



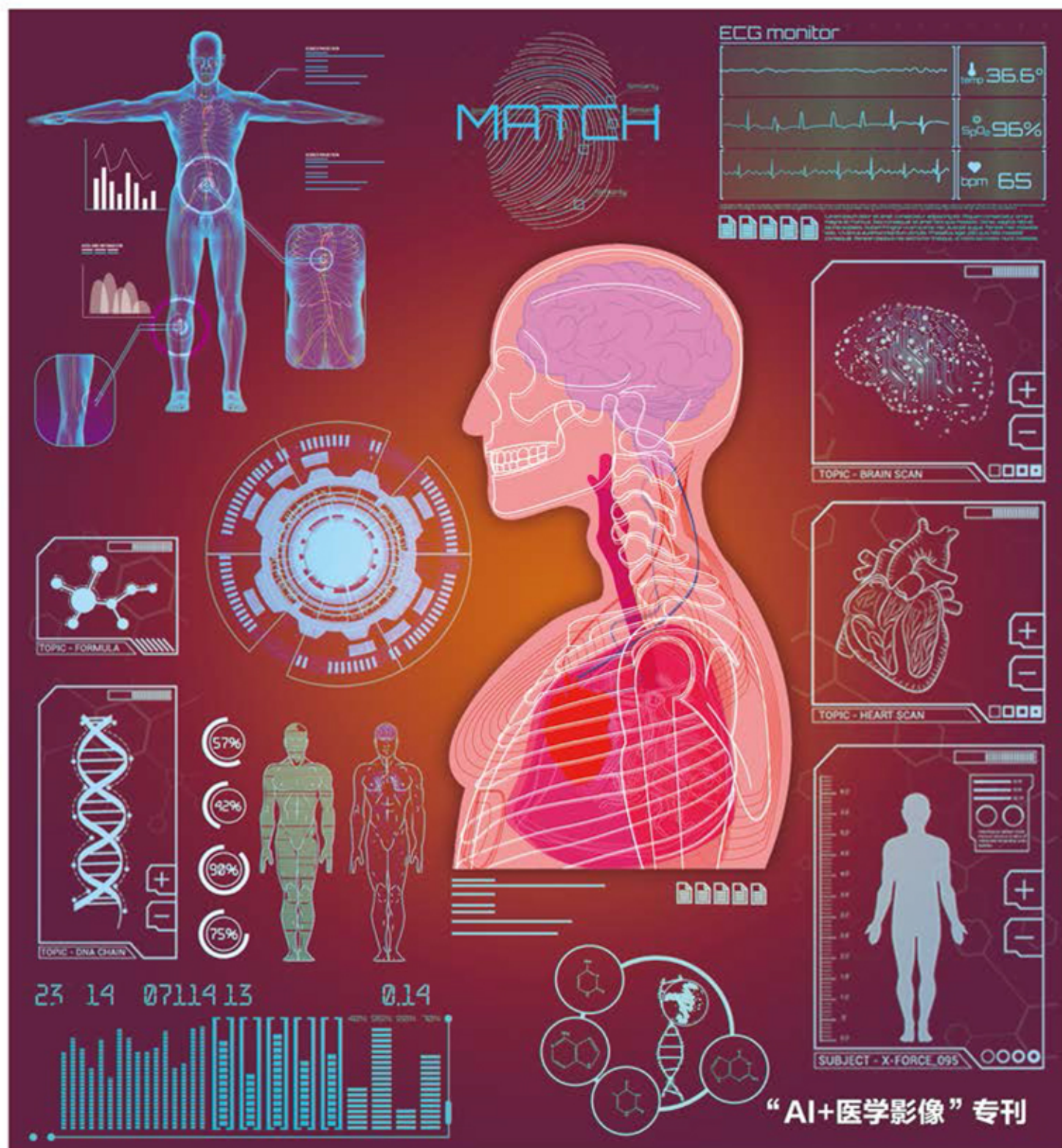
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
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
10
VOL.25

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第25卷第10期（总第294期）

2020年10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 中国科学院空天信息创新研究院

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 Aerospace Information Research Institute, 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

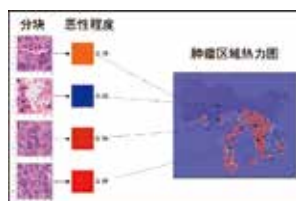
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

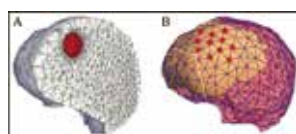
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

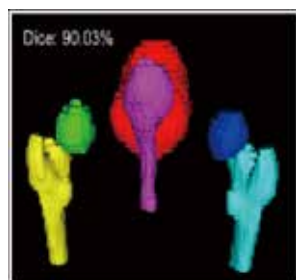
国内定价 60.00元



深度学习在组织病理学中的应用综述(第1982页)



机器学习在术中光学成像技术中的应用研究(第1994页)



2D级联CNN模型的放疗危及器官自动分割(第2110页)

序言	安虹, 张云泉 I
编者按	II

综述

深度学习在医学影像中的应用综述

施俊, 汪琳琳, 王珊珊, 陈艳霞, 王乾, 魏冬铭, 梁淑君, 彭佳林, 易佳锦, 刘盛锋, 倪东, 王明亮, 张道强, 沈定刚	1953
---	------

深度学习在组织病理学中的应用综述

金旭, 文可, 吕国锋, 石军, 迟孟贤, 武铮, 安虹	1982
------------------------------------	------

机器学习在术中光学成像技术中的应用研究

张崇, 王坤, 田捷	1994
------------------	------

前沿进展

医学3D计算机视觉: 研究进展和挑战

杨健程, 倪冰冰	2002
----------------	------

点云算法在医学领域的研究进展

李美佳, 于泽宽, 刘晓, 颜荣耀, 于媛媛, 王大明, 陈涓, 陆军, 祁鹏, 王俊杰, 刘杰	2013
--	------

肝脏肿瘤CT图像深度学习分割方法综述

马金林, 邓媛媛, 马自萍	2024
---------------------	------

磁共振影像深度学习在精神分裂症诊断中的应用综述

宋佩伦, 王雅萍, 耿秀娟, 张航, 宋学勤	2047
------------------------------	------

新型冠状病毒肺炎(COVID-19)医学影像AI诊断研究进展

孟琢, 李铭辉	2058
---------------	------

等强度婴儿脑MR图像分割的深度学习方法综述

张航, 王雅萍, 耿秀娟, 付鹏飞	2068
-------------------------	------

医学影像疾病诊断的残差神经网络优化算法研究进展

周涛, 霍兵强, 陆惠玲, 师宏斌	2079
-------------------------	------

IVIM及纹理分析在术前预测宫颈癌类型和淋巴结转移研究进展

李翠平, 董江宁	2093
----------------	------

4D时空纵向分析在生物医学领域中的应用现状与趋势

徐春园, 曾晓天, 宋泽雨, 唐晓英	2100
--------------------------	------

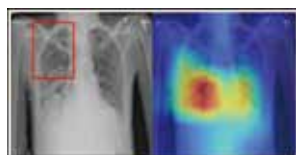
计算机断层扫描图像

2D级联CNN模型的放疗危及器官自动分割

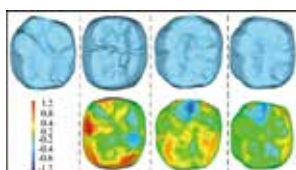
石军, 赵敏帆, 薛旭东, 郝晓宇, 金旭, 安虹, 张红雁	2110
--------------------------------------	------

融合双注意力机制3D U-Net的肺肿瘤分割

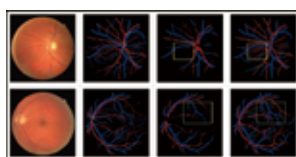
郝晓宇, 熊俊峰, 薛旭东, 石军, 文可, 韩文廷, 李尧扬, 赵俊, 傅小龙	2119
--	------



密集挤压激励网络的多标签胸部X光片疾病分类
(第2238页)



高分辨率深度生成网络的缺失牙体形态设计
(第2249页)



语义融合眼底图像动静脉分类方法(第2259页)

深度学习结合影像组学的肝脏肿瘤CT分割

刘云鹏, 刘光品, 王仁芳, 金冉, 孙德超, 邱虹, 董晨, 李瑾, 洪国斌 2128

超级计算支撑的新冠肺炎CT影像综合分析辅助系统应用

康波, 郭佳, 王帅, 徐波, 孟祥飞 2142

鼻咽癌原发肿瘤放疗靶区的自动分割

薛旭东, 郝晓宇, 石军, 丁轶, 魏伟, 安虹 2151

磁共振图像

组卷积轻量级脑肿瘤分割网络

赵奕名, 李锦, 关欣 2159

深度迭代融合的脑部磁共振图像颅骨去除网络

姚发展, 李智, 王丽会, 程欣宇, 张健 2171

融合密集残差块和GAN变体的医学图像非刚性配准

张桂梅, 胡强, 龚磊 2182

超声图像

结合分段频域和局部注意力的超声甲状腺分割

胡屹杉, 秦品乐, 曾建潮, 柴锐, 王丽芳 2195

面向乳腺超声图像分割的混合监督双通道反馈U-Net

贡荣麟, 施俊, 王骏 2206

乳腺超声双模态数据的协同约束网络

杨子奇, 龚勋, 朱丹, 郭颖 2218

乳腺超声肿瘤动态噪声指数及分割算法

邹海鹏, 龚勋, 胡毕杰, 罗俊 2229

研究应用

密集挤压激励网络的多标签胸部X光片疾病分类

张智睿, 李锦, 关欣 2238

高分辨率深度生成网络的缺失牙体形态设计

郭闯, 戴宁, 田素坤, 孙玉春, 俞青, 刘浩, 程筱胜 2249

语义融合眼底图像动静脉分类方法

高颖琪, 郭松, 李宁, 王恺, 康宏, 李涛 2259

AS-PANet:改进路径增强网络的重叠染色体实例分割

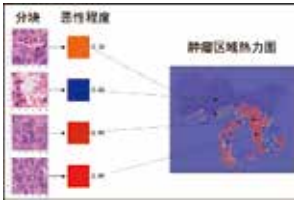
林成创, 赵淦森, 尹爱华, 丁笔超, 郭莉, 陈汉彪 2271

TSCNN:面向可穿戴心电信号监测与分析的卷积神经网络

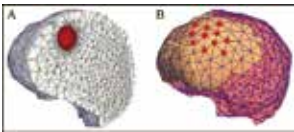
孟琨, 葛康, 宋阳, 杨东溟 2281

CONTENTS

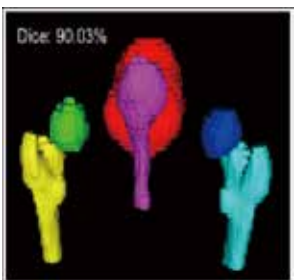
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



A Survey on Applications of Deep Learning in Histopathology(P1982)



Review: the application of machine learning in intraoperative optical imaging technologies(P1994)



Automatic segmentation of organs-at-risk in radiotherapy using 2D cascade-CNN model(P2110)

Review

Applications of deep learning in medical imaging: a survey

Shi Jun, Wang Linlin, Wang Shanshan, Chen Yanxia, Wang Qian, Wei Dongming, Liang Shujun, Peng Jialin, Yi Jiajin, Liu Shengfeng, Ni Dong, Wang Mingliang, Zhang Daoqiang, Shen Dinggang 1953

Survey on the applications of deep learning to Histopathology

Jin Xu, Wen Ke, Lyu Guofeng, Shi Jun, Chi Mengxian, Wu Zheng, An Hong 1982

Review: the application of machine learning in intraoperative optical imaging technologies

Zhang Chong, Wang Kun, Tian Jie 1994

Frontier

Advances and challenges in medical 3D computer vision

Yang Jiancheng, Ni Bingbing 2002

Progress of point cloud algorithm in medical field

Li Meijia, Yu Zekuan, Liu Xiao, Yan Rongyao, Yu Yuanyuan, Wang Daming, Chen Juan, Lu Jun, Qi Peng, Wang Junjie, Liu Jie 2013

Review of deep learning segmentation methods for CT images of liver tumors

Ma Jinlin, Deng Yuanyuan, Ma Ziping 2024

Survey of deep learning in MRI-based diagnosis of schizophrenia

Song Peilun, Wang Yaping, Geng Xiujuan, Zhang Hang, Song Xueqin 2047

Progress of artificial intelligence diagnosis and Prognosis technology for COVID-19 medical imaging

Meng Lu, Li Ronghui 2058

Review of deep learning methods for isointense infant brain MR image segmentation

Zhang Hang, Wang Yaping, Geng Xiujuan, Fu Pengfei 2068

Progress of residual neural network optimization algorithm for medical imaging disease diagnosis

Zhou Tao, Huo Bingqiang, Lu Huiling, Shi Hongbin 2079

Advances in preoperative identification of subtypes and lymph node metastasis of cervical cancer by IVIM and texture analysis

Li Cuiping, Dong Jiangning 2093

Research status and trend of 4D spatiotemporal longitudinal analysis in biomedical field

Xu Chunyuan, Zeng Xiaotian, Song Zeyu, Tang Xiaoying 2100

Computerd Tomography Image

Automatic segmentation of organs-at-risk in radiotherapy using 2D cascade-CNN model

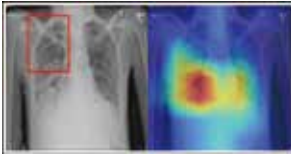
Shi Jun, Zhao Minfan, Xue Xudong, Hao Xiaoyu, Jin Xu, An Hong, Zhang Hongyan 2110

3D U-Net with dual attention mechanism for lung tumor segmentation

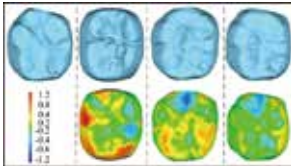
Hao Xiaoyu, Xiong Junfeng, Xue Xudong, Shi Jun, Wen Ke, Han Wenting, Li Xiaoyang, Zhao Jun, Fu Xiaolong 2119

Accurate segmentation method of liver tumor CT based on the combination of deep learning and radiomics

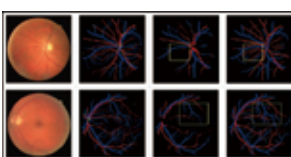
Liu Yunpeng, Liu Guangpin, Wang Renfang, Jin Ran, Sun Dechao, Qiu Hong, Dong Chen, Li Jin, Hong Guobin 2128



Multilabel chest X-ray disease classification based on a dense squeeze-and-excitation network (P2238)



Morphological design of missing tooth driven by high-resolution deep generation network(P2249)



Arteriovenous classification method in fundus images based on semantic fusion(P2259)

Supercomputing-supported COVID-19 CT image comprehensive analysis assistant system

Kang Bo, Guo Jia, Wang Shuai, Xu Bo, Meng Xiangfei 2142

Auto-segmentation of high-risk primary tumor gross target volume for the radiotherapy of nasopharyngeal carcinoma

Xue Xudong, Hao Xiaoyu, Shi Jun, Ding Yi, Wei Wei, An Hong 2151

Magnetic Resonance Image

Lightweight brain tumor segmentation algorithm based on a group convolutional neural network

Zhao Yiming, Li Qiang, Guan Xin 2159

Deep iterative fusion network on skull removal of brain magnetic resonance images

Yao Fazhan, Li Zhi, Wang Lihui, Cheng Xinyu, Zhang Jian 2171

Non-rigid medical image registration based on residual-in-residual dense block and GAN

Zhang Guimei, Hu Qiang, Gong Lei 2182

Ultrasound Image

Ultrasound thyroid segmentation based on segmented frequency domain and local attention

Hu Yishan, Qin Pinle, Zeng Jianchao, Chai Rui, Wang Lifang 2195

Hybrid supervised dual-channel feedback U-Net for segmentation of breast ultrasound images

Gong Ronglin, Shi Jun, Wang Jun 2206

Cooperative suppression network for bimodal data in breast cancer classification

Yang Ziqi, Gong Xun, Zhu Dan, Guo Ying 2218

Dynamic noise index and segmentation algorithm for breast ultrasound tumor

Zou Haipeng, Gong Xun, Hu Bijie, Luo Jun 2229

Research and Application

Multilabel chest X-ray disease classification based on a dense squeeze-and-excitation network

Zhang Zhirui, Li Qiang, Guan Xin 2238

Morphological design of missing tooth driven by high-resolution deep generation network

Guo Chuang, Dai Ning, Tian Sukun, Sun Yuchun, Yu Qing, Liu Hao, Cheng Xiaosheng 2249

Arteriovenous classification method in fundus images based on semantic fusion

Gao Yingqi, Guo Song, Li Ning, Wang Kai, Kang Hong, Li Tao 2259

AS-PANet: a chromosome instance segmentation method based on improved path aggregation network architecture

Lin Chengchuang, Zhao Gansen, Yin Aihua, Ding Bichao, Guo Li, Chen Hanbiao 2271

TSCNN: a convolutional neural network for the monitoring and analysis of the electrical signals of the heart from wearable devices

Meng Lu, Ge Kang, Song Yang, Yang Dongming 2281

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2020)10-2249-10

论文引用格式: Guo C, Dai N, Tian S K, Sun Y C, Yu Q, Liu H and Cheng X S. 2020. Morphological design of missing tooth driven by high-resolution deep generation network. Journal of Image and Graphics, 25(10): 2249-2258 (郭闯, 戴宁, 田素坤, 孙玉春, 俞青, 刘浩, 程筱胜. 2020. 高分辨率深度生成网络的缺失牙体形态设计. 中国图象图形学报, 25(10): 2249-2258) [DOI: 10. 11834/jig. 200252]

高分辨率深度生成网络的缺失牙体形态设计

郭闯¹, 戴宁¹, 田素坤¹, 孙玉春², 俞青³, 刘浩¹, 程筱胜¹

1. 南京航空航天大学机电学院, 南京 210016; 2. 北京大学口腔医学院修复科, 北京 100081;

3. 南京市口腔医院口腔修复科, 南京 210008

摘要: 目的 针对口腔修复体设计中采用标准牙数据库进行再设计时未考虑缺失牙多样性以及个性化程度不足的问题, 提出基于高分辨生成式对抗网络(high resolution generative adversarial network, HRGAN)的缺失牙冠个性化设计方法。方法 首先, 利用图像熵的多方向正交投影方法计算牙体的深度距离值, 并构建出咬合面、舌侧面和颊侧面的具有像素值增强的高分辨率深度图像数据集; 其次, 通过构建的 HRGAN 模型合成具有高分辨率的缺失牙深度图像, 并采用像素—距离的映射关系得到缺失牙齿的 3 维点云数据; 最后, 采用点云配准技术和网格重建方法完成 3 组点云的拼接及 3 维牙冠形态重建。结果 实验采用 500 副牙冠模型进行训练和测试, 通过设置不同损失条件的实验, 与不同方法进行比较分析设计牙冠与目标牙冠的偏差。与计算机辅助设计(computer aided design, CAD)方法和基于生成模型的设计方法对比得出, 本文构建的 HRGAN 模型生成的牙冠形态的标准偏差相比前两者分别降低了 21.2% 和 7%, 均方根值(root mean square, RMS)分别下降了 43.8% 和 9.8%, 并且牙冠咬合面形态与专家设计牙冠形态最为接近。结论 本文提出的基于高分辨率生成网络的牙体设计方法能够有效地完成缺失牙体的形态设计, 设计的牙冠具有天然牙解剖形态特征。

关键词: 全冠修复; 生成式对抗网络(GAN); 图像合成; 点云配准; 牙齿形态设计

Morphological design of missing tooth driven by high-resolution deep generation network

Guo Chuang¹, Dai Ning¹, Tian Sukun¹, Sun Yuchun², Yu Qing³, Liu Hao¹, Cheng Xiaosheng¹

1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Department of Prosthodontics, Peking University School and Hospital of Stomatology, Beijing 100081, China;

3. Department of Prosthodontics, Nanjing Stomatological Hospital, Nanjing 210008, China

Abstract: **Objective** Dental defect is a common problem in oral restoration treatment. For the symptoms of severe tooth loss, the traditional clinical treatment method is porcelain tooth restoration. This method primarily relies on the experience and technology of physicians and experts. Given the long time, this method leads to restoration precision is not easy to control. The current restoration method is to use the dental restoration computer aided design/computer aided manufacturing (CAD/CAM) system for restoration treatment. For example, in the CAD design of full-crown restorations, most methods use the standard tooth model in the standard database as the initial model to replace the defective tooth. A series of algorithms are used to properly deform the crown mesh model to reconstruct the target full-crown restoration model. This method uses the standard tooth model, lacks personalization, and requires a large number of man-machines in the design process.

收稿日期: 2020-06-01; 修回日期: 2020-06-29; 预印本日期: 2020-07-05

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFB1106903)

Supported by: National Key Research and Development Program of China(2018YFB1106903)

With regard to the interactive operation, the operator's technical experience is required, and the design contains a large degree of subjectivity. A personalized design method for the missing tooth crown based on the generative adversarial networks (HRGAN) is proposed to solve the personalized design of complex tooth morphology. **Method** Given the powerful processing ability of the HRGAN on the image, the three-dimensional model is reduced to a two-dimensional image, and the network can learn it. First, the depth distance of the tooth is calculated by using the multi-direction orthogonal projection method, and the high-resolution depth images of the occlusal surface, lingual side, and buccal side were constructed. The quality of the tooth image is optimized by the method of pixel value enhancement to subsequently use the generative confrontation network and better fit the morphological distribution of the crown. Image entropy describes the richness of the information carried by the image. Image entropy is used to evaluate the constructed depth image and construct a batch of learning data sets suitable for deep convolutional networks. Then, based on the multi-scale generative and discriminant models, the structure of the missing tooth restoration network model is constructed. The generative model generates the crown data by capturing the distribution of the crown data. The discriminant model is used to determine whether a sample is from expert design data rather than generated data. The two models are trained alternately and iteratively, playing with each other and constantly optimizing. The network merges a feature-matching loss on the basis of the discriminator to better fit the morphological features of the teeth and adds a perceptual loss to enhance network's ability to reconstruct the shape of the occlusal surface of the tooth. Finally, the point cloud data of the crown are calculated on the basis of the gray value and distance value mapping, and the rough registration is performed according to the information of the missing crown in the adjacent tooth. The iterative closest point algorithm is used to precisely register the generated crown point cloud with the original point cloud and achieve the reconstruction of the missing tooth model. **Result** We have constructed 500 sets of tooth depth map data, of which 400 sets are used as training sets and 100 sets are used as verification sets. The quality of the network-generated image is evaluated by the similarity between the tooth image synthesized from the HRGAN and the image obtained from the expert-designed tooth under experiments with different loss conditions. By calculating the peak signal to noise ratio (PSNR) and structural similarity (SSIM) values of the two groups of images, the similarity between the images generated by the network and the image designed by the expert is improved after adding the loss of feature matching and perception, and the reconstructed occlusal surface of the crown has rich features of tooth pits and sulcus. The deviation analysis of the reconstructed occlusal surface and its corresponding expert design crown is carried out. The results show that compared with the CAD design method and the generative model-based design method, the standard deviation of the crown shape generated by the method in this paper is 21.2% and 7% lower than the former two methods, and the root mean square (RMS) value is 43.8% and 9.8% lower, respectively, and the shape of the occlusal surface of the crown is the closest to the shape of the expert-designed crown. **Conclusion** The experimental results show that the tooth design method based on the high-resolution generation network proposed in this paper can effectively complete the morphological design of the missing tooth, and the designed crown has enough natural tooth anatomical morphological characteristics.

Key words: full crown restoration; generative adversarial network (GAN); image synthesis; point cloud registration; tooth shape design

0 引言

牙齿缺损在口腔修复治疗中最常见,是由于个人口腔卫生习惯不健康、遭受外伤或先天原因导致的牙齿形状不完整、甚至缺失牙齿的症状,进而导致咀嚼功能衰退、发音不标准、面容不美观,甚至诱发龋齿、牙周病等疾病。对于严重牙体缺失的症状,常采用修复体治疗方法进行修复。传统临床治疗方法为烤瓷牙修复,整个流程包括取印模、灌注石膏模

型、手工雕刻、蜡型制作以及模型包埋铸造等多个环节,该方法主要依靠牙科专家的经验和技术,不但修复精度不易控制、耗时较长(大约1周),而且给患者带来诸多不便。现今流行的修复方法主要采用计算机辅助设计/计算机辅助制造(computer aided design/ computer aided manufacturing, CAD/CAM)口腔修复系统进行修复治疗,以标准牙数据库中的牙冠作为缺损牙齿的初始模型,采用一系列变形算法对其咬合面、舌侧面、与邻牙的接触面进行合适的变形操作,重建出目标全冠修复体模型(郑淑贤等,

2011;张长东等,2012;Jiang等,2016)。这种方法以标准牙模型为样本,缺乏个性化程度,以变形算法为设计支撑,对于形态各异的设计对象,其鲁棒性较差。同时,设计过程中需要大量的手动交互操作,掺杂了操作人员较多的主观设计思想。

随着大数据和人工智能的迅速发展,智能化技术开始应用于口腔修复领域,Prajapati等人(2017)利用卷积神经网络和迁移学习对牙科的常见疾病进行了分类;Miki等人(2017)利用卷积神经网络对CT(computed tomography)图中的牙齿进行了区分,达到了牙齿图像分类归档的目的;Xu等人(2019)采用深度卷积神经网络对3维牙齿模型进行了分割和标签化,其分割效果超过了基于数字化几何的方法,对上、下颌牙模型分割准确度分别为99.06%和98.79%;Tian等人(2019)利用3维卷积神经网络对不同类型的3维牙列模型进行分类和分割,同样达到了理想的效果;Zhang等人(2019)利用稀疏八叉树卷积神经网络实现了牙齿预备体颈缘线的自动提取,其分割效果达到了数字化方法分割的效果,准确率达到97.23%;袁福来等人(2019)利用条件生成式对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN)(Isola等,2017)重建出缺失牙咬合面模型,结果表明生成的咬合面具有个性化的解剖

形态,但是其方法只适用于牙齿咬合面的生成,并且生成的图像分辨率最高只能达到 256×256 像素。

针对前期研究工作中利用CGAN得到的结果分辨率有限,仅限于牙冠咬合面设计,缺乏对牙冠整体形态设计,本文以提高牙冠修复质量为目的,研究对象为全部缺失、待修复的牙齿,首先,采用基于图像熵的正交投影技术生成像素增强的多视图高分辨率牙列图像,包含咬合面、颊侧和舌侧的形态,构建缺失牙和专家设计牙深度信息图数据集,然后,构建高分辨率生成式对抗网络(high resolution generative adversarial network, HRGAN)模型学习牙齿表面形态分布规律,得到待修复牙的2维图像模型,再将其转化为3维点云数据,并通过点云配准等算法重建出完整的缺失牙模型,最后,通过定性定量评估重建牙冠的质量证明了本文方法的有效性。

1 本文方法

本文方法具体流程如图1所示,主要工作包括:

1)构建适用于深度学习的高分辨率牙齿深度图像数据集。通过正交投影的方法分别生成图像集A和图像集B,其中图像集A为缺失牙两侧邻牙的咬合面及舌颊侧面灰度图像;图像集B为专家设计

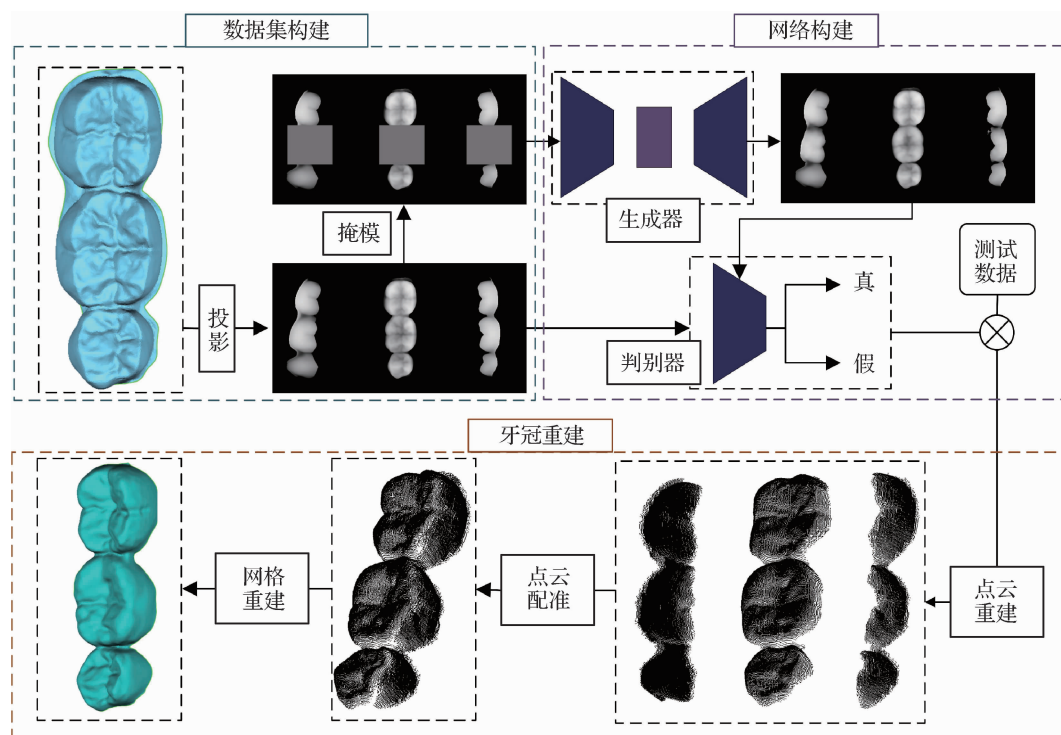


图1 缺失牙体设计技术流程

Fig. 1 Technical process of missing tooth design

后的缺失牙和邻牙的咬合面及舌颊侧面灰度图像。分别构建出用于网络训练的训练集和用于测试网络训练结果的测试集。

2) 构建高分辨率全冠修复网络模型。本文基于 pix2pixHD 网络模型 (Wang 等, 2018), 构建出适用于全冠图像生成的网络模型, 将缺失牙列图像数据集和专家设计牙列图像数据集作为网络训练的数据, 根据训练的结果不断调整网络参数, 并通过损失函数和测试结果的反馈优化网络模型, 得到较优的网络模型及训练结果。

3) 缺失牙冠 3 维模型重建。通过灰度—距离映射将网络生成的灰度图转化为点云数据, 得到咬合面、舌侧面和颊侧面 3 组点云数据, 根据 3 组点云数据与原始点云数据的邻牙信息将其进行配准拼接, 并通过网格重建实现缺失牙牙冠的造型。

4) 重建牙冠模型质量评估。比较重建出的牙齿图像与专家设计模型的相似性来评价网络生成图像的质量, 同时比较重建后 3 维网格模型和专家设计模型咬合面的距离偏差, 评价咬合面重建质量, 最后与现有方法进行对比, 验证了本文方法的有效性。

2 基于生成对抗网络的牙体设计方法

2.1 基于图像熵的高分辨率牙齿深度图构建

3 维牙齿模型是口腔计算机辅助设计中常用的 3 维模型, 由于生成式对抗网络 (generative adversarial network, GAN) (Goodfellow 等, 2014) 在 2 维图像上具有强大的处理能力, 考虑把 3 维模型降维转换为 2 维图像进行网络学习。牙齿咬合面形态具有复杂性和多样性, 构建深度图时对咬合面进行采

样的信息数量在一定程度上影响后续生成牙冠的质量, 因此本文采用射线求交的方法构建牙齿模型高分辨率灰度图像数据集, 使得从牙齿源数据中获取更多表面特征信息。概括说, 首先利用旋转平移操作将大量 3 维牙齿模型在世界坐标系中对齐, 然后分别求出牙齿 3 维模型咬合面、舌侧面和颊侧面的深度距离, 把求得的距离值转化为深度图像素值, 最终构建出分辨率为 $1\,024 \times 512$ 像素的牙齿深度图数据集。

以生成咬合面深度图为例具体描述投影方法, 如图 2(a), 首先在目标模型包围盒 z 方向一定距离 γ 构建投影平面, 大小为 512×512 像素, 然后通过射线求交的方法计算投影平面上任意一点 $A(x, y)$ 到目标模型表面的最短距离 d , 定义到投影平面距离为 h 的极限平面, 超出此平面的目标模型表面则不会投影, 转化为深度图中的像素值为 0, 在平面内的目标模型表面则根据其到投影平面的垂直距离转化为 $0 \sim 255$ 之间的像素值, 转化式为

$$I(x, y) = 255 - \frac{255 d^n}{h^n} \quad (1)$$

式中, $I(x, y)$ 为待求像素点的灰度值; h 为极限平面的距离, 取值为 6 时得到的灰度图能够较好地保持牙冠的特征; d 为投影点到目标模型的垂直距离; n 为图像增强因数。

不同的 n 取值得到的图像明暗程度和图像质量不同, 本文通过图像熵比较不同 n 值的图像所携带的信息量丰富程度, 图像熵计算式为

$$E = - \sum_{i=0}^s P_{(i)} \log_2 P_{(i)} \quad (2)$$

式中, E 为图像熵; $P_{(i)}$ 为图中像素值 i 出现的概

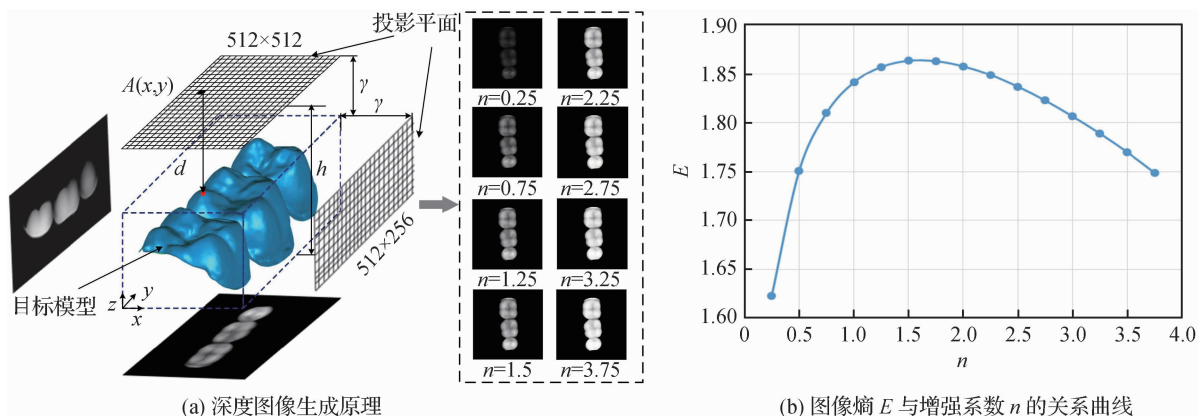


图 2 深度图构建以及 E - n 曲线

Fig. 2 Depth map construction and E - n relation curve ((a) depth map construction; (b) E - n relation curve)

率; s 为灰度值范围(0~255)。

为了使 HRGAN 模型能够更好地拟合牙冠的形态分布, 在保证图像特征的情况下, 研究了不同 n 值对图像熵 E 值的影响, E 值越大, 表示图像中偏离图像直方图高峰灰度区程度越大, 图像包含的信息量越大。从图 2(b) 可以看出, 图像熵 E 随着 n 的增大先增大后减小, 在 $n = 1.5$ 时达到峰值, 因此本文选取 $n = 1.5$ 构建出牙齿深度图数据集。

2.2 基于特征匹配损失和感知损失的神经网络模型构建

GAN 是一种训练生成式模型的方法, 由生成模型和判别模型构成, 生成模型通过捕捉数据分布生成数据, 判别模型用于预测一个样本来自于真实数据而不是生成数据的概率。两个模型单独交替迭代训练, 生成模型尽可能生成逼真的样本, 判别模型判别其真实性, 两个模型进行博弈, 不断优化。

随着 GAN 的发展, 高分辨率、高质量图像的生成任务成为研究热点。本文基于 pix2pixHD 构建出

可同时生成牙齿咬合面及舌、颊侧面的网络模型。图 3 为网络结构示意图, 其中生成器由全局生成网络 G_1 和局部增强网络 G_2 组成, G_1 由 3 部分构成: 一个卷积前端 $G_1^{(F)}$, 一系列残差结构 $G_1^{(R)}$, 和一个反卷积后端 $G_1^{(B)}$ 。一幅分辨率为 1024×512 像素的初始图像经过这 3 个部分后生成一幅分辨率为 1024×512 像素的接近目标的图像, G_2 也由 3 部分构成: 一个卷积前端 $G_2^{(F)}$, 一系列残差结构 $G_2^{(R)}$ 和一个反卷积后端 $G_2^{(B)}$ 。为了整合 G_1 的信息到 G_2 , 使得 $G_1^{(B)}$ 的最后一层特征图和 $G_2^{(F)}$ 的输出特征图所对应的元素之和作为 $G_2^{(R)}$ 的输入。为了区分生成器生成的图像和真实图像, 判别器需要有一个非常大的感受视野, 利用 3 个相同结构的判别器 D_1 、 D_2 和 D_3 对 3 个不同尺寸的图像进行操作。其中, 粗糙尺度的判别器具有最大的感受野, 用来指导全局信息的生成, 精细尺度的判别器指导生成器生成更加精细的细节。

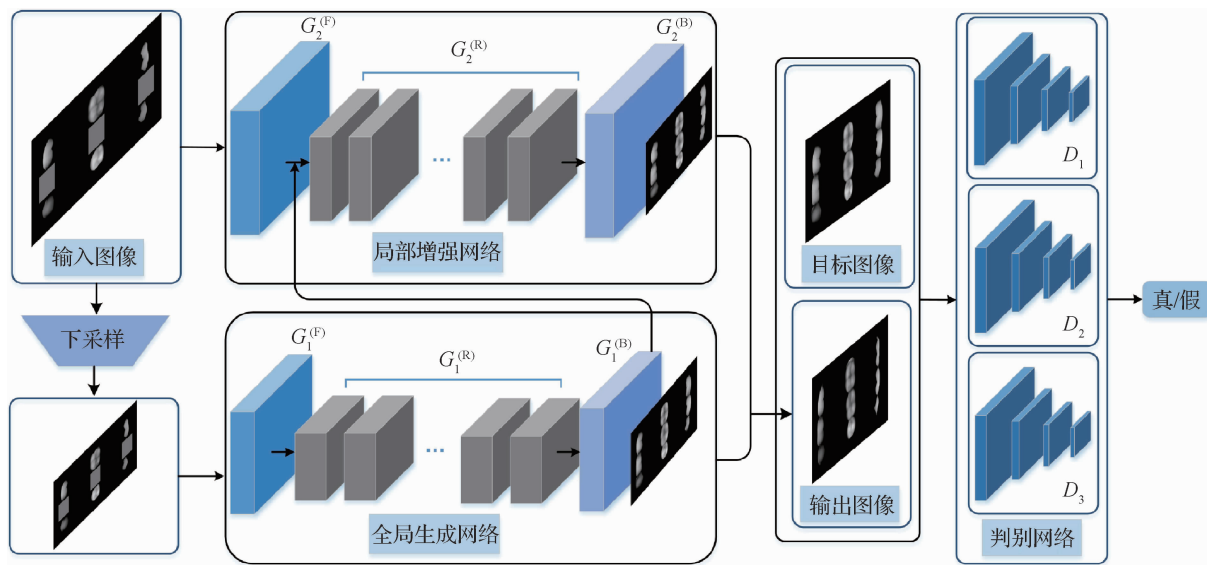


图3 网络结构示意图

Fig. 3 Networks structure diagram

牙齿表面解剖形态复杂, 为了提升网络对牙齿复杂特征的学习能力, 在生成对抗损失(式(3))基础上, 基于判别器合并一个特征匹配损失(式(4))提升 GAN 的损失, 并且加入感知损失(式(5))探讨对网络性能的影响。生成对抗损失计算为

$$\min_G \max_D L_{\text{GAN}}(G, D) = E_{x,y} [\log D(x, y)] + E_x [\log(1 - D(x, G(x)))] \quad (3)$$

式中, x 为输出缺失牙冠数据, y 为目标专家设计牙冠数据。特征匹配损失为

$$L_{\text{FM}}(G, D_k) =$$

$$E_{(x,y)} \sum_{i=1}^T [\|D_k^{(i)}(x, y) - D_k^{(i)}(x, G(x))\|_1] \quad (4)$$

式中, G 为生成器, D 为判别器, E 表示计算期望值, T 为总层数, N_i 为每层的元素数, $G(x)$ 表示由初始分布生成的数据, $D(x, y)$ 表示判别器判别输入数据

来自真实数据分布的概率, $D_k^{(i)}$ 为判别器 D_k 在第 i 层的特征提取器。感知损失为

$$L_{\text{perception}}(F, G) = 10 \sum_{i=1}^N \frac{1}{M_i} [\|F^{(i)}(y) - F^{(i)}(G(x))\|_1] \quad (5)$$

式中, M_i 为 VGG (visual geometry group) 网络第 i 层隐藏层元素数, $F^{(i)}$ 表示第 i 层计算值, $\|\cdot\|$ 表示生成数据和目标数据在第 i 层隐藏层的偏差值。

最终的目标函数为

$$G^* = \arg \min_G \max_D L_{\text{GAN}}(G, D) + \lambda_1 L_{\text{FM}}(G, D) + \lambda_2 L_{\text{Per}}(F, G) \quad (6)$$

式中, λ_1 、 λ_2 是后两项损失的权重值。

2.3 基于邻牙特征的缺失牙体重建

重建出 HRGAN 模型图像数据结果的 3 维牙冠模型, 包含牙齿咬合面深度图和舌、颊侧面深度图, 首先通过投影逆变换把图像像素值转化为 3 维点坐标值, 得到咬合面、舌以及颊侧面共 3 组点云数据, 由于待修复牙体的邻牙信息不变, 通过邻牙对这 3 组点云数据进行配准, 从而得到完整的牙冠, 牙体 3 维重建示意图如图 4 所示。

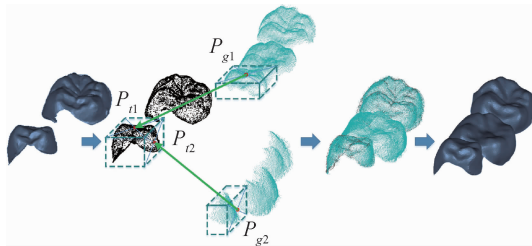


图 4 缺失牙体配准重建示意图

Fig. 4 Missing tooth registration and reconstruction schematic

配准的步骤为:

1) 把原始缺失牙的邻牙转化为点云模型, 计算出单个邻牙包围盒中某一面的中心点 P_{d1} (咬合面中心) 或 P_{d2} (舌侧面中心)。

2) 把网络生成的点云进行降噪处理后计算其邻牙的包围盒某一面中心点 P_{g1} (咬合面中心) 或 P_{g2} (舌侧面中心), 然后计算出平移向量 $P_{g1} P_{d1}$ 和 $P_{g2} P_{d2}$, 通过平移将生成点云与原始点云进行粗配准。

通过点云配准 (iteration closest point, ICP) 算法对两组点云进行精配准 (Besl 和 McKay, 1992), 首先在生成点云 G 中取得点集 G_i , 在原始点云中取得点集 T_i , 使得 $\|T_i - G_i\|$ 最小, 然后计算旋转矩

阵 R 和平移矩阵 M , 使得误差函数

$$W(R, M) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|T_i - (RG_i + M)\|^2 \quad (7)$$

最小, 利用矩阵 R 和 M 对点集 G_i 进行旋转和平移变换, 得到变换后的点集 G'_i , 计算 G'_i 与 G_i 对应点的平均距离 d , 即

$$d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|G'_i - G_i\|^2 \quad (8)$$

式中, n 是点集的大小。

3) 若 d 小于给定阈值或大于预设迭代次数, 则停止迭代计算, 否则继续在生成点云中取得点集 G'_i , 重复以上步骤, 直至满足收敛条件结束, 完成后把 3 组点云合并输出。

4) 利用上述 ICP 配准方法把合并后的点云再与原始点云进行配准, 最后利用区域增长方法 (Zhang 等, 2017) 把配准后的点云网格化。

3 实验结果分析

3.1 实验平台及数据集

实验的硬件设备为具有 Intel Xeon Platinum 8168 CPU, GeForce GTX 1080Ti GPU (12 GB 显存) 的计算机, 网络训练环境为 Windows 10 操作系统, PyTorch 1.2.0, CUDA 8.0, Python 3.5。为了验证本文方法, 以患龋率较高的 36 号或 46 号牙为研究对象, 构建样本数据集 500 个, 其中训练集 400 个, 测试集 100 个。每组样本包含两个数据: 缺失牙列图像和专家设计牙列图像。网络初始学习率为 0.000 2, 批次为 1, 迭代次数为 500。

3.2 网络学习结果

损失函数是影响神经网络学习结果的重要因素, 其用来评价模型真实值和预测值之间的差异程度, 网络训练过程中不断最小化损失函数使得模型的预测结果更加准确, 本文网络的损失函数包括生成器和判别器的损失 (式 (3))、基于判别器的特征匹配损失 (式 (4))、感知损失 (式 (5)) 这 3 部分。为了比较不同损失函数对网络学习结果的影响, 设置了 3 组对比实验 (表 1), 第 1 组: 只有生成器和判别器的损失; 第 2 组: 在第 1 组的基础上加入特征匹配损失; 第 3 组: 在第 2 组的基础上加入感知损失。

在网络训练完成后进行测试, 3 组实验结果如图 5 所示。

表1 对比实验设置
Table 1 Contrastive experimental setup

	生成判别损失	特征匹配损失	感知损失
第1组	√		
第2组	√	√	
第3组	√	√	√

通过两种图像质量评价方法,峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和结构相似性(structural similarity, SSIM)(Wang 等,2004)定量评价3组实验得到的结果图像的质量,计算为

$$M_{SE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [X(i,j) - Y(i,j)]^2 \quad (9)$$

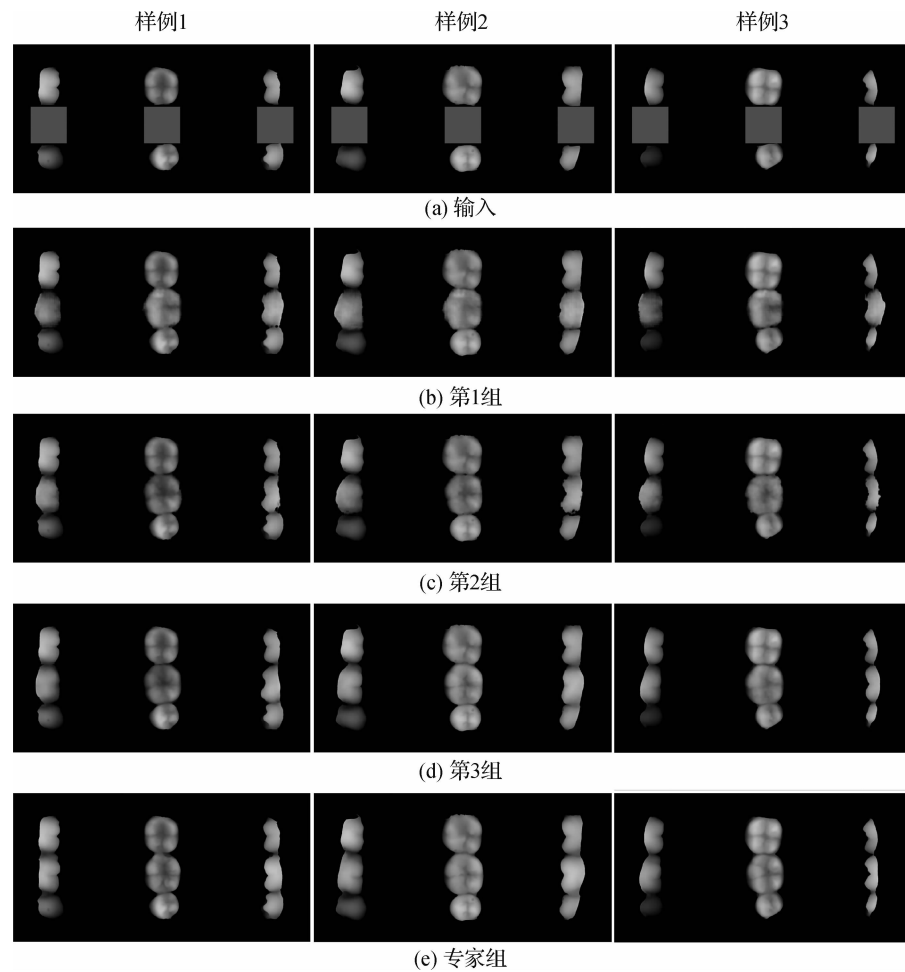


图5 3组样例在3组实验下的测试结果图

Fig. 5 Test results of three groups of samples in three groups of experiments
((a) input images; (b) group one; (c) group two; (d) group three; (e) ground truth)

$$P = 10 \lg \left(\frac{M^2}{M_{SE}} \right) \quad (10)$$

式中, M_{SE} 是均方误差; m 、 n 分别是图像的宽度和高度; $X(i, j)$ 和 $Y(i, j)$ 分别是目标图像(专家数据)和生成图像的像素值; M 是图像像素最大值, 取值为 255, PSNR 为峰值信噪比。

$$SSIM(X, Y) = \frac{(2\mu_X\mu_Y + c_1)(2\sigma_{XY} + c_2)}{(\mu_X^2 + \mu_Y^2 + c_1)(\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + c_2)} \quad (11)$$

式中, SSIM 为结构相似性, μ_X 、 μ_Y 分别是图像 X 和 Y

的均值; σ_{XY} 是图像 X 和 Y 的协方差; σ_X^2 和 σ_Y^2 分别是图像 X 和 Y 的方差。 c_1 和 c_2 是常数。

通过比较每一组实验结果图像与专家组图像之间的差异, 计算出 PSNR 值和 SSIM 值, 如表 2 所示。

从图 5 和表 2 可以得出, 当只设置生成器和判别器的损失时, 缺失牙的形貌没有得到完全恢复, 只生成出整体轮廓, 缺少窝沟等细节; 加入特征匹配损失后, 生成结果得到了改善, 浮现出了窝沟形态, 不过比较粗糙; 加入感知损失后缺失牙的生成效果良好, 咬合面、舌、颊侧面整体轮廓和窝沟都得以恢复,

表 2 不同实验组别图像质量评价
Table 2 Evaluation value of image quality in different experimental groups

样例	组别	PSNR/dB	SSIM
样例 1	第 1 组	25.60	0.969 3
	第 2 组	25.93	0.971 6
	第 3 组	26.22	0.974 8
样例 2	第 1 组	26.24	0.970 2
	第 2 组	27.15	0.972 5
	第 3 组	28.57	0.979 3
样例 3	第 1 组	24.47	0.969 9
	第 2 组	25.53	0.977 5
	第 3 组	27.99	0.980 0

与专家设计较为接近,并且 PSNR 值和 SSIM 值都有所提升。

3.3 牙冠重建结果分析

在第 3 组实验结果的基础上,利用 2.3 节的方法重建出 3 个样例的牙冠曲面。咬合面的质量决定牙冠修复的质量,因此重建出 3 维网格模型后,对其咬合面进行偏差分析,计算网络生成的牙冠咬合面与专家设计的咬合面之间的偏差值,图 6 展示了 3 组样例的重建结果及其偏差色谱图,表 3 为 3 组样例中网络生成结果与专家设计模型之间的偏差值,从结果中可以看出,利用 HRGAN 修复的牙冠模型与专家设计模型之间整体距离偏差不大,只存在局部偏差较小区域,没有偏差值特别突出的地方,满足功能性修复要求(Yu 等,2018)。

3.4 不同方法对比

为了验证本文方法的有效性,与 CAD 全冠修复方法和袁福来等人(2019)的方法进行了对比,结果如图 7 所示,图中 Δ 表示标准偏差,RMS 为均方根值。图 7(b)口腔 CAD 设计系统设计的牙冠的设计方法是对标准牙数据库中的同名牙进行调颌变形得到的牙冠模型,其咬合面解剖形态与专家设计牙冠相差较大,通过对比其与专家设计牙冠的偏差值发现局部偏差值较大,通过计算标准偏差 Δ 为 0.386,均方根值为 0.541;为了对比本文方法和袁福来等人(2019)方法的牙冠结果的差异,两者在相同数据集上进行了对比测试,从图 7 中可以看出,相比图 7(c)的方法,本文方法得到的牙冠与专家设计牙冠

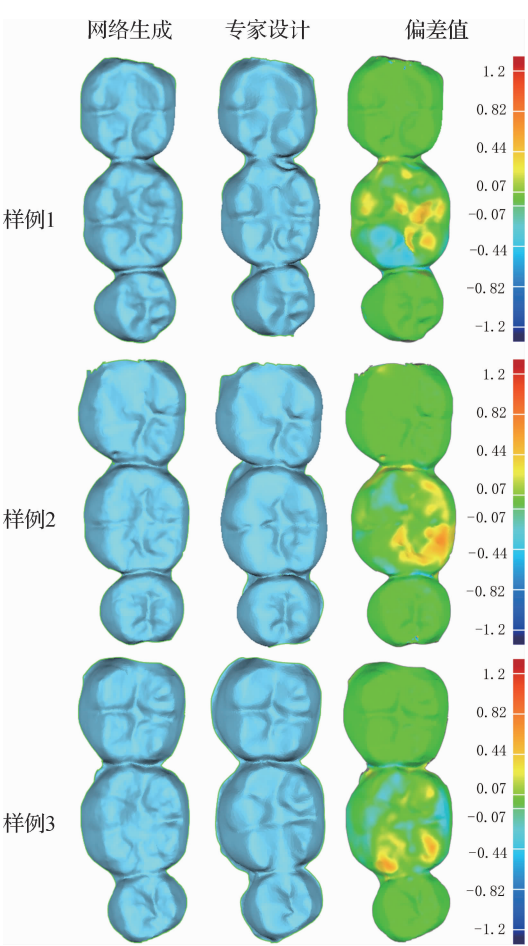


图 6 咬合面重建结果及偏差分析
Fig.6 Reconstruction results and deviation analysis of occlusal surface

表 3 不同样例偏差评价
Table 3 Different examples of bias evaluation

样例	偏差平均值	标准偏差	均方根值
样例 1	-0.037	0.356	0.358
样例 2	-0.048	0.386	0.389
样例 3	-0.036	0.240	0.243

的标准偏差 Δ 下降了约 7%,均方根值 RMS 下降了约 10%,并且咬合面形态与专家设计最为接近。

4 结 论

针对牙体缺损修复中个性化程度低、修复质量差等问题,提出了一种基于 HRGAN 模型的全冠修复体设计方法。通过构建高分辨率牙列数据集,采用基于特征匹配损失和感知损失的深度生成网络合成具有高分辨率牙冠多视图图像,并将图像反向映

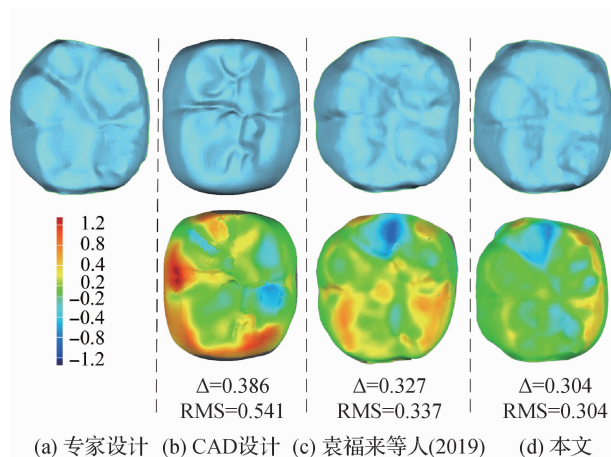


图7 不同方法生成牙冠结果对比

Fig. 7 Comparison of the results of different methods

((a)expert design; (b)CAD; (c)Yuan et al. (2019); (d)ours)

射为点云后进行配准,得到缺失牙牙冠。最后,与口腔CAD方法和低分辨率生成网络进行对比发现,本文方法重建后的牙冠与专家数据偏差最小,具备个性化咬合面形态。同时,验证了本文方法的有效性,有利于提高口腔全冠修复治疗的效果。

本文方法仍存在一些不足:1)只针对患病率最高的第一磨牙进行研究,未来工作将进一步研究不同牙位、多颗患牙的多元数据网络设计方法,丰富网络训练数据集,提升网络的泛化能力;2)基于邻牙对多视图牙齿点云模型进行配准过程中可能出现噪音点,对本文方法配准精度有所影响,未来将研究通过牙齿关键特征进行点云配准的方法完成牙齿形态设计。今后将针对以上问题展开进一步研究,达到更加高效、稳定的牙齿设计目标。

参考文献 (References)

- Besl P J and McKay N D. 1992. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2): 239-256 [DOI: 10.1109/34.121791]
- Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, Courville A and Bengio Y. 2014. Generative adversarial nets//*Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Montreal: MIT Press: 2672-2680
- Isola P, Zhu J Y, Zhou T H and Efros A A. 2017. Image-to-image translation with conditional adversarial networks//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu: IEEE: 1125-1134 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.632]
- Jiang X T, Dai N, Cheng X S, Wang J, Peng Q J, Liu H and Cheng C. 2016. Robust tooth surface reconstruction by iterative deformation. *Computers in Biology and Medicine*, 68: 90-100 [DOI: 10.1016/j.combiomed.2015.11.001]
- Miki Y, Muramatsu C, Hayashi T, Zhou X R, Hara T, Katsumata A and Fujita H. 2017. Classification of teeth in cone-beam CT using deep convolutional neural network. *Computers in Biology and Medicine*, 80: 24-29 [DOI: 10.1016/j.combiomed.2016.11.003]
- Prajapati S A, Nagaraj R and Mitra S. 2017. Classification of dental diseases using CNN and transfer learning//*Proceedings of the 5th International Symposium on Computational and Business Intelligence*. Dubai: IEEE: 70-74 [DOI: 10.1109/ISCBI.2017.8053547]
- Tian S K, Dai N, Zhang B, Yuan F L, Yu Q and Cheng X S. 2019. Automatic classification and segmentation of teeth on 3D dental model using hierarchical deep learning networks. *IEEE Access*, 7: 84817-84828 [DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2924262]
- Wang T C, Liu M Y, Zhu J Y, Tao A, Kautz J and Catanzaro B. 2018. High-resolution image synthesis and semantic manipulation with conditional GANs//*Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City: IEEE: 8798-8807 [DOI: 10.1109/CVPR.2018.00917]
- Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R and Simoncelli E P. 2004. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4): 600-612 [DOI: 10.1109/TIP.2003.819861]
- Xu X J, Liu C and Zheng Y Y. 2019. 3D tooth segmentation and labeling using deep convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 25(7): 2336-2348 [DOI: 10.1109/TVCG.2018.2839685]
- Yu X L, Cheng X S, Dai N, Chen H, Yu C J and Sun Y C. 2018. Study on digital teeth selection and virtual teeth arrangement for complete denture. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 155: 53-60 [DOI: 10.1016/j.cmpb.2017.11.022]
- Yuan F L, Dai N, Tian S K, Zhang B, Sun Y C, Yu Qing and Liu H. 2019. A full crown restoration approach for defect teeth based on CGAN. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 31(12): 2113-2120 (袁福来, 戴宁, 田素坤, 张贝, 孙玉春, 俞青, 刘浩. 2019. 采用条件生成式对抗网络的缺损牙全冠修复技术. *计算机辅助设计与图形学学报*, 31(12): 2113-2120) [DOI: 10.3724/SP.J.1089.2019.17774]
- Zhang B, Dai N, Tian S K, Yuan F L and Yu Q. 2019. The extraction method of tooth preparation margin line based on S-Octree CNN. *International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering*, 35(10): e3241 [DOI: 10.1002/cnm.3241]
- Zhang C D, Dai N, Liao W H, Yan G D, Sun Y C, Wang Y and Lyu P J. 2012. Partially missing dental occlusion surface adaptive reconstruction algorithm. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 31(2): 203-210 (张长东, 戴宁, 廖文和, 闫国栋, 孙玉春, 王勇, 吕培军. 2012. 部分缺失牙齿咬合面自适应重建算法. *中国生物医学工程学报*, 31(2): 203-210) [DOI: 10.3969/j.

issn. 0258-8021. 2012. 02. 007]

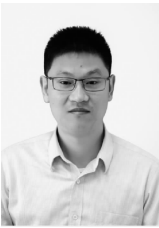
Zhang C D, Liu T T, Liao W H, Yang T and Jiang L Y. 2017. Computer-aided design of dental inlay restoration based on dual-factor constrained deformation. Advances in Engineering Software, 114: 71-84 [DOI: 10.1016/j.advengsoft.2017.06.005]

Zheng S X, Li J and Sun Q F. 2011. 3D deformation design method for prosthetic dental surface based on feature mapping. Journal of Mechanical Engineering, 47(3): 129-134 (郑淑贤, 李佳, 孙庆丰. 2011. 基于特征映射的义齿表面 3 维变形设计方法. 机械工程学报, 47(3): 129-134) [DOI: 10.3901/JME.2011.03.129]

作者简介



郭闯, 1996 年生, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为数字化医疗装备技术与深度学习。
E-mail: chuanguo96@163.com



戴宁, 通信作者, 男, 教授, 主要研究方向为 CAD/CAM、生物医学工程。
E-mail: dai_ning@nuaa.edu.cn

田素坤, 男, 博士研究生, 主要研究方向为人工智能与医疗。
E-mail: sukhum169@hotmail.com

孙玉春, 男, 主任医师, 主要研究方向为口腔修复。
E-mail: polarshining@163.com

俞青, 男, 主任医师, 主要研究方向为数字化口腔修复。
E-mail: kqmike@163.com

刘浩, 男, 副教授, 主要研究方向为数字化技术。
E-mail: liuhao-01@nuaa.edu.cn

程筱胜, 男, 教授, 主要研究方向为数字化医疗装备。
E-mail: smcadme@nuaa.edu.cn