

[DOI] 10.12016/j.issn.2096-1456.2022.11.009

· 综述 ·

人工智能在口腔疾病影像诊断中的研究进展

王琰琳, 李刚

北京大学口腔医学院·口腔医院医学影像科 国家口腔疾病临床医学研究中心 口腔生物材料和数字诊疗装备国家工程研究中心-口腔数字医学北京市重点实验室, 北京(100081)

【摘要】 近年来,人工智能在医学领域,特别是在口腔医学影像诊断中的应用发展迅速。本文详细回顾了龋病、根尖周炎、牙根纵裂、牙周炎、上颌多生牙及下颌阻生齿、口腔颌面部囊性病变及颞下颌关节紊乱病等口腔常见疾病的人工智能研究现状。多项研究表明人工智能的口腔疾病诊断准确性与口腔医生相当,甚至优于口腔医生,说明人工智能在诊断口腔疾病中有良好的应用前景。但是,人工智能模型受到人工标注精度的限制,可解释性不强,泛化能力弱,难以开展增量学习,未来的研究应进一步进行算法的开发与训练,提高人工智能的准确性。

【关键词】 口腔医学; 人工智能; 深度学习; 神经网络; 卷积神经网络; 放射; 口腔颌面医学影像; 影像分析; 口腔医学影像诊断

【中图分类号】 R78 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 2096-1456(2022)11-0816-05

【引用著录格式】 王琰琳, 李刚. 人工智能在口腔疾病影像诊断中的研究进展[J]. 口腔疾病防治, 2022, 30(11): 816-820. doi:10.12016/j.issn.2096-1456.2022.11.009.

Research progress on artificial intelligence in imaging diagnosis of oral diseases WANG Yanlin, LI Gang. Department of Oral and Maxillofacial Radiology, Peking University School and Hospital of Stomatology & National Clinical Research Center for Oral Diseases & National Engineering Research Center of Oral Biomaterials and Digital Medical Devices & Beijing Key Laboratory of Digital Stomatology, Beijing 100081, China

Corresponding author: LI Gang, Email: kqgang@bjmu.edu.cn, Tel: 86-10-82195328

【Abstract】 In recent years, the application of artificial intelligence (AI) in the medical field, especially in dental imaging diagnosis, has developed rapidly. This review introduces research on AI in detail from the aspects of identifying caries, periapical lesions, vertical root fracture, periodontitis, maxillary supernumerary teeth and impacted mandibular third molars, oral and maxillofacial cystic lesions and temporomandibular joint disorders. Studies have shown that the diagnostic accuracy of AI in the abovementioned oral diseases is equivalent to or even better than that of dentists, indicating that AI has potential in oral disease diagnosis. However, AI models are limited by manual annotation accuracy, poor interpretability, weak generalization ability and difficulty in incremental learning. Future investigations should focus on the development and training of algorithms to improve AI accuracy in oral disease diagnosis.

【Key words】 oral medicine; artificial intelligence; deep learning; neural network; convolutional neural network; radiology; oral and maxillofacial radiology; imaging analysis; oral and maxillofacial radiology diagnosis

J Prev Treat Stomatol Dis, 2022, 30(11): 816-820.

【Competing interests】 The authors declare no competing interests.

This study was supported by National Key R&D Program of China (No. 2018YFC0807303) ; PKU-Baidu Fund (No. 2020037).

【收稿日期】 2021-10-09; **【修回日期】** 2022-04-12

【基金项目】 国家重点研发计划(2018YFC0807303);北京大学百度基金资助项目(2020037)

【作者简介】 王琰琳, 博士研究生, Email: wangyanlin0416@126.com

【通信作者】 李刚, 教授, 博士, Email: kqgang@bjmu.edu.cn, Tel: 86-10-82195328



微信公众号

随着信息科技的不断发展,人工智能相关技术已广泛应用于多个领域,尤其在医学中的应用潜力巨大,在疾病诊断、辅助治疗和预测预后等方面均有报道^[1]。人工智能在口腔疾病医学影像诊断中的应用尚处于研究阶段,前期研究主要集中于检测分类、诊断、图像分割、识别与标记等^[2]。本文就当前人工智能在口腔疾病诊断中的应用作一综述。

1 人工智能在口腔疾病影像诊断中的应用

1.1 人工智能在牙体疾病影像诊断中的应用

1.1.1 龋病 人工智能在龋病诊断中的研究主要集中于应用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)诊断邻面龋,以经验丰富的口腔医生判断结果或体外切片后显微镜下观察结果为金标准。Cantu等^[3]选取了3 686张含有不同程度邻面龋的咬合翼片,对CNN进行训练、验证和测试,并将4名口腔专家的诊断结果作为参考标准。实验结果表明,CNN诊断邻面龋的准确性、敏感性、特异性分别为0.80、0.75、0.83,而临床口腔医生对咬合翼片中邻面龋诊断的准确性、敏感性、特异性分别为0.71、0.36、0.91,说明在咬合翼片中,CNN对邻面龋诊断更敏感。此外,Devito等^[4]研究结果同样表明CNN可以提高对于邻面龋诊断的准确性。

然而,林秀娇等^[5]研究表明人工智能与口腔医生的诊断结果并没有明显差异。在这项研究中,实验人员将160颗离体牙的根尖X线片分别作为计算机辅助龋病诊断系统的训练集和测试集,其组织学检查结果作为龋坏诊断的金标准。训练结果表明,该系统的ROC曲线下面积(area under the curve, AUC)、敏感性、特异性分别为0.73、0.77、0.76,口腔医生的AUC值、敏感性、特异性分别为0.76、0.60、0.87。针对不同牙位, Lee等^[6]通过3 000张包含前磨牙及磨牙龋坏的根尖片,对CNN进行训练、验证和测试,结果表明在磨牙和前磨牙中CNN的诊断准确性没有显著性差异。

以上研究表明,在邻面龋诊断中,人工智能并不能总是有效提高诊断的准确性,这可能与应用的训练模型、X线片中龋病标注的标准和医生的诊断经验^[2]等有关系。

1.1.2 根尖周炎 目前通过影像学诊断根尖周炎的准确性与医生的临床经验相关^[7],利用人工智能系统可以避免这个问题。Ekert等^[8]对85名根尖周炎患者曲面体层片进行分割,用2 001个图像对

CNN进行训练和测试,其中包括切牙、尖牙、前磨牙和磨牙,并将6名经验丰富的口腔医生的诊断结果作为参考标准。结果表明,该CNN对于根尖周炎的总体AUC、敏感性、特异性分别为0.85、0.65、0.87;且对磨牙的敏感性显著高于其他牙齿。Setzer等^[9]用20个含有根尖周炎患者的CBCT图像对CNN进行训练,结果CNN的敏感性为0.93,特异性为0.88,阳性预测值为0.87,阴性预测值为0.93,同样显示出了良好的病灶检测准确性,说明在图像中CNN对根尖周炎有较好的诊断性能。

此外,Orhan等^[10]用153颗慢性根尖周炎牙齿的CBCT图像测试集对该CNN进行测试,以经验丰富的口腔影像科医师的诊断作为参考标准,该CNN成功检测出其中的142例,同时还成功定位病变牙并对其编号,且测量的病灶大小与人工结果相似。上述实验说明CNN可以在曲面体层片和CBCT中检测、定位根尖周炎以及测量病变的大小。

根尖周炎的首选治疗方法是根管治疗,而根尖孔定位在根管治疗中是一个重要的步骤,直接决定了根管治疗的效果。临床常以根尖定位仪作为根尖孔定位的金标准,通过X线片定位根尖孔往往存在一定的误差。现有研究表明,使用人工智能可以提高X线片中根尖孔定位的准确性。Saghiri等^[11]在一项尸体研究中用50颗体外测量根管长度的牙齿作为材料,让口腔医生和人工神经网络(artificial neural network, ANN)评估根管长度。研究发现,口腔医生评估工作长度的准确性为0.76,而ANN的准确性达0.96。Saghiri等^[12]的另一项研究表明人工智能系统可以提高X线片中根尖孔定位的准确性,可以作为根尖定位仪的替代方案。

1.1.3 牙根纵裂 牙根纵裂(vertical root fracture, VRF)是一种较为严重且隐蔽的慢性损伤性牙体疾病,临床上常以CBCT作为诊断的金标准。Fukuda等^[13]选取300张含有330颗清晰可见根纵裂牙的曲面体层片用于评估CNN检测VRF的效果,该CNN检测出其中267例,误检出20颗健康牙齿,说明该CNN对牙根纵裂具有一定的诊断效果,但仍存在不足。

1.2 人工智能在牙周炎影像诊断中的应用

牙周炎是世界第六大流行性疾病,可导致刷牙出血、牙槽骨吸收、牙齿脱落等^[14]。现有研究表明AI可用于X线片中牙周炎的检测。Chang等^[15]

开发了一种自动检测和分类曲面体层片中单个牙齿牙槽骨吸收程度的CNN,通过自动检测牙长轴、牙槽骨和釉牙本质界水平,对骨吸收百分比进行自动分析,利用百分比对单个牙齿牙槽骨吸收程度进行自动分类,并且根据2017年牙周病和植体周病国际分类研讨会提出的新标准对牙周炎进行自动分期。结果表明,该方法与影像科医师诊断的Pearson相关系数为0.73($P < 0.01$),全口组内相关系数为0.91($P < 0.01$),说明该CNN在牙槽骨吸收的自动诊断和牙周炎分期中有较高的准确性和可靠性。

除了检测牙槽骨吸收程度外,有研究表明人工智能系统还可以对病变牙齿进行定位。Kim等^[16]开发了一个可以在曲面体层片中检测牙周炎及提供病变对应牙位的自动诊断系统,通过对该系统进行训练、验证和测试,结果表明,这个系统的AUC、特异性、敏感性及F1记数(F1-Score,又称为平衡F分数,Balanced Score)稍高于5位临床医生,说明该系统表现出与临床医生平均水平相当的性能。

1.3 人工智能在多生牙和阻生齿影像诊断中的应用

Kuwaka等^[17]用275张上颌切牙区有多生牙和275张没有多生牙的曲面体层片对AlexNet、VGG-16、Detect-Net三种深度学习模型进行训练、验证和测试,将400张作为训练集,100张作为验证集和测试集1,50张作为测试集2,3个数据集中有多生牙和无多生牙的图像比例为1:1,同时所有图像的诊断结果由两名影像科医师进行审核,并将审核结果作为标准。其中Detect-Net的诊断效能最高,VGG-16的诊断效能最低。对Detect-Net性能的评估结果表明,在切牙区域检测的召回率(表示检出正样本占实际正样本总数的比例)、精确率(表示被分为正例的样本中实际为正例的比例)和F1记数均为1.0,说明其在曲面体层片中检测上颌切牙区域多生牙的准确性高。

下颌智齿接近下颌管是智齿拔除后发生神经损伤和下唇感觉障碍的危险因素,因此在下颌智齿拔除前需要通过影像学来判断下颌智齿与下颌管的位置关系。Vinayahalingam等^[18]开发了一种自动检测和分割曲面体层片中第三磨牙牙根和下颌管的CNN,用83张人工分割下颌第三磨牙和下颌管的曲面体层片对该系统进行训练和测试(训练集与测试集比例为7:3),结果表明与人工分割相

比,训练集中该CNN分割下颌第三磨牙的DICE系数、敏感性、特异性分别为0.94、0.95、0.99,分割下颌管的DICE系数、敏感性、特异性分别为0.81、0.85、0.97。Liu等^[19]开发了一种用于CBCT数据集中自动分割下颌管与下颌阻生智齿并分类其关系的CNN。在分割任务中,测试集中下颌智齿和下颌管的DICE系数分别为0.97、0.92;在分类任务中,准确性、敏感性、特异性分别为0.93、0.90、0.95。Kwak等^[20]利用work-in-progress自动化软件对102名患者的CBCT图像进行下颌管自动检测和分割,也表现出了较高的准确性。上述实验结果表明在二维和三维图像中,人工智能系统在判断下颌智齿与下颌管的位置关系的性能良好,有很大的应用前景。

1.4 人工智能在口腔颌面部囊性病变影像诊断中的应用

成釉细胞瘤和牙源性角化囊肿是影像学特征相似但行为不同的两种颌骨病变,X线影像表现为囊性病变,其治疗计划不完全相同。成釉细胞瘤和牙源性角化囊肿的准确诊断有助于制定合适的治疗计划。Kwon等^[21]开发了一个用于检测和分类牙源性囊性病变的CNN。研究使用1 282张病理活检结果与影像学诊断相同的曲面体层片对CNN进行训练和测试,其中包括350张含牙囊肿、302张根尖周囊肿、230张成釉细胞瘤、300张牙源性角化囊肿和100个正常颌骨的曲面体层片,以病理活检结果作为金标准,结果该CNN对病变总体分类的准确性为0.91,说明该CNN可以辅助临床诊断。

Poedjiastoeti等^[22]开发了一个用于检测和鉴别曲面体层片中成釉细胞瘤和牙源性角化囊肿的CNN,结果表明,CNN的敏感性、特异性和准确性分别为0.82、0.83和0.83,同样表现出了较高的诊断准确性。Lee等^[23]通过实验评估了CNN在CBCT和曲面体层片中对于牙源性角化囊肿、含牙囊肿和根尖周囊肿这三种病变的检测和诊断,研究共纳入了247例患者,以病理活检结果作为金标准。结果显示,CNN对于CBCT的诊断准确性为0.91,敏感性为0.96,特异性为0.77。

上述研究结果显示CNN除了可以在二维图像中较准确地检测颌骨囊性病变,在三维影像中也一样具有良好的准确性。

1.5 人工智能在颞下颌关节紊乱病影像诊断中的应用

颞下颌关节紊乱病是口腔疾病中发病率第四

的常见病。影像学对颞下颌关节的准确诊断至关重要, CBCT已经成为诊断颞下颌关节骨性改变的金标准, 现有研究表明人工智能可辅助颞下颌关节紊乱病的诊断。Lee等^[24]开发了一种可通过CBCT图像自动检测颞下颌关节骨性关节病的CNN。研究纳入314例诊断为颞下颌关节紊乱病且CBCT表现为颞下颌关节骨关节病征象的患者的CBCT图像, 每个CBCT选取4~10张图像, 共获得3 749张显示髁突骨质改变的图像。用两名经验丰富的正畸医生和1名颞下颌关节门诊专家的诊断结果作为参考标准, 排除关节表面骨皮质良好的235张图像, 其余的3 514张有颞下颌关节骨关节病, 并对该CNN进行训练、验证和测试。结果测试集中该CNN的准确性为0.86, 表明该CNN可以从CBCT中自动检测颞下颌关节中髁突骨质变化, 辅助临床医生诊断颞下颌关节紊乱病。

2 人工智能在口腔疾病影像诊断中应用的局限性

2.1 受到人工标注精度的限制

由于许多人工智能模型的训练是在手工标注的基础上完成, 一方面医师需要足够的时间和精力进行大量的精细标注, 另一方面医师主观因素也会对标注结果产生一定影响, 故在一定程度上这些研究结果的准确性都会受到人工标注精度的限制, 产生一定的误差。同时, 由于性能是与医师的结果相对比, 故准确性也是相对而言^[25]。

2.2 可解释性不强

目前人工智能无法应用于临床实践的最大技术局限是其可解释性不强。人类难以找到人工智能网络模型能良好分析数据集的原因, 更难以在发生错误后有目的地对模型进行算法改进, 这可能是人工智能在口腔疾病影像学应用中的最大障碍^[25]。

2.3 模型泛化能力弱

所有关于人工智能训练的普遍问题是实验中的训练数据集小, 单个研究的数据集来源多为同一医院或机构, 这也就决定了人工智能模型在训练集以外的数据集上的推广使用时, 会出现较大的不稳定性^[25]。

2.4 难以开展增量学习

现有的各种人工智能训练模型系统框架难以有效开展增量学习。神经网络的权重连接系数作为人工智能建立的模型本质, 它决定了新的网络训练模型会调改甚至删除旧训练模型的学习结

果, 而且这种新的神经网络调改没有定向性, 新旧训练数据的差异直接决定了新训练网络的走向, 同时它也具有一定的随机性^[25]。

3 未来与展望

人工智能在口腔颌面部疾病影像诊断中的应用已经显示出了很好的性能, 人工智能速度快、自动化这些优点可以很好地缓解影像科医师的压力。随着科技的不断发展, 应用人工智能是一种必然的趋势。但是在人工智能系统的训练上还需要进一步提高, 用于训练人工智能的数据集难免会受偏差的影响, 所以人工智能的能力很大程度上取决于算法是如何开发和训练的^[26]。因此未来的实验应在数据集最大程度减小偏差的基础上, 进一步提升算法的开发与训练, 提高人工智能的准确性。

[Author contributions] Wang YL wrote the article. Li G reviewed the article. All authors read and approved the final manuscript as submitted.

参考文献

- [1] Beam AL, Kohane IS. Big data and machine learning in health care[J]. JAMA, 2018, 319(13): 1317-1318. doi: 10.1001/jama.2017.18391.
- [2] Heo MS, Kim JE, Hwang JJ, et al. Artificial intelligence in oral and maxillofacial radiology: what is currently possible?[J]. Dentomaxillofac Radiol, 2021, 50(3): 20200375. doi: 10.1259/dmfr.20200375.
- [3] Cantu AG, Gehrung S, Krois J, et al. Detecting caries lesions of different radiographic extension on bitewings using deep learning [J]. J Dent, 2020, 100: 103425. doi: 10.1016/j.jdent.2020.103425.
- [4] Devito KL, de Souza Barbosa F, Felipe Filho WN. An artificial multilayer perceptron neural network for diagnosis of proximal dental caries[J]. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod, 2008, 106(6): 879-884. doi: 10.1016/j.tripleo.2008.03.002.
- [5] 林秀娇, 张栋, 黄明毅, 等. 计算机辅助诊断根尖X线片图像中恒牙邻面龋初探[J]. 中华口腔医学杂志, 2020, 55(9): 654-660. doi: 10.3760/cma.j.cn112144-20200209-00040.
- [6] Lin XJ, Zhang D, Huang MY, et al. Evaluation of computer-aided diagnosis system for detecting dental approximal caries lesions on periapical radiographs[J]. Chin J Stomatol, 2020, 55(9): 654-660. doi: 10.3760/cma.j.cn112144-20200209-00040.
- [7] 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. doi: 10.1016/j.jdent.2018.07.015.
- [7] Parker JM, Mol A, Rivera EM, et al. Cone-beam computed tomography uses in clinical endodontics: observer variability in detecting periapical lesions[J]. J Endod, 2017, 43(2): 184-187. doi:

- 10.1016/j.joen.2016.10.007.
- [8] 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. doi: 10.1016/j.joen.2019.03.016.
- [9] Setzer FC, Shi KJ, Zhang Z, et al. Artificial intelligence for the computer-aided detection of periapical lesions in cone-beam computed tomographic images[J]. *J Endod*, 2020, 46(7): 987-993. doi: 10.1016/j.joen.2020.03.025.
- [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] Saghiri MA, Garcia-Godoy F, Gutmann JL, et al. The reliability of artificial neural network in locating minor apical foramen: a cadaver study[J]. *J Endod*, 2012, 38(8): 1130-1134. doi: 10.1016/j.joen.2012.05.004.
- [12] Saghiri MA, Asgar K, Boukani KK, et al. A new approach for locating the minor apical foramen using an artificial neural network[J]. *Int Endod J*, 2012, 45(3): 257-265. doi: 10.1111/j.1365-2591.2011.01970.x.
- [13] 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. doi: 10.1007/s11282-019-00409-x.
- [14] Tonetti MS, Jepsen S, Jin LJ, et al. Impact of the global burden of periodontal diseases on health, nutrition and wellbeing of mankind: a call for global action[J]. *J Clin Periodontol*, 2017, 44(5): 456-462. doi: 10.1111/jcpe.12732.
- [15] 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. doi: 10.1038/s41598-020-64509-z.
- [16] Kim J, Lee HS, Song IS, et al. DeNTNet: deep neural transfer network for the detection of periodontal bone loss using panoramic dental radiographs[J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1): 17615. doi: 10.1038/s41598-019-53758-2.
- [17] 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. doi: 10.1016/j.oooo.2020.04.813.
- [18] 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.
- [19] 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*, 2022, 26(1): 981-991. doi: 10.1007/s00784-021-04082-5.
- [20] Kwak GH, Kwak EJ, Song JM, et al. Automatic mandibular canal detection using a deep convolutional neural network[J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 5711. doi: 10.1038/s41598-020-62586-8.
- [21] Kwon O, Yong TH, Kang SR, et al. Automatic diagnosis for cysts and tumors of both Jaws on panoramic radiographs using a deep convolution neural network[J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2020, 49(8): 20200185. doi: 10.1259/dmfr.20200185.
- [22] Poedjastoeiti W, Suebnukarn S. Application of convolutional neural network in the diagnosis of jaw tumors[J]. *Health Inform Res*, 2018, 24(3): 236-241. doi: 10.4258/hir.2018.24.3.236.
- [23] 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. doi: 10.1111/odi.13223.
- [24] Lee KS, Kwak HJ, Oh JM, et al. Automated detection of TMJ osteoarthritis based on artificial intelligence[J]. *J Dent Res*, 2020, 99(12): 1363-1367. doi: 10.1177/0022034520936950.
- [25] 朱森华, 章桦. 人工智能技术在医学影像产业的应用与思考[J]. *人工智能*, 2020(3): 94-105. doi: 10.16453/j.cnki.issn2096-5036.2020.03.010.
- Zhu SH, Zhang H. Application and thinking of artificial intelligence technology in medical imaging industry[J]. *AI View*, 2020(3): 94-105. doi: 10.16453/j.cnki.issn2096-5036.2020.03.010.
- [26] Jordan MI, Mitchell TM. Machine learning: trends, perspectives, and prospects[J]. *Science*, 2015, 349(6245): 255-260. doi: 10.1126/science.aaa8415.

(编辑 罗燕鸿)



官网