

人工智能在牙体间接修复中的应用

常俐俐¹ 万冕¹ 徐欣²

1. 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;
2. 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口腔预防科 成都 610041

[摘要] 牙体间接修复术是修复牙体缺损、恢复牙齿功能及美观的重要技术。牙体疾病的准确诊断、牙体预备的规范、修复体的精确设计和制造等均是影响牙体间接修复效果的重要因素。人工智能(AI)因其高效的三维数据处理能力、模式识别能力和智能决策能力,已被应用于辅助牙体间接修复。本文重点围绕AI应用于牙体疾病诊断、牙体预备、口内扫描、修复体设计、修复体制造和疗效预测等方面的研究现状进行综述,并对当前研究所存在的不足和未来发展方向进行探讨,以期为推动口腔诊疗智能化提供思路。

[关键词] 人工智能; 机器学习; 牙体间接修复

[中图分类号] R781.05 **[文献标志码]** A **[doi]** 10.7518/gjkq.2026631



本文链接

OSID 码

Applications of artificial intelligence in indirect tooth restorations

Chang Lili¹, Wan Mian¹, Xu Xin²

1. 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; 2. State Key Laboratory of Oral Diseases & National Center for Stomatology & National Clinical Research Center for Oral Diseases & Dept. of Preventive Dentistry, West China Hospital of Stomatology, Sichuan University, Chengdu 610041, China

Supported by: Natural Science Foundation of Sichuan Province (2025ZNSFSC0762)

Correspondence: Xu Xin, Email: xin.xu@scu.edu.cn

[Abstract] Indirect tooth restorations are crucial for repairing dental defects and restoring the functional and aesthetic integrity of teeth. The success of indirect restorations depends on several key factors, including accurate diagnosis, standardized tooth preparation, and precise design and fabrication. Artificial intelligence (AI), with its capabilities in efficient three-dimensional data processing, pattern recognition, and intelligent decision-making, has been extensively utilized in indirect restorations. This review summarizes current advances in AI applications in dental disease diagnosis, tooth preparation, intraoral scanning, restoration design, restoration fabrication, and treatment outcome prediction. Moreover, the existing limitations and future development directions are discussed to provide insights for the advancement of intelligent dental care.

[Key words] artificial intelligence; machine learning; indirect dental restoration

[收稿日期] 2025-09-22; **[修回日期]** 2026-06-29

[基金项目] 四川省自然科学基金(2025ZNSFSC0762)

[第一作者] 常俐俐, 硕士, Email: changlili0301@163.com

[通信作者] 徐欣, 教授, 博士, Email: xin.xu@scu.edu.cn

龋病和牙体硬组织非龋性疾病(如牙外伤、牙发育异常、牙慢性损伤等)是口腔科常见疾病。牙体修复是修复牙体缺损、恢复牙齿功能和美观的重要技术,根据修复体制作方式,可分为牙体

直接修复和牙体间接修复。直接修复常采用复合树脂或玻璃离子在口内一次性完成牙体缺损修复，而间接修复则使用在口外制作的修复体通过粘接固位，恢复缺损牙的形态、功能和美观^[1]。根据余留的牙体组织量，间接修复体可分为全冠、部分冠、嵌体、高嵌体、超嵌体、贴面等。相较于直接修复，间接修复可更精准恢复牙体形态，但其最终修复效果取决于前期临床评估、牙体预备、取模效果、修复体设计和制造的准确性。间接修复依赖人工操作，易受主观因素影响^[2]。

人工智能（artificial intelligence, AI）是指通过人工的方法和技术，赋予机器具有人类智能或复制人类智能行为的能力^[3]。AI已广泛应用于口腔诊疗的多个方面，在口腔正畸学^[4]、口腔修复学^[5]、牙体牙髓病学^[6]等各亚学科都备受关注。目前，AI已应用于牙体间接修复的各个环节。本文基于数据库文献检索与分析，对AI在牙体间接修复中的研究现状进行综述，详细阐述其在牙体疾病诊断、牙体预备、口内扫描、修复体设计、修复体制造和预后评估方面的应用，并对当前研究所存在的不足和未来发展方向进行探讨，以期为临床诊疗提供新思路。

1 牙体疾病诊断

龋病、牙隐裂等牙体疾病的诊断依赖于临床检查和影像学资料，间接修复方案的选择需综合评估牙体缺损范围、剩余牙体组织量、牙髓状态、咬合条件及个体差异，依赖于医生的临床经验，

具有一定主观性^[7-8]。

基于卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）等深度学习算法的图像识别技术已被成功应用于咬翼片、全景片以及口腔内照片中牙体异常的自动识别^[9-11]。CNN能自动学习并提取图像中的相关特征，从而减少手动特征提取的需求。其可以识别影像中的病灶细节，辅助医生判断并选择修复方案，提升临床诊疗效率。Zheng等^[12]利用ResNet18模型分析根尖片上牙齿的龋损深度，能够识别出影像中肉眼难以察觉的异常，实现深龋与牙髓炎的自动化鉴别，诊断精度优于临床医生；结合临床信息后，其AUC值达到0.94，表现出卓越的诊断性能。基于国际龋病检测与评估系统的AI分类模型，还能对不同程度龋损进行快速量化，减少操作者差异，提高修复策略的标准化水平^[13-14]。Mun等^[15]评估了InceptionV3、ResNet50和EfficientNetB0三种模型诊断全景片上需要拔除的隐裂牙的性能，其准确率均可达72%以上。不同AI模型在龋病诊断中的性能见表1。

随着多模态数据（临床检查结果、口内照片、X线片、锥形束CT和口内扫描等）的融合，AI有望实现对牙体疾病的综合诊断，为间接修复的个性化决策提供科学支持。目前多数AI系统仍停留在疾病诊断阶段，对牙体间接修复的指导工具尚不完善。如何在小样本条件下提升AI模型的学习与迁移能力、建立标准化多源数据库、提升模型的泛化能力，并将诊断结果转化为对修复方案的指导，是未来的研究方向。

表 1 不同 AI 模型在龋病诊断中的性能

Tab 1 Performance of different AI models in the diagnosis of dental caries

研究者	模型	数据类型	样本量	性能指标/%		
				准确性	灵敏度	特异性
Ahmed等 ^[16]	U-Net (CNN)	咬翼片	554	80	75	83
Bayraktar等 ^[17]	YOLO (CNN)	咬翼片	800	94.59	72.26	72.26
Zhu等 ^[18]	CariesNet (CNN)	全景片	3 127	93.61	86.01	-
Esmacilyfard等 ^[11]	CNN	锥形束CT	819	98.6	94.5	91.8
Qi等 ^[19]	CariesAI-3D (CNN)	锥形束CT	2 148	88.6	87.3	-
Yoon等 ^[10]	Cascade R (CNN)	口内照片	24 578	76.9	-	-
Ahmed等 ^[20]	PointNetSeg	口内扫描数据	893	89.5	91	88

2 牙齿比色

牙齿比色对于修复体最终的美观效果具有重

要意义。在口腔医学领域，比色方法包括视觉方法和数字化方法。对于牙体直接修复和间接修复，视觉比色是目前临床最常用的比色方法。医生基于商业化比色板通过目视选择与目标牙颜色最接

近的比色片,这个过程受到比色环境、角度、光源和自身颜色感知等多种因素的影响,具有主观性且效率较低^[21]。

相较于视觉方法比色,数字化比色主要通过数字化设备进行客观、定量的比色,弥补了传统视觉比色的缺陷。数字化比色仪器如数码相机、分光光度计、色度计等采用CIELab系统进行牙齿颜色分析,为AI在牙齿比色领域的应用提供了基础^[22]。AI可通过机器学习进行图像处理并分析患者牙齿的颜色信息,提高比色的准确性。目前已有多种人工智能算法用于口腔比色,如模糊逻辑^[23]、反向传播神经网络^[24]、CNN^[25]、人工神经网络、支持向量机算法(support vector machines, SVM)等。Li等^[26]开发了一种基于机器学习的牙齿照片颜色校正方法来获取标准化的牙齿颜色,校正后比色建议的准确率达73.1%。Karcioglu等^[27]开发了基于非线性SVM的比色软件,可在不同光照条件下正确检测牙齿的真实色度,其准确率达97.97%,并有效地防止了同色异谱现象。总之,AI可以快速地将牙齿颜色量化并精准匹配,减少对客观条件的需求,具有良好应用前景。

3 牙体预备

牙体预备影响牙齿的固位形、结构强度和边缘封闭性,对于间接修复的远期效果具有重要意义。在传统的牙体预备过程中,医生使用涡轮手机进行研磨,其预备的精准性依赖于医生的技术经验和操作方法,视觉疲劳和手部自然颤抖也会影响预备效果^[28-29]。已有多项研究聚焦于牙体预备机器人,其可以提高牙体预备的精度,增加修复的成功率,同时降低对医生经验的依赖性。

根据其预备方法,牙体预备机器人主要可分为数控切削和激光消融两大类型。数控切削牙体预备机器人使用机械臂控制涡轮手机和车针,通过优化切削参数和机械臂运动方式降低预备过程中对牙齿的损伤。然而,其仍存在受限于口内较小空间、制备过程中裂纹扩展等问题^[30]。激光消融牙体预备机器人采用激光代替涡轮手机,具有非接触性,可在口外进行预备,避免了切削预备的缺陷。激光消融的预备效果取决于消融深度的一致性。Yuan等^[31]使用机器人系统控制超短脉冲激光器进行牙体预备,通过分层消融方式保证预备形状的精准性,总体平均误差为0.05~0.17 mm。

但激光消融机器人在实际临床应用的消融效率和安全性仍需进一步的探索。

目前用于牙体预备的机器人仍采用数字化规划驱动的自主执行模式,需要医生在术前使用计算机辅助设计(computer aided design, CAD)软件手动完成牙齿预备形态的设计和参数设定。在医学领域,AI已应用于机器人辅助各类手术的多个环节,包括手术视野增强、分辨解剖结构和病灶组织、术中反馈和术后评估等^[32]。将AI与机器人技术相结合,使用AI分析口内扫描数据、设计预备形态并生成个性化的预备路径具有极大的应用潜力。同时,结合深度学习算法进行口内视野的增强处理、识别口内软硬组织及术中实时监测反馈有助于开发面向临床的高效、安全、个性化牙体预备机器人。

4 间接修复体设计

4.1 口内扫描精度优化

数字化口内扫描在实际临床诊疗过程中应用广泛。相较于传统印模技术,数字化口内扫描仪可以将口腔内软硬组织的光学数据实时输入到计算机中,形成数字化三维模型。AI可以应用于口内扫描数据的预处理过程,检测并分割出牙齿和各类软硬组织,从而减少牙齿三维点云的生成数量,加快三维重建的进程^[33]。在后续的表面重建过程中,点云数据通常被转换为具有150 000~350 000个三角形面的网格,每个面代表具体的牙齿或牙龈^[34]。

近年学者将深度学习算法应用于自动分割口内扫描点云数据。Xu等^[35]设计了两级分层深度CNN模型,实现了高效的特征提取,准确率达99.06%,可直接应用于正畸设计系统。Zhang等^[36]提出了一种双流图卷积网络(two-stream graph convolutional network, TSGCNet)用于学习并互补判别性特征,从而对网格上的所有单元进行标记,相较于其他方法表现出更优异的分割性能。目前模型仍存在受限于使用情境的问题,在某些情况(如牙冠缺失、存在智齿、牙列严重拥挤等)下可能会产生不完整的牙齿分割,从而影响单颗牙的模型准确性。

4.2 预备体边缘线提取

预备体边缘密合性直接影响修复体的边缘封闭性、微渗漏和远期临床效果。不良的边缘密合

会造成食物嵌塞、菌斑堆积、继发龋等,降低修复体寿命^[37]。在修复体数字化设计中,预备体边缘线的检测和提取是第一步。目前临床上由医生或技师在软件上确立位点后手动提取与修正,是一种半自动提取方法,需要大量的人工交互。对于嵌体、贴面等边缘线形态复杂的间接修复体,其边缘线长度、曲率及缺损形态不同于全冠,往往需要定义更多位点来确立边缘线。Zhang等^[38]提出了一种基于稀疏八叉树(sparse octree, S-Octree)结构的CNN提取边缘线的方法,将预备体模型进行标注和点云分割,从而获得最终的边缘线。其提取的边缘线与真实边缘线误差在0.01 mm以内,具有良好的临床应用性。此外,该模型可应用于不同形态的牙齿,具有良好的泛化能力。Alsheghri等^[39]开发了iMeshSegNet三维网格语义分割深度学习模型,对1 113例牙体预备的口内扫描数据进行监督训练,实现各个牙位边缘线的自动提取,准确率达98.6%。Choi等^[40]开发了Dentbird Crown软件进行边缘线的自动提取,该软件由预备体检测器、终点线分割器和样条曲线建模模块三部分组成。预备体检测器通过CNN模型预测修复体预备的位置和方向,终点线分割器采用Un-eXt模型来生产离散点,最后通过样条曲线理论转换为平滑的边缘线。对于口内扫描模型,其提取结果优于目前市面上主流的设计软件,且结果生成高效稳定。Sawangsri等^[41]比较了Automate和Dentbird两款基于AI的CAD软件与人工提取边缘线之间的差异,结果显示,Automate的提取精度明显优于Dentbird,提取结果与人工提取相近,但易受边缘线形态、扫描质量和临床参数等因素影响。

目前研究多聚焦于全冠边缘线的自动化提取,对于边缘线较长、边缘形态复杂的缺损区域的边缘线提取仍需进一步的研究和探索,也尚未有研究聚焦于人工与AI在提取时间及处理速度方面的差异。相信随着技术发展,AI能极大地提高边缘线提取效率,促进边缘线提取的自动化、准确化。

4.3 间接修复体形态设计

计算机辅助设计与计算机辅助制造(computer aided design/computer aided manufacturing, CAD/CAM)在口腔修复学中已广泛普及。CAD/CAM的修复体设计依赖于医生和技师对软件的熟练程度和临床经验,个性化间接修复体形态的设计还需要根据患者的咬合关系、咬合习惯等进行

精细调整。目前主流修复体设计软件(如3Shape Dental System、exocad等)仍采用传统几何先验的非学习式方法,需要技师反复手动调整,同时无法随着病例量的增长优化性能。AI可学习大量修复病例,使设计过程更加智能化,在修复体形态设计方面表现出强大的应用潜力。

Transformer和生成式对抗网络(generative adversarial networks, GAN)两种深度学习模型常应用于间接修复体的设计。Zhu等^[42]利用Transformer结构学习不完整牙齿的点云特征,采用基于八叉树表征的表面重建算法和广度优先搜索算法完成三维网格的重建,从而恢复全冠的细节和几何特征。其方法避免了传统方法可能产生的孔洞,良好地恢复了牙齿的解剖特征。Feng等^[43]使用姿态估计网络(pose estimation network, PEN)和基于Transformer的形状估计网络(shape estimation network, SEN)进行上颌前牙牙冠点云的重建,其重建牙冠模型与实际牙冠模型的平均偏差为0.13 mm,且单例重建时间小于11 s,极大地提高了工作效率。Chau等^[44]训练了三维生成式对抗网络(3D-generative adversarial networks, 3D-GAN)进行上颌第一磨牙的设计,与天然磨牙相比,其平均Hausdroff距离为0.441~0.752 mm,具有良好的临床应用前景。但上述研究均未采用临床过程中修复前模型进行模型训练,仅通过去除牙冠来进行模拟,同时缺少对咬合面重建的考虑,实际临床应用还存在一定差距。Tian等^[45]训练了两阶段生成式对抗网络模型(dental crown prosthesis restoration-generative adversarial network, DCPR-GAN)用于牙冠咬合面功能性特征的生成,但其训练过程存在二维数据和三维数据的相互转换,可能造成初始模型数据的缺失。

目前利用深度学习进行嵌体和部分冠设计的研究仍较少。Tian等^[46]利用Pix2Pix条件生成对抗网络模型(Pix2Pix-conditional generative adversarial network, Pix2Pix-CGAN)设计了深度学习驱动的嵌体设计系统(computer-aided deep adversarial-driven dental inlay restoration, DAIS)来进行下颌第一磨牙的5种嵌体类型的训练,结果表明其生成的嵌体满足咬合关系,并与牙体缺损部位贴合度高。但其局限于特定的牙位和嵌体类型,且单视角输入限制了模型的理解能力。与全冠修复相比,嵌体和部分冠涉及的缺损类型更加复杂多样,且对修复体边缘轮廓的形态具有更高要求。构建

大规模高质量的嵌体/部分冠数据库对于推动AI在牙体间接修复领域的深入应用具有重要意义。

5 间接修复体制造

牙体间接修复体可通过减材制造或增材制造进行制作。由于增材制造技术依赖于原材料特性和3D打印设备的性能,减材制造是目前制作陶瓷和金属修复体的主要方式。主流CAD/CAM系统使用部分烧结的氧化锆瓷块进行制造,其主要步骤为车针磨削、烧结、染色、上釉,最终形成氧化锆全瓷修复体^[47]。AI可根据选择的材料和工艺条件进行修复体最终效果的预测,从而优化加工工艺,减少原材料的浪费。

Kim等^[48]开发了一种基于机器学习的氧化锆陶瓷逆向设计系统,可以根据5种不同的工艺条件和原材料成分预测氧化锆烧结后的收缩率,从而推断出实现最优收缩率的关键参数。Yang等^[49]建立了一种基于Stacking方法的融合机器学习模型用于预测材料、厚度和临床因素等对陶瓷颜色的影响,结合ExtraTrees回归模型和XGBRegressor模型,其预测的精度得到显著提升,并能够对未确定的条件进行建议和优化。Matin等^[50]利用人工智能模拟和优化烤瓷冠金属内冠的铸造参数,显著降低了孔隙率并缩短了制造时间。

未来,基于大数据训练的AI可以结合患者咬合习惯、牙体缺损形态及临床因素,实现个性化修复体设计和材料选择,提高修复体的适配性和耐久性。此外,AI有望在整个制造流程中实现实时反馈控制,如根据扫描数据预测刀具磨损情况或材料应力分布,从而动态优化车削或烧结参数,进一步提高制造精度和效率^[51]。

6 预测间接修复效果

牙体预备后的固位形、修复体与预备体之间的摩擦力和粘接剂是影响修复体固位效果的主要因素。AI可通过分析已知因素(预备体形状、粘接剂等)预测修复效果,对于预防修复体脱落、保证远期治疗效果具有重要意义。Yamaguchi等^[52]开发了一种基于CNN的深度学习模型,通过分析口内扫描获得的预备体模型来预测牙冠发生脱落的概率,其预测准确率达98.5%,有助于临床改善修复体固位形,从而延长牙冠寿命。但其通过二

维照片作为训练数据,缺少对整体三维结构的分析,且数据量较少,可能会导致模型的过拟合。Chisini等^[53]利用4项随机对照试验的临床数据建立了机器学习生存分析模型,用于预测根管治疗后牙齿修复体的保存率和成功率,结果表明,梯度提升生存模型在预测修复体保存率方面表现最佳且预测稳定性较高,随机生存森林模型在预测成功率方面具有优势。Wang等^[54]使用9种算法开发了一种机器学习模型,通过分析粘接剂的化学性质来预测其微拉伸粘接强度(microtensile bond strength, μ TBS),通过机器学习模型,根据粘接剂的4种成分信息即可预测牙科粘接剂的 μ TBS,准确率达81%,推动了牙科材料的研发。

及时发现和定位修复体裂纹可延长修复体使用寿命,防止整体折裂造成牙体损伤。Tuntiwong等^[55]使用一维卷积(one-dimensional convolution, 1DCCN)模型结合声发射(acoustic emission, AE)传感器检测氧化锆牙冠的裂纹。这种检测方法具有非破坏性,可通过分析AE信号精准定位裂纹位置,准确率达98.67%。此外,基于长短期记忆(long short-term memory, LSTM)的机器学习预测模型可以预测用于增材制造的口腔树脂材料的磨损进展,缩短物理测试时间及临床评估时间^[56]。随着技术的发展,AI与物联网技术的结合可以对修复体的远期治疗效果进行更加精准的评估,从而进行修复方案的选择,降低医疗成本。

7 结论与展望

随着AI技术的进步和口腔医疗的数字化发展,AI已应用于牙体间接修复的整个流程,包括牙体预备、口内扫描、修复体设计、修复体制造和疗效预测等。与传统治疗相比,AI显著提高了各环节的速度与精度,减少了对医生经验的依赖性,对提高口腔医疗水平具有重要意义。然而,用于AI模型训练的医疗数据标准化差异和较小的样本量限制了模型的训练效果,亟需构建标准化、高质量的口腔医疗大数据库来优化AI模型、提升其泛化能力。此外,医疗数据涉及患者隐私,在数据采集、存储与共享过程中需要严格的数据脱敏和加密措施,并明确患者的知情同意范围^[57]。AI在临床实践中的责任归属问题仍未明确划分。当AI辅助决策与临床结果出现偏差时,如何界定医生、医疗机构及AI开发方的责任仍存在争议^[58]。

在当前阶段, AI仍只能作为临床治疗的辅助工具, 不能代替医生进行诊断和决策, 需避免对其过度信任造成自身判断力的缺失^[59]。当前AI的应用仍聚焦于临床前研究, 需要更多临床研究验证其效果, 从而为其临床应用奠定基础。相信未来随着AI算法的优化和临床数字化数据量的积累, AI在口腔医学领域的应用将会更加成熟, 推动更加个性化、智能化的牙体修复技术应用于口腔临床实践。

利益冲突声明: 作者声明本文无利益冲突。

8 参考文献

- [1] 赵铤民. 口腔修复学[M]. 7版. 北京: 人民卫生出版社, 2012.
Zhao YM. Prosthodontics[M]. 7th ed. Beijing: People's Medical Publishing House, 2012.
- [2] Mannocci F, Bitter K, Sauro S, et al. Present status and future directions: the restoration of root filled teeth[J]. *Int Endod J*, 2022, 55(Suppl 4): 1059-1084.
- [3] Wang H, Fu T, Du Y, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence[J]. *Nature*, 2023, 620(7972): 47-60.
- [4] Nordblom NF, Büttner M, Schwendicke F. Artificial intelligence in orthodontics: critical review[J]. *J Dent Res*, 2024, 103(6): 577-584.
- [5] Revilla-León M, Gómez-Polo M, Vyas S, et al. Artificial intelligence applications in restorative dentistry: a systematic review[J]. *J Prosthet Dent*, 2022, 128(5): 867-875.
- [6] Ourang SA, Sohrabniya F, Mohammad-Rahimi H, et al. Artificial intelligence in endodontics: fundamental principles, workflow, and tasks[J]. *Int Endod J*, 2024, 57(11): 1546-1565.
- [7] Cheng L, Zhang L, Yue L, et al. Expert consensus on dental caries management[J]. *Int J Oral Sci*, 2022, 14(1): 17.
- [8] Ricucci D, Siqueira JF Jr, Rôças IN, et al. Pulp and dentine responses to selective caries excavation: a histological and histobacteriological human study[J]. *J Dent*, 2020, 100: 103430.
- [9] Szabó V, Szabó BT, Orhan K, et al. Validation of artificial intelligence application for dental caries diagnosis on intraoral bitewing and periapical radiographs[J]. *J Dent*, 2024, 147: 105105.
- [10] Yoon K, Jeong HM, Kim JW, et al. AI-based dental caries and tooth number detection in intraoral photos: model development and performance evaluation[J]. *J Dent*, 2024, 141:104821.
- [11] 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.
- [12] Zheng LW, Wang HL, 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.
- [13] Farook TH, Ahmed S, Rashid F, et al. Application of 3D neural networks and explainable AI to classify ICDAS detection system on mandibular molars[J]. *J Prosthet Dent*, 2025, 133(5): 1333-1341.
- [14] Zanini LGK, Rubira-Bullen IRF, Nunes FLDS. Enhancing dental caries classification in CBCT images by using image processing and self-supervised learning[J]. *Comput Biol Med*, 2024, 183: 109221.
- [15] Mun SB, Kim J, Kim YJ, et al. Deep learning-based prediction of indication for cracked tooth extraction using panoramic radiography[J]. *BMC Oral Health*, 2024, 24(1): 952.
- [16] Ahmed WM, Azhari AA, Fawaz KA, et al. Artificial intelligence in the detection and classification of dental caries[J]. *J Prosthet Dent*, 2025, 133(5): 1326-1332.
- [17] 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.
- [18] 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*, 2023, 35(22): 16051-16059.
- [19] Qi S, Shan HX, Fu YJ, et al. A clinically oriented and interpretable AI framework for classifying dentin caries severity on CBCT images[J]. *J Prosthet Dent*, 2026, 135(3): 594.e1-594.e8.
- [20] Ahmed WM, Azhari AA, Alnakhli R, et al. Development and evaluation of an artificial intelligence (AI) model for detecting dental caries from 3D intraoral

- scans[J]. *J Prosthet Dent*, 2025, 134(4): 1115.e1-1115.e8.
- [21] Tabatabaian F, Beyabanaki E, Alirezaei P, et al. Visual and digital tooth shade selection methods, related effective factors and conditions, and their accuracy and precision: a literature review[J]. *J Esthet Restor Dent*, 2021, 33(8): 1084-1104.
- [22] Akl MA, Sim CPC, Nunn ME, et al. Validation of two clinical color measuring instruments for use in dental research[J]. *J Dent*, 2022, 125: 104223.
- [23] Chen SL, Zhou HS, Chen TY, et al. Dental shade matching method based on hue, saturation, value color model with machine learning and fuzzy decision[J]. *Sensor Mater*, 2020, 32(10): 3185.
- [24] Wei JQ, Peng MD, Li Q, et al. Evaluation of a novel computer color matching system based on the improved back-propagation neural network model[J]. *J Prosthodont*, 2018, 27(8): 775-783.
- [25] Ueki K, Wakamatsu H, Hagiwara Y. Evaluation of dental prosthesis colors using a neural network[C]//2020 IEEE 5th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP). Nanjing: IEEE, 2020: 210-214.
- [26] Li QJ, Chen D, Wang H, et al. A machine learning based approach to standardizing tooth color and shade recommendations[J]. *J Prosthet Dent*, 2025, 134(6): 2543-2551.
- [27] Karcioglu AA, Efitli E, Simsek E, et al. ML-based tooth shade assessment to prevent metamerism in different clinic lights[J]. *Lasers Med Sci*, 2025, 40(1): 39.
- [28] Katano K, Nakajima K, Saito M, et al. Effects of line of vision on posture, muscle activity and sitting balance during tooth preparation[J]. *Int Dent J*, 2021, 71(5): 399-406.
- [29] 于海洋. 数字化牙体预备引导方案的临床效能与挑战[J]. *中华口腔医学杂志*, 2025, 60(6): 589-595.
- Yu HY. Clinical effectiveness and challenges of digital tooth preparation guidance protocols[J]. *Chin J Stomatol*, 2025, 60(6): 589-595.
- [30] Sun JP, Jiang JG, Ma B, et al. Optimization of grinding parameters in robotic-assisted preparation of cracked teeth based on fracture mechanics: FEA and experiment[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2025, 258: 108485.
- [31] Yuan FS, Lyu PJ. A preliminary study on a tooth preparation robot[J]. *Adv Appl Ceram*, 2020, 119(5/6): 332-337.
- [32] Knudsen JE, Ghaffar U, Ma RZ, et al. Clinical applications of artificial intelligence in robotic surgery[J]. *J Robotic Surg*, 2024, 18(1): 102.
- [33] Zhao Y, Zhang LM, Liu Y, et al. Two-stream graph convolutional network for intra-oral scanner image segmentation[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2022, 41(4): 826-835.
- [34] Liu JX, Hao J, Lin HZ, et al. Deep learning-enabled 3D multimodal fusion of cone-beam CT and intra-oral mesh scans for clinically applicable tooth-bone reconstruction[J]. *Patterns*, 2023, 4(9): 100825.
- [35] Xu XJ, Liu C, Zheng YY. 3D tooth segmentation and labeling using deep convolutional neural networks[J]. *IEEE Trans Visual Comput Graphics*, 2019, 25(7): 2336-2348.
- [36] Zhang LM, Zhao Y, Meng DY, et al. TSGCNet: discriminative geometric feature learning with two-stream graph convolutional network for 3D dental model segmentation[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville: IEEE, 2021: 6695-6704.
- [37] Digmayer Romero VH, Signori C, Uehara JLS, et al. Diagnostic strategies for restorations management: a 70-month RCT[J]. *J Dent Res*, 2024, 103(7): 697-704.
- [38] Zhang B, Dai N, Tian SK, et al. The extraction method of tooth preparation margin line based on S-Octree CNN[J]. *Int J Numer Method Biomed Eng*, 2019, 35(10): e3241.
- [39] Alshegri A, Zhang Y, Keren JL, et al. Automatic margin line extraction using 3D deep learning on digital surface models of prepared teeth for crown generation[J]. *Comput Biol Med*, 2025, 196: 110960.
- [40] Choi J, Ahn J, Park JM. Deep learning-based automated detection of the dental crown finish line: an accuracy study[J]. *J Prosthet Dent*, 2024, 132(6): 1286.e1-1286.e9.
- [41] Sawangsri K, Bakkali M, Lutz N, et al. Acceptability and deviation of finish line detection and restora-

- tion contour design in single-unit crown: comparative evaluation between 2 AI-based CAD software programs and dental laboratory technicians[J]. *J Prosthet Dent*, 2025, 134(2): 409-417.
- [42] Zhu HY, Jia XY, Zhang CD, et al. ToothCR: a two-stage completion and reconstruction approach on 3D dental model[M]//*Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer International Publishing, 2022: 161-172.
- [43] Feng Y, Tao B, Fan J, et al. 3D reconstruction for maxillary anterior tooth crown based on shape and pose estimation networks[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2023, 18(8): 1405-1416.
- [44] Chau RCW, Hsung RTC, McGrath C, et al. Accuracy of artificial intelligence-designed single-molar dental prostheses: a feasibility study[J]. *J Prosthet Dent*, 2024, 131(6): 1111-1117.
- [45] Tian SK, Wang MH, Dai N, et al. DCPR-GAN: dental crown prosthesis restoration using two-stage generative adversarial networks[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2022, 26(1): 151-160.
- [46] Tian SK, Wang MH, Yuan FL, et al. Efficient computer-aided design of dental inlay restoration: a deep adversarial framework[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2021, 40(9): 2415-2427.
- [47] Cesar PF, Miranda RBP, Santos KF, et al. Recent advances in dental zirconia: 15 years of material and processing evolution[J]. *Dent Mater*, 2024, 40(5): 824-836.
- [48] Kim H, Chi S, Oh H. Predicting and optimizing shrinkage rates in zirconia block production through machine learning[C]//2024 15th International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC). Jeju Island: IEEE, 2024: 221-222.
- [49] Yang JW, Hao ZZ, Xu JN, et al. Fusion machine learning model predicts CAD-CAM ceramic colors and the corresponding minimal thicknesses over various clinical backgrounds[J]. *Dent Mater*, 2024, 40(2): 285-296.
- [50] Matin I, Hadzistevec M, Vukelic D, et al. Development of an expert system for the simulation model for casting metal substructure of a metal-ceramic crown design[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2017, 146: 27-35.
- [51] Basu B, Gowtham NH, Xiao Y, et al. Biomaterialomics: data science-driven pathways to develop fourth-generation biomaterials[J]. *Acta Biomater*, 2022, 143: 1-25.
- [52] Yamaguchi S, Lee C, Karaer O, et al. Predicting the debonding of CAD/CAM composite resin crowns with AI[J]. *J Dent Res*, 2019, 98(11): 1234-1238.
- [53] Chisini LA, Cenci MS, Skupien JA, et al. Restoration's longevity in endodontically treated teeth: a machine learning survival analysis from randomised clinical trials[J]. *Int Endod J*, 2026, 59(2): 251-261.
- [54] Wang R, Hass V, Wang Y. Machine learning analysis of microtensile bond strength of dental adhesives[J]. *J Dent Res*, 2023, 102(9): 1022-1030.
- [55] Tuntiwong K, Wangman R, Sritart H, et al. Crack localization detection in monolithic zirconia dental crowns via 1D-convolutional neural networks algorithm-based acoustic emission analysis[C]//2024 10th International Conference on Engineering, Applied Sciences, and Technology (ICEAST). Luang Prabang: IEEE, 2024: 53-56.
- [56] Grymak A, Yang AHX, Li KC, et al. LSTM-based prediction of wear in 3D-printed restorative materials under various methods[J]. *Dent Mater*, 2026, 42(1): 91-99.
- [57] Martin KD, Zimmermann J. Artificial intelligence and its implications for data privacy[J]. *Curr Opin Psychol*, 2024, 58: 101829.
- [58] Warraich HJ, Tazbaz T, Califf RM. FDA perspective on the regulation of artificial intelligence in health care and biomedicine[J]. *JAMA*, 2025, 333(3): 241.
- [59] Yu KH, Healey E, Leong TY, et al. Medical artificial intelligence and human values[J]. *N Engl J Med*, 2024, 390(20): 1895-1904.

(本文编辑 李彩)