ESTUDO PRELIMINAR SOBRE PROPOSIÇÃO DE MODELO DE PREVISÃO PARA O COEFICIENTE DE ATRITO MEDIDO EM PISTA DE POUSO E DECOLAGEM

José Breno Ferreira Quariguasi
Universidade Federal do Ceará – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes
Campus do Pici, Bloco 703 – 60440-900, Fortaleza, CE, (85) 3366-9488,
brenoquariguasi@det.ufc.br

Francisco Heber Lacerda de Oliveira
Universidade Federal do Ceará – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes
Campus do Pici, Bloco 703 – 60440-900. Fortaleza, CE, (85) 3366-9488
heber@det.ufc.br

Saulo Davi Soares Reis
Universidade Federal do Ceará – Departamento de Física
Campus do Pici, Bloco 922 – 60451-970. Fortaleza, CE, (85) 3366-9930
saulo@fisica.ufc.br

RESUMO

Diante do cenário de expansão do transporte aéreo, é ainda mais necessário o acompanhamento das condições superficiais das pistas de pouso e decolagem, sobretudo no que diz respeito aos parâmetros de aderência pneu-pavimento, a fim de garantir a segurança das operações. Contudo, medições demandam tempo e recursos financeiros consideráveis. Logo, modelos de previsão podem ser ferramentas úteis aos gestores e órgãos reguladores ao possibilitar estimativas desses parâmetros. Nesse sentido, este trabalho objetiva o desenvolvimento de um modelo de previsão de coeficiente de atrito para pavimentos aeroportuários através de Redes Neurais Artificiais. Os resultados indicam significativo potencial de utilização dessa ferramenta.

Palavras-chave: Redes Neurais Artificiais, Pista de pouso e decolagem, Atrito, Segurança, Modelos, Previsão.

ABSTRACT

Given the scenario of expansion of air transport, it is even more necessary to monitor the surface conditions of the runways, especially regarding tire-pavement grip parameters, in order to ensure the safety of operations. However, measurements require considerable time and financial resources. Therefore, forecasting models can be useful tools for managers and regulators in making estimates of these parameters possible. In this sense, this work aims the development of a friction coefficient prediction model for airport pavements through Artificial Neural Networks. The results indicate significant potential use of this tool.

Keywords: Artificial Neural Network, Runway, Friction, Safety, Models, Prediction.

1. INTRODUÇÃO

A quantidade de voos cresceu 23,1% entre os anos de 2008 a 2017, no Brasil, de acordo com dados da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC, 2018). Portanto, é ainda mais necessário um acompanhamento das condições superficiais dos pavimentos aeroportuários a fim de garantir a segurança das operações, principalmente no que diz respeito às pistas de pouso e decolagem (PPD), uma vez que, segundo o Centro de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos (CENIPA), 66,7% dos acidentes entre 2008 e 2017 ocorreram durante as fases de pouso, decolagem e corrida após o pouso (SANTOS *et al.*, 2018).

O controle de veículos e a segurança dos pousos das aeronaves são fortemente dependentes das condições superficiais dos pavimentos. Normalmente, quando o pavimento está seco, o atrito gerado entre o pneu e o pavimento é alto. Contudo, na presença de contaminantes, como a água, o risco de hidroplanagem é substancialmente maior, principalmente quando a resistência à derrapagem do pavimento é baixa (SHAHIN, 2005).

A hidroplanagem ocorre quando os pneus são incapazes de manter contato com pavimento devido à presença de uma película d'água não rompida pelos pneus ou pela textura da pista. A interação pneu-pavimento é complexa e depende de fatores como a adesão entre a borracha e o pavimento e a histerese proveniente da deformação do pneu causada principalmente pelos agregados da superfície do pavimento. A macrotextura, por sua vez, é uma das características mais importantes e que afetam a aderência, pois atuam na drenagem da água na pista (BERNUCCI *et al.*, 2008).

Diante da importância dos parâmetros de aderência pneu-pavimento – coeficiente de atrito e macrotextura – para a segurança das operações, a ANAC (2019) estabelece que os operadores de aeródromos devem manter a PPD em condições operacionais visando à resistência à derrapagem, ao controle direcional das aeronaves e à integridade dos equipamentos aeronáuticos. Para tanto, dentre os aspectos compreendidos nessa exigência, pode-se citar o atrito, a macrotextura e o acúmulo de borracha. Assim, são determinadas medições periódicas desses aspectos em que as frequências de monitoramentos são estabelecidas em função do número de pousos de aeronaves de asa fixa com motor à reação na PPD.

Um Sistema de Gerenciamento de Pavimentos (SGP) provê um método sistemático e consistente para selecionar serviços de manutenção e reabilitação necessários, determinando prioridades e o momento oportuno de intervenção, prevendo as condições futuras do pavimento. Logo, trata-se de uma ferramenta importante para gestores, pois os alerta sobre o ponto crítico do pavimento em relação ao ciclo de vida da estrutura e, desse modo, possibilita que os recursos sejam otimizados. Os modelos de previsão da condição do pavimento são imperativos para um sistema completo de gerenciamento do pavimento (SHAHIN, 2005). No que se refere ao Sistema de Gerenciamento de Pavimentos Aeroportuários (SGPA), a ANAC (2019) estipula que os operadores de aeródromos devem estabelecer e documentar requisitos e procedimentos de monitoramento e avaliação da condição do pavimento baseados em metodologia de Sistema de Gerenciamento de Pavimentos, a fim de manter as condições estruturais e funcionais.

As condições de manutenção dos pavimentos são fortemente condicionadas por um número significativo de variáveis com vários fatores de ponderação. Essas variáveis são inter-relacionadas e afetam o seu ciclo de vida, tanto em termo funcional quanto estrutural. Portanto, essas variáveis podem ser empregadas em modelos de degradação que, por sua vez, são componentes fundamentais de um SGP. Tais modelos são baseados no estudo dos dados de desempenho e, então, são estabelecidas leis de evolução e de degradação do pavimento, estabelecendo, assim, relações entre as causas e efeitos (SANTOS *et al.*, 2014).

Em virtude da importância dos parâmetros de aderência pneu-pavimento para garantir a segurança das operações e que quanto maior o número de operações na PPD, mais medições devem ser realizadas e, consequentemente, por mais tempo a pista deve permanecer fechada ou parcialmente interditada. Isso posto, justifica-se a utilização de ferramentas capazes de estimar as condições superficiais do revestimento com a finalidade de se otimizar e determinar os momentos mais adequados para procedimentos de manutenção.

Diante do exposto, esse trabalho tem como objetivo o desenvolvimento preliminar de um modelo de previsão, por meio de Redes Neurais Artificiais (RNA), para o coeficiente de atrito medido em pista de pouso e decolagem. Para tanto, foram considerados dados de tráfego de aeronaves, da macrotextura e da seção do revestimento, e variáveis climáticas dos aeroportos internacionais de Fortaleza, Salvador e Recife.

2. MODELOS DE PREVISÃO

As informações sobre várias características da condição do pavimento são críticas para as funções de gerenciamento de desempenho. Modelos de previsão da condição do pavimento são utilizados para analisar e determinar a necessidade de manutenção ou reabilitação (SHAHIN, 2005).

Muitos estudos têm sido desenvolvidos para realizar estimativas das condições superficiais do revestimento, haja vista a vasta quantidade de métodos e dados disponíveis que podem ser empregados para tal fim. Santos *et al.* (2014) desenvolveram um modelo para estudar o comportamento do coeficiente de atrito em rodovias de Portugal através de regressão linear múltipla. Para tanto, foram considerados os efeitos do clima, da geometria da via e fatores de tráfego, concluindo-se que o coeficiente de atrito era inversamente proporcional à macrotextura e ao tráfego.

A fim de estudar os dados de atrito e determinar o melhor momento para realizar procedimentos de remoção de borracha na PPD do Aeroporto Internacional de Lamezia Terme, na Itália, De Luca *et al.* (2016) utilizaram técnicas de *Data Mining*, processo computacional para detecção de padrões em grandes conjuntos de dados, para analisar dados de medição do coeficiente de atrito e, assim, realizar estimativas deste parâmetro uma vez que estão sujeitos ao fenômeno de degradação ocasionado, principalmente, pelo acúmulo de borracha dos pneus das aeronaves. Por fim, os autores constataram que através do uso dessas técnicas é possível prever a necessidade de remoção do acúmulo de borracha na PPD com antecedência de até 6 meses comparado ao recomendado em manuais.

No que diz respeito ao uso de Redes Neurais Artificiais na Engenharia de Transportes, Hossain *et al.* (2018) elaboraram um modelo capaz de estimar o *International Roughness Index* (IRI) – Índice de Irregularidade Internacional – em rodovias norte-americanas com significativa acurácia. O IRI é um parâmetro utilizado para indicar o desempenho e o conforto do pavimento. Para tanto, os autores utilizaram uma RNA composta por quatro camadas, a saber sete neurônios na camada entrada, duas camadas ocultas com nove neurônios cada e uma camada de saída com um neurônio (7-9-9-1).

3. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As Redes Neurais Artificiais utilizam a simulação matemática de sistemas nervosos biológicos para processar informações adquiridas e derivar saídas preditivas após a rede ter sido adequadamente treinada para o reconhecimento de padrões. Uma RNA consiste em várias camadas de elementos de processamento paralelo, também chamadas de neurônios. Podem existir uma ou mais camadas ocultas entre uma camada de entrada e saída. Os neurônios nas camadas ocultas estão conectados aos neurônios de uma camada vizinha por fatores de ponderação que são ajustáveis durante o processo de treinamento do modelo. As redes são organizadas de acordo com métodos de treinamento para aplicações específicas. A Figura 1 apresenta uma estrutura típica de uma RNA de três camadas composta por quatro neurônios na camada de entrada, quatro neurônios na camada oculta e dois neurônios na camada de saída (4-4-2) além de fatores de ponderação de interconexão (W_{ij}) entre as camadas de neurônios (THUBE, 2012).

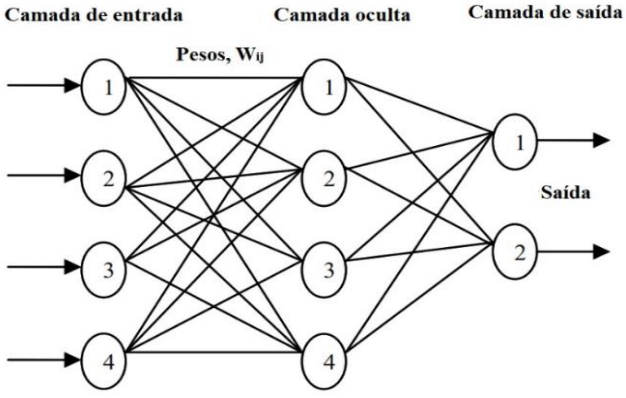


Figura 1: Rede Neural Artificial de três camadas (adaptado de THUBE, 2012).

As funções de ativação introduzem um componente não linear nas redes neurais, fazendo com que elas possam aprender mais do que relações lineares entre as variáveis dependentes e independentes. Dentre as funções mais comuns, tem-se a linear (1), sigmóide (2), tangente hiperbólica (TANH) (3) e, atualmente, também tem se empregado a linear retificada (ReLU) (4).

$$LINEAR\ (x) = x \quad (1)$$

$$SIGMÓIDE\ (x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

$$TANH(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 \quad (3)$$

$$ReLU\ (x) = \max\{0, x\} \quad (4)$$

No que tange ao processo de treinamento, as Redes Neurais Artificiais podem ser classificadas como supervisionadas ou não supervisionadas. No treinamento supervisionado, a RNA necessita de um par de vetores composto das variáveis de entrada e do vetor alvo (*target*) que se almeja como saída. Esses vetores, então, são chamados de par de treinamento ou vetor treinamento. Após a aplicação do vetor de entrada, a saída da rede é calculada e comparada com o correspondente vetor alvo. Assim, o erro obtido é realimentado através da rede e os pesos são atualizados de acordo com um algoritmo determinado a fim de minimizar o erro, esse procedimento é repetido até que o erro para os vetores de treinamento tenha atingido níveis baixos ou aceitáveis. Já no treinamento não supervisionado, no que lhe concerne, não requer um vetor alvo para as saídas e, portanto, não faz comparações para determinar a resposta ideal. O conjunto de treinamento modifica os pesos da rede de maneira que produza resultados consistentes tanto a apresentação de um dos vetores de treinamento, como a apresentação de um vetor que é suficientemente similar, irão produzir o mesmo padrão nas saídas (BOCANEGRA, 2002).

Dentre os tipos de RNA, destaca-se o *Multi-Layer Perceptron* (MLP), pois são muito empregadas, já que são redes muito versáteis e capazes de resolver problemas dos mais simples aos mais complexos. Nas redes MLP, é possível inserir camadas intermediárias entre as camadas de entrada e saída, portanto, pode-se ajustar o número de camadas em função da complexidade do problema e da precisão desejada. Contudo, não há estruturas predefinidas de acordo com a complexidade dos problemas, ou seja, é preciso pesquisar a melhor alternativa de estrutura para a rede (ZANETTI, 2008).

De forma sucinta, no MLP, para cada instância de treinamento, o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*) faz uma previsão, verifica o erro e, então, segue através de cada camada em sentido reverso para medir a contribuição do erro de cada conexão e, finalmente, faz alguns ajustes dos pesos de conexão para reduzir o erro (etapa do Gradiente Descendente). O Gradiente Descendente é um algoritmo de otimização genérico capaz de encontrar soluções ótimas para uma ampla gama de problemas, a ideia geral é ajustar os parâmetros de forma iterativa, a fim de minimizar uma função de custo (GÉRON, 2017).

No tocante ao tamanho do banco de dados utilizado e a "sofisticação" do algoritmo na solução de problemas, Banko e Brill (2001) utilizaram vários tipos de algoritmos para solucionar casos de desambiguação de palavras e concluíram que à medida em que há mais dados disponíveis para treinar o algoritmo, melhor será sua acurácia. Portanto, quando possível, deve-se considerar a opção de adquirir mais dados ao invés de simplesmente dispender mais esforços em melhorar o algoritmo.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

Para a elaboração deste trabalho foram utilizados dados entre 2014 e 2018 dos aeroportos internacionais de Fortaleza, Salvador e Recife, totalizando 26 medições do coeficiente de atrito, todas realizadas com o equipamento *Griptester* a 65 km/h. A Tabela 1 apresenta um resumo dos dados utilizados. Buscou-se utilizar as medições de atrito e macrotextura com a menor diferença possível de dias e que não houvessem ocorrido procedimentos de remoção de acúmulo de borracha entre elas, uma vez que tal procedimento tende a influenciar os valores dos parâmetros citados. A média da diferença de dias entre a medição de atrito e macrotextura e a média de dias entre as medições de atrito estão representadas na coluna "1" e "2", respectivamente, da Tabela 1.

Foram utilizadas sete variáveis para estimar o coeficiente de atrito das PPD dos

aeroportos mencionados. As variáveis adotadas estão listadas na Tabela 2, bem como suas respectivas explicações. Destaca-se que os dados de coeficiente de atrito, macrotextura e o tráfego de aeronaves foram obtidos através da ANAC e as variáveis climáticas foram adquiridas por meio do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).

Tabela 1: Resumo dos dados utilizados.

Aeroporto	***Medições de atrito***	***Período de medição***		***1***	***2***
		Início	***Fim***		
Fortaleza	17	08/2014	08/2018	4	86
Salvador	7	10/2015	06/2018	5	42
Recife	2	09/2015	01/2016	3	56
Total	26	-	-	-	-

Tabela 2: Variáveis utilizadas e suas explicações.

Variável	***Explicação***
Distância	Distância do ponto de medição em relação ao início da cabeceira mais solicitada
Macrotextura	Obtida pelo método da mancha de areia
Remoção de borracha	Variável binária, 0 quando não houve remoção entre a última medição e a atual e 1 quando houve
Nº de operações	Pousos e decolagens entre as medições de atrito
Temperatura compensada média	Temperatura média mensal
Amplitude	Diferença entre a temperatura máxima e a mínima
Umidade relativa	Umidade relativa do ar
Atrito	Coeficiente de atrito medido a 3 m do eixo da PPD

Destaca-se que a variável macrotextura, obtida por meio do método da mancha de areia, é medida a 3 m do eixo e a cada 100 m, alternando-se entre os lados direito e esquerdo, ou seja, são formadas algumas lacunas nas medições. Diante disso, utilizou-se as médias das leituras das seções antecessoras e sucessoras para preencher tais ausências.

Em seguida, gerou-se uma matriz (1278x8) contendo todos os dados, em que as 1278 linhas representam as observações e as 8 colunas são as variáveis. Ressalta-se que não há distinção entre os lados, pois a localização da seção pode ser obtida pelas variáveis macrotextura e distância.

O modelo foi desenvolvido em linguagem de programação *Python* e foi utilizada a função de ativação ReLU. Os dados foram aleatoriamente distribuídos entre 70% para treinamento e 30% para teste e validação. Para análise de acurácia utilizou-se o coeficiente de determinação (R^2) e como critério de análise do erro usou-se o *Root Mean Square Error* (RMSE) (5). A Tabela 3 apresenta um resumo dos parâmetros do modelo. Destaque-se que os dados foram normalizados, procedimento realizado para evitar que variáveis com elevada ordem de grandeza venham a ter maior relevância em detrimento das demais.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(h(x^{(i)}) - y^{(i)})^2} \quad (5)$$

Em que m é o número de exemplares utilizados no conjunto de dados, $h(x^{(i)})$ é a função de previsão do sistema, também chamada de hipótese, e $y^{(i)}$ é o valor observado.

Tabela 3: Parâmetros do modelo.

Parâmetros utilizados	
Função de ativação	ReLU
Camadas ocultas	2
Neurônios na 1ª camada oculta	150
Neurônios na 2ª camada oculta	200
Alpha	1
Nº máx de iterações	2000
Taxa de aprendizagem inicial	0,01

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Tabela 4 apresenta uma síntese dos resultados obtidos. As Figuras 2, 3 e 4 exibem gráficos de dispersão do coeficiente de atrito observado e o estimado.

Tabela 4: Resultados.

Fase	*R^2 (%)*	*RMSE*
Treinamento	91,17	0,291
Teste	64,06	0,626
Geral	82,30	0,421

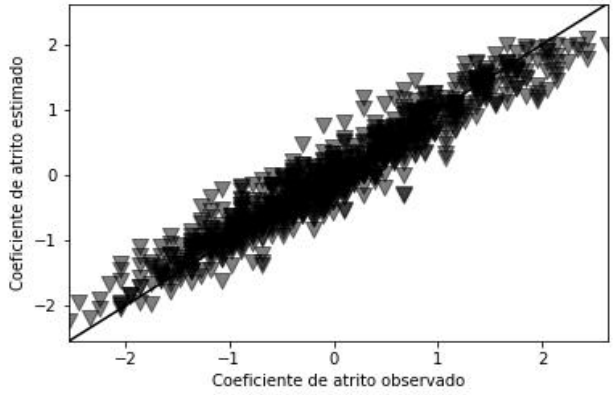


Figura 2: Resultados da fase de treinamento.

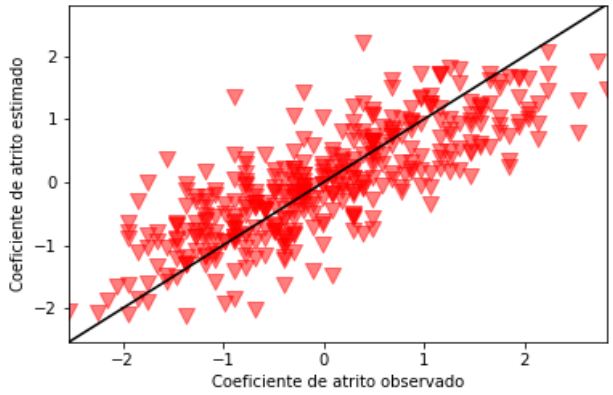


Figura 3: Resultados da fase de teste.

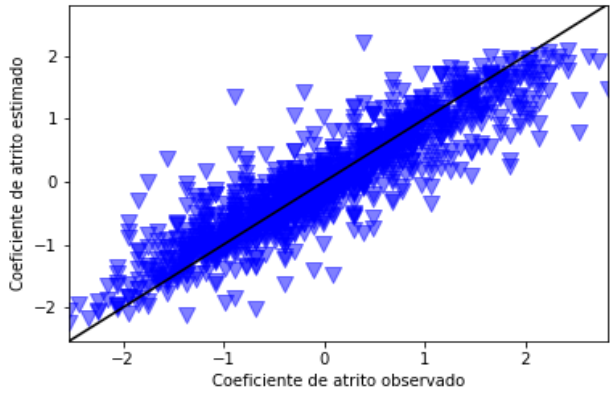


Figura 4: Resultados dos dados gerais.

De acordo com os resultados apresentados, percebe-se que a fase de treinamento apresenta uma acurácia significativa. Contudo, a fase de teste não demonstrou acurácia tão significativa quanto o treinamento, evidenciando assim a presença de viés no modelo. Portanto, é possível que ao aumentar o banco de dados isto seja solucionado.

Na tentativa de determinar a melhor estrutura para o modelo, foram verificadas algumas alternativas para os parâmetros. A Figura 5 apresenta a mudança na acurácia do modelo à medida que são alterados os valores de *alpha*, parâmetro de regularização que evita o ajuste excessivo dos pesos (W_{ij}).

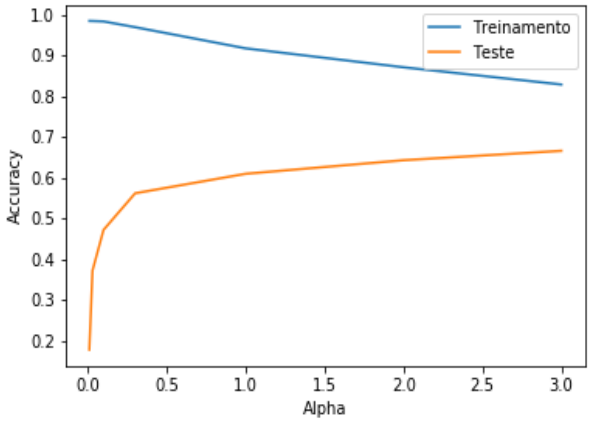


Figura 5: Acurácia x Alpha.

Porém, percebe-se que para valores de *alpha* superiores a 1,0 não há mais um ganho significativo de acurácia no Teste ao passo que o Treinamento continua a ser penalizado. Também analisou-se a quantidade de neurônios no desempenho da acurácia, conforme expresso na Figura 6 e na Tabela 5.

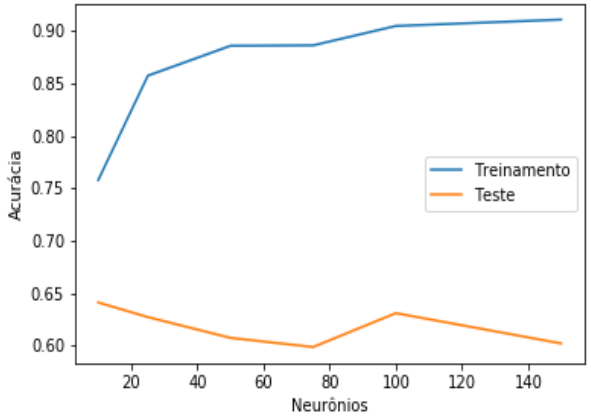


Figura 6:Acurácia x Neurônios da primeira camada oculta.

Tabela 5: Quantidade de neurônios testados.

Camada oculta	*Neurônios*					
1ª	10	25	50	75	100	150
2ª	20	50	75	100	150	200

Percebe-se, de acordo com os resultados, que à medida que se aumenta o número de neurônios a acurácia melhora significativamente, na fase de Treinamento, até o centésimo neurônio, a partir desse número a acurácia apresenta um comportamento constante. Entretanto, a fase de Teste, apresenta algumas oscilações com valores muito semelhantes de acurácia na quantidade de 10 e 100 neurônios.

Por fim, verificou-se a influência das funções de ativação na acurácia do modelo, conforme se verifica no gráfico da Figura 7.

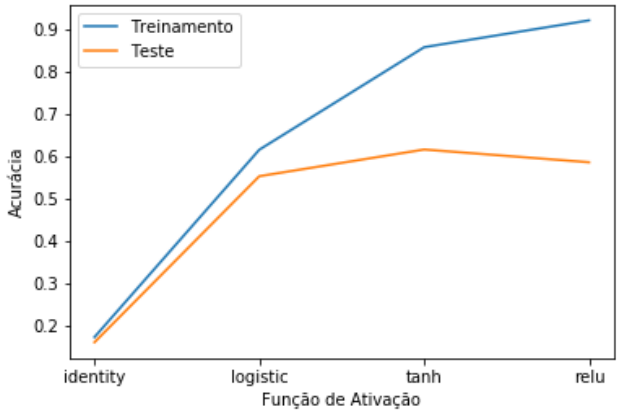


Figura 7: Acurácia x Funções de Ativação.

Analisando os resultados, percebe-se que os melhores valores de acurácia estão presentes nas funções de ativação tangente hiperbólica (TANH) e na linear retificada (ReLU). Destaca-se que a função ReLU foi superior à TANH nas fases de Treinamento e Geral apresentando uma diferença de 6,33% e 3,29%, respectivamente. Porém, na fase de Teste a função TANH foi 3,02% superior à ReLU. Contudo, optou-se pela utilização da função ReLU pelo melhor desempenho, em geral, em relação às demais.

6. CONCLUSÕES

Embora, ainda, haja necessidade de aprimoramento do modelo, os resultados apresentados demonstram que tal ferramenta tem significativo potencial de utilização para realizar estimativas de coeficiente de atrito em pista de pouso e decolagem com considerável acurácia.

Portanto, ressalta-se que tal modelo pode tornar-se uma ferramenta útil aos gestores aeroportuários a fim de garantir a segurança das operações e a tomada de decisão quanto à alocação dos recursos disponíveis para manutenção e reabilitação, contribuindo para um Sistema de Gerenciamentos de Pavimentos Aeroportuários mais eficiente. Ademais, os órgãos reguladores também podem empregar tal ferramenta como auxílio às atividades de fiscalização, bem como de acompanhamento da segurança operacional dos aeroportos brasileiros.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

À Superintendência de Infraestrutura Aeroportuária da Agência Nacional de Aviação Civil (SIA/ANAC) e ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) pela disponibilização dos dados.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANAC. Agência Nacional de Aviação Civil. *Anuário do Transporte Aéreo 2017*. Brasília, DF, 2018.

ANAC. Agência Nacional de Aviação Civil. *Regulamento Brasileiro Da Aviação Civil Nº 153 Emenda Nº 4. Diário Oficial da União* RBAC nº 153: 1–145. Brasília, DF, 2019.

BANKO, M., BRILL, E. "Scaling to Very Very Large Corpora for Natural Language Disambiguation". Association for Computational Linguistics, 2001, Toulouse. 0*1 Proceedings of the 39th Annual Meeting*, Toulouse, France, 2001.

BERNUCCI, L. B. et al. "Pavimentação Asfáltica*: Formação Básica Para Engenheiros*, Rio de Janeiro: Abeda, 496, 2008.

BOCANEGRA, C. W. R. Procedimentos para tornar mais efetivo o uso das Redes Neurais Artificiais em Planejamento de Transportes. 2002. Dissertação de Mestrado - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2002.

DE LUCA, M. et al. "Preliminary Study on Runway Pavement Friction Decay Using Data Mining." *Transportation Research Procedia* 14: 3751–60, 2016.

GÉRON, A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn*. First Edit. O'Reilly, Sebastopol, CA, 2017.

HOSSAIN, M. I., et al. "International Roughness Index Prediction of Flexible Pavements Using Neural Networks." *Journal of Transportation Engineering, Part B: Pavements*

145(1): 1–10, 2018.
SANTOS, A. et al. “Degradation Prediction Model for Friction in Highways.” *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 8581 LNCS(PART 3): 606–14, 2014.
SANTOS, L. C. B. et al. *Aeródromos - Sumário Estatístico 2008-2017. Centro de Investigação e Prevenção de Acidentes Aeronáuticos (CENIPA)*. Brasília, DF, 2018.
SHAHIN, M. Y. *Pavement Management for Airports, Roads, and Parking Lots*. Second Edi. New York, 2005.
THUBE, D. T. “Artificial Neural Network (ANN) Based Pavement Deterioration Models for Low Volume Roads in India.” *International Journal of Pavement Research and Technology* 5(2): 115–20, 2012.
ZANETTI, F. S. O uso de Redes Neurais Artificiais como ferramenta para auxiliar na determinação da vida útil de Pavimentos Flexíveis. 2008. Dissertação de Mestrado - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, São Paulo, 2008.