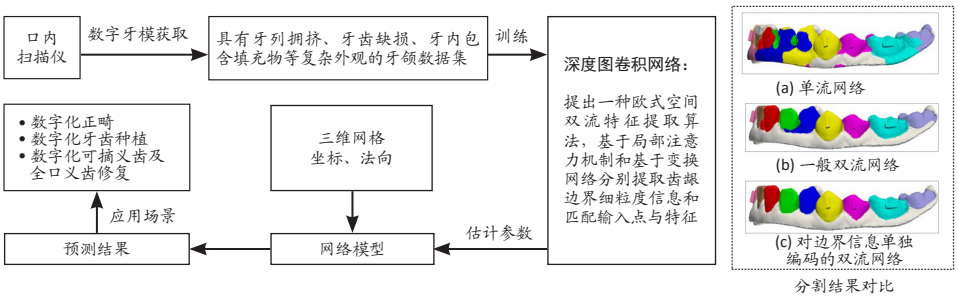
计算机辅助设计三维牙颌分割及应用场景

崔家礼[1]，黄敏慧[1]，刘东林[2]，贾瑞明[1]，李 涵[1]

https://doi.org/10.12307/2023.951
投稿日期：2022-10-27
采用日期：2023-01-04
修回日期：2023-03-06
在线日期：2023-03-21
中图分类号：
R496；R318；R181.3
文章编号：
2095-4344(2024)02-00252-06
文献标识码：A

文章快速阅读：计算机辅助三维牙颌分割过程及其应用场景的关联性



文题释义：

计算机辅助设计：是指通过半自动或全自动手段简化现有的人工操作，目前多通过神经网络等人工智能方式，达到成本资源降低的辅助目的。

三维牙颌分割：是通过计算牙齿的三维区域，将牙颌中的牙齿与牙龈分隔开。它主要应用于虚拟正畸系统，如牙齿间隙调整、牙齿的移动等功能。

摘要

背景：传统的三维牙颌模型分割方法通常利用预定义的空间几何特征如曲率、法向量等作为牙齿分割的参考信息。

目的：提出一种适用于复杂三维牙颌分割的算法并深度挖掘分割结果与应用场景之间的关联性。

方法：建立基于结构特征和空间特征双流提取的三维牙颌分割算法，利用分流的模块化设计避免特征混淆。其中，结构特征流上的注意力机制用于捕获牙齿分割所需的细粒度语义信息，空间特征流上的Tran-Net用于保证模型对复杂牙颌分割的鲁棒性。该算法在包含健康牙颌和缺牙、错牙、牙列拥挤等复杂牙颌的临床数据集上验证有效性和可靠性，通过总体精度、均交并比、方向切割差异等评价指标衡量模型的分割性能。

结果与结论：该算法在临床数据集上的总体分割精度为97.08%，分割效果从定性和定量的角度均优于其他竞争方法。验证了此次设计的结构特征流，通过构建注意力聚合机制从坐标和法向信息中可提取更精细齿形局部细节，设计的空间特征流通过构建变换网络(Tran-Net)可保证模型对缺牙、错牙、牙列拥挤等复杂牙颌的鲁棒性。因此，该牙齿分割算法对于临床医生实操参考具有较强的可靠性。

关键词：口腔疾病预防；牙齿矫正；神经网络；三维牙颌分割；可靠性

Computer aided design of 3D dental segmentation and its application scenarios

Cui Jiali[1], Huang Minhui[1], Liu Donglin[2], Jia Ruiming[1], Li Han[1]
[1]School of Information, North China University of Technology, Beijing 100144, China; [2]School of Basic Medicine, Peking University Health Science Center, Beijing 100191, China
Cui Jiali, PhD, Associate professor, School of Information, North China University of Technology, Beijing 100144, China
Corresponding author: Jia Ruiming, PhD, Associate researcher, School of Information, North China University of Technology, Beijing 100144, China

Abstract

BACKGROUND: Traditional 3D dental segmentation methods usually utilize predefined spatial geometric features, such as curvature and normal vectors, as the reference information for tooth segmentation.

OBJECTIVE: To propose an algorithm for complex 3D dental segmentation and deeply explore the correlation between segmentation results and application scenarios.

METHODS: A 3D dental segmentation algorithm based on dual stream extraction of structural features and spatial features was established, and the modular design of split flow was used to avoid feature confusion. Among them, the attention mechanism on the structural feature flow was used to capture the fine-grained semantic information required for tooth segmentation, and the Tran Net based on the spatial feature flow was used to ensure the robustness of the model to complex tooth and jaw segmentation. This algorithm verified its effectiveness and reliability based on clinical datasets including healthy dental jaws and complex dental jaws such as missing teeth, malocclusion and dentition crowding. The segmentation performance of the model was measured in terms of overall accuracy, mean intersection over union, and directional cut discrepancy.

[1] 北方工业大学信息学院，北京市 100144；[2] 北京大学医学部基础医学院，北京市 100191
第一作者：崔家礼，男，1975 年生，山东省滕州市人，汉族，2006 年中科院自动化研究所毕业，博士，副教授，主要从事数字化口腔临床正畸研究、生物医学图像处理的研究。
通讯作者：贾瑞明，博士，副研究员，北方工业大学信息学院，北京市 100144
https://orcid.org/0000-0003-1611-6043(崔家礼)
基金资助：北京市教委科研计划项目 (KM202110009001)，项目参与人：崔家礼，贾瑞明，黄敏慧；北航杭州创新研究院钱江实验室开放基金 (2020-Y3-A-014)，项目负责人：崔家礼
引用本文：崔家礼，黄敏慧，刘东林，贾瑞明，李涵 . 计算机辅助设计三维牙颌分割及应用场景 [J]. 中国组织工程研究，2024，28(2):252-257.

RESULTS AND CONCLUSION: The overall segmentation accuracy of this algorithm in the clinical data set is 97.08%, and the segmentation effect is superior to that of other competitive methods from the qualitative and quantitative perspectives. It is verified that the structural feature flow designed in this paper can extract more precise local details of tooth shape from coordinate and normal information by constructing an attention aggregation mechanism, and the spatial feature flow designed in this paper can ensure the robustness of the model to complex teeth such as missing teeth, dislocated teeth, and crowded dentition by constructing a transformation network (Tran Net). Therefore, this tooth segmentation algorithm is highly reliable for clinicians' practical reference.
Key words: oral disease prevention; orthodontics; neural network; 3D dental segmentation; reliability

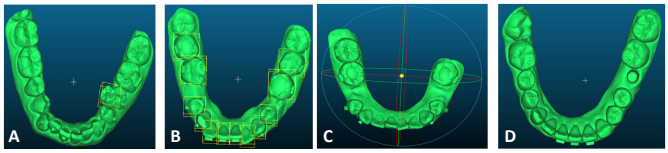
Funding: *Research Program of Beijing Municipal Education Commission, No. KM202110009001 (to CJL, JRM, HMH [project participants]); Qianjiang Laboratory Open Fund of Hangzhou Innovation Institute of Beihang University, No. 2020-Y3-A-014 (to CJL)*
How to cite this article: *CUI JL, HUANG MH, LIU DL, JIA RM, LI H. Computer aided design of 3D dental segmentation and its application scenarios. Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu. 2024;28(2):252-257.*

0 引言 Introduction

数字化正畸等口腔保健手段对于口腔疾病的防治是至关重要的[1]。口腔疾病中错颌畸形是最常见的一种情况，是众多其他口腔疾病的诱因[2]。对于一般患者而言，错颌畸形或咀嚼、吞咽、发音、呼吸功能受到影响[3]，或导致牙与牙之间接触异常，致使牙斑菌堆积和食物嵌塞，埋下龋病及牙周病的根基。对于重度患者而言，长期的错颌畸形会引起颞下颌关节的功能障碍[4]，严重错位牙齿还会增加牵引全身神经的牙外伤概率[5]。

随着口腔保健需求的增加，计算机辅助设计系统(computer aided design，CAD) 和计算机辅助制造 (computer aided manufacturing，CAM) 成为口腔疾病防治研究的基本组成部分[6]。建立功能性咬合和改善口腔健康的手段 (如正畸矫形和种植体) 的第一个关键步骤，是利用三维口腔内扫描数据精确分割单个牙齿和牙龈[7]。牙颌扫描数据通常表示为由三角面片组成的网格，牙颌分割的目的是使患者牙齿或牙龈位置对应符合国际牙科联合会规定的牙齿排列标签[8]。口腔 CAD/CAM 系统通常由 3 部分构成，分别为数字化扫描设备、数字化 CAD 软件及数字化 CAM 设备，这 3 部分的功能相当于口腔技师的眼、脑和手，分别用于完成口腔三维数据采集、义齿数字化设计和义齿数字化制造。而三维牙颌分割算法一般用于义齿数字化设计阶段，可与数字化 CAD 软件匹配 (即分割算法为“脑”)，构成口腔 CAD/CAM 系统的有机群体[9]。因此，高精度、高分辨率的分割是后续临床应用不可或缺的前提条件，例如，牙医在计算机辅助设计软件中移除或调整 (即移动和旋转) 分段牙齿，以模拟正畸或种植治疗[10]。同时，分割信息还可以为牙齿种植导板设计[11]、3D 生物打印种植体[12]、虚拟牙冠状动脉生成[13]、拔牙诊断和治疗规划提供重要的参考信息[14]。

目前人工智能在医学辅助诊断的应用中取得了一些成果[15-19]，但牙颌分割的临床应用仍面临以下挑战：①患者的牙齿个体差异大，具体表现在数量 (如缺牙或多牙) 和牙弓形状 (如锥形、方形或卵形) 上[20]；②解剖结构复杂 (如尖牙、旋转牙或移位牙导致的形状改变) 导致分析困难[21]，如**图 1** 所示；③临床上适用的系统需要为高分辨率数据生成细粒度的分割，而牙齿 – 牙齿和牙齿 – 牙龈边界通常难以区分。例如，牙龈萎缩患者的牙 – 牙龈边界与正常患者略有不同。若计算机设计系统未正确提示医师这些微小的差异，医师在随后的治疗计划将导致严重的后果。此外，分割系统需要较短的处理时间，以提供快速反馈，支持临床诊断，提高诊所的服务质量。为了应对以上挑战，基于几何特征的传统方法从口内扫描网格数据中提取的几何特征 (如曲率、特征线等)[22-25]，以设计分割的决策规则，虽然这种做法解释性充分，但不能推广到个体差异明显的牙颌形态上，需要人工参与后矫正。最近的方法采用了神经网络来开发更通用的解决方案[26-28]，这些方法比基于几何的传统方法具有更好的性能，然而它们的适用范围和规模有限，在复杂牙颌外观下的分割结果不理想。更重要的是，现有的工作没有评估网络模型的临床使用性能，比如在严重错颌或牙齿缺陷患者中的临床效用和适用性。因此，该文章提出了一个能适应临床需求的计算机辅助设计三维牙颌分割算法，并用于临床计算机辅助设计系统。整个系统的应用方案如**图 2** 所示。



图注：图 A 中框选牙位排列异常、牙龈末端边界模糊；B 中框选为戴牙套或被填充物包裹的非健康牙齿，未被框选的牙位或缺失牙齿，或包含出多余牙齿 (如智齿)；C 为牙列缺损、牙列不对称；D 为牙齿缺位处被牙钉填充

图 1 | 牙齿形状异常的三维牙颌实例
Figure 1 | Some examples of 3D dental jaw with abnormal tooth shape

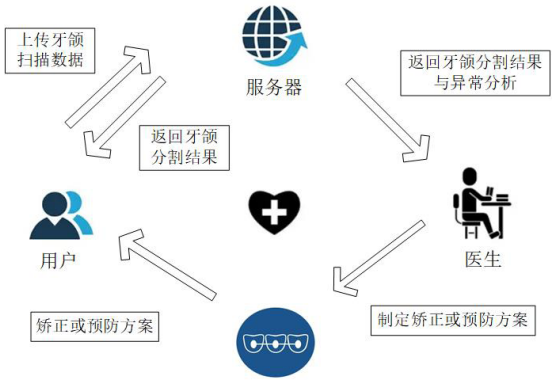


图 2 | 计算机辅助三维牙颌分割与应用方案
Figure 2 | Computer aided 3D dental segmentation and its application

1 材料和方法 Materials and methods

1.1 设计 计算机辅助设计三维牙颌分割。

1.2 时间及地点 实验于 2021 年 1 月至 2022 年 10 月在北方工业大学博远楼智能识别与图像处理实验室完成。

1.3 材料 研究数据来源于 3Shape 真彩台式口内扫描仪，型号：TRIOS 3 Basic，产地：丹麦哥本哈根，品牌：3shape。收集了 80 位受试者的 80 个实例牙颌数据，每个实例牙颌数据包括 1 个上牙颌和 1 个下牙颌。其中包括 60 个健康牙颌

实例和 20 个牙齿形状异常的实例。该研究方案的实施符合《赫尔辛基宣言》和相关伦理要求。

1.4 方法

1.4.1 数据处理 该数据集中每个实例表面包含约 150 000 个三角面片和 80 000 个顶点。这些三角面片被下采样到 12 000 个，以减少冗余信息，同时保留原始拓扑结构。数据集按 4 ∶ 1 比例分为训练集 (64 个实例) 和测试集 (16 个实例)，具体划分见**表 1**。该分割目标是将上、下牙颌分割成 15 个不同的语义部分，包括 2 个中切牙 (TR1、TL1)、2 个侧切牙 (TR2、TL2)、2 个尖牙 (TR3、TL3)、2 个第 1 前磨牙 (TR4、TL4)、2 个第 2 前磨牙 (TR5、TL5)、2 个第 1 磨牙 (TR6、TL6)、2 个第 2 磨牙 (TR7、TL7)，1 个牙龈 (G)。所有牙科模型的标注均由同一位经验丰富的牙科医生定义。

表 1 | 牙颌数据的数据集划分 (*n*)

Table 1 | Division of dental data set

项目	训练集实例数	测试集实例数	总计
健康牙齿	48	12	60
排列拥挤	4	1	5
牙齿缺位	4	1	5
牙齿与牙龈边界模糊	4	1	5
牙内包含填充物	4	1	5
总计	64	16	80

1.4.2 实验参数及网络训练 实验采用 GeForce GTX 1080、Intel(R)Core i7-6700 CPU 硬件平台，使用 Adam 优化器的 AMSGrad 变体，计算最小化广义骰子损失 (Dice loss) 进行训练。当最小 Batch size 设置为 8 时，对 PointNet(2017)[29]、PointNet++(2017)[30]、MeshNet(2019)[31]、MeshSegNet(2020)[32]、TSGCNet(2021)[33]、DArch(2022) 和此次作者文设计的分割网络分别在相同环境下进行了 400 次的训练 [34]。为定性及定量评价此次算法，将文章方法与上述文献报道的密切相关方法进行比较，采用它们的原始网络处理临床数据集，客观评价此次牙齿分割网络各模块的有效性，并对结果进行可视化和量化。

1.4.3 分割网络构建 基于结构特征和空间特征的多特征学习牙颌分割网络结构如**图 3** 所示，该网络主要由输入、中间处理过程、输出 3 个部分组成。

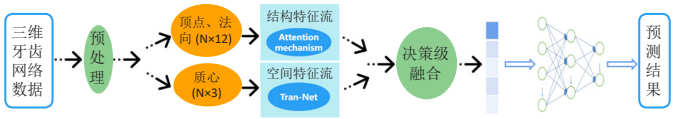


图 3 | 此研究的网络结构图

Figure 3 | Network structure of this study

(1) 输入：直接输入原始三维牙颌网格表面模型数据，即一个 N×15 维的矩阵，其中 N 是三角面片数量，15 是维数。文章所提及的牙颌网格均特指三角网格。每个面片包含 1 个质心向量 (3 维)、3 个顶点坐标 (9 维) 和 1 个法向量 (3 维)，共 15 维。

(2) 分割网络模块搭建：网络遵循点云分割的架构，使用连续的多层感知机 (MLP) 来提取高级别的几何特征。这个提取过程采用共享权重，即网络中每个 MLP 的可学习参数在所有输入网格单元之间共享。该网络的主要创新点包括：利用多维度特征约束分层学习、利用局部到全局的密集特征融合进行分割，详述过程如下：①多维度特征约束分层学习：依据结构特征和空间特征的差异性与互补性，将输入分层，一层包括 3 个顶点坐标和 1 个法向量，另一层包括 1 个质心向量，充分学习并利用空间特征和结构特征提供的几何信息互补性。首先，构建结构特征变换模块，该模块基于优化后的自注意力机制 [33]，实现边界细粒度信息的提取，利用注意力聚合从坐标、法向信息中提取精细齿形细节。然后，构建空间特征变换模块，该模块基于仿射变换网络 (Tran-Net[29]) 设计，保证模型刚性变化 (旋转或坐标变换) 不变性，从而保证模型的鲁棒性。②局部到全局特征的决策级密集特征融合：该过程先定义上下文邻域信息感受域，通过尺寸感受域限制模块分别捕获全局信息和细粒度局部信息。即对于每个单元的三维网格，定义其邻域球与两个不同的半径，用其不同半径对应的 N×N 邻接矩阵描述任何两个网格之间的底层欧几里得空间关系。再利用对称平均池化将上下文信息 (由邻近的单元提供) 融合。

(3) 输出：是一个 N×(C+1) 维的矩阵，其中 C 为牙齿类别数 (C=15)，每行表示相应网格单元属于不同类别的概率。

综上，该网络输入三维牙齿网格，采用分割网络进行牙齿分割，最后输出分割结果，即每个三角面片的类属。

1.4.4 应用场景 针对三维牙颌模型的自动化分割算法具有方便、灵敏等优点，只需要输入口内扫描仪成像模型就能实现快速分割，对于目前发展得如火如荼的线上医疗有很大的帮助 [9]。而目前市面上一些分割系统需要使用电子计算机断层扫描 (CT) 加以支撑，在时效上存在限制，因此该算法具有普适性、优越性。该方法可应用于数字化正畸、数字化可摘义齿及全口义齿修复、数字化牙齿种植等场景。

(1) 数字化正畸：三维牙颌分割在正畸学也有广泛的应用。首先，在临床实践中，医生可通过面部三维摄影兼顾牙齿分割后动态和静态两个方面，既能在动态分割结果中观察微笑时唇相对于牙齿的动态变化，又能从多方面观察牙齿间静态的位置关系。数字化模型分割结果可在三维空间任意角度旋转并用于检查咬合关系。

(2) 数字化可摘义齿及全口义齿修复：该算法可应用于可摘义齿和全口义齿修复、正畸治疗计划的设计。利用分割后的模型进行数字化全口覆盖义齿利于减少排牙难度，其制作的修复体牙设计准确，牙曲线完美，基托厚度相同，患者更容易适应。将该算法集成至 CAD/CAM 系统，具备虚拟牙架功能，可通过电脑输入架参数，使制作的修复体符合患者的下颌形态特征。在减少患者复诊次数的同时，降低医疗费用，还可以更好地控制修复体的品质。

(3) 数字化牙齿种植：数字化种植主要包括数字化影像与诊断评估、种植辅助设计与数字化种植外科导板、数字化种植修复印模以及 CAD/CAM 个性化种植基台 4 个方面。虽

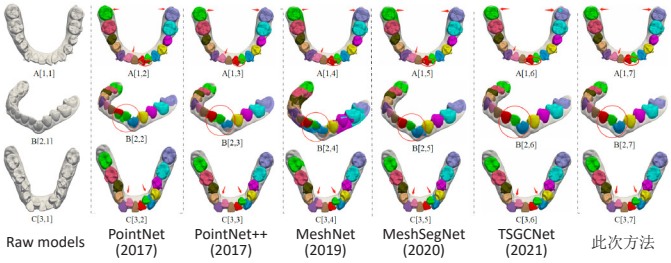
然种植的大部分诊断及规划设计主要依赖于 CT，但当涉及软组织时需要辅助口内扫描数字化印模，而不同系统、不同种植步骤对扫描模型分割的精度要求不同，该分割算法能满足数字化影像与诊断评估、种植辅助规划设计与数字化种植外科导板扫描方式等各类高精度分割场景需求。

1.4.5　验证模型的有效性和可靠性　采用计算机辅助设计三维牙颌分割算法进行对比实验和消融实验的定性及定量评价。对比实验采用总体精度 (overall accuracy，OA)、均交并比 (mean intersection over union，MIoU)、方向切割差异 (directional cut discrepancy，DCD)3 个指标在 5 折交叉验证下定量衡量算法性能。5 折交叉验证指将原始数据分成 5 组 (5-Fold)，将每个子集数据分别做一次验证集，其余的 4 组子集数据作为训练集，由此得到 5 个模型。这 5 个模型分别在验证集中评估结果，最后的误差 MSE(Mean Squared Error) 加和平均得到交叉验证误差。交叉验证有效利用了有限的数据，并且评估结果能够尽可能接近模型在测试集上的表现，可做为模型优化的指标使用。消融实验结果包括分流有效性、注意力机制有效性及 Tran-Net 有效性验证。

1.5　主要观察指标　①定性及定量评价牙齿分割网络各模块的有效性；②计算机辅助设计三维牙颌分割算法在复杂牙颌的临床数据集上验证有效性和可靠性；③通过总体精度、均交并比、方向切割差异等评价指标衡量模型的分割性能。

2　结果　Results

2.1　定性结果　5 种竞争方法整体分割可视化结果见**图 4–6** 所示。图 4 第 1 行样本 A 为规则牙齿，结果表明此次研究方法能精确分割牙龈及各颗牙齿，几乎实现零错分；第 2 行样本 B 为尖牙 (TR3) 位置轻微错位牙齿，结果表明此方法对于牙齿位置的移动，特征学习是鲁棒的；第 3 行样本 C 为侧切牙 (TL2/TR2) 排列拥挤牙齿，结果表明此方法能更好地处理极端外观牙齿，得到更光滑的齿龈边界。图 5 结果表明此次研究在缺牙位上具备分割优势，图 6 结果表明此次研究的注意力机制对于边界信息提取的有效性。



图注：图中的 A–C 分别代表 3 个不同患者的牙颌数据样本，方括号内的数字代表某样本在某方法下的效果 (即 A[1，1] 表示样本 A 在原始状态下的效果，A[1，2] 表示样本 A 在 PointNet 下的分割效果 [29]……C[3，6] 表示样本 C 在 TSGCNet 下的分割效果 [33]，以此类推)，圆括弧中的粗体序号代表对应竞争方法被提出的年份 (如 TSGCNet 方法为 2021 年被提出 [33])，圆圈和箭头用于指出此次方法与其他竞争方法分割效果差异最大的位置

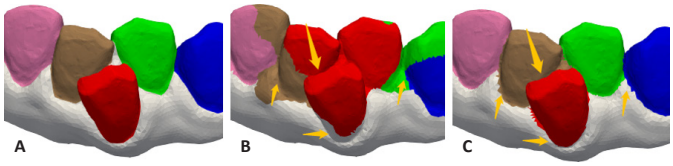
图 4 ｜所有竞争方法分割结果可视化

Figure 4 ｜ Visualization of segmentation results of all competitive methods

图注：圆圈表示此次方法与其他竞争方法分割效果差异最大的位置，且此方法圆圈处分割结果与真实标注一致

图 5 ｜此研究在缺牙位上的分割优势 (缺牙位上有牙钉填充易被误判位牙齿)

Figure 5 ｜ The segmentation advantages of this study in the missing tooth position (the teeth with nail filling in the missing tooth position are easy to be misjudged)



图注：图 A 为某样本的真实标注；B 为同一样本未加注意力机制的分割效果；C 为同一样本加注意力机制后的分割效果。箭头为使用注意力机制前后分割效果差异最大的位置

图 6 ｜注意力机制对于边界信息提取的有效性侧面图示

Figure 6 ｜ Side view of the effectiveness of attention mechanism for boundary information extraction

2.2　定量结果

2.2.1　对比实验结果　对比实验采用总体精度、均交并比、方向切割差异 3 个指标在 5 折交叉验证下定量衡量算法性能，实验结果如**表 2** 所示。此外，通过此次分割算法模拟制作的修复体，其边缘间隙误差均能达到 80 μm 左右，具体误差数据见**表 3**。可满足临床数字化修复嵌体、高嵌体、嵌体冠、单冠、桥体等固定修复体需要。

表 2 ｜此项研究网络与现有竞争方法在 5 折交叉验证下的分割结果对比

Table 2 ｜ Comparison of segmentation results between the network in this study and existing competitive methods under 5-fold cross-validation

模型	总体精度值 (%)	均交并比 (%)	方向切割差异 (mm)
PointNet[29]	86.56±1.13	79.17±4.77	0.27±0.09
PointNet++[30]	90.22±0.22	82.31±1.65	0.22±0.01
MeshNet[31]	84.38±0.83	71.03±2.26	0.78±0.01
MeshSegNet[32]	93.85±0.51	87.61±1.41	0.19±0.02
TSGCNet[33]	94.69±0.14	88.84±2.48	0.11±0.01
DArch[34]	95.16±0.03	90.84±0.33	0.15±0.01
此次方法	97.08±0.07	90.98±2.13	0.06±0.01

表注：总体精度和均交并比值越大表示分割效果越好，方向切割差异反之

表 3 ｜根据此次算法设计的修复体间隙误差

Table 3 ｜ The prosthetic clearance error designed according to the algorithm in this study

类型	边缘间隙误差平均值 (μm)
健康牙齿	81.93
排列拥挤	80.88
牙齿缺位	81.26
牙齿与牙龈边界模糊	80.01
牙内包含填充物	80.14

表注：修复体的边缘间隙误差在 120 μm 以内表示符合临床应用需求

2.2.2　消融实验结果

(1) 分流有效性：采用 4 种结构用以评估网络输入分流的有效性：第 1 种 (**表 4** 类型① – 结构 A+F+H+K)，移除结构特征流，单独训练空间特征流，即直接从网格顶点坐标中学

表 4 | 于此次方法有效性评估的模块
Table 4 | Modules for effectiveness evaluation of this method

类型	模块
①分流有效性评估	A.(空间特征流)
	B.(结构特征流)
	C.(空间特征 + 结构特征组合输入)
	D.(空间特征、结构特征分支输入)
②注意力机制有效性评估	E.(结构特征变换未加注意力机制)
	F.(结构特征变换加注意力机制)
③ Tran-Net 有效性评估	G.(空间特征变换未加入 Tran-Net)
	H.(空间特征变换加入了 Tran-Net)

表注：分流、注意力机制、Tran-Net 是本算法设计的三大核心

习；第 2 种 (表 4 类型① – 结构 B+F+H+K)，移除空间特征流，单独训练结构特征流，即直接从质心、法向量的组合中学习；第 3 种 (表 4 类型① – 结构 C+F+H+K)，不分支单一原始输入训练，即让网络结构不区分特征类型，直接从顶点坐标、质心、法向量的组合中学习；第 4 种为此次设计 (表 4 结构 D+F+H+K)，双流同步训练结构特征流和空间特征流，即同步训练包括质心、法向量的结构特征模块和包括顶点坐标的空间特征模块。分流有效性验证结果如**表 5** 中类型①对应各项评价指标值所示。

表 5 | 算法设计有效性评估结果
Table 5 | Evaluation results of algorithm design effectiveness

类型	结构	总体精度值 (%)	均交并比 (%)	方向切割差异 (mm)
①分流有效性评估	A+F+H+K	46.40±1.06	45.40±3.31	0.34±0.81
	B+F+H+K	52.80±0.13	54.70±1.07	0.25±0.14
	C+F+H+K	90.70±0.22	91.80±0.18	0.29±0.11
②注意力机制有效性评估	D+E+G+K	85.40±1.00	81.40±2.14	0.48±0.43
③ Tran-Net 有效性评估	D+F+H+K	76.40±0.13	74.90±3.19	0.47±0.26
	D+F+H+K(此次方法)	97.08±0.07	90.98±2.13	0.06±0.02

表注：总体精度和均交并比值越大表示分割效果越好，方向切割差异反之

(2) 注意力机制有效性：为验证此模型注意力机制的有效性，移除结构特征变换中的注意力机制 (表 4 类型② – 结构 D+F+G+K) 与此次文方法 (表 4 结构 D+F+H+K) 进行对比。从表 5 实验结果中类型②对应各项评价指标值可以看出，与不使用注意力机制相比，在结构特征变换中使用注意力机制可以获得更好的性能。

(3)Tran-Net 有效性验证：为验证次模型 Tran-Net 设计的有效性，采用未加入 Tran-Net 的结构 (表 4 类型③结构 D+E+H+K) 与加入后的结构 (表 4 结构 D+F+H+K) 进行对比。Tran-Net 有效性验证结果如表 5 中类型③对应各项评价指标值所示。

3 讨论 Discussion

从定性结果可知，PointNet[29](2017)、PointNet++[30](2017)、MeshNet[31](2019)、MeshSegNet[32](2020)、TSGCNet[33](2021)、DArch[34](2022)，在 TL1、TR1 和 TR2 牙位上可能产生严重的错误预判，在牙钉填充处表现出欠分割或过分割的现象 (见图 5)。这是由于此类方法或缺乏对局部细粒度特征学习的注意力机制，或缺乏变换网络的维稳，或缺乏建立局部与全局的联系。

从定量结果可知，此方法在牙齿模型整体总体精度值具有最大值，其中 MeshSegNet 是直接使用坐标和法向量组合的方法 [17]，TSGCNe 是分流使用坐标和法向量的方法 [18]。TSGCNet 方法总体精度值比 MeshSegNet 提高了 0.84%[17-18]，论证了区分结构特征和空间特征，可以学习更多的互补信息用于精确的牙齿分割。此次研究方法总体精度值比 TSGCNet 方法提高了 2.39%[18]，此外，均交并比和方向切割差异也是评价语义分割性能的另外两个指标，均交并比的值与分割性能优越性成正比，方向切割差异的值与分割性能优越性成反比。其中，均交并比衡量输出分割结果与实际真实结果的重合程度，方向切割差异衡量输出分割结果与实际真实结果的差异程度。

综合有效性验证结果可知，此次研究提出了一种准确、高效、全自动、可临床应用的三维牙颌分割系统。它利用分流避免牙颌的结构特征和空间特征混淆，并对结构特征流和空间特征流分别基于注意力机制和变换网络 (Tran-Net) 模块化设计，有效地解决了现有方法存在的局部特征提取困难和对复杂牙颌分割的鲁棒性差的问题。此研究算法显著优于目前最先进的方法，在数字化正畸、数字化修复、数字化可摘义齿及全口义齿修复、数字化牙齿种植等应用场景为患者和口腔医生服务。大量的临床数据研究表明，神经网络是智能数字牙科的一个强有力的元素，但神经网络的泛化效果对标签的有过度依赖的问题 [35]，这也是此次研究的局限所在，研究精确的分割效果实现离不开海量、专业、高质量的标注牙颌数据集。因此，在小样本标记牙颌数据集上设计鲁棒的特征提取算法是作者后续的研究方向。将人工智能与口腔预防医学相结合进行前瞻性研究，将对未来全民口腔健康水平的提高产生重大影响 [36]。

作者贡献：第一作者指导设计实验方案、提供论文撰写思路、为课题经费来源负责人，第二作者直接参与实验及数据研究、验证和分析方案、起草和修改文章，第三作者对文章的知识性内容作批评性审阅并盲法评估，通讯作者对文章的知识性内容作批评性审阅并盲法评估，第五作者提供数据处理和分析思路。

利益冲突：文章的全部作者声明，在课题研究和文章撰写过程中不存在利益冲突。

开放获取声明：这是一篇开放获取文章，根据《知识共享许可协议》“署名 – 非商业性使用 – 相同方式共享 4.0”条款，在合理引用的情况下，允许他人以非商业性目的基于原文内容编辑、调整和扩展，同时允许任何用户阅读、下载、拷贝、传递、打印、检索、超级链接该文献，并为之建立索引，用作软件的输入数据或其它任何合法用途。

版权转让：文章出版前全体作者与编辑部签署了文章版权转让协议。

出版规范：文章撰写遵守了《学术研究实验与报告和医学期刊编辑与发表的推荐规范》。文章出版前已经过专业反剽窃文献检测系统进行 3 次查重。文章经小同行外审专家双盲外审，同行评议认为文章符合期刊发稿宗旨。

4 参考文献 References

[1] 花超超 , 张荣和 . 3D 打印在口腔正畸临床诊疗中的应用进展 [J]. 口腔医学研究 ,2019,35(9):833.

[2] 施伟文 . 口腔不良习惯与错颌畸形关系的相关性研究 [J]. 当代医学 , 2011,17(11): 62-63.
[3] ZHANG M, MCGRATH C, HÄGG U. The impact of malocclusion and its treatment on quality of life: a literature review. Int J Paediatr Dent. 2006;16(6):381-387.
[4] GRANJA GL, BERNARDINO VMM, DE LIMA LCM, et al. Orofacial dysfunction, nonnutritive sucking habits, and dental caries influence malocclusion in children aged 8-10 years. Am J Orthod Dentofacial Orthop. 2022;162(4):502-509.
[5] 范永晶 , 金武龙 , 王淑敏 , 等 . 234 颗多生牙临床特征及继发影响分析 [J]. 中国口腔颌面外科杂志 ,2022,20(3):257-262.
[6] 马建斌 , 薛超然 , 白丁 . 人工智能技术在口腔正畸诊疗中的应用研究进展 [J]. 口腔疾病防治 ,2022,30(4):278-282.
[7] 张凌明 , 赵悦 , 李鹏程 , 等 . 基于局部注意力机制的三维牙齿模型分割网络 [J]. 电子学报 ,2022,50(3):681-690.
[8] LEE JH, HAN SS, KIM YH, et al. Application of a fully deep convolutional neural network to the automation of tooth segmentation on panoramic radiographs. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol. 2020;129(6): 635-642.
[9] NYIRJESY SC, HELLER M, VON WINDHEIM N, et al. The role of computer aided design/computer assisted manufacturing (CAD/CAM) and 3-dimensional printing in head and neck oncologic surgery: A review and future directions. Oral Oncol. 2022;132:105976.
[10] LIU L, YUAN S, ZHANG W, et al. Development and assessment of an online virtual orthodontic curriculum. J Dent Educ. 2022;86(5): 509-516.
[11] KAN TS, CHENG KJ, LIU YF, et al. Evaluation of a custom-designed human–robot collaboration control system for dental implant robot. Int J Med Robot. 2022;18(1):e2346.
[12] 汪玲 , 蔡立宏 , 练其武 , 等 . 数字化设计与 3D 打印在自体牙移植术的应用 [J]. 口腔疾病防治 ,2022,30(4):272-277.
[13] YILMAZ B, MARQUES VR, DONMEZ MB, et al. Influence of 3D analysis software on measured deviations of CAD-CAM resin crowns from virtual design file: An in-vitro study. J Dent. 2022;118:103933.
[14] 吴烨 , 刘欢欢 , 陈嘉民 , 等 . 虚拟与仿真技术在下颌阻生牙拔除术实验教学中的应用 [J]. 中国口腔颌面外科杂志 ,2022,20(3):303.
[15] 宋红 , 林家瑞 . 用于医学辅助诊断的神经网络方法的应用研究 [J]. 生物医学工程学杂志 ,1996,13(2):141-144.
[16] 张鹏 , 徐欣楠 , 王洪伟 , 等 . 基于深度学习的计算机辅助肺癌诊断方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报 ,2018,30(1):90-99.
[17] 袁波 , 代华 , 伍佳 , 等 . 人工智能在全科医学领域的应用 [J]. 中华全科医学 ,2021,19(9):1433-1436.
[18] SZOLOVITS P, PATIL RS, SCHWARTZ WB. Artificial intelligence in medical diagnosis. Ann Intern Med. 1988;108(1):80-87.
[19] MINTZ Y, BRODIE R. Introduction to artificial intelligence in medicine. Minim Invasive Ther Allied Technol. 2019;28(2):73-81.
[20] XU X, LIU C, ZHENG Y. 3D tooth segmentation and labeling using deep convolutional neural networks. IEEE Trans Vis Comput Graph. 2019; 25(7):2336-2348.
[21] SUN D, PEI Y, LI P, et al. Automatic tooth segmentation and dense correspondence of 3D dental model. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, Cham. 2020;12264:703-712.
[22] WU K, CHEN L, LI J, et al. Tooth segmentation on dental meshes using morphologic skeleton. Computers & Graphics. 2014;38:199-211.
[23] 肖兵 , 魏昕 , 胡伟 , 等 . 基于特征线分段技术的牙齿分割算法 [J]. 计算机应用 ,2017,37(3):844-848.
[24] 马勇 , 柯永振 , 杨帅 . 基于网格抽取的牙齿模型快速分割算法 [J]. 计算机应用与软件 ,2018,35(5):247-252.
[25] 姜晓通 , 戴宁 , 张长东 , 等 . 牙齿半自动精确分割算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报 ,2020,32(5):820-829.
[26] 马天 , 李赟 , 李娇娇 , 等 . 基于目标区域约束的牙颌模型分割线探测方法 [J]. 系统仿真学报 ,2022,34(2):376-384.
[27] 张长东 , 戴宁 , 廖文和 , 等 . 部分缺失牙齿咬合面自适应重建算法 [J]. 中国生物医学工程学报 ,2012,31(2):203-210.
[28] CUI Z, LI C, CHEN N, et al. TSegNet: an efficient and accurate tooth segmentation network on 3D dental model. Med Image Anal. 2021;69: 101949.
[29] QI CR, SU H, MO K, et al. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation.Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017;1:652-660.
[30] QI CR, YI L, SU H, et al. Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space. Advances in neural information processing systems. 2017;1:30.
[31] FENG Y, FENG Y, YOU H, et al. Meshnet: Mesh neural network for 3d shape representation. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2019;33(1):8279-8286.
[32] LIAN C, WANG L, WU T, et al. Deep multi-scale mesh feature learning for automated labeling of raw dental surfaces from 3D intraoral scanners. IEEE Trans Med Imaging. 2020;39(7):2440-2450.
[33] ZHANG L, ZHAO Y, MENG D, et al. TSGCNet: Discriminative geometric feature learning with two-stream graph convolutional network for 3D dental model segmentation.Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021;1:6699-6708.
[34] QIU L, YE C, CHEN P, et al. DArch: Dental Arch Prior-Assisted 3D Tooth Instance Segmentation With Weak Annotations. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022;1:20752-20761.
[35] 贾瑞明 , 李浩轩 , 陈彧 , 等 . 胸主动脉腔内修复术前 CT 血管造影与术中 X 射线图像的配准算法 [J]. 中国组织工程研究 ,2019,23(35): 5658-5663.
[36] 黄清川 , 黄翠 , 蔡新杰 . 数字化口内扫描技术在口腔修复学临床和教学中的应用 [J]. 口腔颌面修复学杂志 ,2022,23(5):366-373.

(责任编辑：WZH，ZN，WL，LCH)