肿瘤精准医学与转化研究 DOI:10.13406/j.cnki.cyxb.003841

超声结合影像组学与AI在胃肠间质瘤诊断及预后评估中的应用进展

刘 阳,贺雪梅
（重庆医科大学附属第一医院超声科,重庆 400016）

【摘 要】胃肠道间质瘤（gastrointestinal stromal tumors,GISTs）作为最常见的胃肠道间叶源性肿瘤,其早期诊断和精准评估对临床治疗至关重要。超声检查在GISTs的初步检测、血流动力学监测及预后评估中发挥着重要作用,但其表现复杂多样,增加了诊断难度。影像组学与人工智能（artificial intelligence,AI）技术显著提升了医学影像分析效率,有望提高诊断精度并为预后评估提供科学依据。本综述系统回顾了超声影像组学与AI技术在GISTs诊断及预后评估中的最新研究进展,重点探讨了其在早期诊断和危险度评估中的应用价值,希望能为优化临床决策提供理论支持。

【关键词】胃肠道间质瘤;影像组学;超声影像学;人工智能
【中图分类号】R454.3 【文献标志码】A 【收稿日期】2025-01-04

Advances in the application of ultrasound combined with radiomics and artificial intelligence in the diagnosis and prognostic evaluation of gastrointestinal stromal tumors

Liu Yang, He Xuemei
(*Department of Ultrasound, The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University*)

【**Abstract**】Gastrointestinal stromal tumors (GISTs) are the most common mesenchymal neoplasms of the gastrointestinal tract, and early diagnosis and accurate evaluation are of great significance for clinical treatment. Ultrasound examination plays an important role in the preliminary detection, hemodynamic monitoring, and prognostic assessment of GISTs, but the complex and diverse manifestations of GISTs have increased the difficulties in diagnosis. Radiomics and artificial intelligence (AI) have significantly improved the efficiency of medical imaging analysis, and they are expected to enhance diagnostic accuracy and provide a scientific basis for prognostic evaluation. This article systematically reviews the latest research advances in ultrasound-based radiomics and AI in the diagnosis and prognostic evaluation of GISTs, with a focus on their application value in early diagnosis and risk assessment, in order to provide theoretical support for optimizing clinical decision-making.

【**Key words**】gastrointestinal stromal tumors; radiomics; ultrasound imaging; artificial intelligence

胃肠间质瘤（gastrointestinal stromal tumors,GIST）是胃肠道最常见的间叶源性肿瘤,通常起源于Cajal间质细胞[1-2]。研究显示,约20%~30%的GIST表现为恶性,其他则具有不确定的侵袭性,可能导致转移[3]。GIST的生物学行为复杂多样,其风险分层与预后评估密切相关,是指导临床治疗和随访策略的重要依据。根据美国国立卫生研究院（National Institutes of Health,NIH）改良标准[4],高风险GIST患者易发生转移和复发,预后较差,而低风险患者则具有较好的长期生存率。通过精准风险分层,临床上能更好地评估患者预后,并制定个体化治疗和随访计划,从而改善患者预后并降低复发风险。因此,早期识别和管理恶性GIST对预后至关重要。

超声在GIST诊断及表征中发挥着重要作用,但对一些孤立的腹部肿块,仍需进一步活检或手术确认,这增加了出血和肿瘤扩散的风险[5]。此外,超声图像质量受操作者经验和设备性能影响,缺乏统一的标准验证流程。随着早期诊断和精准风险分层的需求增加,影像组学和人工智能（artificial intelligence,AI）逐渐应用于GIST的无创诊断与管理中。

影像组学和AI可通过医学影像提取定量数据,识别肿瘤微观特征并预测潜在生物学行为。如何将超声与两者结合,提高GIST诊断精度并评估患者预后,是当前研究热点之一。

作者介绍:刘 阳,Email:15882903383@163.com,研究方向:胃肠超声影像。
通信作者:贺雪梅,Email:406900598@qq.com。
基金项目:重庆市科学技术局自然科学基金面上资助项目（编号:2022NSCQ-MSX0133）;如影随形-胃肠微无创诊疗临床创新团队资助项目（编号:W0189）。
优先出版:https://link.cnki.net/urlid/50.1046.r.20250418.1611.008（2025-04-21）

1 超声在GIST诊断中的应用

腹部超声（ultrasound，US）是GIST影像学检查的常用方法，能清晰显示胃肠壁各层及病变，动态评估肿瘤的形态、大小、位置、边界、回声均匀性及血流信号，对GIST的检测及定位具有重要价值[6-9]。

相较于US，内镜超声（endoscopic ultrasound，EUS）能提供更精确的信息。根据欧洲胃肠内窥镜学会（European Society of Gastrointestinal Endoscopy，ESGE）和美国国立综合癌症网络（National Comprehensive Cancer Network，NCCN）指南，EUS是评估GIST恶性风险的最佳成像工具[10-11]，可清晰显示GIST的起始层（通常为固有肌层）、异质性及血管分布等细节，为评估肿瘤组织学特征及恶性潜力提供了重要依据[12-13]。

近年来，超声引导下穿刺技术在术前评估中应用广泛，不仅提高了GIST的诊断率，还能提供有丝分裂指数辅助风险分层[4,10-12]。然而，这些技术对设备和操作者要求较高，且存在取样误差，可能导致假阴性率升高或引发出血等并发症，进而影响风险分层的准确性。因此，临床亟需一种无创的术前预测方法，以评估GIST的恶性潜力[7]。已有研究表明，影像组学和AI技术能提高诊断准确性，并无创预测肿瘤恶性程度以评估患者的预后[14-17]。

2 超声影像组学在GIST中的应用

影像组学分析是一个多步骤的过程[18-20]，包括成像采集、病灶分割、特征提取、特征选择、模型构建及结果验证与临床解释等各个环节。首先，通过选择感兴趣区域（region of interest，ROI）进行图像分割，提取与肿瘤相关的纹理和形状特征。然后，采用统计方法计算纹理特征（如灰度共生矩阵），并根据空间关系进行分类。随后，筛选与诊断和预后最相关的特征，结合患者临床信息构建模型，并通过机器学习训练和优化模型，最终通过内部或外部验证来评估模型的可靠性和泛化能力。

已有研究表明（表1），影像组学模型在GIST诊断、鉴别诊断、风险分层和预后评估等方面表现优异[21-31]。

2.1 诊断与鉴别诊断

超声影像组学在GIST诊断方面被证明具有巨大潜力。已发表多项关于超声影像组学对GIST的诊断与鉴别诊断的研究。

Zhang XD等[21]开发并验证了一个基于EUS图像的影像组学模型，用于区分GISTs、平滑肌瘤和神经鞘瘤。该研究从肿瘤及固有肌层（muscularis propria，MP）区域提取了多种影像组学特征。研究通过计算ROC曲线下面积（area under curve，AUC）来评估模型的分类性能，AUC值越高，表示模型的预测准确性越好。其结果显示，结合肿瘤及MP特征的影像组学模型的诊断性能优于传统模型，AUC高达0.960，证明该模型能够有效帮助EUS专家进行无创诊断。

不同于Zhang XD等[21]利用支持向量机（upport vector machine，SVM）构建的超声影像组学模型，王卓然等[22]使用Pyradiomics软件提取肿瘤影像组学特征，并采用主成分分析（principal component analysis，PCA）、极致梯度提升树（extreme gradient boosting，XGBoost）、随机森林等算法进行特征筛选和建模。经过统计学验证，得到结论：基于PCA+XGBoost算法的模型对GIST和非GIST的预测效能最好，AUC高达0.874，但该研究只纳入了肿瘤灰阶超声的二维图像特征，缺少对其他特征的纳入与分析，这对模型的准确性有一定影响。

为了增强影像组学模型的临床实用性。Hu B等[23]将术前临床检查和血液学检查纳入超声影像组学模型的构建中，通过XGBoost算法开发并验证了一个GIST临床诊断模型，分析大多数患者在手术切除前完成的临床数据，该模型鉴别GIST与非GIST的精度达0.79。

表1 超声影像组学在GISTs中的研究总结及对比

文献	样本量	图像收集	模型构建	主要成果
Zhang XD等[21]	208例GIST，107例LMA，其他24例	EUS	SVM，LR，k最近邻和RF	联合诊断模型的AUC为0.953
王卓然等[22]	257例GIST，145例LMA，其他33例	EUS	SVM，PCA，LASSO，XGBoost，RF，RFE	PCA+XGBoost效果最佳，诊断模型的AUC为0.874
Hu B等[23]	90例GIST和其他334例	CT，EUS	XGBoost	诊断模型的AUC为0.77
Zhuo M等[27]	216例GIST	US	列线图	预测GIST风险分层的AUC为0.90
杨凡等[28]	204例GIST	胃充盈超声造影	XGBoost	联合模型预测GIST风险分层的AUC高达0.91
Cai MY等[29]	94例GIST，111例非GIST	EUS	AORMS框架	诊断GIST的AUC为0.762，风险分层的AUC为0.750
Li XY等[30]	915例GIST	EUS	RF	预测GIST风险分层的模型AUC为0.839
Zhuo ML等[31]	230例GIST	US	LR、SVM、RF、XGBoost、MLP	LR和SVM模型准确性最高。风险分层的AUC分别为0.881、0.879

注：样本量<100的研究结论需谨慎外推。EUS，内窥镜超声；CT，计算机断层扫描；US，超声；LMA，平滑肌瘤；AUC，曲线下面积；RF，随机森林；SVM，支持向量机；LR，逻辑回归；PCA，主成分分析；AORMS，自动优化放射组学特征影像组学建模系统；XGBoost，极端梯度提升树；MLP，多层感知器；LASSO，最小绝对收缩和选择算子；RFE，递归式特征消除

2.2　预后评估

GIST表现出不同程度的恶性潜力，较高的风险分类与较差的预后结果相关。根据NIH改良标准，肿瘤大小、有丝分裂计数和肿瘤破裂是评估复发和转移风险的关键因素[4]。虽然活检可获取有丝分裂计数以评估预后，但可能引发出血和肿瘤扩散[5,24]，且部分GIST因位置特殊难以进行内窥镜活检。因此，开发无创风险预测模型对GIST的早期识别和预后评估至关重要。

超声影像组学模型通过提取图像中的微观特征，分析肿瘤纹理，可评估肿瘤的血管化、纤维化和细胞密度等生物学特性，并准确预测高危GIST，优于传统的视觉评估[25-31]。

Zhuo M等[27]率先构建了基于US图像的影像组学风险分层模型（图1）。该模型结合了多变量logistic回归、特征降维和影像组学评分（radiomics score，Rad-Score），并通过影像组学列线图评估了模型的校准性、判别能力和临床实用性。结果表明，肿瘤大小和Rad-Score与GIST的恶性潜力显著相关，且列线图在验证队列中的AUC高达0.90，优于传统的临床超声列线图。然而，该研究并未比较特征提取和降维算法，因此选择的特征可能并非最优，这可能会影响模型的预测性能。

类似的，杨凡等[28]基于胃充盈超声造影的影像组学构建了GIST危险度分级的预测模型。该研究利用XGBoost算法，对模型在NIH危险度分级预测中的效果进行了比较。结果表明，联合模型优于单独的临床超声模型及超声影像组学模型，AUC高达0.87。因此，联合模型可有效辅助术前预测GIST危险度并辅助临床决策。

除外，Cai MY等[29]开发并验证了一种基于EUS图像的自动优化放射组学特征影像组学建模系统（automated optical recognition and measurement system，AORMS），如图2，该系统在区分小型GIST与非GIST（如平滑肌瘤、异位胰腺等）中表现出良好的诊断和风险分层能力。然而，由于主要针对<2 cm的黏膜下肿瘤（submucosal tumor，SMT），部分EUS特征被忽略，可能影响其性能。尽管AORMS前景广阔，但仍需进一步优化，且无法取代活检作为诊断的主要参考标准。

Li XY等[30]开发了基于超声影像组学特征的计算机辅助诊断（computer-aided diagnosis，CAD）系统，模型在独立测试集中的AUC为0.839，表现出良好的分类性能，但研究使用的视频图像丢失了大量信息，影响了模型性能。与此不同，Zhuo M等[31]提出了1种超声结合影像组学和5种机器学习算法的新方法（图3），可用于评估GIST的预后。研究发现，将EUS高危特征（如表面溃疡、囊性间隙等）与影像组学相结合，逻辑回归（logistic regression，LR）和SVM模型预测复发风险时优于影像科医生的主观评估（准确率分别为85.2%和69.1%）。

准确评估复发风险在临床实践中至关重要。高估风险可能导致不必要的创伤和经济负担，低估风险则可能导致治疗不足。超声影像组学可定量化影像特征以评估肿瘤侵袭性，支持风险分层，进而提供个性化治疗和更精确的预后评估。

2.3　局限性与未来方向

超声影像组学模型在诊断和分类中表现良好，但图像采集和处理的主观性（如ROI手动勾画）会增加ROI的差异性，降低可重复性，进而影响模型精度[21-22]。由于实验设计的局限性，一些模型设计仍需优化，如仅使用SVM分类器[22]进行分类预测，未与其他分类器比较；或未对特征提取和降维算法进行比较[27]，影响了模型的预测性能。

因此，未来应加强影像组学软件的优化和标准化，改进成像采集、特征提取和模型分析流程，以提高超声影像组学在诊断和分类中的适用性。

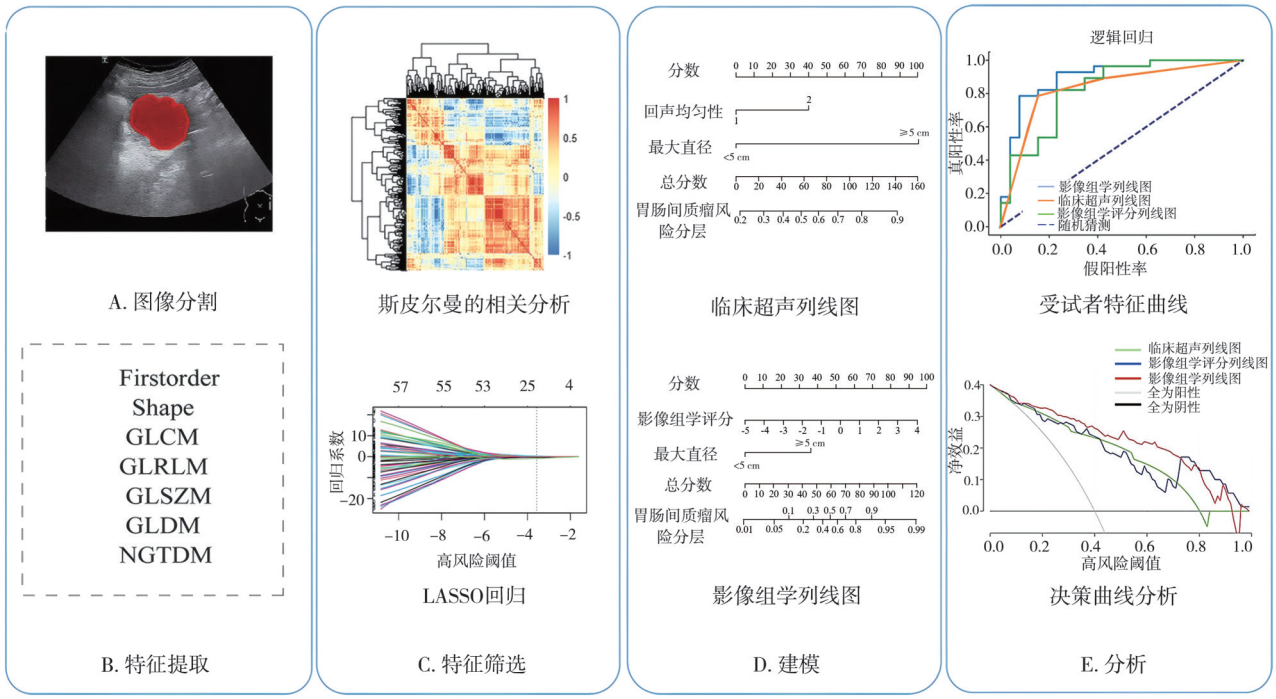
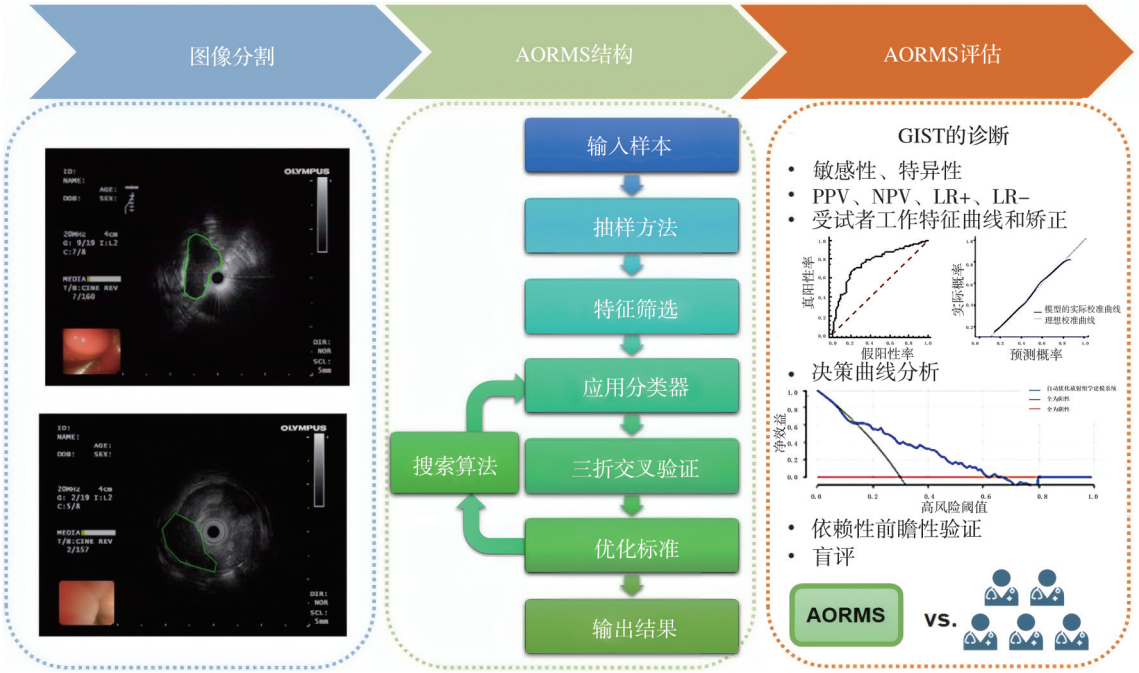


图1　影像组学步骤[27]



A. 图像分割　　B. AORMS框架图　　C. AORMS诊断性能评估

图2　实验工作流程概述[29]

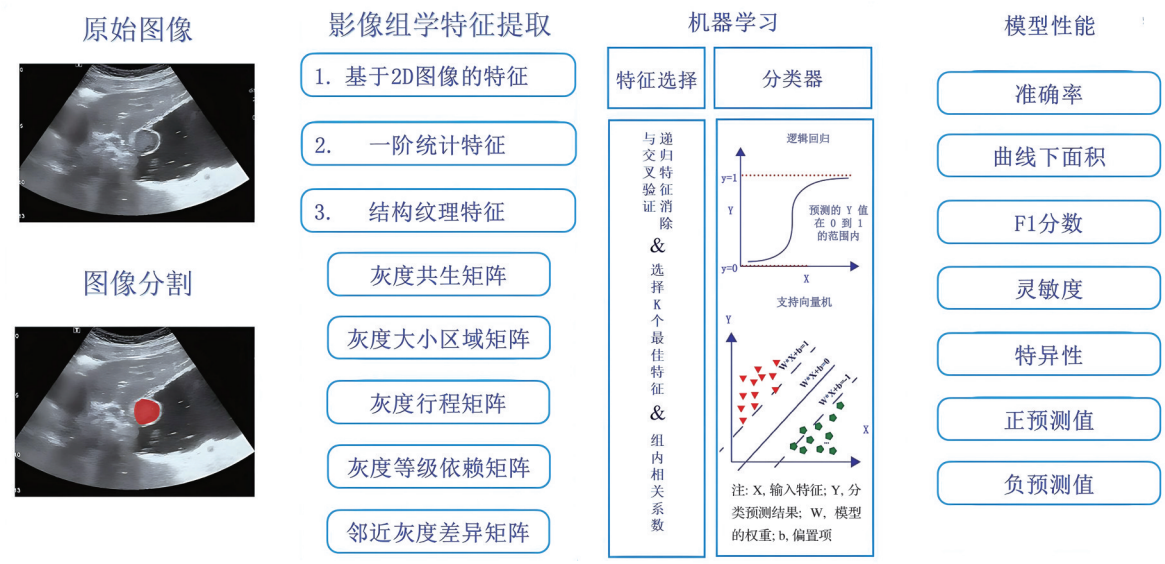


图3　影像组学分析的研究流程图[31]

3　AI与超声的协同作用与未来前景

近年来，AI技术显著提升了影像数据分析的精度和效率，尤其在恶性肿瘤检测中展现了广阔应用前景[32-34]。目前已有多种AI模型以辅助超声诊断GIST和评估预后（表2）。

3.1　EUS-AI模型

AI辅助的EUS诊断工具，尤其是在SMTs的诊断中，已被引入以克服传统诊断方法的局限性[38-40]。Zhang BL[49]及Ye XH[50]等的荟萃分析表明，AI辅助的EUS对GIST的诊断具有较高的敏感性和特异性，未来可能成为区分SMTs的有力工具。

Yang X等[35]开发了一种EUS-AI诊断模型，通过前瞻性研究和外部验证来区分GIST与平滑肌瘤。该AI诊断系统在内部队列中的AUC值达0.986，但在外部队列中仅为0.642，显示出较差的外部验证表现，表明其在异质性较大的临床环境应用中存在挑战。在同类研究中，Minoda Y等[36]证明了其EUS-AI系统对SELs≥20 mm有良好诊断率；但对SELs<20 mm的准确性，尤其是特异性较差。而Lu Y等[37]提出的基于ResNeSt50的EUS-AI模型在特异性上却有显著优

表2 AI结合超声在GISTs的研究总结及对比

研究编号	样本量	图像采集	模型构建	主要成果
Yang X等[35]	324例GIST，378例LMA	EUS	EUS-AI	诊断灵敏度、特异度、准确度分别为96.3%、93.1%和94%
Minoda Y等[36]	112例GIST，43例LMA，其他18例	EUS	EUS-AI	诊断准确性、灵敏度和特异性分别为94.4%、100%和86.1%
Lu Y等[37]	245例GIST，120例LMA，其他9例	EUS	EUS-AI	诊断敏感性、特异性、准确性分别为82.01%、68.22%、78.12%
Seven G等[38]	109例GIST，36例LMA	EUS	CNN	数据分为高风险组和低风险组时，模型的灵敏度、特异性和准确性高达99.7%、99.7%和99.6%
Kim YH等[39]	125例GIST，33例LMA，其他21例	EUS	CNN	诊断敏感性、特异性和准确性达83.0%、75.5%和79.2%
Liu J等[40]	263例GIST，251例LMA	EUS	CNN	诊断的敏感性、特异性、准确率分别为94.44%、95.92%，95.15%
Zhu C等[41]	450例GIST、285例LMA、241例GEP	EUS，WLE	MMP-AI	诊断的灵敏度、特异性和准确性分别为83.6%、83.3%和83.5%
Dong ZX等[42]	227例GIST，212例LMA	EUS	AI-aidEUS系统	诊断灵敏度90.3%，特异性93.0%，准确度91.7%
Zhuo M等[43]	245例GIST	US	DL模型	SegNeXt-ResNet18的效果最好。风险分层灵敏度、特异性和准确性分别为89.6%、85.2%和86.7%
Liu C等[44]	914例GIST	US	TN-USMA	风险分层灵敏度、特异性和准确性分别为84.4%、83.2%和83.4%
Lü C等[45]	59例GIST，48例LMA，其他13例	EUS	SVM	诊断灵敏度81.36%，特异性81.97%，准确率81.67%。
Iwai T等[46]	69例GIST、17例LMA，其他15例	EUS	EUS-CAD系统	诊断准确率为80.5%，灵敏度和特异性均为80.5%
Hirai K等[47]	287例GIST、70例LMA、其他62例	EUS	AI	诊断灵敏度达100%，准确性达95.1%
Tanaka H等[48]	42例GIST，11例LMA	CH-EUS	SiamMask	诊断敏感性、特异性和准确性分别为90.5%、90.9%和90.6%

注：样本量<100的研究结论需谨慎外推。CNN，卷积神经网络；GIST，胃肠道间质瘤；LMA，平滑肌瘤；WLE，白光内镜；MMP-AI，多模态、多路径人工智能系统；DL，深度学习；TN-USMA，三重归一化的深度学习框架；SVM，支持向量机；CH-EUS，超声造影谐波内镜；SiamMask，暹罗面具

势，且在测试集和外部验证集均优于人类。

3.2 深度学习模型

受大脑结构和功能的启发，深度学习，尤其是卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）模型[38-40]，可以分析实时图像特征并减轻操作人员的认知压力来诊断和评估GIST预后。

在最新研究里，Zhuo M等[43]开发了首个基于US图像预测GIST风险的深度学习（deep learning，DL）模型，能自动分割图像并进行风险分类，AUC高达92.5%。此外，Liu C等[44]构建的结合超声特异性预训练和元认知机制的DL风险分层模型，AUC为0.881，显著优于其他2种DL方法，展示了AI在GIST预后评估中的潜力。Seven G等[38]的基于CNN的AI模型能高效预测GIST恶性潜力，且在风险组划分中，敏感性、特异性和准确性均超过99%。

DL模型不仅在GIST风险分类以评估预后方面表现优异，在诊断中也展现了巨大潜力，Kim YH等[39]的CNN-CAD诊断系统在区分GIST、平滑肌瘤和神经鞘瘤时，敏感性、特异性和准确性分别为83.0%、75.5%和79.2%，优于人类组。Liu J等[40]的研究显示，CNN模型在EUS图像分析中的敏感性和特异性显著高于内镜医师，且读取时间更短，随着肿瘤体积增大，诊断准确性也随之提高。

与Kim YH等[39]和Minoda Y等[36]基于EUS图像进行二元分类的DL模型不同。Zhu C等[41]开发的多模态多路径AI系统，结合了白光内镜与EUS图像，并采用了基于注意力机制的ResNest50和递归神经网络。在GIST诊断的准确率达86.60%，然而，该研究不同病灶的样本量分布不均可能影响模型性能。此外，Dong ZX等[42]开发的CNN用于区分GIST和平滑肌瘤，相比Kim YH等[39]的研究，涉及患者更多，表现更好，敏感性、特异性和准确性分别为90.3%、93.0%和91.7%。

3.3 机器学习模型

除了DL模型，Lü C等[45]首次使用基于灰度梯度共生矩阵纹理特征的SVM分类器，成功区分GIST和良性胃间充质肿瘤，准确率、灵敏度、特异性分别为81.67%、81.36%、81.97%，明显优于内窥镜医师的平均诊断水平。同样的，在Iwai T等[46]的研究中，他们构建的EUS-CAD系统在GIST的鉴别诊断中取得了高达0.865的AUC。此外，该研究还验证了EUS-CAD系统在GIST风险分类中的可行性。与以往的二分类研究不同，Hirai K等[47]开发的EUS-CAD诊断系统结合临床和内窥镜特征，对5类肿瘤分类（GIST、平滑肌瘤、神经鞘瘤、神经内分泌肿瘤和异位胰腺）的准确性达到了

86.1%。此外，已有研究[48]证明基于增强谐波内窥镜超声的AI可评估造影剂增强均匀性和瘤间血管形态，以90.6%的准确率区分GIST和平滑肌瘤。

3.4 局限性与未来方向

尽管AI在GIST诊断及风险分类中表现优异，但开发过程中可能因机器或人为因素出现偏差。不同研究团队的AI模型训练方法各具优缺点。如CNN-CAD系统[38-39]无需单独提取EUS特征，智能便捷但依赖大量图像数据，限制了应用潜力；而基于纹理特征的SVM建模[45]则更适用于小样本数据集，其纹理特征提取与分类过程也更为透明易懂。

因此，未来应注重多样化训练数据、构建专用数据集、采用标准化验证方法，并加强AI模型性能的实时监控与更新[51]，以提高研究结果的外部有效性。

4 结 语

现有研究表明，超声联合AI与影像组学能显著提升GIST早期诊断和预后评估效能，但普遍存在单中心、小样本及回顾性设计等局限，易导致选择偏倚与统计误差，影响结果的可靠性。例如，不同研究样本量差距较大（从数十例到数百例不等），小样本研究（如n<100）可能高估模型性能或遗漏关键特征，限制外推普适性。此外，超声影像组学受限于图像采集主观性与特征选择复杂性，AI则面临高标注成本与模型不透明等挑战。

未来应开展更多大规模前瞻性多中心研究，整合不同地域、设备及人群特征，优化图像采集流程（如统一探头频率、图像切面等），以提高样本多样性与结论稳健性。

长远来看，超声与AI及影像组学的结合有望成为高效的临床辅助工具，既可辅助基层医师快速识别可疑病灶，减少漏诊；又能为经验丰富的临床团队提供风险分层等深度信息，推动诊疗模式从“经验驱动”向“数据驱动”转变。

参 考 文 献

[1] Blay JY, Kang YK, Nishida T, et al. Gastrointestinal stromal tumours[J]. Nat Rev Dis Primers, 2021, 7(1): 22.

[2] Dermawan JK, Rubin BP. Molecular pathogenesis of gastrointestinal stromal tumor: a paradigm for personalized medicine[J]. Annu Rev Pathol, 2022, 17: 323-344.

[3] Wen H, Huang Y, Huang S, et al. The long-term efficacy of imatinib with hepatic resection or other local treatment for gastrointestinal stromal tumours liver metastases: a retrospective cohort study[J]. Int J Surg, 2024, 110(4): 2151-2161.

[4] Joensuu H. Risk stratification of patients diagnosed with gastrointestinal stromal tumor[J]. Hum Pathol, 2008, 39(10): 1411-1419.

[5] Galluzzo A, Boccioli S, Danti G, et al. Radiomics in gastrointestinal stromal tumours: an up-to-date review[J]. Jpn J Radiol, 2023, 41(10): 1051-1061.

[6] Guo JJ, Tang XB, Qian QF, et al. Application of ultrasonography in predicting the biological risk of gastrointestinal stromal tumors[J]. Scand J Gastroenterol, 2022, 57(3): 352-358.

[7] Li TT, Li J, Hu ZY, et al. An ultrasound based method for predicting the malignant potential of primary gastrointestinal stromal tumors preoperatively[J]. Abdom Radiol, 2024, 49(12): 4189-4197.

[8] Yang F, Liu F, Wen L. Multimode ultrasound imaging of an anal canal gastrointestinal stromal tumour (GIST) [J]. Tech Coloproctol, 2024, 28(1): 61.

[9] Dong RX, Wang C, Zhou H, et al. Rare rectal gastrointestinal stromal tumor case: a case report and review of the literature[J]. World J Clin Cases, 2023, 11(28): 6797-6805.

[10] von Mehren M, Kane JM, Bui MM, et al. NCCN guidelines insights: soft tissue sarcoma, version 1.2021[J]. J Natl Compr Canc Netw, 2020, 18(12): 1604-1612.

[11] Casali PG, Blay JY, Abecassis N, et al. Gastrointestinal stromal tumours: ESMO-EURACAN-GENTURIS Clinical Practice Guidelines for diagnosis, treatment and follow-up[J]. Ann Oncol, 2022, 33(1): 20-33.

[12] Jacobson BC, Bhatt A, Greer KB, et al. ACG clinical guideline: diagnosis and management of gastrointestinal subepithelial lesions[J]. Am J Gastroenterol, 2023, 118(1): 46-58.

[13] Goto O, Kaise M, Iwakiri K. Advancements in the diagnosis of gastric subepithelial tumors[J]. Gut Liver, 2022, 16(3): 321-330.

[14] Zhang D, Wu C, Yang Z, et al. The application of artificial intelligence in EUS[J]. Endosc Ultrasound, 2024, 13(2): 65-75.

[15] Wu Y, Ramai D, Smith ER, et al. Applications of artificial intelligence in gastrointestinal endoscopic ultrasound: current developments, limitations and future directions[J]. Cancers (Basel), 2024, 16(24): 4196.

[16] Wu S, Yue M, Zhang J, et al. The role of artificial intelligence in accurate interpretation of HER2 immunohistochemical scores 0 and 1+ in breast cancer[J]. Mod Pathol, 2023, 36(3): 100054.

[17] Foersch S, Glasner C, Woerl AC, et al. Multistain deep learning for prediction of prognosis and therapy response in colorectal cancer[J]. Nat Med, 2023, 29(2): 430-439.

[18] Guiot J, Vaidyanathan A, Deprez L, et al. A review in radiomics: Making personalized medicine a reality *via* routine imaging[J]. Med Res Rev, 2022, 42(1): 426-440.

[19] Vicini S, Bortolotto C, Rengo M, et al. A narrative review on current imaging applications of artificial intelligence and radiomics in oncology: focus on the three most common cancers[J]. La Radiol Med, 2022, 127(8): 819-836.

[20] McCague C, Ramlee S, Reinius M, et al. Introduction to radiomics for a clinical audience[J]. Clin Radiol, 2023, 78(2): 83-98.

[21] Zhang XD, Zhang L, Gong TT, et al. A combined radiomic model distinguishing GISTs from leiomyomas and schwannomas in the stomach based on endoscopic ultrasonography images[J]. J Appl Clin Med Phys, 2023, 24(7): e14023.

[22] 王卓然，张贤达，曹羽成，等. 基于超声内镜影像组学和机器学习的胃肠道间质瘤与非胃肠道间质瘤鉴别方法[J]. 海军军医大学学报，2024，45(1)：21-28.
Wang ZR, Zhang XD, Cao YC, et al. Differentiating gastrointestinal stromal tumors from non-gastrointestinal stromal tumors based on endoscopic ultrasound radiomics and machine learning[J]. Acad J Naval Med Univ, 2024, 45(1): 21-28.

[23] Hu B, Wang C, Jiang K, et al. Development and validation of a novel diagnostic model for initially clinical diagnosed gastrointestinal stromal tumors using an extreme gradient-boosting machine[J]. BMC Gastroenterol, 2021, 21(1): 481.

[24] Demetri GD, von Mehren M, Antonescu CR, et al. NCCN Task Force report: update on the management of patients with gastrointestinal stromal tumors[J]. J Natl Compr Canc Netw, 2010, 8(Suppl 2): S1-41; quizS42-4.

[25] Xiao X, Han X, Sun Y, et al. Development and interpretation of a multimodal predictive model for prognosis of gastrointestinal stromal tumor[J]. NPJ Precis Oncol, 2024, 8(1): 157.

[26] Lin JX, Wang FH, Wang ZK, et al. Prediction of the mitotic index and preoperative risk stratification of gastrointestinal stromal tumors with CT radiomic features[J]. La Radiol Med, 2023, 128(6): 644-654.

[27] Zhuo M, Guo J, Tang Y, et al. Ultrasound radiomics model-based nomogram for predicting the risk Stratification of gastrointestinal stromal tumors[J]. Front Oncol, 2022, 12: 905036.

[28] 杨 凡,刘春伟,张 岱,等. 基于胃充盈超声造影下的影像组学构建胃间质瘤NIH危险度分级预测模型[J]. 中华超声影像学杂志, 2023, 32(12): 1062-1069.
Yang F, Liu CW, Zhang D. Prediction model of NIH risk stratification for gastrointestinal stromal tumor based on ultrasonographic radiomics by oral contrast enhanced ultrasonography[J]. Chin. J. Ultrasonogr, 2023, 32(12): 1062-1069.

[29] Cai MY, Song BH, Deng YH, et al. Automatically optimized radiomics modeling system for small gastric submucosal tumor (<2 Cm) discrimination based on EUS images[J]. Gastrointest Endosc, 2024, 99(4): 537-547.

[30] Li XY, Jiang F, Guo Y, et al. Computer-aided diagnosis of gastrointestinal stromal tumors: a radiomics method on endoscopic ultrasound image[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2019, 14(10): 1635-1645.

[31] Zhuo ML, Tang Y, Guo JJ, et al. Predicting the risk stratification of gastrointestinal stromal tumors using machine learning-based ultrasound radiomics[J]. J Med Ultrason, 2024, 51(1): 71-82.

[32] Qi Y, Liu Y, Luo J. Recent application of Raman spectroscopy in tumor diagnosis: from conventional methods to artificial intelligence fusion[J]. PhotoniX, 2023, 4(1): 22.

[33] Khalighi S, Reddy K, Midya A, et al. Artificial intelligence in neuro-oncology: advances and challenges in brain tumor diagnosis, prognosis, and precision treatment[J]. NPJ Precis Oncol, 2024, 8(1): 80.

[34] Hossain S, Chakrabarty A, Gadekallu TR, et al. Vision transformers, ensemble model, and transfer learning leveraging explainable AI for brain tumor detection and classification[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2024, 28(3): 1261-1272.

[35] Yang X, Wang H, Dong Q, et al. An artificial intelligence system for distinguishing between gastrointestinal stromal tumors and leiomyomas using endoscopic ultrasonography[J]. Endoscopy, 2022, 54(3): 251-261.

[36] Minoda Y, Ihara E, Fujimori N, et al. Efficacy of ultrasound endoscopy with artificial intelligence for the differential diagnosis of non-gastric gastrointestinal stromal tumors[J]. Sci Rep, 2022, 12(1): 16640.

[37] Lu Y, Wu J, Hu M, et al. Artificial intelligence in the prediction of gastrointestinal stromal tumors on endoscopic ultrasonography images: development, validation and comparison with endosonographers[J]. Gut Liver, 2023, 17(6): 874-883.

[38] Seven G, Silahtaroglu G, Seven OO, et al. Differentiating gastrointestinal stromal tumors from leiomyomas using a neural network trained on endoscopic ultrasonography images[J]. Dig Dis, 2022, 40(4): 427-435.

[39] Kim YH, Kim GH, Kim KB, et al. Application of A convolutional neural network in the diagnosis of gastric mesenchymal tumors on endoscopic ultrasonography images[J]. J Clin Med, 2020, 9(10): E3162.

[40] Liu J, Huang J, Song Y, et al. Differentiating gastrointestinal stromal tumors from leiomyomas of upper digestive tract using convolutional neural network model by endoscopic ultrasonography[J]. J Clin Gastroenterol, 2024, 58(6): 574-579.

[41] Zhu C, Hua Y, Zhang M, et al. A multimodal multipath artificial intelligence system for diagnosing gastric protruded lesions on endoscopy and endoscopic ultrasonography images[J]. Clin Transl Gastroenterol, 2023, 14(10): e00551.

[42] Dong ZX, Zhao XY, Zheng HB, et al. Efficacy of real-time artificial intelligence-aid endoscopic ultrasonography diagnostic system in discriminating gastrointestinal stromal tumors and leiomyomas: a multicenter diagnostic study[J]. eClinicalMedicine, 2024, 73: 102656.

[43] Zhuo M, Chen X, Guo J, et al. Deep learning-based segmentation and risk stratification for gastrointestinal stromal tumors in transabdominal ultrasound imaging[J]. J Ultrasound Med, 2024, 43(9): 1661-1672.

[44] Liu C, Qiao M, Jiang F, et al. TN-USMA Net: Triple normalization-based gastrointestinal stromal tumors classification on multicenter EUS images with ultrasound-specific pretraining and meta attention[J]. Med Phys, 2021, 48(11): 7199-7214.

[45] Lü C, Chen H, Huang P, et al. Application of computer-assisted endoscopic ultrasonography based on texture features in differentiating gastrointestinal stromal tumors from benign gastric mesenchymal tumors[J]. Turk J Gastroenterol, 2024, 35(5): 366-373.

[46] Iwai T, Kida M, Okuwaki K, et al. Deep learning analysis for differential diagnosis and risk classification of gastrointestinal tumors[J]. Scand J Gastroenterol, 2024, 59(8): 925-932.

[47] Hirai K, Kuwahara T, Furukawa K, et al. Artificial intelligence-based diagnosis of upper gastrointestinal subepithelial lesions on endoscopic ultrasonography images[J]. Gastric Cancer, 2022, 25(2): 382-391.

[48] Tanaka H, Kamata K, Ishihara R, et al. Value of artificial intelligence with novel tumor tracking technology in the diagnosis of gastric submucosal tumors by contrast-enhanced harmonic endoscopic ultrasonography[J]. J Gastroenterol Hepatol, 2022, 37(5): 841-846.

[49] Zhang BL, Zhu FP, Li P, et al. Artificial intelligence-assisted endoscopic ultrasound in the diagnosis of gastrointestinal stromal tumors: a meta-analysis[J]. Surg Endosc, 2023, 37(3): 1649-1657.

[50] Ye XH, Zhao LL, Wang L. Diagnostic accuracy of endoscopic ultrasound with artificial intelligence for gastrointestinal stromal tumors: a meta-analysis[J]. J Dig Dis, 2022, 23(5/6): 253-261.

[51] Gichoya JW, Thomas K, Celi LA, et al. AI pitfalls and what not to do: mitigating bias in AI[J]. Br J Radiol, 2023, 96(1150): 20230023.

（责任编辑：李青颖）

本文引用格式：

刘 阳，贺雪梅. 超声结合影像组学与AI在胃肠间质瘤诊断及预后评估中的应用进展[J]. 重庆医科大学学报，2025，50(7)：898-904.