

• 数字化口腔医学专栏 •

人工智能在牙体牙髓疾病诊断中的应用

蔡宛伶 郑庆华 张岚 黄定明

口腔疾病防治全国重点实验室 国家口腔医学中心 口腔疾病国家临床医学研究中心
四川大学华西口腔医院牙体牙髓病科 成都 610041

[摘要] 随着人工智能技术的飞速发展，其在牙体牙髓病学领域的应用稳步增长。本研究对人工智能在牙体牙髓疾病（龋病、牙体硬组织非龋性疾病、根尖周炎等）诊断方面的最新进展进行综述，并探讨人工智能辅助诊断的优势，以及数据集的质量、人工智能的透明度及潜在的伦理困境所带来的局限性和挑战。

[关键词] 人工智能；牙体牙髓疾病；诊断

[中图分类号] R781.05 **[文献标志码]** A **[doi]** 10.7518/gjq.2026616



本文链接

OSID 码

Applications of artificial intelligence in the diagnosis of endodontal diseases

Cai Wanling, Zheng Qinghua, Zhang Lan, Huang Dingming

State Key Laboratory of Oral Diseases & National Center for Stomatology & National Clinical Research Center for Oral Diseases & Dept. of Cariology and Endodontics, West China Hospital of Stomatology, Sichuan University, Chengdu 610041, China

Supported by: Chengdu Key R&D Support Plan (2024-YF05-02478-SN); Sichuan Province Science and Technology Program (2024NSFSC0593)

Correspondence: Huang Dingming, Email: dingminghuang@163.com

[Abstract] In recent years, the rapid development of artificial intelligence (AI) technology has led to a steady rise in its application in the field of endodontics. This review focuses on evaluating the latest advancements of AI in the diagnosis of endodontic diseases, including caries, non-carious diseases of dental hard tissues, and periapical lesions. It discusses the advantages of AI-assisted diagnosis and reviews the limitations and challenges posed by dataset quality, transparency of AI, and potential ethical dilemmas. In the near future, AI is expected to significantly influence the daily workflow, diagnosis, and treatment strategies of dental and pulp diseases.

[Key words] artificial intelligence; endodontal diseases; diagnosis

人工智能（artificial intelligence, AI）的概念最早可追溯到1956年达特茅斯会议，由约翰·麦卡锡提出^[1]。随着计算能力的提升和大数据的可用性，深度学习技术开始兴起并迅速发展，在图像和语音识别等领域取得了显著的进展^[2]，不仅在学

术界引起关注，也在工业、医疗等领域得到应用^[3]。在口腔医学领域，医学图像已成为诊断和治疗的重要组成部分，包括口内照片、二维X线片、三维锥形束计算机断层扫描（cone beam computed tomography, CBCT）等^[4-5]。AI技术在口腔医学图像分析中展现出巨大潜力，能够执行图像分类、检测、分割和细化等多种任务，为放射诊断、图像分析和图像质量改进等提供了强大支持^[6-7]。

准确的诊断是治疗成功的关键之一。牙体牙髓疾病的诊断主要依赖于对口内临床检查、病史及影像学资料的综合分析。本研究对AI在牙体牙

[收稿日期] 2025-04-22; **[修回日期]** 2026-02-26

[基金项目] 成都市重点研发支撑计划（2024-YF05-02478-SN）；四川省科技计划项目（2024NSFSC0593）

[第一作者] 蔡宛伶，硕士，Email: cw118048406627@163.com

[通信作者] 黄定明，教授，博士，Email: dingminghuang@163.com

髓疾病诊断方面的研究进展进行综述，为临床诊疗工作提供参考和指导。

1 AI在牙体牙髓疾病诊断方面的应用

1.1 龋病

龋病是口腔生物膜菌群生态变化引起的疾病^[8]，早期诊断和治疗至关重要。临床上龋病的诊断主要依赖于视诊、探诊及影像学检查等多种方法的综合应用。AI的使用，支持医生对不同类型的口腔影像图片进行龋齿病变检测和诊断^[9-10]。

1.1.1 口内照片

许多学者^[11-15]探讨了基于口内照片的AI在龋病诊断中的潜在应用（表1），揭示了该技术在提高龋病诊断准确性方面的潜力。Khan等^[11]提出了Dental-Net卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）模型，用于从口内照片中自动检测

龋齿，结果显示该模型在训练集上达到了94.25%的准确率，在验证集上达到了91.09%的准确率，超过了预训练模型的性能。Park等^[12]应用U-Net进行图像分割，ResNet-18进行图像分类，Faster R-CNN进行病变定位，结果显示，与未进行分割的图像相比，分割后的图像分类的准确率由75.6%提高到81.3%，定位病变的敏感性由86.5%提高到89%，分类和定位的模型性能得到了优化。Kühnisch等^[13]开发的一种基于深度学习的卷积神经网络模型在检测龋齿方面的总体准确率达到92.5%。尽管AI模型在基于口内照片的龋齿检测中表现出较高的准确率，但是现有研究主要集中在使用标准化的口内照片进行龋齿检测，而未充分考虑自然环境下光线、拍摄角度等因素不同造成的复杂情况，因此，模型的泛化能力和鲁棒性仍需进一步验证，需要对不同类型的图像数据进行更多的试验和优化。

表 1 基于口内照片的AI在龋病诊断中的相关研究

Tab 1 AI-assisted diagnosis of caries based on intraoral photograph

作者	年份	成像设备	样本量	学习模型	评价结果
Khan等 ^[11]	2022	多类型	609	CNN	Dental-Net、VGG-16、MobileNetV2、InceptionV3、ResNet-18的准确率分别为91.09%、87.76%、84.55%、82.65%、86.78%
Park等 ^[12]	2022	口内摄像机	2 348	CNN	ResNet-18、Faster R-CNN的准确率分别为81.3%、89.0%
Kühnisch等 ^[13]	2022	专业摄像机	2 417	CNN	敏感度89.6%，精确度93.6%，特异性94.3%，准确率92.5%
Sonavane等 ^[14]	2021	-	74	CNN	准确率71.4%
Liu等 ^[15]	2020	口内摄像机	12 600	CNN	敏感度97.7%，精确度91.3%，特异性92.9%，准确率95.0%

注：-表示未提及。

1.1.2 X射线成像

X射线成像是口腔医学中最常见的诊断工具之一，涵盖了二维影像（如根尖片、咬翼片）及三维影像（如CBCT）等多种形式^[16]。

1.1.2.1 二维X线片

与临床检查相比，二维X线片可帮助医生更准确地诊断龋齿的位置、大小和深度^[17]。然而，X线片的解读高度依赖于医生的经验和技能，不同的医生会有不同的解读结果，这导致同一病变的诊断不一致，AI的应用可以减少诊断异质性。

许多学者^[18-25]探讨了基于二维X线片的AI在龋病诊断中的潜在应用（表2），揭示了该技术在提高龋病诊断准确性方面的潜力。在根尖片上，Liu等^[18]构建的CNN模型ResNet+SAM在检测龋齿方面的准确度为88.5%，具有比传统CNN模型更高的诊断准确性。在咬翼片上，Dhanak等^[19]在手机上部署了训练好的Efficient Det-Lite1人工神经

网络（artificial neural network，ANN）模型实时检测咬翼片图像上的龋齿，该模型能够检测出75%的龋损病变，精确度达到84.6%。Estai等^[20]使用CNN自动检测咬翼片上的邻面龋齿，达到了89%的敏感度。在全景片上，Zhu等^[21]利用CarriesNet从口腔全景片中分割不同阶段的龋齿病变，结果显示，CariesNet在龋齿分割任务上达到了平均93.64%的Dice系数和93.61%的准确率，显著优于其他基线方法。Vinayahalingam等^[22]利用深度学习算法，对全景片上的第三磨牙龋齿进行分类，达到了87%的准确性。Chen等^[23]提出了一种针对全景片的全自动和可视化的龋齿分级方法，根据龋坏深度的不同，以釉质—牙本质界线和牙本质区域中心线作为分界线，将龋病严重程度分为浅、中、深三个等级，结果显示该模型的平均敏感度为82.3%。以上研究表明，AI模型已经在不同的X线片类型（如根尖片、咬翼片、全景片）中进

行了应用,其部署也从传统的计算机设备扩展到智能手机等移动设备,诊断过程变得更加便捷和高效。然而,尽管这些模型在特定数据集上表现

良好,但其在多样化和复杂的临床环境中的泛化能力尚未得到充分验证,能否顺利应用于临床实践仍需进一步评估。

表 2 基于二维X线片的AI在龋病诊断中的相关研究

Tab 2 AI-assisted diagnosis of caries based on two-dimensional radiograph

作者	年份	样本量	X线片类型	学习模型	评价结果
Liu 等 ^[18]	2024	4 278	根尖片	CNN	敏感度 89%, 特异性 89%, 准确率 88%
Dhanak 等 ^[19]	2024	100	咬翼片	ANN	敏感度 75%, 精确度 85%
Estai 等 ^[20]	2022	2 468	咬翼片	CNN	敏感度 89%, 特异性 86%, 准确率 87%
Bayraktar 等 ^[24]	2022	1 000	咬翼片	CNN	敏感度 72%, 特异性 98%, 准确率 94.6%
Chen 等 ^[25]	2022	978	咬翼片	CNN	敏感度 72%, 特异性 93%, 准确率 87%
Zhu 等 ^[21]	2022	1 159	全景片	CNN	敏感度 86%, 精确度 94.09%, 准确率 93.61%
Chen 等 ^[23]	2022	1 100	全景片	CNN	敏感度 82.3%, 精确度 74.1%, F1 分数 78.0%
Vinayahalingam 等 ^[22]	2021	400	全景片	CNN	敏感度 86%, 特异性 88%, 准确率 87%

1.1.2.2 CBCT

CBCT 提供了三维图像,相较于传统的二维影像,减少了重叠和角度问题导致的误诊和漏诊,在检测龋病方面具有优势。研究^[26]表明,与X线片相比,CBCT在检测非龋洞性咬合面龋齿病变方面具有较高的敏感性和特异性。然而,在某些情况下也存在局限性,例如当口腔中存在高密度金属材料时,CBCT图像会产生伪影,出现条纹、模糊和对比度下降,图像质量降低。研究^[26]表明,在存在汞合金填充物的情况下,CBCT在诊断邻面龋方面的敏感性和特异性均有所下降。

Esmacilyfard 等^[27]使用深度学习算法在CBCT图像上检测和分类龋病,结果显示,对于有龋病的磨牙,其检测的诊断准确率为95.3%。Amasya 等^[28]评估了一种基于深度学习的AI系统在CBCT图像上检测龋齿方面的有效性,结果显示,AI系统辅助评估的敏感性、特异性、准确性均得到提升,分别提高至87.4%、96.6%和93.9%。尽管这些研究结果显示AI在CBCT图像上检测和分类牙齿龋病具有较高的准确性,但在临床应用中,CBCT扫描的辐射剂量相对较大,同时设备和扫描成本较高,限制了其在常规龋病诊断中的使用。

1.1.3 近红外光透照 (near-infrared light transmission, NILT)

NILT 是一种用于龋齿检测和评估的成像方法,利用近红外光的特性,通过牙齿透射或反射来检测龋病。NILT的优势在于设备的便携性及近红外光不含电离辐射,在安全性和易用性方面超越了传统的放射线摄影技术,特别适合于学校、养老院等非专业场所^[29]。NILT技术在检测牙齿早

期龋病方面具有较高的敏感性和特异性。研究^[30]表明,DIAGNOcam (一种NILT设备)检测牙邻面初期釉质龋的敏感性为81.80%,而咬翼片的敏感性为65.90%,这表明NILT技术能够有效地识别早期龋病,尤其是局限于牙釉质层的病损。

Holtkamp 等^[31]研究了深度CNN在NILT图像上检测龋齿的泛化能力,结果显示,基于体内数据训练的模型在相同数据集上测试时表现更佳,平均准确度为78%;而基于体外数据训练的模型准确度较低,平均准确度为64%。因此,该研究建议在开发用于NILT图像分析的深度学习模型时应优先考虑体内数据。Schwendicke 等^[32]训练了2种深度CNN模型Resnet18和Resnext50来检测NILT图像中的龋齿病变,结果显示Resnext50模型在平均精度方面表现略优(精度为74%)。Casalegno 等^[33]利用CNN训练了一个模型,在识别NILT图像中牙齿咬合面和近中邻面龋坏时,分别达到了83.6%和85.6%的曲线下面积。尽管NILT在理论上具有广泛的应用前景,但在实际临床应用中却相对有限,用于训练模型的高质量的NILT图像数据集较难建立,模型的泛化性有待进一步验证。同时在临床实践中,医生们对NILT图像的熟悉程度不如X线片或CBCT图像,这可能会影响医生对NILT图像的解读能力,进而对建立训练模型时所使用的金标准造成不确定性,这些都是AI基于NILT图像检测龋齿的难点。

1.2 牙体硬组织非龋性疾病

牙体硬组织非龋性疾病是指不涉及细菌侵蚀的牙齿硬组织疾病,包括但不限于牙隐裂、牙根纵裂、牙折、牙磨损、楔状缺损等。

1.2.1 牙隐裂

牙隐裂是一种常见的牙体硬组织非龋性疾病,具有较高的隐蔽性,易延误治疗。Guo等^[34]提出了一种基于二元分类CNN的裂纹自动检测方法,以辅助牙隐裂的诊断。该研究采用离体牙模拟裂纹,用相机记录隐裂牙模型图片,结果显示,在100张高分辨率图像上该模型的平均准确率达到90.39%。Xie等^[35]提出了一种基于DeepLabv3+模型改进的FDB-DeepLabv3+人工智能模型,用于从光学显微图像中识别隐裂牙。研究使用了286颗新鲜人磨牙,通过热胀冷缩模拟隐裂牙,最终选择了600张包含不同情况的光学图像作为数据集。结果显示,与传统的DeepLabv3+模型相比,FDB-DeepLabv3+模型有助于提高诊断的准确性和效率。上述研究均使用离体牙模拟裂纹并拍摄照片作为训练集,尽管这种方法为模型提供了一定的训练数据,但其准确性仍需进一步地验证和评估。模拟裂纹与实际口腔环境中的裂纹可能存在差异,同时口腔内环境的复杂性导致在体牙与实验室离体牙拍摄照片的效果可能存在不同,这对模型在真实临床场景中应用的有效性和准确性造成影响。同时,上述研究均基于二维图像进行,并未采用三维成像技术(如CBCT),由于牙齿具有三维结构,仅使用二维图像可能会导致信息的丢失,进而影响裂纹的准确识别,因此未来的研究需要考虑这些因素,以确保模型能够准确地识别和诊断牙隐裂。

1.2.2 牙根纵裂

牙根纵裂是一种牙根完全或不完整的纵裂,可发生于牙根的任何水平^[36-37]。牙根纵裂的治疗方案包括截根、拔牙等,治疗方案的确有赖于精确的诊断^[38]。Hu等^[39]研究了276颗牙齿的CBCT图像,将图像分为自动选择组和手动选择组,自动选择组通过自动化模型裁剪牙齿图像,手动选择组由放射科医生手动裁剪感兴趣区域。使用ResNet50、VGG19和DenseNet169进行测试,结果显示ResNet50表现最佳,在手动选择组、自动选择组中的诊断精度分别为97.8%、91.4%。该研究中只包括了非牙髓治疗的牙齿,而牙根纵裂在牙髓治疗后的牙齿中发生率较高,同时牙髓治疗中使用的填充材料和金属桩等可能会在CBCT图像上产生伪影,影响牙根纵裂的诊断准确性,因此未来研究可以探索AI对于牙髓治疗后牙齿牙根纵裂的诊断效率。Fukuda等^[40]开发并评估了一个基于

CNN的深度学习模型,用于在全景片上检测牙根纵裂,模型表现出了93%的精确度,表明该模型有望作为计算机辅助诊断工具用于全景片中牙根纵裂的检测。但是该研究采用的全景片都是在同一家医院获得,同时只选择了包含清晰牙根纵裂线的全景片,模型的泛化性有待进一步考证。

1.3 根尖周炎

1.3.1 诊断

根尖周炎是由牙髓感染坏死引起的炎症性疾病,主要影像学诊断是根尖片和CBCT。AI可以支持医生对不同类型的口腔影像进行根尖周炎的检测和诊断。

许多学者^[41-47]对基于放射学影像的AI在根尖周炎诊断中的应用进行了研究(表3)。AI检测根尖周炎在根尖片中的应用已较为成熟,Shafi等^[41]研究表明其准确率达到98%,Li等^[42]研究表明其准确率达到93%。在CBCT中,Calazans等^[43]提出了一种基于深度学习的自动化系统,用于在CBCT图像中自动分类根尖周炎,该系统达到了约70%的准确率。该研究首次在深度学习模型中使用牙齿的两个不同平面进行分析,在口腔图像自动分类领域具有创新性。但是,该研究也存在一定的局限性:1)使用的CBCT图像分辨率是固定的,而实际临床中可能会遇到不同分辨率和质量的图像,同时该研究主要聚焦于上颌磨牙的根尖周炎,这可能限制了在其他牙位或不同解剖区域的适用性,从而影响其准确性和鲁棒性;2)该研究主要基于回顾性数据分析,缺乏前瞻性临床研究来验证模型的实际应用效果。因此为了确保模型的可靠性和有效性,未来的研究需要在更广泛的牙齿类型和解剖区域中进行验证,并考虑不同分辨率和质量的CBCT图像对模型性能的影响。未来的研究也可以不仅仅止于对病变区域的识别与诊断,还可以引入图像分割步骤作为分类系统的一部分,尝试对病变区域进行分割。

1.3.2 鉴别诊断

根尖周囊肿和根尖周肉芽肿是慢性根尖周炎的常见类型^[48],二者在临床和放射学上难以区分,这对治疗策略的制定会产生影响。根尖周肉芽肿经过适当的非手术治疗就能愈合,而对于具有上皮衬里的根尖周囊肿,则需要手术切除才能治愈^[49]。基于放射影像的AI鉴别诊断可将根尖周肉芽肿与根尖周囊肿区分开来,为医生提供有价值的决策支持。

表 3 基于放射学影像的 AI 在根尖周炎诊断中的相关研究

Tab 3 AI-assisted diagnosis of periapical periodontitis based on radiograph

作者	年份	成像类型	学习模型	样本量	评价结果
Shafi 等 ^[41]	2023	根尖片	CNN	534	准确率 98%, 精确度 76%, 敏感度 75%
Li 等 ^[42]	2021	根尖片	CNN	460	准确率 93%, 特异性 90%, 敏感度 95%, 精确度 92%
Chen 等 ^[44]	2021	根尖片	CNN	2 900	精确度 52%, 敏感度 52%
Calazans 等 ^[43]	2022	CBCT	CNN	885	准确率 70%, 精确度 76%, 特异性 76%
Kirnbauer 等 ^[45]	2022	CBCT	CNN	144	敏感度 97%, 特异性 88%
Endres 等 ^[46]	2020	全景片	CNN	3 099	阳性预测值 67%, F1 分数 58%, 曲线下面积 60%
Ekert 等 ^[47]	2019	全景片	CNN	2 579	曲线下面积 85%, 敏感度 65%, 特异性 87%

Simon 等^[50]通过分析 CBCT 图像的灰度值来鉴别根尖周囊肿与肉芽肿,与组织学检测结果对比显示,其准确率达到了 76.5%。在这一研究的基础上,Okada 等^[51]采用了一种创新的半自动方法,对包括 Simon 等原始研究中的 17 个 CBCT 数据集在内的 28 个数据集进行评估,自动化区分根尖周肉芽肿和囊肿,结果显示与 Simon 等的原始结果一致性高达 94.1%。

Ver Berne 等^[52]提出了一种两步深度学习方法,用于根尖周囊肿与肉芽肿的检测与分类。该方法检测根尖周囊肿的敏感度为 100%,特异性为 95%;检测根尖周肉芽肿的敏感度为 77%,特异性为 100%。尽管这项研究展示了深度学习模型在区分根尖周囊肿和肉芽肿方面的潜力,但值得注意的是,该研究仅基于一个相对较小的数据集进行,可能会增加模型过拟合的风险,即便采用了数据增强技术,也难以完全消除这一问题。在某些情况下,临床放射学和组织学诊断之间存在差异,尤其是在病变区域出现严重炎症的情况下,模型可能无法正确区分被炎症破坏了上皮衬里的根尖囊肿,这可能会影响分类模型的准确性。因此,未来的研究需要考虑这些因素,以进一步提高模型的泛化能力和临床应用价值。

2 AI在牙体牙髓疾病诊断中的优势与局限性及未来展望

2.1 优势

AI在牙体牙髓疾病诊断中的优势主要体现在三个方面。1) AI技术能通过分析大量的口腔影像数据,有效检测出肉眼难以察觉的微小特征,从而提高诊断的准确性和效率。2) AI技术能自动化处理和分析口腔影像,减少医生工作量,提高工作效率。3) AI能从大样本数据中自动学习并获取

优良的特征表达,从而提高诊断的一致性,有效减少人眼视觉误差,克服人工诊断的异质性^[53]。

2.2 局限性及未来展望

2.2.1 数据质量和可用性问题的

基于 AI 的应用通常依赖于大型数据集来训练、验证和测试算法。然而,在口腔医学领域,至今尚未建立起专门用于 AI 训练的图像库。这一数据缺乏与不完整性的问题,显著限制了 AI 模型的有效训练和验证。当数据的获取仅限于单一或少数几个机构时,收集到的样本往往缺乏足够的多样性和代表性。这不仅可能导致数据偏倚,还会对模型的泛化能力产生负面影响。在临床应用中,数据的多样性和代表性至关重要。口腔医学的患者群体涉及不同的年龄、性别、种族、疾病谱及治疗背景,因此, AI 模型在特定机构或数据集上表现良好,并不意味着具有普适性。若 AI 训练数据主要来自少数几家医院或特定的患者群体,模型可能无法有效适应其他地区或不同医疗环境中的实际情况。此外,数据的质量和标注的标准化也至关重要。口腔医学影像的多样性体现在图像分辨率、拍摄角度、设备类型等多个方面,若训练数据未能涵盖这些差异, AI 模型可能在临床实际应用中表现不稳定。

2.2.2 算法的解释性和透明度问题的

AI模型被描述为像黑匣子一样运作,人们通常很难理解 AI 是如何得出特定结论的。尽管 AI 在口腔影像分析中表现出色,但其决策过程往往不透明,这使得医生难以理解 AI 的诊断依据,也影响患者对基于 AI 应用程序的接受度与信任度^[54-55]。这种黑匣子现象的存在,限制了 AI 技术在医疗领域的广泛接受。

2.2.3 伦理和隐私问题的

AI在口腔医学中的应用还面临着隐私、伦理的挑战。随着 AI 技术的应用,如何保护患者的隐

私和数据安全成为了一个重要的问题,在实际应用AI时,必须遵循不造成伤害、自主和真实性等伦理原则^[56-57]。

2.2.4 未来展望

人工智能在牙体牙髓疾病诊断中的应用具有广阔的发展空间,应创建开放的口腔医学图像库,整合研究机构资源,以获得更大样本量^[56,58-59];建立统一的影像数据采集标准,确保数据的一致性和可比性;引入小样本学习、迁移学习及多任务学习等策略,突破训练数据量不足的瓶颈问题^[60-61]。为确保AI的决策和推理能被人们理解,目前已开发了诸如算法透明度、可解释的可视化和可解释AI等方法^[56,62-63],未来应考虑开发可解释性强的AI模型,使医生及患者能够理解AI的诊断逻辑,增强临床信任度。根据牙体牙髓相关疾病构建更加具有病种特异性与解剖结构感知功能的定制化AI模型,例如提升其对复杂根管系统、隐匿性裂纹及特定牙位病变的识别能力。在临床应用层面,可以逐步开展人机协同诊断试点研究,探索AI辅助筛查与人工复核结合的工作模式,验证其在效率、准确性与临床可接受性方面的实际表现。在应用AI时,可以考虑采用加密技术和区块链技术,确保患者数据在传输和存储过程中的安全性。AI的未来不仅服务于诊断,还可延伸至治疗规划与疗效评估等环节,构建涵盖“诊—疗—评估”的智能闭环系统,推动牙体牙髓疾病诊疗模式向更精准、高效的方向发展。

利益冲突声明:作者声明本文无利益冲突。

3 参考文献

- [1] Liu SD, Russo C, Suero Molina E, et al. Artificial intelligence methods[M]//Advances in experimental medicine and biology. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024: 21-38.
- [2] Choi RY, Coyner AS, Kalpathy-Cramer J, et al. Introduction to machine learning, neural networks, and deep learning[J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2020, 9(2): 14.
- [3] Kaul V, Enslin S, Gross SA. History of artificial intelligence in medicine[J]. *Gastrointest Endosc*, 2020, 92(4): 807-812.
- [4] D'Angelo M, Zanza A, di Nardo D, et al. Innovations in diagnostic imaging in oral and maxillofacial

- diseases[J]. *Diagnostics*, 2022, 12(2): 536.
- [5] Shah N, Bansal N, Logani A. Recent advances in imaging technologies in dentistry[J]. *World J Radiol*, 2014, 6(10): 794-807.
- [6] De Angelis F, Pranno N, Franchina A, et al. Artificial intelligence: a new diagnostic software in dentistry: a preliminary performance diagnostic study [J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2022, 19(3): 1728.
- [7] Bonny T, Al Nassan W, Obaideen K, et al. Contemporary role and applications of artificial intelligence in dentistry[J]. *F1000Res*, 2023, 12: 1179.
- [8] Semenov K, Stepanova S. Modern ideas about the nature of dental diseases[J]. *Grail Sci*, 2023(27): 514-519.
- [9] Patil S, Albogami S, Hosmani J, et al. Artificial intelligence in the diagnosis of oral diseases: applications and pitfalls[J]. *Diagnostics*, 2022, 12(5): 1029.
- [10] Putra RH, Doi C, Yoda N, et al. Current applications and development of artificial intelligence for digital dental radiography[J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2022, 51: 20210197.
- [11] Khan MAH, Giri PS, Jothi JAA. Detection of cavities from oral images using convolutional neural networks[C]//2022 International Conference on Electrical, Computer and Energy Technologies (ICECET). Prague: IEEE, 2022.
- [12] Park EY, Cho H, Kang S, et al. Caries detection with tooth surface segmentation on intraoral photographic images using deep learning[J]. *BMC Oral Heal*, 2022, 22: 573.
- [13] Kühnisch J, Meyer O, Hesenius M, et al. Caries detection on intraoral images using artificial intelligence[J]. *J Dent Res*, 2022, 101(2): 158-165.
- [14] Sonavane A, Yadav R, Khamparia A. Dental cavity classification of using convolutional neural network [J]. *IOP Conf Ser: Mater Sci Eng*, 2021, 1022(1): 012116.
- [15] Liu LZ, Xu JW, Huan YX, et al. A smart dental health-IoT platform based on intelligent hardware, deep learning, and mobile terminal[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24(3): 898-906.
- [16] Lindfors N, Ekestubbe A, Frisk F, et al. Is cone-beam computed tomography (CBCT) an alternative

- to plain radiography in assessments of dental disease? A study of method agreement in a medically compromised patient population[J]. *Clin Oral Invest*, 2024, 28(2): 127.
- [17] Al Saffan AD. Current approaches to diagnosis of early proximal carious lesion: a literature review[J]. *Cureus*, 2023, 15(8): e43489
- [18] Liu YL, Xia K, Cen YY, et al. Artificial intelligence for caries detection: a novel diagnostic tool using deep learning algorithms[J]. *Oral Radiol*, 2024, 40(3): 375-384.
- [19] Dhanak N, Chougule VT, Nalluri K, et al. Artificial intelligence enabled smart phone app for real-time caries detection on bitewing radiographs[J]. *Bioinformation*, 2024, 20(3): 243-247.
- [20] Estai M, Tennant M, Gebauer D, et al. Evaluation of a deep learning system for automatic detection of proximal surface dental caries on bitewing radiographs[J]. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol*, 2022, 134(2): 262-270.
- [21] Zhu HH, Cao Z, Lian LY, et al. CariesNet: a deep learning approach for segmentation of multi-stage caries lesion from oral panoramic X-ray image[J]. *Neural Comput Appl*, 2022: 1-9.
- [22] Vinayahalingam S, Kempers S, Limon L, et al. Classification of caries in third molars on panoramic radiographs using deep learning[J]. *Sci Rep*, 2021, 11: 12609.
- [23] Chen QG, Huang JC, Zhu HH, et al. Automatic and visualized grading of dental caries using deep learning on panoramic radiographs[J]. *Multimed Tools Appl*, 2023, 82(15): 23709-23734.
- [24] Bayraktar Y, Ayan E. Diagnosis of interproximal caries lesions with deep convolutional neural network in digital bitewing radiographs[J]. *Clin Oral Invest*, 2022, 26(1): 623-632.
- [25] Chen XT, Guo JC, Ye JX, et al. Detection of proximal caries lesions on bitewing radiographs using deep learning method[J]. *Caries Res*, 2023, 56(5/6): 455-463.
- [26] Krzyżostaniak J, Surdacka A, Kulczyk T, et al. Diagnostic accuracy of cone beam computed tomography compared with intraoral radiography for the detection of noncavitated occlusal carious lesions[J]. *Caries Res*, 2014, 48(5): 461-466.
- [27] Esmailyfard R, Bonyadifard H, Paknahad M. Dental caries detection and classification in CBCT images using deep learning[J]. *Int Dent J*, 2024, 74(2): 328-334.
- [28] Amasya H, Alkhader M, Serindere G, et al. Evaluation of a decision support system developed with deep learning approach for detecting dental caries with cone-beam computed tomography imaging[J]. *Diagnostics*, 2023, 13(22): 3471.
- [29] Marinova-Takorova M, Panov V, Anastasova R. Effectiveness of near-infrared transillumination in early caries diagnosis[J]. *Biotechnol Biotechnol Equip*, 2016, 30(6): 1207-1211.
- [30] Topoliceanu C, Ghiorghe CA, Toma V, et al. Assessment of near-infrared (780 nm) light transillumination accuracy for detection of incipient caries lesions [J]. *Rev Chim*, 2019, 70(4): 1333-1336.
- [31] Holtkamp A, Elhennawy K, Cejudo Grano de Oro JE, et al. Generalizability of deep learning models for caries detection in near-infrared light transillumination images[J]. *J Clin Med*, 2021, 10(5): 961.
- [32] Schwendicke F, Elhennawy K, Paris S, et al. Deep learning for caries lesion detection in near-infrared light transillumination images: a pilot study[J]. *J Dent*, 2020, 92: 103260.
- [33] Casalegno F, Newton T, Daher R, et al. Caries detection with near-infrared transillumination using deep learning[J]. *J Dent Res*, 2019, 98(11): 1227-1233.
- [34] Guo JC, Wu YY, Chen LZ, et al. Automatic detection of cracks in cracked tooth based on binary classification convolutional neural networks[J]. *Appl Biomech*, 2022: 9333406.
- [35] Xie ZW, Lu QL, Guo JC, et al. Semantic segmentation for tooth cracks using improved DeepLabv3+ model[J]. *Heliyon*, 2024, 10(4): e25892.
- [36] Reddy TVK, Chellapandian K, Priyadharshini V, et al. Recent trends in vertical root fracture: a review [J]. *Int J Health Sci*, 2022, 6(S2): 11467-11475.
- [37] Patel S, Bhuvu B, Bose R. Present status and future directions: vertical root fractures in root filled teeth [J]. *Int Endod J*, 2022, 55(S3): 804-826.
- [38] Khasnis S, Kidiyoor K, Patil A, et al. Vertical root fractures and their management[J]. *J Conserv Dent*,

- 2014, 17(2): 103.
- [39] Hu ZY, Cao DT, Hu YN, et al. Diagnosis of *in vivo* vertical root fracture using deep learning on cone-beam CT images[J]. *BMC Oral Heal*, 2022, 22: 382.
- [40] Fukuda M, Inamoto K, Shibata N, et al. Evaluation of an artificial intelligence system for detecting vertical root fracture on panoramic radiography[J]. *Oral Radiol*, 2020, 36(4): 337-343.
- [41] Shafi I, Sajad M, Fatima A, et al. Teeth lesion detection using deep learning and the internet of things post-COVID-19[J]. *Sensors*, 2023, 23(15): 6837.
- [42] Li CW, Lin SY, Chou HS, et al. Detection of dental apical lesions using CNNs on periapical radiograph [J]. *Sensors*, 2021, 21(21): 7049.
- [43] Calazans MAA, Ferreira FABS, Alcoforado ML-MG, et al. Automatic classification system for periapical lesions in cone-beam computed tomography [J]. *Sensors*, 2022, 22(17): 6481.
- [44] Chen H, Li H, Zhao YJ, et al. Dental disease detection on periapical radiographs based on deep convolutional neural networks[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2021, 16(4): 649-661.
- [45] Kirnbauer B, Hadzic A, Jakse N, et al. Automatic detection of periapical osteolytic lesions on cone-beam computed tomography using deep convolutional neuronal networks[J]. *J Endod*, 2022, 48(11): 1434-1440.
- [46] Endres MG, Hillen F, Salloumis M, et al. Development of a deep learning algorithm for periapical disease detection in dental radiographs[J]. *Diagnostics*, 2020, 10(6): 430.
- [47] Ekert T, Krois J, Meinhold L, et al. Deep learning for the radiographic detection of apical lesions[J]. *J Endod*, 2019, 45(7): 917-922.e5.
- [48] Ricucci D, Rôças IN, Hernández S, et al. “True” versus “bay” apical cysts: clinical, radiographic, histopathologic, and histobacteriologic features[J]. *J Endod*, 2020, 46(9): 1217-1227.
- [49] Setzer FC, Kratchman SI. Present status and future directions: surgical endodontics[J]. *Int Endod J*, 2022, 55(S4): 1020-1058.
- [50] Simon JHS, Enciso R, Malfaz JM, et al. Differential diagnosis of large periapical lesions using cone-beam computed tomography measurements and biopsies[J]. *J Endod*, 2006, 32(9): 833-837.
- [51] Okada K, Rysavy S, Flores A, et al. Noninvasive differential diagnosis of dental periapical lesions in cone-beam CT scans[J]. *Med Phys*, 2015, 42(4): 1653-1665.
- [52] Ver Berne J, Saadi SB, Politis C, et al. A deep learning approach for radiological detection and classification of radicular cysts and periapical granulomas [J]. *J Dent*, 2023, 135: 104581.
- [53] Wang JJ. The power of AI-assisted diagnosis[J]. *EAI Endorsed Trans e-Learn*, 2023, 8(4): e3.
- [54] Müller A, Mertens SM, Göstemeyer G, et al. Barriers and enablers for artificial intelligence in dental diagnostics: a qualitative study[J]. *J Clin Med*, 2021, 10(8): 1612.
- [55] Shan T, Tay FR, Gu L. Application of artificial intelligence in dentistry[J]. *J Dent Res*, 2021, 100(3): 232-244.
- [56] Schwendicke F, Samek W, Krois J. Artificial intelligence in dentistry: chances and challenges[J]. *J Dent Res*, 2020, 99(7): 769-774.
- [57] Mahesh Batra A, Reche A. A new era of dental care: harnessing artificial intelligence for better diagnosis and treatment[J]. *Cureus*, 2023, 15(11): e49319.
- [58] Huang JY, Farpour N, Yang BJ, et al. Uncertainty-based active learning by Bayesian U-net for multi-label cone-beam CT segmentation[J]. *J Endod*, 2024, 50(2): 220-228.
- [59] Khanagar SB, Alfadley A, Alfouzan K, et al. Developments and performance of artificial intelligence models designed for application in endodontics: a systematic review[J]. *Diagnostics*, 2023, 13(3): 414.
- [60] Goncharuk-Khomyn M, Noenko I, Cavalcanti AL, et al. Artificial intelligence in endodontics: relevant trends and practical perspectives[J]. *Ukrainian Dent J*, 2023, 2(1): 96-101.
- [61] Singh S, Asthana G. Artificial intelligence—a futuristic tool for advanced endodontics[J]. *J Conserv Dent Endod*, 2024, 27(5): 447-448.
- [62] Kundu S. AI in medicine must be explainable[J]. *Nat Med*, 2021, 27(8): 1328.
- [63] Shah H. Algorithmic accountability[J]. *Phil Trans R Soc A*, 2018, 376(2128): 20170362.