

Teeth-Simplification: 一种面向牙齿分割的性能提升方案

谢其钦^{1,2}, 刘石坚^{1,2}, 陈洁^{1,2}, 邹峥³

- (1. 福建理工大学 计算机科学与数学学院, 福建 福州 350118;
2. 福建省大数据挖掘与应用技术重点实验室, 福建 福州 350118;
3. 福建师范大学 计算机与网络空间安全学院, 福建 福州 350117)

摘要: 在口腔医学领域, 精确的牙齿分割对于计算机辅助诊断和治疗规划极为关键。针对简化算法带来的几何误差和标签误差, 提出一套名为 Teeth-Simplification 的策略, 用于提升和评价牙齿分割性能。Teeth-Simplification 策略包括一种基于保边界的简化算法、一种基于维度映射的标签转换策略和一种非对称精度的性能评价体系。基于公共数据集 3DTeethSeg 的实验表明, Teeth-Simplification 策略适应于 MeshSegNet, TSGCNet, SGTNet 和 GACNet 等网格分割方法, 边界 DCD 误差值分别降低 73.68%、64.63%、21.15% 和 33.33%, 有效提升了牙齿分割性能。

关键词: 三角网格; 深度学习; 简化算法; 牙齿分割

中图分类号: TP301

文献标志码: A

文章编号: 2097-3853(2025)04-0367-07

Teeth-Simplification: a performance improvement scheme for tooth segmentation

XIE Qiqin^{1,2}, LIU Shijian^{1,2}, CHEN Jie^{1,2}, ZOU Zheng³

- (1. School of Computer Science and Mathematics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;
2. Fujian Provincial Key Laboratory of Big Data Mining and Applications, Fuzhou 350118, China;
3. School of Computer and Cyber Security, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China)

Abstract: In the field of oral medicine, accurate tooth segmentation is crucial for computer-aided diagnosis and treatment planning. To address the geometric and labeling errors introduced by simplified algorithms, a strategy called Tooth-Simplification is proposed to improve and evaluate the performance of tooth segmentation. It includes a simplified algorithm based on preserving boundaries, a label conversion strategy based on dimension mapping, and a performance evaluation system with asymmetric resolution. Experiments based on the public dataset 3DTeethSeg show that the Teeth-Simplification strategy is adaptable to mesh segmentation methods such as MeshSegNet, TSGCNet, SGTNet, and GACNet, with boundary DCD error values reduced by 73.68%, 64.63%, 21.15%, and 33.33% respectively, effectively improving the performance of tooth segmentation.

Keywords: triangular mesh; deep learning; mesh simplification; tooth segmentation

在口腔医学领域, 牙齿分割作为一项关键基础技术, 对于计算机辅助诊断、设计和制造至关重要^[1]。精确的牙齿分割数据为定制化口腔修复体、正畸矫治器等提供了可靠参考, 确保了治疗方案的精准实施和患者口腔健康的有效改善。

收稿日期: 2024-10-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (62172095); 湖南省自然科学基金区域联合基金资助项目 (2024JJ7549); 湖南省教育厅科学研究项目 (24C1236)

第一作者简介: 谢其钦 (1999—), 男, 福建福州人, 硕士研究生, 研究方向: 人工智能。

通信作者: 刘石坚 (1983—), 男, 湖南长沙人, 副教授, 博士, 研究方向: 计算机图形学、深度学习、机器视觉等。

随着人工智能技术的飞速发展, 基于深度学习 (deep learning, DL) 的牙齿分割方法凭借其优异的性能及自适应能力, 正逐步取代传统手段, 成为当前的主流趋势。近年来, 由国际医学图像计算和计算机辅助干预协会 (MICCAI) 组织的

3DTeethSeg^[2]等一系列挑战赛,更是将该研究方向推向高潮。本研究前期的工作既涵盖了基于调和场的传统方法^[3],也包括基于 DL 方法的研究^[4-6]。

现有基于 DL 的牙齿网格分割方法大多只关注模型架构上的创新,而忽略了临床应用需求。例如,临床数据具有精度高、细节丰富的特点。为了防止显存不足,现有方法往往使用网格简化算法降低数据精度,并使用低精度数据进行评估。然而,网格简化将不可避免地引入误差。此外,基于低精度数据的评估结果无法真实反映方法的临床表现。因此,实现高精度模型的分割是一项亟待解决的问题。

本课题针对简化算法带来的几何误差和标签误差开展研究,提出一套名为 Teeth-Simplification 的策略,用于提升和评价牙齿分割性能。

1 准备工作

1.1 牙齿分割

以如图 1 所示的牙颌三角网格作为输入,牙齿分割任务的目标是将其中的牙齿区域(即图 1 中的切牙、尖牙和磨牙)与非牙齿区域(即图中的背景)准确标记出来。

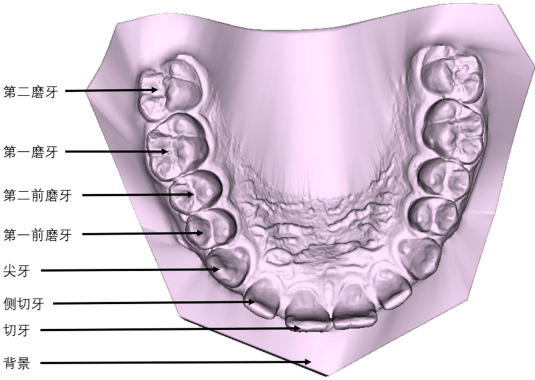


图 1 牙颌三角网格

Fig.1 Dental triangular mesh

按照所处理网格图元类型的不同,可以将牙齿网格分割方法分基于点、基于面两类方法。基于点的典型分割方法有 Mask-MCNet^[7]、TSegNet^[8]等。由于点云数据较网格数据更简单,早期主要以点数据作为切入点开展研究工作;从可用原始特征来看,基于面的分割方法较基于点的分割方法更富足,性能优势潜力更大。因此当前主流方法多基于面开展。基于面的典型方法包

括 MeshSegNet^[10]、GACNet^[11]、TSGCNet^[12]、Teeth-GNN^[13]、SGTNet^[14]等。

然而上述牙齿分割研究主要是从网络架构层面来分析和解决问题。与之相比,本研究侧重数据简化等具体实施层面。

1.2 网格简化

对于基于 DL 的牙齿分割来说,网格简化可以统一数据规模,以便后续批处理;降低数据复杂度,避免内/显存不足。以三角网格 M 作为输入,网格简化算法通常能够输出具有指定简化度的结果 M' 。如图 2 所示的“边折叠”是网格简化中的一个核心策略,即将特定边(左图虚线所示)的 2 个顶点合并为 1 个(右图空心结点所示)。由于折叠操作一次能减少 1 个顶点/2 个面,反复对 M 进行边折叠即可得到所需 M' 。

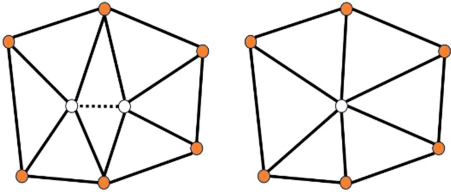


图 2 边折叠网格简化示意图

Fig.2 Demonstration of edge collapse in mesh simplification

边折叠简化算法的核心在于选择折叠边并确定合并顶点的位置及相关属性。例如, QEM (quadric error metric) 算法^[15]为 M 的每条边维护一个折叠代价,并每轮选择代价最小的边进行折叠。此外,通过二次误差度量来确定新顶点的位置,以及插值确定相关属性值。

本研究在考虑牙齿分割实际需求的基础上,对 QEM 的折叠边选择策略及顶点属性确定策略进行改进。

2 Teeth-Simplification 策略

所提方法 Teeth-Simplification 主要关注面向牙齿分割的网格简化问题,并针对几何误差和标签误差分别提出基于保边界的简化算法和基于维度映射的标签转换策略。

2.1 基于保边界的网格简化

使用存在几何形状误差的数据进行学习,会降低 DL 模型的准确性,反映在如图 3 所示的分割结果上,即为椭圆形所示的内部错误和箭头所指向的边界错误。本研究将引起两类错误的误差

分别称为内部误差和边界误差。

因几何误差无法避免,所以在简化时应该综合考虑内部误差和边界误差。由于内部错误可以通过连通域分析等后处理方法快速矫正,本研究提出基于牺牲内部、保护边界策略的简化算法Teeth_QEM,其核心思想在于:识别分割边界点,并在简化过程中避免对包含边界点的边进行折叠。

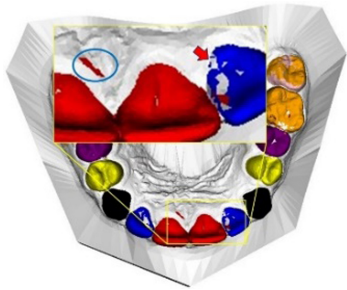


图3 两类分割错误,其中椭圆形所示为内部错误,箭头所指向为边界错误

Fig.3 Two classes of segmentation errors, where the oval indicates an internal error and the arrow is pointed at a boundary error

Teeth_QEM 网格简化细节如算法1所示。

算法1:Teeth_QEM

输入:三角网格 M 、目标简化度 d

输出:简化后的三角网格 M'

```

1  获取牙齿分割边界顶点
2  for each 非边界顶点  $v$ 
3  计算  $v$  的误差矩阵
4  end for
5  for each 不含边界顶点的边  $e$ 
6  计算折叠  $e$  产生新点的坐标、误差矩阵及折叠代价
7  end for
8  计算当前简化度  $d'$ 
9  while  $d' > d$ 
10  选择折叠代价最小的边  $e$ 
11  if 新点合法
12  将  $e$  折叠为点  $\tilde{v}$ 
13  for each 以  $\tilde{v}$  为端点的边  $e'$ 
14  计算折叠  $e'$  产生新点的坐标、误差矩阵及折叠代价
15  end for
16  更新  $d'$ 
17  else
18  将  $e$  的折叠代价设为极大值
19  end if
20  end while

```

以三角网格 M 和目标简化度 d 作为输入,输出简化后的网格 M' 。 d 的定义如下:

$$d = N'/N \quad (1)$$

式中, N 和 N' 分别是简化前、后网格的顶点数, N' 的值取决于经验以及显存大小等硬件承载能力。

首先,通过分析标签获取牙齿边界线上的所有顶点(第1行)。如图4所示,如果顶点 a 、 b 、 c 、 d 具有相同的标签值 l ,且与 w 和 v 的标签不同,则 $a \sim d$ 为标签为 l 的牙齿边界上的顶点。

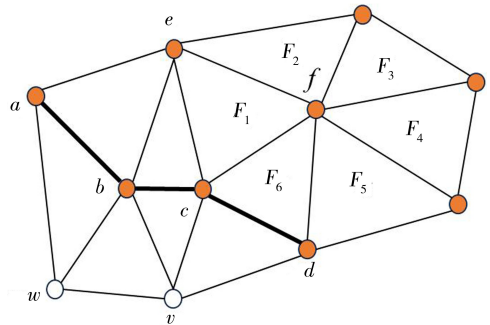


图4 分割边界线示意图

Fig.4 Demonstration of segmentation boundary

接着,对所有非边界顶点 v 按照公式(2)所示求其误差矩阵 $\mathbf{Q}_v$ (第2~4行)。

$$\mathbf{Q}_v = \sum_{i \in \text{nei}(v)} K_i \quad (2)$$

式中, $\text{nei}(v)$ 表示顶点包含 v 的所有面片,例如如图4中的 $F_1 \sim F_6$ 构成了 $\text{nei}(f)$ 。对于 $\text{nei}(v)$ 的第 i 个面片来说,若其方程为 $a_i x + b_i y + c_i z + d_i = 0$,且 $a_i^2 + b_i^2 + c_i^2 = 1$,则 K_i 的定义如公式(3)所示。

$$K_i = \begin{pmatrix} a_i \\ b_i \\ c_i \\ d_i \end{pmatrix} (a_i \quad b_i \quad c_i \quad d_i) \quad (3)$$

此外,还需对所有不包含边界点的边计算折叠后产生的新点坐标、误差矩阵及折叠代价(第5~7行)。令 e 是由非边界点 v_1 和 v_2 构成的一条边,则将其折叠所产生的点 $\tilde{v}$ 需使得代价 $\Delta = \tilde{v}^T (\mathbf{Q}_1 + \mathbf{Q}_2) \tilde{v}$ 取极小值,其中 $\mathbf{Q}_1$ 和 $\mathbf{Q}_2$ 分别是 v_1 和 v_2 的误差矩阵。通过对公式(4)求解可以得到 $\tilde{v}$ 的坐标值、误差矩阵 $\mathbf{Q}_1 + \mathbf{Q}_2$ 及折叠代价 Δ 。

$$\partial \Delta / \partial x = \partial \Delta / \partial y = \partial \Delta / \partial z = 0 \quad (4)$$

最后,通过折叠代价最小的边,迭代降低网格规模,直至满足要求停止(第9~20行)。在迭代

过程中,每次折叠前均需考虑新点的合法性(例如是否会造成拓扑异常等)。若合法,则折叠该边,更新网格结构(第 12 行)、更新新生成边的相关属性(第 13~15 行)、更新当前简化度(第 16 行)。否则,通过极大化该边的代价,确保其在下一轮迭代中不被选取到(第 18 行)。

上述算法的时间复杂度主要取决于第 9~20 行的主循环,其执行次数最多为 $O(V)$, V 为顶点个数。而主循环的复杂度又主要取决于选取折叠边的复杂度(第 10 行)。为了降低该复杂度,本研究维护了一个“小顶堆”,每次都从堆顶获取元素,从而将复杂度降低到 $O(\log V)$ 。因此,算法 1 的总时间复杂度为 $O(V\log V)$,空间复杂度可以简化为 $O(V)$ 。

2.2 基于维度映射的标签转换

3DTeethSeg 数据集中除了牙颌网格外,还有对应的顶点标签。然而上述简化过程将产生新的顶点,因此需要为新顶点计算其标签属性。即在算法 1 的第 12 行后添加估计 p 点标签 label_p 的步骤。

令折叠边的两个顶点为 d_1 和 d_2 ,其标签分别为 label_1 和 label_2 ,传统 QEM 算法采用如公式(5)所示的方法计算 label_p 。

$$\text{label}_p = w_1 \times \text{label}_1 + w_2 \times \text{label}_2 \tag{5}$$

其中权重 w_1 和 w_2 的计算如式(6)。

$$w_i = \frac{d_i}{d_1 + d_2}, (i \in \{1, 2\}) \tag{6}$$

上述基于距离加权的插值估计法因计算高效被边折叠算法广泛应用。在本例中,牙颌网格各部分所使用的原始标签如表 1 第 2 列所示。由于相邻牙齿的类间距较小,如果直接采用上述方法则会造成简化网格标签混乱的问题。

表 1 标签映射表

Tab.1 Label mapping table

类别	原标签	高维标签
背景	0	(255, 255, 255)
中心切牙	1	(255, 0, 0)
侧切牙	2	(0, 0, 255)
犬/尖牙	3	(0, 0, 0)
第一前磨牙	4	(255, 255, 0)
第二前磨牙	5	(128, 0, 128)
第一磨牙	6	(255, 165, 0)
第二磨牙	7	(255, 192, 203)

为此,将原始一维标量标签 L_s 映射为如表 1 第 3 列所示的高维向量标签 L_v ,以确保各类之间具备足够的间距,提升插值估计的容错空间。具体的,令 M 和 M^{-1} 分别表示由标量至向量的映射及其逆映射,则在基于距离加权的插值估计前先进行标签转换,即对于任意顶点,将其标签 l 转换为 $l' = M(l)$;然后在简化过程中根据公式(5),可以得到新顶点的标签 l_{new} ;接下来,根据公式(7)将 l_{new} 与 L_s 中各元素进行比较,找到距离最新的标签 l'_{new} 。

$$l'_{\text{new}} = \min \{ \text{dis}(l_{\text{new}}, l_s) \mid \forall l_s \in L_s \} \tag{7}$$

其中 dis 为欧氏距离。最后,修正后的新点标签 $\hat{l}_{\text{new}}$ 如式(8)所示。

$$\hat{l}_{\text{new}} = M^{-1}(l'_{\text{new}}) \tag{8}$$

2.3 实现细节

由于 3DTeethSeg 只有点标签,没有面标签,因此需要根据点标签来生成面标签,以便运行基于面片的分割方法。鉴于 1 个三角面片包含 3 个顶点,因此可以根据顶点标签来生成面片标签。一共包含图 5 所示的 4 种情况,其中 x 和 y 分别表示两种不同的前景标签,0 表示背景标签。

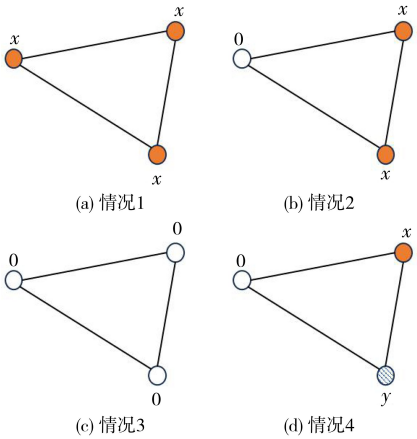


图 5 点标签转面标签示意图

Fig.5 Strategy demonstration of converting vertex label to face label

情况 1 和情况 3 较为简单,此时 3 个顶点具有相同的标签,则面标签即为其顶点的标签。情况 2 和情况 4 较为复杂,需要根据特定的策略进行处理。例如,可以根据离面片中心点最近的点标签来确定面标签。该策略较为“激进”,会导致如图 6(a)中椭圆形所示异常。为了避免该问题,本研究采用一种“保守型”策略,只要任意顶点标

签为0,则将面片标签设为0。优化后结果如图6(b)所示。

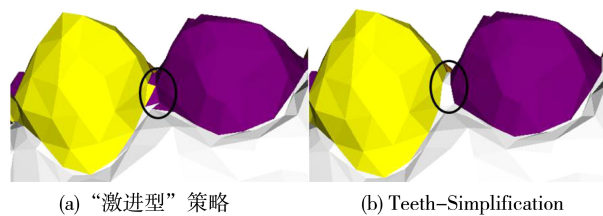


图6 两种标签转换方式结果对比

Fig.6 Comparison of results of two label conversion methods

此外,本研究实验中测试集的数据精度 R_{Test} 远比训练集数据精度 R_{Train} 要高,前者是通过分析简化后的分割边界与原始边界之间的定向切割差异(directional cut difference, DCD)误差来确定的,后者则基于当前计算机的显存等硬件配置。不同简化程度下的边界 DCD 值如图7所示,其中横轴为面片数表示的网格规模,纵轴是简化后的分割边界与原始边界之间的 DCD 误差值。从图7可见,随着简化程度的提升,3DTeethSeg 数据集的 DCD 误差随之上升。若以 0.1 作为误差上限,在使用 QEM 算法进行简化的前提下,可确定测试集精度最低值为 24 000 面片数。

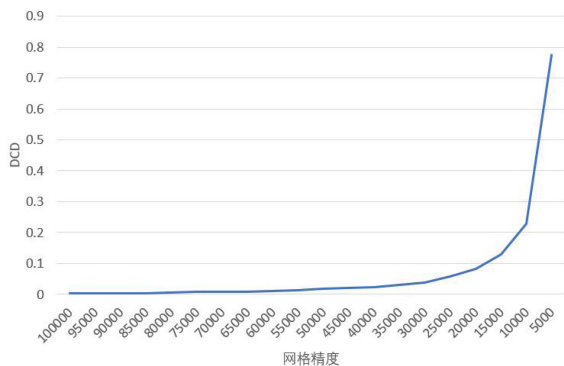


图7 不同简化程度下的边界 DCD 值

Fig.7 DCD values under different simplification degrees

3 实验与讨论

3.1 数据集及实验环境

采用 3DTeethSeg 数据集进行实验,该数据集包含 1 800 个详细的 3D 牙齿模型。为了确保实验的有效性和针对性,从中筛选出 659 个适合进行几何简化的模型,并进一步划分为 80% 的训练

集和 20% 的测试集,以便于模型的训练和评估。实验还采用了 6 000 精度面片训练,24 000 精度面片测试的评价体系。

实验在配备 24 GB 显存的 Nvidia RTX 3090 显卡的系统上进行,确保了处理大规模 3D 数据集时的计算需求,共训练 200 个 epoch,训练时采用 Adam 优化器,batch size 设为 2,学习率初始为 1×10^{-3} ,每 30 个 epoch 进行 0.5 倍衰减。

3.2 评价指标

为了评估简化算法是否保边界对分割后牙模边界的影响,对深度学习分割算法的结果,本研究在实验中采用 DCD 值作为边界分割效果的评价指标。

DCD 值是衡量计算分割与真实分割之间边界差异的一种度量方法,主要用于评估 3D 网格分割算法的性能。假设 V_1 和 V_2 分别是分割 M_1 和 M_2 段边界上的所有点集,则从 M_1 到 M_2 的 DCD 如公式(9)所示。

$$\text{DCD}(M_1 \Rightarrow M_2) = \text{mean} \{ \text{Dis}(v_1, V_2) \mid \forall v_1 \in V_1 \} \quad (9)$$

其中, $\text{mean} \{ \cdot \}$ 表示取均值操作, $\text{Dis}(v_1, V_2)$ 是 V_1 中任意一点 v_1 到 V_2 的距离,可通过公式(10)计算得到。

$$\text{Dis}(v_1, V_2) = \min \{ \text{Dis}(v_1, v_2) \mid \forall v_2 \in V_2 \} \quad (10)$$

其中, $\min \{ \cdot \}$ 表示取最小值操作。

3.3 对比实验

由于 Teeth-Simplification 主要关注数据的预处理和后处理,并不依赖于特定分割模型,因此选取当前领域内先进的 4 个分割网络模型: MeshSegNet、TS-GCNet、SGTNet 和 GACNet,将其应用 Teeth-Simplification 的结果与原始结果进行对比。原始方法并未给出所用简化算法的具体信息,本研究在原始方法中采用 QEM 算法对网格进行简化。

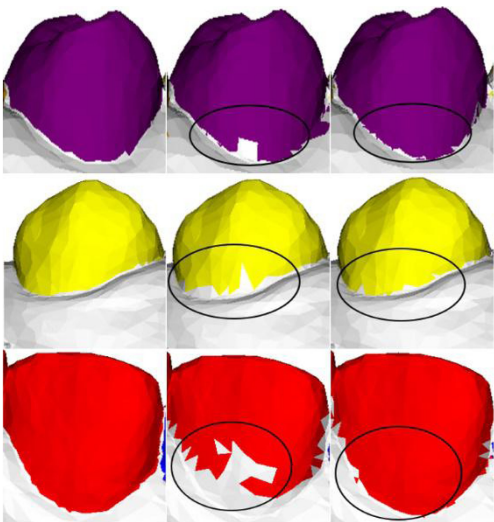
基于 DCD 的量化结果如表 2 所示,可见应用 Teeth-Simplification 后较原始方法性能均有所提升。4 种模型的提升幅度分别约为 73.68%、64.63%、21.15% 和 33.33%。该结果佐证了 Teeth-Simplification 的普适性和优越性。

从测试集中随机挑选出几组数据,将 Teeth-Simplification 法应用于 4 种模型前、后的结果可视化如图 8 至图 11 所示。通过图示可以看出,相比原始方法,Teeth-Simplification 能够更好地处理边界特征,确保分割结果的准确性。

表 2 基于 DCD 的系统性能对比

Tab.2 System performance comparison in terms of DCD

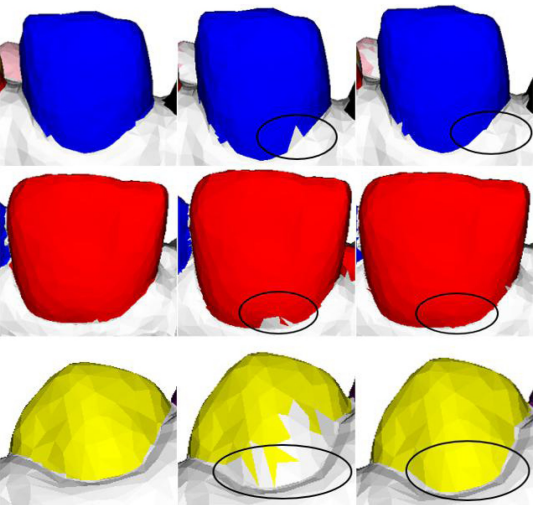
基础模型	DCD	
	QEM	Teeth-Simplification
MeshSegNet	0.76	0.20
TSGCNet	0.82	0.29
SGTNet	0.52	0.41
GACNet	0.09	0.06



(a) 真实值 (b) QEM (c) Teeth-Simplification

图 8 基于 MeshSegNet 的分割结果对比

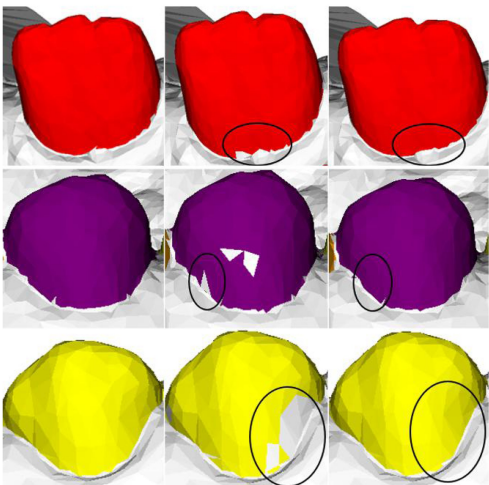
Fig.8 Comparison of segmentation results based on MeshSegNet



(a) 真实值 (b) QEM (c) Teeth-Simplification

图 9 基于 TSGCNet 的分割结果对比

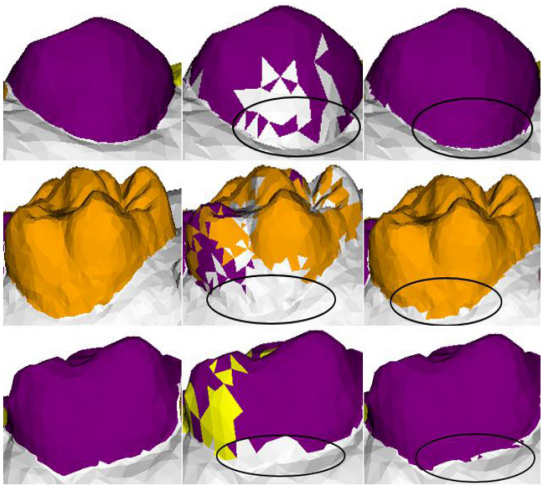
Fig.9 Comparison of segmentation results based on TSGCNet



(a) 真实值 (b) QEM (c) Teeth-Simplification

图 10 基于 GACNet 的分割结果对比

Fig.10 Comparison of segmentation results based on GACNet



(a) 真实值 (b) QEM (c) Teeth-Simplification

图 11 基于 SGTNet 的分割结果对比

Fig.11 Comparison of segmentation results based on SGTNet

4 结束语

为了提升牙齿网格分割深度学习模型的性能,提出 Teeth-Simplification 的方案,主要贡献包括:

1)一种基于保边界的简化算法 Teeth_QEM,其核心思想是在简化过程中牺牲内部准确率,保边界准确率。

2)一种基于维度映射的标签转换策略,以确保简化过程中数据标签转换的正确性。

3)一种非对称精度的性能评价体系,以准确反映临床应用中对高精度数据处理的需求。

通过在公共数据集 3DTeethSeg 上进行的一系列实验表明,Teeth-Simplification 具有较好的普

适性,对于模型准确率的提升具有一定作用。

上述“非对称精度评价体系”的提出给牙齿分割工作带来了更高的挑战,未来工作将专注于网络框架的优化,确保其能够满足临床实际需求。

参考文献:

[1] 刘石坚,邹峥,廖胜辉,等. 一种牙齿网格分割模型的训练方法及终端:CN117095145A[P]. 2023-11-21.

[2] BEN-HAMADOU A,SMAOUI O,REKIK A,et al. 3DTeethSeg 22:3D teeth scan segmentation and labeling challenge[EB/OL]. 2023;2305.18277.<https://arxiv.org/abs/2305.18277v1>.

[3] ZOU B J,LIU S J,LIAO S H,et al. Interactive tooth partition of dental mesh base on tooth-target harmonic field[J]. Computers in Biology and Medicine,2015,56:132-144.

[4] LIU S J,KANG C M,HUANG F H,et al. Mesh segmentation for individual teeth based on two-stream GCN with self-attention[J]. IEEE Access,2024,12:76735-76743.

[5] 许煜濠,刘石坚,康朝明,等. 三维深度学习网络的几何差异感知能力[J]. 福建理工大学学报,2023,21(6):592-597.

[6] 邹峥,吴连杰,刘石坚. 基于深度边界感知的交互式牙齿网格分割方法[J]. 福建师范大学学报(自然科学版),2024,40(6):30-39.

[7] ZANJANI FG,POURTAHERIAN A,ZINGER S,et al. Mask-MCNet:tooth instance segmentation in 3D point clouds of intra-oral scans[J]. Neurocomputing,2021,453:286-298.

[8] CUI Z M,LI C J,CHEN N L,et al. TSegNet:an efficient and accurate tooth segmentation network on 3D dental model[J]. Medical Image Analysis,2021,69:101949.

[9] QI C R, YI L, SU H, et al. PointNet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space [C]// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017: 5105-5114.

[10] LIAN C F,WANG L,WU T H,et al. Deep multi-scale mesh feature learning for automated labeling of raw dental surfaces from 3D intraoral scanners[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging,2020,39(7):2440-2450.

[11] ZHAO Y,ZHANG L M,YANG C S,et al. 3D Dental model segmentation with graph attentional convolution network[J]. Pattern Recognition Letters,2021,152:79-85.

[12] ZHAO Y,ZHANG L M,LIU Y,et al. Two-stream graph convolutional network for intra-oral scanner image segmentation [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging,2022,41(4):826-835.

[13] ZHENG Y Y,CHEN B J,SHEN Y F,et al. TeethGNN:semantic 3D teeth segmentation with graph neural networks[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics,2023,29(7):3158-3168.

[14] DUAN F,CHEN L. 3D dental mesh segmentation using semantics-based feature learning with graph-transformer[M]// Lecture Notes in Computer Science. Cham:Springer,2023:456-465.

[15] GARLAND M, HECKBERT P S. Surface simplification using quadric error metrics[C]//Proceedings of the 24th Annual conference on computer graphics and interactive techniques (SIGGRAPH '97). USA: ACM Press, 1997, 209-216.

(责任编辑:方素华)