

文章编号:1672-3961(2024)03-0030-06 DOI:10.6040/j.issn.1672-3961.0.2023.169

基于点云处理网络的三维颜面正中矢状面预测模型

刘真光^{1,2}, 朱玉佳^{3,4,5}, 王勇^{3,4,5}, 傅湘玲^{1,2,5}, 赵一姣^{3,4,5}, 陈晋鹏^{1,2,5*}

(1.北京邮电大学计算机学院(国家示范性软件学院),北京 100876; 2.可信分布式计算与服务教育部重点实验室(北京邮电大学),北京 100876; 3.北京大学口腔医学院·口腔医院,北京 100081; 4.国家口腔医学中心,北京 100081; 5.口腔生物材料和数字诊疗装备国家工程研究中心,北京 100081)

摘要:设计一种基于点云处理网络的三维颜面正中矢状面预测模型(facial midsagittal plane prediction network, FSPNet),实现三维颜面正中矢状面端到端自动化预测。FSPNet模型以三维颜面点云数据为输入,利用点云处理网络提高数据处理效率。它包含3个模块:全局特征编码模块从点云整体结构提取全局特征;局部特征编码模块从点云局部空间结构提取局部特征;正中矢状面预测模块聚合全局特征和局部特征,输出正中矢状面平面参数。借助点云编码模块,模型能够从不同角度充分挖掘颜面点云数据空间信息,实现点云特征全面提取。在真实颜面数据集上的试验结果表明,FSPNet模型具有优秀的性能,点云编码模块能够准确提取颜面点云特征,模型预测效果明显优于临床广泛使用的迭代最近点关联法,充分验证了FSPNet模型的有效性。

关键词:颜面正中矢状面;点云处理网络;平面预测;端到端框架;三维颜面数据

中图分类号:TP18 **文献标志码:**A

引用格式:刘真光,朱玉佳,王勇,等.基于点云处理网络的三维颜面正中矢状面预测模型[J].山东大学学报(工学版),2024,54(3):30-35.

LIU Zhenguang, ZHU Yujia, WANG Yong, et al. 3D facial midsagittal plane prediction model with point cloud processing network[J].

Journal of Shandong University (Engineering Science), 2024, 54(3):30-35.

3D facial midsagittal plane prediction model with point cloud processing network

LIU Zhenguang^{1,2}, ZHU Yujia^{3,4,5}, WANG Yong^{3,4,5}, FU Xiangling^{1,2,5}, ZHAO Yijiao^{3,4,5}, CHEN Jinpeng^{1,2,5*}

(1. School of Computer Science (National Pilot Software Engineering School), BUPT, Beijing 100876, China; 2. Key Laboratory of Trustworthy Distributed Computing and Service (BUPT), Ministry of Education, Beijing 100876, China; 3. Peking University School and Hospital of Stomatology, Beijing 100081, China; 4. National Center for Stomatology, Beijing 100081, China; 5. National Engineering Research Center of Oral Biomaterials and Digital Medical Devices, Beijing 100081, China)

Abstract: A 3D facial midsagittal plane prediction network (FSPNet) based on point cloud processing network was designed. FSPNet enabled end-to-end automation for predicting the midsagittal plane of 3D facial structures. It took 3D facial point cloud data as input and utilized point cloud processing network to enhance data processing efficiency. The model consisted of three modules: the global feature encoding module extracted global features from the overall structure of the point cloud, the local feature encoding module extracted local features from the local spatial structure of the point cloud, the midsagittal plane prediction module aggregated both global and local features to output the parameters of the midsagittal plane. Through the point cloud encoding module, FSPNet effectively explored the spatial information of facial point cloud data from different perspectives, achieving comprehensive extraction of point cloud features. Experimental results on a real facial dataset showed the excellent performance of FSPNet. The point cloud

收稿日期:2023-03-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(82071171,82271039);北京大学口腔医院实验室开放课题资助项目(PKUSS20220301);北京邮电大学研究生创新创业资助项目(2023-YC-T030)

第一作者简介:刘真光(1997—),男,河南信阳人,硕士研究生,主要研究方向为数据挖掘与智能计算。E-mail:1023736798@qq.com

*通信作者简介:陈晋鹏(1985—),男,山西晋城人,副教授,博士生导师,博士,主要研究方向为数据挖掘与智能计算。

E-mail:jpchen@bupt.edu.cn

encoding modules accurately extracted facial point cloud features, and the model achieved significantly better predictive performance compared to the widely used iterative closest point method in clinical practice. These findings provided strong validation for the effectiveness of FSPNet.

Keywords: facial midsagittal plane; point cloud processing network; plane prediction; end-to-end framework; 3D facial data

0 引言

三维颜面正中矢状面(3D facial midsagittal plane)是将面部分为左右对称两部分的平面,它是口腔医学中的重要概念。人类面部几乎不存在绝对对称情况,确立相对准确的正中矢状面是颜面对称性分析前提,也是口腔颌面外科手术规划、口腔正畸矫治方案设计等临床工作重要依据。

传统正中矢状面确定方法可分为两类^[1]。(1)解剖标志点法^[2-3],该方法在三维颜面模型上选取重要标志点如颜面部中线及双侧解剖标志点,利用标志点的空间关系构建正中矢状面。(2)本体-镜像关联法^[4-7],它利用三维重叠算法^[8-9]构建本体-镜像关联模型,基于模型的几何特征确定正中矢状面。本体-镜像关联法与解剖标志点法相比,减少了繁琐的人工标点操作,效果依赖于三维重叠算法的精度。随着深度学习在多个领域取得显著的研究成果^[10-14],一些学者开始探索基于深度学习技术构建正中矢状面的方法,文献^[15]利用多视图堆叠沙漏网络确定解剖标志点,通过普氏分析(Procrustes analysis, PA)算法构建面部正中矢状面。当前深度学习方法存在2个局限性:三维模型难以直接作为输入数据,将其转换为图像数据会丢失一部分空间结构信息;现有方法仍遵循传统思路,利用深度学习技术优化中间步骤,需要一些人工操作。

鉴于正中矢状面描述的是物体空间形态特征,本研究尝试使用点云数据来表征三维颜面模型。点云是空间中点的集合,具有无序性,难以进行表征。文献^[16]提出PointNet网络,开创了直接处理点云数据的先河,PointNet能够学习点云中每个点的特征,通过最大化池化操作获取点云整体特征。PointNet简单高效,但忽略了点云局部空间结构,文献^[17-19]将重点放在了局部特征提取上;文献^[17]借鉴卷积神经网络思想,提出PointNet++,该方法将点云划分为具有重叠部分的局部区域,利用PointNet提取局部区域的特征,通过迭代上述过程得到点云特征;文献^[18]提出动态图卷积神经网络(dynamic graph convolutional neural network, DGCNN),利用卷积操作提取局部

图特征,通过动态更新局部图来丰富表征信息。随着Transformer在自然语言处理领域取得巨大成功;文献^[20]提出Point Transformer模型,利用向量化自注意力机制提取点云特征;文献^[21]提出点云Transformer(point cloud transformer, PCT)模型,设计的偏移注意模块同样具有优秀的点云表征能力。

本研究从全局和局部两个角度对颜面点云进行编码,提出基于点云处理网络的三维颜面正中矢状面预测(facial midsagittal plane prediction network, FSPNet)模型。该模型的输入为三维颜面点云数据,它完整保留了原始数据的空间结构信息,对存储和计算的需求也相对较小。FSPNet模型由3个模块组成:全局特征编码模块、局部特征编码模块以及正中矢状面预测模块。全局特征编码模块通过一维卷积操作从全局角度对点云进行编码;局部特征编码模块通过 k -最邻法(k -nearest neighbor, k NN)构造局部图,利用卷积操作对相邻点进行特征聚合,以建模局部空间关系;正中矢状面预测模块将全局特征和局部特征进行融合,利用多层感知机(multilayer perceptron, MLP)预测正中矢状面各项参数。

1 FSPNet 模型总体框架

本研究介绍FSPNet模型总体框架,以及提取点云全局特征与局部特征,将其应用于三维颜面正中矢状面预测任务的方法。

1.1 模型概述

FSPNet模型整体框架结构如图1所示,它的处理流程为给定输入的三维颜面点云 $P \in \mathbf{R}^{n \times 3}$,通过全局特征编码模块,从点云整体角度提取每个点的特征,将它们聚合为点云全局特征 E^g 。通过局部特征编码模块,从点云局部空间角度,利用卷积操作聚合点的邻居信息,得到每个点的局部关系特征再聚合为点云局部特征 E^l 。通过正中矢状面预测模块融合点云全局特征和局部特征,利用多层感知机预测正中矢状面的一般式平面方程参数 $y=(a, b, c, d)$ 。

1.2 全局特征编码模块

使用MLP从全局角度对点云的每个点进行特征编码,第 i 层网络的输出为 $h^{(i)}$,计算过程为:

$$h^{(i)} = \sigma(\text{BN}(\mathbf{W}^{(i)} h^{(i-1)})), \quad (1)$$

式中: σ 表示激活函数,这里使用ReLU激活函数;BN表示批归一化网络; $\mathbf{W}^{(i)}$ 表示第*i*层的权重矩阵; $h^{(i-1)}$ 表示第*i-1*层的输出。将MLP网络的每一层输出进行拼接,为了保持点云数据的无序性,

使用max函数聚合所有点特征,得到点云全局特征 E^g ,计算过程为:

$$E^g = \max([\mathbf{h}^{(1)} \oplus \dots \oplus \mathbf{h}^{(l)}]), \quad (2)$$

式中, $\max(\cdot)$ 表示最大池化操作, $[\oplus]$ 表示拼接操作,*l*表示MLP网络的最大层数。

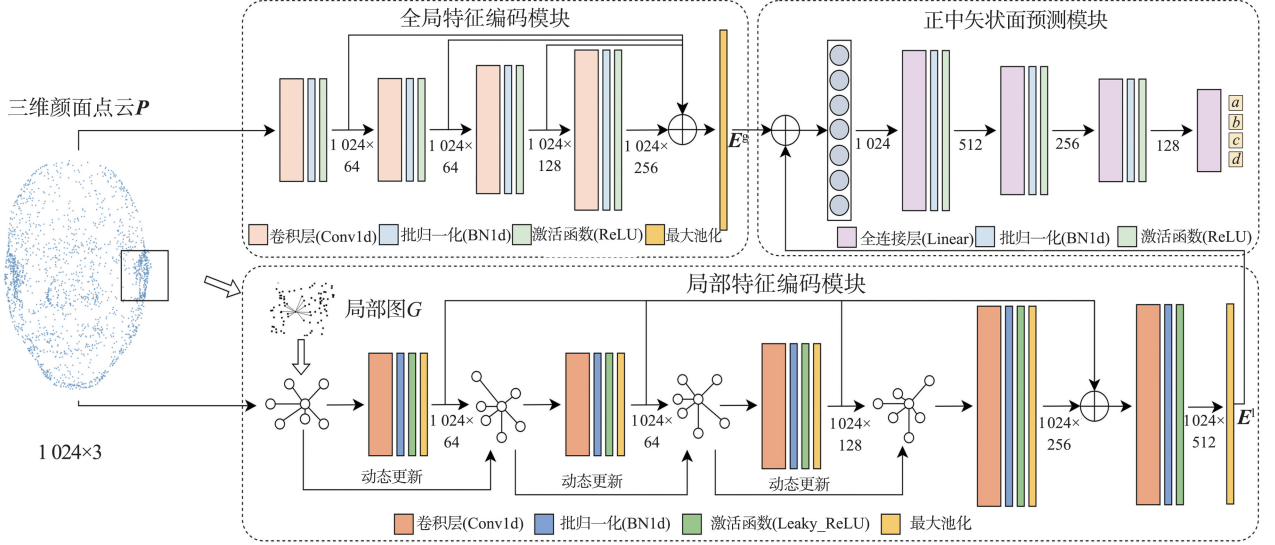


图1 FSPNet模型整体框架

Fig.1 The overall framework of FSPNet model

1.3 局部特征编码模块

基于点云全局特征的工作已经能够在下游任务中取得不错的效果,但点云中还存在一类非常重要的信息,即点云局部空间结构。

本研究使用*k*NN方法构建以目标点为中心的局部图*G*,其顶点集合*X*为:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\} \subseteq \mathbf{R}^d, \quad (3)$$

式中:*k*为*k*NN算法选择的近邻个数;*d*为点的特征维度,初始状态*d*=3。通过二维卷积操作计算局部图的关系特征,利用max函数对其进行聚合得到中心点的特征表示*e*:

$$e = \max(f_\theta(X)), \quad (4)$$

式中, f_θ 表示二维卷积操作, θ 表示可学习参数。根据得到的点特征表示,再次使用*k*NN方法构建局部图,计算中心点特征表示,实现局部图动态更新。多次迭代后,将每一次迭代的输出进行拼接,通过一次卷积操作,利用max函数对所有点的特征进行聚合,得到点云的局部特征 E^l 。

1.4 正中矢状面预测模块

通过全局特征编码模块和局部特征编码模块,能够得到点云在两个角度的特征表示。在正中矢状面预测模块中,将这两个特征进行拼接,作为点云的完整表征,利用MLP得到模型预测的正中矢状面一般式平面方程参数 $y = (a, b, c, d)$, $v = (a \ b \ c)$

表示正中矢状面的单位法向量,*d*表示三维坐标系原点到正中矢状面的距离。

1.5 损失函数

为了更好地训练整个网络,使用预测平面参数*y*与专家平面参数*y**差的 L_2 范数作为损失函数*L*的值:

$$L = \|y - y^*\|_2. \quad (5)$$

2 试验与结果

2.1 试验数据集

试验使用到的原始数据由北京大学口腔医院通过三维颜面扫描仪FaceScan设备采集到的200例面部三维数据组成,包括100例男性数据和100例女性数据。

FSPNet模型是基于点云数据的,需要从原始三维数据中提取点数据来构建颜面点云数据集。为了提升模型的训练效果,对颜面点云数据集进行了归一化处理,具体做法是将点云的中心平移到三维坐标系的原点,再将所有点的坐标缩放到 $[-1, 1]$ 。考虑到数据集规模有限,对颜面点云数据集进行了数据增强,为了确保增强后的数据分布与原始数据一致,对原始数据进行随机旋转和随机平移,得到包含10 000例面部点云的数据集,随机旋转为

$[-3^\circ, 3^\circ]$,随机平移为 $[-0.05, 0.05]$ 。

2.2 试验设置及超参数

本研究提出的 FSPNet 模型是基于 PyTorch 1.13.1 框架实现的。为了获得最优模型,需要调节的超参数以及试验中的超参数设置如表 1 所示。原

表 1 模型超参数设置

Table 1 Hyper parameters setting of model

点云采样数量	点云特征维度	kNN 采样个数	学习率	batch 大小	epoch 大小
1 024	1 024	20	0.001	16	100

2.3 评价指标

本研究选取均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 和平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 两个评价指标。分别计算真值平面和预测平面之间的平面单位法向量角度均方根误差 θ_{RMSE} 和平均绝对误差 θ_{MAE} 以及三维坐标系原点到平面距离均方根误差 d_{RMSE} 和平均绝对误差 d_{MAE} 。 d_{RMSE} 和 d_{MAE} 的计算过程为:

$$d_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (d_i - d_i^*)^2}, \quad (6)$$

$$d_{\text{MAE}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |(d_i - d_i^*)|, \quad (7)$$

式中, m 表示数据集规模, d_i 表示三维坐标系原点到第 i 个预测平面的距离, d_i^* 表示三维坐标原点到第 i 个真值平面的距离。为了能够体现实际临床效果,引入真值平面与预测平面之间的平面法向量夹角均值 θ_{mean} 和三维坐标系原点到平面距离差均值 d_{mean} 。

2.4 对比试验

选用医学领域广泛应用的基于迭代最近点 (iterative closest points, ICP) 算法的自体-镜像关联法进行对比试验,为了体现 FSPNet 点云编码模块的有效性,分别实现以 PointNet^[16]、DGCNN^[18] 以及 PCT^[21] 为点云编码模块的正中矢状面预测模型。自体-镜像关联法_{ICP} 需要对本体模型进行 YZ 平面镜像操作得到镜像模型,通过 ICP 算法对镜像模型进行变换,直到达到最佳配准,使用主成分分析算

始三维颜面结构复杂,数据量大,本研究在每个颜面点云上均匀采样 1 024 个点作为模型输入。模型的权重参数使用均匀分布进行初始化,使用 Adam 作为优化器,学习率设置为 0.001,训练过程使用的 Batch 大小为 16,所有训练都进行 100 次迭代。

法计算联合模型的对称平面,该平面也是本体模型的正中矢状面;PointNet 模型使用 PointNet 网络作为点云编码模块,关注点云的整体结构;DGCNN 模型使用 DGCNN 网络作为点云编码模块,通过构造动态图学习点云特征;PCT 模型使用 PCT 网络作为点云编码模块,利用传统的 Transformer 原理学习点云特征。

2.5 消融试验

FSPNet 的点云编码过程包含全局编码和局部编码两部分,为了区分不同编码模块的有效性,设计了消融试验。FSPNet_{global} 模型仅使用全局特征编码模块;FSPNet_{local} 模型仅使用局部特征编码模块。

2.6 试验结果分析

对比试验和消融试验结果如表 2 所示,观察到与传统方法相比,基于点云处理网络的预测模型能够很好地建模点云特征并生成准确的三维颜面正中矢状面。在深度学习方法中,PointNet 取得了超过 DGCNN 和 PCT 的效果,原因是三维颜面正中矢状面的预测更依赖于点云的全局结构特征,对于 PCT 模型,其具有较高的复杂度,应用于平面预测任务时可能还需要对模型结构做进一步的调整和优化。结合全局特征和局部特征的 FSPNet 在各项指标中都取得了最好效果,这表明全局信息与局部信息相结合能够更有效预测正中矢状面。在消融试验的试验结果中,观察到 FSPNet_{global} 和 FSPNet_{local} 在各项指标上都不如 FSPNet,表明全局编码模块和局部编码模块在正中矢状面预测任务中都起着重要作用。

表 2 不同模型的对比试验结果

Table 2 Comparison Results of Different Models

模型	θ_{RMSE}	θ_{MAE}	θ_{mean}	d_{RMSE}	d_{MAE}	d_{mean}
自体-镜像关联法 _{ICP}	0.807 92	0.353 64	1.567 71	0.026 27	0.017 33	0.017 35
PointNet	0.007 29	0.004 63	0.505 32	0.004 27	0.003 15	0.002 36
DGCNN	0.007 54	0.005 01	0.527 54	0.004 48	0.003 43	0.002 64
PCT	0.014 35	0.010 51	0.657 53	0.004 99	0.003 90	0.002 91
FSPNet _{global}	0.007 29	0.004 56	0.506 46	0.004 18	0.003 10	0.002 37
FSPNet _{local}	0.008 89	0.005 94	0.626 09	0.005 00	0.003 90	0.003 07
FSPNet	0.006 83	0.004 45	0.479 15	0.003 91	0.002 99	0.002 32

注:加粗数字是最优的 1 种结果。

随机选取了4个颜面数据,对专家平面、FSPNet预测的平面与ICP算法计算的平面进行了可视化,如图2所示,图中专家平面为绿色,FSPNet预测的

平面为黄色,ICP算法计算的平面为红色。可以观察到FSPNet预测的正中矢状面与专家平面更为贴合,与表2中试验结果一致。

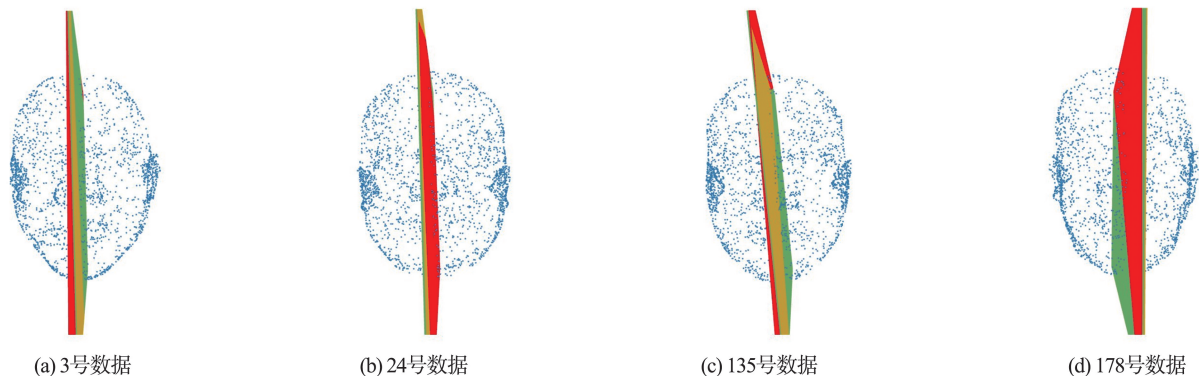


图2 预测平面的可视化

Fig.2 Visualization of predicted planes

3 结论

本研究讨论了临床医学中面部正中矢状面的研究现状以及现有方法存在的局限性,提出了一种基于点云处理网络的三维颜面正中矢状面预测模型FSPNet,该模型利用深度学习技术实现了正中矢状面的自动化预测。基于点云特点,设计了全局特征编码模块和局部特征编码模块,分别对点云整体结构和局部空间结构进行建模。将这两方面特征进行融合,使用多层感知机预测正中矢状面各项参数。试验结果显示,FSPNet预测的平面与传统方法计算的平面相比更加接近专家平面。本研究设计的点云处理方法在处理面部点云数据时也取得了优于PointNet等模型的效果。

参考文献:

- [1] 赵一姣,高林,王勇. 颅颌面点云数据解剖标志点及对称参考平面的构建算法浅析[J]. 中华口腔医学杂志, 2023, 58(6):519-526.
ZHAO Yijiao, GAO Lin, WANG Yong. Advances in algorithms for three-dimensional craniomaxillofacial features construction based on point clouds[J]. Chinese Journal of Stomatology, 2023, 58(6):519-526.
- [2] XIONG Y X, ZHAO Y J, YANG H F, et al. Accuracy assessment of Procrustes analysis for computing mid-sagittal plane of three-dimensional facial data[C]//International Conference on Optical and Photonic Engineering (icOPEN). Bellingham, USA: SPIE, 2015, 9524: 123-131.
- [3] NUR R B, ÇAKAN D G, ARUN T. Evaluation of facial

- hard and soft tissue asymmetry using cone-beam computed tomography[J]. American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics, 2016, 149(2): 225-237.
- [4] 刘筱菁,李倩倩,王晓霞,等. 基于本体-镜像关联的三维头颅正中矢状面自动构建法[J]. 中华口腔正畸学杂志, 2014, 21(3): 148-150.
LIU Xiaojing, LI Qianqian, WANG Xiaoxia, et al. Automatic constructed MSP of 3D skull based on original-mirror alignment[J]. Chinese Journal of Orthodontics, 2014, 21(3): 148-150.
- [5] XIONG Y X, ZHAO Y J, YANG H F, et al. Comparison between interactive closest point and Procrustes analysis for determining the median sagittal plane of three-dimensional facial data[J]. Journal of Craniofacial Surgery, 2016, 27(2): 441-444.
- [6] ZHU Y J, ZHENG S W, YANG G S, et al. A novel method for 3D face symmetry reference plane based on weighted Procrustes analysis algorithm[J]. BMC Oral Health, 2020, 20(1): 1-11.
- [7] ZHU Y J, ZHAO Y J, ZHENG S W, et al. A method for constructing three-dimensional face symmetry reference plane based on weighted shape analysis algorithm[J]. Journal of Peking University(Health Sciences), 2020, 53(1): 220-226.
- [8] HARTMANN J, MEYER-MARCOTTY P, BENZ M, et al. Reliability of a method for computing facial symmetry plane and degree of asymmetry based on 3D-data[J]. Journal of Orofacial Orthopedics, 2007, 68(6): 477-490.
- [9] 张顺利,徐艳芝,周明全,等. 基于自适应邻域匹配的点云配准方法[J]. 计算机学报, 2019, 42(9): 2114-2126.
ZHANG Shunli, XU Yanzhi, ZHOU Mingquan, et al. Registration of point clouds based on matching of general adap-

- tive neighborhood[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(9): 2114-2126.
- [10] CHEN J P, CAO Y, ZHANG F, et al. Sequential intention-aware recommender based on user interaction graph [C]//Proceedings of the 2022 International Conference on Multimedia Retrieval (ICMR). New York, USA: ACM, 2022: 118-126.
- [11] XU Y, HU J, GAO Z Q, et al. UCL-AST: active self-training with uncertainty-aware clouded logits for few-shot text classification[C]// IEEE 34th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAL). Piscataway, USA: IEEE, 2022: 1390-1395.
- [12] CAO Y, GAO Z Q, HU J, et al. Nearest neighbor classifier with margin penalty for active learning[C]//International Conference on Neural Information Processing. Berlin, German: Springer, 2022: 379-392.
- [13] 李宗霖, 张盛平, 刘杨, 等. 基于多级残差映射器的文本驱动人脸图像生成和编辑[J]. 软件学报, 2023, 34(5): 2101-2115.
LI Zonglin, ZHANG Shengping, LIU Yang, et al. Text-driven face image generation and manipulation via multi-level residual mapper[J]. Journal of Software, 2023, 34(5): 2101-2115.
- [14] KIM M, JAIN A K, LIU X M. Adaface: quality adaptive margin for face recognition[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, USA: IEEE, 2022: 18750-18759.
- [15] ZHU Y J, XU Q, ZHAO Y J, et al. Deep learning-assisted construction of three-dimensional facial midsagittal plane[J]. Journal of Peking University (Health Sciences), 2022, 54(1): 134-139.
- [16] QI C R, SU H, MO K C, et al. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, USA: IEEE, 2017: 652-660.
- [17] QI C R, YI L, SU H, et al. PointNet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 5099-5108.
- [18] WANG Y, SUN Y B, LIU Z W, et al. Dynamic graph CNN for learning on point clouds[J]. ACM Transactions on Graphics, 2019, 38(5): 1-12.
- [19] WU W X, QI Z G, LI F X. PointConv: deep convolutional networks on 3d point clouds[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, USA: IEEE, 2019: 9621-9630.
- [20] ZHAO H S, LI J, JIA J Y, et al. Point transformer [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, USA: IEEE, 2021: 16259-16268.
- [21] GUO M H, CAI J X, LIU Z N, et al. PCT: point cloud transformer[J]. Computational Visual Media, 2021, 7: 187-199.

(编辑:陈燕)