

• 专题研究:数智口腔 •

## 人工智能在口腔种植修复中的研究进展、应用与挑战

赵 鹏<sup>1</sup>, 刘雯丽<sup>2</sup>, 祝非凡<sup>2</sup>, 吐玛尔·赛力汗<sup>2</sup>, 周宇涛<sup>2</sup>, 段翔耀<sup>2</sup>, 姚 忆<sup>2</sup>, 禹旻旻<sup>2</sup>, 阿迪力·买买提吐尔逊<sup>2</sup>, 章伟芳<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>浙江大学医学院附属口腔医院数字化中心, 浙江大学口腔医学院, 浙江省口腔疾病临床医学研究中心, 浙江省口腔生物医学研究重点实验室, 浙江大学癌症研究院, 口腔生物材料与器械浙江省工程研究中心, 浙江 杭州 310016; <sup>2</sup>浙江大学医学院, 浙江 杭州 310058

**[摘要]** 21世纪是数智化时代, 人工智能(artificial intelligence, AI)在社会各个领域深度融入和迅速崛起, 而口腔种植修复也在AI的辅助和催化下向着高效、精准、微创、仿生的方向快速发展。AI不仅已经渗入到种植修复的全流程, 而且也参与到口腔种植修复相关研究中来。在未来, AI将改变现有的口腔种植修复医疗模式, 具有极大的发展潜力。因此, 文章就AI在口腔种植修复各环节中的研究进展、应用现状等方面进行归纳和总结, 并对不足及未来挑战作出展望。

**[关键词]** 人工智能; 机器学习; 深度学习; 口腔种植修复

**[中图分类号]** R783

**[文献标志码]** A

**[文章编号]** 1007-4368(2025)12-1709-10

**doi:** 10.7655/NYDXBNSN250650

## Artificial intelligence in the whole process of implant prosthodontics: research progress, application and challenges

ZHAO Juan<sup>1</sup>, LIU Wenli<sup>2</sup>, ZHU Feifan<sup>2</sup>, TUMAER Sailihan<sup>2</sup>, ZHOU Yutao<sup>2</sup>, DUAN Xiangyao<sup>2</sup>, YAO Yi<sup>2</sup>, YU Jiongmin<sup>2</sup>, ADIL Maimaitituexun<sup>2</sup>, ZHANG Weifang<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Digital Dentistry Center, Stomatology Hospital, School of Stomatology, Zhejiang University School of Medicine, Zhejiang Provincial Clinical Research Center for Oral Diseases, Key Laboratory of Oral Biomedical Research of Zhejiang Province, Cancer Center of Zhejiang University, Engineering Research Center of Oral Biomaterials and Devices of Zhejiang Province, Hangzhou 310016; <sup>2</sup>School of Medicine, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

**[Abstract]** Artificial intelligence (AI) is the “fourth industrial revolution” of human society, and dental implants have become the “third set of teeth” for humans. The 21st century is an era of digitization and AI, characterized by the deep integration and robust rise of AI in various fields of society. Implant prosthodontics is also rapidly developing towards high efficiency, precision, minimally invasive, and biomimetic direction with the assistance and acceleration of AI. In the future, AI will change the practice mode of implant prosthodontics and bring it to an extraordinary level. This article aims to review the research progress and application status of AI in various aspects of oral implant prosthodontics, and to make prospects for the shortcomings and future challenges.

**[Key words]** artificial intelligence; machine learning; deep learning; implant prosthodontics

[J Nanjing Med Univ, 2025, 45(12): 1709-1718]

数字化和人工智能(artificial intelligence, AI)

**[基金项目]** 浙江省“尖兵”“领雁”研发攻关计划资助项目(2023C03072)

\*通信作者(Corresponding author), E-mail: chzwf@zju.edu.cn (ORCID: 0000-0002-0769-3749)

是当今众多领域的热门话题, 医学领域也不例外。21世纪以来, 借助大数据的指数级增长、计算机计算能力的极大进步、深度学习与神经网络的出现、机器感知技术的发展<sup>[1]</sup>, AI迎来了迅速崛起, 被称为“第四次工业革命”<sup>[2]</sup>, 同时也将医学研究和临床实

践推至前所未有的新高度。

AI是一门通过复杂计算,让计算机理解和模拟人类智能行为的学科<sup>[3]</sup>。它具有很强的理论基础,在医学领域中最受关注的是机器学习(machine learning, ML)。ML是使用算法来解析训练数据,总结数据特征,不断训练模型理解数据样本的深层逻辑,进而用得到的模型对实际问题(新数据)作出决策<sup>[3]</sup>。深度学习(deep learning, DL)是ML的一种,它使用深度神经网络模型来模拟人类大脑结构和功能,进而完成对数据的处理<sup>[4]</sup>。

种植修复不用损伤邻牙便可为患者提供与天然牙在固位、形态、功能及美观方面相似的修复效果,且长期稳定好,改变了传统的缺牙修复模式<sup>[5]</sup>,被称为“人类的第3副牙齿”。但种植病例的多样性、手术技术的敏感性、预后的复杂性都推动着种植修复医生和相关研究人员尽可能提供高效、精准、微创、仿生的策略,AI恰好具有上述优势。

AI在口腔种植影像学方面起步最早、发展最成熟<sup>[6]</sup>,目前已贯穿种植修复的术前、术中、术后全流程,比如术前阶段的综合风险评估、临床决策、影像学解剖结构识别与分割、多模态数据拟合、虚拟手术设计,术中阶段的优化静态手术导板、自动化种植机器人,术后阶段的预后评价、修复体设计制作、选色、术后影像识别分析等,另外AI也参与到口腔种植材料研发、种植体外形设计、生物力学、种植工具设计及选择等研究中<sup>[4,7]</sup>。因此,文章以临床流程为主线,总结AI在口腔种植修复学领域的研究进展、应用,分析不足,展望未来。

## 1 AI在种植修复术前阶段的研究与应用

种植手术前需要对患者的全身性疾病史、用药史、口腔颌面部软硬组织、咬合情况进行综合性评价,以“患者为中心”的治疗理念,评估种植治疗的风险,临床决策是否采用种植治疗,制定以修复为导向的种植手术规划。

### 1.1 术前预后预测及风险评估

口腔种植成功率受到多因素的影响,包括口内状况、生活方式、种植区的解剖结构状况、是否骨移植、种植体周围骨水平及上部修复结构特点等<sup>[4]</sup>。单一因素回顾性研究的累积始终不足以反映出多因素的综合影响。Liu等<sup>[8]</sup>采用多种监督学习技术,包括支持向量机(support vector machine, SVM)、决策树(decision tree, DT)、Logistic回归(logistic regression, LR)、人工神经网络(artificial neural network, ANN)

等,基于人类统计学及临床回顾性数据构建了口腔种植成功率的AI预测模型,分析8大类20个参数对种植体预后的影响,发现种植系统和修复方案是重要影响因素。Lyakhov等<sup>[9]</sup>根据患者的各项病史数据建立了浅层神经网络模型,能够准确从病历中提取相关信息,预测术前单颗植牙的成功率。Papan-tonopoulos等<sup>[10]</sup>采用多维展开引导(multidimensional unfolding)的k均值聚类法(k-means method)对种植体进行聚类,使用主成分分析(principal component analysis, PCA)和SVM技术,预测了不同种植体“表型”对种植体周骨吸收的影响,得出牙齿数量、全口牙菌斑评分、种植体表面、牙周炎严重程度、年龄和糖尿病等6项参数对种植体周骨水平有显著影响。Huang等<sup>[11]</sup>采用术前锥形束计算机断层扫描(cone beam computed tomography, CBCT)影像建立了DL模型,基于临床特征建立了LR模型,再将二者融合形成联合模型,采用这3种AI模型预测植牙5年内脱落风险,结果显示影像DL模型的预测能力明显高于临床LR模型,但联合模型的预测效果最好,准确率达90%。

患者的全身性用药可能会降低口腔种植手术成功率,比如双膦酸盐类药物。采用系统性评价可以回顾性评估某种特定药物对骨结合的影响,但当综合性评估所有已知药物对骨结合的潜在影响及其他复杂问题时,所需使用的证据映射方法基于大数据,人工工作量巨大。Mahri等<sup>[12]</sup>基于SVM算法研发出AI模型,该模型自动检索了599 604篇文献,筛选出281篇相关文献,总结出对种植体骨结合有影响的31种全身性药物,准确率高达95%,与手动筛查相比,工作量减少了93%,筛选结果自动可视化为证据映射图像。该模型可以随着新药物的研发应用而实时更新筛选结果,因此有助于避免因用药知识盲区造成的误诊、漏诊,降低临床风险,提升种植成功率。

### 1.2 口腔影像中重要解剖结构的识别、分割

口腔影像数据对各种口腔疾病的临床预防、诊疗至关重要。在口腔种植修复领域,曲面断层片、根尖片、CBCT等影像有助于临床医师更好地判断患者口腔组织形态,确保种植体植入空间和修复空间充足,避免损伤邻牙、上颌窦、上下颌骨重要血管和神经,实现“以修复为导向”的治疗目标。但口腔影像数据的人工判读依赖医师的临床经验,而且人工识别、分割、虚拟设计的过程比较繁琐。以DL为代表的AI技术可以对口腔影像数据中的组织形态、

空间位置和健康状况进行智能识别和分割。

### 1.2.1 牙的识别及分割

Choi等<sup>[13]</sup>基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的EfficientDet模型搭建深度学习网络,在恒牙列曲面断层片中,智能识别、分割健康牙、修复体、根管治疗后患牙和修复体的正确率分别为99.1%、80.6%、81.2%和96.8%,该模型对于牙列拥挤和图像模糊的区域也能得到较高精度。Xu等<sup>[14]</sup>基于U-Net算法增加了曲面断层片中乳牙列和混合牙列中的牙的测量。Li等<sup>[15]</sup>通过改进深度学习YOLO网络提出了一种新的DMAF-Net模型,增加了对曲面断层片中阻生牙的自动检测,模型平均准确率为92.7%。

与根尖片、曲面断层片相比,CBCT中三维图像的识别与分割更为复杂,因为三维数据往往具有不规则的结构,无法用经典的二维矩阵直接操作,需要将三维数据先转换为多视角二维图像,经CNN处理之后,再组合成三维图像,从而分割CBCT中的牙齿及骨组织<sup>[16-22]</sup>。Miki等<sup>[22]</sup>利用基于AlexNet架构的CNN,实现CBCT中7个类别的牙齿自动识别。Jang等<sup>[16]</sup>提出了一种分层多步骤模型对CBCT中的牙齿进行分类、识别和分割,Dice相似系数为94.79%。针对金属修复体或植入物伪影影响识别和分割效果的问题,Lee等<sup>[23]</sup>提出了一种基于U-Net的U型架构,提高了在射线伪影等噪声干扰下,CBCT中牙齿分割效果。另外,针对使用二维CNN进行三维图像处理会导致三维空间信息丢失的问题,Cui等<sup>[17]</sup>提出了基于3D Mask R-CNN的ToothNet架构,实现了CBCT中牙齿分割准确率92.3%。一项2024年发表的Meta分析显示,AI模型识别分割CBCT中下颌及上颌缺失牙位的准确性分别是96%和83%,这可能受上颌骨合并鼻腔、上颌窦等结构的复杂性影响<sup>[24]</sup>。

### 1.2.2 缺牙区骨组织的识别、分割以及骨量评估

上下颌牙槽骨的高度和宽度的测量对于设计种植体的尺寸、形态和材质至关重要。人工测量很容易因操作者经验、技术和主观性的变化而出现偏差,稳定性较差,效率偏低<sup>[24]</sup>。Kurt等<sup>[25]</sup>使用深度CNN模型Diagnocat对CBCT中缺牙区牙槽骨高度和厚度进行自动测量,与人工测量结果对比显示,在高度测量中,AI和人工测量在下颌骨前磨牙区域以及上颌骨前磨牙和磨牙区域差异无统计学意义,而在厚度测量中,AI和人工测量在所有区域均存在统计学显著差异。此后,Widiasri等<sup>[26]</sup>研发出自动

检测下颌牙槽骨骨高度、骨宽度和下颌神经管的Dental-YOLO模型,Dental-YOLO是YOLO4的高效版本,具有高低双尺度特征图,检测平均精度达99.64%,效率比YOLO4快8倍,准确度与手动测量差异无统计学意义。

考虑到前牙种植修复的美学需求,Lin等<sup>[27]</sup>对前牙区牙根矢状向倾斜角度的AI评估进行了研究,采用5种CNN模型进行“端对端”弱监督训练,以未加任何额外标注的原始图像及角度标签作为训练对象,输入选定的CNN中进行模型训练及参数优化,并模拟人脑视觉处理中对感兴趣区域的关注,采取类激活映射等权重可视化方法解释模型热区,成功构建牙根倾斜度AI预测工具,经过算法级及数据级的结果评价,证实模型的有效性及其精确性,最终实现高精度输出CBCT矢状截面上前牙牙根倾斜度指标的目标。这个模型的效率很高,识别每幅CBCT图像只需0.001 s,无需人工分割和标记即可循序准确识别和测量,大大减轻了临床医师的工作量。

### 1.2.3 种植相关重要颌骨解剖的识别与分割

上下颌骨的识别与分割是种植手术虚拟设计的关键一步,目前这一步可以高效地借助多种AI模型实现<sup>[28-32]</sup>。

上颌窦是上颌后牙区种植术中的重要结构。若窦槽距较小,临床上常使用上颌窦底提升术来提高可用骨量,确保种植成功。目前,许多研究致力于开发AI算法自动分割和重建上颌窦形态。Choi等<sup>[33]</sup>使用CNN U-Net开发了用于CBCT上颌窦分割的模型,通过加入后处理提高了模糊上颌窦影像的分割准确性,Dice相似系数(dice similarity coefficient, DSC)可达到0.909 9。Morgan等<sup>[34]</sup>使用两步3D U-Net架构,即先以低分辨率进行上颌窦大致分割,再将所获数据进行全分辨率分割和组合,DSC提高至0.985<sup>[19]</sup>。

下颌种植术中,若种植体过深或位置过于接近下颌神经管,可能会压迫或损伤下颌神经,导致麻木、疼痛等神经损伤症状。因此,种植手术前需进行精确的影像学评估,以帮助确定神经管的确切位置,避免种植体与神经管发生不良接触。Ni等<sup>[35]</sup>基于2D U-Net提取CBCT影像中下颌神经管的相关区域和全局分割,进一步使用3D U-Net分割细化。Lin等<sup>[36]</sup>提出了双阶段3D U-Net模型分割CBCT影像中的下颌神经管,平均DSC达0.875。Usman等<sup>[37]</sup>采用一种基于直方图的新型动态窗口框架,增强CBCT中下颌神经管的可视性,使用深度监督注意力U-Net

初步分割出含下颌神经管在内的颌骨区域,再以多尺度输入残差U-Net构架进行下颌神经管的精细分割,经过公共数据集测试显示,这一技术达到临床可接受水平。

#### 1.2.4 缺牙区软组织的识别

种植体周有足够宽度的角化龈和适当的软组织厚度对于种植修复的长期预后非常重要。Brandenburg等<sup>[38]</sup>采用统计形状模型(statistical shape model, SSM)对牙列石膏模型上的膜龈联合交接线进行了智能识别,并与直接口扫数据进行了对比,两者在上颌及下颌的误差大小分别为1.06 mm和0.81 mm,说明SSM对于石膏模型软组织分析是一种高效智能的方法,适宜普及到基层医疗机构。Yang等<sup>[39]</sup>采用U-Net算法将CBCT的DICOM数据和口扫的STL数据拟合在一起,在距离游离龈缘4 mm之处测量了拟合数据剖面上的牙龈厚度,与传统针刺测量法相比,差异无统计学意义,说明AI测量牙龈厚度的方法高效而无创。

#### 1.3 口扫数据的牙齿分割及其与CBCT的拟合

数字化口内扫描可以直接获取口内软硬组织的三维形态以及咬合关系,用于修复体数字化设计、正畸矫治器设计等用途。数字化口内扫描数据和CBCT数据配准拟合后,可以用于种植手术规划和种植导板设计。Liu等<sup>[40]</sup>建立了口内扫描数据的自监督学习框架STNet,既减少了临床医生标注工作量,又明显提高了三维牙齿自动分割性能<sup>[40]</sup>。Kim等<sup>[41]</sup>利用AI技术实现了CBCT及口内扫描数据自动快速配准融合,显著缩短种植手术规划时间,提高医生工作效率。Algarba等<sup>[42]</sup>比较了AI配准口扫数据和CBCT数据的效率,发现AI配准方法耗时最短(51.4 s),显著优于人工配准(840 s)和半AI配准方法(274.7 s)。

目前,AI在种植修复术前阶段的研究与应用达到了临床决策辅助的水平,但仍需要人工主导综合判断。AI在口腔种植影像学方面起步最早、发展最成熟,涉及解剖结构识别、智能分割、自动化监测、辅助诊断,而且可以高效实现口扫数据与CBCT数据的智能拟合,但解剖结构的智能识别分割与种植手术智能规划的衔接上仍存在差距,口扫、CBCT与术前其他多模态数据的配准拟合仍有待进一步研发。

## 2 AI在种植修复术中阶段的研究与应用

### 2.1 优化种植手术导板

种植手术导板有助于实现以修复为导向的治

疗目标,提升种植手术的微创、精准以及可预期性,它是基于CBCT和口扫拟合数据进行虚拟排牙、虚拟种植规划,进而选择配套的手术工具箱和导环,设计并三维打印而成。Mangano等<sup>[43]</sup>采用云端AI软件Virtual Patient Creator,10~15 min即可实现CBCT数据与口扫数据的自动拟合及数据分割,然后导出位于同一坐标系的一系列STL数据,包括颌骨(来自CBCT)、牙-牙龈结构(来自口扫)、牙(来自CBCT与口扫的拟合数据)、下颌神经管和上颌窦等重要解剖结构(来自CBCT),将这一系列数据导入虚拟现实(augmented reality, AR)应用程序Holodentist及其配套AR头戴装置HoloLens 2,在AR场景中调用软件中的种植体、扫描杆等数据实现AR虚拟种植,确定虚拟种植效果后,再将相应的种植体三维位置数据及牙-牙龈-颌骨数据导出、导入到开源设计软件Meshmixer中完成静态种植导板的设计,3D打印制作导板,辅助实际种植手术。

Brandenburg等<sup>[44-45]</sup>采用SSM,从CBCT与模型扫描拟合数据逆向计算出牙冠原有牙根的位置,辅助co-DiagnostiX种植导板设计软件完成导板设计,这种方法在后牙区有良好的效果,但在前牙区,由于种植体和天然牙根与牙冠的位置关系不同,因此效果欠佳。针对种植导板制作流程中的误差问题,Türker等<sup>[46]</sup>训练了一种ANN网络模型用于SLA导板的精度分析。

一项针对现有种植导板设计软件的调查研究显示,大多数导板设计软件采用手动或半自动化方法进行种植规划,只有少数软件实现了不同程度的智能化<sup>[47]</sup>。例如,虽然Atomica.ai、BlueSkyPlan、Co-DiagnostiX、DTX Studio Clinic和Romexis都可以自动配准CBCT和口内扫描,但后四者是智能分割解剖标志并配准,Atomica.ai和DTX Studio Clinic可以全自动数字化排牙,而其他程序则是手动和半自动化排牙,SICAT具有全自动化手术导板设计功能,Smop提供云端服务。因此,在导板设计软件的选择和使用中,需要注意自动化和智能化的差别。

### 2.2 自主式种植机器人

口腔种植机器人技术是由AI、ML、传感器和数据处理等多种高新技术结合而成的复杂智能系统,其理论基础包括数学模型(用于描述机器人的形状、方向和运动)、运动轨迹规划(根据数学模型计算机器人的运动轨迹)和控制策略(如力反馈控制等)<sup>[48]</sup>,旨在克服自由手种植依赖医师主观经验及手控操作的精度偏差等缺陷。口腔种植机器人主

要分为主从式种植机器人和自主式种植机器人。其中,2017年我国学者开发出的自主式种植手术机器人系统(autonomous dental implant robotic system, ADIR)能够基于种植手术及进出口路径规划,自主完成口腔种植术大部分操作,并且可以根据视觉反馈信息实时调整手术操作<sup>[4]</sup>。机器视觉利用计算机模拟人类视觉功能,自主提取图像信息并加以理解,用于识别、测量和控制。ADIR系统综合利用机器视觉、动态跟踪等技术,手术准确性优于数字化静态导板对照组<sup>[4]</sup>。Cao等<sup>[49]</sup>研发了穿颧种植手术机器人系统,结合CBCT关键解剖结构的智能分割、精准手术路径规划及穿颧机器人控制系统的多重优势,显著提升了手术效率和精准度。

### 2.3 种植工具的设计及钻速选择

Xiao等<sup>[50]</sup>以DL模型对CBCT中下颌骨骨密度进行自动分类,从而为种植手术的术前规划和术中备洞过程中调整钻孔速度和工具提供参考。Sakai等<sup>[51]</sup>开发了基于LeNet-5的AI模型,用于根据术前CBCT数据自动规划种植手术备洞过程中的钻针方案,这个AI模型也有利于开发决策支持系统,保证种植体初期稳定性。

目前,AI在种植静态导板、种植机器人等方面的应用尚没有实现全程数智化、完全“类脑智能化”,种植手术的规划需要专家人工介入,全流程中需要多个软件介入,精度等方面的临床验证尚有待进一步开展。

## 3 AI在种植修复术后阶段的研究与应用

### 3.1 种植术后影像学预后评估、种植体系鉴别及机械并发症识别

#### 3.1.1 种植体周边缘骨吸收的早期诊断

影像学中种植体周边缘骨吸收的早期诊断是种植体周围炎防治的关键,采用AI辅助诊断,可极大程度上降低早期诊断对医师经验的严重依赖,降低漏诊率和误诊率,也有利于年轻医师的培养。Liu等<sup>[52]</sup>研发了一个Faster区域卷积神经网络(region-based convolutional neural network, R-CNN)模型,评估根尖片中种植体周边缘骨丢失,达到了与住院医师相当的准确性,有助于种植体预后的自动化诊断。Cha等<sup>[53]</sup>构建了基于根尖片的CNN模型,可以自动识别种植体骨边缘位置、种植体肩部及尖部的标志点,自动计算边缘骨吸收占种植体全长的百分比,并以此对骨吸收严重程度进行分类,有效帮助医生判断种植体预后。

#### 3.1.2 种植术后的预后预测

Oh等<sup>[54]</sup>采用7种不同的DL模型分析种植术后即刻的根尖片或曲面断层片,预测种植体周骨整合情况,为临床提供了一个快速直接的评估工具。Ha等<sup>[55]</sup>采用两种ML算法(DT及SVM)发现种植体近远中向位置对于种植体术后预后非常重要的影响。Zhang等<sup>[56]</sup>构建了融合根尖周和全景图像的CNN预测模型来预测种植体失败,准确率为87%,有助于临床医生在潜在种植体失败的情况下进行早期干预。Zhang等<sup>[57]</sup>探讨基于小梁微结构参数的ML算法预测严重种植体周边缘骨吸收发生的可能性,发现在功能负荷的早期阶段,严重病例的种植体周牙槽骨结构模型指数和小梁模式因子显著增加,而SVM、ANN、LR和随机森林(random forest, RF)4种AI模型中,SVM预测效果最佳,其后依次是ANN、LR、RF。

#### 3.1.3 种植体折裂的智能诊断

种植体折裂是种植机械并发症之一。Lee等<sup>[58]</sup>分别采用了3种深度神经网络(VGGNet-19、Inception-v3架构和ADCNN),在全景和根尖片中识别种植体的断裂,其中ADCNN模型显示出最高的监测和分类准确性。但由于种植体折裂发生率较低,该研究的数据集较小(来自于2家医院的194张种植体折裂影像学资料),因此还需要更多数据来探索其可靠性。

#### 3.1.4 种植体系统判断

考虑到种植修复长期维护及患者就诊地点变换的可能,准确识别口腔影像资料中的种植系统非常重要。因为全球的种植系统种类繁多,利用AI模型学习影像学资料中各类种植系统的特征,实现对种植系统的自动识别和分类,是较人工识别更为高效精准的方式。Tiryaki等<sup>[59]</sup>使用5种CNN模型从曲面断层片中确定种植体的品牌和角度,其中VGG-19模型的准确率最高(98.3%)。一项研究表明,DL系统对种植体分类的准确率高于大多数参与医生的准确率<sup>[60]</sup>。Kong等<sup>[61]</sup>使用YOLOV5识别曲面断层片中的种植体系统,冠部、中间和根尖1/3的平均精度分别为0.931、0.984和0.884,模型的平均精度因算法类型、图像处理过程和详细的种植体设计而异。Park等<sup>[62]</sup>使用大规模多中心数据集评估了ResNet-50对各种类型牙种植体系统进行识别和分类的效果,发现DL的分类准确率明显优于专业或非专业牙科专业人员。然而,这些研究并未使用大型数据库进行训练。在检测各种

牙种植系统方面,仍需要进行更多研究来提高其准确性。

### 3.2 种植修复体设计制作

虽然目前CAD/CAM技术制作修复体的效率较高且被广泛使用,但其生成的牙冠是标准牙冠,缺乏个性化解剖特征,试戴后需要大量的调改,椅旁操作时间较长。Tian等<sup>[63]</sup>研发了二阶段生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)修复牙冠形态的DCPR-GAN(dental crown prosthesis restoration)技术,第1阶段以条件性GAN(conditional GAN, CGAN),学习缺陷牙与目标牙冠之间的内在关系,可以解决咬合关系修复的问题;在第2阶段,通过咬合沟解析网络(an occlusal groove parsing network, GroNet)和咬合指纹约束(an occlusal fingerprint constraint)来进一步改进CGAN,以强制生成器细化咬合面的功能形态,从而使设计的牙冠具有足够的解剖形态和更高的临床适用性。

为了对比全冠AI设计和手动CAD设计,有很多学者做了流行病学研究。Cho等<sup>[64-65]</sup>对比了两种DL模型和常规数字化设计牙冠的质量(牙齿形态、内部密合性、咬合和邻面接触关系等),结果显示DL设计制作的修复体结果更优,临床调改量最少。Lerner等<sup>[66]</sup>采用AI辅助进行种植体支持的氧化锆全冠设计及制作,其中基台边缘线的识别由AI完成,其余设计由牙科设计软件完成,该研究对90个患者106个氧化锆单冠进行了3年回顾性研究,结果显示这些氧化锆单冠在边缘适合性、邻接、咬合以及美观方面都达到临床满意,存留率和成功率分别达到了99.0%和91.3%。

### 3.3 AI辅助修复体选色

Shetty等<sup>[67]</sup>的系统性综述中,检索了2008—2023年3月有关AI辅助修复体选色的文献,最终纳入15篇文献,这些文献中采用的AI算法包括模糊逻辑(fuzzy logic)、遗传算法结合反向传播神经网络(a genetic algorithm with back-propagation neural network)、反向传播神经网络(back propagation neural networks)、CNN、ANN、SVM、K近邻结合决策树与随机森林(K-nearest neighbor with decision tree and random forest)、YOLO算法(You Only Look Once-YOLO)等。其中,对于白榴石基牙科陶瓷的AI选色,DT回归模型准确率最高(99.7%),其次是模糊决策法(99.62%)和交叉验证支持向量机(97%),而AI辅助修复体选色可以整合在手机APP中,具有便携、远程、降低就医成本等优势<sup>[67]</sup>。

## 4 其他相关研究

### 4.1 AI辅助种植修复领域的生物力学研究

种植体外形影响咬合力的传递,不均匀的应力分布可能导致骨组织吸收,影响种植体的稳定性和长期成功。临床上通常采用三维有限元分析法(finite element analysis, FEA)来评估种植体尺寸形态对骨组织的负荷,但FEA耗时费力,计算成本高。AI与FEA结合可以提高参数优化、计算效率和减少分析时间<sup>[68]</sup>。Zaw等<sup>[69]</sup>开发了一种基于约化基法和神经网络(reduced basis method-neural network, RMB-NN)的快速反分析法模型,模拟计算牙种植体-骨界面的弹性模量,计算效率显著提升,花费时间较FEA减少近60万倍。

### 4.2 AI辅助种植体外形设计及加工

Roy等<sup>[70]</sup>使用ANN结合遗传算法(genetic algorithm, GA)替代FEA进行计算,即通过学习不同材料的属性、生物相容性、寿命等数据,基于影像资料分析所得的骨结构特征,预测钛合金牙科植入体的最优尺寸和最佳孔隙率,从而获得最有利于骨结合的个性化治疗方案。

从种植体-骨界面应力角度,虽然种植体加工生产过程中不可避免误差(设计变量)累积,但生产工艺的总体精度需保证,为此需采用不确定性优化策略,基于FEA进行全局灵敏度分析(global sensitivity analysis, GSA),将不同的生产精度分配给不同的设计变量,实现在总体品控精度一定的前提下节省种植体生产成本。Li等<sup>[71]</sup>提出以基于SVM的支持向量回归模型(support vector regression, SVR),代替GSA中的FEA,降低计算成本和制造成本,优化了种植体的设计变量,种植体-骨界面应力减少36.6%,该方法可推广至其他类型的生物植入体优化领域。

### 4.3 AI辅助种植材料研发

Li等<sup>[72]</sup>通过DL构建了骨科植入物-成骨分化网络(OIODNet),利用细胞早期形态与碱性磷酸酶活性值,提供了一种高通量、高精度的成骨能力预测方法,为高效筛选植入物表面性能提供了创新工具。

## 5 不足与展望

虽然AI在口腔种植修复领域中展示了显著的潜力和优势,但仍面临着许多挑战和问题,包括缺乏标准化协议和数据集,成像模式和图像质量的异质性,训练AI模型的资源密集性,“数据孤岛”“黑

箱”问题,模型泛化能力不足,缺乏大规模临床验证,医师对AI认知水平差异,AI软件及技术的低普及率,信息安全,伦理问题等。AI也尚未具备人脑的综合分析和信息关联的能力,可以作为临床决策的辅助,但仍需要人工主导综合判断。在人与人互动,特别是医患交流方面,计算机语言仍难以完全替代人类语言。

因此,为了适应口腔种植修复领域的发展,AI应从数据端探索数据融合和增强策略,从算法端探索半监督/弱监督/无监督学习框架,研发少标注/无标注大数据学习模型,利用数据脱敏、不可逆信息转化等技术,实现数据安全及患者隐私保护,开展前瞻性多中心研究进行模型训练,提高准确度。未来,随着电子健康记录和多模态大数据的发展,多模态数据拟合和多学科融合度将成为提升AI应用效果的重要方向。通过AI实现跨模态对齐多模态数据,域适用及域泛化跨越学科间的壁垒,整合多模态数据(影像学、口扫、面扫、口颌系统动静态数据、基因组学、生物标志物等),生成更全面的患者画像,构建全方位的虚拟患者,基于口腔全局观及多学科合作,优化诊断和临床决策,模拟和预测治疗效果,从而使治疗方案更科学合理,实现个性化医疗和精准治疗,提高诊疗效率,推动整个口腔医学领域向更高水平发展。

#### [参考文献]

- [1] STOUMPOS A I, KITSIOS F, TALIAS M A. Digital transformation in healthcare: technology acceptance and its applications[J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2023, 20(4): 3407
- [2] ALHARBI M T, ALMUTIQ M M. Prediction of dental implants using machine learning algorithms[J]. *J Healthc Eng*, 2022, 2022: 7307675
- [3] VASHISHT R, SHARMA A, KIRAN T, et al. Artificial intelligence in dentistry - a scoping review [J]. *J Oral Maxillofac Surg Med Pathol*, 2024, 36(4): 579-592
- [4] 朱可石,廖安琪,余优成. 机器学习在口腔种植学中的应用研究进展[J]. *国际口腔医学杂志*, 2023, 50(4): 491-498  
ZHU K S, LIAO A Q, YU Y C. Research progress on the application of machine learning in dental implantology[J]. *International Journal of Stomatology*, 2023, 50(4): 491-498
- [5] 王俊成,时 权,刘洪臣. AI在口腔种植中的应用[J]. *口腔颌面修复学杂志*, 2022, 23(2): 81-85  
WANG J C, SHI Q, LIU H C. Application of artificial intelligence in dental implant [J]. *Chinese Journal of Prosthodontics*, 2022, 23(2): 81-85
- [6] 郑懿诺,孙沐毅,张虹云,等. 深度学习在口腔种植影像学中的应用:研究进展与挑战[J]. *数据与计算发展前沿(中英文)*, 2024, 6(3): 41-49  
ZHENG Y N, SUN M Y, ZHANG H Y, et al. Application of deep learning in dental implant imaging: research progress and challenges[J]. *Frontiers of Data & Computing*, 2024, 6(3): 41-49
- [7] YING S N, HUANG F, LIU W, et al. Deep learning in the overall process of implant prosthodontics: a state-of-the-art review[J]. *Clin Implant Dent Relat Res*, 2024, 26(5): 835-846
- [8] LIU C H, LIN C J, HU Y H, et al. Predicting the failure of dental implants using supervised learning techniques[J]. *Appl Sci*, 2018, 8(5): 698
- [9] LYAKHOV P A, DOLGALEV A A, LYAKHOVA U A, et al. Neural network system for analyzing statistical factors of patients for predicting the survival of dental implants [J]. *Front Neuroinform*, 2022, 16: 1067040
- [10] PAPANTONOPOULOS G, GOGOS C, HOUSOS E, et al. Prediction of individual implant bone levels and the existence of implant “phenotypes”[J]. *Clin Oral Implants Res*, 2017, 28(7): 823-832
- [11] HUANG N N, LIU P, YAN Y L, et al. Predicting the risk of dental implant loss using deep learning [J]. *J Clin Periodontol*, 2022, 49(9): 872-883
- [12] MAHRI M, SHEN N, BERRIZBEITIA F, et al. Osseointegration pharmacology: a systematic mapping using artificial intelligence[J]. *Acta Biomater*, 2021, 119: 284-302
- [13] CHOI H R, SIADARI T S, KIM J E, et al. Automatic detection of teeth and dental treatment patterns on dental panoramic radiographs using deep neural networks [J]. *Forensic Sci Res*, 2022, 7(3): 456-466
- [14] XU M M, WU Y J, XU Z N, et al. Robust automated teeth identification from dental radiographs using deep learning [J]. *J Dent*, 2023, 136: 104607
- [15] LI W, WANG Y J, LIU Y. DMAF-Net: deformable multi-scale adaptive fusion network for dental structure detection with panoramic radiographs[J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2024, 53(5): 296-307
- [16] JANG T J, KIM K C, CHO H C, et al. A fully automated method for 3D individual tooth identification and segmentation in dental CBCT[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2022, 44(10): 6562-6568
- [17] CUI Z M, FANG Y, MEI L, et al. A fully automatic AI system for tooth and alveolar bone segmentation from cone-beam CT images [J]. *Nat Commun*, 2022, 13(1):

- 2096
- [18] WANG H, MINNEMA J, BATENBURG K J, et al. Multi-class CBCT image segmentation for orthodontics with deep learning[J]. *J Dent Res*, 2021, 100(9):943-949
- [19] SHAHEEN E, LEITE A, ALQAHTANI K A, et al. A novel deep learning system for multi-class tooth segmentation and classification on cone beam-computed tomography. A validation study[J]. *J Dent*, 2021, 115: 103865
- [20] GILLOT M, BAQUERO B, LE C L, et al. Automatic multi-anatomical skull structure segmentation of cone-beam computed tomography scans using 3D UNETR[J]. *PLoS One*, 2022, 17(10): e0275033
- [21] ZHANG S, TONG H H, XU J J, et al. Graph convolutional networks: a comprehensive review[J]. *Comput Soc Netw*, 2019, 6(1): 11
- [22] MIKI Y, MURAMATSU C, HAYASHI T, et al. Classification of teeth in cone-beam CT using deep convolutional neural network[J]. *Comput Biol Med*, 2017, 80: 24-29
- [23] LEE S, WOO S, YU J, et al. Automated CNN-based tooth segmentation in cone-beam CT for dental implant planning[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 50507-50518
- [24] ALQUTAIBI A Y, ALGABRI R, IBRAHIM W I, et al. Dental implant planning using artificial intelligence: a systematic review and meta-analysis[J]. *J Prosthet Dent*, 2025, 134(5): 1619-1629
- [25] KURT BAYRAKDAR S, ORHAN K, BAYRAKDAR I S, et al. A deep learning approach for dental implant planning in cone-beam computed tomography images[J]. *BMC Med Imaging*, 2021, 21(1): 86
- [26] WIDIASRI M, ARIFIN A Z, SUCIATI N, et al. Dental-YOLO: alveolar bone and mandibular canal detection on cone beam computed tomography images for dental implant planning[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 101483-101494
- [27] LIN Y X, SHI M R, XIANG D W, et al. Construction of an end-to-end regression neural network for the determination of a quantitative index sagittal root inclination[J]. *J Periodontol*, 2022, 93(12): 1951-1960
- [28] PREDA F, MORGAN N, VAN GERVEN A, et al. Deep convolutional neural network-based automated segmentation of the maxillofacial complex from cone-beam computed tomography: a validation study[J]. *J Dent*, 2022, 124: 104238
- [29] NOGUEIRA-REIS F, MORGAN N, NOMIDIS S, et al. Three-dimensional maxillary virtual patient creation by convolutional neural network-based segmentation on cone-beam computed tomography images[J]. *Clin Oral Investig*, 2023, 27(3): 1133-1141
- [30] ILEŞAN R R, BEYER M, KUNZ C, et al. Comparison of artificial intelligence-based applications for mandible segmentation: from established platforms to in-house-developed software[J]. *Bioengineering(Basel)*, 2023, 10(5): 604
- [31] LO GIUDICE A, RONSIIVALLE V, SPAMPINATO C, et al. Fully automatic segmentation of the mandible based on convolutional neural networks (CNNs) [J]. *Orthod Craniofac Res*, 2021, 24(Suppl 2): 100-107
- [32] QIU B J, VAN DER WEL H, KRAEIMA J, et al. Mandible segmentation of dental CBCT scans affected by metal artifacts using coarse-to-fine learning model[J]. *J Pers Med*, 2021, 11(6): 560
- [33] CHOI H, JEON K J, KIM Y H, et al. Deep learning-based fully automatic segmentation of the maxillary sinus on cone-beam computed tomographic images[J]. *Sci Rep*, 2022, 12: 14009
- [34] MORGAN N, VAN GERVEN A, SMOLDERS A, et al. Convolutional neural network for automatic maxillary sinus segmentation on cone-beam computed tomographic images[J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 7523
- [35] NI F D, XU Z N, LIU M Q, et al. Towards clinically applicable automated mandibular canal segmentation on CBCT[J]. *J Dent*, 2024, 144: 104931
- [36] LIN X, XIN W N, HUANG J N, et al. Accurate mandibular canal segmentation of dental CBCT using a two-stage 3D-UNet based segmentation framework[J]. *BMC Oral Health*, 2023, 23(1): 551
- [37] USMAN M, REHMAN A, SALEEM A M, et al. Dual-stage deeply supervised attention-based convolutional neural networks for mandibular canal segmentation in CBCT scans[J]. *Sensors(Basel)*, 2022, 22(24): 9877
- [38] BRANDENBURG L S, SCHLAGER S, HARZIG L S, et al. A novel method for digital reconstruction of the mucogingival borderline in optical scans of dental plaster casts[J]. *J Clin Med*, 2022, 11(9): 2383
- [39] YANG M, LI C S, YANG W, et al. Accurate gingival segmentation from 3D images with artificial intelligence: an animal pilot study[J]. *Prog Orthod*, 2023, 24(1): 14
- [40] LIU Z Z, HE X X, WANG H L, et al. Hierarchical self-supervised learning for 3D tooth segmentation in intra-oral mesh scans[J]. *IEEE Trans Med Imag*, 2023, 42(2): 467-480
- [41] KIM M, CHUNG M, SHIN Y G, et al. Automatic registration of dental CT and 3D scanned model using deep split jaw and surface curvature[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2023, 233: 107467
- [42] ELGARBA B M, FONTENELE R C, ALI S, et al. Valida-

- tion of a novel AI-based automated multimodal image registration of CBCT and intraoral scan aiding presurgical implant planning [J]. *Clin Oral Implants Res*, 2024, 35(11): 1506-1517
- [43] MANGANO F G, ADMAKIN O, LERNER H, et al. Artificial intelligence and augmented reality for guided implant surgery planning: a proof of concept [J]. *J Dent*, 2023, 133: 104485
- [44] BRANDENBURG L S, GEORGII J, SCHMELZEISEN R, et al. Reconstruction of dental roots for implant planning purposes: a retrospective computational and radiographic assessment of single-implant cases [J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2024, 19(3): 591-599
- [45] BRANDENBURG L S, BERGER L, SCHWARZ S J, et al. Reconstruction of dental roots for implant planning purposes: a feasibility study [J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2022, 17(10): 1957-1968
- [46] TÜRKER H, AKSOY B, ÖZSOY K. Fabrication of Customized dental guide by stereolithography method and evaluation of dimensional accuracy with artificial neural networks [J]. *J Mech Behav Biomed Mater*, 2022, 126: 105071
- [47] ELGARBA B M, FONTENELE R C, TARCE M, et al. Artificial intelligence serving pre-surgical digital implant planning: a scoping review [J]. *J Dent*, 2024, 143: 104862
- [48] 戴雨霖, 张新春. 人工智能在口腔修复诊疗中的应用与进展 [J]. *中华口腔医学研究杂志(电子版)*, 2024, 18(1): 65-69
- DAI Y L, ZHANG X C. Artificial intelligence for prosthodontic treatments. applications and development [J]. *Chinese Journal of Stomatological Research (Electronic Edition)*, 2024, 18(1): 65-69
- [49] CAO Z G, QIN C X, FAN S C, et al. Pilot study of a surgical robot system for zygomatic implant placement [J]. *Med Eng Phys*, 2020, 75: 72-78
- [50] XIAO Y J, LIANG Q H, 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 [J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 12841
- [51] SAKAI T, LI H F, SHIMADA T, et al. Development of artificial intelligence model for supporting implant drilling protocol decision making [J]. *J Prosthodont Res*, 2023, 67(3): 360-365
- [52] LIU M, WANG S M, CHEN H, et al. A pilot study of a deep learning approach to detect marginal bone loss around implants [J]. *BMC Oral Health*, 2022, 22(1): 11
- [53] CHA J Y, YOON H I, YEO I S, et al. Peri-implant bone loss measurement using a region-based convolutional neural network on dental periapical radiographs [J]. *J Clin Med*, 2021, 10(5): 1009
- [54] OH S, KIM Y J, KIM J, et al. Deep learning-based prediction of osseointegration for dental implant using plain radiography [J]. *BMC Oral Health*, 2023, 23(1): 208
- [55] HA S R, PARK H S, KIM E H, et al. A pilot study using machine learning methods about factors influencing prognosis of dental implants [J]. *J Adv Prosthodont*, 2018, 10(6): 395-400
- [56] ZHANG C N, FAN L F, ZHANG S S, et al. Deep learning based dental implant failure prediction from periapical and panoramic films [J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2023, 13(2): 935-945
- [57] ZHANG H G, SHAN J, ZHANG P, et al. Trabeculae microstructure parameters serve as effective predictors for marginal bone loss of dental implant in the mandible [J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 18437
- [58] LEE D W, KIM S Y, JEONG S N, et al. Artificial intelligence in fractured dental implant detection and classification: evaluation using dataset from two dental hospitals [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2021, 11(2): 233
- [59] TIRYAKI B, OZDOGAN A, GULLER M T, et al. Dental implant brand and angle identification using deep neural networks [J]. *J Prosthet Dent*, 2025, 133(6): 1528-1534
- [60] LEE J H, KIM Y T, LEE J B, et al. A performance comparison between automated deep learning and dental professionals in classification of dental implant systems from dental imaging: a multi-center study [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2020, 10(11): 910
- [61] KONG H J, YOO J Y, LEE J H, et al. Performance evaluation of deep learning models for the classification and identification of dental implants [J]. *J Prosthet Dent*, 2025, 133(6): 1521-1527
- [62] PARK W, SCHWENDICKE F, KROIS J, et al. Identification of dental implant systems using a large-scale multicenter data set [J]. *J Dent Res*, 2023, 102(7): 727-733
- [63] TIAN S K, WANG M H, 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
- [64] CHO J H, ÇAKMAK G, CHOI J, et al. Deep learning-designed implant-supported posterior crowns: Assessing time efficiency, tooth morphology, emergence profile, occlusion, and proximal contacts [J]. *J Dent*, 2024, 147: 105142
- [65] CHO J H, ÇAKMAK G, YI Y, et al. Tooth morphology, internal fit, occlusion and proximal contacts of dental

crowns designed by deep learning-based dental software: a comparative study[J]. *J Dent*, 2024, 141: 104830

[66] LERNER H, MOUHYI J, ADMAKIN O, et al. Artificial intelligence in fixed implant prosthodontics: a retrospective study of 106 implant-supported monolithic zirconia crowns inserted in the posterior jaws of 90 patients[J]. *BMC Oral Health*, 2020, 20(1): 80

[67] SHETTY S, GALI S, AUGUSTINE D, et al. Artificial intelligence systems in dental shade-matching: a systematic review[J]. *J Prosthodont*, 2024, 33(6): 519-532

[68] VALENTE F, FALCONIO L, FALCINELLI C, et al. Artificial intelligence and finite element analysis: applications in implant dentistry[J]. *Ital J Anat Embryol*, 2023, 127(2): 99-103

[69] ZAW K, LIU G R, DENG B, et al. Rapid identification of elastic modulus of the interface tissue on dental implants surfaces using reduced-basis method and a neural network[J]. *J Biomech*, 2009, 42(5): 634-641

[70] ROY S, DEY S, KHUTIA N, et al. Design of patient specific dental implant using FE analysis and computational intelligence techniques [J]. *Appl Soft Comput*, 2018, 65: 272-279

[71] LI H Y, SHI M L, LIU X M, et al. Uncertainty optimization of dental implant based on finite element method, global sensitivity analysis and support vector regression[J]. *Proc Inst Mech Eng H*, 2019, 233(2): 232-243

[72] LI A D, LI X Y, ZHANG Z W, et al. Deep learning assisted prediction of osteogenic capability of orthopedic implant surfaces based on early cell morphology[J]. *Acta Biomater*, 2025, 195: 559-568

[收稿日期] 2025-06-11  
(本文编辑:戴王娟)

(上接第 1697 页)

edentulous saddle[J]. *BMC Oral Health*, 2021, 21(1): 464

[26] ROIG E, ROIG M, GARZA L C, et al. Fit of complete-arch implant-supported prostheses produced from an intraoral scan by using an auxiliary device and from an elastomeric impression: a pilot clinical trial [J]. *J Prosthet Dent*, 2022, 128(3): 404-414

[27] ANDRIESEN F S, RIJKENS D R, VAN-DER MEER W J, et al. Applicability and accuracy of an intraoral scanner for scanning multiple implants in edentulous mandibles: a pilot study[J]. *J Prosthet Dent*, 2014, 111(3): 186-194

[28] IMBURGIA M, LOGOZZO S, HAUSCHILD U, et al. Accuracy of four intraoral scanners in oral implantology: a comparative *in vitro* study[J]. *BMC Oral Health*, 2017, 17(1): 92

[收稿日期] 2025-01-08  
(本文编辑:戴王娟)