série de observações, quando estão ordenadas em ordem crescente. É importante considerar que quando o número de observações é par, a mediana é caracterizada pela média dos dois valores centrais.

A equação geral da média é dada pela Equação 1 abaixo:

Equação 1 - Equação Geral da Média

$$\bar{x} = \frac{\sum x_i}{n}$$

2.7.2 Desvio Padrão e Variância

Utilizar apenas uma medida para representar o ponto central de um conjunto de dados pode ocultar a variação existente nas observações. É conveniente existir, portanto, critérios que sumerizem a variabilidade de um conjunto de dados e que permita comparar diferentes conjuntos de valores. As duas ferramentas mais recorrentes para essa finalidade são o desvio médio e a variância, que quantificam a dispersão dos dados em relação à sua média, fornecendo uma visão clara sobre a consistência ou variabilidade das observações (BUSSAB & MORETTIN, 2017).

As fórmulas do desvio padrão e variância estão demonstradas abaixo (Equação 2), e podem ser interpretadas como a distância dos valores em relação à média do conjunto. Quanto menor for o valor do desvio padrão, menos dispersos são os dados observados. O desvio-padrão

é geralmente mais fácil de interpretar do que a variância, pois está na mesma escala que os dados originais.

Equação 2 - Variância e Desvio Padrão

$$\text{Variance} = s^2 = \frac{\sum (x - \bar{x})^2}{n - 1}$$

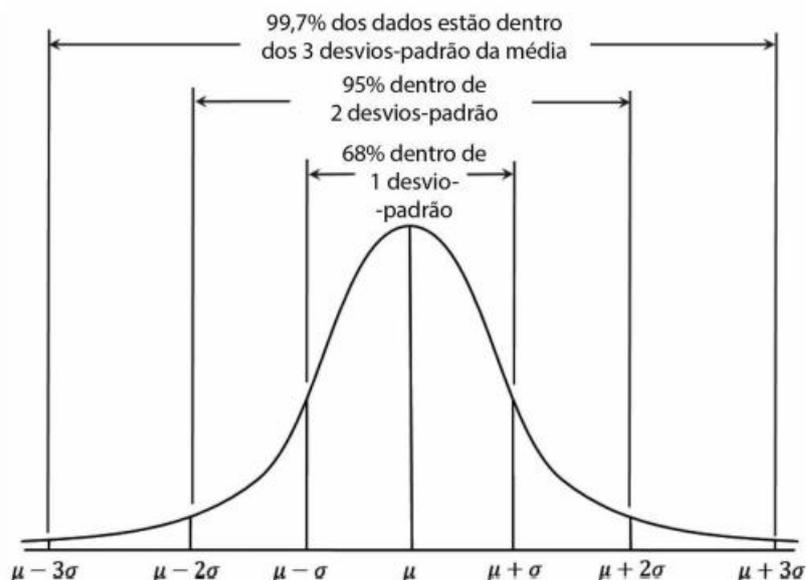
$$\text{Standard deviation} = s = \sqrt{\text{Variance}}$$

2.7.3 Distribuição Normal

A Distribuição Normal, também conhecida como Distribuição Gaussiana, é um conceito fundamental em estatística, descrevendo como as variáveis aleatórias se distribuem em torno da média. Caracterizada pela sua forma de sino simétrica, esta distribuição é crucial na análise de dados e na inferência estatística, servindo como base para diversos testes estatísticos e métodos de análise (BUSSAB & MORETTIN, 2017).

Na distribuição normal, aproximadamente 68% dos valores se localizam a um desvio padrão de distância da média, enquanto em torno de 95% dos dados se distribuem dentro do limite de dois desvios padrão, de acordo com a Figura 7 (BRUCE & BRUCE, 2019).

Figura 7 - Representação de uma Distribuição Normal



Fonte: BRUCE & BRUCE, 2019

2.7.4 Percentis

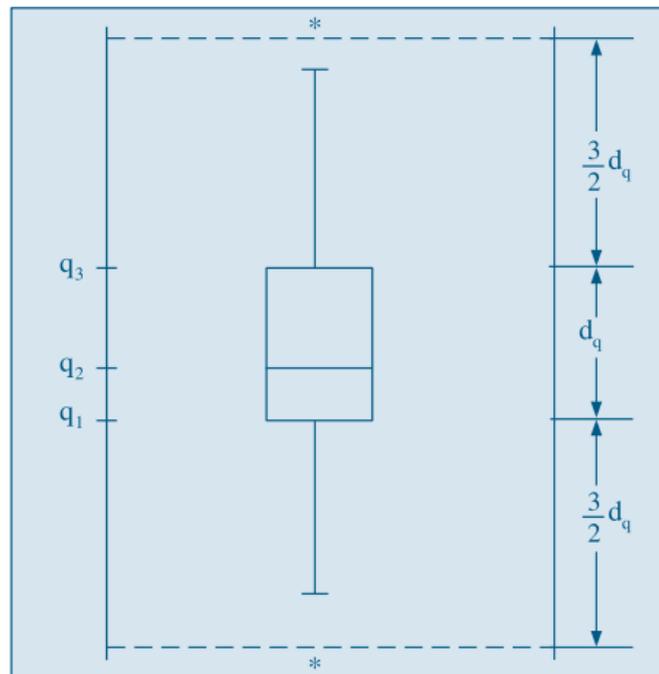
Os percentis constituem uma ferramenta estatística fundamental, amplamente utilizada para descrever a distribuição de um conjunto de dados. Por definição, um percentil é um valor que divide um conjunto de dados ordenados em 100 partes iguais, proporcionando uma medida de como os dados são distribuídos sobre o intervalo de valores observados. O conceito de percentil é essencial para entender a posição relativa de um dado específico dentro de um conjunto de dados e para a análise comparativa entre diferentes conjuntos de dados ou populações (BRUCE & BRUCE, 2019; FEIJOO, 2010).

O percentil P_k é definido de forma que $k\%$ dos valores no conjunto de dados são iguais ou menores que P_k , onde k varia de 0 a 100. Por exemplo, o percentil 50, também conhecido como mediana, divide o conjunto de dados de tal forma que 50% dos valores são menores ou iguais a ele. Os percentis são particularmente úteis para identificar valores anormais, avaliar a assimetria da distribuição e compreender a dispersão dos dados (SILVA, FERNANDES & ALMEIDA, 2015; BUSSAB & MORETTIN, 2017).

2.7.5 Box Plots e Intervalos Interquartílicos

No estudo da estatística descritiva, o box plot é um recurso gráfico valioso que resume cinco características numéricas de uma distribuição de dados, ilustradas na Figura 8: a mediana (q_2), os quartis superior (q_3) e inferior (q_1), e os valores extremos, representados pelos limites superior e inferior. A mediana divide o conjunto de dados pela metade, enquanto os quartis demarcam os pontos que separam os dados nos 25% inferiores e superiores. O intervalo interquartil (dq), que é a distância entre os quartis superior e inferior, oferece uma avaliação da variabilidade dos dados (BUSSAB & MORETTIN, 2017).

Figura 8 - Representação de um Box Plot



Fonte: BUSSAB & MORETTIN, 2017

O box plot estende-se do valor mínimo até o valor máximo que não ultrapassa os limites estabelecidos pela fórmula $q_1 - 1,5d_q$ para o inferior e $q_3 + 1,5d_q$ para o superior. Dados fora desses limites são considerados potenciais outliers e graficamente destacados como tais, frequentemente com asteriscos. Esses pontos podem indicar anomalias ou variabilidade significativa e merecem atenção detalhada. Este tipo de visualização proporciona uma compreensão intuitiva sobre a dispersão, assimetria e potenciais discrepâncias dentro de um conjunto de dados (BUSSAB & MORETTIN, 2017).

2.7.6 Outliers

Outliers são valores nos dados que diferem significativamente do padrão observado na maioria dos pontos coletados, sendo muitas vezes considerados não representativos da amostra em estudo. Tais pontos são descritos por Silva (2011 apud LIMA et al, 2018) como observações que se destacam por serem atípicas ou extremas em relação ao conjunto. Conforme explicado por Rosado (2006 apud Lima et al, 2018), uma única ocorrência de outlier, se não for identificada e tratada adequadamente, tem o potencial de comprometer a integridade dos resultados de qualquer análise.

Os outliers frequentemente emergem de equívocos no registro dos dados, tais como a confusão na utilização de unidades de medida distintas ou falhas na leitura de sensores. Tais

valores podem levar a uma avaliação imprecisa se utilizarmos a média como indicador central, ao passo que a mediana permanece uma medida confiável. Por isso, a identificação de outliers é uma etapa importante, visto que eles frequentemente necessitam de uma análise mais detalhada para verificar sua origem e relevância (BRUCE & BRUCE, 2019).

2.7.7 Coeficiente de Correlação de Pearson

A correlação, em seu sentido mais amplo, indica a existência de uma relação entre duas variáveis, X e Y, e a força dessa relação. Por exemplo, em estudos que buscam compreender a interação entre características operacionais de aerogeradores, como a pressão de óleo e a perda de potência ativa, a correlação entre essas variáveis pode fornecer informações importantes sobre o comportamento do sistema. Schield (1995 apud FILHO & JUNIOR, 2009) elucida que a correlação não implica causalidade, mas sim um grau de associação entre as variáveis estudadas, sendo possível identificar se existe uma tendência de variação conjunta entre elas.

O coeficiente de correlação de Pearson, introduzido no final do século XIX por Karl Pearson, surge como uma medida estatística desenvolvida para capturar a essência dessa relação linear entre variáveis quantitativas, podendo ser calculado pela divisão da covariância das variáveis pelo produto de seus desvios padrão. Matematicamente, é representado pela Equação 3:

Equação 3 - Coeficiente de Pearson

$$r = \frac{1}{n-1} \sum \left(\frac{x_i - \bar{X}}{s_x} \right) \left(\frac{y_i - \bar{Y}}{s_y} \right)$$

O coeficiente de correlação Pearson (r) é um indicador que varia de -1 a 1, onde o sinal revela a direção do relacionamento entre as variáveis, enquanto o valor sugere a força dessa relação. Uma correlação perfeita (-1 ou 1) indica que o valor de uma variável pode ser precisamente determinado a partir do conhecimento do valor da outra variável. Por outro lado, uma correlação de valor zero indica a ausência de uma relação linear entre as variáveis (FILHO & JUNIOR, 2009).

Dancey e Reidy (2005 apud FILHO & JUNIOR, 2009) propõem uma classificação para os coeficientes de correlação Pearson, onde $r = 0,10$ até $0,30$ é considerado fraco, $r = 0,40$ até $0,6$ é moderado, e $r = 0,70$ até 1 é forte. Os autores ainda reforçam que, apesar da ampla

aplicabilidade e utilidade do coeficiente de Pearson, é importante destacar suas limitações. Os valores observados devem estar normalmente distribuídos e uma análise de outliers se faz necessária, pois a presença destes pode afetar significativamente o coeficiente de correlação.

2.8 Linguagem Python

A linguagem Python, desde sua concepção por Guido van Rossum no final da década de 1980, evoluiu significativamente, consolidando-se como uma das linguagens de programação mais populares e versáteis da atualidade. O projeto teve início em 1989 como um hobby de van Rossum, que buscava criar uma linguagem de script que pudesse superar as limitações do ABC, outra linguagem de programação da época, mantendo sua simplicidade e legibilidade. A expansão da Python foi impulsionada pela sua sintaxe clara e pelo princípio de legibilidade, além da sua natureza open-source, que encorajava a colaboração e inovação dentro da comunidade de desenvolvedores (SILVA & SILVA, 2019).

A aplicabilidade de Python em análise de dados e ciência de dados foi um divisor de águas para a linguagem. Sua capacidade de manipular, processar e analisar grandes volumes de dados, combinada com a facilidade de construção de gráficos e realização de cálculos complexos, a tornou a escolha preferencial para cientistas de dados e analistas. Bibliotecas como NumPy e Pandas, por exemplo, simplificaram operações que anteriormente exigiam código extenso e complexo, permitindo a manipulação eficiente de base de dados extensas (MCKINNEY, 2018).

2.8.1 Biblioteca Pandas

Pandas, uma das bibliotecas mais notáveis, merece destaque especial. Desenvolvida por Wes McKinney, pandas introduziu estruturas de dados poderosas e ferramentas de análise que permitiram a manipulação de grandes conjuntos de dados de maneira intuitiva e eficaz. Com suas estruturas de DataFrame e Series, pandas facilitou operações complexas de dados, desde a limpeza e filtragem até a agregação e visualização, tornando-se uma ferramenta indispensável ao trabalhar com um grande conjunto de informações (MCKINNEY, 2018; FORMIGONI, 2021).

2.8.2 Bibliotecas Matplotlib e Seaborn

A visualização de dados em Python foi revolucionada por bibliotecas como Matplotlib e Seaborn. Matplotlib, criada por John Hunter, é uma biblioteca de plotagem que permite a criação de gráficos estáticos, animados e interativos em Python. Seu design foi

fortemente influenciado pela MATLAB, mas com o objetivo de ser flexível e fácil de usar em um contexto de programação Python. Seaborn, por outro lado, é uma biblioteca de visualização de dados Python baseada em Matplotlib que oferece uma interface de alto nível para desenhar gráficos estatísticos atrativos e informativos (MCKINNEY, 2018; FORMIGONI, 2021).

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Os dados empregados nesta pesquisa foram adquiridos por meio de uma coleta de dados de campo de um aerogerador de grande porte situado na região nordeste do Brasil. Este aerogerador é do tipo de eixo horizontal, composto por três pás que estão equipadas com um sistema de controle de pitch individual. O funcionamento deste sistema é abordado no capítulo 2. Os atuadores responsáveis por ajustar o ângulo de inclinação das pás são hidráulicos, e a pressão de óleo de cada um corresponde às colunas de "Blade Pressure" na Tabela 1 a seguir. A pressão geral desse sistema hidráulico é dada por "GHP Pressure". Estes dados foram gentilmente cedidos pela empresa mantenedora, que preferiu não se identificar.

Tabela 1 - Dados Cedidos pela Empresa Mantenedora

TS	Active Power [Kw]	Anemometer wind speed [m/s]	Blade 1 Angle [°]	Blade 1 Pressure [bar]	Blade 2 Angle [°]	Blade 2 Pressure [bar]	Blade 3 Angle [°]	Blade 3 Pressure [bar]	GHP Pressure [bar]	Mean Blade Angle [°]	Rotor Speed [rpm]
01/07/2022 00:00	1611,69	8,732	0,042	219,127	0,042	219,036	0,042	213,986	216,664	0,042	12,282
01/07/2022 00:10	1736,05	9,037	0,034	218,950	0,034	218,875	0,034	213,846	216,469	0,034	12,522
01/07/2022 00:20	1894,59	9,248	0,000	218,829	0,000	218,790	0,000	213,751	216,635	0,000	12,904
01/07/2022 00:30	2798,57	11,587	0,020	218,524	0,020	218,497	0,019	213,508	216,719	0,020	13,188
01/07/2022 00:40	2633,47	11,177	0,003	218,451	0,002	218,383	0,002	213,390	216,714	0,002	13,180

Fonte: Elaborado pelo Autor

A base de dados em questão é composta por um total de 52.608 registros, distribuídos ao longo de 12 colunas. Cada registro corresponde a uma medição realizada em intervalos de dez minutos, começando em 01/07/2022 às 00:00 e terminando em 02/07/2023 às 00:00. A primeira coluna registra a data e hora de cada medição, enquanto as 11 colunas subsequentes contêm os valores dos parâmetros medidos nesses momentos específicos.

A análise dos dados coletados foi estruturada em um processo sequencial e alinhado aos objetivos deste estudo. O primeiro passo consistiu na definição dos objetos de análise, selecionando os parâmetros pertinentes à pesquisa. Seguiu-se com a análise exploratória dos dados brutos para compreender o comportamento das variáveis em estudo. A etapa subsequente envolveu o tratamento dos dados, onde foram aplicados critérios para refinar os parâmetros e conduzir uma análise aprimorada com os dados processados. A fase final englobou a interpretação dos resultados, avaliando a correlação entre os parâmetros e suas variações ao longo do tempo.

Durante todo o processo, Python foi a ferramenta analítica, com apoio das bibliotecas Pandas, Matplotlib e Seaborn, empregada no cálculo de diversas medidas estatísticas — tais

como média, mediana, desvio padrão e coeficiente de correlação de Pearson — e na criação de representações gráficas, incluindo boxplots e histogramas. Um esquema geral da metodologia empregada pode ser visualizado no fluxograma apresentado a seguir (Figura 9), em que cada etapa será mais detalhada adiante.

Figura 9 - Esquema Geral da Metodologia Empregada



Fonte: Elaborado pelo autor

3.1 Definição do Objeto de Análise

A avaliação da eficiência de um aerogerador é frequentemente mensurada pela potência ativa que ele gera, o que torna a variável “Active Power [Kw]” o foco central deste estudo. Para compreender a dinâmica dessa variável, incluiu-se também na análise a coluna “GHP Pressure”, que representa a pressão do óleo no sistema de controle de pás. Esta inclusão visa determinar possíveis correlações entre a potência ativa e a pressão do sistema hidráulico, principal objetivo do estudo. A análise é complementada pela variável temporal, marcada pela coluna “TS”, que será usada para identificar tendências e padrões no comportamento das variáveis ao longo do tempo, oferecendo uma ideia sobre a performance do aerogerador ao longo do tempo.

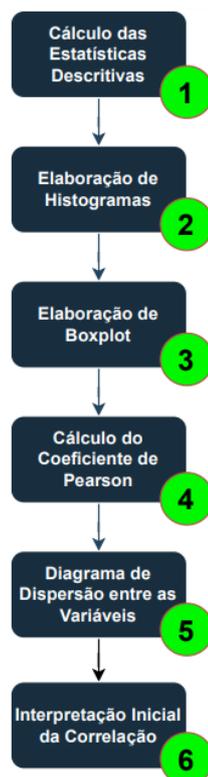
3.2 Análise dos Dados Brutos

Ao examinar os dados coletados durante um ano de operação do aerogerador, espera-se a presença de intervalos onde o equipamento esteve inativo devido a manutenções programadas ou condições de vento insuficientes. Estes períodos inativos são propensos a gerar leituras

atípicas, como valores mínimos que podem ser interpretados como 'fundos de escala', ou valores mantidos estáveis que resultam em outliers na análise subsequente, o que pode causar erros de interpretações nos resultados.

Para identificar essas anomalias, realizou-se uma inspeção inicial dos dados brutos. Utilizando Python, foram calculadas estatísticas descritivas fundamentais para cada variável, incluindo mínimos, máximos, médias e desvios padrão. Histogramas foram elaborados para compreender a distribuição dos dados e boxplots para detectar visualmente quaisquer valores extremos. Complementando esta etapa, conduziu-se uma análise preliminar de correlação entre "Active Power [Kw]" e "GHP Pressure", representada por um gráfico de dispersão. O esquema geral desta etapa está resumido no fluxograma da Figura 10.

Figura 10 - Esquema da Etapa de Tratamento dos Dados



Fonte: Elaborado pelo Autor

3.3 Tratamento dos Dados

A análise inicial revelou a existência de um número significativo de outliers tanto na variável "GHP Pressure" quanto em "Active Power". Para assegurar a integridade da análise, optou-se por uma limpeza dos dados, removendo registros atípicos. Utilizou-se o método do Intervalo Interquartil (IQR) para a variável de pressão e excluíram-se os valores negativos

da variável de potência, que indicavam períodos de inatividade do aerogerador. Este procedimento visou isolar os dados correspondentes a operações normais do equipamento, permitindo uma avaliação mais precisa da relação entre a pressão do óleo e a potência ativa gerada.

3.4 Análise dos Dados Tratados

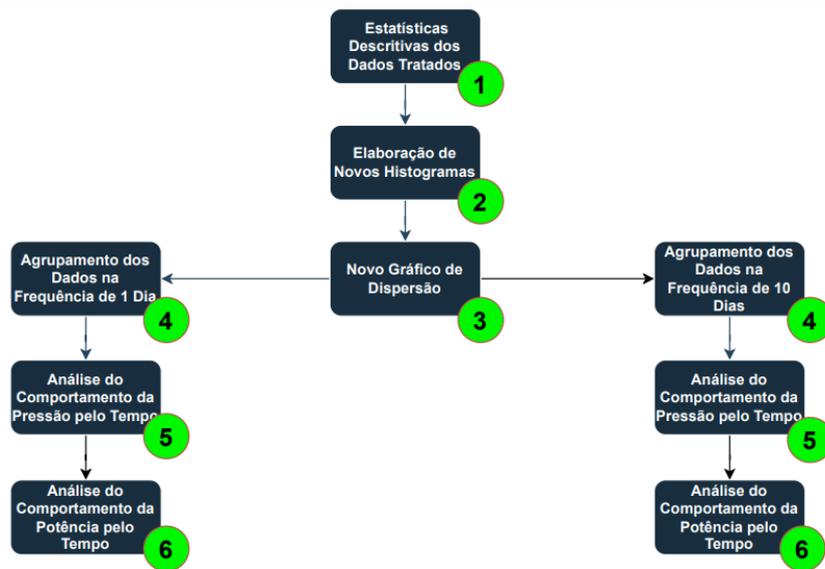
A filtragem dos outliers resultou em uma redução do conjunto de dados para 49.074 registros. Esta nova base de dados foi submetida à mesma análise estatística inicial, calculando-se as medidas descritivas para cada variável e criando-se histogramas para "Active Power" e "GHP Pressure" a fim de examinar a distribuição após o tratamento. Em seguida, explorou-se novamente a possível correlação entre a potência ativa e a pressão do óleo, utilizando um histograma atualizado para essa finalidade. A análise comparativa entre os conjuntos de dados — antes e após o tratamento — foi realizada, enfatizando o efeito dos outliers na compreensão das variáveis estudadas.

Nesta fase da análise, incorporou-se também a dimensão temporal. Considerando que os registros foram capturados a cada dez minutos, notou-se nas fases anteriores que tanto a pressão quanto a potência apresentavam variações consideráveis de um registro para o outro. Dada essa volatilidade, representar cada ponto de dados em um gráfico ao longo de todo o período analisado resultaria em uma visualização complexa e de difícil interpretação.

Assim, decidiu-se organizar os dados em dois agrupamentos de frequência distintos para facilitar a análise das variações. Inicialmente, os dados foram consolidados em intervalos diários, com cada registro diário representando a mediana das medições de "GHP Pressure" e "Active Power" daquele dia, resultando em um conjunto de dados composto por 367 registros. Posteriormente, procedeu-se ao agrupamento dos dados em períodos de dez dias, formando um conjunto de 37 registros, onde cada um reflete a mediana das medições de pressão e potência ao longo desses dez dias.

Para cada conjunto de dados agrupado, foram construídos gráficos de linha para visualizar as tendências de "Active Power" e "GHP Pressure" ao longo do tempo. Um esquema geral dessa seção está mostrado no fluxograma mostrado na Figura 11 a seguir.

Figura 11 - Esquema da Etapa de Análise dos Dados Tratados

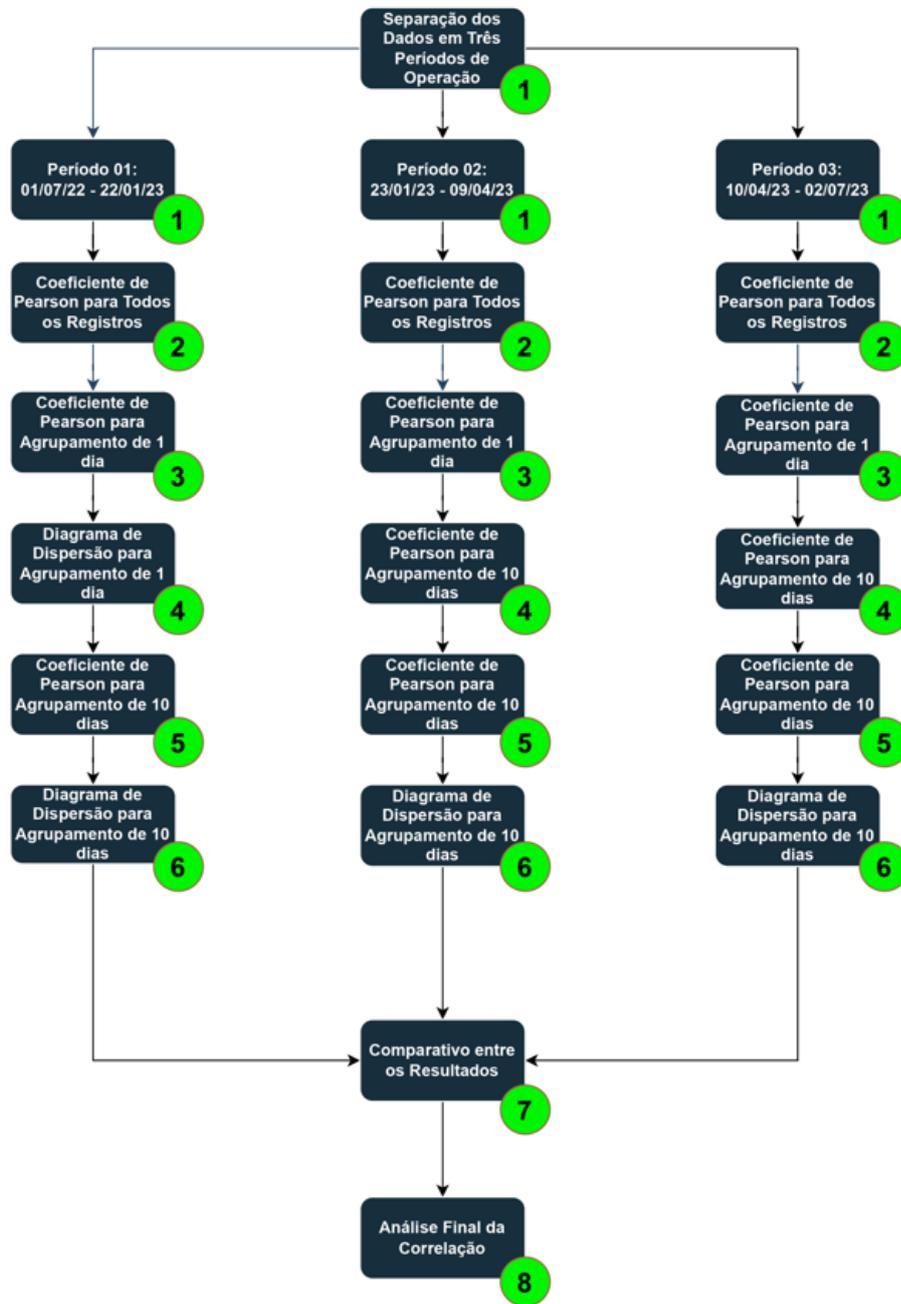


Fonte: Elaborado pelo Autor

3.5 Interpretação dos Resultados

Com base na análise dos gráficos de linha, foram escolhidos três períodos chave para investigação detalhada, selecionados devido aos seus padrões de comportamento ao longo do tempo. Este processo envolveu uma revisão crítica que abrangeu desde a primeira análise dos dados brutos até a inspeção dos dados processados e a integração do fator temporal. O objetivo era investigar possíveis conclusões sobre a eficácia operacional do aerogerador pela análise das variações da pressão do óleo ao longo do tempo. Adicionalmente, procurou-se compreender as causas das significativas flutuações na "GHP Pressure" observadas durante o período em estudo. Na Figura 12 está ilustrado o esquema geral dessa etapa.

Figura 12 – Esquema da Etapa de Interpretação dos Resultados



Fonte: Elaborado pelo Autor

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Características Iniciais dos Dados

As análises iniciais indicaram a possibilidade de outliers no conjunto de dados. A Tabela 2 detalha os cálculos de valores mínimos e máximos para as colunas mais importantes, juntamente com as médias, percentis e desvios padrão. Os dados apresentam uma ampla variação entre os valores mínimo e máximo para cada variável, indicada por um desvio padrão elevado. Por exemplo, na coluna de "Active Power", observou-se um valor mínimo de -47,56 kW, um valor máximo de 3091,59 kW e um desvio padrão de 879,85 kW.

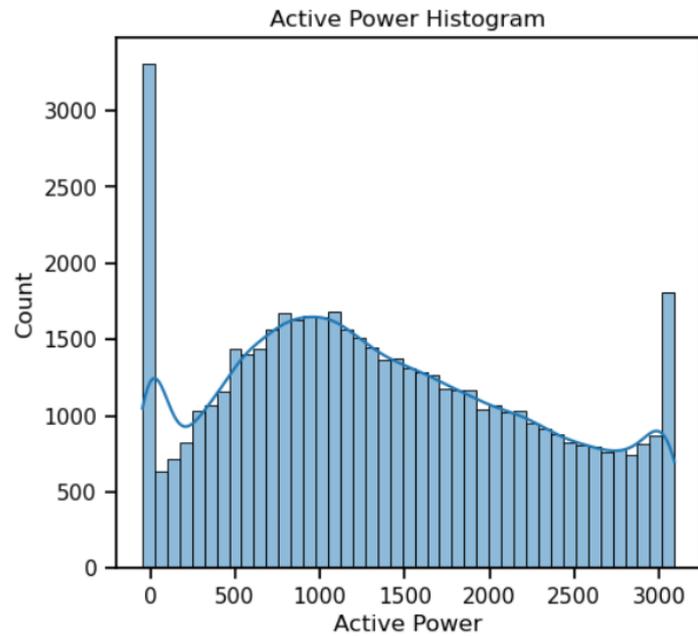
Tabela 2 - Medidas Estatísticas dos Dados

	Active Power [Kw]	Anemometer wind speed [m/s]	GHP Pressure [bar]	Mean Blade Angle [°]	Rotor Speed [rpm]
mean	1381,67	8,43	210,74	5,83	10,72
std	879,85	2,2	47,21	19,94	2,96
min	-47,56	0	1,69	-2,94	0
25%	688,17	7,04	217,05	0,04	9,54
50%	1284,79	8,44	218,22	0,26	11,36
75%	2057,26	9,93	220,47	1,54	12,82
max	3091,69	17,14	238,85	90,89	13,23

Fonte: Elaborado pelo Autor

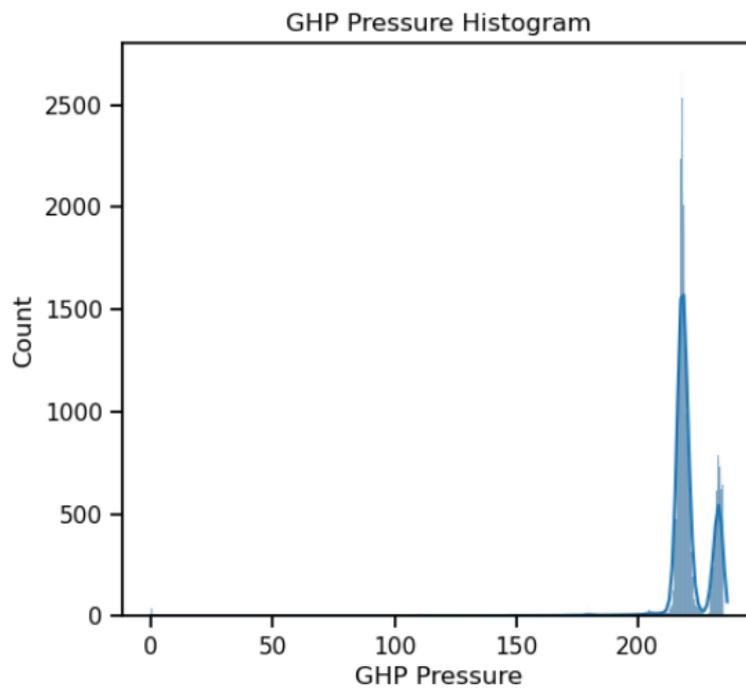
Os histogramas apresentados nas Figuras 13 e 14 reforçam a evidência da existência de outliers, ilustrando a distribuição dos dados para as variáveis "Active Power" e "GHP Pressure", respectivamente. A análise do primeiro histograma revela uma quantidade significativa de valores negativos, corroborando a teoria de que existiram momentos nos quais o aerogerador não estava operacional, resultando em nenhuma geração de potência. O segundo histograma, por sua vez, mostra uma distribuição mais agrupada em torno de um intervalo específico de valores, sugerindo que os dados muito abaixo desse intervalo podem ser resultantes de leituras em estado de inatividade do equipamento, caracterizadas por valores mínimos ou congelados.

Figura 13 - Gráfico Inicial de Distribuição da Potência



Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 14 - Gráfico Inicial de Distribuição da Pressão de Óleo

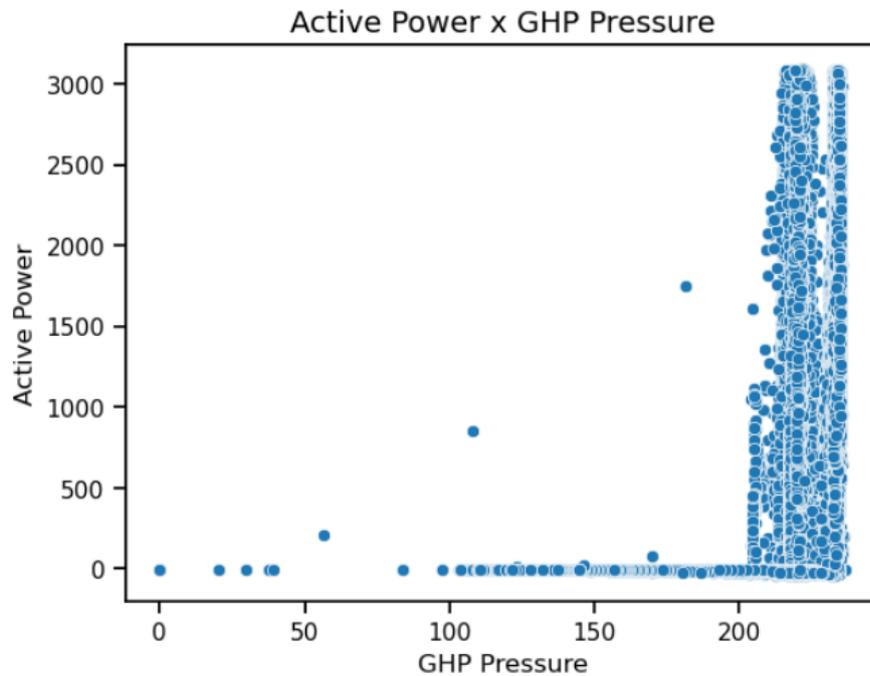


Fonte: Elaborado pelo Autor

Na análise inicial de correlação entre a potência ativa e a pressão de óleo do sistema, utilizando os dados brutos, o gráfico de dispersão da Figura 15 não evidenciou nenhuma relação

clara entre estas variáveis, reforçado pelo cálculo do coeficiente de Pearson que resultou em um valor de -0.080307.

Figura 15 - Gráfico de Dispersão Inicial de Potência x Pressão

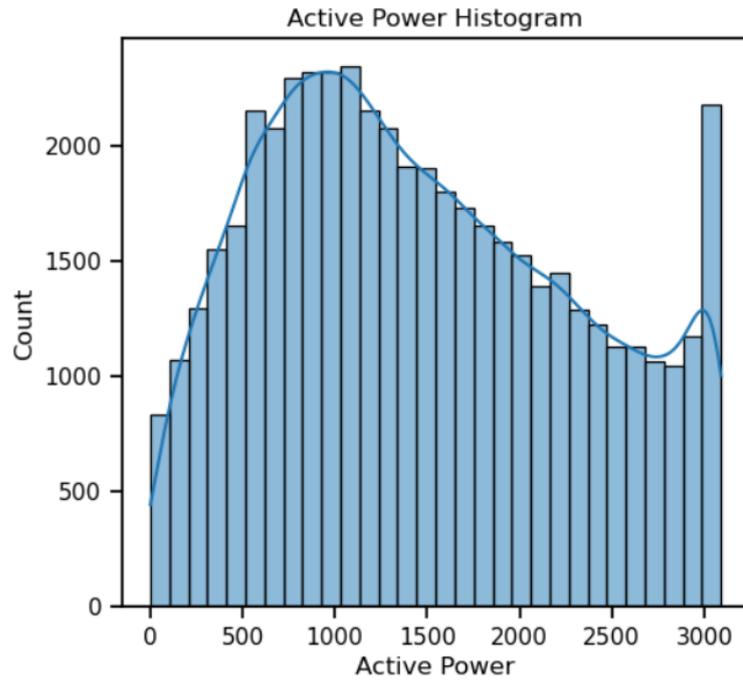


Fonte: Elaborado pelo Autor

4.2 Resultados do Tratamento dos Dados

Como as variáveis não seguem uma distribuição normal, era de se esperar a baixa correlação evidenciada pelo gráfico e pelo coeficiente de Pearson. Portanto, o tratamento dos dados buscou eliminar os valores anormais, eliminando as potências negativas para a coluna “Active Power”, resultando na distribuição do histograma da Figura 16 a seguir.

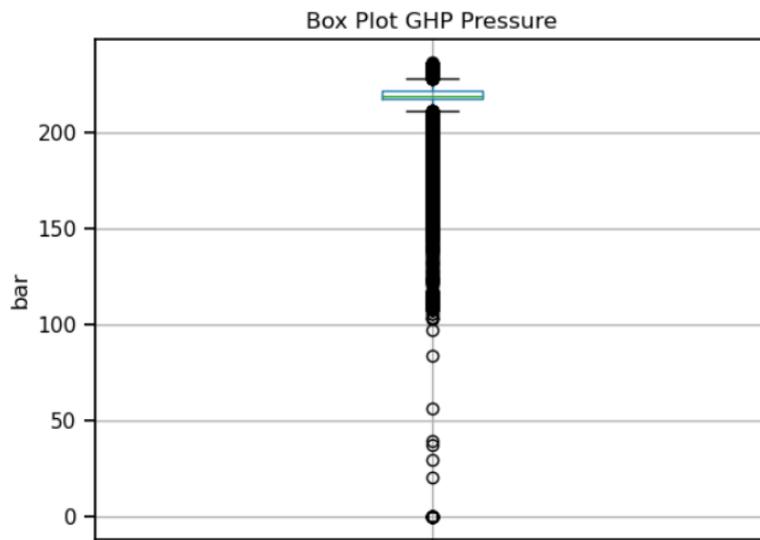
Figura 16 - Distribuição da Potência Após Tratamento dos Dados



Fonte: Elaborado pelo Autor

Para a variável "GHP Pressure", a aplicação do Método Interquartilico (IQR) revelou, através do boxplot da Figura 17, uma presença notavelmente maior de valores situados abaixo do limite inferior (211,09 bar) em comparação aos que estavam acima do limite superior (228,46 bar).

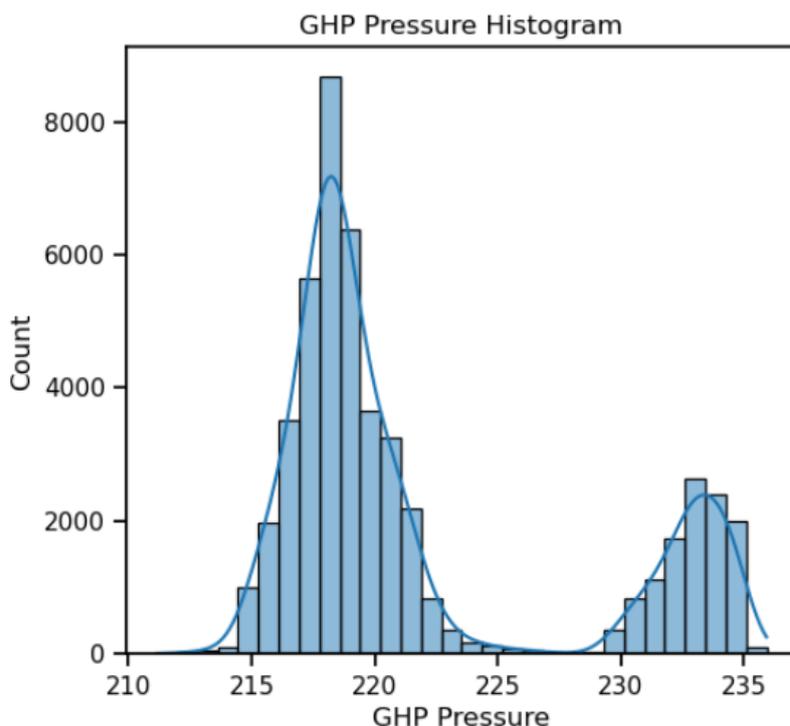
Figura 17 - Box Plot da Pressão Média de Óleo



Fonte: Elaborado pelo Autor

Dado esse desequilíbrio, a decisão foi remover somente os valores outliers inferiores, culminando na distribuição visualizada no histograma da Figura 18.

Figura 18 - Distribuição da Pressão Após o Tratamento dos Dados

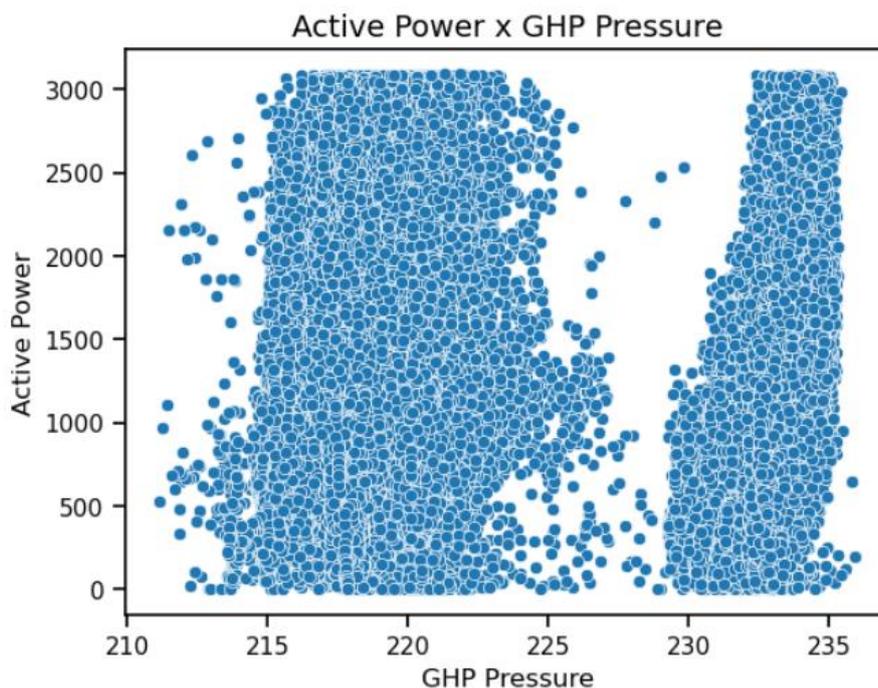


Fonte: Elaborado pelo Autor

O histograma gerado a partir dos dados processados revela uma distribuição bimodal para a variável "GHP Pressure", mostrando duas faixas distintas na pressão do sistema do aerogerador. Uma faixa é centrada em torno de 218 bar, enquanto a outra, de menor amplitude, está em cerca de 233 bar. Observa-se uma diminuição nas contagens para valores de pressão acima de 230 bar até aproximadamente 240 bar. Isso suscita duas possíveis hipóteses: essa faixa de operação pode ocorrer durante perdas de eficiência do aerogerador, resultando em potências ativas menores, ou pode representar um estado de operação diferente do aerogerador, não necessariamente associado a potências ativas menores.

Para entender se as modas estavam relacionadas com condições de operação em baixa ou alta potência, foi novamente plotado o gráfico de dispersão entre as variáveis "GHP Pressure" e "Active Power", mostrado na Figura 19.

Figura 19 - Gráfico de Dispersão Após Tratamento dos Dados de Potência x Pressão



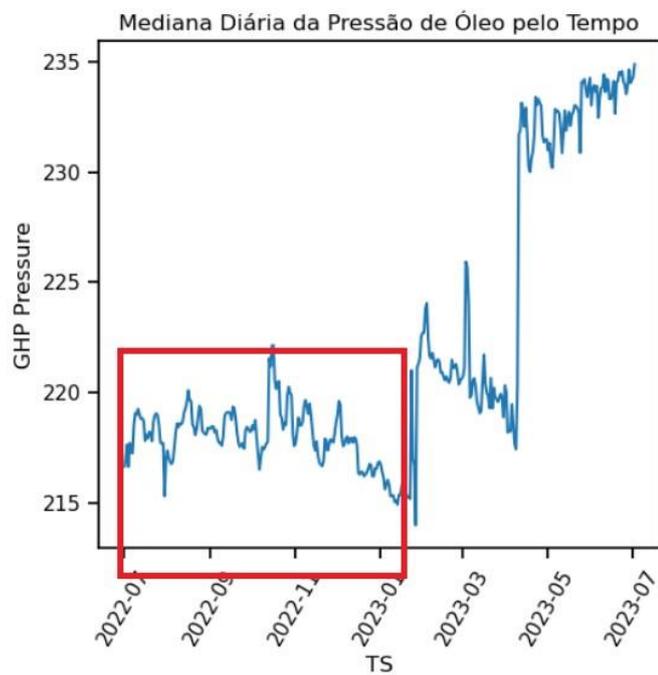
Fonte: Elaborado pelo Autor

A distribuição de pontos no gráfico indica claramente duas áreas densas de aglomeração: uma situada em torno de 218 bar e outra próxima a 233 bar. Dentro desses dois agrupamentos, existe uma ampla variação de potência ativa observada, estendendo-se desde valores próximos a zero até registros superiores a 3000 kW. Este padrão reforça a hipótese de que o aerogerador opera sob duas condições distintas, refletidas pelas diferentes distribuições de pressão de óleo.

4.3 Variação da Pressão ao Longo do Tempo

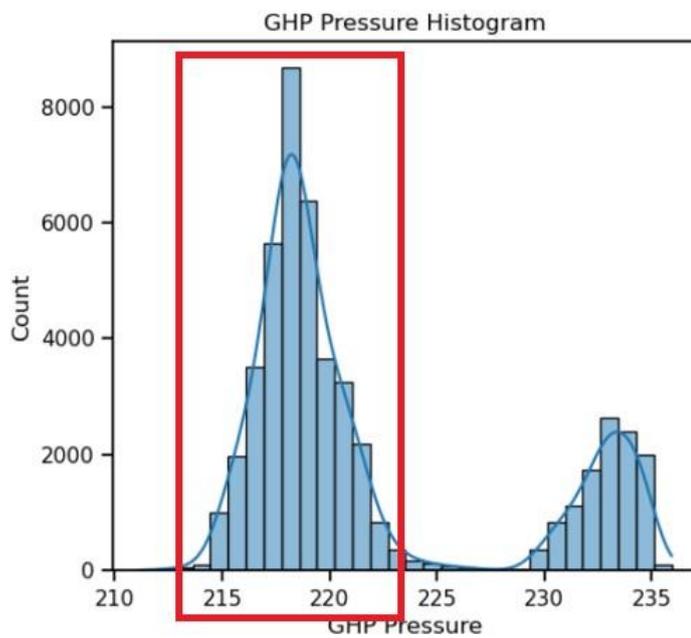
Ao introduzir a variável temporal na análise, a fim de entender os períodos em que o aerogerador operava em cada condição, percebeu-se que as distribuições encontradas na Figura 18 seguiam um padrão ao longo do tempo. Foi notado que, inicialmente, o aerogerador funcionava predominantemente na faixa de pressão de aproximadamente 218 bar seguindo uma distribuição normal, num intervalo que se estende de 01/07/2022 até 22/01/2023. Este comportamento é ilustrado nas Figuras 20 e 21.

Figura 20 - Variação Diária da Mediana da Pressão de Óleo (Intervalo 01)



Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 21 - Distribuição dos Valores da Pressão de Óleo para o Intervalo 01

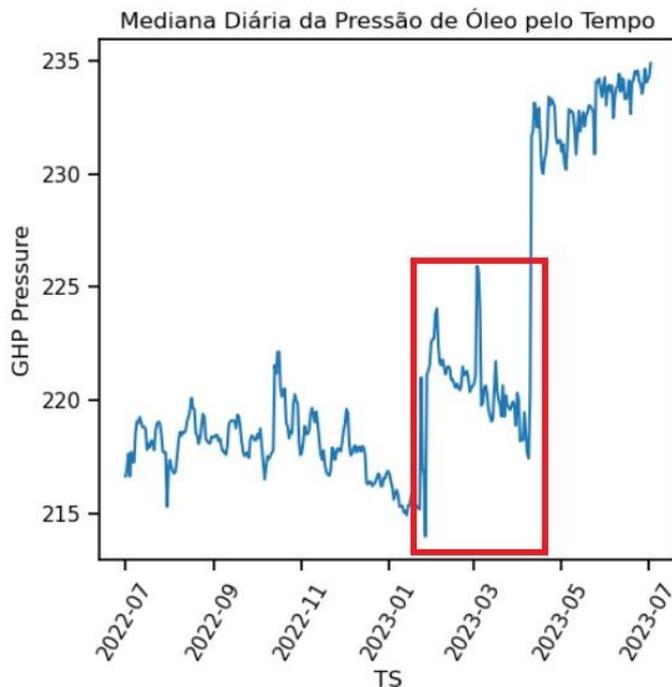


Fonte: Elaborado pelo Autor

Durante o período em foco, nota-se que a mediana diária da "GHP Pressure" flutuou conforme a distribuição apresentada na segunda figura, indicando que o aerogerador estava operando dentro de uma faixa específica de pressão de óleo.

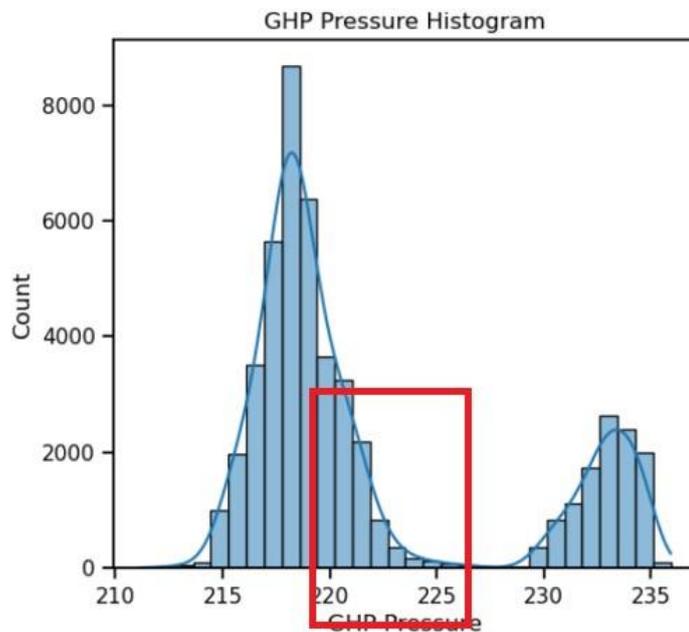
Posteriormente, o aerogerador entrou em uma fase de variabilidade acentuada na pressão de óleo, como demonstrado pela Figura 22, que exibe a mediana diária de "GHP Pressure" agrupando-se em torno de 220 bar, porém com flutuações atingindo picos de aproximadamente 225 bar e, ocasionalmente, descendo abaixo de 215 bar. Esse estágio, que perdurou de 23/01/2023 a 09/04/2023, é caracterizado por uma mediana diária de "GHP Pressure" em que os valores estão se concentrando na faixa de operação evidenciada na Figura 23.

Figura 22 - Variação Diária da Mediana da Pressão de Óleo (Intervalo 02)



Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 23 - Distribuição dos Valores da Pressão de Óleo para o Intervalo 02

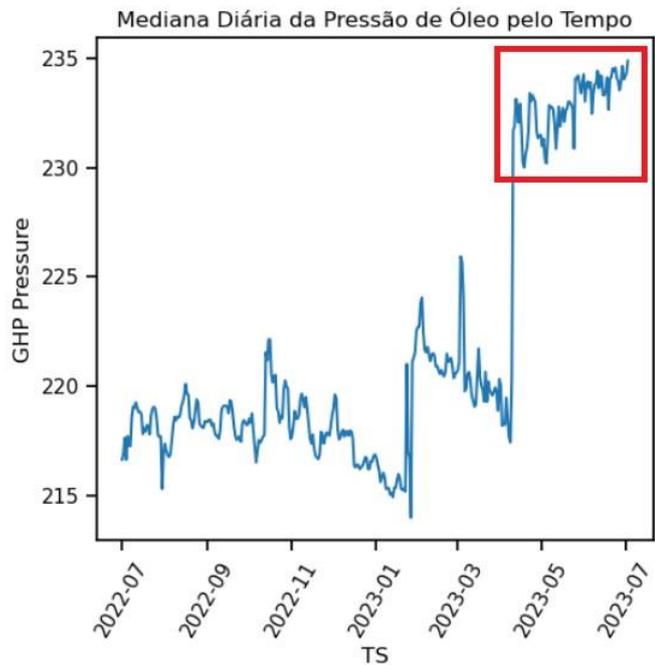


Fonte: Elaborado pelo Autor

A volatilidade observada nos níveis de pressão de óleo sugere que, durante esse período, o aerogerador pode não ter operado sob condições padrão, o que poderia indicar fases de testes de manutenção, possíveis irregularidades nas leituras de pressão ou condições de vento atípicas no período.

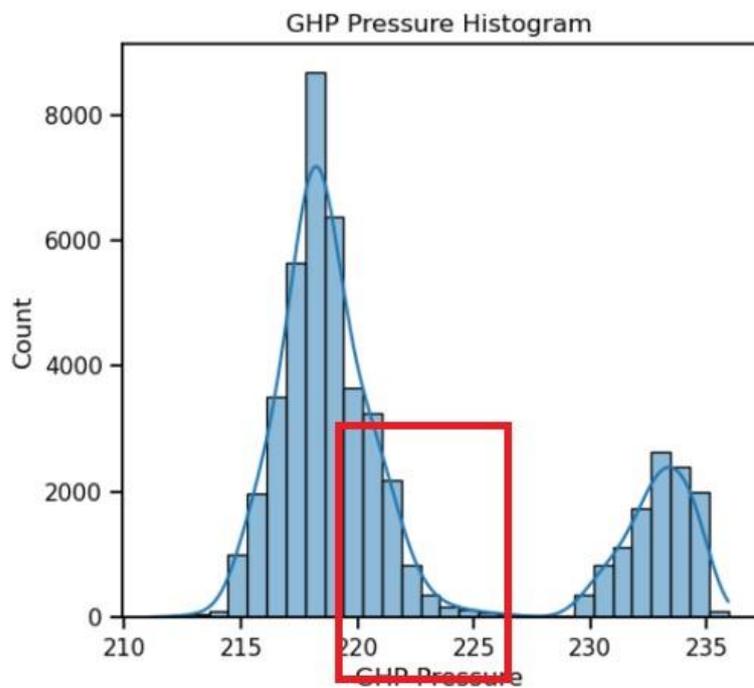
Por fim, de 10/04/2023 a 02/07/2023, o equipamento retomou a um padrão operacional mais estável, representado no gráfico encontrado na Figura 24. Essa faixa de operação do aerogerador caracteriza-se pela distribuição normal ilustrada conforme o histograma da Figura 25.

Figura 24 - Variação Diária da Mediana da Pressão de Óleo (Intervalo 03)



Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 25 - Distribuição dos Valores da Pressão de Óleo para o Intervalo 03



Fonte: Elaborado pelo Autor

4.4 Correlação entre Potência e Pressão em Cada Período

O aerogerador opera em diversas condições ao longo do tempo, resultando em variações nas faixas de pressão de óleo que seguem diferentes distribuições. Isso afeta a análise de correlação entre as variáveis "Active Power" e "GHP Pressure". Conseqüentemente, o cálculo do Coeficiente de Pearson e a plotagem do gráfico de dispersão para todos os registros não revelam uma correlação clara, como observado anteriormente.

Diante da identificação de duas condições de operação distintas e um período de instabilidade, é pertinente analisar a correlação de forma independente para cada situação, estudando o comportamento do aerogerador em cada caso. Inicialmente, calculou-se o Coeficiente de Pearson entre "Active Power" e "GHP Pressure" para o período de 01/07/2022 a 22/01/2023, considerando todos os registros nesse intervalo. O coeficiente obtido foi de 0.429, indicando uma correlação fraca, porém significativamente superior às análises anteriores.

Para o período de instabilidade (23/01/2023 a 09/04/2023), o coeficiente de Pearson foi calculado como 0.248. Esse valor é considerado insignificante e sugere a ausência de correlação entre as variáveis durante esse período, conforme esperado devido à alta volatilidade dos dados e baixa amostragem. No período subsequente, de 10/04/2023 a 02/07/2023, o coeficiente de Pearson foi calculado como 0.460.

A Tabela 3 a seguir resume os cálculos do Coeficiente de Pearson para cada intervalo considerado, além de definir a relação de correlação entre as variáveis para cada período.

Tabela 3 - Correlação entre Potência e Pressão sem Agrupamento dos Dados

Período	Coeficiente de Pearson	Correlação
01/07/2022 - 22/01/2023	0.429	Fraca
23/01/2023 - 09/04/2023	0.248	Insignificante
10/04/2023 - 02/07/2023	0.460	Fraca

Fonte: Elaborado pelo Autor

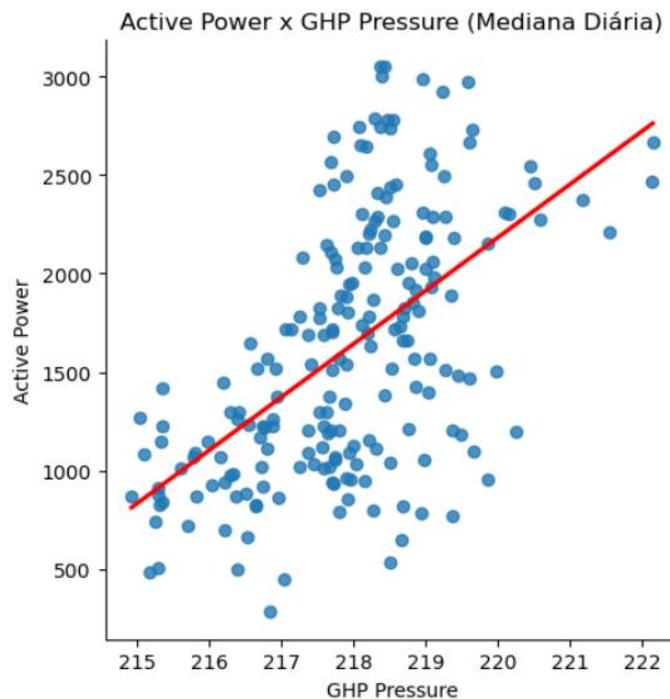
4.5 Correlação entre as Medianas de Potência e Pressão Agrupadas em Um Dia

Após explorar as correlações individuais em cada um dos períodos operacionais distintos do aerogerador, é proveitoso estender a análise para a relação entre as medianas diárias de "Active Power" e "GHP Pressure". Ao invés de utilizar cada ponto de dado, essa abordagem

considera o valor central diário que mitiga o impacto de variações extremas ou valores atípicos. Esta análise permite uma visão mais geral do comportamento do aerogerador, refletindo a operação média diária ao invés de flutuações momentâneas.

No contexto do período inicial (01/07/2022 a 22/01/2023), o cálculo do coeficiente de Pearson entre as medianas diárias resultou em um valor de 0.553. Isso sugere uma correlação moderada entre as medições diárias de “GHP Pressure” e “Active Power”. O gráfico de dispersão, mostrado na Figura 26, visualiza essa relação, com a inclusão de uma linha de tendência que ajuda a ilustrar o comportamento das duas variáveis durante o intervalo especificado.

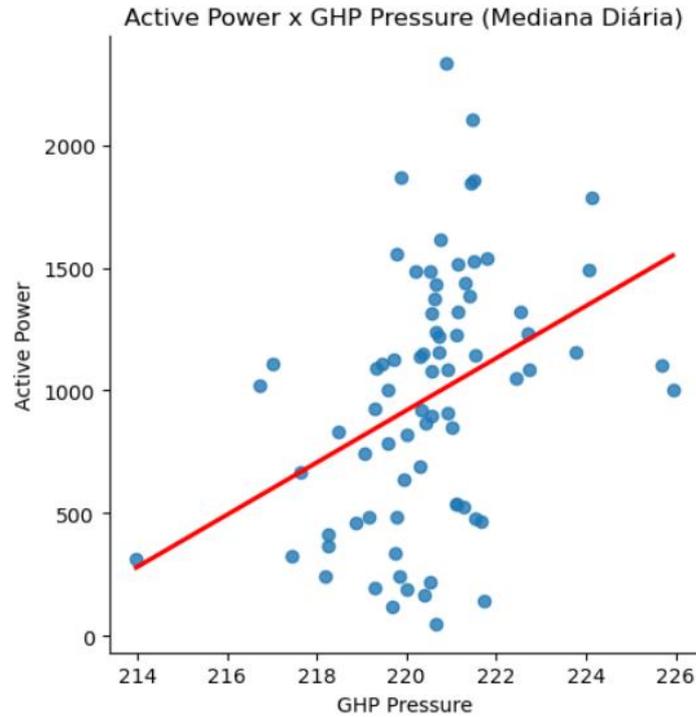
Figura 26 - Correlação entre as Medianas Diárias de Potência e Pressão (Intervalo 01)



Fonte: Elaborado pelo Autor

Durante o período de instabilidade, compreendido entre 23/01/2023 e 09/04/2023, o coeficiente de Pearson calculado foi de 0.374, indicando uma correlação fraca. Isso sugere que, mesmo ao agrupar os dados em medianas diárias, a flutuação da pressão de óleo nesse período é tão significativa que não permite estabelecer uma correlação clara entre as duas variáveis. O gráfico na Figura 27 ilustra a dispersão desses valores.

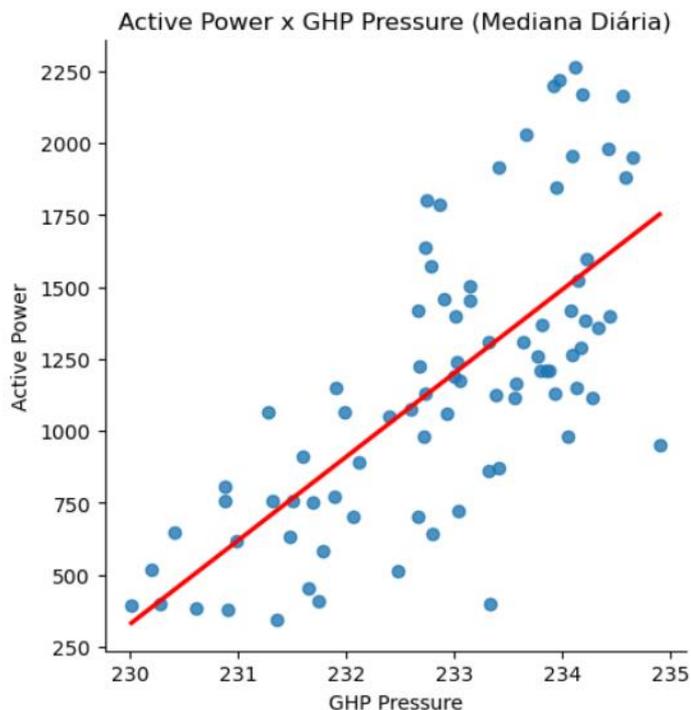
Figura 27 - Correlação entre as Medianas Diárias de Potência e Pressão (Intervalo 02)



Fonte: Elaborado pelo Autor

No período final (10/04/2023 a 02/07/2023), o coeficiente de Pearson calculado foi de 0.706, revelando uma correlação forte e indicando que valores mais altos de pressão mediana diária de óleo nessa faixa de operação, está associado a valores maiores de mediana diária de potência ativa. É importante observar que havia uma tendência de continuidade nessas condições de operação, mas a coleta de dados foi interrompida. A Figura 28 a seguir mostra esse comportamento.

Figura 28 - Correlação entre as Medianas Diárias de Potência e Pressão (Intervalo 03)



Fonte: Elaborado pelo Autor

Abaixo, a Tabela 4 resume os cálculos e as interpretações para cada período analisado em relação à correlação entre "GHP Pressure" e "Active Power".

Tabela 4 - Correlação entre Potência e Pressão (Agrupamento Diário)

Período	Coefficiente de Pearson	Correlação
01/07/2022 - 22/01/2023	0.553	Moderada
23/01/2023 - 09/04/2023	0.374	Fraca
10/04/2023 - 02/07/2023	0.706	Alta

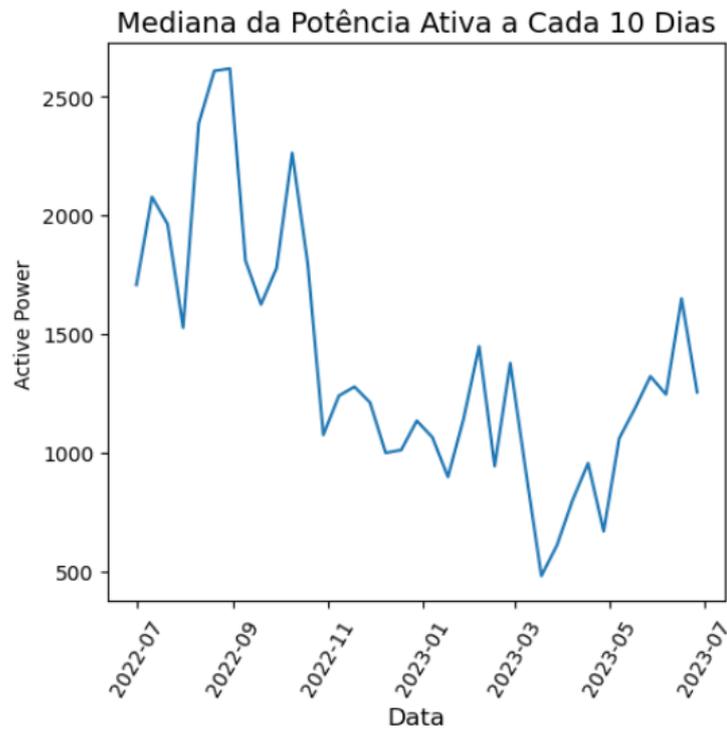
Fonte: Elaborado pelo Autor

4.6 Variação da Potência Ativa ao Longo do Tempo

Devido à grande flutuação nos valores de "Active Power" ao longo do tempo, foi necessário agrupar os registros em períodos de dez dias para melhorar a visualização do comportamento da potência ativa ao longo do período, resultando no gráfico mostrado na Figura

29. A análise do gráfico revelou um padrão de queda no período entre 01/07/2022 e 22/01/2023, seguido por oscilações rápidas de crescimento e queda no período de 23/01/2023 a 09/04/2023, e, por fim, uma tendência de crescimento no intervalo de 10/04/2023 a 02/07/2023.

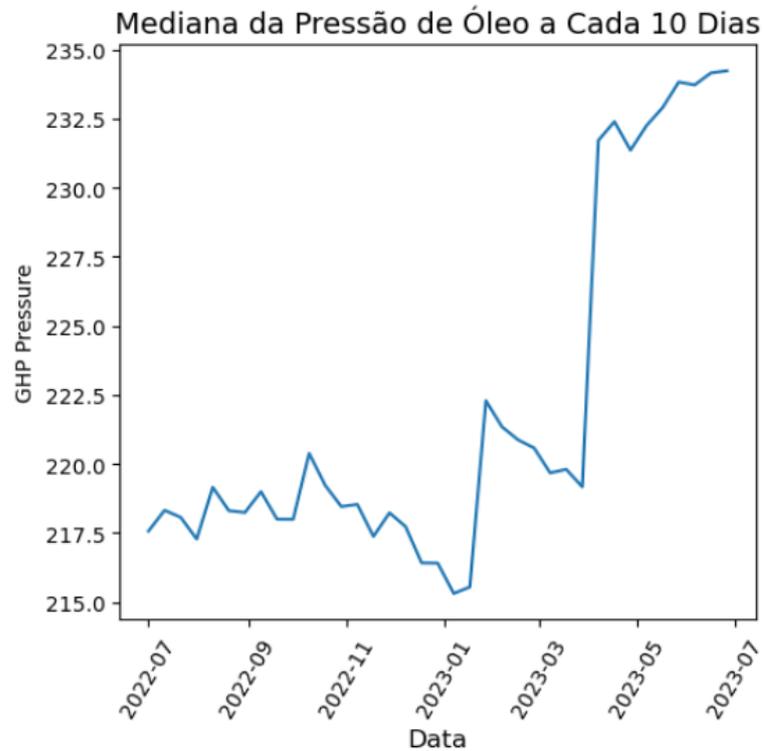
Figura 29 - Variação da Mediana da Potência Agrupada em 10 Dias



Fonte: Elaborado pelo Autor

Ao aplicar o mesmo método de agrupamento à pressão de óleo, como ilustrado na Figura 30, nota-se um padrão correspondente ao da potência ativa. A mediana da pressão de óleo em períodos de dez dias reflete a mesma direção de mudança que a potência ativa: um declínio durante o período inicial, oscilações durante o período intermediário e, em seguida, uma elevação, demonstrando que ambas as medições medianas compartilham tendências paralelas ao longo dos períodos analisados.

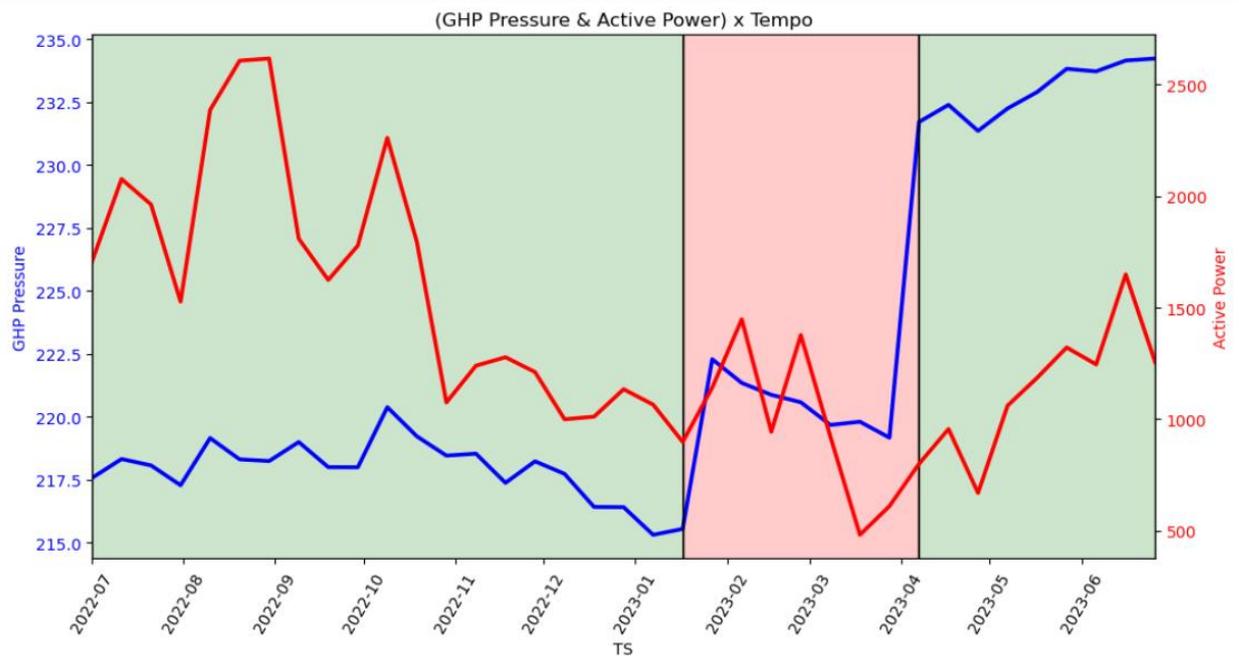
Figura 30 - Variação da Mediana da Pressão Agrupada em 10 Dias



Fonte: Elaborado pelo Autor

No gráfico da Figura 31, as duas variáveis — "GHP Pressure" e "Active Power" — são exibidas simultaneamente, facilitando a compreensão do seu comportamento ao longo do tempo. As áreas verdes no gráfico destacam as fases em que ambas as variáveis apresentam tendências de crescimento ou decréscimo paralelas. Por outro lado, a região em vermelho destaca um período de instabilidade, onde as variáveis demonstram comportamentos irregulares e menos previsíveis.

Figura 31 - Comportamento da Pressão e Potência pelo Tempo (Medianas a cada 10 Dias)

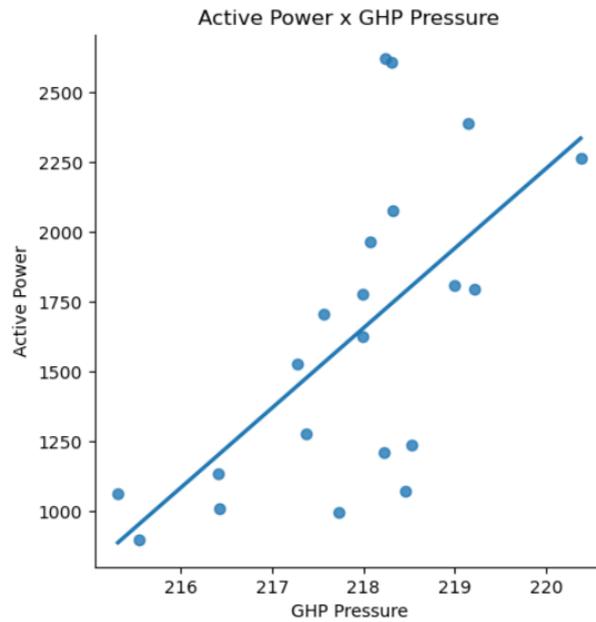


Fonte: Elaborado pelo Autor

4.7 Correlação das Medianas de Pressão e Potência Agrupadas em Dez Dias

Nos períodos estabelecidos, procedeu-se com o cálculo do coeficiente de Pearson e a criação dos diagramas de dispersão para examinar a relação entre a pressão e a potência. No primeiro intervalo, onde ambas as variáveis mostram uma tendência de declínio, o coeficiente de Pearson foi de 0.634, indicando uma correlação elevada entre elas. Esta relação é evidenciada no gráfico da Figura 32.

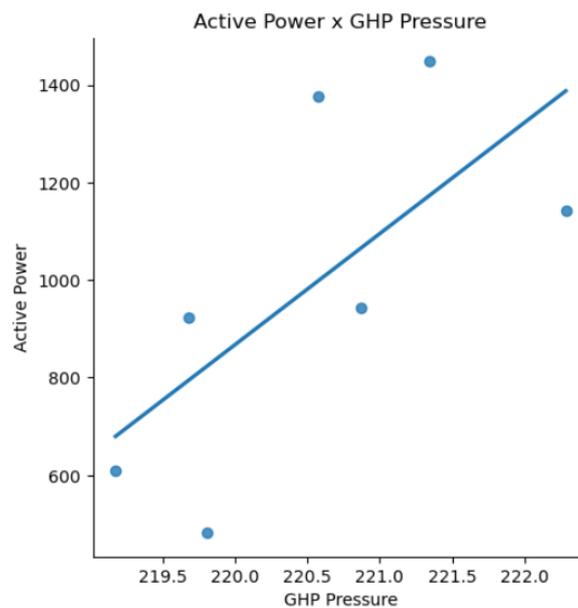
Figura 32 - Correlação entre as Medianas de Potência e Pressão Agrupadas em 10 dias (Intervalo 01)



Fonte: Elaborado pelo Autor

Para o intervalo caracterizado por significativas oscilações em ambas as variáveis, obteve-se um coeficiente de Pearson de 0.674, sugerindo uma correlação alta. Esta associação pode ser visualizada na Figura 33.

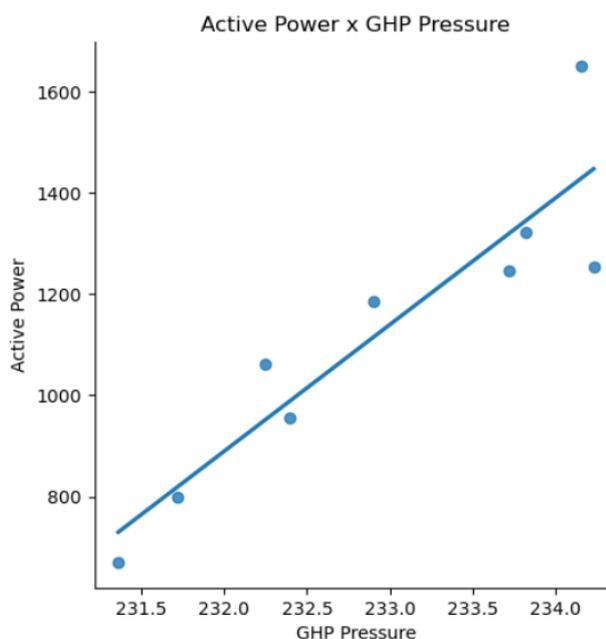
Figura 33 - Correlação entre as Medianas de Potência e Pressão Agrupadas em 10 dias (Intervalo 02)



Fonte: Elaborado pelo Autor

No último intervalo, onde se observa um aumento nas duas variáveis, o coeficiente de Pearson alcançou 0.914, revelando uma forte conexão entre as variáveis, como pode ser observado na Figura 34.

Figura 34 - Correlação entre as Medianas de Potência e Pressão Agrupadas em 10 dias (Intervalo 03)



Fonte: Elaborado pelo Autor

A Tabela 5 a seguir apresenta um resumo dos resultados dos coeficientes de Pearson calculados para os diferentes períodos analisados, juntamente com a classificação da força da correlação entre "GHP Pressure" e "Active Power".

Tabela 5 - Correlação entre Potência e Pressão (Agrupamento de 10 Dias)

Período	Coefficiente de Pearson	Correlação
01/07/2022 - 22/01/2023	0.634	Alta
23/01/2023 - 09/04/2023	0.674	Alta
10/04/2023 - 02/07/2023	0.914	Alta

Fonte: Elaborado pelo Autor

4.8 Comparativo Entre os Resultados

Consolidando as informações das Tabelas 3, 4 e 5 na Tabela 6, é possível realizar comparações diretas e interpretar todos os resultados obtidos. A tabela abaixo oferece um resumo das análises realizadas.

Tabela 6 - Comparação entre as Correlações Obtidas para cada Período

Período	Totalidade dos Registros		Dados Agrupados em 1 Dia		Dados Agrupados em 10 Dias	
	Coefficiente de Pearson	Correlação	Coefficiente de Pearson	Correlação	Coefficiente de Pearson	Correlação
01/07/2022 - 22/01/2023	0.429	Fraca	0.553	Moderada	0.634	Alta
23/01/2023 - 09/04/2023	0.248	Insignificante	0.374	Fraca	0.674	Alta
10/04/2023 - 02/07/2023	0.460	Fraca	0.706	Alta	0.914	Alta

Fonte: Elaborado pelo Autor

É importante ressaltar que, ao agrupar os dados em intervalos de dez dias ao invés de diariamente, a análise tende a se concentrar mais nas tendências de longo prazo, pois esse método alisa as flutuações diárias, atenuando o 'ruído' de variações aleatórias ocorridas diariamente. Além disso, para os dois últimos intervalos, ao agrupar os dados em dez dias, tem-se uma baixíssima amostragem dos dados.

Consequentemente, embora a visualização dos dados se torne mais clara e menos caótica, permitindo uma interpretação mais direta das tendências gerais, eventos específicos de curto prazo podem ser mascarados ou totalmente ignorados, como é o caso de períodos de falhas ou perda de eficiência do equipamento. Sendo assim, o aumento nos coeficientes de correlação era esperado, já que à medida que se agrupa os dados, as flutuações vão sendo cada vez menos presentes.

Essa abordagem é extremamente vantajosa compreender padrões a longo prazo, sendo possível observar que durante a fase em que o aerogerador operava com uma pressão de óleo média em torno de 218 bar e uma distribuição que se aproximava da normalidade, houve uma tendência geral de redução na potência ativa. Com o avanço do tempo, os valores inferiores a essa média se tornaram cada vez mais comuns, coincidindo com a diminuição observada na potência gerada.

Quando a potência começou a aumentar e se estabilizar, isso coincidiu com o aerogerador operando a pressões mais elevadas, próximas a 233 bar. Esse padrão sugere que

algum tipo de ajuste ou manutenção foi realizado no sistema de controle de pressão do óleo das pás, o que permitiu ao aerogerador retomar uma operação com níveis mais altos de potência ativa e, por extensão, com maior eficiência.

Sendo assim, no caso dos dados apresentados, o agrupamento em dez dias foi bastante útil para facilitar a visualização do comportamento da potência e pressão média ao longo do tempo, mas os resultados dos coeficientes encontrados não são confiáveis para estabelecer a correlação no período, sendo as outras abordagens mais pertinentes.

A análise agrupada em intervalos diários foi uma ótima opção para evitar a exclusão total de registros de que poderiam conter variações devido a ineficiência do aerogerador, proporcionando uma avaliação equilibrada da relação entre a pressão de óleo e a potência ativa do aerogerador. Ao examinar a correlação entre as medianas diárias da "Active Power" e da "GHP Pressure", pode-se inferir com maior confiança que dias com valores mais baixos de pressão de óleo também apresentaram valores mais baixos de potência ativa. Isso pode indicar possíveis falhas, períodos prolongados de inatividade no dia e consequente perda de eficiência geral.

O cálculo de correlação levando em conta a totalidade dos registros busca saber se é possível determinar, com alguma aproximação, a potência em tempo real que o aerogerador pode estar operando se o sistema de controle de pitch estiver trabalhando em uma determinada pressão de óleo. Considerando os dois períodos distintos de operação do aerogerador, os coeficientes de Pearson encontrados (0.429 e 0.460), revelam que mesmo que seja complexo avaliar a eficiência instantânea do aerogerador apenas pela pressão do óleo, o coeficiente aponta para uma correlação não desprezível.

Se essa correlação for examinada em conjunto com outros indicadores operacionais do equipamento, como análises de vibração, temperatura e velocidade do vento, pode-se chegar a uma compreensão mais precisa e imediata do estado de geração de potência ativa do aerogerador.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo focou na análise da correlação entre a pressão de óleo no sistema de controle de pás e a perda de potência ativa em aerogeradores de eixo horizontal. Os resultados obtidos revelaram-se importantes para o aprimoramento das estratégias de manutenção preditiva e para o aumento da eficiência operacional em aerogeradores. Além disso, foi percebido que a implementação de tecnologias avançadas de monitoramento e diagnóstico, como a análise de dados em tempo real, pode ser uma abordagem valiosa para otimizar ainda mais a operação e manutenção dos aerogeradores.

Através do estudo, foi possível constatar que existe uma correlação moderada entre a pressão do óleo e a potência ativa dos aerogeradores, especialmente quando consideradas as medianas diárias das variáveis estudadas. Essa correlação indica que a pressão do óleo pode ser um indicador da eficiência do aerogerador, servindo como um sinal precoce de possíveis falhas ou perdas de eficiência. Portanto, monitorar esse parâmetro pode permitir intervenções mais rápidas e menos custosas, evitando paradas não programadas e prolongando a vida útil do equipamento.

Durante o estudo, observou-se também que diferentes condições operacionais influenciam a correlação entre pressão do óleo e potência ativa. Por exemplo, períodos de instabilidade, como aqueles observados no intervalo de 23/01/2023 a 09/04/2023, mostraram uma correlação menos significativa. Isso reforça a importância de considerar o contexto operacional ao aplicar os resultados deste estudo na prática.

Por fim, recomenda-se que estudos futuros continuem a explorar esta linha de investigação, possivelmente integrando outras variáveis operacionais e ambientais, para obter um modelo mais e robusto de previsão de falhas em tempo real de aerogeradores. A longo prazo tais estudos contribuirão significativamente para o desenvolvimento de aerogeradores mais confiáveis e eficientes, consolidando a energia eólica como uma fonte de energia renovável cada vez mais vantajosa.

REFERÊNCIAS

1. MORAES, L. F. **Modelagem e Análise de um Aerogerador de Eixo Horizontal Sujeito à Ação de Ventos Turbulentos**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica, Campinas-SP, 2019.
2. ABEEÓLICA. Boletim Anual de geração eólica 2022. **Boletim Anual de geração eólica**, São Paulo, 2023.
3. SILVA, B. A. F. **Manutenção de turbinas eólicas: Levantamento e análise da incidência de falhas nos seus subsistemas**. 2014. 69 f. TCC (Graduação) – Curso Superior de Tecnologia em Energias Renováveis, IFRN, João Câmara-RN, 2017.
4. SOUZA, M. G. M. et al. **Application of artificial intelligence for wind turbine operation and maintenance: proposal of framework** In: Brazil Windpower, 2019
5. AZEVEDO, H. D. M. **Um método para Identificação de falhas em componentes subcomponentes de turbinas eólicas através de monitoramento de Condição baseado em vibração**. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2015.
6. CHESF-BRASCEP, 1987. Fontes Energéticas Brasileiras, Inventário/Tecnologia. **Energia Eólica. V.1 De cata-ventos a aerogeradores: o uso do vento**, Rio de Janeiro
7. DUTRA, Ricardo (Org.). **Energia Eólica: Princípios e Tecnologias**. Rio de Janeiro: Cresesb, 2008.
8. SHEPHERD, D.G. **Historical Development of the Windmill**. In: SPERA, S.A. (Ed.). *Wind Turbine Technology: Fundamental Concepts in Wind Turbine Engineering*. 1st ed. New York: ASME Press, 1994. p. 1-46.
9. AHLSTRÖM, Anders. **Aeroelastic Simulation of Wind Turbine Dynamics**. 2005. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Departamento de Mecânica, Royal Institute of Technology, Estocolmo, 2005
10. WILMER, Tom. **How the windmill won the American West**. 2018. Disponível em: <<https://www.kcbx.org/agriculture/2018-05-11/how-the-windmill-won-the-american-west>>. Acesso em: 25 mar. 2024.
11. WENZEL, G. M. **Projeto Aerodinâmico de Pás de Turbinas Eólicas de Eixo Horizontal**. 2007. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Mecânica) - Departamento de Engenharia Mecânica e Mecatrônica, Faculdade de Engenharia, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2007.
12. FILHO, Antonio Carlos de Lima. **Considerações sobre o Avanço da Energia Eólica**. Revista Científica Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento. Ano 04, Ed. 10, Vol. 13, pp. 111-127.

13. SANTOS, Dylan da Silva. **Descrição de alguns fatores responsáveis pela geração de energia eólica: regime dos ventos, energia dos ventos, aerogerador e pás.** 2022. 47 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Metalúrgica) - Departamento de Engenharia Metalúrgica e de Materiais, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2022.
14. FADIGAS, Eliane A. Faria Amaral. **Energia Eólica.** Barueri, SP: Manole, 2011.
15. PICOLO, A. P.; BÜHLER, A. J.; RAMPINELLI, G. A. (2014). **Uma abordagem sobre a energia eólica como alternativa de ensino de tópicos de física clássica.** Revista Brasileira de Ensino de Física
16. PELIN, R. I.; BÂRSĂNESCU, P. D.; TIȚA, I. **Hydraulic systems used for pitch control of wind turbines: a literature overview** In: International Conference on Advanced Concepts in Mechanical Engineering, 8., 2018
17. FARIA, E. M. S. **Manutenção industrial: planejamento e controle.** 3. ed. São Paulo: Atlas, 2010.
18. KARDEC, A.; NASCIF, J. **Manutenção-função estratégica.** [S.l.]: Qualitymark Editora Ltda, 2001.
19. ALI, A.; ABDELHADI, A. **Condition-Based Monitoring and Maintenance: State of the Art Review.** Appl. Sci. 2022, 12, 688.
20. CARLOS, A. G., BATISTA, J. C. S. **Predictive maintenance of a reducer with contaminated oil under an excentrical load through vibration and oil analysis.** Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, v. 33, 2011.
21. PEREIRA, Alexandre De Lemos (Brasília). Senai (Org.). **Operação de Parques Eólicos:** Brasília: Cooperação Alemã, 2015. 60 slides, color.
22. REIS, Pedro. **Principais avarias eléctricas e mecânicas em Aerogeradores.** 2017. Elaborado pelo Portal Energia. Disponível em: < <https://www.portal-energia.com/principaisavarias-electricas-mecanicas-aerogeradores/> >. Acesso em: 10 abr. 2024.
23. BRUCE, Peter; BRUCE, Andrew. **Estatística Prática para Cientistas de Dados: 50 Conceitos Essenciais.** Tradução [da obra original Practical Statistics for Data Scientists]. Starlin Alta Editora e Consultoria Eireli, 2019.
24. BUSSAB, Wilton de O.; MORETTIN, Pedro A. **Estatística Básica.** 9. ed. São Paulo: Editora Saraiva, 2010.
25. FEIJOO, AMLC. Medidas separatrizes. In: **A pesquisa e a estatística na psicologia e na educação [online].** Rio de Janeiro: Centro Edelstein de Pesquisas Sociais, 2010.
26. SILVA, Jorge Luiz de Castro e; FERNANDES, Maria Wilda; ALMEIDA, Rosa Lúvia Freitas de. **Estatística e Probabilidade.** 3. ed. Fortaleza: EdUECE, 2015.

27. LIMA, Luís Fernando Maia et al. **A influência de outliers nos estudos métricos da informação: uma análise de dados univariados**. Em *Questão*, Porto Alegre, v. 24, 2018.
28. FIGUEIREDO FILHO, Dalson Britto; SILVA JÚNIOR, José Alexandre da. **Desvendando os Mistérios do Coeficiente de Correlação de Pearson (r)**. *Revista Política Hoje*, Recife, v. 18, n. 1, 2009.
29. SILVA, Igor Rodrigues Sousa; SILVA, Rogério Oliveira da. **Linguagem de Programação Python (Python Programming Language)**. *Revista Tecnologias em Projeção*, v. 10, n. 1, p. 55, 2019.
30. McKINNEY, Wes. **Python para Análise de Dados: Tratamento de Dados com Pandas, Numpy e IPython**. Tradução autorizada da edição em inglês de *Python for Data Analysis*, 2E. São Paulo: Novatec Editora, 2018
31. FORMIGONI, Philipe de Araújo Fernandes. **Python na análise de dados: estudo de caso com dados de acidentes aéreos no Brasil**. 2021. Projeto Final (Graduação em Engenharia de Produção) – Escola de Engenharia, Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2021.