

人工智能医学影像应用:现实与挑战

金征宇

【关键词】 人工智能; 计算机辅助诊断; 深度学习; 医学影像**【中图分类号】** R05; R395 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2018)10-0989-03

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2018.10.001

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



伴随着人工智能的方兴未艾,医学影像与人工智能的结合被认为是最具发展前景的领域^[1]。医学影像人工智能肇始于上世纪 60 年代,上世纪 80 年代,随着人工智能和基于人工智能的计算机辅助诊断(CAD)软件的开放应用,人工智能开始逐渐整合到放射科日常工作流程中。进入 21 世纪以来,随着人工智能技术的飞速发展,人工智能在医学影像中的应用日新月异,在肿瘤检出、定性诊断、自动结构化报告、肿瘤提取、肿瘤放疗靶器官勾画等方面已经有较多的临床研究和临床应用^[2]。

由于医学影像临床工作的复杂性,伴随计算机技术的发展,直到近期人工智能技术才能进行精准的医学影像图像分析^[3]。目前学术界普遍接受的观点是人工智能应用于医学影像日常工作中,可以减少放射科医生的重复简单工作并降低人为错误,提高医生的工作效率,提高诊断准确率,促进精准医疗在影像医学的应用,但即使人工智能技术能达到更高的技术水平并能控制成本应用于临床工作,人工智能也不能取代放射科医生的全部临床工作,尤其是需要与人沟通交流的相关工作^[4]。

在探讨如何将人工智能应用于医学影像之前,要先了解在无人工智能的情况下,医学影像所面临的 3 个问题。第一,医疗数据中超过 90% 的数据来自于医学影像,但这些数据几乎全部需要人工分析。人工分析的缺点显而易见:①不够精确,医生仅能凭借经验去辨别,经常缺乏量化的标准,容易造成误判;②不可避免地会出现人眼视力产生的误差及视力疲劳;③海量的图像信息量容易产生漏诊。第二,医疗从业人员短缺。目前我国医学影像数据年增长率约为 30%,而放射科医师数量年增长率约为 4%,其间的差距为 26%^[5]。放射科医师数量增长远不及影像数据增长,且医师从业需要较长时间的培训和学习,这意味着放射科医师在未来处理影像数据的压力会越来越大,难

以承担巨大的负荷。第三,在多学科相互渗透交叉的时代,放射科医师缺乏强有力的方法或武器参与竞争以稳定学科发展的方向。而人工智能与医学影像的融合恰好可在学科发展方面拾遗补缺。

人工智能在医学影像的应用主要分为图像识别和深度学习两个部分。这两部分均是基于医学影像大数据所进行的数据上的挖掘和应用,其中深度学习是人工智能应用的核心环节。如果这两部分均得以实现将改写医学影像学在学科发展中的方向。

人工智能在医学影像应用最成熟的领域为肿瘤影像,其中以下三个方面已较广泛应用于医学影像诊疗临床工作中:

1. 肺部结节和肺癌筛查

2016 年进行的一项大规模研究,在 50 台 CT 扫描设备上使用了 4 种不同的 CAD 软件用以检出放射科医生漏诊的肺部结节,发现 CAD 软件可以检出漏诊的 56%~70% 结节,其中包括 17% 的 3mm 以下肿瘤和 69%~78% 的 3~6mm 肿瘤,这种大小的肿瘤经常被医生漏诊^[6]。使用更加先进的人工智能数据处理技术如多视点卷积网络可进一步降低 CAD 筛查肺部结节的假阳性率^[7]。如果不同放射科医生对于肺部结节性质有争议时,CAD 软件的诊断意见有助于结节性质的判定。肺部结节和肺癌筛查的人工智能 CAD 软件可以帮助放射科医生准确检出早期小肿瘤,降低医生工作强度和人为错误的发生率^[8]。CAD 软件在低剂量 CT 肺部结节筛查中可显著提高实习医师的诊断敏感性,以共同读片模式可以明显缩短实习医师的阅片时间^[9]。这表明人工智能技术在肺部结节 CT 筛查中可以切实应用于低年资医师教学和临床诊断工作中。

2. 乳腺癌筛查

乳腺癌影像筛查是人工智能机器学习较早应用的领域,目前 CAD 已经较好的融入放射科医生对乳腺癌进行影像诊断的日常工作流程中,在 X 线断层成像^[10]、乳腺钼靶^[11]、超声^[12]、MRI^[13] 等不同检查方法中,基于人工智能的 CAD 筛查乳腺结节、诊断乳腺癌的准确性均较高。

作者单位:100730 北京,中国医学科学院/北京协和医学院/北京协和医院放射科

作者简介:金征宇(1960-),男,江苏南通人,主任医师,教授,博士生导师,主要从事临床医学影像诊断及介入治疗工作。

乳腺 CAD 目前被广泛应用在 X 线摄影对乳腺癌的筛查上,相关研究主要集中在提高钙化灶和肿块检出的准确性方面^[14],其中 X 线摄影对微钙化灶的检出率较高,而对肿块的检出率则会受到腺体密度的影响^[15]。最新开发的自然语言处理软件算法可准确获得了 543 例乳腺癌患者乳腺 X 线摄影的关键特征,并与乳腺癌亚型进行了关联,其诊断速度是普通医师的 30 倍,且准确率高达 99%^[16]。CAD 系统可以辅助乳腺 MRI 的视觉评估并提供有用的附加信息。研究发现 CAD 系统对于 MRI 评估浸润性乳腺癌对新辅助化疗的反应具有高特异度,可达 100%,但由于敏感度较低,仅为 52.4%,因此尚不能取代视觉成像评估^[17]。CAD 系统对于 MRI 评估浸润性乳腺癌的多灶性具有明显优势,但对评估淋巴结的转移状态效果不佳^[18]。

3. 前列腺癌影像诊断

多参数磁共振在前列腺癌的影像检出、定位和分期方面发挥着重要作用,但是前列腺多参数磁共振成像技术较为复杂,序列较多,结果判读时间较长,难度较大。研究发现基于多模态卷积神经网络的人工智能 CAD 技术,在多参数磁共振中可以较准确的自动诊断前列腺癌^[19]。使用 CAD 软件也可以准确进行前列腺区域自动分割和肿瘤体积测定^[20]。

此外,在肿瘤影像诊断临床工作中,基于人工智能的机器学习技术,在肿瘤患者影像学检查方法和流程制定、影像成像、自动化解析影像和结构化报告、图像质量分析、检查放射剂量预估等方面,也有相关的研究报告,在今后的肿瘤影像实际临床工作中可能会起到积极的作用^[21]。需要放射科肿瘤影像医生注意的是随着人工智能技术的发展以及和临床数据的紧密结合,肿瘤影像数据结合临床数据在人工智能辅助下转换成临床决策是今后肿瘤临床诊疗路径中的重要发展方向^[22]。

随着人工智能在医学影像领域应用的进一步拓展,在非肿瘤影像诊断的实际临床工作中整合了越来越多的人工智能相关产品。研究发现 AI 成像优化技术联合图像后处理迭代算法技术可在主动脉 CTA 成像中保证图像质量并明显降低辐射剂量^[23]。人工智能技术辅助冠脉 CT 血管成像对冠心病的诊断效能可以达到高年资放射科医生水平^[24]。这些研究进一步拓展了人工智能在医学影像的实际应用,具有很好的临床和科研应用前景。

现阶段,人工智能在医学领域的探索可谓五花八门,但最终应用到临床却微乎其微。主要原因之一是人工智能系统在复杂的临床应用中不能准确搜集到高质量可应用的数据即有效数据,所得出的结论缺乏可靠性,难以保持测试数据集上的高准确率。其次是临

床医学数据的搜集和预处理不够完善,未将医生的工作流程纳入考虑范围。医生对于疾病的诊断很重要的一点是依靠科学的思维和临床经验。医生的思维模式难以复制,而医生基于临床诊断作出的处理决定是融合了科学基础和人文关怀的综合考量。但作为医生的有力助手,人工智能结合医学影像具有诸多优势,患者、放射科医师、医院均能从人工智能的应用中受益。人工智能不仅能帮助患者更快速地完成健康检查包括 X 线、超声、磁共振成像等,同时也可以帮助影像医生提升读片效率,降低误诊概率,并通过提示可能的副作用来辅助诊断。随着人工智能和医学影像大数据在医学影像领域的普及和应用,医学影像所面临的诊断准确性和医生缺口等问题便可迎刃而解,两者的融合将成为医学影像发展的重要方向。

在医学影像领域,人工智能技术的介入结合大数据挖掘,使得医学影像大数据在人工智能的筛选、梳理和提取后,可能转换成有效的临床决策^[25]。2017 年 7 月 8 日国务院印发的《新一代人工智能发展规划》提出了我国研发人机协同临床智能诊疗方案的计划。医学影像技术的发展、人工智能技术的进步和医疗大数据的不断积累促使智能医疗的发展进入新时代。

参考文献:

- [1] Kahn CE Jr. From images to actions: opportunities for artificial intelligence in radiology[J]. Radiology, 2017, 285(3): 719-720.
- [2] Gyawali B. Does global oncology need artificial intelligence? [J]. Lancet Oncol, 2018, 19(5): 599-600.
- [3] Siegel E. Artificial intelligence and diagnostic radiology: not quite ready to welcome our computer overlords[J]. Appl Radiol, 2012, 41(4): 8.
- [4] Amato F, López A, Peña-Méndez EM, et al. Artificial neural networks in medical diagnosis[J]. J Appl Biomed, 2013, 11(2): 47-58.
- [5] 2018-2024 年中国人工智能+医疗影像行业市场研究及投资前景预测报告 [R]. <http://www.chyxx.com/research/201710/578114.html>
- [6] Liang M, Tang W, Xu DM, et al. Low-dose CT screening for lung cancer: computer-aided detection of missed lung cancers[J]. Radiology, 2016, 281(1): 279-288.
- [7] Setio AA, Ciompi F, Litjens G, et al. Pulmonary nodule detection in CT images: false positive reduction using multi-view convolutional networks[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 1160-1169.
- [8] Ciompi F, Chung K, van Riel SJ, et al. Towards automatic pulmonary nodule management in lung cancer screening with deep learning[J]. Sci Rep, 2017, 7: 46479.
- [9] 胡琼洁, 陈冲, 王玉锦, 等. 实习医师以共同阅片和第二阅片者模式使用计算机辅助检测系统在低剂量 CT 中的应用研究[J]. 放射学实践, 2018, 33(10): 1022-1028.
- [10] Samala RK, Chan HP, Hadjiiski L, et al. Mass detection in digital breast tomosynthesis: deep convolutional neural network with

- transfer learning from mammography[J]. *Med Phys*, 2016, 43(12):6654-6666.
- [11] Huynh BQ, Li H, Giger ML. Digital mammographic tumor classification using transfer learning from deep convolutional neural networks[J]. *J Med Imaging (Bellingham)*, 2016, 3(3):034501.
- [12] Gu P, Lee WM, Roubidoux MA, et al. Automated 3D ultrasound image segmentation to aid breast cancer image interpretation[J]. *Ultrasonics*, 2016, 65:51-58.
- [13] Bickelhaupt S, Paech D, Kickingereder P, et al. Prediction of malignancy by a radiomic signature from contrast agent-free diffusion MRI in suspicious breast lesions found on screening mammography[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2017, 46(2):604-616.
- [14] 李欣, 梁森, 黄正南, 等. 乳腺 X 线 AI 智能病灶检测[J]. *放射学实践*, 2018, 33(10):1029-1032.
- [15] Mahersia H, Boulehmi H, Hamrouni K. Development of intelligent systems based on Bayesian regularization network and neuro-fuzzy models for mass detection in mammograms; a comparative analysis[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2016, 126:46-62.
- [16] Patel TA, Puppala M, Ogunti RO, et al. Correlating mammographic and pathologic findings in clinical decision support using natural language processing and data mining methods[J]. *Cancer*, 2017, 123(1):114-121.
- [17] Böttcher J, Renz DM, Zahm DM, et al. Response to neoadjuvant treatment of invasive ductal breast carcinomas including outcome evaluation; MRI analysis by an automatic CAD system in comparison to visual evaluation[J]. *Acta Oncol*, 2014, 53(6):759-768.
- [18] Song SE, Seo BK, Cho KR, et al. Computer-aided detection (CAD) system for breast MRI in assessment of local tumor extent, nodal status, and multifocality of invasive breast cancers; preliminary study[J]. *Cancer Imaging*, 2015, 15:1.
- [19] Le MH, Chen J, Wang L, et al. Automated diagnosis of prostate cancer in multi-parametric MRI based on multimodal convolutional neural networks[J]. *Phys Med Biol*, 2017, 62(16):6497-6514.
- [20] Turkbey B, Fotin SV, Huang RJ, et al. Fully automated prostate segmentation on MRI: comparison with manual segmentation methods and specimen volumes[J]. *AJR*, 2013, 201(5):W720-W729.
- [21] Choy G, Khalilzadeh O, Michalski M, et al. Current applications and future impact of machine learning in radiology[J]. *Radiology*, 2018, 288(2):318-328.
- [22] 许晶晶, 谭延斌, 张敏鸣. 影像学在肿瘤精准医疗时代的机遇和挑战[J]. *浙江大学学报(医学版)*, 2017, 46(5):455-461.
- [23] 王明, 王怡宁, 于敏, 等. AI 成像优化联合迭代算法在“双低”主动脉 CTA 的初步应用[J]. *放射学实践*, 2018, 33(10):1009-1016.
- [24] 黄增发, 王翔. 人工智能冠状动脉 CT 血管成像在冠心病诊断中的应用[J]. *放射学实践*, 2018, 33(10):1017-1021.
- [25] Robertson SP, Quon H, Kiess AP, et al. A data-mining framework for large scale analysis of dose-outcome relationships in a database of irradiated head and neck cancer patients[J]. *Med Phys*, 2015, 42(7):4329-4337.

(收稿日期:2018-10-12)