

医学超声人工智能的应用与挑战

李胜利¹ 秦越¹ 谭光华² 郭伟华²

人工智能(artificial intelligence, AI)作为第四次科技革命的核心,已在许多领域取得了巨大的进展。在与医学领域联系愈加紧密的今天,AI为实现个性化医疗和精准公共卫生提供了机遇。近年来,国内外越来越多的研究团队致力于推动智能医疗的发展与实践,使得AI成为医工交叉研究的热点^[1]。这一过程伴随着一些优异研究成果的问世,通过精准的图像解读、快速的数据处理、改善工作流程、提高医疗效率等,全面提升了医疗服务质量^[1-2]。

超声影像检查作为一线成像技术,具有无创、无电离辐射、简便、快捷、实时、重复性好等优势^[3]。然而,现有在岗超声医师数量的不足与日益增多的超声检查患者数量及随之显著增多图像数据处理数量的矛盾,使超声医师为完成工作不得不提高工作强度和延长工时,错误难以避免。近年,AI与医学影像完美结合并在智能医疗领域的应用中展现出良好态势和巨大潜能。智能超声以大量图像信息数据和专家经验为基础,通过计算机深度学习,将感性主观的图像分析转变为客观定量的计算解析,不仅可以解决诊断水平主观差异大、缺乏统一标准等问题,而且能显著提高临床工作效率,减少错误产生^[4],显示出巨大的应用前景。

一、AI技术在医学超声领域的发展阶段

近十年来,AI技术已得到了极大的发展。随着Two-Stage目标检测算法R-CNN的提出,目标检测算法正式进入深度学习时代,通过对算法的不断理解和改进,SPP-Net、Fast R-CNN及Faster R-CNN等算法被相继提出,算法速度提升上百倍,基本达到医学影像的应用需求。

研究人员通过对特征融合方法的研究,提出了FPN、Cascade R-CNN、M2Det等算法,大幅改善了小目标的检测效果,大大提升了算法精度。为了从方法论上解决Two-Stage目标检测算法的耗时问题,以YOLO系列为基础的One-Stage目标检测算法被提出,YOLO v2、YOLO v3、YOLO v4逐步解决了YOLO v1算法的检测框定位不准、小目标检测效果差及算法精度低等问题。为了解决Anchor参数设置繁复、正负样本比例严重失衡等问题,研究人员提出了Anchor-Free系列算法,如ConerNet、CenterNet、FCOS、FoveaBox等,特征表达形式设计更加合适,同时提升了目标检测算法的精度和速度。

深度学习在各种医学超声图像分析任务中显示出巨大的潜力^[5],将深度学习方法与具体的图像特点相结合能够有效适应医学图像的特征,是医学辅助诊断发展的重要趋势。从发展进程来说,大致可分为四个阶段。

(一) 图像识别阶段

图像识别是AI的一个重要领域。超声医学图像的识别主要包括解剖结构、标准切面以及病灶的识别和定位,其中标准切面重点指向胎儿标准切面的定位与识别。Baumgartner等^[6]通过深度学习模型,完成了二维超声图像中12个胎儿标准切面的检测。为了进一步解决图像识别过程中训练数据有限的问题,Chen等^[7]采用多任务处理实现了深度学习框架,利用不同标准切面检测任务中的公共知识来扩展神经网络进行特征学习的能力。图像识别的研究网络覆盖多个解剖区域,对感兴趣区域识别准确率可高达90%以上^[8]。在此研究基础上,基于目标解剖结构识别的胎儿标准切面定位的准确性也可达85%。此外在利用胎儿心脏超声智能导航(5D Heart)技术获取胎儿超声心动图9个基本切面的研究中,诊断切面的显示率达88.5%^[9]。除此之外,基于视频流的实时标准切面抓取和目标结构识别也是近年研究的热点^[10]。

DOI: 10.3877/cma.j.issn.1672-6448.2023.01.001

基金项目: 深圳市科技计划项目(JCYJ20210324130812035)

作者单位: 518028 南方医科大学深圳附属深圳妇幼保健院超声科¹;
410000 长沙,湖南大学信息科学与工程学院²

通信作者: 李胜利, Email: lishengli63@126.com

每日 免费 获取 报告



- ✓ 每日微信群内分享**3+**最新重磅报告;
- ✓ 每日分享当日**AI研报**、科技资讯;
- ✓ 行研报告均为公开版, 权利归原作者所有, 溪果课堂仅分发做内部学习。

扫一扫二维码 关注公众号 回复: “**客服**” 加入

“溪果课堂”微信群

(二) 图像分割与参数测量阶段

随着AI的深入发展,单纯的图像识别与定位已无法满足临床超声检查对效率的追求,AI超声顺势进入图像分割与测量阶段。在分割方面,最早由Ronneberger等^[11]提出著名的U-Net用于医学图像分割并取得了巨大的成功。U-Net可以实现端到端的训练,并且大大超过了之前的最好结果,因此得到广泛的关注。Norman等^[12]针对乳腺超声病变检测问题比较了LeNet、U-Net和FCN-AlexNet网络模型,其中基于patch的LeNet和转移学习FCN-AlexNet分别在不同的数据集上取得了最好结果,显著优于传统U-Net方法。在准确分割的基础上,参数测量的发展也极大地提高了检查效率以及测量准确性,参数测量已在胎儿生物学测量、成人心功能测量、超声卵泡监测等领域进行临床应用。

(三) 疾病分类与诊断阶段

在图像分割的基础上,AI辅助诊断在临床进一步得到应用。其中,关于超声图像分类与疾病诊断多集中于甲状腺和乳腺的AI辅助诊断研究,通过不断优化学习模型,其区分良恶性结节的效能已可以媲美高年资超声医师。AI智能诊断触及多器官和系统,即使在解剖结构复杂的胎儿图像中,分类的准确性已达较高水平,特别是在胎儿超声心动图的分类研究中,其敏感度已可达到专家水平^[13]。但现阶段AI智能诊断对于超声图像分类和诊断大多数是辅助性的,尤其在胎儿异常图像病灶的定位上稍显欠缺,暂时无法给予明确的疾病诊断。

(四) 全自动化扫查、识别、测量与诊断阶段

为了实现智能超声的全自动化,不仅要让计算机掌握超声图像的识别、分割、测量和诊断,还要配备可以完成自动扫查的装置。目前越来越多的研究致力于研发基于机械臂的智能超声扫查系统。通过机械臂、AI与平台的相互加持,构建超声领域下图像的自动采集技术,并推动超声扫查与诊断的分离模式。目前已实现医师远程遥控操作机械臂进行超声扫查和诊断,其在远程会诊中有重要意义;但如何模拟超声医师的扫查技术,让机械臂进行自动化超声扫描,获取需要的超声图像诊断信息,还有很长的一段路要走。通过大量动态超声图像数据挖掘和自监督学习,完善超声辅助诊断系统;并通过真实、专业的超声手法数据的获取与学习,提升机械臂的“自动驾驶”能力,在扫查的同时抓取目标超声图像,有望实现全自动智能超声检查的最终目标。

二、AI技术在医学超声领域的临床应用

(一) AI技术在产科超声检查中的应用

超声在观察胎儿生长发育以及疾病的诊断和治疗中至关重要。通过标准化、高质量的超声影像资料可提供胎儿详细的解剖信息,提高胎儿疾病诊断的敏感度与准确性^[14]。目前,初步研究结果表明,AI通过自动识别标准切面和测量生物学参数,可以明显提高产科超声切面的标准化以及生物学参数测量的准确性和一致性,大大减少产前超声检查时间,明显改善工作流程,从而有效提高筛查的质量和效率^[15]。随着研究愈发深入,AI在产科超声领域不仅仅局限于静态二维超声图像上胎儿结构的识别和参数测量,在实时动态标准图像的识别与处理、图像质量评估、正常与异常结构的精细分割与测量、胎儿疾病的诊断上也在蓬勃发展^[8, 10, 16-17]。除此之外,AI在胎儿心脏体积获取、心脏房室识别、心室壁厚度测量、疾病诊断以及心脏智能导航系统的建立等方面都有应用^[9, 18]。另有研究利用软件分析肺纹理评估胎儿肺成熟度,以预测新生儿呼吸系统疾病的发生^[19]。胎儿,附属结构的评估也是智能超声的研究重点,包括胎盘成熟度的评估、羊水指数的测量、宫颈功能的预测等。AI的高效性和同质性提高了产前超声检查的服务能力。

(二) AI技术在心血管超声检查中的应用

超声心动图是一种用于评估心脏和大血管状态的实时成像技术,准确可靠的超声心动图评价对临床诊断和治疗至关重要。AI已应用在超声心动图的多个方面,包括图像识别、图像分割、左心室功能测量、瓣膜疾病的自动评估、心肌病评估以及鉴别超声征象相似的疾病等^[20]。除此之外,基于深度学习的血管超声图像评估已被应用于颈动脉内中膜厚度的测量和分类、血管斑块成分的分类、血管腔的检测以及血管图像的分割^[3]等方面,大幅提高了定量结果的准确性和重复性,在血管疾病筛查和监测方面具有很大的潜力。

(三) AI技术在甲状腺和乳腺超声检查中的应用

目前,在甲状腺超声检查中应用AI辅助诊断甲状腺结节良恶性最为广泛。基于甲状腺结节的超声特征,利用计算机辅助诊断可对结节内部回声、边界、形态、钙化、纹理异质度等特征进行智能化风险评估。已有研究认为AI与经验丰富的超声医师相比,在鉴别甲状腺良恶性方面显示出相似的敏

感性和更高的特异度^[21]。与在甲状腺领域相似, AI 在乳腺超声中的应用已不只局限于图像分割, 更多的研究焦点集中于自动乳腺容积扫描上, 结合超声计算机辅助检测, 可全自动定位、检测和分析诊断乳腺肿物^[22], 在缩短筛查时间、降低漏诊率等方面都占据优势。

(四) AI 技术在肌肉骨骼超声检查中的应用

近年, 随着超声在肌肉骨骼系统中的应用越来越多, 智能诊断也成为肌肉骨骼超声的发展趋势。联合超声和深度学习算法聚焦于炎症性肌肉疾病的分类、肌肉状态的评估、椎体的定位以及肌肉成像的分割等研究^[3], 证明了深度卷积神经网络在肌肉骨骼系统的临床评估、治疗监测等方面具有潜在的应用价值。在婴儿髋关节评估中, 基于深度学习算法的 AI 模型测量髋关节数据接近高年资医师测量水平, 可辅助临床早期筛查和诊断^[23]。

(五) AI 技术在腹部和盆底超声检查中的应用

在腹部超声检查中, AI 分析多集中于肝的研究。深度学习算法结合超声在肝硬化包膜检测、脂肪肝疾病检测及风险分层、肝不同病灶的检测与鉴别中得到了广泛的应用^[3, 24]。超声剪切波弹性成像联合深度学习算法为预测肝纤维化分期和诊断慢性肝病提供了新的思路。基于超声造影的多模态深度神经网络算法用于肝良恶性肿瘤的鉴别, 也取得了较好的诊断效能^[24]。深度学习算法还可用于微波消融热损伤的监测和肝细胞癌患者经导管肝动脉化疗栓塞术 (transcatheter arterial chemoembolization, TACE) 治疗反应的预测^[3]。此外, 一些研究关注于肾和前列腺的分割、疾病诊断和预测, 广泛拓宽了 AI 的潜在临床应用^[4]。国内外学者对于盆底超声智能分割和测量的研究侧重于肛提肌裂孔的自动分割、肛提肌的识别和产程进展角的自动测量, 高效省时的同时, 有利于盆底超声的规范和推广^[25]。

三、AI 技术在医学超声领域的其他应用

AI 在超声工作中的应用不仅局限于上述领域, 对于超声图像的质量控制, 尤其对于需要留存大量标准切面图像的产前超声筛查, AI 的出现将人力从大量繁杂枯燥的重复工作中释放出来。笔者团队与湖南大学计算机团队合作研发了一种基于深度学习卷积神经网络的智能产科超声图像质量控制系统: 智能质控云平台, 于 2021 年开始在该平台上对全国九个省市区 500 余所助产机构实施基于互联网+AI 产前超声质控管理, 现可以自动识别 45 个产

前超声检查标准切面, 并对图像质量进行评分。智能质控云平台采用客观统一的质控标准, 准确性较高, 质控效率出色。未来随着该平台更广泛地应用, 可以实现产科超声图像质量控制的全国化、系统化、同质化及长期化^[26]。

面对着专家知识和经验无法通过传统教学方式全面普及的困境, AI 辅助教学成为超声医学教育的新亮点。不同于传统超声教学依赖于指导教师的个人想法与经验, AI 与超声教学的融合可以基于各系统的统一超声操作标准, 避免人为因素, 通过 AI 辅助教学系统中超声图像的识别、测试再巩固, 帮助基层超声医师完成对图像定位和结构的识别, 不受时间、地点的制约, 随时随地进行学习。今后 AI 辅助教学还可以与超声模拟操作培训相结合, 同时提升基层超声医师的理论与操作能力。

AI 还可与超声会诊相融合, 搭建智能会诊云平台, 可将超声智能系统部署在云端, 通过互联网联合多所医院建立远程会诊体系, 为超声医师提供线上服务, 突破医疗空间和医师经验的限制, 为基层医疗机构提供技术支持, 全面提高我国超声检查水平的同质性。近年来, 5G 远程超声机械臂的研发打造出未来医疗的新场景, 专家通过远程遥控操作机械臂进行超声扫查和诊断, 能更有效地获取高质量目标切面, 避免传统远程会诊中因超声图像质量和操作手法问题造成的误诊和漏诊, 实现短期内改善基层缺少专业超声医师的现状。

四、超声仪器搭载 AI 成为医学诊断技术不断拓展的必然趋势

随着影像设备不断地改革创新, 超声仪器搭载 AI 也成为必然趋势。面对我国各级医院超声医师知识水平参差不齐、资源分配不均衡的现状, 智能超声仪器的研发势在必行, 而且市场巨大。在妇产领域, 应用如开立 S-Fetus 产科扫查助手, 不仅能够实现智能获取 14 个胎儿不同部位的标准切面, 而且能够实时自动测量胎儿双顶径、头围、腹围、股骨长、肱骨长等生长参数; 三星 Biometry Assist™ AI 检查, 实现了医师停顿后自动识别超声图像的切面, 并自动测量胎儿双顶径、头围、腹围、股骨长度、肱骨长度、心脏各房室大小、大动脉内径等众多生长参数。这些智能辅助为提高参数测量标准化、一致性提供了可靠手段, 同时也给医师工作节省了大量时间, 使医师有更多时间用于疾病诊断。对于早孕期胎儿, 可以一键自动测量头臀长度、颈

项透明层厚度、羊水最大深度和羊水指数等参数,进一步优化了产科检查工作流程。此外,超声仪器搭载的自动测量子宫内膜厚度和卵泡大小的功能,如 5D Follicle™、S-Endo 与 S-Follicle 妇科智能功能,也为生殖领域的超声监测提供了帮助。在全身疾病诊断领域,超声仪器搭载 AI 技术也同样起到优化工作流程、辅助诊断的作用,例如开立超声在乳腺、甲状腺、肌骨疾病的智能诊断方面进行了大胆的开发与探索;三星 S-Detect™ AI 检查,可以自动检测和描记甲状腺、乳腺病灶边界,自动应用 TIRADS 和 BIRADS 术语描述病灶,并提示结节的良恶性;迈瑞超声仪器也在 AI 方面做了一些探索性工作,如 Smartplanes® 软件可以利用三维容积数据自动识别胎儿颅脑四个标准切面,并自动测量胎儿生长参数;盆底智能超声可自动获取全盆腔测量指标、自动成像及获取肛提肌裂孔三维成像等。总之,目前各个超声仪器厂家搭载的 AI 技术不仅可以实时辅助医师进行快速有效的超声检查,也能帮助提高诊断效率、降低误诊概率,将超声医师从枯燥重复的超声筛查中释放出来。

五、AI 技术在医学超声领域的未来发展与挑战

AI 在医学超声中的临床应用是一个长期的过程。在自动量化系统中,图像分割错误、功能量化误差以及图像质量均会影响模型预测结果。AI 需要使用大规模规范化数据进行训练,而由于疾病多样性、复杂性、发病率低等特点,有效样本获取困难。同时,非结构化临床数据也增大了数据预处理的难度,数据误差严重影响 AI 发展。在我国,临床试验阶段进展缓慢,各个医疗机构相对独立,多中心综合验证比较困难,同一模型在不同数据集上的表现不一致,结果缺乏可比性,模型的实用性和推广性有待提高。同时, AI 作为“黑箱”算法,本身缺乏可解释性,阻碍了 AI 在医学领域的进一步发展^[27]。

因此,在当前阶段 AI 仍不可能完全代替超声医师,尤其在诊疗过程中倡导的人文关怀、人性化护理等是 AI 无法取代的。但 AI 可使超声医师从繁重枯燥的图像留存、数据测量、质量控制中节省出时间,将更多的时间用于解释咨询、患者护理和医疗决策。在未来, AI 将释放更多的潜能,完成全自动扫描各脏器的标准切面并自动出具相关报告,而超声医师将继续做计算机不擅长的事情,为患者

带来更好的个性化管理。

六、小结

在 AI 落地时代, AI 对医学领域的改造是颠覆性的。尽管 AI 在医学超声领域的研究仍处于弱 AI 阶段,但 AI 在超声医学发展中的优势不可忽视。而与此同时,我们也应更加严肃地看待 AI 在超声领域的局限性,比如尚不具备独立诊断的能力、行业缺乏统一的监管制度等局限性。现阶段, AI 的主要作用是帮助超声医师提升诊疗效率和接诊意识,而最终还需要超声医师做出诊断决策。随着今后医学超声相关图像数据库的建立以及 AI 行业标准的制定, AI 产品的准确性和稳定性可以得到有效的评估,将推动超声与 AI 的深度融合和健康发展,优化医疗资源配置,助力医学超声向精准诊疗方向迈进。

参 考 文 献

- 1 Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence [J]. Nat Med, 2019, 25(1): 44-56.
- 2 Hamet P, Tremblay J. Artificial intelligence in medicine [J]. Metabolism, 2017, 69S: S36-S40.
- 3 Shen YT, Chen L, Yue WW, et al. Artificial intelligence in ultrasound [J]. Eur J Radiol, 2021, 139: 109717.
- 4 赵佳琦,刁宗平,徐琪,等. 人工智能时代超声医学新发展 [J]. 第二军医大学学报, 2019, 40(5): 478-482.
- 5 Liu S, Wang Y, Yang X, et al. Deep learning in medical ultrasound analysis: a review [J]. Engineering, 2019, 5(2): 261-275.
- 6 Baumgartner CF, Kamnitsas K, Matthew J, et al. Real-time standard scan plane detection and localisation in fetal ultrasound using fully convolutional neural networks [J]. MICCAI, 2016: 203-211.
- 7 Chen H, Wu L, Qi D, et al. Ultrasound standard plane detection using a composite neural network framework [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(6): 1576-1586.
- 8 Pu B, Li K, Li S, et al. Automatic fetal ultrasound standard plane recognition based on deep learning and IIoT [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(11): 7771-7780.
- 9 Yeo L, Romero R. Fetal Intelligent Navigation Echocardiography (FINE): a novel method for rapid, simple, and automatic examination of the fetal heart [J]. Ultrasound Obstet Gynecol, 2013, 42(3): 268-284.
- 10 Pu B, Zhu N, Li K, et al. Fetal cardiac cycle detection in multi-resource echocardiograms using hybrid classification framework [J]. Future Generation Computer Systems, 2021, 115(3): 825-836.
- 11 Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation [J]. MICCAI, 2015: 234-241.
- 12 Norman B, Pedoia V, Majumdar S. Use of 2D U-Net convolutional neural networks for automated cartilage and meniscus segmentation of knee MR imaging data to determine relaxometry and morphometry [J]. Radiology, 2018, 288(1): 177-185.
- 13 Arnaout R, Curran L, Zhao Y, et al. An ensemble of neural networks provides expert-level prenatal detection of complex congenital heart

- disease [J]. *Nat Med*, 2021, 27(5): 882-891.
- 14 Abinader R, Warsof SL. Benefits and pitfalls of ultrasound in obstetrics and gynecology [J]. *Obstet Gynecol Clin North Am*, 2019, 46(2): 367-378.
- 15 Luo D, Wen H, Peng G, et al. A prenatal ultrasound scanning approach: one-touch technique in second and third trimesters [J]. *Ultrasound Med Biol*, 2021, 47(8): 2258-2265.
- 16 Lin Z, Li S, Ni D, et al. Multi-task learning for quality assessment of fetal head ultrasound images [J]. *Med Image Anal*, 2019, 58: 101548.
- 17 Dong J, Liu S, Liao Y, et al. A generic quality control framework for fetal ultrasound cardiac four-chamber planes [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24(4): 931-942.
- 18 Barros FS, Rolo LC, Rocha LA, et al. Reference ranges for the volumes of fetal cardiac ventricular walls by three-dimensional ultrasound using spatiotemporal image correlation and virtual organ computer-aided analysis and its validation in fetuses with congenital heart diseases [J]. *Prenat Diagn*, 2015, 35(1): 65-73.
- 19 Ghorayeb SR, Bracero LA, Blitz MJ, et al. Quantitative ultrasound texture analysis for differentiating preterm from term fetal lungs [J]. *J Ultrasound Med*, 2017, 36(7): 1437-1443.
- 20 Zhou J, Du M, Chang S, et al. Artificial intelligence in echocardiography: detection, functional evaluation, and disease diagnosis [J]. *Cardiovasc Ultrasound*, 2021, 19(1): 29.
- 21 Li X, Zhang S, Zhang Q, et al. Diagnosis of thyroid cancer using deep convolutional neural network models applied to sonographic images: a retrospective, multicohort, diagnostic study [J]. *Lancet Oncol*, 2019, 20(2): 193-201.
- 22 van Zelst JCM, Tan T, Clauser P, et al. Dedicated computer-aided detection software for automated 3D breast ultrasound; an efficient tool for the radiologist in supplemental screening of women with dense breasts [J]. *Eur Radiol*, 2018, 28(7): 2996-3006.
- 23 郭爽萍, 倪东, 尚宁, 等. 基于深度学习的人工智能测量婴儿非偏心率腕关节的研究 [J/OL]. *中华医学超声杂志(电子版)*, 2021, 18(5): 467-471.
- 24 Zhou LQ, Wang JY, Yu SY, et al. Artificial intelligence in medical imaging of the liver [J]. *World J Gastroenterol*, 2019, 25(6): 672-682.
- 25 Angeli L, Conversano F, Dall'Asta A, et al. New technique for automatic sonographic measurement of change in head-perineum distance and angle of progression during active phase of second stage of labor [J]. *Ultrasound Obstet Gynecol*, 2020, 56(4): 597-602.
- 26 谭莹, 文华轩, 彭桂艳, 等. 在线产科超声图像智能质量控制系统的临床应用价值 [J/OL]. *中华医学超声杂志(电子版)*, 2022, 19(7): 649-655.
- 27 Yi J, Kang HK, Kwon JH, et al. Technology trends and applications of deep learning in ultrasonography: image quality enhancement, diagnostic support, and improving workflow efficiency [J]. *Ultrasonography*, 2021, 40(1): 7-22.
- (收稿日期: 2022-03-01)
(本文编辑: 安京媛)

李胜利, 秦越, 谭光华, 等. 医学超声人工智能的应用与挑战 [J/OL]. *中华医学超声杂志(电子版)*, 2023, 20(1): 1-5.