

人工智能在口腔正畸诊疗中应用的研究进展

朱晓宇 程晓雨 刘梦潇 李冉 王林娜 侯彦

河北医科大学口腔医学院·口腔医院正畸科 河北省口腔医学重点实验室

河北省口腔疾病临床医学研究中心 石家庄 050017

[摘要] 随着机器学习和深度学习技术的发展,人工智能(AI)在口腔正畸诊疗中的应用逐渐增多,主要涉及二维影像自动分析、三维影像处理、数字化牙模分析、治疗方案辅助决策及颜面形态预测等方面。本文围绕AI在口腔正畸诊疗中的主要应用场景进行综述,分析其在提高影像分析效率、辅助诊断评估和支持治疗方案设计中的应用价值,并从数据质量、模型泛化能力、可解释性、临床流程适配及伦理法律风险等方面讨论其临床转化面临的问题,旨在推动口腔正畸诊疗向数智化方向高质量发展。

[关键词] 人工智能; 口腔正畸; 机器学习; 深度学习; 辅助诊疗

[中图分类号] R783.5 **[文献标志码]** A **[doi]** 10.7518/gjkq.2026131



本文链接

OSID 码

Research progress in the application of artificial intelligence to orthodontic diagnosis and treatment

Zhu Xiaoyu, Cheng Xiaoyu, Liu Mengxiao, Li Ran, Wang Linna, Hou Yan

Dept. of Orthodontics, School of Stomatology and Stomatology Hospital, Hebei Medical University, Hebei Province Key Laboratory of Stomatology, Hebei Province Clinical Medical Research Center for Oral Diseases, Shijiazhuang 050017, China

Supported by: Hebei Provincial Government-Funded Clinical Medicine Outstanding Talents Training Program (ZF2025242)

Correspondence: Hou Yan, Email: 68101308@hebm.edu.cn

[Abstract] With the development of machine learning and deep learning, artificial intelligence has been increasingly applied in orthodontic diagnosis and treatment, mainly including automated analysis of two-dimensional images, three-dimensional image processing, digital dental cast analysis, treatment decision support, and prediction of facial morphology after treatment. In this review, the main application scenarios of artificial intelligence in orthodontics are summarized. Moreover, the potential value of artificial intelligence in improving image analysis efficiency, assisting diagnostic assessment, and supporting treatment planning is analyzed. The challenges for clinical translation in terms of data quality, model generalizability, interpretability, clinical workflow integration, and ethical and legal risks are discussed. This review aims to promote high-quality development of orthodontic diagnosis and treatment toward digital and intelligent transformation.

[Key words] artificial intelligence; orthodontics; machine learning; deep learning; assisted diagnosis and treatment

人工智能(artificial intelligence, AI)是计算机科学的重要分支,旨在通过算法和计算系统模拟、延伸和扩展人类智能,并已逐渐应用于口腔

医学的辅助诊断、治疗规划和疾病预测等领域^[1]。作为实现AI的重要技术路径,机器学习(machine learning, ML)可通过算法从数据中学习并优化模型性能;深度学习(deep learning, DL)是ML的重要分支,其中卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等深度神经网络模型在医学图像识别与分析中表现出较强的特征提取能力^[2]。依托数据挖掘、图像处理和模式识别等技

[收稿日期] 2025-09-25; **[修回日期]** 2026-04-29

[基金项目] 河北省政府资助临床医学优秀人才培养项目(ZF2025242)

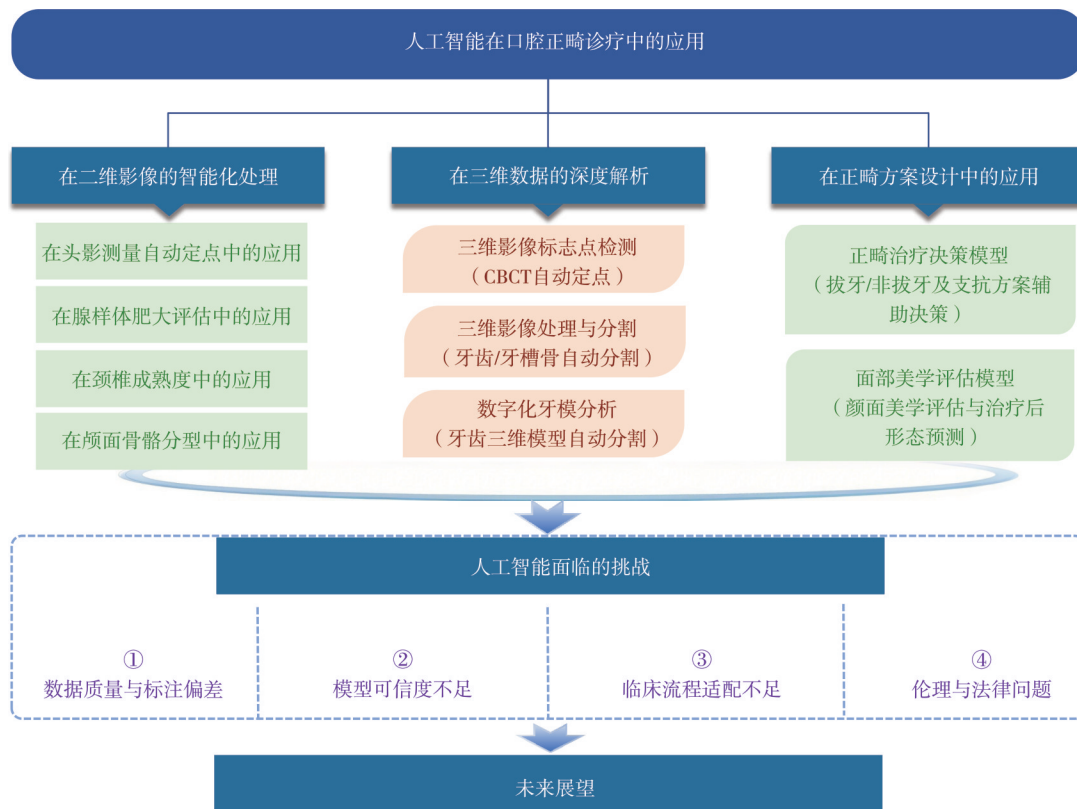
[第一作者] 朱晓宇, 医师, 硕士, Email: frankz5@163.com

[通信作者] 侯彦, 副教授, 博士, Email: 68101308@hebm.edu.cn

术, AI有助于提高医学大数据处理效率, 并可为复杂病例的诊断分析、风险评估和治疗方案制定提供辅助支持。随着算法性能、计算能力和医学数据资源的持续发展, AI在口腔正畸领域的应用已由基础研究逐步拓展至临床辅助诊断、影像分析和治疗决策支持等方向, 但其临床转化仍面临数据质量、模型泛化能力、可解释性、伦理合规

及责任界定等问题。

本文聚焦近年来 AI模型在口腔正畸诊疗中应用的进展与不足, 分析其在正畸临床中的应用现状、主要挑战及发展方向, 以期为口腔正畸诊疗的数字化和智能化发展提供参考, 其整体应用框架见图1。



CBCT: 锥形束计算机断层扫描 (cone-beam computed tomography)。

图 1 AI在口腔正畸诊疗中的应用框架

Fig 1 Application framework of AI in orthodontic diagnosis and treatment

1 AI在二维影像的智能化处理

1.1 AI在头影测量自动定点中的应用

AI在头影测量标志点定位方面展现出较大应用潜力。传统人工定点易受医生经验、操作习惯及主观判断影响, 从而产生一定人为误差; 而基于DL的自动定点方法有助于提高定点效率和测量一致性^[3]。

2017年, Arik等^[4]将CNN应用于头颅侧位片标志点自动定位, 通过学习标志点局部影像特征并结合形状约束, 实现了19个头影测量标志点的自动检测, 为DL在头影测量自动化分析中的应用提供了重要参考。但该研究训练样本量有限, 影

像来源和样本异质性不足。随后, Qian等^[5]提出改进的Faster R-CNN模型CephaNet, 通过多任务学习、多尺度训练和异常定位点校正策略提升小标志点检测性能。该模型在2、3、4 mm误差范围内的检测准确率分别为82.5%、89.3%和90.6%, 提示基于目标检测框架的模型在头影测量标志点定位中具有一定应用价值。此后, Song等^[6]基于公开挑战赛数据集提出两阶段级联定位方法, 先获得标志点初始位置, 再对候选区域进行精细化定位。该方法在公开测试集上取得1.1~1.5 mm的平均径向误差, 提示两阶段定位策略有助于提高头影测量标志点检测精度。然而, 此类研究多依赖公开数据集, 样本规模、影像来源和临床异质性仍相对有限。

为探究模型性能与训练数据规模、检测目标数量之间的关系, Moon等^[7]基于2 400张头颅侧位片和80个标志点, 设置不同训练样本量与检测目标数量组合, 训练并比较多个AI模型, 结果显示: AI定位精度随训练数据量增加而提高, 并随检测目标数量增加而下降, 提示样本量不足和检测任务复杂度升高均会限制模型性能。针对既往研究临床异质性不足的问题, Jiang等^[8]纳入来自20家医疗机构的9 870张头颅侧位片, 受试者年龄为6~50岁, 由正畸医生对30个颅颌面标志点进行人工标注, 并构建包含多种成像设备和不同影像分辨率的异质性数据集。该系统训练后标志点平均定位误差为 (0.94 ± 0.74) mm, 提示多中心、大样本数据集有助于提升模型鲁棒性和临床适用性。总体来看, 二维头影测量自动定点模型的定位精度和分析效率已有明显提升, 但相关研究仍以技术指标评价为主, 真实临床流程中的前瞻性验证仍相对不足。

目前, 部分数字化或AI辅助头影测量系统已应用于临床、教学及科研场景, 如Uceph^[9]、CephNinja^[10]等, 此类工具可辅助完成头影测量分析、病例资料管理和治疗前后重叠评估等工作; 但在实际应用中, 自动识别结果仍需由医生进行审核和必要校正, 以保证测量结果的准确性和诊疗决策的安全性。

1.2 AI在腺样体肥大评估中的应用

腺样体肥大是儿童常见的疾病之一, 准确评估腺样体肥大程度对于治疗至关重要。随着AI技术的快速发展, 其在医学影像分析领域展现出巨大的潜力, 为腺样体肥大的评估提供了新的方法和思路。

Shen等^[11]较早地将DL引入腺样体肥大评估, 基于688张头颅侧位片构建模型, 通过自动识别相关解剖结构并计算腺样体宽度与鼻咽部宽度平均比值, 实现腺样体肥大程度的自动分类。该研究提示: DL模型可辅助完成传统测量流程中的重复性工作。随后, Liu等^[12]提出基于VGG-Lite的端到端分类模型, 直接利用头颅侧位片判断腺样体肥大状态, 避免了人工标志点定位和比值测量过程。该研究纳入1 023张X线片影像, 模型敏感性和特异性分别为0.898和0.882, F1值为0.889, 显示出较高的筛查效率; 但端到端分类模型通常不直接输出具体解剖标志点, 其结果可解释性和临床可追溯性仍需关注。Zhao等^[13]利用581名患者

的头颅侧位片训练一种基于AI的腺样体肥大的自动诊断模型HeadNet, 通过确定4个关键点, 计算腺样体与鼻咽腔大小之比来判断患者是否存在腺样体肥大, 并用160张头颅侧位片来评估该模型的性能, 其敏感性、特异性和准确率分别为90.6%、93.8%、91.9%。

现有研究提示: AI可提高腺样体肥大影像评估的自动化程度和工作效率, 但相关证据仍以回顾性研究为主。未来可结合临床症状、鼻内镜结果和三维气道信息, 以提高模型在正畸筛查和跨学科转诊中的应用价值。

1.3 AI在颈椎成熟度(cervical vertebral maturation, CVM)中的应用

在正畸诊疗中, 准确评估患者生长发育阶段对于把握矫治时机、制定颌骨生长改良方案及判断预后具有重要意义。与手腕骨龄评估相比, CVM评估可利用常规头颅侧位片中的颈椎形态信息, 避免额外X线暴露, 因此在正畸临床中具有较高的应用价值。

早期研究主要关注图像预处理与CNN模型在CVM分类中的可行性, Makaremi等^[14]基于头颅侧位片构建CNN模型, 比较不同训练样本量及图像裁剪、尺寸调整、边缘增强等预处理策略对CVM分类性能的影响, 提示适当预处理有助于突出颈椎区域形态特征。针对颈椎区域在头颅侧位片中占比较小、背景结构干扰较多的问题, Kim等^[15]提出将感兴趣区域(region of interest, ROI)检测、颈椎分割和CVM分类整合的级联流程, 在600张头颅侧位片中取得62.5%的最高准确率, 说明解剖区域定位有助于模型聚焦CVM相关结构, 但六分类任务仍具有较高难度。Zhou等^[16]基于1 080张头颅侧位片构建CVM自动评估系统, 模型总体分期准确率为71%, AI分期与人工标准之间的组内相关系数为0.98; 其中CS6阶段F1值最高, 为0.85, 而CS3阶段表现较低, 提示AI模型对形态特征明确的成熟阶段识别较好, 但对连续过渡阶段的判别仍然困难。Seo等^[17]进一步比较多种CNN模型, 发现Inception-ResNet-v2在600张头颅侧位片中取得较高分类准确率, 并采用梯度加权类激活映射进行可视化分析, 结果显示: 模型主要关注颈椎及其周围结构, 从一定程度上增强了模型结果的可解释性。

总体来看, AI有助于提高CVM评估效率并减少人工分期的主观差异, 但CVM分期本质上是对

连续生长过程的离散化判断,中间阶段边界模糊、标注一致性不足和样本分布不均仍是模型性能提升的主要难点。

1.4 AI在颅面骨骼分型中的应用

颅面骨骼分型对于正畸治疗过程中矫治方案的设计以及矫治力量、支抗、颌间牵引的选择有着重要意义。

Nan等^[18]针对儿童矢状向骨骼分型构建了基于DenseNet-121的DL模型。该研究纳入1 613张儿童头颅侧位片,并将侧位片和面部侧貌照片分别作为模型输入;同时引入迁移学习、数据增强和标签分布学习。结果显示:基于头颅侧位片的模型准确率由90.33%提高至91.28%,基于面部侧貌照片的模型准确率由83.39%提高至83.98%。该研究提示:DL可用于儿童矢状向骨骼分型,面部侧貌照片也具有一定筛查价值,但其准确率仍低于头颅侧位片,尚不能替代影像学评估。Kim等^[19]则基于1 574张头颅侧位片建立深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)模型,用于骨性I、II、III类矢状向关系分类,并与自动头影测量软件V-ceph进行比较。该研究按照上牙槽座点-鼻根点-下牙槽座点角(A point-nasion-B point angle, ANB角)进行分类,DCNN模型在测试集中取得0.96的准确率、0.94的敏感性和0.97的特异性,高于V-ceph的相应结果。类激活图显示:模型在成功分类图像中主要关注上牙槽座点、下牙槽座点、前牙及上下唇等与矢状向骨骼关系相关的区域,提示端到端影像分类模型具有一定可解释性。

总体来看,AI可提高矢状向骨骼分型的自动化程度。头颅侧位片模型分类性能较高,面部侧貌照片模型便捷、无辐射,但目前更适合初筛;同时,现有模型多以ANB角或头影测量指标作为标签依据,仍受单一分类标准限制。

2 AI在三维数据的深度解析

2.1 三维影像标志点检测

虽然传统二维头颅侧位X线片影像仍是临床最常用的头影测量分析与诊断工具,但由于颅骨双侧结构重叠、影像边缘畸变等因素的影响,二维平面成像技术难以精确还原三维颅颌面的立体解剖结构。而CBCT凭借其三维立体成像技术,成功突破了此技术瓶颈,显著提高了颅颌面结构

重建的精度与可靠性。

Chen等^[20]提出基于3D Faster R-CNN和多尺度UNet的两阶段级联方法,先在低分辨率CBCT影像中获得候选标志点区域,再基于高分辨率局部图像进行精细定位。该方法在真实临床CBCT数据中检测最多18个颅颌面标志点,平均定位误差为 (0.89 ± 0.64) mm,提示两阶段策略有助于在计算效率和定位精度之间取得平衡。Dot等^[21]构建了基于空间构型约束的DL模型,用于自动识别33个颅颌面骨性及牙槽相关标志点。结果显示:该模型在测试集中平均定位误差为 (1.0 ± 1.3) mm,2 mm误差范围内成功检测率为90.4%;与人工重复定位结果比较,骨性测量变量的一致性优于牙槽相关变量,提示该方法在骨性三维头影测量中具有一定应用潜力,但牙槽和牙列相关标志点的定位稳定性仍需进一步提高。

现有研究表明:DL可提高CBCT三维标志点定位效率,部分骨性标志点的定位结果已接近人工测量水平。但三维影像数据量大,且受设备参数、金属伪影、畸形程度及标志点定义差异影响,模型在不同机构和复杂病例中的稳定性仍需验证。后续研究需进一步统一三维标志点定义和标注规范,开展多中心外部验证,并探索CBCT、面部扫描和口内扫描等多模态数据的联合应用。

2.2 三维影像处理与分割

CBCT是数字化正畸诊疗的重要三维影像来源,但牙齿、牙槽骨等结构边界复杂,且易受金属伪影、缺牙、牙列拥挤及低剂量扫描等因素影响,自动分割难度较高,因此,基于DL的三维影像分割已成为口腔影像智能分析的重要方向。

Cui等^[22]提出全自动牙齿和牙槽骨联合分割系统,并在4 215名患者的4 938例多中心CBCT数据中进行验证。该系统通过牙颌区域定位、形态特征引导和级联分割等策略,实现单颗牙齿及牙槽骨的自动分割;在内部测试集中,牙齿和牙槽骨平均戴斯相似系数(Dice similarity coefficient, DSC)分别为94.1%和94.5%,外部测试集中分别为92.54%和93.8%。与人工分割相比,该系统明显缩短了处理时间,但在复杂病例中的分割性能仍有下降。Jang等^[23]提出基于全景图像重建的层次化三维单牙识别与分割方法。该方法先将CBCT数据转换为上下颌全景图像,以降低三维数据处理复杂度,再结合二维牙齿识别和三维局部区域分割完成单牙分割。研究结果显示:该方

法牙齿识别F1值为93.35%,三维单牙分割DSC为94.79%,显示出较好的单牙分割性能。但该研究样本量相对有限,且主要聚焦牙齿分割,对牙槽骨及复杂临床场景的适用性仍需进一步验证。

总体来看,DL可提高CBCT中牙齿和牙槽骨分割的自动化程度,并为数字化排牙、根骨关系评估和三维治疗模拟提供基础数据。但复杂病例及跨设备数据仍会影响模型稳定性。后续研究应加强多中心外部验证,统一分割标注标准,并探索CBCT与口内扫描、面部扫描等多模态数据的联合应用,以提高分割可靠性。

2.3 数字化牙模分析

在计算机辅助正畸治疗中,牙齿三维模型的精确分割是测量牙齿参数、模拟牙齿移动和排列的关键,近年来,DL逐渐应用于数字化牙模的自动分割和牙位识别。

Tian等^[24]提出基于3D CNN的分层学习框架,用于三维牙模中牙齿分割和牙位分类。该方法通过层级特征学习提取牙齿局部和整体形态信息,并对牙齿-牙龈边界及邻牙接触区域进行分割,牙齿分割准确率为89.81%,具有较高准确性。Zhang等^[25]提出基于调和参数空间映射的三维牙齿分割方法,将三维牙齿网格映射至二维参数空间后进行图像分割,再将分割结果反投影至三维模型并进行边界优化。该方法平均分割准确率为98.87%,边界平均误差为0.046 mm,显示出较高的分割精度。与直接在三维网格上建模的方法相比,该策略可利用成熟的二维CNN架构,但模型性能仍可能受到网格质量、参数化变形和复杂牙列形态的影响。

总体来看,AI可提高数字化牙模中牙齿分割和牙位识别的自动化程度,为牙弓测量、数字化排牙和牙齿移动模拟提供基础数据。但模型在牙列拥挤、缺牙、修复体及牙龈边界模糊等复杂情况下的稳定性仍需验证;结合CBCT和口内扫描数据,有助于进一步完善牙冠-牙根关系评估和矫治方案模拟。

3 AI在正畸方案设计中的应用

3.1 AI辅助的正畸治疗方案决策

正畸治疗方案的设计是一个需要综合考虑多种因素的复杂过程。AI技术通过系统性整合临床数据、量化核心影响因素,可减少对医生主观经

验的依赖,为个性化、精准化正畸方案设计提供客观支持。

在拔牙决策方面,Xie等^[26]采用反向传播人工神经网络预测青少年患者拔牙需求,纳入拥挤度、下切牙-下颌平面角(incisor mandibular plane angle, IMPA)等23项临床指标,模型判断拔牙/非拔牙的准确率为80%。该研究提示:人工神经网络可为拔牙决策提供辅助参考,但样本量和外部验证有限,模型临床适用性仍需进一步评估。针对这一局限,Jung等^[27]进一步构建神经网络专家系统,用于拔牙与否及拔牙模式判断,结果显示:拔牙/非拔牙判断和拔牙模式判断均取得较好结果,但其样本量有限,模型外部适用性仍需进一步验证。El-Dawlatly等^[28]构建了用于深覆殆治疗计划的决策支持系统,并对51例病例中的357项算法决策进行评价。结果显示:算法决策与实际治疗变化的一致性为94.4%,提示该系统可为深覆殆治疗计划提供辅助参考。Li等^[29]基于多层感知机人工神经网络建立正畸治疗计划预测模型,输入指标包括上牙弓拥挤度、ANB角、Spee曲线深度等。该模型用于判断拔牙/非拔牙、拔牙模式及支抗模式,对应准确率分别为94.0%、84.2%和92.8%。该研究显示:神经网络可对多环节治疗计划提供概率化参考,但不同治疗方案之间往往存在多个合理选择,模型预测结果不应被视为唯一方案。

3.2 AI辅助的颜面部美学评估与治疗形态预测

颜面部美学评估是正畸治疗的核心目标之一,传统方法依赖医生经验与二维头影测量标志点分析,存在主观性强、动态预测能力不足等局限。AI技术的引入为三维软组织形态的量化分析与动态模拟提供了新范式,但其在遗传与生长发育因素整合上也面临挑战。

Knoops等^[30]构建了基于三维形态模型和ML的颅颌面诊疗辅助框架,利用健康人群及正颌手术患者的三维面部数据进行自动诊断和手术结果模拟。该模型在诊断任务中敏感性和特异性分别为95.5%和95.2%,手术结果模拟平均误差为(1.1±0.3) mm,提示三维面部数据结合ML可用于颅颌面形态分析和正颌手术辅助规划。Tanikawa等^[31]分别针对正颌手术和正畸治疗场景建立面部形态预测系统,以治疗前面部坐标和头影测量变化作为输入,结果显示:正颌系统和正畸系统的平均预测误差分别为0.94 mm和0.69 mm。Park

等^[32]进一步采用基于条件生成对抗网络的DL方法,结合患者年龄、性别及切牙位置变化等信息预测正畸治疗后三维面部形态,平均预测误差为 (1.2 ± 1.01) mm,准确性为80.8%。这些研究表明:AI可在一定程度上提高治疗后颜面形态预测的自动化和可视化水平,但不同研究在样本来源、输入变量、评价指标和治疗类型上差异较大,结果之间仍不宜直接比较。

尽管AI模型在颜面形态预测中显示出一定潜力,但正畸治疗后的软组织变化并非硬组织移动的简单线性映射,而受生长发育阶段、性别、骨骼型、软组织厚度及治疗方式等多因素影响。McKinnon等^[33]指出:面部软组织厚度从儿童期至成年期存在明显个体差异和生长变化;Liu等^[34]也发现:唇红形态与性别及骨骼型相关,提示不同人群的软组织基础条件并不一致。在正畸治疗过程中,前牙内收与唇部变化之间虽存在相关性,但其响应程度受个体软组织特征影响^[35];青少年与成人在拔除4颗第一前磨牙后的唇部反应亦存在差异^[36]。此外,拔除上颌前磨牙并内收前牙后的侧貌变化也提示,不同治疗方式下软组织响应存在个体差异^[37]。因此,现有AI预测模型若仅基于治疗前后静态资料训练,可能难以充分刻画个体生长轨迹和长期软组织代偿效应。未来研究应结合长期纵向随访资料,纳入牙颌面形态和患者个体特征等多维变量,并通过外部验证和可解释性分析,提高颜面形态预测模型在方案设计和医患沟通中的可靠性。

4 AI面临的挑战

4.1 数据质量与标注偏差

数据质量和样本代表性不足是限制口腔正畸AI模型临床推广的基础性问题。现有研究数据多来源于回顾性病例,常存在样本量不足、类别分布不均、设备与成像参数差异较大等问题,导致模型容易依赖特定数据集中的影像特征,而难以适应真实临床中的人群、设备和病例差异。例如,2015年生物医学影像国际研讨会大挑战训练数据集仅包含150张头颅侧位片^[4],虽便于算法比较,但不足以代表复杂临床场景;相比之下,Cui等^[38]在牙齿及牙槽骨分割研究中纳入4 215名患者的4 938例CBCT数据,且数据来自15个中心,为提升模型泛化能力提供了较好基础;但多数口腔正

畸AI研究尚难达到类似样本规模和数据异质性。

除数据来源和样本构成的局限外,标注质量与一致性同样会影响模型的训练效果和临床可靠性^[39-40]。正畸AI任务多依赖医生判断,不同医生或同一医生不同时间的标注差异,可能使模型学习到带有个体或机构偏好的标签模式,尤其在边界病例和连续分期任务中更为明显。

因此,数据质量问题不只是样本数量不足,更包括样本代表性不足和标注一致性不足。若缺乏统一的数据采集标准、标注规范和外部验证,模型即使在特定数据集上表现良好,也难以证明其不同机构、设备和患者群体中的稳定性。

4.2 模型泛化能力与可解释性不足

当前正畸AI研究普遍重视模型在测试集上的准确率或平均定位误差,但这些技术指标并不等同于临床可用性^[41-42]。许多模型仅完成内部验证或基于随机划分数据集评价,缺乏外部验证、前瞻性研究和真实诊疗流程中的性能监测^[42]。对于拔牙决策、CVM评估、颜面形态预测和三维影像分割等任务,若模型只在特定数据集上表现良好,而未经过跨机构、跨设备和复杂病例验证,其临床推广价值仍有限。

可解释性不足进一步限制了模型的临床信任度^[43]。AI可以输出分类结果、分割轮廓、标志点坐标或治疗建议,但如果无法说明其判断依据,医生就难以评估结果是否符合正畸诊疗逻辑。例如,拔牙决策模型不仅要给出“拔牙或不拔牙”的建议,还应能解释拥挤度、面型、切牙倾斜度、软组织侧貌和支抗需求等因素在决策中的作用。现有热图、类激活图和特征重要性分析虽可提供一定线索,但多数解释仍停留在算法层面,尚不能完全转化为可被医生采信的临床依据^[44]。

因此,正畸AI模型的评价不应局限于单一技术指标,还应关注其在真实临床中的稳定性、错误类型、解释能力和医生可干预性。否则,模型即使在研究中表现良好,也难以成为可靠的辅助诊疗工具。

4.3 临床实践中的难题

口腔正畸治疗周期长,诊疗决策需要在初诊、治疗实施和随访中不断调整。现有AI研究多聚焦于单项任务,但模型输出如何融入病历记录、复诊评估和临床决策,目前仍缺乏成熟路径。因此,单项功能表现良好,并不意味着能够直接适用于完整正畸诊疗流程。

正畸治疗还具有明显的个体化和沟通属性。治疗方案不仅取决于客观测量,也需要综合患者诉求、美学期待和长期稳定性。AI可以提供测量、识别和预测结果,但仍需医生结合临床检查进行解释与修正;若输出结果难以被医生解释或被患者理解,其在方案设计和医患沟通中的价值将受到限制。

因此,AI在口腔正畸中的作用应定位为辅助工具^[45]。后续研究除关注模型性能外,还应重视其与真实诊疗流程、医生工作习惯和医患共同决策的衔接。

4.4 伦理与法律问题

口腔正畸AI应用需要处理大量影像资料、临床记录和生物识别相关信息,其中包含医疗健康信息及未成年人资料等敏感个人信息。相关数据的获取、使用和共享应遵循知情同意、最小必要和安全保护原则^[46]。

责任界定也是临床应用中的重要风险。AI可参与正畸诊疗的多个辅助环节,但最终诊疗行为仍由医生和医疗机构承担。当AI输出错误并影响临床决策时,责任可能涉及开发者、软件供应商、医疗机构和使用医生等多方主体。因此,临床应用中应明确AI的辅助属性,保留医生审核和修正权,并对关键决策过程进行记录^[47]。

5 未来展望

未来AI在口腔正畸诊疗中的发展,应由单点任务优化逐步转向临床流程辅助。数据建设、模型验证、临床解释和伦理监管仍是其临床转化的关键环节。只有在保证数据质量、模型稳定性和医生可控性的基础上,AI工具才能更稳妥地融入正畸诊疗过程。

多模态融合将是正畸AI的重要方向。未来模型可整合二维影像、三维数据、动态功能信息和临床记录,构建更接近真实患者状态的数字化模型,用于牙颌面形态评估、治疗模拟和疗效预测。随着远程复诊和智能监测技术的发展,AI也可用于动态评估牙齿移动、咬合变化和患者依从性,为方案调整提供参考。生成式AI和数字孪生技术有望拓展其在病例管理、方案展示和个体化模拟中的应用,但其临床价值仍需前瞻性研究和真实世界验证。

总体而言,AI有望提高口腔正畸诊疗的信息

处理效率和辅助决策能力,但其临床应用仍应建立在高质量数据、充分验证、医生可控和患者安全的基础上。随着数据建设、模型验证和监管体系的不断完善,AI有望更稳妥地融入口腔正畸诊疗流程,为个体化治疗提供支持。

利益冲突声明:作者声明本文无利益冲突。

6 参考文献

- [1] Shan T, Tay FR, Gu L. Application of artificial intelligence in dentistry[J]. J Dent Res, 2021, 100(3): 232-244.
- [2] Sarvamangala DR, Kulkarni RV. Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey[J]. Evol Intell, 2022, 15(1): 1-22.
- [3] Kim H, Shim E, Park J, et al. Web-based fully automated cephalometric analysis by deep learning[J]. Comput Meth Programs Biomed, 2020, 194: 105513.
- [4] Arik SÖ, Ibragimov B, Xing L. Fully automated quantitative cephalometry using convolutional neural networks[J]. J Med Imag, 2017, 4(1): 014501.
- [5] Qian JH, Cheng M, Tao YB, et al. CephaNet: an improved faster R-CNN for cephalometric landmark detection[C]//2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019). Venice: IEEE, 2019: 868-871.
- [6] Song Y, Qiao X, Iwamoto Y, et al. Automatic cephalometric landmark detection on X-ray images using a deep-learning method[J]. Appl Sci, 2020, 10(7): 2547.
- [7] Moon JH, Hwang HW, Yu Y, et al. How much deep learning is enough for automatic identification to be reliable[J]. Angle Orthod, 2020, 90(6): 823-830.
- [8] Jiang FL, Guo YT, Yang C, et al. Artificial intelligence system for automated landmark localization and analysis of cephalometry[J]. Dentomaxillofac Radiol, 2023, 52(1): 20220081.
- [9] 何琴, 卜艳, 林光磊, 等. Uceph头影测量软件在口腔正畸实验教学中的应用研究[J]. 科教导刊, 2022(16): 101-103.
- He Q, Bu Y, Lin GL, et al. Application of uceph cephalometric software in orthodontic experimental teaching[J]. Guide Sci Educ, 2022(16): 101-103.

- [10] 刘恒朗, 冯琳静, 王莉丽. 智能手机应用程序与电脑软件在头影测量中的一致性评价[J]. 口腔医学研究, 2021, 37(8): 702-707.
- Liu HL, Feng LJ, Wang LL. Agreement evaluation of cephalometric analysis between smartphone application and computer software[J]. *J Oral Sci Res*, 2021, 37(8): 702-707.
- [11] Shen Y, Li XH, Liang X, et al. A deep-learning-based approach for adenoid hypertrophy diagnosis [J]. *Med Phys*, 2020, 47(5): 2171-2181.
- [12] Liu JL, Li SH, Cai YM, et al. Automated radiographic evaluation of adenoid hypertrophy based on VGG-lite[J]. *J Dent Res*, 2021, 100(12): 1337-1343.
- [13] Zhao TT, Zhou JW, Yan JR, et al. Automated adenoid hypertrophy assessment with lateral cephalometry in children based on artificial intelligence[J]. *Diagnostics*, 2021, 11(8): 1386.
- [14] Makaremi M, Lacaule C, Mohammad-Djafari A. Deep learning and artificial intelligence for the determination of the cervical vertebra maturation degree from lateral radiography[J]. *Entropy*, 2019, 21(12): 1222.
- [15] Kim EG, Oh IS, So JE, et al. Estimating cervical vertebral maturation with a lateral cephalogram using the convolutional neural network[J]. *J Clin Med*, 2021, 10(22): 5400.
- [16] Zhou J, Zhou H, Pu LL, et al. Development of an artificial intelligence system for the automatic evaluation of cervical vertebral maturation status[J]. *Diagnostics*, 2021, 11(12): 2200.
- [17] Seo H, Hwang J, Jeong T, et al. Comparison of deep learning models for cervical vertebral maturation stage classification on lateral cephalometric radiographs[J]. *J Clin Med*, 2021, 10(16): 3591.
- [18] Nan L, Tang M, Liang BH, et al. Automated sagittal skeletal classification of children based on deep learning[J]. *Diagnostics*, 2023, 13(10): 1719.
- [19] Kim HJ, Kim KD, Kim DH. Deep convolutional neural network-based skeletal classification of cephalometric image compared with automated-tracing software[J]. *Sci Rep*, 2022, 12: 11659.
- [20] Chen XY, Lian CF, Deng HH, et al. Fast and accurate craniomaxillofacial landmark detection via 3D faster R-CNN[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2021, 40(12): 3867-3878.
- [21] 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.
- [22] Cui ZM, 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: 2096.
- [23] Jang TJ, Kim KC, Cho HC, 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.
- [24] Tian SK, Dai N, Zhang B, et al. Automatic classification and segmentation of teeth on 3D dental model using hierarchical deep learning networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 84817-84828.
- [25] Zhang JD, Li CP, Song Q, et al. Automatic 3D tooth segmentation using convolutional neural networks in harmonic parameter space[J]. *Graph Models*, 2020, 109: 101071.
- [26] Xie XQ, Wang L, Wang AM. Artificial neural network modeling for deciding if extractions are necessary prior to orthodontic treatment[J]. *Angle Orthod*, 2010, 80(2): 262-266.
- [27] Jung SK, Kim TW. New approach for the diagnosis of extractions with neural network machine learning [J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2016, 149(1): 127-133.
- [28] El-Dawlatly MM, Abdelmaksoud AR, Amer OM, et al. Evaluation of the efficiency of computerized algorithms to formulate a decision support system for deepbite treatment planning[J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2021, 159(4): 512-521.
- [29] Li PL, Kong DY, Tang T, et al. Orthodontic treatment planning based on artificial neural networks [J]. *Sci Rep*, 2019, 9: 2037.
- [30] Knoops PGM, Papaioannou A, Borghi A, et al. A machine learning framework for automated diagnosis and computer-assisted planning in plastic and reconstructive surgery[J]. *Sci Rep*, 2019, 9: 13597.
- [31] Tanikawa C, Yamashiro T. Development of novel artificial intelligence systems to predict facial morphology after orthognathic surgery and orthodontic treatment in Japanese patients[J]. *Sci Rep*, 2021, 11

- (1): 15853.
- [32] Park YS, Choi JH, Kim Y, et al. Deep learning-based prediction of the 3D postorthodontic facial changes[J]. *J Dent Res*, 2022, 101(11): 1372-1379.
- [33] McKinnon MR, Simpson EK, Henneberg M. Growth patterns and individual variation in mid-sagittal facial soft tissue depth from childhood to adulthood [J]. *J Forensic Sci*, 2018, 63(6): 1641-1651.
- [34] Liu ZY, Chen G, Dai FF, et al. Analysis of correlation of 3-dimensional lip vermilion morphology and dentoskeletal forms in young Chinese adults on the basis of sex and skeletal patterns[J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2021, 159(5): e423-e437.
- [35] Ramos AL, Sakima MT, Pinto Ados S, et al. Upper lip changes correlated to maxillary incisor retraction—a metallic implant study[J]. *Angle Orthod*, 2005, 75(4): 499-505.
- [36] Hodges A, Rossouw PE, Campbell PM, et al. Prediction of lip response to four first premolar extractions in white female adolescents and adults[J]. *Angle Orthod*, 2009, 79(3): 413-421.
- [37] Scott Conley R, Jernigan C. Soft tissue changes after upper premolar extraction in Class II camouflage therapy[J]. *Angle Orthod*, 2006, 76(1): 59-65.
- [38] Cui ZM, Li CJ, Wang WP. ToothNet: automatic tooth instance segmentation and identification from cone beam CT images[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Los Angeles: IEEE, 2019: 6361-6370.
- [39] 张丽鑫. 人工智能医疗器械临床准入评估标准数据集构建路径研究[D]. 北京: 北京协和医学院, 2022.
- Zhang LX. Study on the construction path of dataset for clinical access assessment standards of artificial intelligence medical devices[D]. Beijing: Peking Union Medical College, 2022.
- [40] Schwendicke F, Samek W, Krois J. Artificial intelligence in dentistry: chances and challenges[J]. *J Dent Res*, 2020, 99(7): 769-774.
- [41] Vasey B, Nagendran M, Campbell B, et al. Reporting guideline for the early-stage clinical evaluation of decision support systems driven by artificial intelligence: DECIDE-AI[J]. *BMJ*, 2022, 377: e070904.
- [42] Collins GS, Moons KGM, Dhiman P, et al. TRIPOD+AI statement: updated guidance for reporting clinical prediction models that use regression or machine learning methods[J]. *BMJ*, 2024, 385: e078378.
- [43] Price WN II. Regulating black-box medicine[J]. *Mich Law Rev*, 2017, 116(3): 421-474.
- [44] 李润生. 论医疗人工智能“黑箱”难题的应对策略和规制进路[J]. *东南大学学报(哲学社会科学版)*, 2021, 23(6): 83-92, 146.
- Li RS. On the countermeasures and regulatory approaches to the black box of medical artificial intelligence[J]. *J Southeast Univ (Philos Soc Sci)*, 2021, 23(6): 83-92, 146.
- [45] 谢贤聚, 白玉兴. 医学人工智能的特点及在口腔正畸中的规范化开发[J]. *实用口腔医学杂志*, 2022, 38(6): 702-706.
- Xie XJ, Bai YX. Characteristics of medical artificial intelligence and its standardized development in orthodontics[J]. *J Pract Stomatol*, 2022, 38(6): 702-706.
- [46] Tang L, Li JX, Fantus S. Medical artificial intelligence ethics: a systematic review of empirical studies[J]. *Digit Health*, 2023, 9: 20552076231186064.
- [47] Maliha G, Gerke S, Cohen IG, et al. Artificial intelligence and liability in medicine[J]. *Milbank Quart*, 2021, 99(3): 629-647.
- (本文编辑 王姝)