

机器学习在肝脏疾病诊疗中的进展

王鑫鑫¹, 郑盛², 杨涓^{2*}

¹大理大学研究生部 云南大理

²大理大学第二附属医院消化内科 云南昆明

【摘要】随着医学技术的不断进步,机器学习(Machine Learning, ML)在医学领域的应用日益增加,尤其在肝脏病学方面展现了巨大的潜力。本文旨在通过回顾国内外相关研究,总结机器学习在肝脏疾病诊断和治疗中的现状和最新进展,并探讨不同机器学习算法如何提升诊断准确性、优化治疗方案以及改善预后评估。此外,我们还评估了机器学习在临床应用中的优势与挑战,并展望其未来的发展方向。

【关键词】机器学习; 肝脏疾病; 预测模型; 精准医疗

【基金项目】云南省教育厅科学研究基金项目(2023J0926, 2024Y919, 2024Y920)

【收稿日期】2024年8月10日 **【出刊日期】**2024年9月20日 **【DOI】**10.12208/j.ijcr.20240348

Advances in machine learning in the diagnosis and treatment of liver diseases

Xinxin Wang¹, Sheng Zheng², Juan Yang^{2*}

¹Graduate Department, Dali University, Dali, Yunnan

²Department of Gastroenterology, The Second Affiliated Hospital of Dali University, Kunming, Yunnan

【Abstract】 As medical technology continues to advance, the application of machine learning (ML) in the field of hepatology is increasingly prominent. This paper aims to review relevant domestic and international research, summarize the current status and latest developments of machine learning in the diagnosis and treatment of liver diseases, and explore how different machine learning algorithms can enhance diagnostic accuracy, optimize treatment plans, and improve prognosis assessment. Additionally, we evaluate the advantages and challenges of machine learning in clinical applications while also providing an outlook on its future development direction.

【Keywords】 Machine learning; Liver disease; Prediction model; Precision Medicine

慢性肝病(Chronic Liver Disease, CLD)是全球主要的健康威胁之一,已成为人类死亡的主要原因之一,涵盖了肝硬化、肝纤维化、非酒精性脂肪肝病(Non-alcoholic fatty liver disease, NAFLD)和肝细胞癌(hepatocellular carcinoma, HCC)等多种疾病^[1]。由于肝脏疾病的复杂性和异质性,这些疾病的发生和发展受到多种因素的影响,使得传统的诊疗方法面临重大挑战。随着精准医疗的发展以及医疗数据和影像技术的快速进步,人工智能(Artificial Intelligence, AI)中的ML作为一种新型数据分析工具,为临床医学提供了前所未有的解决方案和变革^[2]。ML技术通过分析大规模的临床数据集,包括影像学 and 基因组数据,利用DL算法如卷积神经网络(Convolutional Neural

Network, CNN)和人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)等构建能够自动诊断和预测疾病进展的模型,已被广泛用于肝脏疾病的诊断、治疗决策支持和预后评估等方面,展现出巨大的潜力和价值。本文通过总结ML在肝脏疾病诊疗中的应用现状与进展,旨在为未来的研究提供参考。

1 ML 概述

ML是AI的一个分支,旨在从数据中学习模式,以构建描述性或预测模型^[3]。ML分为有监督学习、无监督学习和强化学习,常见算法包括梯度提升树、决策树、朴素贝叶斯(Naive Bayesian model, NB)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、随机森林(Random Forest, RF)、ANN和CNN等^[4]。深度学习(Deep

*通讯作者: 杨涓

Learning, DL) 是基于神经网络的一种 ML 子集^[4]。与传统统计方法不同, ML 技术通过分析大数据集中的模式, 生成高效的预测模型, 处理大规模数据集并解码复杂的非线性关系, 显示出比传统方法更明显的优势^[5]。精准医学产生的大规模复杂数据集需要新的技术来处理和理解, 这使得 ML 成为不可或缺的工具。

2 ML 在肝脏疾病诊断中的应用

2.1 医学成像数据分析

DL 在图像分割、重建、识别和分类等应用中展现出极大的潜力, 可从大量的数字医疗记录数据和成像特征中自动提取和处理多维数据^[6,7], 目前已广泛应用于医学图像分析领域。例如, 一项研究显示, 基于 DL 的多模态医学数据自动诊断模型对恶性肿瘤的诊断准确率高达 82.9%^[8]。谢友成等学者利用 CNN 提取肝脏纤维化的超声图像特征, 设计了一种自动诊断系统, 能够精确分期纤维化程度, 有效辅助临床决策^[9]。另有研究表明, DL 影像组学可以显著提高肝硬化和晚期纤维化的诊断准确性, 其效果与肝活检相当^[10]。此外, 基于 ML 的 CT 影像组学模型在预测静脉肝内门体分流术后肝性脑病方面表现优异, 为非侵入性诊断工具提供了新的选择^[11]。Fu 等人^[12]开发了一个结合临床因素和影像组学特征的 DL 模型, 该模型能够准确预测肝癌患者大血管侵犯的风险。同样, Liu 等人^[13]的研究表明, 基于动脉期 CT 图像和临床因素构建的 DL 模型可以自动捕获并学习微血管侵犯相关的影像特征, 从而提高了术前无创评估微血管侵犯的准确性。He 等人^[14]结合临床特征和放射组学特征开发的 SVM 模型能够有效分类肝脏硬度, 为肝病诊断提供了新的工具。Wang 等人^[15]则开发的 DL 放射组学模型在预测肝纤维化阶段方面表现出色, 为乙型肝炎病毒(HBV)感染患者提供了一种准确诊断肝纤维化分级的有效无创手段。此外, ML 技术在肝肿瘤鉴别诊断中也展现出潜力。有研究^[16]发现, 基于 ML 的超声影像组学特征能够以非侵入性方式有效区分原发性肝肿瘤和转移性肝肿瘤, 敏感性达 0.768, 特异性达 0.880。以上研究表明 ML 在提高肝脏疾病诊断精度方面具有巨大潜力, 但由于 ML 的复杂性, 其内部决策过程难以理解和解释, 仍需进一步研究以提升模型的泛化能力和临床可解释性。

2.2 生物标志物分析

生物标志物在肝脏疾病的早期诊断和病情监测中扮演着关键角色。ML 技术通过分析大量临床和生物数据, 能发现新的潜在标志物, 或者提高现有标志物的诊断精度^[17,18]。Zhang Z 等人^[19]通过 LASSO 回归和 SVM

递归特征消除 (Support Vector Machine with Reference, SVM-RFE) 筛选出非酒精性脂肪肝 (Nonalcoholic Fatty Liver Disease, NAFLD) 的特征基因, 并据此构建了预测模型, AUC 值高达 0.994, 提供了 NAFLD 诊断、进展和靶向治疗的重要线索。一项研究^[20]基于 ML 模型识别出的生物标志物在检测纤维化和轻度炎症方面比现有临床检测方法更为准确, 并能有效预测未来肝脏相关事件和全因死亡率。有研究团队^[21]利用公共数据库的分泌基因结合 SVM 算法构建了肝细胞癌 (Hepatocellular Carcinoma, HCC) 早期诊断的预测模型, 该模型在准确率、F1 分数和 AUC 方面均达到了 1 的理想值, 展现出极高的诊断潜力。另一项针对 NAFLD 筛查的研究^[22]利用 SVM 和 RF 算法结合血液检测数据构建了筛查模型, 表现尤为出色, AUROC 均超过 0.85, 这为医师和基层医生提供了有效工具, 有助于 NAFLD 患者的早期诊断和管理。ML 为筛选疾病特征基因、疾病预测等提供了有效途径, 但模型的性能依赖于高质量的标注数据, 未来研究应关注如何利用无监督学习或半监督学习方法来减少对标注数据的依赖, 从而进一步提高模型的适用性和普及性。

2.3 预测建模

在处理肝脏疾病的大规模、多维度数据方面, ML 技术相较于传统统计方法展现出更大的优势, 并且在诊断和预测模型领域取得了显著进展。Cheng N^[23]等人基于组织病理学开发的用于肝细胞结节病变 (Hepatocellular nodular disease, HNLs) 的 DL 诊断模型, 诊断早期 HCC 的准确性超过了病理学专家, 为 HNLs 患者提供了更为精确的风险分层。一项荟萃分析^[24]表明, SVM 和 K 近邻算法在预测肝炎时表现出优异的灵敏度和特异度, 显著提升了肝炎诊断的及时性与准确性。有研究^[25]应用 CNN 模型, 对病毒性肝炎患者中的 HCC 进行早期预测, 取得了令人瞩目的结果, 其准确率高达 98.0% (AUC 0.886)。此外, 一项多中心前瞻性研究^[26]构建了一个 DL 模型, 探讨了眼部特征与主要肝胆疾病之间的关联, 该模型能够从眼部图像中自动筛查并识别肝胆疾病, 为临床提供了一种新颖的机会性筛查工具。这些模型在研究中表现出色, 但鉴于 DL 的应用面临着数据异质性、模型解释性以及数据隐私问题, 未来有必要进行跨机构和跨人群的大规模验证研究, 以评估这些模型在不同临床环境和人群中的表现。

3 机器学习在肝脏疾病治疗中的应用

3.1 个性化治疗方案设计

在深入理解 ML 在肝脏疾病诊断中的作用后, 接下来我们将探讨其在治疗领域的应用, 包括个性化治疗方案的设计和辅助决策支持系统的开发。ML 可通过对多模态数据 (如基因组信息、病史、影像学数据等) 的分析, 为患者制定个体化治疗方案。HCC 是全球第五大常见的恶性肿瘤, 也是癌症相关死亡的第三大原因, 其死亡率持续上升^[27]。面对这一挑战, 研究者们正在积极探索机器学习在 HCC 个性化治疗中的应用。例如, 某研究团队^[28]开发了一种 DL 模型, 能够直接从 HCC 组织切片中估算阿特殊单抗-贝伐单抗反应特征的表达, 该模型不仅可以作为 HCC 患者治疗反应的生物标志物, 还为靶向治疗的生物标志物开发提供了新思路。此外, Ji GW 等人^[29]的研究表明, 结合影像组学分析的 ML 框架能够准确预测 HCC 患者的个体复发风险, 这制定个体化治疗方案和改善预后具有重要意义。另一个研究构建了 ML 放射组学模型, 能够有效预测 HCC 患者对仑伐替尼的治疗反应^[30], 进一步促进了 HCC 个体化治疗的推进。综上, ML 在个性化治疗中有良好的应用前景, 面对肝病数据的多样性和复杂性, 未来的研究应探索更为先进的 DL 模型, 尤其是那些能够有效处理多模态数据的模型, 以进一步优化个性化治疗效果。

3.2 辅助决策支持系统

临床决策支持系统 (Clinical Decision Support System, CDSS) 是一种信息系统, 旨在利用临床知识、患者信息和其他健康数据增强医疗决策, 从而改善医疗服务^[31]。在肝脏疾病领域, 结合 ML 的 CDSS 显示出巨大的潜力, 特别是 HCC 和非酒精性脂肪肝炎 (Non-alcoholic steatohepatitis, NASH) 的预后预测和治疗决策方面。Chen D 等人^[32]使用多种 ML 算法构建了一个基于基因组学的分类器用于 HCC 预测患者的亚型, 这一分类系统能够指导免疫治疗和靶向治疗的临床策略。此外, 一项基于 CNN 的肝组织学评估方法取得了显著成果, 能够准确表征 NASH 的风险分层和异质性, 并敏感地量化治疗反应^[33]。韩国学者开发的基于 RF 的 CDSS, 集成了遗传信息和自动获取的成像数据, 用于 HCC 的治疗决策推荐, 表现出良好的效果^[34]。尽管该研究样本量仅 1021 例, 限制了模型的泛化能力, 但后续的多中心研究纳入了 2685 例患者, 研究者通过采用集成投票和 RF 算法显著提高了模型的预测精度^[35]。ML 在肝脏疾病 CDSS 的应用面临诸多挑战, 如数据隐私保护、算法透明性等问题, 未来的研究应重点关注如何增强系统的安全性和可解释性, 以确保其在临床环

境中的可靠性和可接受性。同时, 跨学科合作也是推动 CDSS 发展的关键。

4 ML 在肝脏疾病预后评估中的应用

4.1 长期预后预测模型

ML 技术在预测肝病患者长期预后方面具有显著优势。通过构建精确的预后预测模型, 医生可以更好地制定治疗计划和随访策略。一项研究^[36]通过结合 ML 和免疫细胞浸润分析, 研究确定了多个与 NAFLD 和动脉粥样硬化相关的共同免疫基因帮助诊断和治疗这些患者。此外, Kucukkaya 等人^[37]基于治疗前的磁共振成像数据, 构建的 CNN 模型能够预测早期 HCC 患者在治疗后的复发风险, 展示了 DL 在医学影像特征提取和复发预测中的潜力。Zeng J^[38]等人的研究表明, RF 模型在预测术后早期复发方面表现良好, 有助于指导术后随访和辅助治疗。这些研究共同凸显了 ML 在肝病预后预测中的应用, 未来可尝试探索集成学习和正则化等技术, 可以提高模型在新数据上的泛化能力和预测性能。

4.2 生存分析

ML 能够整合多种临床因素, 还能捕捉到传统方法可能忽视的复杂模式, 从而提供更全面、更准确的预后评估, 已在 HCC 预后预测和生存分析方面取得了显著进展。例如, 有研究^[39,40]利用 ML 构建了 HCC 患者肿瘤突变负荷的风险预测模型, 该模型能够有效区分肿瘤突变负荷的高危组和低危组, 并预测这些患者对化疗药物的敏感性, 通过为更个性化的免疫治疗提供新的方法, 以改善总生存期。Dong B 等人^[41]开发的极端梯度提升树模型在预测甲胎蛋白阳性 HCC 患者总生存期方面展现出卓越性能, 该模型为医生提供了一个强大的早期医疗干预工具, 有助于及时识别高风险患者并采取相应措施, 从而显著提高患者的生存率。Saillard C 等人^[42]的研究则聚焦于利用 DL 技术分析组织学切片图像, 所开发的 CNN 模型在预测 HCC 患者术后生存期方面表现出色, 其准确度超过了传统的临床、生物学和病理特征模型, c 指数高达 0.78。现有大多数模型在面临数据稀疏和模型过拟合等挑战, 未来的研究可探索通过正则化和迁移学习等技术, 可以解决特定领域数据稀疏的问题, 以及减少模型过拟合的风险。

5 机器学习的挑战

虽然 AI 和 ML 在医疗领域的应用前景广阔, 但也面临诸多挑战。首先, ML 模型的性能高度依赖于训练数据的数量和质量^[43]。高质量医疗数据的获取受限于隐私保护、标注成本和数据代表性不足等问题, 影响了

模型的预测性能^[44]。未来研究应探索如何更好地融合影像、基因组和临床数据等多类型数据,以提高诊疗的准确性和全面性。其次,ML技术的整合与临床实施仍然面临挑战,许多ML模型仍处于试验阶段,需要经过严格的验证和测试,确保其安全性和有效性^[45]。另一个关键问题是ML的透明性和可解释性^[46],由于ML模型内部的决策过程难以理解和解释,影响了其在医疗领域的可信度,未来的研究应致力于提高模型的透明度和可解释性。此外,数据隐私和安全问题也不容忽视,患者健康数据极为敏感,因此需要建立完善的保护机制,以确保数据处理的合规性^[47]。

综上所述,随着医学影像数字化程度的提高及大数据的广泛应用,ML有望减轻医疗工作者的负担,提高诊断准确性,并通过个性化治疗方案改善患者护理质量。这将对肝病诊断及精准医学产生深远影响,帮助管理患者、预测疾病结局,并减少医疗错误。ML不仅在肝病领域,在整个医学研究领域也展现了广阔的应用前景。未来,随着技术的进步、法规的完善及伦理标准的建立,ML在医疗保健中的应用将更加深入,最终造福患者和整个社会。

参考文献

- [1] De Siervi S, Cannito S, Turato C. Chronic Liver Disease: Latest Research in Pathogenesis, Detection and Treatment[J]. *Int J Mol Sci*. 2023;24(13):10633. Published 2023 Jun 25.
- [2] Cao JS, Lu ZY, Chen MY, et al. Artificial intelligence in gastroenterology and hepatology: Status and challenges[J]. *World J Gastroenterol*. 2021;27(16):1664-1690.
- [3] Lee HW, Sung JJY, Ahn SH. Artificial intelligence in liver disease[J]. *J Gastroenterol Hepatol*. 2021;36(3):539-542.
- [4] Janiesch, C., Zschech, P. & Heinrich, K. Machine learning and deep learning[J]. *Electron Markets* 31, 685–695 (2021).
- [5] Rattan P, Penrice DD, Simonetto DA. Artificial Intelligence and Machine Learning: What You Always Wanted to Know but Were Afraid to Ask[J]. *Gastro Hep Adv*. 2022;1(1):70-78.
- [6] Hsieh C, Laguna A, Ikeda I, et al. Using Machine Learning to Predict Response to Image-guided Therapies for Hepatocellular Carcinoma[J]. *Radiology*. 2023;309(2):e222891.
- [7] Survarachakan S, Prasad PJR, Naseem R, et al. Deep learning for image-based liver analysis - A comprehensive review focusing on malignant lesions[J]. *Artif Intell Med*. 2022;130:102331.
- [8] Gao R, Zhao S, Aishanjiang K, et al. Deep learning for differential diagnosis of malignant hepatic tumors based on multi-phase contrast-enhanced CT and clinical data[J]. *J Hematol Oncol*. 2021;14(1):154.
- [9] Xie Y, Chen S, Jia D, Li B, Zheng Y, Yu X. Artificial Intelligence-Based Feature Analysis of Ultrasound Images of Liver Fibrosis[J]. *Comput Intell Neurosci*. 2022;2022:2859987.
- [10] Wang K, Lu X, Zhou H, et al. Deep learning Radiomics of shear wave elastography Bleeding[J]. *Gastroenterology*. 2020;158(1):160-167.
- [11] Cheng S, Yu X, Chen X, et al. CT-based radiomics model for preoperative prediction of hepatic encephalopathy after transjugular intrahepatic portosystemic shunt[J]. *Br J Radiol*. 2022;95(1132):20210792.
- [12] Fu S, Lai H, Huang M, et al. Multi-task deep learning network to predict future macrovascular invasion in hepatocellular carcinoma[J]. *EClinicalMedicine*. 2021;42:101201.
- [13] Liu SC, Lai J, Huang JY, et al. Predicting microvascular invasion in hepatocellular carcinoma: a deep learning model validated across hospitals[J]. *Cancer Imaging*. 2021;21(1):56.
- [14] He L, Li H, Dudley JA, et al. Machine Learning Prediction of Liver Stiffness Using Clinical and T2-Weighted MRI Radiomic Data[J]. *AJR Am J Roentgenol*. 2019;213(3):592-601.
- [15] 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.
- [16] Mao B, Ma J, Duan S, Xia Y, Tao Y, Zhang L. Correction to: Preoperative classification of primary and metastatic liver cancer via machine learning-based ultrasound radiomics[J]. *Eur Radiol*. 2021;31(8):6407.
- [17] Lee Y, Cappellato M, Di Camillo B. Machine learning-based feature selection to search stable microbial biomarkers: application to inflammatory bowel disease[J].

- Gigascience. 2022;12:giad083.
- [18] Al-Tashi Q, Saad MB, Muneer A, et al. Machine Learning Models for the Identification of Prognostic and Predictive Cancer Biomarkers: A Systematic Review[J]. *Int J Mol Sci*. 2023;24(9):7781.
- [19] Zhang Z, Wang S, Zhu Z, Nie B. Identification of potential feature genes in non-alcoholic fatty liver disease using bioinformatics analysis and machine learning strategies[J]. *Comput Biol Med*. 2023;157:106724.
- [20] Niu, L. et al. Noninvasive proteomic biomarkers for alcohol-related liver disease[J]. *Nat. Med*. 28, 1277–1287 (2022).
- [21] Zhang ZM, Huang Y, Liu G, et al. Development of machine learning-based predictors for early diagnosis of hepatocellular carcinoma[J]. *Sci Rep*. 2024;14(1):5274.
- [22] Qin S, Hou X, Wen Y, et al. Machine learning classifiers for screening nonalcoholic fatty liver disease in general adults[J]. *Sci Rep*. 2023;13(1):3638. Published 2023 Mar 3.
- [23] Cheng N, Ren Y, Zhou J, et al. Deep Learning-Based Classification of Hepatocellular Nodular Lesions on Whole-Slide Histopathologic Images[J]. *Gastroenterology*. 2022;162(7):1948-1961.e7.
- [24] Moulaei K, Sharifi H, Bahaadinbeigy K, Haghdoost AA, Nasiri N. Machine learning for prediction of viral hepatitis: A systematic review and meta-analysis[J]. *Int J Med Inform*. 2023;179:105243.
- [25] Phan DV, Chan CL, Li AA, Chien TY, Nguyen VC. Liver cancer prediction in a viral hepatitis cohort: A deep learning approach[J]. *Int J Cancer*. 2020;147(10):2871-2878.
- [26] Xiao W, Huang X, Wang JH, et al. Screening and identifying hepatobiliary diseases through deep learning using ocular images: a prospective, multicentre study[J]. *Lancet Digit Health*. 2021;3(2):e88-e97.
- [27] Calderaro J, Seraphin TP, Luedde T, Simon TG. Artificial intelligence for the prevention and clinical management of hepatocellular carcinoma[J]. *J Hepatol*. 2022;76(6):1348-1361.
- [28] Zeng Q, Klein C, Caruso S, et al. Artificial intelligence-based pathology as a biomarker of sensitivity to atezolizumab-bevacizumab in patients with hepatocellular carcinoma: a multicentre retrospective study[J]. *Lancet Oncol*. 2023;24(12):1411-1422.
- [29] Ji G W , Fan Y , Sun D W , et al. Machine Learning to Improve Prognosis Prediction of Early Hepatocellular Carcinoma After Surgical Resection[J]. *Journal of hepatocellular carcinoma*, 8:913-923.
- [30] Bo Z, Chen B, Zhao Z, et al. Prediction of Response to Lenvatinib Monotherapy for Unresectable Hepatocellular Carcinoma by Machine Learning Radiomics: A Multicenter Cohort Study[J]. *Clin Cancer Res*. 2023;29(9):1730-1740.
- [31] Shah, N. R., Khetpal, V. & Erqou, S. Anticipating and addressing challenges during implementation of clinical decision support systems[J]. *JAMA Netw. Open* 5,e2146528 (2022).
- [32] Chen D, Liu J, Zang L, et al. Integrated Machine Learning and Bioinformatic Analyses Constructed a Novel Stemness-Related Classifier to Predict Prognosis and Immunotherapy Responses for Hepatocellular Carcinoma Patients[J]. *Int J Biol Sci*. 2022;18(1):360-373. Published 2022 Jan 1.
- [33] Taylor-Weiner A, Pokkalla H, Han L, et al. A Machine Learning Approach Enables Quantitative Measurement of Liver Histology and Disease Monitoring in NASH[J]. *Hepatology*. 2021;74(1):133-147.
- [34] Choi GH, Yun J, Choi J, et al. Development of machine learning-based clinical decision support system for hepatocellular carcinoma[J]. *Sci Rep*. 2020;10(1):14855.
- [35] Lee KH, Choi GH, Yun J, et al. Machine learning-based clinical decision support system for treatment recommendation and overall survival prediction of hepatocellular carcinoma: a multi-center study[J]. *NPJ Digit Med*. 2024;7(1):2. Published 2024 Jan 5.
- [36] Bao H, Li J, Zhang B, Huang J, Su D, Liu L. Integrated bioinformatics and machine-learning screening for immune-related genes in diagnosing non-alcoholic fatty liver disease with ischemic stroke and RRS1 pan-cancer analysis[J]. *Front Immunol*. 2023;14:1113634.
- [37] Kucukkaya AS, Zeevi T, Chai NX, et al. Predicting tumor recurrence on baseline MR imaging in patients with early-stage hepatocellular carcinoma using deep machine learning[J]. *Sci Rep*. 2023;13(1):7579.
- [38] Zeng J, Zeng J, Lin K, et al. Development of a machine learning model to predict early recurrence for hepatocellular carcinoma after curative resection[J].

- Hepatobiliary Surg Nutr. 2022;11(2):176-187.
- [39] Pu L, Sun Y, Pu C, et al. Machine learning-based disulfidptosis-related lncRNA signature predicts prognosis, immune infiltration and drug sensitivity in hepatocellular carcinoma[J]. Sci Rep. 2024;14(1):4354. Published 2024 Feb 22.
- [40] Chen C, Wang C, Li Y, Jiang S, Yu N, Zhou G. Prognosis and chemotherapy drug sensitivity in liver hepatocellular carcinoma through a disulfidptosis-related lncRNA signature[J]. Sci Rep. 2024;14(1):7157.
- [41] Dong B, Zhang H, Duan Y, Yao S, Chen Y, Zhang C. Development of a machine learning-based model to predict prognosis of alpha-fetoprotein-positive hepatocellular carcinoma[J]. J Transl Med. 2024;22(1):455.
- [42] Saillard C, Schmauch B, Laifa O, et al. Predicting Survival After Hepatocellular Carcinoma Resection Using Deep Learning on Histological Slides[J]. Hepatology. 2020; 72(6):2000-2013.
- [43] Spann A, Yasodhara A, Kang J, et al. Applying Machine Learning in Liver Disease and Transplantation: A Comprehensive Review[J]. Hepatology. 2020;71(3):1093-1105.
- [44] Rajpurkar P, Chen E, Banerjee O, Topol EJ. AI in health and medicine[J]. Nat Med. 2022;28(1):31-38.
- [45] Aung YYM, Wong DCS, Ting DSW. The promise of artificial intelligence: a review of the opportunities and challenges of artificial intelligence in healthcare[J]. Br Med Bull. 2021;139(1):4-15.
- [46] Yu KH, Beam AL, Kohane IS. Artificial intelligence in healthcare[J]. Nat Biomed Eng. 2018;2(10):719-731.
- [47] Polevikov S. Advancing AI in healthcare: A comprehensive review of best practices[J]. Clin Chim Acta. 2023; 548:117519.

版权声明: ©2024 作者与开放获取期刊研究中心 (OAJRC) 所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

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



OPEN ACCESS