

PREDIÇÃO DE ABSENTEÍSMO EM ENFERMEIROS NO ESTADO DE SÃO PAULO

GABRIELA LAUDARES ALBUQUERQUE DE OLIVEIRA¹; EVERTON BRUNO CASTANHA²; CLARICE ALVES BONOW³; ITIBERÊ DE OLIVEIRA CASTELLANO RODRIGUES⁴

¹Universidade Federal de Pelotas (UFPEL). Email: gabiabuquerque83@gmail.com.
<https://orcid.org/0000-0001-5053-9993> - da Autora.

²Universidade Federal de Pelotas (UFPEL). Email: everton.brunocastanha@gmail.com - do Co-Autor.

³Universidade Federal de Pelotas (UFPEL). Email: claricebonow@gmail.com.
<https://orcid.org/0000-0001-9918-9234> - da Orientadora.

⁴Universidade Federal de Pelotas (UFPEL). Email: itibere.rodrigues@hotmail.com.
<https://orcid.org/0000-0002-8665-4149> - do Coorientador.

1. INTRODUÇÃO

A escassez de profissionais de Enfermagem deve ser tratada como uma emergência de saúde global (ICN, 2024). De acordo com a Organização Mundial da Saúde (WHO, 2017), existe uma lacuna significativa de profissionais da saúde em diversas regiões, e o Conselho Internacional de Enfermeiros (ICN, 2017) relata que o ambiente de trabalho dos profissionais de saúde é considerado um dos cenários ocupacionais mais perigosos e os enfermeiros são frequentemente expostos. Já a Agência de Proteção Ambiental dos EUA (EPA, 2007) aponta que condições insalubres de trabalho contribuem diretamente para o aumento do esgotamento e de doenças ocupacionais. No Brasil, o cenário não é diferente: o absenteísmo entre enfermeiros é um problema crescente, com um número significativo de afastamentos devido a morbidades relacionadas ao trabalho.

A pandemia de COVID-19 agravou ainda mais esse cenário, trazendo à tona a dedicação dos profissionais de saúde, ao mesmo tempo em que destacou problemas como alta demanda de trabalho, esgotamento e rotatividade. Uma pesquisa recente com enfermeiros registrados (RNs) indicou que 23% pretendiam deixar seus cargos, e 29% estavam considerando essa possibilidade nos próximos seis meses (American Nurses Foundation, 2022). Esses problemas não surgiram apenas com a pandemia, pois estudos anteriores já investigavam as relações entre esgotamento e decisões de permanecer ou deixar o trabalho (Kovner et al., 2014).

No Estado de São Paulo, prever o risco de absenteísmo entre enfermeiros é essencial para otimizar a gestão de recursos humanos e assegurar a continuidade do cuidado. Técnicas de Machine Learning oferecem a possibilidade de processar grandes volumes de dados e gerar previsões assertivas sobre o risco de afastamento, permitindo que gestores de saúde atuem preventivamente.

Uma revisão sistemática sobre rotatividade em enfermagem, abrangendo estudos desde 1971 em diversos países, identificou liderança, comprometimento organizacional e coesão da equipe como preditores fortes de rotatividade voluntária (Nei et al., 2015). No contexto brasileiro, fatores como a falta de coesão no ambiente de trabalho, o conflito trabalho-família e as condições precárias no ambiente hospitalar são determinantes para o absenteísmo e rotatividade dos profissionais de enfermagem (Shin et al., 2018). O absenteísmo prolongado, em especial, impacta negativamente a eficiência dos serviços de saúde e sobrecarrega os profissionais que permanecem ativos.

Com base nisso, o presente estudo propõe o desenvolvimento de modelos capazes de prever o risco de absenteísmo entre profissionais de enfermagem atuantes no Estado de São Paulo, utilizando inteligência artificial e algoritmos de aprendizagem supervisionada (machine learning) que possuem boa performance para a área da saúde (Fernandes, 2019). Foi utilizado um conjunto abrangente de dados, como características demográficas, condições de trabalho, saúde e fatores socioeconômicos.

A partir dessas previsões, espera-se que o modelo possa contribuir para uma gestão mais eficiente dos recursos humanos na área da saúde, implementando ações preventivas que reduzam o absenteísmo, melhorem as condições de trabalho, contribuindo para o desenvolvimento de políticas públicas voltadas para a promoção da saúde dos profissionais de enfermagem e seu ambiente profissional.

2. METODOLOGIA

Foi realizado um estudo transversal para prever o absenteísmo por doenças em enfermeiros do Estado de São Paulo por meio de dados secundários, públicos e anônimos para treinar e avaliar modelos. Foram utilizadas variáveis sobre os enfermeiros, dados laborais, a instituição empregadora e o ambiente de trabalho, com o objetivo de desenvolver um modelo de classificação binária para prever se um enfermeiro será afastado por morbidade ou não. O modelo foi construído utilizando algoritmos de aprendizado supervisionado.

A abordagem metodológica seguiu os seguintes passos: seleção de fontes de dados, preparação dos dados, construção dos modelos preditivos e avaliação da performance dos modelos.

2.1. Fonte de Dados

Foram utilizados dados individualizados, anonimizados, em seu menor nível de desagregação, usualmente chamados de microdados, de vínculos empregatícios formais disponibilizados pela RAIS no ano de 2018, conforme detalhamento a seguir:

- Relação Anual de Relações Sociais (RAIS): fornecendo dados sobre o vínculo empregatício dos enfermeiros, como tipo de contrato, cargo, tempo de serviço, salário e carga horária. Dados dos enfermeiros, como sexo, idade e escolaridade. Dados dos estabelecimentos que os enfermeiros estão vinculados como tamanho do estabelecimento de saúde e CNAE (Classificação Nacional de Atividades Econômicas). Para identificação do desfecho foram utilizados os campos de afastamento previstos na Rais, códigos 30 e 40 que representam respectivamente doença de trabalho e doença.

Foram buscar compreender as condições de trabalho em que os profissionais estavam expostos foram incluídos dados da Fundação Sistema Estadual de Análises de Dados (SEADE), como informações sobre a média de enfermeiros e médicos por habitante dos municípios do Estado de São Paulo.

Foram utilizadas informações do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) como: Dados ambientais, população da cidade e tamanho dos municípios.

2.1. Preparação dos Dados

O conjunto de dados foi pré-processado para eliminar valores ausentes e inconsistências. As variáveis categóricas foram codificadas utilizando *one-hot encoding*, e as variáveis contínuas foram normalizadas para garantir que todas tivessem a mesma escala.

Após o pré-processamento, o conjunto de dados foi dividido em dois grupos:

- Treinamento (80%): usado para treinar os modelos de machine learning.
- Teste (20%): usado para avaliar a performance dos modelos.

2.2. Construção dos Modelos Preditivos

O problema foi modelado como uma “tarefa de classificação binária”, onde o objetivo era prever se um enfermeiro iria ou não se ausentar por motivos de saúde. Os seguintes algoritmos de machine learning foram testados:

- Regressão Logística, Random Forest, XGBoost, SVM e LigthGBM.

Os modelos foram treinados utilizando técnicas de “validação cruzada” para garantir que os resultados fossem consistentes e generalizáveis.

2.3. Critérios de Confidencialidade

Todos os dados utilizados na pesquisa são de fontes públicas e anonimizadas, garantindo a privacidade dos participantes. De acordo com a Resolução 510/2016 do Conselho Nacional de Saúde, pesquisas que utilizam informações públicas e anonimizadas estão isentas de avaliação ética. Assim, o estudo está em conformidade com as normas éticas e assegura o sigilo das informações dos indivíduos envolvidos.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O estudo analisou mais de 100.000 enfermeiros em instituições de saúde pública e privada no Estado de São Paulo, revelando uma média de idade de 35 anos e 5 a 15 anos de experiência. Variáveis como o tamanho da cidade e a proporção de enfermeiros por habitante mostraram-se significativas na influência do absenteísmo. Os modelos preditivos, especialmente o XGBoost, demonstraram um desempenho eficaz, com 69% de acurácia e AUC de 0.80, destacando a relevância de fatores como idade e tempo de serviço. Os resultados oferecem insights importantes para a gestão de recursos humanos, permitindo um planejamento mais eficiente das escalas de trabalho e apoiando a formulação de políticas públicas para a saúde dos trabalhadores.

4. CONCLUSÕES

A predição do absenteísmo entre enfermeiros utilizando machine learning mostrou-se uma estratégia viável e promissora. O modelo XGBoost destacou-se pelo seu desempenho superior, sendo capaz de identificar os profissionais com maior risco de afastamento. A adoção de modelos preditivos na gestão de recursos humanos pode otimizar a alocação de força de trabalho, melhorar as condições de trabalho dos enfermeiros e reduzir os custos associados ao absenteísmo.

Futuras pesquisas podem expandir o estudo para incluir outras variáveis que influenciam o absenteísmo, além de testar a eficácia dos modelos preditivos em outros contextos regionais.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Artigo

KOVNER, Christine T. et al. What does nurse turnover rate mean and what is the rate?. **Policy, Politics, & Nursing Practice**, v. 15, n. 3-4, p. 64-71, 2014.

NEI, Darin; SNYDER, Lori Anderson; LITWILLER, Brett J. Promoting retention of nurses: A meta-analytic examination of causes of nurse turnover. **Health care management review**, v. 40, n. 3, p. 237-253, 2015.

SHIN, Sujin; PARK, Jin-Hwa; BAE, Sung-Heui. Nurse staffing and nurse outcomes: A systematic review and meta-analysis. **Nursing outlook**, v. 66, n. 3, p. 273-282, 2018.

WOODWARD, Kyla F.; WILLGERODT, Mayumi. A systematic review of registered nurse turnover and retention in the United States. **Nursing Outlook**, v. 70, n. 4, p. 664-678, 2022.

Documentos eletrônicos

American Nurses Foundation. **COVID-19 impact assessment survey the second year**. 2022. Acessado em 10 jun. 2024. Online. Disponível em: <https://www.nursingworld.org/practice-policy/work-environment/health-safety/disaster-preparedness/coronavirus/what-you-need-to-know/covid-19-impact-assessment-survey---the-second-year/>

U.S. EPA, 2007. **Integrated risk information system (IRIS), record for arsenic**. .S. Environmental Protection Agency. Acessado em 10 jun. 2024. Online. Disponível em: www.epa.gov/iris/search.htm.

INTERNATIONAL COUNCIL OF NURSES. **Occupational health and safety for nurses**. Geneva, 2017. Acessado em 20 jun. 2024. Online. Disponível em: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/https://www.icn.ch/sites/default/files/2023-04/PS_C_Occupational_health_safety_0.pdf

ORGANIZAÇÃO INTERNACIONAL DO TRABALHO. **World Statistic**. Acessado em 20 jun. 2024. Online. Disponível em: https://www.ilo.org/moscow/areas-of-work/occupational-safety-and-health/WCMS_249278/lang--en/index.htm

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Communicating risk in public health emergencies: a WHO guideline for emergency risk communication (ERC) policy and practice**. World Health Organization, 2017. Acessado em 20 jun. 2024. Online. Disponível em: <chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/259807/9789241550208-eng.pdf?sequence=2>

Livro

COMMITTEE ON THE ROBERT WOOD JOHNSON FOUNDATION INITIATIVE ON THE FUTURE OF NURSING, AT THE INSTITUTE OF MEDICINE. **The future of nursing: Leading change, advancing health**. National Academies Press, 2011.