APLICAÇÃO DE MACHINE LEARNING PARA DETECÇÃO DE FALHAS EM MÁQUINAS ROTATIVAS DE GERAÇÃO DE ENERGIA

Palavras-chave: Máquinas Rotativas, Machine Learning, Detecção de Falhas

Luís Otávio Garavaso, Faculdade de Engenharia Mecânica (FEM) – Unicamp

Katia Lucchesi Cavalca, Faculdade de Engenharia Mecânica (FEM) – Unicamp

OBJETIVOS DA PESQUISA

Esse projeto tem como objetivo utilizar técnicas de *Machine Learning* para a identificação de falhas comuns em máquinas rotativas, como:

- O desbalanceamento rotativo
- O empenamento de eixo
- A ovalização de mancais cilíndricos à lubrificação hidrodinâmica.

Os dados utilizados nessa identificação são gerados a partir da integração numérica de equações de movimento. Essas, por sua vez, podem ser construídas por um modelo analítico, como a equação de um Rotor Lavar sujeito à desbalanceamento rotativo, ou a partir de um modelo de elementos finitos do sistema, considerando o eixo como Vigas de Euler-Bernoulli, no caso do empenamento de eixo e da ovalização de mancais.

Deve-se deixar claro que este projeto não visa a implementação computacional dos algoritmos de *Machine Learning*, mas sim utilizar bibliotecas de código-aberto como o *Scikit-Learn* (PEDREGOSA et al., 2011) e o *Tensorflow* (ABADI et al., 2015), ambas disponíveis na linguagem de Programação *Python*.

Os algoritmos testados serão:

- a Regressão Logística
- as Redes Neurais Artificiais ou Artificial Neural Networks (ANNs)
- a Máquina de Suporte Vetorial ou *Support Vector Machines* (SVM)

É importante destacar que, embora apenas a falha de desbalanceamento rotativo será demonstrada nesta apresentação, a metodologia utilizada é genérica e replicável para qualquer falha mecânica em conjuntos rotativos.

METODOLOGIA DA PESQUISA

Rotor Laval em Desbalanceamento Rotativo

De acordo com Krämer (1993), entende-se Rotor Laval pelo mais simples modelo de rotor. Consiste em um eixo elástico isotrópico sem massa com seção transversal circular de diâmetro constante ao longo de seu comprimento. O eixo, ainda, está apoiado em juntas ideais, que não permitem translações verticais ou horizontais e não resistem a momentos de qualquer natureza. Além disso, possui em seu centro um disco circular rígido desbalanceado, ou seja, o centro de massa do disco G é deslocado de uma distância *e* (também chamada de excentricidade) em relação ao eixo de rotação W, como mostra a Figura 1.

O movimento do Rotor Laval em velocidade angular constante Ω depende de dois graus de liberdade (GDL), que estão relacionados a deslocamentos transversais do centro geométrico do disco em relação ao referencial inercial O (Figura 1b) nas direções y e z, representados pelas coordenadas u_y e u_z.

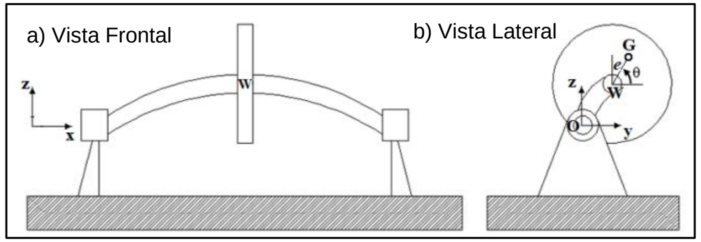

Fig 1: Esquema de Máquinas Rotativas (CAVALCA, 2020)

Assim, de acordo com Krämer (1993), a equação de movimento do Rotor Laval é tal que:

$$\begin{aligned} m\ddot{u}_y + c\dot{u}_y + ku_y &= me\Omega^2\cos(\Omega t) \\ m\,\ddot{u}_z + c\,\dot{u}_z + k\,u_z &= me\Omega^2\sin(\Omega t) - mg \end{aligned} \qquad (1)$$

Onde e e m representam, respectivamente, a excentricidade e a massa do disco, c e k, o amortecimento e a rigidez do eixo, g, o campo gravitacional e as notações $\dot{u}$ e $\ddot{u}$, respectivamente, a primeira e a segunda derivada temporal dos graus de liberdade.

Geração dos Dados

As características do Rotor Laval simulado foram propostas por Cavalca (2020) e se encontram na Tabela 1. Além disso, como o eixo é isotrópico e o disco está centralizado no rotor, a frequência natural ω_n é calculada como $\omega_n = \sqrt{k/m} = \sqrt{9203{,}88/0{,}9988} \approx 96\,rad/s$.

Nesta apresentação os dados serão gerados considerando $\Omega = \omega_n = 96\,rad/s$ com intuito de se obter a resposta temporal associada à primeira harmônica do sistema rotativo. Além disso, para gerar N amostras, o desbalanceamento me é utilizado na construção de três distribuições normais com $N/3$ registros em cada, como mostra a Figura 2, com as seguintes propriedades:

$$\begin{aligned} N_1(\mu = me, \sigma = 0{,}05me) \\ N_2(\mu = 1{,}15me, \sigma = 0{,}05me) \\ N_3(\mu = 0{,}85me, \sigma = 0{,}05me) \end{aligned} \qquad (2)$$

Sendo μ e σ a média e o desvio-padrão das distribuições respectivamente.

Tab 1 – Propriedades Físicas do Rotor Laval Simulado (CAVALCA, 2020)

Eixo	**Diâmetro**	D_e	10 mm
	Comprimento	L_e	800 mm
	Material	-	Aço
	Rigidez (1)	k	9203,88 N/m
	Amortecimento (2)	c	9,2039 N.s/m
Disco	**Diâmetro**	D_d	90 mm
	Comprimento	L_d	20 mm
	Desbalanceamento	me	0,001 kg.m
	Material	-	Aço
	Volume	V_d	0,1272 x 10^{-3} m^3
	Massa	m_d	0,9988 kg
Aço	**Módulo de Young**	E	200 GPa
	Densidade	ρ	7850 kg/m^3

(1) Calculado como $k = \frac{3\pi E D_e^4}{4L_e^3}$ (Krämer, 1993), (2) Calculado como $c = 10^{-3}\,k$

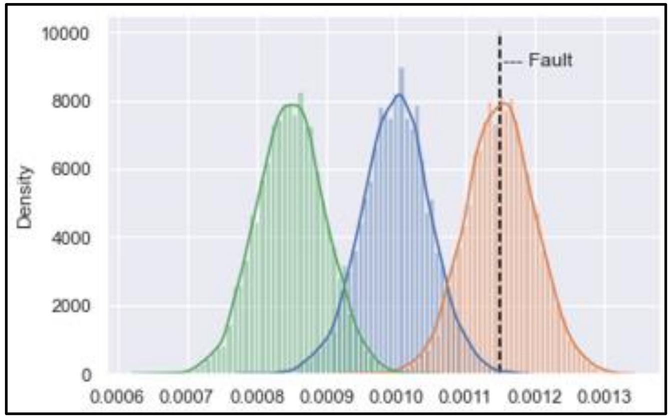

Fig 2: Distribuições Normais para Geração de Dados

Em seguida, inicia-se um processo iterativo a partir de uma amostra k de uma das distribuições normais, que é então substituída na Equação (1) permitindo a integração numérica e retornando as respostas temporais $u_{y,k}$ e $u_{z,k}$.

O desbalanceamento é ainda utilizado para determinar a condição de falha y_k associada à observação k. Neste trabalho entende-se que a falha de desbalanceamento rotativo deve ser detectada caso o me_k utilizado para gerar a resposta temporal ultrapasse três desvios-padrões acima da distribuição N_1, logo:

$$y_k = \begin{cases} 0\ (saudável), & se\ me_k \leq 1{,}15me \\ 1\ (em\ falha), & se\ me_k > 1{,}15me \end{cases} \qquad (3)$$

Assim que N amostras tiverem sido geradas no processo iterativo, as respostas temporais e as condições de falha são salvas como:

$$\begin{aligned} X &= \{u_{y,1}\ \ u_{y,2}\ \ u_{y,3}\ \ \ldots\ \ u_{y,N}\}^T \\ Y &= \{y_1\ \ y_2\ \ y_3\ \ \ldots\ \ y_N\}^T \end{aligned} \qquad (4)$$

Em que X e Y são os conjuntos de respostas temporais e de condições de falha, respectivamente.

Em seguida, um ruído de 25 dB é adicionado ao conjunto X com intuito de tornar a simulação mais realista.

Finalmente, para treino e validação dos algoritmos, X e Y devem ser aleatoriamente separados em conjuntos de treino e de teste, com aproximadamente 80% dos dados gerados com a finalidade de treino. Além disso, após a separação, é desejável que as proporções de 0 e 1 nos conjuntos de treino e teste sejam similares.

ALGORITMOS

A **Máquina de Suporte Vetorial (SVM)** separa os conjuntos de dado em duas regiões diferentes no espaço (GERON, 2019) através da transformação de *kernel,* operação na qual cada para vetorial do conjunto de dados é levado a uma dimensão maior por meio de funções capazes de quantificar semelhanças entre as observações. Nesse projeto a função de *kernel* utilizada é a função de base radial gaussiana (*Gaussian RBF Kernel*), definida como:

$$K(x_k, x_l) = \exp(-\gamma||x_k - x_l||^2) \quad (5)$$

Em que x_k e x_l representam duas observações distintas do conjunto de dados X e γ, o fator de normalização de similaridade.

Assim, caso x_k e x_l sejam pontos distantes no espaço, $K(x_k, x_l) \approx 0$, e caso sejam próximos, $K(x_k, x_l) \approx 1$. Dessa forma, a predição é feita determinando se dado ponto x_j possui maior similaridade com pontos que indicam operação saudável (0) ou em falha (1).

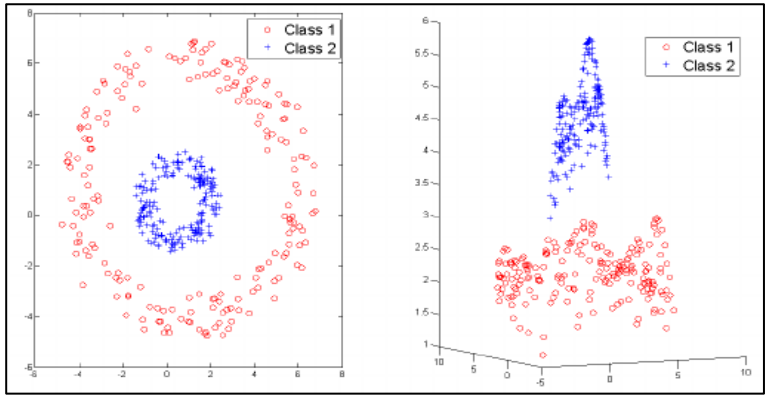

Fig 3: Exemplo da Transformação de Kernel RBF **(PHAM, 2010)**

A **Regressão Logística** computa a soma ponderada S_p de uma observação do conjunto X, transformando-a, em seguida, através de uma função *sigmoide* σ_m (GERON, 2019), tal que:

$$S_{p,k} = W_k^T x_k = w_1 u_{y,1} + w_2 u_{y,2} + \ \dots + w_n u_{y,n} + b \quad (6)$$

$$\sigma_{m,k} = \frac{1}{1 + \exp(-S_{p,k})} \quad (7)$$

Em que x_k e W_k representam, respectivamente, os vetores dos deslocamentos u_y e dos pesos w a serem determinados pela regressão logística. Além disso, b representa um termo independente, conhecido por viés.

Observa-se que σ_m é limitada entre 0 $(S_p = -\infty)$ e 1 $(S_p = \infty)$, o que permite que $\sigma_{m,k}$ seja comparada diretamente com y_k para ajuste iterativo de W e b até a convergência.

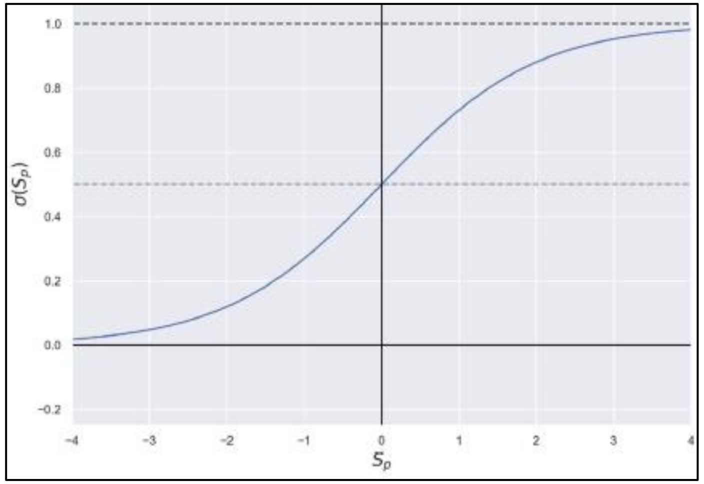

Fig 4: Curva formada pela função sigmoide **(Autoria Própria)**

As **Redes Neurais Artificiais** correspondem a um modelo matemático inspirado no cérebro humano e são adequadas para aplicações de alta complexidade como classificação de imagens e reconhecimento de áudio.

Conforme Figura 5 as ANNs são construídas em camadas iniciando pela camada de entrada, passando por uma ou mais camadas internas até a camada de saída, onde ocorre a predição.

Matematicamente, as ANNs podem ser formuladas como sucessivas operações matriciais lineares seguidas de transformações não-lineares conhecidas como funções de ativação, assim como mostram as Equações (8) e (9):

$$S_{p,c} = X_c W_c + b_c \quad (8)$$

$$A_{c+1} = f_{c+1}(S_{p,c}) \quad (9)$$

Em que c corresponde ao índice da camada e X, W e b são as entradas, os pesos e os termos de viés da camada c respectivamente. Em seguida, as camadas são conectadas através da Equação (10).

$$X_c = A_c \quad (10)$$

Este trabalho utiliza uma ANN de duas camadas internas com funções de ativação $f_2 = f_3 = tanh$ e a função sigmoide na camada de saída.

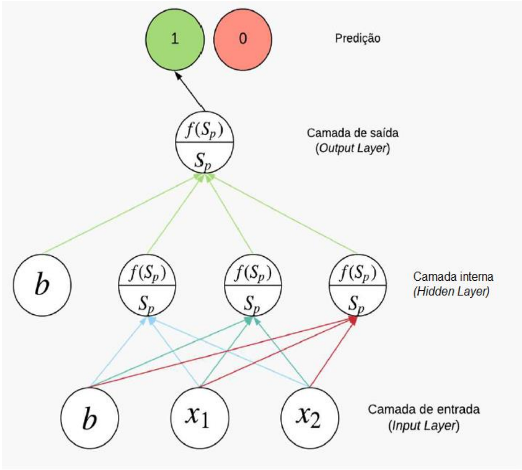

Fig 5: Representação de uma ANN **(Autoria Própria)**

METRICAS

A **Matriz de Confusão** C é tal que $C_{i,j}$ é igual ao numero de observações pertencentes ao grupo i, porém preditas de pertencer ao grupo j (PEDREGOSA et al., 2011).

Essa métrica requer previsões em valores binários, portanto requer a determinação de um limiar de separação, que geralmente corresponde à 0.5.

Sua leitura é tal que:

- Diagonal Principal: contêm-se os Verdadeiros Positivos (VP) e Negativos (VN)
- Diagonal Secundária: contêm-se os Falsos Positivos (FP) e os Falsos Negativos (FN)

A **Área sob a Curva de Característica de Operação do Receptor** é uma métrica que aproveita-se das previsões probabilísticas dos algoritmos, que correspondem à probabilidade de uma observação ser positiva ou igual à um. Assim, torna-se possível a determinação de um limiar de separação das condições de operação, acima do qual uma observação será classificada como em falha (1). O ajuste desse limiar de separação, por consequência, faz com que diferentes proporções de Verdadeiros e Falsos Positivos sejam obtidos e, quando alocadas em um gráfico, essas proporções formam a Curva de Característica de Operação do Receptor ou *ROC Curve*.

Além disso, a área sob essa curva, conhecida como *AUC*, quantifica a capacidade de um algoritmo encontrar um limiar de separação adequado entre condições de operação e é interpretada como:

- Se $AUC \approx 1$ o algoritmo é altamente capaz de encontrar um limiar de separação
- Se $AUC \approx 0.5$ o algoritmo não é capaz de encontrar um limiar de separação

A **Distribuição da Probabilidade de Falha Predita (DPFP)** é uma métrica visual que constrói um histograma na qual o eixo x corresponde à probabilidade de falha. Idealmente, um algoritmo será capaz de:

- Determinar um limiar de separação de condições de operação
- Alocar observações saudáveis (0) à esquerda do histograma
- Alocar observações em falha (1) à direita do histograma

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para a falha de desbalanceamento rotativo, 700003 amostras foram geradas conforme metodologia apresentada. A separação entre dados de treino e de teste para os algoritmos, então, foi feita conforme divisão da Tabela 2.

Tab 2 – Consumo de Dados pelos Algoritmos

	Regressão Logística	ANN	SVM
Treino	15000	630002	15000
Teste	70001	700001	70001

Observa-se que tanto a Regressão Logística quanto o SVM utilizaram apenas 15000 amostras para treino, enquanto que a ANN necessitou de 630002.

Após a fase de treino, o desempenho dos algoritmos foi então validado com conjunto de teste e a Tabela 3 contém as métricas da Matriz de Confusão e da Curva de Característica do Receptor.

Tab 3 – Desempenho dos Algoritmos nas Métricas Selecionadas

		Regressão Logistica	ANN	SVM
Matriz de Confusão	**VP**	41845	50360	43740
	VN	19628	19070	19628
	FP	8528	13	6633
	FN	0	558	0
ROC Curve	**AUC**	0,9999	0,9999	0,9999

Os resultados mostram que os três algoritmos atingiram alto AUC, o que significa que foram capazes de encontrar um limiar de separação entre as condições de falhas.

Os resultados da Matriz de Confusão, por outro lado, mostraram que a ANN classificou corretamente mais amostras que os outros algoritmos. É importante destacar, no entanto, que a maioria dos erros cometidos pela ANN foram falsos negativos, que são altamente indesejáveis em aplicações de engenharia mecânica pela possibilidade de provocarem eventos catastróficos. A Regressão Logística e o SVM, por sua vez, obtiveram apenas falsos positivos, que no pior dos casos fará com que a operação das máquinas pare para manutenção preventiva.

Figuras 6 à 8 mostram que tanto a ANN quanto o SVM se mostraram confiáveis quanto ao limiar de separação obtido, alocando as observações saudáveis à esquerda do gráfico e as em falha, à direita. A Regressão Logística, por outro lado, mostra-se inferior aos outros dois por distribuir as previsões no *eixo x* do gráfico.

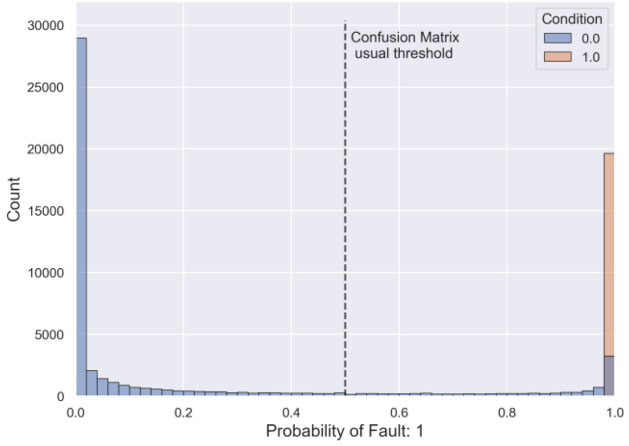

Fig. 7: DPFP do SVM

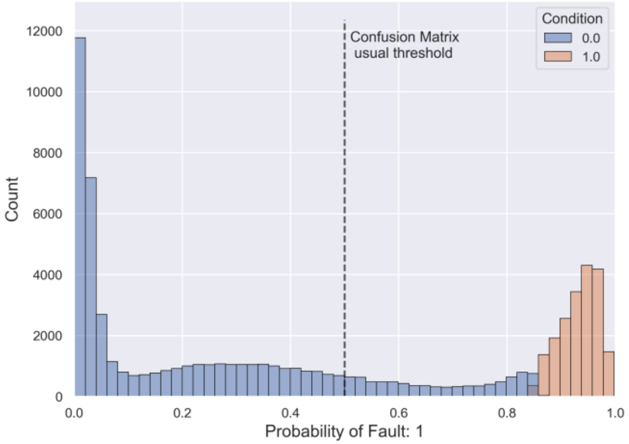

Fig. 6: DPFP da Regressão Logística

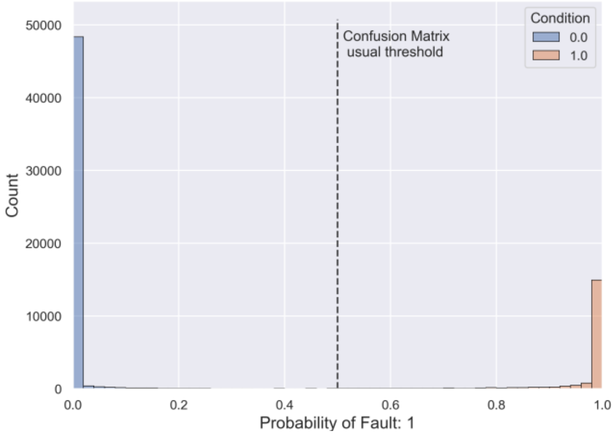

Fig. 8: DPFP da ANN

CONCLUSÕES

O objetivo dessa apresentação era demonstrar como técnicas de *Machine Learning* podem ser utilizadas na detecção de falhas mecânicas em máquinas rotativas. Para isso, respostas temporais e condições de falha foram geradas conforme a metodologia apresentada e os algoritmos **Regressão Logística**, **Redes Neurais Artificiais** e **Máquina de Suporte Vetorial** foram avaliados através de três métricas: a **Matriz de Confusão**, a **Área sob a Curva de Característica de Operação do Receptor** e a **Distribuição da Probabilidade de Falha Predita**.

Com base nos resultados obtidos, fica evidente que a Máquina de Suporte Vetorial e as Redes Neurais Artificiais são algoritmos promissores na detecção da falha mecânica de desbalanceamento rotativo. No entanto, é importante destacar o desempenho da Máquina de Suporte Vetorial pela menor necessidade de dados de treino quando comparado às Redes Neurais Artificiais.

BIBLIOGRAFIA

PEDREGOSA, F. et al. **Scikit-learn: Machine Learning in Python.** Journal of Machine Learning Research, v. 12, p. 2825–2830, 2011.

ABADI, M. et al. **TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems.** 2015. Software available from tensorfow.org. Disponível em: https://www.tensorflow.org/

KRÄMER, E. **Dynamics of rotors and foundations.** Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1993. ISBN 978-3-662-02800-1.

CAVALCA. **Introdução ao Rotor Laval ou Jeffcott.** Laboratório de Máquinas Rotativas, LAMAR - UNICAMP, Campinas, 2020.

GERON, A. **Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow.** 2019. O'Reilly Media, Inc, Sebastopol,CA. ISBN 978-1492032649.

PHAM, T. **Modele de graphe et modele de langue pour la reconnaissance de scenes visuelles**. 2010.