・综述・ DOI: 10.12449/JCH241032

人工智能在胰腺癌诊治中的应用现状

马 昱,贾 峰,刘楷宇,刘亚辉

吉林大学第一医院普通外科中心肝胆胰外二科,长春 130000

通信作者: 刘亚辉, yahui@jlu.edu.cn (ORCID: 0000-0002-5431-1440)

摘要:胰腺癌是消化系统常见的恶性肿瘤,早期诊断率低,手术病死率高,治愈率低,总体预后差。近年来,随着人工智能在 医学领域的不断发展,机器学习、深度学习等人工智能技术被广泛应用于医学研究中。本文综述了近年来人工智能技术在 胰腺癌筛查、诊断、治疗、并发症及预后预测等方面的应用,为人工智能在胰腺癌诊治中的应用提供依据和新思路。

关键词:人工智能;胰腺肿瘤;机器学习;深度学习

Current status of the application of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of pancreatic cancer

MA Yu, JIA Feng, LIU Kaiyu, LIU Yahui. (Second Department of Hepatopancreatobiliary Surgery, General Surgery Center, The First Hospital of Jilin University, Changchun 130000, China)

Corresponding author: LIU Yahui, yahui@jlu.edu.cn (ORCID: 0000-0002-5431-1440)

Abstract: Pancreatic cancer is a common malignant tumor of the digestive system, with a low early diagnosis rate, a high surgical mortality rate, a low cure rate, and a poor overall prognosis. In recent years, with the continuous development of artificial intelligence in the medical field, artificial intelligence techniques, such as machine learning and deep learning, have been widely used in medical research. This article reviews the application of artificial intelligence techniques in the screening, diagnosis, treatment, complications, and prognosis prediction of pancreatic cancer, so as to provide a basis and new ideas for the application of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of pancreatic cancer.

Key words: Artificial Intelligence; Pancreatic Neoplasms; Machine Learning; Deep Learning

人工智能(artificial intelligence, AI)是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新兴技术科学^[1]。近年来随着机器学习(machine learning, ML)、深度学习(deep learning, DL)、计算机视觉等领域的发展, AI技术在医学领域的应用初具规模^[2], 在疾病的诊断及治疗中表现出良好的应用前景。

胰腺癌预后不良,总体5年相对生存率约为10%^[3],是全球第12大最常见的恶性肿瘤,也是癌症死亡的第7大原因^[4]。胰腺癌具有起病隐匿、侵袭性强、手术难度高、术后并发症多、总体预后差等特点。AI技术可有效利用大数据,为胰腺癌的临床诊断、治疗、预后预测等提供可靠依据。本文旨在讨论AI在胰腺癌诊断和治疗中的应用,以期更好地展望未来和推进该领域相关研究。

1 AI在胰腺癌诊断和治疗中的应用

1.1 胰腺癌的早期筛查 胰腺癌的高病死率与多种因素有关,5年相对生存率仅为10%,其中主要是早期诊断率低,大多数患者确诊时已为疾病晚期,而确诊时,只有20%的病例适合手术切除^[1,5],而 I A期(肿块最大径<2 cm)根治性手术后5年生存率超过80%^[1],因而胰腺癌的早期诊断、早期治疗至关重要。由于胰腺癌的发病率相对较低,加之目前缺乏高度特异性的检测手段,直接在普通人群中进行胰腺癌的筛查不仅面临着技术上的挑战,还伴随着高昂的成本^[6]。研究^[7]表明,对高危人群进行筛查可提高胰腺癌检出率。与胰腺癌风险相关的临床因素包括胰腺炎病史、吸烟饮酒史、肥胖、糖尿病史、胰腺导管内黏液性肿瘤和黏液性囊性肿瘤、遗传易感性

等^[8]。Boursi等^[9]通过分析 10 万余例新发糖尿病患者患胰腺癌的高危因素,开发了风险预测模型:将3年内明确筛查胰腺癌的风险阈值设定在1%时,仅6.19%的新发糖尿病患者需要接受确定性筛查,敏感度44.74%,特异度93.95%,阳性预测值2.6%,具有良好的预测效能。

而随着AI在医学领域的发展,数据处理能力及统计 能力大大提升。应用ML研究方法, Placido等[10]分析丹 麦和美国两个大型患者队列的电子健康记录,应用DL 算法在诊断前3年预测胰腺癌的发生。对于36个月内 癌症发生,丹麦最佳模型受试者工作特征曲线下面积 (AUC)为0.88,将癌症诊断前3个月内的疾病事件排除 在外时,AUC为0.83。将丹麦模型交叉应用于美国数据 时,对于36个月内癌症发生,AUC为0.71,提示需重新 训练提高性能,重新训练后达到了AUC=0.78(未排除诊 断前3个月内疾病事件),AUC=0.76(排除诊断前3个月 内疾病事件),提高了早期发现胰腺癌的能力。Blyuss 等[11]采用ML算法,开发了基于尿液生物标志物的胰腺 癌患者风险评分(PancRisk)。选择有3种尿液标志物 (LYVE1、REG1B、TFF1)以及肌酐和年龄等信息的199例 胰腺癌患者和180例健康者,应用ML算法进行分析,应 用Logistic 回归建立模型(AUC=0.94),该模型在与已知 肿瘤标志物糖类抗原(CA)19-9联合使用时,诊断的敏感 度和特异度均达到96%。Cao等[12]通过医学影像数据 设计了一种使用非对比CT的DL模型,命名为PANDA 模型。在一个中心的3208例患者的数据集上进行训 练,在6239例患者的多中心进行验证,模型测试的AUC 达到了0.986~0.996,在胰腺导管腺癌的识别方面, PANDA模型的敏感度和特异度分别比放射科医生诊断 的敏感度和特异度的平均值高出34.1%和6.3%,另在 一项由20530例连续患者组成的真实世界多场景验证 中,PANDA模型的病变检测敏感度和特异度分别达到 92.9%和99.9%。由此可见,医学数据和AI技术结合的 相关研究,在胰腺癌的早期筛查中已有初步成效,但未 来仍需进一步探索。

1.2 AI与胰腺癌的诊断 胰腺癌的临床诊断,根据《中国胰腺癌诊治指南(2021)》^[13]的推荐意见,主要包括临床表现、高危因素、血清肿瘤标志物、影像学检查以及基因组学分析等。而临床上,影像学检查是诊断胰腺癌最主要的方法,常用方法有增强CT、MRI和超声内镜(EUS)等^[14],传统的影像学诊断大多依赖经验丰富的影像科医生,而AI的出现,在减轻了影像科医生工作负担的同时,还能获取深度信息,提前确诊时间。

Chen 等^[15]利用 546 例胰腺癌患者和 733 例对照受

试者的增强CT图像为数据集,开发出一种基于DL的工 具,可在CT中检测胰腺癌的AI分类模型。该模型在内 部测试中实现了89.9%的敏感度和95.9%的特异度,在 真实世界CT研究的测试数据集中实现了89.7%的敏感 度和92.8%的特异度,对于直径<2 cm的肿瘤,该模型达 到了74.7%的敏感度和92.8%的特异度。Ma等[16]筛选 了222 例病理确诊为胰腺癌患者的增强 CT 图像,应用随 机收集的190例接受增强CT检查且胰腺正常的患者的 图像作为对照,构建卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型,并划分为二元分类(是否有癌症)和 三元分类(无癌症、体/尾部癌症、头/颈部癌症)。二元分 类模型平扫准确率为95.47%,敏感度91.58%,特异度 98.27%,与放射科医师相比,在诊断准确率、敏感度以 及特异度方面无明显差异,而三元分类模型中动脉期对 胰头颈部癌症敏感度最高。Mukherjee等[17]建立了基于 影像组学的ML模型,可以在临床诊断前检测出正常胰 腺中的胰腺癌。该模型所应用的测试子集的诊断前CT 与诊断之间的中位时间为386天,在应用的4种ML分类 器中,支持向量机具有最高的性能,其AUC为0.98,敏 感度95.5%、特异度90.3%、准确度92.2%。

除CT外,EUS也是诊断胰腺疾病的重要工具^[13],但该检查易受到影像科医生的主观因素和经验影响,在实践应用中存在一定程度的限制,而AI辅助技术的加入可改善上述缺陷,如Marya等^[18]从583例胰腺疾病患者中提取了1174461张EUS图像,开发了EUS-CNN模型,可准确区分自身免疫性胰腺炎、胰腺癌和良性胰腺疾病,其中区分自身免疫性胰腺炎和胰腺癌的敏感度为90%,特异度93%。Tonozuka等^[19]应用139例患者的1390幅EUS图像,开发了基于DL分析的原始计算机辅助诊断系统,用于检测胰腺癌,其敏感度为92.4%,特异度为84.1%,AUC为0.94。

AI在胰腺癌影像学诊断中起到重要辅助价值,而在生物标志物方面,AI的相关研究也有一定进展。生物标志物在胰腺癌的诊断、分期和治疗中起着重要作用,基于数据中的生物标志物,应用AI进行分析,以此来确定它们与疾病的关系,可以更好地对胰腺癌进行早期诊断。同样,在生物标志物不明确时,应用AI也可提取数据集中特征,从而评估其在胰腺癌诊断中的价值^[20]。

1.3 AI与胰腺癌的治疗 目前,胰腺癌的治疗方式仍以根治性切除为主,而AI凭借其对于影像图像、临床数据的精准判读、深度分析等优势,在胰腺癌手术治疗过程中,同样发挥重要作用,可协助临床医生对患者术前的手术风险进行评估。Mahmoudi等^[21]应用患者CT图

像开发 CNN 模型,可对胰腺肿块与腹部血管进行定位、分割,进而更好地评估胰腺肿块与周围血管(如肠系膜上动脉和肠系膜上静脉)之间的关系。该模型对胰腺肿块分割的 Dice 指数比传统模型提高 7.52%。这对于手术决策具有重要意义,同时,也有助于胰腺癌新辅助治疗的效果评估。Xie等^[22]基于 AI、影像组学列线图,开发了一种影像组学评分——Rad 评分,应用最小绝对收敛和选择算子算法(Lasso算法)进行建模。该评分系统与临床模型和 TNM 分期系统相比,对于胰腺癌患者的生存有更好的预测性能。

除手术治疗外,对于无法行根治性手术治疗的晚期 胰腺癌患者,随着医疗水平的不断进步,靶向治疗、放 疗、免疫治疗、新辅助治疗等也已成为重要的精准药物 治疗手段。研究[23]表明,25%的胰腺癌患者有可治疗的 靶点,而依据肿瘤分子特征进行精准药物治疗,可延长 患者的生存时间。越来越多的研究应用AI来进行多组 学分析、大数据分析等,以选择靶向治疗的靶点、预测胰 腺肿瘤对化疗药物的反应或对胰腺肿瘤的基因突变进 行预测。Bagante等[24]将癌症基因图谱患者的全外显子 组测序数据输入人工神经网络(artificial neural network, ANN),将来自俄亥俄州立大学和国际癌症基因组联盟 的肝胆胰癌症患者数据纳入外部验证队列。同时合并 三组数据,应用经典生存分析和随机森林算法进行生存 分析。该研究中,预测细胞起源模式和分子亚型分类的 ANN 在癌症基因图谱中表现出良好的准确性,分别为 75%和82%。随机生存森林分析和经典生存分析模型 表明,将临床数据与分子分类相结合的肝胆胰癌症模型 具有更高的预后准确性。Wei 等^[25]应用变分自动编码 器提取肿瘤转录组特征,采用极端梯度提升机进一步预 测包括胰腺癌等五种癌症在内的化疗药物反应。对于 胰腺癌的化疗药物反应预测,应用经变分自动编码器提 取的特征数据与原始数据对比,获得了更高的AUC和精 确率-召回率曲线下面积(AUPRC)指标(AUC=0.738; AUPRC=0.764)。胰腺癌对于免疫治疗的反应较小,但 肿瘤浸润淋巴细胞已被证明与免疫治疗反应相关[26]。 Bian 等[27] 开发了一种基于极端梯度提升机的影像组学模 型,该模型可在术前预测具有影像组学特征的胰腺癌患 者的肿瘤浸润淋巴细胞,进而促进免疫治疗的临床决策。 Watson等^[28]基于CT图像特征和CA19-9建立了应用于预 测新辅助治疗效果的DL模型(AUC=0.785),该模型可预 测胰腺癌患者对新辅助治疗的病理性肿瘤反应,并且随 血清 CA19-9 的降低得到改进。

综上,AI与临床大数据结合,有助于胰腺癌手术患

者治疗方案的制订。同时,深入探索肿瘤生物学行为, 也有助于胰腺癌精准化治疗,实现更好的临床决策。

1.4 AI与胰腺癌的并发症及预后预测 胰腺癌术后并 发症是胰腺癌手术治疗后面临的一大难题,并发症的发 生与否、严重程度均与患者预后相关。胰腺癌术后常见 并发症包括术后胰瘘、胆瘘、术后出血、腹腔感染、胃排 空延迟等[29],而术后胰瘘为其中最常见的并发症,严重 时可导致腹腔感染甚至大出血,危及生命。目前临床上 主要应用胰瘘风险评分对发生胰瘘的风险进行评估[30], 近年来,随着对AI研究的深入,其在预测术后胰瘘中展 现出巨大潜力。Shen等[31]应用术前和术中数据,开发 了基于4种不同算法的ML模型,该模型可识别出行胰 十二指肠切除术后发生术后胰瘘高风险患者,从而协助 制订围手术期管理计划,并且指导引流管拔出的最佳时 机。Yoo等[32]使用CNN从术前CT图像中获得骨骼肌指 数、内脏脂肪组织指数和皮下脂肪组织指数等数据,应 用多因素 Logistic 回归模型,来确定临床相关术后胰瘘的 独立危险因素,并使用Cox比例风险回归分析评估总生存 期的预后相关因素。在这项研究中,内脏脂肪组织指数 是术后胰瘘的唯一独立预后因素(OR=7.43,P<0.001), 对于总生存期的预测,骨骼肌指数为重要因素(HR=1.85, P<0.001)。Kambakamba 等[33]开展了一项关于 ML 和术 前CT图像相结合的研究。通过基于ML对术前CT图像 中胰腺纹理特征的分析,来鉴别预测患者发生术后胰瘘 的风险(AUC=0.95,敏感度96%,特异度98%)。Han等[34] 回顾分析了1769例胰十二指肠术后患者的临床数据, 将38个临床变量纳入AI驱动的算法中,包括随机森林、 神经网络和递归特征消除法,通过AI算法结果共确立了 包括术前血清白蛋白等16个风险因素。进而应用该方 法开发了一个基于AI和网络的术后胰瘘预测平台,有助 于在术前对术后并发症建立有效的应对措施。

胰腺癌患者的预后,因胰腺癌高度异质的肿瘤特性,导致在不同患者之间存在较大的个体差异。关于胰腺癌预后和AI的研究,已成为当下医学研究的热点之一。Walczak等^[35]将283例胰腺癌患者的临床变量(性别、年龄、肿瘤分期)与ANN结合,建立了可预测胰腺癌患者生存率的模型,该模型有91%的敏感度和38%的特异度。Lin等^[36]应用美国国家癌症研究所创建的SEER公共数据库,基于随机生存森林算法,开发了一种胰腺癌患者术后预后的高性能预测模型。该模型具有良好的校准性,在风险分层和个体预后预测方面具有显著优势。He等^[37]开发和验证了用于识别胰腺癌术后局部复发的有效模型,收集了胰腺癌患者术后3个月的CT图像,用

于影像组学分析。利用临床放射学信息和影像组学特征,联合或单独应用多变量逻辑回归构建胰腺癌局部复发模型,联合模型在验证数据集中AUC为0.742,优于仅临床放射学风险模型(AUC=0.533)和仅影像组学风险模型(AUC=0.730)。Yokoyama等^[38]通过大数据分析筛选出3个黏蛋白基因相关预后标志物,并使用支持向量机、神经网络等开发出一个具有分类能力的预后模型,对于胰腺癌患者术后生存预测具有一定的指导性。

总之,在胰腺癌患者的术后并发症预测及预后预测中,AI具有重要的价值。更高更好的预测能力,有助于临床医生提前干预,减少术后并发症的发生,从而改善患者预后。同时更早预测患者的预后状态,也有助于更好地临床决策,制订更精确的治疗方案。

2 目前存在的问题和挑战

虽然 AI 技术在胰腺癌早期筛查、诊断、治疗、并发症及预后预测中表现出巨大潜力,但 AI 技术在医学领域的应用仍存在许多问题和挑战。

第一,由于AI模型通常在单中心、小数据集进行训练,因此易存在测量误差和过拟合问题^[39]。同时,单中心数据集缺乏数据的多样性,容易导致模型学习的真实数据无法泛化到其他数据集上,因此在实际应用中,AI模型的准确率存在较大的偏差^[39]。为了最小化过拟合问题的影响,提高AI模型在实际应用中的准确性,扩大试验数据集的体量,加强各医学数据库的协同机制,开展多中心研究等均是未来AI相关研究面临的挑战。

第二,AI 所应用的数据标注成本较高,尤其是影像组学 AI 模型的建立过程中,需要临床医生对患者的影像图像进行分类、特征提取等,这需要大量的时间成本和人工成本^[40-41]。同时这一过程存在着显著的观察者间差异,这也是导致数据偏差的重要原因。

第三,尽管 AI 技术在医学领域中已取得很高的成就,但多数 AI 模型仍然被认为是一个"黑匣子"^[42], AI 算法的高精确度可能是以失去对工作原理的可解释性为代价^[43]。因此 AI 模型的可解释性问题仍然是其能否在医学领域广泛应用的关键,也是未来 AI 相关研究需要面对的重要挑战。

第四,作为新兴技术,AI引发的伦理问题不容忽视,数据的使用应严格遵守医患双方知情同意原则,这也在一定程度上限制了AI技术的应用范围。同时,AI的实现是通过软件代码实现的,在处理代码和程序运行的过程中,不可避免的会出现错误,如何避免错误的发生,是AI在临床应用中必须面临的挑战。

3 总结与展望

随着对AI技术研究的深入,为胰腺癌的诊断和治疗模式的改变带来了全新的契机。通过AI算法进行临床辅助决策的方式已初具雏形,但距离实际应用仍有许多问题需要解决。从数据来源角度,需要做到保证数据的真实性,全面提升数据质量,同时扩充可应用的基于多中心医学数据的临床数据库,以解决开发过程中训练集、验证集数据重复和模型效能不稳定的问题。同时,完整数据库的建立,也有助于降低后续研究的成本,减少数据标注过程中产生的观察者差异。从安全角度,需要注意AI算法存在的程序错误导致的预测结果错误风险,同时,信息安全方面也要遵守AI的应用规范,避免滥用导致隐私泄露风险。

未来的研究中,AI的发展潜力无限,可进一步朝着以下几个方向发展:(1)推进多中心研究,共享和积累临床数据。充足多样的数据是建立稳定且兼容性强的AI模型的前提。(2)计算机领域的突破,提升ML的算法算力,可使建立的模型具有更好的普适性,从而满足临床应用的需求。(3)胰腺癌方面,基于大数据和合适的算法,继续深入到精准分割胰腺癌诊疗中,做到前期精准诊断,精准辅助治疗,手术精准定位,精准范围切除。(4)进一步深入研究AI模型的可解释性和可理解性,从而解除其在临床上的应用限制,发挥AI技术更高的价值。

AI不会取代医生,正如生化分析仪不能取代实验室一样,它更多的是作为一种工具,促进临床医生角色的转型与深化,帮助临床医生对疾病病因、发病机制进行更加深入的思考。属于AI的时代已经到来,各行各业关于AI的研究在不断发展。尽管胰腺癌中的AI应用尚处于雏形阶段,但随着研究的深入、学科的交叉,AI带来的是无限的可能性。在可预见的未来,基于AI手段,胰腺癌的诊断、治疗必将得到巨大的改善。

利益冲突声明: 本文不存在任何利益冲突。

作者贡献声明:马昱负责设计论文框架,起草论文;贾峰 负责关键点分析,论文修改;马昱、刘楷宇负责文献查找; 刘亚辉负责拟定写作思路,指导撰写文章并最后定稿。

参考文献:

- [1] KENNER B, CHARI ST, KELSEN D, et al. Artificial intelligence and early detection of pancreatic cancer: 2020 summative review[J]. Pancreas, 2021, 50(3): 251-279. DOI: 10.1097/MPA.000000000001762.
- [2] KAUL V, ENSLIN S, GROSS SA. History of artificial intelligence in medicine[J]. Gastrointest Endosc, 2020, 92(4): 807-812. DOI: 10.1016/j. gie.2020.06.040.
- [3] CAI J, CHEN HD, LU M, et al. Advances in the epidemiology of pan-

- creatic cancer: Trends, risk factors, screening, and prognosis[J]. Cancer Lett, 2021, 520: 1-11. DOI: 10.1016/j.canlet.2021.06.027.
- [4] HUANG JJ, LOK V, NGAI CH, et al. Worldwide burden of, risk factors for, and trends in pancreatic cancer[J]. Gastroenterology, 2021, 160 (3): 744-754. DOI: 10.1053/j.gastro.2020.10.007.
- [5] GRANATA V, FUSCO R, SETOLA SV, et al. Risk assessment and pancreatic cancer: Diagnostic management and artificial intelligence [J]. Cancers, 2023, 15(2): 351. DOI: 10.3390/cancers15020351.
- [6] YANG JS, XU RY, WANG CC, et al. Early screening and diagnosis strategies of pancreatic cancer: A comprehensive review[J]. Cancer Commun, 2021, 41(12): 1257-1274. DOI: 10.1002/cac2.12204.
- [7] PEREIRA SP, OLDFIELD L, NEY A, et al. Early detection of pancreatic cancer[J]. Lancet Gastroenterol Hepatol, 2020, 5(7): 698-710. DOI: 10.1016/S2468-1253(19)30416-9.
- [8] STOFFEL EM, BRAND RE, GOGGINS M. Pancreatic cancer: Changing epidemiology and new approaches to risk assessment, early detection, and prevention[J]. Gastroenterology, 2023, 164(5): 752-765. DOI: 10.1053/j.gastro.2023.02.012.
- [9] BOURSI B, FINKELMAN B, GIANTONIO BJ, et al. A clinical prediction model to assess risk for pancreatic cancer among patients with new-onset diabetes[J]. Gastroenterology, 2017, 152(4): 840-850. DOI: 10.1053/j.gastro.2016.11.046.
- [10] PLACIDO D, YUAN B, HJALTELIN JX, et al. A deep learning algorithm to predict risk of pancreatic cancer from disease trajectories
 [J]. Nat Med, 2023, 29(5): 1113-1122. DOI: 10.1038/s41591-023-02332-5.
- [11] BLYUSS O, ZAIKIN A, CHEREPANOVA V, et al. Development of PancRISK, a urine biomarker-based risk score for stratified screening of pancreatic cancer patients[J]. Br J Cancer, 2020, 122(5): 692-696. DOI: 10.1038/s41416-019-0694-0.
- [12] CAO K, XIA YD, YAO JW, et al. Large-scale pancreatic cancer detection via non-contrast CT and deep learning[J]. Nat Med, 2023, 29(12): 3033-3043. DOI: 10.1038/s41591-023-02640-w.
- [13] Chinese Pancreatic Surgery Association, Chinese Society of Surgery, Chinese Medical Association. Guidelines for the diagnosis and treatment of pancreatic cancer in China (2021) [J]. Chin J Dig Surg, 2021, 20(7): 713-729. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20210618-00289.
 - 中华医学会外科学分会胰腺外科学组. 中国胰腺癌诊治指南(2021) [J]. 中华消化外科杂志, 2021, 20(7): 713-729. DOI: 10.3760/cma.j. cn115610-20210618-00289.
- [14] MIZRAHI JD, SURANA R, VALLE JW, et al. Pancreatic cancer[J]. Lancet, 2020, 395(10242): 2008-2020. DOI: 10.1016/S0140-6736 (20)30974-0.
- [15] CHEN PT, WU TH, WANG PC, et al. Pancreatic cancer detection on CT scans with deep learning: A nationwide population-based study [J]. Radiology, 2023, 306(1): 172-182. DOI: 10.1148/radiol.220152.
- [16] MA H, LIU ZX, ZHANG JJ, et al. Construction of a convolutional neural network classifier developed by computed tomography images for pancreatic cancer diagnosis[J]. World J Gastroenterol, 2020, 26 (34): 5156-5168. DOI: 10.3748/wjg.v26.i34.5156.
- [17] MUKHERJEE S, PATRA A, KHASAWNEH H, et al. Radiomics-based machine-learning models can detect pancreatic cancer on prediagnostic computed tomography scans at a substantial lead time before clinical diagnosis[J]. Gastroenterology, 2022, 163(5): 1435-1446. DOI: 10.1053/j.gastro.2022.06.066.
- [18] MARYA NB, POWERS PD, CHARI ST, et al. Utilisation of artificial intelligence for the development of an EUS-convolutional neural network model trained to enhance the diagnosis of autoimmune pancreatitis[J]. Gut, 2021, 70(7): 1335-1344. DOI: 10.1136/gutjnl-2020-322821.
- [19] TONOZUKA R, ITOI T, NAGATA N, et al. Deep learning analysis for the detection of pancreatic cancer on endosonographic images: A pilot study[J]. J Hepatobiliary Pancreat Sci, 2021, 28(1): 95-104. DOI: 10.1002/jhbp.825.
- [20] HUANG BW, HUANG HR, ZHANG ST, et al. Artificial intelligence in pancreatic cancer[J]. Theranostics, 2022, 12(16): 6931-6954. DOI:

- 10.7150/thno.77949.
- [21] MAHMOUDI T, KOUZAHKANAN ZM, RADMARD AR, et al. Segmentation of pancreatic ductal adenocarcinoma (PDAC) and surrounding vessels in CT images using deep convolutional neural networks and texture descriptors[J]. Sci Rep, 2022, 12(1): 3092. DOI: 10.1038/s41598-022-07111-9.
- [22] XIE TS, WANG XY, LI ML, et al. Pancreatic ductal adenocarcinoma: A radiomics nomogram outperforms clinical model and TNM staging for survival estimation after curative resection[J]. Eur Radiol, 2020, 30(5): 2513-2524. DOI: 10.1007/s00330-019-06600-2.
- [23] WITKIEWICZ AK, MCMILLAN EA, BALAJI U, et al. Whole-exome sequencing of pancreatic cancer defines genetic diversity and therapeutic targets[J]. Nat Commun, 2015, 6: 6744. DOI: 10.1038/ncomms7744.
- [24] BAGANTE F, SPOLVERATO G, RUZZENENTE A, et al. Artificial neural networks for multi-omics classifications of hepato-pancreatobiliary cancers: Towards the clinical application of genetic data[J]. Eur J Cancer, 2021, 148: 348-358. DOI: 10.1016/j.ejca.2021.01.049.
- [25] WEI Q, RAMSEY SA. Predicting chemotherapy response using a variational autoencoder approach[J]. BMC Bioinformatics, 2021, 22 (1): 453. DOI: 10.1186/s12859-021-04339-6.
- [26] CHEN DS, MELLMAN I. Elements of cancer immunity and the cancer-immune set point[J]. Nature, 2017, 541(7637): 321-330. DOI: 10.1038/nature21349.
- [27] BIAN Y, LIU YF, LI J, et al. Machine learning for computed tomography radiomics: Prediction of tumor-infiltrating lymphocytes in patients with pancreatic ductal adenocarcinoma[J]. Pancreas, 2022, 51(5): 549-558. DOI: 10.1097/MPA.000000000002069.
- [28] WATSON MD, BAIMAS-GEORGE MR, MURPHY KJ, et al. Pure and hybrid deep learning models can predict pathologic tumor response to neoadjuvant therapy in pancreatic adenocarcinoma: A pilot study[J]. Am Surg, 2021, 87(12): 1901-1909. DOI: 10.1177/ 0003134820982557.
- [29] Study Group of Pancreatic Surgery in Chinese Society of Surgery of Chinese Medical Association; Pancreatic Disease Committee of Chinese Research Hospital Association; Editorial Board of Chinese Journal of Surgery. A consensus statement on the diagnosis, treatment, and prevention of common complications after pancreatic surgery (2017) [J]. Chin J Surg, 2017, 55(5): 328-334. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0529-5815.2017.05.003. 中华医学会外科学分会胰腺外科学组,中国研究型医院学会胰腺病专业
 - 平华医学会外科学分会胰腺外科学组, 中国研究型医院学会胰腺病专业委员会, 中华外科杂志编辑部. 胰腺术后外科常见并发症诊治及预防的专家共识(2017)[J]. 中华外科杂志, 2017, 55(5): 328-334. DOI: 10. 3760/cma.j.issn.0529-5815.2017.05.003.
- [30] CALLERY MP, PRATT WB, KENT TS, et al. A prospectively validated clinical risk score accurately predicts pancreatic fistula after pancreatoduodenectomy[J]. J Am Coll Surg, 2013, 216(1): 1-14. DOI: 10. 1016/j.jamcollsurg.2012.09.002.
- [31] SHEN ZY, CHEN HD, WANG WS, et al. Machine learning algorithms as early diagnostic tools for pancreatic fistula following pancreaticoduodenectomy and guide drain removal: A retrospective cohort study [J]. Int J Surg, 2022, 102: 106638. DOI: 10.1016/j.ijsu.2022.106638.
- [32] YOO J, YOON SH, LEE DH, et al. Body composition analysis using convolutional neural network in predicting postoperative pancreatic fistula and survival after pancreatoduodenectomy for pancreatic cancer[J]. Eur J Radiol, 2023, 169: 111182. DOI: 10.1016/j.ejrad. 2023.111182.
- [33] KAMBAKAMBA P, MANNIL M, HERRERA PE, et al. The potential of machine learning to predict postoperative pancreatic fistula based on preoperative, non-contrast-enhanced CT: A proof-of-principle study[J]. Surgery, 2020, 167(2): 448-454. DOI: 10.1016/j.surg.2019. 09.019.
- [34] HAN IW, CHO K, RYU Y, et al. Risk prediction platform for pancreatic fistula after pancreatoduodenectomy using artificial intelligence [J]. World J Gastroenterol, 2020, 26(30): 4453-4464. DOI: 10.3748/ wjg.v26.i30.4453.
- [35] WALCZAK S, VELANOVICH V. An evaluation of artificial neural networks in predicting pancreatic cancer survival[J]. J Gastrointest

- Surg, 2017, 21(10): 1606-1612. DOI: 10.1007/s11605-017-3518-7.
- [36] LIN JX, YIN MY, LIU L, et al. The development of a prediction model based on random survival forest for the postoperative prognosis of pancreatic cancer: A SEER-based study[J]. Cancers, 2022, 14(19): 4667. DOI: 10.3390/cancers14194667.
- [37] HE M, CHEN XY, WELS M, et al. Computed tomography-based radiomics evaluation of postoperative local recurrence of pancreatic ductal adenocarcinoma[J]. Acad Radiol, 2023, 30(4): 680-688. DOI: 10.1016/j.acra.2022.05.019.
- [38] YOKOYAMA S, HAMADA T, HIGASHI M, et al. Predicted prognosis of patients with pancreatic cancer by machine learning[J]. Clin Cancer Res, 2020, 26(10): 2411-2421. DOI: 10.1158/1078-0432. CCR-19-1247.
- [39] LEE W, PARK HJ, LEE HJ, et al. Preoperative data-based deep learning model for predicting postoperative survival in pancreatic cancer patients[J]. Int J Surg, 2022, 105: 106851. DOI: 10.1016/j. iisu.2022.106851.
- [40] KUMAR V, GU YH, BASU S, et al. Radiomics: The process and the challenges[J]. Magn Reson Imaging, 2012, 30(9): 1234-1248. DOI: 10.1016/j.mri.2012.06.010.
- [41] VARGHESE BA, CEN SY, HWANG DH, et al. Texture analysis of imaging: What radiologists need to know[J]. AJR Am J Roentgenol,

- 2019, 212(3): 520-528. DOI: 10.2214/AJR.18.20624.
- [42] KATTA MR, KALLURU PKR, BAVISHI DA, et al. Artificial intelligence in pancreatic cancer: Diagnosis, limitations, and the future prospectsa narrative review[J]. J Cancer Res Clin Oncol, 2023, 149(9): 6743-6751. DOI: 10.1007/s00432-023-04625-1.
- [43] LIANG ZX, YE LS, YANG Y. Application of artificial intelligence in liver transplantation[J]. J Clin Hepatol, 2022, 38(1): 30-34. DOI: 10.3969/j.issn.1001-5256.2022.01.005.
 - 梁智星, 叶林森, 杨扬. 人工智能在肝移植中的应用[J]. 临床肝胆病杂志, 2022, 38(1): 30-34. DOI: 10.3969/j.issn.1001-5256.2022.01.005.

收稿日期: 2023-12-28;**录用日期:** 2024-03-20 **本文编辑:** 王亚南

引证本文: MA Y, JIA F, LIU KY, et al. Current status of the application of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of pancreatic cancer[J]. J Clin Hepatol, 2024, 40 (10): 2121-2126.

马昱, 贾峰, 刘楷宇, 等. 人工智能在胰腺癌诊治中的应用现状[J]. 临床肝胆病杂志, 2024, 40(10): 2121-2126.

· 国外期刊精品文章简介 ·

Journal of Hepatology | 食品不安全与代谢功能障碍相关脂肪性肝病患病率和肝脏相关死亡率的关系

代谢功能障碍相关性肝病(MASLD)的高发病率是由2型糖尿病(T2D)和肥胖等合并症驱动的。越来越多的证据表明,MASLD是肝硬化、肝细胞癌、肝脏相关死亡率、残疾调整生命、生活质量损害和经济负担的重要原因。来自荟萃分析和全球疾病负担数据库(GBD)的数据表明,这种肝脏疾病的最高负担发生在拉丁美洲、中东和北非。此外,GBD数据显示,全球范围内与MASLD相关的肝脏相关患病率和死亡率不断上升,在很大程度上是由肥胖和T2D流行推动的。尽管MASLD及其并发症的全球患病率很高,但这些关联的区域差异仍未得到充分探讨。

最近的证据表明,粮食不安全可能通过影响肥胖和T2D等代谢危险因素,显著影响MASLD的患病率。来自全球NASH理事会的Younossi等使用来自GBD的粮食不安全数据和来自联合国粮食及农业组织的数据,利用生态分析来评估不同区域的MASLD患病率和病死率。通过强调粮食不安全的作用更好地了解粮食不安全对世界不同区域粮食不安全负担的影响。

试验结果表明,在2021年,204个国家的MASLD中位患病率和肝脏相关死亡率分别为21.77%和2.92/10万,其中北非和中东地区MASLD患病率最高(41.70%),高收入国家患病率最低(17.31%)。在对年龄、性别和社会人口指数(SDI)进行调整后,较高的MASLD患病率与肥胖、T2D和低体力活动的发生率增加有关(P<0.001)。当基于SDI 状态进行分析时,观察到MASLD患病率的不同模式。在高SDI 国家(社会经济更发达),粮食不安全项层人群的MASLD患病率明显高于底层人群(26.73% vs 18.87%,P=0.0001)。相反,在低SDI 国家(社会经济欠发达),情况正好相反(19.45% vs 24.96%,P=0.0008)。MASLD相关的肝脏相关死亡率与年龄、肥胖和代谢风险相关(P<0.001)。

因此,MASLD患病率和肝脏相关死亡率在全球范围内表现出显著的地理差异,这可能受到临床人口统计学和粮食不安全的影响。考虑到每个区域的社会经济现实从而有针对性的公共卫生战略对于减轻MASLD的全球负担至关重要。

摘译自YOUNOSSI ZM, ZELBER-SAGI S, KUGLEMAS C, et al. Association of food insecurity with the prevalence and liver-related mortality of metabolic dysfunction-associated steatotic liver disease (MASLD) [J]. J Hepatoly, 2024. DOI: 10.1016/j. jhep. 2024. 08.011. [Online ahead of print]

(吉林大学第一医院感染病中心肝病科 李涯涯 金晶兰 报道)