·综述·

DOI：10.12449/JCH240925

肝癌的医学影像智能化诊断研究进展

徐 捷[1]，徐文斌[2]，贺柯庆[3a]，上官定[3a]，徐 婷[3b]，谢明君[3a]，龙年宝[3a]，葛来安[3a]

1 江西中医药大学，南昌 330004

2 南昌大学先进制造学院，南昌 330031

3 江西中医药大学附属医院 a. 肝胆病科，b. 肿瘤科，南昌 330200

通信作者：葛来安，13970998757@163.com（ORCID：0009-0007-4544-1706）

摘要：肝癌是对人体威胁最大的疾病之一，大部分患者确诊时已属晚期，致死率极高。早期肝癌的诊断和治疗是改善患者预后的关键。医学影像是辅助诊断肝癌的重要手段，当前基于医学影像数据的智能图像识别技术已深入涉足医学诊断领域并具有良好应用前景。本文通过综述目前人工智能方法在肝脏医学影像中诊断局灶性肝脏病变的研究现状，提出当前人工智能诊断的优势与不足，旨在为今后肝癌的智能化诊断提供新的研究思路。

关键词：肝肿瘤；人工智能；诊断

基金项目：江西省中医药管理局科技项目（2021B695）

Research advances in the intelligent medical imaging diagnosis of liver cancer

XU Jie[1], XU Wenbin[2], HE Keqing[3a], SHANGGUAN Ding[3a], XU Ting[3b], XIE Mingjun[3a], LONG Nianbao[3a], GE Laian[3a].（*1. Jiangxi University of Chinese Medicine, Nanchang 330004, China; 2. School of Advanced Manufacturing, Nanchang University, Nanchang 330031, China; 3. a. Department of Hepatobiliary Diseases, b. Department of Oncology, The Affiliated Hospital of Jiangxi University of Chinese Medicine, Nanchang 330200, China*）

Corresponding author: GE Laian, 13970998757@163.com (ORCID: 0009-0007-4544-1706)

Abstract: Liver cancer is one of the most threatening diseases to the human body, and most patients are already in the advanced stage at the time of diagnosis, resulting in an extremely high mortality rate. The diagnosis and treatment of early-stage liver cancer is the key to improving the prognosis of patients. Medical imaging is an important method that assists in the diagnosis of liver cancer, and currently, intelligent image recognition technology based on medical imaging data has been widely applied in the field of medical diagnosis and has good application prospects. This article reviews the current status of research on artificial intelligence (AI) methods for the diagnosis of focal liver lesions based on liver medical images and proposes the advantages and shortcomings of current AI diagnosis, so as to provide new research ideas for the intelligent diagnosis of liver cancer in the future.

Key words: Liver Neoplasms; Artificial Intelligence; Diagnosis

Research funding: The Science and Technology Project of Jiangxi Provincial Administration of Traditional Chinese Medicine (2021B695)

肝脏是人体内部最大的实质性器官，是机体新陈代谢最活跃的器官，不仅参与人体机能的防护与维持，同时还具有对药物、激素等物质的解毒和转化等重要功能，是人体最重要的器官之一[1]。据世界卫生组织统计，2020年全球的肝癌新发病例约为905 677例，中国约占45.3%[2]。肝癌根据其自发性可以分为原发性肝癌和继发性肝癌[3]，其中肝细胞癌（HCC）是目前我国第4位常见恶性肿瘤及第2位肿瘤致死病因[4]。

腹部CT、磁共振成像（MRI）、B超等影像学技术是临床上常用的肝脏检查方法，具有无创、非侵入性、成像

速度快等特性，其检查结果可作为肝病的诊断依据。随着医疗条件的改善，影像检查人数不断增加，影像科医生极易在长期繁重、单调的阅片工作中因疲劳而出现诊断失误与纰漏；得益于人工智能（artificial intelligence，AI）技术的飞速发展，肝脏医学影像分析依托AI技术已在病灶的良恶区分、患者术前规划、预后预测、生存预测等方面日见成效。基于AI的医学影像智能分析旨在通过AI算法分析医学影像直接得到近似甚至超过经验丰富医生的诊断结果与治疗方案，一方面将医生从繁重的阅片任务中解放出来，将更多的精力用于病灶的针对性分析，减少误诊漏诊的情况出现；另一方面辅助医生更精准更高效地明确具体诊疗方案，让患者少受创伤检查之苦，同时也加快治疗方案的推进，提升患者预后。

另外，由于肝癌患者早期并无明显症状，常规检查不易察觉，而患者的治愈率、生存率随着肝癌的分化程度的升高而明显下降，因此从常规影像学检查中精准诊断肝癌是为重中之重。对此，为增强肝癌的诊断手段、提高肝癌的诊断精度，肝癌的智能化诊断已成为许多医者和研究者们研究的重要方向。本文从基于医学影像的肝病智能化诊断角度出发，综述近年国内外学者应用AI方法进行肝病识别分类与病灶分割的研究现状及进展。

1 基于医学影像数据的肝癌分类研究

近年来AI方法被深度用于肝病分类，例如分辨肝脏是否存在癌变、区分肝脏癌变分化等级、肝脏病变种类分类等，其中，小肝癌（small hepatocellular carcinoma，sHCC）的诊断和鉴别更是肝脏病变诊断的关键。本小节从智能影像诊断方法的数据前处理过程考虑，将近些年的肝病检测分类方法分为两类，需要手动特征提取的传统分类方法与端到端的深度学习（deep learning，DL）方法，分别从这两个方面中对肝病检测分类方法进行回顾。

1.1 *基于手动特征提取的肝病分类方法研究现状* 机器学习（machine learning，ML）及其应用已经成为目前医学领域用于处理预测、分类的主要技术之一，利用ML诊断各种疾病的研究能够促进医生的决策过程，帮助医生快速有效地诊断疾病[5]。

当前应用于肝病诊断的手动特征提取的传统分类方法主要为ML算法中的部分早期算法，包括逻辑回归（logistic regression，LR）[6]、决策树[7]、随机森林（random forest，RF）[8]、支持向量机（support vector machine，SVM）[9]、K-Nearest neighbor（KNN）[10]等，且已经取得一定的研究成效。例如，Naeem等[11]利用二维CT和MRI融合数据集验证MLP、SVM、RF等ML方法对肝癌分类的性能，其中MLP表现最好；Mao等[12]为研究基于ML的超声放射组学在原发性肝癌和转移性肝癌术前分类中的应用，从专家勾画出的感兴趣区（region-of-interest，ROI）中提取7类放射组学特征，采用KNN、LR、MLP、RF和SVM等多种ML方法区分原发性肝癌和转移性肝癌，实验结果显示LR的表现优于其他分类器；还有王雪虎等[13]采用SVM、KNN、RF和LR 4种ML算法对结直肠癌肝转移与HCC病灶区域的影像组学特征进行区分，实验结果表明SVM最能准确分析二者影像组学特征的差异。张娟等[14]使用SVM鉴别sHCC与异型增生结节，通过分析MRI图像特征，经过特征筛选后，利用SVM算法分析特征进行分类诊断。

现有的基于早期ML方法的研究有两处共通点：（1）使用ML方法进行疾病诊断、预测时，通常无固定方法，多数学者使用多种ML模型进行实验，而不同实验最终确定的实验模型与实验结果各不相同，这导致实验前期对于模型的选择会对最终实验结果产生重要影响；（2）基于传统ML的肝病预测、分类方法严重依赖于影像特征的提取，并且特征的提取需要具有丰富经验的医生勾画出准确的ROI；而手动勾勒ROI无可避免的会存在偏差，且特征提取大多是主观层面上的经验选择，无法做到最完全提取出图像中对任务有益的所有特征。因此，ML方法普遍存在精度不高、计算复杂、鲁棒性差等缺点。

1.2 *基于DL的肝病分类与检测方法研究现状* 作为ML的主要分支之一，DL技术在图像处理领域得到了广泛的应用并取得了长足进步[15-16]，有许多算法模型可以用来执行模式识别和图像分类任务，其中卷积神经网络（conventional neural network，CNN）能够接受2D或者3D图像作为输入，可以更好地利用空间和结构信息，并且由于其像素级的精确操作和对组织病理良好的适应性，被认为是医学影像学领域最有前景的研究方向[16]。相较于需要提前进行人工提取特征来分类的方法，CNN自动提取的高层次特征泛化性更强，并已被证明优于手工设计的低层次和中层次特征[17]。同时，CNN模型可进行参数学习且模型层数深、参数多，而早期ML算法，如KNN等，参数不具有可学习的特性，或模型层数少，或基于统计学习的方式进行学习，以至于早期ML算法对于实际问题拟合情况相较于CNN模型较差。

CNN模型特有的权值共享结构对处理图像任务具有很好的适配性，可更好地捕捉图像中的特征信息与空间信息，以直接完成端到端的分类任务[17]，这种图像处理模式相较于早期ML算法具有显著优势，但是也存在所需数据量较大、可解释性差、运算量大等问题。

现阶段使用CNN进行端到端的肝病分类与检测的方法已较为成熟，主要使用的模型方法有ResNet[17-19]、Faster R-CNN[20]等。在sHCC的分类检测上，CNN模型也同样有所涵盖，如马举铭[21]采用CNN模型结合预训练与微调方法区分sHCC、肝内胆管细胞癌、高级别不典型增生结节和低级别不典型增生结节，敏感度达到94.47%，特异度为96.67%；吴德蓝[22]提出基于改进Fast R-CNN网络进行肝脏CT图像中小病灶的检测。现阶段基于CNN的分类检测精度水平已经与经验丰富的放射科医生相当，但当前使用CNN模型进行基于医学影像的肝病预测、分类等任务时，依旧存在一个明显的缺点，MRI、CT等医学影像进行腹部成像时不可避免的会囊括所有的腹部器官，因此在使用CNN模型处理图像之前需要提前让专业医生勾画出ROI或者感兴趣容积（volume-of-interest，VOI），准确的病灶勾画可以让模型尽可能少的受到无关信息干扰，有助于提升模型的判断准确率。文献[23]中所提供的弱标注图像的分类算法可以在一定程度上降低医生的工作量，但由于是算法自动检测病灶区域，一方面检测的可靠性需要进一步提升，病灶区域检测的准确性直接关系到其中病灶分类的精度；另一方面该方法无法处理图像中同时存在2种及以上病灶存在的情况。故CNN模型处理分类问题前，先对病灶进行准确的分割定位十分必要，而手动勾画工作量大、存在人为误差以及需要丰富的先验知识等限制因素不可避免，故自动精确分割病灶区域的智能算法是保证智能诊断高准确度的关键。

2 基于医学影像数据的局灶性肝脏病灶分割研究

局灶性肝脏病变（focal liver lesion，FLL）的病灶分割将影像中的病灶区域与肝部正常组织分离出来，进而获得病变组织的完整轮廓、大小、位置、结构等信息，对于疾病的早期诊断以及患者的病情评估具有重要意义；同时进一步的病灶分割可以与器官分割进行组合，将分割结果3D重建后于显示设备中对患者腹腔状况进行3D可视化，为医生全面掌握患者的病况提供助力，制订出最佳治疗方案，提高治疗成功率。临床上手动分割病灶需要影像科医生于CT、MRI等影像中手动、逐层描绘病变轮廓，是一项冗长、耗时且易出错的工作，同时病灶的描绘精度与医生的临床经验息息相关，而智能分割算法在完成前期的模型训练后，对于未接触的影像数据可高速、高效、精准的完成分割任务，分割算法对于临床局灶性肝病的诊治具有重要辅助价值。随着科学技术的发展，国内外的科研工作者提出了大量优秀的分割算法，已取得了较为可观的分割效果，并且部分算法也已经被投入到临床应用。

根据分割算法的不同原理分为非DL算法和DL算法两大类，非DL方法包含传统分割算法以及早期ML方法等；而DL方法则根据卷积维度将CNN模型分为2D、2.5D以及3D分割模型。

2.1 基于非DL算法的肝脏病灶分割方法研究现状

2.1.1 传统分割算法 传统FLL分割算法主要分为区域生长[24]、阈值分割[25]、水平集[26]等。阈值分割适用于目标区域与背景之间的像素强度差别较大的分割场景，通过人为设置合理的阈值区间，将目标从背景中分离出来；区域生长算法是将图像根据像素强度变化进行聚类；水平集方法通常适用于边缘表征强的图像分割任务。尽管现阶段传统FLL分割算法的发展已经较为成熟，但仍存在较大局限性，主要表现在：（1）需要人工干涉，很难实现分割全自动化。例如阈值分割法需要人为设定合适阈值，区域增长算法需要提前设置合适的种子点区域；（2）分割结果欠佳。基于传统分割方法的模型仅适用于小部分数据，模型泛化能力差，鲁棒性差，尤其针对肿瘤等不规则小目标会存在过度分割或欠分割等问题。

2.1.2 早期ML分割方法 用于FLL分割的早期ML算法主要有SVM[27-28]、Adaboost[29]、马尔可夫随机场[28]及聚类算法，早期ML算法下的图像分割实现主要是通过人工对图像中不同区域进行特征提取，而后利用肿瘤区域与正常肝组织的图像特征信息之间的差异，采用ML算法对特征进行分类，进而达到肿瘤分割的结果；另外，部分研究学者会将ML算法与形态学方法相结合，达到细化分割结果的效果[28]。当前基于ML的FLL分割方法虽然取得了较好的分割结果，但是其分割结果同样依赖于前期的模型选择与图像前处理过程中的特征，不同的特征选择对模型的结果影响较大，模型泛化能力较差，因此基于ML算法的分割方法仍存在一定局限性。

2.2 基于DL的肝脏局灶性病灶分割方法研究现状

在医学影像领域DL的图像处理范围不仅是用于检测、分类病灶，其在分割任务中的表现同样出色[16,30-32]。尤其是全卷积神经网络（fully conventional network，FCN）对医学影像进行分割已经取得了较好的成果，分割精度远远优于传统算法的医学影像分割，其中应用较多的是基于编码器-解码器[33-34]的网络结构，其中U-Net[34]以独特的对称式编码器-解码器结构并结合多尺度特征及跳跃连接结构的思想为后续的许多医学影像分割算法提供了基础思路，其结构如图1所示。

2.2.1 2D FCN模型 2D FCN模型下的肝脏病灶分割主要从患者的腹部CT或者MRI图像入手，将3D数据转

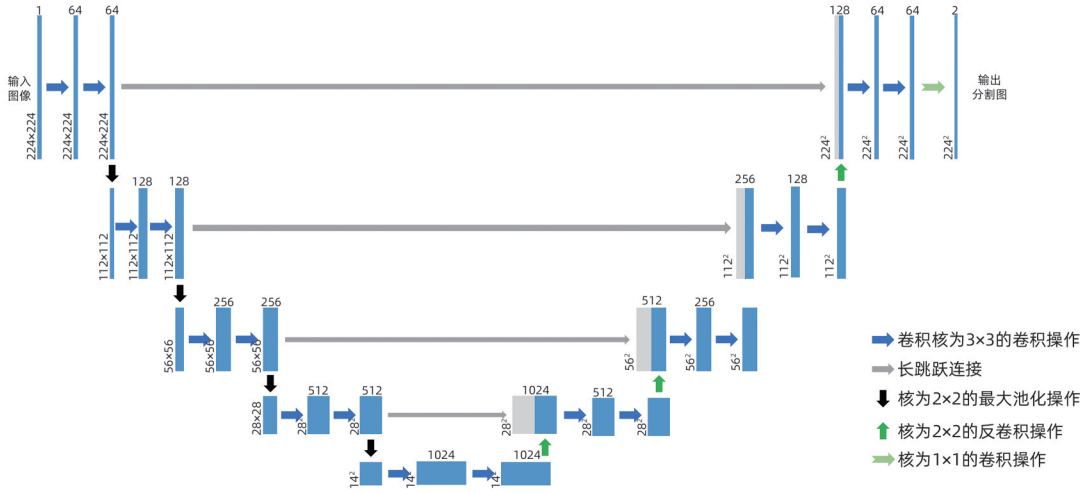

图1　U-Net模型框架结构

Figure 1　U-Net model framework structure

化为2D切片作为模型输入，再通过FCN模型强大的图像分析能力，对输入图像进行逐像素点的分类，进而实现总体的语义分割效果。在2D FCN模型中，现阶段使用的模型主要为FCN[35-36]、SegNet[37-38]和U-Net[39-40]以及U-Net的变体模型[41-43]等，但是目前基于2D FCN模型的分割方法非常依赖前期医生对于ROI区域的手动勾勒，勾勒的精度直接影响到模型的分割性能；同时前期的数据预处理，例如脑区域分割任务中去除颅骨、多模态数据进行模态间的配准以及多模态数据的选择等对于后期模型的分割性能均有着影响；另外，模型结构的搭建与参数的设定也至关重要；此外，MRI、CT等医学影像数据中包含的肝脏和肿瘤区域作为3D结构，2D网络只能提取到单张切片内组织结构和平面维度方面的特征信息，却忽略了切片与切片间的空间结构特征信息，后者所提供的空间信息对于模型分割目标也同样重要，因此许多学者使用2.5D以及3D FCN模型进行肝脏图像的处理。

2.2.2　2.5D和3D FCN模型　2.5D模型为模型使用2D卷积与3D卷积的结合，例如Zhang等[44]首先通过2D模型大致定位肝脏，再利用基于3D-patch的FCN模型细化肝脏的分割以及大致定位肝脏肿瘤，不过该方法仅浅显的分别使用2D与3D模型实现逐步细化的分割；而Zhang等[45]设计模型在3D卷积的背景下对影像切片间的信息进行编码，并通过2D解卷积重建高分辨率结果，实现了模型间的卷积转化。该类方法主要借助多尺度卷积结构使多尺度特征提取不需要额外的计算成本，有效挖掘结构化信息，减少信息冗余，强化独立特征，使特征维度稀疏化，有效提高网络容量和效率。

对于国内外学者实现医学影像中肝脏及肝脏病灶区域分割所使用的3D FCN模型，因为其接受域在空间中增长了一个维度，虽然可获得更多的空间信息，但将面对更多的参数、更大的计算量以及更严重的梯度消失问题[30]；且由于运算内存的限制，现阶段的分割任务很难直接将整个肝脏区域直接输入，而是先将整体区域切割为一个个小的图像块，再作为模型输入，这种情况同样牺牲了部分空间特征信息。此外，目前进行的分割任务研究普遍存在以下现象：(1)医学影像数据量少、数据来源少。目前能将医院中大量的影像数据进行整理、标注并进一步搭建为图像数据集的研究非常少，大多数研究都是基于LiTS 2017[46]和3D-IRCADb[47]两个肝脏及肝肿瘤的网络公开数据集；(2)处理任务较为单一。大多数研究重点在于肝脏中某一种特定疾病对病灶区域的勾画，同时进行病灶区域的分割与病变种类检测识别的研究不多；(3)对小型病灶的关注度不高。当前研究重点主要为了提升对于目标区域分割的性能指标，而由于数据的局限性以及公开数据集内数据数量、形式固定，大多研究者都只能把关注点放在提升总体分割性能上，很难针对小型病灶进行单独研究。

3　小结与展望

本文回顾了近几年的基于医学影像的肝癌智能诊断方法，主要包括使用传统方法、ML早期方法和DL方法进行半自动或自动进行肝病的分级分类、检测和分割，并总结分析了现阶段各类方法在诊断局灶性肝病的优劣性以及当前在智能诊断局灶性肝病研究方向中的欠缺与不足。值得一提的是，现阶段的AI方法对于肝

癌、肝囊肿、肝结节等FLL的诊断基准基本依靠影像科医生对相关影像数据进行手动标注，而肝脏弥漫性病变与部分FLL的显示存在关联，但目前的专家共识[48]在FLL标注中不讨论弥漫性病变背景的情况，故智能化诊断方法依托数据标注进行判别时不额外考虑弥漫性病变的影响，因此当前并不知晓肝脏存在弥漫性病变背景是否会对FLL的智能化诊断存在影响。

考虑到sHCC的诊断和鉴别是FLL诊断的重中之重，而临床上sHCC多在肝脏弥漫性疾病的基础上发生，因此笔者未来将从识别、分割小型肝脏局灶性病变着手，研究肝脏弥漫性病变背景对AI算法诊断sHCC、肝结节等小型肝脏局灶性病变的影响，致力于研发出针对于临床上智能精确诊断和鉴别肝脏小型局灶性病变的方法，该领域的研究成果在医生阅片过程中具有警醒作用，可作为执行进一步检查的参考依据，得到确切的诊断结果，减少临床上漏诊、误诊率，提高患者被治愈的可能，具有重要的现实意义与临床研究价值。

利益冲突声明：本文不存在任何利益冲突。

作者贡献声明：徐捷负责初稿撰写、论文资料收集与总结；徐文斌参与初稿撰写、资料收集、论文审阅与修订；贺柯庆、谢明君参与论文资料整理；上官定、徐婷、龙年宝参与论文资料收集；葛来安负责论文审阅与修订。

参考文献：

[1] BAI SL, YING DJ. Systematic anatomy[M]. 9th ed. Beijing: People's Medical Publishing House, 2018.
柏树令, 应大君. 系统解剖学[M]. 9版. 北京: 人民卫生出版社, 2018.

[2] China Anti-Cancer Association Committee of Liver Cancer. Guidelines for holistic integrative management of liver cancer(2022 abridged version)[J]. Chin J Clin Oncol, 2022, 49(17): 865-873. DOI: 10.12354/j.issn.1000-8179.2022.20220942.
中国抗癌协会肝癌专业委员会. 中国肿瘤整合诊治指南-肝癌(2022精简版)[J]. 中国肿瘤临床, 2022, 49(17): 865-873. DOI: 10.12354/j.issn.1000-8179.2022.20220942.

[3] General Office of National Health Commission. Standard for diagnosis and treatment of primary liver cancer(2022 edition)[J]. J Clin Hepatol, 2022, 38(2): 288-303. DOI: 10.3969/j.issn.1001-5256.2022.02.009.
国家卫生健康委办公厅. 原发性肝癌诊疗指南(2022年版)[J]. 临床肝胆病杂志, 2022, 38(2): 288-303. DOI: 10.3969/j.issn.1001-5256.2022.02.009.

[4] Bureau of Medical Administration, Nationsl Health Commiaaion of the People's Republic of China. Standardization for diagnosis and treatment of primary hepatic carcinom (2019 edition)[J]. Chin J Pract Surg, 2020, 40(2): 121-138. DOI: 10.19538/j.cjps.issn1005-2208.2020.02.01.
中华人民共和国国家卫生健康委员会医政医管局. 原发性肝癌诊疗规范(2019年版)[J]. 中国实用外科杂志, 2020, 40(2): 121-138. DOI: 10.19538/j.cjps.issn1005-2208.2020.02.01.

[5] DUTTA K, CHANDRA S, GOURISARIA MK. Early-stage detection of liver disease through machine learning algorithms[M]//Advances in Data and Information Sciences. Singapore: Springer Singapore, 2022: 155-166. DOI: 10.1007/978-981-16-5689-7_14.

[6] BOATENG EY, ABAYE DA. A review of the logistic regression model with emphasis on medical research[J]. J Data Anal Inf Process, 2019, 7(4): 190-207. DOI: 10.4236/jdaip.2019.74012.

[7] NAYAK S, GOURISARIA MK, PANDEY M, et al. Prediction of heart disease by mining frequent items and classification techniques[C]// 2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICCS). Madurai, India. IEEE, 2019: 607-611. DOI: 10.1109/ICCS45141.2019.9065805.

[8] PEREIRA S, MEIER R, MCKINLEY R, et al. Enhancing interpretability of automatically extracted machine learning features: Application to a RBM-Random Forest system on brain lesion segmentation[J]. Med Image Anal, 2018, 44: 228-244. DOI: 10.1016/j.media.2017.12.009.

[9] ÇAMLICA Z, TIZHOOSH HR, KHALVATI F. Medical image classification via SVM using LBP features from saliency-based folded data [C]//2015 IEEE 14th International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA). Miami, FL, USA. IEEE, 2015: 128-132. DOI: 10.1109/ICMLA.2015.131.

[10] MARUYAMA T, HAYASHI N, SATO Y, et al. Comparison of medical image classification accuracy among three machine learning methods [J]. J Xray Sci Technol, 2018, 26(6): 885-893. DOI: 10.3233/XST-18386.

[11] NAEEM S, ALI A, QADRI S, et al. Machine-learning based hybrid-feature analysis for liver cancer classification using fused (MR and CT) images [J]. Appl Sci, 2020, 10(9): 3134. DOI: 10.3390/app10093134.

[12] MAO B, MA JD, DUAN SB, et al. Preoperative classification of primary and metastatic liver cancer via machine learning-based ultrasound radiomics[J]. Eur Radiol, 2021, 31(7): 4576-4586. DOI: 10.1007/s00330-020-07562-6.

[13] WANG XH, GUO HF, YIN XP, et al. Classification of colorectal liver metastases and hepatocellular carcinoma lesions based on CT-radiomics[J]. Beijing Biomed Eng, 2021, 40(6): 551-556. DOI: 10.3969/j.issn.1002-3208.2021.06.001.
王雪虎, 郭海峰, 殷小平, 等. 基于CT影像组学的结直肠癌肝转移与原发性肝癌病灶分类研究[J]. 北京生物医学工程, 2021, 40(6): 551-556. DOI: 10.3969/j.issn.1002-3208.2021.06.001.

[14] ZHANG J, LI D, FENG YY, et al. Comparison of support vector machine algorithm and diffusion weighted imaging in differentiating small hepatocellular carcinoma and dysplastic nodules[J]. Chin Comput Med Imag, 2022, 28(4): 366-371. DOI: 10.3969/j. issn. 1006-5741.2022.04.008.
张娟, 李笛, 冯亚园, 等. 支持向量机算法与弥散加权成像在鉴别小肝癌和异型增生结节中的比较[J]. 中国医学计算机成像杂志, 2022, 28(4): 366-371. DOI: 10.3969/j.issn.1006-5741.2022.04.008.

[15] ANWAR SM, MAJID M, QAYYUM A, et al. Medical image analysis using convolutional neural networks: A review[J]. J Med Syst, 2018, 42(11): 226. DOI: 10.1007/s10916-018-1088-1.

[16] SHEN DG, WU GR, SUK HI. Deep learning in medical image analysis[J]. Annu Rev Biomed Eng, 2017, 19: 221-248. DOI: 10.1146/annurev-bioeng-071516-044442.

[17] WANG W, LIANG D, CHEN Q, et al. Medical image classification using deep learning[M]//Deep learning in healthcare: paradigms and applications, Cham: Springer, 2020: 33-51. DOI: 10.1007/978-3-030-32606-7_3.

[18] WANG SH, HAN XJ, DU J, et al. Saliency-based 3D convolutional neural network for categorising common focal liver lesions on multi-sequence MRI[J]. Insights Imaging, 2021, 12(1): 173. DOI: 10.1186/s13244-021-01117-z.

[19] TAKENAGA T, HANAOKA S, NOMURA Y, et al. Multichannel three-dimensional fully convolutional residual network-based focal liver lesion detection and classification in Gd-EOB-DTPA-enhanced MRI [J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2021, 16(9): 1527-1536. DOI: 10.1007/s11548-021-02416-y.

[20] LI WY. A kind of research on lesions detection in liver CT images based on convolutional neural network[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2019.

李文雅. 一种基于卷积神经网络的肝脏CT图像病灶检测问题研究[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2019.
[21] MA JM. Application of artificial intelligence based on deep learning in magnetic resonance imaging of early liver cancer[D]. Jinan: Shandong University, 2020.
马举铭. 基于深度学习的人工智能在早期肝癌磁共振影像的应用研究[D]. 济南: 山东大学, 2020.
[22] WU DL. Detection of small lesions in liver CT images based on improved Faster R-CNN[D]. Nanning: Guangxi University, 2022.
吴德蓝. 基于改进Faster R-CNN的肝脏CT图像小病灶检测[D]. 南宁: 广西大学, 2022.
[23] CHEN X. Research on liver lesion classification algorithm based on weakly-labeled CT images[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020.
陈效. 弱标注CT图像中肝脏病灶分类算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
[24] ADAMS R, BISCHOF L. Seeded region growing[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1994, 16(6): 641-647. DOI: 10.1109/34.295913.
[25] LEE SU, YOON CHUNG S, PARK RH. A comparative performance study of several global thresholding techniques for segmentation[J]. Comput Vis Graph Image Process, 1990, 52(2): 171-190. DOI: 10.1016/0734-189x(90)90053-x.
[26] OSHER S, FEDKIW R, PIECHOR K. Level set methods and dynamic implicit surfaces[J]. Appl Mech Rev, 2004, 57(3): B15.
[27] VORONTSOV E, ABI-JAOUDEH N, KADOURY S. Metastatic liver tumor segmentation using texture-based omni-directional deformable surface models[C]//YOSHIDA H, NÄPPI J, SAINI S. International MICCAI Workshop on Computational and Clinical Challenges in Abdominal Imaging. Cham: Springer, 2014: 74-83.
[28] RAJ A, JAYASREE M. Automated liver tumor detection using Markov random field segmentation[J]. Procedia Technol, 2016, 24: 1305-1310. DOI: 10.1016/j.protcy.2016.05.126.
[29] SHIMIZU A, NARIHIRA T, FURUKAWA D, et al. Ensemble segmentation using AdaBoost with application to liver lesion extraction from a CT volume[J]. MIDAS J, 2008. DOI: 10.54294/wrtw01.
[30] ZHANG RZ, ZHAO L, LOU WT, et al. Automatic segmentation of acute ischemic stroke from DWI using 3-D fully convolutional DenseNets[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2018, 37(9): 2149-2160. DOI: 10.1109/TMI.2018.2821244.
[31] HESAMIAN MH, JIA WJ, HE XJ, et al. Deep learning techniques for medical image segmentation: Achievements and challenges[J]. J Digit Imaging, 2019, 32(4): 582-596. DOI: 10.1007/s10278-019-00227-x.
[32] RAZZAK MI, NAZ S, ZAIB A. Deep learning for medical image processing: Overview, challenges and future[EB/OL]. 2017: arXiv: 1704.06825. http://arxiv.org/abs/1704.06825.
[33] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39(12): 2481-2495. DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2644615.
[34] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[EB/OL]. 2015: arXiv: 1505.04597. http://arxiv.org/abs/1505.04597.
[35] DONG X, ZHOU YZ, WANG LT, et al. Liver cancer detection using hybridized fully convolutional neural network based on deep learning framework[J]. IEEE Access, 2020, 8: 129889-129898. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3006362.
[36] GAO F. Liver tumor image segmentation and MVI prediction based on feature learning[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2022.
高飞. 基于特征学习的肝脏肿瘤图像分割与MVI预测[D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2022.
[37] GHONIEM RM. A novel bio-inspired deep learning approach for liver cancer diagnosis[J]. Information, 2020, 11(2): 80. DOI: 10.3390/info11020080.
[38] ALMOTAIRI S, KAREEM G, AOUF M, et al. Liver tumor segmentation in CT scans using modified SegNet[J]. Sensors, 2020, 20(5): 1516. DOI: 10.3390/s20051516.
[39] ALIRR OI. Deep learning and level set approach for liver and tumor segmentation from CT scans[J]. J Appl Clin Med Phys, 2020, 21(10): 200-209. DOI: 10.1002/acm2.13003.
[40] SEO H, HUANG C, BASSENNE M, et al. Modified U-net (mU-net) with incorporation of object-dependent high level features for improved liver and liver-tumor segmentation in CT images[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2020, 39(5): 1316-1325. DOI: 10.1109/TMI.2019.2948320.
[41] CHEN YL, WANG K, LIAO XY, et al. Channel-unet: A spatial channel-wise convolutional neural network for liver and tumors segmentation[J]. Front Genet, 2019, 10: 1110. DOI: 10.3389/fgene.2019.01110.
[42] XI XF, WANG L, SHENG VS, et al. Cascade U-ResNets for simultaneous liver and lesion segmentation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 68944-68952. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2985671.
[43] XIAO XJ, QIANG Y, ZHAO JJ, et al. Segmentation of liver lesions without contrast agents with radiomics-guided densely UNet-nested GAN[J]. IEEE Access, 2021, 9: 2864-2878. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3047429.
[44] ZHANG Y, JIANG BX, WU J, et al. Deep learning initialized and gradient enhanced level-set based segmentation for liver tumor from CT images[J]. IEEE Access, 2020, 8: 76056-76068. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2988647.
[45] ZHANG C, HUA QQ, CHU YY, et al. Liver tumor segmentation using 2.5D UV-Net with multi-scale convolution[J]. Comput Biol Med, 2021, 133: 104424. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2021.104424.
[46] BILIC P, CHRIST P, LI HB, et al. The liver tumor segmentation benchmark (LiTS)[J]. Med Image Anal, 2023, 84: 102680. DOI: 10.1016/j.media.2022.102680.
[47] SOLER L, HOSTETTLER A, AGNUS V, et al. 3D image reconstruction for comparison of algorithm database: A patient specific anatomical and medical image database[DB]. France: Institut de Recherche contre les Cancers de l'Appareil Digestif (IRCAD), 2010. https://www.ircad.fr/research/data-sets/liver-segmentation-3d-ircadb-01/.
[48] Image Big Data Artificial Intelligence Working Committee of Chinese Society of Radiology Chinese Medical Association, Abdominal Group of Chinese Society of Radiology Chinese Medical Association, Magnetic Resonance Imaging Group of Chinese Society of Radiology Chinese Medical Association. Expert consensus on the focal liver lesion annotation of CT and MRI (2020)[J]. Chin J Radiol, 2020, 54(12): 1145-1152. DOI: 10.3760/cma.j.cn112149-20200706-00893.
中华医学会放射学分会医学影像大数据与人工智能工作委员会, 中华医学会放射学分会腹部学组, 中华医学会放射学分会磁共振学组. 肝脏局灶性病变CT和MRI标注专家共识(2020)[J]. 中华放射学杂志, 2020, 54(12): 1145-1152. DOI: 10.3760/cma.j.cn112149-20200706-00893.

收稿日期: 2023-12-10; **录用日期**: 2024-02-18
本文编辑: 王亚南

引证本文: XU J, XU WB, HE KQ, et al. Research advances in the intelligent medical imaging diagnosis of liver cancer[J]. J Clin Hepatol, 2024, 40(9): 1880-1885.
徐捷, 徐文斌, 贺柯庆, 等. 肝癌的医学影像智能化诊断研究进展[J]. 临床肝胆病杂志, 2024, 40(9): 1880-1885.