

• 专家笔谈 •

三维颅颌面软硬组织智能头影测量分析的研究进展

刘璐玮 严斌

南京医科大学附属口腔医院正畸科 口腔疾病研究与防治国家级重点实验室培育建设点（南京医科大学） 江苏省口腔转化医学工程研究中心（南京医科大学） 南京 210029

[摘要] 近年来，深度学习技术在医学影像分析领域取得了显著进展，颅颌面软硬组织自动定点及头影测量作为三维测量与分析的核心环节，在提高测量效率、降低观察者差异及支持个体化诊疗方面展现出重要潜力。本文回顾二维自动头影测量的发展历程，重点叙述基于深度学习的三维颅颌面软硬组织自动定点及头影测量方法的研究进展，分析三维自动定点在测量规范、数据依赖、泛化能力与临床可解释性等方面面临的主要挑战，对未来临床数据库建设、测量标准体系构建以及多模态多任务模型在临床决策支持中的应用前景进行展望，为三维颅颌面自动定点及头影测量技术的进一步研究与临床转化提供参考。

[关键词] 三维头影测量；颅颌面结构；自动定点；深度学习；口腔正畸学

[中图分类号] R783.5 **[文献标志码]** A **[doi]** 10.7518/gjkq.2026628



本文链接

OSID 码

Research progress in the intelligent cephalometric analysis of three-dimensional craniomaxillofacial soft and hard tissues

Liu Luwei, Yan Bin

Dept. of Orthodontics, Affiliated Stomatological Hospital of Nanjing Medical University; State Key Laboratory Cultivation Base of Research, Prevention and Treatment for Oral Diseases (Nanjing Medical University); Jiangsu Province Engineering Research Center of Stomatological Translational Medicine (Nanjing Medical University), Nanjing 210029, China
Supported by: National Key Research and Development Program of China (2023YFC2413605); International Cooperation Project of Jiangsu Science and Technology Key R&D Plan (BZ2023042); National Online Course Research Project for Graduate Students in Medicine and Pharmacy (2024-28)

Correspondence: Yan Bin, Email: byan@njmu.edu.cn

[Abstract] In recent years, deep learning has achieved remarkable advances in medical image analysis. Automated landmark identification and cephalometric analysis of craniofacial hard and soft tissues are key components of three-dimensional (3D) craniofacial assessment. These techniques have shown great potential for improving measurement efficiency, reducing interobserver variability, and supporting personalized diagnosis and treatment planning. This article reviews the development of two-dimensional automated cephalometric analysis and summarizes recent progress in deep learning-based methods for 3D automated landmark identification and cephalometric analysis of craniofacial hard and soft tissues. Major challenges are discussed, including the lack of standardized measurement protocols, dependence on large annotated datasets, limited model generalizability, and insufficient clinical interpretability. Future perspectives are also presented,

with a focus on the establishment of large-scale clinical databases, the development of standardized measurement systems, and the application of multimodal and multitask models for clinical decision support. This review aims to provide a reference for future research and clinical translation of 3D automated craniofacial landmark identification and cephalometric analysis.

[收稿日期] 2026-03-01; **[修回日期]** 2026-06-03

[基金项目] 国家重点研发计划课题（2023YFC2413605）；江苏省科技重点研发计划国际合作项目（BZ2023042）；全国医药学研究生在线课程建设与教学研究课题（2024-28）

[第一作者] 刘璐玮，副教授，博士，Email: liuluwei_orth@njmu.edu.cn

[通信作者] 严斌，教授，博士，Email: byan@njmu.edu.cn

[Key words] three-dimensional cephalometry; craniomaxillofacial structure; automatic landmark detection; deep learning; orthodontics

头影测量分析 (cephalometric analysis) 作为牙颌面畸形诊疗体系中的核心组成部分, 是评估颅颌面结构形态、生长发育模式及矢状、垂直与横向骨骼关系的基础工具^[1]。自现代头影测量体系建立以来, 通过对二维标准化影像中解剖标志点的识别与测量, 临床医生实现了对颅颌面结构关系的客观量化评价, 使临床诊断由经验性形态判断转向标准化、可重复的定量分析, 并为治疗决策、生长预测及疗效评估提供了科学依据。二维头影测量在相当长时间内成为临床金标准, 以其标注成本低、可重复性好的优势, 形成了丰富的标准值数据库。然而, 二维头影测量本质上是对三维结构的投影表达, 存在结构重叠、信息丢失及横向维度评价不足等局限。近年来, 随着三维影像技术的发展, 颅颌面结构的三维重建成为可能, 三维数据不仅突破了传统投影成像的限制, 实现了解剖结构在空间中的真实表达, 也推动了头影测量概念本身的转变——从“平面角度与线距测量”逐渐发展为“空间坐标、体积、表面积及形态学分析”。

与此同时, 深度学习 (deep learning, DL) 作为人工智能 (artificial intelligence, AI) 的一个重要分支, 已在口腔医学领域得到了广泛应用^[2], 显著推动了头影测量分析模式的转型升级。在二维影像中实现关键解剖点的高精度定位, 其准确性已接近资深正畸医师水平, 大幅提升了测量效率与重复性。在三维影像中能够以接近临床标准完成三维标志点自动识别、颅颌面结构自动分割及三维配准等任务, 实现了从平面测量向三维空间智能解析的跨越。

本文结合笔者多年来在口腔正畸教学、临床诊疗及科学研究中所积累的深厚经验, 重点聚焦三维软硬组织的自动定点测量与分析技术, 在深入剖析其演进路径、技术现状及临床应用局限性的基础上, 针对当前面临的挑战提出个人见解, 并对该领域未来向高精度、个性化方向的发展趋势进行展望。

1 二维自动定点测量技术的回顾

1931 年头影测量定位仪 (cephalostat) 的发

明, 标志着口腔正畸学从“视觉估算”迈向了“量化科学”^[3]。20 世纪中期以来, 经典的二维头影测量体系, 如 Steiner、Downs 和 Tweed 等, 将复杂的颅面结构简化为可比较的几何模型, 进行面部骨骼与软组织的评估。这些体系为临床医师提供了简单易懂的测量标准, 帮助其进行牙颌面畸形的诊断、治疗计划制定与疗效评估^[4]。经过近百年的发展, 二维头影测量体系已形成成熟而稳定的技术框架, 测量方法标准化程度高, 经典分析体系众多, 各类角度、线距及比例指标定义清晰、计算方式固定, 便于在数字化软件平台中实现定点与计算分析。依托既往大量临床研究所建立的不同年龄、性别与种族的常模数据库, 将人工智能技术与二维头影测量相融合, 已经实现了二维头影测量的自动定点与自动测量, 显著提高了二维头影测量分析的效率、精度与标准化水平。一方面, 基于深度学习的自动标志点识别与参数计算可减少人工操作时间与主观误差, 提高测量结果的可重复性与一致性; 另一方面, 人工智能模型可在大规模常模数据基础上进行模式识别与偏差分析, 实现个体数据与相应人群标准的快速匹配与智能比对, 从而提高异常识别的敏感性与诊断的客观性。

虽然二维自动头影测量已得到广泛普及, 但二维影像本身的物理特性带来了先天缺陷, 颅面部三维结构在二维平面上的投影必然导致结构重叠及局部畸变, 这种“投影伪影”成为了实现口腔精准诊疗的阻碍^[5]。因此, 借助三维影像数据, 并将其赋能于人工智能, 是临床发展的必然。

2 三维颅颌面影像技术与测量分析体系

相较于传统二维颅颌面影像, 锥形束计算机断层扫描 (cone beam computed tomography, CBCT) 能够以较低辐射剂量获取高空间分辨率的三维影像, 实现对颅颌面骨性结构的立体呈现^[6], 在正畸诊断、正颌手术设计、种植治疗及气道分析等多个口腔医学领域得到广泛运用^[7]。此外, 基于结构光或立体摄影原理的面部扫描系统近年来也得到了快速发展, 其能够在非接触、无辐射的

条件下快速获取面部软组织的三维形态数据,从而为面部美学评估和软组织变化分析提供新的技术手段^[8]。在临床实践中,三维面部扫描常与CBCT相结合,形成多模态影像分析模式,从而实现对软硬组织关系的综合评估^[9],更全面地理解颅颌面形态特征及其变化规律。

在三维影像基础上进行测量分析,离不开稳定、可靠的三维解剖标志点体系。与传统二维头影测量类似,三维解剖标志点通常包括骨性标志点、牙性标志点及软组织标志点,用于描述颅颌面结构的空間位置和相互关系^[10]。然而,与二维标志点相比,三维标志点的定义和识别更加复杂。一些在二维影像中较为清晰的解剖标志点,在三维影像中并非单一“点”,而是呈现为曲面或结构区域,增加了准确定位的难度^[11]。面部表情变化导致面部肌肉的拉伸与收缩会改变软组织标志点的位置或形态,这使得软组织标志点的可靠性对于临床诊疗、科学研究存在一定的争议^[12]。因此三维解剖标志点体系的建立不仅是技术问题,更涉及解剖学、测量学及临床意义的综合考量,也对三维自动定点及测量分析提出了更高要求。

目前,最具代表性的三维影像测量体系包括佩罗特(Perrotti)分析法与正颌手术分析法。佩罗特分析法是三维头影测量领域的一项重要突破,旨在解决传统二维测量无法准确描述三维解剖结构空间关系的问题^[13]。该体系建立在多平面三维分析的基础上,通过特定测量项目确定面部结构的对称性、颌骨矢状向关联以及标志点的空间位置。其核心在于引入了AFP平面(anterior facial plane)等参考基准,用于精准评估A点和颏顶点等关键部位的相对位移。该体系不仅为CBCT数据提供了标准化的三维骨骼分类逻辑,还基于欧洲人群建立了一套完整的三维正常参考值,帮助临床医师在复杂的三维空间中识别细微的骨骼不一致。相比之下,正颌手术分析法则更侧重于临床诊断向手术方案的转化^[14]。其不仅关注解剖标志点的定位,更强调对面部各单元的大小、空间定向及对称性的综合评估。通过构建全局参考坐标系,能够定量分析上下颌骨相对于颅基底的位置偏离以及牙列的代偿情况^[15]。

需要指出的是,无论是佩罗特分析法还是正颌手术分析法,其优势主要体现在参考平面、坐标系建立与三维定点测量的标准化,但均未以亚洲人群为基础系统建立“正常参考值”。鉴于颅颌

面形态存在显著的人群差异,若直接沿用以欧美样本为主的阈值或“正常范围”,可能导致对矢状向突度、垂直向面高及对称性偏离的判读产生系统性偏倚。

3 基于深度学习的三维头影测量自动定点

随着CBCT与三维颌面扫描在正畸与颌面外科中的普及,以及深度学习在各个领域中的广泛应用,通过深度学习实现稳定、可重复的三维自动定点,已成为推动三维测量分析走向临床常规化的必然趋势。

3.1 三维自动定点深度学习模型的总体框架

目前三维颅颌面自动定点系统的基本思路,可以理解为一种“由粗到细”的分级识别过程^[16-19]。由于三维数据体量大、结构复杂,如果一开始就在全图范围内精确寻找每一个标志点,不仅计算负担重,而且容易受到局部解剖结构模糊或变异的影响。因此,模型通常会先进行整体分析,初步判断标志点的大致区域,再在较小的局部范围内进行精细定位(图1)。这种“先找大概位置,再精确修正”的策略,本质上类似于临床医生阅片时的思路——先整体观察结构,再放大关键区域进行细查。这种分级定位方式的临床意义在于:1)提高稳定性,在存在金属伪影、发育异常或严重畸形的病例中,模型更不容易发生明显偏移;2)提升精度,在复杂结构区域内,通过局部精修可以更接近人工标注水平;3)降低硬件要求,使系统更容易在医院常规计算环境中运行。

对于坐标点的输出,现有三维定点网络大体可归为两类:直接回归与热图回归。直接回归将每个标志点的坐标(x、y、z)作为连续变量输出,结构紧凑、推理速度快,尤其适合“粗定位”阶段;但其对训练数据分布、尺度变化与异常样本更敏感^[16]。相对而言,热图回归将每个标志点视为体素空间的概率分布,再通过峰值或soft-arg-max得到坐标,其优势在于训练更稳定、对局部不确定性更“宽容”。目前更主流的趋势是二者结合的融合策略^[20]:以直接回归完成粗定位以及感兴趣区域(region of interest, ROI)提取,再用局部热图在小体块内完成精定位,从而平衡显存占用与定位精度,构建出一个兼具高鲁棒性与高精度的分级定位架构。

在上述标准化颅颌面自动定点模型框架之外,

众多学者也对颅颌面自动定点的相关模型算法进行改良,主要围绕标注成本高、训练集稀缺、跨中心泛化能力弱等问题展开。针对手工标注时间与人力成本较高、模型难以获得大规模高质量训练集的问题,学者^[21-22]在常规架构上引入半监督学习与教师-学生伪标签自训练,在减少模型所需训练样本的同时,也能显著提高模型预测坐标点的准

确性。引入半监督学习与伪标签技术的临床意义在于:减少对专家大量重复标注的依赖,提高模型在真实临床环境中的可推广性。未来研究应进一步关注如何将这种自训练机制与临床医生的反馈相结合,形成“人在回路”(human-in-the-loop)的持续学习体系,从而使模型在实际诊疗过程中不断通过纠错来增强其对复杂畸形病例的诊断可靠性。

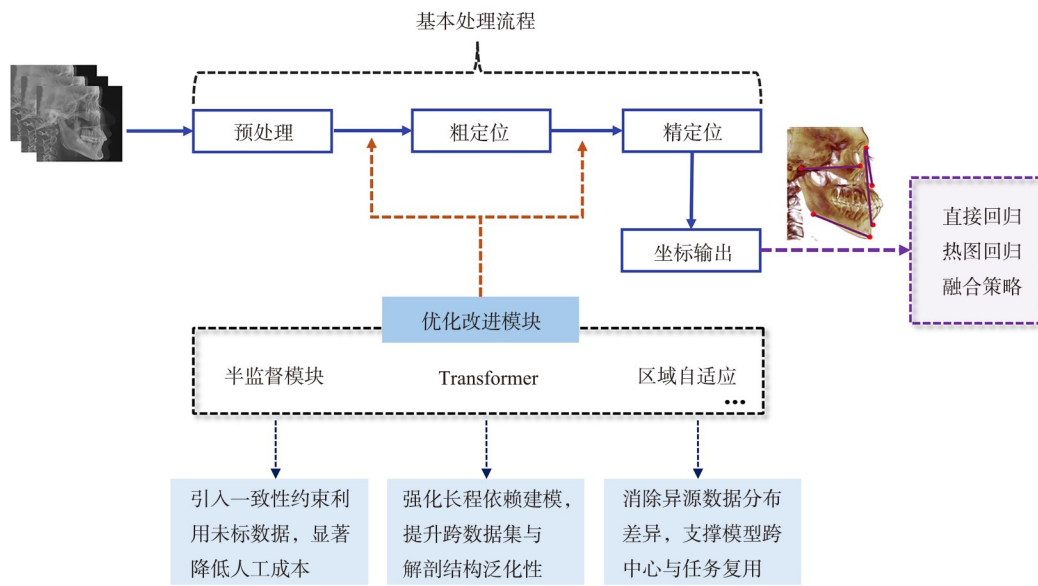


图 1 三维自动定点深度学习模型的总体框架

Fig 1 Framework of deep learning models for 3D automated landmark identification

在提高模型多中心适用性、泛化能力方面, Lu 等^[23]尝试从模型范式上升级,利用 Transformer 更强的长程依赖建模能力,提出面向多数据集、多解剖结构的“通用定点模型”,并引入区域自适应机制,让模型不局限于单一数据分布,从而为未来“跨任务、跨中心复用”的定点系统提供可能。同时,未来的研究不应仅局限于数据层面的分布对齐,更应探索基于物理成像机理的增强手段。通过建立面向多数据集、多解剖结构的通用定点范式,有望解决当前数据孤岛现状,真正推动自动定点测量系统在智慧医疗体系中的大规模应用。

3.2 三维自动定点测量准确性的评价方式

颅颌面软硬组织三维定点准确性评价通常以“点误差+测量误差+临床可用性”三层口径展开,在点级最常报告基于三维欧氏距离的平均径向误差 (mean radial error, MRE)、三轴 (x/y/z) 方向绝对误差,以及成功检出率 (success detection rate, SDR)^[17]。但准确性评估的具体行业标准分级,在三维场景中尚无统一标准,目前研究多沿用或参考二维头影测量模型准确性评估方法^[24]。

对于与定点直接相关的测量项目 (如线距、角度、比值、对称性指标以及颌位与软硬组织关系等),比较方式明确,采用同一批病例、同一套测量定义下的配对比较设计。在同一研究对象上,分别由自动测量系统与人工金标准获得对应的测量值,并计算每个对象的差值。随后,对差值进行多层次一致性与误差分析,包括:1) 系统性偏差:报告差值的均值及标准差;2) 个体层面的一致性:采用 Bland-Altman 分析,报告 95% 一致性界限 (limits of agreement, LoA);3) 重复性与可靠性:在存在重复测量或多观察者标注的框架下,进一步报告组内相关系数 (intraclass correlation coefficient, ICC) 以区分算法本身的测量误差与人工金标准所固有的标注噪声。最后,将差值或 LoA 与预设的临床可接受阈值进行对照分析,从而将“定点或几何测量误差”转译为“是否会引起测量结论或临床决策改变”的、具有可解释性的评价指标。

3.3 颅颌面软硬组织三维自动定点的发展现状

颅颌面三维硬组织自动定点的准确性大多处

于1.0~2.5 mm的量级,并且在近年呈现出持续改善的趋势(表1)。Serafin等^[17]的系统综述显示,基于深度学习的三维自动定点总体平均误差约为2.44 mm,但研究间异质性较高。Liu等^[18]在一项多中心回顾性研究中采用轻量化3D U-Net模型,在螺旋CT(spiral CT scanning, SCT)与CBCT数据上分别实现三维定点自动定位,模型在内部和外部

验证数据集中的MRE均稳定低于1.3 mm;即便在严重错殆、牙列缺失及金属伪影等复杂临床情境下,多数点位的误差仍低于1.4 mm。Jiang等^[25]在一项纳入多种类型的错殆畸形与颅颌面畸形的研究中,对颅颌面软硬组织共43个点位进行标注并训练模型,结果显示总体MRE为1.76 mm±1.13 mm,硬组织点位(32个点)的平均MRE为1.73 mm。

表 1 2023–2025 年间颅颌面三维数据自动定点测量的相关研究

Tab 1 Relevant studies on automated landmark identification in three-dimensional craniofacial data (2023-2025)

学者	模型构架	数据样本量	定位对象	训练集样本量	测试集样本量	关键点数量	定点准确性
Liu等 ^[18]	改进3D U-Net+体素热图回归	1 190例(800例SCT+390例CBCT;内部测试720例,外部测试/推理470例)	SCT+CBCT	504例(SCT 336例+CBCT 168例;另设验证集72例)	144例内部测试(SCT 96例+CBCT 48例)+470例外部测试/推理(SCT 320例+CBCT 150例)	SCT 41个点;CBCT 14个点	总体MRE为1.22 mm±0.72 mm
Jiang等 ^[25]	3D CNN注意力回归网络+直接回归3D坐标	498例	CBCT	-	-	43个点(颅骨5,上颌8,下颌9,牙槽及牙列10,软组织11)	总体MRE为1.76 mm±1.13 mm
Tang等 ^[21]	Mean-Teacher半监督框架+3D V-Net	211例	CBCT	192例	19例	18个骨性标志点	平均误差为1.91 mm±1.17 mm
Tanikawa等 ^[26]	基于CBCT表面重建的3D网格+AI识别标志点	185例	CBCT	152例	33例	64个点(颅骨19个点+下颌骨45个点)	上颌骨、下颌骨标志点平均定位误差分别为0.80 mm±0.57 mm、1.45 mm±0.34 mm
Sahlsten等 ^[27]	轻量级基于图像块的3D深度网络+热图回归	309例(芬兰199例,泰国110例;训练/验证/测试:178/28/103例)	CBCT	178例	103例	46个点(骨性+牙性)	芬兰、泰国队列平均定位误差分别为1.99 mm±1.55 mm、1.96 mm±1.25 mm
Deng等 ^[28]	深度学习	61例	-	-	61例	68个点(骨性+牙性+部分软组织点)	MRE为2.3~2.4 mm
Tao等 ^[29]	两阶段3D卷积神经网络/U-Net	80例(颌面畸形患者)	SCT	58例	22例	77个点(覆盖颅底、上颌、下颌及牙列)	总体MRE为1.81 mm±0.89 mm
Nishimoto等 ^[30]	多阶段Deep learning networks	公共数据库120例	CT	90例	30例	16个骨性标志点	平均定位误差为2.88像素(约2.81 mm)
Blum等 ^[19]	三阶段的3D U-Net algorithm	1 045例	CBCT	931例	114例	35个骨性标志点	总体MRE为2.73 mm
Gillot等 ^[31]	深度强化学习	143例中视野和大视野的CBCT	CBCT	-	-	32个骨性标志点	总体MRE为1.54 mm±0.87 mm
Berends等 ^[32]	DiffusionNet算法	2 897例	三维颌面扫描	2 463例	434例	10个软组织标志点	总体MRE为1.69 mm±1.15 mm
Al-Baker等 ^[33]	卷积神经网络	408例三维图像生成10 200例PNG图像(训练/验证/测试:8 160/1 020/1 020例)	三维颌面扫描	8 160例PNG图像	1 020例PNG图像	37个软组织标志点	总体MRE为0.83 mm±0.49 mm

注:“-”表示文中未报告。

尽管近年来相关技术已能让三维自动定点测量的整体误差达到毫米级,硬组织定点仍存在典型“困难点”^[17-18,25]。位于颅底或面中部、形态清晰

且定义稳定的骨性标志点更易实现准确定位。这类点位通常具有明确的几何特征(如尖端、孔道或缝合交汇处),在多平面重建下可辨识度较高,

自动定位误差相对较小。相较之下,牙性标志点、下颌角及髁突相关标志点,以及形态呈“圆钝”或“平台化”的解剖点,在三维空间中缺乏唯一的几何极值,其临床定义往往依赖观察者经验,导致人工标注一致性下降;即便在组内标注一致性较高的情况下,仍可能存在系统性偏差。对于此类关键点的自动化识别,是未来需要攻克的“硬骨头”。

相较颅颌面硬组织主要依赖CBCT或螺旋CT这一类断层影像,软组织既可在螺旋CT或CBCT数据中以皮肤表面或软组织结构的形式呈现,也可通过三维颜面扫描直接获取高分辨率的面部表面网格与纹理,从而形成两条相对独立但可互补的软组织定点研究路线^[34]。在螺旋CT/CBCT场景中,软组织点位常与硬组织点位在同一数据内联合标注与预测,其优点在于软硬组织空间关系天然一致、便于后续关联测量与多模态融合;但其软组织表面质量受分割阈值、金属伪影与噪声的影响较大,组织点位的可辨识度与可重复性偏低^[25]。

基于三维颜面扫描的软组织自动定点,其可见表面特征更直接,软组织清晰度显著高于螺旋CT/CBCT。Wu等^[35]构建了一套基于深度学习与计算机视觉的三维颜面扫描自动定点测量系统,在21个临床相关软组织标志点上的平均欧氏距离为 $0.95\text{ mm}\pm 0.48\text{ mm}$,96.3%点位误差在 2.0 mm 内。Chong等^[34]的一项基于U-Net的三维颜面扫描面部解剖点检测研究显示,健康人群的面部关键点自动定位平均误差为 1.4 mm ;在软组织相关病变患者中平均误差为 2.2 mm 。从点位差异看,与硬组织类似,在中矢状面附近的软组织关键点定位一致性与精度通常更好,而外侧轮廓与面下1/3部更不稳定^[36]。主要原因包括:1)软组织可变形,口角或唇红缘对表情、吞咽、唇闭合极敏感;2)外侧轮廓缺少唯一特征,如颊部、下颌缘多为平滑曲面;3)采集与网格质量欠佳,毛发、胡须、耳廓区域易缺失网格;4)区域偏移,不同设备与重建流程导致网格密度与纹理差异。

3.4 三维颅颌面自动测量在临床中的应用

随着深度学习方法的发展,颅颌面三维软硬组织自动定点测量技术在定位精度、稳定性及处理效率方面均取得了显著提升,基于佩罗特分析法与正颌手术分析法的自动定点测量体系在正畸、正颌外科及颅颌面畸形诊疗等多个场景中展现出

实际价值^[18]。在正畸与正颌外科临床中,自动定点系统可快速完成三维颅颌面标志点的标注与参数计算,降低人为误差,辅助医生评估骨性畸形与面部外观的对应关系,支持手术方案设计及定量评估^[11,37]。通过不同时间节点的自动定点,可客观量化骨组织、软组织轮廓的变化,评估治疗稳定性^[32]。在数字化颅颌面诊疗流程中,自动定点可协助构建“虚拟患者”,丰富患者多样性^[9,38]。此外,在临床研究与群体形态学分析中,自动定点技术能够显著降低大样本数据处理的时间与人力成本,使得对不同人群、疾病类型或治疗策略的定量比较成为可能^[32]。

总体而言,三维颅颌面软硬组织自动定点技术已在诊断评估、治疗规划、疗效分析及科研等多个临床环节中展现出重要应用潜力。尽管仍然存在复杂病例定位精度不足、亚洲人群标准值构建不完善等诸多问题,但随着算法性能提升、数据集多样性增强及亚洲人群临床标准值的构建,该技术有望在规范化和可解释性基础上进一步融入日常临床工作流程。

4 三维颅颌面自动定点与测量分析的局限性

尽管三维智能头影测量的技术性能已接近临床要求,但从实验室走向大规模常规应用仍面临三大核心瓶颈。

4.1 标准体系缺失,参考值不适配中国人群

目前三维头影测量尚未形成如二维分析那样被广泛认可的经典测量体系,不同研究采用的标志点定义、参考平面、测量参数不尽一致,结果可比性差^[39-40]。现有主流的佩罗特分析法、正颌手术分析法均基于欧洲人群建立参考值,由于颅颌面形态存在显著人群差异,直接沿用欧美阈值会导致矢状向突度、垂直向面高判读偏差。目前国内仍缺乏大样本、多中心的中国人群三维头影测量常模,成为制约临床应用的核心障碍。

4.2 模型泛化能力不足,复杂病例精度有待提升

三维自动定点模型的性能高度依赖高质量、大规模、多中心的标注数据,而当前多数模型基于单中心、同设备的数据集训练,在不同品牌CBCT、不同成像参数、复杂错殆畸形病例中泛化能力仍存在不足^[17-18,29]。如何在保证精度的同时降低对数据规模和标注成本的依赖,或能够以简单的方式融合大规模、多中心的数据集,是当前算

法研究面临的重要挑战。

4.3 临床可解释性不足,责任边界不明确

在临床应用层面,人工智能自动定点系统仍面临可解释性不足的问题,部分深度学习模型的决策过程难以直观理解,可能影响临床医师对其结果的信任与采纳^[41]。同时,自动测量结果导致诊疗偏差的责任归属、人工复核的规范要求尚未明确,相关系统在进入临床实践前还需满足医疗器械监管、数据隐私保护及伦理审查等方面的要求^[42]。这些因素均在一定程度上制约了其大规模临床推广。

5 未来展望

三维颅颌面自动定点与测量分析的未来发展,仍需在数据、标准、模型及临床转化等方面持续推进。首先,多中心、大样本三维数据库的建设是提升模型泛化能力与可靠性的关键,有助于覆盖不同人群特征、疾病谱及成像条件,并为外部验证提供坚实基础。其次,亟需开展三维颅颌面测量标准体系建设与规范化研究,系统建立不同人群和年龄阶段的参考值,并明确各类三维测量指标的临床意义与应用边界,以推动三维分析在临床中的规范应用。在方法层面,未来研究将更加关注多模态、多任务深度学习模型,通过融合CBCT、面部扫描等多源数据,实现软硬组织定点与测量的协同建模,从而提升整体精度与鲁棒性。与此同时,提升模型的可解释性并将其融入临床决策支持体系,对于增强临床医师信任度、促进人工智能技术的实际应用具有重要意义。

6 结论

基于深度学习的颅颌面软硬组织三维自动定点测量分析技术在定位精度、稳定性和效率方面已取得显著进展,并在正畸诊断、正颌手术规划、疗效评估及临床研究中展现出良好应用前景。尽管当前仍受到三维测量标准尚未统一、训练数据获取成本高、模型泛化能力及临床可解释性不足等因素的制约,但随着多中心大样本数据库的建立、三维测量体系的规范化以及多模态、可解释人工智能模型的发展,三维颅颌面自动定点技术有望逐步从辅助工具走向临床常规应用。未来,在严格临床验证和规范监管框架下,该技术将为

实现精准、个体化的颅颌面诊疗提供重要支撑。

利益冲突声明:作者声明本文无利益冲突。

7 参考文献

- [1] Durão AR, Pittayapat P, Rockenbach MIB, et al. Validity of 2D lateral cephalometry in orthodontics: a systematic review[J]. Prog Orthod, 2013, 14: 31.
- [2] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [3] Broadbent BH. A new X-ray technique and its application to orthodontia[J]. Angle Orthod, 1931, 1(2): 45-66.
- [4] Proffit WR, Fields HW, Sarver DM. Contemporary orthodontics[M]. 4th ed. New York: Elsevier Health Sciences, 2007.
- [5] Fracchia DE, Bignotti D, Lai S, et al. Reproducibility of AI in cephalometric landmark detection: a preliminary study[J]. Diagnostics, 2025, 15(19): 2521.
- [6] Scarfe WC, Farman AG, Sukovic P. Clinical applications of cone-beam computed tomography in dental practice[J]. J Can Dent Assoc, 2006, 72(1): 75-80.
- [7] Kapila S, Conley RS, Harrell WE Jr. The current status of cone beam computed tomography imaging in orthodontics[J]. Dentomaxillofac Radiol, 2011, 40(1): 24-34.
- [8] Weinberg SM, Naidoo S, Govier DP, et al. Anthropometric precision and accuracy of digital three-dimensional photogrammetry[J]. J Craniofac Surg, 2006, 17(3): 477-483.
- [9] Nahm KY, Kim Y, Choi YS, et al. Accurate registration of cone-beam computed tomography scans to 3-dimensional facial photographs[J]. Am J Orthod Dentofacial Orthop, 2014, 145(2): 256-264.
- [10] Bollen AM. Cephalometry in orthodontics: 2D and 3D[J]. Am J Orthod Dentofacial Orthop, 2019, 156(1): 161.
- [11] Dot G, Schouman T, Chang S, et al. Automatic 3-dimensional cephalometric landmarking via deep learning[J]. J Dent Res, 2022, 101(11): 1380-1387.
- [12] Gwilliam JR, Cunningham SJ, Hutton T. Reproducibility of soft tissue landmarks on three-dimensional facial scans[J]. Eur J Orthod, 2006, 28(5): 408-415.
- [13] Perrotti G, Baccaglione G, Clauser T, et al. Total

- face approach (TFA) 3D cephalometry and superimposition in orthognathic surgery: evaluation of the vertical dimensions in a consecutive series[J]. *Methods Protoc*, 2021, 4(2): 36.
- [14] Hsu SS, Gateno J, Bell RB, et al. Accuracy of a computer-aided surgical simulation protocol for orthognathic surgery: a prospective multicenter study [J]. *J Oral Maxillofac Surg*, 2013, 71(1): 128-142.
- [15] Yang GJ, Xie F, Chen FH, et al. A comparative study of traditional and computer-aided surgical simulation guides in orthognathic correction of bimaxillary protrusion[J]. *J Craniofac Surg*, 2025, 36(2): 553-557.
- [16] Song C, Jeong Y, Huh H, et al. Multi-scale 3D cephalometric landmark detection based on direct regression with 3D CNN architectures[J]. *Diagnostics*, 2024, 14(22): 2605.
- [17] Serafin M, Baldini B, Cabitza F, et al. Accuracy of automated 3D cephalometric landmarks by deep learning algorithms: systematic review and Meta-analysis[J]. *Radiol Med*, 2023, 128(5): 544-555.
- [18] Liu B, Liu C, Xiong Y, et al. Accuracy and reliability of 3D cephalometric landmark detection with deep learning[J]. *Eur J Med Res*, 2025, 30(1): 1000.
- [19] Blum FMS, Möhlhenrich SC, Raith S, et al. Evaluation of an artificial intelligence-based algorithm for automated localization of craniofacial landmarks[J]. *Clin Oral Invest*, 2023, 27(5): 2255-2265.
- [20] Lee JH, Yu HJ, Kim MJ, et al. Automated cephalometric landmark detection with confidence regions using Bayesian convolutional neural networks[J]. *BMC Oral Health*, 2020, 20: 270.
- [21] Tang HM, Liu S, Shi YX, et al. Automatic segmentation and landmark detection of 3D CBCT images using semi supervised learning for assisting orthognathic surgery planning[J]. *Sci Rep*, 2025, 15: 8814.
- [22] Tao LR, Zhang X, Yang Y, et al. Craniomaxillofacial landmarks detection in CT scans with limited labeled data via semi-supervised learning[J]. *Heliyon*, 2024, 10(14): e34583.
- [23] Lu G, Shu HZ, Bao H, et al. CMF-Net: craniomaxillofacial landmark localization on CBCT images using geometric constraint and transformer[J]. *Phys Med Biol*, 2023, 68(9): 095020.
- [24] Bao H, Zhang KJ, Yu CH, et al. Evaluating the accuracy of automated cephalometric analysis based on artificial intelligence[J]. *BMC Oral Heal*, 2023, 23: 191.
- [25] Jiang Y, Jiang CY, Shi B, et al. Automatic identification of hard and soft tissue landmarks in cone-beam computed tomography via deep learning with diversity datasets: a methodological study[J]. *BMC Oral Health*, 2025, 25: 505.
- [26] Tanikawa C, Nakamura H, Mimura T, et al. Development of artificial intelligence-supported automatic three-dimensional surface cephalometry[J]. *Orthod Craniofac Res*, 2025, 28(4): 636-646.
- [27] Sahlsten J, Järnstedt J, Jaskari J, et al. Deep learning for 3D cephalometric landmarking with heterogeneous multi-center CBCT dataset[J]. *PLoS One*, 2024, 19(6): e0305947.
- [28] Deng HH, Liu Q, Chen A, et al. Clinical feasibility of deep learning-based automatic head CBCT image segmentation and landmark detection in computer-aided surgical simulation for orthognathic surgery [J]. *Int J Oral Maxillofac Surg*, 2023, 52(7): 793-800.
- [29] Tao L, Li M, Zhang X, et al. Automatic craniomaxillofacial landmarks detection in CT images of individuals with dentomaxillofacial deformities by a two-stage deep learning model[J]. *BMC Oral Health*, 2023, 23(1): 876.
- [30] Nishimoto S, Saito T, Ishise H, et al. Three-dimensional craniofacial landmark detection in series of CT slices using multi-phased regression networks [J]. *Diagnostics*, 2023, 13(11): 1930.
- [31] Gillot M, Miranda F, Baquero B, et al. Automatic landmark identification in cone-beam computed tomography[J]. *Orthod Craniofac Res*, 2023, 26(4): 560-567.
- [32] Berends B, Bielevelt F, Schreurs R, et al. Fully automated landmarking and facial segmentation on 3D photographs[J]. *Sci Rep*, 2024, 14(1): 6463.
- [33] Al-Baker B, Ayoub A, Ju XY, et al. Patch-based convolutional neural networks for automatic landmark detection of 3D facial images in clinical settings[J]. *Eur J Orthod*, 2024, 46(6): cjae056.
- [34] Chong YM, Du FZ, Ma XD, et al. Automated ana-

- tomical landmark detection on 3D facial images using U-NET-based deep learning algorithm[J]. Quant Imaging Med Surg, 2024, 14(3): 2466-2474.
- [35] Wu YW, Zhao ZC, Lu JL, et al. A personalized automated system of 3D facial soft tissue landmarks annotation based on deep learning and computer vision [J]. BMC Oral Health, 2025, 26(1): 6.
- [36] Baksi S, Freezer S, Matsumoto T, et al. Accuracy of an automated method of 3D soft tissue landmark detection[J]. Eur J Orthod, 2021, 43(6): 622-630.
- [37] Weingart JV, Schlager S, Metzger MC, et al. Automated detection of cephalometric landmarks using deep neural patchworks[J]. Dentomaxillofac Radiol, 2023, 52(6): 20230059.
- [38] Jindanil T, Burlacu-Vatamanu OE, Baldini B, et al. Automated orofacial virtual patient creation using two cohorts of MSCT vs. CBCT scans[J]. Head Face Med, 2025, 21(1): 21.
- [39] Wang RH, Ho CT, Lin HH, et al. Three-dimensional cephalometry for orthognathic planning: normative data and analyses[J]. J Formos Med Assoc, 2020, 119(1 Pt 2): 191-203.
- [40] Pittayapat P, Limchaichana-Bolstad N, Willems G, et al. Three-dimensional cephalometric analysis in orthodontics: a systematic review[J]. Orthod Craniofac Res, 2014, 17(2): 69-91.
- [41] Muhammad D, Bendeache M. Unveiling the black box: a systematic review of Explainable Artificial Intelligence in medical image analysis[J]. Comput Struct Biotechnol J, 2024, 24: 542-560.
- [42] Mathew MG, Jose S, Yadav S, et al. AI in dentistry: a legal minefield[J]. Br Dent J, 2025, 238(11): 838.

• 专家简介 •



刘璐玮, 博士, 副教授, 副主任医师, 硕士生导师。现任南京医科大学附属口腔医院正畸科副主任, 兼任中华口腔医学会正畸专业委员会青年委员、南京市口腔医学会正畸专业委员会委员。曾赴美国凯斯西储大学牙学院、美国TWEED正畸培训中心等院校交流学习。主持国家自然科学基金等科研、教学项目10余项。获第五届全国高校混合式教学设计创新大赛一等奖、江苏省医学引进新技术一等奖等奖项20余项, 获国家专利4项、软件著作权8项, 参编专著7部。在国内外学术期刊上以独立第一作者/通信作者发表论著20余篇。



严斌, 博士, 二级教授, 主任医师, 博士生导师。现任南京医科大学附属口腔医院党委书记, 国际牙医师学院中国区院士、“国家高层次人才特殊支持计划”教学名师、国家级一流课程负责人、江苏省“333工程”二层次人才, 兼任中华口腔医学会数字口腔医学专业委员会副主任委员、口腔正畸专业委员会常务委员、口腔医学教育专业委员会委员, 江苏省口腔医学会正畸专业委员会主任委员、江苏省整形美容协会副会长和江苏省医学会数字医学分会副主任委员。曾赴美国俄亥俄州立大学和荷兰格罗宁根大学牙学院访学研修。主持国家自然科学基金、国家重点研发计划课题等省级以上课题10余项, 主编国家“十四五”规划教材《数字化口腔医学》等教材及专著4部, 以第一作者/通信作者发表学术论文80余篇, 获发明专利授权24项(国际专利1项, 已转化4项), 获国家教学成果二等奖、江苏省科学技术二等奖等省级以上成果奖励4项。

(本文编辑 李彩)