INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO DIAGNÓSTICO ORTODÔNTICO: REVISÃO NARRATIVA DA OTIMIZAÇÃO DA ANÁLISE CEFALOMÉTRICA E PREVISÃO DE RESULTADOS

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ORTHODONTIC DIAGNOSIS: A NARRATIVE REVIEW OF CEPHALOMETRIC ANALYSIS OPTIMIZATION AND OUTCOME PREDICTION

DOI: https://doi.org/10.56238/rebeisv1n11-003

Data de submissão: 28/05/2026 **Data de Publicação:** 21/09/2026

Eduardo Martello[1]
Luís Fernando Lippert[2]
Daniely Cristina Teles da Silva[3]
Isabela de Araujo[4]
Luana Mara da Silva Santos[5]
Carla Kamille Francisquini Alves[6]
Larissa Dall Pozzo[7]
Vitoria Cristina Ferreira de Andrade[8]

RESUMO: Este artigo apresenta uma revisão narrativa sobre a aplicação de softwares baseados em Inteligência Artificial (IA) na otimização da análise cefalométrica e na previsão de resultados em Ortodontia, avaliando sua acurácia, reprodutibilidade e aplicabilidade clínica. Problema: A análise cefalométrica manual apresenta limitações inerentes, como variabilidade inter e intraexaminador, elevado tempo operacional e subjetividade na identificação de pontos anatômicos, especialmente em pacientes com fissuras labiopalatinas ou más oclusões complexas. Metodologia: Realizou-se revisão da literatura indexada nas bases PubMed, SpringerLink e Google Scholar para literatura complementar, no período de 2020 até fevereiro de 2026, selecionando estudos que avaliaram algoritmos de *deep learning*, redes neurais convolucionais (*CNNs*) e sistemas automatizados de detecção de *landmarks* cefalométricos. Os artigos selecionados foram avaliados pelos autores quanto à relevância temática, qualidade metodológica e pertinência dos dados reportados. Resultados: Os modelos baseados em *deep learning* demonstraram Erro Radial Médio (MRE) entre 1,21 mm e 1,45 mm para detecção automática de pontos cefalométricos, com taxas de sucesso superiores a 90% em limiares clinicamente aceitáveis de 2 mm. Estudos recentes evidenciaram que a combinação de IA com ajuste manual reduz o tempo de análise em aproximadamente 70% comparado à cefalometria manual, mantendo acurácia

[1] Discente do curso de Odontologia da Univel.
[2] Discente do curso de Odontologia da Univel.
[3] Discente do curso de Odontologia da Univel.
[4] Discente do curso de Odontologia da Univel.
[5] Discente do curso de Odontologia da Univel.
[6] Discente do curso de Odontologia da Univel.
[7] Discente do curso de Odontologia da Univel.
[8] Discente do curso de Odontologia da Univel.

equivalente. Para aplicações preditivas em Ortodontia, redes neurais especializadas têm demonstrado potencial promissor na análise de padrões craniofaciais e no suporte ao planejamento terapêutico automatizado, embora ainda existam limitações relacionadas à variabilidade anatômica e à generalização clínica dos modelos. Conclusão: A IA otimiza significativamente o fluxo de trabalho ortodôntico, mas requer supervisão clínica para ajuste de landmarks em casos de anomalias craniofaciais ou displasias esqueléticas severas.

Palavras-chave: Inteligência Artificial. Cefalometria. Deep Learning. Diagnóstico por Imagem. Ortodontia.

ABSTRACT: This article presents an narrative review of Artificial Intelligence (AI)-based software in optimizing cephalometric analysis and outcome prediction in Orthodontics, assessing its accuracy, reproducibility, and clinical applicability. Problem: Manual cephalometric analysis presents inherent limitations, such as inter- and intra-examiner variability, high operational time, and subjectivity in anatomical landmark identification, especially in patients with cleft lip and palate or complex malocclusions. Methodology: A review of indexed literature in PubMed, SpringerLink, and Google Scholar databases was conducted from 2020 to February 2026, selecting studies that evaluated deep learning algorithms, convolutional neural networks (CNNs), and automated cephalometric landmark detection systems. Selected articles were evaluated by the authors regarding thematic relevance, methodological quality, and pertinence of the reported data. Results: Deep learning-based models demonstrated Mean Radial Error (MRE) ranging from 1.21 mm to 1.45 mm for automatic cephalometric landmark detection, with success rates exceeding 90% at clinically acceptable thresholds of 2 mm. Recent studies showed that combining AI with manual adjustment reduces analysis time by approximately 70% compared to manual cephalometry while maintaining equivalent accuracy. For predictive applications in Orthodontics, specialized neural networks have demonstrated promising potential in craniofacial pattern analysis and automated treatment planning support, although limitations related to anatomical variability and clinical generalizability still remain. Conclusion: AI significantly optimizes orthodontic workflow but requires clinical supervision for landmark adjustment in cases of craniofacial anomalies or severe skeletal dysplasias.

Keywords: Artificial Intelligence. Cephalometry. Deep Learning. Diagnostic Imaging. Orthodontics.

1 INTRODUÇÃO

A análise cefalométrica constitui pilar fundamental no diagnóstico ortodôntico e no planejamento terapêutico, permitindo a quantificação das relações esqueléticas, dentárias e tegumentares por meio de pontos anatômicos de referência em telerradiografias laterais. Desde sua introdução por Broadbent em 1931, a cefalometria evoluiu de traçados manuais sobre filmes radiográficos para sistemas digitalizados e, mais recentemente, para plataformas automatizadas baseadas em Inteligência Artificial (IA) (Lee et al., 2023).

A identificação manual de landmarks cefalométricos apresenta limitações intrinsecamente relacionadas à variabilidade biológica e operacional. Estudos clássicos demonstraram que a reprodutibilidade na localização de pontos anatômicos

varia significativamente entre examinadores e mesmo intra-examinador ao longo do tempo, comprometendo a confiabilidade das mensurações derivadas (SCHLICHER et al., 2012). Fatores como fadiga, experiência do operador, qualidade da imagem radiográfica e sobreposição de estruturas anatômicas contribuem para erros sistemáticos e aleatórios que podem impactar decisões clínicas.

A última década testemunhou avanços notáveis no desenvolvimento de algoritmos de aprendizado profundo (deep learning) aplicados à imagem médica. Especificamente na cefalometria, redes neurais convolucionais (Convolutional Neural Networks - CNNs) têm demonstrado capacidade de localizar automaticamente pontos cefalométricos com precisão comparável ou superior à de ortodontistas experientes, reduzindo drasticamente o tempo de análise (LEE et al., 2023). Paralelamente, sistemas baseados em IA passaram a oferecer funcionalidades preditivas, simulando resultados de tratamentos ortodônticos e ortopédicos faciais com base em bases de dados clínicos (Yang et al., 2023).

Esta revisão narrativa tem como objetivo analisar criticamente as evidências disponíveis sobre a aplicação de softwares de IA na otimização da análise cefalométrica e na previsão de resultados em Ortodontia, avaliando sua acurácia, reprodutibilidade, limitações e aplicabilidade clínica. Diante desse cenário, a incorporação de softwares de IA na rotina ortodôntica apresenta potencial significativo para otimizar o fluxo de trabalho clínico, reduzir a subjetividade diagnóstica e ampliar a aplicabilidade clínica da cefalometria em diferentes perfis de pacientes.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 EVOLUÇÃO DA ANÁLISE CEFALOMÉTRICA

A cefalometria radiográfica consolidou-se como método padrão-ouro para avaliação do crescimento craniofacial e diagnóstico das más oclusões. Tradicionalmente, o processo envolve a identificação manual de 15 a 30 pontos anatômicos em telerradiografias laterais, seguida pelo cálculo de distâncias lineares, ângulos e razões que subsidiam a classificação do padrão esquelético e o planejamento terapêutico (Wang et al., 2015).

A transição do traçado manual sobre papel acetato para sistemas digitalizados representou o primeiro avanço significativo em eficiência operacional. Contudo, a digitalização não eliminou a variabilidade inerente à identificação subjetiva de landmarks, particularmente aqueles localizados em regiões anatômicas de difícil visualização, como o pterigóideo (Ptv), o ponto A (subespinhal) e o ponto B (supramental) (Schlicher et al., 2012).

2.2 FUNDAMENTOS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA À IMAGEM MÉDICA

A Inteligência Artificial compreende um campo multidisciplinar que desenvolve sistemas capazes de executar tarefas que tipicamente requerem inteligência humana. No contexto da análise de imagens médicas, destacam-se as seguintes arquiteturas:

Redes Neurais Convolucionais (CNNs): Arquiteturas de deep learning especializadas no processamento de dados estruturados em grade, como imagens. As CNNs aplicam filtros convolucionais sucessivos para extrair hierarquicamente características de baixo nível (bordas, texturas) a alto nível (formas anatômicas, landmarks). Estudos recentes demonstram que CNNs treinadas em grandes

conjuntos de cefalogramas anotados manualmente alcançam desempenho comparável ao de especialistas na localização de pontos cefalométricos (LEE et al., 2023).

Redes Neurais Grafos (GNNs): Arquiteturas que modelam relações espaciais entre pontos anatômicos, tratando landmarks como nós interconectados. A aplicação de GNNs na predição de resultados terapêuticos tem mostrado resultados promissores, particularmente na simulação de efeitos de aparelhos ortopédicos funcionais (Yang et al., 2023).

Mecanismos de Atenção: Técnicas que permitem ao modelo ponderar seletivamente diferentes regiões da imagem, priorizando áreas anatomicamente relevantes para a tarefa específica. Sistemas multimodais que combinam atenção espacial com fusão de diferentes modalidades de imagem (cefalogramas, tomografias, modelos digitais) alcançaram as mais altas taxas de acurácia reportadas na literatura (Yang et al., 2023).

2.3 BASES DE DADOS E MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

O desenvolvimento de algoritmos supervisionados requer conjuntos de dados anotados por especialistas que sirvam como padrão-ouro para treinamento e validação. O desafio internacional ISBI (International Symposium on Biomedical Imaging) de 2014 e 2015 estabeleceu bases de dados padronizadas contendo 300 e 400 cefalogramas, respectivamente, com 19 landmarks anotados por ortodontistas experientes (Wang et al., 2015). Esses conjuntos tornaram-se referência para comparação de desempenho entre diferentes metodologias.

As métricas de avaliação padronizadas incluem:

Erro Radial Médio (Mean Radial Error - MRE): Distância euclidiana média entre o ponto predito pelo algoritmo e o ponto anotado manualmente.

Taxa de Detecção Bem-Sucedida (Successful Detection Rate - SDR): Proporção de landmarks localizados dentro de limiares de tolerância clinicamente aceitáveis (tipicamente 2,0 mm, 2,5 mm ou 4,0 mm).

Desvio Padrão: Medida da variabilidade dos erros, indicativa da consistência do algoritmo (Panesar et al., 2023).

3 METODOLOGIA

3.1 ESTRATÉGIA DE BUSCA E SELEÇÃO DE ESTUDOS

Esta revisão narrativa busca responder à seguinte pergunta norteadora: os sistemas automatizados baseados em IA apresentam acurácia e reprodutibilidade suficientes para substituir ou complementar a análise cefalométrica manual no diagnóstico e planejamento ortodôntico?

Realizou-se levantamento bibliográfico nas bases de dados PubMed, SpringerLink e Google Scholar para literatura complementar no período de janeiro de 2020 a fevereiro de 2026. Os descritores utilizados, combinados por operadores booleanos, foram: ("artificial intelligence" OR "deep learning" OR "convolutional neural network" OR "machine learning") AND ("cephalometry" OR "cephalometric analysis" OR "landmark detection") AND ("orthodontics" OR "treatment prediction"). Os artigos foram selecionados nos idiomas inglês e português.

Os descritores utilizados em português, combinados por operadores booleanos, foram: ("inteligência artificial" OR "aprendizado profundo" OR "rede neural

convolucional" OR "machine learning") AND ("cefalometria" OR "análise cefalométrica" OR "detecção de landmarks") AND ("ortodontia" OR "predição de resultados").

3.2 CRITÉRIOS DE INCLUSÃO E EXCLUSÃO

Foram incluídos estudos originais e revisões sistemáticas que: (a) avaliaram sistemas automatizados de detecção de landmarks cefalométricos; (b) reportaram métricas quantitativas de desempenho (MRE, SDR, precisão); (c) foram publicados em periódicos indexados com revisão por pares; (d) apresentaram descrição detalhada da metodologia e conjuntos de dados utilizados.

Estudos foram excluídos quando: (a) restritos a modelos teóricos sem validação empírica; (b) baseados exclusivamente em dados sintéticos ou phantom; (c) sem acesso ao texto completo ou com dados insuficientes para extração.

3.3 EXTRAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS

Os dados foram extraídos por dois revisores independentes, com divergências resolvidas por consenso. As variáveis coletadas incluíram: arquitetura do modelo, tamanho do conjunto de treinamento, número de landmarks, MRE, SDR em limiares de 2,0 mm e 4,0 mm, tempo de processamento e comparação com métodos manuais ou semiautomatizados.

4 RESULTADOS

A busca nas bases de dados PubMed, SpringerLink e Google Scholar resultou em 187 artigos identificados no período de janeiro de 2020 a fevereiro de 2026. Após aplicação dos critérios de inclusão e exclusão, foram selecionados 7 estudos para compor esta revisão narrativa. Os estudos excluídos não atenderam aos critérios de acesso ao texto completo, descrição metodológica adequada, reporte de métricas quantitativas de desempenho ou validação empírica dos modelos avaliados.

4.1 ACURÁCIA DA DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE LANDMARKS CEFALOMÉTRICOS

Uma revisão que analisou 118 publicações sobre detecção automática de landmarks cefalométricos, abrangendo desde métodos baseados em processamento clássico de imagens até arquiteturas avançadas de deep learning, demonstrou clara superioridade dos métodos baseados em deep learning sobre abordagens convencionais de machine learning e técnicas tradicionais de detecção de bordas.

Estudos utilizando o conjunto de dados do desafio ISBI 2015 reportaram MRE variando entre 1,2 mm e 2,0 mm para algoritmos baseados em CNNs, dependendo da arquitetura específica e da estratégia de pós-processamento. As taxas de detecção bem-sucedida no limiar de 2,0 mm (considerado clinicamente aceitável para a maioria das aplicações ortodônticas) atingiram valores superiores a 90% para landmarks bem definidos anatomicamente, como o nasion (N), o ponto A e o ponto B.

Estudo específico utilizando o software WebCeph para análise de 103 cefalogramas de pacientes sem tratamento prévio demonstrou que o sistema baseado em IA foi capaz de identificar variações significativas na angulação e posição dos incisivos inferiores entre diferentes padrões de crescimento facial. Os valores mais

elevados de protrusão e proclinação dos incisivos inferiores foram observados no grupo de padrão vertical, enquanto o grupo horizontal apresentou maior retroclinação e retrusão, corroborando descobertas da literatura baseadas em análise manual.

4.2 Comparação com Métodos Convencionais

Estudo comparativo envolvendo 39 cefalogramas de pacientes com fissura labiopalatina reparada avaliou a acurácia e velocidade do software WebCeph em comparação com o traçado computadorizado manual e o traçado em papel. Os resultados indicaram que a análise totalmente automatizada apresentou diferenças estatisticamente significativas em quatro das 16 variáveis cefalométricas estudadas (s-n-a, Ar-Go-Me, S-NPNS-ANS, ANS-Me/N-Me) quando comparada aos métodos convencionais, com as maiores discrepâncias observadas justamente na condição totalmente automatizada.

Entretanto, quando os pesquisadores realizaram ajuste manual dos landmarks identificados automaticamente, os resultados tornaram-se comparáveis aos métodos tradicionais, com vantagem significativa em termos de tempo operacional. Os métodos baseados em IA, com ou sem ajuste, foram significativamente mais rápidos que o traçado computadorizado ou em papel ($p < 0,01$). Os pontos mais frequentemente requerendo ajuste foram nasion, ponto A, espinha nasal anterior e incisivos superiores e inferiores.

4.3 PREDIÇÃO DE RESULTADOS TERAPÊUTICOS

Estudo envolvendo 206 pacientes japoneses pré-adolescentes com más oclusões de Classe II esquelética avaliou a acurácia de uma rede neural convolutional grafo (TP-GCNN) na predição dos efeitos do aparelho extrabucal (headgear) e/ou aparelho funcional sobre o crescimento maxilomandibular. O modelo, treinado com coordenadas x e y de 28 landmarks de tecido duro de cefalogramas seriados obtidos aos 8 e 10 anos de idade, apresentou Erro de Predição (PE) médio de 1,45 mm. Todos os landmarks apresentaram acurácia acima da categoria "aceitável" (PE entre 1,5-2,0 mm). Precisão "alta" ou "muito alta" foi observada para eixo de hinge, ponto pterigóideo, ponto A, EPN, EAS, R1, R3 e articulare, enquanto precisão "baixa" foi registrada para Pm, Pogônio, ponto B e Menton.

Os sistemas multimodais que combinam informações de diferentes modalidades de imagem demonstram desempenho superior. Frameworks que integram cefalogramas laterais, volumes de tomografia computadorizada de feixe cônico (CBCT) e modelos dentários digitais têm apresentado elevada acurácia na detecção de landmarks e resultados promissores na predição de resultados terapêuticos, superando métodos convencionais em diferentes cenários clínicos.

5 DISCUSSÃO

5.1 INTERPRETAÇÃO DOS ACHADOS E COMPARAÇÃO COM A LITERATURA

Os resultados desta revisão narrativa indicam que os sistemas baseados em deep learning alcançam desempenho comparável ao de ortodontistas experientes na detecção de landmarks cefalométricos, com MRE tipicamente inferior a 2 mm para pontos anatomicamente bem definidos. Este achado alinha-se com a revisão abrangente de Polizzi e Leonardi (2024), que concluiu que as técnicas de deep learning demonstram acurácia superior a métodos convencionais de machine learning e abordagens baseadas em processamento clássico de imagens.

A variabilidade na acurácia entre diferentes landmarks merece análise aprofundada. Pontos localizados em regiões com densas sobreposições estruturais, como as espinhas nasais e o pterigóideo, sistematicamente apresentam maiores erros de detecção (Schlicher et al., 2012). Isto reflete um desafio fundamental do aprendizado profundo aplicado à cefalometria: a necessidade de generalização a partir de exemplos anotados, que inevitavelmente carregam a variabilidade inerente ao julgamento humano. Panesar et al. (2023) demonstraram que, em pacientes com fissura labiopalatina, condição que altera a morfologia anatômica regional, a confiabilidade da detecção automática é reduzida, exigindo intervenção clínica para ajuste dos pontos.

5.2 Implicações Clínicas

A principal implicação prática dos achados é que os softwares de IA para análise cefalométrica devem ser posicionados como ferramentas de auxílio ao diagnóstico, não como substitutos do julgamento clínico. O modelo de trabalho otimizado envolve a geração automática inicial dos landmarks e mensurações, seguida por revisão e ajuste seletivo por um ortodontista experiente. Esta abordagem híbrida combina a eficiência computacional (redução do tempo de análise em aproximadamente 70%) com a precisão diagnóstica do especialista (Panesar et al., 2023).

A predição de resultados terapêuticos representa fronteira promissora, ainda que menos madura que a detecção de landmarks. Os modelos atuais demonstram capacidade de prever efeitos de aparelhos ortopédicos funcionais com acurácia moderada a alta para determinados pontos anatômicos, mas com desempenho limitado para regiões como sínfise mandibular e mento (Yang et al., 2023). A integração de dados longitudinais de crescimento e resposta ao tratamento em modelos de aprendizado profundo pode melhorar significativamente a precisão preditiva nos próximos anos.

5.3 Limitações dos Estudos e Vieses Identificados

A literatura sobre IA em cefalometria apresenta limitações metodológicas importantes que qualificam a interpretação dos resultados. Observa-se heterogeneidade metodológica significativa, uma vez que os estudos variam consideravelmente quanto aos conjuntos de dados utilizados (número de exames, faixa etária, etnia e presença de anomalias), às arquiteturas de rede empregadas, às estratégias de validação e às métricas reportadas, dificultando comparações diretas e meta-análises (Polizzi; Leonardi, 2024). Adicionalmente, estudos com resultados negativos ou que demonstram limitações significativas dos sistemas de IA são subpublicados, caracterizando viés de publicação que pode superestimar o desempenho médio reportado na literatura.

A generalizabilidade dos modelos também representa limitação importante. A maioria dos modelos é treinada e testada em populações específicas, frequentemente asiáticas, e em condições controladas de aquisição de imagem, podendo não se generalizar para populações diversas ou para a variabilidade inerente à prática clínica real (Wang et al., 2015). Por fim, modelos complexos com muitos parâmetros treinados em conjuntos de dados relativamente pequenos, tipicamente centenas de imagens, apresentam risco de overfitting, comprometendo o desempenho em novos casos (Panesar et al., 2023).

5.4 DIREÇÕES FUTURAS

Pesquisas futuras devem priorizar a validação externa multicêntrica, por meio da avaliação dos sistemas existentes em populações diversas e condições clínicas variadas, a fim de estabelecer sua real generalizabilidade. Nessa mesma direção, a integração multimodal, combinando cefalometria radiográfica com fotografias clínicas, modelos digitais e CBCT por meio de arquiteturas de fusão, representa caminho promissor para ampliar a acurácia dos sistemas (Takahashi et al., 2023).

O desenvolvimento de métodos de IA explicável que forneçam justificativas interpretáveis para as predições é igualmente prioritário para aumentar a confiança do clínico nos sistemas automatizados (Lee et al., 2023). Por fim, técnicas de aprendizado com poucos exemplos (few-shot learning) podem permitir a adaptação rápida dos modelos a novas populações ou condições, superando a limitação dos grandes conjuntos de dados anotados exigidos pelos métodos supervisionados tradicionais.

6 CONCLUSÃO

Os softwares baseados em Inteligência Artificial, particularmente aqueles fundamentados em redes neurais convolucionais e arquiteturas avançadas de deep learning, demonstram acurácia na detecção automática de landmarks cefalométricos comparável à de ortodontistas experientes, com Erro Radial Médio tipicamente inferior a 2 mm para pontos bem definidos anatomicamente e taxas de detecção bem-sucedida superiores a 90% em limiares clinicamente aceitáveis. A principal vantagem documentada é a otimização do fluxo de trabalho, com redução do tempo de análise em aproximadamente 70% em comparação ao traçado manual, mantendo acurácia equivalente quando o sistema automatizado é combinado com ajuste seletivo dos pontos por um clínico experiente. Esta abordagem híbrida representa o modelo atual de melhor relação custo-benefício para incorporação da tecnologia na prática clínica.

Para predição de resultados terapêuticos, os modelos existentes demonstram potencial promissor, com acurácia moderada a alta para previsão de efeitos de aparelhos ortopédicos funcionais em pacientes Classe II, embora com limitações importantes para determinadas regiões anatômicas. Contudo, a literatura atual apresenta limitações metodológicas significativas, incluindo heterogeneidade de métodos, viés de publicação e questionável generalizabilidade para populações diversas. Recomenda-se que ortodontistas e instituições interessadas na implementação de sistemas de IA para cefalometria adotem protocolos padronizados de validação local, considerando as características específicas de sua população e equipamentos, e mantenham supervisão clínica obrigatória sobre os resultados gerados automaticamente.

REFERÊNCIAS

BROADBENT, B. Holly. A new x-ray technique and its application to orthodontia**. The Angle Orthodontist, Appleton,** v. 1, n. 2, p. 45–66, 1931. DOI: 10.1043/0003-3219(1931)001<0045:ANXTAI>2.0.CO;2.

LEE, Hwangyu et al. Automatic identification of posteroanterior cephalometric landmarks using a novel deep learning algorithm: a comparative study with human

experts. **Scientific Reports**, London, v. 13, article 15506, 2023. DOI: 10.1038/s41598-023-42870-z.

PANESAR, Sumer et al. Precision and Accuracy Assessment of Cephalometric Analyses Performed by Deep Learning Artificial Intelligence with and without Human Augmentation. **Applied Sciences**, Basel, v. 13, n. 12, p. 6921, 2023. DOI: 10.3390/app13126921.

POLIZZI, Alessandro; LEONARDI, Rosalia. **Automatic cephalometric landmark identification with artificial intelligence:** an umbrella review of systematic reviews. Journal of Dentistry, Amsterdam, v. 146, article 105056, 2024. DOI: 10.1016/j.jdent.2024.105056.

SCHLICHER, William et al. Consistency and precision of landmark identification in three-dimensional cone beam computed tomography scans. **European Journal of Orthodontics**, Oxford, v. 34, n. 3, p. 263–275, 2012. DOI: 10.1093/ejo/cjq144.

TAKAHASHI, Kaisei et al. Cephalometric landmark detection without X-rays combining coordinate regression and heatmap regression. **Scientific Reports**, London, v. 13, article 20011, 2023. DOI: 10.1038/s41598-023-46919-x.

WANG, Ching-Wei et al. Evaluation and comparison of anatomical landmark detection methods for cephalometric X-ray images: a grand challenge. IEEE **Transactions on Medical Imaging**, New York, v. 34, n. 9, p. 1890–1900, 2015. DOI: 10.1109/TMI.2015.2412951.

YANG, Su et al. Ceph-Net: automatic detection of cephalometric landmarks on scanned lateral cephalograms from children and adolescents using an attention-based stacked regression network. **BMC Oral Health,** London, v. 23, article 803, 2023. DOI: 10.1186/s12903-023-03452-7.