57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

Aplicação do Aprendizado de Máquina na Construção de Tábua de Mortalidade

Gabriel Macillo
CASNAV
Praça Barão de Ladário s/n, Ilha das Cobras - Rua da Ponte, Ed. 23 Centro Rio de Janeiro
macillo.femar@marinha.mil.br

Madalena Lopes e Silva
CASNAV
Praça Barão de Ladário s/n, Ilha das Cobras - Rua da Ponte, Ed. 23 Centro Rio de Janeiro
madalena@marinha.mil.br

Fabio Renato de Carvalho
CASNAV
Praça Barão de Ladário s/n, Ilha das Cobras - Rua da Ponte, Ed. 23 Centro Rio de Janeiro
fabio.femar@marinha.mil.br

RESUMO

Este trabalho propõe a construção de uma tábua de mortalidade geral utilizando algoritmos de aprendizado de máquina, com o objetivo de melhorar a aderência às taxas observadas em um fundo de pensão brasileiro. O estudo aplica 12 modelos de regressão disponíveis na biblioteca Scikit-learn, com posterior otimização por meio de validação cruzada e ajuste de hiperparâmetros. Buscando otimização nos modelos, o algoritmo K-Nearest Neighbors (KNN) apresentou o melhor desempenho no conjunto de teste. Assim, a abordagem proposta pode oferecer maior flexibilidade na construção de tábuas atuariais, sendo uma alternativa promissora às metodologias tradicionais.

PALAVRAS CHAVE. Machine Learning, Tábua de Mortalidade, Modelagem Preditiva.

Tópicos (1) SE-PODMAR – Sessão Especial de Pesquisa Operacional em Defesa e Poder Marítimo; (2) EST&AM – PO Analytics em Estatística e Aprendizado de Máquina

ABSTRACT

This work proposes the construction of a general mortality table using machine learning algorithms, with the aim of improving adherence to the observed rates in a Brazilian pension fund. The study applies 12 regression models available in the Scikit-learn library, followed by optimization through cross-validation and hyperparameter tuning. In the search for optimization, the K-Nearest Neighbors (KNN) algorithm presented the best performance on the test set. Thus, the proposed approach may offer greater flexibility in the construction of actuarial tables, representing a promising alternative to traditional methodologies.

KEYWORDS. Machine Learning; Mortality Table; Predictive Modeling

Paper topics (1)SE-PODMAR – Special Session on Operational Research in Defense and Maritime Power; (2) STATS&ML – OP Analytics in Statistics and Machine Learning

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212095
https://proceedings.science/p/212095?lang=pt-br

1. Introdução

Instituições do mercado segurador, sejam operadoras de seguros ou resseguros ou entidades abertas ou fechadas de previdência e regimes próprios de previdência possuem diversas obrigações e uma das mais importantes é a avaliação atuarial. No caso das entidades de previdência, o principal objetivo de uma avaliação atuarial é verificar se uma entidade securitária tem condições de cumprir com seus compromissos futuros mensurando o valor das reservas matemáticas dos compromissos do plano de benefícios oferecidos por essas entidades de forma a estabelecer o adequado plano de custeio dos benefícios [PREVIC, 2022].

Nas avaliações atuariais, são utilizadas diversas premissas que influenciam diretamente no resultado da avaliação. Essas premissas, também chamadas de hipóteses atuariais, devem refletir consistentemente as expectativas de longo prazo, pois se destinam a prever os compromissos futuros do plano de benefícios. Dentre as premissas atuariais existem as tábuas biométricas que "são instrumentos estatísticos e demográficos utilizados pelo Atuário para medir, em cada idade, as probabilidades dos eventos de morte, sobrevivência, morbidez ou invalidez de determinado grupo de pessoas vinculadas a um plano de benefícios." [IBA].

O Instituto Brasileiro de Atuária – IBA, disponibiliza diversas tábuas biométricas distribuídas entre tábuas de mortalidade, entrada em invalidez e mortalidade de inválidos. Além do IBA, o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE - publica anualmente tábuas biométricas de mortalidade baseadas na dinâmica de mortalidade da população brasileira.

Comumente, a definição das tábuas biométricas ocorre através de normas regulamentadoras do setor que definem tábuas mínimas a serem usadas nas avaliações ou através testes estatísticos de aderência que buscam definir a tábua mais adequada à população coberta pelo plano. Nesse caso são definidas tábuas de mortalidade geral, normalmente segregadas por sexo, tábuas de entrada em invalidez e de mortalidade de inválidos.

No caso das tábuas biométricas de mortalidade, além das probabilidades de morte é recomendável observar as expectativas de longevidade do conjunto dos participantes, considerando a tendência de aumento da longevidade da população, por meio, por exemplo, da utilização de tábuas biométricas geracionais com escalas de melhoria de longevidade [PREVIC, 2022].

Tanto a utilização das tábuas por força de normas quanto a utilização das escolhas por teste de aderência, podem ocorrer estimativas equivocadas devido as possíveis diferenças entre a população coberta pelo plano de benefícios e a população que deu origem à tábua, bem como a margem de erros dos testes estatísticos. Comprometendo a avaliação atuarial, podendo ocorrer subestimação ou superestimação dos riscos, ocasionando, por exemplo, em custeio de benefícios insuficientes e consequentemente a insolvência da entidade.

A produção de tábuas biométricas enfrenta diversos desafios como a disponibilidade e a qualidade de dados, tamanho da amostra ao segmentar por categoria, sexo e idade, e o próprio comportamento humano que varia de forma significativa e equipe técnica adequada.

Fatores individuais que influenciam na mortalidade por exemplo nem sempre são levados em conta, como estilo de vida, genética, acesso a cuidados de saúde e condições socioeconômicas, podendo levar a previsões imprecisas para subgrupos populacionais específicos. Além disso, a extrapolação de dados históricos para o futuro pode ser problemática, especialmente em contextos de mudanças abruptas nos padrões de saúde e estilo de vida. Por exemplo: enquanto uma seguradora de vida individual no Sudeste pode ter uma experiência de mortalidade 15% inferior à projetada pela tábua IBGE, um plano de previdência voltado a servidores públicos pode mostrar padrões de mortalidade bem inferiores.

Historicamente, as tábuas de mortalidade geral utilizadas pelos atuários nas avaliações atuariais são disponibilizadas pelos órgãos reguladores e institutos de pesquisa atuariais, tais como

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212095
https://proceedings.science/p/212095?lang=pt-br

a PREVIC (Superintendência Nacional de Previdência Complementar), *Society of Actuarials* (SOA) e o IBA como já mencionado neste artigo.

Este trabalho terá o foco na produção de uma nova tábua de mortalidade geral. Para a construção dessa tábua de mortalidade, será utilizada uma abordagem baseada em aprendizado de máquina (AM), aplicando diversos algoritmos de regressão. A seleção do modelo final será realizada com a escolha da abordagem que apresentar maior aderência aos dados históricos, tendo como base critérios de mensuração de erros estatísticos mais comumente utilizados na avaliação de modelos.

2. Fundamentação Teórica

Nessa seção serão abordados os principais tópicos sobre os conceitos mais importantes relacionados à pesquisa.

2.1. Tábua de Mortalidade

As tábuas de mortalidade são instrumentos teóricos que permitem calcular as probabilidades de vida e morte de uma população em função de sua idade, na qual promove a descrição estatística da mortalidade e constitui a base de um modelo de população estacionária muito utilizado pelos atuários [Ortega, 1987].

As tábuas se apresentam de fato como tabelas que fornecem, para cada idade, a probabilidade q_x de uma pessoa de idade x morrer antes de atingir a idade x+1. A partir dessa probabilidade, é possível calcular a probabilidade de sobrevivência p_x de um indivíduo dado que $p_x + q_x = 1$. As tábuas podem ser classificadas como gerais, que seriam inerentes à mortalidade geral da população envolvida, e podem ser segregadas por sexo e por categoria da população envolvida. Tradicionalmente, a construção dessas tábuas baseia-se em modelos estatísticos clássicos, como o modelo de Gompertz-Makeham e o modelo de Lee-Carter, sendo este último modelo usado para refletir também ganhos de longevidade.

A tabela 1 representa um recorte de uma das tabelas biométricas que existem e são utilizadas por atuários para realizar teste de aderência. Tomando como base os valores da tábua apresentada, a **AT_2000_MALE**, que é uma tábua masculina, um indivíduo homem de idade 53 teria a probabilidade de 0,004331 de morrer antes de atingir a idade 54, ou seja, é a probabilidade de morte dentro de um ano.

Tabela 1: Recorte de uma tábua biométrica

IDADE X	AT_2000_MALE
50	0,00333
51	0,003647
52	0,00398
53	0,004331
54	0,004698
55	0,005077
56	0,005465
57	0,005861
58	0,006265
59	0,006694
60	0,00717

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212095
https://proceedings.science/p/212095?lang=pt-br

2.2. Aprendizado de Máquina

O avanço da ciência de dados e do aprendizado de máquina (do inglês *Machine Learning*) tem proporcionado novas abordagens para modelagem de fenômenos demográficos e atuariais, como a construção de tábuas biométricas de mortalidade. Tradicionalmente, essas tábuas são construídas com base em modelos determinísticos e paramétricos, como o modelo de Gompertz-Makeham ou métodos de múltiplos decrementos. Contudo, tais abordagens podem apresentar limitações quanto à flexibilidade para capturar padrões complexos nas bases de dados [De Waal et al., 2022]

O aprendizado de máquina surge, nesse contexto, como uma alternativa moderna e poderosa, pois permite identificar automaticamente padrões não lineares e interações entre variáveis sem a necessidade de especificação prévia de uma estrutura funcional [James et al., 2021]. Segundo [Hastie et al., 2009], os métodos de aprendizado supervisionado — como regressões lineares, árvores de decisão e método ensemble — têm demonstrado grande eficácia na predição de variáveis contínuas, sendo amplamente utilizados em problemas de regressão.

A avaliação de modelos de regressão é uma etapa fundamental no desenvolvimento de aplicações preditivas. Essa avaliação permite quantificar o quão bem o modelo ajustado é capaz de reproduzir os dados reais e, mais importante, generalizar para novos dados. [Hastie et al., 2009]

Avaliar o modelo não apenas auxilia na escolha entre diferentes algoritmos, mas também revela problemas como sobreajuste (*overfitting*) ou subajuste (*underfitting*). Dessa forma, a avaliação se torna um passo essencial para garantir confiabilidade e robustez nas projeções de probabilidades de eventos, como a morte, ao longo do tempo.

2.3. Métricas e Avaliação de Modelos

Dentro das métricas existentes para avaliar o desempenho dos modelos de regressão, no presente trabalho foram utilizados: Erro Quadrático Médio (MSE), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e o Coeficiente de Determinação (R^2).

O Erro Quadrático Médio (MSE) é uma das métricas mais utilizadas na avaliação de modelos de regressão por sua simplicidade e eficácia [James et al., 2021]. O MSE é calculado como a média dos quadrados dos resíduos, ou seja, das diferenças entre os valores observados e os preditos pelo modelo.

A Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) é derivada diretamente do MSE e compartilha a mesma base de cálculo, porém sua principal vantagem é que ela retorna o erro médio na mesma unidade da variável resposta [Hyndman e Koehler, 2006]. Isso facilita consideravelmente a interpretação dos resultados, permitindo uma avaliação mais direta do desempenho do modelo em termos práticos.

O Coeficiente de Determinação (R^2) representa a proporção da variância da variável dependente explicada pelo modelo de regressão. Bishop afirma que o coeficiente de determinação R^2 fornece uma medida do quão bem os valores previstos por um modelo se ajustam aos valores observados, refletindo a fração da variância total explicada pelo modelo [Bishop, 2006]. Assim, quanto mais próximo de 1 o valor de R^2, maior a capacidade explicativa do modelo.

3. Coleta e Análise dos dados

O estudo utilizou um conjunto de dados fornecido por um fundo de pensão. Este conjunto de dados contém informações referentes ao histórico de exposição ao risco e óbitos de seus participantes ao longo dos anos de 2016 a 2022, organizadas por idade e sexo.

Este conjunto de dados, conforme a figura 1, possui informações sobre o quantitativo de ativos, assistidos inválidos, assistidos não inválidos, inscritos no plano, desligados do plano, aposentados inválidos, aposentados não inválidos, falecidos ativos, assistidos falecidos inválidos e

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212095
https://proceedings.science/p/212095?lang=pt-br

assistidos falecidos não inválidos. Após a criação das variáveis para calcular o número de expostos ao risco de mortalidade por sexo, tem-se a distribuição demonstrada nas figuras 2 e 3

Definindo que as variáveis de idade x e o sexo de um indivíduo serão as variáveis preditoras do modelo, e a probabilidade de morte na idade x será a variável predita. Baseando-se nos dados que são fornecidos, precisa-se mensurar os expostos ao risco de mortalidade por idade e o número de óbitos por idade para que consiga calcular a probabilidade empírica de mortalidade da população. Para a mensuração de expostos ao risco de mortalidade geral, foram consideradas apenas as vidas que estão expostas a este risco, sendo elas os ativos, inscritos no plano e aposentados não inválidos. Na mensuração de óbitos, considerou-se os falecidos ativos e falecidos assistidos.

A figura 4 representa a taxa de mortalidade média de 7 anos (2016 a 2022) da base de dados do fundo de pensão.

IDADE	ATIVOS	ASSISTIDOS INVÁLIDOS	ASSISTIDOS DEMAIS	INSCRITOS NO PLANO	DESLIGADOS DO PLANO(DEMITIDOS)	APOSENTADO INVALIDO	APOSENTADO DEMAIS	FALECIDOS ATIVOS	FALECIDO ASSISTIDOS INVÁLIDOS	FALECIDO ASSIST. DEMAIS	ANO
61	129	44	160	0	25	0	19	1	1	0	2019
62	106	39	171	0	18	0	11	0	0	0	2019
63	84	44	158	0	28	0	15	1	0	3	2019
64	71	47	202	0	17	0	11	1	1	1	2019
65	52	53	185	2	15	0	11	1	0	4	2019
66	51	59	222	0	12	0	6	0	0	3	2019
67	30	38	251	0	15	0	6	0	0	2	2019
68	15	34	355	0	11	0	7	0	0	2	2019
69	13	34	450	1	5	0	1	0	0	6	2019
70	18	28	576	2	7	0	1	0	0	14	2019
71	11	23	721	0	7	0	1	0	0	11	2019

Figura 1: Conjunto de dados antes das transformações

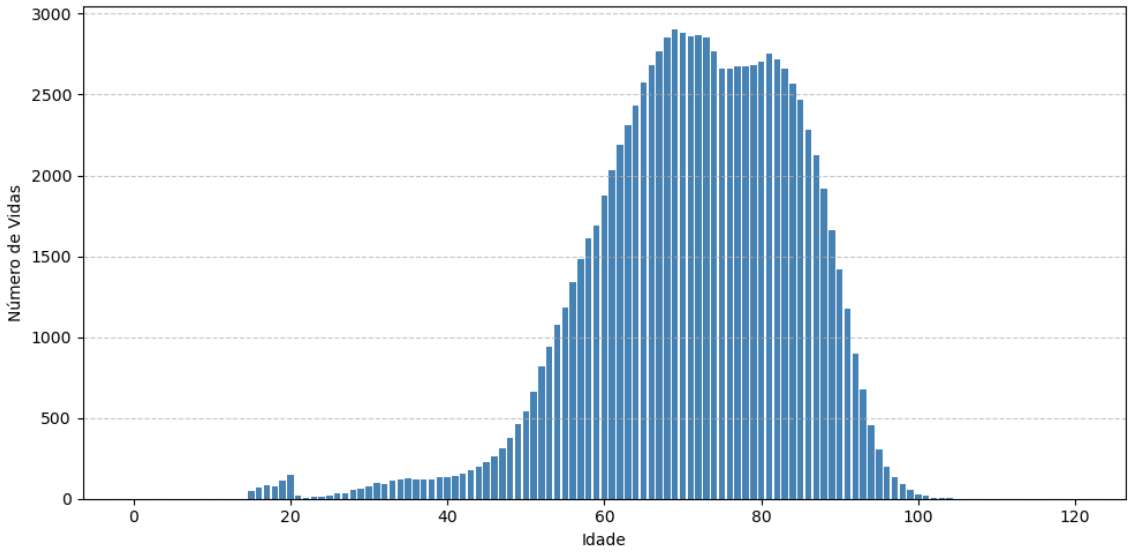


Figura 2: Distribuição de Expostos ao Risco - Masculino

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212095
https://proceedings.science/p/212095?lang=pt-br

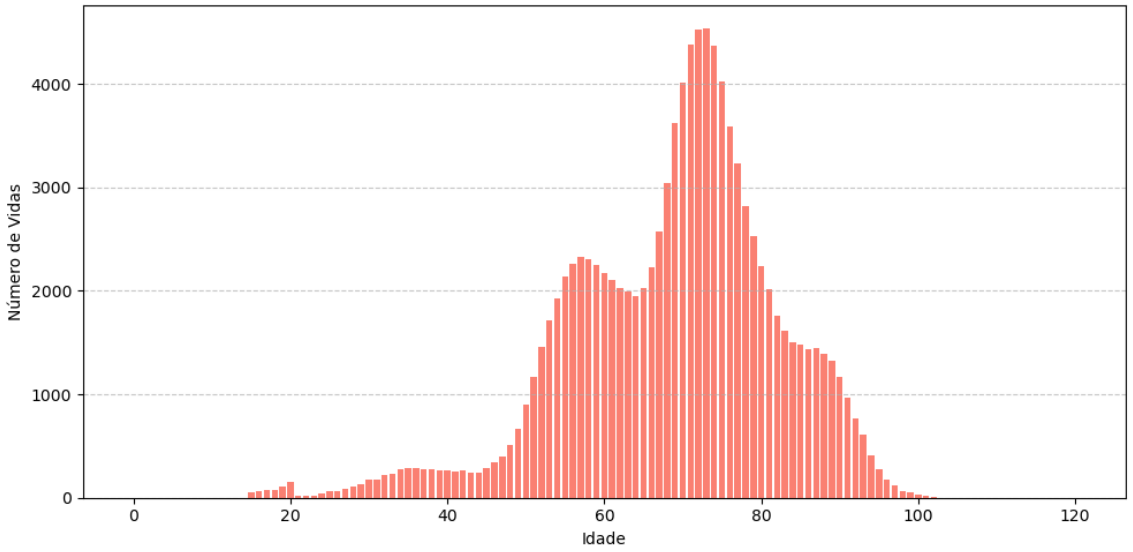


Figura 3: Distribuição de Expostos ao Risco - Feminino

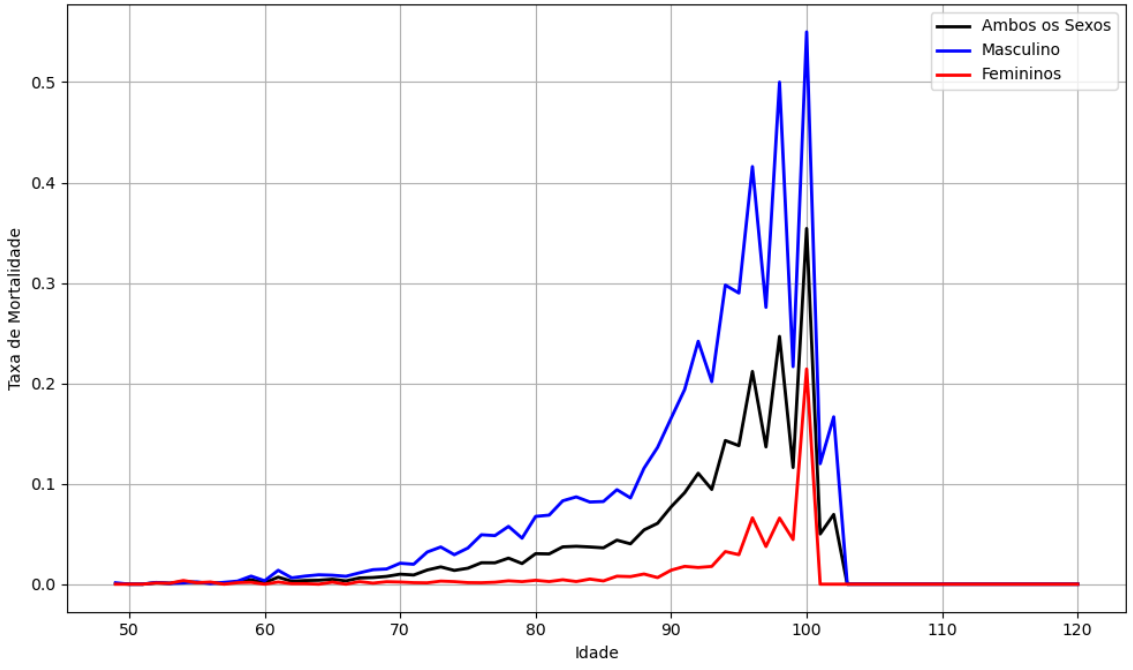


Figura 4: Distribuição Mortalidade por Idade e Sexo no Conjunto de Dados

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212095
https://proceedings.science/p/212095?lang=pt-br

4. Construção e Avaliação dos Modelos

Conforme mencionado no item 3 a variável predita do modelo é o q_x(probabilidade de uma pessoa com idade x morrer antes de atingir a idade x+1) e as variáveis preditoras serão o sexo e a idade, ou seja, baseando-se na idade e no sexo de um indivíduo, poderemos prever a probabilidade de morte.

Utilizou-se, no presente trabalho, os mesmos algoritmos apresentados no trabalho [Morais et al., 2024], sendo eles os doze algoritmos disponíveis na biblioteca *Sckit-learn*, criada por Pedregosa et al. [2011], no Python: *Linear Regression* (LR), *Ridge*, *Lasso*, *Elastic Net*, *K-Neighbors Regressor* (KNN), *Decision Tree Regressor* (DTR), *Support Vector Regression* (SVR), *Extra Trees Regressor* (ETR), *Random Forest Regressor* (RFR), *Gradient Boosting Regressor* (GBR), *Ada Boost Regressor* (ABR) e *Hist Gradient Boosting Regressor* (HGBR).

Para a separação do conjunto de dados para treino e teste, foi particionado de forma temporal, considerando os registros dos anos de 2016 a 2021 para treino e do ano de 2022 para teste. Esta maneira de partição visa refletir uma situação prática de previsão futura. Além disso, no conjunto de treino foi aplicada a técnica de validação cruzada, com 10 folds, visando reduzir o risco de sobreajuste do modelo.

Para a otimização dos modelos foi utilizada a funcionalidade do *GridSearchCV* da biblioteca do *Sckit-learn*, a qual permite realizar combinações possíveis entre os hiperparâmetros definidos pelo usuário. Ele busca encontrar a melhor combinação de parâmetros, utilizando a validação cruzada para avaliar o desempenho de cada combinação. Visando melhorar os resultados dos modelos, também foi aplicada a transformação logarítmica para a variável predita do modelo (taxa de mortalidade) com o objetivo de diminuir a influência de outliers no modelo.

Com base nos resultados apresentados na tabela 2, os modelos avaliados após a transformação logarítmica da taxa de mortalidade demonstraram ganhos significativos em termos de desempenho preditivo. O modelo *K-Nearest Neighbors* (KNN) obteve o melhor resultado geral, alcançando um R^2 de 0,822 no conjunto de teste e o menor RMSE de 0,0788, evidenciando uma capacidade de generalização. Modelos baseados em ensemble, como o ABR e o HGBR, apresentaram resultados que podem indicar um bom desempenho, com R^2 superiores a 0,72 e erros médios abaixo de 0,10.

Tabela 2: Desempenho dos modelos com validação cruzada e teste

Modelo	RMSE (Treino CV)	R^2 (Treino CV)	RMSE (Teste)	R^2 (Teste)
KNN	0.551962	0.877042	0.078819	0.822666
ABR	0.556798	0.874861	0.097164	0.730512
HGBR	0.509631	0.896652	0.097561	0.728303
LinearRegression	0.715892	0.788781	0.105324	0.683347
Ridge	0.716166	0.788873	0.106195	0.670889
GBR	0.483824	0.906252	0.132559	0.498406
RFR	0.507302	0.897073	0.132906	0.495776
SVR	1.270403	0.341575	0.138638	0.451355
ETR	0.514519	0.894040	0.151292	0.346623
DTR	0.512617	0.894724	0.151297	0.345878
ElasticNet	1.228038	0.394361	0.171577	0.159667
Lasso	1.229755	0.393437	0.173664	0.139107

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212095
https://proceedings.science/p/212095?lang=pt-br

A Figura 5 apresenta a comparação entre a curva de mortalidade observada e as curvas preditas por três modelos de regressão: *K-Nearest Neighbors* (KNN), *AdaBoost Regressor* (ABR) e *HistGradientBoosting Regressor* (HGBR). Observa-se que, de forma geral, os modelos conseguem capturar bem o comportamento da taxa de mortalidade ao longo das idades, especialmente entre 50 e 90 anos, onde as predições se alinham fortemente com os dados reais. No entanto, a partir dos 95 anos onde maior divergência entre os modelos e o observado, embora ainda com uma certa distância, o KNN conseguiu acompanhar os picos dos valores observados e assim apresentar um bom desempenho. Enquanto o HGBR e o ABR não conseguiram capturar o padrão em idades mais avançadas.

Observando os resultados obtidos com experimentos que utilizaram os hiperparâmetros descritos na tabela 3, pode-se notar que em idades mais avançadas a aderência possui um erro maior. Nessas idades, o conjunto de dados possuem pessoas que foram levadas a óbito. Em modelos de aprendizado de máquina, grandes volumes de dados apresentam melhores resultados pois possibilitam uma melhor captura mais fidedigna de padrões de comportamento.

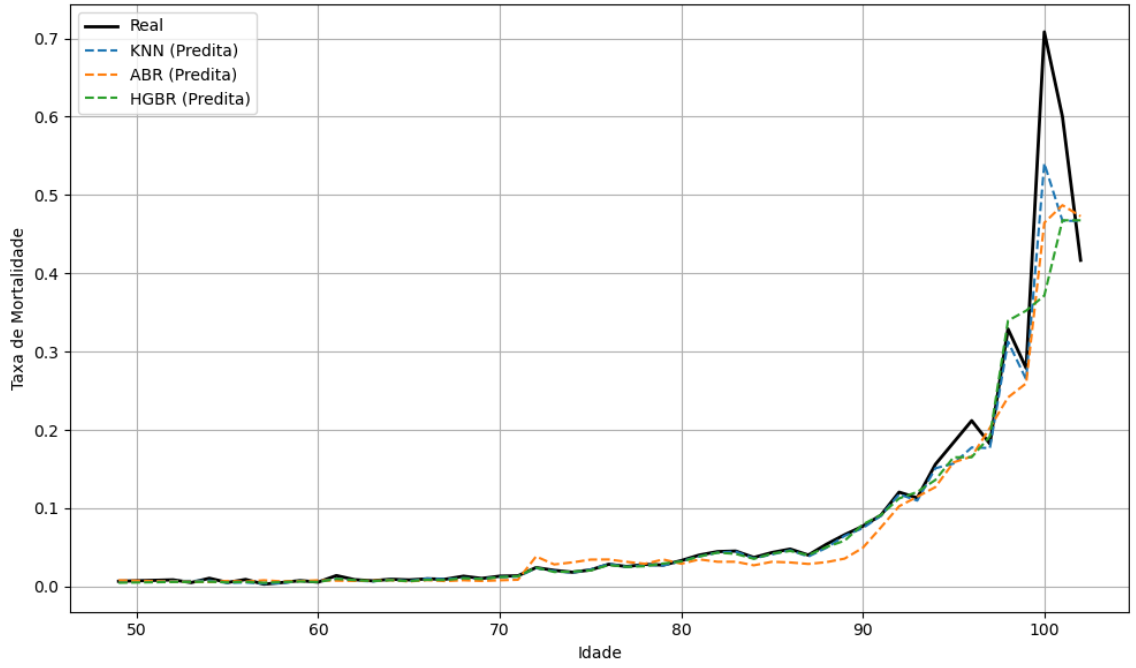


Figura 5: Probabilidade de Morte Predita e Observada

Tabela 3: Hiperparâmetros Utilizados nos experimentos discriminados por Modelos

Modelo	**Hiperparâmetro**	**Valor**
$KNeighborsRegressor$ (KNN)	Número de vizinhos ($n_neighbors$)	5
$AdaBoostRegressor$ (ABR)	Número de estimadores ($n_estimators$)	100
	Taxa de aprendizado ($learning_rate$)	0.1
$HistGradientBoostingRegressor$ (HGBR)	Taxa de aprendizado ($learning_rate$)	0.05
	Número máximo de iterações (max_iter)	200
	Profundidade máxima (max_depth)	6

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212095
https://proceedings.science/p/212095?lang=pt-br

5. Conclusão

Este estudo evidenciou a viabilidade e a eficácia da aplicação de técnicas de aprendizado de máquina na construção de tábuas de mortalidade mais aderentes à realidade observada de um fundo de pensão brasileiro. Através da utilização de doze modelos de regressão, com posterior refinamento via validação cruzada e busca por melhores hiperparâmetros, foi possível identificar algoritmos com desempenho significativamente superior aos métodos tradicionais, destacando-se o KNN, ABR e HGBR.

Embora os resultados obtidos com a aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina na construção da tábua de mortalidade sejam promissores, algumas limitações precisam ser ressaltadas. Uma delas refere-se ao tamanho do conjunto de dados em determinadas faixas etárias, em especial nas idades mais avançadas. Nessas coortes, o número reduzido de indivíduos resulta em estimativas menos estáveis, o que se traduz em oscilações significativas nas taxas de mortalidade. Essa questão é amplamente discutida na literatura atuarial e demográfica, e indica a necessidade de estratégias adicionais para lidar com a escassez de dados em idades elevadas, como o uso de funções probabilísticas específicas para suavização da cauda da tábua.

Outra limitação importante está relacionada à própria natureza estocástica dos modelos de aprendizado de máquina empregados. Algoritmos como KNN, ABR e HGBR, ainda que consistentes em termos de desempenho médio, podem produzir pequenas variações nos resultados a cada execução. Soma-se a isso a dependência da calibração de hiperparâmetros, cuja escolha impacta diretamente nas métricas de ajuste, o que reforça a necessidade de análises criteriosas e comparativas.

À luz dessas limitações, alguns caminhos se mostram particularmente relevantes para a evolução deste trabalho. Uma primeira possibilidade consiste na adoção de técnicas de agregação, como *bagging*, de modo a gerar tábuas ponderadas a partir da repetição de múltiplas simulações. Essa estratégia permitiria reduzir a variabilidade inerente aos modelos estocásticos, resultando em estimativas mais estáveis e em curvas de mortalidade mais consistentes ao longo das idades.

Outro aspecto fundamental para pesquisas futuras é o tratamento adequado da cauda da tábua, especialmente em idades muito avançadas, onde a escassez de dados tende a comprometer a aderência das estimativas. A incorporação de funções teóricas de mortalidade pode auxiliar na suavização dessas taxas, garantindo maior coerência e robustez dos resultados.

Finalmente, sugere-se que trabalhos posteriores ampliem a comparação entre modelos de aprendizado de máquina e metodologias atuariais clássicas, não apenas sob a ótica das métricas de erro, mas também avaliando o impacto direto na mensuração de provisões técnicas. Essa abordagem permitiria avaliar de forma mais abrangente a aplicabilidade prática das diferentes técnicas e contribuiria para o avanço da literatura no campo da modelagem atuarial com suporte de métodos de inteligência artificial.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212095
https://proceedings.science/p/212095?lang=pt-br

Referências

Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, New York. ISBN 978-0-387-31073-2.

De Waal, T., Hermus, P., e Meijer, C. (2022). *Data Science for Actuaries*. Cambridge University Press, Cambridge.

Hastie, T., Tibshirani, R., e Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer, New York, 2 edition.

Hyndman, R. J. e Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4):679–688.

IBA. Estudos de aderência de tábuas biométricas. *Comitê de Pronunciamentos Atuariais – CPA do Instituto Brasileiro de Atuária (IBA)*. URL https://atuarios.org.br/wp-content/uploads/2022/02/CPA031-Estudo-de-AderAancia-de-TA%C2%A1buas-BiomA%C2%A9tricas.pdf.

James, G., Witten, D., Hastie, T., e Tibshirani, R. (2021). *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R*. Springer, New York, 2 edition.

Morais, G., Escovedo, T., e Kalinowski, M. (2024). Machine learning applied in the construction of a disability retirement entry table of the general social security regime (rgps) of brazil. In *Proceedings of the 20th Brazilian Symposium on Information Systems*, p. 1–10.

Ortega, A. (1987). *Tablas de mortalidad*. Number 1004 in Serie E. Centro Latinoamericano de Demografía (CELADE), San José, Costa Rica. URL https://repositorio.cepal.org/handle/11362/8977.

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., et al. (2011). Scikit-learn: Machine learning in python. *Journal of machine learning research*, 12(Oct):2825–2830.

PREVIC (2022). Guia melhores práticas atuariais. p. 18.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212095
https://proceedings.science/p/212095?lang=pt-br