

基于三维关键点的 CBCT 重定向及二维头影测量模拟

刘真鹏, 王琛, 陆书一, 魏广顺*, 刘东旭, 周元峰

(山东大学 济南 250100)
(gswei@sdu.edu.cn)

摘要: 口腔正畸学的头影测量方法正在逐渐从二维向三维发展。头影测量片作为正畸的重要依据, 受限于二维而不可避免地存在模糊、失真、重影等问题, 而基于 CBCT 等三维影像的测量分析方法尚不成熟。目前三维医学影像相关研究多为去噪、重建等基础工作, 较少用其替代二维影像的研究。为此, 本文提出了基于三维关键点的 CBCT 重定向及二维头影测量模拟可视化方法。首先在三维影像上预测特定关键点, 根据关键点与头颅解剖结构对应关系建立头位坐标系对 CBCT 进行重定向, 对齐形成头位统一的标准化 CBCT 数据; 然后模拟二维头影测量片成像过程, 并应用非线性映射、区域增强等后处理方法。基于重定向后的 CBCT 生成便于观察测量的模拟二维头影测量片, 可直接用于现有二维头影测量自动化及手动方法。本文通过大量实验与用户调研验证了提出方法的先进性和有效性。产生的结果在实际临床应用中可替代二维影像进行头影测量分析, 为正畸提供可视化依据。

关键词: CBCT 重定向; 头影测量; 体渲染; 三维关键点

中图法分类号: TP391.41 DOI: 10.3724/SP.J.1089.2025-00258

CBCT Reorientation Based on 3D Landmarks and 2D Cephalometry Simulation

Liu Zhenpeng, Wang Chen, Lu Shuyi, Wei Guangshun*, Liu Dongxu, and Zhou Yuanfeng

¹⁾ (Shandong University, Jinan 250100)

Abstract: Cephalometry in orthodontics is gradually developing from 2D to 3D. As a crucial basis for orthodontics, cephalometric radiographs are limited to 2D and inevitably have problems such as ambiguity, distortion, and ghosting, while measurement and analysis methods based on 3D images, such as CBCT, are not perfect. The existing research on 3D medical imaging primarily focuses on basic tasks such as denoising and reconstruction, and less research on 2D image replacement. For this reason, this paper proposes a CBCT reorientation method based on 3D landmarks and a 2D cephalometric simulation visualization method. First, specific landmarks are predicted on 3D images, and the head coordinate system is established according to the corresponding relationship between landmarks and head anatomical structure to redirect CBCT images and align to form unified standardized CBCT data; Then, the imaging process of 2D cephalometric radiographs is simulated, and the post-processing methods such as nonlinear mapping and region enhancement are applied. Based on the redirected CBCT, the simulated 2D cephalometric radiographs convenient for observation and measurement are generated, which can be directly used in the existing 2D cephalometric automatic and manual methods. This paper verifies the proposed method's advancement and effectiveness

收稿日期: 2025-07-05; 修回日期: 20**-**-**。刘真鹏(2001—), 男, 硕士研究生, CCF 学生会员, 主要研究方向为计算机医学图像处理; 王琛(1998—), 男, 博士研究生, CCF 学生会员, 主要研究方向为计算机医学图像处理; 陆书一(1994—), 男, 博士, 主要研究方向为计算机医学图像处理; 魏广顺(1994—), 男, 博士, 副研究员, CCF 会员, 论文通信作者, 主要研究方向为智能图形图像处理、几何建模与优化、智能多模态数据处理等; 刘东旭(1963—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为口腔生物力学和牙周组织改建、颌面畸形的数字化、智能化分类和现实世界的验证; 周元峰(1980—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 高级会员, 主要研究方向为智能图形图像处理、几何建模与优化、计算医学、虚拟现实等。

through many experiments and user studies. The results can replace 2D images for cephalometric analysis, and provide a visual basis for orthodontics.

Key words: CBCT reorientation; cephalometry; volume rendering; 3D landmarks

1 研究背景

头影测量是口腔正畸治疗的重要依据, 其根据预先定义的标准, 测量图像上解剖结构标志点及其连线并计算连线构成的夹角等, 对口腔颌面各软硬组织的形态、大小、位置及相互关系进行标准化分析。多年来, 口腔正畸行业一直使用基于二维 X 射线头影片的头影测量分析法作为诊断依据。随着 CBCT (锥形束计算机断层扫描) 等三维医学图像在口腔正畸行业上的普及, 近几年还出现了三维头影测量这一衍生概念。

事实上, 二维头影测量存在明显的缺点^[1]。具体来说, 因其维度局限性, 单张二维头影片是对应视角下的三维解剖结构透视叠加像, 在患者解剖结构对称关系异常或拍摄角度偏差的情况下, 难以获得清晰的头影测量图像。而对于标准化数值分析来说, 这种缺陷图像将大大影响标志点准确度, 导致截然不同的分析结果。在实际诊疗环境下, 拍摄前无法直接有效地观测患者体内软硬组织调整拍摄角度, 借助额外仪器限制的朝向也存在难以避免的误差, 因此二维 X 射线头影片不可避免地存在重影、模糊等现象, 难以表现真实的三维解剖结构对应关系。因此, 口腔正畸行业产生了使用三维方法替代二维头影测量的需求。

然而, 三维上的相关研究目前仍处于理论分析的雏形阶段。三维头影测量是指在 CBCT 等三维影像上对点、线等进行的头影测量分析。CBCT 在传统 CT 的基础上产生, 能以较快的速度获得保留原始尺度信息的三维图像, 具有很高的各向同性空间分辨率。近年来口腔正畸行业逐渐普及 CBCT 采集仪器, 并尝试将其与头影测量等现有诊疗方法进行融合。然而, 定义头影测量标准需要进行严格的医学分析及验证, 而三维医学图像包含的复杂结构信息使其工作量及难度相较二维大大增加, 二维头影测量分析法局限于二维叠加像上的特征, 无法简单扩展到三维。本文认为, 目前三维头影测量需要一种规范化的三维影像处理及可视化方法, 将三维影像对应的位姿及可视

化效果等进行标准化统一, 并产生包括特定视角二维透视图像在内的常用可视化结果, 甚至对现有医学影像进行模拟, 以辅助相关研究发展。

类似于二维头影片, CBCT 等三维图像也需要统一的标准头位以便于研究及应用。基于三维特征点的 CBCT 重定向已被证明可作为采集时限制患者头位的替代方法, 且其更易实现并无需额外仪器辅助。目前已有许多 CBCT 重定向方法被证实有较好可靠性及可重复性, 但相关研究多处于人工标注的理论分析阶段, 多基于颅骨分割模型表面进行关键点和参考系的手动标注分析, 较少关注自动化方法的实现精度及应用效果。

因此, 根据二维和三维头影测量各自存在的问题, 本文在现有研究的基础上提出了一种基于关键点的 CBCT 自动重定向方法, 以及一种 CBCT 模拟二维头影测量图像的渲染方法。本文主要创新点为: 1) 自动化重定向时添加朝向损失并使用两组对称点进行朝向微调, 减弱关键点预测误差导致的重定向角度误差; 2) 模拟二维头影片的成像过程设计了对应的 CBCT 渲染方法; 3) 针对二维头影测量对不同组织区域及结构的不同观测需求提出了 CBCT 渲染的非线性映射、梯度映射、切半式渲染、区域增强等后处理方法。

2 相关工作

在三维头影测量方面, Zhang 等^[1]对关键点定点相关研究现状进行了综述, Xiang 等^[2]对基于人工智能的多模态面部三维测量分析方法进行了综述, 他们都指出三维头影测量还未形成公认的参考体系。虽然 Zhang 等^[1]分析了若干常用二维标志点是否适合向三维推广, 讨论了自动定点方法的可行性, 但其将颅骨样本特征而非三维图像特征作为算法定点的前提, 认为颅骨存在的个体差异会导致自动方法缺乏普适性, 同时并未对其提出的三维关键点进行图像特征层面的分析。而 Xiang 等^[2]则认为 CBCT 仅在评估牙齿外的骨骼整体结构时有较好精度, 三维头影测量需要联合 CBCT、光学牙模和三维面部摄影等多模态数据。

在 CBCT 朝向标准化方面, 基于关键点的参考平面已被证明可以替代物理限制方法确定统一头位, 即 CBCT 重定向。现有重定向研究多集中于验证参考系的可靠性和可重复性, 还有一些研究针对具体应用对已有参考系提出改进。Rajiv 等^[3]验证了基于 9 个参考平面的 5 种不同的参考系定义, 使用专业牙科影像软件进行硬组织分割及人工重定向, 通过欧拉角误差评估观察者内及观察者间差异, 证明了全部 9 个参考平面均有较好的可靠性, 且各参考系间无显著差异。这些参考平面中, 水平参考面多使用法兰克福平面^[4-6], 正中矢状面则使用鼻根点结合其他中轴上的点, 例如颅底点^[5]、前鼻棘点^[4]和双侧耳点中点^[7]等, 冠状面则垂直于两平面过设定的参考系原点。然而, 现有研究大多在人工标注的基础上进行, 并且多基于准确的颅骨重建模型, 未考虑自动化方法上的误差累积及各关键点的预测难度问题。

在关键点检测方面, 许多研究依赖骨组织分割表面进行关键点的定义及检测^[8,9], 直接应用于自动化方法难以避免分割误差影响及普适性不足问题^[1]。对于不利用分割的方法, Lang 等^[10]基于 Mask R-CNN 显式学习关键点间的局部几何关系, 定位 CBCT 图像上的 105 个关键点, 但其依赖预先定义的解剖标志区域等先验信息, 自由度较低。Chen 等^[11]提出了基于注意力机制和长短期

记忆网络的 SA-LSTM, 可感知 CBCT 图像整体及局部结构信息, 分两阶段并由粗到精预测三维关键点。虽然其方法并未关注关键点间空间关系, 直接用于重定向任务表现略差, 但其关键点距离误差较低, 同时速度相较其他方法有较好提升。

在 CBCT 应用方面, 现有研究可分为基于区域分割及基于特征两类。基于分割的研究多为病变区域检测或解剖结构重建, 例如 Huang 等^[12]基于多尺度 U-Net 在 CBCT 截面上分割囊性病变区域, Ntovas 等^[13]使用辅助软件自动分割下牙槽神经管。基于特征的研究多为多模态配准辅助, 例如 Chung 等^[14]使用 CNN 进行姿态回归完成牙齿扫描模型与 CBCT 图像配准。此外还有通过分析畸形患者的解剖特征提出诊断方法的研究^[6]。这些研究都为针对单个应用提取 CBCT 部分信息的方法, 无法促进三维头影测量参考体系发展, 同时未将理论方法与临床应用进行结合。

3 方法

3.1 概述

二维头影测量因维度限制存在不可避免的模糊及失真问题, 而确立三维参考标准的工作量过大。目前三维头影测量还未形成公认参考体系的定义, 同时三维数据快速对应二维图像信息的

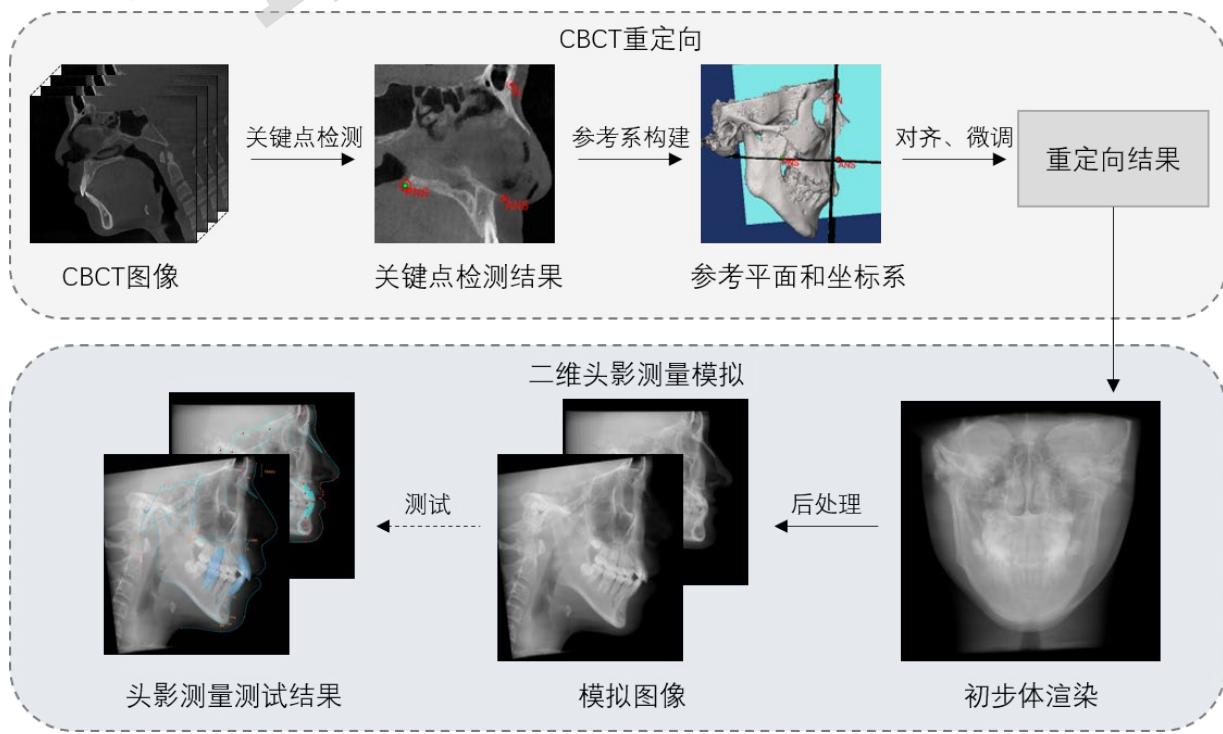


图 1 算法流程图

方法仍较为缺乏。针对这些问题,本文提出了一种基于三维关键点的 CBCT 重定向方法,以及一种使用 CBCT 模拟二维头影测量图像的方法,能自动化地将 CBCT 图像精准对齐至统一头位并产生二维头影测量模拟图像,结果可直接用于现有头影测量人工或自动方法,满足正畸过程对头影测量需求的多种挑战性任务。本文的算法流程如图 1 所示,算法接收 CBCT 图像作为输入,首先通过三维关键点检测方法获得重定向所需的关键点坐标,之后利用关键点确立三个正交参考平面,构建重定向坐标系,根据坐标系将 CBCT 图像对齐至统一头位,最后对重定向的 CBCT 图像信息进行渲染及后处理,最终得到一张可靠的 CBCT 二维头影测量模拟图像。

3.2 CBCT 重定向

CBCT 重定向是指利用三维上关键点间位置关系等信息对其朝向进行标准化的过程。实际诊疗环境下物理限制方法通常难以保证朝向精度,朝向确认一直是医学图像处理的一个重要问题,而 CBCT 因其维度优势已被证明可通过重定向方法获得较精准的头位朝向。本文基于目前头颈部 CBCT 重定向研究^[3]选择了若干特征明确的 CBCT 关键点,检测关键点位置并建立参考平面及坐标系完成重定向操作。方法完整流程为: 获取原始 CBCT 图像输入,采用自动化算法进行关键点检测并构造头部位姿的三个相互正交参考平面; 对应 DICOM 格式坐标系定义,将三平面交点定义为坐标原点,在三平面法线所在直线上,规定指向患者左侧为 x 轴正方向,指向患者后侧

表 1 关键点及其意义

名称	符号	定义	意义
鼻根点	N	鼻骨与额骨的交界点	确定正中矢状面、冠状面
前鼻棘点	ANS	上颌骨前缘最突出点	确定正中矢状面、腭平面,指示上颌左右方向的中间位置
后鼻棘点	PNS	上颌硬腭后部骨棘顶端尖点	确定正中矢状面、腭平面,指示上颌左右方向的中间位置
眶下缘点	Or (Or-L, Or-R)	双侧眼眶下边缘的最下方点	微调朝向,保证眶缘及颧牙槽嵴两条不易对齐曲线的重合关系
上颌第一磨牙点	U6 (U6-L, U6-R)	上颌双侧第一磨牙的牙尖点	微调朝向,保证牙齿区域的重合关系

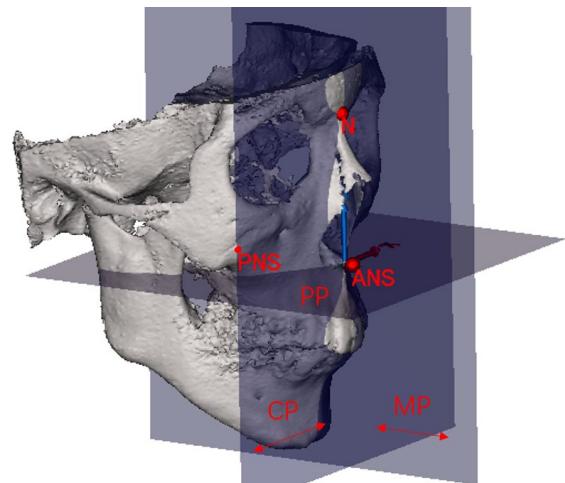


图 2 关键点确立参考平面

为 y 轴正方向,指向患者上侧为 z 轴正方向,建立空间直角坐标系;之后旋转 CBCT 图像将参考坐标系对齐为统一朝向,初步对齐后根据原体素中心位置沿 y 轴前后移动以保留尽可能多的体素数据,最后通过两组左右对称的关键点对朝向进一步微调,最终得到重定向的 CBCT 图像数据。

3.2.1 关键点及参考平面

本文基于 Rajiv 等人^[3]所评价的 9 个可用于 CBCT 定位的参考平面及相关三维解剖关键点,结合 CBCT 图像的特征信息及关键点检测难易程度,选择了 5 种有较明显结构特征且能够体现头部位姿的关键点进行重定向,如表 1 所示。

根据以上关键点,可定义三个相互正交的重定向参考平面,如图 2 所示。平面定义如下: 1) 正中矢状面 (MP), 过鼻根点、前鼻棘点及后鼻棘点, 参考解剖学定义, 垂直于水平面将人体头颈部结构分为左右基本对称的两部分; 2) 腭平面 (PP), 垂直于正中矢状面且过前鼻棘点与后鼻棘点, 主要用于确定 CBCT 的俯仰角度; 3) 冠状面 (CP), 垂直于正中矢状面及腭平面且过鼻根点, 主要用于确定 CBCT 的初始偏航角度。三个参考平面相互正交,可利用其法向量建立空间直角坐标系。基于以上关键点及参考平面,可将朝向不一的 CBCT 数据标准化对齐至统一头位。

本文选取的三维关键点均存在对应的二维头影测量标志点,且在 CBCT 图像上存在较明显特征。值得注意的是,本文提出的重定向方法未使用颅后点 (Op) 和耳点 (Po),这两类关键点在 CBCT 上分别表现为连续硬组织表面最外侧圆形开孔的后侧和上侧边缘中点,虽然其具有头影测量分析意义,但在进行关键点检测时精度偏低,

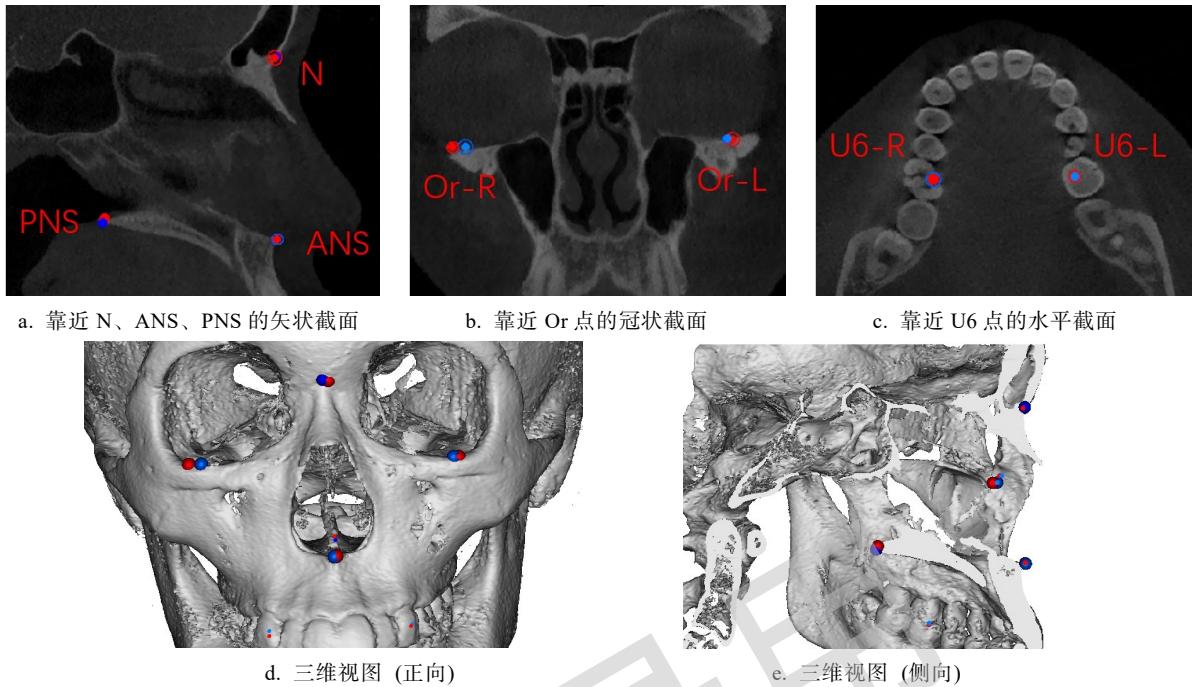


图 3 关键点检测效果可视化图

在头部姿不统一的前提下这些点易产生偏差, 影响 CBCT 重定向的准确性.

3.2.2 CBCT 关键点检测

本文基于 Chen 等人^[11]提出的方法, 将任务分为粗预测和精预测两个阶段, 粗预测使用 U-Net, 精预测使用三层 LSTM. 虽然该方法得到的关键点距离误差满足 2mm 要求, 但点间关系较弱, 将其直接应用于参考平面计算得到的朝向不准确且波动较大, 难以满足临床要求. 因此, 本文针对重定向任务需求, 在不改变原有网络结构的基础上, 对精预测阶段的损失进行了修改, 添加了朝向损失 L_{ori} 及对应权重 α , 以使最终预测的关键点间相对位置关系更符合正确的头位坐标系. 朝向损失 L_{ori} 的计算公式如下:

$$L_{ori} = d_{MP} + d_{PP} + d_{CP} \quad (1)$$

其中 d_{MP} 、 d_{PP} 和 d_{CP} 分别为正中矢状面、腭平面及冠状面的单位法向量预测值与实际值间差的模长. 修改后的精预测损失 L'_c 如下:

$$L'_c = (1 - \alpha) \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T |x_t^i - g_i| + \alpha L_{ori} \quad (2)$$

其中 x_t^i 为精预测网络第 t 层第 i 个关键点的预测值, g_i 为第 i 个关键点的人工标注位置, $\alpha = 0.1$ 为朝向损失权重. 最终的检测效果如图 3 所示, 其中蓝色表示原始标注, 红色表示预测结果, 各球体圆心即对应点位置, 球体半径均为 2mm; 三维视图中的颅骨为手动添加, 仅用于结果展示.

3.2.3 朝向微调

根据前文所述方法确定重定向坐标系后, 在实际应用时发现其模拟结果仍存在部分模糊及虚影问题, 分析后发现是关键点检测误差及解剖结构本身的不完全对称性所导致. 因此, 本文的重定向方法在初步对齐后还增加了朝向微调操作, 以双侧眶下缘点 (Or) 及上颌第一磨牙点 (U6) 两组对称性较强关键点为参照, 根据其连线与 x 轴夹角判断朝向偏差并进行微调.

在初步对齐完成后, 分别计算 Or 点的连线和 U6 点的连线与腭平面和冠状面的夹角, 即两者与 x 轴夹角在 xOz 和 xOy 平面上的投影. 当两组点到同一平面的夹角均小于 1° 时, 则不进行微调, 否则根据两辅助线间夹角大小进行不同的微调操作. 计算各夹角时, 先计算由左侧点 (Or-L, U6-L) 指向右侧点 (Or-R, U6-R) 的向量 $\overrightarrow{v_{Or}}$ 、 $\overrightarrow{v_{U6}}$, 分别计算向量在 xOy 和 xOz 平面上的投影, 并以此计算向量与平面夹角, 再通过投影计算平面上两辅助线的夹角.

计算夹角后进行微调操作, 可分为冠状面和腭平面上两个相似流程. 例如, 若冠状面 (xOz) 上投影夹角小于 2°, 则绕冠状面法向量 (y 轴) 旋转坐标系, 使 x 轴与中值向量 $\overrightarrow{v} = \overrightarrow{v_{Or}} + \overrightarrow{v_{U6}}$ 平行; 若大于 2° 则仅考虑投影靠近 x 轴一方, 旋转其与 x 轴夹角的一半. 简单来说, Or 和 U6 两组点偏差较小时微调操作将寻找其中间朝向, 偏差较大

时在原始朝向的基础上向较近的一组靠近。经过微调后，可得到更加精确的 CBCT 重定向数据。

3.3 二维头影测量模拟

获取到重定向的 CBCT 后，本文提出了一种二维头影测量模拟方法，辅助 CBCT 与二维头影测量参考体系进行可视化对齐。方法主要将重定向后的 CBCT 图像与传统的二维头影测量通过定制化的渲染及处理方法进行对应，旨在辅助现有二维上知识向三维映射，通过系统的可视化方法降低 CBCT 数据的应用难度。具体方法细节将在本章节作进一步阐述。

3.3.1 数据预处理

在渲染前的数据预处理阶段，首先进行限制窗宽窗位以及数据归一化操作，去除背景噪声及异常数据，并减弱不同数据间的可视化差异提高生成图像质量。本文方法选择的默认 CT 值范围为 [-500, 3500]，即窗宽 4000，窗位 1500，删去过小值，调整过大值至 3500。其中超出 3500 的数据为金属植入物内部（默认原始数据已完成去伪影操作），根据诊疗需求将其保留防止空洞，小于 3500 大于 1500 的数据主要为牙冠表面牙釉质区域，小于 1500 的数据为其他区域。归一化操作则根据限制窗宽窗位后的 CT 值将数据映射至统一范围内，降低不同仪器不同患者间的视觉差异。

3.3.2 成像原理模拟

二维头影测量片是利用 X 射线穿透能力展现人体内组织密度变化的二维透视图像，而 CBCT 图像为扫描后重建得到的 CT 值三维结果，因此转化时需要模拟 X 射线成像过程，建立 CT 值到二维结果图像上像素灰度值的映射关系，以实现二维模拟图像的生成。

X 射线穿透物质时的强度变化并非简单的线性关系，其变化程度受所穿透物质的线性衰减系数 μ 影响。具体来说，当 X 射线穿透厚度为 d 的均匀物质时，其入射强度 I_0 与出射强度 I 间关系可由以下公式表示：

$$I = I_0 e^{-\mu d} \quad (3)$$

由此，X 射线连续穿过多段衰减系数为 μ_k 厚度为 d_k 的区域的最终出射强度 I_n 可由以下公式计算：

$$I_n = I_0 \prod_{k=1}^n e^{-\mu_k d_k} \quad (4)$$

而 CT 值正相关于对应区域 μ 值与相同条件下水的衰减系数 μ_w 间的倍数差异，其公式为：

$$CT_t = \frac{(\mu_t - \mu_w)}{\mu_w} * 1000 \quad (5)$$

对其整理可得：

$$\mu_t = \frac{CT_t + 1000}{1000} \mu_w \quad (6)$$

由此则可通过 CT 值和 μ_w 得出 X 射线穿过对应区域后入射强度 I_0 与出射强度 I 间的映射关系。

对于 CBCT 体素数据来说，公式 (4) 中的 $d_k (k = 1, 2, 3, \dots, n)$ 为固定值，其值为 CBCT 数据的体素间距（亦为体素大小）， $\mu_k (k = 1, 2, 3, \dots, n)$ 为 X 射线穿过的各个体素对应的 CT 值。若进一步将 μ_t 与 μ_w 的比值记为 V_t ，则 (4) 式可以表示为：

$$V_t = \frac{\mu_t}{\mu_w} = \frac{CT_t + 1000}{1000} \quad (7)$$

$$I_n = I_0 e^{-\sum_{k=1}^n \mu_k d_k} = I_0 e^{-\mu_w d \sum_{k=1}^n V_k} \quad (8)$$

由此可将累乘运算转化为累加运算，减小算法开销，便于应用其他图像增强方法。

这种累加关系与体渲染技术中的光线投射算法有较强的相似性，光线投射算法通过累加沿光线采样的颜色值得到渲染图像上各像素。据此，本文将体渲染与 X 射线成像原理相结合，使用 V 值（即 μ_t 与 μ_w 的比值）代替颜色值进行累加运算，使用 X 射线经过的体素作为光线采样点，模拟简单的光学吸收模型（即体素本身不发射光线，可以吸收光线但不进行反射和折射），完成从 CBCT 数据到二维头影测量片的基本模拟过程。

在渲染场景的设计上，本文使用单一点光源模拟 X 射线源，仿照头影测量片拍摄将光源与相机定义在距离 CBCT 中心 1 米处的同一点上，并根据 CBCT 体素间距值计算对应视角相机坐标。此外，将 CBCT 数据对应立方体外表面根据前后遮挡关系分为正面和背面，分别计算平面各处到相机的坐标距离，构建场景深度图，以计算入射点、出射点、射线在 CBCT 数据内穿过的距离等。由此，可通过修改后的体渲染方式从 CBCT 数据生成头影测量片基础模拟图像。

3.3.3 CBCT 渲染后处理

虽然基础模拟图像能够灵活选择视角展现 CBCT 可视化结果，在实际应用前仍需对其进行进一步处理。以头影测量为例，其在颅底、牙齿及上下颌等多个区域均需要更加清晰且易分辨的图像以支持其高精度测量需求。因此，本文从头影

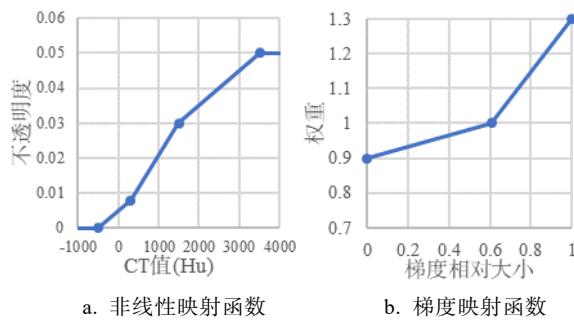


图 4 映射函数图像

测量常用数字化 X 线摄影的后处理增强思想得到启发, 将 X 射线强度到图像的转化过程拆分为若干图像后处理方法。主要可分为非线性映射函数、梯度映射函数、切半式渲染、以及针对面部轮廓线及牙齿等不清晰区域的二维额外增强。

非线性映射和梯度映射函数用于实现组织间及组织内的关注度区分。两映射函数图像如图 4 所示。非线性映射函数根据 CT 值大小将体素分为软组织、普通骨及牙釉质三类区域, 削弱大片软组织导致的对比度弱化, 扩大骨区域跨度、压缩牙釉质等高跨度组织以强调组织间差异。梯度映射函数弱化组织内部并强化交界处, 实现边缘增强。在使用上, 非线性映射代替体渲染的不透明度映射, 梯度映射为体素附加额外权重值。如图 5(b)、(c)所示, 两映射函数可明显增加颅底、下颌骨及牙齿区域边界线的可分辨性。

二维头影测量因受限于平面而忽略平面外对称性分析, 切半式渲染据此对一半数据进行隐藏。其根据视角和重定向 CBCT 朝向及尺度信息, 自动计算图像中轴面作为裁剪平面, 将图像精确地沿中轴面切分为两部分, 使渲染产生只关注单侧结构的非重合像。如图 5(d)及图 6 所示, 切半渲染可分离结构不对称导致的虚影, 同时避免外层组织导致的遮挡问题, 大大增加图像可读性。

不清晰区域增强是针对性的二维额外增强, 本文方法主要对牙齿区域和面部轮廓线进行了增强。对于牙齿, 在模拟图像上利用包围盒预测大致的牙齿区域, 对过暗牙齿区域施加额外权重提高识别度。对于面部轮廓线, 因其作为二维图像上的最外侧轮廓, 对应重定向 CBCT 上最左侧或最右侧的极少体素数据, 同时因非线性映射的弱化效果, 其在渲染图像上表现为极低的灰度值。增强前人眼较难辨识其明确分界, 但在数据上能与背景产生区分, 因此本文方法在二维图像上识别面部轮廓线区域并对其施加灰度值补正, 如图 5(f)第三行所示, 补正值由轮廓线向内 20 像素范围逐渐递减。值得注意的是, 经实验发现过大的增强会导致图像偏离真实测量片效果, 影响自动头影测量方法的准确度, 故本文可视化结果均使用较小的增强值, 其在八位灰度图上为 20~30。

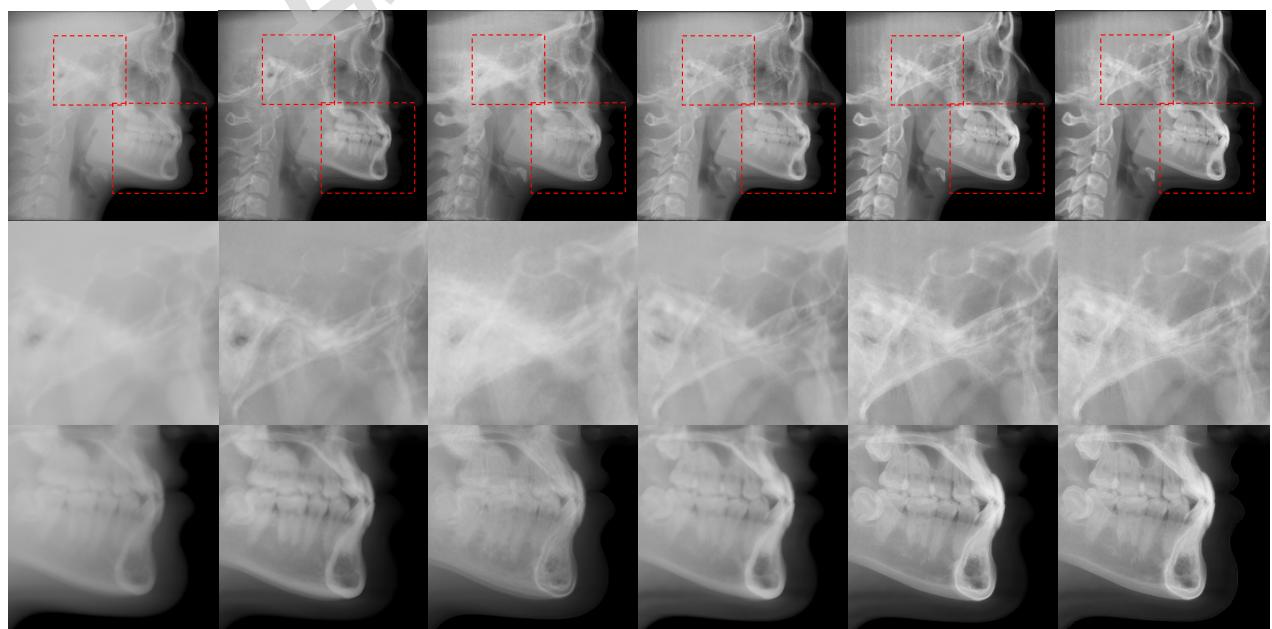


图 5 各增强方法效果缩略图及局部放大图

4 实验

实验使用 Intel i7-8700 3.20GHz CPU、NVIDIA GeForce GTX 1060 6GB GPU 计算机、PyCharm 2020 开发平台完成 CBCT 重定向及二维头影测量模拟算法的实现。重定向阶段的三维关键点检测模型在单张 RTX 3090 GPU 上进行训练，使用从医院收集的非公开数据集，包含 84 套 CBCT 影像及对应人工标注三维关键点，其中男性 41 人，女性 43 人，10~20 岁 41 人，20~30 岁 34 人，30 岁以上 9 人。收集的 CBCT 影像由医院常规使用的两台不同 CBCT 成像设备采集获取，影像均无严重伪影或明显畸形，使用前统一裁剪为长宽高 (610, 610, 538) 体素的数据。人工标注的关键点数据及用于对比的 CBCT 重定向数据均由多位专家在交互式医学图像处理软件 Mimics 21.0 中进行标注及导出，人工重定向使用与本文方法相同的参考平面及坐标系定义，模拟图像及对照用真实侧位片交由医院进行自动测量测试。



a. 模拟图像

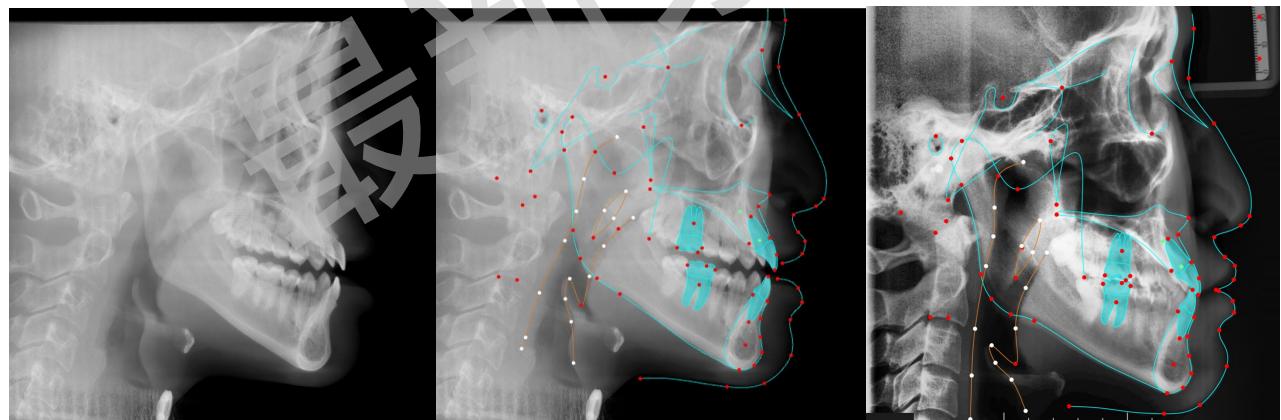
b. 真实侧位片 (重影严重)

图 6 硬组织不对称患者的图像对比

4.1 模拟图像与真实头影测量侧位片对比

对于真实拍摄的头影测量片通常有以下评价标准：(1) 双侧耳杆影像重叠，耳塞点与外耳道影像重叠，双侧颅底影像重叠；(2) 眶下缘与外耳道上缘点的连线大致平行于水平线；(3) 能清晰比对各测量标志点，不失真，软、硬组织清晰；(4) 标尺显示清楚。即：头位标准，整体清晰无重影，细节完整且易辨识，以及尺度、朝向参照物清晰。

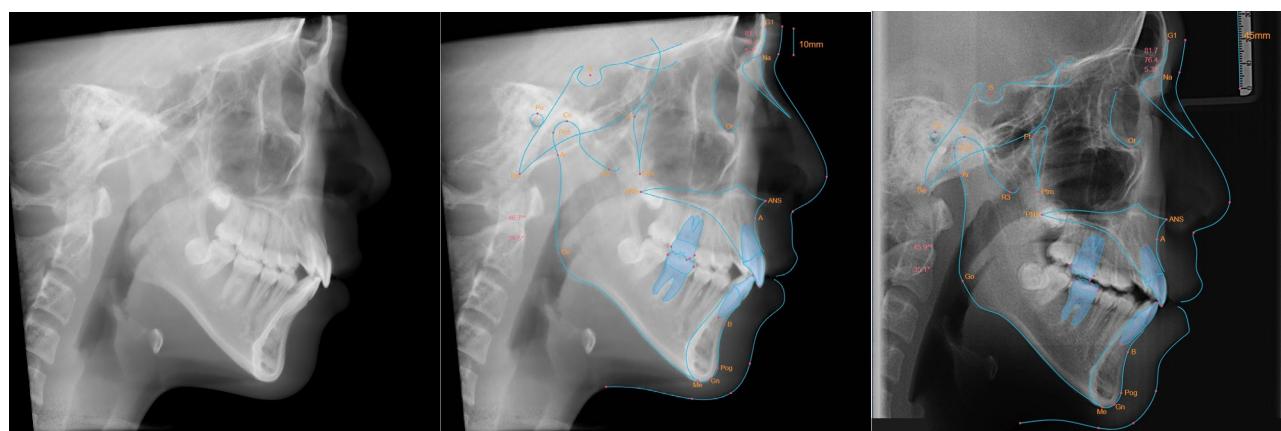
为了验证本文方法生成的模拟图像可代替头影测量侧位片进行头影测量分析，由医院提供 CBCT 数据并将生成的模拟图像上传至该医院常



a. 患者 1 模拟图像

b. 患者 1 模拟图像测量结果

c. 患者 1 侧位片测量结果



d. 患者 2 模拟图像

e. 患者 2 模拟图像测量结果

f. 患者 2 侧位片测量结果

图 7 第三方自动二维头影测量结果

用的两个数字化正畸平台智贝云^①和 MyDentalX^②, 使用其提供的自动头影测量功能进行测试, 并使用真实头影测量侧位片进行对照, 结果如图 7 所示, 第一行结果导出自智贝云, 第二行结果导出自 MyDentalX。对比图 7(b)、图 7(c)以及图 7(e)、图 7(f)可以看出, 本文方法在牙齿及眼眶等区域的结果优于真实侧位片, 而且不会在不同患者间产生明显的图像质量差异。测试结果表明, 本文方法生成的模拟图像能够将 CBCT 对应的各软、硬组织形态及位置信息较好地在二维上展现出来。此外, 本文提出的模拟方法能够很好地避免头位不正以及组织不对称现象导致的模糊及重影问题。例如, 由图 6 (b)可以看出该患者存在较明显的不对称问题, 各处硬组织均出现不同程度的重影, 而通过本文方法生成的模拟图像不仅能够较精准找出正中矢状面对齐正确朝向, 还通过数据切半避免了图像重影问题, 效果得到医生认可。

4.2 重定向效果

为了验证本文提出的重定向方法能否达到人工标注的重定向精度, 我们在训练前从数据集随机选取 14 套数据作为测试集, 以人工标注关键点计算得出的坐标系为基准, 分别计算人工定向、预测坐标系定向和预测后微调坐标系定向的欧拉角误差, 结果如表 2 所示。人工定向时提供标注关键点, 规定允许使用阈值分割获取硬组织形态, 允许构建平面辅助观察, 但不允许使用自动对齐功能。其中 yaw、pitch、roll 分别为偏航角、俯仰角、横滚角, 依次表示绕 z、y、x 轴旋转的偏差角。从欧拉角误差结果上看, 本文提出的重定向方法在只使用 CBCT 关键点信息的前提下能够得到较好结果, 微调操作能弥补定点误差提高重定向精度, 结果能达到与人工相仿的精度。

表 2 重定向坐标系欧拉角误差对比

方法	误差	yaw	pitch	roll
人工定向	均值(°)	<u>0.758 0</u>	0.960 6	<u>0.796 0</u>
	标准差(°)	<u>0.523 4</u>	1.070 0	<u>0.773 6</u>
坐标系定向	均值(°)	0.847 8	<u>0.675 9</u>	0.933 0
	标准差(°)	0.616 6	0.469 7	0.913 2
定向后微调	均值(°)	<u>0.752 4</u>	<u>0.651 5</u>	<u>0.722 0</u>
	标准差(°)	<u>0.494 0</u>	<u>0.445 9</u>	<u>0.497 2</u>

注. 粗体表示最优值, 下划线表示次最优值。

4.3 消融实验

为了验证本文设计的朝向损失 L_{ori} 及其权重 α 的有效性, 我们进行了对应消融实验, 结果如

表 3、表 4 所示。表 3 各行分别表示四种 L_{ori} 设计 $L_{ori}^{MP} = d_{MP} + d_{PP}$, $L_{ori}^{MC} = d_{MP} + d_{CP}$, $L_{ori}^{PC} = d_{PP} + d_{CP}$ 和 $L_{ori}^{MPC} = d_{MP} + d_{PP} + d_{CP}$ 的坐标系定向结果, 表 4 各行则表示选择不同朝向损失权重 α 获得的坐标系定向结果(0 表示不使用朝向损失)。从结果可以看出, 本文选择的 L_{ori}^{MPC} 及权重值 0.1 在本文重定向方法上结果最好, 并对结果有较好提升。

表 3 损失函数消融实验结果 ($\alpha = 0.10$)

方法	误差	yaw	pitch	roll
L_{ori}^{MP}	均值(°)	<u>1.119 7</u>	0.692 2	<u>0.970 0</u>
	标准差(°)	1.087 1	0.520 7	<u>0.971 8</u>
L_{ori}^{MC}	均值(°)	1.187 3	0.580 6	1.358 2
	标准差(°)	1.068 5	<u>0.481 0</u>	1.135 3
L_{ori}^{PC}	均值(°)	1.241 6	<u>0.658 1</u>	1.082 2
	标准差(°)	<u>1.055 4</u>	0.630 7	0.980 9
L_{ori}^{MPC}	均值(°)	0.847 8	0.675 9	0.933 0
	标准差(°)	<u>0.616 6</u>	<u>0.469 7</u>	<u>0.913 2</u>

注. 粗体表示最优值, 下划线表示次最优值。

表 4 损失权重消融实验结果

方法	误差	yaw	pitch	roll
$\alpha = 0.00$	均值(°)	1.243 4	1.540 7	1.151 6
	标准差(°)	1.301 8	1.059 9	1.134 0
$\alpha = 0.05$	均值(°)	0.999 9	0.824 0	<u>0.991 9</u>
	标准差(°)	<u>0.828 8</u>	0.478 6	<u>0.999 3</u>
$\alpha = 0.10$	均值(°)	0.847 8	<u>0.675 9</u>	0.933 0
	标准差(°)	<u>0.616 6</u>	<u>0.469 7</u>	<u>0.913 2</u>
$\alpha = 0.20$	均值(°)	<u>0.998 7</u>	0.635 7	1.307 8
	标准差(°)	1.119 4	0.466 6	1.074 9

注. 粗体表示最优值, 下划线表示次最优值。

4.4 用户调研

为了验证所提出方法的先进性和有效性, 我们从测试集中随机选取了 8 套 CBCT 数据, 通过本文所述方法生成模拟图像, 并由医院提供对应患者在相同时期拍摄的真实侧位片, 对二者一同进行第三方自动二维头影测量分析, 最后将原始图像及测量结果图像一同交由 24 位专业技术人员以及正畸医生进行评价。评价时由评价者在真实侧位片及模拟图像中选择更符合描述的一方, 结果如图 8 所示, 其中深色部分表示评价者认为模拟图像更符合要求, 浅色部分表示其认为真实侧位片更符合要求。评价主要分为两部分, 第一部分为总体质量评价, 分为头位朝向是否标准、图像是否清晰易辨认、关键结构是否全部可见三项; 第二部分为局部测量结果评价, 从眼眶、蝶鞍、颅底及牙齿四个区域评价图像细节及预测的标志点和轮廓线的准确性。结果显示, 本文方法生成的头影侧位片

① <https://www.zhibeicloud.com/>

② <https://mydentalx.com/>

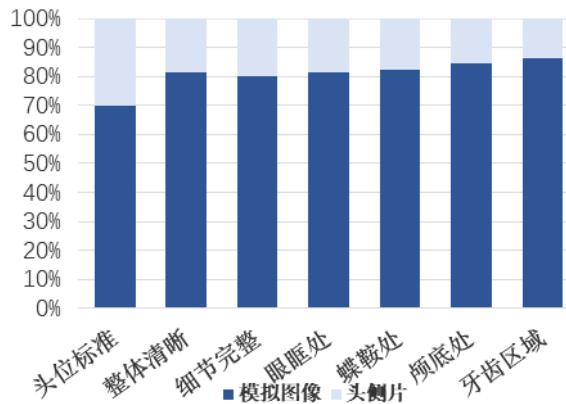


图 8 质量评价对比

模拟图像受到专业人员的认可, 具有足够的先进性和有效性.

5 结语

本文提出了一种基于三维关键点的 CBCT 重定向方法以及一种二维头影测量模拟方法. 提出的重定向方法能自动将 CBCT 统一标准化为较精准的一致朝向, 提出的模拟方法能根据重定向后的 CBCT 数据模拟出可直接用于二维头影测量的二维图像, 能够发挥 CBCT 数据优势避免二维头影测量因维度限制存在的缺点和不足. 本文提出的方法可建立三维 CBCT 数据和二维头影测量较成熟研究体系间的映射关系, 同时也提供了一种良好的三维图像可视化方法思路, 可有效降低 CBCT 影像应用难度, 促进相关研究发展.

参考文献(References):

- [1] Zhang Nan, Chen Gui, Xu Tianmin. A review of the current status of research on three-dimensional cephalometric landmarking[J]. Chinese Journal of Orthodontics, 2024, 31(1): 31-34(in Chinese)
(张楠, 陈贵, 许天民. 三维头影测量标志点定点的研究现状[J]. 中华口腔正畸学杂志, 2024, 31(1): 31-34)
- [2] Xiang Wenzhi, Cui Weiyi, Tao Lieran, et al. Multimodal maxillofacial 3D measurement and analysis methods based on artificial intelligence and their progress[J]. Journal of Oral and Maxillofacial Surgery, 2025, 35(1): 43-47(in Chinese)
(向文祉, 崔玮懿, 陶乐然, 等. 基于人工智能的多模态颌面部三维测量分析方法及进展[J]. 口腔颌面外科杂志, 2025, 35(1): 43-47)
- [3] Balachandran R, Kharbanda O P, Sennimalai K, et al. Orientation of cone-beam computed tomography image: pursuit of perfect orientation plane in three dimensions—a retrospective cross-sectional study[J]. Annals of the National Academy of Medical Sciences (India), 2019, 55(4): 202-209
- [4] Mohamed B, Hyun P J, Yoon-Ah K. New three-dimensional cephalometric analyses among adults with a skeletal Class I pattern and normal occlusion[J]. Korean Journal of Orthodontics, 2013, 43(2): 62-73
- [5] Baka Z M, Akin M, Ucar F I, et al. Cone-beam computed tomography evaluation of dentoskeletal changes after asymmetric rapid maxillary expansion[J]. American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics, 2015, 147(1): 61-71
- [6] Kim B, Lee H C, Kim S H, et al. Hard- and soft-tissue profiles of the midface region in patients with skeletal Class III malocclusion using cone-beam computed tomography multiplanar-reconstructed image analysis[J]. The Korean Journal of Orthodontics, 2018, 48(3): 143-152
- [7] Lo L J, Weng J L, Ho C T, et al. Three-dimensional region-based study on the relationship between soft and hard tissue changes after orthognathic surgery in patients with prognathism[J]. PLoS One, 2018, 13(8): Article No.e0200589
- [8] Torosdagli N, Liberton D K, Verma P, et al. Deep geodesic learning for segmentation and anatomical Landmarking[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2019, 38(4): 919-931
- [9] Lian C F, Wang F, Deng H H, et al. Multi-task dynamic transformer network for concurrent bone segmentation and large-scale landmark localization with dental CBCT[C] //Proceedings of the 23rd International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. Heidelberg: Springer, 2020: 807-816
- [10] Lang Y K, Lian C F, Xiao D Q, et al. Localization of Craniomaxillofacial landmarks on CBCT images using 3D mask R-CNN and local dependency learning[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2022, 41(10): 2856-2866
- [11] Chen R N, Ma Y X, Chen N L, et al. Structure-aware long short-term memory network for 3D Cephalometric landmark detection[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2022, 41(7): 1791-1801
- [12] Huang Z M, Li B, Cheng Y, et al. Odontogenic cystic lesion segmentation on cone-beam CT using an auto-adapting multi-scaled UNet[J]. Frontiers in Oncology, 2024, 14: Article No.1379624
- [13] Ntovas P, Marchand L, Finkelman M, et al. Accuracy of artificial intelligence-based segmentation of the mandibular canal in CBCT[J]. Clinical Oral Implants Research, 2024, 35(9): 1163-1171
- [14] Chung M, Lee J, Song W, et al. Automatic registration between dental cone-beam CT and scanned surface via deep pose regression neural networks and clustered similarities[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2020, 39(12): 3900-3909