DOI:10.16016/j.1000-5404.202106194



人工智能在医学图像处理中的研究进展与展望

吴 毅,张小勤 400038 重庆,陆军军医大学(第三军医大学)生物医学工程与影像医学系数字医学教研室

[摘要] 目前,世界总体已进入老龄化社会,患各种疾病的人越来越多,有限的医疗资源难以满足当今社会的医疗需求。人工智能在医疗领域的应用早期包括信息咨询、电子病历等,后期在基于影像、病理等数据的基础上对皮肤病、肺结节等方面的智能诊断进展迅速。人工智能在类似这些领域的广泛应用可以适当地缓解医疗资源紧张、临床医生负担重等问题。本述评从人工智能辅助医学图像分割、疾病的智能诊断和智能预后评估三个方面,分析近几年国内外人工智能在医学图像处理中的研究和应用,探讨医学人工智能的研究进展,并对今后的研究方向进行展望,为未来人工智能辅助医学图像处理提供借鉴,加快医疗资源数字化,节约医疗成本,提高医疗效率。

[关键词] 人工智能;医学图像分割;智能诊断;智能预后评估

[中图法分类号] R318.5; R319 [文献标志码] A

Artificial intelligence in medical image processing: progress and prospect

WU Yi, ZHANG Xiaoqin Institute of Digital Medicine, College of Biomedical Engineering and Imaging Medicine, Army Medical University (Third Military Medical University), Chongqing, 400038, China

[**Abstract**] At present, our world has entered an aging society, with more and more people suffering from various diseases, but the limited medical resources are difficult to meet the medical needs of today's society. Artificial intelligence has been used in medical care in the early stage, including medical information consultation and electronic medical records, and in the later stage, it is applied into intelligent diagnosis of skin cancer and pulmonary nodule based on medical imaging and pathological data. Such researches and products concerning artificial intelligence have developed rapidly, and can save medical resources and reduce medical burden. This paper analyzes the research and application of artificial intelligence in medical image processing in recent years, in the aspects of intelligent segmentation, intelligent diagnosis and intelligent prognostic assessment. Moreover, this article discusses the research progress and prospects of medical artificial intelligence, and provides references for future research in order to accelerate the digitization of medical resources, save medical costs, and improve medical efficiency.

[**Key words**] artificial intelligence; medical image segmentation; intelligent diagnosis; intelligent prognostic assessment

Support by the General Program of National Natural Science Foundation of China (31971113), the Project of Basic Research and Frontier Exploration of Chongqing (cstc2018jcyjAX0537), and the Outstanding Young Elite Project of Chongqing (CQYC201905037). Corresponding author: WU Yi, E-mail: wuy1979@tmmu.

[基金项目] 国家自然科学基金面上项目(31971113);重庆市基础研究与前沿探索项目(cstc2018jcyjAX0537);重庆市英才青年拔尖人才项目(CQYC201905037)

[通信作者] 吴毅,博士,教授,博士研究生导师,荷兰阿姆斯特丹大学访问学者。担任重庆市数字医学学会副理事长等学术任职;主持国家、军队、省部级课题或项目10项,包括国家重点研发计划子课题1项、国家自然科学基金3项、重庆市科技英才项目1项,获得重庆市教学成果二等奖1项,全国教学成果二等奖1项;副主编《数字化智能放疗》,以第一作者或通讯作者发表SCI论文19篇。主要从事数字医学、数字解剖学与医学人工智能方面的研究。E-mail: wuy1979@tmmu.edu.cn

1000-5404/Copyright © 2021, 陆军军医大学(第三军医大学)。这篇开放获取文章遵循 CC BY 许可协议(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

edu.cn

自伦琴 1895 年发现 X 射线以来,医学图像已经成为诊断人体疾病的重要医学检查手段。如今,计算机断层扫描(CT)、磁共振成像(MRI)和超声等医学图像都是疾病诊断最直接、最常用的方法。然而,大量的医学图像需要临床医生和影像科医生花费很多时间和精力进行阅片分析,并且还可能会因医生个人主观经验或疲劳出现阅片错误,导致疾病错诊、漏诊和误诊等问题,因此,亟须有数字化、智能化的软件和程序来解决这个问题,提高阅片速度和效率,减少医生错诊、漏诊和误诊的出现概率。

人工智能(artificial intelligence,AI)是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门技术科学,通常是指通过计算机程序来呈现人类智能的技术。根据 2017 年中华人民共和国国务院印发的《新一代人工智能发展规划》,人工智能已经成为我国科技的重要发展战略方向,其在我国各行各业都有重要体现。近年来,随着深度学习的发展,人工智能技术在医学领域取得了很多突破性进展,尤其体现在医学图像处理方面[1-2],前期主要包括 CT、MRI 和超声图像中病灶的智能识别、自动分割、三维重建和三维量化,以及后期的疾病智能诊断和预后评估。本述评将从人工智能辅助医学图像分割和三维重建、疾病的智能诊断和预后评估三个方面探讨人工智能在医学图像处理中的研究进展,并对今后的医学人工智能的研究方向进行展望。

1 人工智能辅助医学图像分割

从 MRI、CT、超声等多种模态的医学图像中,我们能够获取人体器官和病灶的二维生理学和形态学图像信息,但想要更直观地观察疾病病灶的三维形态和空间毗邻关系,实现对疾病的精准量化,为患者提供更准确的疾病信息、疾病诊断和最优治疗方案,则需要借助医学图像分割和三维重建技术,获得病灶及毗邻结构的三维数字化模型。传统医学图像的分割与三维图像重建主要依靠人工进行,存在耗时、繁琐、主观偏差(不同人员对知识的掌握与理解不同,导致分割与重建的误差)等缺点。

人工智能技术的运用对于医学图像分割具有重大的意义和应用价值,特别是基于深度学习的卷积神经网络算法有助于提高分割效率、缩短分割时间、减少主观偏差,可以将医生的精力从图像分割中解放出来。近几年一些研究表明,通过对经典卷积神经网络模型的改进可以在医学图像上对一些复杂组织结构达到很好的分割效果。香港中文大学 LI 等[3]于 2018 年提出的混合密集连接网络(H-DenseUNet)在肝脏分割方面取得了非常好的效果,很好地解决了同时分割肝脏和病灶的问题。同年,ZHAO 等[4]研究团队通过将全卷积神经网络(fully convolutional neural networks, FCNN)和条件随机场(conditional random fields, CRF)集成到统一框架中,开发了一种新的脑肿瘤分割方法,获得了具有外观和空间一致性的较好的分割结果。2019 年巴西西拉联邦大学的 ARAÚJO 等[5]通过细胞分割深度学习技术的细胞学分析计算工具,在没有预分割的情况下排除包含异常细胞的低概率图像,从而提升了 Pap 测试检验效率,比现有的方法运行得更快,而且检测精准度不会受白细胞和其他污染物存在的影响。2020 年山东师范大学 XUE 等[6]在快速采集的梯度回波图像上开发出一种基于深度学习的网络检测和分割方法,通过 Dice 测量自动和手动分割结果之间的重叠,证明该网络可以自动准确地对脑转移肿瘤病灶进行检测和分割,敏感性为(0.96±0.03),特异性为(0.99±0.000 2),Dice 值为(0.85±0.080)。在分割存在较大难度的肌肉组织方面,加拿大西蒙弗雷泽大学工程科学学院的 DABIRI 等[7]于 2020 年利用深度学习算法设计出包含第三腰椎(L3)轴向切片定位网络和肌肉-脂肪分割网络,将其运用在腹部 CT 图像上,实现了 L3 切片定位,其平均误差在(0.87±2.54),完成了骨骼肌、皮下脂肪组织、内脏脂肪组织和肌肉间脂肪组织的自动分割,其平均 Jaccard 得分为 97%、98%、97%、83%,定位和分割网络性能表明该方法具有高精度的全自动身体成分分析的潜力。2021 年中国北京大学第一医院神经内科的 YANG 等[8]构建了卷积神经网络,用于分割 MRI 图像下肌肉结构,以获得肌肉在人体结构中的比值,用于诊断肌营养不良障碍,该深度模型在鉴别肌营养不良症患者方面表现出良好的准确性和敏感性,并通过与 3 名放射科医生对比,证明了该模型通过 MRI 图像诊断肌营养不良症方面存在潜在应用。

2 人工智能辅助疾病的智能诊断

医学疾病的诊断对患者预后评估以及治疗方案的选择至关重要,然而,医生对医学影像的准确解读需要较长时间专业经验的积累,有经验医生的培养周期相对较长。因此,人工智能辅助疾病的智能诊断非常重要和关键,不仅可以提高对医学图像的检测效率和检测精度,减少主观因素带来的误判,提高医生诊断速

度,帮助年轻医生对比学习和快速成长,还能帮助缺少医疗资源的偏远地区、基层医院及体检中心提高筛查诊断的水平。这方面研究主要包括医学图像上疾病病灶的识别与分类,特别是在皮肤癌、肺癌、肝癌等常见疾病的诊断方面有突出进展。

早在2017年斯坦福大学的研究者[9]已经成功训练了一个可以诊断照片或皮肤镜下皮肤癌的深度学习算法,该算法不仅可以区分角质形成细胞癌和良性脂溢性角化病,还能准确识别出恶性黑色素瘤和普通的痣,该研究设计的深度卷积神经网络在测试时都达到了专家的水平。人工智能的皮肤癌鉴定水平已经达到了皮肤科医生水平,预计在不久的将来,具有该皮肤癌诊断算法的移动设备可以让皮肤科医生的诊断拓展到诊室之外,实现低成本的皮肤病重要诊断。

人工智能辅助肺癌的识别和诊断可显著减少过度诊断,主要的应用是在医学影像的基础上通过区分良性和恶性结节来改善肺癌的早期检测,因为早期识别恶性肺结节对于肺癌后期的手术、放化疗等治疗至关重要,同时决定了肺癌的预后。2019年ZHAO等[10]探索了利用最先进的深度卷积神经网络的3种策略包括修改一些最先进的卷积神经网路(convolutional neural networks, CNN)架构,集成不同的CNN构架和采用迁移学习,对CT图像上的恶性和良性肺结节进行分类,最后证明迁移学习的效果最佳。BONAVITA等[11]使用3D卷积神经网络评估肺结节恶性程度,并将其集成到自动化的端到端的现有肺癌检测流程中,提高了肺癌的预测效果。另外,美国德克萨斯大学西南医学中心WANG等[12]认为深度学习算法还将会影响肺癌的数字病理智能检测的发展。随着技术的进步,深度学习包括多任务学习、转移学习和模型解释等,都会对肺癌的诊断起着积极的影响效果。

随着越来越多研究的发表,人工智能技术在肝病诊断和治疗方面的应用也越来越多。CHOI等[13]利用来自7461例患者的大量CT图像数据集,开发了一个用于对肝纤维化进行分期的CNN模型,其性能优于放射科医生以及氨基转移酶-血小板比指数和纤维化-4指数等血液生化学指标,证明人工智能可以实现在CT图像上准确地诊断肝纤维化并对其进行分期。YASAKA等[14]使用来自460例患者的肝脏CT图像训练的CNN模型在肝脏肿块鉴别诊断中表现出较高的诊断性能。NAYAK等[15]开发了一种新的基于深度学习的肝脏三维分割和肝细胞癌(hepatocellular carcinoma, HCC)检测系统,用于对肝硬化和HCC进行诊断分类,效果较好。HAMM等[16]使用434例HCC患者的MRI图像建立了一个CNN分类器对6个类别的具有典型成像特征的肝脏病变进行诊断分类,测试集性能显示平均敏感性为90%,特异性为98%,每个病变的计算时间为5.6 ms。这些研究都表明人工智能深度学习可作为放射科医生最终决策支持工具的潜力,以及其能以省时的方式整合到临床工作流程的可行性。肝活检是目前检测、风险分级和监测非酒精性脂肪肝患者的标准,美国纽约州西奈山的伊坎医学院肝病科DINANI等[17]认为人工智能给诊断非酒精性脂肪肝及其表型风险分级带来希望,利用人工智能可以提高识别有非酒精性脂肪肝和晚期纤维化风险患者的能力,客观地评估肝脏疾病诊断并改进肝组织的组织学评估不足之处。

此外,人工智能在辅助膀胱癌的诊断上也有一些应用进展。2019年美国加州斯坦福大学医学院泌尿外科SHKOLYAR等[18]通过研究发现将人工智能中的深度学习算法用于增强的膀胱镜检查,可以改善肿瘤的定位精准度、肿瘤的识别率、术中导航效果和膀胱癌的手术切除效果。2020年德国美因茨大学医学中心病理学研究所WOERL等[19]尝试利用人工智能深度学习单独从传统的组织形态学中检测肿瘤组织外观,进而诊断侵袭性膀胱癌分子亚型,发现其诊断效果良好,类似或优于病理学专家,表明人工智能用于预测侵袭性膀胱癌的重要分子特征,有可能显著改善该疾病的诊断和临床管理。

3 人工智能辅助疾病的预后评估

通过患者信息和图像分析,提取肿瘤的大小、部位、形态、边界、质地等特征,预测疾病治疗反应,评估疾病的预后,可以帮助医生更好地选择合适的治疗方式,这方面的研究在不断发展,这也是医生和患者都关心的问题。2018年香港中文大学重点肿瘤实验室CHAN等[20]通过回顾性研究,分析3903例接受手术切除的早期肝细胞癌患者,构建了两个统计模型,用于预测切除后早期HCC的复发风险,模型经过广泛验证被证明适用于国际环境,临床医生使用后能够估计个别患者复发的风险,对指导监测随访和切除后辅助治疗试验的设计很有价值。通过近几年的发展,影像组学在肿瘤诊断、分期、预后以及预测治疗反应等方面也取得很多进展[21-22]。南京医科大学第一附属医院放射科的XU等[23]于2019年回顾性分析了总共495例肝癌手术切除的患者,构建的综合影像组学模型显示肿瘤大小和瘤内不均匀性与肿瘤微血管浸润相关,表明结合大规模的临床影像和影像组学特征构建模型,不仅能够有效预测HCC微血管侵犯风险,并可对患者术后复发及生存进行评估。2020年广州中山大学第

一附属医院超声科 LIU 等[24]基于 2008-2016 年共 419 例患者(包括射频消融和外科手术切除患者)的肝脏对比增强超声,建立人工智能影像组学模型,预测射频消融和手术切除的无进展生存期,结果显示基于深度学习的影像组学模型可以实现无进展生存期的术前准确预测,可以促进极早期或早期肝细胞癌患者的最优化治疗方式选择。不仅如此,此研究团队还利用基于人工智能的影像组学方法在超声造影中准确预测肝细胞癌患者对经动脉化疗栓塞的反应,并在不同验证集中表现出高度可重复性[25]。由此可见,结合深度学习和影像组学的优势,可以更大程度地对疾病进行治疗反应预测和预后评估。2021 年美国加利福尼亚州斯坦福大学医学院放射肿瘤科 JIN 等[26]通过多任务深度学习方法,充分利用治疗的动态变化信息,成功预测新辅助化疗后直肠癌出现病理完全缓解的可能性,在 160 例和 141 例患者的多中心验证中获得的受试者工作特征曲线下面积(area under curve, AUC)分别达到 0.95 和 0.92,结合肿瘤血清标记物后,该模型的预测精度进一步得到提高,这项研究可用于改进治疗反应的评估和疾病监测,并有可能为个性化医疗提供信息。

4 展望

近年来,随着社会的数字化和智能化发展,虽然由于医学的严谨性和复杂性,人工智能在医学上的产品并不多,但是人工智能已在医学的研究上广泛普及。通过本述评对近几年国内外医学人工智能的研究和应用的分析,我们认为,医学院校的人工智能辅助医学图像处理方面的研究可主要聚焦于以下几个方面。

4.1 医学影像和病理图像的智能分割

人体正常结构和病灶详细信息的精准获取来源于人体结构的边界精准分割,而且人体结构三维图像和三维形态学参数的获取更依赖于二维影像学和病理学图像的分割,图像分割是后期疾病诊断、预后评估、治疗决策的基础,但是分割会花费医生大量的时间和精力。因此,亟须通过人工智能算法或工具,来解决手工分割耗时长、精度差、精度依赖于医生个体经验的问题。

目前,基于人工智能的深度学习算法常用于医学影像学图像如 CT、MRI、超声和病理学图像的分析。一般在图像中选择一些具有一定准确几何形态规律的、相互变异较小的、边界比较清楚的人体组织结构,来进行深度学习算法或软件的训练,比如人体大脑、小脑、肝、肺、肾、脾、乳腺、甲状腺、骨骼肌等,尤其目前的研究在肝癌、肺癌等常见病、多发病的体现最多,往后的研究会逐渐向适合深度学习的而又为常见病多发病的实质性脏器疾病发展,如胰腺癌、食管癌、腮腺肿瘤等。然而,对于一些变异较大的结构如小肠、静脉,就不大适合使用深度学习算法进行分割,反而阈值法和区域扩增等传统算法可能会更加适合,因为目前的深度学习算法大多属于监督学习,需要医生的精准标注进行训练,而标注这些变异较大的结构会大大增加医生的工作量。因而,肉眼能识别和分割出来的结构,人工智能分割实施效果会较好,肉眼难以准确识别的结构,人工智能算法效果也会欠佳。因此,目前开展人工智能进行医学图像分割研究需要选择合适的分割结构和合适的临床疾病,但随着人工智能方法的不断更新,非监督学习的发展,医学图像的分割难题可能会得到解决。

4.2 人工智能辅助疾病诊断

疾病快速精准诊断是精准治疗的关键,传统的诊断存在医学诊断个体差异、耗时长、优势医疗资源相对匮乏等问题。人工智能辅助疾病诊断包括疾病病灶检测和疾病分类分期确诊,数据源主要来自人体影像学和病理学数据。在诊断效率上,人工智能在某些疾病的诊断上水平已经超过了医生,已经在临床上开始使用,比如肺癌、皮肤癌、乳腺癌等这几类都是常见的肿瘤,因为其训练样本达到了几千或几万病例。其他疾病如胶质细胞瘤、宫颈癌、直肠癌的智能诊断还处于发展阶段,主要原因是训练集样本量不够多,非多中心实验,这一部分研究仍可继续挖掘。还有一些如非肿瘤性的内科疾病比如感染性疾病、自身免疫性疾病等仍未作为研究的重点,这一部分的研究仍可继续开展。

人工智能辅助疾病诊断模型存在构建的通用性模型在特定任务中表现不理想的情况,如人体眼底彩色照片的眼底疾病的筛查和诊断中,使用通用性筛查模型往往在具体疾病的识别中表现就不够理想。同时,模型的构建,往往对图像的源数据质量要求比较高,如不同医院、不同医疗设备、不同操作技师所获取的数据就不一样,如果只用来自一家医院的数据,而不入组其他医院的,那么最后构建的模型,就不能精准智能诊断其他数据源的数据。因此,人工智能辅助诊断研究,早期可从单中心数据源选择入手,但在后期,则需要考虑多中心数据,这样,构建的智能诊断模型才能够具有通用性。

人工智能诊断疾病的技术路线要基于影像科或病理科医生,把他们的疾病诊断思路弄清楚、弄明白,才能更准确地让机器学习医生的诊断思路,进行智能诊断,从而达到疾病的精准诊断。如病理科医生诊断肿瘤,先判断细胞核的核分裂象和核异质性,再考虑细胞质的异常变化,另外皮肤科医师根据痣的大小、边界、

颜色、质地均匀度、部位进行痣良恶性的判定,让机器按这样的思路学习才能事半功倍,实现精准诊断。

4.3 人工智能辅助疾病预后评估

人工智能辅助疾病预后评估,目前为临床医生和患者及家属最关心的问题。通常采用回顾性的研究分析方法,构建疾病智能预后评估模型,进行预后风险性评估研究和手术、放疗以及新辅助化疗风险性评估。目前,这一部分的研究逐渐成为医生和医学家关注的重点,比例在增高,甚至部分领域高于目前的人工智能辅助诊断研究。

疾病预后评估智能模型的构建及研究,同样需要结合临床医生的思维和诊断流程,比如肺癌、肝癌的智能预后评估,危险性主要跟其结节大小、部位、边界、质地均一度、供应血管丰富程度、与重要脏器的毗邻关系、与重要血管的毗邻关系和病理学结果,这样才能让机器学习到相关性强的深层特征。

总之,医学人工智能是数字医学发展的新方向,为现代医学研究的主流热点,是未来医学发展的必然趋势。现在医学人工智能尚处于弱人工智能时代,不具备沟通的功能和能力,仍然需要人工智能技术的不断提高和完善,以期早日实现人机智能交流。同时,由于医学问题的因果关系链复杂、精准度要求高、病人个体差异大,所以对医学人工智能产品的要求很高,虽然研究成果多,但产品产出慢,耗时长,耗钱多,我们需要有足够的耐心等待其发展。因此,医学人工智能的研究往往需要针对某一种疾病,制定一个短期、中期和长期的计划。短期计划,即利用较小的训练集样本库,完成人工智能初步模型的构建,获得较好的测试验证结果;中期计划,利用至少几百例、甚至是多中心的大样本训练集,对人工智能模型进行优化完善,并在临床前瞻试验中得到验证;长期计划,在较完善训练集模型的基础上,继续扩大样本量至几千例,提升模型的泛化能力和兼容性,以提高诊断和预后评估的精度准,降低错诊、漏诊和误诊的概率,达到产品上市的条件。

医学人工智能时代已经来临,我们亟须紧跟数字医学和人工智能时代步伐,激流勇进,为未来医学的创新和改革做出贡献。

参考文献:

[1] WANG G, LI W, ZULUAGA M A, *et al*. Interactive medical image segmentation using deep learning with image-specific fine tuning[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2018, 37(7): 1562-1573. DOI: 10.1109/tmi.2018.2791721.

[2] WANG G, ZULUAGA M A, LI W, *et al*. DeepIGeoS: A deep interactive geodesic framework for medical image segmentation[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2019, 41(7): 1559-1572. DOI: 10.1109/TPAMI.2018.2840695.

[3] LI X, CHEN H, QI X, *et al*. H-DenseUNet: hybrid densely connected UNet for liver and tumor segmentation from CT volumes[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2018, 37(12): 2663-2674. DOI: 10.1109/tmi.2018.2845918.

[4] ZHAO X, WU Y, SONG G, *et al*. A deep learning model integrating FCNNs and CRFs for brain tumor segmentation[J]. Med Image Anal, 2018, 43: 98-111. DOI: 10.1016/j.media.2017.10.002.

[5] ARAÚJO F H D, SILVA R R V, USHIZIMA D M, *et al*. Deep learning for cell image segmentation and ranking[J]. Comput Med Imaging Graph, 2019, 72: 13-21. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2019.01.003.

[6] XUE J, WANG B, MING Y, *et al*. Deep learning-based detection and segmentation-assisted management of brain metastases[J]. Neuro-Oncol, 2020, 22(4): 505-514. DOI: 10.1093/neuonc/noz234.

[7] DABIRI S, POPURI K, MA C, *et al*. Deep learning method for localization and segmentation of abdominal CT[J]. Comput Med Imaging Graph, 2020, 85: 101776. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2020.101776.

[8] YANG M, ZHENG Y M, XIE Z Y, *et al*. A deep learning model for diagnosing dystrophinopathies on thigh muscle MRI images[J]. BMC Neurol, 2021, 21(1): 13. DOI: 10.1186/s12883-020-02036-0.

[9] ESTEVA A, KUPREL B, NOVOA R A, *et al*. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks[J]. Nature, 2017, 542(7639): 115-118. DOI: 10.1038/nature21056.

[10] ZHAO X, QI S, ZHANG B, *et al*. Deep CNN models for pulmonary nodule classification: Model modification, model integration, and transfer learning[J]. J Xray Sci Technol, 2019, 27(4): 615-629. DOI: 10.3233/xst-180490.

[11] BONAVITA I, RAFAEL-PALOU X, CERESA M, *et al*. Integration of convolutional neural networks for pulmonary nodule malignancy assessment in a lung cancer classification pipeline[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2020, 185: 105172. DOI: 10.1016/j.cmpb.2019.105172.

[12] WANG S D, YANG D M, RONG R C, *et al*. Artificial intelligence in lung cancer pathology image analysis[J]. Cancers, 2019, 11(11): 1673. DOI: 10.3390/cancers11111673.

[13] CHOI K J, JANG J K, LEE S S, *et al*. Development and validation of a deep learning system for staging liver fibrosis by using contrast agent-enhanced CT images in the liver[J]. Radiology, 2018, 289(3): 688-697. DOI: 10.1148/radiol.2018180763.

[14] YASAKA K, AKAI H, ABE O, *et al*. Deep learning with convolutional neural network for differentiation of liver masses at dynamic contrast-enhanced CT: a preliminary study [J]. Radiology, 2018, 286(3): 887-896. DOI: 10.1148/radiol.2017170706.

[15] NAYAK A, BAIDYA KAYAL E, ARYA M, *et al*. Computer-aided diagnosis of cirrhosis and hepatocellular carcinoma using multi-phase abdomen CT[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2019, 14(8): 1341-1352. DOI: 10.1007/s11548-019-01991-5.

[16] HAMM C A, WANG C J, SAVIC L J, *et al*. Deep learning for liver tumor diagnosis part I: development of a convolutional neural network classifier for multi-phasic MRI[J]. Eur Radiol, 2019, 29(7): 3338-3347. DOI: 10.1007/s00330-019-06205-9.

[17] DINANI A M, KOWDLEY K V, NOUREDDIN M. Application of artificial intelligence for diagnosis and risk stratification in NAFLD and NASH- the state of the art[J]. Hepatology, 2021 Apr 30. DOI: 10.1002/hep.31869. [Online ahead of print].

[18] SHKOLYAR E, JIA X, CHANG T C, *et al*. Augmented bladder tumor detection using deep learning[J]. Eur Urol, 2019, 76(6): 714-718. DOI: 10.1016/j.eururo.2019.08.032.

[19] WOERL A C, ECKSTEIN M, GEIGER J, *et al*. Deep learning predicts molecular subtype of muscle-invasive bladder cancer from conventional histopathological slides[J]. Eur Urol, 2020, 78(2): 256-264. DOI: 10.1016/j.eururo.2020.04.023.

[20] CHAN A W H, ZHONG J H, BERHANE S, *et al*. Development of pre and post-operative models to predict early recurrence of hepatocellular carcinoma after surgical resection [J]. J Hepatol, 2018, 69(6): 1284-1293. DOI: 10.1016/j.jhep.2018.08.027.

[21] LIU Z, MENG X, ZHANG H, *et al*. Predicting distant metastasis and chemotherapy benefit in locally advanced rectal cancer[J]. Nat Commun, 2020, 11(1): 4308. DOI: 10.1038/s41467-020-18162-9.

[22] ZHANG S, SONG G, ZANG Y, *et al*. Non-invasive radiomics approach potentially predicts non-functioning pituitary adenomas subtypes before surgery[J]. Eur Radiol, 2018, 28(9): 3692-3701. DOI: 10.1007/s00330-017-5180-6.

[23] XU X, ZHANG H L, LIU Q P, *et al*. Radiomic analysis of contrast-enhanced CT predicts microvascular invasion and outcome in hepatocellular carcinoma[J]. J Hepatol, 2019, 70(6): 1133-1144. DOI: 10.1016/j.jhep.2019.02.023.

[24] LIU F, LIU D, WANG K, *et al*. Deep learning radiomics based on contrast-enhanced ultrasound might optimize curative treatments for very-early or early-stage hepatocellular carcinoma patients[J]. Liver Cancer, 2020, 9(4): 397-413. DOI: 10.1159/000505694.

[25] LIU D, LIU F, XIE X Y, *et al*. Accurate prediction of responses to transarterial chemoembolization for patients with hepatocellular carcinoma by using artificial intelligence in contrast-enhanced ultrasound[J]. Eur Radiol, 2020, 30(4): 2365-2376. DOI: 10.1007/s00330-019-06553-6.

[26] JIN C, YU H, KE J, *et al*. Predicting treatment response from longitudinal images using multi-task deep learning[J]. Nat Commun, 2021, 12(1): 1851. DOI: 10.1038/s41467-021-22188-y.

(收稿:2021-06-24;修回:2021-07-11)

(编辑 王 红)