

人工智能在肝硬化的早期无创诊断及风险预测的应用进展*

聂燕^{1,2} 王淑芳³ 栾哲^{1,3} 李丛勇^{1,4} 陈怡¹ 赵纪伟¹ 综述 孙刚³ 审校

(1. 解放军医学院, 北京 100853; 2. 解放军总医院海南医院消化内科, 海南 三亚 572013;

3. 解放军总医院第一医学中心消化内科医学部, 北京 100853; 4. 解放军总医院第二医学中心保健六科, 北京 100853)

【摘要】 肝硬化可以被定义为肝脏纤维化的晚期阶段。代偿期肝硬化多无明显症状, 当肝硬化进展至失代偿期甚至出现消化道出血、肝性脑病、肝癌等并发症时, 将会严重影响患者的生活质量及生存时间, 并给国家和社会带来严重的经济负担。因此, 肝硬化的早期诊断及精准干预尤为重要。目前人工智能在肝硬化方面的研究, 大多是基于机器学习或深度学习技术构建相关模型, 用于疾病诊断或预测疾病风险。本文基于人工智能在肝脏疾病的影像学、多模态生物标志物筛选、风险预测等方面的相关研究, 对肝硬化的早期无创诊断及风险预测上的应用进行综述。

【关键词】 肝硬化; 人工智能; 无创; 诊断; 风险预测

【中图分类号】 R575.2 **【文献标志码】** A **DOI:**10. 3969/j. issn. 1672-3511. 2025. 02. 028

Progress in application of artificial intelligence in early non-invasive diagnosis and risk prediction of liver cirrhosis

NIE Yan^{1,2}, WANG Shufang³, LUAN Zhe^{1,3}, LI Congyong^{1,4}, CHEN Yi¹, ZHAO Jiwei¹ *checking* SUN Gang³ *reviewing*

(1. Medical School of Chinese PLA, Beijing 100853, China;

2. Department of Gastroenterology and Hepatology, Hainan Hospital, Chinese PLA General Hospital, Sanya 572013, Hainan, China;

3. Department of Gastroenterology and Hepatology, The First Medical Center, Chinese PLA General Hospital, Beijing 100853, China;

4. The Six Department of Healthcare, The Second Medical Center, Chinese PLA General Hospital, Beijing 100853, China)

【Abstract】 Liver cirrhosis can be defined as the late stage of liver fibrosis. Most patients with compensated cirrhosis have no obvious symptoms. However, when cirrhosis progresses to the decompensated stage, even accompanied by complications such as gastrointestinal bleeding, hepatic encephalopathy, and liver cancer, it will seriously affect the quality of life and survival time of patients, imposing a heavy economic burden on the country and society. Therefore, early diagnosis and precise intervention of liver cirrhosis are particularly important. Currently, most studies on liver cirrhosis using artificial intelligence are based on machine learning or deep learning techniques to build relevant models for diagnosis or risk prediction. This article provides an overview of the application of artificial intelligence in the early non-invasive diagnosis and risk prediction of liver cirrhosis through these relevant researches in the following areas including imaging, multimodal biomarker screening, and risk prediction of liver diseases.

【Key words】 Liver cirrhosis; Artificial intelligence; Non-invasive; Diagnosis; Risk prediction

肝硬化是由病毒性肝炎、酒精性肝病、代谢相关脂肪性肝病、自身免疫性肝病等各种慢性肝病进展而来, 其特征是肝细胞消亡、肝脏组织弥漫性纤维化、假小叶形成和肝内外血管异

常增殖^[1-2]。肝硬化可以被定义为肝脏纤维化的晚期阶段, 分为代偿期和失代偿期。代偿期肝硬化多无明显症状, 容易被忽视或漏诊, 多数肝硬化患者就诊时已处于失代偿期。当肝硬化进展为失代偿期甚至出现消化道出血、肝性脑病、肝癌等并发症时, 将严重影响患者的生活质量及生存时间, 并给国家和社会带来巨大的经济负担^[3-5]。因此, 肝硬化的早期诊断及精准干预尤为重要^[6]。肝脏活组织检查是肝纤维化诊断的“金标准”, 但因具有创性, 人群接受度较低。在无创诊断领域, 超声、CT、MRI 等影像学技术在肝硬化早期诊断中存在困难。而人工智能的崛起, 为肝纤维化或肝硬化的早期无创诊断, 开拓了

基金项目: 保健重点专项课题(23BJZ03); 青年自主创新科学基金项目(22QNFC058)

通信作者: 孙刚, E-mail: sunok@126.com

引用本文: 聂燕, 王淑芳, 栾哲, 等. 人工智能在肝硬化的早期无创诊断及风险预测的应用进展[J]. 西部医学, 2025, 37(2): 308-312. DOI: 10. 3969/j. issn. 1672-3511. 2025. 02. 028

新的研究思路。

人工智能是一门新兴的技术科学,属于计算机科学领域。它以算法为核心,以数据为基础,通过计算机程序来模拟人类智能,从而能够执行各种任务,其性能在某些方面甚至超越人类的智能。一方面,随着人工智能技术的兴起及蓬勃发展,其在医学领域的应用越来越广泛。另一方面,电子病历系统的普及,提供了大量的数据资源,又加速了人工智能在医学领域的应用,使得人工智能几乎涵盖了诊断、治疗、预后等疾病管理各个方面。机器学习是人工智能的核心技术,包括浅层机器学习及深层机器学习,前者涉及决策树、支持向量机、梯度提升机、随机森林等算法,而后者又称为深度学习,涉及卷积神经网络、迁移学习等方法^[7]。目前人工智能在肝硬化方面的研究,大多是基于机器学习的算法,通过构建相关模型,用于疾病诊断或预测疾病风险^[8-11]。本文基于人工智能在肝脏纤维化或肝硬化早期的影像学、多模态生物标志物筛选、疾病风险预测等方面的相关研究,对肝硬化的早期无创诊断及风险预测上的应用进行综述。

1 人工智能用于肝硬化诊断

人工智能在医学影像的识别方面,展现了巨大的前景^[6]。这其中,深度学习发挥了重要作用。它模拟人脑神经网络的工作方式,可以从原始数据中自动提取有用的特征^[12]。通过对大量医学图像的学习,深度学习模型可以自动识别病变区域,辅助医生进行准确的诊断。在肝脏医学影像中,人工智能可以通过自动识别影像信息进行定量评估,以帮助医生做出更精确、更全面的影像学诊断^[13-14]。

1.1 人工智能辅助超声诊断 相比于其他的医学检查手段,超声无创、便携、经济,可以实时成像,常作为肝脏疾病的首选检测方式。但因受操作者主观因素、腹腔气体等干扰的影响,超声检查在肝脏诊断上存在一定的局限性。近年来,人工智能辅助的超声诊断技术,逐步弥补了这一缺陷,在肝纤维化或肝硬化的早期诊断中,有较大的应用价值^[15-16]。

一项针对 508 例接受肝活检的乙肝患者的研究中,纳入了 7104 个 B 型超声图像,引入了称为多尺度纹理网络的无创检测新方法。它通过构建纯金字塔残差卷积结构来捕获超声图像的多尺度纹理特征。结果表明,验证组中,显著肝纤维化组(F2 期)ROC 曲线下面积(AUC)为:0.92(0.87~0.96),肝硬化组(F4 期)AUC 为 0.89(0.83~0.95),显著优于天冬氨酸氨基转移酶和血小板比率指数(APRI)、肝纤维化 4 因子指数(FIB-4)、Forns 指数(指标包括血小板、 γ -GT、年龄及性别)这三种传统意义上的肝纤维化生物标志物。该模型对 F2 期以上的肝纤维化诊断的敏感性和特异性分别为:85.1%(74.5%~92.0%)和 87.6%(78.0%~93.6%),优于超声医师^[17]。尽管该模型被证明可以预测肝纤维化,但它无法提供具体的肝纤维化分期。

临床上,弹性超声常被用做肝脏硬度的检测,以评估肝脏纤维化程度。其中,剪切波弹性成像是最常用的技术手段。然而受检测区域、图像质量等因素的影响,单纯的弹性成像技术对肝纤维化程度的诊断效能欠佳。人工智能的发展,在一定程度上,提升了弹性成像超声的诊断性能^[18]。深度学习弹性成

像影像组学,是一种基于卷积神经网络的深度学习模型。它通过从大量的弹性超声成像图像数据中自动学习神经网络隐藏层中包含的特征,从而对肝脏纤维化程度做出定量诊断。上述研究表明,基于深度学习的弹性成像模型,在纤维化分期的诊断方面,优于血清生物标志物及实时剪切波弹性成像^[19]。

1.2 人工智能辅助 CT 诊断 CT 纹理分析是放射组学中发展最快的领域之一,可以定量地描述 CT 扫描上像素或体体积像素灰度水平的异质性和分布^[20]。它建立在人眼看不见的复杂定量成像特征之上,这些特征是由原始图像的各种数学变换构建的。近期的一项研究^[21],构建了基于三维 CT 纹理分析的预测模型,能够区分不同类型扫描仪上的肝硬化与非肝硬化,还可以对不同解剖肝段的纤维化程度进行预测。

基于卷积神经网络的深度学习模型在 CT 图像上可明确诊断肝纤维化分期。一项研究^[22]纳入了 322 名经活检证实为肝纤维化患者的肝脏增强 CT 图像,由此开发了基于影像组学的机器学习模型,R 评分模型。在验证队列中,R 评分模型在诊断显著肝纤维化(F2-4)、进展期纤维化(F3-4)和肝硬化(F4)的 AUC 分别是 0.875、0.9、0.857,高于血清学标志物 APRI 和 FIB-4 的诊断性能。另一项研究纳入了 558 例患者,使用深度学习算法在 CT 图像上测量肝脏体积(VoL)和脾脏体积(VoS),并计算体表面积标准化处理后的值以及肝脏与脾脏体积比(VoL/VoS)。结果表明,在所有病因亚组(即病毒性肝炎、酒精性和非酒精性脂肪肝以及自身免疫性疾病)中,VoS 和 VoL/VoS 均与肝纤维化分期显著相关,而 VoL 仅在病毒性肝炎亚组中显示出显著的相关性;在诊断进展期纤维化、肝硬化和失代偿性肝硬化方面,VoL/VoS(AUC 0.82~0.88)和 sVoL(AUC 0.82~0.87)的表现均显著优于 sVoL(AUC 0.63~0.72; $P<0.001$)。因此得出结论,基于 CT 图像的肝脾体积可指数用于评估慢性肝病的肝纤维化严重程度^[23]。

1.3 人工智能辅助 MR 诊断 临床上,MR 弹性成像(Magnetic resonance elastography, MRE)、弥散加权成像、定量 T1 技术、钆酸增强 MR 等技术已被用于评估肝纤维化程度或早期诊断肝硬化^[24-26]。人工智能与 MR 的结合,亦展现出来良好的诊断性能^[27]。一项研究^[28]将全自动肝脏分割技术裁剪的肝脏增强 MR 图像用作深度学习的输入,并采用基于 ImageNet VGG16 模型的迁移学习方法,建立了不同的深度学习模型来预测纤维化阶段 F1~4、F2~4、F3~4 和 F4 期,结果显示对于任一阶段的纤维化,MRE 和深度学习组 AUC 均无显著差异。Wang^[29]在 PubMed 和 Web of Science 中检索了与深度学习、影像组学、成像方法和肝脏疾病方面的文章,进行系统综述后得出结论,基于肝脏 MR 图像的深度学习和影像组学可以评估肝纤维化、肝硬化。但肝脏的 MR 检查操作时间长,易受运动伪影影响,成本较高,且患者体内不能含有金属物质,使得 MR 普及程度不如超声或 CT。

1.4 人工智能用于生物学标志物筛选 目前临床上已经有一些非侵入性的血清生物标志物,用于肝纤维化程度或肝硬化的诊断,如 FIB-4 指数,APRI 等,但难以达到满意的效果^[30]。而人工智能为我们拓展了肝硬化生物标志物筛选的研究方向。一项关于非酒精性脂肪性肝病患者粪便微生物组学的研究^[31]

中,使用随机森林机器学习算法和差异丰度分析,确定了肠道微生物宏基因组学和代谢组学特征,将这种特征与患者年龄和白蛋白结合时,可以准确地检测到非酒精性脂肪性肝病人群中的肝硬化^[31]。这表明,肠道微生物组特征可以作为非侵入性手段诊断高危人群的肝硬化。另有文献^[32]表明,对非酒精性脂肪性肝病患者的血清进行代谢组学分析,应用诊断算法构建基于代谢组学的模型,在肝脏纤维化诊断方面,可用作新型生物标志物的候选。

多项研究^[22, 33-34]表明,与单一指标相比,将肝脏纤维化相关的临床因素整合到机器学习的模型中,可以提高诊断性能。这种融合了多种临床资料的多模态人工智能模型,有望成为肝纤维化或肝硬化的图像学生物标志物。

2 人工智能用于肝硬化疾病进展中的风险预测

当肝硬化进展至失代偿期时,可能会出现食管胃底静脉曲张破裂出血、肝性脑病、原发性肝癌等并发症,严重影响患者的健康状况及生活质量。目前深度学习的人工智能模型已用于评估肝硬化并发症的发生,尤其是食管胃静脉曲张出血及肝癌发生风险的预测方面^[35-40]。

食管胃底静脉曲张破裂出血是肝硬化失代偿期患者常见并发症,也是肝硬化患者死亡的常见原因。因此,食管胃底静脉曲张出血高危患者的早期识别,尤为重要,亦需采用有效治疗方法^[41]。一项国内的研究^[37],应用 COX 回归筛选出肝硬化合并食管胃底静脉曲张破裂出血的患者 1 年内再出血的相关影响因素,在此基础上构建了人工神经网络模型。该模型对 1 年内再出血的风险预测性能高于普通的 COX 回归模型。既往的一项国外研究^[38],基于腹部增强 CT 图像和临床特征,开发三种预测模型,分别是影像学模型、临床模型、整合影像学及临床特征创建的模型,用于预测继发于乙型肝炎相关性肝硬化的食管胃底静脉曲张出血。结果表明,影像学模型和临床特征相结合的模型在食管胃底静脉曲张出血的预测方面可能比临床或影像学模型更好,由此推测综合多种临床资料的多模态预测模型在临床中具有广阔的应用前景,可以预测继发于肝硬化的食管胃底静脉曲张出血的高危患者。此外,另有研究构建了基于增强 CT 的机器学习模型,用于预测急性静脉曲张出血肝硬化患者发生死亡等终点事件的风险,性能优于传统的临床评分系统^[40]。

病毒性肝炎、酒精等多种原因导致的肝硬化是原发性肝癌发生的重要环节,早期精准预测、及时干预,有可能改善肝癌的不良预后并减少相应的疾病负担^[42]。韩国的一项研究^[36],采用梯度提升机方法构建了原发性肝癌的风险预测的最优模型,性能优于现有的一些肝癌预测评分标准及现有的肝癌预测模型,如 PAGE-B、REACH-B 和 CU-HCC 模型。人工智能的加入,使得肝癌风险的预测模型更加可靠^[43-44]。

除食管胃底静脉曲张出血、肝癌发生的预测模型外,亦有不少的研究用于肝硬化其他并发症或死亡风险的预测^[45-50]。一项收集了 1256 名肝硬化患者的医疗数据的研究^[46],利用机器学习算法成功构建肝硬化并发肝性脑病的风险预测模型,可以帮助临床医生识别肝性脑病的高危患者。一项基于机器学习算法建立的肝硬化合并自发性细菌性腹膜炎的风险预测模

型,在内部验证和外部验证中均表现良好,可为临床诊断自发性细菌性腹膜炎提供参考^[47]。来自北美的一项多中心研究^[48],利用梯度提升机的学习技术,创建了肝硬化失代偿(腹水、静脉曲张出血或肝性脑病)的预测模型,性能超过其他广泛使用的无创预后评分系统。Kanwal 等^[49]利用全国退伍军人的医疗保健系统的 107 939 例肝硬化患者的医疗数据,构建了预测肝硬化死亡率的机器学习模型,性能优于目前广泛使用的终末期肝病钠评分模型(MELD-Na)。但目前人工智能在疾病风险预测模型的方面的研究仍处于起步阶段,需要更多的高质量研究来进一步提高预测模型的可靠性。

3 小结与展望

人工智能在肝纤维化程度评估、风险预测等方面已初显成效,但在慢性病程的管理、疗效评价、治疗选择等方面应用知之甚少,有待进一步挖掘。此外,现有的研究也存在一定的局限性。一方面,机器学习算法往往会过度拟合特定训练数据集的数据,尤其是在预后模型中,这可能会降低模型的外推性^[51]。另一方面,人工智能在肝硬化方面的研究,多是基于单中心、回顾性的数据,缺乏多中心、前瞻性的病例研究,数据质量难以保证,从而可能进一步影响模型的性能。这也就解释了为什么部分模型在训练集上验证良好,而在外部验证方面表现欠佳。期望在不久的将来,基于人工智能的无创诊断及风险预测模型,能够更加深入地应用于肝硬化发生发展的各个阶段,从而能够为患者提供个体化、精准化的临床策略。

【参考文献】

- [1] ALBERTS C J, CLIFFORD G M, GEORGES D, *et al.* Worldwide prevalence of hepatitis B virus and hepatitis C virus among patients with cirrhosis at country, region, and global levels: a systematic review[J]. *Lancet Gastroenterol Hepatol*, 2022, 7(8): 724-735.
- [2] HUANG D Q, TERRAULT N A, TACKE F, *et al.* Global epidemiology of cirrhosis - aetiology, trends and predictions[J]. *Nat Rev Gastroenterol Hepatol*, 2023, 20(6): 388-398.
- [3] LIU Y B, CHEN M K. Epidemiology of liver cirrhosis and associated complications; Current knowledge and future directions [J]. *World J Gastroenterol*, 2022, 28(41): 5910-5930.
- [4] HSU Y C, HUANG D Q, NGUYEN M H. Global burden of hepatitis B virus: current status, missed opportunities and a call for action[J]. *Nat Rev Gastroenterol Hepatol*, 2023, 20(8): 524-537.
- [5] THOMAS J A, KENDALL B J, EL-SERAG H B, *et al.* Hepatocellular and extrahepatic cancer risk in people with non-alcoholic fatty liver disease [J]. *Lancet Gastroenterol Hepatol*, 2024, 9(2): 159-169.
- [6] FRIEDMAN S L, PINZANI M. Hepatic fibrosis 2022: Unmet needs and a blueprint for the future[J]. *Hepatology*, 2022, 75(2): 473-488.
- [7] NOORBAKHSH-SABET N, ZAND R, ZHANG Y F, *et al.* Artificial Intelligence Transforms the Future of Health Care[J]. *Am J Med*, 2019, 132(7): 795-801.
- [8] LIU X P, LIU D, TAN C E, *et al.* Gut microbiome-based ma-

- chine learning for diagnostic prediction of liver fibrosis and cirrhosis: a systematic review and meta-analysis[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2023, 23(1): 294.
- [9] SOLOMON A, CIPÁIAN C R, NEGREA M O, *et al.* Hepatic Involvement across the Metabolic Syndrome Spectrum: Non-Invasive Assessment and Risk Prediction Using Machine Learning [J]. J Clin Med, 2023, 12(17): 5657.
- [10] DALAL S, ONYEMA E M, MALIK A. Hybrid XGBoost model with hyperparameter tuning for prediction of liver disease with better accuracy[J]. World J Gastroenterol, 2022, 28 (46): 6551-6563.
- [11] KIHARA T, SUGIHARA T, IKEDA S, *et al.* Identification and Quantification of Jaundice by Trans-Conjunctiva Optical Imaging Using a Human Brain-like Algorithm: A Cross-Sectional Study[J]. Diagnostics(Basel), 2023,13(10):1767.
- [12] ZHANG D, ZHANG X Y, DUAN Y Y, *et al.* An overview of ultrasound-derived radiomics and deep learning in liver[J]. Med Ultrason, 2023, 25(4): 445-452.
- [13] ZHANG S T, CHEN Z Y, WEI J W, *et al.* A model based on clinico-biochemical characteristics and deep learning features from MR images for assessing necroinflammatory activity in chronic hepatitis B [J]. J Viral Hepat, 2021, 28 (11): 1656-1659.
- [14] FAN R, YU N, LI G L, *et al.* Machine-learning model comprising five clinical indices and liver stiffness measurement can accurately identify MASLD-related liver fibrosis[J]. Liver Int, 2024, 44(3): 749-759.
- [15] CAO L L, PENG M, XIE X, *et al.* Artificial intelligence in liver ultrasound [J]. World J Gastroenterol, 2022, 28 (27): 3398-3409.
- [16] ALSHAGATHRH F M, HOUSEH M S. Artificial Intelligence for Detecting and Quantifying Fatty Liver in Ultrasound Images: A Systematic Review[J]. Bioengineering (Basel), 2022, 9(12): 748.
- [17] RUAN D S, SHI Y, JIN L F, *et al.* An ultrasound image-based deep multi-scale texture network for liver fibrosis grading in patients with chronic HBV infection[J]. Liver Int, 2021, 41(10): 2440-2454.
- [18] LU X, ZHOU H, WANG K, *et al.* Comparing radiomics models with different inputs for accurate diagnosis of significant fibrosis in chronic liver disease[J]. Eur Radiol, 2021, 31(11): 8743-8754.
- [19] WANG K, LU X, ZHOU H, *et al.* Deep learning Radiomics of shear wave elastography significantly improved diagnostic performance for assessing liver fibrosis in chronic hepatitis B: a prospective multicentre study[J]. Gut, 2019, 68(4): 729-741.
- [20] ESPINASSE M, PITRE-CHAMPAGNAT S, CHARMETANT B, *et al.* CT Texture Analysis Challenges: Influence of Acquisition and Reconstruction Parameters: A Comprehensive Review[J]. Diagnostics (Basel), 2020,10(5):258.
- [21] BUDAI B K, TÓTH A, BORSOS P, *et al.* Three-dimensional CT texture analysis of anatomic liver segments can differentiate between low-grade and high-grade fibrosis [J]. BMC Med Imaging, 2020,20(1):108.
- [22] WANG J C, TANG S N, MAO Y F, *et al.* Radiomics analysis of contrast-enhanced CT for staging liver fibrosis: an update for image biomarker[J]. Hepatol Int, 2022, 16(3): 627-639.
- [23] SON J H, LEE S S, LEE Y, *et al.* Assessment of liver fibrosis severity using computed tomography-based liver and spleen volumetric indices in patients with chronic liver disease[J]. Eur Radiol, 2020, 30(6): 3486-3496.
- [24] ZHENG T Y, QU Y L, CHEN J, *et al.* Noninvasive diagnosis of liver cirrhosis: qualitative and quantitative imaging biomarkers[J]. Abdom Radiol (NY), 2024,49(6):2098-2115.
- [25] 张宝腾,翟亚楠,向晓睿,等. 基于钆塞酸二钠 MRI 评价肝纤维化研究进展[J]. 中国医学影像技术, 2021,37(9):1427-1430.
- [26] 中国研究型医院学会感染与炎症放射学专业委员会,中华医学会放射学分会传染病学组,中国科技产业化促进会数字健康专业委员会,等. 慢性乙型肝炎肝纤维化 MRI 诊断专家共识(2023 年版)[J]. 中华肝脏病杂志, 2023,31(10):1009-1017.
- [27] BASTATI N, PERKONIGG M, SOBOTKA D, *et al.* Correlation of histologic, imaging, and artificial intelligence features in NAFLD patients, derived from Gd-EOB-DTPA-enhanced MRI: a proof-of-concept study[J]. Eur Radiol, 2023, 33 (11): 7729-7743.
- [28] HECTORS S J, KENNEDY P, HUANG K H, *et al.* Fully automated prediction of liver fibrosis using deep learning analysis of gadoxetic acid-enhanced MRI[J]. Eur Radiol, 2021,31(6): 3805-3814.
- [29] WANG L Y, ZHANG L, JIANG B B, *et al.* Clinical application of deep learning and radiomics in hepatic disease imaging: a systematic scoping review[J]. Br J Radiol, 2022, 95 (1136):20211136.
- [30] REINSON T, BUCHANAN R M, BYRNE C D. Noninvasive serum biomarkers for liver fibrosis in NAFLD: current and future[J]. Clin Mol Hepatol, 2023,29(Suppl): 157-170.
- [31] OH T G, KIM S M, CAUSSY C, *et al.* A Universal Gut-Microbiome-Derived Signature Predicts Cirrhosis[J]. Cell Metab, 2020, 32(5): 901.
- [32] KIM H Y. Recent advances in nonalcoholic fatty liver disease metabolomics[J]. Clin Mol Hepatol, 2021, 27(4): 553-559.
- [33] ZHENG W J, GUO W, XIONG M L, *et al.* Clinic-radiological features and radiomics signatures based on Gd-BOPTA-enhanced MRI for predicting advanced liver fibrosis[J]. Eur Radiol, 2023, 33(1): 633-644.
- [34] LI Q J, KANG H, ZHANG R, *et al.* Non-invasive precise staging of liver fibrosis using deep residual network model based on plain CT images[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2022, 17(4):627-637.
- [35] AUDUREAU E, CARRAT F, LAYESE R, *et al.* Personalized surveillance for hepatocellular carcinoma in cirrhosis-using machine learning adapted to HCV status[J]. J Hepatol, 2020,73 (6):1434-1445.
- [36] KIM H Y, LAMPERTICO P, NAM J Y, *et al.* An artificial intelligence model to predict hepatocellular carcinoma risk in Korean and Caucasian patients with chronic hepatitis B[J]. J Hepa-

- tol, 2022, 76(2):311-318.
- [37] 张群, 时克, 王宪波. 肝硬化食管胃底静脉曲张破裂出血患者再出血预测模型的建立[J]. 临床肝胆病杂志, 2022, 38(11): 2493-2498.
- [38] YANG J Q, ZENG R, CAO J M, *et al.* Predicting gastro-oesophageal variceal bleeding in hepatitis B-related cirrhosis by CT radiomics signature[J]. Clin Radiol, 2019, 74(12): 976. e971-976. e979.
- [39] LIU H, SUN J, LIU G, *et al.* Establishment of a non-invasive prediction model for the risk of oesophageal variceal bleeding using radiomics based on CT[J]. Clin Radiol, 2022, 77(5): 368-376.
- [40] GAO Y, YU Q, LI X H, *et al.* An imaging-based machine learning model outperforms clinical risk scores for prognosis of cirrhotic variceal bleeding[J]. Eur Radiol, 2023, 33(12): 8965-8973.
- [41] 蒋彤, 陈灵, 邓悦, 等. 内镜下支架置入治疗晚期食管癌合并食管静脉曲张三例报告[J]. 遵义医科大学学报, 2023, 46(9): 896-899.
- [42] 赫捷, 陈万青, 沈洪兵, 等. 中国人群肝癌筛查指南(2022, 北京)[J]. 中国肿瘤, 2022, 31(8): 587-631.
- [43] YU J H, CHO S G, JIN Y J, *et al.* The best predictive model for hepatocellular carcinoma in patients with chronic hepatitis B infection[J]. Clin Mol Hepatol, 2022, 28(3): 351-361.
- [44] CHEN S P, ZHANG Z H, WANG Y, *et al.* Using Quasispecies Patterns of Hepatitis B Virus to Predict Hepatocellular Carcinoma With Deep Sequencing and Machine Learning[J]. J Infect Dis, 2021, 223(11): 1887-1896.
- [45] LIU W, LIU X, PENG M, *et al.* Artificial intelligence for hepatitis evaluation[J]. World J Gastroenterol, 2021, 27(34): 5715-5726.
- [46] YANG H, LI X X, CAO H Y, *et al.* Using machine learning methods to predict hepatic encephalopathy in cirrhotic patients with unbalanced data[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2021, 211: 106420.
- [47] 向守书, 谈军涛, 文元久, 等. 肝硬化伴自发性细菌性腹膜炎的诊断模型研究及验证[J]. 第三军医大学学报, 2021, 43(20): 2226-2234.
- [48] EATON J E, VESTERHUS M, MCCAULEY B M, *et al.* Primary Sclerosing Cholangitis Risk Estimate Tool (PREsTo) Predicts Outcomes of the Disease: A Derivation and Validation Study Using Machine Learning[J]. Hepatology, 2020, 71(1): 214-224.
- [49] KANWAL F, TAYLOR T J, KRAMER J R, *et al.* Development, Validation, and Evaluation of a Simple Machine Learning Model to Predict Cirrhosis Mortality[J]. JAMA Netw Open, 2020, 3(11): e2023780.
- [50] GUO A X, MAZUMDER N R, LADNER D P, *et al.* Predicting mortality among patients with liver cirrhosis in electronic health records with machine learning[J]. PloS One, 2021, 16(8): e0256428.
- [51] DAMICO G, COLLI A, MALIZIA G, *et al.* The potential role of machine learning in modelling advanced chronic liver disease[J]. Dig Liver Dis, 2023, 55(6): 704-713.

(收稿日期: 2024-05-05; 修回日期: 2024-06-13; 编辑: 王小菊)

(上接第 307 页)

- [36] ZHANG B, CHEN X, RU F, *et al.* Liproxstatin-1 attenuates unilateral ureteral obstruction-induced renal fibrosis by inhibiting renal tubular epithelial cells ferroptosis[J]. Cell Death Dis, 2021, 12(9): 843.
- [37] XIE J N, YE Z H, LI L, *et al.* Ferrostatin-1 alleviates oxalate-induced renal tubular epithelial cell injury, fibrosis and calcium oxalate stone formation by inhibiting ferroptosis[J]. Mol Med Rep, 2022, 26(2): 256.
- [38] LI L, LU M Z, PENG Y L, *et al.* Oxidatively stressed extracellular microenvironment drives fibroblast activation and kidney fibrosis[J]. Redox Biol, 2023, 67: 102868.
- [39] 黄晶, 汤荟, 张春. 硒蛋白与肾脏疾病的研究进展[J]. 中华肾脏病杂志, 2020, 36(2): 165-170.
- [40] BELLISOLA G, GUIDI G C, CINQUE G, *et al.* Selenium status and plasma glutathione peroxidase in patients with IgA nephropathy[J]. J Trace Elem Med Biol, 1996, 10(3): 189-196.
- [41] WANG Y N, MIAO H, YU X Y, *et al.* Oxidative stress and inflammation are mediated via aryl hydrocarbon receptor signaling in idiopathic membranous nephropathy[J]. Free Radic Biol Med, 2023, 207: 89-106.
- [42] KERJASCHKI D, NEALE T J. Molecular mechanisms of glomerular injury in rat experimental membranous nephropathy (Heymann nephritis)[J]. J Am Soc Nephrol, 1996, 7(12): 2518-2526.
- [43] RAYMAN M P. Selenium and human health[J]. Lancet, 2012, 379(9822): 1256-1268.
- [44] ZHANG S Q, SHEN S, ZHANG Y. Comparison of bioavailability, pharmacokinetics, and biotransformation of selenium-enriched yeast and sodium selenite in rats using plasma selenium and selenomethionine[J]. Biol Trace Elem Res, 2020, 196(2): 512-516.
- [45] TONELLI M, WIEBE N, THOMPSON S, *et al.* Trace element supplementation in hemodialysis patients: a randomized controlled trial[J]. BMC Nephrol, 2015, 16: 52.

(收稿日期: 2023-10-09; 修回日期: 2024-03-10; 编辑: 王小菊)