

## 深度学习在口腔颌面部影像诊断领域的研究进展

余杨杨<sup>1</sup> 陈洁玉<sup>1</sup> 高峰<sup>2</sup> 江静薇<sup>3</sup> 张敏<sup>4</sup> 葛雅平<sup>1</sup>

<sup>1</sup>中山大学附属第六医院口腔科,广州 510655; <sup>2</sup>中山大学附属第六医院结直肠外科,广州 510655; <sup>3</sup>中山大学附属口腔医院,光华口腔医学院,广东省口腔医学重点实验室,广州 510055; <sup>4</sup>同济大学附属口腔医院种植科,同济大学口腔医学院,上海牙组织修复与再生工程技术研究中心,上海 200072  
通信作者:葛雅平,Email:geyap@mail.sysu.edu.cn

**【摘要】** 以深度学习(deep learning)为代表的人工智能(AI)可用于解决现实生活中的问题,并已应用于社会的各个领域,AI在口腔颌面部的研究也非常出色。本文将综述有关深度学习应用于口腔颌面部影像诊断领域的研究进展。

**【关键词】** 人工智能; 深度学习; 口腔颌面部; 影像诊断

**基金项目:**中央高校基本科研业务费专项资金(青年教师资助项目,2042019kf0111)

**引用著录格式:**余杨杨,陈洁玉,高峰,等.深度学习在口腔颌面部影像诊断领域的研究进展[J/OL].中华口腔医学研究杂志(电子版),2021,15(3):185-188.

DOI:10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2021.03.010

### Deep learning: advance in the field of oral and maxillofacial diagnostic imaging

She Yangyang<sup>1</sup>, Chen Jieyu<sup>1</sup>, Gao Feng<sup>2</sup>, Jiang Jingwei<sup>3</sup>, Zhang Min<sup>4</sup>, Ge Yaping<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Stomatology, The Sixth Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510655, China; <sup>2</sup>Department of Colorectal Surgery, The Sixth Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510655, China; <sup>3</sup>Hospital of Stomatology, Guanghua School of Stomatology, Sun Yat-sen University, Guangdong Provincial Key Laboratory of Stomatology, Guangzhou 510055, China; <sup>4</sup>Department of Oral Implantology, Hospital and School of Stomatology, Tongji University, Shanghai Engineering Research Center of Tooth Restoration and Regeneration, Shanghai 200072, China

Corresponding author: Ge Yaping, Email:geyap@mail.sysu.edu.cn

**【Abstract】** Artificial intelligence (AI), represented by deep learning, can be used for solving real-life problems and has been applied across all sectors of society. The AI research in the oral and maxillofacial field is also outstanding. In this article, recent advances about deep learning in the field of oral and maxillofacial diagnostic imaging have been reviewed.

**【Key words】** Artificial intelligence; Deep learning; Oral and maxillofacial; Diagnostic imaging

**Fund program:** Special Fund of Fundamental Scientific Research Business Expense for Higher School of Central Government (Projects for Young Teachers, 2042019kf0111)

DOI:10.3877/cma.j.issn.1674-1366.2021.03.010

人工智能(artificial intelligence, AI)是模拟人类智能解决某些问题的理论和计算机系统的一门技术科学。而以深度学习(deep learning)为代表的机器学习(machine learning)是AI的子集,它们开发从数据中学习并做出预测的算法。深度学习被认为是“打了激素”的机器学习<sup>[1]</sup>。这种先进的机器学习需要人工神经网络(artificial neural network, ANN),其灵感来自于人类大脑的结构和功能。

由于这些技术的飞速发展,以深度学习为代表的AI可用于解决现实生活中的各种问题,已被广泛应用于社会的各个领域。深度学习算法在医学领域的诊断准确性正在接近人类的专业水平,计算机辅助诊断(computer-assisted diagnosis, CAD)逐步演变为医生的“第三只眼”<sup>[2]</sup>。以深度学习为代表的AI在口腔领域的研究也非常出色<sup>[1]</sup>,基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的深度学习系统已被引入口腔颌面部影像诊断领域。因此,本文将综述有关深度学习系统应用于口腔颌面部影像诊断领域的研究进展。

#### 一、牙齿自动检测

Chen等<sup>[3]</sup>开发了对牙齿进行自动检测与编号的深度学习方法。提出了一种基于牙齿编号系统的模块,以3位口腔医生手动标注的测试数据集作为对照组,结果发现该系统的精确度和召回率均超过90%,该系统的诊断性能接近初级口腔医生的水平。

Tuzoff等<sup>[4]</sup>提出了基于CNN自动检测曲面体层片牙齿及编号的方法。使用随机选择的1352张成年人曲面体层片数据集来训练该系统,牙齿检测模块在图像中标注牙齿轮廓;牙齿编号模块根据国际牙科联盟(Fédération Dentaire Internationale, FDI)牙位记录法对牙齿进行分类,利用经典的VGG-16 CNN结合启发式算法,根据牙齿的空间排列规则改进结果。一个独立的222幅图像测试集用来评估系统性能,并将其与专家的评估结果进行比较,发现该系统的灵敏度、精度、灵敏度、特异度与专家相似,由此可见,该CAD解决方

案的性能与专家水平相当。

类似地, Lee等<sup>[5]</sup>基于深度学习区域CNN方法对曲面体层片进行单独标注以实现牙齿的自动化分割。使用了30张曲面体层片的846张带标注的图像进行训练, 并将20张曲面体层片图像作为验证和测试集, 并从846个原始数据中获得了1024个训练样本。该模型的F1分数、精度召回率及平均检测评价函数(intersection over union, IoU)均较高。视觉评估显示该分割方法高度模拟了真实情况, 实现了对曲面体层片牙齿的自动分割, 这是实现诊断智能化的第一步。因此, 基于深度学习的AI系统具有进一步自动分析曲面体层片的潜力。

## 二、牙体牙髓科领域

1. 牙根解剖形态: 下颌第一磨牙远中根有时为多根管, 这可直接影响牙髓根管治疗的效果。Hiraiwa等<sup>[6]</sup>评估了深度学习系统对于曲面体层片上下颌第一磨牙牙根形态分类的诊断性能[以锥形束CT(cone-beam computed tomography, CBCT)图像作为对照]。分析了400例患者未经根管治疗的760颗下颌第一磨牙的CBCT和曲面体层片图像。从曲面体层片上分割出牙根部的图像, 将其应用于深度学习系统。在CBCT图像上, 21.4%的远中根为多根管, 深度学习系统在确定远中根根管数目的诊断准确度为86.9%, 显示出较高的准确性。这是进行牙体牙髓疾病治疗的基础。

2. 龋病: Schwendicke等<sup>[7]</sup>采用深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN), 检测近红外光透照(near-infrared transillumination, NILT)图像中的龋损。226颗离体牙由2名经验丰富的口腔医生对龋损进行注释。模型在有限的图像数据上训练后, 表现出令人满意的龋病检测能力。类似地, Casalegno等<sup>[8]</sup>也提出了一种深度学习模型, 可在NILT图像中自动检测和定位牙齿龋病。使用185个训练样本, 结果发现模型诊断龋病的ROC曲线下面积(area under curve, AUC)分别为0.836和0.856。因此, 用于牙齿图像分析的深度学习有望提高龋齿检测的速度和准确性, 利于龋病的早期诊断及治疗。

3. 根尖病变: Ekert等<sup>[9]</sup>在曲面体层片上应用CNN检测根尖病变。基于曲面体层片的2001个分割段的集成数据集, 通过10次重复交叉验证进行训练。结果发现疑似和确诊的根尖病变平均患病率均为 $0.16 \pm 0.03$ , CNN的AUC为 $0.85 \pm 0.04$ , 敏感性和特异性分别为 $0.65 \pm 0.12$ 和 $0.87 \pm 0.04$ , 阳性预测值为 $0.49 \pm 0.10$ , 阴性预测值为 $0.93 \pm 0.03$ 。当仅评估确诊的根尖病变时, AUC为 $0.89 \pm 0.04$ 。因此, 对图像数据进行适当的训练, 曲面体层片深度学习系统检测根尖病变的效果不错。

除了以上二维图像的检测, Orhan等<sup>[10]</sup>基于CNN的AI系统在检测CBCT图像中根尖周病变的诊断性能。从109例患者中获得153例根尖周病变的图像, 由口腔医生确定根尖周病变的区域, 手动分割计算病变体积。使用CNN确定(1)是否可以检测到病变; (2)如果发现病变, 定位在何处(上颌骨、下颌骨或特定牙位); (3)病变体积。最后, CNN系统成功检

测出牙位并编号, 仅1颗牙识别错误; 系统检测根尖周病变的可靠性为92.8%; CNN测量的病变体积与手动分割结果基本一致, 两种测量方法差异无统计学意义( $P > 0.05$ )。因此, 基于深度学习方法的AI系统可用于检测CBCT图像中的根尖周病变。

最近国内研究者章一帆等<sup>[11]</sup>通过深度学习方法, 开发AI辅助识别根尖片拍摄区域的模型, 根尖片自动旋转至正确象限。收集已确诊的2500张根尖片, 人工标注根尖片所拍摄区域。其中一部分作为训练集, 另一部分作为测试集, 使用前期训练好的模型对其进行判读评估, 绘制测试结果ROC曲线, 并计算灵敏度与特异性, 以口腔医生人工判读结果作为对照组。该系统对测试集的判读AUC为97%, 高于对照组判读结果。结果表明, AI辅助判读口腔根尖片的模型, 相较于人工判断, 具有更高的正确率。

4. 牙根纵裂: Fukuda等<sup>[12]</sup>评估了CNN系统在曲面体层片中诊断牙根纵裂(vertical root fracture, VRF)的效果。从医院影像数据库中选择了300幅曲面体层片图像, 这些图像包含330颗牙根纵裂牙且折线清晰可见。两名放射科医生和一名牙体牙髓科医师对VRF线的判读结果作为对照。在300张图像中, 80%的图像作为训练集, 而20%图像作为测试集, 构建基于CNN的VRF诊断深度学习模型。结果在330个VRF中, 267个被准确检测到, 20个假阳性, 召回率为0.75, 精确度为0.93,  $F$ 值为0.83。所以CNN学习模型有望作为检测曲面体层片的VRF的工具。

## 三、牙周科领域

Lee等<sup>[13]</sup>开发了一种基于DCNN的CAD系统, 评估该系统诊断和预测牙周炎的准确性。结合预训练的DCNN模型和自训练网络, 使用根尖片图像确定最佳的DCNN模型和权重。将根尖片数据集分为训练( $n = 1044$ )、验证( $n = 348$ )和测试( $n = 348$ )数据集。使用深度学习算法, 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, 预测前磨牙和磨牙需拔除的准确度分别为82.8% [95%可信区间(CI): 70.1% ~ 91.2%] 和73.4% (95% CI: 59.9% ~ 84.0%)。证明了DCNN算法可用于诊断牙周炎, 随着牙周炎数据集的进一步优化及算法的改进, CAD系统有望诊断和预测牙周炎。

Krois等<sup>[14]</sup>将CNN系统应用于曲面体层片智能化诊断牙周炎。根据曲面体层片合成了一组图像片段, CNN经过10次重复交叉验证进行训练, 使用网格搜索对模型架构和超参数进行了调整, 6位口腔医生的评估结果作为对照。CNN诊断的平均准确度, 与口腔医生相比差异无统计学意义( $P = 0.067$ )。因此, CNN与口腔医生对于牙周炎的曲面体层片的判读能力基本一致。

## 四、儿童口腔科领域

游文喆等<sup>[15]</sup>开发了AI辅助的牙菌斑智能判读系统, 对家用口腔内窥镜所拍摄的口内牙齿照片进行菌斑量及附着部位初步判断。用家用口腔内窥镜拍摄患儿牙菌斑染色前后的牙齿照片, 使用深度学习和予以分割算法对标注后的照



片进行训练,并建立牙菌斑智能判读系统。由系统和1名儿童口腔医生分别标记107组未染色照片的菌斑区域。将1201组牙菌斑染色后乳牙照片进行图像处理,建立牙菌斑识别系统。对107组未染色的乳牙照片进行菌斑识别,智能判读系统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,医师标注组与实际菌斑区域的平均重叠率为0.75。因此,牙菌斑智能判读系统可以用于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。

#### 五、口腔颌面外科领域

1. 阻生牙识别: Vinayahalingam等<sup>[16]</sup>为了评估下颌阻生牙的牙根与下牙槽神经的接近性,避免阻生牙拔除后发生神经损伤的风险,开发并验证了一种基于深度学习自动识别曲面体层片下颌阻生牙和下牙槽神经的方法,发现该系统可智能化识别风险,优化治疗计划,但需进一步增强算法以提高其准确性。

2. 颌骨囊肿: Arijj等<sup>[17]</sup>利用深度学习对曲面体层片中下颌骨良性病变进行自动诊断和分类,病变大小 $\geq 10$  mm,病变类型包括成釉细胞瘤、牙源性角化囊性瘤、含牙囊肿、根尖周囊肿和单纯骨囊肿。共将210个训练图像和标签导入了深度学习训练系统,使用深度神经网络创建学习模型,将两个测试数据集应用于学习模型,评估预测图像与真实图像之间的差异,计算图像的灵敏度和假阳性率,评估对不同囊肿的诊断性能。结果发现对含牙囊肿的诊断和分类敏感性最高。

Lee等<sup>[18]</sup>比较了曲面体层片和CBCT图像CAD系统,对3种类型的牙源性囊性病变(牙源性角化囊性瘤、含牙囊肿和根尖周囊肿)的诊断性能。结果发现使用CBCT图像进行预训练的模型显示出良好的诊断性能(AUC=0.914,灵敏度=96.1%,特异性=77.1%),明显高于其他使用全景图像的模型(AUC=0.847,灵敏度=88.2%,特异性=77.0%),差异有统计学意义( $P=0.014$ )。这项研究表明,基于深度学习,可以诊断曲面体层片和CBCT中的3种类型牙源性囊性病变;而且使用CBCT图像训练的模型比使用曲面体层片图像训练的模型具有更高的诊断性能。

3. 上颌窦炎: Murata等<sup>[19]</sup>将深度学习系统应用于曲面体层片辅助诊断上颌窦炎,通过数据扩充,将400例健康上颌窦和400例上颌窦炎训练数据分别增强至6000个样本。将60例健康和60例上颌窦炎的测试图像导入学习模型中,并计算诊断性能。绘制ROC曲线,并获得AUC值。将结果与2名资深放射科医生和2名口腔医生的诊断结果进行了比较。结果发现曲面体层片深度学习系统对上颌窦炎的诊断准确度、敏感性、特异性及AUC与放射科医生相比无显著差异,并且高于口腔医生。因此,曲面体层片深度学习系统对上颌窦炎的诊断性能高,其结果有望为经验不足的口腔医生提供诊断支持。

4. 阻生牙年龄估算: 目前已有自动检测放射线片和磁共振成像的腕骨年龄的方法,可用于估计儿童和青少年的年龄。而对于阻生牙的年龄估算,De Tobel等<sup>[20]</sup>基于曲面体层片上的低位阻生牙,开发了评估发育程度的自动化方法。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。结果发现自动检测曲面体层片上低位阻生牙的发育结果与人类观察者的结果相差无几,未来进一步优化的话,有望实现阻生牙年龄的自动测算。

#### 六、口腔修复科领域

Yamaguchi等<sup>[21]</sup>基于CNN开发一种学习模型来预测计算机辅助设计与制作(CAD-CAM)复合树脂冠的脱落率。扫描患者的3D立体光刻模型获得的8640张图像,被随机分为6480张训练和验证图像,以及2160张测试图像。该模型对于冠脱落率的预测准确度、精度、召回率和F值分别为98.5%、97.0%、100%和0.985;对于2160张测试图像,平均计算时间为2毫秒/步;AUC为0.998。该深度学习模型在预测复合树脂冠的脱落率方面表现出不错的性能。

#### 七、正畸科领域

头影测量已广泛用于正畸诊断和治疗计划的制定,但是,传统系统需要人工标点,非常耗时且有误差。Yu等<sup>[22]</sup>将CNN整合到侧位片端到端的诊断系统中,提供了一种准确而强大的骨骼诊断系统。输入5890张头影测量图和相应的人口统计学数据,构建了多模式CNN模型,利用转移学习和数据扩充技术对模型进行了优化。该系统在垂直和矢状面骨骼诊断方面显示了>90%的灵敏度、特异性和准确性,其中垂直分类显示出最高的准确性,为96.40(95% CI: 93.06~98.39);AUC>95%。因此,CNN集成系统显示出辅助正畸诊断的潜力。

上述大多数研究使用的都是相对较小的数据集(每组少于1000个牙片),并且大多数研究的准确性低于临床预期98%~99%的准确度。对于医疗问题而言,1%的错误率都是很严重的,因此仍然需要不断提升模型的精度以更好地辅助临床诊疗。影像学图像的像素值在每次曝光时可能都会发生变化,为了获得有临床意义的高精确度,可能需要来自多中心的不同条件的机器的混合数据集。而且,现有的研究多为方法学研究,与临床应用尚有一定距离。因此,应构建大规模的口腔公共数据集,以推进临床应用。

综上所述,AI在诊断和预测口腔颌面部疾病中具有潜在的应有价值,通过不断积累高质量图像数据集并通过改进算法,有望实现AI在口腔领域的临床应用,以减轻口腔医生的工作量,有效提高工作效率,降低医疗风险。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

#### 参 考 文 献

- [1] Park WJ, Park JB. History and application of artificial neural networks in dentistry [J]. Eur J Dent, 2018, 12(4): 594-601. DOI:10.4103/ejd.ejd\_325\_18.
- [2] Chan HP, Samala RK, Hadjiiski LM, et al. Deep Learning in Medical Image Analysis [J]. Adv Exp Med Biol, 2020, 1213: 3-21. DOI:10.1007/978-3-030-33128-3\_1.
- [3] Chen H, Zhang K, Lyu P, 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. DOI:10.1038/s41598-019-40414-y.
- [4] 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. DOI:10.1259/dmfr.20180051.
- [5] Lee JH, Han SS, Kim YH, et al. Application of a fully deep convolutional neural network to the automation of tooth segmentation on panoramic radiographs [J]. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol*, 2020, 129(6):635-642. DOI:10.1016/j.oooo.2019.11.007.
- [6] 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. DOI:10.1259/dmfr.20180218.
- [7] 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. DOI:10.1016/j.jdent.2019.103260.
- [8] 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. DOI:10.1177/0022034519871884.
- [9] 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. DOI:10.1016/j.joen.2019.03.016.
- [10] 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. DOI:10.1111/iej.13265.
- [11] 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]. 中华口腔医学会老年口腔医学专业委员会. 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汇编, 济南, 2019. 北京: 中华口腔医学会, 2019:2. DOI:10.26914/c.cnkihy.2019.024441.
- [12] Fukuda M, Inamoto K, Shibata N, et al. Valuation of an artificial intelligence system for detecting vertical root fracture on panoramic radiography [J]. *Oral Radiol*, 2020, 36(4):337-343. DOI:10.1007/s11282-019-00409-x.
- [13] 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. DOI:10.5051/jpis.2018.48.2.114.
- [14] 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. DOI:10.1038/s41598-019-44839-3.
- [15] 游文喆, 夏斌. 牙菌斑智能判读系统建立的探索研究 [C]. 中华口腔医学会儿童口腔医学专业委员会, 中国国际科技交流中心. 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端论坛论文汇编, 重庆, 2019. 北京: 中华口腔医学会, 2019:1. DOI:10.26914/c.cnkihy.2019.025581.
- [16] 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. DOI:10.1038/s41598-019-45487-3.
- [17] 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. DOI:10.1016/j.oooo.2019.05.014.
- [18] Lee JH, Kim DH, Jeong SN. Diagnosis of cystic lesions using panoramic and CBCT images based on deep learning neural Network [J]. *Oral Dis*, 2020, 26(1):152-158. DOI:10.1111/odi.13223.
- [19] 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. DOI:10.1007/s11282-018-0363-7.
- [20] 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.
- [21] 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. DOI:10.1177/0022034519867641.
- [22] 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. DOI:10.1177/0022034520901715.

(收稿日期:2020-08-23)

(本文编辑:王嫚)