

深度学习在牙髓根尖周病临床诊疗中的应用

叶莉 杜宇

中山大学附属口腔医院, 光华口腔医学院, 广东省口腔医学重点实验室, 广州 510055

通信作者: 杜宇, Email: duyuy3@mail.sysu.edu.cn



杜宇

【摘要】 近年来,人工智能助力临床医学诊疗模式发生重大改变。深度学习(DL)作为人工智能的重要分支,在口腔医学领域包括牙髓根尖周病的诊断和治疗方面展现了巨大潜力。DL模型通过发现并学习数据中的规律,协助口腔医师实现自动化疾病定位、诊断和治疗预后预测等。本文旨在对DL在牙髓根尖周病临床诊疗中的应用

进行总结和展望,以期临床提供参考。

【关键词】 人工智能; 深度学习; 牙髓根尖周病

基金项目: 广东省自然科学基金(2024A1515012977); 中山大学大学生创新训练项目(20240555)

引用著录格式: 叶莉, 杜宇. 深度学习在牙髓根尖周病临床诊疗中的应用[J/OL]. 中华口腔医学研究杂志(电子版), 2024, 18(6): 351-356.

DOI: 10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2024.06.001

Application of deep learning in clinical diagnosis and treatment of pulpal and periapical diseases

Ye Li, Du Yu

Hospital of Stomatology, Guanghua School of Stomatology, Sun Yat-sen University, Guangdong Provincial Key Laboratory of Stomatology, Guangzhou 510055, China

Corresponding author: Du Yu, Email: duyuy3@mail.sysu.edu.cn

【Abstract】 Artificial intelligence has significantly reshaped clinical diagnostic and treatment models, with deep learning (DL) emerging as a key contributor. In the field of dentistry, DL has demonstrated remarkable potential, particularly in the diagnosis and treatment of pulpal and periapical diseases. By recognizing and learning patterns within data, DL models assist dentists in automating disease localization, diagnosis, and prognosis prediction. This article seeks to review the application of DL in the clinical management of pulpal and periapical diseases, offering insights that may serve as a useful reference for clinical practice.

【Key words】 Artificial intelligence; Deep learning;

Pulpal and periapical diseases

Fund programs: Natural Science Foundation of Guangdong Province(2024A1515012977); Undergraduate Training Program for Innovation and Entrepreneurship of Sun Yat-sen University (20240555)

DOI: 10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2024.06.001

牙髓根尖周病是口腔颌面部疼痛的最常见诱因,也是口腔急诊的首要原因^[1]。牙髓根尖周病的诊治具有一定难度,正确诊断基于详细的病史追溯、规范的口腔及影像检查,成功治疗则依赖于正确的术前诊断、精准的治疗和合理的预后评估^[1]。然而,临床医师的经验水平参差不齐,对检查结果的解释亦存在主观性,可能会导致诊断失误甚至治疗失败^[2-3]。

近年来,深度学习(deep learning, DL)为提升牙髓根尖周病诊断准确性和治疗精准性提供了有力手段^[4]。DL是人工智能(artificial intelligence, AI)的重要子领域,通过模拟人脑神经网络的运作机制,利用多层神经网络模型学习大量数据中复杂的规律和特征,并进行决策或预测^[5]。本文就DL在牙髓根尖周病诊疗中的应用现状进行总结和展望,以期临床研究及决策提供新思路。

一、深度学习的分类和应用原理

DL已渗透到口腔医疗的各个领域,包括疾病的筛查、诊断、治疗和预后评估等环节^[6]。根据输入数据的标记方式不同,DL可分为无监督学习、部分监督(半监督)学习和监督学习。目前应用于医学领域的DL方法多遵循监督学习模式。常用的DL网络类型包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)等。CNN是目前应用最多的代表性DL网络,其关键思想是稀疏交互、参数共享和池化,具有较低的网络复杂度和较高的训练效率^[7]。

现阶段DL在临床诊疗中的应用主要针对医学图像分析展开,其目标是建立能够从图像中感知信息的人工系统,使计算机读取有意义的视觉线索并理解其中的含义。DL能解决的医学图像分析任务主要包括图像分类、目标检测和图像分割。

1. 图像分类:对给定的一幅图片,计算机能根据其内容将其分类到合适的类别,比如确定一幅图像是否包含某种特定疾病即是典型的二元分类问题^[8]。这是计算机视觉(computer vision, CV)的基本问题,也是目标检测、图像分割、物体跟踪和行为分析等其他高层视觉任务的基础。

2. 目标检测:在图像中特定目标周围绘制边界框,标示出每个目标的位置并判定目标类别。与图像分类相比,目标检测的问题难度更高,解决时步骤更加复杂,对模型的性能要求也更高^[9]。

3. 图像分割:对图像上每个像素点的语义类别进行预测并添加标签,使得相同标签的像素具有某种共同特性,从而将图像细分为多个子区域。图像分割需要对分割区域的边界和类别进行准确识别,比图像分类和目标检测难度更高。精准的图像分割不仅能够有效降低后续的图像分析与识别、语义检索等高层次任务处理的数据量,同时又能保留图像的结构化信息^[9]。在临床应用时,图像分类、目标检测和图像分割方法可以结合使用以诊断或分析病变。

较早的针对医学图像分析的DL常基于单模态数据进行。当前,DL越来越多地将来自不同模态的数据结合,利用各模态之间的互补性构建综合性模型以解决诊断或预测问题,实现较单模态网络更优的性能^[10]。常用于构建多模态诊断模型的数据源包括医学图像或影像、叙述性文本(如病历资料)和结构化字段(如人口统计学资料)^[11]。已有研究使用多模态DL方法进行乳腺癌、肺癌等疾病的诊断^[12-13],在牙髓根尖周病诊疗中的应用尚不多见。

二、深度学习在牙髓根尖周病临床诊断中的应用

牙髓根尖周病的影像检查通常依靠医师阅片,寻找异常表现并将其归类到已知疾病,而高维特征提取和分类是DL的优势。DL工具的使用可能提高牙髓根尖周病诊疗的自动化程度和诊疗效率^[7]。常用于诊断模型的评价指标包括准确率(accuracy),即所有的样本被正确判断的概率;精确率(precision),即被预测为阳性的样本中有多少是正确的;召回率

(recall),也称为灵敏度,即有多少阳性样本被正确地预测;特异度(specificity),即有多少阴性样本被正确地预测;F1分数(F1-score),也称为Dice系数,即精确率和召回率的调和平均值;曲线下面积(area under curve, AUC)值,即受试者工作特性曲线下面积,衡量模型对阳性和阴性样本的区分能力。此外,分割模型常用的评价指标还包括交并比(intersection-over-union, IoU),也称为Jaccard指数,衡量预测分割与真实值之间的重叠程度;平均表面距离(average surface distance, ASD),衡量分割结果中不同类别之间的边界平滑程度。

1. 牙髓病诊断:牙髓病包括牙髓炎、牙髓坏死、牙髓钙化和内吸收等,影像检查对内吸收和牙髓钙化具有较好的诊断价值^[14]。牙髓钙化是常见的牙髓病变,常导致根管治疗(root canal therapy, RCT)难度增加,其影像学表现为髓腔内有团块状阻射影,或髓腔及根管影像狭窄、模糊甚至消失^[15]。术前通过影像鉴别牙髓钙化可有助于评估RCT难度或建立转诊策略。Yuce等^[16]和Altındağ等^[17]分别使用咬翼片和口腔全景曲面体层片训练目标CNN检测牙髓钙化,发现模型的灵敏度分别达到0.86和0.80。本课题组研究发现,CNN具有在锥形束计算机体层摄影术(cone-beam computer tomography, CBCT)图像上自动识别牙髓钙化的潜力,灵敏度达到0.76,提示基于DL的自动检测模型有望作为诊断决策支持系统应用于部分牙髓病诊断^[18]。

此外,虽然临床上很难仅通过影像学检查诊断牙髓炎,仍有文献报道构建DL模型以鉴别深龋和牙髓炎。Zheng等^[19]采用3位10年以上临床经验的牙体牙髓病专科医师的读片结果作为诊断标准,使用迁移学习方法训练3个CNN鉴别根尖X线片中的深龋和牙髓炎,发现ResNet18在测试集中的分类准确率优于作为对照的口腔医师。进一步将临床参数如主诉、疼痛史和临床检查结果等输入构建的多模态CNN可以显著提高模型诊断性能,提示多模态DL可能作为辅助诊断牙髓炎的有效方式。

2. 根尖周病(apical periodontitis, AP)诊断:AP包括根尖周炎和致密性骨炎等^[14]。AP影像学表现为围绕根尖区的局限性低密度或致密性影像,由于其空间形态不规则,有时与周围骨质分界不清,给诊断带来了困难^[20]。根尖X线片是AP评估的标准成像技术,检测牙位局限,对骨密度降低较少的微小病变诊断准确性不高^[21]。口腔全景曲面体层片

能同时评估所有牙齿,但检测AP的灵敏度有限^[22]。CBCT可呈现口腔解剖结构的三维影像,诊断AP比根尖X线片或口腔全景曲面体层片更准确,且与组织病理学有较好的一致性^[21]。已有大量使用DL模型辅助诊断AP的实验。一项系统综述表明,与临床医师相比,DL检测口腔影像中的根尖周透射性病变更准确,合并灵敏度达0.93,特异性达0.85^[23]。

(1)基于根尖X线片的AP诊断:Pauwels等^[24]发现,CNN能通过根尖X线片识别牛肋骨上的模拟根尖周病变,但其性能对训练和验证数据的拆分方式很敏感。Moidu等^[25]使用目标检测CNN在1950张根尖X线片上对根尖周区域进行根尖周指数(periapical index, PAI)分类评分,模型准确率达到0.86。Hamdan等^[26]使用迁移学习方法训练商品化牙科X线图像自动诊断软件(Denti.AI,加拿大)帮助医师检测根尖X线片上的根尖周透射影,发现在Denti.AI的辅助下,医师检测根尖周透射影的特异性提高23.1%,敏感性提高8.2%。

(2)基于口腔全景曲面体层片的AP诊断:Ekert等^[22]使用CNN对从85张口腔全景曲面体层片中裁剪出的图像片段进行有或无AP的分类,发现模型的AUC可达到0.95,提示分类性能较优。Ver Berne等^[27]使用级联CNN实现了在407张口腔全景曲面体层片上区分根尖囊肿和根尖周肉芽肿,以临床、病理和影像检查获得的诊断结果作为标准,发现该方法检测根尖囊肿和根尖周肉芽肿的AUC分别为0.97和0.88。Endres等^[28]使用CNN在2902张口腔全景曲面体层片上进行逐像素分类,同时显示AP的预测位置和相应置信度分数。Bayrakdar等^[29]使用CNN在470张口腔全景曲面体层片上进行AP区域分割,发现模型的灵敏度达到0.92。

(3)基于CBCT的AP诊断:Orhan等^[30]使用CNN在CBCT上进行AP区域的分割,发现模型分割的病灶体积与手动分割结果相似。Setzer等^[31]使用CNN模型对20个CBCT图像进行自动分割,发现其对AP的分割准确率达到0.93。钱军等^[32]使用3D CNN在59个CBCT上进行AP区域的分割,发现CNN的IoU为0.92, Dice系数为0.95。

虽然上述结果提示各种DL模型在不同影像上诊断AP的精准度均较高,然而各模型是否具有泛化性仍有待分析。2024年,我国学者Fu等^[33]开展了1项包含4个不同机构的多中心研究,使用3D CNN网络在279个CBCT上进行AP检测及分割,诊断和

分割的标准由2名牙体牙髓病专科医师进行标注。模型在交叉验证中获得的AUC值为0.98, Dice系数超过0.87,提高了1和5年经验水平的口腔医师的诊断性能,并显著缩短诊断时间。用3个不同地区的外部数据集(共81个CBCT)测试模型的泛化性能,发现具有很强的鲁棒性(robustness, 稳健性),为进一步临床推广和应用DL提供了实验依据。

三、深度学习辅助牙髓根尖周病临床治疗的应用

RCT之前必须通过影像检查充分认识牙和根管的解剖形态,这不仅是评估治疗难度和制定治疗决策的先决条件,更可为导航牙髓治疗提供支持。X线片和CBCT的多平面重建(multi planar reconstruction, MPR)视图呈现的是二维或清晰度较差的图像,想象牙齿或根管的三维结构往往取决于临床经验,尤其根管形态重建是最具挑战性的问题之一^[34],而手动分割牙齿或根管复杂且耗时^[35]。因此,有研究尝试使用DL模型在影像上进行根管形态的分类或分割并取得了较好的结果,为实现精准根管治疗奠定了基础。此外,还有一些关于RCT病史和预后的研究,为DL辅助牙髓根尖周病临床治疗和管理提供了新的思路。

1. 根管分割及形态评估:已有不少研究构建DL模型以实现CBCT上的自动牙齿分割,合并Dice系数高达0.95^[36]。与牙齿分割相比,根管分割更具挑战性。由于CBCT分辨率和对比度的限制,根管的边界模糊且不均匀,精确的根管分割仍是目前研究中的难点^[34]。Wang等^[37]用CNN方法在201个CBCT上分别分割牙齿和根管,根管分割的Dice系数达到0.87。Li等^[38]使用CNN方法在157个CBCT上同时分割牙齿和根管,发现牙齿和根管分割的Dice系数分别达到0.94和0.73。Lin等^[34]基于30颗离体单根前磨牙的影像数据,构建以micro-CT为参考标准的CNN以实现在CBCT上自动分割牙齿和根管,相比于在CBCT上手动分割根管作为参考标准的方法获得了更优的分割精度。上述研究促进了根管分割精度的提高,为未来提高工作效率提供了手段。在临床实践中,可以将分割后的牙齿及根管重建并打印出体外模型以进行术前模拟和培训,辅助临床医师顺利完成RCT^[37]。随着技术的不断创新,未来根管自动分割的精度有望进一步提高,DL驱动下的自动化RCT亦将成为可能。

2. 根管治疗难度评估:Mallishery等^[39]将美国牙

髓病医师协会 RCT 难度评估表中的 83 个特征输入 CNN 对 500 例将接受 RCT 的患者进行 RCT 病例难度预测,发现模型的预测准确率、精确率均超过 90%,表明 CNN 能辅助 RCT 难度评估。另外,C 形根管是下颌第二磨牙常见的解剖变异,表现为根管横截面形态呈 C 形,在东亚人群中的发生率可超过 30%^[40]。C 形根管治疗难度较高,RCT 前识别 C 形根管有助于评估病例难度,提高治疗的成功率^[40]。部分学者使用 DL 方法实现在口腔全景曲面体层片上对下颌第二磨牙 C 形根管和非 C 形根管进行分类,并通过梯度加权类激活映射 (gradient-weighted class activation mapping, Grad-CAM) 可视化模型分类时的关注区域^[41-43]。Sherwood 等^[44]采用 3 种 CNN 模型对 135 例 CBCT 中下颌第二磨牙的 C 形根管进行分割,并根据根管横截面形态分为 5 类,发现模型的分​​类敏感性超过 0.70^[45]。

3. 根管治疗预后评估:对于 AP 患牙,选择保留或拔除方案受口腔医师的工作经验和牙齿相关因素的影响,其中患牙的预后是影响决策的关键因素^[46]。开发预测 RCT 预后的工具有助于医师评估是否保留或拔除患牙,从而设计治疗计划^[46]。Lee 等^[46]使用 598 例接受 RCT 或再治疗的单根前磨牙的术前根尖 X 线片作为输入,构建带有自注意层的 17 层 CNN 用于检测临床特征并预测 RCT 的 3 年预后,发现准确率达到 0.67。然而,仅使用术前根尖 X 线片作为模型输入预测 RCT 预后具有一定的局限性,考虑到术中操作、术后冠方封闭等许多因素会对 RCT 预后产生影响,该结果尚难以解释为 CNN 对 RCT 预后有足够的预测性能。

4. 根管治疗史识别:RCT 史对患牙的预后及后续治疗决策有重要影响。对 X 线片上 RCT 状态的解读存在一定程度主观性,容易导致误诊^[47]。Xu 等^[47]使用 230 张根尖 X 线片构建 CNN 以识别 RCT 史,发现提取牙根部分影像作为根管的感兴趣区域 (region of interest, ROI) 与使用完整根尖 X 线片作为模型输入相比提升了模型识别 RCT 史的整体准确率。分离器械是 RCT 的常见并发症之一,如未分辨出可能会导致根管预备困难或失败,在 X 线片上检测分离器械可能对后续治疗方案起重要作用^[48]。Buyuk 等^[48]和 Özbay 等^[49]分别构建 CNN 以在口腔全景曲面体层片和根尖 X 线片上检测分离器械,结果表明 DL 方法具有很高的预测性能。

5. 根管治疗质量评估:对接受 RCT 的患者进行

准确质量评估有助于采取适当的随访管理,或及时补救提高其预后^[50]。Albitar 等^[51]构建的 3D CNN 在 57 个 CBCT 中自动检测和分割已经过 RCT 的上颌磨牙中未充填的近颊第二根管,检测准确率达到 0.90。Calazans 等^[50]从 1 000 颗接受过 RCT 的上颌磨牙的 885 个 CBCT 图像中选取对显示治疗质量有代表性的 CBCT 截面图像输入 CNN 进行 RCT “恰填”或“非恰填”的二分类,结果表明模型的分​​类准确率、特异性均与口腔医师具有可比性。

四、总结与展望

DL 在牙髓根尖周病的临床诊疗中已经展现出良好应用前景,尤其在利用影像资料进行结构或病变的检测、诊断、分类和分割等方面独具优势。DL 能够从大量的口腔影像数据中提取精细的特征,辅助医师作出更精确的诊断和治疗决策,然而其推广和应用仍然面临一些挑战和局限性。

首先,DL 模型的训练依赖于大量高质量的专业注释样本,而医学专业人员的稀缺和注释工作的繁重限制了训练样本的获取。而且,由于涉及医学资料的伦理和保密问题,不同医疗机构之间的数据共享并不高效。这些问题导致训练数据的不足,从而限制了 DL 模型参数的优化,并可能引起过拟合现象,影响模型的泛化能力^[52]。未来的研究可以探索数据增强、迁移学习、半监督学习以及无监督学习等方法,以提高模型训练的效率和效果。其次,医疗健康领域的数据隐私保护至关重要,进行 DL 研究时必须确保患者数据的安全性和隐私性,防止数据的误用和滥用。此外,现阶段大多数 DL 模型专注于单一任务,能够同时满足多种任务需求的 DL 模型尚未在大规模临床数据集中得到验证。随着相关规定的完善和科技发展,预计未来将出现更多泛化性能优越的多任务 DL 模型,进一步优化诊疗流程,提高治疗效率,为口腔医师和患者带来更多便利。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参 考 文 献

- [1] Duncan HF, Kirkevang LL, Peters OA, et al. Treatment of pulpal and apical disease: The European Society of Endodontology (ESE) S3 -level clinical practice guideline [J]. *Int Endod J*, 2023, 56(Suppl 3):238-295. DOI:10.1111/iej.13974.
- [2] Tibúrcio - Machado CS, Michelin C, Zanatta FB, et al. The global prevalence of apical periodontitis: A systematic review and meta-analysis [J]. *Int Endod J*, 2021, 54(5):712-735. DOI:

- 10.1111/iej.13467.
- [3] 姜葳,梁景平. 牙髓根尖周病的诊断技术进展概述[J]. 中华口腔医学杂志, 2022, 57(3): 227-232. DOI: 10.3760/cma.j.cn112144-20211111-00497.
- [4] Aminoshariae A, Kulild J, Nagendrababu V. Artificial intelligence in endodontics: Current applications and future directions [J]. J Endod, 2021, 47(9): 1352-1357. DOI: 10.1016/j.joen.2021.06.003.
- [5] Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ, et al. Review of deep learning: Concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions [J]. J Big Data, 2021, 8(1): 53. DOI: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [6] 汪林,郭亚霖,刘洪臣. 人工智能在牙体牙髓病学中的应用[J]. 中华老年口腔医学杂志, 2022, 20(6): 321-326. DOI: 10.19749/j.cn.cjgd.1672-2973.2022.06.001.
- [7] 慕创创,李刚. 基于神经网络的深度学习在医学影像中的研究进展[J]. 中华口腔医学杂志, 2019, 54(7): 492-497. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1002-0098.2019.07.011.
- [8] 张顺,龚怡宏,王进军. 深度卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域的应用[J]. 计算机学报, 2019, 42(3): 453-482. DOI: 10.11897/SP.J.1016.2019.00453.
- [9] 卢宏涛,张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1): 1-17. DOI: 10.16337/j.1004-9037.2016.01.001.
- [10] Stahlschmidt SR, Ulfenborg B, Synnergren J. Multimodal deep learning for biomedical data fusion: A review [J]. Brief Bioinform, 2022, 23(2): bbab569. DOI: 10.1093/bib/bbab569.
- [11] Zhou HY, Yu Y, Wang C, et al. A transformer - based representation - learning model with unified processing of multimodal input for clinical diagnostics [J]. Nat Biomed Eng, 2023, 7(6): 743-755. DOI: 10.1038/s41551-023-01045-x.
- [12] Qian X, Pei J, Zheng H, et al. Prospective assessment of breast cancer risk from multimodal multiview ultrasound images via clinically applicable deep learning [J]. Nat Biomed Eng, 2021, 5(6): 522-532. DOI: 10.1038/s41551-021-00711-2.
- [13] Kumar A, Fulham M, Feng D, et al. Co-learning feature fusion maps from PET-CT images of lung cancer [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2020, 39(1): 204 - 217. DOI: 10.1109/TMI.2019.2923601.
- [14] 张祖燕. 口腔颌面医学影像诊断学[M]. 7版. 北京: 人民卫生出版社, 2020.
- [15] 史瑞棠,侯本祥. 牙髓钙化的病因、诊断和治疗策略[J]. 中华口腔医学杂志, 2022, 57(3): 220-226. DOI: 10.3760/cma.j.cn112144-20211101-00481.
- [16] Yuce F, Öziç MÜ, Tassoker M. Detection of pulpal calcifications on bite - wing radiographs using deep learning [J]. Clin Oral Investig, 2023, 27(6): 2679-2689. DOI: 10.1007/s00784-022-04839-6.
- [17] Altındağ A, Bahrilli S, Çelik Ö, et al. The detection of pulp stones with automatic deep learning in panoramic radiographies: An AI pilot study [J]. Diagnostics (Basel), 2024, 14(9): 890. DOI: 10.3390/diagnostics14090890.
- [18] Ye L, Li S, Li C, et al. Pulp calcification identification on cone beam computed tomography: An artificial intelligence pilot study [J]. BMC Oral Health, 2024, 24(1): 1132. DOI: 10.1186/s12903-024-04922-2.
- [19] Zheng L, Wang H, Mei L, et al. Artificial intelligence in digital cariology: A new tool for the diagnosis of deep caries and pulpitis using convolutional neural networks [J]. Ann Transl Med, 2021, 9(9): 763. DOI: 10.21037/atm-21-119.
- [20] 齐帅,张旗. 卷积神经网络在牙体牙髓病影像诊断中的研究和应用[J]. 口腔医学研究, 2023, 39(11): 960-964. DOI: 10.13701/j.cnki.kqxyj.2023.11.004.
- [21] Hilmi A, Patel S, Mirza K, et al. Efficacy of imaging techniques for the diagnosis of apical periodontitis: A systematic review [J]. Int Endod J, 2023, 56(Suppl 3): 326-339. DOI: 10.1111/iej.13921.
- [22] 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. DOI: 10.1016/j.joen.2019.03.016.
- [23] Sadr S, Mohammad - Rahimi H, Motamedian SR, et al. Deep learning for detection of periapical radiolucent lesions: A systematic review and meta - analysis of diagnostic test accuracy [J]. J Endod, 2023, 49(3): 248-261.e3. DOI: 10.1016/j.joen.2022.12.007.
- [24] Pauwels R, Brasil DM, Yamasaki MC, et al. Artificial intelligence for detection of periapical lesions on intraoral radiographs: Comparison between convolutional neural networks and human observers [J]. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol, 2021, 131(5): 610-616. DOI: 10.1016/j.oooo.2021.01.018.
- [25] Moidu NP, Sharma S, Chawla A, et al. Deep learning for categorization of endodontic lesion based on radiographic periapical index scoring system [J]. Clin Oral Investig, 2022, 26(1): 651-658. DOI: 10.1007/s00784-021-04043-y.
- [26] Hamdan MH, Tuzova L, Mol A, et al. The effect of a deep - learning tool on dentists' performances in detecting apical radiolucencies on periapical radiographs [J]. Dentomaxillofac Radiol, 2022, 51(7): 20220122. DOI: 10.1259/dmfr.20220122.
- [27] 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. DOI: 10.1016/j.jdent.2023.104581.
- [28] Endres MG, Hillen F, Salloumis M, et al. Development of a deep learning algorithm for periapical disease detection in dental radiographs [J]. Diagnostics (Basel), 2020, 10(6): 430. DOI: 10.3390/diagnostics10060430.
- [29] Bayrakdar IS, Orhan K, Celik O, et al. A U - net approach to apical lesion segmentation on panoramic radiographs [J]. Biomed Res Int, 2022; 7035367. DOI: 10.1155/2022/7035367.
- [30] Orhan K, Bayrakdar IS, Ezhov M, et al. Evaluation of artificial intelligence for detecting periapical pathosis on cone - beam

- computed tomography scans [J]. *Int Endod J*, 2020, 53(5):680-689. DOI:10.1111/iej.13265.
- [31] Setzer FC, Shi KJ, Zhang Z, et al. Artificial intelligence for the computer-aided detection of periapical lesions in cone-beam computed tomographic images [J]. *J Endod*, 2020, 46(7):987-993. DOI:10.1016/j.joen.2020.03.025.
- [32] 钱军, 马芮, 曲妍, 等. 人工智能在锥形束计算机断层扫描影像中识别慢性根尖周炎根尖区病变的应用[J]. *华西口腔医学杂志*, 2022, 40(5):576-581. DOI:10.7518/hxkq.2022.05.011.
- [33] Fu WT, Zhu QK, Li N, et al. Clinically oriented CBCT periapical lesion evaluation via 3D CNN algorithm [J]. *J Dent Res*, 2024, 103(1):5-12. DOI:10.1177/00220345231201793.
- [34] Lin X, Fu Y, Ren G, et al. Micro-computed tomography-guided artificial intelligence for pulp cavity and tooth segmentation on cone-beam computed tomography [J]. *J Endod*, 2021, 47(12):1933-1941. DOI:10.1016/j.joen.2021.09.001.
- [35] Polizzi A, Quinzi V, Ronsivalle V, et al. Tooth automatic segmentation from CBCT images: A systematic review [J]. *Clin Oral Investig*, 2023, 27(7):3363-3378. DOI:10.1007/s00784-023-05048-5.
- [36] Xiang B, Lu J, Yu J. Evaluating tooth segmentation accuracy and time efficiency in CBCT images using artificial intelligence: A systematic review and meta-analysis [J]. *J Dent*, 2024, 146:105064. DOI:10.1016/j.jdent.2024.105064.
- [37] Wang Y, Xia W, Yan Z, et al. Root canal treatment planning by automatic tooth and root canal segmentation in dental CBCT with deep multi-task feature learning [J]. *Med Image Anal*, 2023, 85:102750. DOI:10.1016/j.media.2023.102750.
- [38] Li S, Du Y, Ye L, et al. Teeth and root canals segmentation using zxyformer with uncertainty guidance and weight transfer [C]. 2023 IEEE 20th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), Cartagena, Colombia, 2023. DOI:10.1109/ISBI53787.2023.10230644.
- [39] Mallishery S, Chhatpar P, Banga KS, et al. The precision of case difficulty and referral decisions: An innovative automated approach [J]. *Clin Oral Investig*, 2020, 24(6):1909-1915. DOI:10.1007/s00784-019-03050-4.
- [40] Fernandes M, de Ataíde I, Wagle R. C-shaped root canal configuration: A review of literature [J]. *J Conserv Dent*, 2014, 17(4):312-319.
- [41] Jeon SJ, Yun JP, Yeom HG, et al. Deep-learning for predicting C-shaped canals in mandibular second molars on panoramic radiographs [J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2021, 50(5):20200513. DOI:10.1259/dmfr.20200513.
- [42] Zhang L, Xu F, Li Y, et al. A lightweight convolutional neural network model with receptive field block for C-shaped root canal detection in mandibular second molars [J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1):17373. DOI:10.1038/s41598-022-20411-4.
- [43] Yang S, Lee H, Jang B, et al. 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 [J]. *J Endod*, 2022, 48(7):914-921. DOI:10.1016/j.joen.2022.04.007.
- [44] Sherwood AA, Sherwood AI, Setzer FC, et al. A deep learning approach to segment and classify C-shaped canal morphologies in mandibular second molars using cone-beam computed tomography [J]. *J Endod*, 2021, 47(12):1907-1916. DOI:10.1016/j.joen.2021.09.009.
- [45] Fan B, Cheung GS, Fan M, et al. C-shaped canal system in mandibular second molars: Part II—Radiographic features [J]. *J Endod*, 2004, 30(12):904-908. DOI:10.1097/01.don.0000136206.73115.93.
- [46] Lee J, Seo H, Choi YJ, et al. An endodontic forecasting model based on the analysis of preoperative dental radiographs: A pilot study on an endodontic predictive deep neural network [J]. *J Endod*, 2023, 49(6):710-719. DOI:10.1016/j.joen.2023.03.015.
- [47] Xu TK, Zhu Y, Peng L, et al. Artificial intelligence assisted identification of therapy history from periapical films for dental root canal [J]. *Displays*, 2022, 71:102119. DOI:10.1016/j.displa.2021.102119.
- [48] Buyuk C, Arican Alpaya B, Er F. Detection of the separated root canal instrument on panoramic radiograph: A comparison of LSTM and CNN deep learning methods [J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2023, 52(3):20220209. DOI:10.1259/dmfr.20220209.
- [49] Özbay Y, Kazangirler BY, Özcan C, et al. Detection of the separated endodontic instrument on periapical radiographs using a deep learning-based convolutional neural network algorithm [J]. *Aust Endod J*, 2024, 50(1):131-139. DOI:10.1111/aej.12822.
- [50] Calazans MAA, Pontual ADA, Pontual MLDA, et al. A system for automatic classification of endodontic treatment quality in CBCT [J]. *Clin Oral Investig*, 2024, 28(4):223. DOI:10.1007/s00784-024-05599-1.
- [51] Albitar L, Zhao T, Huang C, et al. Artificial intelligence (AI) for detection and localization of unobturated second mesial buccal (MB2) canals in cone-beam computed tomography (CBCT) [J]. *Diagnostics*, 2022, 12(12):3214. DOI:10.3390/diagnostics12123214.
- [52] Usmani UA, Happonen A, Watada J. Enhancing medical diagnosis through deep learning and machine learning approaches in image analysis [C]//Arai K, et al, eds. *Intelligent Systems and Applications*. Springer, Cham, 2024:449-468. DOI:10.1007/978-3-031-47718-8_30.

(收稿日期:2024-05-04)

(本文编辑:王嫚)