

卷积神经网络辅助三维头影解剖标志自动化目标检测的研究与应用进展

庄文博¹ 胡越¹ 陈沁豪¹ 商莉¹ 张逸天² 桂海军³

¹上海交通大学医学院,上海 200025; ²上海交通大学电子信息与电气工程学院,上海 200240; ³上海交通大学医学院附属第九人民医院口腔颌面科,上海交通大学口腔医学院,国家口腔医学中心,国家口腔疾病临床医学研究中心,上海市口腔医学重点实验室,上海市口腔医学研究所,上海 200011

通信作者:桂海军,Email:yuanqing860409@163.com

【摘要】 基于二维影像的头影测量分析技术是当前临床诊断的“金标准”,但仍存在由于二维图像失真、解剖标志重叠等导致的“解剖误差”和人工手动标点造成的“人工误差”。三维头影测量分析目前已广泛应用于临床诊断,对于“解剖误差”有着重要辅助作用;自动化头影测量分析是利用图像处理与深度学习对头影解剖标志进行自动识别与标点,对于改善二维测量分析的“人工误差”有重要意义。卷积神经网络(CNN)是目前基于深度学习最有效的图像处理与目标检测方法,在三维头影解剖标志自动化目标测量领域有着巨大应用潜力。本文综合国内外有关研究与应用,回顾了三维头影解剖标志测量分析体系的现状,并对基于CNN的牙颌面三维头影解剖标志自动化目标检测的研究进展进行了探索与综述。

【关键词】 卷积神经网络; 牙颌面畸形; 头影测量分析; 三维解剖标志; 深度学习

基金项目:上海交通大学医学院大学生创新训练计划(1723X012);上海交通大学医学院附属第九人民医院研究型医师培育项目(2022hbyjxys-ghj)

引用著录格式:庄文博,胡越,陈沁豪,等.卷积神经网络辅助三维头影解剖标志自动化目标检测的研究与应用进展[J/OL].中华口腔医学研究杂志(电子版),2025,19(1):70-74.

DOI:10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2025.01.010

Advances in research and application of convolutional neural network - assisted automated target detection of anatomical landmarks in three-dimensional cephalograms

Zhuang Wenbo¹, Hu Yue¹, Chen Qin hao¹, Shang Li¹, Zhang Yitian², Gui Haijun³

¹Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200025, China; ²School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; ³Department of Oral and Cranio-Maxillofacial Surgery, Shanghai Ninth People's Hospital, College of Stomatology, Shanghai Jiao Tong University; National Center for Stomatology, National Clinical Research Center for Oral Diseases, Shanghai

Key Laboratory of Stomatology, Shanghai Research Institute of Stomatology, Shanghai 200011, China

Corresponding author: Gui Haijun, Email: yuanqing860409@163.com

【Abstract】 Cephalometric analysis technology based on two-dimensional images has always been the ‘golden standard’. Still, there are the problems of ‘anatomical errors’ caused by the distortion of two-dimensional images and overlapping of anatomical landmarks, and ‘artificial errors’ caused by manual punctuation. Three-dimensional (3D) cephalometric analysis, which has been widely used in clinical diagnosis, and playing a more and more important role for resolving the ‘anatomical error’ problem. Automatic cephalometric analysis, which uses image processing and deep learning for identifying and punctuating cephalometric landmarks automatically, could be used for resolving the ‘manual error’ problem. Convolutional neural network (CNN) based on deep learning is currently the most effective technology of image processing and target detection, which has shown its great potential for automatic target detection of 3D cephalometric landmarks. Based on literature review, we summarized the current status of 3D cephalometric analysis and the research progress of CNN for automatic target detection of 3D cephalometric landmarks.

【Key words】 Convolutional neural network; Dentofacial deformity; Cephalometric analysis; Three-dimensional anatomical landmark; Deep learning

Funding programs: Innovative Training Program for College Students of Shanghai Jiao Tong University School of Medicine (1723X012); The Research Foundation of Shanghai Ninth People's Hospital affiliated with Shanghai Jiao Tong University School of Medicine (2022hbyjxys-ghj)

DOI:10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2025.01.010

头影测量分析技术目前已在牙颌面的诊断与治疗中得到广泛应用^[1],尤其是辅助牙颌面畸形手术方案的制定。但

目前的临床“金标准”,基于手动标记矢状向头颅侧位片解剖标志的二维头影测量分析技术^[2],存在以下问题:(1)由于二维图像失真、解剖标志重叠导致的“解剖误差”;(2)手动点取解剖标志和测量分析导致的“人工误差”。

基于多模态影像数据构建的高精度牙颌面三维解剖模型^[3-4],因其包含精细的牙/颌骨/软组织三维解剖信息,目前已在临床广泛应用以解决“解剖误差”的问题;作为目前最有效的深度学习模型,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在目标检测算法中能够输出包含丰富的特征信息的特征图,为后续目标检测奠定基础,已经被成功应用于医学图像处理领域,展现出其用来解决“人工误差”的巨大潜力^[5]。

因此,本文将对三维头影测量分析技术的现状,以及聚焦至CNN辅助三维头影测量分析的研究与应用进展进行综述,最终为CNN辅助三维头影测量分析技术的研究与应用提供总结与前景展望。

一、三维头影测量分析技术的研究与应用进展

三维头影测量分析的技术体系主要包括三维头影解剖标志体系和三维头影测量参数体系2个部分。

1. 三维头影解剖标志体系:检测并标注医学影像上的解剖标志并建立各种测量参数,有助于牙颌面畸形的诊断和治疗。由于骨性解剖标志位置相对确定,早期的三维解剖标志体系主要基于骨性解剖^[6]。近些年,随着数字化技术的发展,更多研究将软组织解剖标志纳入,并在统计分析过程中将三维骨性解剖标志与软组织解剖标志合并。

课题组对现有三维头影解剖标志体系进行了检索,对每项研究的研究内容、解剖点和筛选原因制作了表格(表1)。根据多项具有一定代表性的研究汇总,N(鼻根点)、S(蝶鞍点)、ANS(前鼻棘点)这3个点在相关研究骨性解剖的解剖点

定位过程中使用频次更高,更具代表性;Po(耳点)、Me(颏下点)、A(上齿槽座点)、B(下齿槽座点)、Pg(颏前点)、O(眶点)、Go(下颌角点)、Gn(颏顶点)、L1(下切牙点)、U1(上切牙点)、PNS(后鼻棘点)、Ba(颅底点),这12个骨性解剖的解剖点在不同研究方向上亦有部分重合的应用优势;U6、L6、bregma(前囟点)、center of foramen magnum(枕骨大孔中心点)、mandibular foramen(下颌孔点)、mental foramen(颏孔点),这6个点在某些特定方向的研究上更具意义,而普适程度则相对较低。

目前尚无标准化的三维头影解剖标志体系建立,但上述临床上常用的解剖标志点,尤其是其中各项不同方向研究中使用重合度高的标志点,具有精度高、易于点取、对临床判断有帮助的显著特点,可以作为建立标准化的三维头影解剖标志体系的基础。

2. 三维头影测量参数体系:当三维头影解剖标志得到了精确定位,相关可选用的测量参数,如距离、角度和比例等是丰富的。选用哪些测量参数更具有牙颌面畸形的临床诊疗意义,是我们所要检索和综述的方向。

课题组对现有三维头影测量参数体系进行了检索,对每项研究的研究内容、测量参数和筛选原因制作了表格(表2)。发现SNA(蝶鞍-鼻根-上颌前缘角)、SNB(蝶鞍-鼻根-下颌前缘角)和ANB(上颌前缘-鼻根-下颌前缘角)是3个最具代表性的测量参数。同时由于缺乏精确的图像处理标准和解剖参数定义,3D头影测量分析在使用角度和线性等测量参数时很难保证精确性和可重复性。

由于测量参数是对解剖标志的相对处理,因而三维头影测量参数体系更适用于牙颌面畸形的诊断、分类、治疗计划的制定及预后分析等临床应用。根据不同的需求有不同的选取方式,但标准化测量参数体系的建立通常需要涵盖软硬组织之间的距离、角度和比例3个方面。

表1 三维头影解剖标志体系

研究者	研究内容	使用解剖点	筛选原因
Montúfar等 ^[7]	头影特征点注释的混合算法探究	S(蝶鞍点)、N(鼻根点)、Ba(颅底点)、O(眶点)、ANS(前鼻棘点)、PNS(后鼻棘点)、A(上齿槽座点)、B(下齿槽座点)、Go(下颌角点)、Pg(颏前点)、Me(颏下点)、Po(耳点)、Gn(颏顶点)、L1(下切牙点)、U1(上切牙点)	判断由锥形束计算机断层扫描角度上出发的自动头影测量准确性,平均定位误差小
Jie等 ^[8]	骨整形术后颞上颌区软组织变化的相关性研究	N、Ol(左眶点)、Or(右眶点)、Po、ANS、Me、Gol(左下颌角点)、Gor(右下颌角点)、Ba	研究结果具有明确统计学意义,相关点位检测价值高
Jeon等 ^[9]	头影测量比较自动化分析	S、N、Po、O、Ar(关节点)、PNS、ANS、A、U1、U6(上颌第一磨牙点)、L1、L6(下颌第一磨牙点)、Go、B、Me	结果证明相关解剖点自动头影测量分析的临床诊断准确性高
Kang等 ^[10]	三维头影特征点检测	bregma(前囟点)、N、center of foramen magnum(枕骨大孔中心点)、S、ANS、Pg、O、Po、mandibular foramen(下颌孔点)、mental foramen(颏孔点)	解剖标志点目标检测相对误差小,相关点位检测价值高
Sam等 ^[11]	不同三维头影特征系统评价	S、Ba、N、ANS、A、B、Pg、Gn、Me	研究得出正中矢状面和双侧对称性的三维头影解剖标志有最高的可靠性
Jiang等 ^[12]	纯磁共振成像(MRI)头影测量分析方案实现	S、N	涉及较少点位选择而需要宏观考量,丰富在有较多限制条件下的点位选用方案

表2 三维头影测量参数体系

研究者	研究内容	测量参数	筛选原因
Elsheebiny 等 ^[13]	三维软组织预测精度研究	Franto-nasal angle (FNA)(鼻额角)、Naso-labial angle (NLA)(鼻唇角)、Labio-mental angle (LMA)(颊唇角)、A-A'(A-软组织A距离)、Is-U1(上唇厚度)、Li-L1(下唇厚度)、B-B'(B-软组织B距离)、Pog-Pog'(软组织颏厚度)、Gn-Gn'(Gn-软组织Gn距离)、N'-Tip of nose(鼻长度)、Sn-stms(上唇长度)、stmi-Me'(下唇长度)、P-Sn(鼻深度)、Subalar R.-Subalar L.(鼻翼基底宽度)、Chelion L.-Chelion R.(颊部宽度)	判断样本在手术治疗前后的软组织差异性,并得到了具有统计学意义的结果
Jodeh 等 ^[14]	二维和三维头影测量的比较	SNA(蝶鞍-鼻根-上颌前缘角)、SNB(蝶鞍-鼻根-下颌前缘角)、ANB(上颌前缘-鼻根-下颌前缘角)、SN-MP(颅底平面-下颌平面角)、MP-FH(下颌平面-眼耳平面角)、OP-FH(咬合平面-眼耳平面角)、OP-SN(咬合平面-颅底平面角)、PP-OP(腭平面-咬合平面角)、PP-MP(腭平面-下颌平面角)、U1-SN(上中切牙-前颅底平面角)、L1-MP(下中切牙-下颌平面角)、U1-L1(上下中切牙角)	显示出2D与3D头影测量参数统计学意义上的差异,具备相当选取意义
Oh 等 ^[15]	头影测量标志检测的深层解剖环境特征学习	ANB(上颌前缘-鼻根-下颌前缘角)、SNB(蝶鞍-鼻根-下颌前缘角)、SNA(蝶鞍-鼻根-上颌前缘角)、ODI(咬合深度指标)、ADPI(前后发育不良指标)、FHI(面部高度指数)、FMA(下颌平面角)、MW(改良 wits 参数)	围绕开殆畸形等特定相关参数进行研究,有相当的特征性
Franke 等 ^[16]	下颌支的三维一致性研究	相关分割部分的体积与表面积,均方根误差、平均值与平均值的绝对距离和符号距离函数等有关参数	直接涉及高维度参数,将数据处理方式纳入考量,提供更为全面的选用方向

二、卷积神经网络辅助三维头影解剖标志自动化目标检测的研究与应用进展

CNN是一种专门处理类似图像数据的深度学习模型,利用局部感受野(local receptive field)、权值共享(weight sharing)和池化(pooling)等机制,高效提取数据的局部特征并降低计算复杂度。其主要优势是能够自动提取数据中的空间结构信息,如图像中的边缘、纹理和形状。

1998年,Lecun等^[17]提出LeNet-5,这是第一个真正意义上的CNN,用于手写数字识别(如MNIST数据集)。LeNet采用了卷积层、池化层和全连接层的组合,但由于计算能力的限制,应用范围有限。2012年,Krizhevsky等^[18]在ImageNet比赛中提出AlexNet,首次在深度学习模型中应用ReLU激活函数,更有效地解决梯度消失问题,并且加速训练过程;同时采用GPU加速,通过并行计算,显著提高了模型训练的速度,使得处理大规模数据集成为可能。2014年,牛津大学视觉几何组(Visual Geometry Group)在ImageNet图像分类挑战赛中提出VGGNet^[19],使用深度更大的网络结构(16~19层卷积层)和较小的卷积核(3×3)以及逐步减小的池化层,更好地捕捉到细节特征的同时减少了参数数量,提高了计算效率,显著提高了图像分类的性能;同年的ImageNet图像分类挑战赛中,Google提出GoogLeNet^[20],创新性的引入了inception模块,通过并行处理不同尺度的特征,更好地捕捉图像中的多尺度信息;并且能够在保持网络深度的同时,增加网络的宽度,优化了计算资源利用率,提高了图像分析的性能;2015年,He等^[21]提出了残差网络(residual network, ResNet),引入残差模块(residual block),通过快捷连接(skip connections),使得深层网络能够更容易地被训练;通过直接将输入信息传递到输出,缓解了深层网络中的梯度消失问题。随着上文所述的这

些模型的相继问世,CNN的结构更深、更复杂,并在图像分类、目标检测等任务中表现卓越,为其在医学影像解剖标志点目标检测方面的发展创造了可能。

1. 基于CNN的三维骨性头影解剖标志点自动化目标检测:三维骨性头影解剖标志点因其定义明确、结构清晰,被广泛用于牙颌面畸形的三维诊断分析。近年来基于CNN的三维头影标志点自动化目标检测的研究大多以骨性标志点作为对象,对不同种类的CNN模型进行了探索。

Kunz等^[22]使用customized-CNN模型评估全自动头影测量分析,实验结果中自动预测结果与手动“金标准”之间几乎没有显著的统计学差异。Kim等^[23]评估了基于multi-stage CNN模型的标志点自动检测系统的准确性,虽然解剖标志的自动检测没有充分达到<2 mm的临床可接受误差范围[平均误差(2.23±2.02) mm],但是解剖手动的自动化目标检测显示出比人工检测更好的一致性。Zhang等^[24]建立了同步完成“颌骨分割”与“解剖标志检测”的全卷积神经网络(context-guided fully-CNN)模型,并应用于107例实验目标。研究结果表明,在颌骨分割和解剖标志的目标检测2方面均较传统的模型有了显著的提升。Gil等^[25]建立了基于cascade-CNN的头影解剖标志自动化检测模型,将深度学习过程分为目标区域(region of interest, ROI)检测和标志点掩膜2个阶段,以提高预测精度并减少假阳性区域。结果显示该模型自动检测的绝对误差仅为1.52 mm,总体成功率(<2 mm)达83.3%。Lang等^[26]提出了一种结合3D掩码R-CNN和局部依赖学习的深度学习框架,对50例非综合征性颌畸形患者的锥形束CT(cone-beam computed tomography, CBCT)图像的105个颅颌面地标进行了定性和定量评估,计算时间少于4 min,平均误差1.38 mm。

近年提出的基于CNN的三维头影标志点自动化测量模型在骨组织标志点检测中取得了不错的成绩,部分模型已经将平均测量误差降低到一个相对低的数值($<2\text{ mm}$)。然而,目前仍存在以下问题:(1)选用的解剖标志数量较少,种类不齐,且目前大多数深度学习的研究使用的CBCT图像较少,这限制了它们的临床应用价值^[27];(2)解剖标志间测量误差较大,易测量的标志点结果精度高,但部分解剖标志测量精度远低于平均水平,无法满足临床需求;(3)尽管公认的临床可接受误差范围为 2 mm ,然而在越来越精细的牙颌面畸形数字化诊疗过程中, 2 mm 的误差是远远无法接受的,测量精度需要进一步改善。

2. 基于CNN的三维硬组织/软组织混合头影解剖标志点自动化目标检测:软组织解剖标志由于其在定义、形态和分割等方面与骨性解剖标志点的区别,测量难度更大、误差较高,因此鲜有单纯基于CNN模型进行三维软组织头影解剖标志目标检测的研究,本部分将针对基于CNN的三维硬组织/软组织混合头影解剖标志点自动化目标检测进行综述。

Lee等^[28]建立了基于贝叶斯卷积神经网络(Bayesian-CNN)的三维头影标志点自动化检测模型。整个算法包括目标区域提取和难以准确定位的解剖标志点检测,结果显示解剖标志点的平均误差为 1.53 mm ,误差 2 mm 以内的检出率达 82.11% 。Zeng等^[29]将头影测量标志点检测视为一个多层次回归问题,并提出了一种利用cascade-CNN模型,将三级CNN(aligned-net, proposal-net, refine-net)相结合求解的新方法。这种结构可以利用更多的训练数据,在对19个软组织/骨组织解剖标志点的自动检测中达到了更好的精度和一致性。Oh等^[15]提出了深度解剖上下文特征学习(deep anatomical context feature learning, DACFL)框架,能够使FCN学习理解头影解剖标志的更深层次意义。实验结果表明,该模型使CNN学习到更丰富的解剖特征,显著提高了模型性能。Weingart等^[30]使用深度神经拼凑(deep neural patchworks, DNP)对每个标志点的相邻组织的球形分割进行训练,通过计算预测的质心,在单独的测试数据集中创建自动标志点预测。研究结果显示,DNP识别了所有60个标志点,平均误差为 1.94 mm 且所有标志的平均误差均 $<2\text{ mm}$,证明了此方法的高精度及其临床应用潜力。

综上所述,随着CNN模型的优化,针对三维硬组织/软组织混合头影解剖标志点的自动化目标检测误差在逐步改善。但是,本团队对具体数据分析也发现,目前的软组织解剖标志点的自动化目标检测存在以下问题:(1)选用软组织解剖标志点的数量少,且测量难度较低(如上唇点、下唇点^[9,28]),总体上还处于研究初期;(2)还未从临床意义、测量难度和测量精准度等多方面考虑选出统一用于临床的软组织解剖标志;(3)在选取更多解剖标志的实验中,软组织与硬组织差异有所体现,软组织标志点测量误差更大,对测量模型的精度、性能提出了更高的要求。因此,后续的研究除进一步优化改进CNN模型外,针对软组织解剖标志点的标准化制定、误差分析是接下来需要研究的重点和目标。

三、总结

本文首先广泛综述了三维头影测量分析技术的解剖标志和测量参数体系,证明其在牙颌面畸形临床诊疗中解决“解剖误差”的有效性和广阔前景。然后针对能够有望同时解决“解剖误差”和“人工误差”的基于CNN的三维头影解剖标志自动化目标检测技术进行了综述。

综上,将三维头影测量分析技术与CNN相结合,开发基于CNN的自动化三维头影测量分析技术,对于改善当前作为“金标准”的手动点取二维解剖标志的头影测量分析技术,具有重大的研究与临床价值。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参 考 文 献

- [1] Leung MY, Leung YY. Three - dimensional evaluation of mandibular asymmetry: A new classification and three - dimensional cephalometric analysis [J]. *Int J Oral Maxillofac Surg*, 2018, 47(8): 1043-1051. DOI: 10.1016/j.ijom.2018.03.021.
- [2] Oh J, Han JJ, Ryu SY, et al. Clinical and cephalometric analysis of facial soft tissue [J]. *J Craniofac Surg*, 2017, 28(5): e431-e438. DOI: 10.1097/scs.0000000000003614.
- [3] Santos RMG, de Martino JM, Haiter Neto F, et al. Cone beam computed tomography - based cephalometric norms for Brazilian adults [J]. *Int J Oral Maxillofac Surg*, 2018, 47(1): 64-71. DOI: 10.1016/j.ijom.2017.06.030.
- [4] Liu K, Yingwang J, Zhang L, et al. A rare complication following anesthesia: Arytenoid dislocation during orthognathic surgery [J]. *J Oral Maxillofac Surg*, 2019, 77(5): 959-964. DOI: 10.1016/j.joms.2018.11.029.
- [5] Ham YG, Kim JH, Luo JJ. Deep learning for multi-year ENSO forecasts [J]. *Nature*, 2019, 573(7775): 568-572. DOI: 10.1038/s41586-019-1559-7.
- [6] Junaid N, Khan N, Ahmed N, et al. Development, application, and performance of artificial intelligence in cephalometric landmark identification and diagnosis: A systematic review [J]. *Healthcare (Basel)*, 2022, 10(12): 2454. DOI: 10.3390/healthcare10122454.
- [7] Montúfar J, Romero M, Scougall - Vilchis RJ. Hybrid approach for automatic cephalometric landmark annotation on cone - beam computed tomography volumes [J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2018, 154(1): 140-150. DOI: 10.1016/j.ajodo.2017.08.028.
- [8] Jie B, Yao B, An J, et al. Correlation between soft and hard tissue changes in the zygomaticomaxillary region after bone contouring surgery for fibrous dysplasia: A preliminary study [J]. *J Oral Maxillofac Surg*, 2019, 77(9): 1904.e1-1904.e11. DOI: 10.1016/j.joms.2019.05.002.
- [9] Jeon S, Lee KC. Comparison of cephalometric measurements between conventional and automatic cephalometric analysis using convolutional neural network [J]. *Prog Orthod*, 2021, 22(1): 14. DOI: 10.1186/s40510-021-00358-4.
- [10] Kang SH, Jeon K, Kang SH, et al. 3D cephalometric landmark

- detection by multiple stage deep reinforcement learning [J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1):17509. DOI:10.1038/s41598-021-97116-7.
- [11] Sam A, Currie K, Oh H, et al. Reliability of different three-dimensional cephalometric landmarks in cone-beam computed tomography: A systematic review [J]. *Angle Orthod*, 2019, 89(2):317-332. DOI:10.2319/042018-302.1.
- [12] Jiang X, Pei J, Liu J, et al. An MRI-only three-dimensional cephalometry protocol based on the integrated and modular architecture of the human head [J]. *Curr Med Imaging*, 2023. DOI:10.2174/0115734056258953231026094236.
- [13] Elshebiny T, Morcos S, Mohammad A, et al. Accuracy of three-dimensional soft tissue prediction in orthognathic cases using dolphin three-dimensional software [J]. *J Craniofac Surg*, 2019, 30(2):525-528. DOI:10.1097/scs.0000000000005037.
- [14] Jodeh DS, Kuykendall LV, Ford JM, et al. Adding depth to cephalometric analysis: Comparing two- and three-dimensional angular cephalometric measurements [J]. *J Craniofac Surg*, 2019, 30(5):1568-1571. DOI:10.1097/scs.0000000000005555.
- [15] Oh K, Oh IS, Le VNT, et al. Deep anatomical context feature learning for cephalometric landmark detection [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25(3):806-817. DOI:10.1109/jbhi.2020.3002582.
- [16] Franke A, Sequenc AF, Sembdner P, et al. Three-dimensional measurements of symmetry for the mandibular ramus [J]. *Ann Anat*, 2024, 253:152229. DOI:10.1016/j.aanat.2024.152229.
- [17] Lecun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11):2278-22324. DOI:10.1109/5.726791.
- [18] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Commun ACM*, 2017, 60(6):84-90. DOI:10.1145/3065386.
- [19] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. *Computer Science*, 2014. DOI:10.48550/arXiv.1409.1556.
- [20] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions [C/OL]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, 2015:1-9. DOI:10.1109/CVPR.2015.7298594.
- [21] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition [C/OL]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, 2016:770-778. DOI:10.1109/CVPR.2016.90.
- [22] Kunz F, Stellzig-Eisenhauer A, Zeman F, et al. Artificial intelligence in orthodontics: Evaluation of a fully automated cephalometric analysis using a customized convolutional neural network [J]. *J Orofac Orthop*, 2020, 81(1):52-68. DOI:10.1007/s00056-019-00203-8.
- [23] Kim MJ, Liu Y, Oh SH, et al. Evaluation of a multi-stage convolutional neural network-based fully automated landmark identification system using cone-beam computed tomography-synthesized posteroanterior cephalometric images [J]. *Korean J Orthod*, 2021, 51(2):77-85. DOI:10.4041/kjod.2021.51.2.77.
- [24] Zhang J, Liu M, Wang L, et al. Context-guided fully convolutional networks for joint craniomaxillofacial bone segmentation and landmark digitization [J]. *Med Image Anal*, 2020, 60:101621. DOI:10.1016/j.media.2019.101621.
- [25] Gil SM, Kim I, Cho JH, et al. Accuracy of auto-identification of the posteroanterior cephalometric landmarks using cascade convolution neural network algorithm and cephalometric images of different quality from nationwide multiple centers [J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2022, 161(4):e361-e371. DOI:10.1016/j.ajodo.2021.11.011.
- [26] Lang Y, Lian C, Xiao D, et al. Localization of craniomaxillofacial landmarks on CBCT images using 3D Mask R-CNN and local dependency learning [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2022, 41(10):2856-2866. DOI:10.1109/tmi.2022.3174513.
- [27] 张紫涵,熊鑫,王军. 三维头影测量的研究现状和应用发展 [J]. *国际口腔医学杂志*, 2020, 47(6):739-744. DOI:10.7518/gjkq.2020092.
- [28] Lee JH, Yu HJ, Kim MJ, et al. Automated cephalometric landmark detection with confidence regions using Bayesian convolutional neural networks [J]. *BMC Oral Health*, 2020, 20(1):270. DOI:10.1186/s12903-020-01256-7.
- [29] Zeng M, Yan Z, Liu S, et al. Cascaded convolutional networks for automatic cephalometric landmark detection [J]. *Med Image Anal*, 2021, 68:101904. DOI:10.1016/j.media.2020.101904.
- [30] Weingart JV, Schlager S, Metzger MC, et al. Automated detection of cephalometric landmarks using deep neural patchworks [J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2023, 52(6):20230059. DOI:10.1259/dmfr.20230059.

(收稿日期:2024-07-18)

(本文编辑:王嫚)