

人工智能在乳腺影像领域的应用现状

韩英, 何生 综述 姜增誉, 李健丁 审校

【摘要】 乳腺癌在全球范围内发病率高, 而乳腺癌的早期发现在很大程度上能提高生存率, 改善预后。随着现在计算机存储、运算能力的提升和医学影像大数据的发展, 特别是深度学习在医学中的应用, 人工智能越来越广泛用于医学影像领域。本文就人工智能在乳腺影像领域的应用现状进行综述。

【关键词】 乳腺肿瘤; 深度学习; 影像学; 人工智能

【中图分类号】 R737.9; R-05 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2019)07-0813-04

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2019.07.020

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



《2018 年全球癌症统计数据》显示乳腺癌是全球绝大多数国家女性最常见癌症, 是 103 个国家的女性癌症患者主要死亡原因^[1]。在中国女性恶性肿瘤中, 乳腺癌发病率位居首位, 是年龄低于 45 岁的年轻女性死亡的主要原因^[2]。早期发现乳腺癌是提高生存质量, 降低死亡率的关键。目前乳腺癌检查方法主要是超声、乳腺 X 线检查和乳腺 MRI。影像科医生以视觉方式阅览医学图像, 发现疾病并做出报告。但医生的主观性以及人眼视力产生的误差及视觉疲劳可能会导致误诊、漏诊。并且影像科从传统胶片到全面数字化 PACS 阅片系统应用的转变, 导致影像科医生的工作量急剧增加。因此需要提高乳腺癌诊断的准确性以及医生的诊断效率。近年来, 随着人工智能 (artificial intelligence, AI) 硬件的突破和深度学习算法的迭代更新, AI 在医疗健康领域广泛应用, 如医学影像、健康管理、疾病预测、医院管理、分诊导诊等。本文就 AI 在乳腺影像领域的应用现状进行综述。

AI 与医学影像

AI 是一门广泛的科学学科, 以哲学、数学和计算机科学为基础, 旨在理解和开发显示智能特性, 几乎渗透到现代生活的方方面面, 包括象棋游戏、语音识别、无人驾驶、脸部识别等。AI 包括机器学习 (machine learning, ML), 深度学习 (deep learning, DL) 等^[3]。DL 是 AI 的一个重要分支, 属于 ML 的子集^[4]。DL 的优点是, 它不需要手工提取特征, 可自动从数据中提取特征。其中以卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 为代表。

作者单位: 030001 太原, 山西医科大学医学影像学系 (韩英、何生、姜增誉); 030001 太原, 山西医科大学第一医院影像科 (何生、姜增誉、李健丁); 030001 太原, 山西省现代医学影像研究中心 (李健丁)

作者简介: 韩英 (1994—), 女, 山西吕梁市人, 硕士研究生, 主要从事乳腺疾病的影像诊断研究。

通讯作者: 姜增誉, E-mail: sxjiangzengyu@163.com

现在, 影像学已从主观感知技能转向客观科学。计算机可以提取人类眼睛看不见的组织的精细信息, 并快速而准确地处理这些数据^[5]。AI 能够使用大型复杂数据集进行高级学习, 特别是 DL, 在医学影像领域的应用正在迅速发展。

AI 目前在医学影像中的应用概述

近年来, AI 在医学影像中的应用越来越广泛, 包括 X 线胸片肺结核筛查^[6]、骨龄分析^[7]; 超声甲状腺结节的良恶性分类^[8], 肝脏局灶性病变的良恶性分类^[9]; CT 肺结节筛查^[10]、脑出血检测^[11]以及 MRI 脑肿瘤的分类^[12]、脑胶质瘤的分级^[13]等。AI 目前在乳腺影像的研究多集中在病灶检出、良恶性分类、分子分型预测、风险评估以及疗效预测等。

AI 在乳腺影像的应用

1. 密度评估

乳腺密度是影响乳腺癌发病的危险因素之一, 客观分析乳腺密度有助于临床评估乳腺疾病风险以及预后。Mohamed 等^[14]对 2005—2016 年接受乳腺 X 线检查的 1427 位女性的钼靶图像进行回顾性分析, 在医生做出腺体分类的乳腺 X 线图像数据集上 (由 7925 张纤维腺体型乳腺 X 线图像和 14075 张不均匀致密型乳腺 X 线图像构成) 构建 CNN 模型实现纤维腺体型、不均匀致密型乳腺腺体的自动分类, ROC 曲线下面积 (area under the curve, AUC) 值为 0.9421。自动评估乳腺密度可以避免由于医师主观造成的不一致性, 从而更好地预测发生乳腺癌的风险。

2. 病灶检出

由于乳腺癌影像表现的复杂性以及影像科医师的主观判断, 乳腺疾病的影像学检查会出现漏诊。Alejandro 等^[15]比较 14 名影像科医生在诊断 240 位女性的乳腺 X 线图像 (使用 AI 和不使用 AI) 的表现得出

结论,在 AI 帮助下的 ROC 曲线的 AUC 为 0.89,较影像科医生独立诊断有所增加,并且 AI 帮助下的敏感度、特异度也有所增加。同时, Samala 等^[16]将在乳腺 X 线图像数据集上预训练获得的 CNN 模型用于在数字化乳腺断层摄影(digital breast tomosynthesis, DBT)上检测乳腺肿块。QI 等^[17]构建了由专业超声医师和乳腺外科医师标注的乳腺超声图像数据集,并在此数据集上利用 CNN 构建新的模型实现在乳腺超声图像中识别恶性肿块。Zhou 等^[18]通过对 2013 年 3 月—2016 年 12 月接受乳腺动态增强磁共振成像(dynamic contrast enhanced MRI, DCE-MRI)检查的 1537 位女性的图像回顾性分析,并在此基础上构建 CNN 模型实现乳腺病灶的检出,模型诊断效能与影像科医生诊断效能相当,模型敏感度为 90%,特异度为 69%,AUC 值达 0.86。综上所述, AI 可以实现自动识别乳腺影像中的异常表现,帮助医生在怀疑病灶的地方多观察,降低影像科医生的漏诊率。

3. 提升医生读片效率

AI 能够加快影像描述和诊断的速度,提高病灶的检出效率^[19]。Topol 等^[20]研究表明 DL 算法解析扫描图像的速度比影像科医生将近快 150 倍(1.2 s vs. 177 s)。Becker 等^[21]基于 445 张超声图像数据集上进行预训练获得 CNN 模型,然后在 192 张超声图像数据集上评估模型分类性能,同时由三名影像科医生诊断 192 张超声图像。结果显示利用 CNN 模型诊断每张超声图像耗时 0.94 s,而 3 位经验由高到低的影像科医生做出诊断分别用时 8.8 s、6.9 s、7.8 s。综上所述, DL 算法可以缩短影像科医生的诊断时间,并且进一步帮助医生提高工作效率,能够将医生从屏幕前解放出来,从而有更多的时间从事创新性的研究。

4. 良、恶性疾病分类

钙化是乳腺 X 线摄影的常见表现,准确鉴别良、恶性钙化征象对乳腺癌的诊断以及治疗有重要意义, Wang 等^[22]研究表明 DL 模型不仅可以准确分割钙化灶,而且可以很好的鉴别良、恶性钙化,这对于以钙化为唯一表现的乳腺 X 线图像有特殊意义。

Chougrad 等^[23]建立一种 CNN 模型用于鉴别乳腺 X 线摄影图像中的良、恶性肿块病变,在独立数据集(mammographic image analysis society, MIAS)中测试分类符合率达到了 98.23%,AUC 达 0.99。Han 等^[24]基于 4254 例良性肿块和 3154 例恶性肿块组成的乳腺超声图像数据集上训练 Google Net 模型对乳腺肿块进行良恶性分类,诊断敏感度为 86%,特异度为 96%,符合率达到了 90%。Huang 等^[25]构建 CNN 模型在乳腺超声图像的基础上识别乳腺病变所在区域,并且进一步对病灶进行乳腺影像报告和数据系统

(breast imaging reporting and data system, BI-RADS)分级,在 2238 例乳腺肿块超声图像上进行测试最终诊断 BI-RADS 3 类、BI-RADS 4a 类、BI-RADS 4b 类、BI-RADS 4c 类以及 BI-RADS 5 类的符合率分别达到 99.8%、94%、73.4%、92.2% 及 87.6%。Herent 等^[26]构建 DL 模型在 MRI 的基础上对乳腺肿块进行良恶性诊断,并进一步将其分为正常乳腺、良性病变、浸润性导管癌及其他恶性病变四种组织学分型,AUC 为 0.816。综上所述, AI 能够在乳腺影像上实现良、恶性分类,并且可以进一步实现疾病精准分级分期,为临床治疗方案的选择提供更加精准的指导。

5. 分子分型预测

由于肿瘤的异质性,乳腺癌不同亚型会影响预后以及治疗方案。Richard 等^[27]在 216 位乳腺癌患者(74 例 luminal A, 106 例 luminal B, 13 例 HER2+, 23 例三阴性)MRI 图像的基础上构建 CNN 模型对乳腺癌分子分型进行预测,符合率为 70%,AUC 为 0.853。通过影像学检查快速、精准判断分子分型对临床制定个性化的治疗方案有重要意义。

6. 靶区勾画

对于乳腺癌保乳患者进行放疗需要精准的定位,从而辨别病变组织和正常组织,而人工勾画病变区域需要耗费时间并且主观性强, Men 等^[28]利用 CNN 构建模型实现了乳腺癌放疗靶区的自动精准分割, AI 可以在乳腺 CT 图像上精准定位分割病变区域,从而有助于改善放疗效果与患者预后。

7. 化疗疗效预测

Richard 等^[29]回顾性分析了 141 位乳腺癌患者行新辅助化疗(neoadjuvant chemotherapy, NAC)术前的 MRI 图像及术后病理结果,基于乳腺癌患者 NAC 术前的 MRI 数据集构建 VCG16 模型,可以实现在 NAC 术前通过 MRI 图像预测患者的化疗疗效,符合率达到了 88%。随着训练数据的增加,模型的准确性也会有所提高。通过影像学检查预测化疗疗效,可以指导临床选择治疗方案,进一步实现个体化精准医疗。

8. 提供额外信息

Wang 等^[30]通过 DL 构建了在乳腺 X 线摄影图像上自动检测乳腺动脉钙化的模型,该模型可以预测冠状动脉钙化的可能,从而评估发生冠心病的风险。AI 可以通过乳腺影像提供乳腺疾病以外的信息,对临床提供更多的信息。

不足与展望

尽管 AI 目前在乳腺影像领域取得了一定进展,但是 AI 在医学影像领域的发展也面临许多挑战。首

先,由于医疗行业的特殊性,使用患者数据来训练 AI 系统需要通过伦理批准,同时患者隐私也需要受到保护,因此,需要建立严谨的法律法规来监管 AI 在医学影像领域的应用。其次,目前 AI 的学习需要高质量的带标注的大量数据^[31],因此需要有统一的规范来进行医学影像数据标注,对数据进行标准化处理。并且目前大多数的 DL 模型是基于国外的数据库完成的^[32],这些不能完全反映我国疾病特点。第三,复合型专业人才缺乏,在我国仅有极少数医院具备自主开发应用的影像 AI 系统,因此需要培养既懂医学又精通理学的复合型人才,基于我国的疾病特点与影像大数据学习,不断开辟新颖的计算机算法,最终建立基于我国疾病特点的深度学习模型。

AI 在医学影像领域的发展也具有巨大机遇,首先,符合健康中国 2030 战略和新一代人工智能发展规划^[33]。其次,医疗卫生审批和监管部门也在加速 AI 在医疗领域中的落地。2018 年, FDA 将基于乳腺成像的 AI 计算机辅助软件列为 II 类设备^[34],预计 2019 年将有一大批医学影像 AI 系统取得合法身份。第三,影像 AI 驱动正从资本驱动向需求驱动转变,在医疗大数据时代,患者数量呈指数级增长,每个患者都要收集大量的数据,海量数据的增长为 AI 的发展提供了无限可能^[35],影像学检查为 AI 提供了丰富的影像数据,推动了 AI 在医学影像领域的发展^[36]。

AI 需要通过人来控制,注定了其无法取代医生这一职业。影像科医生要适应 AI,拥抱 AI,将 AI 整合到日常工作中,使其更好地辅助临床工作^[37]。随着 AI 技术的不断完善,相信在“AI+医疗”的大背景下, AI 在乳腺癌影像诊断方面的应用将有美好的前景。

参考文献:

- Bray F, Ferlay J, Soerjomataram I, et al. Global cancer statistics 2018; GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2018, 68(6): 394-424.
- Chen W, Zheng R, Baade PD, et al. Cancer statistics in China, 2015 [J]. CA Cancer J Clin, 2016, 66(2): 115-132.
- Mendelson EB. Artificial intelligence in breast imaging: potentials and limitations[J]. AJR, 2019, 212(2): 293-299.
- 萧毅, 刘士远. 客观看待人工智能在医学影像中的作用[J]. 放射学实践, 2018, 33(10): 992-994.
- Jha S, Topol EJ. Adapting to artificial intelligence: radiologists and pathologists as information specialists[J]. JAMA, 2016, 316(22): 2353-2354.
- Pasa F, Golkov V, Pfeiffer F, et al. Efficient deep network architectures for fast chest X-ray tuberculosis screening and visualization[J]. Sci Rep, 2019, 9(1): 6268.
- Liu Y, Zhang C, Cheng J, et al. A multi-scale data fusion framework for bone age assessment with convolutional neural networks [J]. Comput Biol Med, 2019, 108: 161-173.
- Song J, Chai YJ, Masuoka H, et al. Ultrasound image analysis using deep learning algorithm for the diagnosis of thyroid nodules [J]. Medicine, 2019, 98(15): e15133.
- Schmauch B, Herent P, Jehanno P, et al. Diagnosis of focal liver lesions from ultrasound using deep learning[J]. Diagn Interv Imaging, 2019, 100(4): 227-233.
- Chen G, Zhang J, Zhuo D, et al. Identification of pulmonary nodules via CT images with hierarchical fully convolutional networks [J]. Med Biol Eng Comput, 2019. In press. DOI: 10. 1007/ s11517-019-01976-1.
- Cho J, Park KS, Karki M, et al. Improving sensitivity on identification and delineation of intracranial hemorrhage lesion using cascaded deep learning models [J]. J Digit Imaging, 2019. In press. DOI: 10. 1007/ s10278-018-00172-1.
- S Tandel G, Biswas M, G Kakde O, et al. A review on a deep learning perspective in brain cancer classification[J]. Cancers, 2019, 11(1): E111.
- Ahammed Muneer KV, Rajendran VR, K PJ. Glioma tumor grade identification using artificial intelligent techniques [J]. J Med Syst, 2019, 43(5): 113.
- Mohamed AA, Berg WA, Peng H, et al. A deep learning method for classifying mammographic breast density categories[J]. Med Phys, 2018, 45(1): 314-321.
- Rodriguez-Ruiz A, Krupinski E, Mordang JJ, et al. Detection of breast cancer with mammography: effect of an artificial intelligence support system[J]. Radiology, 2019, 290(2): 305-314.
- 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.
- Qi X, Zhang L, Chen Y, et al. Automated diagnosis of breast ultrasonography images using deep neural networks[J]. Med Image Anal, 2019, 52: 185-198.
- Zhou J, Luo L, Dou Q, et al. Weakly supervised 3D deep learning for breast cancer classification and localization of the lesions in MR images[J]. J Magn Reson Imaging, 2019. In press. DOI: 10. 1002/jmri. 26721.
- Kahn CE Jr. From Images to actions: opportunities for artificial intelligence in radiology[J]. Radiology, 2017, 285(3): 719-720.
- Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence[J]. Nat Med, 2019, 25(1): 44-56.
- Becker AS, Mueller M, Stoffel E, et al. Classification of breast cancer in ultrasound imaging using a generic deep learning analysis software: a pilot study [J]. Br J Radiol, 2018, 91(1083): 20170576.
- Wang J, Yang X, Cai H, et al. Discrimination of breast cancer with microcalcifications on mammography by deep learning[J]. Sci Rep, 2016, 6: 27327.
- Chougrad H, Zouaki H, Alheyane O. Deep convolutional neural networks for breast cancer screening[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2018, 157: 19-30.
- Han S, Kang HK, Jeong JY, et al. A deep learning framework for supporting the classification of breast lesions in ultrasound images[J]. Phys Med Biol, 2017, 62(19): 7714-7728.
- Huang Y, Han L, Dou H, et al. Two-stage CNNs for computer-

- ized BI-RADS categorization in breast ultrasound images[J]. Biomed Eng Online, 2019, 18(1):8.
- [26] Herent P, Schmauch B, Jehanno P, et al. Detection and characterization of MRI breast lesions using deep learning[J]. Diagn Interv Imaging, 2019, 100(4):219-225.
- [27] Ha R, Mutasa S, Karcich J, et al. Predicting breast cancer molecular subtype with MRI dataset utilizing convolutional neural network algorithm[J]. J Digit Imaging, 2019, 32(2):276-282.
- [28] Men K, Zhang T, Chen X, et al. Fully automatic and robust segmentation of the clinical target volume for radiotherapy of breast cancer using big data and deep learning[J]. Phys Med, 2018, 50:13-19.
- [29] Ha R, Chin C, Karcich J, et al. Prior to initiation of chemotherapy, can we predict breast tumor response? Deep learning convolutional neural networks approach using a breast MRI tumor dataset[J]. J Digit Imaging, 2018; 1-9. DOI: 10. 1007/s 10278-018- 0144-1.
- [30] Wang J, Ding H, Bidqoli FA, et al. Detecting cardiovascular disease from mammograms with deep learning[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2017, 36(5):1172-1181.
- [31] 王霄英. 人工智能在医学影像中的进展-2017 年 RSNA 参会感受[J]. 放射学实践, 2018, 33(2):101-103.
- [32] 刘士远, 萧毅. 基于深度学习的人工智能对医学影像学的挑战和机遇[J]. 中华放射学杂志, 2017, 51(12):899-901.
- [33] 中国政府网. 国务院:印发《新一代人工智能发展规划》[J]. 天津中德应用技术大学学报, 2017, 5(3):7-8.
- [34] Syed AB, Zoga AC. Artificial intelligence in radiology: current technology and future directions[J]. Semin Musculoskelet Radiol, 2018, 22(5):540-545.
- [35] Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J]. Radiology, 2016, 278(2):563-577.
- [36] Golden JA. Deep learning algorithms for detection of lymph node metastases from breast cancer: helping artificial intelligence be seen[J]. JAMA, 2017, 318(22):2184-2186.
- [37] King BF Jr. Artificial intelligence and radiology: what will the future hold[J]. J Am Coll Radiol, 2018, 15(3):501-503.

(收稿日期:2019-01-17 修回日期:2019-05-02)

中华医学会第二十六次全国放射学学术大会

中华医学会第二十六次全国放射学学术大会(CCR2019)将于2019年11月13~17日在北京市国家会议中心召开。本次会议由中华医学会和中华医学会放射学分会共同主办,旨在打造医学影像学多学科融合的国际化学术交流平台,充分展示我国放射学整体水平和专业特色,努力提升我国医学影像学的国际地位和影响力。会议将邀请众多国内外放射学界知名专家、学者做专题学术报告,如前任RSNA主席Richard Ehman教授,前任European Radiology杂志主编Maximilian Reiser教授,现任德国放射学会主席Stefan Schoenberg教授,现任法国放射学会主席Jean-Francois Meder教授等等,并将举办多场精彩的学术交流与比赛。会议旨在通过广泛交流与学习,进一步提高放射界医务工作者、科研人员、教师、研究生的临床技能与科研水平。2018年参会的国内外专家和代表在万人以上。预计2019年参会人数将继续突破万人。

征文内容:关于影像技术及最新进展、疾病诊断与鉴别诊断、介入治疗等方面的中英文论文及个案报道。

投稿内容可涵盖放射学各方面,请参看大会官方网站投稿系统。

征文要求:原创并且在投稿截止前尚未发表的论文,要求800字以内的中文摘要或2000字符以内(包括空格)的英文摘要,按照规定格式(目的、方法、结果和结论四个部分)。

登录大会官方网站 <http://www.cmacsr.org>, <http://www.chinaradiology.org>, 在线填写投稿。

论文交流形式包括:①大会发言;②发言者在指定会场内对自己目前的研究成果进行口头汇报,请自备相应中英文版本幻灯片;③电子展板,将在指定场馆内展示,作者须准备中英文版本幻灯片,在规定时间内上传至大会电子展板系统,向参会者介绍其研究成果;④传统展板,将在会场走廊内展示,作者必须在指定时间内站在自己的展板旁,回答参会者的提问。

所投论文必须具备科学性强、重点突出、文字简练,摘要中不附图表。截稿日期:2019年8月1日。此次会议授予国家级I类继续医学教育学分,项目编号为2019-09-01-308(国)

会议时间:2019年11月13~17日

会议地点:北京市国家会议中心(中国北京朝阳区北辰东路7号)。

(中华医学会 中华医学会放射学分会)