

人工智能在腹部影像的研究现状与展望

黄子星, 宋彬

【摘要】 随着计算机计算能力的显著提高、深度学习算法的更新以及大型数据集的可用性, 迅速地推动着人工智能在医学影像中的应用。人工智能可从影像图像中提取人眼无法辨别的有价值信息, 并且为分析图像数据提供了有前途的新方法, 使得放射科医生有可能将人工智能纳入临床实践中。本文就人工智能在腹部影像的研究现状做简要介绍, 并展望人工智能在腹部影像学中应用的前景。

【关键词】 影像学; 人工智能; 机器学习; 深度学习

【中图分类号】 R-05; R816.5 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2018)11-1216-05

DOI: 10.13609/j.cnki.1000-0313.2018.11.022

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



医疗数据中有 90% 来自于医学影像^[1], 且呈逐年增长趋势, 而放射科医生的增长速度和工作效率不足以应对这样的数据快速增长趋势。今天的放射科医生每天都被大量的影像数据所困扰, 面临着巨大的压力。同时, 成像技术的发展进一步推动了影像学的进步, 表现在获取更高分辨率图像的能力, 让更小的解剖结构和异常可视化。而上述成像技术的进步增加了每位患者的平均图像数量。图像数量在大量增加, 但放射科医生没有大量增加, 因此只有增加更多的工作量来解读这些图像, 一方面, 这些图像复杂、数量庞大, 远超过放射科医生解释它们的能力; 另一方面, 目前大部分医学影像数据仍然需要人工分析, 疲劳、分心、图像质量不理想、病变细微且复杂等都会影响到放射医生对疾病的诊断。

人工智能 (artificial intelligence, AI) 的概念在 1956 年首次被提出来, 是一门包括计算机科学、数学等多种学科在内的交叉科学, 目的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。随着影像成像技术和计算机技术的进步及二者的有机结合, 人工智能在各种影像任务如风险评估、检测、诊断、预后和治疗反应中的潜在使用价值逐渐被寄予厚望, 各种研究也随之迅速增加。本文就人工智能在腹部影像学领域的发展历程、目前的现状及未来的展望做简要介绍。

腹部影像研究的现状

相对于头部、胸部领域, 腹部影像的人工智能研究不算多, 目前大多数关于腹部影像的研究主要关注定位和分割, 包括肝脏、脾脏和肾脏的器官容量; 肝脏、胰

腺、前列腺、子宫、膀胱、直肠等的分割。在肝脏和肾脏中也有学者进行了自动肿瘤检测、肿瘤体积测定和肿瘤分割的研究。对于腹部肿瘤淋巴结转移和腹膜种植的评估也展示了有希望的结果。

1. 腹部多器官分割

利用影像图像的多器官分割是计算机辅助诊断和手术计划的重要步骤。然而, 由于图像量大, 放射科医师手动勾画器官耗时且可重复性差的。同时由于个体差异、器官大小、和相对位置的变化使分割过程大大复杂化, 且腹部器官之间的差异不显著以及器官之间复杂的空间三维关系, 使得利用临床获得影像对腹部多器官进行自动分割一直是一个具有挑战的问题。

过去多图谱分割 (Multi-atlas segmentation, MAS) 方法已经取得了一些成果。目前有一些研究在腹部多器官自动分割方面进行了更进一步探索性工作。基于 MAS 的采用选择性和迭代的性能水平评估 (selective and iterative method for performance level estimation, SIMPLE) 可以提高多器官分类的表现^[2]。使用统计模型和多图谱标签融合 (multi-atlas label fusion, MALF) 的分割方法需要对对象间图像配准, 但腹部器官之间尚没有更高准确度的配准方法, 有学者将深度学习与 MALF 结合, 不再需要配准过程, 也具有较高的腹部多器官分割准确性^[3]。近年来完全卷积神经网络 (fully convolutional neural network, FCNN) 在 CT 扫描的腹部器官分割中产生了极好的结果^[4]。另有相似的研究采用 FCNN, 并通过时间隐式多相演化方法进一步细化, 结果证明了其在临床应用中的潜力, 具有稳健性和高效性^[5]。有学者在用于 CT 成像的 FCNN 基础上, 在 MRI T₂ 加权上探索分割腹部器官的适用性, 结果显示 FCNN 具有相当的潜力^[6]。

对腹部 MRI 体素内不相干运动 (intravoxel incoherent motion, IVIM) 数据采用机器学习允许无模型

作者单位: 610041 成都, 四川大学华西医院放射科

作者简介: 黄子星 (1982-), 男, 四川乐山人, 博士, 主治医师, 主要从事腹部影像诊断工作。

通讯作者: 宋彬, E-mail: cjr_songbin@vip.163.com

(model-free)方法确定组织类型,而无需对潜在生理学进行先验假设,该技术可用于腹部器官的分割或健康和病理组织之间的区分^[7]。

身体组织成分的变化是衰老的主要表现,但是常规影像难以对其深入研究。CT扫描可观察到的腹部组织中

与年龄相关的变化,使用机器学习以黑盒模型的方式检测和量化这些变化。与传统使用特定分子生物标记物相比,该技术有利于跟踪生物衰老的影响并预测不良结果。机器学习作为分析医学图像的工具可以洞察发生老化的组织变化,并且进一步将这些变化与其代谢和功能后果联系起来^[8]。

2. 肝脏

自动肝脏分割在肝脏疾病的分析中起着重要作用,是计算机辅助肝脏手术计划中的基本任务。由于复杂的背景,模糊的边界,不均匀的外观和高度变化的肝脏形状,自动和准确的分割仍然是非常具有挑战性的任务。有研究已经设计了许多方法来克服这些挑战,但是仍然需要改进这些方法以获得期望的分割精度。一种基于单块线性检测的CT图像肝脏提取快速算法,需要迭代,计算时间和复杂性大大降低。另外,初始化在算法中并不重要,因此提高了算法的准确性和特异性。图像分割的结果接近医生的手动分割结果^[9]。还有一种深度学习算法,对图形分割细化,可以在CT扫描中自动分割肝脏。该方法包括两个主要步骤:①使用3D卷积神经网络(CNN)同时进行肝脏检测和概率分割;②利用图形切割和先前学习的概率图对初始分割的精确度细化。这种方法是完全自动的,无需任何用户交互。其定量结果表明,该方法对于临床实践中的肝体积估计是有效且准确的^[10]。有学者提出了一种基于三维CNN和全局优化表面演化的自动分割框架,定量验证和比较表明该方法准确有效,适用于临床^[11]。

肝纤维化是慢性肝炎发展的主要指标,可以通过几个阶段来衡量。对于不同非侵入性手段,对其程度的正确评估是当前主要关注的问题。在支持向量机(SVM)的基础上进一步

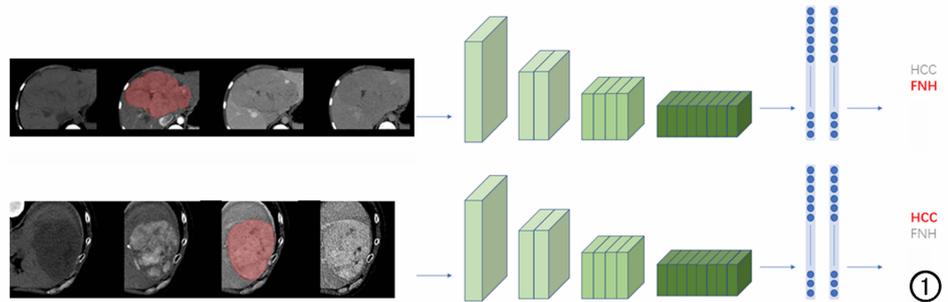


图1 利用卷积神经网络从平扫、动脉晚期、门脉早期、延时期CT肝脏影像中自动提取关键特征并同时实现肝脏病灶的病理分类。

演化算法,研究结果表明具有一定的区别纤维化程度的能力^[12]。肝纤维化可以通过基于放大的CT图像的深度学习模型进行分级,来自训练有素的深度学习模型的评分显示与组织病理学肝纤维化分期中度相关,在临床应用前需要进一步改进^[13]。最新的研究使用基于CT图像开发和验证用于肝纤维化分期的深度学习系统,可以较为准确进行肝纤维化分期^[14]。MRI也有类似研究,最近对钆塞酸二钠增强的肝脏MRI的肝胆期图像采用深度卷积神经网络(DCNN)模型,显示出在肝纤维化分期中具有较高的诊断效能^[15]。

CT图像中肝脏肿瘤的分割可用于肝癌的诊断和治疗。此外,准确评估肿瘤体积有助于诊断和疗效评估。一种半自动分割方法利用可变形表面模型中的机器学习方法可以处理高度可变的数据,推动了使用更多数据和更深层神经网络的机器学习进一步研究肿瘤分割^[16]。CNN在动态增强CT上对肝脏肿块的鉴别诊断具有较高的诊断价值(图1)。肝脏是转移的好发部位,一旦检测到肝转移,寻找原发肿瘤就是必须的过程,这可能会耗时并且需要多次检查。基于CT影像基础的决策支持系统,采用机器学习的手段,显示出能

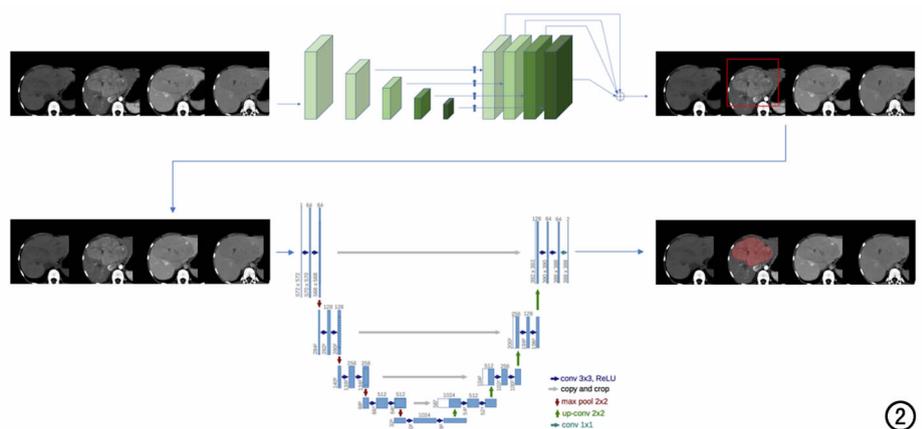


图2 基于多期CT影像及深度卷积神经网络实现病灶的自动检出及病灶自动分割。

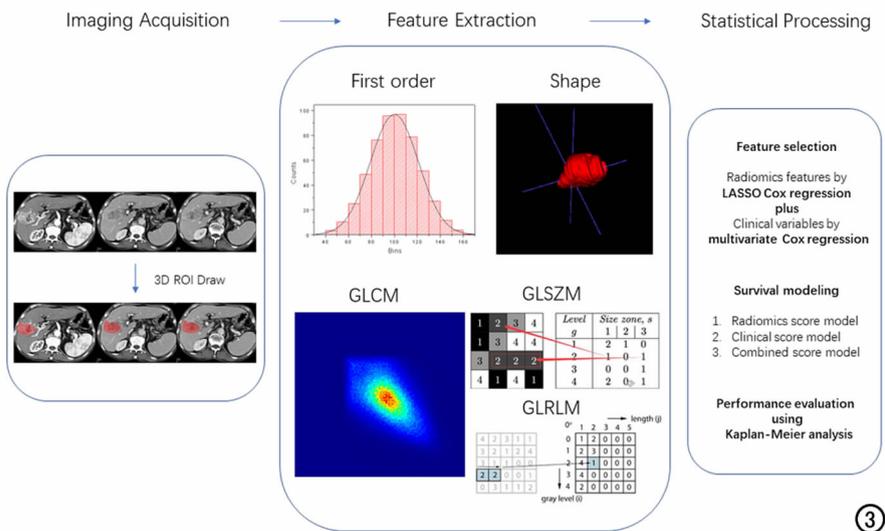


图 3 影像组学结合机器学习预测经动脉化疗栓塞治疗后肝癌患者的生存情况。

对不用来源的肝转移灶进行分类的能力^[17]。在 SVM 基础上改进的一些方法,也展示出能有效的检测^[18]及鉴别肝脏肿瘤^[19]。在肝脏肿瘤的治疗随访观察中,一种基于 CT 图像的 CNN 方法,能稳定的自动进行肿瘤分割,准确计算体积,以满足 RECIST 指南^[20](图 2)。随访中,除了对肿瘤大小的评估,还需检测有无新发肿瘤病灶,一种基于 FCNN 的新方法通过自动准确地跟踪已知肿瘤并在后续扫描中检测新肿瘤,实现了简化的放射科医师友好工作流程,该工作流程可能比现有工作流程更加准确和可靠^[21]。除了检出、分割、诊断肝脏肿瘤,最新的一项研究以影像组学结合机器学习方法预测肝癌经动脉化疗栓塞治疗后的生存情况,结果显示可以有效的预测经动脉化疗栓塞治疗后肝癌患者的生存率^[22](图 3)。

肝血管分割在肝脏手术计划的血管结构分析中起着重要作用。一种基于极端学习机(extreme learning machine, ELM)的肝血管分割方法能有效地分割肝脏血管腹 CT 图像,并达到良好的准确性、敏感度和特异度^[23]。

3. 胰腺

作为小而柔软且柔韧的腹部器官,胰腺在其形状和体积方面表现出非常高的患者间解剖变异性。这抑制了传统的自动分割方法实现高精度,特别是与其他器官(例如肝脏,心脏或肾脏)相比。近年来有一些研究取得了不错的进展。首先是对胰腺增强扫描门静脉期图像采用判别学习用于构建胰腺组织分类器,使得自动胰腺分割成为可能^[24]。后来有学者使用多级深度卷积网络(multi-level deep convolutional networks)对胰腺 CT 图像进行分割^[25]。以及对胰腺 CT

图像经过随机森林(RF)分类、DCNN 分类,最后采用多图谱标签融合(MALF)方法,获得较好的准确性^[26]。最新的方法有基于两阶段的三维 CT 体积自动化系统:胰腺定位和胰腺细化分割。三维 CT 扫描中定位胰腺,为更精细的分割步骤提供可靠的边界框。第二个分割阶段在计算的边界框内运行,并整合深度学习的器官内部和边界图的语义线索,最终的结果明显优于之前的研究^[27]。基于图像决策融合过程与 DCNN 相结合的模型,对 MRI 扫描的胰腺分割也显示出较好的结果^[28]。

4. 消化道

有学者采用 SVM 方法在胃钡餐中诊断胃炎^[29]以及基于 DCNN 的胃炎检测方案评估胃炎/非胃炎^[30],显示出较好的临床前景。通过 DCNN 进行结肠炎检测和诊断对于将来的临床应用是准确和有希望的^[31]。在 MRI 图像上采用主动学习(AL)框架,并将其与半监督学习(SSL)相结合,对克罗恩病的组织进行分割,显示出有较好的潜力^[32]。

胃癌的淋巴结转移是长期存活的重要预后因素,但是胃常用的几种成像技术不能令人满意地评估胃癌淋巴结状态,它们不能同时具有高敏感度和特异度, SVM 具有解决这个复杂问题的潜力^[33]。局部晚期直肠癌的治疗涉及放化疗,然后进行全直肠系膜切除术。放化疗后的完全反应是长期局部控制的准确替代指标。预测治疗前的完全反应特征是保守治疗的重要一步。有研究建立了一个深度神经网络(DNN)模型正确预测了该多中心队列中 80% 的新辅助直肠放化疗后的完全反应,有助于确定哪些患者可以从保守治疗中获益,而不是根治性切除^[34]。

5. 泌尿系统

肾快速自动分割方法包括两个主要部分:肾皮质的定位和肾脏成分的分割。在肾皮质相定位中,应用 3D 广义霍夫变换(generalized hough transform, GHT)和 3D 主动外观模型(active appearance models, AAM)完全结合的方法来定位肾皮质。在肾成分阶段的分割中,提出了一种改进的随机森林(RF)方法,基于定位阶段的结果将肾分成四个成分。该方法具有较高的准确性和极短的计算时间^[35]。

在肾脏病变的应用方面,有研究采用 CNN 全自动检测腹部 CT 扫描中的肾囊肿^[36],可用于肾脏偶发

囊性病灶的筛查中。乏脂肪的肾脏血管平滑肌脂肪瘤和肾细胞癌的鉴别一直是临床的难点,有学者开发出自动深部特征分类(deep feature classification, DFC)方法,能提高腹部增强CT鉴别两者的能力^[37]。

展望

从已有的研究来看,腹部影像的人工智能研究主要是最近几年时间快速发展起来的。目前的研究主要是利用CT数据,而利用MRI数据研究较少。多数研究的样本量也不大,结果的可靠性尚需更多验证。研究的器官主要集中在肝脏,其他器官相对较少。研究目的以器官分割和病灶分割为主,在病灶的定性诊断、定量分析方面较少。

未来人工智能在腹部影像研究中可以开展的工作还有很多,例如:腹部疾病的早期筛查;病灶的病理亚型判定;多维数据包含影像、临床检查数据的深度挖掘,以寻找与腹部疾病机制相关的影像指标并揭示机制的运行规律;对重大腹部疾病的疗效评估与预测,为早期干预、优化治疗手段提供帮助;此外,人工智能还可以应用在量化成像的图像质量提高、量化参数的准确性提高领域,比如腹部由于受到呼吸的影响,量化参数图准确性经常打了折扣,而基于CNN的深度学习技术可以学习呼吸运动的规律,从源头去除因呼吸造成的量化参数计算不准确的影响,从而实现腹部疾病量化分析与评估。

影像学在推动医学进入数字化时代方面发挥了主导作用,现在有机会成为探索人工智能医学应用的先驱者。当前以数字形式存档的数以千万计的影像学报告和数十亿张图像,体现了“大数据”的概念,构成了人工智能研究所需的基础。

以下几个方面将有助于未来的人工智能影像研究:①国家和国际影像数据共享网络;②可用于测试和比较人工智能程序的参考病例(已有临床结果)数据集;③满足人工智能应用的成像协议的标准化;④用于描述和报告人工智能应用程序的通用词典。

人工智能的根本问题是放射科的人工智能应用是否可以增加价值,其包括:发现新知识,从影像检查中提取更多、更好的信息,以更低成本为患者取得更好的结果,为放射科医师建立更加高效的工作流程和提高工作满意度。随着医疗保健数据的日益普及和大数据分析方法的迅速发展,使人工智能在医疗保健领域

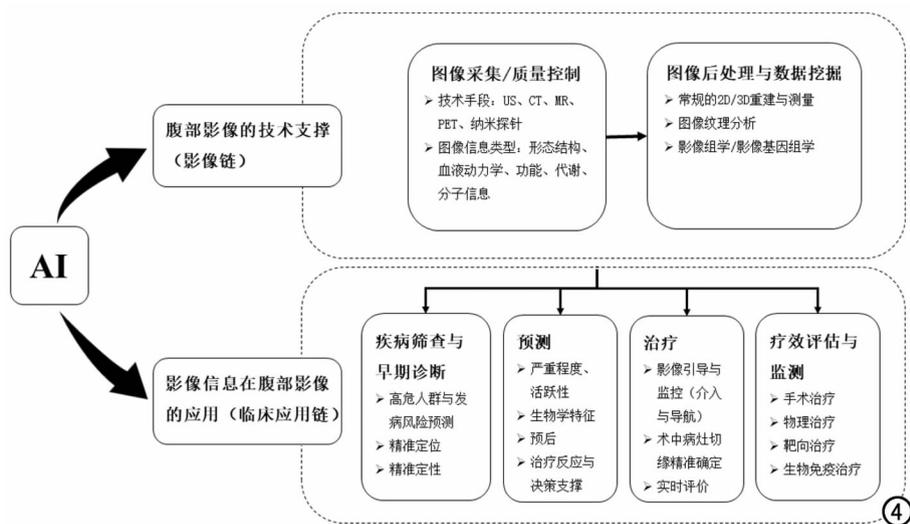


图4 人工智能的腹部影像链及在临床的应用链。

的成功应用成为可能。在相关的临床问题的指导下,强大的人工智能技术可以解开大量数据中隐藏的临床相关信息,进而有助于临床决策的制定。具体而言就是用人工智能去解决影像链与临床应用链的问题(图4)。影像链指影像医学的技术支撑,包括图像采集与图像后处理、数据挖掘;临床应用链指影像信息在临床的应用,包括了疾病筛查与早期诊断、预测、治疗、疗效评估与监测。

现在有些学者在讨论在未来人工智能医生是否最终将取代人类医生。我们相信,在可预见的将来,人类医生将不会被机器所取代,但是人工智能绝对可以协助医生在影像学的某些功能领域做出更快、更好的临床决策。

参考文献:

- [1] 涂仕奎,杨杰,连勇,等. 关于智能医疗研究与发展的思考[J]. 科学,2017,69(3):9-11.
- [2] Xu Z, Burke RP, Lee CP, et al. Efficient multi-atlas abdominal segmentation on clinically acquired CT with SIMPLE context learning[J]. Med Image Anal, 2015, 24(1):18-27.
- [3] Gibson E, Giganti F, Hu Y, et al. Automatic multi-organ segmentation on abdominal CT with dense V-networks[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2018, 37(8):1822-1834.
- [4] Zhou X, Takayama R, Wang S, et al. Automated segmentation of 3D anatomical structures on CT images by using a deep convolutional network based on end-to-end learning approach[J]. Med Imaging, 2017, 10133:1013324.
- [5] Hu P, Wu F, Peng J, et al. Automatic abdominal multi-organ segmentation using deep convolutional neural network and time-implicit level sets[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2017, 12(3):399-411.
- [6] Bobo MF, Bao S, Huo Y, et al. Fully convolutional neural networks improve abdominal organ segmentation[J]. Proc SPIE Int Soc Opt Eng, 2018, 10574:100.
- [7] Ciritsis A, Rossi C, Wurnig MC, et al. Intravoxel incoherent motion: model-free determination of tissue type in abdominal organs

- using machine learning[J]. *Invest Radiol*, 2017, 52(12):747-757.
- [8] Lv J, Yang M, Zhang J, et al. Respiratory motion correction for free-breathing 3D abdominal MRI using CNN-based image registration: a feasibility study [J]. *Br J Radiol*, 2018, 91 (1083): 20170788.
- [9] Huang L, Weng M, Shuai H, et al. Automatic liver segmentation from CT images using single-block linear detection[J]. *Biomed Res Int*, 2016, 2016:9420148.
- [10] Lu F, Wu F, Hu P, et al. Automatic 3D liver location and segmentation via convolutional neural network and graph cut[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2017, 12(2):171-182.
- [11] Hu P, Wu F, Peng J, et al. Automatic 3D liver segmentation based on deep learning and globally optimized surface evolution [J]. *Phys Med Biol*, 2016, 61(24):8676-8698.
- [12] Stoean R, Stoean C, Lupșor M, et al. Evolutionary-driven support vector machines for determining the degree of liver fibrosis in chronic hepatitis C[J]. *Artif Intell Med*, 2011, 51(1):53-65.
- [13] Yasaka K, Akai H, Kunimatsu A, et al. Deep learning for staging liver fibrosis on CT: a pilot study[J]. *Eur Radiol*, 2018, 28(11): 4578-4585.
- [14] Choi KJ, Jang JK, Lee SS, 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; 180763.
- [15] 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.
- [16] Vorontsov E, Tang A, Roy D, et al. Metastatic liver tumour segmentation with a neural network-guided 3D deformable model [J]. *Med Biol Eng Comput*, 2017, 55(1):127-139.
- [17] Ben-Cohen A, Klang E, Diamant I, et al. CT image-based decision support system for categorization of liver metastases into primary cancer sites: initial results[J]. *Acad Radiol*, 2017, 24 (12): 1501-1509.
- [18] Zhou J, Huang W, Xiong W, et al. Segmentation of hepatic tumor from abdominal CT data using an improved support vector machine framework[J]. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, 2013, 2013(11):3347-3350.
- [19] Jiang H, Zheng R, Yi D, et al. A novel multiinstance learning approach for liver cancer recognition on abdominal CT images based on CPSO-SVM and IO[J]. *Comput Math Methods Med*, 2013, 2013(1):434969.
- [20] Vivanti R, Joskowicz L, Lev-Cohain N, et al. Patient-specific and global convolutional neural networks for robust automatic liver tumor delineation in follow-up CT studies [J]. *Med Biol Eng Comput*, 2018, 56(9):1699-1713.
- [21] Vivanti R, Szeskin A, Lev-Cohain N, et al. Automatic detection of new tumors and tumor burden evaluation in longitudinal liver CT scan studies[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2017, 12(11): 1945-1957.
- [22] Kim J, Choi SJ, Lee SH, et al. Predicting survival using pretreatment CT for patients with hepatocellular carcinoma treated with transarterial chemoembolization: comparison of models using radiomics[J]. *AJR*, 2018, 211(5):1026-1034.
- [23] Zeng YZ, Zhao YQ, Liao M, et al. Liver vessel segmentation based on extreme learning machine[J]. *Phys Med*, 2016, 32(5): 709-716.
- [24] Hammon M, Cavallaro A, Erdt M, et al. Model-based pancreas segmentation in portal venous phase contrast-enhanced CT images[J]. *J Digit Imaging*, 2013, 26(6):1082-1090.
- [25] Roth HR, Lu L, Farag A, et al. Deep organ: multi-level deep convolutional networks for automated pancreas segmentation, 2015: 556-564.
- [26] Farag A, Lu L, Roth HR, et al. A bottom-up approach for pancreas segmentation using cascaded superpixels and (deep) image patch labeling[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2017, 26(1):386-399.
- [27] Roth HR, Lu L, Lay N, et al. Spatial aggregation of holistically-nested convolutional neural networks for automated pancreas localization and segmentation[J]. *Med Image Anal*, 2018, 45:94-107.
- [28] Cai J, Lu L, Zhang Z, et al. Pancreas segmentation in MRI using graph-based decision fusion on convolutional neural networks [J]. *Med Image Comput Comput Assist Interv*, 2016, 9901:442-450.
- [29] Togo R, Ishihara K, Ogawa T, et al. Estimation of salient regions related to chronic gastritis using gastric X-ray images[J]. *Comput Biol Med*, 2016, 77:9-15.
- [30] Togo R, Yamamichi N, Mabe K, et al. Detection of gastritis by a deep convolutional neural network from double-contrast upper gastrointestinal barium X-ray radiography[J]. *J Gastroenterol*, 2018(2018-10-03). <https://link.springer.com/article/10.1007/s00535-018-1514-7>.
- [31] Liu J, Wang D, Lu L, et al. Detection and diagnosis of colitis on computed tomography using deep convolutional neural networks [J]. *Med Phys*, 2017, 44(9):4630-4642.
- [32] Mahapatra D, Vos FM, Buhmann JM. Active learning based segmentation of Crohns disease from abdominal MRI[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2016, 128:75-85.
- [33] Zhang XP, Wang ZL, Tang L, et al. Support vector machine model for diagnosis of lymph node metastasis in gastric cancer with multidetector computed tomography: a preliminary study [J]. *BMC Cancer*, 2011, 11(1):10.
- [34] Bibault JE, Giraud P, Durdux C, et al. Deep learning and radiomics predict complete response after neo-adjuvant chemoradiation for locally advanced rectal cancer[J]. *Sci Rep*, 2018, 8(1): 12611.
- [35] Jin C, Shi F, Xiang D, et al. 3D fast automatic segmentation of kidney based on modified AAM and random forest [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(6):1395-1407.
- [36] Blau N, Klang E, Kiryati N, et al. Fully automatic detection of renal cysts in abdominal CT scans[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2018, 13(7):957-966.
- [37] Lee H, Hong H, Kim J, et al. Deep feature classification of angiolipoma without visible fat and renal cell carcinoma in abdominal contrast-enhanced CT images with texture image patches and hand-crafted feature concatenation [J]. *Med Phys*, 2018, 45 (4):1550-1561.