Revista Eletrônica
Acervo Saúde
Electronic Journal Collection Health ISSN 2178-2091

Aplicações da inteligência artificial na identificação de reabsorção óssea em implante dentário

Applications of artificial intelligence in the identification of bone resorption in dental implants

Aplicaciones de la inteligencia artificial en la identificación de la reabsorción ósea en implantes dentales

Larissa Costa Freitas[1], Lorena Aparecida Nery Araújo[1], Analina Braga Apolinário[1], Ronaldo Luis Almeida de Carvalho[1], Priscila Vanessa Zabala Capriles Goliatt[1], Fabíola Pessôa Pereira Leite[1].

RESUMO

Objetivo: Comparar o uso de modelos de inteligência artificial (IA) para detectar, reabsorção óssea e peri-implantite em pacientes portadores de implantes dentários por meio de exames de imagem. **Métodos:** Trata-se de uma revisão sistemática que seguiu o rotocolo PRISMA com busca em bases de dados indexadas (Scopus, Web of Science, PubMed/MEDLINE, SciELO, Google Acadêmico e IEEE Xplore) nos últimos 10 anos. Foi realizada a remoção de duplicatas e triagem por títulos, resumos e leitura na íntegra dos artigos encontrados. **Resultados:** Dezesseis estudos preencheram os critérios; a maioria utilizou redes neuronais convolucionais (CNN) para segmentação automática de implantes e mensuração da perda óssea, com acurácia entre 70 % e 97 %. Modelos de aprendizado de máquina com dados clínicos ou radiológicos tiveram desempenho variável. **Considerações finais:** Técnicas de IA demonstram alta acurácia na detecção de reabsorção óssea peri-implantar, embora a generalização seja limitada pelo tamanho das bases de dados, heterogeneidade metodológica e necessidade de padronização de protocolos.

Palavras-chave: Inteligência artificial, Implantes dentários, Reabsorção óssea.

ABSTRACT

Objective: To compare the use of artificial intelligence (AI) models to detect bone resorption and peri-implantitis in patients with dental implants using imaging exams. **Methods:** This is a systematic review that followed the PRISMA protocol, searching indexed databases (Scopus, Web of Science, PubMed/MEDLINE, SciELO, Google Scholar, and IEEE Xplore) over the last 10 years. Duplicates were removed, and the articles were screened by titles, abstracts, and full text. **Results:** Sixteen studies met the criteria; most used convolutional neural networks (CNNs) for automatic implant segmentation and bone loss measurement, with accuracy between 70% and 97%. Machine learning models with clinical or radiological data showed variable performance. **Final considerations:** AI techniques demonstrate high accuracy in detecting peri-implant bone

[1] Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF), Juiz de Fora – MG.

SUBMETIDO EM: 2/2026 | **ACEITO EM: 3/2026** | **PUBLICADO EM: 4/2026**

resorption, although generalization is limited by the size of the databases, methodological heterogeneity, and the need for standardization of protocols.

Keywords: Artificial intelligence, Dental implants, Bone resorption.

RESUMEN

Objetivo: Comparar el uso de modelos de inteligencia artificial (IA) para detectar la reabsorción ósea y la periimplantitis en pacientes portadores de implantes dentales mediante exámenes de imagen. **Métodos:** Se siguió un protocolo PRISMA con búsqueda en bases de datos indexadas (Scopus, Web of Science, PubMed/MEDLINE, SciELO, Google Académico e IEEE Xplore) durante los últimos 10 años. Se realizó la eliminación de duplicados y la selección por títulos, resúmenes y lectura íntegra de los artículos encontrados. **Resultados:** Dieciséis estudios cumplieron los criterios; la mayoría utilizó redes neuronales convolucionales (CNN) para la segmentación automática de implantes y la medición de la pérdida ósea, con una precisión entre el 70 % y el 97 %. Los modelos de aprendizaje automático con datos clínicos o radiológicos presentaron un rendimiento variable. **Consideraciones finales:** Las técnicas de IA demuestran alta precisión en la detección de reabsorción ósea periimplantaria, aunque su generalización se ve limitada por el tamaño de las bases de datos, la heterogeneidad metodológica y la necesidad de estandarización de protocolos.

Palabras clave: Inteligencia artificial, Implantes dentales, Reabsorción ósea.

INTRODUÇÃO

Desde 1960, a utilização de implantes de titânio começou a ser opção de tratamento para pacientes desdentados, impactando na reabilitação oral (LEE WF, et al., 2024). Estimativas sugerem que a implantodontia atingiu uma taxa de crescimento médio anual 14 % entre 1999 e 2016 e poderá alcançar 23 % até 2026, refletindo um aumento na procura e na expectativa de longevidade (LEE WF, et al., 2024; MUGRI MH, et al., 2025). Apesar das altas taxas de sucesso relatadas para implantes osseointegrados (> 90 %), complicações mecânicas (fissuras, fraturas de parafusos) e biológicas (mucosite peri-implantar e peri-implantite) continuam acontecendo (MUGRI MH, et al., 2025).

A reabsorção óssea peri-implantar é uma complicação em tratamentos com implantes dentários, podendo levar à falha do implante e comprometer a longevidade do tratamento (KIBCAK E, et al., 2025). A identificação precoce dessa condição é importante para intervenções eficazes e para garantir o sucesso a longo prazo dos implantes (MAMENO T, et al., 2021). Tradicionalmente, o diagnóstico da reabsorção óssea baseia-se em exames clínicos e radiográficos, como radiografias periapicais e panorâmicas, que, embora úteis, apresentam limitações em termos de sensibilidade e especificidade, além de serem suscetíveis à subjetividade do operador (ZHANG C, et al., 2023; VERA M, et al., 2023).

Nos últimos anos, a inteligência artificial tem sido empregada em diversas áreas médicas, incluindo radiologia, oftalmologia e oncologia, para automatizar a análise de imagens e auxiliar no diagnóstico (LEE WF, et al., 2024; KHUBRAN YHI, et al., 2025). O advento da aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina (do inglês, *Machine Learning* - ML) e aprendizado profundo (do inglês, *Deep Learning* - DL) em 2010, impulsionado por placas de vídeo (GPU) e grandes volumes de dados, permitiu que redes neuronais convolucionais (CNNs) extraíssem características de imagens e realizassem classificações e segmentações complexas (LEE WF, et al., 2024; DUJIC H, et al., 2023).

A odontologia tem explorado o uso da inteligência artificial (IA) para planejamento de implantes dentários, detectar peri-implantite e prever a falha de implantes com base em características radiográficas (TROIANO G, et al., 2023; HA SR, et al., 2018; CANULLO L, et al., 2016). No entanto, a implementação da IA na prática clínica ainda enfrenta desafios, incluindo a necessidade de grandes volumes de dados de alta qualidade para treinamento dos algoritmos, a complexidade no desenvolvimento de dados para treinamento e o risco de perda de privacidade dos dados (KANG I, et al., 2025).

A criação de padrões universais e a adaptação dos profissionais a essas novas tecnologias também são aspectos importantes a serem considerados (PAGE MJ, et al., 2021).

Sendo assim, esta revisão sistemática tem como objetivo analisar a literatura existente sobre as aplicações da inteligência artificial na identificação e predição da reabsorção óssea em implantes dentários.

MÉTODOS

Estratégia de busca e elegibilidade

Esta revisão sistemática foi conduzida segundo o *Cochrane Handbook for Systematic Reviews of Diagnostic Test Accuracy (DTA)* e de acordo com as diretrizes PRISMA (do inglês *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*) (**Figura 1**) e com um protocolo baseado na pergunta PICO (Paciente/Problema, Intervenção, Comparação e Desfecho):

P (População): Pacientes com implantes dentários e trabalhos protéticos instalados.

I (Intervenção): Estratégias de inteligência artificial (IA) para avaliação de reabsorção óssea.

C (Comparação): Ferramentas de IA versus análise convencional, por profissionais dentistas a partir de exames clínicos e de imagem.

O (Desfecho): Identificação de peri-implantite ou falha do implante com acurácia acima de 70 %.

A questão que buscava-se responder era: Qual é a acurácia e a aplicabilidade das estratégias de inteligência artificial, em comparação com métodos convencionais, na identificação de peri-implantite? Além dessas, perguntas adicionais foram respondidas, sendo elas: quantos implantes em cada estudo? Se o banco de dados é privado ou público?

Qual tipo de técnica de IA foi usada? Quais métricas de avaliação? E a aplicabilidade dos estudos, buscando compreender as vantagens desses artifícios na clínica odontológica. Este estudo foi previamente registrado na plataforma PROSPERO (número de registro: CRD420251172977).

A busca foi conduzida por duas revisoras (LCF e LANA). Considerou-se o período de 2015 a 2025, com inclusão de artigos em inglês ou português, estudos originais (clínicos, retrospectivos ou *in silico*). Foram excluídos estudos sem próteses instaladas, trabalhos que utilizassem IA apenas para planejamento cirúrgico, posicionamento ou design de implantes, sem uso em reabsorção óssea, editoriais, cartas ao editor, artigos sem acesso ao texto completo ou com dados insuficientes e duplicatas.

A busca dos artigos foi realizada em 10 de julho de 2025 nas bases Scopus, Web of Science, PubMed/MEDLINE, SciELO, Google Acadêmico e IEEE Xplore, utilizando os termos combinados pelos operadores booleanos OR e AND (**Quadro 1**).

A triagem dos estudos foi realizada de forma independente pelas duas revisoras, utilizando critérios previamente definidos. Inicialmente, os títulos e resumos foram avaliados, seguidos da leitura completa dos textos potencialmente elegíveis. Em casos de discordância quanto à inclusão, os artigos foram reavaliados conjuntamente até a obtenção de consenso. Quando necessário, um terceiro avaliador foi consultado para a decisão final.

A remoção de duplicatas foi realizada automaticamente pelo software EndNote (Software gerenciador de bibliografias - Microsoft Office, Redmond, Washington, Estados Unidos da América), seguida de verificação manual. O processo de seleção foi documentado conforme fluxograma PRISMA, com registro dos motivos de exclusão na fase de elegibilidade (**Figura 1**).

Quadro 1 - Estratégias de busca utilizadas nas bases de dados selecionadas.

Base	Query final
PUBMED	((dental implant) OR (oral implant)) AND ((artificial intelligence) OR (machine learning) OR (deep learning) OR (predictive model) OR (computer-aided diagnosis) OR (computational model) OR (computer simulation)) AND ((bone loss) OR (implant failure) OR (implant survival) OR (peri-implantitis) OR (bone resorption))
Scopus	TITLE-ABS-KEY (("dental implant" OR "oral implant") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning") AND ("predictive model" OR "computational model*" OR "computer-aided diagnosis" OR "computer simulation") AND ("bone loss" OR "bone resorption" OR "implant failure" OR "implant survival" OR "peri-implantitis"))
Web of Science	TS=(("dental implant" OR "oral implant") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning") AND ("predictive model*" OR "computational model" OR "computer-aided diagnosis" OR"computer simulation") AND ("bone loss" OR "bone resorption" OR "implant failure" OR "implant survival" OR "peri-implantitis"))
Scielo	("dental implant*" OR "oral implant") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning") AND ("predictive model*" OR "computational model" OR "computer-aided diagnosis" OR "computer simulation") AND ("bone loss" OR "bone resorption" OR "implant failure" OR "implant survival" OR "peri-implantitis")
IEEE xplore	(("dental implant*" OR "oral implant*") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning") AND ("predictive model*" OR "computational model*" OR "computer-aided diagnosis" OR "computer simulation") AND ("bone loss" OR "bone resorption" OR "implant failure" OR "implant survival" OR "peri-implantitis"))
Google Acadêmico	("dental implant*" OR "oral implant*") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning") AND ("predictive model*" OR "computational model*" OR "computer-aided diagnosis" OR "computer simulation") AND ("bone loss" OR "bone resorption" OR "implant failure" OR "implant survival" OR "peri-implantitis")

Fonte: Freitas LC, et al., 2026.

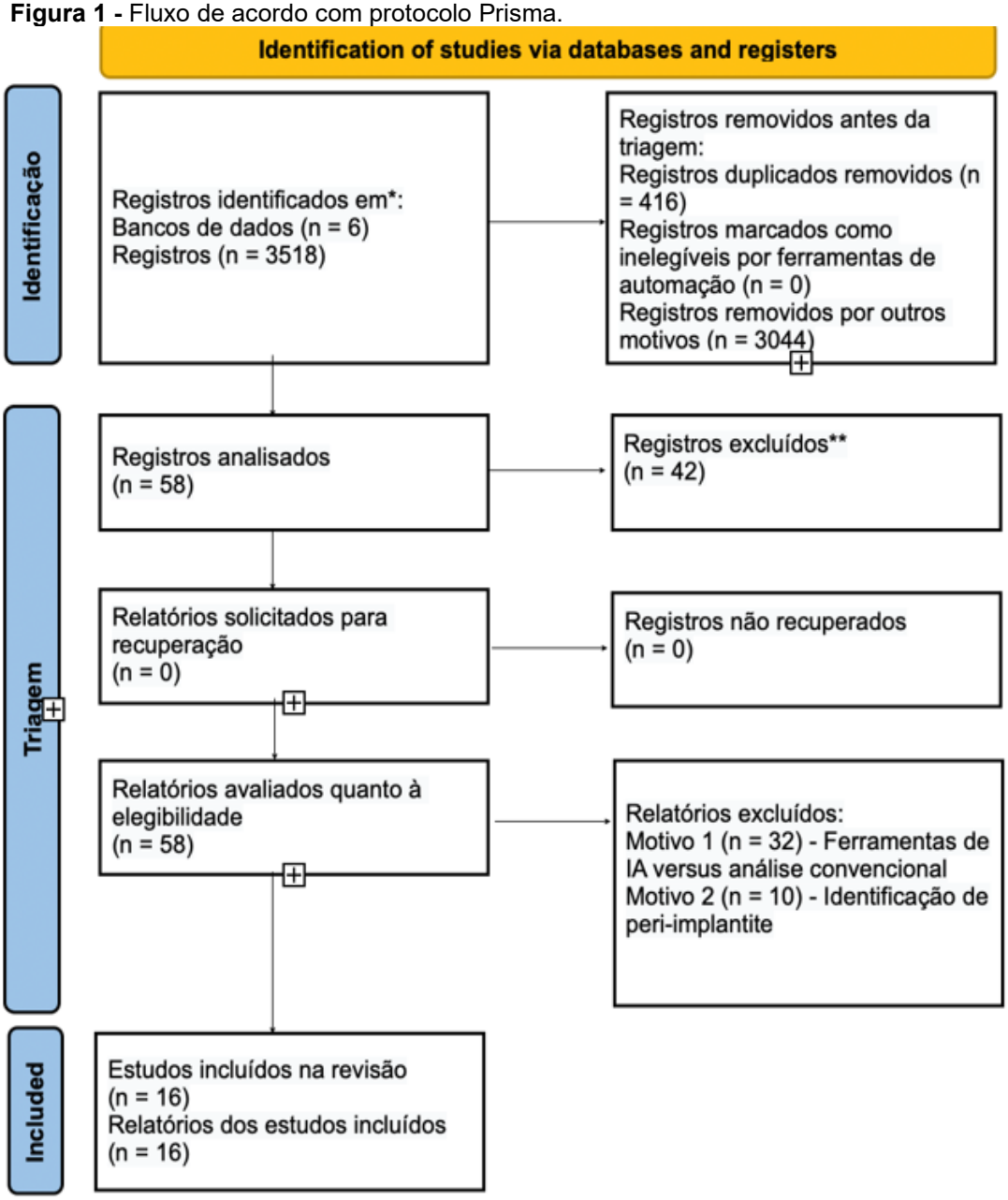
Extração de dados e avaliação da qualidade

Os dados foram extraídos de cada artigo pelas duas revisoras de forma independente e exportados para o software EndNote (Software gerenciador de bibliografias - Microsoft Office, Redmond, Washington, Estados Unidos da América).

As variáveis coletadas incluíram: autores, ano de publicação, amostra (número de implantes, pacientes ou imagens), tipo de IA utilizada (CNN, Random Forest, Support Vector Machine [SVM], regressão logística), objetivo do estudo, aplicabilidade (segmentação de implantes, detecção de perda óssea, predição de peri-implantite ou análise biomecânica), medidas de desempenho (acurácia, sensibilidade, especificidade, área sob a curva – AUC, F1-score, mAP, etc.) e principais resultados.

Adicionalmente, foi realizada busca manual nas listas de referências dos artigos incluídos, com o objetivo de identificar estudos potencialmente relevantes não captura dos na busca eletrônica. Todas as etapas foram conduzidas em um único dia para evitar viés decorrente de atualizações nas bases.

Figura 1 - Fluxo de acordo com protocolo Prisma.



Fonte: Freitas LC, et al., 2026.

RESULTADOS

Inicialmente foram identificados 3518 artigos nas bases de dados selecionadas. Observou-se que a maioria dos estudos utilizou bases de dados privadas, com amostras variando de 44 a 3.693 implantes ou exames de imagem. As arquiteturas baseadas em deep learning, especialmente CNNs e detectores da família YOLO, predominaram nas análises de segmentação e detecção de perda óssea, enquanto modelos tradicionais de machine learning foram mais frequentes em estudos preditivos baseados em fatores clínicos. As métricas mais reportadas foram acurácia, AUC, F1-score e coeficiente de Dice, evidenciando heterogeneidade metodológica que dificulta comparações diretas entre os estudos. Foram incluídos dezesseis estudos, a maioria conduzida em países asiáticos e europeus. Dos 16 artigos selecionados, oito utilizavam rede de aprendizado profundo, seis utilizavam aprendizado de máquina e dois utilizavam modelos computacionais (Análise de elementos finitos - FEA). O **Quadro 2** resume as principais características e resultados de cada estudo.

Quadro 2 - Características metodológicas e principais resultados dos estudos incluídos.

Autores	Nº de Implantes	Banco de dados	Tipo de Técnica de IA	Métrica	Aplicabilidade	Resultados Encontrados
KIBCAK, E. et al. (2025)	3.693	Privado	Rede Neural Convolucional (CNN) e Arquitetura U-Net.	DSC (Dice Similarity Coefficient), Acurácia, Precisão, Recall, F1-score	Desenvolver uma abordagem baseada em aprendizado profundo para segmentar implantes dentários e detectar peri-implantite em ortopantomografias (OPGs), visando melhorar a precisão e eficiência do diagnóstico.	O modelo de segmentação alcançou uma precisão de 0,999, um Coeficiente de Similaridade de Dice (DSC) de 0,986 e uma Intersecção sobre União (IoU) de 0,974. O modelo de classificação para peri-implantite obteve uma precisão de 0,777, recall de 0,903 e F1-score de 0,835, identificando corretamente 576 dos 638 implantes com a condição.
MAMENO, T. et al. (2021)	254	Privado	Random Forests (RF), Support Vector Machines (SVM) e Regressão Logística.	AUC, Acurácia, Precisão, Recall, F1-score	Criar um modelo preditivo para o início da peri-implantite usando dados demográficos e fatores de risco conhecidos. O objetivo era analisar as interações complexas entre esses fatores para prever a doença.	O modelo de *Random Forests* (RF) apresentou o melhor desempenho, com uma acurácia de 0,70 e uma área sob a curva (AUC) de 0,71. Os fatores mais influentes na previsão foram o tempo funcional do implante e a higiene oral. O modelo previu o início da peri-implantite em 70% dos casos.
ZHANG, C. et al. (2023)	248	Privado	Rede Neural Convolucional Profunda (CNN), especificamente a arquitetura ResNet-50.	AUC, Acurácia, Precisão, Recall, F1-score	Desenvolver um modelo de aprendizado profundo para prever a falha de implantes dentários usando uma combinação de radiografias periapicais e panorâmicas. A falha foi classificada em duas categorias: com perda óssea marginal e sem perda óssea marginal.	O modelo híbrido (usando ambas as radiografias) alcançou a maior acurácia de predição (87,0%), com precisão de 0,85, recall de 0,88 e F1-score de 0,85. O uso combinado de imagens periapicais e panorâmicas resultou em um desempenho superior aos modelos que utilizavam apenas um tipo de imagem.
VERA, M. et al. (2023)	2.988	Privado	Detector de Objetos (YOLOv3) e Processamento de Imagem (IU - Image Understanding).	mAP@0.5, teste t (p-value)	Desenvolver um processo automático para detectar a remodelação óssea marginal peri-implantar em radiografias intraorais. A técnica YOLOv3 identifica a prótese e o implante, enquanto o processo de IU refina as bordas e calcula a perda óssea.	O detector de objetos YOLOv3 alcançou um mAP@0.5 variando de 0,537 a 0,898 para diferentes tipos de imagem e locais. A análise estatística do processo de IU mostrou um desvio médio de 2,63 pixels na detecção de pontos críticos de perda óssea, o que é considerado preciso para a detecção precoce da condição.
CHA, JY. et al. (2021)	708	Privado	Rede Neural Convolucional baseada em Região (Mask R-CNN) com cabeça de detecção de pontos-chave.	Precisão Média, Recall Médio, OKS Médio (Object Keypoint Similarity)	Avaliar um modelo de aprendizado profundo para localizar implantes e detectar pontos-chave (nível ósseo marginal, ápice e topo do implante) em radiografias periapicais para medir a perda óssea e classificar sua severidade.	O modelo demonstrou desempenho comparável ao de um dentista clínico na detecção de marcos ao redor dos implantes, sem diferença estatisticamente significativa ($p > 0,05$). A Similaridade de Pontos-Chave de Objeto (OKS) média foi de 0,8885 para o modelo e 0,9012 para o dentista.

Autores	Nº de Implantes	Banco de dados	Tipo de Técnica de IA	Métrica	Aplicabilidade	Resultados Encontrados
LEE, JH. et al. (2025)	2.250	Privado	Detector de Objetos (YOLOv8).	Acurácia, Precisão, Recall, F1-score	Avaliar o desempenho diagnóstico e de classificação de um modelo de aprendizado profundo para defeitos ósseos relacionados à peri-implantite em radiografias panorâmicas, focando na morfologia e severidade do defeito.	O modelo de DL alcançou uma acurácia geral de 85,33%, superando os cirurgiões periodontais (75,6%). O modelo foi especialmente eficaz para defeitos leves de classe II, com precisão de 100% e recall de 98%. Os cirurgiões, por outro lado, tiveram maior acurácia em casos severos.
LEE, WF. et al. (2024)	800	Privado	Detector de Objetos (YOLOv7).	Privado	Diferenciar o grau de perda óssea marginal de um implante e classificar a severidade da peri-implantite usando um modelo de aprendizado profundo em radiografias periapicais.	O modelo YOLOv7 alcançou uma acurácia de 94,74%, especificidade de 100%, precisão de 100%, recall de 94,44% e um F1-score de 97,10% na classificação da peri-implantite, demonstrando alta eficácia na identificação de implantes a partir de imagens radiográficas.
LIU, M. et al. (2022)	1.670	Privado	Rede Neural Convolucional baseada em Região (Faster R-CNN).	Sensibilidade, Especificidade, Taxa de diagnóstico de erro, Taxa de diagnóstico de omissão, Valor preditivo positivo, Estatísticas Kappa	Desenvolver um sistema automatizado para identificar a perda óssea marginal ao redor de implantes dentários em radiografias periapicais, utilizando um método de detecção de objetos baseado em aprendizado profundo.	O sistema de IA teve um desempenho comparável ao de um dentista residente. A concordância entre o sistema de IA e o dentista experiente foi de moderada a substancial (kappa = 0,547 e 0,568 para locais de perda óssea e implantes com perda óssea, respectivamente), indicando ser uma ferramenta de diagnóstico auxiliar promissora.
TROIANO, G. et al. (2023)	44	Privado	Naive Bayes, Random Forest, Regressão Logística e outros modelos de Machine Learning.	AUC, Sensibilidade, Especificidade, Valor Preditivo Positivo, Valor Preditivo Negativo	Avaliar se características radiológicas extraídas de radiografias intraorais no momento da instalação do implante poderiam prever a remodelação óssea fisiológica (PBR) subsequente.	Um modelo Naive Bayes, treinado com características radiológicas, previu alta PBR com uma AUC de 0,751 (sensibilidade de 66,0%, especificidade de 68,4%). A análise multivariada confirmou que o algoritmo foi independentemente associado à PBR ($p < 0,01$), mostrando-se uma abordagem promissora para a predição precoce.
HA, SR. et al. (2018)	667	Privado	Árvore de Decisão e Support Vector Machine (SVM).	Não especificado (menciona que os métodos de machine learning foram usados para encontrar fatores significativos, mas não métricas de validação específicas	Identificar os fatores mais significativos que preveem o prognóstico de implantes dentários, utilizando métodos de aprendizado de máquina para analisar dados de uma amostra pequena e descobrir novos fatores de influência.	A posição mesio-distal do implante foi identificada como o fator mais significativo para determinar o prognóstico (sobrevivência) do implante, com uma acurácia de 93% no modelo de árvore de decisão. Para complicações, a enxertia óssea foi um fator relevante, com o modelo alcançando 64% de acurácia.

Autores	Nº de Implantes	Banco de dados	Tipo de Técnica de IA	Métrica	Aplicabilidade	Resultados Encontrados
CANULLO, L. et al. (2016)	332	Privado	Árvore de Decisão (C4.5) e Regressão Logística.	Acurácia	Investigar se perfis preditivos específicos podem ser aplicados a diferentes subtipos de peri-implantite (induzida por placa, cirúrgica ou protética) para avaliação de risco e diagnóstico baseados no paciente.	O modelo de árvore de decisão alcançou 82,35% de acurácia e identificou perfis preditivos distintos para os subtipos de peri-implantite. Fatores como sexo feminino, mau posicionamento, sobrecarga e reconstrução óssea foram identificados como preditores significativos da peri-implantite.
GAO, X. et al. (2024)	208 (pacientes)	Privado	Regressão Logística.	AUC, Acurácia, Sensibilidade, Especificidade	Analisar os fatores de risco para peri-implantite (PI) em pacientes com periodontite após a implantação dentária e estabelecer um modelo de predição.	A incidência de PI foi de 32,69%. Fatores de risco independentes incluíram histórico de tabagismo, diabetes, tratamento periodontal irregular, alta reabsorção óssea alveolar e alto índice de placa. O modelo de regressão logística teve uma AUC de 0,911 no conjunto de treinamento e 0,823 no de validação, mostrando boa capacidade preditiva.
PAPANTONOPOULOS, G. et al. (2016)	237	Privado	k-means clustering, Principal Component Analysis (PCA), Support Vector Machines (SVMs).	RMSE (Root Mean Squared Error), Erro de validação cruzada de 10 dobras	Agrupar implantes para identificar possíveis "fenótipos" e preditores do nível ósseo médio individual do implante (IIMBL) em pacientes de uma clínica privada.	Foram identificados dois "fenótipos" de implantes: um suscetível e um resistente à peri-implantite. O fenótipo suscetível estava associado a pacientes mais jovens, com menos dentes e implantes localizados na mandíbula anterior. A predição do IIMBL foi alcançada com boa acurácia usando seis variáveis principais.
SOTTO-MAIOR, BS. et al. (2015)	45 implantes (dados clínicos) e 3 modelos (simulação)	Privado	Análise de Elementos Finitos (FEA) e Modelo Mecanorregulatório de Diferenciação Tecidual.	Não especificado (validação com dados clínicos, mas sem métricas específicas)	Simular a remodelação óssea ao redor de implantes únicos de diferentes comprimentos (7, 10 e 13 mm) e validar a predição teórica com dados clínicos de perda óssea marginal.	A análise de FEA mostrou que, embora a densidade óssea na região cortical tenha diminuído ao longo do tempo, a remodelação foi independente do comprimento do implante. Os dados clínicos mostraram um padrão semelhante de reabsorção óssea, validando o modelo teórico. O comprimento do implante não influenciou a remodelação óssea no primeiro ano.
ELGARBA, BM. et al. (2023)	280 (scans CBCT)	Privado	Rede Neural Convolucional (CNN) baseada em 3D U-Net.	Alta performance, segmentação eficiente em tempo (menciona validação, mas não métricas específicas)	Treinar e validar um modelo de CNN baseado em nuvem para a segmentação automatizada (AS) de implantes dentários e coroas protéticas anexadas em imagens de tomografia computadorizada de feixe cônico (CBCT).	O tempo médio para a segmentação automatizada (AS) foi 60 vezes mais rápido que a abordagem semi-automatizada (SS). O modelo de CNN foi altamente eficaz, alcançando um alto coeficiente de similaridade de Dice (DSC) de 0,92±0,02 para implante+coroa e 0,91±0,03 para implante apenas, indicando alta precisão na segmentação.
KANG, I. et al. (2025)	Não especificado (modelos de FE)	Não informado (estudo de simulação e análise biomecânica)	Análise de Elementos Finitos (FEA) com modelo numérico de remodelação óssea.	Não informado (foco em análise biomecânica e simulação, não em validação de modelos de imagem)	Investigar o impacto da integração de um modelo numérico de remodelação óssea na análise de FE para avaliar a estabilidade biomecânica de pontes mandibulares suportadas por implantes.	A consideração da remodelação óssea resultou em uma distribuição de microdeformação mais baixa, especialmente em pacientes idosos com menos implantes. A omissão da remodelação óssea superestimou as diferenças na proporção de alta microdeformação com base na posição e no número de implantes, destacando a importância de incluir a remodelação óssea na análise de estabilidade.

Fonte: Freitas LC, et al., 2026.

De modo geral, os modelos de Inteligência Artificial apresentados demonstram uma eficiência variada. Acurácias acima de 70% já são consideradas boas e clinicamente úteis, especialmente para tarefas complexas como prever o início de uma doença. Para tarefas de diagnóstico e detecção de lesões (KIBCAK E, et al., e LEE JH, et al., 2025), os modelos frequentemente alcançam acurácias e F1-Scores acima de 80-85%, o que é considerado eficiente e os qualifica como excelentes ferramentas de auxílio ao clínico.

Para tarefas de segmentação (ELGARBA BM, et al., 2023), métricas como o DSC acima de 0,90 indicam uma boa performance, automatizando com precisão uma tarefa que seria manual e demorada. A análise conjunta dos artigos mostra que a IA tem potencial para otimizar diagnósticos, economizar tempo clínico e ajudar na identificação de pacientes de risco.

Quadro 3 - Análise comparativa das métricas de desempenho dos modelos de inteligência artificial

Autores	Métrica de Desempenho e Valor	Análise da Eficiência	Conclusão
Kibcak E, et al. (2025)	Segmentar implantes e detectar peri-implantite em radiografias panorâmicas.	Precisão: 77,7% F1-Score: 83,5%	Uma precisão de 77,7% significa que, quando o modelo identifica a peri-implantite, ele está correto em cerca de 78% das vezes. O F1-Score de 83,5% é um resultado ainda melhor. Para um sistema de auxílio diagnóstico, é um valor eficiente que pode reduzir significativamente o tempo do clínico.
Mameno T, et al. (2021)	Criar um modelo para predizer peri-implantite.	Acurácia: 70% AUC: 0,71	Uma acurácia de 70% significa que o modelo acerta o prognóstico em 7 de cada 10 casos. É um resultado promissor que pode ajudar a identificar pacientes de alto risco que necessitam de acompanhamento maior.
Zhang C, et al. (2023)	Prever a falha de implantes usando imagens periapicais e panorâmicas.	Acurácia (modelo híbrido): 87,0% F1-Score: 0,85	Uma acurácia de 87% é um resultado excelente para prever falhas de implantes. Um F1-Score de 0,85 reforça o alto desempenho do modelo. Este nível de eficiência o torna uma ferramenta confiável para auxiliar no planejamento clínico e na intervenção de peri-implantite.
Vera M, et al. (2023)	Detectar e quantificar automaticamente a remodelação óssea marginal peri-implantar.	mAP@0.5: 0,537 a 0,898	Esta métrica (mean Average Precision) avalia a qualidade do detector de objetos (implante e coroa). Um valor de 0,898 é muito bom, enquanto 0,537 é considerado suficiente para a tarefa, já que o objetivo era apenas uma localização aproximada para o processamento seguinte. A eficiência está na automação de uma tarefa demorada, com resultados satisfatórios.
Papantonopoulos G, et al. (2016)	Prever os níveis ósseos médios individuais dos implantes (IIMBL).	Métrica principal: Erro (RMSE) (Para classificação: Sensibilidade de 62% e Especificidade de 85%)	Para a tarefa de classificar a peri-implantite, a especificidade de 85% é alta, indicando que o modelo é muito bom em identificar corretamente os implantes saudáveis. A sensibilidade (capacidade de encontrar os acometidos) é moderada.
Cha JY et al. (2021)	Medir a perda óssea peri-implantar em radiografias periapicais.	Métrica principal: Mean OKS (Sem diferença estatística para o clínico)	A métrica OKS (Object Keypoint Similarity) mede a precisão na localização de pontos-chave. O estudo concluiu que o desempenho do modelo não teve diferença estatisticamente significativa em relação a um dentista, o que demonstra uma alta eficiência.

Autores	Métrica de Desempenho e Valor	Análise da Eficiência	Conclusão
Lee JH, et al. (2025)	Diagnosticar e classificar a peri-implantite em radiografias panorâmicas.	Acurácia Geral: 85,33%	Uma acurácia de 85,33% é um valor robusto, e o estudo destaca que o modelo superou o desempenho dos periodontistas (que tiveram acurácia média de 75,6%). Isso demonstra um alto potencial como ferramenta de segunda opinião.
Lee WF, et al. (2024)	Detectar peri-implantite e classificar a severidade da perda óssea marginal.	F1-Score: 97,10%	Um F1-Score acima de 95% é considerado excelente em aplicações de diagnóstico por imagem. O modelo demonstrou boa capacidade de identificar e classificar corretamente a peri-implantite, tornando-o eficiente e confiável.
Liu M, et al. (2022)	Detectar perda óssea marginal em radiografias periapicais.	Métrica principal: Estatística Kappa (k) (k=0.547 e 0.568)	A estatística Kappa mede a concordância entre o sistema de IA e um especialista. Valores entre 0,41 e 0,60 são considerados de concordância "moderada". O estudo concluiu que o desempenho do sistema foi igual ao de um dentista em especialização e teve concordância moderada com um especialista, o que o qualifica como uma ferramenta de auxílio promissora.
Sotto-Maior BS, et al. (2015)	Simular a remodelação óssea ao redor de implantes de diferentes comprimentos.	Validação Clínica (não métrica de IA)	Este estudo não desenvolveu um modelo de diagnóstico por IA, mas sim um modelo de simulação biomecânica. A validação foi feita comparando os resultados da simulação com dados clínicos de reabsorção óssea, e os padrões foram semelhantes. A eficiência aqui está na capacidade do modelo de simular a realidade.
Ha SR, et al. (2018)	Encontrar fatores que influenciam o prognóstico de implantes usando machine learning.	Acurácia: 93% (para sobrevida)	Uma acurácia de 93% na previsão da sobrevida do implante é um resultado excelente. Embora a acurácia para prever "complicações" tenha sido menor (64%), a capacidade de prever o sucesso ou falha do implante com tanta precisão é de grande valor clínico.
Elgarba BM, et al. (2023)	Realizar a segmentação automática de implantes e coroas em tomografias computadorizadas.	DSC: 0,91-0,92	O Dice Similarity Coefficient (DSC) é uma métrica para avaliar a qualidade da segmentação. Valores acima de 0,9 são considerados positivos. O modelo demonstrou uma segmentação precisa e 60 vezes mais rápida que a abordagem semiautomática, sendo eficiente para a criação de modelos virtuais.
Gao X, et al. (2024)	Analisar fatores de risco e criar um modelo de predição para peri-implantite.	AUC: 0,911 (treino) e 0,823 (validação)	A métrica AUC avalia a capacidade geral de um modelo em distinguir entre classes (doentes vs. saudáveis). Um valor de AUC de 0,911 é considerado bom, assim como 0,823, indicando que o modelo tem um alto poder preditivo.
Canullo L, et al. (2016)	Distinguir perfis preditivos para diferentes subtipos de peri-implantite.	Acurácia: 82,35%	Dada a complexidade de diferenciar subtipos de uma mesma doença, uma acurácia de 82,35% é um resultado muito bom. O modelo se mostrou uma ferramenta promissora para um diagnóstico mais refinado, o que pode levar a tratamentos eficazes.
Kang I, et al. (2025)	Investigar o impacto da remodelação óssea na estabilidade biomecânica de próteses sobre implantes.	Validação por Simulação (não métrica de IA)	Este estudo utiliza análise de elementos finitos para simular um processo biológico (remodelação óssea). A eficiência do modelo reside na sua capacidade de prever mudanças na densidade óssea ao longo do tempo, o que pode superestimar riscos se não for considerado.

Fonte: Freitas LC, et al., 2026.

Avaliação da qualidade dos estudos e risco de viés

De acordo com a análise apresentada na discussão e na conclusão, a avaliação metodológica pelo instrumento QUADAS-2 evidenciou limitações importantes nos estudos incluídos. No domínio de Seleção de Pacientes, o risco de viés foi classificado como alto ou incerto, uma vez que a maioria das pesquisas utilizou bases de dados privadas e amostras heterogêneas, além de delineamentos predominantemente retrospectivos, fatores que introduzem viés de seleção, comprometem a reprodutibilidade e restringem a generalização dos achados. Quanto ao Teste de Índice (IA), observou-se risco baixo nos estudos que descreveram de forma sistemática a otimização de parâmetros, como os conduzidos por Kibcak E, et al. (2025), Zhang C, et al. (2023), Cha JY, et al. (2021), Lee WF, et al. (2024) e Elgarba BM, et al. (2023). Por outro lado, nas investigações exploratórias que não detalharam tais procedimentos, o risco foi considerado incerto. Em relação ao Padrão de Referência, o risco foi classificado como alto nos estudos de simulação, como os de Sotto-Maior BS, et al. (2015) e Kang I, et al. (2025), pois se baseiam em modelos biomecânicos e não em diagnóstico clínico direto. Por fim, no domínio de Aplicabilidade, identificaram-se preocupações relevantes em estudos que utilizaram exclusivamente radiografias bidimensionais, visto que estas não contemplam adequadamente aspectos tridimensionais críticos para a avaliação da reabsorção óssea peri-implantar.

Quadro 4 - Avaliação do risco de viés dos estudos incluídos segundo a ferramenta QUADAS-2.

Estudo (Autor, Ano)	Seleção de Pacientes	Teste de Índice (IA)	Padrão de Referência	Fluxo e Tempo	Preocupações de Aplicabilidade
Kibcak et al. (2025)	A	B	B	B	Baixa
Mameno et al. (2021)	A	B	I	B	Moderada
Zhang et al. (2023)	B	B	B	B	Baixa
Vera et al. (2023)	I	B	I	B	Moderada
Cha et al. (2021)	B	B	B	B	Baixa
Lee, J.-H. et al. (2025)	A	B	B	B	Baixa
Lee, W.-F. et al. (2024)	I	B	B	B	Baixa
Liu et al. (2022)	I	B	I	I	Moderada
Troiano et al. (2023)	B	I	I	B	Baixa
Ha et al. (2018)	A	I	I	I	Alta
Canullo et al. (2016)	I	I	I	B	Moderada
Gao et al. (2024)	B	B	B	B	Baixa
Papantonopoulos (2016)	I	I	I	B	Moderada
Sotto-Maior (2015)	A	I	A	I	Alta
Elgarba et al. (2023)	B	B	B	B	Baixa
Kang et al. (2025)	A	I	A	I	Alta

Os riscos são classificados como Baixo (B), Alto (A) ou Incerto (I).
Fonte: Freitas LC, et al., (2025).

DISCUSSÃO

Há uma infinidade de tipos de inteligências artificiais e para cada uma há uma aplicabilidade a ser explorada. Nesta revisão sistemática foram encontrados estudos que utilizam difeentes tipos de métodos para avaliar a peri-implantite. Entre os dezesseis estudos selecionados, oito utilizaram redes neuronais convolucionais para segmentar implantes, delinear margens ósseas e classificar a peri-implantite a partir de radiografias periapicais, panorâmicas ou tomografias cone-beam (KIBCAK E, et al., 2025; ZHANG C, et al., 2023; VERA M, et al., 2023; CHA JY, et al., 2021; LEE JH, et al., 2025; LEE WF, et al., 2024; LIU M, et al., 2022 e ELGARBA BM, et al., 2023). Os artifícios empregados incluíram U-Net, ResNet-50, Mask R-CNN e variantes da família YOLO, que extraem características diretamente dos pixels para detectar objetos e segmentar regiões de interesse (ELGARBA BM, et al., 2023; LEE JH, et al., 2025; LEE WF, et al., 2024; KIBCAK E, et al., 2025). A combinação de radiografias periapicais e panorâmicas também foi analisada e

resultou na melhoria da performance preditiva, sugerindo que fontes complementares de informação auxiliam a aprendizagem profunda (ZHANG C, et al., 2023).

Os modelos de CNN alcançaram desempenho promissor, com acurácia entre 85% e 97%, sensibilidade variando de 70% a 98% e especificidade de 87 % a 100 % (KIBCAK E, et al, 2025; CHA JY, et al, 2021; VERA M, et al, 2023; LEE JH, et al, 2025; LEE WF, et al., 2024; LIU M, et al., 2022 e ELGARBA BM, et al., 2023). Entre eles, o modelo YOLOv8 de Lee J.–H (2025) atingiu acurácia de 85,33% e precisão de 100% para defeitos leves, superando a análise de periodontistas (75,6 %), enquanto o Mask R-CNN de Cha JY, et al. (2021) apresentou desempenho semelhante ao de dentistas na marcação de pontos-chave. O estudo de Kibcak E, et al, (2025) demonstrou intersecção-sobre-união de 0,974 e DSC de 0,986 na segmentação de implantes, com acurácia de 0,777 na classificação de peri-implantite. Por fim, os achados de Liu M, et al, (2022) identificaram coeficiente kappa entre 0,547 e 0,568 comparando um modelo Faster R-CNN versus Especialistas, evidenciando que a IA ainda necessita de refinamento para substituir completamente os dentistas.

Além das CNNs, estudos (MAMENO T, et al., 2021; TROIANO G, et al., 2023; GAO X, et al., 2024; HA SR, et al., 2018; CANULLO L, et al., 2016 e PAPANTONOPOULOS G, et al., 2016) exploraram variáveis clínicas e algoritmos de aprendizado de máquina supervisionado para predizer peri-implantite. Esses modelos foram treinados, além dos exames de imagem e informações, como: tempo de instalação do implante, higiene oral deficiente (a partir de prontuários dos pacientes, por análise do índice ou evidenciador de placa), tabagismo, diabetes e reconstruções ósseas, todavia, os resultados mostraram uma *área sob a curva ROC (*"AUC") modesta (0,70–0,91) e acurácia inferior às redes de aprendizado profundo (MAMENO T, et al., 2021; TROIANO G, et al., 2023; GAO X, et al., 2024; HA SR, et al., 2018; CANULLO L, et al., 2016 e PAPANTONOPOULOS G, et al., 2016). Ha SR, et al. (2018) mostraram que a posição mesiodistal do implante foi o principal determinante de falha, ou seja, quando a distância entre dois implantes era menor que 3 mm ou, a distância entre o implante e o dente adjacente era menor que 1,5 mm. No entanto, Mameno T, et al. (2021) apontaram como fatores preponderantes o tempo em que o implante estava instalado na boca e a higiene do paciente. Dois trabalhos aplicaram métodos de elementos finitos para simular a remodelação óssea e avaliar tensões ao redor de implantes (SOTTO-MAIOR BS, et al., 2015 e KANG I, et al., 2025). Embora esses estudos não usem aprendizado de máquina, eles são capazes de fornecer dados biomecânicos que podem instruir algoritmos preditivos.

O aumento de publicações que analisam o potencial da IA no atendimento odontológico, reforçam a necessidade de avaliar a aplicabilidade dessas técnicas. Uma rede baseada em transformadores para visão computacional (do inglês, Vision Transformers - ViT) para detectar perda óssea em 21.819 radiografias periapicais, relatou acurácia de 83,4% a 85,2% e AUC de 0,899 a 0,918 (DUJIC H, et al., 2023). O software Denti.AI em 39 radiografias intraorais, encontrou sensibilidade de 76% e especificidade de 86% em periapicais e sensibilidade de 65 % e especificidade de 90 % em bite-wings, com acurácia global de 81 % (ALGHAIHAB A, et al., 2025). Além de revisar trabalhos prévios, esse estudo ressalta a necessidade da validação externa para melhorar a performance das IA e de bases de dados maiores e mais completas. O modelo DeNTNet desenvolvido com 12.179 panorâmicas, alcançou F1-score de 0,75, superando a média dos resultados clínicos (0,69). Todavia, os autores advertiram que radiografias panorâmicas apresentam distorções e sobreposição de estruturas, tornando a detecção de perda óssea desafiadora (KIM J, et al., 2019). A U-Net treinada com 1.121 radiografias panorâmicas, encontrou padrões de AUC de 0,951 para perda óssea total, 0,910 para perdas ósseas horizontais e 0,733 para perdas ósseas verticais, com acurácia variando de 0,506 a 0,994 (KURT-BAYRAKDAR D, et al., 2024). Uma abordagem baseada em YOLOv8 para medir a distância entre a junção cemento-esmalte e o nível ósseo em 2.000 radiografias panorâmicas, obteve acurácia de 97 % na segmentação dentária e de 98 % na segmentação do nível ósseo, com sensibilidade de 90 % a 100 % (LEE LH, et al., 2024).

A rapidez e consistência dos algoritmos automatizados para a mensuração e análise radiográfica das reabsorções, são vantagens importantes quando comparadas à profissionais dentistas. Isso acontece porque a avaliação manual da reabsorção óssea, além de apresentar dificuldades de ser quantificada visto que

radiografias panorâmicas frequentemente apresentam distorções, é trabalhosa e está sujeita a variações entre operadores (KHUBRANI YH, et al., 2025). Sistemas baseados em U-Net e YOLO segmentam implantes em segundos, padronizando a medição e minimizando falhas humanas. Além disso, modelos como o YOLOv8 e o DeNTNet, demonstraram desempenho superior ao de especialistas (KIBCAK E, et al., 2025; KIM J, et al., 2019 e LEE JH, et al., 2025).

No entanto, algumas limitações persistem, visto que alguns estudos (SOTTO- MAIOR BS, et al., 2015; ELGARBA BM, et al., 2023; PAPANTONOPOULOS G, et al., 2016; GAO X, et al., en CANULLO L, et al., 2016) utilizam amostras pequenas e bases de dados privadas, dificultando a generalização. A qualidade das imagens varia conforme o equipamento e não há consenso sobre métricas de avaliação (KHUBRANI YH, et al., 2025). Ademais, o treinamento de redes de aprendizado profundas demandam grandes conjuntos de imagens rotuladas e associado a escassez de anotadores e a heterogeneidade na marcação de pontos anatômicos, o risco de viés pode ser aumentado (ZHANG C, et al., 2025).

A menor parte dos estudos emprega uso de tomografias para análise das imagens (SOTTO- MAIOR BS, et al., 2015; ELGARBA BM, et al., 2023 e KANG I, et al., 2025) que não comprimem estruturas ocultando defeitos por meio de distorções, como as imagens em 2D. Desses, os estudos de elementos finitos oferecem compreensão biomecânica, mas não fornecem diagnóstico (KANG I, et al., 2025; SOTTO MAIOR BS, et al., 2015).

Enquanto isso, os modelos de aprendizado de máquina, que usaram imagens em 2D, mostraram acurácia inferior e dependem de dados clínicos completos (VERA et al., 2023). Apenas os artigos de Sotto-Maior BS, et al. (2015) e Canullo L, et al. (2016), identificaram os tipos de conexão dos implantes de suas amostras. Os demais estudos analisados nesta revisão, por ter como foco o desenvolvimento de algoritmos de inteligência artificial para análise de imagens, não incluíram o tipo de conexão como uma variável.

Desse modo, estudos para validação de IA na implantodontia devem ser desenvolvidos, incluindo as variações de conexão dos implantes, utilizando tomografias CBCT e algoritmos tridimensionais, com métodos de aprendizado em máquina, para melhorar a detecção das reabsorções ósseas peri implantares.

Entre os estudos analisados, apenas metade relataram de forma explícita a otimização de parâmetros ou configuração de redes neurais para aprimorar o desempenho dos modelos, como os trabalhos de Kibcak et al. (2025), Zhang et al. (2023), Cha et al. (2021), Lee W.-F. et al. (2024) e Elgarba et al. (2023), que ajustaram variáveis de treinamento (por exemplo, *learning rate*, *batch size*, funções de ativação e camadas convolucionais).

Outros autores realizaram ajustes parciais ou limitaram-se ao fine-tuning de arquiteturas pré-treinadas (Mameno et al., 2021; Vera et al., 2023; Lee J.-H. et al., 2025; Liu et al., 2022; Papantonopoulos et al., 2016), sem detalhar processos sistemáticos de busca de hiperparâmetros. Estudos de caráter exploratório ou baseados em métodos estatísticos tradicionais (Troiano et al., 2023; Ha et al., 2018; Canullo et al., 2016; Gao et al., 2024; Sotto-Maior et al., 2015; Kang et al., 2025), não incluiu estratégias de otimização, aplicando os algoritmos com configurações padrão ou modelos numéricos convencionais.

Foi observada uma relação entre o uso de técnicas de otimização de parâmetros e a acurácia relatada nos estudos. Trabalhos que utilizam suas redes neurais ou realizaram ajustes sistemáticos nos modelos (KIBACK E, et al., 2025; ZHANG C, et al., 2023; CHA JY, et al., 2021; LEE WF. et al., 2024 e ELGARBA BM, et al., 2023) alcançaram resultados elevados, frequentemente com acurácia acima de 90% na detecção de peri-implantite, falha de implantes ou segmentação óssea.

Em contrapartida, investigações que aplicaram algoritmos sem tuning detalhado, ou em caráter exploratório (MAMENO T, et al., 2021; VERA M, et al., 2023; LIU M, et al., 2022; TROIANO G, et al., 2023 e HA SR, et al., 2018), obtiveram desempenho apenas moderado, geralmente na faixa de 70–80%. Esses achados indicam que a otimização metodológica exerce papel determinante na performance da IA e deve ser incorporada de forma mais sistemática em futuros trabalhos, a fim de garantir aplicabilidade clínica confiável dos modelos desenvolvidos.

Para avançar o campo, recomenda-se a construção de bancos de dados multimodais contendo radiografias periapicais, panorâmicas e tomografias CBCT avaliadas por múltiplos especialistas, permitindo que redes profundas aprendam variações anatômicas e sistemas de conexão de implantes (KHUBRANI YH, et al., 2025). Pesquisas em conjunto com profissionais ligados a computação e odontologia são necessárias para validar externamente os modelos e garantir aplicabilidade em diferentes populações. A integração de IA em softwares clínicos deve respeitar normas de privacidade de dados e oferecer interfaces intuitivas para apoiar cirurgiões-dentistas sem substituir seu julgamento profissional (KHUBRANI YH, et al., 2025).

A maioria dos estudos incluídos utilizou bases de dados privadas e amostras heterogêneas, o que pode introduzir viés de seleção e limitar a reprodutibilidade dos resultados. Além disso, a ausência de padronização nas métricas de desempenho e nos critérios diagnósticos dificulta comparações quantitativas e inviabiliza a realização de meta-análise. A predominância de estudos retrospectivos e de validação interna também restringe a generalização clínica dos modelos. Do ponto de vista clínico, embora os resultados indicam alto potencial da IA como ferramenta auxiliar no diagnóstico de reabsorção óssea peri-implantar, sua implementação deve ocorrer de forma complementar ao julgamento profissional, respeitando aspectos éticos, regulatórios e de proteção de dados.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Redes neuronais convolucionais, especialmente as arquiteturas U-Net, ResNet e YOLO, alcançaram acurácia elevada, superando ou igualando a performance de cirurgiões-dentistas em tarefas de segmentação e classificação. Modelos de aprendizado de máquina baseados em dados clínicos identificaram fatores de risco e permitiram predição de peri-implantite com desempenho moderado. Simulações computacionais ampliam a compreensão biomecânica da remodelação óssea, embora sua aplicação diagnóstica seja indireta. Apesar dos resultados promissores, diversas limitações devem ser reconhecidas: pequena quantidade de estudos, variabilidade metodológica, ausência de padronização de métricas, amostras restritas e necessidade de grandes bases de dados rotuladas. Além disso, a maioria dos trabalhos utiliza radiografias 2D, o que restringe a visualização de detalhes tridimensionais e necessidade de consensos internacionais sobre quais métricas priorizar para análise.

REFERÊNCIAS

1. ALGHAIHAB A, et al. Automatic detection of radiographic alveolar bone loss in bitewing and periapical intraoral radiographs using deep learning technology: a preliminary evaluation. Diagnostics (Basel), 2025; 15(5): 576.
2. CANULLO L, et al. Distinguishing predictive profiles for patient-based risk assessment and diagnostics of plaque-induced, surgically and prosthetically triggered peri-implantitis. Clinical Oral Implants Research, 2016; 27(9): 1098-1105.
3. CHA J-Y, et al. Peri-implant bone-loss measurement using a region-based convolutional neural network on dental periapical radiographs. Journal of Clinical Medicine, 2021; 10(5): 1009.
4. DASHTI M, et al. Advancement and application of deep learning on detection of peri-implantitis: a narrative review. Advances in Artificial Intelligence and Machine Learning, 2024; 4(2): 2290-2301.
5. DUJIC H, et al. Automatized detection of periodontal bone loss on periapical radiographs by vision transformer networks. Diagnostics (Basel), 2023; 13(23): 3562.
6. ELGARBA BM, et al. Deep learning-based segmentation of dental implants on cone-beam computed-tomography images: a validation study. Journal of Dentistry, 2023; 137: 104639.
7. GAO X, et al. Risk factors and prediction model of peri-implantitis in postoperative periodontitis patients. American Journal of Translational Research, 2024; 16(9): 4741-4750.
8. HA S-R, et al. A pilot study using machine-learning methods about factors influencing prognosis of dental implants. The Journal of Advanced Prosthodontics, 2018; 10(6): 395-400.

9. KANG I, et al. Impact of considering bone remodelling in risk assessment of mandibular implant-supported bridges. Journal of Computational Design and Engineering, 2025; 12(2): 14-26.
10. KHUBRANI YH, et al. Detection of periodontal bone loss and periodontitis from 2D dental radiographs via machine learning and deep learning: systematic review employing APPRAISE-AI and meta-analysis. Dentomaxillofacial Radiology, 2025; 54(2): 89-108.
11. KIBCAK E, et al. Deep learning-driven segmentation of dental implants and peri-implantitis detection in orthopantomographs: a novel diagnostic tool. The Journal of Evidence-Based Dental Practice, 2025; 25: 102058.
12. KIM J, et al. DeNTNet: deep neural transfer network for the detection of periodontal bone loss using panoramic dental radiographs. Scientific Reports, 2019; 9: 17615.
13. KURT-BAYRAKDAR D, et al. Deep-learning detection of periodontal bone-loss patterns and furcation defects in panoramic radiographs. BMC Oral Health, 2024; 24: 217.
14. LEE J-H, et al. Performance of artificial-intelligence-based diagnosis and classification of peri-implantitis compared with periodontal-surgeon assessment: a pilot study of panoramic radiograph analysis. Journal of Periodontal & Implant Science, 2025; 55(3): e18.
15. LEE W-F, et al. Establishing a novel deep-learning model for detecting peri-implantitis. Journal of Dental Sciences, 2024; 19(2): 1165-1173.
16. LIU M, et al. A pilot study of a deep-learning approach to detect marginal bone loss around implants. BMC Oral Health, 2022; 22(1): 11.
17. MAMENO T, et al. Predictive modeling for peri-implantitis by using machine-learning techniques. Scientific Reports, 2021; 11(1): 11090.
18. MUGRI MH, et al. Accuracy of artificial-intelligence models in detecting peri-implant bone loss: a systematic review. Diagnostics (Basel), 2025; 15(6): 655.
19. PAGE MJ, et al. The PRISMA statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. BMJ, [s.d.].
20. PAPANTONOPOULOS, G. et al. Prediction of individual implant bone levels and the existence of implant “phenotypes”. Clinical Oral Implants Research, 2016; 27(11): e144-e153.
21. SOTTO-MAIOR BS, et al. Evaluation of bone remodeling around single dental implants of different lengths: a mechanobiological numerical simulation and validation using clinical data. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 2015; 18(15): 1629-1635.
22. TROIANO G, et al. Can radiomic features extracted from intra-oral radiographs predict physiological bone remodelling around dental implants? A hypothesis-generating study. Journal of Clinical Periodontology, 2023; 50(7): 932-941.
23. VERA M, et al. Artificial-intelligence techniques for automatic detection of peri-implant marginal bone remodeling in intraoral radiographs. Journal of Digital Imaging, 2023; 36(5): 2259-2277.
24. ZHANG C, et al. Deep-learning-based dental-implant failure prediction from periapical and panoramic films. Quantitative Imaging in Medicine and Surgery, 2023; 13(2): 935-945.