

人工智能在肝脏疾病超声诊断中的应用

任艳, 伍杰, 王晓荣*

新疆医科大学第一附属医院腹部超声诊断科, 新疆 乌鲁木齐

收稿日期: 2023年9月17日; 录用日期: 2023年10月11日; 发布日期: 2023年10月18日

摘要

超声检查无创、实时、价廉, 无辐射、便于反复进行, 是现在及其重要的医学影像学检查方法, 是最常用的肝脏影像学检查方法。人工智能(AI)技术在超声中的运用, 一方面提高了疾病诊断准确率, 另一方面在一定程度上降低了人工成本。深度学习广泛应用于临床医学大数据分析领域, 是一种高通量自动化提取高维度信息的新一代人工智能技术。深度学习可以对影像图像进行快速识别、精确分割, 进行辅助诊断工作。本文就人工智能在肝脏疾病超声诊断中的运用展开论述。

关键词

人工智能, 深度学习, 肝脏疾病, 超声诊断

Application of Artificial Intelligence in Ultrasonic Diagnosis of Liver Diseases

Yan Ren, Jie Wu, Xiaorong Wang*

Department of Abdominal Ultrasound Diagnosis, The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi Xinjiang

Received: Sep. 17th, 2023; accepted: Oct. 11th, 2023; published: Oct. 18th, 2023

Abstract

Ultrasound examination is noninvasive, real-time, inexpensive, no radiation, easy to repeat, now is an important medical imaging examination method, is the most commonly used liver imaging examination method. The application of artificial intelligence (AI) technology in ultrasound, on the one hand, improves the accuracy of disease diagnosis, and on the other hand, reduces the labor costs to a certain extent. Deep learning is widely used in the field of big data analysis in clinical

*通讯作者。

medicine, and it is a new generation of artificial intelligence technology with high-throughput automated extraction of high-dimensional information. Deep learning can quickly identify and accurately segment images, and assist in diagnostic work. This paper discusses the application of artificial intelligence in the ultrasound diagnosis of liver diseases

Keywords

Artificial Intelligence, Deep Learning, Hepatic Disease, Ultrasonic Diagnosis

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

超声影像具有安全、方便、成本低的特点，但受主观因素和人为经验影响较大。为了提高超声对疾病诊断的精准性，有研究者开发了人工智能系统[1]。近年来，人工智能越来越多地运用于疾病的诊断上，如甲状腺、乳腺、肝脏等脏器的疾病。人工智能是一门包括计算机科学、控制论、信息论、数学等多种学科相互渗透，研究模拟人类智能并对其扩展延伸的一门综合性前沿学科[2] [3] [4]，能够分析复杂的医疗数据，使医师更加便捷的分析数据。这些与数据集中有意义的关系潜力可用于许多临床场景中的诊断，治疗和预测结果[5]。人工智能在放射学，超声波和核医学中的使用越来越广泛，可以有效减少医师诊断工作的压力，提高工作效率，为疾病预后诊断提供定量评估[6] [7]。人工智能与医学影像的结合是近年研究的热点，人工智能模型可以对输入数据进行自动识别和分析，并输出预测结果，为临床诊疗工作提供帮助。

2. 人工智能与深度学习

2.1. 人工智能的定义

人工智能(artificial intelligence, AI)这一术语最早于 1956 年提出，旨在利用计算机模拟人脑信息处理过程从而进行科学问题的解决[8]。随着关键数据处理方式的变革、核心建模方式的提出及计算机技术的迅速发展，人工智能技术与医疗(尤其是医学影像领域)的融合不断加深，为临床疾病诊治提供了帮助。其采用各种优化、概率和统计工具，从过去的例子中学习，然后利用之前的训练来分类新数据，预测新的趋势或识别新的模式[9]。人工智能可以通过自动识别成像信息而不是这种定性推理来进行定量评估[10]。医学成像中的人工智能(AI)是一种潜在的颠覆性技术[11]。目前，随着机器学习与神经网络的高速发展，已经在医疗机器人医学影像、辅助诊疗、健康管理等方面取得了不错的成绩[12]，用于影像图像的诊断，复杂的临床数据的分类与处理。

2.2. 深度学习

神经网络(artificial neural network, ANN)主要是模拟人类大脑中神经元的工作模式，其基本单位称为感知器。感知器的基本结构包含输入层、隐含层和输出层，数据由输入层到达隐含层进行转换，输出层输出结果，从而可以从一系列数据的原始特征中提取出抽象特征。神经网络是实现深度学习的主要手段，在 ANN 的基础上发展出了深度神经网络(deep neural network, DNN)。随后学界又提出了深度置信网络(deep belief network, DBF)和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等，深度学习算法进一步完

善。其中 CNN 通过特征提取机制能够直接识别给定的图像数据集，从中学习并提取相关特征，是目前研究最多的结构，也是深度学习算法中应用最成功的算法之一，在医学影像领域也得到了广泛应用。

深度学习技术是人工智能的热门研究领域。深度学习是一种对数据进行表征学习的方法，其使用包含复杂结构或由多重非线性变换构成的多个处理层对数据进行高层抽象[13]。人工智能技术在医学成像中的应用越来越广泛，尤其是随着深度成像技术的发展学习。为了处理图像数据，使用了深度卷积神经网络(DCNN)。这些方法能够同时学习自适应图像特征和执行图像分类。深度学习非常适用于大数据，尤其是图像、语音等直观意义不明显的的数据。深度学习网络通过深层非线性网络结构无限逼近复杂函数，深度学习是传统神经网络的延伸。深度学习获取数据的原始特征，取代传统的由人工提取数据特征的方法，实现让机器自主学习并提取数据特征。伴随着深度卷积神经网络技术的不断发展，人工智能在计算机视觉领域上取得了显著性的突破[14]，同时也推动了人工智能对于超声医学影像数据的识别及深度学习。同时也推动了人工智能对于超声医学影像数据的识别及深度学习。将人工智能合理运用到超声医学影像上可显著提高临床诊断效率及准确率，助力构建数字智能医疗模式[15]。因此，人工智能技术与影像医学的结合有望改善传统医疗的诸多困境，有效提高医学影像对于疾病的筛查和诊断，对于现代化医疗具有重要的现实意义。

3. 人工智能在肝脏超声中的运用

医学影像人工智能利用人工神经网络能够分析处理多层次、多样化大数据，完成特定的任务，有望在未来彻底改变疾病诊疗方式。人工智能应用于肝病的研究最近有所增加[16] [17]，我们将探讨人工智能在肝脏超声的相关运用。

3.1. 人工智能在肝脏局灶性病变中的运用

3.1.1. 肝脏恶性肿瘤

深度学习算法结合多种影像模式已广泛应用于局灶性肝病变的检测，深度学习方法与 CNN 用于肝病诊断已获得广泛关注[18]。肝癌占全球所有肝癌病例的 90%。Vivanti [19]等人利用基于纵向肝脏 CT 研究的深度学习模型，自动检测出新的肝脏肿瘤，真阳性率为 86%，而单机检测率仅为 72%，与传统的 SVM 模式相比，该方法的精度达到 87%，提高了 39%。基于人工神经网络 18F-FDGPET/CT 扫描，人口统计学和实验室数据显示检测肝脏恶性肿瘤的高灵敏度和特异性，并且与作为参考标准的 MR 成像结果具有高度显著的相关性[20]。Liu [21]等人采用基于肝脏超声图像的 CNN 模型，所提方法可有效提取，诊断小细胞肝癌(AUC)可达 0.968。与定向梯度(HOG)和局部二元模式(LBP)的两种低水平特征提取方法直方图(平均准确率分别为 83.6%和 81.4%)相比，深度学习方法实现了 86.9%的更好的分类准确率。

3.1.2. 肝脏良性肿瘤

人工智能在肝脏良性肿瘤中的研究愈加增加，meta 分析表明[22]，与 CT 和 MR 相比，CEUS 的诊断敏感性(Se) (分别为 87% vs 86%和 75%)和特异性(Sp) (分别为 91% vs 88%和 82%)。造影剂增强超声(CEUS)具有允许实时扫描和提供动态灌注信息的优点，应用限制更少。Hu [23]收集了 2014 年 1 月至 2015 年 5 月获得的 363 名患者的开发集和 2015 年 6 月至 2015 年 12 月获得的 211 名患者的测试集。对于良性病变，如血管瘤和局灶性结节性增生，使用对比增强超声检查(CEUS)的典型特征和至少 12 个月无进展的随访作为标准，AI 的 AUC 达到 0.934 (95% CI: 0.890~0.978)和 91.0%的 ACC (95% CI: 87.1%~94.9%)。Hassan 等人使用稀疏自动编码器访问肝脏超声图像的表达，并利用 softmax 层来检测和区分不同的局灶性肝脏疾病。他们发现，深度学习方法的总体准确率分别为 97.2%，分别为 96.5%、93.6%和 95.2% [24]。

3.1.3. 肝包虫

包虫病是由棘球属绦虫的幼虫棘球蚴(又称包虫)寄生引起的一类疾病,是一种严重危害人类健康和畜牧业发展的人畜共患寄生虫病,几乎遍布世界各大洲[25]。世界卫生组织根据肝包虫病的超声成像特性,将囊型肝包虫病分成6个类型,分别为单纯性囊肿、单囊型、多子囊型、内囊塌陷型、实变型和钙化型;将泡型肝包虫病分成3个类型,分别为浸润型、钙化型和液化空洞型[26]。WHO根据包虫病生物学特征将肝囊型包虫病分为活性、交界性、无活性三类,并指出CE1型、CE2型具有活性,CE3型为交界性,CE4型、CE5型无活性[27]。不同病理阶段活性程度的判断将为治疗、判定疗效及预测预后提供有价值的信息。目前,肝包虫病的筛查诊断主要依赖于影像检查。曾涛[28]等选取50例肝包虫患者,对患者进行超声检查。设备为AscuS2000(西门子公司)型超声诊断仪,最终得出超声诊断的准确率为94.00%,灵敏性为97.90%,特异性为33.33%。普通超声操作简单、经济、便携,便于大规模的临床筛查,但对于肝包虫诊断特异性不高。肝包虫病标准化分型对于包虫病的诊断、社区普查和制定合理的治疗方案极其重要。然而,目前临床上的分型依赖于医生的主观判断,其结果主观性强,由于分型间的高度相似性,容易造成误判,且不能满足大规模筛查的需要,因此需要一种标准化的智能辅助诊断方案对肝包虫病进行分型。南嘉格列[29]从肝脏包虫病超声图像中直接裁剪得到病灶区域图像,利用深度卷积神经网络提取图像多尺度特征,然后结合视觉注意力模型,通过分类网络的主分支和辅助分支分别学习图像的整体和局部细节特征,最后使用度量学习来表征同类别之间样本的相似特征,实现对9种类型的包虫病病灶进行全自动分类。构建了一个18层CNN网络,通过7000张图像完成训练,在2000张图像上测试得到的平均准确率为82%,平均F1分数为82%。

3.2. 人工智能在肝脏弥漫性病变中的运用

3.2.1. 脂肪肝

在我国,非酒精性脂肪肝(NAFLD)现已取代乙型肝炎成为第一大慢性肝病,普通成人非酒精脂肪肝患病率为15%~30%,其中20%~30%为非酒精性脂肪性肝炎[30]。非酒精性脂肪性肝炎的诊断也越加重要,肝活检仍然是最重要的NALFD诊断和分级参考标准肝脂肪变性[31]。然而,活组织检查成本高、侵入性强、成本低不适合筛查。超声检查常常作为首选的影像学方法。Han[32]等对204名受试者的射频数据进行训练,建立了用于诊断NAFLD有无的分类器和用于预测MRI-PDFF的脂肪分数估算器,利用原始超声数据的深度学习提供了与测量的质子密度脂肪分数相关的肝脂肪分数估计值用混杂校正化学位移编码MRI(皮尔逊 $r = 0.85$)。对204名受试者的射频数据进行训练,建立了用于诊断NAFLD有无的分类器和用于预测MRI-PDFF的脂肪分数估算器。据报道,与传统的机器学习系统相比,使用CNN的深度学习系统在脂肪肝疾病检测和风险分层方面表现出优越的性能,检测和风险分层准确率为100%[33]。

3.2.2. 肝纤维化

肝纤维化是机体应对多种长期慢性损伤(如慢性乙型肝炎)后产生的累及全肝的免疫性损伤修复反应,其病理改变示纤维组织异常增生,至终末形成假小叶(即肝硬化阶段)[34]。Gao等使用灰度梯度共生矩阵和灰度共生矩阵对肝二维超声图像进行纹理分析,采用多层前馈神经网络作为分类器,对肝纤维化进行五分类预测,对不同分类的预测正确率均 $> 70%$,其中S0和S4分类准确率更高达100%,但灰度检测法受到不同仪器及时间增益补偿的影响较大。Wong[35]应用常见的AI方法包括逻辑回归、决策树、随机森林和XGBoost用于单个时间戳的数据、用于顺序数据的递归神经网络以及用于组织学和图像的深度学习神经网络,分析肝纤维化患者肝脏图像,利用人工智能预测肝纤维化。

4. 结语

大部分肝病已经纳入人工智能辅助诊断领域,为临床诊断工作提供了便利。人工智能的不断发展,

发挥了医学影像的应用优势, 不仅保证了疾病筛查的准确率, 还进一步提升了诊断效率。但是, 人工智能医学影像在获取高质量数据方面还是存在很多缺陷, 例如大部分的三甲医院才有实力应用先进智能化设备, 在中小医院中的应用较少, 这就出现了数据共享力度不足, 信息存在壁垒的情况。

目前, 人工智能辅助超声病变图像识别及分类尚处于起步阶段, 其效能还有待验证。临床信息、病史数据的输入有望与单纯图像信息相互补充, 提高模型预测诊断准确率。

参考文献

- [1] Brody, H. (2013) Medical Imaging. *Nature*, **502**, S81. <https://doi.org/10.1038/502S81a>
- [2] 李媛, 张恩龙, 李文娟, 郎宁, 袁慧书. 人工智能在骨肌系统影像领域的研究进展[J]. 中国医学科学院学报, 2020, 42(2): 242-246.
- [3] Haug, C.J. and Drazen, J.M. (2023) Artificial Intelligence and Machine Learning in Clinical Medicine, 2023. *The New England Journal of Medicine*, **388**, 1201-1208. <https://doi.org/10.1056/NEJMra2302038>
- [4] Liu, P.R., Lu, L., Zhang, J.Y., Huo, T.T., Liu, S.X. and Ye, Z.W. (2021) Application of Artificial Intelligence in Medicine: An Overview. *Current Medical Science*, **41**, 1105-1115. <https://doi.org/10.1007/s11596-021-2474-3>
- [5] Yu, K.H., Beam, A.L. and Kohane, I.S. (2018) Artificial Intelligence in Health Care. *Nature Biomedical Engineering*, **2**, 719-731. <https://doi.org/10.1038/s41551-018-0305-z>
- [6] 林广, 张志强. 人工智能医学影像在骨关节系统中的应用进展[J]. 中国医学影像学杂志, 2022, 30(2): 184-187.
- [7] Wang, X., Yang, W., Weinreb, J., Han, J., Li, Q., Kong, X., Yan, Y., Ke, Z., Luo, B., Liu, T. and Wang, L. (2017) Searching for Prostate Cancer by Fully Automated Magnetic Resonance Imaging Classification: Deep Learning versus Non-Deep Learning. *Scientific Reports*, **7**, Article No. 15415. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-15720-y>
- [8] Ramesh, A.N., Kambhampati, C., Monson, J.R. and Drew, P.J. (2004) Artificial Intelligence in Medicine. *Annals of The Royal College of Surgeons of England*, **86**, 334-338.
- [9] Gao, S., Peng, Y., Guo, H., et al. (2014) Texture Analysis and Classification of Ultrasound Liver Images. *Bio-Medical Materials and Engineering*, **24**, 1209-1216. <https://doi.org/10.3233/BME-130922>
- [10] Hinton, G.E. and Salakhutdinov, R.R. (2006) Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks. *Science*, **313**, 504-507. <https://doi.org/10.1126/science.1127647>
- [11] Gore, J.C. (2020) Artificial Intelligence in Medical Imaging. *Magnetic Resonance Imaging*, **68**, A1-A4. <https://doi.org/10.1016/j.mri.2019.12.006>
- [12] Lee, H.W., Sung, J.J.Y. and Ahn, S.H. (2021) Artificial Intelligence in Liver Disease. *Journal of Gastroenterology and Hepatology*, **36**, 539-542. <https://doi.org/10.1111/jgh.15409>
- [13] Zhou, L.Q., Wang, J.Y., Yu, S.Y., Wu, G.G., Wei, Q., Deng, Y.B., Wu, X.L., Cui, X.W. and Dietrich, C.F. (2019) Artificial Intelligence in Medical Imaging of the Liver. *World Journal of Gastroenterology*, **25**, 672-682. <https://doi.org/10.3748/wjg.v25.i6.672>
- [14] 赵佳琦, 刁宗平, 徐琪, 章建全. 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. <https://doi.org/10.16781/j.0258-879x.2019.05.0478>
- [15] Kahn Jr, C.E. (2017) From Images to Actions: Opportunities for Artificial Intelligence in Radiology. *Radiology*, **285**, 719-720. <https://doi.org/10.1148/radiol.2017171734>
- [16] Hamet, P. and Tremblay, J. (2017) Artificial Intelligence in Medicine. *Metabolism*, **69**, S36-S40. <https://doi.org/10.1016/j.metabol.2017.01.011>
- [17] Ambinder E.P. (2005) A History of the Shift toward Full Computerization of Medicine. *Journal of Oncology Practice*, **1**, 54-56. <https://doi.org/10.1200/jop.2005.1.2.54>
- [18] Lafaro, K.J., Demirjian, A.N. and Pawlik, T.M. (2015) Epidemiology of Hepatocellular Carcinoma. *Surgical Oncology Clinics of North America*, **24**, 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.soc.2014.09.001>
- [19] Vivanti, R., Szeskin, A., Lev-Cohain, N., Sosna, J. and Joskowicz, L. (2017) Automatic Detection of New Tumors and Tumor Burden Evaluation in Longitudinal Liver CT Scan Studies. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, **12**, 1945-1957. <https://doi.org/10.1007/s11548-017-1660-z>
- [20] Preis, O., Blake, M.A. and Scott, J.A. (2011) Neural Network Evaluation of PET Scans of the Liver: A Potentially Useful Adjunct in Clinical Interpretation. *Radiology*, **258**, 714-721. <https://doi.org/10.1148/radiol.10100547>
- [21] Liu, X., Song, J.L., Wang, S.H., Zhao, J.W. and Chen, Y.Q. (2017) Learning to Diagnose Cirrhosis with Liver Capsule Guided Ultrasound Image Classification. *Sensors*, **17**, Article 149. <https://doi.org/10.3390/s17010149>

- [22] Chou, R., Cuevas, C., Fu, R., *et al.* (2015) Imaging Techniques for the Diagnosis of Hepatocellular Carcinoma: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Annals of Internal Medicine*, **162**, 697-711. <https://doi.org/10.7326/M14-2509>
- [23] Hu, H.T., Wang, W., Chen, L.D., Ruan, S.M., Chen, S.L., Li, X., Lu, M.D., Xie, X.Y. and Kuang, M. (2021) Artificial Intelligence Assists Identifying Malignant versus Benign Liver Lesions Using Contrast-Enhanced Ultrasound. *Journal of Gastroenterology and Hepatology*, **36**, 2875-2883. <https://doi.org/10.1111/jgh.15522>
- [24] Hassan, T.M., Elmogy, M. and Sallam, E.S. (2017) Diagnosis of Focal Liver Diseases Based on Deep Learning Technique for Ultrasound Images. *Arabian Journal for Science and Engineering*, **42**, 3127-3140. <https://doi.org/10.1007/s13369-016-2387-9>
- [25] 蒲昆明, 李金花, 袁孟霞, 等. 四川省甘孜州北部地区肝包虫病超声诊断及分型[J]. 四川医学, 2020, 41(6): 640-643.
- [26] WHO Informal Working Group (2003) International Classification of Ultrasound Images in Cystic Echinococcosis for Application in Clinical and Field Epidemiological Settings. *Acta Tropica*, **85**, 253-261. [https://doi.org/10.1016/S0001-706X\(02\)00223-1](https://doi.org/10.1016/S0001-706X(02)00223-1)
- [27] Savelonas, M.A., Iakovidis, D.K., Legakis, I. and Maroulis, D. (2009) Active Contours Guided by Echogenicity and Texture for Delineation of Thyroid Nodules in Ultrasound Images. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, **13**, 519-527. <https://doi.org/10.1109/TITB.2008.2007192>
- [28] 曾涛, 戈杨, 李焕兴, 曾义岚. 肝包虫病超声图像特征及其诊断价值[J]. 热带医学杂志, 2019, 19(9): 1123-1126
- [29] 南嘉格列, 李锐, 王海霞, 周旭, 王毅, 倪东. 基于深度学习的肝包虫病超声图像分型研究[J]. 深圳大学学报(理工版), 2019, 36(6): 702-708.
- [30] LeCun, Y., Ben, Y. and Hinton, G. (2015) Deep Learning. *Nature*, **521**, 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- [31] 王晓琳, 谢青. 非酒精性脂肪肝的继发因素及诊断[J]. 肝脏, 2022, 27(1): 109-113.
- [32] Han, A., Byra, M., Heba, E., Andre, M.P., Erdman Jr, J.W., Loomba, R., Sirlin, C.B. and O'Brien Jr, W.D. (2020) Noninvasive Diagnosis of Nonalcoholic Fatty Liver Disease and Quantification of Liver Fat with Radio frequency Ultrasound Data Using One-dimensional Convolutional Neural Networks. *Radiology*, **295**, 342-350. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020191160>
- [33] Biswas, M., Kuppli, V., Edla, D.R., Suri, H.S., Saba, L., Marinho, R.T., Sanches, J.M. and Suri, J.S. (2018) Symptom: A Liver Ultrasound Tissue Characterization and Risk Stratification in Optimized Deep Learning Paradigm. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **155**, 165-177. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2017.12.016>
- [34] Liao, Y.Y., Yeh, C.K., Huang, K.C., *et al.* (2019) Metabolic Characteristics of Novel Ultrasound Quantitative Diagnostic Index for Nonalcoholic Fatty Liver Disease. *Scientific Reports*, **9**, Article No. 7922. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-44453-3>
- [35] Wong, G.L., Yuen, P.C., Ma, A.J., Chan, A.W., Leung, H.H. and Wong, V.W. (2021) Artificial Intelligence in Prediction of Non-Alcoholic Fatty Liver Disease and Fibrosis. *Journal of Gastroenterology and Hepatology*, **36**, 543-550. <https://doi.org/10.1111/jgh.15385>