

深度学习在数字化根尖片中的研究进展

刘晓庆^{1,2}, 邓洋^{1,2*}

¹重庆医科大学附属口腔医院, 重庆

²口腔疾病研究重庆市重点实验室, 重庆

收稿日期: 2026年4月13日; 录用日期: 2026年5月7日; 发布日期: 2026年5月14日

摘要

数字化根尖片是口腔医生进行疾病筛查、疾病诊断、治疗评估等的重要辅助工具。传统的影像图片分析是依靠临床医生的经验和影像拍摄的技术。人工判读存在主观性强、早期病变易漏诊、效率低下等局限。深度学习(Deep Learning, DL)凭借卷积神经网络(CNN)等模型强大的图像特征提取与模式识别能力, 目前广泛应用于口腔医学领域。深度学习模型被开发应用于牙齿识别分割、疾病检测、疾病预后评估等方面。许多研究表明, 深度学习技术在口腔数字化根尖片中的应用已经取得了重大进展, 准确性已经达到临床医生的水平。然而, 在某些领域, 其精度仍有待提高。本文综述了深度学习在口腔医学常用的数字化根尖片影像中的应用现状, 强调其潜力, 并提出了未来的研究方向。

关键词

深度学习, 数字化根尖片, 口腔疾病

Research Progress of Deep Learning in Digital Periapical Radiograph

Xiaoqing Liu^{1,2}, Yang Deng^{1,2*}

¹Stomatological Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

²Chongqing Key Laboratory of Oral Diseases, Chongqing

Received: April 13, 2026; accepted: May 7, 2026; published: May 14, 2026

Abstract

Digital periapical radiograph is an important auxiliary tool for dentists to carry out disease screening, disease diagnosis, treatment evaluation and so on. Traditional image analysis relies on the experience

*通讯作者。

文章引用: 刘晓庆, 邓洋. 深度学习在数字化根尖片中的研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(5): 937-944.

DOI: 10.12677/acm.2026.1651889

of clinicians and the technology of image shooting. Manual interpretation has limitations such as strong subjectivity, easy missed diagnosis of early lesions, and low efficiency. With the powerful image feature extraction and pattern recognition capabilities of models such as convolutional neural network (CNN), deep learning (DL) is widely used in the field of stomatology. Deep learning models have been developed and applied to tooth recognition and segmentation, disease detection, and disease prognosis evaluation. Many studies have shown that the application of deep learning technology in oral digital periapical radiographs has made significant progress, and the accuracy has reached the level of clinicians. However, in some fields, its accuracy still needs to be improved. This article reviews the application status of deep learning in digital periapical radiograph commonly used in stomatology, emphasizes its potential, and proposes future research directions.

Keywords

Deep Learning, Digital Periapical Radiograph, Oral Diseases

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

影像学检查是口腔医生疾病诊疗过程中不可缺少的辅助手段, 临床常用的影像学检查方法有锥形束计算机断层成像技术(CBCT)、曲面体层片、根尖片等。根尖周 X 线片(PA)作为口腔临床最普及的影像学检查, 特征为辐射剂量低、空间分辨率高、操作便捷。根尖片的拍摄方法包括平行投照技术和分角线投照技术[1][2]。平行投照技术的优点是定位精准, 但是操作繁琐, 分角线投照技术操作简便, 但是根尖片质量受放射医师的拍摄手法影响。一张根尖片包含 1~3 颗牙齿, 可提供牙齿和周围牙槽骨相对细节的信息。它的作用包括辅助疾病诊断、评估疾病的进展程度、判断根管充填的长度和充分性、辅助牙髓治疗过程、确定牙齿周围骨情况及种植术后评估等。

传统根尖片判读高度依赖医师的临床经验, 存在诊断一致性差、早期微小病变漏诊率高、阅片效率低等问题, 尤其在基层医疗与大规模筛查场景中局限性显著。近年来, 深度学习技术在医学影像领域实现突破性进展, 其中卷积神经网络通过多层卷积与池化操作自动提取图像深层特征, 在目标检测、语义分割、图像分类等任务中展现出优秀的性能。在口腔影像学领域, 深度学习已从早期的单一病变检测, 逐步拓展至解剖结构识别、定量分析、预后预测等全流程应用, 为数字化根尖片的智能化、精准化分析提供了全新技术路径。本文围绕深度学习在数字化根尖片中的核心应用、现存挑战与未来趋势展开综述, 全面呈现该领域的研究进展。

2. 深度学习

人工智能(Artificial Intelligence, AI)通过模拟人类学习机制, 并依托计算机科学的基本原理, 旨在辅助完成各类复杂或重复性任务[3]。深度学习作为人工智能的关键分支, 在医学领域中展现出广泛的应用前景。近年来, 基于人工神经网络的深度学习技术在口腔医学影像学领域进展迅速, 已取得显著成果[4]。该技术具备强大的特征提取与学习能力, 能够处理多样化复杂数据, 并从中挖掘隐含规律, 具有巨大的应用潜力。深度学习的概念最初由 Hinton 于 2006 年提出, 是一种以原始数据为输入、目标任务为输出的端到端机器学习技术[5]。在临床医学应用中, 深度学习的突出作用体现在基于放射学和组织病理学数据集的异常检测, 同时可用于疾病预后评估及治疗效果预测。在口腔医学领域, 深度学习已在多个方面

开展了深入且富有成效的研究[6]。

3. 深度学习在根尖片中的研究进展

深度学习在数字化根尖片影像分析领域,呈现出从基础卷积神经网络(CNN)到多架构融合、从监督学习到高效学习范式的清晰演进脉络。早期研究多以 VGG、ResNet、YOLO 系列等模型为核心,凭借强大的特征提取能力完成龋病与根尖周病的辅助诊断,奠定了技术基础。随着技术发展,U-Net 及其变体其在语义分割中的优势,实现了牙体、牙周及病灶区域的精细化分割,适配临床定量分析的需求。近年来,技术范式开始向全局建模与低数据依赖方向突破,Transformer 架构凭借全局特征建模优势,开始应用于根管治疗评估、多病变协同诊断等复杂任务,大幅提升识别精度[7]。而自监督学习(SSL)则针对根尖片标注成本高、小样本难题,在牙颈部外吸收与龋病鉴别等任务中实现低数据量下的高效训练,突破传统监督学习的数据依赖瓶颈[8]。整体而言,这种演进推动根尖片分析从单疾病定性诊断向多疾病协同、全流程辅助诊疗的方向跨越。

3.1. 常见口腔疾病的诊断

3.1.1. 龋齿诊断

龋病是在细菌为主的多种因素影响下,牙体硬组织发生的慢性、进行性破坏的感染性疾病,也是口腔最常见的慢性感染性疾病,在根尖片上主要表现为牙体硬组织的局灶性低密度影。根据龋病发生的病变部位可分为窝沟龋、平滑面龋及根面龋;根据龋损深度可分为浅龋、中龋及深龋。当前,龋病的诊断面临挑战,尤其是隐匿的早期龋坏或继发龋坏得识别。

传统依靠口腔 X 线片进行的龋病诊断,高度依赖口腔临床医生的经验,存在一定的主观差异。因此,将人工智能技术如深度学习算法应用于龋齿的诊断具有较高的价值。有研究表明,在诊断浅龋和邻面龋上,深度学习准确性相较于口腔医生平均准确性更高[9]。Geetha 等人采用将牙齿表面分类为正常或患有龋齿的反向传播神经网络,利用 105 张口腔医生标注过龋齿的根尖片训练人工神经网络,该系统检测准确率可以达到 97.1% [10]。但该研究数据量小,仍有必要建立高数量和高质量的数据集,以拥有更好的龋齿检测效果。

除了龋病的检测,临床上,深龋和不可逆性牙髓炎的区分也是较为重要,这关系着医师对于治疗方案的选择。Ma T 等学者收集了患有深龋的 348 张根尖片,用于训练深度学习的 EfficientNet CNN 网络,成功率有 90%,这表明该深度学习模型可以检测患有深龋的不可复性牙髓炎[11],同时也为临床医生判断牙髓状态提供便捷有效的辅助手段。在应用 Yolov5-x 模型用于检测根尖片上是否有牙髓暴露,最后该模型在所有检查的指标中都取得了超过 90% 的成绩,且平均准确度为 0.928。将其性能与十名口腔医生相比较,模型展现出了更好的性能[12]。根尖片作为一种二维片,存在着固有的二维重叠与解剖结构干扰等问题,导致龋病和一些疾病在根尖片上的分辨成为一个挑战。牙颈部外吸收在 X 线片上常表现为牙颈部投射影,与龋病难以鉴别,有学者训练了检测牙颈部外吸收并将其与龋病鉴别的模型,评估并对比了 9 个 SSL 模型以及 7 个基线深度学习模型,通过各项指标评估模型性能,大部分模型都表现出了较好的准确性,可以检测出牙颈部外吸收并将其与龋病鉴别[8]。

目前,深度学习在龋病诊断中的应用主要涵盖龋病检出、龋损定位、龋损深度分级以及龋病鉴别诊断四个方面。目前也已有商用 AI 平台集成龋病检测功能,但根面龋、活动性龋与静止性龋鉴别等领域仍处于研究阶段,临床转化潜力巨大。

3.1.2. 根尖周病变诊断

根尖病变是指发生在牙根尖周围组织的炎症性病变,是临床常见的口腔感染性疾病之一,对根尖周

炎的位置和程度评估决定着后续的治疗计划和治疗方式。根尖片是根尖周疾病诊断的金标准影像学手段, 其能清晰显示根尖周骨质破坏的范围、形态、边界等。但骨质破坏到一定程度时才能在根尖片上显影, 导致早期的病变易漏诊。

卷积神经网络(CNN)作为一种具有强大特征提取及学习能力的工具, 其能对有效对病变区域进行识别, 从而实现疾病的诊断。Li 等学者提出并建立了一种基于卷积神经网络(CNN)的根尖病变面积分析模型, 该模型的实际诊断准确率为 92.5%, 成功地促进了根尖病变的自动诊断[13]。而 Moidu 等学者则应用卷积神经网络(CNN)模型“YOLO 版本 3”基于根尖周指数(PAI)评分系统对根尖片上的根尖周病变进行评分, 当评分分为健康和患病时, 该模型分别实现了 76.6%和 92%的真实预测。在区分患病和健康时具有较高的准确率[14]。还有研究对比了 ConvNeXt 与 ResNet34 两款深度学习模型的根尖病变辅助诊断效果, 发现 ConvNeXt 在各项检测指标上均更优, 且两款模型均能提升新手医师的诊断准确性, 其中 ConvNeXt 可显著提高新手医师诊断的 AUC 值, 同时大幅缩短诊断时间, 该研究也证实了新型深度学习模型在弥补临床医师经验不足、提升诊疗效率方面的显著优势[15]。这些研究都显示出深度学习在根尖周病应用中具有辅助临床决策的潜力。

3.1.3. 牙周病评估

牙周病是指发生在牙周支持组织的炎症性、破坏性疾病, 是成年人牙齿丧失的首要原因。根尖片可以清晰显示牙槽嵴顶的高度, 是评估牙槽骨吸收的重要影像学手段。深度学习在牙周病诊断中的应用已覆盖牙槽骨水平检测、骨吸收程度分级、骨缺损形态分类及预后预测等多个维度。目前关于应用深度学习进行牙周炎分类的研究准确性已经很高, 这不仅可以减轻临床医生的工作量, 还可以提高对牙周炎分类的一致性[16]。根分叉疾病的诊断对于牙周病患者的治疗及预后也有着重要意义。有学者收集了有根分叉病变和无根分叉病变的根尖片数据集。其提出的分割算法表现出优异的性能, 与现有的用于识别牙齿问题的 CNN 技术相比, 提出了一种改进的自适应阈值预处理技术, 可以更清楚地区分牙齿和牙齿间组织, 整体准确率高达 94.97%, 超过其他传统的方法[17]。此外, 深度学习在该领域的应用还成效显著, 多分割网络模型可高精度分割牙槽骨、牙齿等结构, 实现牙槽骨丢失测量、分期及初步诊断, 准确率达 85%且耗时远低于人工[18]。VGG-16 模型用于前牙区牙槽骨丢失检测, 二分类准确率 73.04%, 核心指标超 70%, 适配临床筛查[19]。这些研究均以根尖片为核心, 通过优化模型架构与预处理流程, 在各细分任务中兼具准确性与效率, 为牙科 AI 辅助诊断的临床转化奠定了基础。

3.2. 解剖结构识别与鉴别诊断

除单一疾病的诊断外, 深度学习在口腔影像的多疾病分类识别、结构与病变分割、牙齿及牙周指标检测、牙列影像重建、缺失牙诊断等多个方向均展现出良好应用价值。

在口腔常见疾病分类方面, 基于 CNN 与迁移学习构建的深度学习模型, 可对根尖片上的龋齿、根尖周炎及牙周炎进行自动识别, 对三类疾病的诊断准确率分别可达 87.5%、90.0%及 87.5%, 不过目前相关研究仍存在样本量偏小、模型泛化能力有待进一步验证等问题[20]。

在精细结构分割与目标检测领域, 基于 U-Net 的深度学习模型能够有效实现根尖周影像中龋病、牙冠、牙髓、充填体、根尖周病变及根管充填物的精准分割, 显著提升识别成功率[21]。而融合 YOLOv5 与深度卷积神经网络的集成模型, 可依托根尖片与咬翼片完成牙齿定位、形态判定、邻面牙周骨水平及骨丧失检测, 在根尖周 X 线片上整体准确率约 90%, 其中牙周骨水平与骨丧失检测准确率分别达 92.61%和 97.0%, 为临床牙周及根尖周病变评估提供了可靠辅助[22]。此外, 深度学习还可实现同一患者多张根尖片的解剖学重建, 获得形态规整的完整牙列影像[23]。在牙列相关诊断方面, 基于 R-CNN 与 DNN 构建的联合模型可

实现牙齿检测与缺失牙位预测, 经大样本牙片训练与测试后, 其诊断能力已接近初级牙医水平[24]。

值得注意的是, 深度学习也被拓展应用于口腔修复材料的识别, 相关研究通过卷积神经网络, 可在咬翼片与根尖周 X 线片中对银汞合金、复合树脂及金属烤瓷修复体进行有效检测与区分, 进一步拓展了其在口腔影像分析中的应用场景[25], 为口腔诊疗提供额外的技术支持。

3.3. 深度学习在种植体根尖片的应用

深度学习技术在口腔种植领域的应用研究持续深入, 已在多个核心临床场景中展现出良好的临床辅助价值, 为种植诊疗的精准化、智能化提供了重要技术支撑。在种植体基台与品牌识别方面, 深度学习技术的应用最为广泛且成熟。其中, 种植体品牌识别是研究热点, 相关深度学习算法的准确率普遍达到 90% 以上, 能较好的识别种植体品牌[26]-[28], 有效解决临床中因患者种植体信息缺失导致的后续维护、修复部件匹配困难等问题。而在种植体基台分类领域[29], 通过 YOLO 等算法结合根尖片开展迁移学习, 即便在少量训练数据的情况下, 也能实现高精度的基台类型分类, 为种植体系统的完整识别提供了补充, 进一步保障了诊疗的针对性。种植体尺寸分类则采用预训练 VGG16 模型的深度学习, 经调优后核心指标表现优异, 可精准获取种植体直径和长度数据, 不仅完善了种植体系统识别的维度, 更为种植体周围炎等并发症的骨丢失量化评估提供客观参考, 弥补了传统相对骨丢失比率评估的局限性。

在种植体周围骨丢失的相关评估中, 深度学习同样表现突出[30] [31], 通过 R-CNN、Faster R-CNN 等不同算法, 结合根尖片开展迁移学习或关键点检测, 不仅能有效检测种植体周围边缘骨丢失、计算骨丢失率并分级骨吸收程度, 相关模型检测性能与临床医师相当, 部分核心指标甚至更优, 与资深医师的检测结果也呈现出良好的一致性, 可为病变的早期发现、病情评估提供客观、高效的辅助工具, 减少人工评估的主观性误差。

而在并发症诊断与预后预测领域, 针对种植体折断这一机械并发症, VGGNet-19、GoogLeNet Inception-v3、DCNN 三种架构均展现出可靠性能, 检测 AUC 均超 0.90, 其中 DCNN 结合根尖片时表现最佳 (检测 AUC = 0.984, 分类 AUC = 0.869), 且根尖片作为数据集的准确率普遍高于全景片或两者结合, 为种植体折断这一低发生率、无症状性并发症的早期精准诊断提供了高效工具[32]。在种植体预后预测这一关键领域, 深度学习技术的应用为规避种植失败、优化治疗方案提供了重要参考。已有研究将深度学习应用于种植体失败风险预判, 结合根尖周和全景图像构建的深度学习模型, 对种植体失败的预测准确率可达 87%, 能有效预测种植体失败的发生[33], 且能有效区分“失败伴边缘骨丢失”“失败无边缘骨丢失”等不同失败类型, 为规避种植失败、优化后续治疗方案提供了重要参考。

3.4. 深度学习在根管治疗流程中的应用

在牙体牙髓病学的临床实践中, 根尖片作为核心影像学检查手段, 贯穿根管治疗全流程。其中, 根管治疗术前, 医师通常需借助根尖片系统评估患牙治疗难度, 而深度学习在此环节及后续诊疗流程中, 均展现出显著的应用价值, 不仅能实现根管解剖结构的精准检测与分类, 也能为根管治疗的临床决策、治疗质量把控提供有效助力。

在根管解剖结构识别方面, 相关研究分别针对下颌第二磨牙 C 形根管[34]、上颌第一及第二磨牙临床可疏通的第二近中颊根(MB2)根管[35]展开深度学习模型的开发与验证, 其中针对 C 形根管的深度卷积神经网络模型, 在联合根尖片与全景片并仅截取牙根区域训练时 AUC 可达 0.99, 诊断效能与专科医师相近且优于初级全科医师, 而针对 MB2 根管的研究则对比了 6 种监督式卷积神经网络与 3 种自监督式模型的性能, 最优的 ResNet-18 模型检测准确率达 66.0%, 与牙髓专科医师、口腔颌面放射科医师等不同临床经验医师的检测效果无显著差异, 且在全冠修复的上颌第一磨牙中展现出更优的检测表现。上述研究

均证实了深度学习模型在根管解剖复杂结构检测中具备良好的应用潜力, 可作为临床辅助诊断工具。

除了解剖结构检测外, 深度学习在根管治疗核心操作环节同样具有重要应用价值, 能够有效提高根管工作长度测量的精准性与可靠性, 为根管治疗质量提供保障[36]。在牙髓治疗难度评估这一关键决策环节, 深度学习的应用可行性也得到了充分验证, Karkehabadi H 等学者尝试开发一种深度学习模型来自动评估牙髓治疗病例的难度, 由 4 名口腔医生对病例分类标记为“简单”或“困难”, 应用回归预测总体难度分数。然后应用深度学习模型来进行训练未标记的牙片, 并与七名测试者的结果进行评估。所有的模型结果都优于测试者, 表明通过深度学习模型评估牙髓治疗难度是可行的[37]。

在根管治疗后的治疗评估环节, Li Y 等学者提出的 AGMB-Transformer 模型, 通过解剖特征引导与多分支结构, 将根管治疗 X 线影像评估准确率从 57.96% 提至 90.20%, 实现对根管治疗质量的准确评估, 首次实现该流程自动化, 可减轻医师负担[7]。此外, 针对根管治疗过程中常见的器械分离并发症, 相关研究表明 R-CNN 模型能有效识别根尖片上的根管分离器械[38], 能为并发症的及时处理提供了快速、精准的辅助支持, 进一步完善深度学习在根管治疗全流程中的应用场景。

3.5. 深度学习评估指标的临床选择与权衡

深度学习在数字化根尖片分析中的模型性能评价不应仅停留在数学统计层面, 而应回归临床决策的本质需求。尽管现有研究普遍将准确率(Accuracy)与 ROC 曲线下面积(AUC)视为核心评估指标, 但这种单一维度的评价方式往往忽视了临床场景对指标需求的显著差异。在早期病变筛查场景如浅龋, 模型应优先追求敏感度(Sensitivity/Recall)。高敏感度能够最大限度地捕获根尖片中极其微弱的低密度影像特征, 降低早期病变的漏诊率, 从而契合口腔医学“早发现、早干预”的防治原则。在涉及有创干预或方案制定的关键环节, 如深龋与牙髓炎鉴别、牙周骨吸收分期、种植体并发症诊断中, 精确率与特异度更为重要。此时模型需提供高确定性的反馈, 以减少误诊导致的过度治疗或错误的治疗决策。在大规模口腔疾病筛查或基层医疗普及场景中, 模型效率与泛化能力需与诊断精度协同考量, 兼顾快速阅片与跨设备、跨人群的适配性。综上所述, 未来研究应突破单一数学指标的局限, 结合具体临床路径建立涵盖敏感度、精确率、F1 值及泛化性能的多维度评价体系, 使深度学习模型的性能评价更具临床指导价值与转化意义。

4. 总结与展望

尽管现有研究已取得显著进展, 在特定任务上, 如龋病检测、根尖周炎分类, 深度学习模型的诊断性能已达到或超过普通口腔医师水平。但仍存在若干亟待解决的问题与挑战。在数据层面上, 深度学习依赖大规模标注数据, 而根尖片标注成本高、专业性强。某些罕见病变样本稀少, 样本之间的不平衡容易导致模型的过拟合。而且根尖片的拍摄效果容易受到影响, 不同设备、不同患者群体、不同拍摄手法导致的图像分布差异, 这些问题都会影响模型泛化能力。在模型层面上, 深度学习就像一个黑箱, 临床医生对模型的信任度有限, 缺乏可解释的决策依据。且根尖片诊断通常需要同时完成多项任务, 单一模型难以同时兼顾。面对这些问题, 未来深度学习还可在这些方面继续发展: (1) 伦理规范限制深度学习作为口腔疾病诊断的独立方法, 但其仍可作为临床决策的有效辅助工具; (2) 单一算法模型往往难以实现口腔疾病的高精度识别与诊断, 而多算法融合与集成学习可能代表未来发展趋势; (3) 单一模型易导致误诊风险, 因此需推动从单疾病诊断模型向集成化医疗辅助系统的演进, 多疾病协同诊断将成为重要研究方向; (4) 需构建大规模、高质量、标注规范的数据库, 以支撑模型训练与验证; (5) 三维病变在二维 X 线影像中常因结构重叠而影响诊断准确性, 相比之下, 锥形束计算机断层扫描可提供更高分辨率的三维信息, 具有显著优势[39]。综上所述, 深度学习在提升数字化根尖片图像分析准确性方面展现出巨大潜力。然而, 仍需通过更深入的研究与技术优化, 进一步增强其对口腔疾病的诊断效能与临床适用性。

参考文献

- [1] 张铁军, 赵燕平, 张祖燕, 朱宣鹏, 吴运堂. 根尖片数字化 x 线摄影技术及其临床应用[J]. 中华口腔医学杂志, 2000, 35(4): 21-22+82.
- [2] 潘广嗣, 高平, 吉建新. 根尖片数字化 x 线摄影技术及其临床应用[J]. 广州医学院学报, 2005, 33(4): 40-41.
- [3] Shan, T., Tay, F.R. and Gu, L. (2021) Application of Artificial Intelligence in Dentistry. *Journal of Dental Research*, **100**, 232-244. <https://doi.org/10.1177/0022034520969115>
- [4] Schwendicke, F., Samek, W. and Krois, J. (2020) Artificial Intelligence in Dentistry: Chances and Challenges. *Journal of Dental Research*, **99**, 769-774. <https://doi.org/10.1177/0022034520915714>
- [5] Hinton, G.E., Osindero, S. and Teh, Y.W. (2006) A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets. *Neural Computation*, **18**, 1527-1554. <https://doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>
- [6] Najeeb, M. and Islam, S. (2025) Artificial Intelligence (AI) in Restorative Dentistry: Current Trends and Future Prospects. *BMC Oral Health*, **25**, Article No. 592. <https://doi.org/10.1186/s12903-025-05989-1>
- [7] Li, Y., Zeng, G., Zhang, Y., et al. (2022) AGMB-Transformer: Anatomy-Guided Multi-Branch Transformer Network for Automated Evaluation of Root Canal Therapy. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, **26**, 1684-1695. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2021.3129245>
- [8] Mohammad-Rahimi, H., Dianat, O., Abbasi, R., et al. (2024) Artificial Intelligence for Detection of External Cervical Resorption Using Label-Efficient Self-Supervised Learning Method. *Journal of Endodontics*, **50**, 144-153.E2. <https://doi.org/10.1016/j.joen.2023.11.004>
- [9] Lin, X.J., Zhang, D., Huang, M.Y., et al. (2020) Evaluation of Computer-Aided Diagnosis System for Detecting Dental Approximal Caries Lesions on Periapical Radiographs. *Chinese Journal of Stomatology*, **55**, 654-660.
- [10] Geetha, V., Aprameya, K.S. and Hinduja, D.M. (2020) Dental Caries Diagnosis in Digital Radiographs Using Back-Propagation Neural Network. *Health Information Science and Systems*, **8**, Article No. 8. <https://doi.org/10.1007/s13755-019-0096-y>
- [11] Ma, T., Zhu, J., Wang, D., et al. (2025) Deep Learning-Based Detection of Irreversible Pulpitis in Primary Molars. *International Journal of Paediatric Dentistry*, **35**, 57-67. <https://doi.org/10.1111/ipd.13200>
- [12] Altukroni, A., Alsaedi, A., Gonzalez-Losada, C., et al. (2023) Detection of the Pathological Exposure of Pulp Using an Artificial Intelligence Tool: A Multicentric Study Over Periapical Radiographs. *BMC Oral Health*, **23**, Article No. 553. <https://doi.org/10.1186/s12903-023-03251-0>
- [13] Li, C.W., Lin, S.Y., Chou, H.S., et al. (2021) Detection of Dental Apical Lesions Using CNNs on Periapical Radiograph. *Sensors*, **21**, Article 7049. <https://doi.org/10.3390/s21217049>
- [14] Moidu, N.P., Sharma, S., Chawla, A., et al. (2022) Deep Learning for Categorization of Endodontic Lesion Based on Radiographic Periapical Index Scoring System. *Clinical Oral Investigations*, **26**, 651-658. <https://doi.org/10.1007/s00784-021-04043-y>
- [15] Liu, J., Jin, C., Wang, X., et al. (2025) A Comparative Analysis of Deep Learning Models for Assisting in the Diagnosis of Periapical Lesions in Periapical Radiographs. *BMC Oral Health*, **25**, Article No. 801. <https://doi.org/10.1186/s12903-025-06104-0>
- [16] Li, X., Zhao, D., Xie, J., et al. (2023) Deep Learning for Classifying the Stages of Periodontitis on Dental Images: A Systematic Review and Meta-Analysis. *BMC Oral Health*, **23**, Article No. 1017. <https://doi.org/10.1186/s12903-023-03751-z>
- [17] Mao, Y.C., Huang, Y.C., Chen, T.Y., et al. (2023) Deep Learning for Dental Diagnosis: A Novel Approach to Furcation Involvement Detection on Periapical Radiographs. *Bioengineering*, **10**, Article 802. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10070802>
- [18] Lee, C.T., Kabir, T., Nelson, J., et al. (2022) Use of the Deep Learning Approach to Measure Alveolar Bone Level. *Journal of Clinical Periodontology*, **49**, 260-269. <https://doi.org/10.1111/jcpe.13574>
- [19] Alotaibi, G., Awawdeh, M., Farook, F.F., et al. (2022) Artificial Intelligence (AI) Diagnostic Tools: Utilizing a Convolutional Neural Network (CNN) to Assess Periodontal Bone Level Radiographically—A Retrospective Study. *BMC Oral Health*, **22**, Article No. 399. <https://doi.org/10.1186/s12903-022-02436-3>
- [20] Prajapati, S.A., Nagaraj, R. and Mitra, S. (2017) Classification of Dental Diseases Using CNN and Transfer Learning; *Proceedings of the 2017 5th International Symposium on Computational and Business Intelligence (ISCBI)*, Dubai, 11-14 August 2017, 70-74. <https://doi.org/10.1109/ISCBI.2017.8053547>
- [21] Ari, T., Sağlam, H., Öksüzöğlü, H., et al. (2022) Automatic Feature Segmentation in Dental Periapical Radiographs. *Diagnostics*, **12**, Article 3081. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12123081>
- [22] Chen, C.C., Wu, Y.F., Aung, L.M., et al. (2023) Automatic Recognition of Teeth and Periodontal Bone Loss Measurement

- in Digital Radiographs Using Deep-Learning Artificial Intelligence. *Journal of Dental Sciences*, **18**, 1301-1309. <https://doi.org/10.1016/j.jds.2023.03.020>
- [23] Pfänder, L., Schneider, L., Büttner, M., *et al.* (2023) Multi-Modal Deep Learning for Automated Assembly of Periapical Radiographs. *Journal of Dentistry*, **135**, Article 104588. <https://doi.org/10.1016/j.jdent.2023.104588>
- [24] Chen, H., Zhang, K., Lyu, P., *et al.* (2019) A Deep Learning Approach to Automatic Teeth Detection and Numbering Based on Object Detection in Dental Periapical Films. *Scientific Reports*, **9**, Article No. 3840. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-40414-y>
- [25] Karatas, O., Cakir, N.N., Ozsariyildiz, S.S., *et al.* (2021) A Deep Learning Approach to Dental Restoration Classification from Bitewing and Periapical Radiographs. *Quintessence International*, **52**, 568-574.
- [26] 吴丽琴, 许晓锋, 许志强, 等. 基于深度学习的种植体品牌识别研究[J]. 中国医药导报, 2025, 22(32): 21-25.
- [27] Ahmed, W.M., Azhari, A.A., Almufti, A., *et al.* (2026) Development and Evaluation of an AI Model for Dental Implant Type Detection: A Comparison of Diagnostic Accuracy Between a Deep Learning Model and Dental Professionals. *Journal of Prosthodontics: Official Journal of the American College of Prosthodontists*, **35**, 81-93. <https://doi.org/10.1111/jopr.70064>
- [28] Lee, J.H., Kim, Y.T., Lee, J.B., *et al.* (2020) A Performance Comparison Between Automated Deep Learning and Dental Professionals in Classification of Dental Implant Systems from Dental Imaging: A Multi-Center Study. *Diagnostics*, **10**, Article 910. <https://doi.org/10.3390/diagnostics10110910>
- [29] Kim, H.S., Ha, E.G., Kim, Y.H., *et al.* (2022) Transfer Learning in a Deep Convolutional Neural Network for Implant Fixture Classification: A Pilot Study. *Imaging Science in Dentistry*, **52**, 219-224. <https://doi.org/10.5624/isd.20210287>
- [30] Cha, J.Y., Yoon, H.I., Yeo, I.S., *et al.* (2021) Peri-Implant Bone Loss Measurement Using a Region-Based Convolutional Neural Network on Dental Periapical Radiographs. *Journal of Clinical Medicine*, **10**, Article 1009. <https://doi.org/10.3390/jcm10051009>
- [31] Liu, M., Wang, S., Chen, H., *et al.* (2022) A Pilot Study of a Deep Learning Approach to Detect Marginal Bone Loss Around Implants. *BMC Oral Health*, **22**, Article No.11. <https://doi.org/10.1186/s12903-021-02035-8>
- [32] Lee, D.W., Kim, S.Y., Jeong, S.N., *et al.* (2021) Artificial Intelligence in Fractured Dental Implant Detection and Classification: Evaluation Using Dataset from Two Dental Hospitals. *Diagnostics*, **11**, Article 233. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11020233>
- [33] Zhang, C., Fan, L., Zhang, S., *et al.* (2023) Deep Learning Based Dental Implant Failure Prediction from Periapical and Panoramic Films. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, **13**, 935-945. <https://doi.org/10.21037/qims-22-457>
- [34] Yang, S., Lee, H., Jang, B., *et al.* (2022) Development and Validation of a Visually Explainable Deep Learning Model for Classification of C-Shaped Canals of the Mandibular Second Molars in Periapical and Panoramic Dental Radiographs. *Journal of Endodontics*, **48**, 914-921. <https://doi.org/10.1016/j.joen.2022.04.007>
- [35] Ourang, S.A., Sohrabniya, F., Sadr, S., *et al.* (2025) Artificial Intelligence in the Detection of Clinically Negotiable Second Mesio-Buccal Canals in Periapical Images of Maxillary Molars. *International Endodontic Journal*, Online Ahead of Print. <https://doi.org/10.1111/iej.70065>
- [36] Basavanna, R.S., Adhulia, I., Dhanyakumar, N.M., *et al.* (2025) Evaluating the Accuracy of Deep Learning Models and Dental Postgraduate Students in Measuring Working Length on Intraoral Periapical X-Rays: An *in Vitro* Study. *Contemporary Clinical Dentistry*, **16**, 15-18. https://doi.org/10.4103/ccd.ccd_274_24
- [37] Karkehabadi, H., Khoshbin, E., Ghasemi, N., *et al.* (2024) Deep Learning for Determining the Difficulty of Endodontic Treatment: A Pilot Study. *BMC Oral Health*, **24**, Article No. 574. <https://doi.org/10.1186/s12903-024-04235-4>
- [38] Özbay, Y., Kazangirler, B.Y., Özcan, C., *et al.* (2024) Detection of the Separated Endodontic Instrument on Periapical Radiographs Using a Deep Learning-Based Convolutional Neural Network Algorithm. *Journal of the Australian Society of Endodontology*, **50**, 131-139. <https://doi.org/10.1111/aej.12822>
- [39] Sadr, S., Mohammad-Rahimi, H., Motamedian, S.R., *et al.* (2023) Deep Learning for Detection of Periapical Radiolucent Lesions: A Systematic Review and Meta-Analysis of Diagnostic Test Accuracy. *Journal of Endodontics*, **49**, 248-61.E3. <https://doi.org/10.1016/j.joen.2022.12.007>