科学通报 2026 年 第 71 卷 第 14 期: 3124 ~ 3131
进 展
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

人工智能辅助口腔种植修复的技术革新与临床应用

王怡萱[1,2], 刘晓强[1*]

1. 北京大学口腔医院, 国家口腔医学中心, 国家口腔疾病临床医学研究中心, 口腔生物材料和数字诊疗装备国家工程研究中心, 北京 100081
2. 四川大学华西口腔医院, 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, 成都 610041
* 联系人, E-mail: liuxiaoqiang@bjmu.edu.cn

2025-07-11 收稿, 2025-08-18 修回, 2025-09-08 接受, 2025-09-08 网络版发表
海南省卫生健康科技创新联合项目(WSJK2025MS154)和北京市自然科学基金-海淀原始创新联合基金(L222023)资助

摘要 口腔种植修复作为牙齿缺失的重要治疗方式, 临床上面临术前三维影像判读偏差、术中种植体空间定位失准、术后并发症预警滞后等关键问题, 本文系统阐释人工智能技术(artificial intelligence, AI)如何推动种植修复诊疗范式转型. 在术前规划阶段, 基于深度学习的锥形束计算机断层扫描(cone beam computed tomography, CBCT)影像分析模型可以综合缺牙区标定、骨密度分析、关键解剖结构识别来制定种植体植入方案, 相关模型的准确率较传统方法有显著提高; 术中导航方面, 人工智能参与的动态导航系统可显著减小种植体轴向偏差, 并大幅缩短手术时间; 术后监测环节, 通过双通道深度学习系统, 实现种植体周围炎症分期诊断, 协助医师及时制定治疗维护方案, 改善种植修复的预后. 据此, 本文创新性地提出"智能口腔种植诊疗"概念框架, 为人工智能在口腔种植修复领域的临床应用提供理论依据和技术路径.

关键词 口腔修复, 种植义齿, 人工智能, 智慧医疗, 临床决策

口腔种植修复的核心目标是利用骨整合的种植体实现缺牙区功能与美学重建, 其10年存留率达到96.4%[1], 已成为牙齿缺失的重要修复方式[2]. 然而, 传统的种植修复诊疗体系面临三大临床瓶颈: 首先, 术前影像评估虽能辅助种植治疗规划, 却难以精准预测最终手术与修复效果, 缺乏将规划位置精确转移至手术区域的机制[3]; 其次, 术中自由手植入方式下种植体轴向偏差普遍较大, 诱发种植体颈部骨吸收风险[4]; 另外, 种植体周围炎难以及时发现和干预, 更使得骨整合界面被破坏, 最终可能导致骨整合彻底丧失[5,6]. 这些技术瓶颈与患者对个性化、精准化、微创化的治疗需求存在显著矛盾.

人工智能(artificial intelligence, AI)是指通过计算机系统以最小化人为干预的方式模拟人类智能行为, 旨在创建软硬件系统来执行需要人类智能的任务[7]. 应用于医学领域的AI技术主要包括机器学习(machine learning, ML)、深度学习(deep learning, DL)等[8~10]. 机器学习是一种在给定的数据集中改进学习、预测新数据样本行为的数学算法[11], 其主要目的是从数据中发现模式, 实现分类、回归或聚类等预测任务. AI借助机器学习算法和知识管理技术, 已经推动了疾病诊断、医疗影像分析、基因组学和临床决策支持系统等领域的发展, 并通过与医疗大数据的深度融合, 持续革新传统诊疗模式. 深度学习的概念源于人工神经网络(artificial neural network, ANN)[12], 其核心思想是通过模拟生物神经元间的突触链接和信息传递机制来实现信息处理, 其中的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在图像特征提取和模式识别方面具有独特优势, 特别适用于处理医学影像数据[13]. 此外, 机器人技术(robotics)是与AI交叉融合但又相对独立的技术领域,

引用格式: 王怡萱, 刘晓强. 人工智能辅助口腔种植修复的技术革新与临床应用. 科学通报, 2026, 71: 3124–3131
Wang Y, Liu X. Artificial intelligence applications in implant dentistry: technological innovations and clinical applications (in Chinese). Chin Sci Bull, 2026, 71: 3124–3131, doi: 10.1360/CSB-2025-5072

© 2025《中国科学》杂志社

侧重物理设备的感知、驱动和操作. 在医疗领域, AI技术赋予了机器人更高级别的智能, 同时机器人为AI在物理世界中的感知、交互和执行提供了重要载体. 这种融合推动了智能医疗机器人的发展, 例如护理机器人、手术辅助机器人等[14], 已应用于泌尿外科、妇科、口腔科等临床场景.

AI在医疗健康领域可实现从疾病预防、筛查到诊断治疗的全流程渗透[8]. 在口腔医学领域, 其应用涵盖了导医分诊、口腔癌早期筛查[15]、多模态影像分析[16]、种植预后评估等关键场景[9,16~17], 为传统诊疗范式带来颠覆性变革. 值得注意的是, 尽管AI在种植修复领域展现出解决特定临床问题的潜力, 其成熟应用仍面临转化瓶颈. 本文系统阐释AI辅助口腔种植修复的现状(图1), 剖析其技术原理、临床效能及局限性, 探讨智能化种植新范式的构建逻辑与发展方向, 以期为临床转化与科研攻关提供参考.

1 AI驱动的种植影像感知体系

口腔种植的影像评估和术前规划是决定种植修复远期成功率的核心环节, 而传统依赖医生经验的决策模式面临骨量误判、生物力学评估不准、解剖风险规避不足等挑战. AI技术通过数据驱动、仿真预测、可视化交互的三级递进架构, 突破传统影像分析的局限, 系统性重构了种植规划框架.

1.1 标定三维解剖结构

种植体的三维位置是影响种植修复预后的关键因素之一, 精准的术前规划可显著提高治疗成功率[18]. 三维影像在种植方案设计中至关重要, 但部分年轻医生因缺乏系统的影像学评估培训, 难以高效精准地完成影像解读, 为临床实践带来挑战[19]. AI系统不仅为医生提供了技术支持, 还能减少因工作强度过高、经验不足或疏忽导致的治疗计划偏差, 同时降低额外的时间和精力消耗.

基于CNN的锥形束计算机断层扫描(cone beam computed tomography, CBCT)分析技术, 率先突破二维评估的局限性[20~23]. 在牙齿分割与牙位标定中, 级联卷积神经网络架构展现出显著优势. 北京大学团队开发的三级网络系统[24], 首先通过感兴趣区域(region of interest, ROI)粗定位牙列区域, 再实施精确的实例分割, 最终实现牙位自动标注. 该算法在含复杂修复体的CBCT数据中仍保持88%的平均Dice相似系数(the average Dice similarity coefficient, ADSC). Liu等人[25]引入的分层自监督学习模型与图神经网络技术, 通过构建牙齿间拓扑关系, 实现了缺牙区关键几何参数的自动测量, 并且最大限度地利用了无标注的口腔扫描数据学习牙齿特征, 减少了对人工标注的依赖. 此类技术进步既为种植体定位建立了可靠空间参考系, 又可自动识别邻牙倾斜、对颌牙伸长等干扰因素, 从而为制定个性化综合治疗方案提供依据.

1.2 评估骨密度

骨密度是直接影响种植体初期稳定性的关键生物力学因素, AI技术在骨密度评估方面也取得了重要突破. Xiao等人[26]研发的双通道深度学习模型可直接从原始CBCT影像中分析灰度值和骨小梁纹理特征, 无需医师手动定位. 该技术可精确区分Lekholm-Zarb分级中的D1~D4类骨质, 为种植体选择和手术方案制定提供

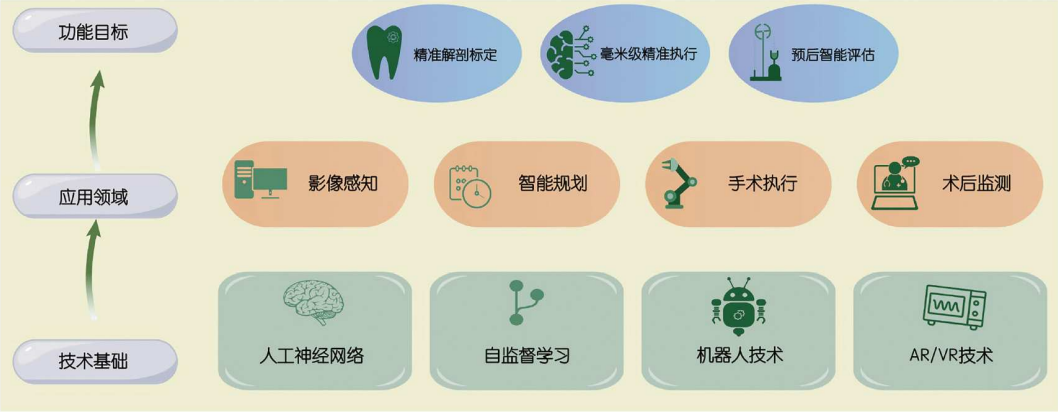


图 1 (网络版彩色)人工智能辅助口腔种植修复的现状(使用BioGDP.com素材制作)
Figure 1 (Color online) Current status of artificial intelligence applications in implant dentistry (created with BioGDP.com)

关键依据. 此外, 基于CNN的自监督学习模型已成功应用于以植入时术者感受到的骨阻力大小为金标准的骨质分类任务中[27], 分类准确率可达95.2%, 分类时间仅需76 ms. 这些进展使得AI系统能够针对不同骨质条件生成个性化方案.

1.3 识别重要解剖结构

关键解剖结构的精准识别直接影响手术安全性, AI技术通过深度学习模型实现超越人眼的检测能力. U-Net模型通过编码-解码结构实现下颌管、上颌窦等关键解剖结构的像素级分割[23]. Ntovas等人[22]采用的算法可高效可靠地进行下颌管影像分割, 未来种植术前规划时, 可使用该系统在下颌管周围生成2 mm的动态安全边界, 当检测到种植体路径侵入该区域时实时预警. 在上颌窦分析方面, Zeng等人[23]开发的目标检测网络可准确识别黏膜增厚(>3 mm)等异常表现, 为上颌窦提升的必要性判断提供量化依据. 临床证实该技术体系使术中神经损伤发生率从4.1%显著降至0.3%, 其实质是将临床经验转化为可量化的数字特征, 为制定决策提供客观依据.

2 基于人机协同的智能手术执行体系

口腔种植手术的实施阶段是决定治疗成功的关键环节, 传统自由手操作依赖医生的经验与空间感知能力, 存在智能规划不足、精准操作难度大、可视化程度低等问题[28,29]. AI技术通过多模态感知、实时决策、精准执行的体系, 将静态的术前规划转化为动态的术中精准操作, 显著提升手术的安全性与效率.

2.1 术前规划智能决策支持

AI技术在术前规划阶段的核心价值在于提供智能决策支持. 通过分析CBCT图像和临床数据, AI能够为手术规划提供科学依据. Sakai等人[30]开发的AI模型可以根据患者的骨质条件和解剖结构, 推荐最优的备洞路径和深度, 从而减少手术风险. 这种术前决策支持系统不仅提高了手术方案的个性化程度, 还为临床医生提供了更科学的决策基准.

2.2 种植机器人精准执行

机器人技术是AI在种植手术领域的重要应用体现. 机器人辅助种植系统(robot-assisted dental implant systems, RAIS)是一项将光学追踪系统(眼)、手术导航定位系统(脑)、机械臂(手)有机整合的技术, 融合了多种人工智能算法[31]. Troccaz等人[32]将应用于医学领域的机器人分为被动机器人、远程操控机器人、半自主机器人、共控制机器人和自主机器人. Huang等人[31]对目前已发表的关于RAIS的文献进行了系统综述, 将该系统与自由手操作、静态导板种植系统、动态导航种植系统进行对比, 发现其在精度上显著优于传统自由手操作, 并略优于静态导板系统与动态导航系统. Xu等人[33]的研究证实了机器人手术在精确度和手术时间上的优势, 尤其是在复杂病例中表现尤为突出. 这些技术不仅提高了手术的准确性, 还显著缩短了手术时间, 有助于减轻患者的术后不适. 种植机器人通过力传感器实时监测手术过程中的骨阻力变化, 未来需要结合AI技术动态调整钻速与压力, 以获得更好的手术精度和初期稳定性.

2.3 增强现实可视化导航

增强现实(augmented reality, AR)和混合现实技术通过术中实时投影三维种植体轴向, 实现解剖结构与虚拟模型的空间融合. Mangano等人[34]提出了一种结合AI和AR技术的种植手术规划方法, 在术前显示虚拟种植体的位置和方向, 未来还有望将虚拟图像与实际手术场景完美融合, 充分提高手术的可视化程度. Fan等人[35]进一步将混合现实导航技术与机器人系统结合, 开发了一种用于颧骨种植的混合现实导航机器人系统, 通过实时反馈手术器械的位置和方向, 帮助医生更精准地完成种植体植入. 这些技术的联合应用不仅提高了手术的精确性, 还增强了医生在手术过程中的信心.

3 AI辅助预后判断

种植修复的成功率是通过存留率、持续稳定性、影像学检测骨吸收和是否存在炎症等来评估的[36], 涉及种植体、软组织、修复体结构与患者满意度等多维度. 失败风险因素包括: 患者因素, 如吸烟习惯、不良口腔卫生、感染、全身性疾病(骨质疏松症、糖尿病)等, 影响骨代谢的药物可能会影响骨再生的进展, 从而影响种植牙的骨整合; 与手术和修复阶段相关的因素, 包括种植体植入位置偏差大、初期稳定性不足、损伤重要解剖结构、修复体密合度差或咬合负载不当等; 种植体的固有特性, 如润湿性、孔隙率、粗糙度, 可能会影响骨整合过程[17]. 由于风险因素的复杂性, 种植修

复预后的传统评估主要依赖临床医生基于定期临床检查和影像学评估的经验性判断，但这些方法往往难以在早期发现潜在问题，且主观性强、效率较低. 因此，开发能够早期预警和精准预测种植预后的工具具有重要的临床意义.

3.1 种植前智能预后判断

AI通过整合临床医疗记录和影像资料，能够在种植体植入前对预后进行判断，从而指导临床医生在早期选择更合适的修复计划. 研究显示, AI对种植体预后的预测准确率范围为70%~99.8%[37~39]，这表明临床医生可以在种植体植入前借助AI获得更精准的预后预测, 从而做出更优化的临床决策.

基于深度学习的生存分析模型正在改变传统预后评估模式. Huang等人[40]开发了整合年龄、性别、吸烟史、血糖、种植体信息等临床参数的多模态深度学习模型，预测种植体5年存留率的接收者工作特征曲线下面积(area under the receiver operating characteristic curve，AUC)达0.89，显著优于传统临床回归模型(AUC=0.72), 为高风险患者的强化随访提供依据.

3.2 种植体周围炎早期诊断

在种植体植入后的长期监测中，AI技术同样发挥重要作用. 通过影像学表现, AI可以判断骨整合情况以及是否存在种植体周围炎，从而协助医师为患者制定后续治疗方案, 改善种植修复的预后. 其中种植体周围炎的早期识别是临床管理的核心挑战. Lee等人[41]提出了基于YOLOv7算法检测种植体周围炎系统, 对识别种植体周围炎的特异性与精确度均达100%，可以帮助临床医生更准确, 更有效地监测患者的病情.

3.3 边缘骨改建动态监测

除早期诊断外，AI在种植远期维护中同样具有独特价值. Vera等人[42]的全自动骨改建分析系统, 在采用了YOLO算法的基础上还创新性地加入了图像理解模型, 在YOLOv3算法成功自动检测到X光片(包括咬合翼片与根尖片)中的种植体后，图像理解模型进行边缘点的精确识别以计算骨质流失, 其性能良好, 线拟合下的*P*值达到0.0106, 可达到临床满意度.

综上，尽管AI在种植预后评估中展现出显著优势，但其现有预测模型仍存在关键局限性：当前主流算法多聚焦于患者基础特征、影像学指标及部分生物标志物，却普遍缺乏对手术实施细节与修复体设计参数的系统性整合. 手术过程中种植体植入的实际偏差、初期稳定性的动态变化，以及修复阶段的修复体边缘适合性、咬合接触关系等关键因素，尚未被有效纳入AI预测框架，导致现有AI模型难以全面捕捉临床实际中的复杂交互作用，可能造成预后预测与真实临床结局存在偏差, 无法完全反映客观治疗效果的全貌, 这也成为未来AI预后模型优化需重点突破的方向.

4 现况问题

AI技术在口腔种植领域的深度整合虽展现出极大潜力，但其临床适配性仍受到数据基础、技术实现、应用转化、认知信任等多重因素的制约.

4.1 数据基础层面

受口腔影像模态异构性(包括CBCT、口内扫描数据、曲面体层片等)与医疗机构数据孤岛效应的双重影响，现有机器学习模型面临跨设备兼容性差、小样本泛化能力不足等根本性缺陷. 尤其值得注意的是, 罕见解剖变异(如上颌窦底形态异常、骨增量术后结构改变)的案例缺失, 进一步导致算法鲁棒性降低[16].

4.2 技术实现层面

尽管多模态影像配准技术通过特征空间映射实现了牙槽骨密度梯度可视化与种植体应力分布的生物力学仿真，且动态导航系统凭借亚毫米级实时追踪显著降低了术者经验依赖性，但种植机器人机械臂的轴向运动约束与六自由度机械臂构型的缺失，使其难以适应后牙区有限空间内三维轨迹调整的需求[29]. 此外, 光学定位系统因反光标记物易受唾液污染及术中组织形变影响, 导致配准精度随时间衰减[43], 未来需要进一步结合AI技术来提升精度.

4.3 应用转化层面

系统集成度不足引发多重现实困境，种植机器人设备体积较大，与现有诊疗空间布局存在兼容性矛盾, 复杂的人机交互界面显著延长术者学习曲线，而术中突发状况(如患者体位移动、冷却水雾干扰)下的应急切换机制缺失，更凸显智能化系统容错机制的脆弱性. 新技术的临床转化通常伴随成本结构的调整. AI的参与有望降低患者远期维护与再治疗的成本，提升诊疗效率，其成本体系具有短期投入增加、长期收益释放

的双重特征，需通过精细化成本控制与长期健康价值导向寻求最优平衡点.

4.4 认知信任层面

深度学习驱动的种植规划算法虽可借助对抗生成网络模拟多方案预后，但其隐层特征的空间语义解耦存在难点，导致关键决策参数缺乏可视化的解释路径. 这种技术黑箱特性与医疗决策对透明性的要求形成本质性冲突，进而可能导致医生在实际应用中对AI算法的信任不足.

5 未来展望

为突破当前AI辅助口腔种植修复的困境，未来可以从多模态数据融合、智能设计与可视化、术中实时导航、术后随访监测、远程医疗革新等方面构建“智能口腔种植诊疗”生态体系(图2).

5.1 多模态数据融合

AI技术在种植修复领域的应用目前分散于各个独立环节，而真正将AI作用发挥到最大化则是多模态数据的融合. 未来, AI应整合影像学、临床记录、生物标志物、基因组学以及患者的生活方式等多模态数据, 突破当前依赖CBCT影像与临床检查的局限, 构建全景式预测模型，在提升术前规划与预后评估精度的同时, 为个性化治疗提供循证依据.

5.2 智能设计与可视化

在精准解剖数据基础上，利用对抗网络与有限元分析协同工作，生成虚拟种植体形态并模拟咬合负载下的应力分布，使AI从被动分析工具升级为主动设计参与者. 通过增强现实与虚拟现实技术, 患者可沉浸式体验不同种植方案对美学与功能的影响，推动治疗决策从医生主导向医患共同决策转型.

5.3 术中实时导航

AI可与AR和混合现实技术紧密结合，通过手术显微镜或AR眼镜提供实时三维导航信息，充分提升操作精度并缩短手术时间. 此外, AI技术还可动态分析手术器械的运动轨迹, 自动校准导航路径以规避风险.

5.4 术后随访监测

AI技术将构建医疗机构及日常生活双场景的动态管理体系. 在医疗机构，AI整合多模态数据，分析识别种植体周炎症、牙槽骨吸收等早期病变；在日常生活



图 2 (网络版彩色)智能口腔种植诊疗概念框架(使用BioGDP.com素材制作)
Figure 2 (Color online) Integrated framework for intelligent dental implant diagnosis and treatment (created with BioGDP.com)

中, 依托轻量化设备实时采集数据, 快速分析口腔健康状态, 提出护理指导和复诊建议, 推动随访从被动复查向主动健康管理转型, 保障种植修复长期稳定.

5.5 远程医疗革新

AI技术可基于互联网与移动终端构建远程诊疗平台. 患者上传口腔影像与临床数据后, AI系统自动生成分级诊断建议, 辅助医生动态调整方案. 智能问答系统同步提供个性化健康指导, 提高患者的自我管理能力.

5.6 医生角色的转变

在口腔种植领域, AI是辅助医生增强能力、优化决策的工具. AI应定位为精准辅助工具而非替代者. 在诊疗全流程中, 医生需发挥主导作用, 包括复核检查结果、解读临床意义、选择最终方案、监督执行过程等. AI时代, 医生应掌握AI原理, 理解算法边界, 主动优化模型; 兼具临床决策与人文关怀, 平衡数据提示与患者整体需求; 从疾病治疗转向终身口腔健康监护; 最终实现医生主导、AI增强的精准医疗新时代.

6 结语

种植体的精准三维定位是实现美学修复效果和理想咬合功能的生物力学基础, 其精度直接影响成功率和长期稳定性, 需通过精准数据采集、个性化方案制定及精准植入等环节严格把控. 基于机器学习的多模态影像分析、动态导航和机器人等智能化技术, 已突破传统经验导向的局限, 在提升种植精度、减少手术创伤及预后判断等方面展现显著价值. 鉴于医学AI技术的容错阈值显著低于工业场景, 在智能种植诊疗全生命周期中, 需构建涵盖算法设计、临床应用及监管层面的三级质量控制体系, 保障数据隐私、模型鲁棒性及与现有医疗规范的兼容性, 最终实现AI技术与口腔种植实践的安全、有效整合, 推动精准医疗发展.

参考文献

1 Howe M S, Keys W, Richards D. Long-term (10-year) dental implant survival: a systematic review and sensitivity meta-analysis. J Dent, 2019, 84: 9–21
2 Pjetursson B E, Heimisdottir K. Dental implants – Are they better than natural teeth? Eur J Oral Sci, 2018, 126: 81–87
3 Tatakis D N, Chien H, Parashis A O, et al. Guided implant surgery risks and their prevention. Periodontol 2000, 2019, 81: 194–208
4 Abduo J, Lau D. Accuracy of static computer-assisted implant placement in long span edentulous area by novice implant clinicians: a cross-sectional *in vitro* study comparing fully-guided, pilot-guided, and freehand implant placement protocols. Clin ImPlant Dent Rel Res, 2021, 23: 361–372
5 Duong H, Roccuzzo A, Stähli A, et al. Oral health-related quality of life of patients rehabilitated with fixed and removable implant-supported dental prostheses. Periodontol 2000, 2022, 88: 201–237
6 Buser D, Sennerby L, De Bruyn H. Modern implant dentistry based on osseointegration: 50 years of progress, current trends and open questions. Periodontol 2000, 2017, 73: 7–21
7 Beam A L, Drazen J M, Kohane I S, et al. Artificial intelligence in medicine. N Engl J Med, 2023, 388: 1220–1221
8 Hamet P, Tremblay J. Artificial intelligence in medicine. Metabolism, 2017, 69: S36–S40
9 Liu H, Zhang R, Xue W. Advances in artificial intelligence applications in oral medicine (in Chinese). China Med News, 2020, 35: 12 [刘洪臣, 张戎, 薛伟. 人工智能在口腔医学中的应用进展. 中华医学信息导报, 2020, 35: 12]
10 Moglia A, Georgiou K, Georgiou E, et al. A systematic review on artificial intelligence in robot-assisted surgery. Int J Surg, 2021, 95: 106151
11 Jordan M I, Mitchell T M. Machine learning: trends, perspectives, and prospects. Science, 2015, 349: 255–260
12 LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. Nature, 2015, 521: 436–444
13 Li Z, Liu F, Yang W, et al. A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 2022, 33: 6999–7019
14 Rimmer L, Howard C, Picca L, et al. The automaton as a surgeon: the future of artificial intelligence in emergency and general surgery. Eur J Trauma Emerg Surg, 2021, 47: 757–762
15 Xu Y, Deng X, Sun Y, et al. Optical imaging in the diagnosis of OPMDs malignant transformation. J Dent Res, 2022, 101: 749–758
16 Kurt Bayrakdar S, Orhan K, Bayrakdar I S, et al. A deep learning approach for dental implant planning in cone-beam computed tomography images. BMC Med Imag, 2021, 21: 86
17 Bornes R S, Montero J, Correia A R M, et al. Use of bioinformatic strategies as a predictive tool in implant-supported oral rehabilitation: a scoping

review. J Prosthet Dent, 2023, 129: 322.e1–322.e8
18 Worthington P, Rubenstein J, Hatcher D C. The role of cone-beam computed tomography in the planning and placement of implants. J Am Dent Assoc, 2010, 141: 19S–24S
19 Stratemann S A, Huang J C, Maki K, et al. Comparison of cone beam computed tomography imaging with physical measures. DentoMaxillofac Radiol, 2008, 37: 80–93
20 Tao B, Yu X, Wang W, et al. A deep learning-based automatic segmentation of zygomatic bones from cone-beam computed tomography images: a proof of concept. J Dent, 2023, 135: 104582
21 Ibraheem W I. Accuracy of artificial intelligence models in dental implant fixture identification and classification from radiographs: a systematic review. Diagnostics, 2024, 14: 806
22 Ntovas P, Marchand L, Finkelman M, et al. Accuracy of artificial intelligence-based segmentation of the mandibular canal in CBCT. Clin Oral ImPlants Res, 2024, 35: 1163–1171
23 Zeng P, Song R, Lin Y, et al. Abnormal maxillary sinus diagnosing on CBCT images via object detection and 'straight-forward' classification deep learning strategy. J Oral Rehabil, 2023, 50: 1465–1480
24 Bo S, Gao C. Tooth segmentation and numbering in cone-beam CT images using convolutional neural networks (in Chinese). Peking Univ J (Med Ed), 2024, 56: 735–740 [薄士仕, 高承志. 基于卷积神经网络实现锥形束CT牙齿分割及牙位标定. 北京大学学报(医学版), 2024, 56: 735–740]
25 Liu Z, He X, Wang H, et al. Hierarchical self-supervised learning for 3D tooth segmentation in intra-oral mesh scans. IEEE Trans Med Imag, 2023, 42: 467–480
26 Xiao Y, Liang Q, Zhou L, et al. Construction of a new automatic grading system for jaw bone mineral density level based on deep learning using cone beam computed tomography. Sci Rep, 2022, 12: 12841
27 Sorkhabi M M, Saadat Khajeh M. Classification of alveolar bone density using 3-D deep convolutional neural network in the cone-beam CT images: a 6-month clinical study. Measurement, 2019, 148: 106945
28 Yang F, Chen J, Cao R, et al. Comparative analysis of dental implant placement accuracy: semi-active robotic versus free-hand techniques: a randomized controlled clinical trial. Clin ImPlant Dent Rel Res, 2024, 26: 1149–1161
29 Younis H, Xu B, Acharya K, et al. Accuracy of robot-assisted implant surgery versus freehand placement: a retrospective clinical study. Int J ImPlant Dent, 2025, 11: 1
30 Sakai T, Li H, Shimada T, et al. Development of artificial intelligence model for supporting implant drilling protocol decision making. J Prosthodont Res, 2023, 67: 360–365
31 Huang S, Wang Z, Li M, et al. Current status and future perspectives of robot-assisted dental implant surgery. Int Dent J, 2025, 75: 1608–1620
32 Troccaz J, Dagnino G, Yang G Z. Frontiers of medical robotics: from concept to systems to clinical translation. Annu Rev Biomed Eng, 2019, 21: 193–218
33 Xu Z, Xiao Y, Zhou L, et al. Accuracy and efficiency of robotic dental implant surgery with different human-robot interactions: an *in vitro* study. J Dent, 2023, 137: 104642
34 Mangano F G, Admakin O, Lerner H, et al. Artificial intelligence and augmented reality for guided implant surgery planning: a proof of concept. J Dent, 2023, 133: 104485
35 Fan X, Feng Y, Tao B, et al. A hybrid robotic system for zygomatic implant placement based on mixed reality navigation. Comput Methods Programs Biomed, 2024, 249: 108156
36 Man Y, Yu H, Wang Z, et al. Clinical evaluation criteria for implant restoration (in Chinese). West China J Stomatol, 2019, 371: 1–6 [满毅, 于海洋, 王佐林, 等. 种植修复临床评价标准. 华西口腔医学杂志, 2019, 37: 1–6]
37 Wu Z, Yu X, Wang F, et al. Application of artificial intelligence in dental implant prognosis: a scoping review. J Dent, 2024, 144: 104924
38 Alqutaibi A Y, Algabri R S, Alamri A S, et al. Advancements of artificial intelligence algorithms in predicting dental implant prognosis from radiographic images: a systematic review. J Prosthet Dent, 2024, doi: 10.1016/j.prosdent.2024.10.036
39 Jang W S, Kim S, Yun P S, et al. Accurate detection for dental implant and peri-implant tissue by transfer learning of faster R-CNN: a diagnostic accuracy study. BMC Oral Health, 2022, 22: 591
40 Huang N, Liu P, Yan Y, et al. Predicting the risk of dental implant loss using deep learning. J Clinic Periodontol, 2022, 49: 872–883
41 Lee W F, Day M Y, Fang C Y, et al. Establishing a novel deep learning model for detecting peri-implantitis. J Dent Sci, 2024, 19: 1165–1173
42 Vera M, Gómez-Silva M J, Vera V, et al. Artificial intelligence techniques for automatic detection of peri-implant marginal bone remodeling in intraoral radiographs. J Digit Imag, 2023, 36: 2259–2277
43 Xu Z, Zhou L, Han B, et al. Accuracy of dental implant placement using different dynamic navigation and robotic systems: an *in vitro* study. npj Digit Med, 2024, 7: 182

Summary for “人工智能辅助口腔种植修复的技术革新与临床应用”

Artificial intelligence applications in implant dentistry: technological innovations and clinical applications

Yixuan Wang[1] & Xiaoqiang Liu[1*]

[1] *Peking University School and Hospital of Stomatology, National Center for Stomatology, National Clinical Research Center for Oral Diseases, National Engineering Research Center of Oral Biomaterials and Digital Medical Devices, Beijing 100081, China*
[2] *West China Hospital of Stomatology, State Key Laboratory of Oral Diseases, National Center for Stomatology, National Clinical Research Center for Oral Diseases, Sichuan University, Chengdu 610041, China*
* Corresponding author, E-mail: liuxiaoqiang@bjmu.edu.cn

Oral implant restoration is one of the preferred treatment options for tooth loss and edentulism. It has significant advantages in restoring masticatory function, improving oral aesthetics, and maintaining the structural integrity of the jawbone. However, this technology still faces many key challenges in clinical application. Preoperatively, it relies on three dimensional (3D) imaging, such as cone beam computed tomography (CBCT) for diagnosis and planning, which are prone to subjectivity and can result in deviations in implant design due to insufficient quantitative analysis. Intraoperatively, even with the use of surgical guides, discrepancies in implant position, angle, and depth may occur due to operator error, limited visibility, or patient-specific anatomical variation. Postoperatively, long-term treatment outcomes may be compromised by inadequate monitoring and delayed detection of complications, particularly the early signs of peri-implantitis, which are often difficult to identify.

Recent advances in artificial intelligence (AI) have driven a shift toward more precise, standardized, and intelligent approaches to oral implant restoration. During preoperative planning, deep learning-based CBCT image analysis models enable automatic identification of missing tooth regions, accurate quantification of bone volume and density, and 3D reconstruction of critical anatomical structures, such as the mandibular nerve canal and the maxillary sinus floor. Compared to conventional methods reliant on clinical experience, these models represent a qualitative leap in both efficiency and diagnostic accuracy.

In surgical navigation, dynamic navigation systems integrating AI algorithms can precisely match preoperative planning data using real-time visual information during surgery. At the same time, spatial registration and motion tracking enable immediate feedback, allowing surgeons to correct movements rapidly. Clinical studies have shown that such systems allow stable control of the axial deviation of implants, significantly shorten operation times, minimize pain, and reduce surgical risk.

AI also demonstrates significant value during postoperative monitoring and management. For example, dual-channel deep learning systems that integrate image and radiograph analysis enable early detection and precise staging of peri-implant tissue inflammation, including quantitative evaluation of bone resorption. These capabilities support the proactive development of intervention and maintenance strategies, ultimately enhancing long-term patient outcomes.

However, challenges remain. One way to address them is to develop an integrated framework for intelligent dental implant diagnosis and treatment. This framework could incorporate multimodal data fusion to enhance diagnostic comprehensiveness, intelligent design and visualization technologies to improve planning precision, and intraoperative real-time navigation systems to increase surgical safety. It should also include mechanisms for regular follow-up monitoring to ensure long-term implant stability, innovative telemedicine models to broaden access to high-quality care, and a redefinition of clinicians’ roles to align with the evolving intelligent treatment workflow.

prosthodontics, dental implant, artificial intelligence, smart healthcare, clinical decision-making

doi: 10.1360/CSB-2025-5072