

数字化专栏



专家介绍:樊瑜波,教授,生物力学博士。北京航空航天大学医工交叉创新研究院院长、医学科学与工程学院院长,生物力学与力学生物学教育部重点实验室主任、生物医学工程北京高精尖中心主任。长江学者,杰青,国家自然科学基金创新群体带头人,科技部重点领域创新团队带头人。美国医学生物工程院(AIMBE)、国际医学与生物工程科学院(IAMBE)、世界生物材料学会(FBSE)会士。医工整合联盟理事长,国务院学位委生物医学工程学科评议组成员。北航生物与医学工程学院创始院长;中国生物医学工程学会前理事长、世界华人生物工程联合会(WACBE)前主席;曾担任民政部国家康复辅具研究中心主任、附属康复医院院长。

深度学习技术在口腔医学中的应用研究

谢理哲¹, 樊瑜波²

[摘要] 深度学习技术拥有强大的特征提取和学习能力,已被证明在人工智能领域的多个前沿方向具有巨大潜力并受到广泛关注。本文回顾了该技术的一般概念及其在口腔医学各领域的应用,包括影像预处理、辅助诊疗和术后评估等多个方面,探讨了深度学习技术背景下,口腔医学变革的新方向。深度学习技术有效结合了先进算法与专家经验,有望在将来解决口腔临床医学领域的一些挑战性问题,为临床医生提供智能辅助方案和诊疗支持,为口腔疾病的个性化诊疗提供新的思路。

[关键词] 深度学习;口腔临床医学;应用研究

[中图分类号] R78 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1003-9872(2022)01-0008-06

[doi] 10.13591/j.cnki.kqyx.2022.01.002

Study on the application of deep learning technology in stomatology

XIE Lizhe, FAN Yubo. (Jiangsu Province Key Laboratory of Oral Diseases; Jiangsu Province Engineering Research Center of Stomatological Translational Medicine, Nanjing 210029, China)

Abstract: Due to its strong ability of feature extraction and learning, deep learning has been proven to have significant potential in the field of artificial intelligence. We in this paper review the general concept of this technology and its application in various fields of stomatology, including image preprocessing, auxiliary diagnosis and treatment and postoperative evaluation, and explore the new direction of stomatology reform under the support of deep learning. By combining advanced algorithms and expert experience, deep learning is expected to solve challenging problems in clinical stomatology, offer clinicians intelligent auxiliary plan and support and provide new ideas for personalized diagnosis and treatment of oral diseases.

Key words: deep learning; stomatology; application study

Stomatology, 2022, 42(1): 8-13

基于人工神经网络的深度学习技术拥有强大的特征提取和学习能力,能够合理处理复杂信息,并从中学学习隐含规律,在各种智能任务中表现出优越性能,具备巨大的应用潜力。作为人工智能领域近年来最热的研究方向之一,深度学习的迅速发展受到了学术界和工业界的密切关注^[1],在音频、图像和

自然语言处理等领域得到了广泛应用^[1-3]。在计算机图像领域,深度学习技术彻底改变了以人工视觉特征计算为基础的传统处理流程,在图像分割和分类(判别模型)、图像理解和内容生成(生成模型)等问题上都表现出更高的性能和显著的优势。

深度学习的概念最早由 Hinton^[4]在 2006 年提出,为学习和利用“深度”人工神经网络(隐藏层层数多于浅层层数^[5]),以原始数据为输入,以目标任务为输出,具备端到端学习能力的机器学习技术^[2-3]。2012 年 Krizhevsky 等^[6]利用 GPU 实现了一个深度神经网络,在 ImageNet 的比赛中取得了突破性进展,其在大规模图像分类任务上 Top 5 分类

基金项目:国家自然科学基金(82101079)

作者单位:1 江苏省口腔疾病研究重点实验室,江苏省口腔转化医学工程研究中心,江苏南京(210029);2 北京航空航天大学医工交叉创新研究院,医学科学与工程学院,生物力学与力学生物学教育部重点实验室,生物医学工程北京高精尖中心,北京(100083)

通信作者:樊瑜波 E-mail: yubofan@buaa.edu.cn

精度达到了 84.7%,比第二名使用的 Fisher 向量编码算法要高约 10%,而 GPU 的使用大大缩短了数据处理时间^[7],自此深度学习的应用快速增长。发展至今,已有众多基础网络结构被提出,常用的包括多层感知器(multilayer perceptron, MLP)、卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、Transformer 模型等。深度学习模型的训练通常以大量的数据为基础,训练方式可分为监督学习、无监督学习以及半监督学习^[8]。监督学习利用大量带标签值的训练数据集学习得出模型,可根据该模型预测新数据的对应结果。无监督学习不依赖标签值,样本数据类别未知,通过挖掘数据内在特征,找到样本间的关系,对样本集进行分类。半监督侧重于在有监督的分类算法中加入无标签值样本来实现半监督分类,以增强分类效果。

在临床医学的应用中,深度学习最突出的应用是在放射学和病理学的大型数据集中检测异常状况,甚至预测治疗效果。在口腔医学领域,国内外学者高度关注该技术并展开了大量的研究工作,现阶段已有的应用研究主要为智能预处理、智能诊断与治疗几个方面。智能预处理主要指利用计算机技术对影像数据优化、分析,以降低医生重复工作量,提高工作效率,常见的应用如自动定位、自动分割等;智能诊断与治疗是指利用计算机技术有效结合影像信息和医生经验,实现疾病的自动鉴别诊断、治疗计划制定、治疗效果评估等功能,如肿瘤的识别和分类,生存率预测等。

1 影像预处理

影像数据的预处理作为辅助诊断和治疗计划制定的前期基础,近年来愈加重要。最早深度学习技术被应用于提升影像质量。Xie 等^[9]、Gjesteby 等^[10]将深度学习技术引入 CT 影像的重建中以减少伪影的影响。Dai 等^[11]、Yang 等^[12]尝试利用对抗生成网络等深度学习技术完成基于稀疏角度的低剂量 CT/CBCT 重建,重建所需的最低剂量可降到原有剂量的 1/10。深度学习对影像质量的改善降低了后续智能分析的实施难度。

深度学习技术在影像自动分割中的实践,使得临床医生不再困扰于边界和阈值的选择,更专注于解剖结构的分析。Zheng^[13]、Qiu 等^[14]研究小组将深度学习技术应用于上下颌骨自动分割并获得较好效果。Li 等^[15]基于 R-CNN 对曲面体层片进行单独标注以实现牙齿的自动分割,精度达 85.8%。Zhu 等^[16]利用深度学习技术在 MRI 影像自动分割方面

取得了一系列突破,结果表明深度学习在颌面肿瘤切除和自由皮瓣重建的 3D 虚拟规划中具有潜在应用价值。Leonardi 等^[17]研究了 CBCT 扫描中鼻腔和咽部气道基于深度学习的自动分割算法,以探索面部类型与生长发育之间的关系以及气道治疗改善的潜力。深度学习在分割上的良好表现,是实现智能诊断的基础。

基于自动分割结果,研究者尝试了深度学习在自动识别和定位中的应用,Tian 等^[18]基于多层网络探索三维模型上牙齿的自动分割和分类,解决了高度相似牙齿的误分类问题,其中高相似度牙齿的分类精度可达 88.06%,分割精确度可达 89.81%。Chen 等^[19]研究了基于深度学习的牙齿自动检测与编号方法,以口腔医生手动标注的测试数据集为对照,结果表明该方法的精确度和召回率均超过 90%,诊断性能接近初级口腔医生水平。Tuzoff 等^[20]提出了根据牙齿轮廓、牙齿的空间排列规则自动检测曲面体层片牙齿及编号的方法,以专家评估结果为对照,发现该解决方案的灵敏度、精度、特异度与专家水平相当。章一帆等^[21]通过深度学习方法自动定位根尖片拍摄区域,基于已确诊患牙的 2 500 张根尖片数据集,口腔医生人工判读结果作为对照。结果表明,相较于人工判断,深度学习具有更高的正确率和效率。以上研究显示了深度学习技术在影像预处理方面具有降低医生劳动强度和医疗风险的潜在价值和前景,有着广泛的使用前景和巨大探索空间。

2 牙体牙髓病学

深度学习技术在牙体牙髓病中的应用较早,被广泛应用于影像鉴别、早期诊断等多个方面。Hiraiwa 等^[22]针对曲面体层片下颌第一磨牙远中根多根管中可能出现的重叠、变形等采集问题导致的判断疏漏,利用 Alexnet 实现曲面体层片下颌第一磨牙牙根形态的全自动分类。该研究以 CBCT 图像为参照,分析了 400 例患者未经根管治疗的 760 颗下颌第一磨牙曲面体层片,确定远中根根管数目的诊断准确率为 86.9%,研究表明深度学习技术具有牙根诊断分类的潜力。

全球有约 90%的人口有不同程度的龋齿,龋病亦是历年来的研究热点^[22]。Lee 等^[23]基于三千余张根尖周 X 线片的数据集实现龋齿的自动检测,实验结果表明上颌前磨牙区域的精度为 89%,上颌磨牙的精度为 88%,下颌前磨牙和下颌磨牙的精度为 82%。Schwendicke 研究组^[24]和 Casalegno 研究

组^[25]基于卷积神经网络实现了近红外光透照图像中的龋病病变,该方法采用两百多个样本的数据集完成训练。Zhang 等^[26]基于卷积网络,实现了口腔照片中龋齿的自动检测,该方法采用的数据集包含 389 名志愿者的 3 632 张图像,精度达 90% 以上。上述研究成果表明,深度学习有望广泛应用于龋齿检测,可在学校、养老院等非常规牙科环境中应用,便于对大规模人群进行初步的、低成本的龋齿筛查。游文喆等^[27]基于 1 201 组牙菌斑染色后乳牙照片,利用 CNN 建立牙菌斑智能判读系统,对 107 组未染色的乳牙照片进行菌斑识别,预测的菌斑区域与染色后实际菌斑区域的平均重叠率为 0.73,与医师标注组相当(0.75),该应用有望对家用设备所拍摄的口内照片进行菌斑量及分布区域的初步判断,利于龋病的早期防治。

Fukuda 等^[28]利用卷积网络在曲面体层片中诊断牙根纵裂(vertical root fracture, VRF)。采用 300 幅曲面体层片图像的数据集,其中 330 颗患牙 VRF 且折裂线清晰可见。以两名放射科医生和一名牙体牙髓科医师对 VRF 线的判读结果作为参照,精确度 93%,召回率 75%,结果表明深度学习可用于检测曲面体层片上的 VRF。Ekert 等^[29]在曲面体层片上基于 2 001 个分割段的集成数据集检测根尖病变,精度达 80% 以上,磨牙灵敏度明显高于其他牙齿类型,而特异性较低。Orhan 研究组^[30]使用 CNN 筛查口腔图像中根尖周病变,利用基于 109 例患者的 153 例根尖周病变的数据集,成功检测出病变牙位并编号,准确性为 92.8%,测量的病变体积与手动分割结果无统计学差异。Iizuka 研究组^[31]采用更大的具有 3 099 个样本的数据集,以 24 名口腔医生的评估为对照,发现深度学习的检测性能与医生的平均诊断性能相当。以上研究结果显示深度学习具有检测放射图像上的根尖周病变的潜力。

3 牙周病学

Krois 等^[32]将 CNN 应用于曲面体层片智能诊断牙周疾病导致的牙周骨吸收,以 6 位口腔医生的评估结果作为对照,平均准确度可达 81%,且评估水平无统计学差异,该方法甚至比人工评估具有更低的敏感度。Chang 等^[33]使用深度学习在曲面体层片上自动检测到每颗牙齿的牙槽骨吸收,并对牙周炎进行自动分期,以放射科医师诊断结果为参照,其在牙槽骨吸收的自动诊断和牙周炎分期中表现出高精度和出色的鲁棒性。Lee 等^[34]基于 CNN 诊断和预测牙周炎,采用 1 740 个样本的数据

集,结合预训练的 CNN 模型和自训练网络,诊断前磨牙和磨牙牙周炎的准确性分别为 81.0% 和 76.7%;然后使用临床确诊为重度牙周炎的 64 颗前磨牙和 64 颗磨牙数据集预测前磨牙和磨牙需拔除的准确度分别为 82.8% 和 73.4%。深度学习有望诊断和预测牙周炎,辅助治疗计划的制定。

4 口腔外科学

近年来,深度学习技术在口腔外科领域的研究发展迅速,已在多个方向开展应用。Vinayahalingam 等^[35]利用深度学习技术基于下颌阻生牙的牙根与下牙槽神经的接近程度智能评估风险,以避免阻生牙拔除后发生神经损伤,优化治疗计划,但算法需进一步改进以提高准确性。Kuwada 等^[36]验证和比较了 3 种深度学习算法在曲面体层片上颌埋伏多生牙分类中的有效性。Fukuda 研究组^[37]和 Liu 研究组^[38]比较不同网络在评估下颌第三磨牙和下颌管之间关系发现不同网络的诊断性能及其计算时间和存储空间具有一致性。De Tobel 等^[39]利用 CNN 基于曲面体层片评估下颌阻生第三磨牙发育程度,研究者以 20 张不同年龄段、不同性别的曲面体层片作为自动分期的训练数据,结果与医生判定的结果相当,进一步优化后,有望实现阻生牙年龄的自动测算。

Ariji 等^[40]、Lee 等^[41]利用深度学习实现了曲面体层片中下颌骨病变的自动诊断和分类,包括成釉细胞瘤、牙源性角化囊性瘤、含牙囊肿、根尖周囊肿以及单纯颌骨囊肿,其中含牙囊肿的诊断和分类敏感性最高^[40]。研究同时发现同曲面体层片相比,基于 CBCT 的诊断模型具有更多的细节,性能更好^[41]。但相比于组织学检查,影像学检查的诊断准确性仍然较低,基于影像学的异常检测仍具有较大的改进和发展空间。

Kuwana 等^[42]探索了健康上颌窦、炎症上颌窦、上颌窦区域囊肿的影像学分类,其准确率可达 90% 以上。Murata 等^[43]将深度学习应用于曲面体层片中上颌窦炎的诊断,通过 460 例健康上颌窦和 460 例上颌窦炎数据集训练,结果表明该方法对上颌窦炎的诊断准确度(87.5%)、敏感性、特异性与放射科医生相比无显著差异且高于口腔医生,其结果有望为经验不足的口腔医生提供诊断支持。

虽然深度学习在肿瘤病理学领域取得了众多进展,但其在口腔肿瘤学方面的应用仍处于初期阶段。近年来,众多研究组^[44-49]探索了多种深度学习算法在基于影像数据的口腔癌早期诊断和肿瘤分类中的

应用,最高精度可达 94% 以上,提高了复杂的口腔癌的诊断质量。Lin 等^[48]研究表明以病症为中心采集影像比随机定位采集的训练模型结果高出 8% 左右的精度。Shamim 等^[44]应用 Resnet、CNN 多种网络模型尝试自动筛查照片中的舌癌前病变,分类精度为 90%~98%,可达到“近似医生”的分类性能,该方法具有诊断原发性口腔癌的良好潜力,可用于口腔癌的早期筛查。Fu 等^[49]使用深度学习技术基于 44 409 张口内照片的数据集识别口腔鳞状细胞癌患者,最终准确度达 92.3%,优于医学生的准确度(87.0%)。Jeyaraj 等^[50]基于高光谱图像利用 SVM 等多种算法区分口腔鳞状细胞癌与良性组织,准确率达到 95%。基于深度学习的口腔鳞状细胞癌自动检测方法便捷、无创、低成本且高效,具有较好的诊断性能,有望作为快速筛查、早期检测和治疗效果评估的临床工具。Tomita^[51]针对口腔鳞状细胞癌患者转移性淋巴结的增强 CT 进行术前诊断、癌症分类、辅助治疗方案的制定,其诊断性能优于普通放射科医生的评估。Sultan 等^[52]尝试量化口腔鳞状细胞癌的浸润淋巴细胞(tumor infiltrating lymphocyte, TIL),并达到了 96% 的准确率,证明 TIL 是重要预后指标。Kim 研究组^[53]采用深度学习技术基于临床病理学数据和基因组数据构建口腔癌患者的预后模型,预测患者生存期,准确率能达 80% 以上,该模型的诊断性能优于经典统计模型。研究者建议基于深度学习的生存预测方法可用于指导口腔癌患者治疗方案的选择,以减少不必要的治疗干预。这些研究结果显示深度学习技术在治疗口腔恶性疾病改善治疗方案上的巨大潜力和前景。

5 口腔修复学

深度学习在口腔修复中的应用报道相比其他领域较少,Yamaguchi 等^[54]探索了基于 CNN 预测复合树脂冠的脱落率,研究者扫描了患者的 3D 立体光刻模型获得 8 640 张图像,该模型对于冠脱落率的预测准确度、精度、召回率分别为 98.5%、97.0%、100.0%,具有较好的预测效果。该类技术模型可应用于修复治疗及其他复杂病例中(如根折根裂)。

6 口腔正畸学

深度学习技术最早在口腔正畸学头影测量中应用较为广泛。传统人工标点方式耗时且对操作者经验依赖较强,自动测量分析和智能计划制定的潜在需求巨大。Leonardi 等^[55-58]众多研究组结合计算机视觉和深度学习技术探索了基于 2D、3D 放射影像

头影测量标记点的自动定位,能够实现 1 s 内分析和自动标注多个头影测量标志点,精度最高可达 95% 以上,与有经验临床医生相当。但部分研究者质疑基于 3D 数据的头影测量的有效性^[58],故而近年来 3D 方向的应用研究已放缓。Bazina 等^[59]提出的头影叠加方法更准确可靠,成为新的研究方向。Yu 等^[60]将 CNN 应用于侧位片的骨性问题诊断中,基于 5 890 张头影测量图和相应的人口统计学数据,在垂直向和矢状向的骨骼诊断方面灵敏度高于 90.00%,其中垂直分类的准确度可达 96.40%。

Asiri 等^[61]将深度学习用于预测Ⅱ类和Ⅲ类患者采用拔牙/不拔牙的治疗方案后唇曲率的变化。Lux 等^[62]利用深度学习技术根据矢状关系的变化预测生长模式,有效性达 64%。深度学习技术在正畸领域的进入较晚,发展需求迫切,近年的正畸科学技术进步联盟研讨会上,提出了一系列与深度学习相关的“个性化精准正畸治疗”议题^[62],亦是未来口腔正畸研究的新热点。

7 结 语

深度学习技术的引入将带来具有前瞻性、预防性、个性化和参与性的未来医学。深度学习的引入可减少临床工作者的重复劳动,使他们能够专注于更高级别的诊断任务,帮助临床医生更好地做出治疗决策,有效提高工作效率,降低医疗风险;在简化医疗流程,实现个性化诊疗方向有着无限可能性,甚至可能彻底改变原有的临床流程。现阶段的深度学习应用研究中主要采用卷积模型,且以有监督学习为主,研究进程多为方法学研究,与临床实施尚有一定距离。尽管在影像预处理方面有着广泛的应用场景和较好的使用效果;在智能诊疗方面,已有的大多数研究结果的准确性仍低于临床预期(98%~99%)。后续研究中,仍需不断优化模型,尝试结合跨模态混合数据集与专家经验库,建立大规模的口腔公共数据集等多种途径推动深度学习在诊断和预测口腔颌面部疾病中的应用发展。

口腔临床医学与计算机科学的深度合作具有巨大潜力和战略意义,未来深度学习技术将通过在线优化学习以及多模态数据融合的发展,突破可解释性、跨模态多样性和可重复可扩展性等挑战。通过经验与算法的协同工作,为实现更精准的医学诊疗方法提供新的研究方向,在口腔临床医学的多个细分领域引入新的浪潮。

[参 考 文 献]

[1] 罗泉. 基于深度学习的自然语言处理研究综述[J]. 智能计算

- 机与应用, 2020, 10(4):133-137.
- [2] Bengio Y. Learning deep architectures for AI[J]. FNT Machine Learning, 2009, 2(1):1-127.
 - [3] Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview [J]. Neural Netw, 2015, 61:85-117.
 - [4] Hinton GE, Osindero S, Teh YW. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Comput, 2006, 18(7):1527-1554.
 - [5] Zheng A, Casari A. Feature engineering for machine learning: principles and techniques for data scientists[M]. Massachusetts: O'Reilly Media, Inc, 2018.
 - [6] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Commun ACM, 2017, 60(6):84-90.
 - [7] Steinkraus D, Buck I, Simard PY. Using GPUs for machine learning algorithms [C]//Document Analysis and Recognition (ICDAR'05). Seoul, 2005:1115-1120.
 - [8] Garcia-Garcia A, Orts-Escolano S, Oprea S, et al. A Review on Deep Learning Techniques Applied to Semantic Segmentation [J]. 2017.
 - [9] Xie SP, Yang CY, Zhang ZJ, et al. Scatter artifacts removal using learning-based method for CBCT in IGRT system [J]. IEEE Access, 2018, 6:78031-78037.
 - [10] Gjestebj L, Yang QS, Xi Y, et al. Deep learning methods to guide CT image reconstruction and reduce metal artifacts [C]//SPIE Medical Imaging. Proc SPIE 10132, Medical Imaging 2017: Physics of Medical Imaging, Orlando, Florida, USA. 2017, 1013:752-758.
 - [11] Dai XB, Bai JN, Liu TL, et al. Limited-view cone-beam CT reconstruction based on an adversarial autoencoder network with joint loss[J]. IEEE Access, 2019, 7:7104-7116.
 - [12] Yang HK, Liang KC, Kang KJ, et al. Slice-wise reconstruction for low-dose cone-beam CT using a deep residual convolutional neural network[J]. 核技术:英文版, 2019, 30(4):9.
 - [13] Zheng ZY, Yan H, Setzer FC, et al. Anatomically constrained deep learning for automating dental CBCT segmentation and lesion detection[J]. IEEE Trans Autom Sci Eng, 2021, 18(2):603-614.
 - [14] Qiu B, Guo J, Kraeima J, et al. Automatic segmentation of the mandible from computed tomography scans for 3D virtual surgical planning using the convolutional neural network [J]. Physics in Medicine and Biology, 2019, 64(17):175020.
 - [15] Li LL, Sun YC, Wang Y, et al. Accuracy of a novel virtual articulator for recording three-dimensional dentition [J]. Int J Prosthodont, 2020, 33(4):441-451.
 - [16] Zhu Y, Wei R, Gao G, et al. Fully automatic segmentation on prostate MR images based on cascaded fully convolution network [J]. J Magn Reson Imaging, 2019, 49(4):1149-1156.
 - [17] Leonardi R, Lo Giudice A, Farronato M, et al. Fully automatic segmentation of sinonasal cavity and pharyngeal airway based on convolutional neural networks[J]. Am J Orthod Dentofac Orthop, 2021, 159(6):824-835.e1.
 - [18] Tian SK, 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.
 - [19] Chen H, Zhang KL, Lyu PJ, et al. A deep learning approach to automatic teeth detection and numbering based on object detection in dental periapical films[J]. Sci Rep, 2019, 9(1):3840.
 - [20] Tuzoff DV, Tuzova LN, Bornstein MM, et al. Tooth detection and numbering in panoramic radiographs using convolutional neural networks[J]. Dentomaxillofac Radiol, 2019, 48(4):20180051.
 - [21] 章一帆, 连绮思, 王亚奇, 等. 人工智能辅助区分根尖片模型网络的研究 [C]//2019 年中华口腔医学会老年口腔医学专业委员会第十四次全国老年口腔医学学术年会论文集. 济南, 2019:94-95.
 - [22] Hiraiwa T, Arijji Y, Fukuda M, et al. A deep-learning artificial intelligence system for assessment of root morphology of the mandibular first molar on panoramic radiography [J]. Dentomaxillofac Radiol, 2019, 48(3):20180218.
 - [23] Lee JH, Kim DH, Jeong SN, et al. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm[J]. J Dent, 2018, 77:106-111.
 - [24] Schwendicke F, Elhennawy K, Paris S, et al. Deep learning for caries lesion detection in near-infrared light transillumination images: A pilot study[J]. J Dent, 2020, 92:103260.
 - [25] Casalegno F, Newton T, Daher R, et al. Caries detection with near-infrared transillumination using deep learning [J]. J Dent Res, 2019, 98(11):1227-1233.
 - [26] Zhang X, Liang Y, Li W, et al. Development and evaluation of deep learning for screening dental caries from oral photographs[J]. Oral Dis, 2022, 28(1):173-181.
 - [27] 游文喆, 夏斌. 牙菌斑智能判读系统建立的探索研究 [C]//2019 年中华口腔医学会儿童口腔医学专业委员会儿童口腔医学技术进步与发展高峰论坛论文集. 重庆, 2019:29.
 - [28] Fukuda M, Inamoto K, Shibata N, et al. Evaluation of an artificial intelligence system for detecting vertical root fracture on panoramic radiography[J]. Oral Radiol, 2020, 36(4):337-343.
 - [29] Ekert T, Krois J, Meinhold L, et al. Deep learning for the radiographic detection of apical lesions[J]. J Endod, 2019, 45(7):917-922.e5.
 - [30] Orhan K, Bayrakdar IS, Ezhov M, et al. Evaluation of artificial intelligence for detecting periapical pathosis on cone-beam computed tomography scans[J]. Int Endod J, 2020, 53(5):680-689.
 - [31] Iizuka O, Kanavati F, Kato K, et al. Deep learning models for histopathological classification of gastric and colonic epithelial tumours[J]. Sci Rep, 2020, 10(1):1504.
 - [32] Krois J, Ekert T, Meinhold L, et al. Deep learning for the radiographic detection of periodontal bone loss[J]. Sci Rep, 2019, 9(1):8495.
 - [33] Chang HJ, Lee SJ, Yong TH, et al. Deep learning hybrid method to automatically diagnose periodontal bone loss and stage periodontitis[J]. Sci Rep, 2020, 10(1):7531.
 - [34] Lee JH, Kim DH, Jeong SN, et al. Diagnosis and prediction of periodontally compromised teeth using a deep learning-based convolutional neural network algorithm[J]. J Periodontal Implant Sci, 2018, 48(2):114-123.
 - [35] Vinayahalingam S, Xi T, Bergé S, et al. Automated detection of

- third molars and mandibular nerve by deep learning[J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1):9007.
- [36] Kuwada C, Arijji Y, Fukuda M, *et al*. Deep learning systems for detecting and classifying the presence of impacted supernumerary teeth in the maxillary incisor region on panoramic radiographs[J]. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol*, 2020, 130(4):464-469.
- [37] Fukuda M, Arijji Y, Kise Y, *et al*. Comparison of 3 deep learning neural networks for classifying the relationship between the mandibular third molar and the mandibular canal on panoramic radiographs[J]. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol*, 2020, 130(3):336-343.
- [38] Liu MQ, Xu ZN, Mao WY, *et al*. Deep learning-based evaluation of the relationship between mandibular third molar and mandibular canal on CBCT[J]. *Clin Oral Investig*, 2021. DOI: 10.1007/s00784-021-04082-5.
- [39] De Tobel J, Radesh P, Vandermeulen D, *et al*. An automated technique to stage lower third molar development on panoramic radiographs for age estimation: A pilot study[J]. *J Forensic Odontostomatol*, 2017, 35(2):42-54.
- [40] Arijji Y, Yanashita Y, Kutsuna S, *et al*. Automatic detection and classification of radiolucent lesions in the mandible on panoramic radiographs using a deep learning object detection technique[J]. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol*, 2019, 128(4):424-430.
- [41] Lee JH, Kim DH, Jeong SN. Diagnosis of cystic lesions using panoramic and cone beam computed tomographic images based on deep learning neural network[J]. *Oral Dis*, 2020, 26(1):152-158.
- [42] Kuwana R, Arijji Y, Fukuda M, *et al*. Performance of deep learning object detection technology in the detection and diagnosis of maxillary sinus lesions on panoramic radiographs[J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2021, 50(1):20200171.
- [43] Murata M, Arijji Y, Ohashi Y, *et al*. Deep-learning classification using convolutional neural network for evaluation of maxillary sinusitis on panoramic radiography[J]. *Oral Radiol*, 2019, 35(3):301-307.
- [44] Shamim MZM, Syed S, Shiblee M, *et al*. Automated detection of oral pre-cancerous tongue lesions using deep learning for early diagnosis of oral cavity cancer[J]. *Comput J*, 2020. DOI:10.1093.
- [45] Jeyaraj PR, Samuel Nadar ER. Computer-assisted medical image classification for early diagnosis of oral cancer employing deep learning algorithm[J]. *J Cancer Res Clin Oncol*, 2019, 145(4):829-837.
- [46] Bhandari B, Alsadoon A, Prasad PWC, *et al*. Deep learning neural network for texture feature extraction in oral cancer: Enhanced loss function[J]. *Multimed Tools Appl*, 2020, 79(37/38):27867-27890.
- [47] Folmsbee J, Liu XL, Brandwein-Weber M, *et al*. Active deep learning: Improved training efficiency of convolutional neural networks for tissue classification in oral cavity cancer[C]//2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2018). Washington, 2018:770-773.
- [48] Lin HP, Chen HS, Weng LX, *et al*. Automatic detection of oral cancer in smartphone-based images using deep learning for early diagnosis[J]. *J Biomed Opt*, 2021, 26(8):086007.
- [49] Fu QY, Chen Y, Li ZH, *et al*. A deep learning algorithm for detection of oral cavity squamous cell carcinoma from photographic images: A retrospective study[J]. *EClinicalMedicine*, 2020, 27:100558.
- [50] Jeyaraj PR, Panigrahi BK, Samuel Nadar ER. Classifier feature fusion using deep learning model for non-invasive detection of oral cancer from hyperspectral image[J]. *IETE J Res*, 2020:1-12.
- [51] Tomita H, Yamashiro T, Heianna J, *et al*. Deep learning for the preoperative diagnosis of metastatic cervical lymph nodes on contrast-enhanced computed Tomography in patients with oral squamous cell carcinoma[J]. *Cancers (Basel)*, 2021, 13(4):600.
- [52] Sultan AS, Elgharib MA, Tavares T, *et al*. The use of artificial intelligence, machine learning and deep learning in oncologic histopathology[J]. *J Oral Pathol Med*, 2020, 49(9):849-856.
- [53] Kim DW, Lee S, Kwon S, *et al*. Deep learning-based survival prediction of oral cancer patients[J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1):6994.
- [54] Yamaguchi S, Lee C, Karaer O, *et al*. Predicting the debonding of CAD/CAM composite resin crowns with AI[J]. *J Dent Res*, 2019, 98(11):1234-1238.
- [55] Leonardi R, Giordano D, Maiorana F, *et al*. Automatic cephalometric analysis[J]. *Angle Orthod*, 2008, 78(1):145-151.
- [56] Hwang HW, Park JH, Moon JH, *et al*. Automated identification of cephalometric landmarks: Part 2-Might it be better than human?[J]. *Angle Orthod*, 2020, 90(1):69-76.
- [57] Park JH, Hwang HW, Moon JH, *et al*. Automated identification of cephalometric landmarks: Part 1-Comparisons between the latest deep-learning methods YOLOV₃ and SSD[J]. *Angle Orthod*, 2019, 89(6):903-909.
- [58] Bichu YM, Hansa I, Bichu AY, *et al*. Applications of artificial intelligence and machine learning in orthodontics: A scoping review[J]. *Prog Orthod*, 2021, 22(1):18.
- [59] Bazina M, Cevidanes L, Ruellas A, *et al*. Precision and reliability of Dolphin 3-dimensional voxel-based superimposition[J]. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*, 2018, 153(4):599-606.
- [60] Yu HJ, Cho SR, Kim MJ, *et al*. Automated skeletal classification with lateral cephalometry based on artificial intelligence[J]. *J Dent Res*, 2020, 99(3):249-256.
- [61] Asiri SN, Tadlock LP, Schneiderman E, *et al*. Applications of artificial intelligence and machine learning in orthodontics[J]. *APOS Trends Orthod*, 2020, 10:17-24.
- [62] Lux CJ, Stellzig A, Volz D, *et al*. A neural network approach to the analysis and classification of human craniofacial growth[J]. *Growth Dev Aging*, 1998, 62(3):95-106.

(修改日期:2021-11-17)

(本文编辑:汪悦)