

叶洲, 陈胜. 基于分割网络的口腔修复颈缘线提取算法[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(11): 153–157. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.251125

## 基于分割网络的口腔修复颈缘线提取算法

叶 洲, 陈 胜

(上海理工大学, 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

**摘 要:** 颈缘线的精确提取对于全冠预备体的牙齿修复具有至关重要的意义。传统的颈缘线提取方法不仅效率低下, 而且缺乏自动化, 存在人为误操作且精度低的问题。为了解决这一问题, 本文提出结合了马尔可夫随机场优化的 RandLA-Net 点云分割网络与 KDTree 近邻搜索和三次 B 样条曲线拟合的算法, 旨在实现牙齿预备体颈缘线的自动化提取。首先, 利用口腔扫描仪获取单牙的三维数据, 并对点云数据进行手工标注, 以进行单牙分割; 其次, 通过马尔可夫随机场优化的 RandLA-Net 分割网络对单牙点云数据进行预测, 以识别出颈缘线点集; 最后, 为了提升颈缘线点集的预测精度和平滑度, 采用 KDTree 近邻搜索和三次 B 样条曲线拟合后处理, 从而获得精确的颈缘线。实验结果表明, 通过本文算法所得的颈缘线预测结果的平均交并比 (mIoU) 达到了 92.76%, 自动提取的颈缘线的误差范围介于 0.022~0.544 mm, 验证了本文算法在自动化提取颈缘线方面的高效性和准确性, 为提高牙齿修复工作的质量和效率提供了有力的技术支持。

**关键词:** 颈缘线; 点云分割; 马尔可夫随机场

中图分类号: TP273

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)11-0153-05

## Algorithm for extracting cervical margin lines in oral restoration based on segmentation network

YE Zhou, CHEN Sheng

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** Precise extraction of the cervical margin line is of critical importance in the restoration process of full-crown tooth preparations. Traditional algorithms for cervical margin extraction are not only inefficient but also lack automation, prone to human error, and exhibit low accuracy. To address these issues, this paper proposes an automated cervical margin extraction algorithm that integrates a Markov Random Field (MRF) optimized RandLA-Net point cloud segmentation network with KDTree nearest-neighbor search and cubic B-spline curve fitting. The proposed method first uses the MRF-enhanced RandLA-Net to segment single-tooth point cloud data and identify potential cervical margin point sets. To further improve the accuracy and smoothness of these predicted points, KDTree-based nearest-neighbor search and cubic B-spline curve fitting are applied as post-processing techniques to generate a precise cervical margin line. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm achieves an accuracy (Acc) of 96.57% and a mean Intersection over Union (mIoU) of 92.76%. The error range falls between 0.022 to 0.544 mm. These findings confirm the high efficiency and accuracy of the proposed method in automating cervical margin extraction, offering strong technical support for enhancing the quality and efficiency of dental restoration procedures.

**Key words:** margin line; point cloud segmentation; Markov random field

## 0 引 言

口腔健康是全身健康的重要组成部分, 口腔疾病如龋齿、牙周病等会破坏牙齿硬组织和牙齿周围软组织, 除了影响咀嚼、说话等功能和美观外, 还会

导致社会交往困难和心理障碍。在第四次中国口腔健康流行病学调查报告中显示, 牙齿问题已经困扰了全国 90% 以上的居民<sup>[1]</sup>。各年龄段的龋患率居高不下, 相应的口腔修复市场也在日益扩大。

颈缘线作为全冠预备体的重要指标, 其提取质

作者简介: 叶 洲 (1998—), 男, 硕士, 主要研究方向: 三维图像处理。

通信作者: 陈 胜 (1976—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 医学图像处理与分析。Email: chnshn@hotmail.com。

收稿日期: 2024-02-27

哈尔滨工业大学主办 ◆ 科技创新与应用

量不仅直接影响修复体的建模精度,而且修复体在口腔内就位时,其边缘的位置、形态等严重影响患者佩戴的舒适度和牙周组织健康。有研究表明,许多患者在全冠修复后,会出现牙齿红肿、出血甚至义齿基牙松动、脱落等问题,冠与肩台不密贴是其最有可能的原因<sup>[2]</sup>。为了保证修复体的成功制作,减少患者的病症复发,精确提取颈缘线具有至关重要的作用。

传统颈缘线提取主要通过医师手工选取网络模型上多个特征点,再在特征点之间绘制连接路径,首尾相连进行闭合,构成一条牙齿预备体颈缘线路径。这种方法需要有经验的医生操作,并且会花费大量时间,效率低下,且高度依赖于稳健的交互式算法。戴宁等<sup>[3]</sup>利用方向追踪方法提取初始特征线,精度较低;Zhang 等<sup>[4]</sup>利用启发式搜索策略提取特征线,但交互次数较多,需要提升效率;马银玲<sup>[5]</sup>提出一种基于改进蚁群算法的颈缘线自动提取方法,但对输入的网格要求较高,会出现锯齿状边界。

随着卷积神经网络在医学图像分析领域的发展和應用,基于深度学习的方法已成为医学领域的一种可行方法。与传统方法相比,网络训练学习目标特征,不需要人为操作,效率更高。Xu 等<sup>[6]</sup>提出一种基于卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNNs) 的牙齿分割方法,有较好的分割精确度;Tian 等<sup>[7]</sup>基于 3D 卷积神经网络,解决牙齿误分类问题。但是以上方法都存在无法自动且精确地提取出单牙颈缘线的问题,为自动化提取高精度的单牙颈缘线,本文提出一种结合马尔可夫随机场优化的 RandLA-Net 分割网络并结合 KDTree 近邻搜索和三次 B 样条曲线拟合算法。首先,使用经马尔可夫随机场优化的 RandLA-Net 对预备体牙齿点云数据进行分割,得到初步预测结果;其次,通过 KDTree 算法测量每个牙根点至牙冠点的最近距离,以提取颈缘线点集;最后,利用三次 B 样条曲线对最小生成树算法自动排序后的颈缘线点集进行平滑曲线拟合和采样,成功获取平滑的颈缘线点集,实现精确牙齿颈缘线自动提取。

## 1 本文算法

### 1.1 算法框架

本文算法由两阶段组成,是对口腔扫描仪器扫描的三维数据进行单牙分割,阶段一是将已经标注的数据输入网络模型进行训练和预测,以得到一个最优权值的分割网络模型,实现沿颈缘线自动分割

点云的功能,如图 1 所示;阶段二是对数据的后处理,先提取分割完的点云边界点,然后对于这些点进行曲线拟合和插值,再将拟合的点映射回原始的三维数据,得到最终的颈缘线结果,如图 2 所示。



图 1 算法阶段一

Fig. 1 Algorithm stage 1



图 2 算法阶段二

Fig. 2 Algorithm stage 2

### 1.2 分割网络

本文选择优化后的 RandLA-Net 网络进行牙体的自动分割,网络架构如图 3 所示。首先,利用一个全连接层 (FC) 将输入的多光谱点云数据维度统一扩充至 8 维;搭建 5 层下采样率分别为 1/4, 1/16, 1/64, 1/256, 1/512 的随机采样层 (RS) 以及相应的 5 个局部特征聚合模块 (LFA)。5 组下采样层与 LFA 可聚合场景中点云局部特征,逐步扩大感受野并逐渐提高点云的特征维度 (8 → 16 → 64 → 128 → 256 → 512);通过线性插值的方法逐步上采样,通过跳跃连接 (Skip link) 与编码器的特征图叠加,输入多层感知机 (Multilayer Perceptron, MLP) 进行降维;随后连接 3 个全连接层和一个 dropout 层来输出预测点云类别;最后,利用马尔可夫随机场 (Markov Random Field, MRF) 优化点云分割并输出预测结果。

局部特征聚合模块由局部空间编码单元、注意池和扩张残差块 3 个神经单元组成。局部空间编码单元用来编码局部几何模式,聚合得到新的邻近点特征集合。给定一个具有每点特征的点云  $P$ , 对于第  $i$  个点,基于点的欧氏距离,通过最近邻算法搜索其邻近的  $k$  个点;对于中心点  $p_i$  的每个最近的  $k$  个点的相对点位置进行编码,得到一组新的近邻点特征集合  $\hat{F}_i = \{\hat{f}_k^1, \dots, \hat{f}_k^k, \dots, \hat{f}_k^K\}$ , 具体编码规则为:

$$r_i^k = \text{MLP}(p_i \oplus p_i^k \oplus (p_i - p_i^k) \oplus \|p_i - p_i^k\|) \quad (1)$$

其中,  $p_i$  和  $p_i^k$  为点的 XYZ 坐标;  $\oplus$  为连接操作;  $\|\cdot\|$  为计算相邻点与中心点之间的欧氏距离。

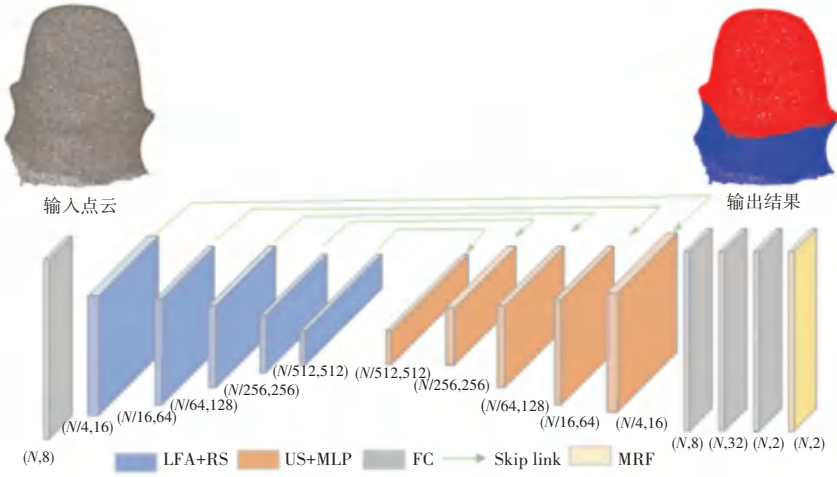


图 3 优化的 RandLA-Net 网络架构图

Fig. 3 Optimized RandLA-Net network architecture diagram

得到  $\hat{F}_i$  后,通过注意力集中单元将其聚合。单元由一个共享 MLP 和 Softmax 组成的共享函数  $g(\cdot)$  来学习每个特征的唯一注意力分数,将学习到的权重与特征加权求和,生成一个信息特征向量  $\tilde{f}_i$  作为赋予中心点的聚合特征:

$$\tilde{f}_i = \sum_{k=1}^K (\hat{f}_i^k \cdot g(\hat{f}_i^k, W)) \quad (2)$$

其中,  $W$  是一个共享的 MLP 的可学习权值。

为了增加每个点的接受域,局部特征聚合模块将具有跳跃连接的多个局部空间编码单元和注意池单元堆叠为扩张残差块。

马尔可夫随机场是一种基本的图论模型,用于表示由多个变量组成的模型,在这个模型中,每个节点的状态不仅由其自身的属性决定,更重要的是受到其邻居节点状态的影响,这一特点使得马尔可夫随机场特别适用于处理具有高度局部相关性的数据,可以进一步提升分割边界的精度与平滑度<sup>[8]</sup>。这种特点通过变量之间的局部依赖关系来体现,变量和变量的依赖关系通过一个无向图来表示,图中的节点对应于变量,边表示变量之间的依赖关系。团是无向图顶点的子集,在这个子集中每两个顶点都是邻接的。若团中加入另外任意一个节点,都不能形成团,则该团为极大团。无向图的联合概率需要引入团和势函数来协助计算,不同的团结点的关系构成方式不同,可用不同的势函数来描述其分布,势函数用于定义概率分布的非负实函数。普遍使用的马尔可夫随机场公式如下:

$$P(X = x) = \prod_{C \in cl(G)} \phi_C(X_C) \quad (3)$$

其中,  $X$  是联合概率密度;  $cl(G)$  是  $G$  团的集合;函数  $\phi_C$  是势函数。

通过不断地迭代传递,更新因子和边势函数,并计算每个节点的后验概率分布,最终将每个节点的概率信息结合起来,得到网络的最大后验状态推理结果。

### 1.3 颈缘线提取

本文在马尔可夫随机场优化的 RandLA-Net 的牙齿三维点云预测结果上进行颈缘线提取,结合 KDTree 近邻搜索和三次 B 样条曲线拟合,以提高颈缘线点集的预测精度和平滑度。

在用分割网络识别出牙根和牙冠的具体位置信息后,通过近邻搜索方法查找每个牙根点在指定距离阈值内最近的牙冠点。为了加速这一查找过程,采用了 KDTree 算法,获得初步的颈缘线点集。为了确保颈缘线点集能够正确地拟合,需要对点集进行排序,本文采用最小生成树算法来对初步颈缘线点集进行排序,通过计算点集内各点间的距离矩阵构建图结构,使用深度优先搜索算法遍历图以获得点的顺时针顺序;使用三次 B 样条曲线对颈缘线点集进行拟合,得到一条较为光滑的颈缘线;最后投影回原始牙齿预备体,以实现牙齿预备体颈缘线的自动提取任务。

## 2 实验分析

### 2.1 实验数据

实验数据来自真实口腔医院的患者,所有数据均已经过去隐私化处理。使用口腔扫描仪扫描牙齿,再进行单牙分割,得到三维牙齿预备体数字化模



型,如图 4 所示。

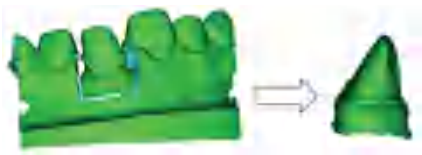


图 4 单牙分割

Fig. 4 Single tooth segmentation

运用开源的 CloudCompare 软件对数字化模型进行点云化,得到预备体点云,在专业医师的指导下,手动标注,对预备体点云进行标签化处理,沿着牙齿颈缘线路径对预备体点云进行裁剪。在所有点中,位于颈缘线上部分的点记作标签 1,即解刨牙冠;位于颈缘线下部分的点记作标签 0,即解剖牙根,标注前后的数字化模型如图 5 所示。



图 5 点云标注

Fig. 5 Point cloud labeling

处理后点云数据共有 160 个,根据 4 : 1 的比例随机将牙齿预备体数据集划分为训练集和测试集。

2.2 实验设置

本文实验硬件设备搭配了 NVIDIA GeForce RTX 3090 的图像处理器和 AMD Ryzen9 5900X 的 12 核处理器。基于 Pytorch 框架进行模型的搭建,其中 Pytorch 版本为 1.7.0。

采用 Acc,平均交并比 mIoU 作为模型的评价指标,公式如下:

Acc = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) (4)

mIoU = 1/2 \* (TP / (TP + FP + FN) + TN / (TN + FP + FN)) (5)

其中,TP 表示预备体点云中点的标签被正确地预测为标签 0 的个数;TN 是点的标签被正确地预测为标签 1 的个数;FP 代表点的标签被错误地预测为标签 0 的个数;FN 表示点的标签被错误地预测为标签 1 的个数。

2.3 分割结果分析

将本文提出的算法与当前领先的几种点云分割网络算法,包括 PointNet++<sup>[9]</sup>、PointSIFT<sup>[10]</sup>、PointConv<sup>[11]</sup>以及 KPConv<sup>[12]</sup>进行对比实验,预测结果见表 1。根据表 1 的数据可以看出本文分割网络

在 Acc 和平均 mIoU 两个关键指标上均取得了最优的性能,分别达到了 96.57%和 92.76%,比 KPConv 网络的准确率提高了 1.6 个百分点,在 mIoU 上提高了近 3 个百分点,在分割精度上超越了所有对比算法。这一显著的性能提升,归因于本文算法中马尔可夫随机场优化的 RandLA-Net 分割网络的应用,该分割网络能够更有效地处理稀疏和不规则的点云数据。

表 1 本文分割网络与对比分割网络预测结果

Table 1 Prediction results of the proposed segmentation network vs. comparative segmentation networks

网络模型	Acc/%	mIoU/%
PointNet++	92.31	85.82
PointSIFT	91.11	83.07
PointConv	92.29	86.13
KPConv	94.97	89.77
本文分割网络	96.57	92.76

对数据集的可视化分割结果如图 6 所示,可见本文设计的分割网络能够较为准确地识别出颈缘线,且成功保持了颈缘线的整体方向性。

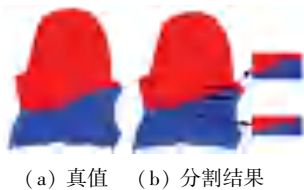


图 6 分割点云结果

Fig. 6 Segmentation point cloud results

本文采用了马尔可夫随机场优化方法对 RandLA-Net 分割网络在牙齿点云数据上的分割结果进行优化,结果见表 2。通过对比 RandLA-Net 分割网络在 MFR 优化前后分割网络的平均交并比从 91.58%增加到 92.76%,整体准确率也从 95.93%提升至 96.57%,表明 MRF 优化为 RandLA-Net 分割网络尤其是在处理复杂几何结构的牙齿数据时,提供了更为精细的分割能力,优化后的模型不仅能够更准确地识别和分割牙根与牙冠,还显著提高了模型对细节的捕捉能力。

表 2 马尔可夫随机场优化结果对比

Table 2 Comparison of optimization results for Markov random fields

分割结果	IoU		mIoU/%	Acc/%
	牙根	牙冠		
原始分割结果	89.31	93.85	91.58	95.93
优化分割结果	90.67	94.86	92.76	96.57

### 2.4 颈缘线提取

根据分割结果利用 KD 树搜索算法来寻找每个牙根点与最近牙冠点之间的距离, 有效地贴合分割结果的边缘, 有较为准确的初步颈缘线提取效果, 但可观察到提取出的颈缘线点集存在一定程度的锯齿状, 需要进一步的处理以优化颈缘线的平滑度。为了解决上述锯齿状问题, 本文采用了三次 B 样条曲线拟合方法<sup>[13]</sup>对最小生成树方法排序后的颈缘线点集进行曲线拟合, 得到了一条更加平滑且贴合实际颈缘线的曲线, 显著提高了被提取颈缘线的质量和准确性, 曲线的拟合过程如图 7 所示。

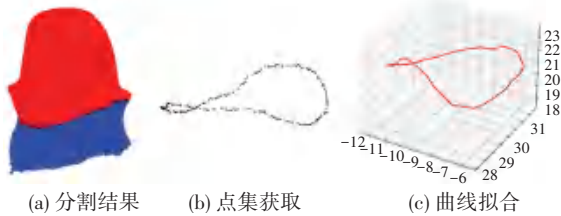


图 7 曲线拟合过程

Fig. 7 Curve fitting procedure

### 2.5 结果分析

完成颈缘线点集的平滑优化后, 将其投影回原始牙齿预备体的曲面上。为判断本文算法提取的颈缘线与真实颈缘线之间的误差, 通过将提取的颈缘线(以黑色标示)与实际的颈缘线即牙科医生手工标注的颈缘线(以红色标示)进行对比, 可以清楚地看到两者之间的高度贴合性, 如图 8 所示。提取的颈缘线与真实颈缘线最小偏差仅为 0.022 mm, 最大偏差为 0.544 mm, 证明了本文算法的高精确度及在牙齿预备体颈缘线自动化提取任务上的出色性能。

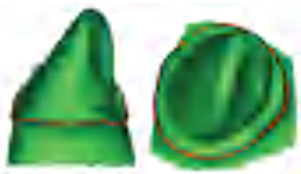


图 8 真实与提取的颈缘线间的比较

Fig. 8 Comparison between real and extracted teeth margin line

### 3 结束语

本文提出了融合马尔可夫随机场优化的 RandLA-Net 分割网络与结合 KDTree 近邻搜索和三次 B 样条曲线拟合的方法, 以自动化提取牙齿预备

体的颈缘线。通过与真实颈缘线的对比, 本研究方法所得结果的偏差范围在 0.022~0.544 mm, 这一成果不仅展示了方法的高精确度, 也证明了其在实际应用中的可行性, 可以有效地减少牙科治疗和预备体制造过程中的手动操作需求。未来的研究将集中在优化现有算法、探索新的数据处理技术和算法, 以达到更高的精度要求。

### 参考文献

- [1] 冯希平. 中国居民口腔健康状况——第四次中国口腔健康流行病学调查报告[C]//2018 年中华口腔医学会第十八次口腔预防医学学术年会论文汇编. 2018: 14.
- [2] 焦雪峰, 邓新宇, 文跃进, 等. 固定义齿修复后并发牙龈炎的分析[J]. 中国医学创新, 2014, 11(34): 67-70.
- [3] 戴宁, 廖文和, 程筱胜, 等. 牙齿预备体颈缘线自适应提取算法的研究与实现[J]. 中国生物医学工程学报, 2006(3): 291-295.
- [4] ZHANG C, DAI N, LIAO W, et al. Extraction of dental biological feature line based on heuristic search strategy[J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23(13): 1567-1571.
- [5] 马银玲. 口腔固定义齿数字化设计技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [6] XU X J, LIU C, ZHENG Y Y. 3D tooth segmentation and labeling using deep convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2019, 25(7): 2336-2348.
- [7] TIAN S, 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(1): 84817-84828.
- [8] WANG Y J, JIANG T P, YU M, et al. Semantic-based building extraction from LiDAR point clouds using contexts and optimization in complex environment[J]. Sensors, 2020, 20(12): 3386.
- [9] QI C R, YI L, SU H, et al. Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. arXiv preprint arXiv, 1706.02413, 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1706.02413.
- [10] JIANG M, WU Y, ZHAO T, et al. Pointsift: A sift-like network module for 3D point cloud semantic segmentation[J]. arXiv preprint arXiv, 1807.00652, 2018.
- [11] WU W, QI Z, FUXIN L. Pointconv: Deep convolutional networks on 3D point clouds[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ:IEEE, 2019: 9621-9630.
- [12] THOMAS H, QI C R, DESCHAUD J E, et al. Kpconv: Flexible and deformable convolution for point clouds[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ:IEEE, 2019: 6411-6420.
- [13] LIU Dan, SONG Weidong. Cubic B-spline curve fitting based on the boundary point cloud data[J]. Technology & Economy in Areas of Communications, 2009, 11(6): 106-109.