

## SISTEMAS DE MONITORAMENTO DE CONDIÇÃO EM USINAS EÓLICAS

Fernanda de Melo Barreto (fernanda\_mbarreto@hotmail.com) – PEP, UFRN

Maria Luiza Azevedo de Medeiros (maluizamedeiros@gmail.com) – PEP, UFRN

Marllen Aylla Teixeira dos Santos (marllenylla@hotmail.com) – PEP, UFRN

Mario Orestes Aguirre González (mario@ct.ufrn.br) – PEP, UFRN

Everton Ranielly Sousa Cavalcante (evertonranielly@gmail.com) – DIMAP, UFRN

Marrison Gabriel Guedes de Souza (marrisongabriel@yahoo.com.br) – PEP, UFRN

Marcus Eduardo Costa Souto (marcus.costasouto@gmail.com) – PEP, UFRN

### RESUMO

*O desempenho das usinas eólicas possui um papel primordial para a competitividade da indústria eólica no Brasil e no mundo. A ocorrência de falhas nesse tipo de usina pode resultar em consideráveis perdas de geração de energia e comprometer a viabilidade econômica do negócio. A Internet das Coisas possibilita o monitoramento contínuo dos fatores que afetam a disponibilidade e a eficiência das turbinas eólicas por meio de Sistemas de Monitoramento de Condição (Condition Monitoring System - CMS), que permitem a detecção precoce de falhas. Um CMS fornece dados detalhados do desempenho de cada turbina, que são utilizados para otimização da manutenção. O objetivo deste artigo é listar as abordagens mais recentes de Sistemas de Monitoramento de Condição de turbinas eólicas, observando: a integração à rede, o tipo de teste para coleta de dados, as ferramentas / parâmetros de coleta, as ferramentas de detecção / diagnóstico e o objeto de análise. Para tanto foi realizada uma revisão bibliográfica sistemática dos artigos publicados em periódicos entre 2015 e 2017. Foram selecionados 44 artigos. O procedimento da pesquisa consistiu em 5 etapas: (1) formulação do problema, (2) elaboração do protocolo de pesquisa, (3) pesquisa e seleção de artigos, (4) extração das informações e (5) elaboração do framework. Como resultado, é proposto um framework com os elementos que devem ser considerados no desenvolvimento de um CMS adequado à realidade do Brasil.*

*Palavras-chave: Internet das Coisas, Sistema de Monitoramento de Condição, Turbina Eólica.*

*Área: Potencial da Internet of Things (IoT) e soluções de TIC para o desenvolvimento de produtos e serviços*

### 1. INTRODUÇÃO

O crescente uso da energia eólica no Brasil tem sido de grande valia para o alcance das metas fixadas pelo Governo relativas à diversificação da matriz elétrica, bem como para o alcance da segurança energética, aspecto estratégico para o posicionamento do país no cenário global.

A indisponibilidade dos subsistemas que compõem as usinas acarreta prejuízos consideráveis. Esse fato denota que gerar energia de forma mais eficiente tendo disponíveis os mesmos recursos eólicos é um desafio inerente à atividade. Para tanto, é necessário um planejamento criterioso das manutenções e esse tipo de planejamento só é possível mediante o acompanhamento efetivo do desempenho das usinas.

Assim sendo, a Internet das Coisas (ou IoT, do inglês *Internet of Things*), devido à sinergia entre evolução tecnológica e necessidade de mercado, surge como um elemento chave que permite interligar os mais diversos componentes de uma cadeia de maneira inteligente, fornecendo uma série de vantagens que aumentam a interconectividade, a disponibilidade de dados e uma série de fatores que permitem, por fim, o aumento da eficiência operacional das usinas.

A IoT é um paradigma recente de Computação que preconiza um mundo de objetos físicos (“coisas”) embarcados com sensores e atuadores, conectados por redes sem fio e que se comunicam usando a Internet, moldando uma rede de objetos inteligentes capazes de realizar os mais variados processamentos, capturar variáveis ambientais e reagir a estímulos externos (ATZORI; IERA; MORABITO, 2010; BORGIA, 2014). Esses objetos interconectam-se entre si e com outros recursos (físicos ou virtuais) e podem ser identificados, controlados e monitorados através da Internet, provendo informações de valor agregado e funcionalidades a usuários finais e/ou aplicações de diversos domínios, tais como energia, meio ambiente, logística, indústria, saúde, comércio, transporte, serviços, dentre outros.

Em usinas eólicas, a interconectividade característica da IoT torna-se possível por meio dos chamados Sistemas de Monitoramento de Condição (*Condition Monitoring System - CMS*), na medida em que fornecem informações em tempo real acerca das condições das turbinas, possibilitando o desenvolvimento de um plano ótimo para as atividades de manutenção, viabilizando a criação de um modelo de processo a ser replicado nas mais diversas condições, possibilitando a previsão de falhas e minimizando o risco de paradas inesperadas.

Isso posto, o presente artigo objetiva listar as abordagens mais recentes de Sistemas de Monitoramento de Condição de turbinas eólicas, observando: a integração à rede, o tipo de teste para coleta de dados, as ferramentas / parâmetros de coleta, as ferramentas de detecção / diagnóstico e o objeto de análise.

## 2. MÉTODO

Este artigo é do tipo teórico-conceitual, visto que utiliza como método de pesquisa uma Revisão Bibliográfica Sistemática (PAI et al. 2004), seguida por uma análise estruturada do conteúdo publicado sobre o assunto entre 2015 e 2017. A pesquisa é exploratória e possui abordagem qualitativa. A análise realizada foi indutiva, visto que seguiu um critério de inferência.

O procedimento de pesquisa foi realizado em 5 etapas, com base em González e Toledo (2012): (1) **Formulação do problema** – A questão de pesquisa que motivou a elaboração deste artigo foi: Que fatores devem ser considerados para o desenvolvimento de um CMS adequado para as usinas eólicas do Brasil? (2) **Elaboração do protocolo de pesquisa** – Uma pesquisa preliminar foi realizada na biblioteca virtual de teses com as palavras-chave: sistema de monitoramento de condição e usina eólica. Em seguida, foram definidas as palavras-chave: Sistema de monitoramento de condição, turbina eólica, usina eólico e energia eólica. (3) **Pesquisa e seleção de artigos** – O levantamento dos artigos foi realizado no Portal de Periódicos Capes. Os artigos encontrados foram submetidos a um processo de triagem e permaneceram como fonte para elaboração do *framework* aqueles que atendem aos critérios de elegibilidade definidos. Esta etapa foi constituída por três passos: leitura dos resumos (122 artigos), leitura dos artigos completos (78 artigos), extração das informações (55 artigos). (4) **Extração das informações** – Dados relevantes foram extraídos e a informação foi incorporada no texto da RBS. (5) **Elaboração do *framework*** – A análise e interpretação das informações coletadas teve como objetivo a construção de um *framework* que contém os

elementos que devem ser considerados no desenvolvimento de um CMS para as usinas eólicas do Brasil.

### 3. SISTEMAS DE MONITORAMENTO DE CONDIÇÃO EM USINAS EÓLICAS

#### 3.1. Classificação dos CMS

De uma maneira geral, o monitoramento de condições segue uma mesma sequência lógica, que deve abranger (Tabela 1): (i) Aquisição dos dados – Recebimento e distribuição dos dados aos meios de processamento pertinentes; (ii) Processamento / mineração de dados – Conversão dos dados crus recebidos em sinais digitalizados e indicativos da saúde do sistema; (iii) Classificação – interpretação dos sinais como relevantes ou não; (iv) Diagnóstico – análise mais específica acerca das condições do sistema.

**Tabela 1. Classificação do Sistema de Condicionamento de Condição (CMS). Fonte: elaboração própria.**

Integração à rede	Testes para coleta de dados	Ferramentas / Parâmetros de coleta	Ferramentas de detecção e/ou diagnóstico	Objeto de análise
On-line ou Off-line	Destrutivo	Análise de vibração	Redes Neurais Artificiais (ANN) Lógica Fuzzy <i>Wavelet transformation</i> (EWT) <i>Wigner-Ville distribution</i> (WVD) <i>Empirical mode decomposition</i> (EMD) <i>Local Mean Decomposition</i> (LMD) <i>Intrinsic Time-scale Decomposition</i> (ITD) <i>Intrinsic characteristic-scale decomposition</i> (ICD) <i>Short- Time Fourier Transform</i> (STFT) Análise de falhas	Pás Gearbox Gerador Rolamentos Sistemas mecânicos Controle de pitch
		Análise de óleo		
		Medição de tensão de cisalhamento		
		Sinais elétricos		
	Não-destrutivo	Parâmetros do processo		
		Medições de temperatura		
		Emissão acústica		
		Termografia		
		Emissões ultrassônicas		
		Fibras óticas		
		Lasers		
		Qualidade da energia gerada		
		Inspeção radiográfica		
		Sistemas embarcados		

Konstantinidis e Botsaris (2016) estabelecem que um CMS pode ter dois tipos de integração à rede: off-line e on-line. Nos sistemas off-line, os dados são coletados a intervalos regulares, utilizando sistemas de medição não interligados às turbinas. Já os sistemas on-line, interligados à rede, fornecem dados em tempo real, como ocorre no SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition).

De acordo com Tchakoua et al. (2014), os subsistemas do CMS podem ser classificados de acordo com o teste para coleta de dados (destrutivos ou não destrutivos). O teste destrutivo é uma forma de teste mecânico em que características específicas do material podem ser avaliadas quantitativamente. Geralmente são realizados com mais facilidade e produzem dados adicionais que são mais fáceis de interpretar do que em testes não destrutivos. Esses geralmente são feitos para determinar a ausência ou presença de condições ou discontinuidades que possam ter efeito sobre o objeto monitorado.

As ferramentas / parâmetros de coleta relacionadas aos testes de caráter destrutivo são: análise de vibração, análise de óleo, medição da tensão de cisalhamento à qual o sistema está exposto e efeitos elétricos. Nos testes de caráter não-destrutivo observa-se: parâmetros do processo, medições de temperatura, emissões acústicas, termografia, emissões ultrassônicas, fibra ótica,

qualidade da energia gerada, emissões de lasers, inspeção radiográfica e sistemas embarcados (KONSTANTINIDIS e BOTSARIS, 2016; ROMERO et al., 2016).

As ferramentas de detecção / diagnóstico divergem de acordo com a respectiva ferramenta de coleta. Os dados são processados, convertidos e traduzidos para sinais digitalizados que servem de entrada na análise das condições do sistema. Para isso, algoritmos complexos atuam como tradutores dos dados brutos recebidos, tratando e minerando-os no intuito de fornecer um indicativo da saúde (ou não) do sistema. Posteriormente, tem-se um diagnóstico mais detalhado, com descrição da falha, riscos e/ou ação a ser tomada. O detalhamento do diagnóstico é condicionado pelo algoritmo utilizado e, principalmente, pelo modelo utilizado para aquisição dos resultados.

Quanto ao objeto de análise, os CMS são utilizados para monitoramento de condição em pás, gearbox, gerador, rolamentos, sistemas mecânicos e controle de *pitch*.

## **3.2. Aplicações recentes de CMS em usinas eólicas**

### **3.2.1.1. Testes destrutivos**

#### **3.2.1.1.1. Análise de vibração**

A análise de vibração é uma das mais populares e úteis abordagens utilizadas nos CMS (AZEVEDO; ARAÚJO; BOUCHONNEAU, 2016; LEE et al., 2015; MAHESWARI; UMAMAHESWARI, 2017; MÉRIGAUD; RINGWOOD, 2016). A dificuldade desse tipo de análise concentra-se no processamento dos dados, pois em muitos casos, sinais de vibração não-estacionários de falha fraca com uma grande quantidade de ruído tornam essa tarefa desafiadora. Também não é possível prever se e quando as falhas ocorrerão e nem quando esperar pela falha completa (se ela já foi detectada).

Outro fator limitante pode ser a posição dos sensores instalados, pois os sinais indicativos de falhas (*fault signature*) geralmente estão presentes nas vibrações medidas exatamente no entorno da aparência da falha (CHEN et al., 2016a; ESU et al., 2016; PERIŠIĆ; KIRKEGAARD; PEDERSEN, 2015).

No trabalho de Alkhadefe, Al-Habaibeh e Lotfi (2016), verificou-se sinais sensoriais de vibração no *gearbox*. Os sensores mais sensíveis às falhas foram os mais próximos à caixa do mancal. O estudo de Romero et al. (2016) usou acelerômetros, capazes de detectar vibrações em pequenos defeitos, montados em locais específicos na máquina. O estudo mostra que em comparação com a análise de óleo, a análise de vibração pode detectar falhas dentro e fora da *gearbox* e pode ser usada para monitoramento *on-line* sem incidir em altos custos.

#### **3.2.1.1.2. Análise de óleo**

As falhas mais comuns no *gearbox* se manifestam, potencialmente, em um desvio nas medições dos valores de temperatura do óleo da engrenagem e do óleo de lubrificação. Os modelos normais de comportamento para as temperaturas do óleo de lubrificação e de rolamento da *gearbox* são utilizados para obter a indicação de sua condição. A análise pode ser útil para avaliar a qualidade e o desempenho do próprio lubrificante, ou para caracterizar a degradação das peças rotativas através da detecção de partículas suspensas no óleo (BANGALORE et al., 2017; MÉRIGAUD; RINGWOOD, 2016).

May, Mcmillan e Thöns (2015) ressaltam que o óleo executa funções essenciais para o *gearbox*, geradores e rolamentos e é monitorado por vários canais que lidam com temperatura, pressão e *status* do filtro do óleo. No entanto, a maioria dos métodos de análise são *offline*,

não permitindo a análise em tempo real. O método proposto pelos autores consiste no uso de sensores de corrente dielétrica que monitoraram uma mudança nas propriedades eletromagnéticas do óleo e uma estimativa da quantidade de detritos.

### **3.2.1.1.3. Efeitos elétricos**

A análise elétrica, isto é, a análise da corrente ou da potência no gerador, apresenta uma alternativa barata à medição direta da vibração ou do torque dentro da *gearbox*. No entanto, ela necessita de outras técnicas adicionais, que utilizem, por exemplo, vibração, tensão, temperatura e velocidade, uma vez que a sua capacidade de detecção não abrange todos os modos de falhas potenciais (MARUGÁN; MÁRQUEZ; PÉREZ, 2016; MÉRIGAUD; RINGWOOD, 2016).

May, Mcmillan e Thöns (2015) afirmam que a análise elétrica envolve o uso de sensores piezoelétricos para registrar a liberação da energia elástica armazenada durante a fissuração e deformação. A energia é liberada na forma de ondas de alta energia que estão fora da faixa audível. Os sinais podem ser categorizados por sua amplitude no tipo de dano que ocorre e, quando vários sensores são usados, o dano pode ser localizado com precisão.

### **3.2.1.2. Testes não destrutivos**

#### **3.2.1.2.1. Emissões ultrassônicas**

Esta técnica analisa a medida do amortecimento de um sinal ultrassônico. O sensor envia e recebe um sinal através de uma guia de fio (com baixa atenuação acústica) que é medida para determinar se há alguma variação no sinal produzido pelo aparecimento de gelo (PÉREZ; MÁRQUEZ; HERNÁNDEZ, 2016).

#### **3.2.1.2.2. Inspeção visual**

Sistemas de fibra óptica têm sido utilizados em pás eólicas para medir a tensão. (MAY; MCMILLAN; THÖNS, 2015). A reflexão interna total a partir do interior da superfície pode ocorrer quando a luz passa de um meio com alto índice de refração para um com índice de refração mais baixo. Se não houver gelo no ponto em que a refração interna total é produzida, a luz será refletida. Outra forma de inspeção visual é a medição direta da luz refletida, em que a luz refletida ou emitida a partir de uma fonte é medida e mediante a presença de gelo ocorre uma variação na luz refletida (PÉREZ; MÁRQUEZ; HERNÁNDEZ, 2016).

#### **3.2.1.2.3. Emissão acústica**

O monitoramento acústico é semelhante ao monitoramento de vibração. No entanto, existem algumas diferenças. Os sensores de vibração registram o movimento local, enquanto que os acústicos "ouvem" o componente através de medidores de nível sonoro. (AZEVEDO; ARAÚJO; BOUCHONNEAU, 2016).

Muñoz e Márquez (2016) utilizaram sinais de emissão acústica coletados pela aplicação de sensores de composição de macrofibra para detectar e localizar rachaduras na superfície das pás. A abordagem detecta a localização da emissão acústica com alta precisão, sendo 9 mm o erro máximo registrado. Existem condições que afetam a precisão da localização da fonte de emissão, por exemplo, o tipo de material compósito, a sensibilidade dos transdutores, o ruído ambiental e falsos positivos devido a impactos na peça. O estudo mostrou que a emissão acústica aponta resultados reais da condição das pás. Falhas de rachadura, corrosão e arranhão

podem ser detectadas suficientemente cedo pelo CMS através da emissão acústica (LUENGO; KOLIOS, 2015)

### 3.2.1.2.4. Temperatura

A temperatura, embora não seja um indicador suficientemente independente para um CMS em tempo real, pode ser explorada de forma útil juntamente com outros dados para melhorar a confiabilidade do diagnóstico (MÉRIGAUD; RINGWOOD, 2016). As turbinas eólicas devem ter um sistema de detecção de gelo correto para prever quando esse aparece na estrutura. As medições geralmente são feitas na nacele, que geram falsos alarmes quando o volume de gelo varia de forma radial e através da pá. A detecção de gelo ajuda a aumentar a segurança, reduzir os tempos de inatividade, aumentar a confiabilidade, disponibilidade e produção de energia e diminuir os custos associados às falhas causadas.

As técnicas de detecção de gelo podem ser categorizadas como técnicas diretas, realizadas na superfície da turbina eólica analisada (medição da frequência de ressonância; amortecimento de ondas ultrassônicas; técnicas de medição óptica; medição do amortecimento de vibração de um diafragma) e indiretas: aquisição de dados e comparação com dados históricos (diferença na potência real e esperada, comparação de anemômetros aquecidos e não aquecidos, mapas de previsão de probabilidade de gelo e geada) (MUÑOZ; MÁRQUEZ; TOMÁS, 2016; PÉREZ; MÁRQUEZ; HERNÁNDEZ, 2016).

### 3.3. Objeto de análise

A Tab. 2 contém a compilação das pesquisas por objeto de análise. Observou-se que os estudos focam nos componentes responsáveis pelos maiores índices de ocorrência de falhas.

**Tabela 2. Objeto de análise das pesquisas. Fonte: elaboração própria.**

<b>Autor</b>	<b>CMS</b>
Alkhadafe, Al-Habaibeh e Lotfi (2016); Bangalore et al. (2017); Bangalore e Tjernberg (2015); Cao et al. (2016); Teng et al. (2016); Ha et al. (2016); Odgaard e Stoustrup (2015); Romero et al. (2016); Singh et al. (2015); Yang e Tian (2015); May, McMillan e Thöns (2015); Wang, Ma e Joyce (2016)	<i>Gearbox</i>
Yang et al. (2016); Straczkiewicz, Czop e Barszcz (2015); Azevedo, Araújo e Bouchonneau (2016); Yang e Tian (2015); Irfan et al. (2015); Chen et al. (2016b); Wang, Ma e Joyce (2016)	Rolamentos
Maheswari e Umamaheswari (2017); May, McMillan e Thöns (2015); Chen et al. (2016a); Simm et al. (2016); Wang, Ma e Joyce (2016); Márquez et al. (2016); Perišić, Kirkegaard e Pedersen (2015)	<i>Drivetrain</i>
May, McMillan e Thöns (2015); Wang et al. (2016); Márquez et al. (2016)	Gerador
Tang et al. (2016); Worms et al. (2017); Oh et al. (2015a); Esu et al. (2016); Perez et al. (2016); Muñoz, Márquez e Tomás (2016); Muñoz e Márquez (2016); Muñoz, Jiménez e Márquez (2017); Lee et al. (2015); May, McMillan e Thöns (2015); Kusnick, Adams e Griffith (2015); Wang, Ma e Joyce (2016); Márquez et al. (2016)	Pás do rotor
Bi, Zhou e Hepburn (2017); Vidal et al. (2015); Oh et al. (2015b); May, McMillan e Thöns (2015); Mücke et al. (2015)	<i>Pitch</i>
Mücke et al. (2015)	<i>Yaw</i>
Wang et al. (2017); Márquez et al. (2016)	Torre
Wang et al. (2017); Márquez et al. (2016)	Fundação
Ahmed e Kim (2016); Dai et al. (2017); Kusnick, Adams e Griffith (2015); Wang et al. (2017)	Nacele
Marugán, Márquez e Pérez (2016); Ossai, Boswell e Davies (2016); Cross e Ma (2015); Konstantinidis e Botsaris (2016); Liu et al. (2015); Luengo e Kolios (2015); Ambuhl e Sorensen (2017); Tchakoua et al. (2014)	Geral

### 3.4. Ferramentas de detecção / diagnóstico

As pesquisas de Alkhadafe, Al-Habaibeh e Lotfi (2016); Bangalore e Tjernberg. (2015) e Wang, Ma e Joyce (2016) utilizam abordagens baseadas em Redes Neurais Artificiais (ANN)

para tratamento dos dados, respectivamente direcionadas para CMSs nas engrenagens e nos *main components* das turbinas. Liu et al. (2015) apontam a dificuldade de analisar a correlação entre as causas e os mecanismos de falhas no sistema de controle de *pitch* simplesmente através de modelos matemáticos, devido à complexidade e ambiguidade. No entanto, indica o uso do método *fuzzy* combinado com a árvore de falhas como sendo uma boa solução para o sistema, seja ele operado nas mais diversas condições.

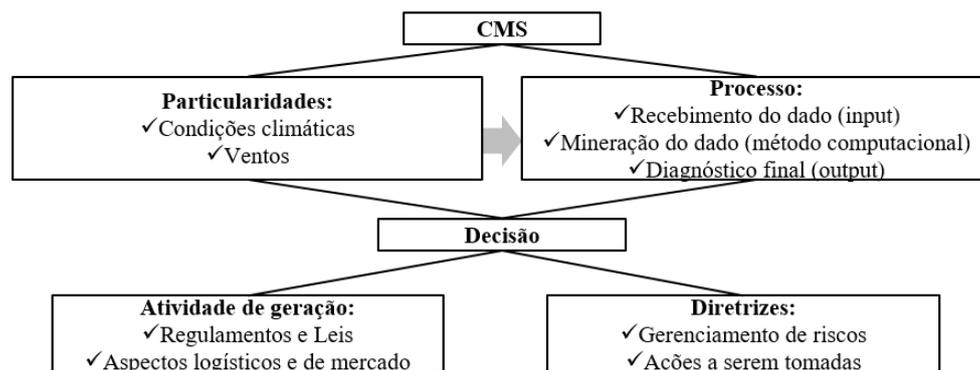
Cross e Ma (2015) abordam a interrelação entre as redes neurais artificiais (ANN) e o método *fuzzy* de tratamento de dados como sendo técnicas particularmente adequadas para a aplicação em análise de vibração, por serem robustas frente aos resultados incompletos, turbulentos (com ruídos) e incertos característicos dessa análise. Bangalore et al. (2017), em seu trabalho, desenvolvem um modelo que utiliza a combinação de ambos os métodos.

Romero et al. (2016) elucidam a natureza não-estacionária e não-linear das vibrações emitidas na engrenagem e nos rolamentos da turbina, apontando métodos de tempo-frequência são necessários tal qual a transformada de Wavelet (EWT). Chen et al. (2016a), por sua vez, validam o método através de dois casos experimentais, desenvolvendo com base nisso um modelo proposto para identificação de falhas nos rolamentos do *gearbox*. A ferramenta é também utilizada juntamente com as transformadas de Fourier, nos estudos de Alkhadefe, Al-Habaibeh e Lotfi (2016) para validação dos sensores mais acurados.

#### 4. FRAMEWORK

O *framework* proposto (Figura 1) evidencia alguns aspectos relevantes particulares ao contexto brasileiro que devem ser considerados na elaboração de um CMS. Primeiro, destaca-se como particularidades locais as condições climáticas e características de vento no Brasil, visto que as turbinas eólicas foram projetadas para climas mais amenos e condições de vento menos severas para a máquina, se comparadas às do Brasil (as quais, vale salientar, resultam em maiores índices de paradas e comprometem a eficiência da máquina). Dessa forma, faz-se necessário um CMS que enfatize em seus métodos computacionais uma análise das falhas mais recorrentes nas usinas eólicas locais. Assim, o processo de iteração do CMS pode obter os *inputs* mais relevantes para a análise, para que possa propiciar um diagnóstico útil e relevante para a tomada de decisão.

**Figura 1. Framework para desenvolvimento de um CMS para as usinas eólicas brasileiras. Fonte: Elaboração própria.**



Ainda sobre o processo de tomada de decisão, é importante considerar também a legislação e regulamentos, peculiares aos aspectos logísticos e mercadológicos que permeiam a atividade de geração eólica, dando ênfase ao monitoramento das variáveis de controle que sejam mais críticas para o negócio. Assim, com a informação antecipada em mãos, juntamente com as diretrizes acerca dos riscos aceitáveis (considerados no plano de manutenção), chega-se a uma ação ótima a ser tomada, particular ao contexto local.

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O artigo se propôs a realizar uma revisão bibliográfica sistemática sobre o tema de sistema de monitoramento de condições em usinas eólicas. Verificou-se como objeto de análise mais citados pelos autores, as pás do rotor. As análises são voltadas para vibrações, podendo ser baseadas em redes neurais artificiais.

A partir da execução do método, foi elaborado como resultado um *framework* que compila os aspectos relevantes acerca do tema e aqueles que devem ser considerados para elaboração de um CMS específico para a realidade do Brasil. O CMS, por envolver, além de outras coisas, a detecção antecipada de falhas do sistema, mostra-se como uma ferramenta altamente viável para replicação na realidade brasileira, na qual as turbinas, projetadas para climas mais amenos e condições menos severas do vento para com a máquina, são mais expostas a falhas ligadas a essas condições.

O desenvolvimento futuro desta pesquisa inclui uma pesquisa de campo para investigar as falhas que ocorrem nos parques eólicos brasileiros, verificando se esses condizem com os encontrados nessa pesquisa e a partir do *framework* proposto, desenvolver e modelar esse CMS.

## REFERÊNCIAS

- AHMED, M. A.; KIM, Y. Wireless communication architectures based on data aggregation for internal monitoring of large-scale wind turbines. v. 12, n. 8, 2016.
- ALKHADAFE, H.; AL-HABAIBEH, A.; LOTFI, A. Condition monitoring of helical gears using automated selection of features and sensors. *Measurement*, v. 93, p. 164–177, 2016.
- ATZORI, L.; IERA, A.; MORABITO, G. The Internet of Things: A survey. *Computer Networks*, v. 54, n. 15, p. 278–2805, 2010.
- AZEVEDO, H.; ARAÚJO, A.; BOUCHONNEAU, N. A review of wind turbine bearing condition monitoring: State of the art and challenges. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 56, p. 368–379, 2016.
- BANGALORE P, TJERNBERG LB. An artificial neural network approach for early fault detection of gearbox bearings. *IEEE Transactions on Smart Grid*; 6(2): 980–987, 2015.
- BANGALORE, P. et al. An artificial neural network-based condition monitoring method for wind turbines, with application. 2017.
- BI, R.; ZHOU, C.; HEPBURN, D. M. Detection and classification of faults in pitch-regulated wind turbine generators using normal behaviour models based on performance curves. *Renewable Energy*, v. 105, p. 674–688, 2017.
- BORGIA, E. The Internet of Things vision: Key features, applications and open issues. *Computer Communications*, v. 54, n. 1, p. 1–31, 2014.
- CAO, M. et al. Study of Wind Turbine Fault Diagnosis Based on Unscented Kalman Filter and SCADA Data. 2016.
- CHEN, J. et al. Generator bearing fault diagnosis for wind turbine via empirical wavelet transform using measured vibration signals. *Renewable Energy*, v. 89, p. 80–92, 2016a.
- CHEN, J. et al. Customized maximal-overlap multiwavelet denoising with data-driven group threshold for condition monitoring of rolling mill drivetrain. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 68–69, p. 44–67, 2016b.

- CROSS, P.; MA, X. Model-based and Fuzzy Logic Approaches to Condition Monitoring of Operational Wind Turbines. v. 12, n. February, p. 25–34, 2015.
- DAI, J. et al. Ageing assessment of a wind turbine over time by interpreting wind farm SCADA data. *Renewable Energy*, p. 1–10, 2017.
- ESU, O. O. et al. Feasibility of a fully autonomous wireless monitoring system for a wind turbine blade. *Renewable Energy*, v. 97, p. 89–96, 2016.
- GONZÁLEZ, M. O. A.; TOLEDO, J. C., 2012. A integração do cliente no processo de desenvolvimento de produto: revisão bibliográfica sistemática e temas para pesquisa. *Produção*. 22 (1), 14-26.
- HA, J. M. et al. Autocorrelation-based time synchronous averaging for condition monitoring of planetary gearboxes in wind turbines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 70–71, p. 161–175, 2016.
- IRFAN, M. et al. An on-line condition monitoring system for induction motors via instantaneous power analysis †. v. 29, n. 4, p. 1483–1492, 2015.
- KONSTANTINIDIS, E. I.; BOTSARIS, P. N. Wind turbines: current status, obstacles, trends and technologies. 2016.
- KUSNICK, J.; ADAMS, D. E.; GRIFFITH, D. T. Wind turbine rotor imbalance detection using nacelle and blade measurements. n. January 2014, p. 267–276, 2015.
- LEE, J. et al. Transformation algorithm of wind turbine blade moment signals for blade condition monitoring. *Renewable Energy*, v. 79, p. 209–218, 2015.
- LIU, W. Y. et al. The structure healthy condition monitoring and fault diagnosis methods in wind turbines: A review. v. 44, p. 466–472, 2015.
- LUENGO, M. M.; KOLIOS, A. Failure Mode Identification and End of Life Scenarios of Offshore Wind Turbines: A Review. p. 8339–8354, 2015.
- MAHESWARI, R. U.; UMAMAHESWARI, R. Trends in non-stationary signal processing techniques applied to vibration analysis of wind turbine drive train – A contemporary survey. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 85, p. 296–311, 2017.
- MÁRQUEZ, F. et al. Identification of critical components of wind turbines using FTA over the time. v. 87, 2016.
- MAY, A.; MCMILLAN, D.; THÖNS, S. Economic analysis of condition monitoring systems for offshore wind turbine sub-systems. v. 9, p. 900–907, 2015.
- MÜCKE, T. A. et al. Langevin power curve analysis for numerical wind energy converter models with new insights on high frequency power performance. n. August 2014, p. 1953–1971, 2015.
- MUÑOZ, C. Q. G.; JIMÉNEZ, A. A.; MÁRQUEZ, F. P. G. Wavelet transforms and pattern recognition on ultrasonic guides waves for frozen surface state diagnosis mez Mu n. p. 1–13, 2017.
- MUÑOZ, C. Q. G.; MÁRQUEZ, F. P. G.; TOMÁS, J. M. S. Ice detection using thermal infrared radiometry on wind turbine blades. v. 93, p. 157–163, 2016.
- MUÑOZ, C.; MÁRQUEZ, F. A New Fault Location Approach for Acoustic Emission Techniques in Wind Turbines. 2016.

ODGAARD, P. F.; STOUSTRUP, J. Annual Reviews in Control Gear-box fault detection using time-frequency based methods R. *Annual Reviews in Control*, v. 40, p. 50–58, 2015.

OH, K. et al. A Novel Method and Its Field Tests for Monitoring and Diagnosing Blade Health for Wind Turbines. v. 64, n. 6, p. 1726–1733, 2015a.

OH, K. et al. Implementation of a torque and a collective pitch controller in a wind turbine simulator to characterize the dynamics at three control regions. *Renewable Energy*, v. 79, p. 150–160, 2015b.

PAI, M.; McCULLOCH, M.; GORMAN, J.; PAI, N.; ENANORIA, W.; KENNDY, G., 2004. Systematic reviews and meta-analyses: An illustrated step-by-step guide. *The National Medical Journal of India*. 17 (2), 86-95.

PÉREZ, J. M. P.; MÁRQUEZ, F. P. G.; HERNÁNDEZ, D. R. Economic viability analysis for icing blades detection in wind turbines. v. 135, p. 1150–1160, 2016.

PERISIC, NAVENAKIRKEGAARD, P. H.; PEDERSEN, B. J. Cost-effective shaft torque observer for condition. n. October 2013, p. 1–19, 2015.

ROMERO, A. et al. Vestas V90-3MW Wind Turbine Gearbox Health Assessment Using a Vibration-Based Condition Monitoring System. v. 2016, 2016.

SIMM, A. et al. Laser based measurement for the monitoring of shaft misalignment. *Measurement*, v. 87, p. 104–116, 2016.

SINGH, S. et al. Developing RCM strategy for wind turbines utilizing e-condition monitoring. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, v. 6, n. June, p. 150–156, 2015.

STRĄCZKIEWICZ, M.; CZOP, P.; BARSZCZ, T. 1632 . The use of a fuzzy logic approach for integration of vibration-based diagnostic features of rolling element bearings. p. 1760–1769, 2015.

TANG, J. et al. An experimental study of acoustic emission methodology for in service condition monitoring of wind turbine blades. *Renewable Energy*, v. 99, p. 170–179, 2016.

TCHAKOUA, P. et al. Wind Turbine Condition Monitoring: State-of-the-Art Review, New Trends, and Future Challenges. p. 2595–2630, 2014.

TENG, W. et al. Multi-fault detection and failure analysis of wind turbine gearbox using complex wavelet transform. *Renewable Energy*, v. 93, p. 591–598, 2016.

VIDAL, Y. et al. Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Control of Wind Turbines via a Discrete Time Controller with a Disturbance Compensator. p. 4300–4316, 2015.

WANG, S. et al. Dynamic analysis of wind turbines including nacelle – tower – foundation interaction for condition of incomplete structural parameters. v. 9, n. 3, p. 1–17, 2017.

WANG, Y.; MA, X.; JOYCE, M. J. Reducing sensor complexity for monitoring wind turbine performance using principal component analysis. *Renewable Energy*, v. 97, p. 444–456, 2016.

WORMS, K. et al. Reliable and lightning-safe monitoring of wind turbine rotor blades using optically powered sensors. n. August 2016, p. 345–360, 2017.

YANG, D. et al. Vibration condition monitoring system for wind turbine bearings based on noise suppression with multi-point data fusion. *Renewable Energy*, v. 92, p. 104–116, 2016.

YANG, W.; TIAN, S. W. Research on a power quality monitoring technique for individual wind turbines. *Renewable Energy*, v. 75, p. 187–198, 2015.