

• 人工智能专栏 •

人工智能在根管治疗中的研究进展

林超英 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 国家口腔疾病临床医学研究中心
四川大学华西口腔医院牙体牙髓病科 成都 610041

[摘要] 根管治疗术是牙髓根尖周病最有效的治疗方法之一，可控制牙髓根尖周炎症，促进病变愈合，保留天然牙。人工智能技术发展迅速，可高效且准确地获取和处理医学影像和临床医学资料，具有促进口腔医学领域发展的潜能。本文围绕根管治疗术前根管形态识别、治疗难度评估和辅助根管再治疗的决策，术中工作长度确定和试尖片、根充片解读，术后预后预测三方面，简要介绍了人工智能在根管治疗过程中的研究进展，给未来的发展提供一定的参考。

[关键词] 人工智能；根管治疗；深度学习

[中图分类号] R781.05 **[文献标志码]** A **[doi]** 10.7518/gjkq.2025087

开放科学（资源服务）
标识码（OSID）**Research progress of artificial intelligence in root canal therapy**

Lin Chaoying, 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: Research and Develop Program, West China Hospital of Stomatology, Sichuan University (LCYJ-MS-202304)

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

[Abstract] Root canal therapy is one of the most effective treatments for pulp and periapical diseases, which is capable of controlling pulp and periapical inflammation, promoting apical lesion healing, and preserving natural teeth. Artificial intelligence (AI) can process medical images and clinical data efficiently and accurately, presenting significant potential for promoting the development of stomatology. This article briefly introduces the research progress of AI in root canal therapy, focusing on the following aspects: pre-treatment root canal morphology recognition, case difficulty assessment, decision-making for root canal retreatment, intraoperative working length determination interpretation of root canal filling films, and postoperative prognosis prediction. This article provides a certain reference for future development.

[Key words] artificial intelligence; root canal therapy; deep learning

人工智能（artificial intelligence, AI）是计算机科学的一个分支，是研究、开发能够模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学，是与其他学科高度交叉

的前沿科学。机器学习是人工智能的核心技术，能从大量数据集中学习并建立输入值到目标的映射关系，从而解决分类、聚类、回归等复杂问题，可运用于治疗难度评估、疾病预后预测等方面。人工神经网络（artificial neural networks, ANN）属于机器学习算法，通过模拟人脑神经系统组成神经网络，由输入层、隐藏层和输出层三部分构成。ANN学习训练时，输入层输入数据，通过目标与输出的重复比较、分析，不断调整模型参数，

[收稿日期] 2024-08-30; [修回日期] 2024-11-11

[基金项目] 四川大学华西口腔医院探索与研发项目 (LCYJ-MS-202304)

[作者简介] 林超英, 硕士, Email: cylin_2018@163.com

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

使输出值近似于目标预期值,具有自学习、自组织、高速寻找最优解的特征。随着算法的优化、计算机能力的提升及数据量扩增,ANN派生出了深度学习(deep learning, DL)。DL是机器学习的新一代技术,包括卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)、深度学习强化(deep reinforcement learning, DRL)等。相较于机器学习,DL不需要人工提取数据特征,可自动捕捉有效信息及深层规律,在图像处理上,如目标检测、识别和分割等方面具有强大的优势;但需要更大量的数据训练以获得充足的先验知识。AI近年来迅猛发展,成为引领新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力。AI在正畸学、口腔颌面外科学、牙体牙髓病学等领域的研究和应用为解决医疗问题提供了新思路,是口腔医学发展的重要方向。

牙髓根尖周病是因感染、损伤等导致牙髓炎症,进一步发展引起根尖周牙槽骨吸收破坏的疾病。它是引起牙痛的主要根源,也是牙齿脱落、缺失的重要原因^[1]。随着理论发展、器械设备更新迭代和技术成熟,根管治疗已成为目前牙髓根尖周病的首选非手术治疗方案,10年成功率达90%以上^[2]。由于个体差异、根管系统复杂多变,根管治疗仍然面临着失败的风险。AI辅助根管治疗术前根管形态识别、难度评估、确定工作长度、预后评估等有望提高诊疗的效率和降低根管治疗的难度。本文对AI在根管治疗中的研究进展进行综述。

1 术前根管形态的识别

根管形态千变万化,术前了解根管形态可以减少并发症如根管偏移、根管遗漏的发生。根尖X线片是根管治疗术最常用的二维影像,呈现出牙冠和牙根的整体形态和根尖周组织的情况;锥形束CT(cone beam computed tomography, CBCT)可展示根管数目、是否存在钙化等特征,并通过三维重建形象地展示根管走行、形态等,弥补二维影像的不足,但由于根管变异大、根管结构细小、CBCT分辨率低等原因,三维重建耗时长。随着AI的发展,DL特别是CNN在医学图像目标检测与自动分割上的应用应运而生。评估分割准确性的常用指标有:准确度、灵敏度(也称召回率)、

特异度、精确率(也称阳性预测值)、戴斯相似系数(Dice similarity coefficient, DSC)、交并比(intersection of union, IoU)等。

研究^[3-6]发现,DL在CBCT影像上自动分割牙齿和髓腔表现出良好的性能。Wang等^[6]开发了DL模型DentalNet和PulpNet,可以精确且快速地自动分割目标牙和髓腔的三维形态,并在临床病例上进行验证。通过自动分割牙齿和髓腔,完成3D打印,使医师可以在体外模拟弯曲根管和钙化根管的根管治疗,确定最佳的方案,展现了AI用于牙齿和根管系统影像分割的优势与应用前景。此外,还有研究侧重于特殊根管的检测与分割,比如额外根、C形根管、钙化根管、根管内器械分离等,可进一步强化算法的鲁棒性。

1.1 发现额外根管

遗漏根管常导致根管治疗失败。临床医师应对可能存在额外根管的牙齿有所预测,结合所有能用的相关工具和方法来检测是否存在遗漏根管,特别是额外根管发生率高的牙齿^[7],如上颌磨牙近中颊根第二根管(second mesiobuccal canal, MB2)和下颌磨牙远舌根^[8]。但额外根管的发现需要一定的知识储备及临床经验,AI结合CBCT可有效避免根管遗漏。

上颌磨牙MB2发生率在60%以上,其遗漏与根管治疗失败呈正相关^[9]。牙科显微镜结合CBCT可有效定位MB2,术前CBCT可增加MB2的发现率^[10-11]。AI辅助MB2的检测和分割可有效提高诊断效率,避免遗漏根管^[12-13]。Duman等^[13]开发了一种基于YOLOv5x的CNN算法来检测和分割未经根管治疗的上颌磨牙MB2,对153个患者的CBCT、922张轴向切片的数据集进行深度学习,其分割的灵敏度为0.92,精确度为0.83。但目前研究尚存在不足,如将CBCT转化为二维图像进行训练而不是使用三维图像,未将MB2检测的准确性与医生进行比较,未使用有金属伪影的数据等,这些可能降低图像分割的可靠性,限制算法的适用范围等,因此算法还需进一步发展及验证。

1.2 C形根管

下颌第二磨牙C形根管在亚洲人群中发生率最高,为10%~45%^[14],显著增加了根管治疗的难度。目前的AI研究主要集中在C形根管的识别^[15-17]和三维图像上的分割^[18]。Yang等^[19]使用DL模型EfficientNet在372例患者的曲面体层片和根尖片上对下颌第二磨牙C形根管进行识别,以CBCT上确认

C形根管为金标准，其诊断准确性优于全科医师，与牙体牙髓专科医师相当。尽管该研究认为专科医师和全科医师在曲面体层片上识别C形根管的准确率优于根尖片，并进一步研究和验证了网络在曲面体层面片上的准确性^[17]，但曲面体层片由于成像原因会出现不对等的拉伸变形，在根管治疗中更推荐使用根尖片或CBCT检测有无C形根管。

1.3 钙化根管

龋病、外伤等外界刺激或增龄性变化可导致根管钙化，常出现于根管中上段和髓底，使根管口定位和根管疏通变得困难，造成根管治疗失败。当出现钙化根管难以疏通时，临床上常借助CBCT大致判断钙化区域、钙化范围、根管口的位置和根管走行，以确定疏通钙化根管的入路，但这存在较大主观性，易出现侧穿等并发症。一方面，DL模型可以在二维影像咬翼片^[20]和根尖片^[21]上检测髓腔内是否存在钙化，达到等同于口腔医师的诊断准确性，为医师在根管治疗前提供参考。另一方面，基于DL的点云补全网络可用于补全钙化根管^[22]。该技术通过构建健康牙齿的完整髓腔并模拟中上段钙化根管训练网络，结果显示补全的钙化根管与原有根管外形偏差较小，DSC（表示分割预测值与真实值的重叠程度，结果>80%表示两图像重合度较好）达到86.80%±1.32%。通过DL推测钙化根管的原有形态具有较好的应用前景，有望与引导牙髓治疗技术相结合，建立钙化根管的良好通路。不容忽视的是，钙化根管的实际情况非常复杂多样，该网络能否合理推测真实钙化根管的可能形态尚未得到验证。将AI实际应用于钙化根管还需要大量的学习与验证，并提供预测依据。

2 治疗难度评估

AI用于根管治疗难度评估，可识别潜在的难度因素，制订合理诊疗方案，从而避免可能出现的医源性损伤，降低治疗失败的风险，提高根管治疗的效率和治疗效果。难度评估需考量的因素较多，需要一定的知识储备，花费较多的时间，AI可以降低治疗难度评估的应用门槛，提升全科医师向牙体牙髓专科医师、低年资牙体牙髓专科医师向高年资牙体牙髓专科医师转诊的决策能力。

AI评估根管治疗难度目前有两种方式。一种是根据现有的难度评估表或通过总结各项风险因素建立相应的算法程序评估根管治疗难度^[23-24]。Mallishery等^[24]使用人工神经网络，用500个病例填写的美国牙髓病学会（American Association of Endodontists, AAE）难度评估表进行训练，对比牙体牙髓专家的评估结果，达到94.96%的灵敏度、94.80%的准确度、94.63%的特异度，展现了算法结合根管难度评估表自动评估治疗难度的有效性和可靠性。另一种方式是根据影像，如根尖片自动判断根管治疗难度^[25]。该研究通过建立多种DL网络，从1 386张根尖片上获得了根管长度、弯曲度、牙位、根尖孔直径等信息进行评分，确定难易程度，其模型达到87.62%的准确率，优于临床医师。但这些网络仅基于根尖片信息，丢失其他病史信息可能会降低预测结果的准确性，应当将两种方式和多种信息结合起来，选择效能最优的网络模型并提升数据多样性，推动并实现AI自动评估根管治疗难度。

3 根管再治疗的决策

对于根管治疗失败的病例，应当仔细分析失败的原因，作出正确诊断，并对可能的治疗方案，如非手术根管再治疗、显微根尖手术、意向性牙再植术、牙拔除术等进行预后预测，结合难度分析、医生技术条件、患者意愿等多方面因素，选择恰当的治疗方案。Campo等^[26]构建了以贝叶斯网络为主体，基于案例推理的CBR（case-based reasoning）系统，对205个病例的患牙解剖信息、治疗史、疼痛史等72个特征进行网络学习，从而预测非手术根管再治疗的结果与风险，并在真实世界进行验证，结果认为：该系统能够帮助临床医生判断根管再治疗的必要性。但该方法每输入一个新的病例，需要先病例库中匹配最相似的病例，在此基础上结合新病例的特征进行调整，产生新的可能结果，所以只适用于解决相似病例。未来的研究可以增加样本多样性，扩大数据量，以提高适用范围或研发新的网络。

4 术中确定根尖孔的位置及工作长度

根管治疗术要求根管预备、根管充填到达工作长度，以实现清除根管内的感染物质和严密封

闭根管的目的。X线片、手感法、根尖定位仪是临床上确定工作长度的常用方法,但多种因素都会影响这些方法的准确性。目前推荐采用影像学结合根尖定位仪的方法,以尽可能提高测量的准确性^[27]。

目前根尖定位仪发展至第5代,已成为临床测量根管工作长度最常用的仪器,其准确率为82%~100%^[28],是临床上确定工作长度最常用的方法;但其结果仍会受到牙根未发育完成、穿孔、冠部金属干扰、根管内感染物质等因素的影响。DL具有处理非线性回归和处理生物电信号的优势,可以被应用于根尖定位仪的改进,尽量减少人为和环境因素的干扰。Qiao等^[29]开发了一个基于神经网络的多频阻抗方法,用根管锉测量21颗离体牙从牙冠参考点到根尖孔的距离作为根管工作长度训练模型,找到最优频率比,其测量准确率接近95%,且不同的牙齿、根管锉的类型不影响测量结果。尽管此研究证明AI可提高根尖定位仪的测量精度,但存在数据集小,未验证其他干扰因素的作用,未与常用根尖定位仪进行比较等缺点。

根管锉X线片估测法可以为确定工作长度提供参考,但因根尖片影像重叠,缺失颊舌向数据,根尖孔大多并不在根尖顶点上,根尖孔在根尖片上肉眼无法识别等因素,根尖片预测工作长度给临床医师判断锉尖是否到达根尖孔带来了许多不确定性。AI在根尖片上定位根尖孔具有一定优势,可以辅助医生读片。有研究^[30-31]使用ANN在根尖片上评估根管锉是否到达离体牙根尖孔,其准确性达90%以上,优于医生的水平。但目前的研究对象多为单根直根管的离体牙,如何模拟真实的口腔环境,提供结果的读取过程仍有待进一步探讨。

CBCT应用于测量工作长度被认为是可靠准确的^[32],因为CBCT的数据是在体层中捕获的,所有立体图像都是各向同性,使得体层内的物体可以在不同方向上得到准确地测量。AI用于CBCT上自动获取根管长度尚有待开发,在规范使用CBCT下,这将有助于迅速提供根管治疗或根尖手术术前术后的信息。

5 术后根尖片

在根管治疗过程中需要多次拍摄根尖片,包括在根管充填前拍摄一张根尖片判断主尖选择是

否合适,根管充填后拍摄一张根尖片以评估根管充填效果,但因为根尖片曝光不足或过多、周围结构的遮挡等因素,可造成牙根根尖区不清晰、根管重叠等现象,使得临床医师对于根管充填效果的评估无法准确判断。AI可以通过发现肉眼无法区分的微小差异来确定根尖位置和充填的止点^[33-34],为这一问题提供了解决方法。Li等^[34]开发了一种多分支Transformer神经网络来自动评估根管充填效果。该研究使用245张根尖片训练学习,自动识别牙根根尖的边界和牙胶尖在根管内的止点,并给出充填结果是恰填、欠填或超填的判断,判断的准确度达90.2%。这能有效减少临床医师判断牙胶尖止点位置的时间,提高临床效率。但该研究并未区分前牙与后牙,后者在根尖片上更易受周围结构的影响,从而影响网络识别的准确性。除此之外,充填效果仍涉及根尖片上根尖止点与根尖顶点的判断,文中并未清晰阐述对结果的评判方法。

6 预后预测

许多回顾性研究探讨了多种临床因素与根管治疗术预后之间的关系,这些因素对不同的临床结局的权重关系难以明确判断,而AI在处理这类非线性关系的复杂问题上具有独特的优势,可以通过大量学习获得从预测因子到预测结局的映射关系。用于预后预测的AI主要是机器学习模型,如支持向量机(support vector machines, SVM)、随机森林(random forest, RF)、梯度提升机(gradient boosting machine, GBM)、决策树(decision tree, DT)等。与传统的统计方法相比,机器学习能更加准确地预测疾病的预后,在根管治疗术的预后预测上具有较好的应用前景和应用价值。

6.1 根管治疗疗效的预测

目前AI在预测根管治疗疗效方面尚未稳定地展示其优秀的预测性能^[35-38]。Herbst等^[36]对591例病例进行了长达6个月以上的随访,分析患者、牙齿、治疗层面多种预测因子,继而构建了3种机器学习模型,对根管治疗失败与否进行预测,结果发现:RF模型的准确率最高,达到95.5%,优于传统回归模型(81.7%);但在未学习过的数据上,3种机器学习的准确性(如RF 75.9%)均低于传统回归模型(80.5%)。Bennasar等^[37]使用9年随访病

例, 构建了4种机器学习模型, 预测治疗成功或失败, 发现机器学习算法与医生的预后预测没有明显差异。这2个研究结果的差异可能与比较对象、算法类型、预测因子选择、随访时间等多种因素^[39]有关。

6.2 根管治疗术后疼痛的预测

术后疼痛是根管治疗术的常见并发症, 常表现为术区肿胀、自发痛、咬合痛等。一项系统综述^[40]发现: 根管治疗后1 h的疼痛发生率为24%, 术后1周的发生率为14%。合理预测术后疼痛的发生可以帮助医生和患者控制或减缓疼痛, 尽可能提供舒适化治疗, 并提高患者的依从性。Gao等^[41]将300名患者的13个预测因素输入反向传播(back propagation, BP)神经网络训练学习, 对根管术后1周疼痛的发生进行预测, 准确率达95.6%。

6.3 根管治疗术后根折的预测

根折是根管治疗失败的常见原因, 预测术后根折可识别潜在风险, 预防或减缓根折的发生。Chang等^[42]构建了DL模型, 使用145个经过根管治疗和冠修复的5年随访病例, 分析出17个预测因素, 输入模型训练学习, 预测5年后根折的发生, 准确度达80.7%, 优于支持向量机模型(准确度为71.1%)。

目前对于根管治疗预后的预测评估尚无统一的标准, 其结果很大程度上依赖于研究设计, 包括不同的数据、纳入的预测因子等。大多数研究开发的算法模型在预测根管治疗的不同临床结局上展现了巨大的潜力, 但未来的研究中, 预测模型的准确性仍需要算法、预测因子、数据多样性等多种因素的完善, 确定其预测准确性, 并设计随机临床试验进行验证。

7 总结与展望

AI在根管治疗术前、术中、术后已经有广泛的探索, 大部分研究都构建了高效率和高准确性的算法模型, 部分结果可等同于或优于牙体牙髓专家水平, 初步验证了其应用潜能, 有助于提高诊疗效率, 促进根管治疗的规范化、标准化、精准化发展。AI在影像处理分析上具有独特的优势, 特别是CNN, 能重建根管形态、检测特殊根管以协助医生提高诊疗效果; 但在难度评估和预后预测上的应用比较有限, 这可能与患者术前、术后数据收集困难有关。目前这一方向尚处于研究阶

段, 尚未进入临床转化, 仍面临着种种挑战, 需要进一步研究解决。

利益冲突声明: 作者声明本文无利益冲突。

8 参考文献

- [1] 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.
Jiang W, Liang JP. Overview of technical advances in the diagnosis of pulp and periapical diseases[J]. Chin J Stomatol, 2022, 57(3): 227-232.
- [2] López-Valverde I, Vignoletti F, Vignoletti G, et al. Long-term tooth survival and success following primary root canal treatment: a 5- to 37-year retrospective observation[J]. Clin Oral Investig, 2023, 27(6): 3233-3244.
- [3] Duan W, Chen YF, Zhang Q, et al. Refined tooth and pulp segmentation using U-Net in CBCT image[J]. Dentomaxillofac Radiol, 2021, 50(6): 20200251.
- [4] Tan MH, Cui ZM, Zhong T, et al. A progressive framework for tooth and substructure segmentation from cone-beam CT images[J]. Comput Biol Med, 2024, 169: 107839.
- [5] Lin X, Fu YJ, Ren GQ, 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.
- [6] Wang YW, Xia WJ, Yan ZN, 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.
- [7] Ali Ahmad I, Al-Jadaa A. Three root canals in the mesiobuccal root of maxillary molars: case reports and literature review[J]. J Endod, 2014, 40(12): 2087-2094.
- [8] Hiraiwa T, Arijji Y, Fukuda M, et al. A deep-learning artificial intelligence system for assessment of root morphology of the mandibular first molar on panoramic radiography[J]. Dentomaxillofac Radiol, 2019, 48(3): 20180218.
- [9] Alotaibi BB, Khan KI, Javed MQ, et al. Relationship between apical periodontitis and missed canals in mesio-buccal roots of maxillary molars: CBCT

- study[J]. *J Taibah Univ Med Sci*, 2024, 19(1): 18-27.
- [10] Parker J, Mol A, Rivera EM, et al. CBCT uses in clinical endodontics: the effect of CBCT on the ability to locate MB2 canals in maxillary molars[J]. *Int Endod J*, 2017, 50(12): 1109-1115.
- [11] Stuebaker B, Hollender L, Mancl L, et al. The incidence of second mesiobuccal canals located in maxillary molars with the aid of cone-beam computed tomography[J]. *J Endod*, 2018, 44(4): 565-570.
- [12] Albitar L, Zhao TY, 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.
- [13] Duman ŞB, Çelik Özen D, Bayrakdar IŞ, et al. Second mesiobuccal canal segmentation with YOLOv5 architecture using cone beam computed tomography images[J]. *Odontology*, 2024, 112(2): 552-561.
- [14] Kato A, Ziegler A, Higuchi N, et al. Aetiology, incidence and morphology of the C-shaped root canal system and its impact on clinical endodontics[J]. *Int Endod J*, 2014, 47(11): 1012-1033.
- [15] 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.
- [16] Zhang LJ, 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.
- [17] Yang SJ, Kim KD, Kise Y, et al. External validation of the effect of the combined use of object detection for the classification of the C-shaped canal configuration of the mandibular second molar in panoramic radiographs: a multicenter study[J]. *J Endod*, 2024, 50(5): 627-636.
- [18] 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.
- [19] Yang SJ, 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.
- [20] 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.
- [21] 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*, 2024, 14(9): 890.
- [22] 温佳欢, 傅裕杰, 任根强, 等. 基于深度学习的点云补全网络修复上颌磨牙钙化根管的研究[J]. *口腔医学研究*, 2023, 39(5): 455-459.
- Wen JH, Fu YJ, Ren GQ, et al. Deep learning-based point cloud completion network for restoration of calcified root canals in maxillary molars[J]. *J Oral Sci Res*, 2023, 39(5): 455-459.
- [23] Essam O, Boyle EL, Whitworth JM, et al. The endodontic complexity assessment tool (E-CAT): a digital form for assessing root canal treatment case difficulty[J]. *Int Endod J*, 2021, 54(7): 1189-1199.
- [24] 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.
- [25] Karkehabadi H, Khoshbin E, Ghasemi N, et al. Deep learning for determining the difficulty of endodontic treatment: a pilot study[J]. *BMC Oral Health*, 2024, 24(1): 574.
- [26] Campo L, Aliaga IJ, de Paz JF, et al. Retreatment predictions in odontology by means of CBR Systems [J]. *Comput Intell Neurosci*, 2016, 2016: 7485250.
- [27] 黄定明, 谭学莲, 张岚, 等. 根管治疗工作长度确定之惑及解决之道[J]. *华西口腔医学杂志*, 2016, 34(2): 109-114.
- Huang DM, Tan XL, Zhang L, et al. Confusion and solution for root canal working length determination [J]. *West China J Stomatol*, 2016, 34(2): 109-114.
- [28] Serna-Peña G, Gomes-Azevedo S, Flores-Treviño J, et al. *In vivo* evaluation of 3 electronic apex locators: root ZX mini, apex ID, and propex pixi[J]. *J Endod*, 2020, 46(2): 158-161.
- [29] Qiao XY, Zhang Z, Chen X. Multifrequency impe-

- dance method based on neural network for root canal length measurement[J]. *Appl Sci*, 2020, 10(21): 7430.
- [30] Saghiri MA, Garcia-Godoy F, Gutmann JL, et al. The reliability of artificial neural network in locating minor apical foramen: a cadaver study[J]. *J Endod*, 2012, 38(8): 1130-1134.
- [31] Saghiri MA, Asgar K, Boukani KK, et al. A new approach for locating the minor apical foramen using an artificial neural network[J]. *Int Endod J*, 2012, 45(3): 257-265.
- [32] Liang YH, Jiang L, Chen C, et al. The validity of cone-beam computed tomography in measuring root canal length using a gold standard[J]. *J Endod*, 2013, 39(12): 1607-1610.
- [33] Çelik B, Genç MZ, Çelik ME. Evaluation of root canal filling length on periapical radiograph using artificial intelligence[J]. *Oral Radiol*, 2025, 41(1): 102-110.
- [34] Li YX, Zeng GD, Zhang YF, et al. AGMB-transformer: anatomy-guided multi-branch transformer network for automated evaluation of root canal therapy[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2022, 26(4): 1684-1695.
- [35] Herbst CS, Schwendicke F, Krois J, et al. Association between patient-, tooth- and treatment-level factors and root canal treatment failure: a retrospective longitudinal and machine learning study[J]. *J Dent*, 2022, 117: 103937.
- [36] Herbst SR, Herbst CS, Schwendicke F. Preoperative risk assessment does not allow to predict root filling length using machine learning: a longitudinal study[J]. *J Dent*, 2023, 128: 104378.
- [37] Bennasar C, Garcia I, Gonzalez-Cid Y, et al. Second opinion for non-surgical root canal treatment prognosis using machine learning models[J]. *Diagnostics*, 2023, 13(17): 2742.
- [38] 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.
- [39] Van Nieuwenhuysen JP, D'Hoore W, Leprince JG. What ultimately matters in root canal treatment success and tooth preservation: a 25-year cohort study[J]. *Int Endod J*, 2023, 56(5): 544-557.
- [40] Pak JG, White SN. Pain prevalence and severity before, during, and after root canal treatment: a systematic review[J]. *J Endod*, 2011, 37(4): 429-438.
- [41] Gao X, Xin X, Li Z, et al. Predicting postoperative pain following root canal treatment by using artificial neural network evaluation[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 17243.
- [42] Chang WT, Huang HY, Lee TM, et al. Predicting root fracture after root canal treatment and crown installation using deep learning[J]. *J Dent Sci*, 2024, 19(1): 587-593.

(本文编辑 吴爱华)