57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

DETECÇÃO DO ERRO DE GUINADA (YAW) EM AEROGERADORES POR MEIO DE ANÁLISE DE DADOS SCADA, REGRESSÃO QUADRÁTICA E VALIDAÇÃO COM SENSOR ULTRASSÔNICO

Áleff J. S. S. de Souza, Leiva C. Oliveira, Paulo G. G. Queiroz
Graduate Program in Computer Science, Departament of Computing
Universidade Federal Rural do Semi-Árido, Av. Francisco Mota, 572, Mossoró - RN
aleffjonathan7@gmail.com, leiva.casemiro@ufersa.edu.br, pgabriel@ufersa.edu.br

Luiz A.M. Lima
Voltalia Energia do Brasil, R. do Passeio, 78-Centro, Rio de Janeiro – RJ
l.lima@voltalia.com

RESUMO

O controle de guinada (yaw) em aerogeradores otimiza a produção energética e protege componentes mecânicos. A precisão depende da medição do ângulo de guinada, comprometida pelo deslocamento do ponto zero do sensor, causando erros e perdas. Este trabalho propõe uma abordagem baseada em dados SCADA e regressão quadrática para diagnóstico do erro. Os dados são filtrados por faixa de velocidade do vento, e o ângulo é dividido em compartimentos, identificando o vértice da parábola como indicador do erro. Validada com sensores ultrassônicos (iSpin), a abordagem foi aplicada a turbinas no Rio Grande do Norte detectando desvios críticos (ex.: 9,48°) e casos exemplares (0,07°). A solução dispensa sensores avançados, reduzindo custos e oferecendo uma ferramenta acessível para parques eólicos. Alinhada à demanda por energias renováveis sustentáveis, a abordagem transforma dados operacionais em correções precisas, elevando eficiência e confiabilidade.

PALAVRAS CHAVE. Ponto Zero, Aerogeradores, Sistema de Guinada, Erro de Guinada, Análise de Dados.
AS&DS – Análise e Ciência de Dados, EN&OG – PO na Área de Energia, Óleo e Gás

ABSTRACT

Yaw control in wind turbines optimizes energy production and protects mechanical components from damage. The control accuracy depends on the quality of the yaw-angle measurement, which is compromised by the so-called sensor's zero-point position, causing errors and losses. This work proposes an approach based on SCADA data and quadratic regression for diagnosing the yaw error. The data filtering procedures in terms of i) wind speed range and ii) angle bins are used to identify the parabola-vertex as the error indicator. Validated with ultrasonic sensors (iSpin), the approach was applied in turbines at Rio Grande do Norte, detecting critical deviations (e.g., 9.48°) and exemplary cases (0.07°). The proposed approach eliminates the need for advanced sensor solutions, leading to cost reduction and offering an affordable tool for wind farms. Aligned with the demand for sustainable, renewable energy, the approach transforms operational data into precise corrections, increasing the efficiency and reliability of operations and maintenance routines.

KEYWORDS. Zero Point, Wind Generators, Yaw System, Yaw Error, Data Analysis.
AS&DS – Análise e Ciência de Dados, EN&OG – PO na Área de Energia, Óleo e Gás

1. Introdução

A energia eólica cresceu significativamente, mas a eficiência dos aerogeradores depende de um alinhamento preciso com o vento, feito pelo sistema de controle de guinada (yaw) [Girsang, 2015; Bowen, 2003]. Pequenos desvios nesse alinhamento podem reduzir a eficiência e causar falhas mecânicas [Bowen, 2003; Jeong et al., 2013]. Um problema comum é o erro de ponto zero do sensor, que faz com que ele não retorne à posição neutra, comprometendo assim a medição do ângulo de guinada[Dimitrov et al., 2019].

Em vez de usar sensores caros como LiDAR ou ultrassônicos [Demurtas e Janssen, 2016; Fleming et al., 2016], este estudo propõe uma abordagem baseada em dados, que aprimora o trabalho de Souza et al. (2024). A abordagem usa regressão quadrática para analisar a relação entre ângulo de guinada, velocidade do vento e potência. A precisão da abordagem foi validada usando dados de uma turbina com sensor ultrassônico iSpin, mostrando que é possível diagnosticar erros de ponto zero sem hardware adicional, tornando o processo mais acessível.

2. Abordagem para diagnóstico do erro de guinada

O sistema de guinada (yaw) alinha aerogeradores ao vento para maximizar a energia [Yang et al., 2021]. Contudo, falhas no ponto zero [Figura 1 (A,B)] do sensor de guinada causadas por desgaste ou má instalação, geram medições imprecisas. Isso desalinha a turbina, reduzindo sua potência [Wan e Sheng, 2015]. De acordo com a Lei de Betz, é possível estabelecer a relação entre potência (P), velocidade do vento (V) e ângulo de guinada (θ), da forma: $P = 1/2\ \rho V^3 CP\ [\cos(\theta)]^3$, em que ρ é a densidade do ar; CP é o coeficiente de potência e θ é o ângulo de guinada. Na prática, essa fórmula mostra que a performance ideal acontece com θ=0 [Betz, 2014], ver Figura 1(C).

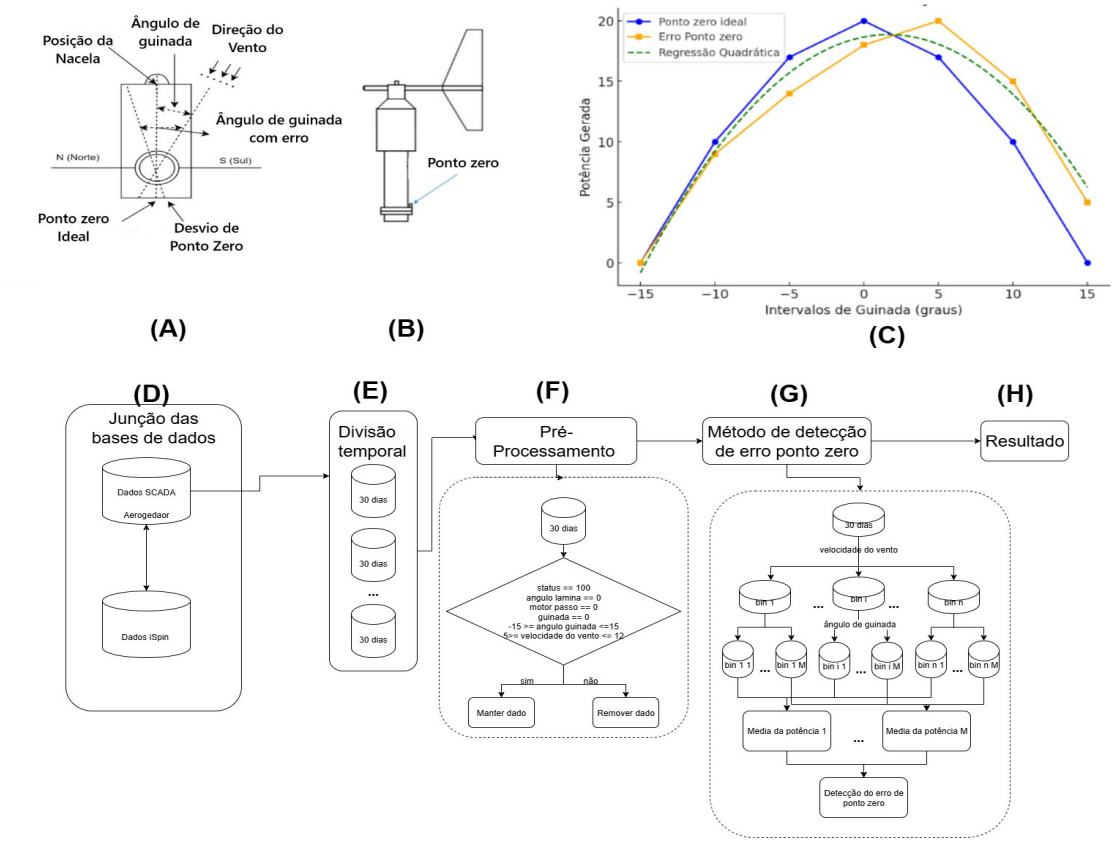


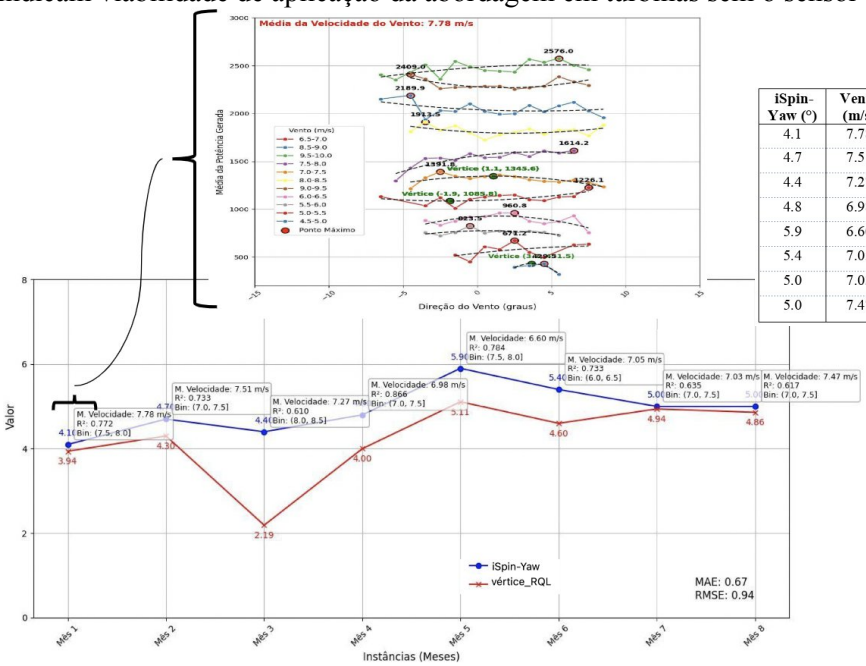
Figura 1: Esquema de medição do (A) ângulo de guinada com (B) sensor cata-vento. (C) Regressão Quadrática em relação a curvas de potência com e sem erro de ponto zero. Fluxo de processamento para a detecção do erro de ponto zero em dados SCADA e iSpin de aerogeradores: (D) dados SCADA e iSpin do aerogerador são combinados em um conjunto de dados unificado (D). (E) Divisão de dados com base no tempo. (F) Filtragem dos dados relevantes. (G) Aplicação da abordagem com análise da distribuição de potência em compartimentos [subfigura (C)] e (H) geração de resultados.

A abordagem de diagnóstico de erro de guinada, conforme a Figura 1, analisa a potência gerada em compartimentos de vento e ângulo [Pei, 2018]. A premissa é que a potência depende unicamente da velocidade e do ângulo de guinada. Para garantir a confiabilidade, os dados do SCADA são pré-processados para eliminar interferências. Após o pré-processamento, os dados são organizados em faixas de velocidade do vento e ângulo de guinada. Para cada grupo, a média de potência é calculada. Em seguida, um modelo de Regressão Linear Quadrática (RLQ) é aplicado a cada faixa de velocidade. O vértice da parábola resultante (vértice_RLQ) é usado para identificar o ângulo de guinada mais eficiente, conforme ilustrado na Figura 1(C).

Para garantir a confiabilidade dos resultados, os ângulos ideais da RLQ são comparados com os dados de um sensor ultrassônico iSpin. Este sensor é considerado um padrão de referência por sua alta precisão e por ser imune a erros de ponto zero. Montado na ponta do rotor, o iSpin mede a velocidade e direção do vento com ondas ultrassônicas antes que o fluxo seja perturbado pelas pás, evitando as interferências comuns de outros sensores [Fraden, 2016; Demurtas e Janssen, 2016]. A validação confirmou que os erros encontrados pela RLQ são consistentes com as medições do sensor ultrassônico, o que reforça a precisão da abordagem.

3. Validação e Aplicação da Abordagem em Turbina com Sensor Ultrassônico

A abordagem foi aplicada em aerogeradores equipados com iSpin. A análise de oito períodos (Figura 2) comparou o erro previsto pela abordagem com o valor real medido pelo sensor iSpin. Para garantir a precisão, a seleção do vértice_RLQ priorizou o intervalo de velocidade do vento com a melhor correlação (R^2) e descartaram-se erros superiores a ±15 graus. Os resultados indicam viabilidade de aplicação da abordagem em turbinas sem o sensor ultrassônico.



iSpin-Yaw (°)	Vento (m/s)	vértice_RLQ	R^2	Intervalo de Velocidade
4.1	7.78	3.94	0.772	(7.5, 8.0]
4.7	7.51	4.30	0.733	(7.0, 7.5]
4.4	7.27	2.19	0.610	(8.0, 8.5]
4.8	6.98	4.00	0.866	(7.0, 7.5]
5.9	6.60	5.11	0.784	(7.5, 8.0]
5.4	7.05	4.60	0.733	(6.0, 6.5]
5.0	7.03	4.94	0.635	(7.0, 7.5]
5.0	7.47	4.86	0.617	(7.0, 7.5]

Figura 2: Comparação das previsões do vértice_RLQ e iSPin. Destaque para a análise de pontência em compartimentos (vento & ângulo) para o primeiro período. Resultado completo indicado.

4. Resultados e Aplicação da Abordagem em Turbina sem Sensor Ultrassônico

Após a validação, a abordagem foi aplicada em 16 turbinas operacionais sem o sensor ultrassônico. Para cada turbina, foram analisados dados de quatro meses e calculado o "Erro Médio de Ponto Zero", que é a média aritmética dos erros identificados. O objetivo foi otimizar a eficiência do parque eólico, priorizando intervenções técnicas nas turbinas mais necessitadas.

A análise do desempenho das turbinas (ver Tavela 1) revela três grupos distintos de alinhamento. Seis turbinas (2, 10, 12, 13, 15 e 16) estão bem alinhadas, com erros mínimos variando de -0,21° a 0,82°. A Turbina 13 com desvio de 0,07° e a Turbina 2 com -0,01°, são

exemplos de excelência. Em contraste, outras seis turbinas (3, 4, 6, 8, 9 e 11) apresentam desalinhamentos graves, com erros entre 4,38° e 9,48°. A Turbina 3, com um desvio crítico de 9,48°, precisa de intervenção urgente para evitar perdas significativas de eficiência. Por fim, as Turbinas 5, 7 e 14 estão em uma zona intermediária, com erros moderados entre 2,57° e 2,89°. Essa categorização permite que os recursos sejam direcionados de forma eficiente, priorizando as turbinas mais desalinhadas.

Tabela 1: Resultado geral das turbinas

Turbina	Média Velocidade de vento	Média Erro de Ponto Zero	Turbina	Média Velocidade de vento	Média Erro de Ponto Zero
1	7.36	-4.94	9	6.68	4.64
2	6.73	-0.01	10	6.86	-0.21
3	7.59	9.48	11	7.47	5.93
4	6.84	4.83	12	7.41	0.30
5	7.65	2.57	13	6.22	0.07
6	7.55	4.38	14	6.92	2.89
7	7.56	2.79	15	7.76	0.82
8	7.14	4.98	16	7.67	0.11

5. Considerações Finais

O estudo enfatiza a importância do controle de guinada para a eficiência de aerogeradores, destacando que erros de ponto zero do sensor causam perdas significativas. A solução proposta utiliza dados do SCADA e regressão quadrática para diagnosticar esses desvios, mesmo em turbinas sem sensores avançados. Aplicada em 16 turbinas no Rio Grande do Norte, a abordagem identificou desalinhamentos de 0,3° a 9,48°. Essa abordagem de baixo custo aumenta a confiabilidade dos equipamentos e abre portas para o uso de Machine Learning. Em essência, o trabalho demonstra que a análise de dados pode otimizar a eficiência e a sustentabilidade dos parques eólicos.

Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer ao CNPq, CAPES, UFERSA e Voltalia Energia do Brasil pelo apoio financeiro concedido a pesquisa.

Referências

Bowen, N. and Zakay, I. R. (2003). The field performance of a remote 10kw wind turbine. *Renewable Energy*, 28:13–33.

Demurtas, G. and Janssen, N. (2016). An innovative method to calibrate a spinner anemometer without the use of yaw position sensor. *Wind Energy Science*, 1:143–152.

Dimitrov, N. and et al. (2019). Wind turbine load validation using lidar-based wind retrievals. *Wind Energy*, 22:1512–1533.

Fleming, P. and et al. (2016). Detailed field test of yaw-based wake steering. In *Journal of Physics: Conference Series*, volume 753, p. 052003.

Fraden, J. (2016). *Handbook of Modern Sensors: Physics, Designs, and Applications. Springer*, New York, 5 edition.

Girsang, D. J. and P., I. (2015). Pitch controller for wind turbine load mitigation through consideration of yaw misalignment. *Mechatronics*, 32:44–58.

Pei, Z. and et al (2018). Data-driven method for wind turbine yaw angle sensor zero-point shifting fault detection. *Energies*, 11:553.

Wan, L. and et al. (2015). Effects of yaw error on wind turbine running characteristics based on the equivalent wind speed model. *Energies*, 8:6286–6301.

Yang, J. and et al. (2021). Review of control strategy of large horizontal-axis wind turbines yaw system. *Wind Energy*, 24(2):97–115.