

口腔种植定量测量人工智能化的难点解析与解决策略

陈泽涛¹ 邱龙诗语¹ 龚卓弘² 刘恒毅¹ 曾培生¹ 施梦汝¹

¹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; ²香港大学牙医学院修复齿科, 香港 999077

通信作者: 陈泽涛, Email: chenzt3@mail.sysu.edu.cn



陈泽涛

【摘要】 数字化口腔种植技术的发展推动了精准化种植诊疗的进步, 产生了大量与临床决策相关的定量指标。在数字化种植向智能化种植转型的过程中, 软硬组织的精确定量是实现智能化种植的基础, 人工智能技术在该领域展现出应用潜力。然而, 口腔种植定量测量人工智能化在数据来源、任务特异性、算法设计及临床验证等

方面仍存在诸多待解决问题。本文结合国内外研究现状及笔者团队对口腔种植定量测量智能化探索经验, 首先阐明口腔种植定量测量的概念与特征, 继而总结口腔种植人工智能定量测量的技术路径, 分析现有难点与未来发展方向, 以期为口腔种植定量测量人工智能化的建设提供参考。

【关键词】 口腔种植; 定量分析; 人工智能; 端到端回归; 关键点检测; 目标检测; 分割

基金项目: 中华医学会医学教育分会、全国医学教育发展中心 2025 年医学教育研究项目(2025A06); 广东省高等教育学会“十四五”规划 2025 年度高等教育研究项目(25GZD001); 广州市科技计划(2023B03J1232)

引用著录格式: 陈泽涛, 邱龙诗语, 龚卓弘, 等. 口腔种植定量测量人工智能化的难点解析与解决策略[J/OL]. 中华口腔医学研究杂志(电子版), 2026, 20(1):1-8.

DOI:10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2026.01.001

Challenges and strategies for artificial intelligence-based quantitative measurement in oral implant

Chen Zetao¹, Qiu Longshiyu¹, Gong Zhuohong², Liu Hengyi¹, Zeng Peisheng¹, Shi Mengru¹

¹Hospital of Stomatology, Guanghua School of Stomatology, Guangdong Provincial Key Laboratory of Stomatology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510055, China; ²Restorative Dental Sciences, Faculty of Dentistry, The University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China

Corresponding author: Chen Zetao, Email: chenzt3@mail.sysu.edu.cn

【Abstract】 The advancement of digital technologies in oral implantology has facilitated the progress of precise implant treatment, generating numerous quantitative indices relevant to clinical decision-making. In the transformation from digital implant to intelligent implant, accurate quantification of hard and soft tissues serves as the foundation for intelligent and precise implant therapy, and artificial intelligence (AI) has demonstrated potential applications in this field. However, the clinical translation of AI-based quantitative analysis in oral implantology remains constrained by challenges related to data acquisition, task specificity, algorithm design, and clinical validation. Drawing upon current evidence from domestic and international studies and our research findings in this area, this article elucidates the characteristics of quantitative tasks in oral implantology, summarizes the technical pathways for AI-based quantitative analysis, and discusses existing challenges and future directions, with the aim of providing a reference for the clinical development of intelligent quantitative analysis in oral implantology.

【Key words】 Dental implant; Quantitative analysis; Artificial intelligence; End-to-end; Key-point detection; Object detection; Segmentation

Fund programs: Medical Education Research Project of Medical Education Branch, Chinese Medical Association and National Center for Medical Education Development (2025A06); Higher Education Research Project of Guangdong Higher Education Association under the 14th Five-Year Plan (25GZD001); Science and Technology Program of Guangzhou (2023B03J1232)

DOI:10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2026.01.001

数字化口腔种植技术经过多年发展已趋于成熟, 相较于传统种植方式, 数字化种植可实现更高的精准度与可预测性^[1]。在精准化种植过程中, 锥形束 CT (cone beam computed tomography, CBCT)、口

内扫描(intraoral scanning, IOS)及数字化设计软件等技术及设备产生了大量与临床决策相关的定量指标,涵盖牙槽骨尺寸、骨壁厚度、软组织厚度及解剖结构间距离等参数。软硬组织的精确定量是实现智能化种植的基础,对种植方案制订与风险评估具有支撑作用。人工智能(artificial intelligence, AI)技术的发展为口腔种植定量测量提供了新的技术路径^[2]。早在2021年,已有研究利用深度学习(deep learning, DL)技术实现缺牙位点牙槽骨宽度及高度的自动测量^[3]。随着卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等技术的持续发展, AI技术在口腔种植定量任务中取得了初步进展^[4]。然而,相较于定性诊断,定量任务对精度和鲁棒性要求更高,尤其在处理复杂且个体化的解剖结构时更为明显^[5],现有的检测、分割及回归模型需进一步优化以适配不同临床需求。鉴于口腔种植定量测量人工智能化尚处于早期探索阶段,本文结合国内外研究现状和笔者团队研究成果,首先阐明口腔种植定量的概念与任务特征,继而总结口腔种植AI定量测量的技术路径,最后分析现有难点与未来发展方向,以期对口腔种植定量测量人工智能化的建设提供参考。

一、口腔种植定量的概念解析

口腔种植诊疗过程中涉及多种分类评估方法,例如Lekholm-Zarb骨质分类(I~IV型)、Cawood-Howell牙槽骨萎缩分级(I~VI级)及牙槽嵴形态分类(宽嵴型、窄嵴型、中等宽度型)等^[6-8]。上述分类方法基于临床经验与影像学表现进行定性判断,在临床实践中具有一定指导价值。然而,此类方法存在边界模糊、主观性强及难以反映个体差异等局限,不能满足精准化与个性化种植诊疗的需求。以骨质分类为例,同一患者不同部位的骨密度可存在显著差异,单一分类难以全面反映局部骨量条件。

同时,分类边界的人为设定使得临界病例的判断依赖操作者主观经验。Troiano等^[9]纳入26名专家对110张CBCT截面进行评估,结果显示Lekholm-Zarb骨质分类的操作者内及操作者间一致性均较低,限制了该分类作为种植治疗规划依据的可靠性。骨质量误判可直接影响种植预后,Goiato等^[10]的系统综述表明IV型骨的种植体存活率仅为88.8%,显著低于其他骨质类型。针对上述问题,口腔种植定量测量展现出独特优势。口腔种植定量测量是指对种植诊疗过程中涉及的解剖结构、组织状态及功能参数进行测量,并以具有明确数值与单位的形式加以表述。与“骨高度充足”或“骨宽度不足”等定性描述不同,定量测量给出具体数值(如骨高度12.5 mm、骨宽度6.2 mm),为临床决策提供可比较、可重复和可验证的客观依据,从而实现从经验性判断向数据驱动决策的转变。

定量测量贯穿种植诊疗全流程。术前阶段,医师需基于CBCT、根尖片与口腔全景曲面体层片等影像资料,测量缺牙位点的剩余骨宽度、骨高度、软组织厚度及解剖结构间距离(如牙槽嵴顶至下颌神经管、上颌窦底的距离)等,为适应证选择、三维骨量分析、种植方案模拟与风险评估提供依据^[11]。术中阶段,种植体植入深度、角度、扭矩值及初期稳定性指数(implant stability quotient, ISQ)等实时定量数据可反馈手术操作状态,辅助医师调整术中策略。术后阶段,种植体周围边缘骨水平变化、骨吸收量及软组织退缩程度等定量指标是评价种植成功与长期预后的关键参数,为随访监测与并发症早期识别提供依据(图1)。上述定量指标的细微差异可直接影响种植体规格选择、三维位置设计及骨增量方案制订,因此临床对测量精度要求较高。然而,传统人工测量存在效率低、操作者间一致性不足及主观偏倚等

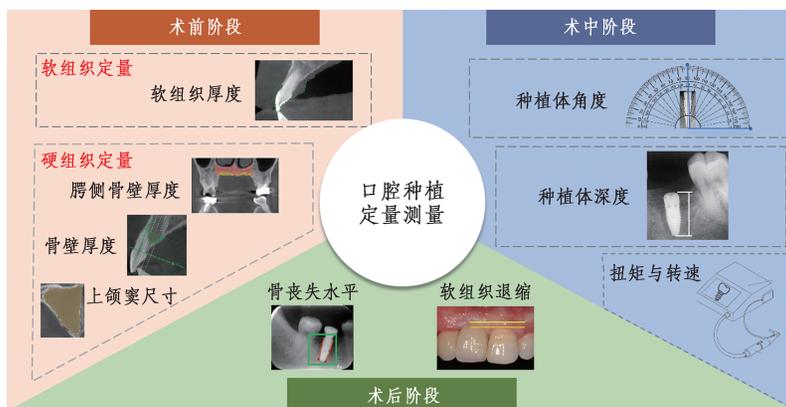


图1 口腔种植定量测量的总体概述

局限,难以满足数字化口腔医学对标准化与规模化的需求^[12]。为此,应用AI技术(特别是深度学习)对临床影像进行自动化分析、实现定量指标高效准确获取的“口腔种植智能定量”逐渐成为研究热点。相较于传统人工测量,AI定量可提高测量效率与一致性,降低操作者依赖,为口腔种植精准化诊疗提供技术支撑。鉴于口腔种植定量测量人工智能化尚未系统性提出,笔者结合循证医学理念,阐明口腔种植定量任务相较于传统临床任务的特征,并结合技术原理对口腔种植AI定量测量技术路径进行总结,旨在明确该领域现有难点与未来发展方向。

二、口腔种植定量测量的难点分析

口腔种植临床决策涉及大量定量指标的精确获取与分析。牙槽骨高度、宽度、骨密度等指标与种植体的选择、定位及长期稳定性密切相关,医师需对CBCT、IOS及口腔全景曲面体层片等多模态影像数据进行系统采集与定量分析,以确保治疗方案的科学性与准确性。在实际临床工作中,定量任务因测量对象、操作方式及精度要求的不同而呈现出多种形式,包括多维度指标的同时输出、不规则结构的整体量化、缺乏直接解剖实体支撑的虚拟指标推断及毫米级微小结构的精准测量等(图2)。基于上述任务特征的差异,笔者将口腔种植定量归纳为多维量化、全局量化、虚拟量化及精准量化4类(表1)。

1. 多维量化:多维量化是指对同一目标区域同

时获取多个独立的一维定量指标,如长度、宽度和高度等。颌面部组织结构复杂,各组织间常呈现平行、垂直或其他空间关系,许多任务需对目标区域进行多维度分析。以下颌后牙缺失种植前评估为例,医师需依据CBCT在同一缺牙区域内完成多项指标测量,首先测量牙槽嵴顶至下颌神经管的垂直距离及颊舌径宽度,继而三维重建下颌神经管路径并标记颞孔前5 mm安全区以规划种植体根尖与神经管的安全距离(≥ 1.5 mm),同时需确定种植体近远中间距(≥ 3 mm)、种植体与天然牙距离(≥ 1.5 mm)及倾斜角度($\leq 30^\circ$)等参数。上述流程涉及单一区域的多维量化,医师需在矢状面、冠状面及三维重建视图间反复切换以定位不同测量基准点,操作烦琐且效率受限。同时,上述指标间存在相互依赖与约束关系,如骨高度不足时需调整种植体长度,进而影响安全距离的预留空间,医师需综合判断各指标的临床意义及其相互影响。各指标的测量精度要求亦存在差异,部分指标如种植体与神经管的安全距离对测量起点或终点的选取高度敏感,不同操作者对测量基准点的判定可存在差异,一致性难以保障。

2. 全局量化:全局量化是指对目标区域的整体形态特征进行量化,输出体积、面积或整体轮廓等全局性指标。多数口腔组织形态不规则且整体性强,在健康、疾病或愈合状态下表现出不同特征,部分临床任务需获取目标区域的整体信息以支撑手

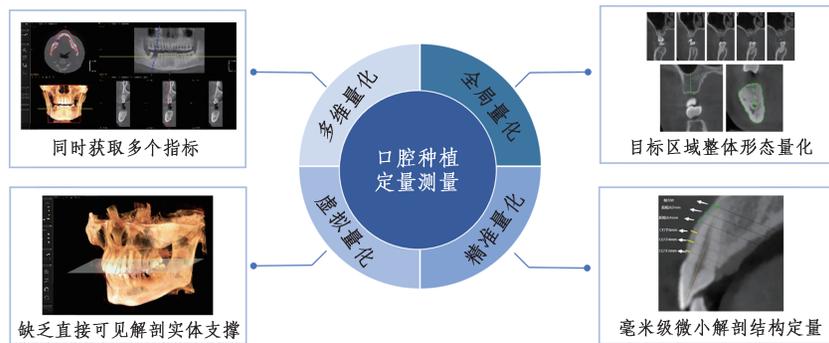


图2 口腔种植定量测量的任务特征

表1 口腔种植4类定量任务的特征比较

特征	多维量化	全局量化	虚拟量化	精准量化
定义	同一区域多个独立一维指标的同时获取	目标区域整体形态特征的量化输出	缺乏直接解剖实体支撑的指标推断	毫米级微小解剖结构的定量分析
示例	种植术前剩余骨宽度与高度多指标测量	骨增量术前骨缺损范围评估	种植体长轴与咬合平面夹角	即刻种植唇侧骨壁厚度测量
特点	支持多指标联合评估	获取目标区域整体指标	估计无实体对应指标	精细测量毫米级结构
挑战	切面选择与标志点误差累积	标注成本与算力需求较高	依赖校准假设且偏倚风险高	对分辨率与伪影高度敏感

术规划。以骨增量术前骨量评估为例,医师需依据CBCT评估缺牙区现有骨量以指导骨增量手术的风险评估、设计和实施。常规流程中,医师导入术前CBCT后绘制牙弓曲线并重建口腔全景曲面体层片图像,定位缺牙位点后获取系列二维截面,于各截面手动标注牙槽骨及下颌神经管等解剖结构轮廓并测量骨量参数,综合评估骨缺损的整体范围与程度后制订骨增量方案。全局量化的难点在于目标区域形态不规则且个体差异明显,需对连续层面逐层标注以获取整体信息,操作耗时且对解剖学知识要求较高,同时目标区域与周围组织边界常缺乏清晰界限,不同操作者对边界识别存在差异,一致性难以保障。

3. 虚拟量化:虚拟量化是指对缺乏直接可见解剖实体支撑的指标进行量化,如角度、骨密度及穿龈凸度等。此类指标虽无明确的解剖边界可供直接测量,但与临床数据中的隐含信息相关联,对种植规划具有重要意义。在即刻种植数字化方案设计中,种植体长轴与咬合平面的空间关系是评估预后的重要指标。医师需提取目标牙位周边解剖特征并拟合代表理想咬合功能的虚拟参考平面,识别种植体几何中心以确立三维长轴矢量,计算长轴与参考平面间的夹角。虚拟量化的测量对象缺乏直接可见的解剖边界或影像特征,几何基准需依赖操作者主观判定与数学拟合生成,不同操作者对基准的定义可存在差异。虚拟参数间常存在联动关系,单一参数调整可影响其他指标的计算结果,医师需结合临床经验综合权衡,测量结果的合理性亦难以直接验证。

4. 精准量化:精准量化是指对毫米级微小解剖结构进行定量分析。口腔颌面解剖结构具有体积小、形态不规则及高度个体化等特点,不同组织相互毗邻且背景信息复杂。以即刻种植唇侧骨壁厚度测量为例,医师需利用高分辨率CBCT影像捕捉拟种植区唇侧骨皮质外缘的微小间距,在连续矢状切面上对骨嵴顶下1、3、5 mm处剩余骨量进行标定。由于目标结构体积微小且常仅占据数个像素,影像

分辨率限制了结构可辨性,伪影或灰度阈值波动可进一步干扰边界识别。测量起止点的判定偏差易导致较大的相对误差,而精准量化指标常与种植方案中的多项参数存在空间关联,细微测量误差可直接影响临床决策。针对此类精细结构的定量预测,将定量任务合理转化为半定量任务,如以1 mm为界将唇侧骨壁厚度区分为薄骨壁型与厚骨壁型^[13],可降低任务难度并提升临床可用性与一致性。

三、口腔种植定量测量人工智能化的技术路径

口腔种植定量任务面临多维指标同时输出、不规则结构整体量化、虚拟指标推断及微小结构精准测量等难点,传统人工测量难以满足临床效率与一致性需求。AI技术可通过自动化分析提高测量效率,减少操作者依赖,为解决上述难点提供新的技术路径。与定性任务相比,定量任务不仅要求AI完成目标结构的准确定位与识别,还需将结构信息转化为具体的数值化指标输出,对模型的像素级定位精度、特征解析能力及数据转换准确性提出更高要求。针对不同类型的定量任务,目前口腔种植领域主要采用区域分割(segmentation)、端到端回归(end-to-end regression)、关键点检测(key-point detection)、目标检测(object detection)及混合策略5类技术方法(表2)^[14]。上述技术路线在标注方式、建模方式与临床适配性方面存在差异,应结合任务类型与临床流程进行选择与组合。

1. 基于分割的量化方法:分割技术通过对影像中每个像素进行组织或结构归类,实现语义分割或实例分割,在口腔种植定量研究中应用最为广泛。该技术常以获取感兴趣区域(region of interest, ROI)掩膜为基础,继而通过轮廓提取、距离计算、体积积分等获得长度、宽度或体积等定量指标。最常见分割模型是U-Net系列(如U-net、U²-Net、3D-Unet和LU-net等)^[3,15-16]。基于分割的定量方法通过完整描绘ROI边界来获取不规则结构的整体信息,适合处理全局量化任务及部分多维量化任务。同时,像素级

表2 口腔种植定量测量人工智能化的技术路径比较

优劣势	区域分割	端到端回归	关键点检测	目标检测	混合方法
优势	1. 适用于二维与三维图像 2. 适用于全量化任务 3. 适用于不规则结构	1. 标注需求低 2. 流程复杂度较低	1. 适用于点相关的测量任务	1. 一维指标量化精度高	1. 融合多网络输出结果 2. 减少无关信息干扰
劣势	1. 标注成本高 2. 计算资源需求大	1. 可解释性不足 2. 输出指标单一 3. 定量精度较低	1. 可获取信息有限 2. 需额外引入定量算法	1. 不规则结构量化精度较低 2. 二维指标定量精度不足	1. 模型设计复杂 2. 标注成本高

分割可精确描绘微小结构边界,结合后处理算法可计算毫米级结构的尺寸参数,分割亦可应用于精准量化任务,但对影像分辨率及标注精度要求较高。

在全局量化任务中,不规则结构的边界界定是主要难点。以腭侧牙槽骨为例,该结构形态不规则、解剖边界模糊,传统手工测量的操作者间一致性难以保障。为解决这一问题,笔者团队采用轻量化分割网络 LU-Net 对腭侧牙槽骨与牙釉质进行双结构分割,并引入后处理补偿模块在数学层面界定视觉不可见的解剖边界,同时建立标准化坐标系实现从牙槽嵴顶至根尖连续厚度分析^[17]。结果显示,腭侧牙槽骨分割 Dice 系数为 0.934,关键位点测量平均绝对误差为 0.293 ~ 0.822 mm,与专家手动测量结果差异无统计学意义($P>0.05$)。上述结果表明,分割技术结合后处理算法可有效解决形态不规则结构的全局量化问题。

分割模型的训练通常需要大规模高质量标注数据以保证泛化能力^[18],然而现阶段口腔种植领域相关研究样本量普遍有限,常处于数十至数千例范围,与数以千万计的自然影像数据库相差甚远^[19]。数据量不足的原因涉及多个层面:口腔种植临床资料以 CBCT 为主,存在拍摄成本高、存储占用大等客观因素,大规模数据收集面临人力物力及时间成本限制^[20];部分基层与私立口腔诊所影像设备配置不足、影像采集流程缺乏统一标准,限制了多中心数据的整合;另外,不同设备的成像参数差异、金属伪影及操作规范不统一等因素导致影像质量参差不齐,进一步增加了数据筛选与整合的难度^[21]。与此同时,分割模型通常依赖像素级标注,高质量标注数据的构建需要高年资医师的参与,标注耗时且操作者间一致性难以保障;在影像质量较差、结构边界不清或存在病理改变等情况下,标注难度进一步增加,模型鲁棒性亦存在局限。针对数据量不足的问题,可采用半监督学习、弱监督学习或自监督学习等策略,以少量标注数据完成预训练并提高未标注数据利用效率^[22];针对标注成本高的问题,可通过端到端回归模型整合未标注数据直接优化任务目标,但需同步引入可解释性技术降低“黑匣子”风险^[14];此外,可结合迁移学习方法,利用预训练模型加快收敛速度,提高模型的泛化能力^[23]。

2. 基于端到端回归的量化方法:端到端策略通过单一网络将输入不带标注的原始影像直接映射为最终定量输出。该方法不仅适合处理虚拟量化

任务(如角度、密度等),亦可拓展至多维量化与精准量化等特殊定量场景^[13,24]。目前常用的模型包括各类 CNN(如 ResNeXt^[14]等)。

在虚拟量化任务中,测量指标缺乏直接解剖实体支撑,传统方法依赖主观推断。以矢状面牙根倾斜度为例,牙长轴角度是种植体轴向规划的重要参考,但牙长轴本身并非直接可见的解剖结构,传统方法需先分割多组织再拟合几何轴线,易受边缘误差累积影响。端到端回归可直接从原始影像学习角度信息,避免中间步骤的误差传递。基于此,笔者团队构建端到端回归神经网络,并采用隐式多任务学习策略,训练模型分别预测牙长轴与骨长轴的角度分量,再通过差值计算最终倾斜度,相比直接预测降低了误差^[14]。结果显示,矢状根倾斜度与金标准相比的平均绝对误差为 2.16°,在 ±2.5°、±5°、±7.5° 和 ±10° 区间的预测准确率分别为 70.00%、93.00%、97.75% 和 98.75%,单张图像处理时间从人工的 60 s 以上缩短至 0.001 s。在多维量化场景中,笔者团队进一步构建基于 ResNeXt-50 的多头共享参数回归网络,实现对上颌牙槽基骨 9 项长度与宽度指标的协同预测^[24]。结合模型初步探索识别性别为敏感属性后,采用人口平衡策略针对性别进行数据集划分,通过子集训练与集成策略消除数据集来源的偏倚,结果表明集成模型在初级和高级临床医师之间均表现出良好的一致性,同时显著缩短测量时间。在精准量化场景中,以前牙区唇侧骨壁厚度评估为例,该结构平均厚度仅为 0.75 ~ 1.05 mm,人眼的最大分辨能力(约 100 μm)限制了对这种毫米级结构进行精确测量。笔者团队采用双线性卷积神经网络(bilinear convolutional neural network, BCNN)捕获高阶纹理特征,并将连续回归任务转化为以 1 mm 为界的半定量二分类(厚骨壁与薄骨壁分类),直接对标即刻种植适应证决策,结果显示唇侧骨壁厚度半定量准确率达 0.87^[13]。

端到端技术可降低流程复杂度、减少标注负担,但对原始影像数据量及质量的依赖较高。一方面,模型的预测精度与训练数据规模密切相关,数据量不足可限制模型对复杂特征的学习能力,导致泛化性能下降。另一方面,口腔种植领域影像数据常存在成像噪声、金属伪影及分辨率不足等问题,影响模型对微小结构的识别能力。针对影像质量问题,部分研究聚焦于优化影像本身,如 Park 等^[25]利用生成对抗网络生成定量 CBCT,以提高下颌骨

骨密度等指标的定量精度;此外,笔者团队前期研究亦采用可视化热图等可解释技术,通过呈现模型关注区域,有助于提高临床透明度与可信度^[14]。

3. 基于关键点检测的量化方法:关键点检测技术通过识别影像中关键解剖标志点坐标并计算其几何关系实现定量。典型模型包括Mask R-CNN^[26]及其衍生网络,WebCeph^[27]、CephXtm^[28]等商业软件亦嵌入相关算法。关键点检测可同时识别多个解剖标志点(如釉牙骨质界、牙槽嵴顶和骨壁边界等),实现多指标同时输出;同时,像素级坐标定位可精确测量标志点间距离,满足毫米级微小结构的定量需求,适合处理多维量化及精准量化任务。关键点检测技术处理二维影像时的检测精度优于三维影像,在头影测量中应用相对成熟,但在口腔种植定量任务中独立使用较少,多作为目标检测或分割方法的辅助环节。Cha等^[29]针对根尖片中已完成骨结合的种植体,自动检测其冠方、根中与根方3个关键点,推断种植体周围骨吸收程度,结果显示上颌和下颌种植体关键点检测的平均准确率分别为76.1%及81.0%,平均召回率分别为78.6%及84.5%,检测精度尚有提升空间,进而影响定量预测水平。

关键点检测适用于点相关任务,但该类算法关注的是小范围的点而非区域,来自关键点的信息相对有限,尤其在噪声干扰与结构复杂场景下,模型定量的准确性和算法的鲁棒性均存在不足。此外,当前口腔种植领域仍缺乏公开的高质量关键点标注基准数据集。与头影测量领域已有的公开数据集相比,口腔种植领域的关键点标注涉及更多三维解剖结构与更复杂的空间关系,标注难度更高、一致性更难保障,这在一定程度上制约了关键点检测算法在该领域的发展与性能评估^[30]。

4. 基于目标检测的量化方法:目标检测通过生成边界框定位结构区域,并以框体尺寸近似反映组织大小。典型算法包括单阶段网络(YOLO、SSD)与双阶段网络(Faster R-CNN、Mask R-CNN)^[31]。该方法推理速度快、硬件要求相对较低,适用于结构粗定位与实时定量任务。边界框可同时输出长度与宽度等多维度信息,亦适合处理多维量化任务中形态相对规则的目标。Widiasri等^[32]利用Dental YOLO检测下颌牙槽骨与下颌管,并通过测量两者预测框近似定量残余牙槽骨的高度与宽度,检测的平均精度(mean average precision, mAP)达到99.46%,平均交并比(intersection over union, IoU)为81.33%。

目标检测的主要局限在于输出受矩形边界框形式限制,仅能实现结构的粗略估计而非精确定量。该方法适用于较大且形态规则结构的定量任务,但边界框难以贴合不规则形态,在小结构或形态复杂结构上表现欠佳。分割方法可获取精确轮廓信息,关键点检测可定位特定解剖标志,相比之下,目标检测在精准量化任务中的适用性受限,多用于快速筛查或作为后续精细分析的前置定位步骤。

5. 混合方法:面对复杂的临床任务,单一技术路线往往难以兼顾精度、鲁棒性与可解释性,因而混合策略被广泛采用。该策略通常将检测、分割、关键点与回归模块进行组合,模拟临床医师的分步推理过程,通过整合不同方案的优势并规避其不足,以实现更准确的定量分析。混合方法包括分层组合与并行组合两类。分层组合是指将两种或以上不同层级网络应用于定量分析的不同步骤,上游网络输出(如特征图、分割掩膜、检测框)作为下游网络输入,例如Chen等^[33]使用YOLO网络从影像中检测牙齿,并在其AI算法中引入U-Net架构生成分割掩膜,通过结合交集与掩膜信息定量评估影像学骨丧失水平。并行组合常用于需要并行分析多个解剖结构的任务,例如Nguyen等^[34]将DenseNet201用于釉牙骨质界检测,与U-ResNet结合进行牙槽嵴分割,自动计算釉牙骨质界至牙槽嵴顶的距离,取得较高精度和一致性。混合方法亦可利用多网络优化AI分析流程,Cha等^[29]先使用ResNet152分类上颌与下颌根尖片,再将影像输入两个Mask-RCNN网络识别种植体-骨接触点,从而在降低计算成本的同时提升可解释性,实现对种植体周围骨吸收程度的预测。此外,混合方法也可通过先行定位ROI来减少无关信息干扰,从而取得良好定量性能。

混合方法灵活性较高,潜在泛化能力较强,能够适配多种数据模态与多类定量指标,然而,该方法数据处理流程更长、标注需求更高,系统复杂度也随之增加。上游网络的误差可能传播至下游网络并被放大,尤其在金属伪影显著、结构边界不清或解剖变异明显的病例中更为突出。混合方法需根据具体任务特点进行选择,在实际应用中不同技术路线适配于不同临床场景。例如,有研究提示关键点检测在牙槽骨开裂测量任务中的定量精度优于端到端回归模型,原因在于精确的解剖标志点定位有助于提升精细结构的解析能力^[35]。针对更复杂的定量任务,Swin Transformer、Vision Transformer及基于扩

散模型(diffusion)的分割方法等新型架构均值得进一步探索,以改善模型在复杂病例中的鲁棒性^[36]。

四、总结与展望

通过回顾AI技术在口腔种植定量测量领域的应用可见,针对多维、全局、虚拟及精准4类定量任务,技术策略可分为基于分割、基于端到端回归、基于关键点检测、基于目标检测及混合方法5类,各技术路线已在临床前研究中达到一定水平的定量精度。然而,口腔种植AI定量测量在数据质量、任务特异性、算法优化及临床应用等方面仍存在制约因素,影响其定量预测性能。值得注意的是,现有研究主要聚焦于硬组织定量,软组织AI定量测量的研究相对不足。牙龈厚度、角化龈宽度及软组织表型等参数对种植美学效果与长期稳定性具有重要影响^[37],然而软组织具有动度且在CBCT影像上对比度较低,边界识别较为困难。尽管已有研究尝试应用深度学习结合CBCT与口内扫描实现牙龈厚度的无创评估^[38]或基于口内照片实现角化龈宽度的自动测量^[39],但软组织形态的标准化采集流程、多模态数据融合及动态组织测量一致性问题仍有待解决。从循证医学角度看,口腔种植AI定量测量的临床证据仍显不足,现有研究多为单中心、回顾性或临床前研究,尽管在特定数据集上表现良好,但其在真实临床流程中的泛化性、安全性及长期稳定性尚未得到充分验证。前瞻性、多中心随机对照试验(randomized controlled trial, RCT)的缺乏,使得AI定量工具对临床决策的真实增益仍难以量化评估。若要实现口腔种植领域定量AI技术的临床转化,需针对口腔种植学科特点及数据特征解决上述难点。未来研究应着力于拓展应用范围、优化算法性能、开展高质量多中心临床研究,并遵循AI伦理原则及标准化框架,以推动口腔种植定量测量人工智能化发展,最终为口腔种植学科及临床患者带来更多益处。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

作者贡献声明 陈泽涛:课题酝酿和设计、文章审阅和修改;邱龙诗语、龚卓弘:文献查阅、文章撰写;刘恒毅、曾培生、施梦汝:文章撰写

参 考 文 献

- [1] Schwendicke F, Krois J. Precision dentistry—what it is, where it fails (yet), and how to get there [J]. *Clin Oral Investig*, 2022, 26(4):3395-403. DOI:10.1007/s00784-022-04420-1.
- [2] Mun SB, Yoo SR, Kim YJ, et al. AI-driven prediction of dental implant numbers to be placed for patient-specific treatment planning [J]. *Int Dent J*, 2025, 75(6):103896. DOI:10.1016/j.identj.2025.103896.
- [3] Kurt Bayrakdar S, Orhan K, Bayrakdar IS, et al. A deep learning approach for dental implant planning in cone-beam computed tomography images [J]. *BMC Med Imaging*, 2021, 21(1):86. DOI:10.1186/s12880-021-00618-z.
- [4] Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, et al. A guide to deep learning in healthcare [J]. *Nat Med*, 2019, 25(1):24-29. DOI:10.1038/s41591-018-0316-z.
- [5] Lawand G, Gonzaga L, Issa J, et al. Artificial intelligence segmentation errors in implant planning software programs: An overview [J]. *Clin Implant Dent Relat Res*, 2025, 27(5):e70095. DOI:10.1111/cid.70095.
- [6] Alshenaiber R, Cowan C, Barclay C, et al. Analysis of residual ridge morphology in a group of edentulous patients seeking NHS dental implant provision: A retrospective observational lateral cephalometric study [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2021, 11(12):2348. DOI:10.3390/diagnostics11122348.
- [7] Cawood JI, Howell RA. A classification of the edentulous jaws [J]. *Int J Oral Maxillofac Surg*, 1988, 17(4):232-236. DOI:10.1016/s0901-5027(88)80047-x.
- [8] Palomino-Zorrilla JJ, Córdova-Limaylla NE, Rosas-Díaz JC, et al. Jawbone quality classification in dental implant planning and placement studies. A scoping review [J]. *J Int Soc Prev Community Dent*, 2024, 14(2):89-97. DOI:10.4103/jispcd.JISPCD_4_22.
- [9] Troiano G, Rapani A, Fanelli F, et al. Inter and intra-operator reliability of Lekholm and Zarb classification and proposal of a novel radiomic data-driven clustering for qualitative assessment of edentulous alveolar ridges [J]. *Clin Oral Implants Res*, 2024, 35(7):729-738. DOI:10.1111/clr.14271.
- [10] Goiato MC, dos Santos DM, Santiago JF Jr, et al. Longevity of dental implants in type IV bone: A systematic review [J]. *Int J Oral Maxillofac Surg*, 2014, 43(9):1108-1116. DOI:10.1016/j.ijom.2014.02.016.
- [11] Carneiro ALE, Reis INR, Bitencourt FV, et al. Accuracy of linear measurements for implant planning based on low-dose cone beam CT protocols: A systematic review and Meta-analysis [J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2024, 53(4):207-221. DOI:10.1093/dmfr/twae007.
- [12] Macrì M, D'Albis V, D'Albis G, et al. The role and applications of artificial intelligence in dental implant planning: A systematic review [J]. *Bioengineering (Basel)*, 2024, 11(8):778. DOI:10.3390/bioengineering11080778.
- [13] Gong Z, Li X, Shi M, et al. Measuring the binary thickness of buccal bone of anterior maxilla in low-resolution cone-beam computed tomography via a bilinear convolutional neural network [J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2023, 13(12):8053-8066. DOI:10.21037/qims-23-744.
- [14] Lin Y, Shi M, Xiang D, 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. DOI:10.1002/jper.21-0492.

- [15] Kim YH, Shin JY, Lee A, et al. Automated cortical thickness measurement of the mandibular condyle head on CBCT images using a deep learning method [J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 14852. DOI:10.1038/s41598-021-94362-7.
- [16] Kim SH, Kim J, Yang S, et al. Automatic and quantitative measurement of alveolar bone level in OCT images using deep learning [J]. *Biomed Opt Express*, 2022, 13(10): 5468-5482. DOI:10.1364/boe.468212.
- [17] Liu H, Duan J, Zeng P, et al. Intelligently quantifying the entire irregular dental structure [J]. *J Dent Res*, 2024, 103(4): 378-387. DOI:10.1177/00220345241226871.
- [18] Ma J, He Y, Li F, et al. Segment anything in medical images [J]. *Nat Commun*, 2024, 15(1):654. DOI:10.1038/s41467-024-44824-z.
- [19] Ayzenberg V, Sener SB, Novick K, et al. Fast and robust visual object recognition in young children [J]. *Sci Adv*, 2025, 11(27): eads6821. DOI:10.1126/sciadv.ads6821.
- [20] Petersen LB, Olsen KR, Christensen J, et al. Image and surgery-related costs comparing cone beam CT and panoramic imaging before removal of impacted mandibular third molars [J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2014, 43(6): 20140001. DOI: 10.1259/dmfr.20140001.
- [21] Kim YH, Lee C, Han SS, et al. Quantitative analysis of metal artifact reduction using the auto-edge counting method in cone-beam computed tomography [J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 8872. DOI:10.1038/s41598-020-65644-3.
- [22] Cheplygina V, de Bruijne M, Pluim JPW. Not-so-supervised: A survey of semi-supervised, multi-instance, and transfer learning in medical image analysis [J]. *Med Image Anal*, 2019, 54: 280-296. DOI:10.1016/j.media.2019.03.009.
- [23] Kim HE, Cosa-Linan A, Santhanam N, et al. Transfer learning for medical image classification: A literature review [J]. *BMC Med Imaging*, 2022, 22(1): 69. DOI: 10.1186/s12880-022-00793-7.
- [24] Shi M, Gong Z, Zeng P, et al. Multi-quantifying maxillofacial traits via a demographic parity-based AI model [J]. *BME Front*, 2024, 5:0054. DOI:10.34133/bmef.0054.
- [25] Park CS, Kang SR, Kim JE, et al. Validation of bone mineral density measurement using quantitative CBCT image based on deep learning [J]. *Sci Rep*, 2023, 13(1): 11921. DOI: 10.1038/s41598-023-38943-8.
- [26] Bardhan S, Nagar G, Adapala K, et al. Validation of an AI model for automated detection of alveolar bone changes post-orthodontics using cone-beam computed tomography [J]. *Cureus*, 2025, 17(10): e94809. DOI:10.7759/cureus.94809.
- [27] Çoban G, Öztürk T, Hashimli N, et al. Comparison between cephalometric measurements using digital manual and web-based artificial intelligence cephalometric tracing software [J]. *Dental Press J Orthod*, 2022, 27(4): e222112. DOI: 10.1590/2177-6709.27.4.e222112.oar.
- [28] Jeon S, Lee KC. Comparison of cephalometric measurements between conventional and automatic cephalometric analysis using convolutional neural network [J]. *Prog Orthod*, 2021, 22(1): 14. DOI:10.1186/s40510-021-00358-4.
- [29] Cha JY, Yoon HI, Yeo IS, 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. DOI:10.3390/jcm10051009.
- [30] Hao J, Nalley A, Yeung AWK, et al. Characteristics, licensing, and ethical considerations of openly accessible oral-maxillofacial imaging datasets: A systematic review [J]. *NPJ Digit Med*, 2025, 8(1):412. DOI:10.1038/s41746-025-01818-5.
- [31] Vilcapoma P, Parra Meléndez D, Fernández A, et al. Comparison of Faster R-CNN, YOLO, and SSD for third molar angle detection in dental panoramic X-rays [J]. *Sensors (Basel)*, 2024, 24(18): 6053. DOI: 10.3390/s24186053.
- [32] Widiarsi M, Arifin AZ, 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. DOI:10.1109/ACCESS.2022.3208350.
- [33] Chen CC, Wu YF, Aung LM, et al. Automatic recognition of teeth and periodontal bone loss measurement in digital radiographs using deep-learning artificial intelligence [J]. *J Dent Sci*, 2023, 18(3): 1301-1309. DOI: 10.1016/j.jds.2023.03.020.
- [34] Nguyen KT, Le BM, Li M, et al. Localization of cementoamel junction in intraoral ultrasonographs with machine learning [J]. *J Dent*, 2021, 112: 103752. DOI:10.1016/j.jdent.2021.103752.
- [35] Liu T, Ye Y, Liu C, et al. Key-point based automated diagnosis for alveolar dehiscence in mandibular incisors using convolutional neural network [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2023, 85: 105082. DOI:10.1016/j.bspc.2023.105082.
- [36] Kazerouni A, Aghdam EK, Heidari M, et al. Diffusion models in medical imaging: A comprehensive survey [J]. *Med Image Anal*, 2023, 88: 102846. DOI: 10.1016/j.media.2023.102846.
- [37] Te Lin Y, Li C, Korostoff J, et al. Three-dimensional digital quantitative analysis of periodontal and peri-implant phenotype: A narrative review [J/OL]. *Periodontol 2000*, 2025. (2025-07-11) [2025-11-25]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/40641458/>. DOI:10.1111/prd.12639.
- [38] Yang L, Zhu Z, Li Y, et al. Clinical-oriented 3D visualization and quantitative analysis of gingival thickness using convolutional neural networks and CBCT [J]. *Front Dent Med*, 2025, 6: 1635155. DOI:10.3389/fdmed.2025.1635155.
- [39] Chen YC, Chen L, Lai YL, et al. AI-driven detection and measurement of keratinized gingiva in dental photographs: Validation using reference retainers [J]. *J Clin Periodontol*, 2025, 52(7): 1056-1067. DOI:10.1111/jcpe.14164.

(收稿日期:2025-12-20)

(本文编辑:王嫚)