

基于三维关键点的 CBCT 重定向及二维头影测量模拟

刘真鹏¹⁾, 王琛¹⁾, 陆书一¹⁾, 魏广顺^{1)*}, 刘东旭²⁾, 周元峰¹⁾

¹⁾ (山东大学软件学院 济南 250101)

²⁾ (山东大学口腔医学院 济南 250012)

(gswei@sdu.edu.cn)

摘要: 针对口腔正畸学的三维影像测量分析法尚不成熟, 而二维影像因维度限制存在模糊、失真的问题, 提出了基于三维关键点的锥形束计算机断层扫描 (CBCT) 重定向及二维头影测量模拟可视化方法。首先使用深度学习方法在三维影像上预测特定关键点, 并根据关键点与头位的对应关系建立参考坐标系, 重定向形成头位统一的 CBCT 数据; 然后通过算法模拟二维头影测量片成像过程, 产生渲染图像; 再通过非线性映射、区域增强等后处理方法, 生成便于观察测量的模拟二维头影测量片。所提方法在 84 套 CBCT 的非公开数据集上达到均值 0.8°, 标准差 0.5° 的重定向欧拉角误差, 生成的模拟图像可直接用于现有二维头影测量手动及自动方法, 在 7 种质量评价的用户调研中有 80% 均认为其优于二维影像。

关键词: 锥形束计算机断层扫描重定向; 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 Zhenpeng¹⁾, Wang Chen¹⁾, Lu Shuyi¹⁾, Wei Guangshun^{1)*}, Liu Dongxu²⁾, and Zhou Yuanfeng¹⁾

¹⁾ (School of Software, Shandong University, Jinan 250101)

²⁾ (School of Stomatology, Shandong University, Jinan 250012)

Abstract: Three-dimensional imaging analysis for orthodontics remains underdeveloped, while two-dimensional imaging suffers from blurring and distortion due to dimensional limitations. This study proposed a cone-beam computed tomography (CBCT) reorientation based on 3D landmarks and 2D cephalometry simulation visualization method. First, a deep learning approach predicted specific landmarks on 3D images. A reference coordinate system was established according to the correspondence between these landmarks and head posture, and CBCT data was reoriented to achieve standardized head alignment. Next, an algorithm simulated the imaging process of a 2D cephalometric radiograph to produce rendered images. Then, through post-processing methods such as including nonlinear mapping and regional enhancement, generated simulated 2D cephalometric images suitable for observation and measurement. The proposed method achieved a reorientation Euler angle error of mean 0.8° and standard deviation 0.5° on a non-public dataset of 84 CBCT scans. The generated simulated images can be directly used in existing manual and automatic 2D cephalometric analysis methods. In a user study evaluating seven quality metrics, 80% of respondents rated the simulated images superior to conventional 2D radiographs.

Key words: cone beam computer tomography reorientation; cephalometry; volume rendering; 3D landmarks

收稿日期: 2025-07-05; 修回日期: 2025-08-22。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。

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、位置和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。随着锥形束计算机断层扫描 (cone beam computer tomography, CBCT) 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个衍生概念。

事实上,二维头影测量存在明显的缺点^[1]。因为其维度的局限性,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。对于标准化数值分析,这种缺陷图像将大大影响标志点的准确度,产生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并调整拍摄角度,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和模糊等现象,难以表现真实的三维解剖结构对应关系。基于此,口腔正畸行业中需要使用三维方法替代二维头影测量。

当前,三维上的相关研究仍处于理论分析的雏形阶段。三维头影测量指在 CBCT 等三维影像上对点和线等进行的头影测量分析。CBCT 是在传统 CT 的基础上产生的,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力。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,与二维图像相比,三维医学图像包含的复杂结构信息使其工作量及难度大大增加,二维头影测量分析法局限于二维叠加像上的特征,无法简单地扩展到三维。因此,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,以辅助相关研究的发展。

与二维头影片类似,CBCT 等三维图像也需要统一的标准头位以便于研究和应用。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,且更易实现并无需额外的仪器辅助。目前,已有许多 CBCT 重定向方法被证实

有较好的可靠性及可重复性,但相关研究多处于人工标注的理论分析阶段,以及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。

根据二维和三维头影测量各自存在的问题,本文提出一种基于关键点的 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。首先在自动化重定向时添加朝向损失,并使用 2 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;然后模拟二维头影片的成像过程,设计对应的 CBCT 渲染方法;最后针对二维头影测量对不同组织区域及不同结构的观测需求,提出 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。

1 相关工作

在三维头影测量方面,张楠等^[1]对关键点定点的研究现状进行综述,向文祉等^[2]对基于人工智能的多模态颌面部三维测量分析方法进行综述,他们都指出三维头影测量还未形成公认的参考体系。虽然张楠等^[1]对若干常用的二维标志点是否适合向三维推广进行分析,讨论了自动定点方法的可行性,但是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导致自动方法缺乏普适性,同时并未对所提出的三维关键点进行图像特征层面的分析。向文祉等^[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 朝向标准化方面已经证明,基于关键点的参考平面可以替代物理限制方法确定统一头位,即 CBCT 重定向。现有的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。Balachandran 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,并对各参考系的欧拉角误差进行一致性检验,证明了 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];正中矢状面使用鼻根点结合其他中轴上的点,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 2 个平面过设定的参考系原点。然而,现有的研究大多是在人工标注的基础上进行的,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],直接用于自动化方法时难以避免分割误差影响及普适性不足问题^[1]。对于未使用分割的方法,Lang等^[10]基于Mask R-CNN显式地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]提出基于注意力机制和长短期记忆网络的SA-LSTM,可以感知CBCT图像整体及局部结构信息,分两阶段并由粗到精地预测三维关键点;虽然该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,同时相比其他方法的速度有较好的提升。

在CBCT应用方面,现有方法可以分为基于区域分割及基于特征分割2类。基于分割的方法多为病变区域检测或解剖结构重建。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]使用辅助软件自动地分割下牙槽神经管。基于特征的方法多为多模态配准辅助。Chung等^[14]使用卷积神经网络进行姿态回归,完成牙齿扫描模型与CBCT图像配准。此外,Kim等^[6]通过分析牙齿畸形患者的解剖特征并提出诊断方法。这

些研究都是针对单个应用提取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相结合。

2 本文方法

2.1 概述

二维头影测量受到维度的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,且三维数据快速对应二维图像信息的方法仍较为缺乏。针对这些问题,本文提出一种基于三维关键点的CBCT重定向方法和一种使用CBCT模拟二维头影测量图像的方法,能够自动化地将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,其结果可直接用于现有头影测量的人工或自动方法,满足正畸过程对头影测量需求的多种挑战性任务。本文方法的流程如图1所示。该方法接收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;然后利用关键点确立3个正交参考平面,构建重定向坐标系,并根据坐标系将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,得到一幅可靠的CBCT二维头影测量模拟图像。

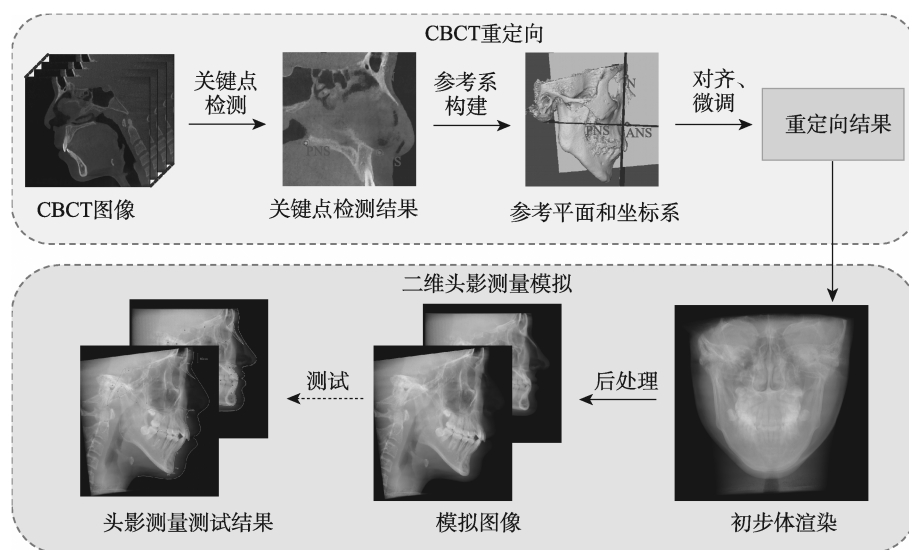


图1 本文方法流程图

2.2 CBCT重定向

CBCT重定向指利用三维上关键点之间的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以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重定向方法^[3]选择若干个特征明确的CBCT关键点,通过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。首先获取原始CBCT图像

输入,采用自动化方法进行关键点检测并构造头部位姿的 3 个相互正交参考平面;然后根据 DICOM 标准的坐标系定义,将 3 个平面交点定义为坐标原点,在 3 个平面法线所在的直线上,规定指向患者左侧为 x 轴正方向,指向患者后侧为 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;再旋转 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,保留尽可能多的体素数据;最后通过 2 组左右对称的关键点进一步微调朝向,得到重定向的 CBCT 图像数据。

表 1 关键点及其意义

符号	定义	意义
N	鼻骨与额骨的交界点	确定正中矢状面、冠状面
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
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
$Or(L_{Or}, R_{Or})$	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
$U6(L_{U6}, R_{U6})$	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

根据 5 个关键点,可以定义 3 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 (midsagittal plane, MP): 过 N 、 ANS 和 PNS , 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 2 部分。(2) 腭平面 (palatal plane, PP): 垂直于 MP 且过 ANS 与 PNS , 用于确定 CBCT 的俯仰角度。(3) 冠状面 (coronal plane, CP): 垂直于 MP 和 PP 且过 N , 用于确定 CBCT 的初始偏航角度。3 个参考平面相互正交,可以利用其法向量建立空间直角坐标系。基于上述 5 个关键点和 3 个参考平面,可以将朝向

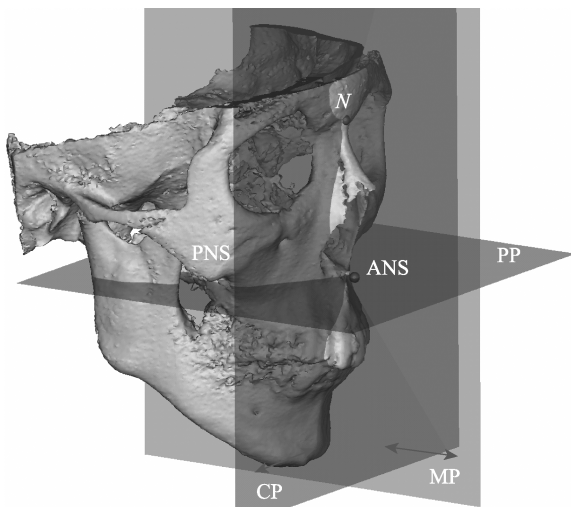


图 2 关键点确立参考平面

2.2.1 关键点及参考平面

本文基于 Balachandran 等^[3]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 图像的特征信息和关键点检测难易程度,选择 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。5 种关键点为鼻根点 N ; 前鼻棘点 (anterior nasal spine, ANS); 后鼻棘点 (posterior nasal spine, PNS); 眶下缘点 (orbitale, Or), 包括 L_{Or} 和 R_{Or} ; 上颌第一磨牙点 (upper first molar, U6), 包括 L_{U6} 和 R_{U6} , 它们的定义及其意义如表 1 所示。

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。注意,本文提出的重定向方法中未使用颅后点和耳点,这 2 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,但是在进行关键点检测时精度偏低,在头部位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。

2.2.2 CBCT 关键点检测

本文基于 Chen 等^[11]的方法,将任务分为粗预测和精预测 2 个阶段;其中,粗预测使用 U-Net,精预测使用 3 层 LSTM。虽然该方法得到的关键点距离误差满足 2 mm 的要求,但是点间关系较弱,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修改,添加朝向损失 L_{ori} 及对应的权重 α ,使最终预测的关键点之间相对位置关系更符合正确的头位坐标系。 L_{ori} 的计算公式为

$$L_{ori} = d_{MP} + d_{PP} + d_{CP}.$$

其中, d_{MP} 、 d_{PP} 和 d_{CP} 分别表示 MP、PP 和 CP 的单位法向量预测值与实际值间差的模长。修改后,精预测损失为

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

其中, x_t^i 表示精预测网络第 t 层第 i 个关键点的预测值; g_i 表示第 i 个关键点的人工标注位置; $\alpha = 0.1$ 表示朝向损失权重。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 2 mm; 三维视图中的颅骨为手动添加, 仅用于结果展示。

2.2.3 朝向微调

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, 这是由关键点检测误差及解剖结构本身的不完全对称性造成的。因此, 在初步对齐后, 本文的重定向方法中还增加了朝向微调操作, 以 L_{Or} 和 R_{Or} , 以及 U6 这 2 组对称性较强关键点作为参照, 根据其连线与 x 轴夹角判断朝向偏差并进行微调。

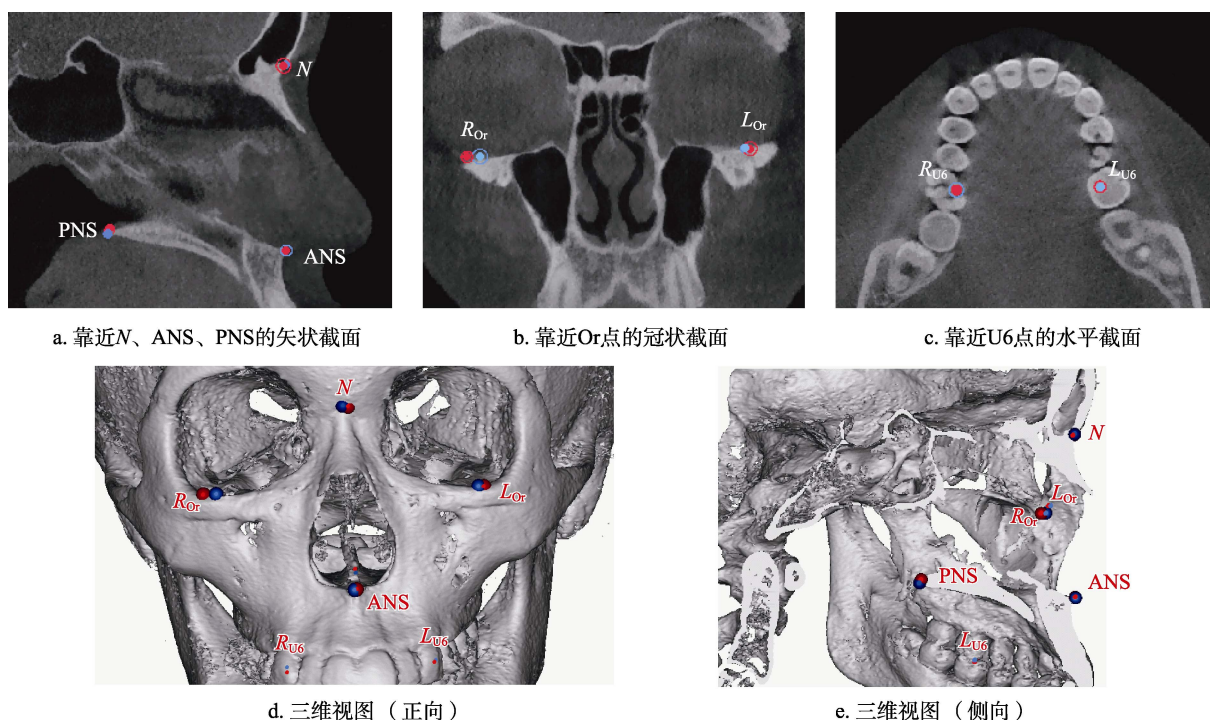


图 3 关键点检测效果可视化图

初步对齐完成后, 分别计算 Or 点的连线和 $U6$ 点的连线与 PP 和 CP 的夹角, 即两者与 x 轴夹角在 xOz 和 xOy 平面上的投影。当 2 组点到同一平面的夹角均小于 1° 时, 不进行微调; 否则, 根据 2 条辅助线之间的夹角大小进行不同的微调操作。计算各夹角时, 首先计算由左侧点 (L_{Or} , L_{U6}) 指向右侧点 (R_{Or} , R_{U6}) 的向量 v_{Or} 和 v_{U6} , 分别计算向量在 CP 和 PP 上的投影, 并以此计算向量与平面的夹角; 然后通过投影计算平面上 2 条辅助线的夹角。

计算夹角后进行微调操作, 分为 PP 和 CP 上 2 个相似的流程。例如, 若 PP 上的投影夹角小于 2° , 则绕 PP 法向量 (y 轴) 旋转坐标系, 使 x 轴与中值向量 $v = v_{Or} + v_{U6}$ 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。即 Or 和 $U6$ 这 2 组点的偏差较小时, 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。

2.3 二维头影测量模拟

获取到重定向的 CBCT 后, 本文提出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。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的知识向三维映射, 通过可视化方法降低 CBCT 数据的应用难度。

2.3.1 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和数据归一化操作, 去除背景噪声和异常数据, 并通过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 4 000, 窗位 1 500, 删掉过小的值, 调整过大的值至 3 500。其中, $CT > 3500$ 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; $1500 < CT \leq 3500$ 的数据为牙冠表面牙釉质区域; $CT \leq 1500$ 的数据为其他区域。归一化操作则根据限制窗宽和窗位后的 CT 值将数据映射至统一范围内, 降低不同仪器间、不同患者间的视觉差异。

2.3.2 成像原理模拟

二维头影测量片利用 X 射线的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 射线的成像过程, 建立 CT 值到二维结果图像上像素灰度值的映射关系, 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。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 间的关系表示为

$$I = I_0 e^{-\mu d}。$$

由此, X 射线连续穿过多段衰减系数为 μ_k 、厚度为 d_k 的区域时, 最终出射强度的计算公式为

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

而 CT 值与对应区域 μ 值和相同条件下水的衰减系数 μ_w 之间的倍数差异正相关, 公式为

$$CT_t = \frac{(\mu_t - \mu_w)}{\mu_w} \times 1000。$$

对上式进行整理可得

$$\mu_t = \frac{CT_t + 1000}{1000} \mu_w。$$

由此, 可以通过 CT 值和 μ_w 得出 X 射线穿过对应区域后, I_0 与 I 之间的映射关系。

对于 CBCT 体素数据, 式(1)中的 d_k ($k=1, 2, 3, \dots, n$) 是固定值, 其值为 CBCT 数据的体素间距(亦为体素大小), μ_k ($k=1, 2, 3, \dots, n$) 表示 X 射线穿过的各个体素对应的 CT 值。进一步, 将 μ_t 与 μ_w 的比值记为 $V_t = \frac{\mu_t}{\mu_w} = \frac{CT_t + 1000}{1000}$, 则式(1)可以表示为

$$I_n = I_0 e^{-\sum_{k=1}^n \mu_k d_k} = I_0 e^{-\mu_w d \sum_{k=1}^n V_k}。$$

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, 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 m 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向面和背向面, 分别计算平面各处到相机的坐标距离, 构建场景深度图, 计算入射点、出射点和射线在 CBCT 数据内穿过的距离等。由此, 可以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。

2.3.3 CBCT 渲染后处理

虽然基础模拟图像能够灵活地选择视角展现 CBCT 可视化结果, 但是在实际应用前仍需对其做进一步处理。以头影测量为例, 其在颅底、牙齿和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, 本文受到头影测量常用数字化 X 线摄影的后处理增强思想的启发, 将 X 射线的强度到图像的转化过程拆分为若干图像后处理方法, 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, 这 2 个映射函数的图像如图 4 所示。其中, 非线性映射函数根据 CT 值大小, 将体素分为软组织、普通骨和牙釉质 3 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。从图 5b 和图 5c 可以看出, 2 个映射函数可以明显地增加颅底、下颌骨及牙齿区域边界线的可分辨性。

由于二维头影测量因受限于平面而忽略了平面外对称性分析, 因此切半式渲染对一半数据进行

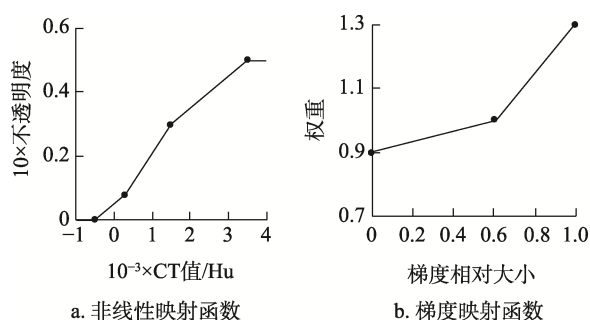


图 4 映射函数图像

隐藏。根据视角、重定向 CBCT 朝向和尺度信息, 自动地计算图像中轴面并将其作为裁剪平面, 将图像精确地沿中轴面切分为 2 部分, 使渲染产生只关注单侧结构的非重合像。如图 5d 和图 6 所示, 可以看出, 切半渲染可分离结构不对称产生的虚影, 同时避免外层组织导致的遮挡问题, 大大增加了图像的可读性。

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, 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。由于对轮廓线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 5f 第 3 行所示, 补正值由轮廓线向内 20 像素范围逐渐递减。经实验发现, 过大的增强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, 因此本文的可视化结果均使用较小的增强值, 其在 8 位灰度图上为 20~30。

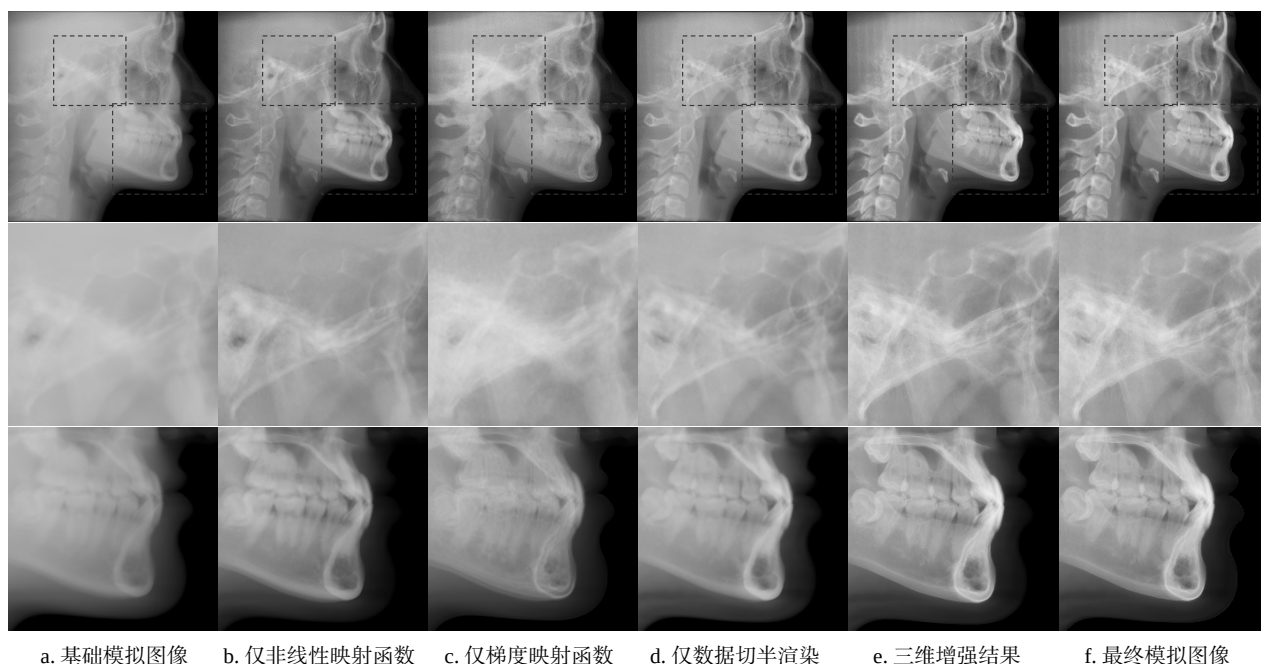


图 5 5 种增强方法搭配的效果缩略图及局部放大图

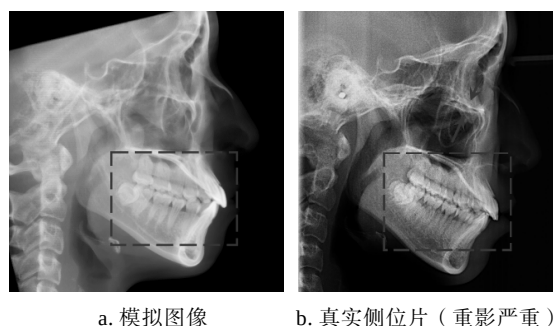


图 6 硬组织不对称患者的图像对比

3 实验及结果分析

本文实验使用 Intel i7-8700 3.20 GHz CPU, NVIDIA GeForce GTX 1060 6 GB 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方法的实现。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

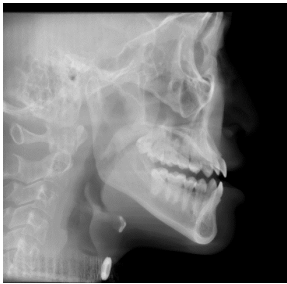
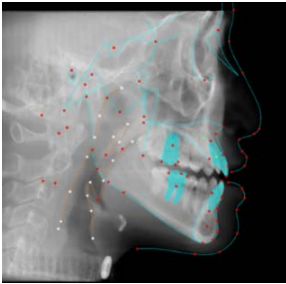
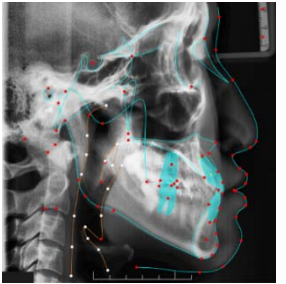
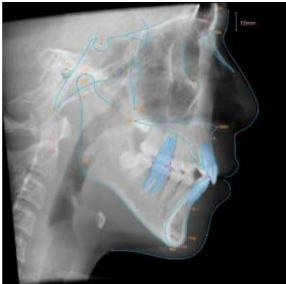
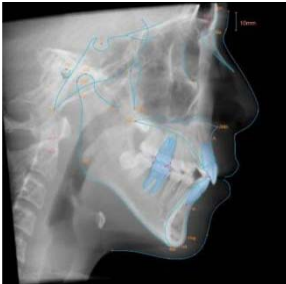
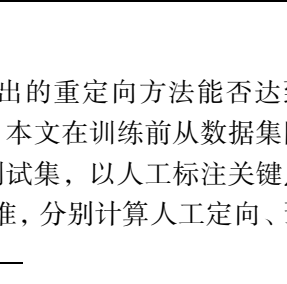
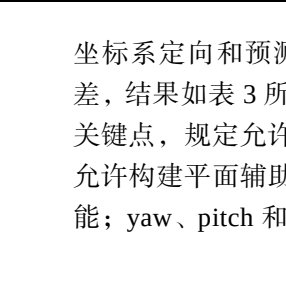
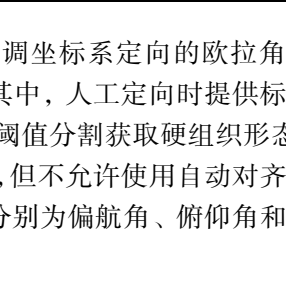
人, 女性 43 人, 10~20 岁 41 人, 20~30 岁 34 人, 30 岁以上 9 人。收集的 CBCT 影像由医院常规使用的 2 台不同 CBCT 成像设备采集, 影像均无严重伪影或明显畸形, 使用前统一裁剪为长、宽、高为 (610, 610, 538) 体素的数据。人工标注的关键点数据及用于对比的 CBCT 重定向数据均由多位专家在交互式医学图像处理软件 Mimics 21.0 中进行标注及导出, 人工重定向使用与本文方法相同的参考平面及坐标系定义, 模拟图像和对照采用真实侧位片交由医院进行自动测量测试。

3.1 模拟图像与真实头影测量侧位片对比

通常, 对于真实拍摄的头影测量片采用以下评价标准: (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) 能清晰地对比各测量标志点, 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, 以及尺度和朝向参照物清晰。

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, 采用由医院提供的 CBCT 数据, 并将生成的模拟图像上传至该医院常用的 2 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, 结果如表 2 所示。从 2 位患者的测量结果中可以看出, 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之间产生明显的图像质量差异, 表明其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二维上展现出来; 本文的模拟方法能够很好地避免头位不正和组织不对称现象导致的模糊及重影问题, 如对于图 6b 中存在的较明显的不对称, 以及各处硬组织均出现不同程度的重影的问题, 其生成的模拟图像不仅能够较精准地找出 MP 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。

表 2 第三方自动二维头影测量结果

患者	正畸平台	模拟图像	测量结果	
			模拟图像	侧位片
1	智贝云			
				
2	MyDentalX			
				

3.2 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, 本文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 3 所示。其中, 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; yaw、pitch 和 roll 分别为偏航角、俯仰角和横

① <https://www.zhibeicloud.com>

② <https://mydentalx.com>

表 3 3 种方法重定向坐标系欧拉角误差对比 (°)

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

注: 粗体表示最优值, 下划线表示次优值。

滚角, 依次表示绕 z 、 y 和 x 轴旋转的偏差角。可以看出, 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

能够弥补定点误差, 提高重定向精度, 达到了与人工标注相仿的精度。

3.3 消融实验

通过消融实验, 验证本文设计的 L_{ori} 和 α 的有效性。在 $\alpha = 0.10$ 下, 4 种 L_{ori} 设计为 $L_{ori}^{MP} = d_{MP} + d_{PP}$, $L_{ori}^{MC} = d_{MP} + d_{CP}$, $L_{ori}^{PC} = d_{PP} + d_{CP}$ 和 $L_{ori}^{MPC} = d_{MP} + d_{PP} + d_{CP}$, 坐标系定向结果如表 4 所示。不同 α 取值下, 获得的坐标系定向结果如表 5 所示, 其中, $\alpha = 0$ 表示不使用朝向损失。可以看出, 在 L_{ori}^{MPC} 及 $\alpha = 0.10$ 下, 本文重定向方法的结果最好, 且与不使用朝向损失 (即 $\alpha = 0$ 时) 相比有较好的提升。

表 4 损失函数消融实验结果对比

(°)

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

注: 粗体表示最优值, 下划线表示次优值。

表 5 损失权重消融实验结果对比

(°)

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

注: 粗体表示最优值, 下划线表示次优值。

3.4 用户调研

为了验证本文方法的先进性和有效性, 从测试集中随机选取了 8 套 CBCT 数据, 采用该方法生成模拟图像, 并由医院提供对应患者在相同时期拍摄的真实侧位片, 对两者一起进行第三方自动二维头影测量分析, 最后将原始图像和测量结果图像一起交由 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和模拟图像中选择更符合描述的一方, 结果如图 7 所示, 其中, 深色部分表示评价者认为模拟图像更符合描述, 浅色部分表示其认为真实侧位片更符合描述。评价分为 2 部分: 第 1 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和关键结构是否全部可见 3 项; 第 2 部分为局部测量结果评价, 从眼眶、蝶鞍、颅底和牙齿 4 个区域评价图像细节, 以及预测的标志点和轮廓线的准确性。可以看出, 本文方法生成的头影侧位片模拟图像得到专业人员的认可, 具有足够的先进性和有效性。

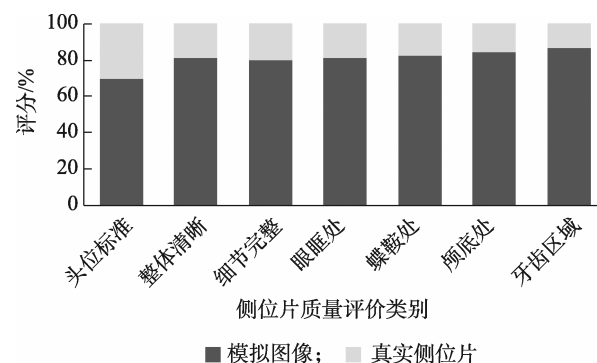


图 7 质量评价对比

4 结 语

本文提出一种基于三维关键点的 CBCT 重定向方法和一种二维头影测量模拟方法。其中, 重定向方法能够自动地将 CBCT 统一标准化为较精准的一致朝向, 模拟方法能够根据重定向后的 CBCT 数据模拟出可直接用于二维头影测量的二维图像,

发挥 CBCT 数据的优势,避免二维头影测量因维度限制存在的缺点和不足。本文方法可以建立三维 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的思路。然而,本文并未对关键点检测方法进行网络层面的创新,无法直接有效地提高关键点检测精度,仅针对重定向任务引入朝向损失以优化重定向精度;同时,本文仅验证了对二维头影测量图像的转化方法,未探究其他应用方向。因此,未来工作可对三维关键点检测方法进一步优化创新,也可基于 CBCT 特征提取对转化更多类型图像等相关任务做进一步研究。

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 Weiye, Tao Liran, *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 Cranio-maxillofacial 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