

## 人工智能在肝移植中的应用研究进展

刘迎春 杨斌

**【摘要】** 随着手术技术及围手术期管理的进步，肝移植已成为挽救终末期肝病患者生命的有效方法，但仍面临器官供需不平衡的问题，肝移植的决策过程仍面临较多挑战。人工智能可以更高效地从复杂因素中提取特征并建立联系，肝移植的临床决策可以受益于人工智能提供的数据驱动方法，包括移植前优化移植候选资格决策和供受者匹配、移植后预测疾病复发和其他相关并发症的危险因素，指导肝移植受者的管理等。因此，本文就人工智能在肝移植器官分配、供肝评估、肝细胞癌术后复发及术后并发症预测等方面的应用进行综述，以期为人造智能在肝移植领域的研究和发展提供参考。

**【关键词】** 人工智能；机器学习；深度学习；肝移植；器官分配；供肝评估；肝细胞癌；术后并发症  
**【中图分类号】** R617, R319 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1674-7445 (2024) 06-0006-06

**Research progress on the application of artificial intelligence in liver transplantation** Liu Yingchun\*, Yang Bin. \*Department of Radiology, Dali Maternal and Child Health Hospital, Dali 671000, China  
Corresponding author: Yang Bin, Email: yangbinapple@163.com

**【Abstract】** With the advancement of surgical techniques and perioperative management, liver transplantation has become an effective method to save the lives of patients with end-stage liver disease. However, the imbalance between organ supply and demand remains a significant challenge, and the decision-making process for liver transplantation still faces many difficulties. Artificial intelligence can efficiently extract features and establish connections from complex factors, benefiting clinical decision-making in liver transplantation through data-driven approaches. These include optimizing pre-transplant candidate eligibility decisions and donor-recipient matching, predicting the risk factors for disease recurrence and other related complications after transplantation, and guiding the management of liver transplant recipients. Therefore, this article reviews the application of artificial intelligence in organ allocation, donor liver evaluation, post-operative recurrence of hepatocellular carcinoma, and prediction of post-operative complications in liver transplantation, aiming to provide a reference for the research and development of artificial intelligence in the field of liver transplantation.

**【Key words】** Artificial intelligence; Machine learning; Deep learning; Liver transplantation; Organ allocation; Donor liver evaluation; Hepatocellular carcinoma; Postoperative complication

人工智能 (artificial intelligence, AI) 是指能基于行为和推理两个特征执行类似于人类活动的计算模型，机器学习 (machine learning, ML) 是 AI 的一个分支，专注于使用数据和算法模仿人类的学习方式，

并能逐步提高算法的准确性<sup>[1]</sup>。基于 AI 方法的决策越来越多地应用在现代医学的各个领域，尤其是 ML，现已普遍应用于影像诊断和图像引导下手术<sup>[2]</sup>。在临床实践研究中，如人口统计学、临床、实验室、

DOI: 10.3969/j.issn.1674-7445.2024084

基金项目：云南省器官移植中心临床医学中心专项课题 (2021YZ-ZX-05)；云南省科技厅重大科技专项计划项目 (202302AA310018-D-8)；云南省“兴滇英才支持计划”青年人才专项 (XDYC-QNRC-2022-0608)

作者单位：671000 云南大理，大理州妇幼保健院放射科 (刘迎春)；昆明市第一人民医院医学影像中心 (杨斌)

作者简介：刘迎春 (ORCID 0009-0000-7856-4920)，硕士研究生，住院医师，研究方向为肿瘤影像人工智能，Email: gsmlyf@163.com

通信作者：杨斌 (ORCID 0000-0001-5518-7325)，医学博士，博士后，副主任医师，研究方向为肿瘤影像人工智能和精准诊断、CT 和 MRI 新技术及临床应用，Email: yangbinapple@163.com

遗传学和影像数据等在内的许多复杂因素之间存在相互作用，而传统的统计推断方法受到数据集内独立和线性关系的强假设的限制，相比之下，基于 AI 的方法在这些不同类型的复杂数据分析方面具有很大优势。肝移植是挽救终末期肝病患者的有效方法，但随着器官供需矛盾日趋严重，对肝移植的决策过程提出了更多挑战。ML 具有强大的预测能力，能利用数据不断地自适应和提高预测模型的精度<sup>[1]</sup>，正被越来越多学者应用于肝移植领域，为器官分配和预后预测方面提供决策依据。本文旨在汇总分析现阶段 AI 在肝移植中的应用研究进展，以期为后续领域的研究和发​​展提供参考。

## 1 人工智能在器官分配中的应用

### 1.1 等待移植名单死亡率预测

器官需求和供应之间的巨大差异导致患者等待移植时间较长，病死率增加，这一现状对器官公平分配造成了挑战<sup>[3]</sup>。目前，肝脏分配的金标准是终末期肝病模型（model for end-stage liver disease, MELD）评分，该模型基于“重病患者优先”原则，仅使用受者数据来估计 90 d 等待名单病死率。然而，这些标准模型没有考虑到供受者之间隐藏的非线性关系，且对于某些患者亚组，MELD 评分不能准确地反映其肝病的严重程度。而 AI 利用供者和受者特征进行适当配对，可以降低等待名单病死率和避免器官浪费，并能提高移植后生存率，从而获得个人和社会效益<sup>[4]</sup>。

死亡率的优化预测（optimized prediction of mortality, OPOM）模型由 Bertsimas 等<sup>[5]</sup>采用 ML 最优分类树模型与基于分配使用肝脏模拟分配模型来预测给定个体在等待名单上的 3 个月病死率或除名风险，可以减少等待名单上平均每年 417.96 人死亡。研究证明，OPOM 利用了更多因素，比 MELD 和 MELD-Na 评分更准确地坚持“重病患者优先”原则，使器官分配更加公平。基于 ML 的模型也已被用于预测等待移植的非肝硬化患者的生存率，Speiser 等<sup>[6]</sup>研究表明，ML 可以充分预测对乙酰氨基酚诱导的急性肝衰竭患者的预后。作者纳入 1998 年至 2016 年 1 042 例急性肝衰竭患者，将其分为训练和验证数据集，将住院前 7 d 内脑病的发生确定为主要终点，结果表明，随机森林（random forest, RF）的扩展或变异准确地预测了患者的预后。Nagai 等<sup>[7]</sup>开发了一种神经网络算法，用于预测 90 d 肝移植等待名单病死率（或由于疾病严重程度而退出），这项研究代表了在肝移植

中使用 ML 模型的一个进步。总之，AI 可以提供更准确的预后、诊断并识别危险因素，从而在移植物分配过程中引导更快的决策，减少等待移植名单病死率和器官浪费。然而，目前关于 ML 在预测肝移植候选者预后中的研究仍较少，特别是在急性肝衰竭和儿童患者中值得进一步探索。此外，许多预测模型缺乏外部验证，未来还需多中心性数据来提高模型预测效能。

### 1.2 肝移植生存预测

肝移植所涉及的与供者和受者相关的许多因素往往使决策过程变得困难，而这些因素对长期疗效至关重要。在此情况下，AI 利用不同的分类器如人工神经网络（artificial neural network, ANN）或 RF，能够建立准确的肝移植存活模型<sup>[8]</sup>。Liu 等<sup>[9]</sup>基于肝移植术前 9 d 内的血液检查结果建立 RF 模型，预测 538 例受者的移植结局，曲线下面积（area under the curve, AUC）为 0.771。Nitski 等<sup>[10]</sup>使用深度学习（deep learning, DL）模型来预测基于纵向数据的长期病死率，确定 Transformer 模型表现最好，1 年和 5 年预测的 AUC 分别为 0.801 和 0.722。英国 Wingfield 等<sup>[11]</sup>2020 年发表了首次将 AI 技术用于肝移植以预测受者存活率的系统综述，发现 AI 技术基于供者和受者因素预测受者生存率具有较高的准确性，且与传统方法相比，AI 可以动态地在每个群体中进行训练和验证。

除了临床和实验室参数外，心理社会评估是肝移植候选评估的关键部分，已被证明可以预测免疫抑制、不依从性、酒精滥用复发、活组织检查（活检）证实的排斥反应以及移植失败和死亡的风险<sup>[12]</sup>。Lee 等<sup>[13]</sup>开发并验证了一种 AI 模型，该模型使用 13 个社会心理因素来预测严重酒精相关性肝炎患者肝移植后有害酒精使用，可用于移植术后进行针对性干预，以预防酒精性肝炎复发。这些研究证实了 AI 在供受者匹配中的实用性，能为临床决策提供参考，促进可用器官的有效利用，使肝脏分配更加公平、高效，并为个性化的移植后随访铺平道路。但目前 AI 的落地应用仍存在挑战：许多研究都是概念的证明，其初步结果有待进一步探索和证实，且对于移植术后长期随访的预测还需要更多的研究。

## 2 人工智能在供肝评估中的应用

### 2.1 供肝脂肪变性评估

供肝脂肪变性会延长肝内甘油三酯的积累，是影响移植肝功能的因素之一。快速准确地评估供肝脂肪

变性对于降低肝移植术后肝衰竭风险至关重要。目前评估脂肪变性的金标准是肝活检,然而,人工冷冻染色切片常会导致伪影,并存在脂肪变性低估的风险;且由于病理专家主观性的差异,评估往往存在不一致的情况。Kuppili 等<sup>[14]</sup>提出了一种可靠且快速的基于极限学习机算法用于超声肝脏图像的风险分层,根据肝脏超声图像对脂肪变性作出快速诊断,其灵敏度、特异度、准确度和 AUC 均优于传统的 ML 算法。而 Byra 等<sup>[15]</sup>构建的自动卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型可通过自动提取肝脏超声图像序列中的高级特征,对每个肝脏的脂肪变性程度进行分级。Moccia 等<sup>[16]</sup>和 Cesaretti 等<sup>[17]</sup>创造性地开发了一种基于现有视觉识别方法的新算法,利用 ML 对智能手机拍摄的供肝图像进行全自动纹理分析和分类,实现了在手术室快速评估供肝脂肪变性。以上研究提示 AI 在预测供肝脂肪变性方面的准确性和便捷性。此外, Lim 等<sup>[18]</sup>利用各种非侵入性因素建立 ML、判别分析和经典逻辑回归预测模型来识别患有脂肪变性的潜在活体肝移植供者,使不太可能患有脂肪变性的供者免除活检评估。总之, AI 有潜力以一种方便和非侵入性的方式评估供肝脂肪变性,使得实时、无创和客观评估供肝成为可能。

## 2.2 供肝体积评估

腹部 CT 通常用于分割供肝,以协助移植团队进行术前准备、放射治疗和体积评估。人工分割方法具有高度不可重复性和耗时性,为解决这个问题,近年来, CNN 正逐步应用于图像分割并取得了良好的效果,其准确率与手动分割相当<sup>[19]</sup>。Kavur 等<sup>[20]</sup>比较了不同分割模型在活体肝移植供肝体积测定中的准确性和可重复性,共评估了 12 种模型(6 种半自动,6 种全自动)。相较于目前的半自动化模型,基于 DL 的自动分割模型具有较高的准确性和可重复性,成为肝脏分割及体积评估的首选方法,能更好地应用于临床<sup>[21]</sup>。Kazami 等<sup>[22]</sup>首次报道了一种基于 AI 的两步自动肝脏分割算法,并提出了一种新的评估方法来提高肝脏分割的准确性和质量,结果发现无人干预的肝脏分割正确划分了 100% 的半肝脏、92.8% 的扇区和 91.6% 的分段,实现了解剖虚拟肝切除手术的自动化。这类基于 AI 的算法有望解决目前人工分割方法存在的不可重复性和耗时性问题,但目前仍存在局限性——由于仅在健康供者肝脏中进行训练,可能会影响病肝虚拟肝切除手术的准确性和质量,未来有待对病肝进行进一步的队列研究。

## 3 人工智能在肝移植术后肝癌复发预测中的应用

肝细胞癌(hepatocellular carcinoma, HCC)在全球癌症死亡原因中排名第 3,是全球第 5 大常见的恶性肿瘤<sup>[23-24]</sup>。肝移植是目前治疗 HCC 的有效方法,然而,约 20% 的 HCC 肝移植受者会出现复发,在免疫抑制的情况下也可能导致预后差和生物侵袭性疾病,极大影响了受者生存<sup>[25]</sup>。综合考虑形态学、临床和生化特征的预测 HCC 复发的复合模型已被提出,用于优化肝移植术后监测,对患者进行风险分层和免疫抑制方案定制<sup>[26]</sup>。Nam 等<sup>[27]</sup>应用深度学习模型预测 HCC 患者肝移植术后复发,发现该预测模型效能显著优于传统模型,肿瘤复发的主要危险因素为肿瘤直径、甲胎蛋白水平、年龄和凝血酶原异常。He 等<sup>[28]</sup>将 109 例受者的临床数据、组织病理学和磁共振成像图像特征相结合,构建的 DL 预测模型可以发掘除肿瘤大小和甲胎蛋白以外的其他危险因素,更客观准确地对受者的复发风险进行分层。此外,针对接受经导管动脉化疗栓塞(transcatheter arterial chemoembolization, TACE)作为桥接治疗的肝移植受者, Ivanics 等<sup>[29]</sup>使用放射组学方法,提取 TACE 前 CT 图像的特征,使用支持向量机模型预测移植后复发,当合并动脉期和门静脉期模型时, AUC 为 0.81。随后,该作者纳入 739 例 HCC 肝移植受者,分析肝移植术前患者临床和肿瘤特征的相关数据,利用 ML 开发了一个全面的移植后 HCC 复发风险计算器,相比其他可用的风险评分具有更高的准确性<sup>[30]</sup>。除了上述联合临床、生化和影像学特征的研究, Liu 等<sup>[31]</sup>对来自 4 个独立队列的 1 118 例 HCC 患者开发了一个基于 DL 的临床预后模型,利用患者的组织学切片预测肿瘤切除术或肝移植术后复发。该模型在接受不同类型治疗的独立患者群体中得到了广泛的评估,提出的基于 CNN 的方法可以潜在地改善患者预后评估,并帮助指导临床医师的辅助治疗决策。AI 在预测 HCC 患者肝移植术后复发方面显示出巨大潜力,但目前肝移植受者中用于预测 HCC 复发的超声和磁共振成像 ML 模型的研究仍然较少,未来可进一步探索研究。

## 4 人工智能在肝移植术后并发症预测中的应用

### 4.1 急性排斥反应

急性排斥反应是肝移植术后的主要并发症之一,

发生率为 12%~25%，可导致肝移植并发症的发生和晚期移植肝衰竭。ANN 是建立在与人类大脑相似的设计原理之上的计算机系统，Hughes 等<sup>[32]</sup>研究发现 ANN 模型在诊断术后早期急性排斥反应的准确性（AUC=0.902）高于任何单一临床指标，在最佳决策阈值下具有较高的灵敏度和特异度，可作为肝移植术后早期辅助常规肝功能监测的有效手段。

#### 4.2 急性肾损伤

急性肾损伤（acute kidney injury, AKI）在肝移植术后较为常见，高达 50% 的受者会出现一定程度的肾损伤，与移植存活率低密切相关，15% 的受者需要肾脏替代治疗<sup>[33]</sup>。已有多项研究表明，ML 可准确预测肝移植术后 AKI 的发生风险<sup>[34]</sup>。Lee 等<sup>[35]</sup>利用术前和术中麻醉以及手术相关因素预测肝移植术后 AKI 的发生率，发现基于 ML 的模型表现优于 RF 与逻辑回归模型，其中通用梯度提升模型可最准确地预测 AKI 的所有阶段，AUC 为 0.91，围手术期因素中冷缺血时间和术中混合静脉血氧饱和度是与肾功能不全相关的最重要因素。类似的，Zhang 等<sup>[36]</sup>的一项研究使用通用梯度提升模型预测肝移植术后 AKI，但 AUC 较低，为 0.79。以上研究表明，AI 可能为预测肝移植术后 AKI 提供一个高性能的预测模型，但缺乏根据肝移植术后 AKI 的发生情况对患者的临床结局进行评估，且需要进一步的研究来证实这些 ML 模型在临床环境下的实用性。

#### 4.3 移植后糖尿病

糖尿病可导致器官移植术后心血管不良事件、移植物丢失和感染的风险增加，已成为移植术后严重且常见的并发症，会导致受者生存率降低。Yasodhara 等<sup>[37]</sup>研究了肝移植术后糖尿病受者的生存率，使用比例风险回归和梯度生存分析来确定肝移植术后 5 年病死率的危险因素。Bhat 等<sup>[38]</sup>在来自美国移植登记的大队列患者中通过多种 ML 模型探讨了肝移植术后糖尿病的可能性，发现一个高性能的 RF 模型能够预测 88% 的患者在术后 1 年内的糖尿病，而高龄、男性和肥胖受者是其主要危险因素。最近的一项研究使用 RF、逻辑回归和 XGBoost 3 种 ML 模型来预测 216 例肝移植受者糖尿病的发生，发现 RF 模型预测糖尿病发展的准确率最高（79.5%，AUC 为 0.775），并确定了患者年龄、质子泵抑制剂使用频率和时间、镇痛药、免疫抑制药、维生素 D 和抗生素药物（广谱青霉素、氟西诺酮）是移植后糖尿病的危险因素<sup>[39]</sup>。这些研究证实，ML 可以帮助识别有不良结局

风险的肝移植受者，进而实施相应的临床预防策略。

#### 4.4 主要不良心血管事件

对于终末期肝病患者，肝移植会给心血管系统带来较大压力。肝移植术后主要不良心血管事件会导致移植物和患者存活率降低，是肝移植严重的并发症之一。Jain 等<sup>[40]</sup>建立 ML 模型来预测 1 459 例肝移植受者术后主要不良心血管事件的发生率和病死率，结果显示 XGBoost 模型具有最高的准确性，主要不良心血管事件的危险因素包括年龄、糖尿病、血清肌酐、非酒精性脂肪性肝炎引起的肝硬化、右心室收缩压和左心室射血分数等。Zaver 等<sup>[41]</sup>使用 AI 心电图回顾性分析 2017 年至 2019 年单中心接受肝移植评估或肝移植治疗的 2 个连续成人队列中发生术后心房颤动的可能性。结果表明，AI 心电图低射血分数或心房颤动筛查阳性可提示术后心功能障碍风险或预测肝移植后新发房颤。AI 有可能成为临床医师评估肝移植术后主要不良心血管事件发生风险的有效辅助手段，且具有较高的便捷性，但其高度特定于某些移植中心，需要未来的多中心研究来进行外部验证，以提高其预测结果的准确性和适用性。

#### 4.5 移植物纤维化

肝移植术后复发性纤维化是影响受者长期生存的重要因素，37%~43% 的肝移植受者会发生晚期移植物纤维化，移植后 1 年内移植物显著纤维化的发展与移植物丢失和患者死亡相关<sup>[42]</sup>。Qazi Arisar 等<sup>[43]</sup>开发和验证了基于 CT 影像组学的模型预测肝移植晚期移植物显著纤维化的发生，结果发现预测显著纤维化的 AUC 从单纯临床模型的 0.793 和单纯放射组学模型的 0.664 提高至放射组学联合临床特征的 0.811。加拿大的一项回顾性纵向研究收集 1987 年至 2019 年接受肝移植且术后至少进行 1 次移植肝活检的 1 893 例成人受者的随访数据，利用 ML 算法预测显著肝纤维化的风险<sup>[44]</sup>。研究显示 DL 特别是加权长短期记忆模型优于其他常规使用的非侵入性模式，可以通过临床和实验室数据帮助早期诊断移植物纤维化，方便临床医师改善移植后护理，以预防移植肝硬化的发生。未来仍需要制定一个明确的指南，以一种无创和经济有效的方法来筛查和检测肝移植受者的移植物纤维化。

## 5 小结与展望

AI 正在逐渐改变世界各地的医学实践方式，在肝移植领域，AI 技术在器官分配、供肝评估、患者生存和并发症风险预测等方面的应用前景广阔。与传统

的预测模型相比, ML 算法的关键优势是从现有数据中学习, 以找到因素之间的新模式并生成预测, 当预测因子之间存在许多相互作用时, 以及当数据是高维时, 这一优势在面对肝病的复杂性上尤其强大。与此同时, 在将 AI 广泛应用于临床实践的过程中也面临着诸多挑战。首先, AI 的应用极依赖于高质量的数据库, 所生成的算法只能与所提供的数据库质量相匹配, 迄今为止大多数研究的样本量有限, 需要更大的、多中心研究来建立算法的准确性; 此外, 各种因素都会影响 ML 模型的性能和准确性, 仔细的研究设计、优化的数据整合策略、ML 模型的选择以及临床场景的适配性都是关键因素。我们相信, 通过整合大型、复杂的健康数据, 与传统的生物统计建模相比, AI 预测模型有可能通过综合包括临床、影像和组学的各种数据类型来改善结果预测。总之, 尽管存在诸多挑战, AI 的强大潜力值得进一步探索, 让更多的肝移植受者受益。

#### 参考文献:

- [1] 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. DOI: 10.1016/j.gastha.2021.11.001.
- [2] 方国旭, 谢文婷, 陈开志, 等. 计算机视觉技术辅助超声检查在肝脏疾病诊治中的应用前景[J]. *中华消化外科杂志*, 2023, 22(4): 462-467. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20230228-00086.
- [3] FANG GX, XIE WT, CHEN KZ, et al. Application prospect of computer vision technology assisted ultrasonography in diagnosis and treatment of liver diseases[J]. *Chin J Dig Surg*, 2023, 22(4): 462-467. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20230228-00086.
- [4] KWONG AJ, EBEL NH, KIM WR, et al. OPTN/SRTR 2021 annual data report: liver[J]. *Am J Transplant*, 2023, 23(2 suppl 1): S178-S263. DOI: 10.1016/j.ajt.2023.02.006.
- [5] BRICEÑO J, CALLEJA R, HERVÁS C. Artificial intelligence and liver transplantation: looking for the best donor-recipient pairing[J]. *Hepatobiliary Pancreat Dis Int*, 2022, 21(4): 347-353. DOI: 10.1016/j.hbpd.2022.03.001.
- [6] BERTSIMAS D, KUNG J, TRICHAKIS N, et al. Development and validation of an optimized prediction of mortality for candidates awaiting liver transplantation[J]. *Am J Transplant*, 2019, 19(4): 1109-1118. DOI: 10.1111/ajt.15172.
- [7] SPEISER JL, KARVELLAS CJ, WOLF BJ, et al. Predicting daily outcomes in acetaminophen-induced acute liver failure patients with machine learning techniques[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2019, 175: 111-120. DOI: 10.1016/j.cmpb.2019.04.012.
- [8] NAGAI S, NALLABASANNAGARI AR, MOONKA D, et al. Use of neural network models to predict liver transplantation waitlist mortality[J]. *Liver Transpl*, 2022, 28(7): 1133-1143. DOI: 10.1002/lt.26442.
- [9] 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. DOI: 10.1002/hep.31103.
- [10] LIU CL, SOONG RS, LEE WC, et al. Predicting short-term survival after liver transplantation using machine learning[J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 5654. DOI: 10.1038/s41598-020-62387-z.
- [11] NITSKI O, AZHIE A, QAZI-ARISAR FA, et al. Long-term mortality risk stratification of liver transplant recipients: real-time application of deep learning algorithms on longitudinal data[J]. *Lancet Digit Health*, 2021, 3(5): e295-e305. DOI: 10.1016/S2589-7500(21)00040-6.
- [12] WINGFIELD LR, CERESA C, THOROGOOD S, et al. Using artificial intelligence for predicting survival of individual grafts in liver transplantation: a systematic review[J]. *Liver Transpl*, 2020, 26(7): 922-934. DOI: 10.1002/lt.25772.
- [13] DEUTSCH-LINK S, WEINBERG EM, BITTERMANN T, et al. The stanford integrated psychosocial assessment for transplant is associated with outcomes before and after liver transplantation[J]. *Liver Transpl*, 2021, 27(5): 652-667. DOI: 10.1002/lt.25975.
- [14] LEE BP, ROTH N, RAO P, et al. Artificial intelligence to identify harmful alcohol use after early liver transplant for alcohol-associated hepatitis[J]. *Am J Transplant*, 2022, 22(7): 1834-1841. DOI: 10.1111/ajt.17059.
- [15] KUPPILI V, BISWAS M, SREEKUMAR A, et al. Extreme learning machine framework for risk stratification of fatty liver disease using ultrasound tissue characterization[J]. *J Med Syst*, 2017, 41(10): 152. DOI: 10.1007/s10916-017-0797-1.
- [16] BYRA M, STYCZYNSKI G, SZMIGIELSKI C, et al. Transfer learning with deep convolutional neural network for liver steatosis assessment in ultrasound images[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2018, 13(12): 1895-1903. DOI: 10.1007/s11548-018-1843-2.
- [17] MOCCIA S, MATTOS LS, PATRINI I, et al. Computer-assisted liver graft steatosis assessment via learning-based texture analysis[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2018, 13(9): 1357-1367. DOI: 10.1007/s11548-018-1787-6.
- [18] CESARETTI M, BRUSTIA R, GOUMARD C, et al. Use of artificial intelligence as an innovative method for liver graft macrosteatosis assessment[J]. *Liver Transpl*, 2020, 26(10): 1224-1232. DOI: 10.1002/lt.25801.
- [19] LIM J, HAN S, LEE D, et al. Identification of hepatic steatosis in living liver donors by machine learning models[J]. *Hepatol Commun*, 2022, 6(7): 1689-1698. DOI: 10.1002/hep4.1921.
- [20] 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. DOI: 10.1007/s11548-016-1467-3.
- [21] KAVUR AE, GEZER NS, BARIŞ M, et al. Comparison of semi-automatic and deep learning-based automatic methods for liver segmentation in living liver transplant donors[J]. *Diagn Interv Radiol*, 2020, 26(1): 11-21. DOI: 10.5152/dir.2019.19025.
- [22] TRAN J, SHARMA D, GOTTLIEB N, et al. Application of machine learning in liver transplantation: a review[J]. *Hepatol Int*, 2022, 16(3): 495-508. DOI: 10.1007/s12072-021-10291-7.
- [23] KAZAMI Y, KANEKO J, KESHWANI D, et al. Two-step artificial intelligence algorithm for liver segmentation automates anatomic virtual

- hepatectomy[J]. *J Hepatobiliary Pancreat Sci*, 2023, 30(11): 1205-1217. DOI: 10.1002/jhbp.1357.
- [23] 程兆瑞, 王彤. 人工智能技术在肝细胞癌诊断、复发及预后预测研究进展[J]. *中山大学学报(医学科学版)*, 2023, 44(6): 903-909. DOI: 10.13471/j.cnki.j.sun.yat-sen.univ.med.sci.2023.0602.
- CHENG ZR, WANG T. Research progress in artificial intelligence for diagnosis, prediction of recurrence and prognosis in hepatocellular carcinoma[J]. *J Sun Yat Sen Univ (Med Sci)*, 2023, 44(6): 903-909. DOI: 10.13471/j.cnki.j.sun.yat-sen.univ.med.sci.2023.0602.
- [24] 陈昊, 李照, 朱继业, 等. 在科学探索中前进的肝癌肝移植[J]. *中华普通外科杂志*, 2024, 39(5): 329-332. DOI: 10.3760/cma.j.cn113855-20240125-00069.
- CHEN H, LI Z, ZHU JY, et al. Liver transplantation for hepatocellular carcinoma, advancing in scientific exploration[J]. *Chin J Gen Surg*, 2024, 39(5): 329-332. DOI: 10.3760/cma.j.cn113855-20240125-00069.
- [25] 中国医师协会器官移植医师分会, 中华医学会器官移植学分会肝移植学组. 中国肝癌肝移植临床实践指南(2021版)[J]. *中华消化外科杂志*, 2022, 21(4): 433-443. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20220316-00135.
- Branch of Organ Transplant Physicians of Chinese Medical Doctor Association, Liver Transplantation Group of Branch of Organ Transplant of Chinese Medical Association. Chinese clinical practice guidelines on liver transplantation for hepatocellular carcinoma (2021 edition)[J]. *Chin J Dig Surg*, 2022, 21(4): 433-443. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20220316-00135.
- [26] BERENQUER M, BURRA P, GHOBRIAL M, et al. Posttransplant management of recipients undergoing liver transplantation for hepatocellular carcinoma. working group report from the ILTS transplant oncology consensus conference[J]. *Transplantation*, 2020, 104(6): 1143-1149. DOI: 10.1097/TP.00000000000003196.
- [27] NAM JY, LEE JH, BAE J, et al. Novel model to predict HCC recurrence after liver transplantation obtained using deep learning: a multicenter study[J]. *Cancers*, 2020, 12(10): 2791. DOI: 10.3390/cancers12102791.
- [28] HE T, FONG JN, MOORE LW, et al. An imageomics and multi-network based deep learning model for risk assessment of liver transplantation for hepatocellular cancer[J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2021, 89: 101894. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2021.101894.
- [29] IVANICS T, SALINAS-MIRANDA E, ABREU P, et al. A pre-TACE radiomics model to predict HCC progression and recurrence in liver transplantation: a pilot study on a novel biomarker[J]. *Transplantation*, 2021, 105(11): 2435-2444. DOI: 10.1097/TP.00000000000003605.
- [30] IVANICS T, NELSON W, PATEL MS, et al. The Toronto postliver transplantation hepatocellular carcinoma recurrence calculator: a machine learning approach[J]. *Liver Transpl*, 2022, 28(4): 593-602. DOI: 10.1002/lt.26332.
- [31] LIU Z, LIU Y, ZHANG W, et al. Deep learning for prediction of hepatocellular carcinoma recurrence after resection or liver transplantation: a discovery and validation study[J]. *Hepatol Int*, 2022, 16(3): 577-589. DOI: 10.1007/s12072-022-10321-y.
- [32] HUGHES VF, MELVIN DG, NIRANJAN M, et al. Clinical validation of an artificial neural network trained to identify acute allograft rejection in liver transplant recipients[J]. *Liver Transpl*, 2001, 7(6): 496-503. DOI: 10.1053/jlts.2001.24642.
- [33] DONG V, NADIM MK, KARVELLAS CJ. Post-liver transplant acute kidney injury[J]. *Liver Transpl*, 2021, 27(11): 1653-1664. DOI: 10.1002/lt.26094.
- [34] HE ZL, ZHOU JB, LIU ZK, et al. Application of machine learning models for predicting acute kidney injury following donation after cardiac death liver transplantation[J]. *Hepatobiliary Pancreat Dis Int*, 2021, 20(3): 222-231. DOI: 10.1016/j.hbpd.2021.02.001.
- [35] LEE HC, YOON SB, YANG SM, et al. Prediction of acute kidney injury after liver transplantation: machine learning approaches vs. logistic regression model[J]. *J Clin Med*, 2018, 7(11): 428. DOI: 10.3390/jcm7110428.
- [36] ZHANG Y, YANG D, LIU Z, et al. An explainable supervised machine learning predictor of acute kidney injury after adult deceased donor liver transplantation[J]. *J Transl Med*, 2021, 19(1): 321. DOI: 10.1186/s12967-021-02990-4.
- [37] YASODHARA A, DONG V, AZHIE A, et al. Identifying modifiable predictors of long-term survival in liver transplant recipients with diabetes mellitus using machine learning[J]. *Liver Transpl*, 2021, 27(4): 536-547. DOI: 10.1002/lt.25930.
- [38] BHAT V, TAZARI M, WATT KD, et al. New-onset diabetes and preexisting diabetes are associated with comparable reduction in long-term survival after liver transplant: a machine learning approach[J]. *Mayo Clin Proc*, 2018, 93(12): 1794-1802. DOI: 10.1016/j.mayocp.2018.06.020.
- [39] LOOSEN SH, KRIEG S, CHAUDHARI S, et al. Prediction of new-onset diabetes mellitus within 12 months after liver transplantation—a machine learning approach[J]. *J Clin Med*, 2023, 12(14): 4877. DOI: 10.3390/jcm12144877.
- [40] JAIN V, BANSAL A, RADAKOVICH N, et al. Machine learning models to predict major adverse cardiovascular events after orthotopic liver transplantation: a cohort study[J]. *J Cardiothorac Vasc Anesth*, 2021, 35(7): 2063-2069. DOI: 10.1053/j.jvca.2021.02.006.
- [41] ZAVER HB, MZAIK O, THOMAS J, et al. Utility of an artificial intelligence enabled electrocardiogram for risk assessment in liver transplant candidates[J]. *Dig Dis Sci*, 2023, 68(6): 2379-2388. DOI: 10.1007/s10620-023-07928-y.
- [42] BHAT M, TAZARI M, SEBASTIANI G. Performance of transient elastography and serum fibrosis biomarkers for non-invasive evaluation of recurrent fibrosis after liver transplantation: a meta-analysis[J]. *PLoS One*, 2017, 12(9): e0185192. DOI: 10.1371/journal.pone.0185192.
- [43] QAZI ARISAR FA, SALINAS-MIRANDA E, ALE ALI H, et al. Development of a radiomics-based model to predict graft fibrosis in liver transplant recipients: a pilot study[J]. *Transpl Int*, 2023, 36: 11149. DOI: 10.3389/ti.2023.11149.
- [44] AZHIE A, SHARMA D, SHETH P, et al. A deep learning framework for personalised dynamic diagnosis of graft fibrosis after liver transplantation: a retrospective, single Canadian centre, longitudinal study[J]. *Lancet Digit Health*, 2023, 5(7): e458-e466. DOI: 10.1016/S2589-7500(23)00068-7.

(收稿日期: 2024-05-21)

(本文编辑: 方引超 鄢加佳)