

GRUPO DE ESTUDO DE GERAÇÃO HIDRÁULICA - GGH

DETECÇÃO NÃO-SUPERVISIONADA DE FALHAS EM MÁQUINAS ROTATIVAS UTILIZANDO EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS HARMÔNICAS E APRENDIZADO DE MÁQUINA

EMERSON LIMA DO NASCIMENTO (1); FABRIZIO LEAL FREITAS (1); YURI CROTTI (1); VITOR POHLENZ (1); MARCOS HISASHI NAPOLI NISHIOKA (1); AQTECH (1)

RESUMO

Este trabalho propõe uma metodologia não-supervisionada para detecção de falhas em máquinas rotativas aplicando aprendizado de máquina (*machine learning*) em assinaturas vibroacústicas. Características harmônicas foram extraídas dos dados brutos de vibração e acústica e aplicadas a redes neurais autocodificadoras para detecção de anomalias, agrupando-as pela similaridade entre seus espectros. Os resultados mostraram que as assinaturas vibroacústicas de cada grupo de anomalias coincidem com os espectros de cada uma das falhas ensaiadas. A aplicação da técnica proposta no setor elétrico tem potencial de aprimorar a manutenção preditiva em ativos de geração de energia a partir do monitoramento de vibração e acústica.

PALAVRAS-CHAVE: Manutenção preditiva, vibração, monitoramento contínuo, aprendizado de máquina, hidrogeradores, assinatura vibroacústica, redes neurais, processamento digital de sinais, *autoencoder*.

1.0 INTRODUÇÃO

A manutenção preditiva baseada no monitoramento da condição tem ganhado cada vez mais espaço no setor elétrico [1]. Diversos trabalhos têm mostrado que com seu uso tem sido possível aproveitar a vida útil de um ativo e minimizar perdas financeiras, entre eles, [2] [3] [4] [5]. A análise de vibrações tem sido uma metodologia bastante eficiente no auxílio ao diagnóstico e a previsão de falhas de componentes mecânicos [1]. Além disso, o monitoramento de vibrações possui destaque sobre outras metodologias de monitoramento da condição, podendo indicar com maior antecedência a incidência de um modo de falha na estrutura mecânica do ativo, permitindo ações mais rápidas e assertivas da equipe de manutenção, conforme mostrado na Figura 1 [6].

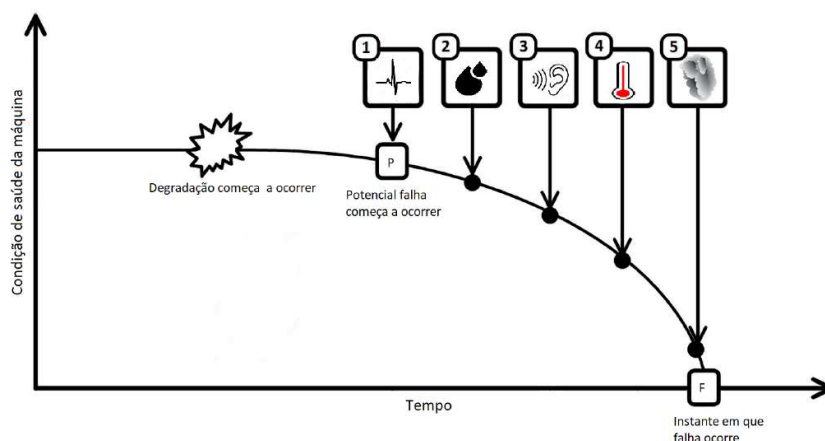


Figura 1: Variação da condição do ativo com o tempo. O monitoramento da vibração (1) é capaz de detectar uma degradação na condição com maior antecedência que análise de óleo (2), inspeção auditiva (3), monitoramento da temperatura (4) e fumaça (5).

Em hidrogeradores, alguns modos de falha possuem sintomas conhecidos e são citados nas normas da série ISO 13373, manifestando-se majoritariamente pela variação na magnitude de componentes espectrais [7]. Porém, a utilização de indicadores de prioridade de manutenção, fornecidos por processos de FMECA (*Failure Mode and*

Critical Analysis), como o Número de Prioridade de Risco (NPR), têm mostrado que, na prática, existem modos de falha com sintomas ainda não mapeados que estão no topo da lista, possuindo índices significativos de severidade e ocorrência.

Nesse sentido, este trabalho propõe uma metodologia não supervisionada para detecção de assinaturas vibroacústicas em bancos de sinais de vibração e acústica utilizando processamento de sinais e aprendizado de máquina. No estudo foi utilizado o banco aberto denominado MAFaulda de onde foram extraídas características dos espectros de vibração e acústica utilizando técnicas de processamento de sinais para detecção e agrupamento de anomalias [8].

2.0 METODOLOGIA NÃO-SUPERVISIONADA PARA DETECÇÃO DE ASSINATURAS VIBROACÚSTICAS EM HIDROGERADORES

2.1 Assinaturas vibroacústicas

Hidrogeradores em operação possuem características vibratórias e de processo intrínsecas ao seu funcionamento. Observar alterações nestas características ao longo do tempo é uma forma de inferir a degradação na condição do ativo e programar ações de mitigação. Para o caso em que uma degradação induz sempre a mesma alteração nas leituras vibroacústicas, esta alteração configura-se como uma assinatura vibroacústica característica da degradação que ocorreu.

Na presença de uma distorção no sinal vibroacústico, a análise para deduzir semelhanças ou diferenças é chamada de extração de características. Diversas técnicas de processamento de sinais têm sido usadas para extração de características que realçam assinaturas vibroacústicas, sendo comumente extraídas no domínio da frequência através da transformada de Fourier.

Com base nas características extraídas, a associação destes dados de vibração com dados de processo de sistemas SCADA, como potência e temperatura, permite o conhecimento da condição deste ativo. Além disso, os sinais vibroacústicos saudáveis são tomados como valores de referência para diagnóstico, enquanto assinaturas dos componentes que não estão saudáveis permitem o reconhecimento de vários problemas.

2.2 Aprendizado de máquina e detecção de anomalias usando *autoencoders*

Em ativos de importância estratégica e alto valor agregado a realização de ensaios destrutivos para descoberta de assinaturas vibroacústicas é inviável, devido aos impactos para reposição de peças e indisponibilização do ativo. No entanto, a associação dos dados citados anteriormente, com histórico de manutenções corretivas e preventivas permite a descoberta de assinaturas vibroacústicas ainda não mapeadas.

Em um sistema de aquisição de dados, a busca por assinaturas vibroacústicas de forma manual é, na maioria das vezes, inviável devido a quantidade de registros que precisam ser individualmente analisados para que o especialista obtenha uma visão ampla da condição da máquina. Assim, a utilização de algoritmos de aprendizado de máquina (*machine learning*) para detecção de anomalias permite a identificação automática de instantes ou períodos nos quais verifica-se um desvio significativo das características do espectro em relação à distribuição de probabilidade amostral das características provenientes de máquinas em condição saudável. Mediante a detecção de espectros anômalos, utilizando o histórico de manutenções corretivas e preventivas, dados de processo SCADA, juntamente com o auxílio de profissionais de manutenção e especialistas em vibração, é possível correlacionar os espectros anômalos detectados com possíveis modos de falha.

O modelo utilizado para detecção das anomalias é uma rede neural auto codificadora (*autoencoder*), que tem a tarefa de reconstruir/sintetizar na saída, os dados da entrada. Entretanto, se o *autoencoder* tiver capacidade demais, este realizará cópias idênticas, sem extrair informações úteis sobre a distribuição dos dados. Para evitar isso, os *autoencoders* são restritos de maneiras a serem capazes apenas de realizar cópias aproximadas ou cópias que se assemelham dos dados de treinamento. Dessa maneira, priorizando os aspectos que devem ser copiados, o *autoencoder* aprende propriedades úteis dos dados de entrada [9].

O *autoencoder* é composto de duas redes neurais artificiais idênticas com neurônios posicionados de forma simétrica, conforme mostrado na Figura 2. A primeira rede, após o aprendizado, faz uma codificação das variáveis de entrada num conjunto chamado de espaço latente, com representação de menor dimensionalidade, a qual força a rede a aprender as características mais salientes dos dados de treinamento [9]. Já a segunda rede decodifica/reconstrói em variáveis equivalentes sintetizadas a partir do espaço latente. O aprendizado do conjunto de dados leva o *autoencoder* a reconstruir as variáveis de entrada aproximando-as da distribuição de probabilidade do espaço de características, conforme mostrado em [10]. A partir disso, utiliza-se o erro de reconstrução como métrica para mensurar o grau de normalidade ou anomalia dos dados, visto que são grandezas proporcionais.

Por fim, de posse de um conjunto de anomalias, realiza-se um agrupamento de forma a encontrar conjuntos de sinais anômalos que compartilham das mesmas características. Correlacionando os grupos de espectros anômalos obtidos, com o histórico de manutenções do hidrogerador, pode-se encontrar sinais que foram adquiridos no instante de ocorrência de uma falha, obtendo-se, portanto, uma assinatura vibroacústicas referente a falha em questão.

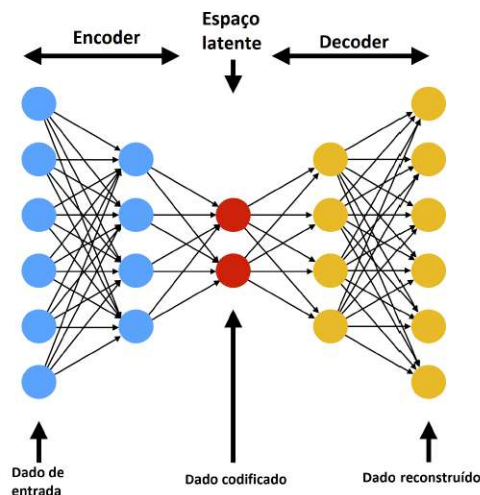


Figura 3: Rede neural auto codificadora ou *autoencoder*.

2.3 Banco de dados

Para a realização dos experimentos utilizou-se o conjunto de dados aberto chamado MAFAULDA (*Machinery Fault Database*), que pode ser obtido em [8]. Este conjunto de dados é constituído por 1951 sinais de vibração, adquiridos à taxa de 50 kHz, durante 5 segundos em uma bancada experimental, composta por um motor CC de 0.25 CV, com rotação variando entre 700 a 3600 RPM e dois mancais. Para aquisição dos sinais de vibração, foram seis utilizados sensores do tipo acelerômetro fixados sobre os mancais do equipamento, nas direções radial e axial, e um microfone apontado para a bancada. A Tabela 1 mostra cada modo de falha utilizado nos experimentos e a quantidade de amostras. A Figura 3, mostra a forma de onda do acelerômetro fixado na posição radial do mancal 1, para condição normal de operação.

Tabela 1: Modos de falha contidos nos dados e quantidade de registros.

Modo de falha	Quantidade de amostras
Normal	49
Desbalanceamento	139
Desalinhamento	198
Falha no elemento rolante do mancal 1	137
Falha na pista externa do mancal 1	139
Falha na gaiola do mancal 1	136
Falha no elemento rolante do mancal 2	135
Falha na pista externa do mancal 2	137
Falha na gaiola do mancal 2	138

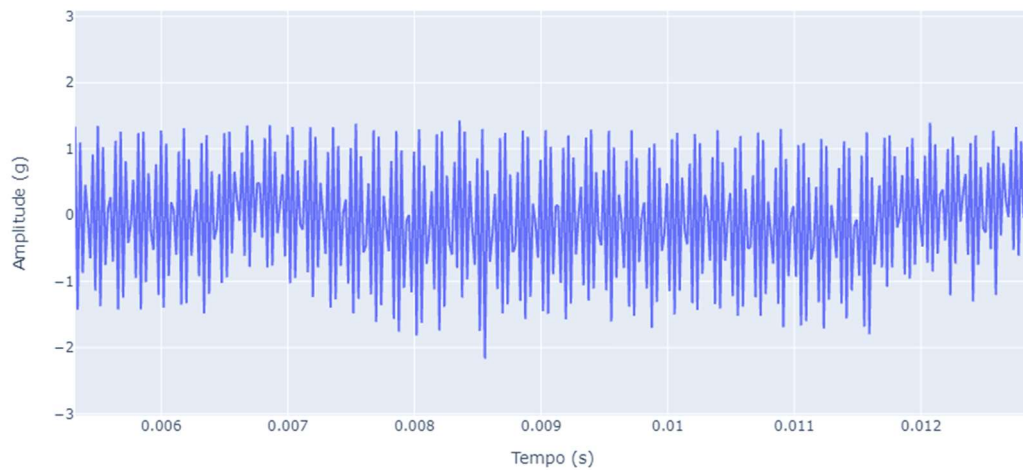


Figura 3: Forma de onda do acelerômetro 1 na condição normal.

3.0 EXPERIMENTOS REALIZADOS

Todos os experimentos foram realizados em linguagem de programação Python, devido a sua versatilidade e quantidade de ferramentas, funções e modelos disponíveis para uso.

3.1 Extração de características

Para extração de características, foram utilizadas técnicas de processamento de sinais, implementadas por meio da biblioteca *pyAudioAnalysis*, capaz de extrair 34 características dos sinais, nos domínios do tempo e frequência [11]. A Tabela 2 lista todas as características extraídas pela biblioteca, bem como apresenta uma breve descrição. Ao se utilizar técnicas de processamento de sinais sobre as leituras vibratórias, é possível, a partir de frequências e bandas de interesse, determinar os modos de falha que estão a se desenvolver ainda em estágios incipientes. Desta forma, estas características possuem a capacidade de condensar numericamente a condição de operação do hidrogerador.

Índice	Nome	Descrição
1	Taxa de cruzamento com o zero (<i>Zero crossing rate – ZCR</i>)	Taxa de mudanças de sinal
2	Energia (<i>Energy</i>)	Soma dos quadrados dos valores do sinal
3	Entropia (<i>Entropy</i>)	Entropia de Shanon do sinal
4	Centroide espectral (<i>Spectral centroid</i>)	Centro de gravidade do espectro
5	Espalhamento espectral (<i>Spectral spread</i>)	Segundo momento do espectro
6	Entropia espectral (<i>Spectral entropy</i>)	Entropia de Shanon do espectro
7	Fluxo do espectro (<i>Spectral Flux</i>)	Diferença entre os espectros de duas janelas consecutivas
8	Rolloff do espectro (<i>Spectral Rolloff</i>)	Frequência até onde está contida 90% da energia do espectro
9-21	MFCC (<i>Mel-Frequency Cespstrum Coeficients</i>)	Representação cepstral na qual as bandas de frequência são distribuídas de acordo com a escala de Mel
22-33	Vetor cromático	Representação de 12 elementos de energia espectral correspondendo as 12 classes de tons musicais
34	Desvio do vetor cromático	Desvio padrão dos 12 coeficientes do vetor cromático

3.2 Redução de dimensionalidade

Considerando a extração de 34 características para cada um dos sete sinais que compõem um registro da bancada MAFAULDA, tem-se no total um vetor de características com 238 posições. A partir disso, foi utilizada a Análise de Componentes Principais (*Principal Component Analysis - PCA*) para reduzir a dimensionalidade e descorrelacionar as variáveis de entrada. A utilização desta metodologia permite, por meio da transformada discreta de Karhunen-Loève, realizar um mapeamento de forma a representar as variáveis de entrada num espaço vetorial que maximiza a quantidade de informação das amostras do espaço de características [12].

Para redução de dimensionalidade, utilizou-se a variância explicada das componentes principais [12]. Esta técnica é capaz de correlacionar a quantidade de componentes principais produzidas com o percentual de representatividade do conjunto de dados. A Figura 4 mostra o somatório acumulado da variância explicada de cada componente principal.

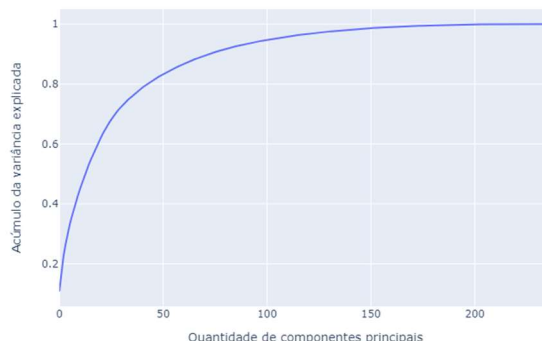


Figura 4: Acumulo da variância explicada percentual de cada componente principal.

Este resultado mostra que usando apenas 103 componentes principais (ou seja, redução de dimensionalidade de 56.7%) pode-se ter ainda uma representatividade dos dados de 95%. Esta operação é útil para limitar a quantidade de entradas do modelo, o que permite a sua execução com menor uso de consumo de recursos computacionais e de armazenamento.

3.3 Detecção de anomalias usando *autoencoder*

Utilizando as características principais obtidas após a aplicação do PCA, foi treinado um *autoencoder* usando uma rede neural do tipo neurônio de múltiplas camadas. A Tabela 3 mostra a estrutura do *autoencoder*. São utilizadas três camadas em cada etapa do *autoencoder*. A redução na quantidade de neurônios força o *autoencoder* a capturar as características mais salientes dos dados de treinamento.

Tabela 3: Estrutura da rede neural auto codificadora usando percéptrons de múltiplas camadas.

Camada	Quantidade de neurônios
Entrada	103
Densa (Codificação)	51
Densa (Codificação)	25
Densa (Codificação / Espaço latente)	12
Densa (Decodificação)	25
Densa (Decodificação)	51
Densa (Decodificação)	103

O modo de aprendizado utilizado foi o de Classificação de Classe Única (*One Class Classification - OCC*) no qual o modelo em uso tenta identificar amostras de uma classe específica entre todas as amostras de um conjunto de inferências [13]. A partir disso, apenas amostras referentes a condição normal de operação são submetidas à etapa de treinamento. Incluindo este método à metodologia de detecção de anomalias, a classe aprendida pelo *autoencoder* é a condição normal de operação, enquanto os demais comportamentos são apontados como anomalias.

A Tabela 4 mostra os parâmetros para treinamento do *autoencoder*, enquanto que Figura 5 mostra a curva de aprendizado do *autoencoder* durante a etapa de treinamento. Para quantificar o aprendizado, foi utilizado o Erro Absoluto Médio (Mean Absolute Error - MAE) calculado entre uma amostra que entra no *autoencoder*, e sua versão reconstruída. Na Figura 5, constata-se o aprendizado do *autoencoder* pelo decaimento do MAE, ao longo das etapas, até atingir um regime permanente.

Tabela 4: Parâmetros para treinamento do *autoencoder*.

Erro	Erro Absoluto Médio (<i>Mean Absolute Error - MAE</i>)
Épocas	2000
Amostras por batch	1 (Treinamento estocástico [14])
% validação	10%

Otimizador	Adam
Embaralhar amostras	Ativado
Parada antecipada	Ativado

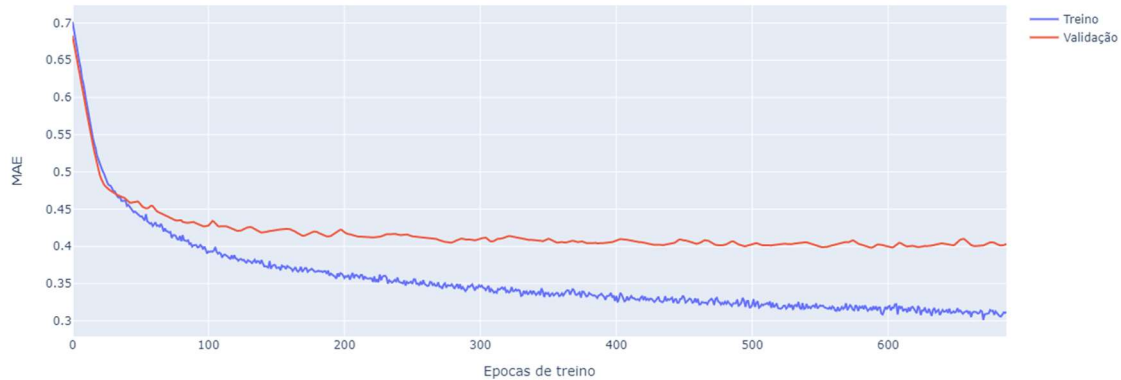


Figura 5: Curva de aprendizado do *autoencoder* usando as características extraídas a partir dos sinais pertencentes a classe normal de operação do banco de dados MAFAULDA.

Após a etapa de aprendizado foram analisados os erros de reconstrução de cada amostra por meio de um histograma, mostrado na Figura 6. Essa distribuição possui desvio padrão $\sigma = 0.11$ e média $\mu = 0.28$ e, a partir dela definiu-se o valor limite do erro de reconstrução para uma amostra normal sendo $\tau = \mu + 4\sigma = 0.73$. Este valor foi escolhido porque engloba 99,99% de toda distribuição dos erros de reconstrução para uma condição normal de operação. A partir disso, qualquer amostra inferida pelo *autoencoder*, com erro de reconstrução maior que τ , será apontada como anomalia.

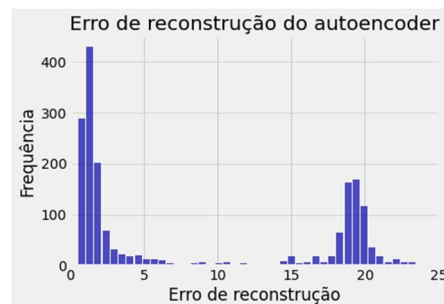


Figura 6: Distribuição do erro de reconstrução dos dados inferidos no *autoencoder*. Nesta distribuição qualquer amostra com erro de reconstrução acima de 0.73 é apontada como anomalia.

Após a definição deste limite, o *autoencoder* encontra-se apto para apontar as anomalias e realiza-se a inferência em todo conjunto de dados. Este resultado é mostrado na Tabela 5. Numa aplicação em produção, não é possível verificar este resultado, visto que as anomalias são desconhecidas. Porém, num banco de dados rotulados pode ser medida uma taxa de acerto, de forma a validar a metodologia proposta.

3.4 Agrupamento de anomalias

De posse de um conjunto de anomalias, realiza-se uma busca por agrupamentos que compartilham as mesmas características. Para obtenção dos agrupamentos foram utilizados os seguintes modelos:

- Supondo a existência de misturas de distribuições normais, Modelo de Misturas Gaussianas, (*Gaussian Mixture Model - GMM*);
- Supondo a existência de uma hierarquia de agrupamentos, *Agglomerative Clustering - AC*;
- *K-means*, modelo de agrupamento baseado na distância euclidiana.

Os modelos de agrupamento utilizados acima recebem como parâmetro a quantidade de grupos a se encontrar. Neste experimento, em que se utilizam dados rotulados, sabe-se que existem nove grupos, formados pelos modos de falha:

- Desbalanceamento;
- Desalinhamento
- Rolamento do mancal 1:
- Falha nos elementos rolantes (mancais 1 e 2);
- Falha na gaiola (mancais 1 e 2);
- Falha na pista externa (mancais 1 e 2);

No entanto, numa aplicação real este valor é desconhecido, de forma que é necessário algum método para definição da quantidade de grupos a serem encontrados. Para isso, utilizou-se o coeficiente de silhueta, que é uma métrica que quantifica quão próximos estão os dados do mesmo grupo, e quão distantes estão os dados de grupos diferentes. Os valores do coeficiente da silhueta variam entre -1 e 1. Números maiores indicam que as amostras estão mais próximas de seus grupos do que de outros grupos. Para os três algoritmos foi realizado um processo de busca de dois a dez grupos, usando cem sementes aleatórias, de forma a maximizar o coeficiente de silhueta. Nos três algoritmos foram apontados nove grupos. A partir disso realizam-se os agrupamentos. A Tabela 6 mostra a taxa de acerto na aplicação dos algoritmos de agrupamento na detecção dos modos de falha. Por mais que numa aplicação em campo não seja possível usar a taxa de acerto, visto que é uma métrica supervisionada, o coeficiente de silhueta, que é calculado de forma não supervisionada, pode substituir esta métrica, apontando a qualidade dos agrupamentos.

Tabela 6: Taxas de acerto de cada algoritmo de agrupamento.

Algoritmo	Acerto	Coeficiente de silhueta
GMM	89%	0.121
AG	62%	0.071
<i>K-means</i>	78%	0.103

Os resultados encontrados são satisfatórios do ponto de vista da metodologia proposta. O algoritmo GMM obteve maior taxa de acerto, indicando que a cada 100 amostras de um grupo apontada pelo GMM, 89 amostras realmente pertencerão a este grupo e 11 não pertencerão. Por mais que o algoritmo GMM tenha obtido maior taxa de acerto, é de suma importância a utilização de diferentes algoritmos de agrupamento, que possam fornecer soluções diferentes, a fim de possibilitar o encontro de agrupamentos mais coerentes para cada caso específico. A Figura 7 mostra os grupos reais e preditos pela aplicação do algoritmo. Para visualização foram utilizadas as duas principais componentes obtidas com o PCA. Além disso, a Figura 7 exibe, em duas dimensões, a dificuldade envolvida no processo de agrupamento dos modos de falha.

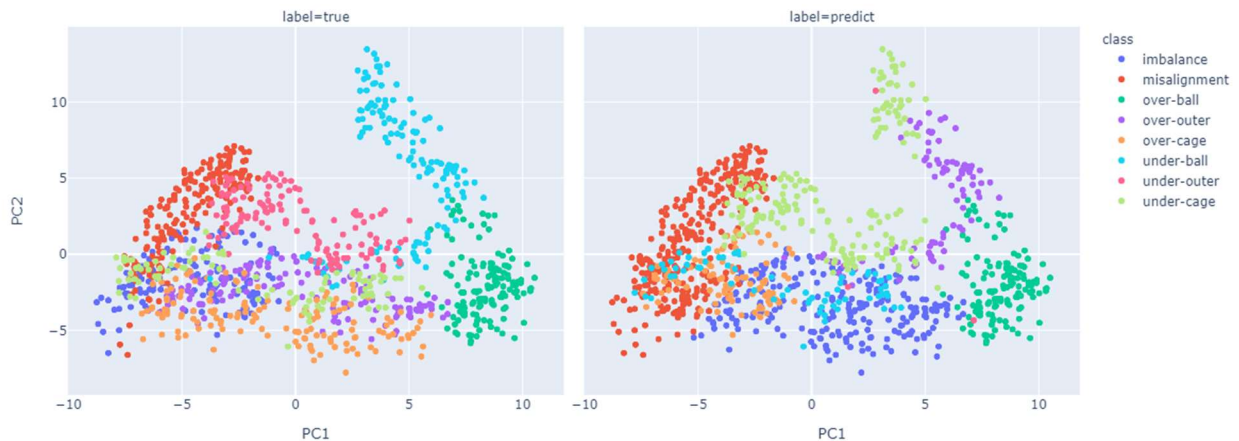


Figura 7: Agrupamentos verdadeiro e predito pelo algoritmo de misturas gaussianas.

4.0 CONCLUSÃO

A aplicação da técnica proposta no setor elétrico tem potencial de aprimorar ou conceber metodologias de manutenção preditiva em ativos que monitoram a vibração e a acústica. Além disso, pode ser aplicada em qualquer banco de sinais em que se monitora vibração, acústica, corrente e tensão de diversos ativos e seus componentes, como hidrogeradores, aerogeradores, mancais, gearboxes e outros ativos do setor elétrico como transformadores de potência. Por meio do mapeamento de novas assinaturas vibroacústicas, equipes de manutenção podem iniciar o monitoramento de falhas e, portanto, prever o momento adequado da manutenção preventiva dos seus ativos.

Por fim, ressaltam-se aqui as necessidades para o funcionamento da metodologia proposta: instrumentação que forneça qualidade na aquisição de sinais, histórico de armazenamento suficiente para a observação da ocorrência de anomalias, histórico de manutenções corretivas e preventivas e, auxílio de especialistas em vibração para complemento das informações fornecidas pelos modelos de aprendizado de máquina.

REFERÊNCIAS

- (1) AHMED, HOSAMELDIN; NANDI, ASOKE K. Condition monitoring with vibration signals: Compressive sampling and learning algorithms for rotating machines. John Wiley & Sons, 2020, p. 28–33.
- (2) P. NIVSRANGSAN AND D. JANTARAJIROJKUL. Bearing fault monitoring by comparison with main bearing frequency components using vibration signal. 5th International Conference on Business and Industrial Research (ICBIR). IEEE, 2018, p. 292–296.
- (3) L. LUDAN, Y. FANG, AND S. JUANPING. Aero-engine over vibration monitoring method based on fuzzy logic. IEEE International Conference on Power Electronics, Computer Applications (ICPECA). IEEE, 2021, p. 224–227.
- (4) J. SEO. A practical scheme for vibration signal measurement-based power transformer on-load tap changer condition monitoring. Condition Monitoring and Diagnosis (CMD). IEEE, 2018, p. 1–4.
- (5) X. JIN, F. CHENG, Y. PENG, W. QIAO, AND L. QU. Drivetrain gearbox fault diagnosis: Vibration-and current-based approaches. IEEE Industry Applications Magazine, vol. 24, n. 6, p. 56–66, 2018.
- (6) INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 16079-2:2020 - condition monitoring and diagnostics of wind turbines — part 2: Monitoring the drivetrain. P. 5, 2020.
- (7) INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 13373-1:2002 - condition monitoring and diagnostics of machines — vibration condition monitoring — part 1: General procedures. P. 13, 2002.
- (8) SIGNALS, MULTIMEDIA, AND TELECOMMUNICATIONS LABORATORY - COPPE/POLI/UFRJ. MAFAULDA - Machinery Fault Database. Disponível em: <http://www02.smt.ufrj.br/offshore/mfs/page01.html>
- (9) I. GOODFELLOW, Y. BENGIO, AND A. COURVILLE. Deep learning. P. 493–506, 2016.
- (10) G. ALAIN AND Y. BENGIO. What regularized auto-encoders learn from the data-generating distribution. The Journal of Machine Learning Research, vol. 15, n. 1, p. 3563–3593, 2014.
- (11) T. GIANNAKOPOULOS. pyaudioanalysis: An open-source python library for audio signal analysis. PloS one, vol. 10, n. 12, 2015.
- (12) S. HAYKIN. Redes neurais: princípios e prática. P. 429–480, 2001.
- (13) G. PANG, C. SHEN, L. CAO, AND A. V. D. HENGEL. Deep learning for anomaly detection: A review. ACM Computing Surveys (CSUR), vol. 54, n. 2, p. 17–19, 2021.
- (14) Y. A. LECUN, L. BOTTOU, G. B. ORR, AND K.-R. MÜLLER. Efficient backprop. Neural networks: Tricks of the trade. Springer, 2012, p. 5.

DADOS BIOGRÁFICOS



(1) EMERSON LIMA DO NASCIMENTO

Nasceu em Pesqueira/PE em 1996. É bacharel em engenharia eletrônica pela Universidade Federal de Pernambuco (UFPE, 2019). Atualmente é analista de software na AQTech Power Prognostics, participando de projetos de pesquisa, desenvolvimento e inovação na área de manutenção preditiva de hidro e aerogeradores, com ênfase em processamento digital de sinais, inteligência artificial e computacional.

(2) FABRIZIO LEAL FREITAS

Fabrizio Leal Freitas nasceu em São Paulo/SP em 1977. É doutorando em Ciência da Computação, mestre em Engenharia de Produção (2010), graduado em Engenharia de Produção Elétrica (2005) pela UFSC. Desde 2003 trabalha com desenvolvimento de produtos inovadores, em especial sistemas de monitoramento e diagnóstico para plantas de geração de energia. Atua como pesquisador e coordenador em projetos de P&D no programa ANEEL em cooperação com concessionárias do setor elétrico. Atualmente é consultor de P&D/Data Science na AQTech de Florianópolis e pesquisador em Machine Learning no Laboratório de Integração de Software e Hardware (LISHA/UFSC).

(3) YURI CROTTI

Nasceu em Lauro Muller/SC em 1994. É mestre em Tecnologia da Informação e Comunicação (2020) e graduado em Engenharia da Computação (2018), ambos pela Universidade Federal de Santa Catarina. Desde 2012 trabalha em projetos envolvendo inteligência artificial, visão computacional (computer vision), aprendizado de máquina (machine learning) para ferramentas para monitoramento e controle de ambientes nos setores energético e industrial. Atualmente é Cientista de Dados e Desenvolvedor de Machine Learning na AQTech Power Prognostics de Florianópolis

(4) VITOR POHLENZ

Vitor Pohlenz nasceu em Caçador/SC em 1996. É formado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) com diploma de mérito estudantil de aluno de melhor índice de aproveitamento. Durante sua carreira trabalhou com análise de dados para criação e modelagem de índices, inferência estatística, tratamento de banco de dados, people analytics, modelagem e desenvolvimento de modelos de machine learning para diversas aplicações. Utiliza principalmente as linguagens de programação Python e R, aplicando conhecimentos de probabilidade e estatística no setor elétrico. Atualmente desenvolve soluções baseadas nas tecnologias de Python e seus frameworks como pandas, numpy, scikit-learn, etc.

(5) MARCOS HISASHI NAPOLI NISHIOKA

Graduado em engenharia mecânica pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC, 2018). Bolsista pelo Laboratório de Engenharia Biomecânica (LEBm/HU-UFSC) de 05/2015 a 05/2017 em análise de materiais e ensaios mecânicos. Consultor de projetos para i9 Consultoria, Empresa Junior de 07/2016 a 12/2017. Estagiário de engenharia pela empresa Wier, Tecnologia em Plasma e Ozônio de 06/2017 a 11/2017. Engenheiro Mecânico e Analista de vibrações pela AQTech de 07/2018 até o presente momento. Possui foco no desenvolvimento de soluções para diagnóstico de máquinas rotativas a partir de análise de vibrações. Pós-graduando em nível Mestrado na UFSC, área de Vibrações e Acústica.