AVALIAÇÃO DE COEFICIENTE DE ATRITO EM PISTAS DE POUSO E DECOLAGEM POR MEIO DE IMAGENS AÉREAS E REDES NEURAIS CONVOLUCIONAIS

Tiago Silveira de Andrade Aquino, Francisco Heber Lacerda de Oliveira, Gustavo Antonio Sousa Paz e Mota e César Lincoln C. Mattos
Universidade Federal do Ceará

*** Corresponding author e-mail address:** tiago.silveira@det.ufc.br, heber@det.ufc.br, gustavomotaff@gmail.com, cesarlincoln@dc.ufc.br

PAPER ID: SIT2213

ABSTRACT

Excursion incidents pose a significant concern for the aviation sector as they account for most accidents on runways. Accurately predicting tire-pavement friction during landing is crucial to ensure safe operations and prevent runway excursions. However, traditional methods and mathematical models used for measuring skid resistance parameters rely on specialized equipment and expertise, resulting in substantial runway closure time. To address this, the study explores the potential of leveraging pattern recognition and image processing technologies, coupled with the availability of high-resolution and periodic satellite images, to infer tire-pavement friction conditions on runways. This research specifically investigates the determination of the coefficient of friction on runways using aerial images. Two methodologies are compared: one utilizes Convolutional Neural Networks (CNN), while the other utilizes image color composition characteristics (RGB-HSV). The aim is to establish a correlation between these methodologies and coefficient of friction data, enabling the prediction of this physical parameter based on the image data. Data from a Brazilian runway spanning the period of 2015 to 2020, along with aerial satellite images from the same timeframe sourced from the Google Earth Pro platform, are employed. The evaluation reveals promising results, with both techniques achieving a mean squared error of less than 0.01. The absolute errors are in the range of 0.1 for the RGB-HSV technique and 0.08 for the CNN technique. These findings highlight the potential of using aerial images and advanced image analysis techniques to accurately estimate tire-pavement friction conditions on runways, providing valuable insights for enhanced safety measures and decision-making in aviation operations.

Keywords: skid resistance, pavement, airport, digital image processing.

INTRODUÇÃO

As pistas de pousos e decolagens (PPD) são pavimentos que exigem cuidadosa manutenção e monitoramento para manter a segurança das operações. Situações críticas como pouso em pista molhada exigem que as condições do pavimento proporcionem a realização da operação de maneira segura, garantindo o controle direcional da aeronave e evitando excursões de pista.

O monitoramento da aderência pneu-pavimento envolve acompanhamento e medições periódicas de parâmetros de segurança, como coeficiente de atrito e macrotextura, especificadas pela ANAC (2020, 2021). O regulamento nacional é baseado em normativas internacionais (FAA, 1997; ICAO, 2002) e descreve os mesmos critérios de monitoramento, avaliação e intervenções.

FAA (2005) estabelece que a frequência de medição de atrito de uma PPD está correlacionada com o número médio de operações diárias de aeronaves de motor a reação (*turbojet aircrafts*). Apesar de ANAC (2021) indicar a possibilidade de inspeção manual, FAA (2005) relata que pesquisas demonstraram que inspeção visual da aderência de pavimentos não são confiáveis.

Para o monitoramento do coeficiente de atrito, ANAC (2021) estabelece os equipamentos habilitados, os valores de coeficiente de atrito de manutenção e mínimo absoluto. Apesar da diversidade de equipamentos todos eles realizam medição direta e dispendem tempo e recursos para a execução das campanhas de medição, bem como o bloqueio temporário da PPD.

De forma ampla, diversas investigações vêm sendo conduzidas com o intuito de estabelecer vínculos entre a textura da superfície do pavimento e sua capacidade de resistência à derrapagem. No entanto, a maioria desses modelos apresenta aplicabilidade restrita, uma vez que os parâmetros podem variar conforme o procedimento de teste, níveis técnicos, materiais e fatores ambientais (ZUNIGA-GARCIA; PROZZI, 2019).

O uso de veículos aéreos não tripulados (VANT) e suas imagens vêm sendo utilizados em pesquisas e procedimentos de apoio à estruturas aeroportuárias (AKBAR *et al.*, 2019; GRADOLEWSKI *et al.*, 2021; PARKER *et al.*, 2022).

Os usos de aprendizagem de máquina por meio de redes neurais e outras técnicas para classificação de imagens e reconhecimento de padrões estão presentes desde a detecção de defeitos em ferrovias (SHANG *et al.*, 2018), reconhecimento de resíduos e rejeitos (GUO *et al.*, 2021) até aplicações médicas (BOYADZHIEV *et al.*, 2022). O avanço em pesquisas de avaliação de condições de pavimento com o uso de Redes Neurais Artificiais é relatado por Quariguasi *et al.* (2021), o uso de imagens para a determinação da macrotextura do pavimento (AMARASIRI *et al.*, 2012; AQUINO *et al.*, 2022; ARAÚJO, 2017; GHADERI; ABEDINI, 2021), e exemplos do uso de Redes Neurais Convolucionais (RNC) para a identificação de defeitos de pavimentos, como relatado por Shang *et al.* (2018), e para a determinação macrotextura.

Hafemann *et al.* (2015) demonstraram o potencial do uso de métodos de aprendizado de máquina para classificação de texturas usando RNC. O método envolve treinar uma RNC em um conjunto de dados de origem, projetar os dados de um conjunto de dados de destino em um espaço de características diferente e treinar um classificador nessa nova representação. Experimentos mostram que essa abordagem obtém resultados adequados em conjuntos de dados pequenos, aproveitando o conhecimento de conjuntos de dados maiores. No conjunto de dados Brodatz-32 de Hafemann *et al.* (2015) o método alcançou uma precisão de 97,04%, superando descritores populares de texturas. A análise visual mostra que os dados projetados se agrupam por classe, indicando relevância das características aprendidas pela RNC. O mesmo estudo também compara diferentes estratégias de extração de *patches*, sendo a abordagem mais simples com desempenho de 96,35% e a de *patches* aleatórios exigindo maior poder computacional.

Diante do exposto, o objetivo deste trabalho foi avaliar metodologia de aprendizagem de máquina que fosse capaz de estimar o coeficiente de atrito de uma PPD por meio de imagens de satélite, comparando duas

metodologias: uma que utilizou as imagens correlacionando-as com os coeficientes de atrito por meio de RNC e outra que utilizou redes neurais para correlacionar os coeficientes de atrito com conjunto de características de coloração das imagens (sistema RGB e HSV). A Figura 1 apresenta as etapas do trabalho resumidas por meio de um fluxograma metodológico.

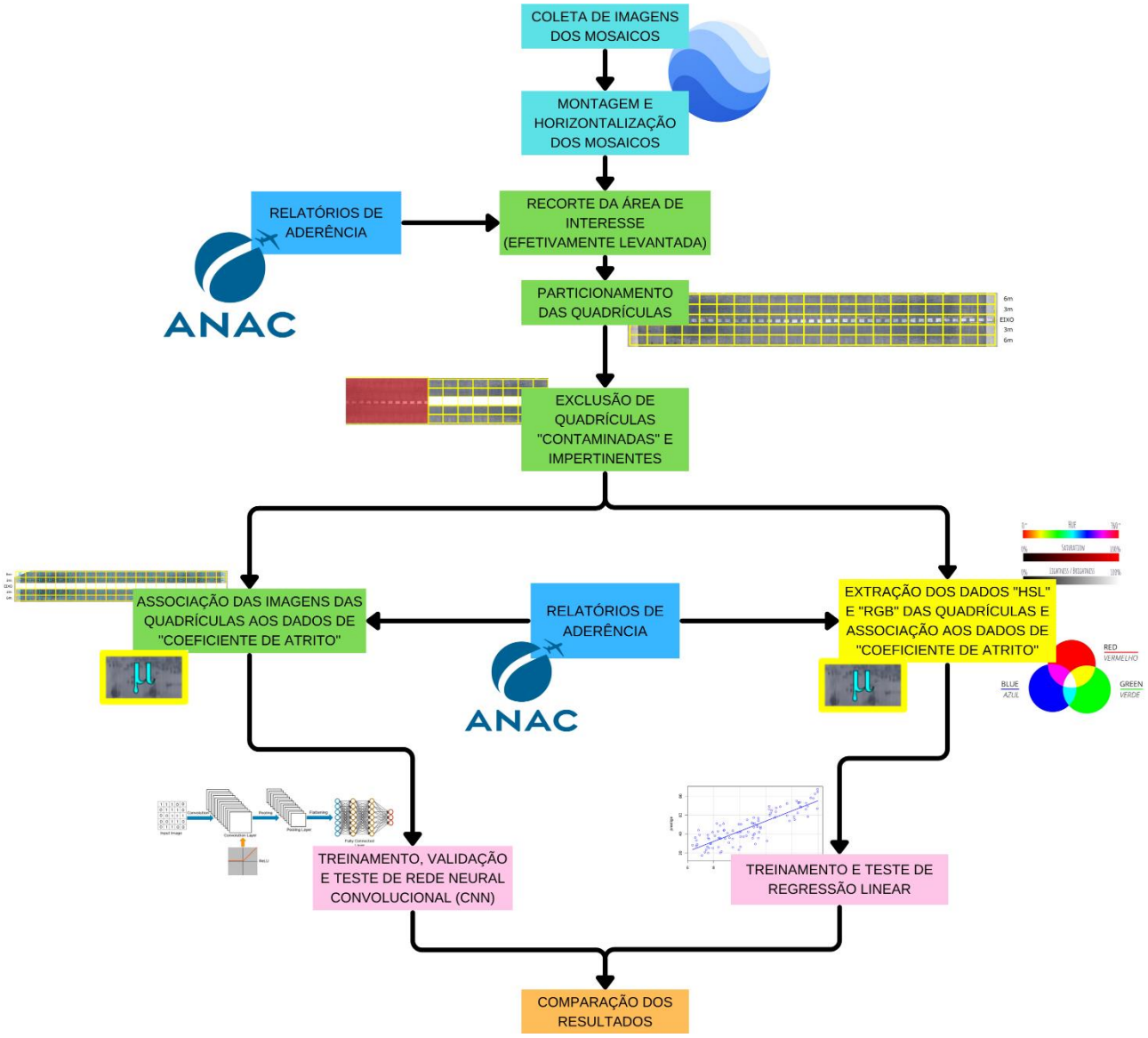


Figura 1: Fluxograma da metodologia da pesquisa

MÉTODO DE PESQUISA

Para o presente trabalho foi utilizado como objeto de estudo uma pista de pouso e decolagem (PPD) brasileira, com cabeceiras 10 e 28, extensão total de 3.000 m e largura útil de 45 m. A PPD possui revestimento em pavimento flexível e apresenta *grooving* no trecho inicial de 700 m a partir de 100 m da cabeceira 10.

Para a coleta das imagens foi utilizado o banco de dados do *software Google Earth PRO* Versão 7.3.6.9345 (64-bit) e o seu histórico de imagens. Foram coletadas imagens de 17 datas (entre os meses de junho de 2015 e abril de 2020) com os respectivos dados de coeficiente de atrito medidos na PPD de estudo e extraídos de relatórios técnicos de avaliação de aderência fornecidos pela Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC). A Figura 2 apresenta um histograma da distribuição de frequência absoluta dos dados de coeficiente de atrito da PPD estudada nas datas selecionadas entre os anos de 2015 e 2020.

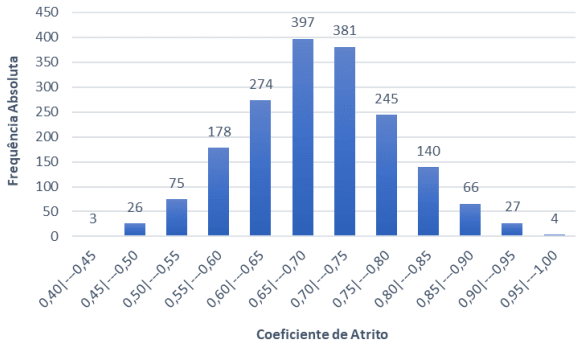


Figura 2: Distribuição de frequência acumulada dos coeficientes de atrito nas datas selecionadas para a pesquisa.

Buscando incrementar a base de dados de imagens cujas informações de coeficiente de atrito e macrotextura estavam disponíveis nos relatórios, realizou-se uma busca manual por meio da ferramenta "imagens históricas" disponíveis na base de dados do *Google Earth PRO*. Formou-se banco de dados de imagens da PPD apenas imagens cuja data de captura informada no programa estava compreendida em um intervalo de até 20 (vinte) dias antes ou depois da captura dos dados de coeficiente de atrito. O Quadro 1 apresenta as datas de coleta em campo dos coeficientes de atrito e as respectivas datas da captura das imagens pelo satélite, informadas por meio do *Google Earth PRO*.

Quadro 1: Datas de coleta de coeficiente de atrito e respectivas datas de captura das imagens de satélite

Coleta Coef. de Atrito	Imagem de Satélite	Coleta Coef. de Atrito	Imagem de Satélite
30/06/2015	19/06/2015	27/12/2017	31/12/2017
30/07/2015	03/08/2015	23/02/2018	19/02/2018
29/10/2015	19/10/2015	10/07/2018	02/08/2018
27/12/2015	13/12/2015	25/08/2018	21/08/2018
08/02/2016	06/02/2016	23/01/2019	24/01/2019
09/03/2016	12/03/2016	22/03/2019	17/03/2019
28/04/2016	08/05/2016	11/12/2019	29/11/2019
08/05/2017	10/05/2017	08/03/2020	03/04/2020
10/09/2017	11/09/2017	-	-

Foram excluídas regiões que apresentavam interferência da imagem da pista provocada por sombras, nuvens ou outros objetos que obstruíssem o pavimento. A Figura 3 apresenta os trechos das imagens que foram desconsiderados em cada data.

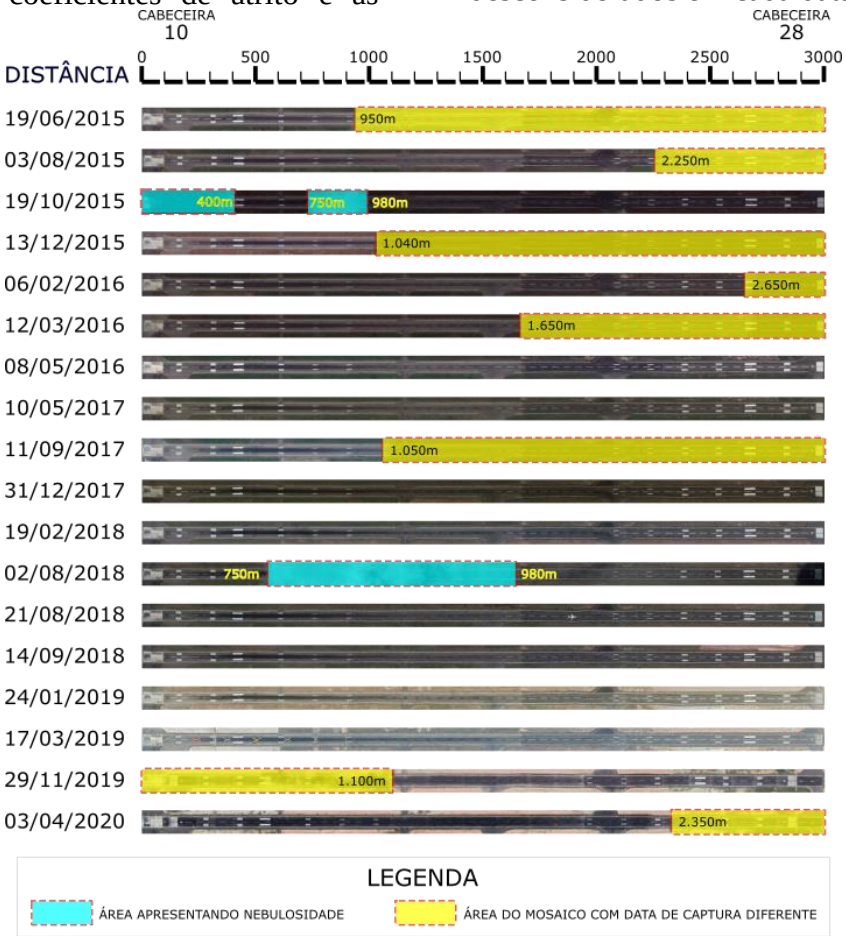


Figura 3: Imagens utilizadas na análise coletadas entre 19/06/2015 e 03/04/2020

Por apresentar resolução adaptativa, recurso no qual a imagem apresenta uma maior resolução à medida que o usuário aproxima o *zoom* à região de interesse, foram salvos *frames* de trechos das PPD de tal forma que o seu conjunto compusesse um mosaico da pista completa em sua máxima resolução disponibilizada na plataforma. O mosaico foi construído utilizando o editor de imagem *GIMP* versão 2.10.34, e, na mesma ferramenta o mosaico foi rotacionado, alinhando o sentido longitudinal da pista com a posição horizontal, e recortado, eliminando as regiões externas às marcações de bordo da PPD.

Tendo em vista que as medições de coeficiente de atrito são realizadas à uma distância de 3 m e 6 m para cada lado do eixo da PPD, e a medição de macrotextura é realizada a uma distância de 3 m do eixo da PPD, as imagens foram novamente recortadas, utilizando automação por *script*, de acordo com os limites laterais apresentados na Figura 4, totalizando uma figura de 15 m.

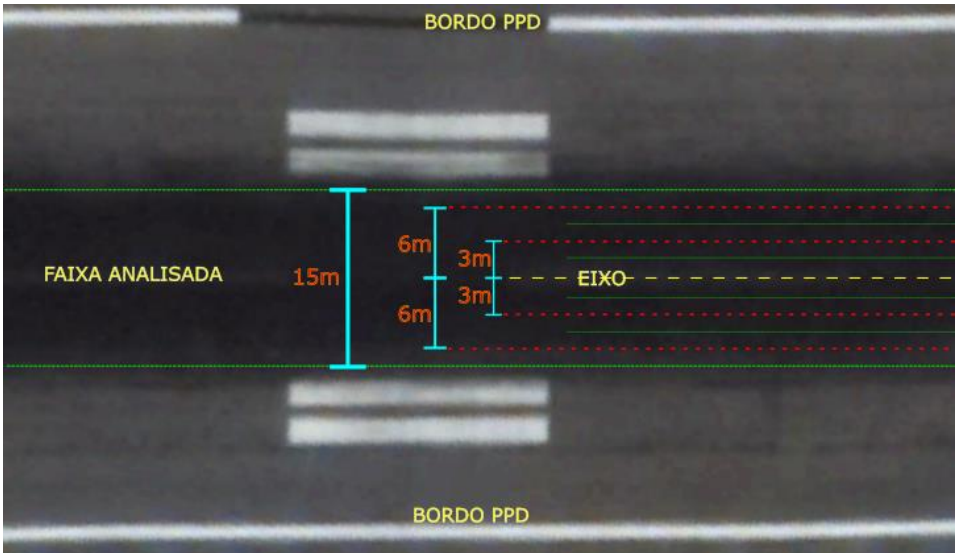


Figura 4: Representação da faixa das imagens da PPD analisada

1. Modelo de previsão utilizando redes neurais convolucionais (RNC)

De posse das imagens rotuladas de acordo com seu coeficiente de atrito, um modelo de RNC foi implementado para estimar um coeficiente para uma imagem de entrada. O modelo foi alimentado por um banco de dados previamente construído. Para a montagem do algoritmo do modelo e seu treinamento, utiliza-se a biblioteca de código aberto *TensorFlow* (ABADI *et al.*, 2015), que é uma biblioteca que utiliza grafos de fluxo de dados para a computação numérica. De acordo com dos Anjos (2019) essa biblioteca foi desenvolvida pelo *Google* com a finalidade de realizar pesquisas sobre redes neurais profundas e aprendizagem de máquina. Os dados neste *framework* são representados como tensores que são *arrays* ou listas com "N" dimensões. Sob o *framework* do *TensorFlow* utilizou-se o Keras (KERAS, [*s. d.*]), uma API de redes neurais de alto nível que facilita a manipulação do modelo com simples comandos para configuração dos parâmetros de processamento.

As etapas a seguir consistiam em separar os dados nos grupos de treinamento, validação e teste. Para este experimento utilizou-se a seguinte divisão: 80% das amostras para o grupo de treinamento, 10% para etapa de validação e 10% para etapa de teste. Durante a etapa de treinamento, o modelo foi ajustado para que o algoritmo pudesse aprender as características das imagens para estimar um valor de coeficiente de atrito, com base nos dados conhecidos. Na etapa de validação, o modelo estima os coeficientes de atrito com o respectivo conjunto de dados dessa etapa e sua análise contribui para ajuste dos seus hiperparâmetros.

Dentre os hiperparâmetros do modelo, o problema a ser resolvido foi definido como uma questão de regressão, na qual a camada de convolução possui 32 neurônios com a função

ativação *ReLU*, e camada de saída com 32 neurônios e função de ativação identidade.

Aplicou-se, ainda, um processo de normalização nas imagens, dividindo os valores das intensidades RGB de cada pixel por 255 em cada um dos 3 respectivos canais de cores. Essa etapa permitiu uma melhor avaliação dos resultados, bem como um menor esforço computacional.

2. Modelo de previsão utilizando características dos sistemas de cores (RGB -HSV)

Em paralelo, foi implementado um modelo de regressão linear para treinamento e predição. As amostras (quadrículas) foram processadas por meio de um método de extração de características relacionadas às cores apresentadas. Essa extração retorna um vetor de números reais que descreve as características das amostras de modo que permite a modelagem por meio de regressão linear.

Para cada quadrícula, as médias e os desvios padrão do conjunto de *pixels* de cada canal são calculadas. Assim, são obtidas as médias para as intensidades do canal vermelho (*red*), verde (*green*) e azul (*blue*), seguidas dos respectivos desvios padrão. Em seguida, os respectivos cálculos são realizados para as amostras após convertidas ao padrão HSV. Nesse padrão, a cor de cada *pixel* é composta pela combinação da intensidade dos parâmetros de matiz (*hue*), saturação (*saturation*) e valor (*value*). Assim, cada amostra é processada resultando em um vetor unidimensional com 12 valores.

Os recursos utilizados para a representação das amostras em RGB, HSV e a extração das características das amostras estão contidos nas bibliotecas *OpenCV* e *Scikit-Learn* (PEDREGOSA *et al.*, 2011) e os valores variam de 0 a 255 para o R (*Red*), G (*Green*), B (*Blue*), S (*Saturation*) e V (*Value*), e varia de 0 a 179 para o H (*Hue*).

A Tabela 1 apresenta o resumo com as médias das médias e desvio padrão dos parâmetros dos sistemas de cores RGB e HSV das 1.376 quadrículas de amostras. Observa-se que pelos dois sistemas uma coloração acinzentada representa o conjunto de imagens, e há pouca variedade dessa coloração tendo em vista o baixo desvio padrão encontrado.

Assim como na metodologia utilizando RNC, os dados de treino e teste foram normalizados. A normalização dos dados foi implementada por meio de método contido no pacote de códigos Python *Scikit-Learn*, que utiliza a técnica *Z-Score*. A regressão linear foi implementada dividindo o conjunto inicial em 65% para treino e 35% teste.

Tabela 1: Médias das médias e dos desvios padrão dos parâmetros dos sistemas de cores RGB e HSV das amostras

	BLUE	GREEN	RED	HUE	SATURATION	VALUE
MÉDIA DAS MÉDIAS	67,48	63,01	66,11	103,10	42,40	70,84
MÉDIA DO DESVIO PADRÃO	4,80	4,68	4,80	16,59	9,45	4,82

ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A Figura 5 apresenta o gráfico de perda para os conjuntos de treino e validação ao longo do treinamento do modelo de RNC utilizando 100 épocas. A Figura 6 apresenta o gráfico de perda para os conjuntos de treino e validação ao longo do treinamento do modelo de RCN utilizando 200 épocas.

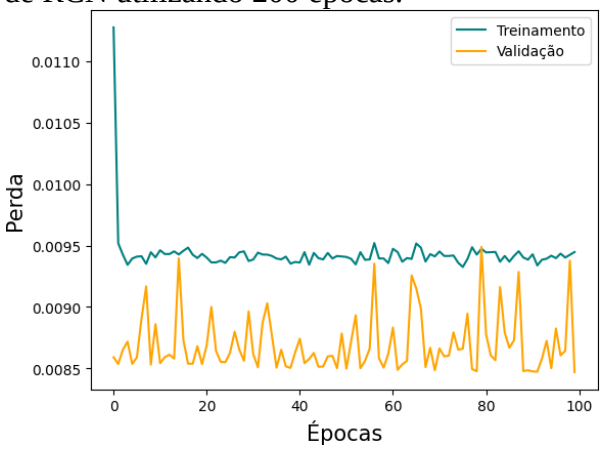


Figura 5: Gráfico de evolução das perdas ao longo de 100 épocas na etapa de treinamento/validação

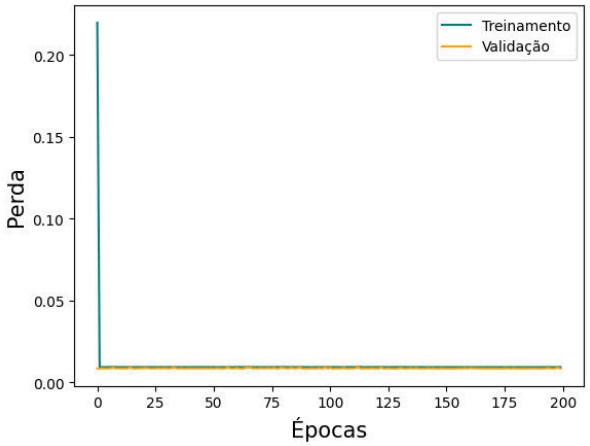


Figura 6: Gráfico de evolução das perdas ao longo de 200 épocas na etapa de treinamento/validação

Analisando as amostras, nota-se que elas apresentam grande variabilidade em seu aspecto visual. No entanto, sabe-se que os valores de coeficientes de atrito estão, em sua maioria, inseridos no intervalo entre 0,60 e 0,80. Tendo isso em vista, a Figura 5 demonstra que o conjunto de validação apresentou grandes variações, o que foi mitigado aumentando o número de épocas para 200 (Figura 6). Isso indica que essa diferença influencia a performance da rede em detectar padrões.

As métricas sugerem que o modelo RNC obteve desempenho adequado em se ajustar aos dados. Entretanto, a Figura 5 demonstra a dificuldade do modelo em se ajustar aos dados de amostras ao longo do treinamento. Os dados ainda revelam que as previsões médias absolutas do modelo RNC possui diferença menor que as de regressão linear.

O comportamento oscilatório e não convergente das perdas no processo de validação ao longo das épocas pode ser explicado pela baixa quantidade de amostras nesta etapa e possível interferência de amostras (quadrículas) que apresentavam elementos outros além do revestimento asfáltico, como por exemplo sinalização horizontal da pista (como observado na Figura 7). Tal distorção do recorte pode ter sido causada pela distorção linear do mosaico da PPD obtida na ferramenta *Google Earth PRO* que apresentava pequenas distorções de alinhamento.



Figura 7: Quadrículas que apresentavam elementos de sinalização horizontal.

A Tabela 2 compara as métricas de análise de erro médio quadrático (MSE), o erro médio absoluto (MAE) e o erro médio absoluto percentual (MAPE) em ambos os modelos durante a aplicação dos seus respectivos conjuntos de testes.

Tabela 2: Resultados dos erros médios absolutos (MAE), erros médios quadráticos (MSE) e erros médios absolutos percentuais (MAPE) das técnicas RGB-HSV e RNC

	MSE	MAE	MAPE
RGB-HSV	0,016	0,105	16,54%
RNC	0,008	0,073	11,32%

Mesmo apresentando *grooving* no trecho inicial da pista, observou-se que tal condição não interferiu na previsão do coeficiente de atrito, tendo em vista os baixos valores dos erros médios absolutos e quadrático médio.

Em uma pesquisa de identificação de texturas por meio de IA, Espíndola *et al.* (2021)

obtiveram excelente acurácia e precisão. Os pesquisadores utilizaram técnicas de *deep learning* para classificar tipos de superfície de pavimento em um sistema de avaliação automática. Os modelos desenvolvidos com base em redes neurais convolucionais identificaram cinco classes de superfícies: asfalto, concreto, intertravado, paralelepípedo e não pavimentado. Os modelos foram treinados com quase 50 mil imagens de rodovias brasileiras, alcançando resultados satisfatórios, com o modelo ResNet50 atingindo quase 100% de acurácia, precisão e *recall*.

CONCLUSÕES

Pela proximidade das métricas de avaliação, a confiabilidade no modelo de regressão linear é melhor que na rede neural convolucional (RNC). A avaliação do desempenho do algoritmo na estimativa do coeficiente de atrito foi aferida por meio dos gráficos de performance, mostrando a evolução das perdas e a acurácia ao longo das épocas.

Não é possível afirmar que, apesar de apresentar as melhores métricas de avaliação, o modelo de RNC seria o mais confiável comparado ao de regressão linear RGB-HSV. Isso se dá pela notória dificuldade da rede em encontrar padrões durante o treinamento ao longo das épocas. Algumas quadrículas apresentando pinturas de sinalização, por exemplo, podem ter contribuído para esse problema, dado que a RNC procura encontrar padrões na imagem para correlacionar com o coeficiente de atrito correspondente. As bordas das pinturas representam alguns dos padrões que a RNC pode levar em consideração em seu aprendizado. O modelo de regressão por extração de características, por sua vez, sintetiza essas informações dos canais RGB e HSV. Como estão, em média, próximas da tonalidade geral de pista, esses objetos podem não afetar o desempenho como na RNC.

Avalia-se que a questão, ora tratada como um problema de regressão, tenha diferentes resultados supondo-a como um problema de classificação, tendo em vista que diversos indivíduos, sem padrões de correlação aparente, possam vir a ser identificados com o mesmo coeficiente de atrito. Propõe-se para trabalhos futuros, com maior base de dados, realizar esta comparação.

Espera-se que o trabalho contribua para o desenvolvimento de ferramenta que possa auxiliar operadores de aeródromos em tomadas de decisão de processos de manutenção de pistas de pouso e decolagem. A partir disso, pode-se garantir incremento de segurança das operações em aeroportos brasileiros.

BIBLIOGRAFIA

ABADI, M.; AGARWAL, A.; BARHAM, P.; BREVDO, E.; CHEN, Z.; CITRO, C.; CORRADO, G. S.; DAVIS; Y; DEAN, J.; DEVIN, M.; GHEMAWAT, S.; GOODFELLOW, I.; HARP; REW; IRVING, G.; ISARD, M.; JOZEFOWICZ, R.; JIA, Y.; KAISER, L.; KUDLUR, M.; LEVENBERG, J.; MANÉ, D.; SCHUSTER, M.; MONGA, R.; MOORE, S.; MURRAY, D.; OLAH, C.; SHLENS, J.; STEINER, B.; SUTSKEVER, I.; TALWAR, K.; TUCKER, P.; VANHOUCKE, V.; VASUDEVAN, V.; VIÉGAS, F.; VINYALS, O.; WARDEN, P.; WATTENBERG, M.; WICKE, M.; YU, Y.; ZHENG, X. **TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems**. [*S. l.: s. n.*], 2015. Disponível em: https://www.tensorflow.org/.

AKBAR, J.; SHAHZAD, M.; MALIK, M. I.; UL-HASAN, A.; SHAFAIT, F. Runway Detection and Localization in Aerial Images using Deep Learning. **2019 Digital Image Computing: Techniques and Applications, DICTA 2019**, [*s. l.*], 2019. Disponível em: Acesso em: 23 ago. 2022.

AMARASIRI, S.; GUNARATNE, M.; SARKAR, S. Use of digital image modeling for evaluation of concrete pavement macrotexture and wear. **Journal of Transportation Engineering**, [*s. l.*], n. May, p. 548–556, 2012. Disponível em: http://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/(ASCE)TE.1943-5436.0000365.

ANAC. **IS Nº 153.205-001 - Monitoramento da irregularidade longitudinal, atrito e macrotextura do pavimento da pista pouso e decolagem**. Brasil: 2020.

ANAC. **RBAC nº 153 Aeródromos - Operação, Manutenção e Resposta à emergência**. Brasil: 2021.

AQUINO, T. S. D. A.; OLIVEIRA, F. H. L. de; ALBUQUERQUE, V. A. M. de; PONTE, C. N. M. da. METODOLOGIA PARA DETERMINAÇÃO DE MACROTEXTURA DE PAVIMENTO ATRAVÉS DE FOTOGRAMETRIA DE CURTA DISTÂNCIA. **47ª Reunião Anual de Pavimentação (RAPv)**, [*s. l.*], 2022.

ARAÚJO, V. M. de C. **Avaliação da textura de misturas asfálticas em face a compactação para uso em revestimentos aeroportuárioas a partir do uso do processamento digital de imagens**. Fortaleza: [*s. n.*], 2017. 2017.

BOYADZHIEV, T.; TSVETANOV, S.; DIMITROVA, S. Deep Learning Image Classification for Pneumonia Detection. [*s. l.*], p. 1–3, 2022. Disponível em: Acesso em: 11 set. 2022.

DOS ANJOS, J. R. L. **InferenCNN: Uma biblioteca para inferênca de Redes Neurais Convolucionais multiplataforma em OpenCL**. 2019. - Universidade Federal do Pernambuco, Recife 2019.

ESPÍNDOLA, A. C.; NOBRE JÚNIOR, E. F.; SILVA JÚNIOR, E. T. Pavement Surface Type Classification Based on Deep Learning to the Automatic Pavement Evaluation System. **XLII Ibero-Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering**, [*s. l.*], 2021.

FAA. **AC 150/5320-12C - MEASUREMENT, CONSTRUCTION, AND MAINTENANCE OF SKID-RESISTANT AIRPORT PAVEMENT SURFACES**. [*S. l.: s. n.*], 1997. 1997. Disponível em: Acesso em: 30 ago. 2022.

FAA. **AC NO:150/5320-12D - Measurement and Maintenance of Skid-Resistant Airport Pavement Surfaces**. Subject: AIRCRAFT ICE PROTECTION Date: 8/16/06 AC No: 20-73A. 2005.

GHADERI, O.; ABEDINI, M. Evaluation of the airport runway flexible pavement macro-texture using digital image processing technique (DIPT). **International Journal of Pavement Engineering**, [*s. l.*], 2021.

GRADOLEWSKI, D.; DZIAK, D.; KANIECKI, D.; JAWORSKI, A.; SKAKUJ, M.; KULESZA, W. J. A Runway Safety System Based on Vertically Oriented Stereovision. **Sensors 2021, Vol. 21, Page 1464**, [*s. l.*], v. 21, n. 4, p. 1464, 2021. Disponível em: https://www.mdpi.com/1424-8220/21/4/1464/htm. Acesso em: 23 ago. 2022.

GUO, Q.; SHI, Y.; WANG, S. Research on deep learning image recognition technology in garbage classification. **Proceedings - 2021 Asia-Pacific Conference on Communications Technology and Computer Science, ACCTCS 2021**, [*s. l.*], p. 92–96, 2021. Disponível em: Acesso em: 11 set. 2022.

HAFEMANN, L. G.; OLIVEIRA, L. S.; CAVALIN, P. R.; SABOURIN, R. Transfer Learning between Texture Classification Tasks using Convolutional Neural Networks. **2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)**, [*s. l.*], 2015.

ICAO. Airport Services Manual: Part 2, Airport Surface Conditions. **Doc 9137**, [*s. l.*], 2002.

KERAS. [*S. l.: s. n.*], [*s. d.*]. Disponível em: https://keras.io/api/. Acesso em: 27 jun. 2023.

PARKER, A.; GONZALEZ, F.; TROTTER, P. Live Detection of Foreign Object Debris on Runways Detection using Drones and AI. **2022 IEEE Aerospace Conference (AERO)**, [*s. l.*], p. 1–13, 2022. Disponível em: https://ieeexplore.ieee.org/document/9843697/. Acesso em: 23 ago. 2022.

PEDREGOSA, F.; VAROQUAUX, G.; GRAMFORT, A.; MICHEL V. AND THIRION, B.; GRISEL, O.; BLONDEL, M.; PRETTENHOFER P. AND WEISS, R.; DUBOURG, V.; VANDERPLAS, J.; PASSOS, A.; COURNAPEAU, D.; BRUCHER, M.; PERROT, M.; DUCHESNAY, E. Scikit-learn: Machine Learning in Python. **Journal of Machine Learning Research**, [*s. l.*], v. 12, p. 2825–2830, 2011.

QUARIGUASI, J. B. F.; OLIVEIRA, F. H. L. de; REIS, S. D. S. e. Modelo de previsão do coeficiente de atrito para pista de pouso e decolagem com uso de redes neurais artificiais.

TRANSPORTES, [*s. l.*], v. 29, n. 2, p. 2401–2401, 2021. Disponível em: https://revistatransportes.org.br/anpet/article/view/2401. Acesso em: 17 out. 2022.

SHANG, L.; YANG, Q.; WANG, J.; LI, S.; LEI, W. Detection of rail surface defects based on CNN image recognition and classification. **International Conference on Advanced Communication Technology, ICACT**, [*s. l.*], v. 2018-February, p. 45–51, 2018. Disponível em: Acesso em: 11 set. 2022.

ZUNIGA-GARCIA, N.; PROZZI, J. A. High-Definition Field Texture Measurements for Predicting Pavement Friction. **Transportation Research Record**, [*s. l.*], v. 2673, n. 1, p. 246–260, 2019.

.