

混合边缘保护和照度显著决策的医学图像融合^{*}

彭彤彪 田妮莉 潘 晴

(广东工业大学信息工程学院 广州 510006)

摘要: 多模态医学图像融合是一种整合不同模态有效特征信息、服务于临床诊疗的计算机辅助诊断技术。针对现有多模态医学图像融合方法存在边缘特征保留和显著能量感知缺陷问题,提出一种基于混合多尺度边缘保护和深度图像先验照度显著决策的医学图像融合算法。首先,利用截断 Huber 滤波(THF)分解源图像获取显著能量层和粗尺度细节层,再使用多级分解潜在低秩表示(MDLatLRR)平滑显著能量层获取细尺度细节层;其次,在基础层上使用基于深度图像先验生成照度图决策的融合规则以提高融合图像的视觉感知效果;针对复杂尺度边缘细节层,通过计算高频核能映射得到修正权重从而融合细节层;最后线性重构分量得到最终的融合结果。实验表明,本文方法在主观视觉上优于其他对比方法,在 Q_W 、 Q_P 和 $Q_{AB/F}$ 客观指标上分别平均提高了 6.42%、16.33% 和 12.58%。

关键词: 医学图像融合;截断 Huber 滤波;多级分解潜在低秩;照度显著决策;高频核能映射

中图分类号: TN391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Medical image fusion based on hybrid edge preservation and illumination saliency decision

Peng Tongbiao Tian Nili Pan Qing

(School of Information Engineering,Guangdong University of Technology,Guangzhou 510006, China)

Abstract: Multimodal medical image fusion is a computer-aided diagnostic technique designed to integrate effective feature information from different modalities, serving clinical diagnosis and treatment. To address the deficiencies in edge feature preservation and saliency energy perception in existing multimodal medical image fusion methods, this paper proposes a medical image fusion algorithm based on hybrid multi-scale edge preservation and deep image prior-guided illumination saliency decision. First, the truncated Huber filter (THF) is utilized to decompose the source images into a saliency energy layer and a coarse-scale detail layer. Multi-level decomposition latent low-rank representation (MDLatLRR) is then applied to smooth the saliency energy layer and extract fine-scale detail layers. Second, for the base layer, a fusion rule based on illumination map decision guided by deep image prior is used to enhance the visual perception of the fused image. For complex scale edge detail layers, high-frequency nuclear energy mapping is employed to calculate correction weights for fusing the detail layers. Finally, the fusion result is obtained by linearly reconstructing the components. Experiments demonstrate that the proposed method outperforms other state-of-the-art methods in terms of subjective visual quality. Moreover, it achieves average improvements of 6.42%, 16.33%, and 12.58% in the objective metrics Q_W , Q_P , and $Q_{AB/F}$, respectively.

Keywords: medical image fusion;truncated Huber filter;multi-level decomposition of latent low rank;illumination saliency decision;high frequency kernel energy mapping

0 引言

基于不同传感器和成像原理的医学图像技术广泛应用于临床诊断,有效提高了诊断准确性,从而降低误诊率。尽管现代医学成像技术多样化发展,单模态图像因受限于成

像机制,通常仅能呈现骨骼或组织器官的某一特定特征,难以同时提供解剖与功能信息^[1]。多模态医学图像融合通过整合不同模态图像的优势与互补信息,能够有效消除冗余并生成更清晰、可靠的融合图像。在临床应用中,它对医生快速而全面地掌握病情情况具有重要意义^[2-4]。

现有的多模态医学图像融合方法主要包括基于变换域、边缘保护、稀疏表示和深度学习的策略。基于多尺度变换的方法符合人类视觉系统从粗到细的认知特点,在图像融合领域得到了广泛应用。常见的方法包括离散小波变换^[5]、双树复小波变换^[6]和非下采样轮廓波变换(nonsampled contourlet transformation, NSCT)^[7]。这些方法依赖特定的数学变换对图像进行多尺度分解,并通过特定的融合规则实现信息整合。然而,由于这类方法通常采用固定的变换核,其对不同模态之间信息权重的自适应调整能力有限,难以准确感知并强化显著区域的能量特征。尤其在对比度差异较大的模态图像融合过程中,高频细节可能被削弱,或模态间能量信息分配不均,从而影响融合图像的病变表现力。

除了变换域方法,基于边缘保护滤波的多尺度分解策略因其较低的计算成本和较强的边缘保持能力得到了关注。例如,Pei等^[8]采用引导滤波将源图像分解为结构信息层和细节纹理层,并结合拉普拉斯金字塔和稀疏表示进行融合。虽然该方法在一定程度上增强了局部细节,但在复杂病灶区域,模态间的能量传递可能不够充分,导致关键组织的显著性表达不足。Jie等^[9]提出的基于多字典学习的融合策略,通过提取全局结构和边缘信息来提升融合质量。然而,由于不同模态图像的能量分布呈空间异质性,该方法在某些情况下难以精准感知并强化显著区域的信息,可能导致局部病灶的特征弱化。

基于稀疏表示的方法通过训练过完备字典学习源图像的特征表达,并利用融合规则对系数进行组合以重构融合图像。康家银等^[10]提出通过非下采样剪切波分解和稀疏表示融合图像,采用构造局部自适应字典融合低频分量。然而,该方法在不同模态的能量感知和边缘细节保持方面存在一定局限,尤其在结构复杂或对比度变化剧烈的区域,容易出现信息丢失或能量弱化的现象。Li等^[11]提出的低秩表示方法在信息保持和计算效率方面有所提升,但在面对非均匀照度变化的图像时,仍可能无法准确识别和强化显著信息,影响病变区域的视觉表达。

深度学习方法在医学图像融合领域展现出了强大的特征提取能力,大量网络模型被应用到图像融合中^[12]。例如,EMFusion^[13]和VIF-Net^[14]通过不同层次特征的隐式提取与可学习的融合策略相结合,得到了视觉质量良好的结果。DCIF-GAN^[15]提出了双耦合交互式融合算法,弥补了现有生成对抗网络训练不稳定、上下文语义信息提取不足的缺点。由于深度模型的特征提取方式依赖大量数据学习,某些情况下可能难以精准捕捉医学图像中特定的病变显著区域,导致融合后的能量表达不均衡^[16]。

因此,针对现有医学图像融合方法存在的边缘特征保留和显著能量感知缺陷问题,本文提出了一种基于混合多尺度边缘保护和深度图像先验照度显著决策的医学图像融合算法。在特征提取阶段,通过THF和MDLatLRR混合

分解保留模态图像的边缘特征和全局结构;在基础层融合中,基于照度显著性决策筛选基础层像素,以增强显著能量感知;细节层融合则通过高频核能映射计算修正权重,实现边缘加权交互。最后,线性重构预融合分量得到融合结果。

1 相关原理

1.1 截断 Huber 滤波

为了提高有效信息提取的精度,对源图像进行基于截断 Huber 惩罚函数的结构保护平滑滤波(truncated Huber filter, THF)处理,通过调节参数来灵活调整不同的平滑性质。截断 Huber 惩罚函数的定义可表示为:

$$h_T(z) = \begin{cases} h(z), & |z| \leq a \\ a - \frac{b}{2}, & |z| > a \end{cases} \quad \text{s. t. } b \leq a \quad (1)$$

其中, a 和 b 是常数, a 的值可以适当地控制是否锐化边缘, $h(\cdot)$ 是 Huber 惩罚函数,定义如下:

$$h(z) = \begin{cases} \frac{1}{2b}z^2, & |z| < b \\ |z| - \frac{b}{2}, & |z| \geq b \end{cases} \quad (2)$$

很明显, $h_T(\cdot)$ 具有高度的灵活性,这使得它能够在不同的参数设置下产生不同的惩罚行为。假设 ξ 是一个极小的值, I_m 为输入强度最大值,若设置 $a = \xi, b > I_m$,在这种情况下 $h_T(\cdot)$ 将趋近于 L_1 范数,表现出不锐化边缘的边缘保留惩罚性质。此外,保持 $a = \xi$ 不变,令 $b < I_m$ 可以使 $h_T(\cdot)$ 锐化边缘。类似地,在满足 $a = b > I_m$ 和 $a = b < I_m$ 条件下, $h_T(\cdot)$ 可以灵敏地在 L_2 范数和截断的 L_2 范数之间切换。

这样一个具有灵活特点模型可以有效地构造高效的目标函数,从而实现多功能平滑处理。当给定输入图像 I_F 和 I_G 时,平滑后的输出图像 u 可通过求解以下目标函数的最小解获得:

$$E_u(u) = \sum_p \sum_{q \in \Phi_d(p)} \omega_{p,q}^s h_T(u_p - I_{F_q}) + \rho \sum_p \sum_{q \in \Phi_s(p)} \omega_{p,q}^s \omega_{p,q}^{I_G} h_T(u_p - u_q) \quad (3)$$

其中, $\Phi_d(p)$ 是以 p 为中心的 $(2r_d+1) \times (2r_d+1)$ 的方块, $\Phi_s(p)$ 是以 p 为中心但不包括像素 p 的 $(2r_s+1) \times (2r_s+1)$ 方块, ρ 是调节整体平滑强度的参数。 $\omega_{p,q}^s$ 是空间高斯核, $\omega_{p,q}^{I_G}$ 是引导权重,公式如下:

$$\omega_{p,q}^s = \exp\left(-\frac{|p-q|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

$$\omega_{p,q}^{I_G} = \frac{1}{|I_{G_p} - I_{G_q}|^a + \delta} \quad (5)$$

其中,将 $\sigma = r_d$ 固定为数据项,将 $\sigma = r_s$ 固定为平滑项。 α 用于调节对 I_G 中边缘的灵敏度,常数 $\delta = 10^{-3}$ 。滤波的过程表示为:

合 THF 和 MDLatLRR 对源图像进行分解。源图像分解过程表示为:

$$\{D_1, D_2, I_1 - D_1, I_2 - D_2\} = THF(I_1, I_2) \quad (11)$$

$$\{B_{1,Lrr}^i, \{D_{1,Lrr}^j\}\} = MDLatLRR(I_1 - D_1) \quad (12)$$

$$\{B_{2,Lrr}^i, \{D_{2,Lrr}^j\}\} = MDLatLRR(I_2 - D_2) \quad (13)$$

2.2 低秩基础层融合

基础层包含源图像中丰富的对比度和背景信息,这些关键信息为融合图像提供了更高的视觉质量。由于现有方法中得到广泛应用的绝对最大值策略在关注局部显著能量时难以忽略光晕区域和噪声带来的感知缺陷,从而导致融合图像质量下降。为此,本文提出基于 DIP 照度显著决策的方法融合低秩基础层分量,根据迭代生成的显著图对低秩分量进行像素筛选,决策过程表示为:

$$F_B(i, j) = \begin{cases} B_{1,Lrr}^i(i, j), & DIP_1^t(i, j) > DIP_2^t(i, j) \\ B_{2,Lrr}^i(i, j), & DIP_1^t(i, j) \leq DIP_2^t(i, j) \end{cases} \quad (14)$$

式中: DIP_1^t 和 DIP_2^t 是由随机噪声经历 t 轮迭代后生成的照度显著图。

2.3 复杂尺度细节层融合

在医学成像中,细节信息的表达质量对于准确定位病灶起着至关重要的作用。为了更精确地展现器官和组织中的细微解剖结构与纤维化特征,本文提出了一种高频核能映射加权修正的细节层融合规则,具体融合步骤如下:

步骤 1) 提取复杂尺度细节层的局部高频核能。式(15)为核能算子的定义,将单个细节层分量 D 划分为 l 个同等大小的 $m \times m$ 小区域 D_{ml} 以获取局部核能,再重建为细节层能量矩阵。 $re(\cdot)$ 表示从局部小区域重构回全局图像的算子, $\|\cdot\|$ 用于计算矩阵奇异值总和。核能提取尺寸因子 m 的取值如式(17)所示,根据待融合图像的局部梯度方差 V_G 和数据集均值 V_{mean} 和标准差 V_{std} 等细节特征自适应调整。

$$Nu(D) = re(\|D_{m1, m2, \dots, ml}\|) \quad (15)$$

$$N_{D1}^j = Nu(D_{1,Lrr}^j), N_{D2}^j = Nu(D_{2,Lrr}^j) \quad (16)$$

$$m = 16 + \tanh(2 \times \frac{V_G - V_{mean}}{V_{std}}) \quad (17)$$

步骤 2) 构建高频核能映射生成修正融合系数矩阵 ω_χ^j , 通过系数加权引导细节层分量融合 F_D 。

$$\omega_\chi^j = \frac{[N_1^j]^\beta}{[N_1^j]^\beta + [N_2^j]^\beta}, \chi \in \{1, 2\} \quad (18)$$

$$F_D = \sum_{j=0}^4 (\omega_1^j D_{1,Lrr}^j + \omega_2^j D_{2,Lrr}^j) \quad (19)$$

2.4 融合图像重建

预融合后的基础层和细节层分量根据式(19)线性组合重建得到最终的融合结果。

$$F = F_B + F_D \quad (20)$$

3 实验与结果分析

3.1 实验设置

本文选用哈佛医学院公开医学图像数据集 3 种脑部疾病的 11 对 MRI&SPECT 和多模态腹部数据集中 12 对 CT&PET、8 对 MR-T1&MR-T2 作为测试图像进行对比, 图像分辨率为 256×256 。DIP 照度显著图的迭代次数为 T 轮。采用 8 种常用指标客观度量融合结果, 分别为互信息 (Q_{MI})^[19]、图像标准差 (Q_{SD})^[20]、基于 Peilla 的结构相似度 (Q_W)^[21]、相位一致性 (Q_P)^[22]、空间频率 (Q_{SF})、对比度 (CON)^[23]、平均梯度 (Q_{AG}) 和边缘保持融合性能度量 ($Q_{AB/F}$)^[24], 所有指标数值的增大对应于融合性能的提升。

为验证所提算法的有效性, 本文与 7 种先进融合方法进行了比较, 包括非下采样轮廓波变换 (NSCT)、多尺度变换 (MSMG)^[25]、非监督增强型融合网络 (EMFusion)、耦合特征学习 (CFL)^[26]、关联驱动双分支特征分解网络 (CDDFuse)^[27]、高斯差分边缘保持 (XDoG)^[28] 和边缘梯度增强融合 (EgeFusion)^[29]。5 种融合单样本主观视觉结果如图 4~7 所示, 子数据集内所有融合图像客观评价指标平均值分别如表 1~5 所示。

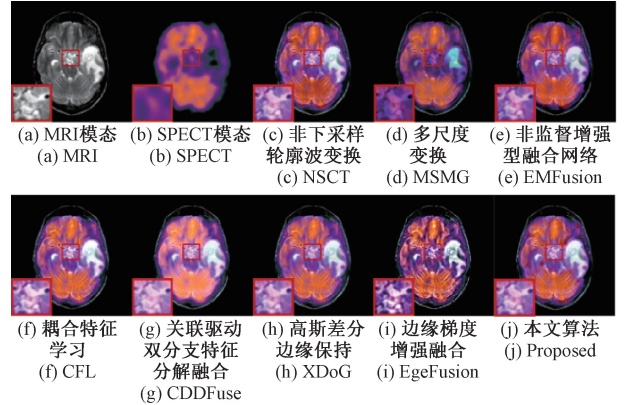


图 4 转移性支气管源性癌的脑图融合结果

Fig. 4 The fusion results of brain images in Metastatic Bronchogenic Carcinoma

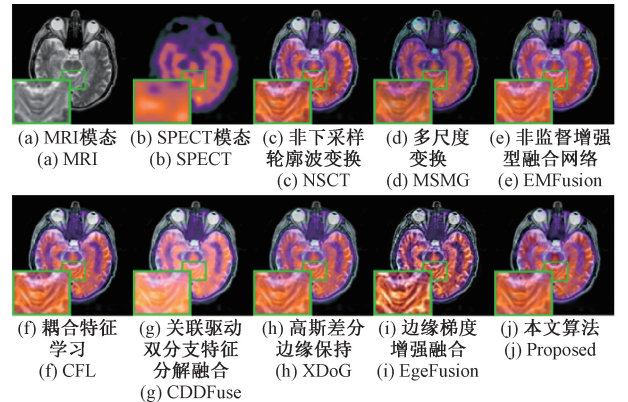


图 5 阿尔茨海默症的脑图融合结果

Fig. 5 The fusion results of brain images in Alzheimer's disease

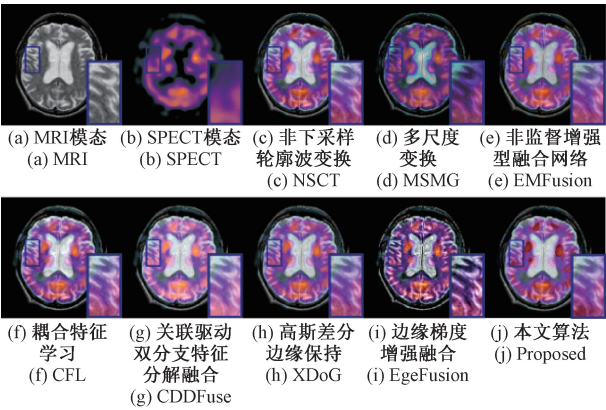


图 6 运动神经元疾病的脑图融合结果

Fig. 6 The fusion results of brain images in Motor Neuron

3.2 算法性能比较

分别从 5 个医学数据子集中随机选取一组融合图像并基于 8 种不同方法的融合结果进行主观视觉对比分析。图 4~7 分别展示了转移性支气管癌、阿尔茨海默症、运动神经元疾病和腹部疾病的 MRI&SPECT、CT&PET、MR-T1&MR-T2 图像融合示例。可以看出，MSMG 和 CDDFuse 与其它算法在对比度上存在显著差异，色调暗沉或过曝光使得主体信息和整体清晰度大幅削减不利于人眼

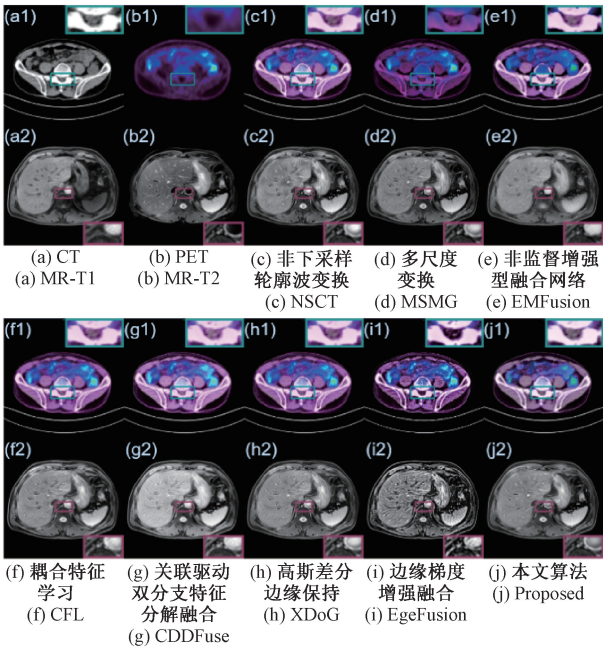


图 7 腹部疾病数据集中 CT&PET、MR-T1&MR-T2 融合结果

Fig. 7 Fusion results of CT & PET, MR-T1 & MR-T2 in Abdominal Disease Dataset

表 1 转移性支气管癌中 11 对融合图像的指标均值比较 (MRI&SPECT)

Table 1 Comparison of mean metrics for 11 pairs of fused images in Metastatic Bronchogenic Carcinoma (MRI & SPECT)

方法	Q_{MI}	Q_{SD}	Q_w	Q_P	Q_{SF}	CON	Q_{AG}	$Q_{AB/F}$
NSCT	2.789	60.970	0.870	0.473	17.105	149.312	5.445	0.640
MSMG	2.676	48.559	0.713	0.280	12.817	83.895	4.201	0.446
EMFusion	3.062	55.130	0.871	0.621	14.128	102.093	4.474	0.642
CFL	2.786	65.812	0.849	0.421	18.401	173.054	5.864	0.605
CDDFuse	3.050	65.716	0.807	0.397	17.484	156.052	5.497	0.585
XDoG	2.966	63.838	0.854	0.482	17.066	148.967	5.511	0.637
EgeFusion	2.163	63.554	0.682	0.287	31.833	514.513	10.967	0.352
Proposed	3.539	66.646	0.871	0.639	27.857	390.334	7.591	0.682

表 2 阿尔茨海默症中 11 对融合图像的指标均值比较 (MRI&SPECT)

Table 2 Comparison of mean metrics for 11 pairs of fused images in Alzheimer's Disease (MRI & SPECT)

方法	Q_{MI}	Q_{SD}	Q_w	Q_P	Q_{SF}	CON	Q_{AG}	$Q_{AB/F}$
NSCT	3.390	62.870	0.923	0.584	22.129	247.658	8.185	0.715
MSMG	2.948	48.566	0.722	0.345	15.408	120.910	5.728	0.442
EMFusion	3.350	59.792	0.905	0.629	18.865	180.188	6.778	0.703
CFL	3.171	65.609	0.900	0.497	24.821	311.918	9.023	0.668
CDDFuse	3.422	67.854	0.872	0.439	23.057	269.453	8.165	0.658
XDoG	3.479	68.315	0.913	0.596	23.405	276.847	8.622	0.722
EgeFusion	2.263	65.154	0.767	0.333	30.874	844.677	9.582	0.432
Proposed	4.169	68.598	0.915	0.629	31.487	498.715	9.332	0.736

表 3 运动神经元疾病中 11 对融合图像的指标均值比较 (MRI&SPECT)

Table 3 Comparison of mean metrics for 11 pairs of fused images in Motor Neuron Disease (MRI & SPECT)

方法	Q_{MI}	Q_{SD}	Q_W	Q_P	Q_{SF}	CON	Q_{AG}	$Q_{AB/F}$
NSCT	3.118	59.982	0.906	0.590	18.914	184.117	7.154	0.711
MSMG	2.426	41.544	0.729	0.279	15.000	117.246	5.459	0.479
EMFusion	3.104	55.272	0.904	0.629	16.486	139.897	6.158	0.700
CFL	2.776	65.201	0.890	0.490	21.304	233.919	7.865	0.648
CDDFuse	3.093	64.714	0.885	0.497	19.488	196.490	7.205	0.666
XDoG	3.205	62.770	0.912	0.593	19.271	191.284	7.283	0.706
EgeFusion	1.880	63.171	0.698	0.268	34.992	738.066	10.467	0.332
Proposed	4.260	66.104	0.919	0.691	29.516	439.171	8.472	0.749

表 4 腹部疾病中 12 对融合图像的指标均值比较 (CT&PET)

Table 4 Comparison of mean metrics for 12 pairs of fused images in Abdominal Diseases (CT & PET)

方法	Q_{MI}	Q_{SD}	Q_W	Q_P	Q_{SF}	CON	Q_{AG}	$Q_{AB/F}$
NSCT	3.531	61.781	0.963	0.580	30.709	473.786	8.491	0.792
MSMG	2.691	32.705	0.658	0.447	24.960	312.795	5.182	0.353
EMFusion	3.340	55.837	0.915	0.428	32.635	535.254	8.661	0.704
CFL	3.420	63.616	0.960	0.572	30.911	480.026	8.660	0.790
CDDFuse	3.483	63.733	0.943	0.558	30.468	466.265	8.809	0.774
XDoG	3.446	63.467	0.960	0.603	30.812	476.934	8.673	0.801
EgeFusion	2.598	61.468	0.853	0.352	44.613	1000.197	14.019	0.534
Proposed	4.094	64.221	0.971	0.658	31.435	496.596	8.833	0.827

表 5 腹部疾病中 8 对融合图像的指标均值比较 (MR-T1&MR-T2)

Table 5 Comparison of mean metrics for 8 pairs of fused images in Abdominal Diseases (MR-T1 & MR-T2)

方法	Q_{MI}	Q_{SD}	Q_W	Q_P	Q_{SF}	CON	Q_{AG}	$Q_{AB/F}$
NSCT	3.384	52.472	0.801	0.308	19.058	183.679	7.605	0.529
MSMG	3.146	48.956	0.790	0.329	19.338	189.132	7.625	0.515
EMFusion	3.416	51.554	0.707	0.293	16.560	138.582	6.471	0.447
CFL	3.516	55.383	0.777	0.313	19.003	183.114	7.672	0.483
CDDFuse	3.445	67.647	0.767	0.347	20.882	241.515	8.540	0.514
XDoG	3.601	54.982	0.798	0.333	20.570	213.954	8.175	0.526
EgeFusion	2.634	55.673	0.628	0.209	21.074	854.323	10.700	0.307
Proposed	3.679	52.905	0.801	0.399	21.077	183.919	7.421	0.572

观察。NSCT 的多方向性描述在图 4 和图 7 中局部放大的组织脉络表达得到体现,EMFusion、CFL 和 XDoG 算法在保留显著能量结构和边缘细节良好,但在局部区域如图 5 中的眼球和图 6 中的大脑皮层沟壑处引入伪颜色信息和模糊了微小组织边缘。EgeFusion 在细节纹理的保留与增强相对优越,然而从图 7(i)中可看出这牺牲了结构层显著能量的等比例分配以及造成了色彩失真。

人类肉眼对融合结果的质量评估存在一定的局限性,结合主观视觉质量和客观指标衡量,可以综合评价不同方

法的优缺点。融合结果的定量分析与源图像和结果之间的信息量、结构相似度、能量相关性等因素有关。表 1~5 显示了不同数据集下所有融合样本的平均融合性能度量,其中红色加粗为最优,黑色加粗为次优。对比表中 8 种方法在所有数据集上的指标数据,可以得出以下结论:

1) 本文算法在 MRI&SPECT 的三个医学数据集(转移性支气管癌、阿尔茨海默症、运动神经元疾病)中表现优异,在多个关键指标上达到最优或次优。尤其是在 Q_{MI} 、 Q_{SD} 、 Q_W 、 Q_P 和 $Q_{AB/F}$ 等指标上展现了卓越性能,能够有效

保留源图像的显著信息和边缘结构细节。

2) 在多模态腹部数据集中,本文算法在 3 个指标上达到最优,次优项与最优项的差值较小。此外, Q_W 和 $Q_{AB/F}$ 性能优越也证明了本文算法在保留复杂尺度边缘的同时也抑制了噪声伪影干扰,能够提取不同模态图像的结构互补特征,从而为计算机辅助诊断服务。

3.3 消融实验

1)改进照度显著决策的有效性

本节对比了单一损失约束和复合损失约束对融合结果的性能影响。如图 8 所示,相比单一损失约束和 L_{MSE} 与 L_1 聚合损失,以 L_{MSE} 、 L_1 和 L_{TV} 为主体的加权复合损失在评估指标 Q_W 和 Q_{MI} 上有更好的性能表现。

在细节信息更为丰富的转移性支气管癌疾病数据集中,加权复合损失约束的改进照度显著性决策依然有良好的性能提升,在 Q_W 和 Q_{MI} 分别平均提高了 1.1% 和 5.05%。实验数据反映了改进照度显著决策通过照度筛选融合不同模态图像的显著能量层,生成了更具信息丰富度的融合结果,从而为计算机辅助诊断提供有效的支持。

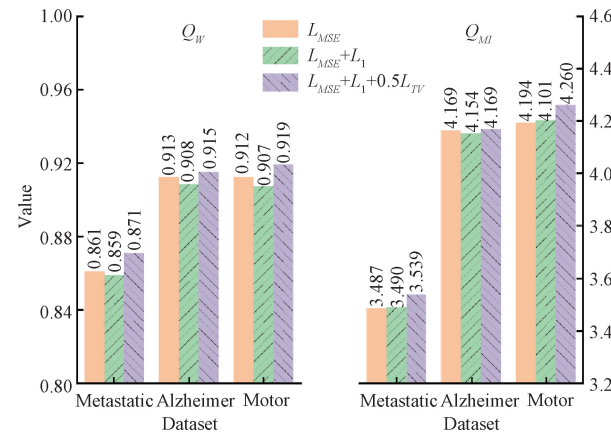


图 8 加权复合损失函数的消融实验

Fig. 8 Ablation study on the weighted composite loss function

2)关于 DIP 照度显著图迭代次数 T 的讨论

低频基础层的显著能量感知是否全面对结构特征的提取以及相异模态多分解基础层的互补融合具有重大影响,因而对 DIP 照度显著图迭代次数 T 的讨论是有必要的。

图 9 展示了在不同照度显著图迭代次数下 MRI&SPECT、CT&PET 和 MR-T1&MR-T2 三种相异模态融合图像在 Q_{MI} 和 Q_W 客观指标的数值表现,其中迭代轮次的取值范围为 $T = 500, 1\ 000, 1\ 500, 2\ 000, 2\ 500, 3\ 000$ 。综合分析可知,除 MR-T1&MR-T2 不规则变化外, Q_{MI} 在区间内总体呈增长趋势,在 2 000 轮后增速变缓;而 Q_W 则表现为先增后减趋势,在 2 000 轮或 2 500 轮达到顶峰;后续 Q_W 曲线的非线性下降可能是因为迭代轮次过多导致引入局部伪影和小区域显著信息失衡。最终选取 $T = 2\ 000$ 为最佳的显著图迭代次数。

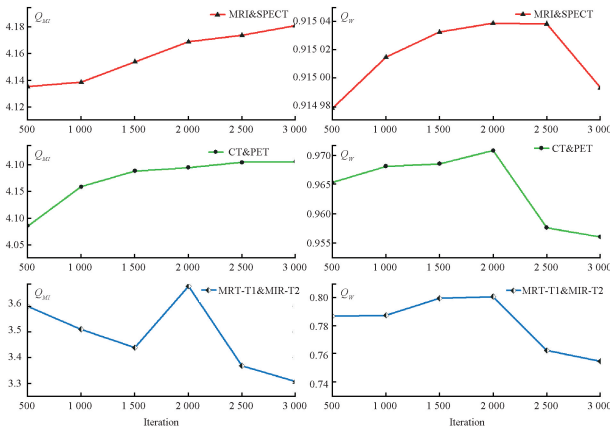


图 9 不同迭代次数 T 值下的融合图像客观评价

Fig. 9 Objective evaluation of the fused image under different T values of iterations

4 结 论

为提高现有融合算法的边缘提取和显著能量感知能力,本文提出了一种基于混合多尺度边缘保护、改进照度显著决策和高频核能引导的多模态医学图像融合算法。首先,在特征提取阶段,利用 THU 和 MDLatLRR 结合的混合多尺度边缘保护滤波,在提取细节特征的同时抑制噪声干扰;然后,根据复合加权损失约束下的改进照度显著决策对不同模态基础层分量进行像素筛选获得预融合基础层;其次,由粗细复杂多尺度细节分量的高频核能引导生成修正融合系数,与复杂细节层分量交互累加获得预融合细节层;最后,线性重构上诉预融合基础层和细节层得到最终的融合图像。实验结果表明,本文算法可以保留源图像更多的结构显著信息和边缘特征信息,特别在 Q_W 、 Q_P 和 $Q_{AB/F}$ 相比其他对比算法平均提高了 6.42%、16.33% 和 12.58%,表明融合结果的特征信息得到充分保留。未来工作将进一步集中于更多症状数据集下算法的泛化能力以及不同模态图像的配准、去噪,提升算法在复杂场景下的性能表现。

参考文献

[1] CHEN Y, DENG N, XIN B J, et al. Structural characterization and measurement of nonwoven fabrics based on multi-focus image fusion[J]. Measurement, 2019, 141: 356-363.

[2] LIANG X, HU P, ZHANG L, et al. MCFNet: Multi-layer concatenation fusion network for medical images fusion[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19 (16): 7107-7119.

[3] 史韶杰, 韩建宁, 李大威, 等. 基于多尺度曝光融合的医学 CT 图像增强方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(6): 106-111.

SHI SH J, HAN J N, LI D W, et al. Medical CT

- image enhancement method based on multi-scale exposure fusion [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(6): 106-111.
- [4] KARIM S, TONG G, LI J, et al. Current advances and future perspectives of image fusion: A comprehensive review[J]. *Information Fusion*, 2023, 90: 185-217.
- [5] HARIBABU M, BINDU C H. Visibility based multi modal medical image fusion with DWT [C]. 2017 IEEE International Conference on Power, Control, Signals and Instrumentation Engineering (ICPCSI). IEEE, 2017: 1561-1566.
- [6] LIU Y, LIU S, WANG Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation [J]. *Information Fusion*, 2015, 24: 147-164.
- [7] ZHU Z, ZHENG M, QI G, et al. A phase congruency and local Laplacian energy based multi-modality medical image fusion method in NSCT domain[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 20811-20824.
- [8] PEI C, FAN K, WANG W. Two-scale multimodal medical image fusion based on guided filtering and sparse representation [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 140216-140233.
- [9] JIE Y, LI X, TAN H, et al. Multi-modal medical image fusion via multi-dictionary and truncated Huber filtering [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2024, 88: 105671.
- [10] 康家银, 陆武, 张文娟. 融合 NSST 和稀疏表示的 PET 和 MRI 图像融合[J]. *小型微型计算机系统*, 2019, 40(12): 2506-2511.
- KANG J Y, LU W, ZHANG W J. Fusion of PET and MRI images using non-subsampled shearlet transform combined with sparse representation [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2019, 40(12): 2506-2511.
- [11] LI G, LIN Y, QU X. An infrared and visible image fusion method based on multi-scale transformation and norm optimization[J]. *Information Fusion*, 2021, 71: 109-129.
- [12] 陈广秋, 温奇璋, 尹文卿, 等. 用于红外与可见光图像融合的注意力残差密集融合网络[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(8): 182-193.
- CHEN G Q, WEN Q ZH, YIN W Q, et al. Attentional residual dense connection fusion network for infrared and visible image fusion[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(8): 182-193.
- [13] XU H, MA J. EMFusion: An unsupervised enhanced medical image fusion network [J]. *Information Fusion*, 2021, 76: 177-186.
- [14] HOU R, ZHOU D, NIE R, et al. VIF-Net: An unsupervised framework for infrared and visible image fusion [J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2020, 6: 640-651.
- [15] 周涛, 程倩茹, 张祥祥, 等. 基于 DCIF-GAN 的肺部肿瘤 PET/CT 跨模态医学图像融合[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(2): 221-236.
- ZHOU T, CHENG Q R, ZHANG X X, et al. PET/CT Cross-modal medical image fusion of lung tumors based on DCIF-GAN [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(2): 221-236.
- [16] 武丽, 丁琴, 葛彩成. 融合公平因子的半监督学习医学图像分割模型[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(23): 171-180.
- WU L, DING Q, GE C CH. Semi-supervised learning medical image segmentation model fused with equity factors [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(23): 171-180.
- [17] LIU Z, LU Y, LAI Z, et al. Robust sparse low-rank embedding for image dimension reduction[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 113: 107907.
- [18] ULYANOV D, VEDALDI A, LEMPITSKY V. Deep image prior[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018: 9446-9454.
- [19] JAGALINGAM P, HEGDE A V. A review of quality metrics for fused image[J]. *Aquatic Procedia*, 2015, 4: 133-142.
- [20] SHABANZADE F, GHASSEMIAN H. Combination of wavelet and contourlet transforms for PET and MRI image fusion [C]. 2017 Artificial Intelligence and Signal Processing Conference (AISP). IEEE, 2017: 178-183.
- [21] ZHAI G, MIN X. Perceptual image quality assessment: a survey[J]. *Science China Information Sciences*, 2020, 63: 1-52.
- [22] ZHU B, ZHOU L, PU S, et al. Advances and challenges in multimodal remote sensing image registration[J]. *IEEE Journal on Miniaturization for Air and Space Systems*, 2023, 4(2): 165-174.
- [23] GHALATI M K, NUNES A, FERREIRA H, et al. Texture analysis and its applications in biomedical imaging: A survey[J]. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2021, 15: 222-246.
- [24] MEHER B, AGRAWAL S, PANDA R, et al. A survey on region based image fusion methods [J].

Information Fusion, 2019, 48: 119-132.

[25] TAN W, TIWARI P, PANDEY H M, et al. Multimodal medical image fusion algorithm in the era of big data[J]. Neural Computing and Applications, 2020: 1-21, DOI:10.1007/s00521-020-05173-2.

[26] VESHKI F G, OUZIR N, VOROBYOV S A, et al. Multimodal image fusion via coupled feature learning[J]. Signal Processing, 2022, 200: 108637.

[27] ZHAO Z, BAI H, ZHANG J, et al. Cddfuse: Correlation-driven dual-branch feature decomposition for multi-modality image fusion [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 5906-5916.

[28] JIE Y, LI X, ZHOU F, et al. Medical image fusion based on extended difference-of-Gaussians and edge-preserving[J]. Expert Systems with Applications,

2023, 227: 120301.

[29] TANG H, LIU G, QIAN Y, et al. EgeFusion: Towards edge gradient enhancement in infrared and visible image fusion with multi-scale transform[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2024, 10: 385-398.

作者简介

彭彤彪, 硕士研究生, 主要研究方向为多模态医学图像融合。

E-mail: 2112303101@mail2.gdut.edu.cn

田妮莉(通信作者), 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为图像视频处理、源相机识别、图像安全取证等。

E-mail: tiannili@gdut.edu.cn

潘晴, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为目标识别、模式识别。

E-mail: panqing@gdut.edu.cn