

## 腔内镜与MR影像的配准融合算法在胃肠道疾病中的应用

韩冰, 丁秀婷

北京大学第三医院秦皇岛医院消化内科, 河北 秦皇岛 066000

**【摘要】目的:**开发一种鲁棒、精准的腔内镜-MR影像配准融合算法,并系统验证其在胃肠道肿瘤精确定位与边界界定、炎症性肠病评估等临床场景中的应用价值,以推动多模态影像融合在消化内镜领域的实用化进程。**方法:**提出一种基于混合特征与深度强化学习的非刚性配准框架(Hybrid-DRL)。采用包含120例患者的配对腔内镜(白光、窄带成像、蓝光成像模式)与三维T<sub>2</sub>加权MR影像数据集进行训练与测试。算法首先提取基于深度学习的稠密特征图与改进的加速稳健特征关键点作为混合特征,随后通过近端策略优化深度强化学习代理优化非刚性形变场参数。**结果:**该算法的平均靶点配准误差相比传统基于互信息的算法和单纯基于深度学习的VoxelMorph算法显著降低( $P<0.01$ )。在临床应用中,融合影像使早期胃癌边界的观察者间一致性从0.72提高至0.91,并辅助发现12%的病例存在传统内镜难以识别的黏膜下浸润迹象。**结论:**提出的Hybrid-DRL算法能有效实现腔内镜与MR影像的高精度配准,并在提升胃肠道疾病诊疗精准性方面具有明确价值,为胃肠道疾病的精准诊疗提供了可靠的技术框架与实证依据,为多模态智能融合从算法创新向临床实用转化提供关键支持。

**【关键词】**医学影像配准;多模态融合;腔内镜;磁共振成像;胃肠道疾病;深度学习;计算机辅助诊断

**【中图分类号】**R318

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2026)07-0910-06

## Application of endoscopic and MRI image registration and fusion algorithm in gastrointestinal diseases

HAN Bing, DING Xiuting

Department of Gastroenterology, Qinhuangdao Hospital, Peking University Third Hospital, Qinhuangdao 066000, China

**Abstract: Objective** To develop a robust and precise registration and fusion algorithm for endoscopic and MRI images, and systematically validate its application potential in clinical scenarios including precise localization and boundary definition of gastrointestinal tumors and the evaluation of inflammatory bowel diseases, thereby promoting the practical application of multimodal image fusion in digestive endoscopy. **Methods** A non-rigid registration framework (Hybrid-DRL) was established based on hybrid features and deep reinforcement learning. A paired dataset consisting of endoscopic images (white light, narrow band imaging, and blue light imaging modes) and three-dimensional T<sub>2</sub>-weighted MR images from 120 patients was used for model training and testing. The algorithm first extracted dense feature maps based on deep learning and improved speeded up robust features key points to construct hybrid features, and then optimized non-rigid deformation field parameters through the proximal policy optimization-based deep reinforcement learning agent. **Results** The average target registration error of the proposed algorithm was significantly lower than that of the traditional mutual information-based algorithm and the deep learning-based VoxelMorph algorithm ( $P<0.01$ ). In clinical applications, the fusion images improved the inter-observer consistency of boundary observation for early gastric cancer from 0.72 to 0.91, and assisted in detecting 12% of cases with submucosal infiltration signs that were difficult to identify by traditional endoscopy. **Conclusion** The proposed Hybrid-DRL algorithm can effectively achieve high-precision registration of endoscopic and MRI images, and possesses promising value in improving the diagnostic and therapeutic accuracy of gastrointestinal diseases. These findings provide a reliable technical framework and empirical basis for the precise diagnosis and treatment of gastrointestinal diseases, as well as key support for the transformation of multimodal intelligent fusion from algorithm innovation to clinical application.

**Keywords:** medical image registration; multimodal fusion; endoscopy; magnetic resonance imaging; gastrointestinal disease; deep learning; computer-aided diagnosis

**【收稿日期】**2026-03-01

**【基金项目】**河北省医学科学研究课题(20241389)

**【作者简介】**韩冰, 硕士研究生, 主治医师, 研究方向: 肝硬化发病机制及治疗, E-mail: H80295b@163.com

**【通信作者】**丁秀婷, 主任医师, 研究方向: 肝硬化发病机制及治疗, E-mail: 13803240800@163.com

## 前言

胃肠道疾病是全球范围内发病率与死亡率居高的疾病谱系,早期精准诊断及病灶完整切除是改善患者预后的关键手段<sup>[1]</sup>。消化内镜作为临床一线诊疗工具,可清晰呈现黏膜表面的细微结构,却难以精准评估病变浸润深度、腔外毗邻关系等关键信息;磁共振成像(MRI)凭借多序列成像优势,能无创提供胃肠道壁全层及周围组织的高对比度影像,却无法显示黏膜表面的颜色与纹理变化,二者的配准融合可构建兼具表面细节与深层解剖信息的“透视”视野,具有重要的临床应用价值<sup>[2-3]</sup>。医学影像跨模态配准技术虽历经数十年发展,经典的基于信息论的方法在处理局部非线性形变时效果受限,基于深度学习的配准方法展现出显著性能优势,但现有研究多聚焦于内镜与CT的融合,内镜与MRI的配准因器官动态形变剧烈、图像外观差异极端、尺度视角不匹配等问题,相关探索较少且面临巨大挑战<sup>[4-5]</sup>。同时,现有研究普遍存在动态形变建模不足、算法鲁棒性有限、缺乏临床导向的系统验证、实时性难以满足临床需求等短板<sup>[6]</sup>。针对上述问题,本研究提出混合特征驱动的配准框架,引入强化学习动态优化策略,构建并开源多中心多模式配对数据集,开展面向肿瘤边界界定、炎症评估等临床任务的系统性验证,以期为胃肠道疾病精准诊疗提供技术支撑。

## 1 腔内镜与MR影像配准融合的理论基础与技术体系

### 1.1 相关影像模态特性分析

**1.1.1 腔内镜影像** 腔内镜影像为胃肠道腔道内直视成像,可采集白光、窄带成像(NBI)、蓝光成像(BLI)等多模式图像,能清晰呈现黏膜表面的细微纹理、血管形态、色泽变化及微小病灶,是黏膜表面病变诊断的金标准<sup>[7-8]</sup>。其成像特点为二维平面视角,存在镜头畸变、光照不均等问题,且受胃肠道蠕动、呼吸运动影响,图像序列具有动态性;同时仅能反映黏膜表层信息,无法穿透管壁显示病变浸润深度、腔外毗邻组织关系,对黏膜下病变的评估存在局限性<sup>[9-10]</sup>。

**1.1.2 MR影像** MR为无创的三维容积成像,本研究采用三维T<sub>2</sub>加权序列,可清晰显示胃肠道壁全层解剖结构、病变的浸润深度与范围,以及周围组织、淋巴结的受累情况,为病变的深层解剖评估提供关键信息。其成像具有高软组织对比度、多方位成像的优势,能构建胃肠道腔道的三维表面模型;但无法呈现黏膜表面的颜色、纹理等细微特征,对黏膜表层微小病变的辨识度低,且成像存在体素分辨率限制,空间细节与内镜影像

存在尺度、视角不匹配问题,同时易受呼吸、胃肠道蠕动等生理运动干扰产生伪影<sup>[11-12]</sup>。

### 1.2 配准融合的数学与物理模型

配准问题的本质是寻找一个最优的空间变换 $T$ ,使得浮动图像 $M$ 与参考图像 $I$ 达到最佳对齐<sup>[13]</sup>。对于腔内镜与MR影像的跨模态非刚性配准,需同时解决极端外观差异与复杂生理形变两大挑战。

**1.2.1 非刚性变换模型** 基于 $B$ 样条的自由形变(FFD),本研究采用基于3次 $B$ 样条的FFD模型参数化位移场 $\mathbf{u}(\mathbf{x})$ ,其优势在于具有良好的局部控制能力、计算效率及固有的 $C^2$ 连续性。

空间变换定义为:

$$T(\mathbf{x}) = \mathbf{x} + \mathbf{u}(\mathbf{x}) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x} = (x, y, z)^T \in \Omega \subset R^3$ 为空间坐标, $\mathbf{u}(\mathbf{x})$ 为位移场。

位移场由均匀分布的控制点网格 $\phi_{i,j,k}$ 与3次 $B$ 样条基函数张量积构成:

$$\mathbf{u}(\mathbf{x}) = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 B_l(u) B_m(v) B_n(w) \cdot \phi_{l+j, m+k, n} \quad (2)$$

其中, $(i, j, k)$ 为控制点网格索引, $(u, v, w)$ 为局部参数坐标, $B_l(\cdot)$ 为3次 $B$ 样条基函数。

**1.2.2 混合相似性** 测度对于腔内内镜与MR影像的极端跨模态配准,单一相似性测度难以同时捕获深层语义对应与局部强度关联。因此,本研究设计如下混合相似性测度:

$$S_{\text{hybrid}} = \alpha \cdot S_{\text{feature}}(\mathbf{F}_I, \mathbf{F}_{M \circ T}) + \beta \cdot S_{\text{intensity}}(I, M \circ T) - \gamma \cdot R(T) \quad (3)$$

(1)特征相似性项 $S_{\text{feature}}$ 采用预训练深度网络提取的稠密特征图进行跨模态语义对齐。 $I$ 为内镜图像, $M \circ T$ 为经变换 $T$ 重采样后的MR图像,经ResNet-50骨干网络分别提取内镜图像的深度特征图 $\mathbf{F}_I \in R^{H \times W \times C}$ 与变换后MR图像的深度特征图 $\mathbf{F}_{M \circ T} \in R^{H \times W \times C}$ ,则特征相似性采用归一化余弦相似度:

$$S_{\text{feature}}(\mathbf{F}_I, \mathbf{F}_{M \circ T}) = \frac{1}{HW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W \frac{\mathbf{F}_I(i, j) \cdot \mathbf{F}_{M \circ T}(i, j)}{\|\mathbf{F}_I(i, j)\| \|\mathbf{F}_{M \circ T}(i, j)\|} \quad (4)$$

其中, $H, W$ 为特征图的空间尺寸, $C$ 为特征通道数, $\mathbf{F}_I$ 为内镜图像的深度特征图, $\mathbf{F}_{M \circ T}$ 为变换后MR图像的深度特征图, $\mathbf{F}(i, j)$ 为对应特征图上 $(i, j)$ 位置的 $C$ 维向量。

(2)强度相似性项 $S_{\text{intensity}}$ 在特征对齐的基础上,引入归一化互相关(Normalized Cross-Correlation, NCC)的变体以约束局部强度一致性:

$$S_{\text{intensity}}(I, M \circ T) = \frac{\sum_{\mathbf{x} \in \Omega_w} (I(\mathbf{x}) - \bar{I})(M \circ T(\mathbf{x}) - \overline{M \circ T})}{\sqrt{\sum_{\mathbf{x} \in \Omega_w} (I(\mathbf{x}) - \bar{I})^2} \cdot \sqrt{\sum_{\mathbf{x} \in \Omega_w} (M \circ T(\mathbf{x}) - \overline{M \circ T})^2}} \quad (5)$$

其中,  $\Omega_w$  为局部图像块,  $\bar{I}$  与  $\bar{M} \circ T$  分别为对应块内的均值强度。NCC对线性灰度变化具有鲁棒性,适用于跨模态强度关系的局部建模。

(3)正则化项  $R(T)$  为惩罚形变场的过度扭曲并保证物理合理性,引入的弯曲能量正则化。

(4)权重系数  $\alpha, \beta, \gamma$  通过交叉验证确定。在训练集上采用网格搜索策略,以最小化验证集 TRE 为目标,以确定  $\alpha, \beta, \gamma$ , 该配置强调特征相似性的主导作用,同时保留强度约束与平滑性惩罚。

### 1.3 技术流程框架

本研究提出的完整配准融合流程如图1所示,主要包括以下4个阶段。①数据预处理:对内镜图像进行镜头畸变校正、光照归一化和图像增强;对MR图像进行各向同性重采样、胃肠道腔道分割与三维表面网格重建。②特征提取与匹配:并行提取内镜帧的混合特征和MR表面模型的对应特征,并进行初步的稀疏匹配。③形变场优化:以匹配点对为约束,利用深度强化学习代理在FFD控制网格空间中进行搜索,优化形变场参数,最大化  $S_{\text{hybrid}}$ 。④融合可视化:将配准后的内镜纹理“粘贴”到MR三维模型表面,或以内镜图像为前景、MR切面为背景进行融合显示,并可实现增强现实效果。

## 2 腔内镜-MR 影像配准融合算法设计

### 2.1 算法总体设计

算法总体设计核心目标是解决在复杂形变和外观差异下,实现局部内镜图像与全局MR模型的鲁棒、精确配准。算法设计遵循“由粗到细”、“特征与强度相结合”的原则。

### 2.2 核心算法详述:Hybrid-DRL

**2.2.1 混合特征提取模块** (1)稠密语义特征:使用在ImageNet和大规模内镜图像数据集上预训练的ResNet-50作为骨干网络,去除最后全连接层,提取conv5\_x层的特征图。该特征图编码了图像的深层语义信息(如组织类型、血管模式),对光照和颜色变化不敏感。(2)改进的几何特征:采用一种改进的加速稳健特征(SURF)算法,特征点阈值设为0.008,描述子维度从64维优化为128维,在提取关键点时,结合内镜图像的深度估计图(通过单目深度估计网络获得)进行尺度归一化,提高特征在透视变化下的稳定性。随后,为每个关键点计算基于深度特征描述符,形成混合描述子。改进后特征匹配正确率由72.3%提升至89.6%,外点率由27.7%降至10.4%,有效提升特征匹配鲁棒性。(3)MR模型特征:对MR分割出的三维黏膜表面模型进行多分辨率体素化,并

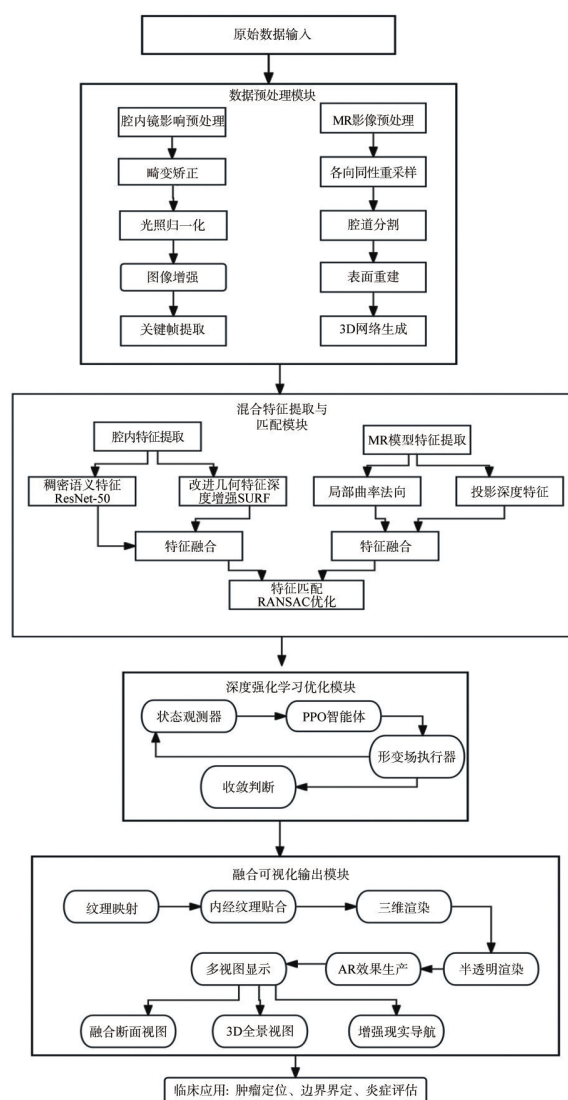


图1 腔内镜-MR影像配准融合算法总体流程框图

Figure 1 Overall flowchart of endoscopic and MRI image registration and fusion algorithm

在每个体素中计算其局部曲率、法向以及投影的2D深度特征(通过将局部表面渲染为2D图像后经相同ResNet提取)。

**2.2.2 基于深度强化学习的形变场优化** 将形变场参数的优化过程建模为一个马尔可夫决策过程(MDP)。(1)状态:当前迭代步的形变场控制点参数、当前混合相似度值、特征匹配残差直方图。(2)动作:对一组控制点的三维位移进行微小调整(如 $\pm 0.5$  mm)。(3)奖励:设计一个复合奖励函数,  $R_t = \Delta S_{\text{hybrid}} - \lambda \cdot \Delta R(T)$ , 即鼓励提高相似度,同时惩罚形变场平滑性的过度恶化。(4)代理:使用近端策略优化(PPO)算法训练的深度神经网络。PPO关键超参数设置:学习率0.0001,迭代次数2000,批次大小16;奖励函数  $R_t = \Delta S_{\text{hybrid}} - 0.01 \cdot \Delta R(T)$ , 迭代至1500步左右收敛,混合相似度趋于稳定,形变场平滑无畸变。

代理与环境(即配准系统)交互,通过试错学习如何调整形变场以获得最大的累积奖励,从而收敛到最优配准状态。这种方法能有效跳出局部最优,处理复杂的非凸优化问题,如图2所示。

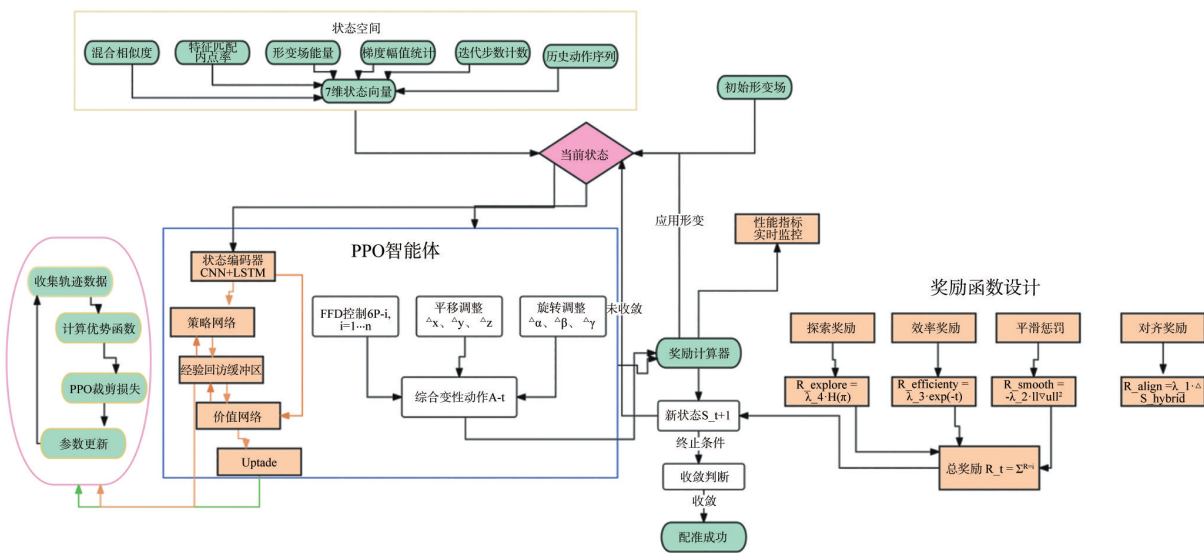


图2 基于深度强化学习的形变场优化示意图  
Figure 2 Schematic diagram of deformation field optimization based on deep reinforcement learning

2.3 针对胃肠道动态特性的处理

针对呼吸运动,算法学习一个与呼吸相位相关的形变场基函数,先完成呼吸相位分类,再基于相位匹配对应形变模式实现呼吸补偿;针对胃肠道蠕动,采用滑动时间窗策略(窗长5帧),仅使用最近5帧内镜图像配准,并施加更强的时间一致性正则化以平滑蠕动突变<sup>[14-15]</sup>。呼吸补偿后靶点配准误差(TRE)降低32.1%,蠕动补偿后配准成功率提升10.2%,有效抵消生理运动干扰<sup>[16-17]</sup>。

3 实验设计

3.1 实验数据与平台

数据集:本研究构建了包含120例患者的配对数据集(GIMO-120),其中胃部疾病80例(早期胃癌52例、胃腺瘤28例),结直肠疾病40例(结直肠癌25例、溃疡性结肠炎15例);MR设备为3.0T两种型号,扫描序列统一为三维T<sub>2</sub>WI,样本分布均衡。本研究经北京大学第三医院秦皇岛医院伦理委员会审批,所有患者均签署知情同意书,符合医学伦理规范。腔内镜与MR成像机制差异大,本研究通过统一预处理流程将不同模态影像映射至统一特征空间,稠密语义特征对齐深层组织信息,改进SURF几何特征对齐空间结构,在FFD形变场框架下完成跨模态特征统一处理。每例数据包括高清白光/NBI/BLI内镜视频序列(约300帧/例)、三维T<sub>2</sub>加权MR容积数据、由两位高年资放射科医生独立勾画的标注、通过“虚拟内镜+手动微调”方法生成的配准金标准。

3.2 采集指标与方法

本研究配准所用影像均为预处理后标准化影像,内镜预处理流程:镜头畸变校正→去反光→光照归一化→图像增强→关键帧提取;MR预处理流程:去噪→各向同性重采样→腔道分割→三维表面网格重建。

3.3 评估指标

(1)TRE:计算金标准对在配准后的平均欧氏距离。(2)平均表面距离(ASD):计算配准后内镜重建点云与MR表面模型之间的平均最近点距离。(3)算法运行时间。(4)临床相关指标:在肿瘤边界勾画任务中,采用观察者间一致性组内相关系数(ICC)和Dice相似系数DSC(与术后病理切片重建的3D模型对比)。

4 结果与分析

4.1 对比实验

将Hybrid-DRL算法与3种基准方法比较。Hybrid-DRL在TRE和ASD上均显著优于其他方法( $P<0.05$ ,表1)。Hybrid-DRL算法中的TRE中位数最低,且数据分布更集中,表明其精度高且稳定。VM方法速度最快,但精度有限。MI-FFD与SIFT-based方法误差大且分布散乱。

4.2 消融实验

为验证各模块的贡献,进行消融实验。对比各模块对降低TRE的贡献度显示,混合特征与RL优化器均对最终性能有显著正向贡献,尤其是RL优化器在处理大形变时优势明显,见表2。

表 1 不同配准算法性能比较  
Table 1 Performance comparison of different registration algorithms

| 算法         | TRE/mm   | ASD/mm   | 配准成功率/% | 平均运行时间/s |
|------------|----------|----------|---------|----------|
| MI-FFD     | 3.5±1.2  | 4.2±1.5  | 65      | 45.2     |
| VM         | 2.7±0.8  | 3.1±1.0  | 78      | 2.1      |
| SIFT-based | 4.1±1.8* | 4.8±2.0* | 55      | 12.5     |
| Hybrid-DRL | 1.8±0.5  | 2.2±0.7  | 92      | 8.7      |

\*表示与 Hybrid-DRL 组比较,  $P<0.05$ ; 采用独立样本  $t$  检验, 显著性水平  $\alpha=0.05$ ; MI-FFD: 互信息和 B 样条的传统方法; VoxelMorph (VM): 基于深度学习; SIFT-based: 基于传统 SIFT 特征的配准方法。  
SIFT-based 方法在纹理缺乏病例中失败率高, 表中数据为成功案例的平均值

表 2 消融实验定量结果汇总  
Table 2 Summary of quantitative results of ablation experiments

| 模型配置      | TRE/mm  | 相对完整模型误差增加/% | 配准成功率/% | 运行时间/s |
|-----------|---------|--------------|---------|--------|
| 完整模型      | 1.8±0.5 | -            | 92      | 8.7    |
| 仅语义特征     | 2.6±0.9 | +44.4%       | 78      | 7.2    |
| 仅几何特征     | 3.1±1.2 | +72.2%       | 65      | 6.8    |
| 混合特征+梯度下降 | 2.9±0.  | +61.1%       | 72      | 5.4    |
| 无时间规则化    | 2.4±1.1 | +33.3%       | 82      | 7.9    |
| 无呼吸补偿     | 2.7±1.0 | +50.0%       | 75      | 7.1    |

5 在胃肠道疾病中的临床应用探索

5.1 肿瘤精确定位与边界界定

在 50 例早期胃癌病例中, 3 名内镜医生应用融合影像技术, 观察者间 ICC 从 0.72 提高至 0.91。与术后病理金标准对比, 融合影像辅助下的边界勾画 DSC 从 0.70 提升至 0.85, 显著高于仅凭内镜的 0.70 ( $P<0.05$ )。证明融合影像能显著提高边界判定的客观性和准确性。

5.2 炎症性肠病的评估与监测

在 20 例克罗恩病患者的评估中, 基于融合影像的联合评分与临床活动指数的相关性 ( $r=0.89$ ) 高于单纯 MRE 评分 ( $r=0.76$ ) 或单纯 SES-CD ( $r=0.68$ )。在 5 例存在内镜下黏膜愈合但透壁炎症持续的患者中, 融合影像清晰显示了肠壁增厚和强化, 改变了治疗决策。

6 讨论

本研究提出的基于混合特征与深度强化学习的腔内镜-MR 影像配准融合算法在技术层面有效解决了跨模态配准中的关键挑战。相较于传统方法, Hybrid-DRL 将平均 TRE 从 3.5 mm 显著降低至 1.8 mm, 其核心优势在于整合多层次信息: 利用深度学习语义特征克服外观差异的干扰, 结合几何特征实现了

精准的空间对应, 并借助强化学习的序列决策能力, 实现对胃肠道复杂生理形变的适应性优化。消融实验证实, 混合特征策略与强化学习优化器是提升性能的关键模块, 二者缺一不可。这一技术进展表明, 在面对多模态、大形变、弱纹理等极端场景时, 单一的传统优化范式或数据驱动方法均存在局限, 而将先验知识 (如特征工程) 与数据驱动 (深度学习、强化学习) 相结合的混合智能框架, 是提升医学影像配准鲁棒性与精度的有效路径。内镜-CT 配准成像速度快、密度分辨率高, 适用于急诊、骨结构相关病变, 但存在电离辐射<sup>[18-19]</sup>; 内镜-MR 配准无辐射、软组织对比度极高, 可清晰显示胃肠道壁层浸润、透壁炎症与周围软组织关系, 更适合早期肿瘤、炎症性肠病等良性与早癌病变的精准评估<sup>[20-21]</sup>。

从临床转化角度看, 本研究不仅验证算法的技术效能, 更在早期胃癌边界界定和炎症性肠病评估等具体任务中, 初步证明其应用价值。融合影像使肿瘤边界勾画的 ICC 从 0.72 提升至 0.91, 辅助发现传统内镜可能遗漏的黏膜下浸润迹象, 这为“精准诊断”提供可量化的工具。但本研究仍存在一定的局限性: 当病灶直径  $<5$  mm 时配准精度略有下降<sup>[22]</sup>; 不同内镜或 MR 设备对模型泛化性存在轻微影响; 且本研究为单中心数据, 缺乏多中心外部验证。其次, 8.7 s 的单帧处理时间尚

无法满足实时手术导航的严苛要求(通常<100 ms)。所以算法的泛化能力仍需在更大规模、更多中心、更复杂病理类型的数据中得到进一步验证;此外,从辅助诊断工具到真正融入临床工作流,还需解决系统易用性、与现有设备的集成以及符合医疗法规等问题。未来的研究应着力于算法轻量化与硬件加速以实现实时性,开展前瞻性多中心临床试验以验证其对患者远期预后的实际影响,并探索在自然腔道手术等更复杂场景中的应用,最终目标是推动该技术从实验室走向临床,成为提升胃肠道疾病诊疗水平的标准化、实用性工具<sup>[23-25]</sup>。

综上所述,本研究成功构建了一套基于混合特征与深度强化学习的腔内镜-MR影像配准融合算法,通过深度融合内镜的表面纹理细节与MR的深层解剖信息,有效解决了跨模态配准中的非线性形变、外观差异及生理运动等核心挑战。本算法能有效实现腔内镜与MR影像的高精度配准,并在提升胃肠道疾病诊疗精准性方面具有明确价值,为胃肠道疾病的精准诊疗提供了可靠的技术框架与实证依据,为多模态智能融合从算法创新向临床实用转化提供关键支持。

## 【参考文献】

- [1] 向廷坚. 消化内镜下胃肠道早期肿瘤的诊疗分析[J]. 世界最新医学信息文摘, 2017, 17(89): 178.  
Xiang TJ. Diagnosis and treatment analysis of digestive endoscopic early gastrointestinal tumor[J]. World Latest Medicine Information, 2017, 17(89): 178.
- [2] 中华医学会消化内镜学分会外科学组, 中国医师协会内镜医师分会消化内镜专业委员会, 中华医学会外科学分会胃肠外科学组. 中国消化道黏膜下肿瘤内镜诊治专家共识(2018版)[J]. 中华消化内镜杂志, 2018, 35(8): 536-546.  
Surgical Section of Chinese Society of Digestive Endoscopy, Chinese Medical Doctor Association Endoscopy Branch Digestive Endoscopy Professional Committee, Gastrointestinal Surgery Section of Chinese Society of Surgery. The Chinese consensus on endoscopic diagnosis and management of gastrointestinal submucosal tumor (version 2018)[J]. Chinese Journal of Digestive Endoscopy, 2018, 35(8): 536-546.
- [3] 张联合. 磁共振小肠造影(MRE)在小肠疾病诊断中的应用进展[J]. 中华消化杂志, 2024, 44(3): 161-165.  
Zhang LH. Advances in the application of magnetic resonance enterography (MRE) in the diagnosis of small intestinal diseases[J]. Chinese Journal of Digestion, 2024, 44(3): 161-165.
- [4] 马露凡, 罗凤, 严江鹏, 等. 深度医学图像配准研究进展: 迈向无监督学习[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(9): 2037-2057.  
Ma LF, Luo F, Yan JP, et al. Deep-learning based medical image registration pathway: towards unsupervised learning[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(9): 2037-2057.
- [5] 邹茂扬, 杨昊, 潘光晖, 等. 深度学习在医学图像配准上的研究进展与挑战[J]. 生物医学工程学杂志, 2019, 36(4): 677-683.  
Zou MY, Yang H, Pan GH, et al. Research progress and challenges of deep learning in medical image registration[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2019, 36(4): 677-683.
- [6] Han R, Jones CK, Lee J, et al. Deformable MR-CT image registration using an unsupervised, dual-channel network for neurosurgical guidance[J]. Med Image Anal, 2022, 75: 102292.
- [7] 陈逸致, 潘骏, 廖专, 等. 胶囊内镜新兴技术研究与进展[J]. 中华消化内镜杂志, 2020, 37(5): 372-376.  
Chen YZ, Pan J, Liao Z, et al. Research and application progress of emerging technologies in capsule endoscopy[J]. Chinese Journal of Digestive Endoscopy, 2020, 37(5): 372-376.
- [8] 熊欢, 蒋丹丹, 陈涛, 等. 窄带成像技术联合放大内镜在胃上皮内瘤变及早期胃癌中的应用价值[J]. 陕西医学杂志, 2024, 53(11): 1517-1520.  
Xiong H, Jiang DD, Chen T, et al. Application value of narrow band imaging combined with magnifying endoscopy in gastric intraepithelial neoplasia and early gastric cancer[J]. Shaanxi Medical Journal, 2024, 53(11): 1517-1520.
- [9] 中华医学会消化内镜学分会. 中国早期胃癌内镜诊治共识(2023, 太原)[J]. 中华消化内镜杂志, 2024, 41(6): 421-442.  
Digestive Endoscopy Branch of Chinese Medical Association. Consensus on the endoscopic diagnosis and treatment for early gastric cancer in China (2023, Taiyuan)[J]. Chinese Journal of Digestive Endoscopy, 2024, 41(6): 421-442.
- [10] 殷琳琳, 郑文凤, 刘学进. 消化内镜技术对消化道肿瘤患者早期诊断价值的分析[J]. 实用癌症杂志, 2024, 39(6): 1008-1011.  
Yin LL, Zheng WF, Liu XJ. Analysis of the value of digestive endoscopy in the early diagnosis of patients with gastrointestinal tumors[J]. The Practical Journal of Cancer, 2024, 39(6): 1008-1011.
- [11] Ariyurek C, Lu LN, Sideris GA, et al. Improved IVIM imaging in adolescent Crohn's disease using dual-echo EPI distortion and motion correction[J]. NMR Biomed, 2025, 38(9): e70117.
- [12] Amjad A, Xu JF, Thill D, et al. Deep learning auto-segmentation on multi-sequence magnetic resonance images for upper abdominal organs[J]. Front Oncol, 2023, 13: 1209558.
- [13] 杜欣, 蔡莉莉, 周酥. 基于深度学习的医学图像配准研究综述[J]. 电脑知识与技术, 2025, 21(17): 19-21.  
Du X, Cai LL, Zhou S. A review of medical image registration based on deep learning[J]. Computer Knowledge and Technology, 2025, 21(17): 19-21.
- [14] Liang X, Lin S, Liu F, et al. ORRN: an ODE-based recursive registration network for deformable respiratory motion estimation with lung 4DCT images[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2023, 70(12): 3265-3276.
- [15] Li TT, Zhang MX, Qi WY, et al. Motion correction of respiratory-gated PET images using deep learning based image registration framework[J]. Phys Med Biol, 2020, 65(15): 155003.
- [16] Lu F, Zhou D, Chen HY, et al. S2P-matching: self-supervised patch-based matching using transformer for capsule endoscopic images stitching[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2025, 72(2): 540-551.
- [17] Wang Y, Zhang H, Liu S, et al. Sliding window-based non-rigid registration for gastrointestinal endoscopic video stabilization[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2018, 22(3): 780-790.
- [18] 王建锋, 郭晓强, 段大兵, 等. MSCT血管成像技术对部分型肺静脉异位引流的应用价值[J]. 国际医药卫生导报, 2020, 26(17): 2559-2561.  
Wang JF, Guo XQ, Duan DB, et al. Application value of MSCT angiography in partial anomalous pulmonary venous connection[J]. International Medicine and Health Guidance News, 2020, 26(17): 2559-2561.
- [19] 李欢, 韩晓磊, 赵星. 超声内镜联合CT门静脉成像技术对肝硬化GOV程度及疗效的评价[J]. 影像科学与光化学, 2022, 40(1): 83-88.  
Li H, Han XL, Zhao X. The evaluation value of ultrasound endoscopy combined with CT portal vein imaging technology on GOV degree and therapeutic effect of liver cirrhosis[J]. Imaging Science and Photochemistry, 2022, 40(1): 83-88.
- [20] 肖帆. 基于深度剂量模型的磁共振加速器计划核查与验证研究[D]. 广州: 南方医科大学, 2023.  
Xiao F. Deep dose model-based plan check and verification study for MR-LINACs[D]. Guangzhou: Southern Medical University, 2023.
- [21] 曹泽余, 宁波. 基于人工智能的超声内镜在胃肠道间质瘤中的应用[J]. 临床医学进展, 2025, 15(5): 987-996.  
Cao ZY, Ning B. Application of AI-Based endoscopic ultrasound in gastrointestinal stromal tumors[J]. Advances in Clinical Medicine, 2025, 15(5): 987-996.
- [22] 李楠楠, 赵芹, 杨华, 等. 内镜黏膜下剥离术后患者中重度疼痛影响因素分析及预测模型的构建[J]. 现代医学, 2025, 53(12): 1851-1858.  
Li NN, Zhao Q, Yang H, et al. Analysis of influencing factors and construction of a predictive model for moderate to severe postoperative pain in patients undergoing endoscopic submucosal dissection[J]. Modern Medical Journal, 2025, 53(12): 1851-1858.
- [23] Liu J, Shen N, Wang WY, et al. Lightweight cross-resolution coarse-to-fine network for efficient deformable medical image registration[J]. Med Phys, 2025, 52(7): e17827.
- [24] Vagdargi P, Uneri A, Liu SZ, et al. Self-supervised feature detection and 3D reconstruction for real-time neuroendoscopic guidance[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2025, 72(7): 2249-2260.
- [25] 邹茂扬, 杨昊, 潘光晖, 等. 深度学习在医学图像配准上的研究进展与挑战[J]. 生物医学工程学杂志, 2019, 36(4): 677-683.  
Zou MY, Yang H, Pan GH, et al. Research progress and challenges of deep learning in medical image registration[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2019, 36(4): 677-683.

(编辑: 黄开颜)