

[DOI]10.12016/j.issn.2096-1456.2023.09.010

· 综述 ·

深度学习算法辅助数字化牙模三维牙齿分割的研究进展

周郁葱¹, 谭煜雯², 项翔², 薛超然¹, 徐晖¹

1. 口腔疾病研究国家重点实验室 国家口腔疾病临床医学研究中心 四川大学华西口腔医院正畸科, 四川 成都 (610041); 2. 华中科技大学, 人工智能与自动化学院, 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 湖北 武汉 (430074)

【摘要】 三维牙齿分割是指从数字化牙模中分割出独立的牙齿模型, 其是口腔正畸数字化诊断、设计、治疗及定制化矫治器制造等领域的重要基础。随着人工智能技术与口腔医学大数据的深度融合, 利用深度学习算法辅助三维牙齿分割任务已成为主流。本文从数据集建立、深度学习网络设计、算法性能、创新与优势、现有研究不足与展望等方面对深度学习算法辅助三维牙齿分割任务的现状进行综述。文献复习结果显示, 深度学习算法辅助三维牙齿分割的准确率高达95%, 且鲁棒性较好, 但是在对复杂牙列模型的分割准确率、运算时间及训练数据丰富程度等方面有待提升。研发“减耗强芯”算法、建立基于多中心的权威数据样本库、拓宽数据应用的深度与广度, 将是未来该领域的重要发展方向。

【关键词】 深度学习; 人工智能; 口腔正畸; 数字化诊断; 牙列模型; 牙齿分割; 矫治器

【中图分类号】 R78 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 2096-1456(2023)09-0673-06

【引用著录格式】 周郁葱, 谭煜雯, 项翔, 等. 深度学习算法辅助数字化牙模三维牙齿分割的研究进展[J]. 口腔疾病防治, 2023, 31(9): 673-678. doi:10.12016/j.issn.2096-1456.2023.09.010.

Research progress on deep learning algorithms to assist 3D tooth segmentation of digital dental models

ZHOU Yucong¹, TAN Yuwen², XIANG Xiang², XUE Chaoran¹, XU Hui¹. 1. State Key Laboratory of Oral Diseases & National Clinical Research Center for Oral Diseases & Department of Orthodontics, West China Hospital of Stomatology, Sichuan University, Chengdu 610041, China; 2. School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Key Laboratory of Image Processing and Intelligent Control, Ministry of Education, Wuhan 430074, China

Corresponding author: XU Hui, Email: zybbda@126.com, Tel: 86-28-85501474

【Abstract】 Three-dimensional tooth segmentation is the segmentation of single-tooth models from a digital dental model. It is an important foundation for diagnosis, planning, treatment and customized appliance manufacturing in digital orthodontics. With the deep integration of artificial intelligence technology and big data from stomatology, the use of deep learning algorithms to assist 3D tooth segmentation has gradually become mainstream. This review summarizes the current situation of deep learning algorithms that assist 3D tooth segmentation from the aspects of dataset establishment, algorithm architecture, algorithm performance, innovation and advantages, deficiencies of current research and prospects. The results of the literature review showed that deep learning tooth segmentation methods could obtain an accuracy of more than 95% and had good robustness. However, the segmentation of complex dental models, operation time and richness of the training database still need to be improved. Research and development of the "consumption reduction and strong core" algorithm, establishment of an authoritative data sample base with multiple centers, and expansion of

【收稿日期】 2022-09-05; **【修回日期】** 2022-10-21

【基金项目】 四川省自然科学基金项目(2022NSFSC0637); 中华口腔医学会临床科研项目(COS-C2021-02); 四川大学华西口腔医院交叉学科项目(RD-03-202108)

【作者简介】 周郁葱, 住院医师, 本科, Email: zhouyucong1999@163.com

【通信作者】 徐晖, 副教授, 博士, Email: zybbda@126.com, Tel: 86-28-85501474



微信公众号

data application depth and breadth will lead to further development in this field.

【Key words】 deep learning; artificial intelligence; orthodontics; digital diagnosis; dental model; tooth segmentation; appliance

J Prev Treat Stomatol Dis, 2023, 31(9): 673-678.

【Competing interests】 The authors declare no competing interests.

This study was supported by the grants from Natural Science Foundation of Sichuan Province (No. 2022NSFSC0637); Clinical Research Project for Young Scholar of Chinese Orthodontic Society, Chinese Stomatological Association (No. COS-C2021-02); Interdisciplinary Innovation Project of West China Hospital of Stomatology, Sichuan University (No. RD-03-202108).

数字化牙模是指利用口内扫描仪、模型扫描仪等获取的患者牙列数字化三维重建模型。与传统石膏模型比较,数字化牙模具有临床获取容易、存储传输便捷、浏览评测直观等优势,且能够直接用于口腔医学多学科数字化诊断及制造加工^[1-2]。三维牙齿分割任务,是指利用计算机算法在数字化牙模中将不同牙冠分离成独立的3D牙齿模型,该步骤是正畸数字化拥挤度诊断、排牙方案设计、牙齿移动监测、无托槽隐形矫治器及个性化唇/舌固定矫治器制造的前置步骤,具有重要的临床意义^[3-5]。近年来,随着人工智能技术与口腔医学大数据的深度融合,利用深度学习算法辅助三维牙齿分割任务,逐渐成为主流^[6-18]。与传统机器学习算法^[19-22]比较,深度学习算法在辅助三维牙齿分割方面具有更强的鲁棒性,能够处理特征更加复杂的数字化牙模。而在效率方面,根据在商用芯片上的研究结果,深度学习算法分割牙齿比人工要快至少1个数量级以上^[17]。此外,基于深度学习算法的三维牙齿分割还在流程自动化、临床应用广泛性等方面具有优势^[10-11]。

因此,为了解深度学习算法辅助三维牙齿分割任务的研究现状,本文汇总了相关英文对照研究^[6-18]。纳入标准为以三维光学口腔模型为对象,使用深度学习算法完成单颗牙齿分割任务,并且包含必要的准确度评价指标。本文围绕临床需求,从数据集建立、深度学习网络设计、算法性能、算法创新与优势、现有研究不足与展望5个方面对该领域进行回顾,以期为深度学习算法辅助三维牙齿分割任务的进一步创新研究、临床应用及技术推广提供借鉴。

1 数据集建立

优质数据是深度学习算法的重要驱动力。目前用于深度学习的数字化牙模按来源可分为专科

医院、民营口腔诊所以及正畸医疗服务企业。首先需要获得原始数据,由专业人员使用口内扫描仪进行光学扫描得到。具体数据格式包括三角形网格与点云两种。三角形网格是由具有不同属性的顶点、面及边组成,而点云是由点构成的数据集,点由其三维坐标表示,还可以包括颜色等其他属性。尽管两种数据特性有所不同,但相互之间可以进行转换,以点云作为输入格式的数据常在运算完成后被转换成网格输出,从而完成可视化^[23]。

数据集建立还需要对于原始数据进行预处理,包括数据简化、数据标记、特征提取、归一化、去噪、映射等任务。数据简化的目的是在减小数据量的同时保存特征信息,在运算量和准确度之间取得平衡。简化后的单颌模型包括6 000~40 000个网格^[7,9,12,16]。也有研究不进行数据简化^[13]。给数据赋予标签这一任务主要是由专业口腔医生完成的,在扫描之后,根据需要导出多边形档案(polygon file format, PLY)或立体光刻(stereolithography, STL)格式的数据,使用相关软件在合适的分辨率下进行单个牙齿边界的标记。完成预处理后的数据才可以输入相应的深度学习算法模型。

通常而言,深度学习算法的性能会随数据量的增多而提升,但是,在辅助三维牙齿分割任务中,深度学习所需数据集却与网络设计密切相关。例如,Xu等^[7]认为1 000组的训练数据对于牙齿分割是足够的,这可能因为其输入数据中每个三角形网格转换出的特征向量为600个,远多于其他研究的30个以内的向量。Zhang等^[10]巧妙地将3D数据投影到2D平面上进行分割,仅纳入100组训练数据即达到一个较好的水平。

此外,数字化牙模类型多样性、特征复杂性对于提升深度学习算法的鲁棒性意义重大。例

如, Lian等^[9]的训练数据只包括有常规14颗牙齿的上颌模型, 因而难以处理牙列缺失、有额外牙或第三磨牙的情况。Hao等^[17]的研究纳入14~50岁患者的4 200组数据, 得到了在国内多个医学中心验证中仍表现良好的方法。

2 深度学习网络设计

网格或点云数据被输入后, 深度学习网络需要对每一个单位数据输出类别标签, 从而完成分割任务。

用于三维牙齿分割的深度学习网络设计包括处理网格数据的卷积神经网络(convolution neural network, CNN)与可以直接处理点云数据的网络设计。CNN的起源是Neocognitron模型^[24], 它将神经生理学理论应用于人工神经网络, 可以自动逐级提取数据越来越抽象的特征。基于CNN的网络设计可分为两种, 一种是将3D数据投影到2D空间, 像图片一样用卷积神经网络处理, 另一种是将3D数据转换为规则3D体素网格再用卷积网络。CNN在处理图像方面表现优异, 因此它也被广泛应用于三维模型处理, 其优势在于能够在不影响结果的前提下有效减小数据量, 并保留图像特征。在CNN的基础上还发展出了处理拓扑图数据的图卷积神经网络(graph convolution network, GCN)^[25]。然而CNN架构不能用于直接处理具有不规则性和无序性的点云数据。PointNet是第一个可以直接处理点云格式数据的深度学习架构, 但是它不能很好地提取局部精细的特征^[26]。为了解决这个问题, PointNet++添加了分层次的结构, 进而提取不同尺度下的特征, 该架构先对点云进行采样和划分区域, 继而在各个小区域内用基础的PointNet网络进行特征提取, 不断迭代^[27]。PointCNN架构需要较少的训练参数就能达成同样的效果^[28]。Dynamic Graph CNN则提出了一个EdgeConv层来实现局部特征获取, 性能优异^[29]。研究者们可以根据这些深度学习架构的优势与不足, 结合牙齿分割或其他任务的具体需求, 选择合适的基本架构。

此外, 对于牙齿分割任务而言, 研究者们还会对网络预测得到的结果进行后处理, 如使用边界感知简化方法、条件随机场模型、模糊聚类算法等进行边界平滑, 以及将预测结果转换为网格格式以可视化等, 从而进一步细化分割结果并提升算法分割牙齿的自动化程度。

3 算法性能

深度学习方法进行牙齿分割的准确度评估指标包括正确标记面积占总面积的百分比, 正确标记面数量占总数的百分比, 均交并比(mean intersection over union, mIoU), Dice相似系数(Dice similarity coefficient, DSC), F1分数(F1-score, F1), Hausdorff距离(Hausdorff distance, HD)^[30-31]。除HD外, 这些评估指标的数值范围都是0到1, 越靠近1表示准确度越高。mIoU是标准的准确率度量方法。IoU指真实结果和预测结果二者的交集与并集之比, mIoU是所有类别的IoU的平均值。DSC和F1在牙齿分割模型评价中实际上计算是一样的, 评价了真实情况和预测情况的相似程度。HD是指度量空间中真实情况与预测情况两个子集之间的距离, 对分割出的边界比较敏感。通过对整个牙列模型以及单颗牙齿准确度指标的分析, 研究者们可以评估算法的分割效果。准确度是分割模型最重要的评价指标, 主要取决于不同的网络设计。大部分算法的准确度在90%以上。例如, Cui等^[11]分别分析了组成表面和整个牙的点的DSC, 其中又区分了切牙、尖牙、前磨牙和磨牙, DSC数值均在95%以上。Zhang等^[10]的研究显示标记正确的网格所占比例为0.988 7。Xu等^[7]、Hao等^[17]以及He等^[18]的研究显示, 上颌牙齿分割的准确度比下颌稍高。

算法的运行时间也是重要评估的指标, 过长的运算时间会降低算法应用价值。除受算法本身影响, 运行时间还受硬件性能影响, 在商用CPU和GPU芯片上得出的研究结果更具参考价值^[31]。多数利用深度学习算法辅助三维牙齿分割任务的耗时都表现出优异的性能, 对于单颌牙列三维牙齿分割, Cui等^[11]需要0.8 s算法运行时间, Zanjani等^[13]需要14.6 s, 在集成了后续处理模块以增强准确率的Hao等^[17]的研究也只需要24 s, 而人类专家则需要超过10 min。

就鲁棒性而言, 现有算法主要在分割第三磨牙^[9, 11, 17]、缺损或未完全萌出的牙齿^[11]、牙列缺失^[9, 14]、拥挤牙列^[10, 17]等方面准确率较低。以第三磨牙为例, 该类型牙齿存在形态多变、萌出状态不一、未萌牙牙冠可见面积小等特点, 而口扫第三磨牙区采集难度大、数据质量不一, 由此可能导致相关训练量不足, 影响算法性能^[32]。值得注意的是, 尽管对于第三磨牙的识别以及极少数复杂模型的分割存在问题是难以避免的, 但如果这种情况发

生的概率足够低的话,仍是可以接受的,根据 Hao 等^[17]的方法,需要返工进行手动牙齿分割概率是 0.2%。

4 算法创新及优势

除使用不同的网络设计外,还可以通过优化架构流程提升算法性能,这是深度学习在三维牙齿分割任务中最常见的创新方式。在简化数据方面, Xu 等^[7]提出了边界感知简化方法,先区分出对于准确性影响较大的牙齿之间的边界以及牙齿牙龈边界,再对各个区域赋以不同的简化比率。相似的, Zanjani 等^[8]也提出了进行非均匀采样的数据简化方法。在具体架构方面,对于网格数据, Tian 等^[6]先对模型上的各个牙位进行识别,然后在此基础上完成分割任务,但对于牙位识别的要求较高,鲁棒性不足。Zhang 等^[10]采用了将 3D 模型同构映射到 2D 谐波参数空间,再将其转换为图像的方法,这大大降低了特征维度,能够在降低数据量的同时保证准确性。Zhang 等^[14]将数据输入两个不同的分支,分别处理坐标特征和几何特征,增强了网络对不同信息的特征提取能力。对于点云数据, Zanjani 等^[13]通过预测其三维边界框来定位每个牙齿实例,并同时分割属于每个单独的牙齿实例的点。Cui 等^[11]则开发了一个距离感知牙齿质心预测模块,即在获得准确的牙齿质心后,选取输入点云数据中距离质心最近的一定数目的点,以保证整个牙齿被包含在内,分割效果较好。He 等^[18]先使用无标记的数据进行预训练,只需要 40% 的训练数据带有标记,算法就能展现出比使用完全标记数据训练更好的性能,这对于减少人工标记工作量十分有意义。

另外,研究者们还开发了一些新的辅助模块以提升算法性能。Xu 等^[7]对于结果中相邻牙齿粘连的情况,根据牙齿的平均近远中径、颊舌径数值进行再次分割。Zhao 等^[16]提出使用注意力模块来丰富特征信息,这项算法在牙齿错位区域,以及牙齿与牙齿相邻的区域展现出了较好的性能。Hao 等^[17]将标签预测结果再输入测试模块,进行置信度评估和自动校正,得到了更高的准确度,并且增加的运算时间在可接受的范围内。

在三维牙齿分割任务的基础上,进一步开发数据的正畸应用场景也十分有意义。例如, Ma 等^[33]提出了基于完成牙齿分割点云数据的自动牙位识别深度学习算法,得到了令人满意的结果。

Woodsend 等^[34]开发了自动标志点识别方法,通过参考正畸治疗需求指数,在分割出的单个牙齿上识别牙齿的特征点。同样, Wu 等^[12]使用 PointNet 在分割出的牙齿上自动识别正畸相关标志点,标志点定位的平均绝对误差为 (0.597 ± 0.761) mm,这在临床上是可以接受的。Deleat-Besson 等^[35]和 Qian 等^[36]对于联合锥形束 CT (cone beam computerized tomography, CBCT) 和口扫数据的牙齿分割任务进行了探索,他们在完成 CBCT 和口扫数据的牙齿分割后,使用口扫数据替代 CBCT 数据上的牙冠部分。此外,也有研究探索了使用深度学习,自动完成 CBCT 和口扫数据匹配的方法^[37]。

5 现有研究不足与展望

目前研究尚存在问题如下。首先,数据质量问题普遍存在。符合真实分布情况的海量优质数据对于开发有效的深度学习模型至关重要。数据量不足会影响算法鲁棒性,导致难以处理非典型牙列、牙齿异常形态等问题^[9,10,13]。此外,大部分研究都是使用单一中心的数据,这样训练出来的算法往往在局域性数据库中表现较好,而在其他数据库中表现明显下降^[17,31]。同时,训练量不足将影响牙齿分割方法的最终表现,这限制了对于算法性能的评价。上述问题可能是导致现有算法对异常牙列和非正常牙齿分割的鲁棒性不足、不适用于早期矫治等应用场景的原因。

此外,高质量的标注对于保证算法性能意义重大^[38]。目前,分割的参考标准主要由专业医生完成,但是缺乏对于不同标注者分割结果一致性的检验,还有许多研究未报导参考标准相关信息。此外,实验数据记录与指标设置也有改进的空间,部分研究未给出实验数据人群构成、不同牙位的准确率、运行算法的硬件参数等。

不可否认的是,使用深度学习完成全自动三维牙齿分割任务的算法已具有较高的临床实用价值。但是,如何进一步提升算法性能、真正实现算法的临床应用,还需以下方面改进。第一,建立基于多中心的数据样本库,完善数据管理机制,在隐私保护和维护数据效用之间取得平衡^[39],以促进数据的权威性、科学性、规范性、多样性及动态性。第二,进一步释放数据红利,进一步开发数字化牙模数据以服务口腔临床需求,并与关联数据进行有机整合,拓宽数据应用的深度与广度。第三,“减耗强芯”齐驱,即一方面优化深度学习算

法,减少矩阵运算、提升运行速度,另一方面推动计算机芯片等硬件设备研发,优化硬件处理性能。相信随着人工智能技术与口腔医学的紧密融合,深度学习算法辅助三维牙齿分割任务将有更加广阔的应用前景。

[Author contributions] Zhou YC, Tan YW wrote the article. Xiang X, Xue CR, Xu H reviewed the article. All authors read and approved the final manuscript.

参考文献

- [1] Kihara H, Hatakeyama W, Komine F, et al. Accuracy and practicality of intraoral scanner in dentistry: a literature review[J]. *J Prosthodont Res*, 2020, 64(2): 109-113. doi:10.1016/j.jpor.2019.07.010.
- [2] Jedliński M, Mazur M, Grocholewicz K, et al. 3D scanners in orthodontics-current knowledge and future perspectives-a systematic review[J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2021, 18(3): 1121. doi:10.3390/ijerph18031121.
- [3] Tarraf NE, Ali DM. Present and the future of digital orthodontics [J]. *Semin Orthod*, 2018, 24(4): 376-385. doi:10.1053/j.sodo. 2018. 10.002.
- [4] Ogawa K, Ishida Y, Kuwajima Y, et al. Accuracy of a method to monitor root position using a 3D digital crown/root model during orthodontic treatments[J]. *Tomography*, 2022, 8(2): 550-559. doi: 10.3390/tomography8020045.
- [5] Elnagar MH, Aronovich S, Kusnoto B. Digital workflow for combined orthodontics and orthognathic surgery[J]. *Oral Maxillofac Surg Clin North Am*, 2020, 32(1): 1-14. doi:10.1016/j.coms. 2019. 08.004.
- [6] 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: 84817-84828. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2924262.
- [7] Xu X, Liu C, Zheng Y. 3D tooth segmentation and labeling using deep convolutional neural networks[J]. *IEEE Trans Vis Comput Graph*, 2019, 25(7): 2336-2348. doi:10.1109/TVCG.2018.2839685.
- [8] Zanjani FG, Moin DA, Verheij B, et al. Deep learning approach to semantic segmentation in 3D point cloud intra-oral scans of teeth// CARDOSO MJ, AASA F, BEN G, et al. Proceedings of The 2nd International Conference on Medical Imaging with Deep Learning [M]. *Proc Mach Learn Res*; 2019: 557-571.
- [9] Lian C, Wang L, Wu TH, et al. Deep multi-scale mesh feature learning for automated labeling of raw dental surfaces from 3D intraoral scanners[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2020, 39(7): 2440-2450. doi:10.1109/TMI.2020.2971730.
- [10] Zhang J, Li C, Song Q, et al. Automatic 3D tooth segmentation using convolutional neural networks in harmonic parameter space[J]. *Graph Models*, 2020, 109: 101071. doi:10.1016/j.gmod.2020. 101071.
- [11] Cui Z, Li C, Chen N, et al. TSegNet: an efficient and accurate tooth segmentation network on 3D dental model[J]. *Med Image Anal*, 2021, 69: 101949. doi:10.1016/j.media.2020.101949.
- [12] Wu TH, Lian C, Lee S, et al. Two-stage mesh deep learning for automated tooth segmentation and landmark localization on 3D intra-oral scans[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2022, 41(11): 3158-3166. doi:10.1109/TMI.2022.3180343.
- [13] 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(C): 286-298. doi:10.1016/j.neucom. 2020.06.145.
- [14] Zhang L, Zhao Y, Meng D, et al. TSGCNet: discriminative geometric feature learning with two-stream graph convolutional network for 3D dental model segmentation[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 20-25, 2021, Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 6695-6704. doi: 10.1109/CVPR46437.2021.00663.
- [15] Zhao Y, Zhang L, Liu Y, et al. Two-stream graph convolutional network for intra-oral scanner image segmentation[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2022, 41(4): 826-835. doi:10.1109/TMI.2021. 3124217.
- [16] Zhao Y, Zhang L, Yang C, et al. 3D Dental model segmentation with graph attentional convolution network[J]. *Pattern Recognit Lett*, 2021, 152: 79-85. doi:10.1016/j.patrec.2021.09.005.
- [17] Hao J, Liao W, Zhang YL, et al. Toward clinically applicable 3-dimensional tooth segmentation via deep learning[J]. *J Dent Res*, 2022, 101(3): 304-311. doi:10.1177/00220345211040459.
- [18] He X, Wang H, Hu H, et al. Unsupervised Pre-training Improves Tooth Segmentation in 3-Dimensional Intraoral Mesh Scans[J]. 2022: 1-15.
- [19] Wu K, Chen L, Li J, et al. Tooth segmentation on dental meshes using morphologic skeleton[J]. *Comput Graph*, 2014, 38: 199-211. doi:10.1016/j.cag.2013.10.028.
- [20] Kronfeld T, Brunner D, Brunnert G. Snake-based segmentation of teeth from virtual dental casts[J]. *Comput Aided Des Appl*, 2010, 7 (2): 221-233. doi:10.3722/cadaps.2010.221-233.
- [21] Wang H, Li Z. Tooth separation from dental model using segmentation field[C]//2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). August 16-20, 2016, Orlando, FL, USA. IEEE, 2016: 5616-5619. doi: 10.1109/EMBC.2016.7592000.
- [22] Kim S, Choi S. Automatic tooth segmentation of dental mesh using a transverse plane[C]//2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). July 18-21, 2018, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2018: 4122-4125. doi:10.1109/EMBC.2018.8513318.
- [23] Liu Y, Shang X, Shen Z, et al. 3D deep learning for 3D printing of tooth model[C]//2019 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics (SOLI). November 6-8, 2019, Zhengzhou, China. IEEE, 2020: 274-279. doi:10.1109/SOLI48380.2019.8955074.
- [24] Fukushima K, Miyake S, Ito T. Neocognitron: a neural network model for a mechanism of visual pattern recognition[J]. *IEEE Trans Syst Man Cybern*, 1983, SMC-13(5): 826-834. doi:10.1109/

- TSMC.1983.6313076.
- [25] Kipf TN, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[EB/OL]. 2016: arXiv: 1609.02907. <https://arxiv.org/abs/1609.02907>
- [26] Charles RQ, Hao S, Mo K, et al. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 77-85. doi:10.1109/CVPR.2017.16.
- [27] Qi CR, Yi L, Su H, et al. PointNet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[M]. Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, California: Curran Associates Inc, 2017: 5105-5114.
- [28] Li Y, Bu R, Sun M, et al. PointCNN: convolution on X-transformed points[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. December 3-8, 2018, Montréal, Canada. New York: ACM, 2018: 828-838. doi:10.5555/3326943.3327020.
- [29] Wang Y, Sun Y, Liu Z, et al. Dynamic graph CNN for learning on point clouds[J]. ACM Trans Graph, 2019, 38(5): 1-12. doi:10.1145/3326362.
- [30] Opitz J, Burst S. Macro F1 and macro F1[EB/OL]. 2019: arXiv: 1911.03347. <https://arxiv.org/abs/1911.03347>
- [31] Garcia-Garcia A, Orts-Escolano S, Oprea S, et al. A survey on deep learning techniques for image and video semantic segmentation[J]. Appl Soft Comput, 2018, 70: 41-65. doi:10.1016/j.asoc.2018.05.018.
- [32] Revilla-León M, Jiang P, Sadeghpour M, et al. Intraoral digital scans: part 2-influence of ambient scanning light conditions on the mesh quality of different intraoral scanners[J]. J Prosthet Dent, 2020, 124(5): 575-580. doi:10.1016/j.prosdent.2019.06.004.
- [33] Ma Q, Wei G, Zhou Y, et al. SRF-net: spatial relationship feature network for tooth point cloud classification[J]. Comput Graph Forum, 2020, 39(7): 267-277. doi:10.1111/cgf.14143.
- [34] Woodsend B, Koufoudaki E, Mossey PA, et al. Automatic recognition of landmarks on digital dental models[J]. Comput Biol Med, 2021, 137: 104819. doi:10.1016/j.combiomed.2021.104819.
- [35] Deleat-Besson R, Le C, Al Turkestani N, et al. Automatic segmentation of dental root canal and merging with crown shape[C]//2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). November 1-5, 2021, Mexico. IEEE, 2021: 2948-2951.
- [36] Qian J, Lu S, Gao Y, et al. An automatic tooth reconstruction method based on multimodal data[J]. J Vis, 2021, 24(1): 205-221. doi:10.1007/s12650-020-00697-0.
- [37] 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 Trans Med Imaging, 2020, 39(12): 3900-3909. doi:10.1109/TMI.2020.3007520.
- [38] He T, Yu S, Wang Z, et al. From data quality to model quality: an exploratory study on deep learning[C]//Proceedings of the 11th Asia-Pacific Symposium on Internetware. Fukuoka Japan. New York, NY, USA: ACM, 2019. doi:10.1145/3361242.3361260.
- [39] Raghupathi W, Raghupathi V. Big data analytics in healthcare: promise and potential[J]. Health Inf Sci Syst, 2014, 2(1): 3. doi:10.1186/2047-2501-2-3.

(编辑 张琳)



官网