MODELO DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA PARA PNEUS SENSORIZADOS

Bruno Andwele Alves Antunes[1], *Danilo Hernani Perico*[2]
[1,2] *Departamento de Ciência da Computação, Centro Universitário FEI*
uniebantunes@fei.edu.br e dperico@fei.edu.br

Resumo: O projeto visa identificar padrões em pneus sensorizados usando algoritmos de aprendizado de máquina não supervisionado, como *K-Means* e *Hierarchical Clustering*. Dados sintéticos de pressão, temperatura e velocidade foram analisados para agrupar pneus e melhorar processos de produção. O *K-Means* mostrou-se mais eficaz, gerando clusters mais significativos. A análise conjunta de todos os pneus e com as três grandezas foi a mais consistente, revelando correlações importantes entre as variáveis.

1. Introdução

A qualidade dos pneus disponíveis no mercado pode ser aprimorada por meio de monitoramento, com a indústria automotiva investindo em sistemas inteligentes de vigilância. Nesse contexto, a Prometeon iniciou um projeto em parceria com o Centro Universitário FEI e o Instituto Mauá de Tecnologia, com o objetivo de integrar sensores RFID em pneus, permitindo o monitoramento desde a fabricação até o descarte.

O projeto abrange o desenvolvimento do dispositivo RFIDSENSE, criado pelo Instituto Mauá, que é capaz de monitorar pressão, temperatura e velocidade, bem como o sistema de comunicação desenvolvido pelo Centro Universitário FEI, que conecta o dispositivo ao banco de dados do fabricante e à rede CAN veicular, gerando informações valiosas por meio de algoritmos de aprendizado de máquina. A presente pesquisa visa contribuir com esse projeto por meio da descoberta de padrões em pneus, utilizando a aplicação de algoritmos não supervisionados de aprendizado de máquina.

2. Metodologia

Algoritmos de aprendizado de máquina não supervisionado, como *K-Means Clustering* e *Hierarchical Clustering*, são usados para agrupamento e classificação de dados. O *K-Means* segmenta dados em *clusters* distintos, enquanto o *Hierarchical* constrói uma hierarquia de *clusters* formando um dendrograma[1]. Ambos utilizam cálculos de distância e são eficazes na categorização de dados de natureza parecida com o que usaremos, portanto foram utilizados no projeto.

Para o desenvolvimento da pesquisa, a Prometeon disponibilizou dados sintéticos que simulam as leituras de um sistema RFIDSENSE para seis pneus, designados como DD (Dianteiro Direito), DE (Dianteiro Esquerdo), TDI (Traseiro Direito Interno), TEI (Traseiro Esquerdo Interno), TDE (Traseiro Direito Externo) e TEE (Traseiro Esquerdo Externo). Esses dados incluem medições de velocidade(Km/h), pressão(PSI) e temperatura(°C) registradas em diferentes intervalos de tempo.

Para implementar os algoritmos, utilizou-se *Python* com *Jupyter Lab*, controle de versão via *Git* e *GitHub*, e várias bibliotecas como *Pandas*, *Numpy*, *MatPlotLib*, *Plotly*, *SciKit-Learn*, *YellowBrick*, *Scipy* e *JobLib*. No *K-Means*, definiu-se o parâmetro random_state como 0 para replicabilidade, e o método "K-Means++" para otimização dos centróides iniciais. O número máximo de iterações foi fixado em 100000, com tolerância de convergência em 0. O número de clusters será determinado pelo *Elbow Method* (método do cotovelo).

No *Hierarchical Clustering*, o método de aglomeração "ward" foi escolhido para formar *clusters* bem definidos, e o número de *clusters* será determinado pela silhueta média. Essas configurações foram selecionadas com base em um estudo aprofundado de algoritmos de aprendizado de máquina[2] e na análise criteriosa de trabalhos científicos relevantes [3][4], visando otimizar a análise e garantir a robustez dos resultados.

O objetivo é aplicar *K-Means* e *Hierarchical Clustering* em três análises: para cada posição de pneu, para cada eixo e considerando todos os pneus juntos.

As análises explorarão as relações: Pressão x Temperatura (duas dimensões), Pressão x Temperatura x Velocidade (três dimensões), e Velocidade x Produto Pressão-Temperatura (duas dimensões). A terceira análise foi escolhida pela forte correlação linear entre pressão e temperatura, com um coeficiente de *Pearson* de 0,9780. O objetivo é explorar as variáveis em um contexto bidimensional, preparando comparações com a análise tridimensional anterior. A normalização com MinMaxScaler foi aplicada para equilibrar a escala dos dados de pressão-temperatura com os de velocidade.

Considerando todos esses fatores, serão feitas 54 análises no total, sendo 27 para cada algoritmo.

3. Resultados

Para o *K-Means Clustering*, o valor de "k" encontrado pelo método do cotovelo variou entre 5 e 6. Em contraste, o *Hierarchical Clustering* indicou um valor de "k" entre 2 e 3 pelo método da silhueta média. Dado o objetivo do projeto de criar clusters em quantiadades significativas, o *K-Means* apresentou uma vantagem em relação ao *Hierarchical Clustering*. A análise com todos os pneus juntos também mostrou melhores resultados, já que as análises individuais e por eixo não revelaram diferenças significativas entre si. Portanto, é mais conveniente utilizar o *K-Means*, pela quantidade de *clusters*, e a análise geral para garantir homogeneidade e padronização.

A seguir, apresentam-se as tabelas com os valores das centroídes finais e os gráficos resultantes da aplicação do *K-Means* em todos os pneus, para cada uma das relações de dados descritas anteriormente.

Tabela I – Centroídes finais de cada cluster após a análise do *K-Means* para Pressão e Temperatura de todos os pneus juntos.

Pressão x Temperatura - Todos os pneus juntos		
Cluster ID	Pressão (PSI)	Temperatura (C)
0	123.6467391	26.69565217
1	130.5386274	39.05923567
2	134.1773387	45.66820609
3	137.7295292	51.40964313
4	142.3247457	58.49487012

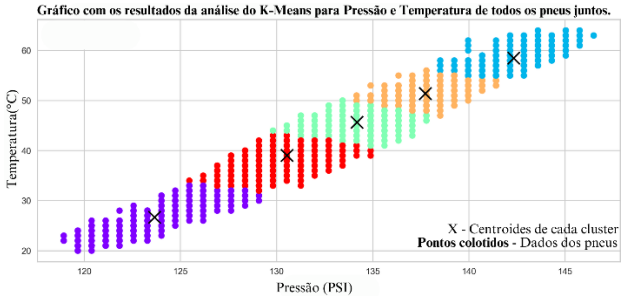

Figura 1 – Gráfico com os resultados da análise *do K-Means* para Pressão e Temperatura de todos os pneus juntos.

Tabela II – Centroídes finais de cada cluster após a análise do *K-Means* para Velocidade e Produto Pressão-Temperatura normalizados de todos os pneus juntos

Velocidade x Produto Pressão-Temperatura(PxT) - Todos os pneus jutntos		
Cluster ID	Velocidade normalizada (Km/h)	Produto PxT normalizado
0	0.048537113	0.651860981
1	0.081739756	0.167662882
2	0.424169236	0.593562219
3	0.793166408	0.854008111
4	0.804335827	0.594112902

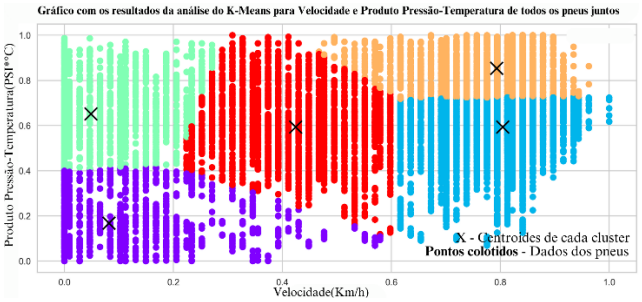

Figura 2 – Gráfico com os resultados da análise do *K-Means* para Velocidade e Produto Pressão-Temperatura de todos os pneus juntos

Tabela III – Centroídes finais de cada cluster após a análise do *K-Means* para Pressão, Temperatura e Velocidade de todos os pneus juntos.

Pressão x Temperatura x Velocidade- Todos os pneus juntos			
Cluster ID	Pressão (PSI)	Temperatura (C)	Velocidade(Km/h)
0	135.531042	48.79602147	3.862330281
1	124.1940855	28.15320665	4.983966746
2	134.3183434	46.08037736	39.23169811
3	135.3162946	46.94798785	68.12604404
4	140.4683797	55.40421566	87.37811873
5	134.2937158	45.31205674	87.74495898

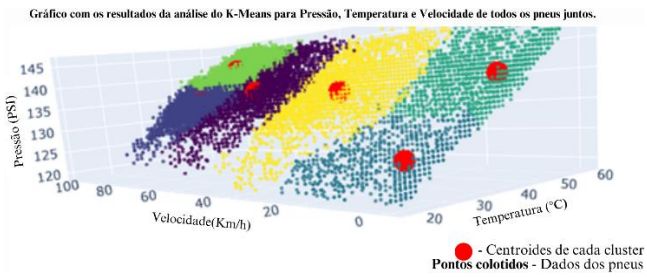

Figura 3 – Gráfico com os resultados da análise do *K-Means* para Pressão, Temperatura e Velocidade de todos os pneus juntos.

4. Conclusões

A utilização de algoritmos de aprendizado de máquina não supervisionado, como K-Means e Hierarchical Clustering, para a interpretação de dados provenientes de sensores em pneus representa uma abordagem inovadora que pode transformar a gestão da durabilidade e segurança dos pneus.

A análise dos dados revelou correlações importantes entre variáveis operacionais, abrangendo um total de 54 análises que consideraram aspectos individuais, por eixo e uma análise conjunta de todos os pneus. Foram exploradas três relações: pressão versus temperatura, pressão versus temperatura e velocidade, e velocidade em função do produto da pressão pela temperatura. No presente estudo, o algoritmo *K-Means* destacou-se por gerar clusters mais significativos e numerosos em comparação ao *Hierarchical Clustering*. Além disso, a análise conjunta demonstrou ser a mais eficaz, proporcionando maior consistência e padronização dos resultados.

Entre os três resultados finais, a análise tridimensional apresenta-se como a mais significativa, visto que abrange simultaneamente as três variáveis. Embora a análise da velocidade em função do produto pressão-temperatura apresente potencial, é necessário realizar estudos adicionais para uma compreensão mais aprofundada.

Este estudo oferece contribuições valiosas para a gestão de pneus e sugere direções futuras de pesquisas que visam aprimorar a monitoramento e manutenção dos pneus, contribuindo, assim, para o avanço da tecnologia automotiva.

5. Referências

[1] MICROSOFT AZURE, What are machine learning algorithms?, [s.l.: s.n.], 2023. Disponível em: https://azure.microsoft.com/pt-br/resources/cloud-computing-dictionary/what-are-machine-learning-algorithms/. Acesso em: 21 mar. 2023.

[2] A. Ng, Machine Learning Specialization Course, Stanford Online and DeepLearning.AI, 2012. Disponível em: https://www.deeplearning.ai/courses/machine-learning-specialization/. Acesso em: 28 nov. 2023.

[3] C. Ramos-Romero, C. Asensio, R. Moreno, G. de Arcas, Sensors, 22 (2022) 9686. https://doi.org/10.3390/s22249686.

[4] S. Rezende, B. Barella, J. R. Moura Jr., International Journal of Advanced Engineering Research and Science, 7 (2020) 324-330.

[1] Aluno de IC do Centro Universitário FEI. Projeto com vigência de 06/2023 a 0/2024.