

基于 MDLatLRR 的 CT 和 MRI 图像融合增强方法

靳梦姣, 王远军

(上海理工大学 健康科学与工程学院, 上海 200093)

摘要: 以往所提出的医学图像融合算法均对源图像提取相同分解层次的特征, 忽略了源图像的特有特征。针对这一问题, 提出一种根据不同模态医学图像提取其特有特征的融合方法。首先, 使用改进的多级潜在低秩表示分解方法, 在提取 CT 和 MRI 基础信息和细节信息的基础上, 根据成像特点的不同, 进一步提取 CT 图像的骨骼轮廓信息和 MRI 图像的软组织细节信息。然后, 提出一种局部信息熵加权的区域能量函数方法融合细节信息, 利用结构显著性度量和改进拉普拉斯能量和方法共同融合基础信息。最后, 提出图像引导增强算法, 以特有特征为引导对融合后的基础层和细节层进行增强。经实验证明, 相比近几年具有代表性的融合方法, 所提出的方法不仅在 AG, EPI, VIF, SD 客观评价指标中分别平均提高了 9.45%, 11.75%, 14.79%, 10.51%, 而且在主观评价中也取得更好的效果, 实现了 CT 和 MRI 图像精准融合。

关键词: 图像融合; 多级潜在低秩表示分解; 图像增强; 改进的拉普拉斯能量和
中图分类号: R 445.6 **文献标志码:** A

CT and MRI image fusion enhancement method based on MDLatLRR

JIN Mengjiao, WANG Yuanjun

(School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: The previously proposed medical image fusion algorithms extracted the same level of features from the source image, ignoring the unique features of the source image. To solve the problem, this work proposed a fusion method to extract unique features from different modal medical images. Firstly, the improved multi-level decomposition based latent low-rank representation method was used to extract the basic information and detailed information of CT and MRI images, and further extracted the bone

收稿日期: 2023-03-28

基金项目: 上海市自然科学基金资助项目(18ZR1426900)

第一作者: 靳梦姣(1998-), 女, 硕士研究生。研究方向: 医学图像融合。E-mail: 2260301902@qq.com

通信作者: 王远军(1980-), 男, 副教授。研究方向: 医学成像和医学图像处理。E-mail: yjusst@126.com

引文格式: 靳梦姣, 王远军. 基于 MDLatLRR 的 CT 和 MRI 图像融合增强方法[J]. 上海理工大学学报, 2024, 46(5): 545-555.

Citation: JIN Mengjiao, WANG Yuanjun. CT and MRI image fusion enhancement method based on MDLatLRR[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2024, 46(5): 545-555.

contour information of CT image and soft tissue detail information of MRI image according to the different imaging principles. Then, this work proposed a local information entropy-weighted local energy function method to fuse the detail information, and utilized the structural saliency and sum of eight-neighborhood based modified laplacian to fuse the basic information. Finally, an image-guided enhancement method was proposed to enhance the fused base layer and detail layer with unique features as the guide. Experiments showed that, compared with the representative fusion methods of recent years, this approach not only improves the objective evaluation indicators of AG, EPI, VIF and SD by 9.45%, 11.75%, 14.79% and 10.51%, respectively, but also achieves better results in subjective evaluation, and realizes the accurate fusion of CT and MRI images.

Keywords: *medical image fusion; multi-level decomposition based latent low-rank representation method; image enhance; sum of modified laplacian*

在医学成像领域，成像原理的不同会输出反映组织不同特征的多模态医学图像，如：计算机断层扫描成像（computed tomography, CT）主要检测人体的致密性结构，磁共振成像（magnetic resonance imaging, MRI）主要检测人体的软组织信息。由于单一模态的医学图像不能反映人体组织的全部信息，因此在临床

医学诊断中需要医生根据临床经验对多模态图像分别观察，这样的诊断方式对医生的临床经验具有很高的依赖性。为了便于临床诊断，研究者提出了各种多模态医学图像融合方法，将两幅或多幅不同模态的医学图像融合成一幅具有更多特征信息的图像。现今常用的多模态医学图像融合方法可大致分为两类：基于传统方法的医学图像融合和基于深度学习的医学图像融合^[1]。

基于传统方法的医学图像融合中最常见的是多尺度变换方法，其融合过程主要包括图像分解、特征融合和图像重建 3 个步骤。根据图像分解的不同，可以将多尺度变换方法分为金字塔变换、小波变换、非下采样剪切波变换和非下采样轮廓波变换等。随着医学图像融合算法的发展，研究者基于多尺度变换提出很多新的融合方法，如：Li 等^[2]提出一种新的基于拉普拉斯金字塔重分解的多模态医学图像融合框架，可以减少融合图像受颜色失真和噪声的影响。金字塔分解只提供光谱信息，不提供方向信息，而小波变换可以很好地提取图像中的方向信息，如：樊文定等^[3]提出基于小波变换与深度残差融合的图像增强算法。为了提取源图像中更全面的信息，提出非下采样剪切波变换和非下采样轮廓波变换，如：

Zhu 等^[4]提出一种基于相位一致性和局部拉普拉斯能量的多模态医学图像融合算法，Gai 等^[5]提出一种新的非下采样剪切波变换域融合方法。除了以上提到的多尺度变换方法外，还有基于学习的特征提取方法用于医学图像融合，如：康家银等^[6]提出基于 NSST 和稀疏表示的 PET 和 MRI 图像融合算法；Li 等^[7]在潜在低秩表示（latent low-rank representation, LatLRR）的基础上提出多级潜在低秩表示分解（multi-level decomposition based LatLRR, MDLatLRR），以提取更深层次的特征。

基于深度学习的医学图像融合算法主要基于卷积神经网络（convolutional neural networks, CNN）和生成对抗神经网络（generative adversarial networks, GAN）。Yu 等^[8]提出一种基于卷积神经网络的医学图像融合方法，但是其融合部分仍然需要手动设计融合规则。为了避免手动设计融合规则，进一步提出全卷积的医学图像融合网络，如：Xu 等^[9]提出 EMFusion 网络，对源图像执行表面约束和深层约束，可以保留源图像的唯一信息。肖儿良等^[10]提出迁移学习与 GAN 结合的医学图像融合模型，得到高质量融合图像。虽然基于深度学习的医学图像融合算法避免了设计融合规则，但是需要大量的数据用于训练网络模型，并且对硬件性能要求较高，计算量大。

上述图像融合方法虽然能够融合多模态医学图像，但是对不同模态图像使用相同层次的特征提取，忽略了不同模态图像特有的特征。为此，提出一种基于 MDLatLRR 的 CT 和 MRI 图像融合增强方法，该方法的主要贡献如下：

a. 对 MDLatLRR 分解方法进行改进以充分提

取 CT 图像中的骨骼结构信息和 MRI 图像中的软组织细节信息。

b. 提出局部信息熵加权的区域能量函数方法对提取到的细节信息进行融合, 以局部信息熵作为加权值, 能够保留源图像中更加丰富的细节信息。

c. 使用结构显著性和基于八邻域的拉普拉斯能量和的方法共同融合基础信息, 不仅能够有效地对边缘及轮廓信息进行融合, 还能弥补基础信息融合时所忽视的能量和亮度信息。

d. 提出图像引导增强算法, 以进一步提取到的深层特征为引导, 对融合后的基础部分和细节部分进行增强, 可以突出显示 CT 图像所特有的边缘轮廓信息和 MRI 图像特有的细节信息。

1 基础理论

1.1 潜在低秩表示

低秩表示 (low-rank representation, LRR) 是一种有效的子空间分割方法, 该方法将输入数据作为字典, 在字典所有向量作为基的线性组合中寻找最低秩表示, 以捕获数据的全局结构^[11]。然而当输入数据不足或严重损坏时, 就会影响 LRR 的效果, 所以 Li 等^[7] 在 LRR 的基础上进一步提出 LatLRR, LatLRR 将观测数据和隐藏数据串联作为字典, 可以解决数据采样不足的问题^[12]。LatLRR 将输入数据 X 分解为一个包含主要信息的低秩部分 XZ , 一个包含显著特征的低秩部分 LX 和一个包

含噪声的稀疏部分 E , 具体描述如式(1)所示。

$$\begin{aligned} \min_{Z, L, E} & \|Z\|_* + \|L\|_* + \lambda \|E\|_1 \\ \text{s.t. } & X = XZ + LX + E \end{aligned} \quad (1)$$

式中: λ 是大于 0 的平衡系数; $\|\cdot\|_*$ 是表示矩阵奇异值之和的核范数; $\|\cdot\|_1$ 表示 L1 范数; X 是输入的数据矩阵; Z 是低秩系数矩阵; L 是投影矩阵; E 是稀疏噪声矩阵。

1.2 多级潜在低秩表示分解

LatLRR 学习了投影矩阵 L 后, 对源图像分解得到包含显著特征的低秩部分, 源图像与低秩部分作差得到细节部分, 这种基于 LatLRR 的分解方法称为 DLatLRR。为了提取更深层次的特征, Li 等^[7] 提出多级潜在低秩表示分解方法, 该方法对 DLatLRR 分解得到的细节部分再次进行多次 DLatLRR 分解。如图 1 所示, 根据步长 s 将源图像 I 划分为大小为 16×16 的图像块, 将每个图像块转换为列向量然后组成一个新的矩阵 $P(I)$, 经 MDLatLRR 分解得到基础信息和细节信息的过程如式(2)所示

$$\begin{aligned} V_{bi} &= L \times P(D_{i-1}), B_i = R(V_{bi}) \\ D_i &= D_{i-1} - B_i \end{aligned} \quad (2)$$

式中: B 和 D 是分解得到的基础信息层和细节信息层; V_{bi} 是经 DLatLRR 分解得到的包含显著特征的低秩部分; L 表示 LatLRR 学习的投影矩阵; $P(\cdot)$ 表示矩阵转换操作; $R(\cdot)$ 表示从基础部分重建基础图像操作, 对于滑动窗口技术中的重叠像素, 采用平均策略来恢复基础图像。

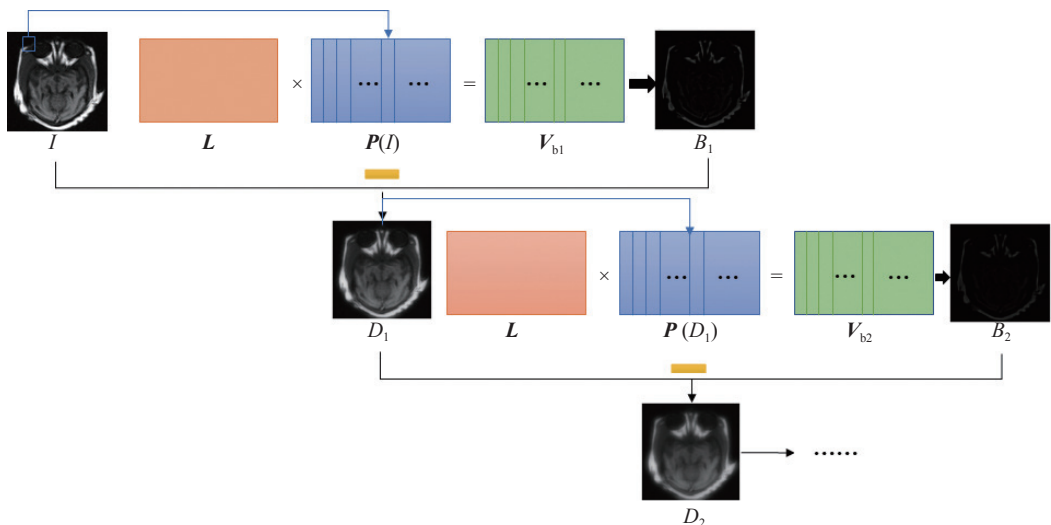


图 1 MDLatLRR 分解示意图

Fig.1 Decomposition diagram of the MDLatLRR

2 融合方法

本文提出的 CT 和 MRI 图像融合框架如图 2 所示,输入 CT 和 MRI 图像,利用改进的图像分解方法对 CT 和 MRI 图像进行分解,对分解得到的细节信息和基础信息进行融合,以进一步提取的 CT 和 MRI 图像特有特征为引导对融合后的细节层和基础层进行增强,最后重建得到融合图像,具体融合过程如下。

2.1 改进的图像分解方法

基于 MDLatLRR 分解方法对图 3(a) 所示的 CT 和 MRI 图像进行四级分解,得到的分解结果如图 4 所示。对于 CT 和 MRI 图像来说,第四级 DLatLRR 分解得到的基础部分包含的结构边缘信息已非常微弱,且细节部分包含的细节信息也很模糊。因此,本文将基于 DLatLRR 的分解过程控制在三级以内,首先对 CT 和 MRI 图像进行两级 DLatLRR 分解以提取基层特征包括基础部分($B_{1/2}$)和细节部分($D_{1/2}$),然后进一步提取特有特征作为下文引导增强算法的引导图像。

根据 CT 和 MRI 图像成像特点,CT 图像主要

反映人体骨骼等致密性结构,所以其包含更多的结构轮廓信息,而 MRI 图像主要反映人体软组织信息,所以其包含更多细节信息^[13]。对于 CT 和 MRI 图像这种特有的特征也可以通过图 3 所示的 3 对 CT 和 MRI 图像观察到。为此,本文根据 CT 和 MRI 图像的这种特性,对 CT 图像利用 DLatLRR 方法仅提取其基础信息(B_3^{CT}),对 MRI 图像利用 DLatLRR 方法仅提取其细节信息(D_3^{MR})。

2.2 细节信息融合

传统方法对于细节信息的融合通常采用加权区域能量函数(weight local energy, WLE)^[14]方法,然而传统的 WLE 方法对区域内像素设置固定的权值,会影响信息较丰富区域的融合效果。局部信息熵(local entropy, LEN)^[15]可以反映图像局部区域的信息丰富程度,以局部信息熵作为加权区域能量函数的权值更能反映区域内信息的重要程度。因此,本文提出一种局部信息熵加权的区域能量函数(local information entropy-weighted local energy, WLE_LEN)对细节信息进行融合,细节信息融合的具体步骤如下:

局部信息熵和加权区域能量函数的定义分别

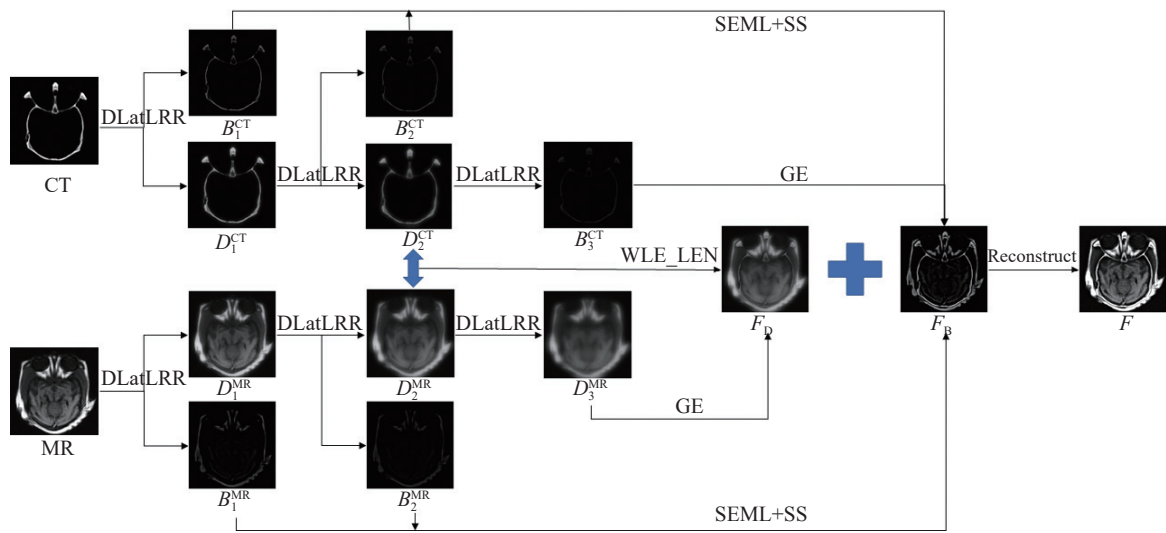


图 2 提出的医学图像融合框架

Fig.2 The proposed framework for the medical image fusion

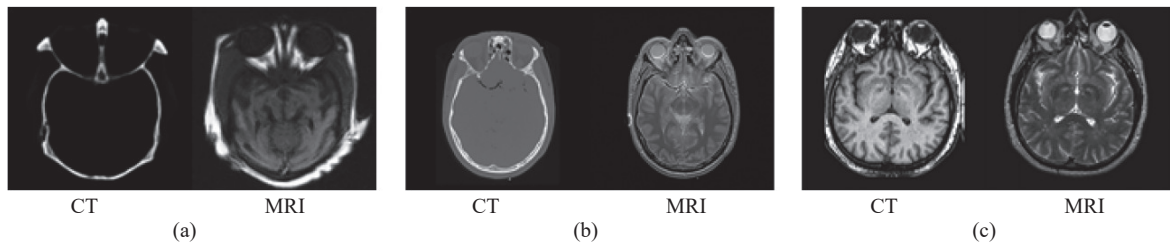


图 3 3 对严格配准的 CT 和 MRI 图像

Fig.3 Three pairs of strictly registered CT and MRI images

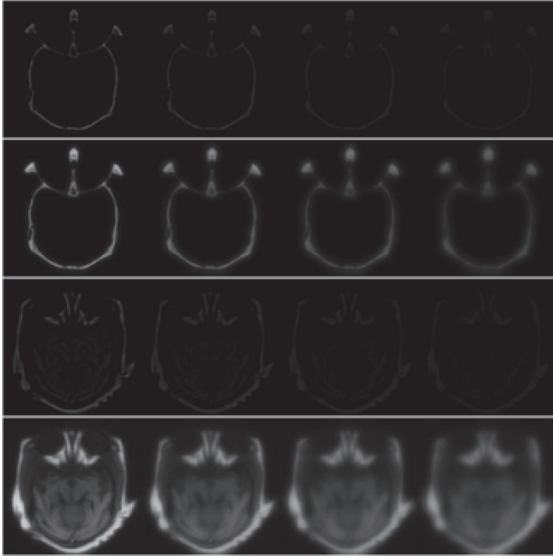


图4 四级 DLatLRR 分解结果

Fig.4 Four-stage DLatLRR decomposition results

如式(3)和(4)所示

$$H(i, j) = - \sum_{k=0}^{T-1} P_k \log P_k \quad (3)$$

$$P(i, j) = \sum_{m=-r}^r \sum_{n=-r}^r \frac{\mathbf{W}(m+r+1, n+r+1) \times D(i+m, j+n)^2}{D(i, j)} \quad (4)$$

式中: 局部窗口大小为 $(2r+1) \times (2r+1)$; $T=255$; $P_k = \frac{n_k}{m \times n}$ 是局部窗口内像素值为 k 的概率; n_k 是局部窗口中像素值为 k 的像素数量; $D(i, j)$ 是位置 (i, j) 处的细节特征; $\mathbf{W}$ 是一个 $(2r+1) \times (2r+1)$ 的矩阵, 该矩阵中的元素值如式(5)所示

$$\mathbf{W} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

传统加权区域能量函数中使用如式(5)所示的权值, 权值矩阵 $\mathbf{W}$ 只能表示区域内不同位置像素的固定权重, 忽视了不同区域内不同位置像素的信息丰富程度并不固定这一特性。而局部信息熵如式(3)所示, 根据局部窗口内像素值的概率来反映不同位置的信息丰富程度, 相比于式(5)能够更好地表示局部窗口内不同位置的信息丰富度权值。因此, 对 H 进行归一化, 权重 W' 如式(6)所示, 再利用 W' 替换式(4)中的权值 $\mathbf{W}$ 构造 WLE_LEN 函数 Q 如式(7)所示

$$W'(i, j) = H(i, j) / \sqrt{\sum_{m=-r}^r \sum_{n=-r}^r H(m+r+1, n+r+1)^2} \quad (6)$$

$$Q(i, j) = \sum_{m=-r}^r \sum_{n=-r}^r \frac{W'(m+r+1, n+r+1) \times D(i+m, j+n)^2}{D(i, j)} \quad (7)$$

对第二级 DLatLRR 分解得到的细节信息 D_2^{CT} 和 D_2^{MR} 使用式(7)进行融合, 得到的融合权值图 M 如式(8)所示, 根据权值图对细节信息进行融合得到细节层 d_F 如式(9)所示

$$M(i, j) = \begin{cases} 1, & Q(D_2^{\text{CT}}) > Q(D_2^{\text{MR}}) \\ 0.5, & Q(D_2^{\text{CT}}) = Q(D_2^{\text{MR}}) \\ 0, & Q(D_2^{\text{CT}}) < Q(D_2^{\text{MR}}) \end{cases} \quad (8)$$

$$d_F = M \times D_2^{\text{CT}} + (1 - M) \times D_2^{\text{MR}} \quad (9)$$

2.3 基础信息融合

经 MDLatLRR 分解得到的基础部分包含更多的轮廓和边缘信息, 而结构显著性 (structure saliency, SS)^[16] 可以有效地检测出图像的边缘轮廓信息, 但是对于梯度差异性较大的区域, 仅仅注重其结构显著性会使该区域中的能量信息丢失。因此, 将基于八邻域的改进拉普拉斯能量和 (sum of eight-neighborhood based modified laplacian, SEML)^[17] 方法也用于基础部分的融合, 可以有效地保留图像的能量信息。使用 SS 和 SEML 这两个活动度量共同融合基础信息的具体过程如下:

图像在窗口 w 上的结构张量定义如式(10)所示

$$\mathbf{t} = \begin{bmatrix} \sum_w B_i^2 & \sum_w B_i B_j \\ \sum_w B_i B_j & \sum_w B_j^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: B 是从源图像中提取到的基础信息; w 是大小为 $(2r+1) \times (2r+1)$ 局部窗口; B_i 表示 i 方向上的梯度; B_j 表示 j 方向上的梯度。

根据式(10)计算结构张量的特征值, 如式(11)所示。由于结构张量的特征值可以对图像结构进行稳定的描述, 所以使用结构张量的特征值来构造结构显著性, 如式(12)所示

$$\begin{aligned} e_1 &= \frac{1}{2} \left(\sum_w B_i^2 + \sum_w B_j^2 + \sqrt{\left(\sum_w B_i^2 - \sum_w B_j^2 \right)^2 + 4 \left(\sum_w B_i B_j \right)^2} \right) \\ e_2 &= \frac{1}{2} \left(\sum_w B_i^2 + \sum_w B_j^2 - \sqrt{\left(\sum_w B_i^2 - \sum_w B_j^2 \right)^2 + 4 \left(\sum_w B_i B_j \right)^2} \right) \end{aligned} \quad (11)$$

$$S = \sqrt{(e_1 + e_2)^2 + \alpha(e_1 - e_2)^2} \quad (12)$$

式中： e_1 和 e_2 是式(11)得到的结构张量的特征值； α 是控制对角线上结构加权程度的参数，本文中取 $\alpha=0.5$ 。

在传统拉普拉斯能量和仅考虑水平和垂直方向上拉普拉斯算子的基础上，SEML增加了斜对角线上的四个方向^[18]，SEML方法函数 E 的定义如式(13)所示，其中，EML方法函数 L 的定义如式(14)所示

$$E(i, j) = \sum_{m=-r}^r \sum_{n=-r}^r L(i+m, j+n)^2 \quad (13)$$

$$M(i, j) = \begin{cases} 1, & S(B_{1/2}^{CT}) + E(B_{1/2}^{CT}) > S(B_{1/2}^{MR}) + E(B_{1/2}^{MR}) \\ 0.5, & S(B_{1/2}^{CT}) + E(B_{1/2}^{CT}) = S(B_{1/2}^{MR}) + E(B_{1/2}^{MR}) \\ 0, & S(B_{1/2}^{CT}) + E(B_{1/2}^{CT}) < S(B_{1/2}^{MR}) + E(B_{1/2}^{MR}) \end{cases} \quad (15)$$

根据权值图对细节信息进行融合得到基础层 b_F 如式(16)所示

$$b_F = M_1 \times B_1^{CT} + (1 - M_1) \times B_1^{MR} + M_2 \times B_2^{CT} + (1 - M_2) \times B_2^{MR} \quad (16)$$

2.4 引导增强

Tong^[19]提出一种非线性图像增强函数，它可以放大弱边缘系数，保持强边缘系数，并有效地抑制噪声，定义如式(17)所示

$$f(x) = a[\text{sigm}(c(x-b)) - \text{sigm}(-c(x+b))] \quad (17)$$

式中： sigm 函数定义为 $\text{sigm}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ ；参数 $a = \frac{1}{\text{sigm}(c(1-b)) - \text{sigm}(-c(1+b))}$ ；参数 b 用以控制增强范围；参数 c 用以控制增强强度。

为了突出显示CT图像中的边缘轮廓信息和MRI图像中的组织细节信息，本文基于非线性增强函数提出一种图像引导增强(guided enhancement, GE)算法。基于DLatLRR第三级分解提取到的基础信息 B_3^{CT} 包含CT图像特有的骨骼轮廓信息，为了使融合图像中的边缘结构更为清晰，以 B_3^{CT} 作为引导图像，使用非线性增强函数对基础层 b_F 进行增强得到 F_B ，具体增强过程如式(18)所示

$$F_B(i, j) = \begin{cases} f(b_F(i, j)), & B_3^{CT}(i, j) \neq 0 \\ b_F(i, j), & \text{else} \end{cases} \quad (18)$$

式中： $f(x)$ 的定义如式(17)所示；控制增强范围参数 b_1 ；控制增强强度参数 c_1 。

基于DLatLRR第三级分解提取到的细节信息

$$L(i, j) = |2B(i, j) - B(i-1, j) - B(i+1, j)| + |2B(i, j) - B(i, j-1) - B(i, j+1)| + \frac{1}{\sqrt{2}} |2B(i, j) - B(i-1, j-1) - B(i+1, j+1)| + \frac{1}{\sqrt{2}} |2B(i, j) - B(i-1, j+1) - B(i+1, j-1)| \quad (14)$$

根据上述融合规则计算出基础部分 $B_{1/2}$ 的结构显著性和基于八邻域的拉普拉斯能量和，根据SS和SEML两个活动度量共同决定融合权重图，具体如式(15)所示

D_3^{MR} 包含MRI图像特有的软组织细节信息，由于细节信息和基础信息中具有重叠部分，若对基础信息已经增强过的部分再次进行增强，会使重合部分亮度过高，导致融合边缘不清晰。因此，为了使融合图像中的细节纹理更为清晰，以 B_3^{CT} 与 D_3^{MR} 非重叠部分作为引导图像，使用非线性增强函数 $f(x)$ 对细节层 d_F 进行增强得到 F_D ，具体增强过程如式(19)所示

$$F_D(i, j) = \begin{cases} f(d_F(i, j)), & B_3^{CT}(i, j) = 0 \& D_3^{MR}(i, j) \neq 0 \\ d_F(i, j), & \text{else} \end{cases} \quad (19)$$

式中： $f(x)$ 的定义如式(17)所示；控制增强范围参数 b_2 ；控制增强强度参数 c_2 。

最终，根据增强后的细节信息 F_D 和基础信息 F_B 重建融合图像 F ，如式(20)所示

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

3 实验结果与分析

3.1 实验准备

从哈佛大学脑部数据集中选取14对严格配准的CT和MRI图像作为实验数据，从中随机选取3对进行展示，如图3所示，每个图像的分辨率大小均为256×256。在DLatLRR分解中，使用滑动窗口技术将源图像分割为图像块，步幅设置为1，窗口大小为16×16。参考MDLatLRR^[7]中参数设置，从中随机选取2000个图像块来学习投影矩阵

L , 其中平滑块和细节块的数量各为 1000。在图像引导增强算法中, 参考 [19] 中参数设置, 将控制增强范围的参数 b_1 和 b_2 设置为 0.1。基础层包含更多的结构信息, 对结构信息进行增强便于人眼的观察, 细节层包含更多的组织细节信息, 若设置太高的增强强度会导致亮度过高而丢失细节信息。因此, 将基础层的增强强度参数 c_1 设置为 1.5, 细节层的增强强度参数 c_2 设置为 0.8。本文局部计算窗口半径 r 均为 1, 滑动窗口步长为 1, 所有实验均基于 MATLAB2021b 平台进行编程, 并在 Intel(R) Core(TM) i5-8250U CPU @ 1.60GHz 桌面上运行, 内存为 8.00GB。

3.2 实验结果

根据所提出的算法对 14 对 CT 和 MRI 图像进

行融合实验, 得到的融合结果如图 5 所示。将实验结果与近几年来具有代表性的医学图像融合方法进行对比, 如: IFCNN^[20], NSCT-PC^[4], NSST-CNP^[21] 和 JBF-LGE^[22]。由于本文是在二级 DLatLRR 的基础上进行医学图像融合算法的改进, 所以在对比试验中加入 MDLatLRR2^[7] 方法。考虑到图像显示空间有限, 对图 3 所示的 3 对 CT 和 MRI 图像融合的结果进行展示, 为了便于读者的观察, 将差异较为明显的区域使用红色框出并放大显示, 结果如图 6~8 所示。

为了对融合图像进行更全面的定量评估, 本文使用 5 种常用的医学图像客观评价指标, 具体包括平均梯度 (average gradient, AG)^[23], 互信息 (mutual information, MI)^[24], 边缘保持 (edge

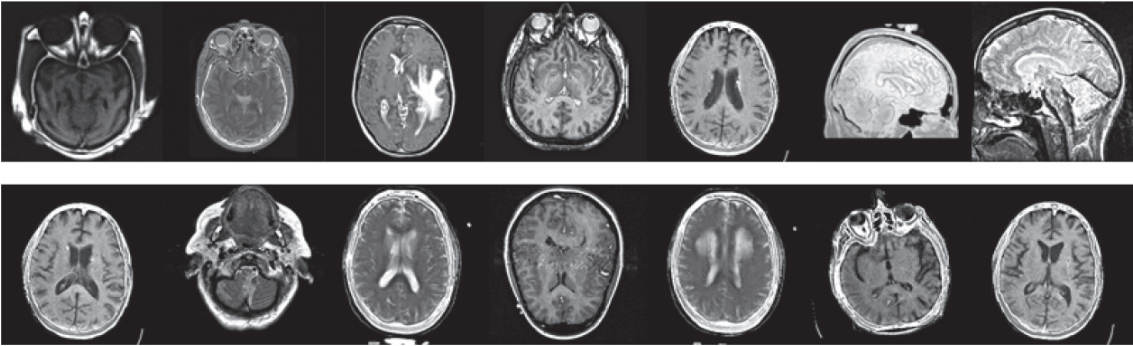


图 5 CT 和 MRI 图像融合结果

Fig.5 Fusion results of CT and MRI image

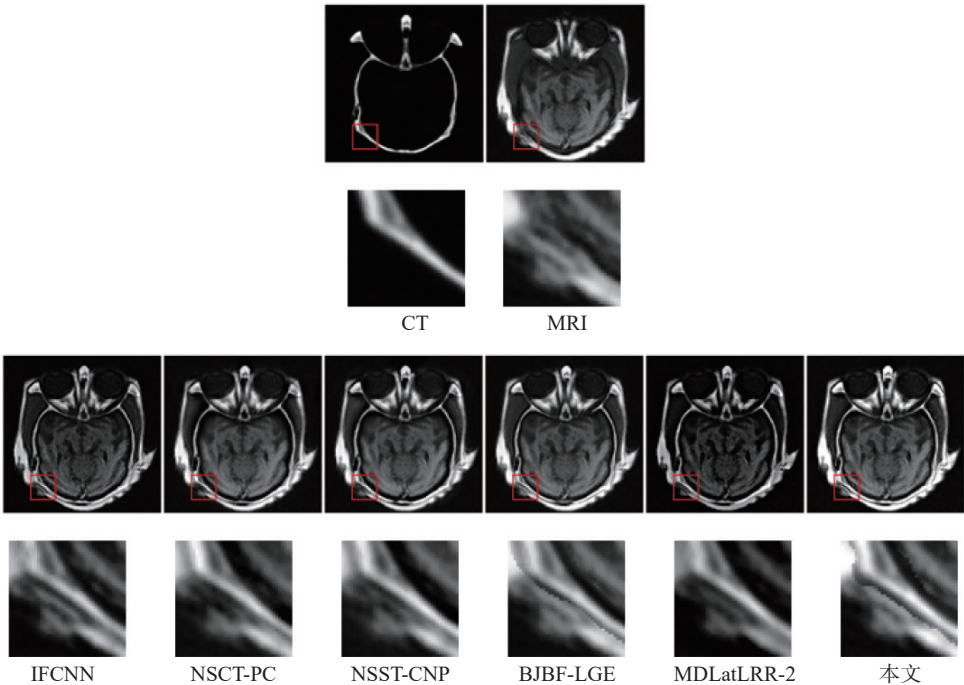


图 6 基于图 3(a) 的对比实验结果

Fig.6 Comparative experimental results based on Figure 3(a)

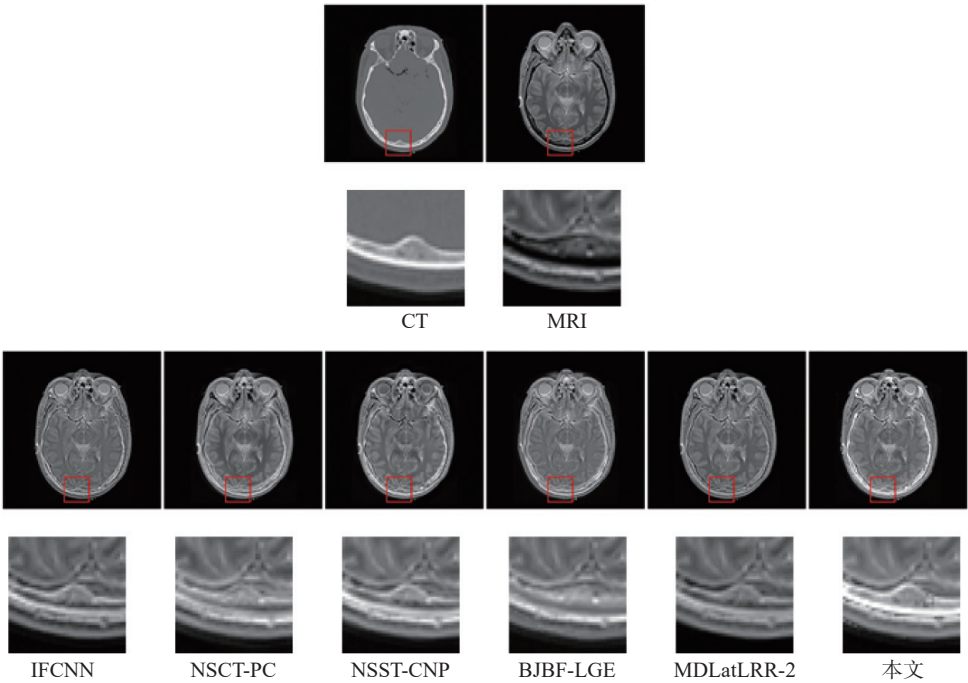


图 7 基于图 3(b) 的对比实验结果

Fig.7 Comparative experimental results based on Figure 3(b)

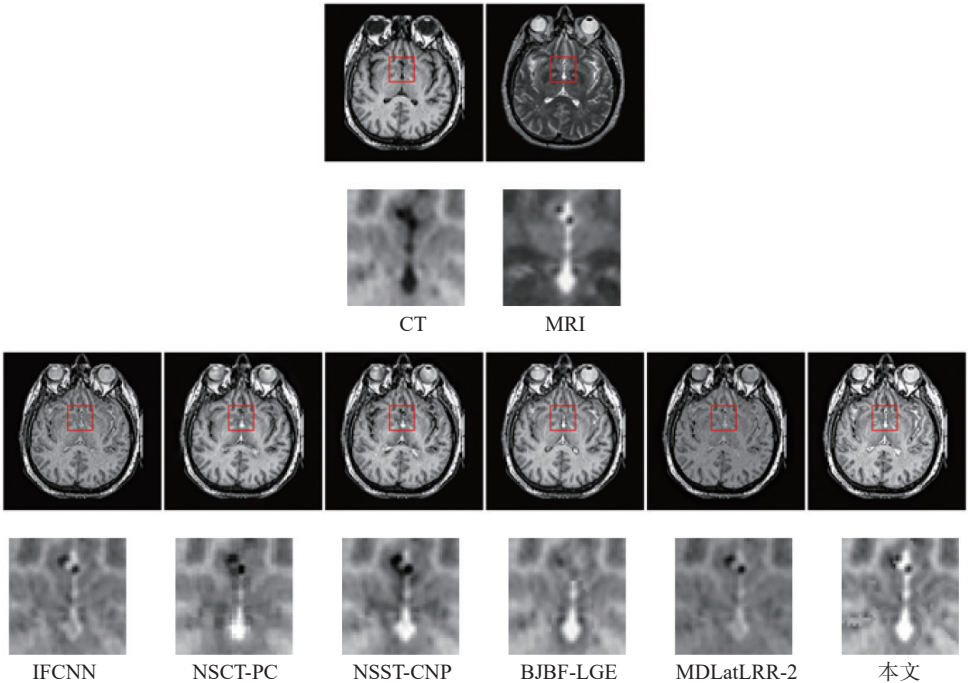


图 8 基于图 3(c) 的对比实验结果

Fig.8 Comparative experimental results based on Figure 3(c)

preservation index, EPI)^[22], 视觉信息保真度 (visual information fidelity, VIF)^[25], 标准差 (standard deviation, SD)^[26]。其中, AG 反映融合图像的清晰度和纹理变化, MI 反映源图像与融合图像间的相关性, EPI 反映融合图像中包含源图像边缘信息的多少, VIF 反映与人类视觉系统相近的

图像质量, SD 反映图像像素值与均值的离散程度以反映图像质量的好坏。根据这 5 种客观评价指标对图 3 所示 3 对 CT 和 MRI 图像融合的结果进行定量评估, 将每种客观评价指标的最优值加粗显示, 如表 1~3 所示。为了证明所提出方法的泛化性, 基于 5 种评价指标 AG, MI, EPI,

VIF 和 SD, 对 14 对图像的对比试验结果进行定量评估并取其平均值, 得到结果如表 4 所示。

表 1 基于图 3(a) 的定量评估结果

Tab.1 Quantitative evaluation results based on Figure 3(a)

方法	指标				
	AG	MI	EPI	VIF	SD
IFCNN	6.9474	11.5955	0.6355	0.5860	44.4963
NSCT-PC	6.9873	13.6074	0.6724	0.7084	57.6187
NSST-CNP	7.1547	13.6399	0.6755	0.7464	57.8860
JBF-LGF	7.2875	12.2094	0.5638	0.7025	59.2112
MDLatLRR-2	7.0506	12.2125	0.7055	0.7522	49.4502
本文	8.4184	13.6493	0.7853	0.8788	64.8840

表 2 基于图 3(b) 的定量评估结果

Tab.2 Quantitative evaluation results based on Figure 3(b)

方法	指标				
	AG	MI	EPI	VIF	SD
IFCNN	7.2582	9.4055	0.5986	0.5814	55.2781
NSCT-PC	6.7123	10.7654	0.5696	0.6232	59.0080
NSST-CNP	7.0280	10.4057	0.5766	0.6859	58.9639
JBF-LGF	6.6640	10.7464	0.5133	0.5335	60.2305
MDLatLRR-2	6.3906	9.7275	0.5815	0.6195	56.2112
本文	8.1296	10.7528	0.6381	0.7698	65.4380

表 3 基于图 3(c) 的定量评估结果

Tab.3 Quantitative evaluation results based on Figure 3(c)

方法	指标				
	AG	MI	EPI	VIF	SD
IFCNN	10.3157	11.9090	0.4943	0.7378	64.5533
NSCT-PC	10.0059	12.7560	0.5675	0.7904	73.5769
NSST-CNP	10.3685	12.6996	0.5428	0.8433	73.6942
JBF-LGF	10.1766	11.8809	0.5405	0.7674	74.9819
MDLatLRR-2	8.9502	11.8976	0.4910	0.8204	63.5428
本文	12.5343	12.6198	0.6124	0.9296	81.0118

3.3 结果分析

为了更加客观公正地对融合结果进行评价, 本文从主观评价和定量评估两个方面对融合图像进行分析^[27]。

主观评价是根据人眼视觉感知对融合图像进行主观评估^[28], 是评估融合图像质量的一个重要

表 4 各融合方法平均评估结果

Tab.4 The average evaluation results of each fusion method

方法	指标				
	AG	MI	EPI	VIF	SD
IFCNN	9.4630	10.5610	0.5687	0.8096	71.4037
NSCT-PC	8.8933	11.3817	0.5522	0.8648	78.2630
NSST-CNP	9.0801	11.2115	0.5497	0.8918	74.4883
JBF-LGF	8.7657	10.1978	0.5008	0.8391	80.0372
MDLatLRR-2	8.4101	10.1732	0.5607	0.8426	66.6944
本文	9.7658	10.5306	0.6106	0.9752	81.9754

方面。图 6~8 显示了不同融合方法的主观效果, 这些方法都可以融合源图像, 但是部分融合效果有一定的欠缺。从图 6 可以看出, NSCT-PC, NSST-CNP 和 MDLatLRR2 方法在红框标记区域对细节信息的保留效果较差, 对比度低; 从图 7 红框标记区域可以看出, NSCT-PC, BJBf-LGE 和 MDLatLRR2 方法所得融合结果的边缘结构较为模糊, 尤其 BJBf-LGE 方法, 边缘信息完全丢失; 从图 8 中红框标记区域可以看出, IFCNN 和 MDLatLRR2 方法所得融合结果亮度较低, 不利于人眼观察, NSCT-PC 和 BJBf-LGE 方法纹理细节信息丢失。相比其他方法, 本文所提出的融合方法不论是在细节信息和边缘信息的保留方面, 还是在亮度信息的保留方面, 均取得较好的表现。

在定量评估方面, 5 种评价指标 AG, MI, EPI, VIF 和 SD 的值越高, 图像的融合效果就越好。从表 1~3 可以看出, 本文所提出的方法在评价指标 AG 上取得最优值, 说明所提出的融合方法保留更多的纹理细节信息; 在评价指标 EPI 上取得最优值, 说明所提出的融合方法保留更多的结构轮廓信息; 在评价指标 VIF 和 SD 上取得最优值, 说明融合图像视觉质量较高。然而, 对于图 3(b) 和 (c) CT 和 MRI 图像融合结果, 本文所提出的方法在评价指标 MI 上略低于 NSCT-PC 方法, 说明 NSCT-PC 方法所得融合结果在互信息方面略优于本文所提出的方法, 但是在主观评价中其细节和边缘保留效果较差。为了说明所提出方法的有效性及其适用性, 对 14 对源图像定量评估的结果计算其平均值, 结果如表 4 所示, 本文方法在评价指标 AG, EPI, VIF 和 SD 上取得最优值, 并且相比其他方法分别平均提高了 9.45%, 11.75%, 14.79% 和 10.51%, 评估指标 MI 平均降

低了1.63%，均符合以上分析，说明所提出的方法对于CT和MRI图像的融合具有通用性。

本文所提出的方法针对CT和MRI图像所特有的边缘轮廓信息和纹理细节信息进行充分提取，且将充分提取的信息作为引导图像对融合层进行增强，使融合图像中的边缘轮廓和纹理细节信息更为突出，因此所提出的方法不论是在主观评价还是定量评估方面都表现出优异的结果。从主观评价来看，所提出的方法得到的融合结果保留更多CT和MRI图像特有的边缘轮廓和纹理细节信息，更加符合人类视觉感知。从定量评估来看，所提出的方法相比传统融合方法更具有竞争力。

4 结 论

提出一种基于MDLatLRR的CT和MRI图像融合增强算法。首先，根据CT和MRI图像的特征进行不同层次的DLatLRR分解，以提取CT和MRI图像特有特征。针对WLE对局部区域使用固定的权值影响细节信息融合的问题，提出WLE_LEN对细节信息进行融合。然后，使用SS和SEML两个活动度量共同融合基础信息，不仅有效地融合结构信息，同时还保留能量信息。最后，以CT和MRI图像特有特征为引导，对融合后的图像进行增强，使融合图像的特征更加显著。所提出方法得到的融合结果包含更多CT图像中的结构信息和MRI图像中的纹理细节信息，并且根据对比实验的主观评价和定量评估结果，相比其他方法，所提出的方法对于保留源图像的边缘和细节信息具有很大的提升。未来我们会将该想法用其他模态图像的融合，根据不同模态图像所具有的特点来针对性地提取不同层次特征，实现更加精准的图像融合。

参考文献:

- [1] ZHANG H, XU H, TIAN X, et al. Image fusion meets deep learning: a survey and perspective[J]. *Information Fusion*, 2021, 76: 323–336.
- [2] LI X X, GUO X P, HAN P F, et al. Laplacian redecomposition for multimodal medical image fusion[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(9): 6880–6890.
- [3] 樊文定, 李彬华, 李俊武. 基于小波变换与深度残差融合的图像增强算法[J]. *光电子·激光*, 2022, 33(7): 715–722.
- [4] ZHU Z Q, ZHENG M G, QI G Q, 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.
- [5] GAI D, SHEN X J, CHENG H, et al. Medical image fusion via PCNN based on edge preservation and improved sparse representation in NSST domain[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 85413–85429.
- [6] 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.
- [7] LI H, WU X J, KITTLER J. MDLatLRR: a novel decomposition method for infrared and visible image fusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 4733–4746.
- [8] LIU Y, CHEN X, CHENG J, et al. A medical image fusion method based on convolutional neural networks[C]//Proceedings of 2017 20th International Conference on Information Fusion. Xi'an: IEEE, 2017.
- [9] XU H, MA J Y. EMFusion: an unsupervised enhanced medical image fusion network[J]. *Information Fusion*, 2021, 76: 177–186.
- [10] 肖儿良, 周莹, 简献忠. 迁移学习与 GAN 结合的医学图像融合模型[J]. *小型微型计算机系统*, 2020, 41(9): 1972–1978.
- [11] CHEN J H, YANG J. Robust subspace segmentation via low-rank representation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(8): 1432–1445.
- [12] LIU G C, YAN S C. Latent Low-Rank Representation for subspace segmentation and feature extraction[C]//Proceedings of 2021 International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2021: 1615–1622.
- [13] 姚徐. 基于深度卷积神经网络的医学图像融合算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021.
- [14] YIN M, LIU X N, LIU Y, et al. Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampling shearlet transform domain[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(1): 49–64.
- [15] LI Z Y, ZHANG D, XU Y, et al. Modified local entropy-based transition region extraction and thresholding[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(8): 5630–5638.
- [16] ZHOU Z Q, LI S, WANG B. Multi-scale weighted gradient-based fusion for multi-focus images[J]. *Information Fusion*, 2014, 20: 60–72.
- [17] CHEN J Y, ZHANG L, LU L, et al. A novel medical image fusion method based on Rolling Guidance Filtering[J]. *Internet of Things*, 2021, 14: 100172.

- [18] 孙晓龙, 王正勇, 符耀庆, 等. 基于改进拉普拉斯能量和的快速图像融合 [J]. *计算机工程与应用*, 2015, 51(5): 193–197.
- [19] TONG Y. Visual sensor image enhancement based on non-sub-sampled shearlet transform and phase stretch transform[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2019, 2019(1): 24.
- [20] ZHANG Y, LIU Y, SUN P, et al. IFCNN: a general image fusion framework based on convolutional neural network[J]. *Information Fusion*, 2020, 54: 99–118.
- [21] LI B, PENG H, LUO X H, et al. Medical image fusion method based on coupled neural P systems in nonsubsampling shearlet transform domain[J]. *International Journal of Neural Systems*, 2021, 31(1): 2050050.
- [22] LI X S, ZHOU F Q, TAN H S, et al. Multimodal medical image fusion based on joint bilateral filter and local gradient energy[J]. *Information Sciences*, 2021, 569: 302–325.
- [23] JIN X, NIE R C, ZHOU D M, et al. Multifocus color image fusion based on NSST and PCNN[J]. *Journal of Sensors*, 2016, 2016: 8359602.
- [24] KONG W W, WANG B H, LEI Y. Technique for infrared and visible image fusion based on non-subsampling shearlet transform and spiking cortical model[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 71: 87–98.
- [25] XYDEAS C S, PETROVIĆ V. Objective image fusion performance measure[J]. *Electronics Letters*, 2000, 36(4): 308–309.
- [26] SHABANZADE F, GHASSEMIAN H. Combination of wavelet and contourlet transforms for PET and MRI image fusion[C]//Proceedings of 2017 Artificial Intelligence and Signal Processing Conference. Shiraz: IEEE, 2017.
- [27] 邓志华, 李华锋. 低秩稀疏分解与显著性度量的医学图像融合 [J]. *光学技术*, 2018, 44(4): 461–468.
- [28] ZHANG Y, JIN M M, HUANG G. Medical image fusion based on improved multi-scale morphology gradient-weighted local energy and visual saliency map[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 74: 103535.

(编辑: 黄 娟)

(上接第 508 页)

- [9] 李永亮. 基于热点应力法的桥式起重机主梁焊缝疲劳寿命分析 [J]. *计算机辅助工程*, 2014, 23(3): 44–49.
- [10] 付玲, 李耀, 罗东, 等. 等效结构应力法在塔机关键焊缝疲劳强度研究中的应用 [J]. *中国工程机械学报*, 2014, 12(5): 439–443.
- [11] 童远斌. 挖掘机动臂疲劳试验加载谱的编制及其疲劳寿命预测 [D]. 西安: 长安大学, 2017.
- [12] ZHU Q Y, LU P M, XIANG Q Y. Fatigue life evaluation of web butt welding structure on boom of excavator by hot spot stress approach[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2020, 113: 104547.
- [13] FANG Z, LI A Q, LI W R, et al. Wind-induced fatigue analysis of high-rise steel structures using equivalent structural stress method[J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(1): 71.
- [14] 李海峰, 吴冀川, 刘建波, 等. 有限元网格剖分与网格质量判定指标 [J]. *中国机械工程*, 2012, 23(3): 368–377.
- [15] 付稣昇. ANSYS nCode DesignLife 疲劳分析基础与实例教程 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2020.
- [16] 刘纯琨, 丁晓红, 倪维宇, 等. 仿真与实测多信息融合的机械结构外载荷反演技术 [J]. *中国机械工程*, 2022, 33(6): 639–646, 655.
- [17] MITCHELL T J. An algorithm for the construction of "D-optimal" experimental designs[J]. *Technometrics*, 2000, 42(1): 48–54.
- [18] GALIL Z, KIEFER J. Time and space-saving computer methods, related to Mitchell's DETMAX, for finding D-optimum designs[J]. *Technometrics*, 1980, 22(3): 301–313.
- [19] 阳清泉. SF33900 型矿用自卸车车架结构的疲劳寿命分析与优化 [D]. 长沙: 湖南大学, 2012.
- [20] 杨发富. 准静态法及瞬态法在扭力梁耐久开发中的研究 [J]. *中国汽车*, 2021, (4): 4–11.
- [21] 丁新. 液压挖掘机工作装置动力学仿真与疲劳寿命评估研究 [D]. 西安: 长安大学, 2020.

(编辑: 黄 娟)