

医学影像人工智能对胃肠道癌腹膜转移诊疗的临床价值

方梦捷 董迪 田捷

中国科学院分子影像重点实验室 中国科学院自动化研究所, 北京 100190

通信作者: 田捷, Email: jie.tian@ia.ac.cn

【摘要】 腹膜转移是晚期胃肠道癌患者预后不良的重要因素, 传统影像学诊断存在敏感性不足等挑战。借助影像组学和深度学习等技术, 人工智能能够深入挖掘医学影像中的肿瘤异质性与微环境特征, 揭示腹膜转移标志, 进而构建高精度预测模型。这些技术在腹膜转移预测、腹膜复发风险评估以及术中微小转移灶识别等任务上展现出了优势。本文综述了医学影像人工智能在腹膜转移诊疗中的代表性进展与应用前景, 并讨论了多模态数据融合与大模型技术等潜在的发展方向。医学影像人工智能与临床实践的紧密融合, 有望促进胃肠道癌腹膜转移诊疗的个性化与精准化。

【关键词】 胃肠道肿瘤; 人工智能; 医学影像; 腹膜转移; 精准医学

基金项目: 国家重点研发计划(2023YFC2415200、2022YFC2503700); 国家自然科学基金(82441018、U24A20759、82372053、81930053、82302296); 北京市自然科学基金(JQ24048)

Clinical value of medical imaging artificial intelligence in the diagnosis and treatment of peritoneal metastasis in gastrointestinal cancers

Fang Mengjie, Dong Di, Tian Jie

CAS Key Laboratory of Molecular Imaging, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

Corresponding author: Tian Jie, Email: jie.tian@ia.ac.cn

【Abstract】 Peritoneal metastasis is a key factor in the poor prognosis of advanced gastrointestinal cancer patients. Traditional radiological diagnostic faces challenges such as insufficient sensitivity. Through technologies like radiomics and deep learning, artificial intelligence can deeply analyze the tumor heterogeneity and microenvironment features in medical images, revealing markers of peritoneal metastasis and constructing high-precision predictive models. These technologies have demonstrated advantages in tasks such as predicting peritoneal metastasis, assessing the risk of peritoneal recurrence, and identifying small metastatic foci during surgery. This paper summarizes the representative progress and application prospects of medical imaging artificial intelligence in the diagnosis and treatment of peritoneal metastasis, and discusses potential development directions such as multimodal data fusion and large model. The integration of medical imaging artificial intelligence with clinical practice is expected to advance personalized and precision medicine in the diagnosis and treatment of peritoneal metastasis in gastrointestinal cancers.

【Key words】 Gastrointestinal neoplasms; Artificial intelligence; Medical image; Peritoneal metastasis; Precision medicine

Fund program: National Key Research and Development Program of China (2023YFC2415200, 2022YFC2503700); National Natural Science Foundation of China (82441018, U24A20759, 82372053, 81930053, 82302296); Beijing Natural Science Foundation (JQ24048)

DOI: 10.3760/cma.j.cn441530-20250301-00075

收稿日期 2025-03-01 本文编辑 卜建红

引用本文: 方梦捷, 董迪, 田捷. 医学影像人工智能对胃肠道癌腹膜转移诊疗的临床价值[J]. 中华胃肠外科杂志, 2025, 28(5): 473-480. DOI: 10.3760/cma.j.cn441530-20250301-00075.



胃肠道癌是全球范围内具有高致死率的常见恶性肿瘤。在胃肠道癌的晚期阶段,腹膜转移作为主要的转移和复发途径,显著影响患者的生活质量与预后。过去,腹膜转移常被视为不可治愈的终末期疾病,但随着治疗手段的不断进步,如腹腔热灌注化疗、靶向治疗及免疫治疗等,通过制定合适的治疗方案,有望使部分患者的预后得到显著改善^[1-3]。因此,早期诊断以及及时采取干预措施的重要性日益凸显。目前,临床上主要通过CT等影像学检查判断腹膜转移^[4-5]。然而,腹膜转移具有隐匿性,传统影像学征象存在一定局限性,尤其对于较小病变其漏诊的可能性较大。尽管诊断性腹腔镜检查联合腹腔细胞学检测及腹膜结节活检被视为一种可靠的诊断手段,但其存在滞后性、有创性及潜在的医源性肿瘤播散风险。随着人工智能(artificial intelligence, AI)技术的迅速发展,医学影像分析领域已取得显著进展,从影像组学到深度学习,再到大模型技术的不断涌现^[6-7]。医学影像AI能够使胃肠道癌腹膜转移的早期精准诊断具有更高精度,从而有望帮助临床医生制定更加个性化和精准的治疗方案,最终提高患者的获益度^[8]。本文将探讨医学影像AI技术及其在胃肠道癌腹膜转移诊疗中的临床应用价值,以期为该领域的发展提供新的思路。

一、医学影像AI的核心概念与技术

医学影像AI将复杂的影像数据转化为可分析的定量特征,从而揭示疾病的表型特点和生物学行为。影像组学通过提取纹理和形态学等特征量化病变,深度学习模型则能够自动识别影像中的复杂模式。而新兴的大模型技术具备出色的零样本学习和推理能力,以及更强的交互能力,展现出在提高预测精度及提升临床应用效果方面的巨大潜力。

1. 医学影像预处理与分割:受硬件配置和软件算法等成像参数影响,医学影像特征在不同患者之间存在分布差异,从而影响预测模型的泛化性及其临床应用。为了减轻这一影响,图像生物标志物标准化倡议(image biomarker standardization initiative, IBSI)建议,在模型构建前进行图像重采样^[9]。常用方法包括线性插值和样条插值等。为避免引入伪影或丢失细节,有研究者提出了基于生成模型的图像预处理方案^[10]。同时,AI在去除噪声和伪影及提高分辨率等图像增强任务方面也取得进展。例如,Hou等^[11]提出的协作自监督域适应方法,在提升低

质量医学影像质量上取得了显著效果。

在图像分割方面,精确分割出感兴趣区域(region of interest, ROI),对后续模型性能起到了重要作用。人工分割通常被视为金标准,但其依赖医生经验,易受主观因素影响,且耗时费力。AI技术,尤其是基于U-Net开发的各类模型,展示出了较高的分割效率和精度^[12-13]。同时,研究者相继引入注意力机制和多任务学习,以进一步优化分割效果^[14]。MedSAM等大模型尝试在更广泛的自然图像数据集上进行大规模预训练,并通过微调应用于医学影像分割任务^[15]。

2. 影像组学模型:影像组学利用预定义公式和深度学习模型,从不同维度对人体组织影像进行量化,将其转化为可分析的数值特征。预定义特征包括形状特征和纹理特征^[16]、分型特征^[17]以及局部描述子特征^[18]等。而深度学习模型则通过多层神经网络自动学习图像表征,提取的深度学习特征通常指在经过多层非线性变换后得到的神经元(节点)激活值。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是最常用的深度学习特征提取模型。

特征提取后,需通过归一化处理以消除特征量纲和数值范围差异对模型训练的影响。此外,特征值可能因ROI和成像参数改变而出现变异。因此,评估特征的变异性并剔除可重复性差的特征是必要的。常用的方法包括组内(或组间)相关性系数(intra-/inter-class correlation coefficient, ICC)和变异系数等。此外,由于影像组学提取的特征数量庞大且相关性较高,可能会导致计算复杂度增大和过拟合风险^[19]。因此,需通过特征选择方法,保留最具区分度的非冗余特征子集。近年来,自动化机器学习(AutoML)框架逐渐受到关注,利用强化学习或遗传算法自动优化特征组合,找出最优特征子集^[20]。

影像组学通常用于分类预测任务(如腹膜转移预测、腹膜复发预测等)或预后预测任务(如总生存期预测等)。在分类预测中,常用模型包括支持向量机、决策树、Adaboost和贝叶斯网络等。在生存期预测中,Cox比例风险模型能够同时考虑多个协变量的影响,被广泛用于评估事件随时间变化的风险。此外,影像组学模型的预测结果还可与临床数据相结合,以进一步提高预测精度和临床可解释性。

3. 深度学习模型:深度学习模型可以直接学习图像与临床指标之间的映射,自动挖掘相关的深层

影像特征,显著减少人工干预。除了前述的 CNN,视觉转换器(vision transformer, ViT)通过自注意力机制捕捉图像中的长距离依赖,提升了在处理大规模图像数据时的特征表示能力^[21]。Swin Transformer 则进一步采用层次化窗口注意力机制,显著提升了图像处理的效率与性能,并在更高维数据处理任务中也有所应用^[22]。

为了提高深度学习模型的泛化能力并减少过拟合风险,研究者们采用了多种技术手段,如无监督预训练、迁移学习、正则化方法、早停策略以及数据增强技术等。在选择模型和设置超参数时,需要平衡模型的学习能力与过拟合风险。复杂模型虽然学习能力更强,但也更容易出现过拟合。目前,设计深度学习模型的具体方案缺乏明确的理论指导或经验法则。研究者通常根据训练集的统计特性和有效数据量,参考表现优异的现有模型,通过独立验证集或交叉验证逐步搜索最佳方案。模型结构搜索技术(neural architecture search, NAS)利用强化学习等方法自动探索最优架构,提供了一种更高效的解决方案^[23]。

4. 医学影像大模型: ChatGPT^[24]和 DeepSeek^[25]等大型语言模型(large language model, LLM)展示了卓越的涌现能力,能够通过少量或零示例完成复杂任务。LLM 通常先通过大规模无标注数据进行预训练,常见的代理任务包括掩码语言建模(masked language modeling)或下个词预测(next token prediction)等,再结合标注数据进行高质量微调。在多模态任务中,LLM 作为认知引擎,结合视觉编码器和模态对齐模块,实现视觉与文本的交互。CLIP 通过对比学习对齐图像与文本特征^[26]; LLaVA 则通过接入 CLIP 的视觉特征,结合 GPT-4 进行微调,在视觉问答和图像理解等任务上表现优异^[27]。

尽管通用领域的大模型具有强大的表征能力,但由于医学影像与自然图像存在显著差异,且缺乏医学领域的专业知识,这些模型在医学场景中的应用面临局限。为了更好地应对医学领域的细粒度任务,需结合医学数据特性与实际需求,通过针对性的适配训练优化模型参数。全量微调是常见的策略,通过在医学数据上调整大模型的全部参数,充分利用大模型的表征能力并使其适应特定应用场景。相对而言,参数高效微调(parameter-efficient fine-tuning, PEFT)则通过调整模型部分参数、或引

入轻量化模块来实现任务适配,通常能够显著降低计算资源和数据需求,适用于资源受限的环境。此外,强化学习策略也广泛应用于模型优化。例如,人类反馈强化学习(reinforcement learning from human feedback)结合专家反馈,提升模型的可解释性和用户满意度;AI 反馈强化学习(reinforcement learning from AI feedback)则利用 AI 系统生成反馈信号代替或补充人类反馈,以降低标注成本并提升优化效率。

在与大模型的交互过程中,提示(prompt)指用户提供给模型的输入,旨在引导模型生成特定类型或内容的输出。有效提示策略应确保指令清晰明确,减少歧义,帮助模型准确理解用户意图。用户可在反馈基础上不断优化提示,从而提升模型性能。提示工程(prompt engineering)通过优化输入结构与内容,激活预训练模型的隐性知识,在无需或仅需轻微微调模型参数的情况下,增强其对任务的理解与执行能力,提升下游任务表现。研究者们已提出多种策略以进一步提升模型在复杂任务中的表现和可解释性。例如,思维链提示(chain of thought),引导模型生成中间推理步骤,增强其逻辑推理能力^[28];自我优化提示,则通过引导模型自评并基于反馈不断迭代^[29]。

5. 模型评价:在医学影像 AI 研究中,模型评价需要综合考虑精度、稳定性、速度和实用性,并与现有临床指标和诊断方案对比。常用的分类指标包括准确性、敏感性、特异性和 F1 分数等。受试者工作特性(receiver operating characteristic, ROC)曲线及曲线下面积(area under curve, AUC)可量化模型的整体预测效能,校正曲线用于验证预测概率的校准程度,决策曲线分析评估模型在不同临床决策阈值下的效用。Kaplan-Meier 曲线则用于评估模型对患者生存期的分层能力。深度学习模型的可解释性分析通常通过特征图、激活图和 t-SNE 等方法进行。不确定性评估可通过贝叶斯网络或深度集成学习提高预测的可靠性^[30]。对于大量特征的统计检验,应注意多重比较导致的假阳性问题,可通过 Bonferroni 校正或错误发现率进行修正。对视觉-语言模型的评估可通过图像-文本配对、视觉问答和图像描述生成等任务考察视觉与语言的融合能力。

另一方面,严格的数据入组与排除标准有助于确保数据的临床相关性,从而提升研究结果的可靠

性与应用价值。模型应在不同病变亚组、跨中心数据集以及低质量数据环境中进行验证,以评估其在多样化临床场景中的稳定性。同时,模型的处理速度与操作简便性决定了其是否能够高效、便捷地融入临床工作流程。此外,人工评估与基于 AI 的评估逐步成为评估模型临床可行性和安全性的有力补充。例如,LLaVA-Med 通过 GPT-4 评估医学对话的准确性、帮助性、相关性和细节丰富性^[31]。

二、医学影像 AI 在胃肠道癌腹膜转移诊疗中的应用

医学影像 AI 在胃肠道癌腹膜转移的诊疗中正逐渐发挥作用。随着技术的不断进步,AI 在医学影像分析中的精确度和效率有了显著提高。通过自动化处理与定量分析胃肠道癌影像数据,AI 模型能够协助临床医生在术前预测腹膜转移的可能性和预测术后复发风险,并在术中辅助识别转移灶。

1. 腹膜转移预测:基于 CT 的影像学诊断是临床上判断腹膜转移的常规手段^[2]。腹膜转移阳性的 CT 征象包括大量腹水、网膜饼征和腹膜壁增厚等。然而,这些征象通常出现在腹膜转移晚期,被认为具有高特异性,但敏感性较低^[32]。

通过 AI 技术量化 CT 影像特征并构建预测模型,为提高术前腹膜转移预测精度提供了新途径。“种子土壤学说”认为,原发肿瘤的异质性及腹膜微环境(如癌细胞侵袭和血管生成等)共同促进了腹膜转移的发生与发展^[2]。基于该理论,Dong 等^[33]假设,同时分析原发肿瘤及潜在腹膜转移区域的影像特征,将有助于更精准地挖掘与隐匿性转移相关的关键信息。该研究提取原发肿瘤最大层面及其邻近腹膜区域的 CT 影像组学特征,并利用机器学习构建了原发肿瘤影像标签与邻近腹膜影像标签,最终研发出一种预测胃癌隐匿性腹膜转移的双区域影像组学模型。基于多中心数据的实验结果表明,该模型能够显著提高对临床上易漏判的隐匿性腹膜转移患者的预测能力;该研究同时也验证了 AI 技术在术前预测胃癌腹膜转移中的应用潜力^[34]。

在结直肠癌腹膜转移预测方面,AI 同样展示了巨大的潜力。Li 等^[35]提出了一种基于 CT 影像的临床-影像组学联合预测模型,通过结合结直肠癌患者的临床风险因素与影像特征,利用机器学习算法来增强对同步腹膜转移的预测能力。该模型提取了原发肿瘤和邻近淋巴结的影像特征构建影像

组学标签,进而结合患者的年龄、性别及癌胚抗原和糖类抗原(CA)19-9 等临床数据提高了整体预测精度。其在独立验证集上 AUC 达到 0.781,表现出优于单独使用影像数据或临床数据的预测性能。此外,Yuan 等^[36]开发了基于 ResNet-3D 网络和支持向量机的预测模型,通过将深度学习模型输出的预测值与 12 个腹膜转移特征及临床变量相结合,提高了对结直肠癌同步腹膜转移的预测准确性。该模型能够在短时间内处理大量 CT 影像数据,在测试集上的准确率达到 94.11%,AUC 值为 0.922,高于传统 CT 影像学的诊断水平。

2. 腹膜复发预测:腹膜复发是胃癌患者术后常见的复发形式,并且往往预示着不良的预后。随着胃癌治疗的进展,尽早识别可能发生腹膜复发的患者对临床决策至关重要。传统的影像学手段在预测腹膜复发方面存在一定的局限性,尤其是在术前阶段,通常无法提供足够准确的预测结果。

近年来,医学影像 AI 的应用为预测患者腹膜复发提供了新的可能性。通过从常规 CT 影像中提取肿瘤内外区域的定量特征,AI 能够识别与肿瘤异质性、微环境特征及癌细胞侵袭性等密切相关的特征,从而提高预测复发的准确性。Sun 等^[37]开展的多中心研究,通过分析术前 CT 影像中肿瘤内外区域的 584 个影像特征,综合考虑肿瘤的形态学、纹理特征以及微环境变化,利用机器学习算法筛选出与胃癌腹膜复发高度相关的特征,并构建了一个影像组学标签。该标签在不同验证队列中的 AUC 值均超过 0.72,表明其在预测腹膜复发方面具有较高的准确性。此外,通过 SHAP 值对影像特征的解释,研究者能够更加直观地理解每个特征在预测腹膜复发中的作用,从而增强了模型的可解释性和临床实用性。Jiang 等^[38]利用术前 CT 影像,结合深度学习算法,研发了一种多任务学习模型,用于同时预测胃癌患者的腹膜复发和无病生存期。该模型通过处理 CT 影像中的不同层次特征,综合分析不同尺度的肿瘤信息,实现了对腹膜复发的有效预测。试验结果显示,模型在训练集和验证集中的 AUC 值均达到了 0.84 以上,显著高于传统的肿瘤 TNM 分期等临床指标的预测效果。此外,该研究还发现,临床医生在利用 AI 模型辅助后,对预测腹膜复发的敏感性和准确性均有了显著提高。在预测患者的无病生存期方面,该模型同样展现了良好的预测能力,能够帮助

医生在临床上更好地评估患者的治疗方案,特别是对于术后是否需要辅助化疗的决策,能提供有效的支持。

对于结直肠癌,研究显示,有 4%~19% 的患者术后会发生腹膜转移^[39]。鉴于腹膜转移的预后不良,AI 辅助进行结直肠癌腹膜复发的早期预测和风险评估同样具有重要应用价值和前景。

3. 腹膜转移灶术中识别:腹腔镜手术作为胃肠道癌的常用微创术式,能够在直接视觉下对腹腔进行系统性检查。其中,腹膜转移灶的术中识别对癌症分期和治疗决策具有重要意义。然而,现有的手术方法常常因为医生的经验、手术环境及设备限制,导致对一些隐匿性转移灶的漏诊。

AI 技术已被引入术中影像分析,用于辅助医生在腹腔镜下进行转移灶的实时识别,显著提升了精准度和效率。Chen 等^[40]提出的 AiLES 系统基于语义分割算法,能够有效识别不同程度和不同部位的腹腔内转移灶,特别是针对微小、单一且隐匿的转移灶。AiLES 的核心技术依托于 ResNet-34 网络和残差反馈模块,能够在复杂的腹腔镜手术图像中精确捕捉难以识别的边界和不规则形态。在实验中,研究者对 AiLES 在识别单发、多发以及广泛转移灶时的表现进行了评估。在识别微小腹腔内转移灶时,AiLES 的 Dice 系数达到 0.87,而对于单个隐匿性腹膜病灶的识别,Dice 系数达到 0.90。此外,AiLES 在速度和实时性方面也具有优势,能够以每秒 11 帧的速度进行处理,确保在手术过程中不延误诊断。通过与外科医生初学者的对比研究,发现 AiLES 不仅能够帮助医生识别可能遗漏的微小病灶,还能显著提升手术效率和安全性。Schnelldorfer 等^[41]开发了一种基于深度学习的计算机辅助分期腹腔镜(computer assisted staging laparoscopic, CASL)系统,旨在提高对腹膜表面转移灶的术中识别准确性。该系统通过分析腹腔镜视频图像,自动识别和标注腹膜上的转移灶,辅助医生进行实时判断。他们的研究使用了 132 例胃肠道癌症患者的腹腔镜影像,并将 CASL 与肿瘤外科医生进行性能对比。在模拟环境中,CASL 对转移病灶的识别率提高了约 5%,同时减少了 28% 的不必要活检率,降低了患者的术中风险。未来,随着算法的不断优化和数据集的扩展,AI 有望在更多复杂的术中临床场景中发挥作用,进一步提升胃肠道癌腹膜转移灶的识别准确性和手术安全性。

三、医学影像 AI 的未来发展方向

医学影像 AI 在胃肠道癌腹膜转移的诊断和治疗中已展现出广泛的应用前景。未来的研究和应用将聚焦于如何进一步提升 AI 模型的预测能力和如何提高可解释性及可操作性,以便更好地融入临床工作流程,开展更严格的前瞻临床试验,并且探索在动态监测和治疗方案选择等新应用模式上的潜力。

1. AI 影像模型的预测能力:为了提升模型的预测能力,必须更加重视多模态数据的深度融合,包括影像学数据、临床数据以及基因组学^[42]、蛋白质组学^[43]、转录组学^[44]和腹水细胞病理^[45]等各类可能获得的检测数据。目前,医学多模态数据的整合主要依赖晚期融合策略,即各模态独立处理并得到标签后,通过加权平均或投票等方式进行融合。然而,这种策略可能无法充分挖掘模态间的互补性和交互信息,导致信息整合不够充分。近年来,多模态大模型和基础模型在整合和处理不同模态的数据方面取得了进展^[46-47];利用共享嵌入空间将各模态的数据映射到同一特征空间,降低模态间的异质性并减少对齐难度。此外,通过大规模跨模态数据集的预训练,模型能够学习跨模态通用表示,在部分模态缺失的情况下保持预测能力。然而,尽管大模型在自然语言处理领域取得了显著进展,但在影像数据分析方面仍存在不足。当前,多模态大语言模型发展最为迅速,通过视觉特征提取器将影像数据转化为向量,与语言信息进行统一建模。但是,这种简单的向量表示未必能充分刻画医学影像中的复杂表型特征。特别是腹部影像通常包含复杂的解剖结构和微小病变细节,依赖通用视觉特征提取器可能无法有效捕捉这些细微特征,影响表征能力。未来,结合大语言模型与大视觉模型的多模态系统有望更好地捕捉医学影像的细粒度特征,提升对腹膜转移影像表型的感知能力。同时,针对腹部影像特性的专用视觉特征提取器的设计,也将成为未来研究的重要方向。

2. AI 影像模型的临床融合:医学影像 AI 模型与临床工作流程的融合模式仍需进一步探索。一方面,尽管深度学习等复杂算法能够处理高维影像数据并进行预测,但其内部机制是复杂且不透明的,一定程度会影响临床医生对模型的信任度和应用性。模型甚至可能依赖与疾病无关的特征进行预测,或对数据的微小变化过于敏感,从而会增加

在实际应用中的错误风险。为解决这一问题,更多的解释性 AI 技术,如局部可解释模型无关解释、层次相关传播等,逐渐被应用于医学影像研究,帮助医生理解模型决策依据。未来研究可结合多种解释性技术并集成置信度校准和不确定性估计,以提升模型在临床决策中的可靠性^[48]。同时,应注重探索复杂特征的生物学意义以增强模型的临床接受度^[49]。提高可解释性不仅有助于增强信任,还能促进新疾病特征的发现,并推动医学创新。另一方面,为了实现临床决策的高效率支持,需要将模型分析结果与电子病历系统无缝衔接,并确保模型能够实时更新,基于最新临床数据优化预测结果。大模型的发展为此提供了机会,通过将分析结果转化为自然语言报告,能够帮助医生快速理解并提供个性化治疗建议^[50]。而且,通过检索增强与思维链增强等技术,大模型能结合最新临床试验和文献,提供更精准的诊疗建议。然而,需要注意的是,大模型在决策过程中可能产生虚假或误导性结果^[51]。除了通过可解释性技术增强透明度外,还需建立专家反馈闭环系统,减少幻觉影响并通过反馈优化模型。在微调阶段提高高质量数据样本的权重,并结合外部知识库实时校验结果,可以提高可靠性。此外,大模型还可能泄露隐私信息,需通过数据匿名化和严格审查等方式来降低风险。

3. AI 影像模型的应用探索:目前,医学影像 AI 相关工作主要为回顾性队列研究。为了验证模型的临床可推广性,需要通过临床试验在前瞻性多中心数据集中进行测试。而对应用效果的进一步验证,则需要开展干预性随机对照试验。通过比较试验组与对照组在治疗效果和患者获益方面的差异,可以评估模型在临床诊疗中的实际影响,从而判断其在真实临床环境中的有效性与可行性^[52]。此外,未来的研究应探索 AI 在更多临床任务类型中的潜力,进一步推动其与临床诊疗的深度融合。例如,腹膜转移的发生和进展是一个动态过程,通过多时间点的连续监测和 AI 的实时处理能力,能够对胃肠道癌的腹膜转移进行动态评估。AI 在随访中的应用也具有重要意义,通过监测患者腹腔内的影像学变化,能够及时发现转移或复发风险,为临床干预及时提供依据。此外,随着腹膜转移治疗方案的日益丰富和完善,未来需要基于 AI 模型预测和对比不同治疗方法的有效性,从而辅助医生为患者制定最佳治疗路径。

四、结语

胃肠道癌腹膜转移的精准诊疗是临床亟待突破的重大挑战。医学影像 AI 技术通过深度挖掘影像特征与疾病表型的潜在关联,为突破传统影像诊断的局限性提供了新思路。研究证实,影像组学和深度学习等 AI 方法在腹膜转移预测、腹膜复发风险评估及术中转移灶识别等任务上展现了突出的价值,其高精度、高效率的特点有望成为优化临床决策的潜在突破口。尽管当前研究在模型性能优化、可解释性提升及临床转化模式方面仍面临挑战,但随着多模态数据融合以及大模型等先进技术不断迭代,医学影像 AI 将为胃肠道癌腹膜转移的临床决策提供更透明而可靠的辅助支持。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参 考 文 献

- [1] Foster JM, Zhang C, Rehman S, et al. The contemporary management of peritoneal metastasis: a journey from the cold past of treatment futility to a warm present and a bright future[J]. *CA Cancer J Clin*, 2023,73(1):49-71. DOI: 10.3322/caac.21749.
- [2] 中国抗癌协会胃癌专业委员会. 胃癌腹膜转移诊治中国专家共识(2023版)[J]. *中华胃肠外科杂志*, 2023, 26(8):717-728. DOI: 10.3760/cma.j.cn441530-20230608-00196.
- [3] 关天培, 雷子颖, 崔书中. 结肠直肠癌腹膜转移防治临床研究[J]. *外科理论与实践*, 2021,26(1): 7-10. DOI: 10.16139/j.1007-9610.2021.01.002.
- [4] Kim SJ, Kim HH, Kim YH, et al. Peritoneal metastasis: detection with 16-or 64-detector row CT in patients undergoing surgery for gastric cancer[J]. *Radiology*, 2009, 253(2): 407-415. DOI: 10.1148/radiol.2532082272.
- [5] Li ZY, Tang L, Li ZM, et al. Four-Point computed tomography scores for evaluation of occult peritoneal metastasis in patients with gastric cancer: a region-to-region comparison with staging laparoscopy[J]. *Ann Surg Oncol*, 2020,27(4):1103-1109. DOI:10.1245/s10434-019-07812-y.
- [6] Xiao H, Zhou F, Liu X, et al. A comprehensive survey of large language models and multimodal large language models in medicine[J]. *Information Fusion*, 2024: 102888. DOI: 10.1016/j.inffus.2024.102888.
- [7] Wang Z, Fang M, Zhang J, et al. Radiomics and deep learning in nasopharyngeal carcinoma: a review[J]. *IEEE Rev Biomed Eng*, 2024, 17: 118-135. DOI: 10.1109/RBME.2023.3269776.
- [8] Cao R, Tang L, Fang M, et al. Artificial intelligence in gastric cancer: applications and challenges[J]. *Gastroenterol Rep (Oxf)*, 2022,10:goac064. DOI: 10.1093/gastro/goac064.
- [9] Zwanenburg A, Vallières M, Abdalah M A, et al. The image biomarker standardization initiative: standardized quantitative radiomics for high-throughput image-based phenotyping[J]. *Radiology*, 2020, 295(2): 328-338. DOI: 10.1148/radiol.2020191145.

- [10] Li Y, Han G, Wu X, et al. Normalization of multicenter CT radiomics by a generative adversarial network method[J]. *Phys Med Biol*, 2021, 66(5). DOI: 10.1088/1361-6560/ab8319.
- [11] Hou Q, Wang Y, Cao P, et al. A collaborative self-supervised domain adaptation for low-quality medical image enhancement[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2024, 43(7): 2479-2494. DOI: 10.1109/TMI.2024.3367367.
- [12] Azad R, Aghdam EK, Rauland A, et al. Medical image segmentation review: the success of u-net[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2024, 46(12): 10076-10095. DOI: 10.1109/TPAMI.2024.3435571.
- [13] Isensee F, Jaeger PF, Kohl S, et al. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation[J]. *Nat Methods*, 2021, 18(2): 203-211. DOI: 10.1038/s41592-020-01008-z.
- [14] Liu S, Fang M, Dong D, et al. Multi-task residual cross-attention network for tumor segmentation and lymph node metastasis prediction in cervical cancer[C]//2023 IEEE 20th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI). IEEE, 2023: 1-5. DOI: 10.1109/ISBI53787.2023.10230398.
- [15] Ma J, He Y, Li F, et al. Segment anything in medical images[J]. *Nat Commun*, 2024, 15(1): 654. DOI: 10.1038/s41467-024-44824-z.
- [16] Wesdorp NJ, Hellingman T, Jansma EP, et al. Advanced analytics and artificial intelligence in gastrointestinal cancer: a systematic review of radiomics predicting response to treatment[J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2021, 48(6): 1785-1794. DOI: 10.1007/s00259-020-05142-w.
- [17] Fu J, Fang M, Lin Z, et al. CT-based radiomics: predicting early outcomes after percutaneous transluminal renal angioplasty in patients with severe atherosclerotic renal artery stenosis[J]. *Vis Comput Ind Biomed Art*, 2024, 7(1): 1. DOI: 10.1186/s42492-023-00152-5.
- [18] Dong D, Fang MJ, Tang L, et al. Deep learning radiomic nomogram can predict the number of lymph node metastasis in locally advanced gastric cancer: an international multicenter study[J]. *Ann Oncol*, 2020, 31(7): 912-920. DOI: 10.1016/j.annonc.2020.04.003.
- [19] Berenguer R, Pastor-Juan M, Canales-Vázquez J, et al. Radiomics of CT features may be nonreproducible and redundant: influence of CT acquisition parameters[J]. *Radiology*, 2018, 288(2): 407-415. DOI: 10.1148/radiol.2018172361.
- [20] He X, Zhao K, Chu X. Auto ML: A survey of the state-of-the-art[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 212: 106622. DOI: 10.1016/j.knosys.2020.106622.
- [21] Dosovitskiy A. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale[J]. arXiv preprint arXiv: 2010.11929, 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2010.11929.
- [22] Liu Z, Lin Y, Cao Y, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 2021: 10012-10022. DOI: 10.1109/ICCV48922.2021.00986.
- [23] Ren P, Xiao Y, Chang X, et al. A comprehensive survey of neural architecture search: challenges and solutions[J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2021, 54(4): 1-34. DOI: 10.1145/3447582.
- [24] Brown T B, Mann B, Ryder N, et al. Language models are few-shot learners[J]. arXiv preprint arXiv: 2005.14165, 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2005.14165.
- [25] Liu A, Feng B, Wang B, et al. Deepseek-v2: a strong, economical, and efficient mixture-of-experts language model [J/OL]. arXiv preprint arXiv: 2405.04434, 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2405.04434.
- [26] Radford A, Kim J W, Hallacy C, et al. Learning transferable visual models from natural language supervision [J/OL]. arXiv preprint arXiv: 2103.00020, 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2103.00020.
- [27] Liu H, Li C, Li Y, et al. Improved baselines with visual instruction tuning [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2024: 26296-26306. DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.02484.
- [28] Singhal K, Azizi S, Tu T, et al. Large language models encode clinical knowledge[J]. *Nature*, 2023, 620(7972): 172-180. DOI: 10.1038/s41586-023-06291-2.
- [29] Madaan A, Tandon N, Gupta P, et al. Self-refine: Iterative refinement with self-feedback[J]. arXiv preprint arXiv: 2303.17651, 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2303.17651.
- [30] Faghani S, Moassefi M, Rouzrokh P, et al. Quantifying uncertainty in deep learning of radiologic images[J]. *Radiology*, 2023, 308(2): e222217. DOI: 10.1148/radiol.222217.
- [31] Li C, Wong C, Zhang S, et al. LLaVA-Med: training a large language-and-vision assistant for biomedicine in one day[J/OL]. arXiv preprint arXiv: 2306.00890, 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2306.00890.
- [32] Burbidge S, Mahady K, Naik K. The role of CT and staging laparoscopy in the staging of gastric cancer[J]. *Clin Radiol*, 2013, 68(3): 251-255. DOI: 10.1016/j.crad.2012.07.015.
- [33] Dong D, Tang L, Li ZY, et al. Development and validation of an individualized nomogram to identify occult peritoneal metastasis in patients with advanced gastric cancer[J]. *Ann Oncol*, 2019, 30(3): 431-438. DOI: 10.1093/annonc/mdz001.
- [34] Wang FH, Zhang XT, Tang L, et al. The Chinese Society of Clinical Oncology (CSCO): clinical guidelines for the diagnosis and treatment of gastric cancer, 2023[J]. *Cancer Commun (Lond)*, 2024, 44(1): 127-172. DOI: 10.1002/cac2.12516.
- [35] Li M, Sun K, Dai W, et al. Preoperative prediction of peritoneal metastasis in colorectal cancer using a clinical-radiomics model[J]. *Eur J Radiol*, 2020, 132: 109326. DOI: 10.1016/j.ejrad.2020.109326.
- [36] Yuan Z, Xu T, Cai J, et al. Development and validation of an image-based deep learning algorithm for detection of synchronous peritoneal carcinomatosis in colorectal cancer[J]. *Ann Surg*, 2022, 275(4): e645-e651. DOI: 10.1097/SLA.0000000000004229.
- [37] Sun Z, Wang W, Huang W, et al. Noninvasive imaging evaluation of peritoneal recurrence and chemotherapy benefit in gastric cancer after gastrectomy: a multicenter study[J]. *Int J Surg*, 2023, 109(7): 2010-2024. DOI: 10.1097/JS9.0000000000000328.
- [38] Jiang Y, Zhang Z, Yuan Q, et al. Predicting peritoneal recurrence and disease-free survival from CT images in gastric cancer with multitask deep learning: a

- retrospective study[J]. *Lancet Digit Health*, 2022, 4(5): e340-e350. DOI: 10.1016/S2589-7500(22)00040-1.
- [39] 中国医师协会结直肠肿瘤专业委员会腹膜肿瘤专业委员会. 结直肠癌腹膜转移预防和治疗腹腔用药中国专家共识 (V2019) [J/CD]. *中华结直肠疾病电子杂志*, 2019, 8(4): 329-335. DOI: 10.3877/cma.j.issn.2095-3224.2019.04.002.
- [40] Chen H, Gou L, Fang Z, et al. Artificial intelligence assisted real-time recognition of intra-abdominal metastasis during laparoscopic gastric cancer surgery[J]. *NPJ Digit Med*, 2025, 8(1): 9. DOI: 10.1038/s41746-024-01372-6.
- [41] Schnellendorfer T, Castro J, Goldar-Najafi A, et al. Development of a deep learning system for intraoperative identification of cancer metastases[J]. *Ann Surg*, 2024, 280(6): 1006-1013. DOI: 10.1097/SLA.0000000000006294.
- [42] Tanaka Y, Chiwaki F, Kojima S, et al. Multi-omic profiling of peritoneal metastases in gastric cancer identifies molecular subtypes and therapeutic vulnerabilities[J]. *Nat Cancer*, 2021, 2(9): 962-977. DOI: 10.1038/s43018-021-00240-6.
- [43] Chen Y, Cai G, Jiang J, et al. Proteomic profiling of gastric cancer with peritoneal metastasis identifies a protein signature associated with immune microenvironment and patient outcome[J]. *Gastric Cancer*, 2023, 26(4): 504-516. DOI: 10.1007/s10120-023-01379-0.
- [44] Zhao JJ, Ong CAJ, Srivastava S, et al. Spatially resolved niche and tumor microenvironmental alterations in gastric cancer peritoneal metastases[J]. *Gastroenterology*, 2024, 167(7): 1384-1398. e4. DOI: 10.1053/j.gastro.2024.08.007.
- [45] Su F, Sun Y, Hu Y, et al. Development and validation of a deep learning system for ascites cytopathology interpretation[J]. *Gastric Cancer*, 2020, 23(6): 1041-1050. DOI: 10.1007/s10120-020-01093-1.
- [46] Pai S, Bontempi D, Hadzic I, et al. Foundation model for cancer imaging biomarkers[J]. *Nat Mach Intell*, 2024, 6(3): 354-367. DOI: 10.1038/s42256-024-00807-9.
- [47] Chen Z, Chen Y, Sun Y, et al. Predicting gastric cancer response to anti-HER2 therapy or anti-HER2 combined immunotherapy based on multi-modal data[J]. *Signal Transduct Target Ther*, 2024, 9(1): 222. DOI: 10.1038/s41392-024-01932-y.
- [48] Mehrtaash A, Wells WM, Tempny CM, et al. Confidence calibration and predictive uncertainty estimation for deep medical image segmentation[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2020, 39(12): 3868-3878. DOI: 10.1109/TMI.2020.3006437.
- [49] Katiyar P, Schwenck J, Frauenfeld L, et al. Quantification of intratumoural heterogeneity in mice and patients via machine-learning models trained on PET-MRI data[J]. *Nat Biomed Eng*, 2023, 7(8): 1014-1027. DOI: 10.1038/s41551-023-01047-9.
- [50] Bhayana R. Chatbots and large language models in radiology: a practical primer for clinical and research applications[J]. *Radiology*, 2024, 310(1): e232756. DOI: 10.1148/radiol.232756.
- [51] Kim C, Gadgil SU, DeGrave AJ, et al. Transparent medical image AI via an image-text foundation model grounded in medical literature[J]. *Nat Med*, 2024, 30(4): 1154-1165. DOI: 10.1038/s41591-024-02887-x.
- [52] Moons KG, Altman DG, Reitsma JB, et al. Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis (TRIPOD): explanation and elaboration[J]. *Ann Intern Med*, 2015, 162(1): W1-W73. DOI: 10.7326/M14-0698.

· 读者 · 作者 · 编者 ·

本刊“胃肠新视野”栏目征稿启事

“胃肠新视野”栏目为本刊特设的视频栏目。视频内容通过“e-Surgery 伊索云®/医路有伴®平台”为我刊设置的“专区”呈现,大家可通过手机进行观看。同时,视频内容的相关文字内容(包括手术方式的介绍、新技术的创新背景、病例介绍、手术相关并发症的处理要点等)会在相应的杂志上刊登并附二维码。诚挚欢迎各位同道积极投稿,具体投稿要求如下。

1. 内容:主要为手术视频,侧重展示胃肠新技术、新术式以及术中并发症的处理等;并附相应的文字介绍(1000字左右)。

2. 视频:视频时长不超过9 min,视频附带解说,大小<1 GB,格式:MPEG、MOV、MP4、AVI或WMV。请注明解剖部位;无背景音乐,避免“花俏”转场。已发行的具有著作权的视频资料DVD不宜。

3. 本栏目的视频及文字内容请以“胃肠新视野栏目投稿”为主题,发至我刊 Email: china_gisj@vip.163.com。