



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2020
07
VOL.25

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第25卷第7期 (总第291期)
2020年7月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿, 均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版, 所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用, 所有内容, 未经许可, 不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 顾行发
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
通信地址 北京市海淀区北四环西路19号
邮 编 100190
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-58887035
网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Gu Xingfa
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China
Zip code 100190
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-58887035
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

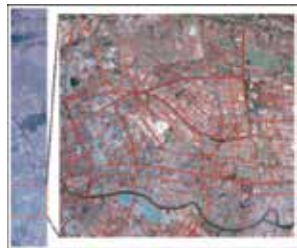
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



非真实感绘制技术研究现状与展望(第1283页)



图卷积网络下牙齿种子点自动选取(第1481页)



迁移学习下高分快视数据道路快速提取(第1501页)

学者观点

非真实感绘制技术研究现状与展望

钱文华, 曹进德, 徐丹, 吴昊 1283

综述

深度哈希图像检索方法综述

刘颖, 程美, 王富平, 李大湘, 刘伟, 范九伦 1296

严肃游戏中虚拟角色行为建模综述

刘翠娟, 刘箴, 柴艳杰, 刘婷婷, 陈效奕 1318

智能制造中的计算机视觉应用瓶颈问题

雷林建, 孙胜利, 向玉开, 张悦, 刘会凯 1330

图像处理和编码

浅层CNN网络构建的噪声比例估计模型

徐少平, 林珍玉, 李崇禧, 崔燕, 刘蕊蕊 1344

烧结断面火焰图像退化模型及断面图像复原

王福斌, 刘贺飞, 武晨 1356

gyrator变换域的高鲁棒多图像加密算法

王丰, 邵珠宏, 王云飞, 姚启钧, 刘西林 1366

基于透射率修正的湍流模型与动态调整retinex的水下图像增强

汤新雨, 李敏, 徐灵丽, 郝真, 张学武 1380

图像分析和识别

俯视深度头肩序列行人再识别

王新年, 刘春华, 齐国清, 张世强 1393

结合混合池化的双流人脸活体检测网络

汪亚航, 宋晓宁, 吴小俊 1408

增强型灰度图像空间实现虹膜活体检测

刘明康, 王宏民, 李琦, 孙哲南 1421

基于水动力学、分数阶微分及Steger算法的线状目标提取

陈卫卫, 王卫星, 李润青, 蔡晓琰, 郑思凡 1436

时域候选优化的时序动作检测

熊成鑫, 郭丹, 刘学亮 1447

图像理解和计算机视觉

视频中多特征融合人体姿态跟踪

马淼, 李贻斌, 武宪青, 高金凤, 潘海鹏 1459

计算机图形学

插值给定数据点的四次PH曲线构造

方林聪, 阳诚砖, 邸文钰, 刘芳 1473

医学图像处理

图卷积网络下牙齿种子点自动选取

李占利, 孙志浩, 李洪安, 刘童鑫 1481

乳腺超声图像中易混淆困难样本的分类方法

杜章锦, 龚勋, 罗俊, 章哲敏, 杨菲 1490

遥感图像处理

迁移学习下高分快视数据道路快速提取

张军军, 万广通, 张洪群, 李山山, 冯旭祥 1501

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Research status and progress of non-photorealistic rendering technology(P1283)



Automatic selection of tooth seed point by graph convolutional network(P1481)



Rapid road extraction from quick view imagery of high-resolution satellites combined with transfer learning(P1501)

Scholar View

Research status and progress of non-photorealistic rendering technology

Qian Wenhua, Cao Jinde, Xu Dan, Wu Hao 1283

Review

Deep Hashing image retrieval methods

Liu Ying, Cheng Mei, Wang Fuping, Li Daxiang, Liu Wei, Fan Jiulun 1296

Virtual character behavior modeling in serious games: a review

Liu Cuijuan, Liu Zhen, Chai Yanjie, Liu Tingting, Chen Xiaoyi 1318

Bottleneck issues of computer vision in intelligent manufacturing

Lei Linjian, Sun Shengli, Xiang Yukai, Zhang Yue, Liu Huikai 1330

Image Processing and Coding

A shallow CNN-based noise ratio estimation model

Xu Shaoping, Lin Zhenyu, Li Chongxi, Cui Yan, Liu Ruirui 1344

Degradation model and restoration of flame image of sintering section

Wang Fubin, Liu Hefei, Wu Chen 1356

Multiple image encryption of high robustness in gyrator transform domain

Wang Feng, Shao Zhuohong, Wang Yunfei, Yao Qijun, Liu Xilin 1366

Underwater image enhancement based on turbulence model corrected by transmittance and dynamically adjusted retinex

Tang Xinyu, Li Min, Xu Lingli, Hao Zhen, Zhang Xuewu 1380

Image Analysis and Recognition

Person re-identification based on top-view depth head and shoulder sequence

Wang Xinnian, Liu Chunhua, Qi Guoqing, Zhang Shiqiang 1393

Two-stream face spoofing detection network combined with hybrid pooling

Wang Yahang, Song Xiaoning, Wu Xiaojun 1408

Enhanced gray-level image space for iris liveness detection

Liu Mingkan, Wang Hongmin, Li Qi, Sun Zhenan 1421

Linear object extraction based on hydrodynamics, fractional differential and Steger algorithm

Chen Weiwei, Wang Weixing, Li Runqing, Cai Xiaoyan, Zheng Sifan 1436

Temporal proposal optimization for temporal action detection

Xiong Chengxin, Guo Dan, Liu Xueliang 1447

Image Understanding and Computer Vision

Human pose tracking based on multi-feature fusion in videos

Ma Miao, Li Yibin, Wu Xianqing, Gao Jinfeng, Pan Haipeng 1459

Computer Graphics

Construction of quartic PH curves via interpolating given points

Fang Lincong, Yang Chengzhuan, Di Wenyu, Liu Fang 1473

Medical Image Processing

Automatic selection of tooth seed point by graph convolutional network

Li Zhanli, Sun Zhihao, Li Hongan, Liu Tongxin 1481

Classification method for samples that are easy to be confused in breast ultrasound images

Du Zhangjin, Gong Xun, Luo Jun, Zhang Zhemin, Yang Fei 1490

Remote Sensing Image Processing

Rapid road extraction from quick view imagery of high-resolution satellites with transfer learning

Zhang Junjun, Wan Guangtong, Zhang Hongqun, Li Shanshan, Feng Xuxiang 1501

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2020)07-1481-09

论文引用格式: Li Z L, Sun Z H, Li H A and Liu T X. 2020. Automatic selection of tooth seed point by graph convolutional network. Journal of Image and Graphics, 25(07): 1481-1489 (李占利, 孙志浩, 李洪安, 刘童鑫. 2020. 图卷积网络下牙齿种子点自动选取. 中国图象图形学报, 25(07): 1481-1489) [DOI:10.11834/jig.190575]

图卷积网络下牙齿种子点自动选取

李占利, 孙志浩, 李洪安, 刘童鑫

西安科技大学计算机科学与技术学院, 西安 710054

摘要: **目的** 选取牙齿种子点是计算机正畸中常用牙齿分割方法的关键步骤。目前业内大部分牙齿正畸软件都采用需要交互标记的分割方法, 通过人机交互在3维牙颌模型上选取每一颗牙齿的种子点, 效率较低。针对这一问题, 提出基于特征导向的图卷积网络(feature-steered graph convolutional network, FeaStNet)牙齿种子点自动选取方法。**方法** 通过分析每个牙齿类型的种子点位置和最终分割效果, 设立统一的规则, 建立了牙颌模型的种子点数据集; 利用特征导向的图卷积构建了新的多尺度网络结构, 用于识别3维牙颌模型上的特征信息, 为了更好地拟合牙齿特征, 加深网络模型的深度; 再通过训练调整参数和多尺度网络结构, 寻找特定的种子点, 使用均值平方差损失函数对模型进行评估, 以提高预测模型的精确度; 把网络寻找出的特征点作为基础点, 在牙颌模型上找出与基础点距离最近的点作为种子点, 如果种子点位置准确, 则根据种子点将牙齿与牙龈分割开。对于种子点位置不准确的结果, 通过人工操作修正种子点位置, 再进行分割。**结果** 实验在自建的数据集中测试, 其中种子点全部准确的牙颌占88%, 其余情况下只需要调整部分不准确种子点的位置。该方法简单快速, 与现有方法相比, 需要较少的人工干预, 提高了工作效率。**结论** 提出的种子点自动选取方法, 能够自动选取牙齿种子点, 解决牙齿分割中需要进行交互标记的问题, 基本实现了牙齿分割的自动化, 适用于各类畸形牙患者模型的牙齿分割。

关键词: 口腔正畸; 牙齿分割; 特征导向的图卷积; 牙齿种子点; 3维牙齿模型

Automatic selection of tooth seed point by graph convolutional network

Li Zhanli, Sun Zhihao, Li Hongan, Liu Tongxin

College of Computer Science and Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China

Abstract: **Objective** With the rapid development of 3D digital imaging technology, increasing applications of computer-aided diagnosis and treatment in oral restoration have gradually become the development trend in this field. A key step in orthodontics is to separate the teeth on the digital 3D dental model. The selection of tooth seed points is crucial in the tooth segmentation method commonly used in computer orthodontics. Most orthodontic software in the industry adopts a segmentation method that requires interactive marking, and the seed point of each tooth is selected on the 3D dental model by human-computer interaction. The efficiency is low. To solve this problem, an automatic selection method for tooth seed points based on feature-steered graph convolutional network (FeaStNet) is proposed. **Method** The seed point position and final segmentation effect of each tooth type are analyzed, and a unified rule is established. A seed point dataset of a dental model is built. A new multiscale graph convolution architecture is constructed using feature-steered graph convolutions to identify the feature information on the 3D dental model. The depth of the network model is deepened to fit the characteristics of the teeth. Training is conducted to adjust parameters, and a multiscale network structure is used to find specific seed

收稿日期: 2019-11-21; 修回日期: 2020-02-11; 预印本日期: 2020-02-18

基金项目: 陕西省自然科学基金研究计划项目(2019JM-162); 西安科技大学博士启动金项目(2019QDJ007)

Supported by: Natural Science Basic Research Plan in Shaanxi Province, China (2019JM-162)

points. The prediction model is evaluated using the mean squared difference loss function to improve the accuracy. The feature points identified through the network are regarded as the basic points to find the point closest to the base point on the dental model and set it as the seed point. If the seed point position is accurate, then the teeth are separated from the gums in accordance with the seed point. For the result of inaccurate seed point position, the position of the seed point is corrected by manual operation first and then segmentation is performed. The dental model is simplified to improve the training speed. The simplified model is used to establish an experimental dataset and specify the position of the seed points of different types of teeth. The 3D dental model is divided into the following information for preservation: the 3D coordinate values of all vertices in the dental model, the adjacency relationship of the vertices in the dental model, and the 3D coordinate values of the tooth seed points. The mean squared difference loss function is used to perform an imbalance check. The loss value decreases rapidly at the beginning of training, converges promptly, and tends to be stable after an oscillation period. **Result** The experiment is conducted on a self-built dataset, in which the exact point of the seed point is 88%. In other cases, only the position of a partially inaccurate seed point needs to be adjusted. The base point of the deviation of the teeth is roughly divided into two cases. One is that the seed point of the incisor deviates, and the other is that the molar is not on the tooth surface. After the basic point is acquired, the point closest to the base point on the dental model is determined as a seed point and applied to the orthodontic software to separate the teeth from the gums. The method is simple and fast and has less manual intervention than existing methods. Thus, its work efficiency improved. After the method is applied to the orthodontic software and the hardware platform, the entire segmentation time is accelerated to approximately 7 s. In the path-planning method, the time taken for segmentation is approximately 20 s. The comparison proves that the current method has obvious advantages in speed. **Conclusion** The proposed seed-point automatic selection method solves the problem of tooth segmentation requiring interactive marking and automates dental division. It is applicable to all types of dental deformity in patients with tooth model division. The automatic selection of seed points can also be used as a reference for other segmentation methods. In the segmentation of teeth, in addition to the characteristics of seed points, other tooth feature points are important. Future research is suggested to learn additional tooth features, further improve the speed of tooth segmentation, and help doctors improve work efficiency.

Key words: orthodontics; tooth segmentation; feature-steered graph convolutions; tooth seed points; 3D dental meshes

0 引言

随着3维数字化成像技术的飞速发展,计算机辅助诊疗修复越来越多地应用在口腔修复当中,并逐渐成为这一领域的发展趋势(吴婷和张礼兵,2016)。在牙齿正畸当中,一个关键的步骤就是将数字化3维牙颌模型上的牙齿一个个单独分割出来(Kumar等,2013)。目前常用的牙齿分割方法以及市面上大部分牙齿正畸软件,在分割时,都需要通过人机交互选取种子点,再通过计算曲率等方法将牙齿区域划分出来。而分割过程中复杂的人机交互,是牙齿分割技术一直难以解决的问题(吴婷和张礼兵,2018)。

目前市面上的牙齿正畸软件虽然已经有了良好的分割精度,但仍无法解决较多人机交互的问题,例如“3shape”系统,在牙齿分割方面实现了一定程度的自动化,但是它仍需要牙医在分割过程中进行人

工干预,效率较低。牙齿的形态、排列因人而异,无法做到统一化的分割,使得快速、精确而又少交互的分割成为领域难题,单颗牙齿分割在牙齿正畸系统中也成为一项耗时耗力的任务。

国内外研究人员对于牙齿分割问题提出了许多解决方法。Kondo等人(2004)基于2维图像,通过从牙颌平面上的深度图像获得牙弓,然后计算出牙齿模型的全景图像,从而检测出牙齿之间的缝隙。再结合两个图像确定缝隙的位置和方向。最后描绘牙龈边缘将牙齿与牙龈分开。该方法需要手动描绘牙龈线且如果患者牙齿存在畸形,方法的精度往往不够。Grzegorzek等人(2010)基于2维模型的轮廓检索算法,通过多个层次的深度图像生成一组候选牙齿轮廓进行评估,找出最合适的分割结果。虽然方法实现了自动化分割牙齿,但是从牙颌平面获得的深度图像在面对拥挤牙时往往不能得出较好的结果。

由于2维图像会遮盖掉一部分信息,3维的分

割方法越来越受欢迎。Yuan 等人(2010)利用骨架线计算牙与牙之间的边界,通过曲面最小曲率对3维牙齿模型的不同曲率区域进行分析和分类,再删除牙齿之间的粘连区域将牙齿一个个分开,精度高但是在识别牙齿之间的粘连区域时需要进行大量的人工交互。Kronfeld 等人(2010)通过使用边缘相切流和活动轮廓来计算和优化牙齿和牙龈之间的分离曲线,再计算牙弓和牙齿之间的间隙,实现了牙齿的自动分割,但是相切流容易受到噪声影响,因此分割精度较低。

还有许多比较自动的方法,如:郝国栋等人(2008)和 Wu 等人(2014)使用形态学操作的方法分割牙齿,Wongwaen 和 Sinthanayothin(2010)采用牙列特征线进行牙齿分割。但是这些方法对牙齿间的融合区域处理得不够好,因而分割的结果不够精确。

针对人工交互多的问题,本文采用深度学习提取特征点,代替人工找特征点。在医学领域中,深度学习取得了很好的成绩,如在诊治阿尔茨海默病(Alzheimer's disease, AD)时,由于早期诊断在预防中起着至关重要的作用(Suk 和 Shen, 2013), Sarraf 等人(2016)使用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)中的 LeNet-5 框架对 AD 样本进行训练,取得了较高的准确率。深度学习还在乳腺癌、子宫颈癌和眼科疾病诊治中有着良好的分类效果。

深度学习在医学领域取得的成绩证明了深度学习在医疗领域有广阔的应用。与一般应用于医学领域的2维深度学习方法不同的是,本文采用3维深度学习,为了防止2维图像上牙齿遮挡导致丢失特征,使用了3维图卷积并训练网络模型。

通过改进目前最常用的交互标记方法,提出利用深度学习提取牙齿具有特定特征的种子点,取代人工交互,实现自动化的牙齿分割。通过改进多尺度图卷积网络结构,增加特征复用能力和特征传播效率,提高了网络的特征表征能力。同时,使用均值平方差损失函数,增加网络的学习能力,提高特征提取的准确率。为了更加快速准确地学习特定的种子点特征,将牙齿模型简化,舍去不需要的复杂特征,显化种子点特征。通过建立种子点特征数据库,训练网络模型。将学习得到的特征点作为基础点,找出牙齿表面与基础点距离最近的点作为种子点,进行牙齿分割。

1 数据准备

1.1 牙颌模型的简化

牙颌模型上一般有17万个顶点,过多的顶点数不利于网络模型的训练,将牙颌模型简化后会大大提高网络训练以及预测的速度,舍去牙面上一些不重要的细节特征也有利于种子点特征的学习。简化也被称做多边形消减或网格抽取,其在保持近似原始网格条件下对三角网格中的三角形数量进行消减,通常将牙颌模型简化至6000个顶点左右。

常用的网格抽取方法有3种,其中 Schroeder 等人(1997)的方法是最常用的,该方法用边塌陷来删除点和单元,抽取速度较快并且幅度容易控制。Lindstrom(2000)的方法是3个方法中最快的,能够处理大数据模型,但是牙颌模型大小不适合该方法,并且该方法抽取的精度比其他两种方法低。本文使用的简化方法采用的是 Garland 和 Heckbert(1997)提出的二次误差度量,计算速度快并且简化质量在3种方法中最好。二次误差度量通常被认为是比较好的误差度量,具体如下:

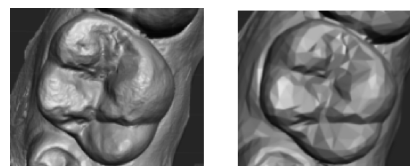
将边根据删除成本放置在优先级队列中,对于每一个顶点 v ,预定义一个 4×4 的对称误差矩阵 Q ,那么顶点 v 的误差为

$$\Delta(v) = v^T Q v \quad (1)$$

收缩边时,将边的两个顶点的二次误差度量求和,假设收缩边为 (v_1, v_2) ,其收缩后顶点变为 v_b ,定义 v_b 的误差矩阵 Q_b 为

$$Q_b = Q_1 + Q_2 \quad (2)$$

式中, Q_1 和 Q_2 分别为顶点 v_1 和 v_2 的误差矩阵。计算塌陷点 v_b 的位置时在 v_1, v_2 和 $(v_1 + v_2)/2$ 中选择一个使 v_b 变化最小的位置。按式(1)计算出删除它们的新成本之后,将其重新插入优先级队列。该过程一直持续到所需的还原级别为止。图1为简化前与简化后对比。



(a) 简化前 (b) 简化后

图1 简化前与简化后

Fig. 1 Before and after simplification

((a) before simplification; (b) after simplification)

从图 1 可以看出:经过简化后的牙齿保留了主要的特征信息,如牙齿的各个尖点,简化后的牙齿由于顶点数目少,将大大提高程序运行速度。

1.2 建立实验数据集

目前,对于牙齿种子点的相关研究较少,本文自建了一个牙颌种子点特征数据集,原有 100 口牙颌模型来自牙医临床数据,为保证数据充分需要进行数据增强,增加训练的数据量从而提高模型的泛化能力,对原有的 100 口立体光刻(stereolithography, STL)牙齿数据进行扩充,通过镜像翻转、旋转和平移等方法将数据集扩充至 400 口,一口牙颌分为上下颌,数据增强后共有数据 800 个,并在此基础上对牙颌模型的种子点特征进行了研究。

通过对牙齿种子点选择后的分割效果进行观察并总结特点,归纳出每一类牙齿种子点的最佳位置。图 2 为要学习的牙齿种子点特征。分为以下 4 种:

- 1)规定切牙种子点在切牙切嵴的中点处;
- 2)规定尖牙种子点在尖点处;
- 3)规定前磨牙种子点在中央沟的中心处;
- 4)规定磨牙种子点在中央窝的中心处。

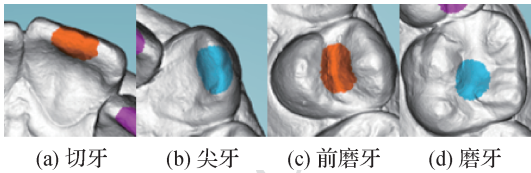


图 2 切牙、尖牙、前磨牙和磨牙规定的种子点位置
Fig. 2 Seed point locations specified for incisors, canine, premolars, and molars((a) incisors;(b) canine;(c) premolars;(d) molars)

通过总结牙齿特征,在建立数据集时按上述规定操作,牙颌中种子点位置效果如图 3 所示。

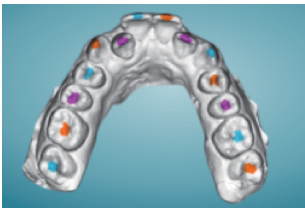


图 3 牙齿特定种子点特征
Fig. 3 Teeth specific seed point characteristics

之后需要将牙齿信息以 3 维坐标形式保存,牙齿的 3 维坐标轴如图 4 所示。

在牙颌 3 维模型的基础上,将牙颌分为以下

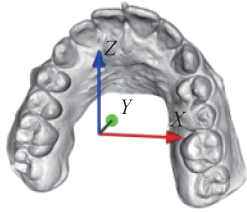


图 4 牙齿模型的 3 维坐标轴
Fig. 4 3D axis of the tooth model

3 个信息进行保存:

1)获取牙颌中所有顶点,按顶点的序号排列保存为 x. txt 文件,如表 1 所示,纵列表示顶点号,横行表示每个顶点的 3 维坐标信息。

表 1 顶点坐标信息
Table 1 Vertex coordinate information

顶点号	x	y	z
1	-11.336 5	13.127 4	23.065 3
2	-10.275 9	12.458 0	23.989 5
3	-10.844 7	12.846 3	24.043 4
⋮	⋮	⋮	⋮
5 999	31.257 0	22.859 3	-14.767 3
6 000	31.121 6	23.086 5	-15.618 2

2)以邻接表的形式将顶点邻接关系保存,按顶点号依次找寻每个顶点所在三角网格信息,获取这些三角网格中所有点信息并去重保存在 adj. txt 文件中。如表 2,纵列表示顶点号,横行表示每个顶点的邻接关系,简化后,顶点的邻居数一般不会超过 14 个,所以规定最多记录 14 个邻居。

表 2 邻接关系信息
Table 2 Adjacency information

顶点号	邻接点 1	邻接点 2	⋯	邻接点 13	邻接点 14
1	2	3	⋯	0	0
2	1	3	⋯	0	0
3	1	2	⋯	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
5 999	5 984	5 998	⋯	0	0
6 000	5 986	5 996	⋯	0	0

3)通过选取种子点提取坐标信息并输出保存在 y. txt 文件中,如表 3,纵列表示种子点号,横行表

示特征点3维坐标信息。

表3 种子点坐标信息
Table 3 Seed point coordinate information

种子点号	x	y	z
1	-23.732 0	21.284 6	-14.280 5
2	-21.153 8	16.202 3	-5.792 45
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
14	27.144 0	21.898 0	-14.661 0

2 特征导向的图卷积网络

2.1 特征导向的图卷积

CNN 卷积神经网络在2维图像中有很大的影响力,但是它不容易扩展到无规则的网格数据中,例如它不能直接应用在3维网格数据或其他图结构数据。近几年来也提出了一些推广到3维的网络,例如图卷积神经网络(Defferrard 等人,2016)和 Kdnet-work(Klokov 和 Lempitsky,2017)。然而现有方法存在限制。光谱滤波法(Henaff 等人,2015; Kipf 和 Welling,2016)依赖于图拉普拉斯算子的特征分解,这种分解不太稳定,应用在不同形状上会有困难。其他方法(如 Charles 等人(2017))依赖于点云结构,点云结构不能利用点与点之间的邻接信息,因此保存的信息较少,而特征导向的图卷积没有上述问题。

为了更好地学习3维数据,Verma 等人(2018)提出了特征导向的图卷积网络(feature-steered graph convolutional network, FeaStNet)。FeaStNet 是一种基于新型图卷积算子的深度神经网络,图中的每一个节点可以有不同数量的邻居,通过特征网络层动态地确定滤波器的权重和节点与邻居之间的关联。

对于任意一个顶点 x_i 对应一个特征值 y_i ,运算过程如下: x_i 以及 x_i 周围的邻居点,如图5所示,每个点有 X, Y, Z 3个坐标系,就如同2维图像有 RGB 颜色通道, x_i 与每个邻居都对应一个滤波器 W ,如图5中有5个滤波器, x_i 分别与每个滤波器相乘,再把所有乘积相加。最后每个点计算的值再相加,得到 x_i 映射的 y_i 的卷积值。

对于常规的像素网格,滤波器的加权矩阵与对应位置 x_i 的邻居有着明确的一对一映射,3维网格

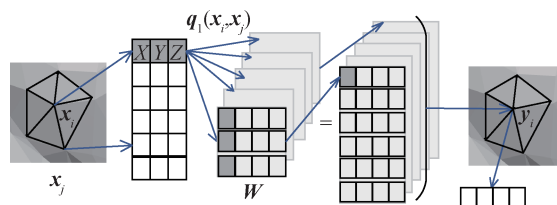


图5 特征导向的图卷积网络

Fig. 5 Feature-steered graph convolutional network

的主要问题是定义 x_i 的邻居与加权矩阵的关系。

特征导向的图卷积不再将 x_i 的每个邻居分配给单个加权矩阵,而是将 x_i 的邻居分配给 x_i 对应的所有权重矩阵。推广式为

$$y_i = b + \sum_{m=1}^M \frac{1}{|N_i|} \sum_{j \in N_i} q_m(x_i, x_j) W_m x_j \quad (3)$$

式中, x_i 和不同邻居 x_j 对应一个加权矩阵 q_m , N_i 是 i 和 i 的邻居的集合。然后用局部特征向量的线性变换 softmax 定义权重,其中 u_m, v_m 和 c_m 是线性变换的参数,即

$$q_m(x_i, x_j) \propto \exp(u_m^T x_i + v_m^T x_j + c_m) \quad (4)$$

2.2 改进的多尺度图卷积网络结构

使用特征导向的图卷积来替换以往的卷积,并在网络结构上改进,使其适应牙齿模型数据。神经网络的输入为 $n \times 3$,其中 n 为牙颌模型上顶点的个数,3为顶点的 X, Y, Z 三通道。每个顶点的最后一层输出给出了对应特征点的概率分布,最后输出为 $n \times n$ 。

本文参考了 Masci 等人(2015)的卷积网络结构,它由下列 1×1 卷积层和图卷积组成: Lin16 + Conv32 + Conv64 + Conv128 + Lin256 + Lin6 890。在此基础上,为了更好地拟合牙齿特征,增加了网络的深度。如图6所示,数字表示每层输出通道的数量。在结合了 U-Net(Ronneberger 等,2015)的特点之后,网络结构可以在不损失细节特征的情况下继续加深,找寻更高层次的特征。

$n \times 3$ 经过两次卷积得出 $n \times 32$ 之后,再经过池化后得到 $n/4 \times 32$,为寻找更高层次特征,再通过一系列卷积、池化后链接成为 $n \times 16$ 的输出。在网络中,上一层的输出特征值经过卷积和池化,然后通过激活函数可以得到这一层的输出特征值。

本文放弃常用的 sigmoid 函数,使用 ReLU 作为激活函数。因为在训练时,sigmoid 函数的梯度在饱和和区域非常平缓,接近于0,容易造成梯度消失,减

收敛速度,而 ReLU 的梯度在多数情况下是常数,收敛速度快。输入数据在经过一系列卷积、池化后,

最后通过 1×1 卷积核输出每个顶点对应的特征点概率分布。

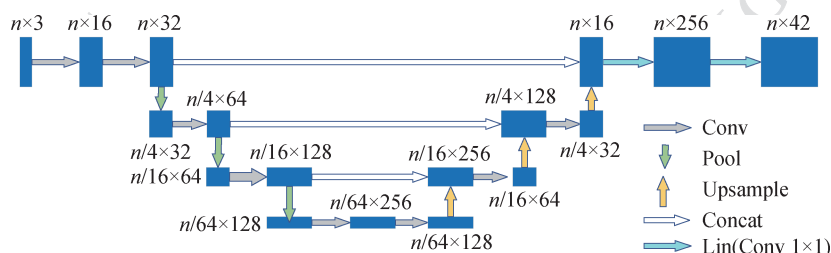


图6 多尺度图卷积网络结构

Fig. 6 Multi-scale graph convolution architecture

2.3 Loss 函数——均值平方差

本文引入均值平方差损失函数进行不平衡校正,均值平方差从数理统计中演化而来,均方误差指参数估计值和参数真实值之差平方的期望值。在此处主要是对每个预测值与真实值作差求平方的平均值,具体为

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y - Y_{\text{pred}})^2 \quad (5)$$

式中, Y 为真实值, Y_{pred} 为预测值。经过测试表明,均值平方差损失函数在训练过程中不断递减,提升了预测的牙齿特征的精确度。

2.4 训练

在自建数据集上训练特征导向的图卷积网络,其软硬件平台分别为 CPU: Intel (R) Core (TM) i5-8400 CPU @ 2.80 GHz 2.81 GHz; GPU: NVIDIA GeForce GTX 1060;深度学习框架: TensorFlow。学习率设置为 0.001,最高迭代次数设置为 10 000 次。使用 Adam 做优化算法,Adam 计算高效,内存使用少,被很多深度网络使用。具体参数见表 4。

表4 参数设置

Table 4 Parameter settings

参数	值
学习率	0.001
一阶矩估计的指数衰减率	0.9
二阶矩估计的指数衰减率	0.999
学习率衰减浮动	0.0
最高迭代次数	10 000

对网络结构进行训练,具体步骤如下:

1) 数据初始化,读取数据集中 txt 文件并以数组形式保存;在保存时先检查所有顶点,当有顶点无

邻接点或邻接点数量超过规定时,删除该点;删除时从 x.txt 中删掉对应顶点,从 y.txt 中删掉顶点对应的邻接关系。

2) 对学习率等超参数进行初始化,网络每一层的参数都是随机正态分布,激活函数替换为 ReLU。

3) 将预处理后的数据作为训练数据输入到待训练网络中。

4) 数据经过网络模型进行一次前向传播,计算输出。

5) 根据式(5)计算损失函数值。

6) 根据损失函数值优化目标函数,利用反向传播算法计算反馈传递误差,更新网络模型的参数值。

7) 循环步骤 4) — 6),直至损失值低于期望。

图 7 为本文训练得到的种子点效果,可以看出:学习效果与人工点出来的效果没有明显差别,证明特征导向的图卷积寻找的牙齿种子点完全可以替代人机交互选取的种子点,也说明本文方法比需要交互标记的分割方法更加方便快捷。由于训练得出来的点与实际的种子点之间有些偏差,需要将图 7 所示的特征点作为基础点,方便进行下一步处理。



图7 训练得出的基础点

Fig. 7 Basic point of training

利用损失函数对本文模型进行评估,如图 8 所示,横轴为训练迭代次数,纵轴为损失值。可以看出,预测结果与真实标签的误差在训练开始时迅速下降,

并且快速收敛,在一段时间的振荡之后趋于稳定。

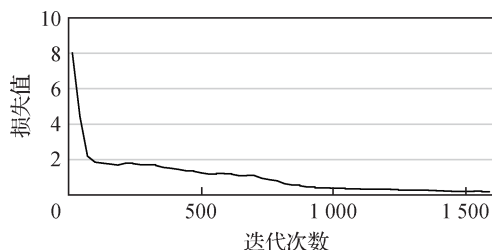


图8 特征导向的图卷积模型的训练损失曲线

Fig. 8 Training loss curve for feature-steered graph convolution model

3 实验结果分析及处理

将本文方法应用在牙齿正畸软件后,输入牙颌模型,测试并得出结果。由于深度学习所得到的结果并不能确保完全正确,从全部牙颌测试检查效果来看,有两个共性偏差如图9所示。



图9 基础点的偏差

Fig. 9 Deviation of base point((a) incisors; (b) molars)

分析可得,这些出现偏差的牙齿基础点大致分两种情况,一是切牙的种子点偏离,二是磨牙不在牙齿表面。在得到基础点之后,寻找牙颌模型上距离基础点最近的点作为种子点,最后应用于牙齿正畸软件,将牙齿与牙龈分开。

本文已经成功分离出牙齿,具有良好效果,并应用于牙齿正畸软件中。分离效果前后对比如图10所示。

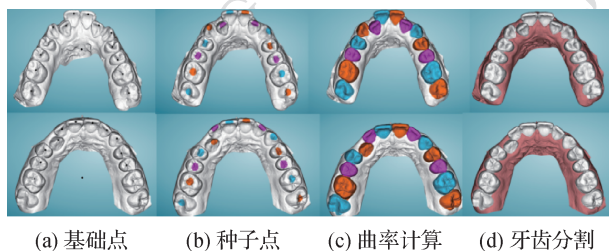


图10 牙齿分割过程

Fig. 10 Tooth segmentation process((a) basic point; (b) seed point; (c) curvature calculation; (d) tooth segmentation)

目前,将牙齿种子点自动选取的方法应用在牙齿正畸软件之后,已经能自动化地分割牙齿模型,牙颌模型在经过特征导向的图卷积网络自动寻找出基础点后,在牙颌模型上找出与基础点最近的点,作为种子点再进行分割。实验在自建的数据集中测试,其中种子点全部准确的牙颌占88%,对于不准确的结果,通过人工交互修正种子点位置,再进行分割。整个牙齿分割的操作流程如图11。

由于本文使用深度学习方法直接学习了人工操作所要寻找的种子点特征,所以对比目前常用方法,本文方法基本不需要人工操作,输入3维模型,即可得到最终分割效果。

分割方法整体过程速度快,是本文方法的优点,在本文软硬件平台上将本文方法应用到牙齿正畸软件后整个分割时间加快到了7 s左右,而吴婷和张礼兵(2018)的方法中整体分割过程在13 s左右,Wu等人(2014)的方法中整体分割过程需要1—2 min,业内有名的“3shape”软件完成分割需要消耗数分钟时间进行交互操作。对比证明本文方法在速度上具有一定优势。

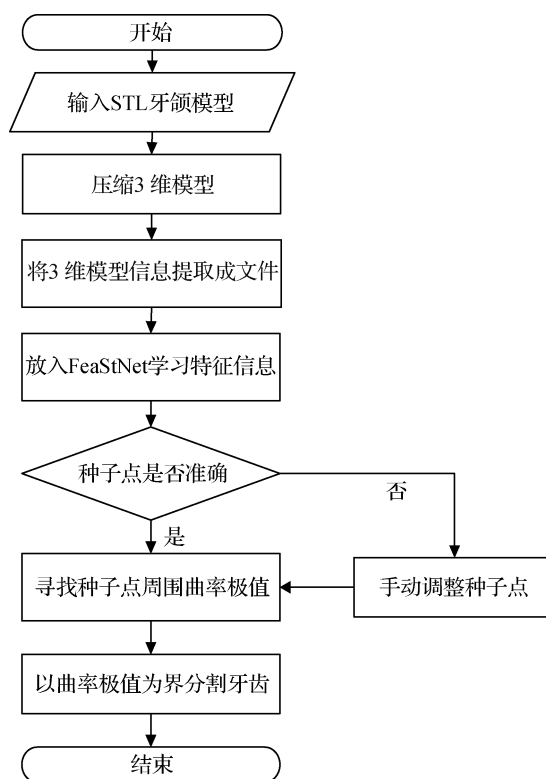


图11 自动化牙齿分割流程图

Fig. 11 Flow chart of automatic tooth segmentation

4 结 论

本文通过改进目前常用的需要进行交互标记的分割方法,提出利用特征导向的图卷积网络提取牙齿上具有特定特征的特征点作为种子点,取代人工交互,实现自动化的牙齿分割。本文算法分3步进行:

1)将牙颌模型简化,可以更好地学习种子点特征,提高学习效率,再通过分析牙齿特征,设立统一规则,建立牙颌模型的种子点数据集。

2)利用特征导向的图卷积建立网络模型,通过加深多尺度网络模型,提高了网络模型对牙齿特征的学习能力。再引入均值平方差损失函数提高特征提取的准确率,并训练网络模型,得出的特征点作为牙齿种子点的基础点。

3)找出牙颌模型中距离基础点最近的点作为种子点。为了保证软件可靠性,可以通过手动修改仍不准确的种子点位置,以确保分割成功。

在自建的数据库中进行测试,88%的数据可以成功自动分割,其他数据需要人工交互修改部分种子点位置。本文方法已经成功应用在牙齿正畸软件中,基本实现了牙齿分割的自动化。速度比人工操作更快,大大缩短了分割时间,减轻了牙医负担,让牙医把更多时间精力放在更专业的正畸治疗方案上。

本文方法在实际使用中的不足之处在于当基础点的位置出现错误时仍需人工操作进行纠正。原因是部分牙颌在自动选取种子点时仍存在误差。牙齿分割中,除了种子点特征,其他牙齿特征点也十分重要,通过学习其他特征点进一步提高分割效率与精度以及学习其他特征点构建新的网络模型,也是未来的研究方向。

参考文献 (References)

- Charles R, Su H, Mo K C and Guibas L. 2017. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, Hi; IEEE: 77-85 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.16]
- Defferrard M, Bresson X and Vandergheynst P. 2016. Convolutional neural networks on graphs with fast localized spectral filtering [EB/OL]. [2017-02-05]. <https://arxiv.org/pdf/1606.09375.pdf>
- Garland M and Heckbert P. 1997. Surface simplification using quadric error metrics//Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press: 209-216 [DOI: 10.1145/258734.258849]
- Grzegorz M, Trierscheid M, Papoutsis D and Paulus D. 2010. A multi-stage approach for 3D teeth segmentation from dentition surfaces//Proceedings of the 4th International Conference on Image and Signal Processing. Trois-Rivières, QC, Canada: Springer: 521-530 [DOI: 10.1007/978-3-642-13681-8_61]
- Hao G D, Cheng X S, Dai N and Yu Q. 2008. The morphology-based interactive segmentation of dental models. Manufacturing Information Engineering of China, 37(1): 36-39 (郝国栋, 程筱胜, 戴宁, 俞青. 2008. 基于形态学的牙齿模型交互分割. 中国制造业信息化, 37(1): 36-39)
- Henaff M, Bruna J and LeCun Y. 2015. Deep convolutional networks on graph-structured data [EB/OL]. [2018-05-10]. <https://arxiv.org/pdf/1506.05163.pdf>
- Kipf T N and Welling M. 2016. Semi-supervised classification with graph convolutional networks [EB/OL]. [2017-02-22]. <https://arxiv.org/pdf/1609.02907.pdf>
- Klokov R and Lempitsky V. 2017. Escape from cells: deep Kd-networks for the recognition of 3D point cloud models//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE: 863-872 [DOI: 10.1109/ICCV.2017.99]
- Kondo T, Ong S H and Foong K W C. 2004. Tooth segmentation of dental study models using range images. IEEE Transactions on Medical Imaging, 23(3): 350-362 [DOI: 10.1109/TMI.2004.824235]
- Kronfeld T, Brunner D and Brunnert G. 2010. Snake-based segmentation of teeth from virtual dental casts. Computer-Aided Design and Applications, 7(2): 221-233 [DOI: 10.3722/cadaps.2010.221-233]
- Kumar Y, Janardan R and Larson B. 2013. Automatic virtual alignment of dental arches in orthodontics. Computer-Aided Design and Applications, 10(3): 371-398 [DOI: 10.3722/cadaps.2013.371-398]
- Lindstrom P. 2000. Out-of-core simplification of large polygonal models//Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press: 259-262 [DOI: 10.1145/344779.344912]
- Masci J, Boscaini D, Bronstein M and Vandergheynst P. 2015. Geodesic convolutional neural networks on Riemannian manifolds//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision Workshop. Santiago, Chile: IEEE: 832-840 [DOI: 10.1109/ICCVW.2015.112]
- Ronneberger O, Fischer P and Brox T. 2015. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation//Proceedings of the 18th Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2015. Munich, Germany: Springer: 234-241 [DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28]
- Sarraf S, DeSouza D D, Anderson J and Tofghi G. 2016. DeepAD:

- Alzheimer's disease classification via deep convolutional neural networks using MRI and fMRI [EB/OL]. [2016-08-21]. <https://www.biorxiv.org/content/10.1101/070441v4> [DOI: 10.1101/070441]
- Schroeder W J, Zarge J A and Lorensen W E. 1997. Decimation of triangle meshes. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 26(2): 65-70 [DOI: 10.1145/133994.134010]
- Suk H I and Shen D G. 2013. Deep learning-based feature representation for AD/MCI classification//Proceedings of the 18th Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2013. Nagoya, Japan; Springer: 583-590 [DOI: 10.1007/978-3-642-40763-5_72]
- Verma N, Boyer E and Verbeek J. 2018. FeaStNet: feature-steered graph convolutions for 3D shape analysis//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA; IEEE: 2598-2606 [DOI: 10.1109/CVPR.2018.00275]
- Wongwaen N and Sinthanayothin C. 2010. Computerized algorithm for 3D teeth segmentation//Proceedings of 2010 International Conference on Electronics and Information Engineering. Kyoto, Japan; IEEE: V1-277-280 [DOI: 10.1109/ICEIE.2010.5559877]
- Wu K, Chen L, Li J and Zhou Y H. 2014. Tooth segmentation on dental meshes using morphologic skeleton. Computers and Graphics, 38: 199-211 [DOI: 10.1016/j.cag.2013.10.028]
- Wu T and Zhang L B. 2016. Three dimension tooth reconstruction using level set active contour model. Journal of Image and Graphics, 21(8): 1078-1087 (吴婷, 张礼兵. 2016. 水平集活动轮廓模型的3维牙齿重建. 中国图象图形学报, 21(8): 1078-1087) [DOI: 10.11834/jig.20160812]
- Wu T and Zhang L B. 2018. Tooth segmentation on 3D dental meshes based on path planning. Journal of Image and Graphics, 23(1): 84-94 (吴婷, 张礼兵. 2018. 3维牙颌模型牙齿分割的路径规划方法. 中国图象图形学报, 23(1): 84-94) [DOI: 10.11834/jig.170337]
- Yuan T R, Liao W H, Dai N, Cheng X S and Yu Q. 2010. Single-tooth modeling for 3D dental model. International Journal of Biomedical Imaging, 22(4): 703-710 [DOI: 10.1155/2010/535329]

作者简介



李占利, 1964年生, 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为数字图像处理、计算机视觉。

E-mail: lizl@xust.edu.cn



李洪安, 通信作者, 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为图形图像处理、机器视觉。

E-mail: an6860@126.com

孙志浩, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 772855405@qq.com

刘童鑫, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: liutongxinjob@163.com