

Análise Preditiva da Doença de Alzheimer Baseada em Redes Neurais

João Inácio Scrimini

01 dezembro 2025

1 Introdução

A doença de Alzheimer é uma das condições neurodegenerativas mais prevalentes no mundo, caracterizada por declínio progressivo das funções cognitivas e forte impacto sobre a qualidade de vida dos pacientes e de seus familiares. Diante do crescimento da população idosa, a identificação precoce da doença torna-se cada vez mais relevante, permitindo intervenções mais eficazes e melhor planejamento terapêutico (Social Care Institute for Excellence, 2025). Nesse cenário, técnicas de aprendizado de máquina têm ganhado destaque por sua capacidade de analisar grandes volumes de dados clínicos e identificar padrões que não seriam facilmente percebidos por métodos tradicionais.

Com esse propósito, este estudo utiliza o Alzheimer's Disease Dataset, disponível publicamente no Kaggle em <https://www.kaggle.com/datasets/rabieelkharoua/alzheimers-disease-dataset>, que reúne um conjunto abrangente de informações demográficas, clínicas e de estilo de vida de pacientes maior ou igual a 60 anos, contendo 2149 observações. Por incluir variáveis como idade, gênero, IMC, tabagismo, histórico familiar, indicadores de saúde e exames clínicos, o banco oferece uma base adequada para avaliar como diferentes fatores se associam ao diagnóstico da doença. Desta forma, o objetivo deste trabalho é construir e avaliar um modelo preditivo, utilizando técnicas de machine learning, capaz de estimar a probabilidade de ocorrência de Alzheimer. A partir dessa análise, busca-se investigar o desempenho do modelo, identificar variáveis relevantes.

Inicialmente, realizou-se uma análise descritiva completa das variáveis presentes no banco de dados, complementada por testes de hipóteses, com o objetivo de identificar quais fatores apresentavam evidências de associação com o diagnóstico de Alzheimer. Como o conjunto de dados contém várias variáveis explicativas, optou-se por aprofundar a investigação apenas naquelas que demonstraram algum grau de significância nessa análise preliminar, de modo a direcionar a análise completa para os atributos potencialmente mais relevantes. Dentre as variáveis presentes no banco de dados, serão utilizadas no modelo apenas aquelas que apresentaram evidências de significância na análise descritiva e nos testes de hipóteses iniciais. As variáveis selecionadas pertencem ao grupo de avaliações cognitivas e funcionais, descritas a seguir:

- **MMSE (Mini-Exame do Estado Mental):** Avalia a memória, a atenção e a capacidade de raciocínio da pessoa. Trata-se de uma pontuação que varia de 0 a 30. Valores mais baixos indicam maior comprometimento cognitivo.
- **Avaliação Funcional:** Avalia quanto bem a pessoa consegue realizar atividades do dia a dia de forma independente. É uma pontuação que varia de 0 a 10, em que valores mais baixos representam maior dificuldade funcional.
- **Queixas de memória:** Indica se a pessoa relata problemas de memória. Recebendo o valor 0 para “não” e 1 para “sim”.
- **Problemas comportamentais:** Verifica a presença de alterações comportamentais, como irritabilidade ou agitação. Recebendo o valor 0 para “não” e 1 para “sim”.
- **ADL (Atividades da vida diária):** Avalia a capacidade da pessoa de realizar tarefas básicas do cotidiano, como comer, vestir-se e tomar banho. A pontuação varia de 0 a 10, sendo que valores mais baixos indicam maior grau de dependência.

- **Diagnóstico:** Indica se a pessoa apresenta ou não Alzheimer. Variável utilizada como resposta no modelo. O valor 0 significa que o indivíduo *não* possui Alzheimer, enquanto o valor 1 indica que o indivíduo *possui* a doença.

Para a etapa preditiva, utilizou-se um modelo de machine learning baseado em redes neurais artificiais, implementado com a biblioteca Keras em Python. A escolha desse modelo se deve à sua capacidade de aprender relações complexas entre as variáveis de entrada, adaptando-se bem a padrões não lineares presentes nos dados. Essa flexibilidade torna as redes neurais especialmente adequadas para problemas em que múltiplos fatores podem influenciar simultaneamente o diagnóstico, como é o caso da Doença de Alzheimer.

2 Metodologia

Nesta seção serão apresentadas as informações referentes aos testes estatísticos utilizados na etapa descritiva, bem como a estrutura do modelo de Machine Learning adotado para a etapa preditiva.

Para a análise descritiva, utilizamos tabelas e gráficos de acordo com o tipo de cada variável (quantitativa ou qualitativa), verificando a associação que cada uma delas apresenta com a variável resposta. Para as variáveis quantitativas, empregamos tabelas descritivas contendo média, mediana, mínimo, máximo e desvio-padrão (DP), além do teste de normalidade de Shapiro-Wilk (SW), gráficos de boxplot e o teste de hipótese de Mann-Whitney para comparar os grupos com e sem Alzheimer. Para as variáveis qualitativas, utilizamos tabelas de frequência com percentuais por linha (marginais-linha), gráficos de barras representando essas proporções e o teste qui-quadrado de independência para avaliar a associação com o diagnóstico.

2.1 Redes Neurais

As redes neurais foram desenvolvidas utilizando a biblioteca Keras, integrada ao TensorFlow em python, escolhida pela facilidade de uso e pela boa performance no treinamento de modelos. Antes do ajuste, as variáveis quantitativas foram normalizadas por meio de padronização (transformação para média zero e desvio padrão igual a um), procedimento importante para evitar que diferenças de escala entre as variáveis prejudiquem o aprendizado do modelo.

Foi construída uma rede estruturada composta por camadas totalmente conectadas, utilizando-se 70% das observações para o treinamento do modelo e os 30% restantes para o conjunto de teste (Figura 1). Nas camadas ocultas utilizou-se a ativação ReLU, por favorecer o aprendizado de relações não lineares, enquanto a camada final adotou a ativação sigmoid, adequada para classificação binária por gerar probabilidades entre 0 e 1.

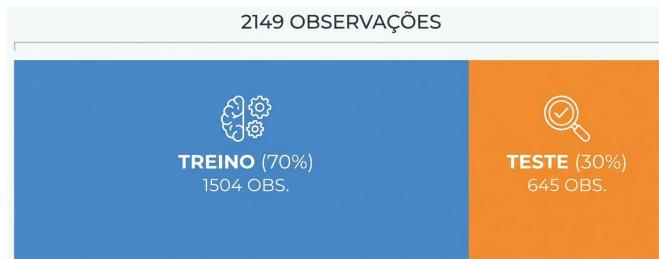


Figura 1: Divisão entre treino e teste.

A etapa de compilação empregou o otimizador Adam e a função de perda binary crossentropy, configuração padrão e eficiente para esse tipo de tarefa. O treinamento ocorreu por retropropagação dos erros, com ajuste iterativo dos pesos ao longo das épocas. Para evitar sobreajuste, 30% dos dados de treino foram destinados à validação interna, e aplicou-se a técnica de Early Stopping, que interrompe o treinamento quando a perda de validação deixa de melhorar após três iterações consecutivas. Essa estratégia permitiu selecionar automaticamente o ponto de melhor desempenho validado, reduzindo o risco de o modelo se ajustar excessivamente ao conjunto de treino.

O desempenho do classificador foi avaliado por meio da matriz de confusão, construída a partir das previsões fornecidas pela rede neural. Como a saída do modelo é uma probabilidade entre 0 e 1, adotou-se o ponto de

corte padrão de 0.5, classificando valores maiores ou iguais a 0.5 como diagnóstico positivo de Alzheimer e valores inferiores a 0.5 como negativo. A partir dessa classificação, foram calculadas as métricas de acurácia, sensibilidade, especificidade e precisão, permitindo analisar tanto o desempenho geral do modelo quanto sua capacidade específica de identificar corretamente os casos positivos e negativos da doença.

3 Análise Descritiva

Nesta seção, são apresentadas as análises descritivas das variáveis quantitativas e qualitativas selecionadas para o estudo. Na Tabela 1 estão descritas as medidas descritivas das variáveis quantitativas em relação ao diagnóstico de Alzheimer, juntamente com o p -valor do teste de normalidade de Shapiro-Wilk. Observa-se que, para as três variáveis, a média e a mediana apresentam valores menores nos indivíduos diagnosticados com Alzheimer. Os escores de MMSE, Avaliação Funcional e ADL apresentam, portanto, comportamentos inferiores quando comparados aos indivíduos sem diagnóstico. Em todas as variáveis, não houve evidência de normalidade dos dados; assim, para verificar se as diferenças observadas são realmente significativas, utilizaremos testes de hipóteses não paramétricos, neste caso, o teste de Mann-Whitney. Esses resultados estão ilustrados na Figura 2, que apresenta gráficos de boxplot das variáveis quantitativas em relação ao diagnóstico de Alzheimer. Para as três variáveis, é possível perceber visualmente as diferenças já observadas na tabela, e os testes estatísticos confirmam a significância dessas diferenças por meio dos p -valores.

Tabela 1: Resultados descritivos das variáveis quantitativas em estudo em relação ao diagnóstico de Alzheimer e teste de normalidade de Shapiro-Wilk(SW).

Diagnóstico	n	Mín.	Mediana	Média	Máx.	DP	SW(p -valor)	NA's
MMSE								
Não	1389	0.005	17.146	16.266	29.991	8.933	<0.001	0
Sim	760	0.051	11.566	11.995	29.960	7.226	<0.001	0
Avaliação Funcional								
Não	1389	0.012	6.244	5.861	9.996	2.761	<0.001	0
Sim	760	<0.001	3.299	3.653	9.928	2.567	<0.001	0
ADL								
Não	1389	0.015	6.135	5.708	10.000	2.827	<0.001	0
Sim	760	0.001	3.236	3.658	9.945	2.701	<0.001	0

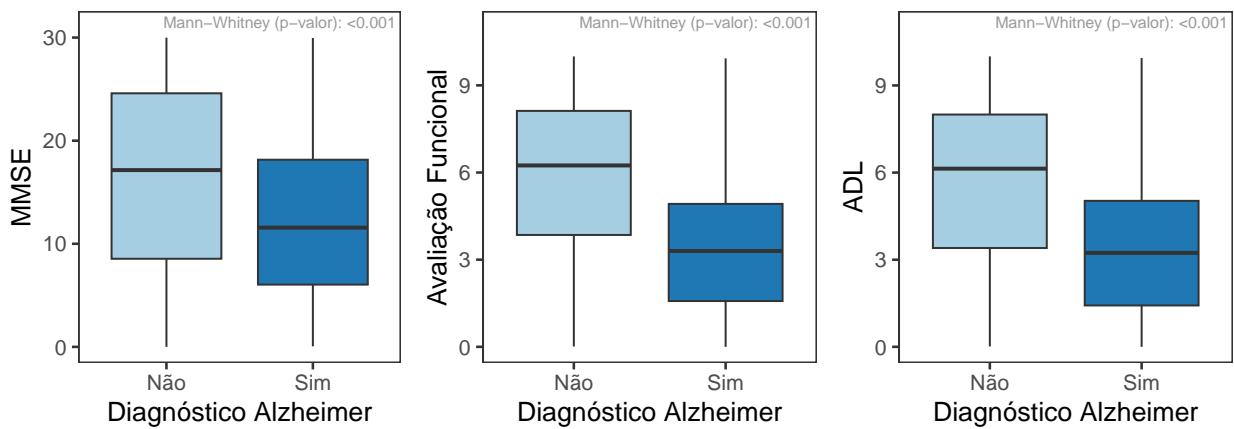


Figura 2: Boxplots para as variáveis quantitativas em relação ao diagnóstico de Alzheimer.

Essas diferenças sugerem que indivíduos com diagnóstico de Alzheimer apresentam pior desempenho cognitivo e funcional: os escores mais baixos de MMSE indicam déficits cognitivos, os valores reduzidos na Avaliação Funcional

refletem menor autonomia nas atividades diárias, e os menores escores de ADL evidenciam comprometimento nas atividades de autocuidado.

Pela Tabela 2 são apresentadas as frequências absolutas e os percentuais marginais-linha das variáveis categóricas em estudo em relação ao diagnóstico de Alzheimer. Primeiramente, observa-se uma diferença considerável na quantidade de observações entre indivíduos diagnosticados com Alzheimer e aqueles sem diagnóstico, com aproximadamente 21% dos pacientes diagnosticados apresentando queixas de memória e cerca de 16% apresentando problemas comportamentais.

Tabela 2: Resultados descritivos com as marginais-linha das variáveis quantitativas em estudo em relação ao diagnóstico de Alzheimer.

Variáveis	n(%)	Diagnóstico Alzheimer		NA's
		Não(%)	Sim(%)	
Queixas de memória				
Não	1702(79.2)	1228(72.15)	474(27.85)	0
Sim	447(20.8)	161(36.02)	286(63.98)	0
Problemas comportamentais				
Não	1812(84.32)	1255(69.26)	557(30.74)	0
Sim	337(15.68)	134(39.76)	203(60.24)	0

Diante dessa grande desproporção entre os níveis, a utilização das marginais-linha é fundamental para que a análise considere a proporcionalidade das observações, e não apenas as frequências absolutas, que podem induzir a interpretações equivocadas devido a escalas desproporcionais. Ao analisarmos os percentuais, percebemos que há uma diferença relevante quando o paciente apresenta queixas de memória ou problemas comportamentais: 63.98% dos pacientes com queixas de memória apresentam Alzheimer, enquanto 36.02% não apresentam essas queixas; para problemas comportamentais, 60.24% dos pacientes apresentam Alzheimer, enquanto 39.76% não apresentam problemas comportamentais.

Essas diferenças podem ser visualizadas na Figura 3, que apresenta gráficos de barras das marginais-linha, juntamente com o *p*-valor do teste Qui-quadrado de independência, confirmando estatisticamente a significância das diferenças observadas.

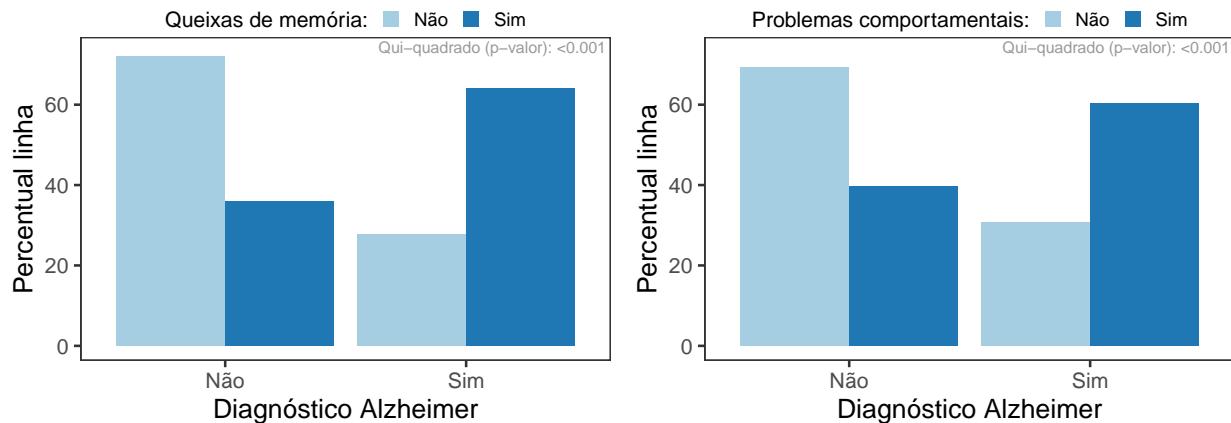


Figura 3: Percentual linha para variáveis qualitativas em relação ao diagnóstico de Alzheimer.

Esses resultados sugerem que pacientes diagnosticados com Alzheimer têm maior probabilidade de apresentar queixas de memória e problemas comportamentais, evidenciando que essas variáveis estão fortemente associadas à presença da doença e podem ser úteis na caracterização do quadro clínico.

Com base nos resultados da análise descritiva, podemos agora estruturar nosso modelo de machine learning utilizando as variáveis analisadas.

4 Machine Learning

Nesta seção, apresenta-se o modelo de redes neurais desenvolvido utilizando a biblioteca Keras integrada ao TensorFlow em Python, detalhando sua estrutura, procedimentos de pré-processamento, configuração de treinamento e avaliação de desempenho.

Para treinar o modelo, utilizou-se a base de treino composta por 1504 observações. Na Figura 4 apresenta-se a estrutura da rede neural, que inicia com a alimentação das variáveis explicativas analisadas anteriormente. O modelo possui três camadas ocultas: a primeira com 50 neurônios, a segunda com 25 neurônios e a terceira com 10 neurônios, todas utilizando a função de ativação ReLU. A camada final é a camada de saída, com ativação Sigmoid, permitindo obter resultados na escala de probabilidades.

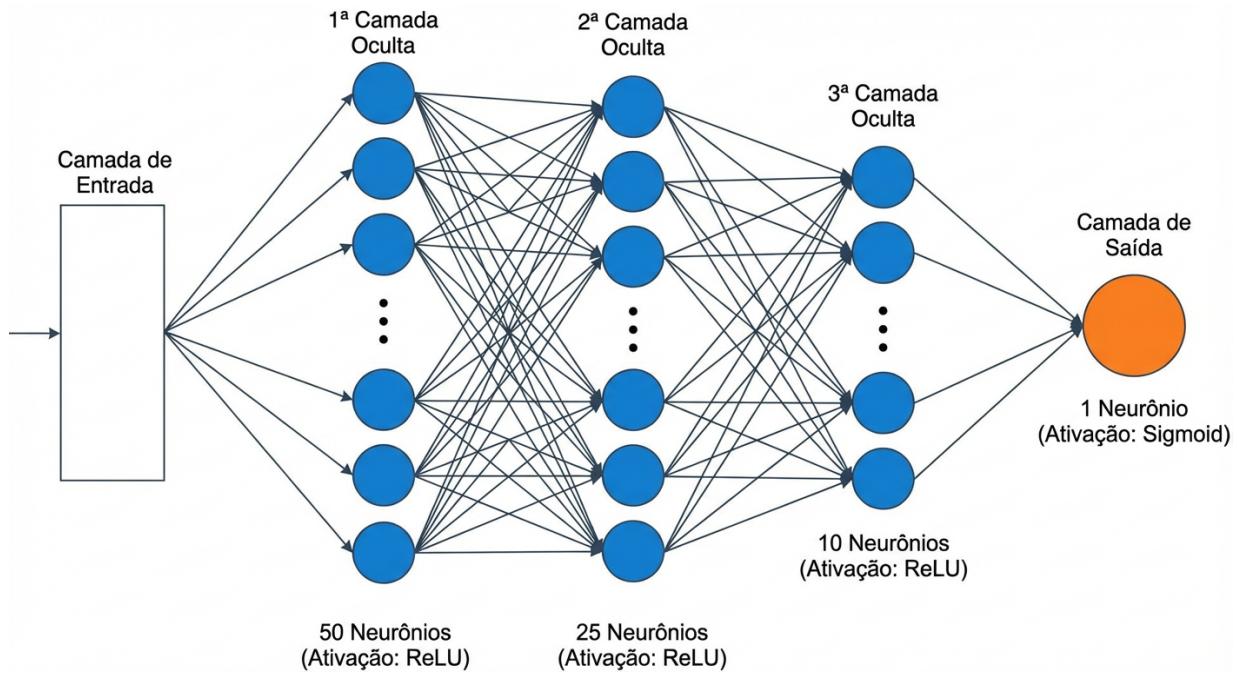


Figura 4: Estrutura do modelo de redes neurais totalmente conectadas.

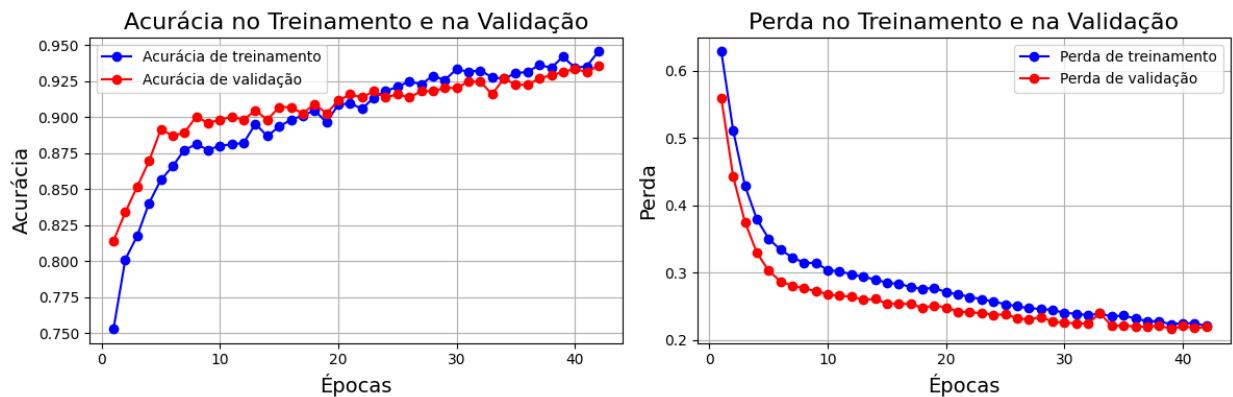


Figura 5: Gráfico de linha para a acurácia e perda no treinamento e validação do modelo.

O treinamento foi realizado com divisão interna de 30% dos dados de treino para validação, utilizando o otimizador Adam e a função de perda binary crossentropy. Aplicou-se a técnica de Early Stopping, que interrompe o treinamento quando a perda de validação deixa de melhorar por três iterações consecutivas, prevenindo sobreajuste. Como pode ser observado na Figura 5, que apresenta os gráficos de acurácia e perda durante o treinamento e a validação, é possível visualizar o comportamento do modelo ao longo das épocas, evidenciando o ponto em que o treinamento foi interrompido, totalizando 42 épocas. Esse gráfico permite analisar a evolução da aprendizagem do modelo e verificar que não houve sobreajuste durante o treinamento.

Com o modelo treinado, aplicou-se a base de teste para avaliar o desempenho do classificador. A Tabela 3 apresenta a matriz de confusão obtida a partir das previsões do modelo de redes neurais desenvolvido com Keras. A partir da matriz de confusão, foram calculadas as métricas de desempenho do modelo, incluindo acurácia, sensibilidade (recall), especificidade e precisão. A acurácia do modelo foi de 91.63%, indicando que a maioria das observações da base de teste foi classificada corretamente. A sensibilidade, de 89.04%, evidenciou a capacidade do modelo de identificar corretamente os pacientes com Alzheimer. A especificidade, de 93.05%, mostrou que o modelo acertou a maior parte dos casos negativos, enquanto a precisão, de 87.50%, indicou que a proporção de previsões positivas corretas também foi alta.

Tabela 3: Matriz de confusão para o diagnóstico de alzheimer do modelo de redes neurais pelo keras.

Real	Previsto		Total
	Não	Sim	
Não	388	29	417
Sim	25	203	228
Total	413	232	645

Esses resultados demonstram que o modelo de redes neurais apresentou bom desempenho na classificação binária, conseguindo identificar adequadamente tanto os casos positivos quanto os negativos, com baixo risco de falsos positivos e falsos negativos, mostrando-se confiável para auxiliar na detecção de Alzheimer com base nas variáveis analisadas.

5 Conclusão

O presente estudo teve como objetivo analisar variáveis clínicas e funcionais relacionadas ao diagnóstico de Alzheimer e avaliar a capacidade de um modelo de redes neurais em classificar corretamente os pacientes. As análises descritivas evidenciaram que indivíduos diagnosticados com Alzheimer apresentam desempenho inferior em MMSE, Avaliação Funcional e ADL, além de maior frequência de queixas de memória e problemas comportamentais, indicando diferenças claras entre os grupos estudados.

Com base nessas variáveis, o modelo de redes neurais desenvolvido apresentou bom desempenho na classificação, alcançando elevada acurácia, sensibilidade, especificidade e precisão. A matriz de confusão mostrou que o modelo consegue identificar corretamente tanto os casos positivos quanto os negativos, com baixo risco de falsos positivos e falsos negativos.

Esses resultados demonstram que as variáveis selecionadas são relevantes para caracterizar o quadro clínico dos pacientes e que redes neurais podem ser uma ferramenta confiável de apoio à detecção de Alzheimer, possibilitando a identificação de padrões complexos nos dados que seriam difíceis de capturar apenas por análises descritivas.

6 Referências

Rabie El Kharoua. *Alzheimer's Disease Dataset*. Kaggle, 2024. Disponível em: <https://www.kaggle.com/dsv/8668279>. Acesso em: 30 nov. 2025.

Social Care Institute for Excellence. *Early diagnosis of dementia*. Disponível em: <https://www.scie.org.uk/dementia/symptoms/diagnosis/early-diagnosis.asp>. Acesso em: 30 nov. 2025.