

基于Schatten- p LatLRR的电力设备红外与可见光图像融合

史文云, 任晓明, 颜楠楠

Fusion of infrared and visible light images of power equipment based on Schatten- p LatLRR

引用本文:

史文云, 任晓明, 颜楠楠. 基于Schatten- p LatLRR的电力设备红外与可见光图像融合[J]. [激光技术](#), 2025, 49(1): 67–73.

SHI Wenyun, REN Xiaoming, YAN Nannan. Fusion of infrared and visible light images of power equipment based on Schatten- p LatLRR[J]. [Laser Technology](#), 2025, 49(1): 67–73.

您可能感兴趣的其他文章

1. [红外图像多尺度统计和应用先验去模糊模型](#)

引用本文: 何易德, 朱斌, 姜湖海, 等. 红外图像多尺度统计和应用先验去模糊模型[J]. [激光技术](#), 2023, 47(3): 360–365.

2. [低秩稀疏和改进SAM的高光谱图像误标签检测](#)

引用本文: 刘焯, 渠慎明. 低秩稀疏和改进SAM的高光谱图像误标签检测[J]. [激光技术](#), 2022, 46(6): 808–816.

3. [稀疏训练指纹库融合MMPSO-ELM室内可见光定位](#)

引用本文: 张慧颖, 梁誉, 卢宇希, 等. 稀疏训练指纹库融合MMPSO-ELM室内可见光定位[J]. [激光技术](#), 2022, 46(6): 788–795.

4. [基于引导滤波和模糊算法的红外背景抑制算法](#)

引用本文: 郭佩瑜, 张宝华. 基于引导滤波和模糊算法的红外背景抑制算法[J]. [激光技术](#), 2018, 42(6): 854–858.

5. [NSST域模糊逻辑的红外与可见光图像融合](#)

引用本文: 葛雯, 姬鹏冲, 赵天臣. NSST域模糊逻辑的红外与可见光图像融合[J]. [激光技术](#), 2016, 40(6): 892–896.

文章编号: 1001-3806(2025)01-0067-07

基于 Schatten- p LatLRR 的电力设备红外与可见光图像融合

史文云¹, 任晓明^{1*}, 颜楠楠^{2,3}

(1. 上海电机学院 电气学院, 上海 201306, 中国; 2. 华东电力试验研究院有限公司, 上海 200437, 中国; 3. 复旦大学 类脑智能科学与技术研究院, 上海 200433, 中国)

摘要: 为了解决潜在低秩表示(LatLRR)方法中使用的核函数可能导致的对秩函数逼近出现偏差问题, 采用基于 Schatten- p 范数与潜在低秩分解的方法, 进行了理论分析和实验验证。通过中值滤波方法对图像去噪, 利用基于 Schatten- p 范数和 LatLRR 的图像分解方法, 将图像分解为低秩部分与显著部分; 采用算数平均策略融合红外与可见光的低秩部分, 采用求和策略融合红外与可见光图像的显著部分; 最终采用求和策略融合已融合好的低秩部分与显著部分, 得到兼具清晰的纹理信息和显著的热故障信息的红外与可见光融合图像。结果表明, 最佳融合效果的 p 值为 0.6, 在 7 种算法中有最好的融合性能。该方法能够有效地捕捉电力系统红外与可见光源图像中丰富的整体结构和局部结构信息。

关键词: 图像处理; 潜在低秩表示; Schatten- p 范数; 中值滤波

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **doi:** 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2025.01.011

Fusion of infrared and visible light images of power equipment based on Schatten- p LatLRR

SHI Wenyun¹, REN Xiaoming^{1*}, YAN Nannan^{2,3}

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electrical Engineering, Shanghai 201306, China; 2. Huadong Electric Power Experimental & Research Institute Co. Ltd., Shanghai 200437, China; 3. Institute of Brain Intelligence Science and Technology, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: In order to address the potential deviation in rank function approximation caused by the kernel function used in the latent low-rank representation(LatLRR) method, an approach based on Schatten- p norm and latent low-rank decomposition was proposed. Theoretical analysis and experimental validation were conducted using this method. The images were first denoised using a median filtering method. The images were decomposed into low-rank and salient parts using the Schatten- p norm-based latent low-rank decomposition method combined with LatLRR. Then, an arithmetic mean strategy was employed to fuse the low-rank parts of the infrared and visible light images, while a summation strategy was used to fuse their salient parts. Finally, a summation strategy was applied to fuse the already merged low-rank and salient parts, resulting in fused infrared and visible light images with clear texture information and prominent thermal fault information. Through qualitative and quantitative experimental analysis, a p -value of 0.6 was determined to achieve the optimal fusion effect, and the proposed method outperformed seven other algorithms in fusion performance comparison. Through this approach, rich structural information at both global and local levels in infrared and visible light source images of power systems can be effectively captured.

Key words: image processing; latent low-rank representation; Schatten- p norm; median filtering

0 引 言

随着现代电力系统的不断发展和技术进步, 红外图像和可见光图像在电力设备监测和故障诊断等领域发挥着越发重要的作用。红外图像能够实时捕捉电力设备的热态信息, 有助于及时检测潜在的故障和异常

情况, 而且其具有不受天气因素影响的特性, 使其在各种环境条件下都能表现出色。然而, 红外图像在揭示目标纹理细节方面存在一定的局限性, 这可能影响故障的准确识别。相比之下, 可见光图像则提供了更为全面的视觉信息, 有助于更全面地了解电力设备的运行状态。但是, 可见光图像的质量很大程度上取决于天气条件^[1], 这可能会对图像的清晰度和可用性造成一定的影响, 尤其是在恶劣的天气条件下。由于红外图像和可见光图像各自具有独特的物理性质和成像机制, 它们往往呈现出截然不同的视觉特征和信息内容。因此, 将这两种不同来源的图像融合成为 1 张综合性

基金项目: 上海电力公司科技创新智能感知专题基金资助项目(520940230015)

* 通信作者: renxm@sdju.edu.cn

收稿日期: 2023-11-21; 修回日期: 2023-12-11

的图像,对于增强电力设备监测和故障诊断的效果至关重要^[2]。通过图像融合技术,可以充分利用红外和可见光图像的优势,提高电力设备监测的准确性和可靠性,为电力系统的安全运行提供更为有效的保障。

在过去的几年里,涌现出了多种双光图像融合算法。这些算法中,SHREYAMSHA KUMAR^[3]提出了一种基于像素重要性的图像融合方法,对原始图像利用交叉双边滤波(cross bilateral filter, CBF)算法生成细节层,利用细节层计算出权重系数,将这些权重系数应用于原始图像的融合过程,以获得最终的输出图像。ZHOU 等人^[4]提出了混合多尺度分解(hybrid multi-scale decomposition, Hybrid-MSD)感知融合方法,采用双边滤波和高斯滤波相结合的方法,对原始图像进行分解,以产生基础图像和多层细节图像;随后,采用3种不同的融合策略,分别应用于基础层和细节层的融合过程,此方法对之前将可见光图像细节加入到红外图像中改为将红外图像信息加入到可见光图像中,有效提高了背景边缘信息的清晰度。LIU 等人^[5]提出基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、拉普拉斯和高斯金字塔的图像融合方法,该方法涵盖了4个主要步骤:运用卷积神经网络计算生成权重高斯金字塔;采用拉普拉斯分解原始图像;计算每一层的局部能量映射,根据这些数值决定各层的融合策略;通过拉普拉斯金字塔重新构建已完成融合的各层图像。MA 等人^[6]提出了一种全新的多尺度融合方法:视觉显著性映射和最小加权二乘法(visual saliency map-weighted least square, VSM-WLS),旨在改进传统方法的不足之处,采用高斯滤波器和滚动引导滤波器对图像进行了分解,分别得到了基础层和细节层,这一过程有助于更好地实现图像的尺度分离和边缘信息的保留;作者提出基于VSM的加权平均技术融合基础层,增强了对比度,并通过WLS优化方案融合细节层,更有效地将有益的视觉细节传递到融合图像,最终重建了图像。LI 等人^[7-8]提出两种基于潜在低秩表示的图像融合方法,分别是潜在低秩表示(latent low-rank representation, LatLRR)方法和多重分解潜在低秩表示(multi-level decomposition based on LatLRR, MDLatLRR)方法;MDLatLRR是在LatLRR的基础上实现多层分解,提取更多的细节信息,然后通过不同的融合策略融合低秩部分与显著部分,最后重建图像。

在电力系统领域,图像融合技术已经得到了广泛应用,传统的融合方法往往无法充分利用图像之间的潜在关联性。在保持图像信息丰富性的前提下,降低图像噪声并增强对比度成为一项具有挑战性的任务。为了解决这些问题,本文中的研究借鉴了 Schatten- p

范数和潜在低秩分解技术^[9-10],结合 Schatten- p 范数和潜在低秩分解,提出一种新颖的红外与可见光图像融合方法。该方法能够有效约束图像的低秩结构,提高融合质量和稳定性,同时减少图像噪声并增强有用信息的提取^[11]。这种方法在电力设备状态监测和故障诊断方面具有潜在优势,能够提供更可信赖的技术支持,以确保电力设备的安全运行和故障处理得到有效的支援。由于电力设备的工作环境复杂多变,因此对于图像融合技术的研究和应用具有重要意义,它有助于提高电力设备监测的准确性和实时性,进而保障电力系统的稳定运行。

1 理论基础

1.1 中值滤波

中值滤波是一种非线性滤波器。它是通过在图像上滑动预设的具有固定尺寸的窗口,根据灰度值的升序排列整理窗口内像素。接着,将数字序列中每个点的值替换为其周围领域内各点值的中值,以达到图像平滑的效果。这个处理过程有效地减少了图像中的孤立噪声点,尤其是针对椒盐噪声和脉冲噪声。值得注意的是,中值滤波不仅可以减少噪声,还能保持图像的边缘特性,而不至于导致图像出现明显的模糊效果^[12-13]。

设图像为 I , 中值滤波的窗口大小为 $m \times n$, 则中值滤波的操作可以表示为: (a) 对于图像中的每个像素 $I(x, y)$, 其中 (x, y) 为像素的坐标; (b) 在以 $I(x, y)$ 为中心的 $m \times n$ 窗口中, 采集图像内各个像素的灰度数值, 形成一个相应的数组; (c) 将该数列进行整理, 寻找其中值; (d) 将中位数的灰度值赋值给 $I(x, y)$, 更新该像素的值。

表示中值滤波的公式如下:

$$I_f(x, y) = \text{median}(\mathbf{H}) \quad (1)$$

式中: $I_f(x, y)$ 为滤波后的像素值; \mathbf{H} 为以 $I(x, y)$ 为中心的 $m \times n$ 窗口内的像素灰度值构成的数组; $\text{median}(\cdot)$ 表示求该数组的中位数。

1.2 潜在低秩表示

LatLRR 是一种基于低秩表示和稀疏表示的图像分解方法。这种方法旨在从原始数据中提取全局结构和局部结构, 以实现数据的子空间分割和特征提取^[14]。具体而言, LatLRR 解决的问题是如何将 X 分解为 Z 、 L 和 E 这3个关键部分, 并同时满足以下优化目标:

$$\min_{Z, L, E} \|Z\|_* + \|L\|_* + \lambda \|E\|_1, \quad (X = XZ + LX + E) \quad (2)$$

式中: X 、 Z 、 L 、 E 、 XZ 、 LX 分别表示输入原始数据矩阵、

低秩系数、显著性系数、稀疏矩阵、低秩部分矩阵、显著部分矩阵; $\|\cdot\|_*$ 表示核范数, $\|\cdot\|_1$ 表示 L_1 范数; λ 表示正则化参数, 用于控制稀疏表示 E 的程度^[15]。

这个优化问题的目标是通过低秩表示 Z 和 L 来捕捉数据的潜在结构和主要特征, 同时利用稀疏表示 E 来处理数据中的噪声和细节。低秩表示可以实现数据的降维和提取主要特征, 而稀疏表示则能够突出重要信息并去除冗余和噪声^[16]。

1.3 Schatten- p 范数

Schatten- p 范数是一种用于矩阵的范数计算方法, 它是一类特殊的矩阵范数^[17]。

给定一个矩阵 A , 其奇异值分解为:

$$A = U\Sigma V^T \quad (3)$$

式中: U 和 V 都是正交矩阵; Σ 是对角矩阵, 其对角线元素为矩阵 A 的奇异值降序排列。

对于 Schatten- p 范数, 是将矩阵 A 的奇异值取 p 次幂后求和, 再取 $1/p$ 次幂, 即:

$$\|A\|_{S-p}^p = \left(\sum_{i=1}^r \sigma_i^p \right)^{1/p} \quad (4)$$

式中: $\|\cdot\|_{S-p}$ 表示 Schatten- p 范数; r 是矩阵 A 的秩; σ_i 表示矩阵 A 的第 i 个奇异值。

在众多低秩问题中, 核范数最小化扮演着非常重

要的角色, 而核范数实质是 $p=1$ 时的 Schatten- p 范数。由于 Schatten- p 范数比核范数多了一个参数 p , 所以在形式上比核范数更为灵活。在 $0 < p \leq 1$, 与核范数相比, Schatten- p 范数能够减缓目标函数中较大奇异值的权重。因此在这一范围内通过调整 p 值, 可以更精确地逼近秩函数, 降低原始图像的噪声, 从而提升图像融合的效果^[18]。

2 方法

2.1 图像融合框架设计

为了保持图像边缘的清晰度和细节、降低噪声、避免模糊化, 并且提高融合的准确性和稳定性, 首先对输入的可见光图像 (visible, VIS) 与红外图像 (infrared radiation, IR) 进行中值滤波处理。这一处理步骤得到了既保留边缘特性又不模糊的可见光图像 ($I_{VIS,m}$) 与红外图像 ($I_{IR,m}$)。通过对 $I_{VIS,m}$ 和 $I_{IR,m}$ 进行基于 Schatten- p 范数的潜在低秩分解, 分别得到可见光图像的低秩部分 $I_{VIS,LRR}$ 和显著部分 $I_{VIS,s}$ 、红外图像的低秩部分 $I_{IR,LRR}$ 和显著部分 $I_{IR,s}$ 。然后, 使用算数平均策略融合 $I_{VIS,LRR}$ 和 $I_{IR,LRR}$, 使用求和策略融合 $I_{VIS,s}$ 和 $I_{IR,s}$ 。最后, 通过求和策略, 将融合的低秩部分 F_{LRR} 和显著部分 F_s 相加, 得到如图 1 所示的重建的融合图像 F 。

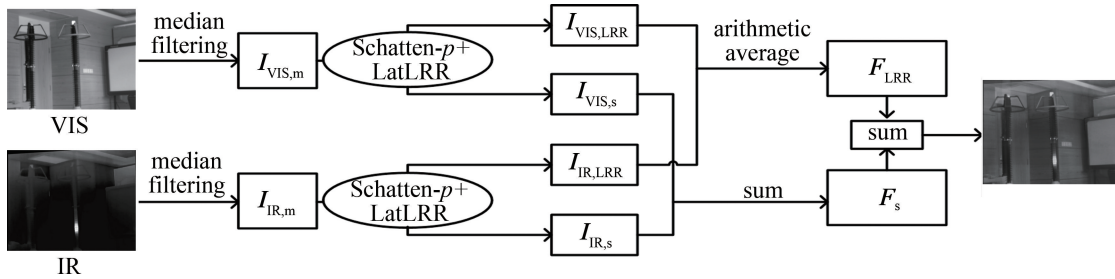


图1 图像融合框架图

Fig. 1 Image fusion frame

2.2 基于 Schatten- p 范数的潜在低秩分解

基于 Schatten- p 范数的潜在低秩分解的图像融合方法, 其特征在于求解如下优化问题:

$$\min_{Z,L,E} \|Z\|_{S-p}^p + \|L\|_{S-p}^p + \lambda \|E\|_1, \quad X = XZ + LX + E \quad (5)$$

将带约束的优化问题转换为增广拉格朗日函数的极小极大问题是一种常用的方法, 而增广拉格朗日乘子法则是实现这一转换的关键。通过迭代更新优化变量, 逐步求解极小极大问题, 最终获得最优解。

(a) 构建增广拉格朗日函数。

$$\begin{aligned} L(Z, L, E, Y_1, Y_2, Y_3, \mu) = & \|Z\|_{S-p}^p + \|L\|_{S-p}^p + \\ & \lambda \|E\|_1 + \text{tr}(Y_1^T (X - XZ - LX - E)) + \\ & \text{tr}(Y_2^T (Z - J)) + \text{tr}(Y_3^T (L - S)) + \frac{\mu}{2} (\|X - \end{aligned}$$

$$XZ - LX - E\|_F^2 + \|Z - J\|_F^2 + \|L - S\|_F^2) \quad (6)$$

式中: μ 为惩罚系数; Y_1 、 Y_2 和 Y_3 是拉格朗日乘子; J 和 S 是用于辅助更新 Z 和 L 的辅助变量; $\|Z\|_{S-p}^p + \|L\|_{S-p}^p + \lambda \|E\|_1$ 分对应原始问题的范数和稀疏性惩罚项; $\text{tr}(Y_1^T (X - XZ - LX - E)) + \text{tr}(Y_2^T (Z - J)) + \text{tr}(Y_3^T (L - S))$ 对应拉格朗日乘子与相关变量之间的内积项; $\mu(\|X - XZ - LX - E\|_F^2 + \|Z - J\|_F^2 + \|L - S\|_F^2)/2$ 对应步长参数与约束项的平方范数之间的关系。在优化过程中, 增广拉格朗日函数通过交替更新 Z 、 L 、 E 和 Y_1 、 Y_2 、 Y_3 来逐步优化原始问题, 同时通过逐渐减小步长参数 μ 来确保收敛, 原始问题的最优解, 即为增广拉格朗日函数达到最小值时对应的 Z 、 L 、 E 。

(b) 交替更新 Z 、 L 、 E 和 Y_1 、 Y_2 、 Y_3 , 最小化增广拉格朗日函数。在每一步迭代中, 分别按照以下公式更

新优化变量:

$$\mathbf{Z}^* = \underset{\mathbf{Z}}{\operatorname{argmin}} \left[\frac{\mu}{2} \|\mathbf{X} - \mathbf{XZ} - \mathbf{LX} - \mathbf{E}\|_F^2 + \operatorname{tr}(\mathbf{Y}_2^T(\mathbf{Z} - \mathbf{J})) \right], (\mathbf{Z} = \mathbf{Z}^*) \quad (7)$$

$$\mathbf{L}^* = \underset{\mathbf{L}}{\operatorname{argmin}} \left[\frac{\mu}{2} \|\mathbf{X} - \mathbf{XZ} - \mathbf{LX} - \mathbf{E}\|_F^2 + \operatorname{tr}(\mathbf{Y}_3^T(\mathbf{L} - \mathbf{S})) \right], (\mathbf{L} = \mathbf{L}^*) \quad (8)$$

$$\mathbf{E}^* = \underset{\mathbf{E}}{\operatorname{argmin}} \left[\lambda \|\mathbf{E}\|_1 + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{X} - \mathbf{XZ} - \mathbf{LX} - \mathbf{E}\|_F^2 \right], (\mathbf{E} = \mathbf{E}^*) \quad (9)$$

$$\mathbf{Y}_1^* = \mathbf{Y}_1 + \mu(\mathbf{X} - \mathbf{XZ} - \mathbf{LX} - \mathbf{E}), \quad (\mathbf{Y}_1 = \mathbf{Y}_1^*) \quad (10)$$

$$\mathbf{Y}_2^* = \mathbf{Y}_2 + \mu(\mathbf{Z} - \mathbf{J}), (\mathbf{Y}_2 = \mathbf{Y}_2^*) \quad (11)$$

$$\mathbf{Y}_3^* = \mathbf{Y}_3 + \mu(\mathbf{L} - \mathbf{S}), (\mathbf{Y}_3 = \mathbf{Y}_3^*) \quad (12)$$

$$\mu^* = \min(\rho\mu, \max(\mu)), (\mu = \mu^*) \quad (13)$$

式中: ρ 是增长率的设定参数; $\max(\mu)$ 是最大值, 两者都为预先定义的常量。 ρ 是一个大于 1 的常数, 用于增大 μ 的值, 从而增加更新步长的大小。这样做的目的是为了在迭代过程中逐渐增大 μ 的值, 以便更快地收敛到最优解。同时, μ 的值也被限制在 $\max(\mu)$ 的范围内, 以防止更新步长变得过大。

(c) 通过计算停止准则来判断收敛。停止准则通常是用来衡量目标函数的变化或优化变量的变化是否足够小, 从而判断优化算法是否已经接近最优解。在每次迭代后, 计算 3 个变化量: $l_{\max, 11}$ 、 $l_{\max, 12}$ 、 $l_{\max, 13}$, 它们分别表示 $\|\mathbf{X} - \mathbf{XZ} - \mathbf{LX} - \mathbf{E}\|_F$ 、 $\|\mathbf{Z} - \mathbf{J}\|_F$ 和 $\|\mathbf{L} - \mathbf{S}\|_F$ 的最大变化值。然后计算总体变化量 C , 如果 C 小于预先设定的阈值 t , 则认为优化算法已经接近最优解, 满足收敛条件, 可以终止迭代。

(d) 输出结果。当优化算法终止时, 输出最终得到的优化变量 \mathbf{Z} 、 \mathbf{L} 、 \mathbf{E} 作为近似最优解。同时, 输出对偶变量 \mathbf{Y}_1 、 \mathbf{Y}_2 、 \mathbf{Y}_3 , 这些对偶变量表示了作为约束条件的松弛程度。经过基于 Schatten- p 范数的潜在低秩分解, 得到了红外低秩图 $\mathbf{I}_{\text{IR}, \text{LRR}}$ 、红外显著图 $\mathbf{I}_{\text{IR}, \text{s}}$ 和红外噪声图 $\mathbf{I}_{\text{IR}, \text{e}}$, 分别如图 2a 所示。采用同样的做法, 获得了可见光低秩图 $\mathbf{I}_{\text{VIS}, \text{LRR}}$ 、可见光显著图 $\mathbf{I}_{\text{VIS}, \text{s}}$ 和可见光噪声图 $\mathbf{I}_{\text{VIS}, \text{e}}$, 分别如图 2b 所示。从图中可以明显地看到, 低秩图包含图像中的全局和共享信息。在低秩表示中, 图像的结构信息被压缩成一些共享的基本结构, 这些基本结构通常对应于图像中的背景或较大的一致区域。低秩图通过保留共同的信息和全局一致性, 有效地降低了图像的维度, 减少了噪声的影响。与此相反, 显著图包含了图像中的局部和细节信息。在

显著分量表示中, 图像的局部变化和细节被巧妙地保留下来, 它凸显了图像中的局部特征, 使得这些特征更加明显和突出。噪声图对应于图像中的随机噪声和细小的扰动, 通过剔除噪声图就可以减少对融合结果的干扰。因此, 基于 Schatten- p 范数的潜在低秩分解能够有效地将图像拆分为不同的组成部分, 从而更好地揭示图像的结构和特征。

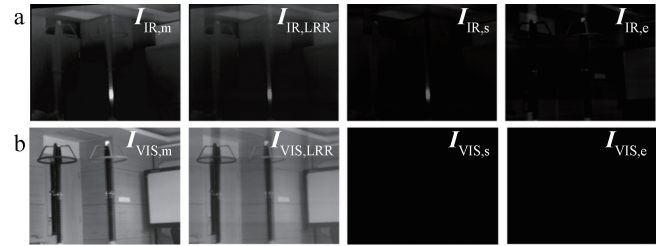


图2 图像分解

a—红外图像分解 b—可见光图像分解

Fig. 2 Image decomposition

a—infrared image decomposition b—visible light image decomposition

2.3 低秩部分融合策略

为了获取融合的低秩部分, 本文中采用算数平均策略, 其中低秩部分包含更多的全局结构和亮度信息。融合的低秩部分由下式计算^[19]:

$$\mathbf{F}_{\text{LRR}}(x, y) = \frac{\mathbf{I}_{\text{IR}, \text{LRR}}(x, y) + \mathbf{I}_{\text{VIS}, \text{LRR}}(x, y)}{2} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{I}_{\text{IR}, \text{LRR}}(x, y)$ 是红外低秩部分; $\mathbf{I}_{\text{VIS}, \text{LRR}}(x, y)$ 是可见光低秩部分; $\mathbf{F}_{\text{LRR}}(x, y)$ 为融合的低秩部分。采用算数平均策略可以保留整体结构和明亮度信息, 并减少不必要的冗余信息, 低秩部分融合过程如图 3 所示。



图3 低秩部分融合过程

Fig. 3 Low-rank partial fusion process

2.4 显著部分融合策略

显著图包含图像中的局部结构和显著特征, 因此, 本文中采用求和策略融合显著部分, 由下式计算^[7]:

$$\mathbf{F}_s = \mathbf{I}_{\text{IR}, \text{s}}(x, y) + \mathbf{I}_{\text{VIS}, \text{s}}(x, y) \quad (15)$$

式中: $\mathbf{I}_{\text{IR}, \text{s}}(x, y)$ 是红外显著部分; $\mathbf{I}_{\text{VIS}, \text{s}}(x, y)$ 是可见光显著部分; \mathbf{F}_s 为融合的显著部分, 具体的显著部分融合过程如图 4 所示。

2.5 图像重建

通过式 (14) 和式 (15) 分别得到融合的低秩部分与显著部分, 再通过下式重建融合图像:

$$\mathbf{F}(x, y) = \mathbf{F}_{\text{LRR}}(x, y) + \mathbf{F}_s(x, y) \quad (16)$$

式中: $F(x, y)$ 为最终的融合图像。

融合图像的重建过程如图 5 所示。



图 4 显著部分融合过程

Fig. 4 Significant part of the fusion process

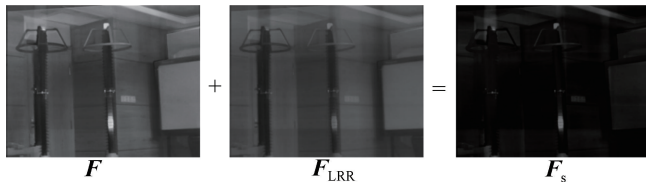


图 5 融合图像重建过程

Fig. 5 Fusion image reconstruction process

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

实验验证由对融合图像的主观评价和客观评价相结合。主观评价可以涵盖人类感知和主观体验,客观评价方法可以提供科学、可靠、高效的评价手段^[20]。因此,将两种评价方式结合使用,可以得到更为全面、准确的评价结果。由于本文中针对的是电力设备故障诊断,数据来自上海市电力公司科学研究院,包括经过严格配准以后的断路器、电抗器和避雷器这 3 种电力设备的运行图像。客观评价选取峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR)、均方误差 (mean squared error, MSE)、相关系数 (correlation coefficient, CC)、基于噪声评估的融合性能 (noise assessment-based fusion, NABF) 4 个评价指标。选取了 7 种算法在上述 4 种评价指标上进行结果比对,分别为 CBF、CNN、HMSD、Hybrid-MSD、VSMWLS、MDLatLRR、LatLRR。

本文中的方法所有实验在硬件环境为 ADM Ryzen 7 5800X 8-Core Processor 3.80 GHz, 32GB RAM 的计算机上运行。

3.2 Schatten- p 范数的 p 值设定

在潜在低秩分解中采用 Schatten- p 范数求解最优值,需要对 p 值进行设定。本文中将 p 值一次设置为 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8、0.9、1.0 进行实验,找到使得融合效果最好的 p 值,实验结果如表 1 所示。PSNR、CC 的值越大代表融合效果越好,而 MSE、NABF 的值越小代表融合效果越好。由表 1 可知,当 $p=0.6$ 时,PSNR、CC 值最大、MSE、NABF 值最小。所以本文中将 p 设置为 0.6。

表 1 p 值效果比较

Table 1 Comparison of p -value effects

p -value	PSNR	CC	MSE	NABF
0.1	62.97063	0.63547	0.03485	0.09971
0.2	62.96614	0.63543	0.03482	0.09971
0.3	62.96836	0.63538	0.03479	0.09974
0.4	62.97593	0.63544	0.03476	0.09857
0.5	62.98138	0.63531	0.03474	0.09912
0.6	62.98348	0.63558	0.03461	0.09738
0.7	62.9802	0.63526	0.03468	0.09813
0.8	62.97511	0.63524	0.03467	0.09903
0.9	62.97606	0.63526	0.03473	0.09854
1.0	62.98052	0.63527	0.03470	0.10683

3.3 融合结果及分析

本文中选择 3 种电力设备对象,分别为避雷器、电抗器、断路器,其源图像对如图 6 所示。图 7、图 8 和图 9 分别为避雷器、电抗器、断路器在 8 个算法上的融合结果。从主观上评估,可以观察到避雷器、电抗器、断路器都在 CBF 算法中融合效果最差,两种图片的信息没有很好地融合在一起,并且具有较多的噪声信息;



图 6 源图像对

a—红外图像 b—可见光图像

Fig. 6 Source image pair

a—infrared image b—visible light image

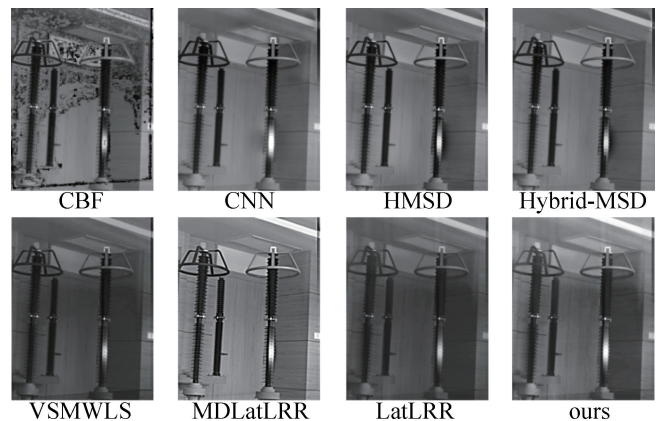


图 7 8 种算法在避雷器上的融合结果

Fig. 7 Fusion results of 8 algorithms on lightning arresters

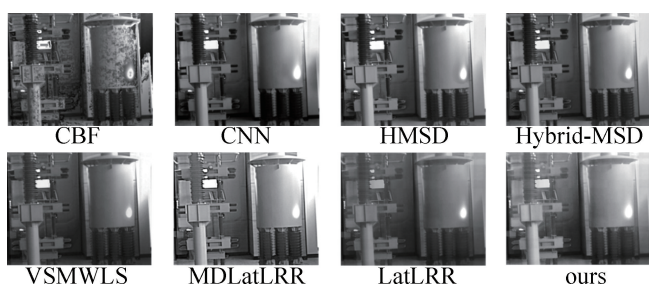


图8 8种算法在电抗器上的融合结果

Fig. 8 Fusion results of 8 algorithms on reactors

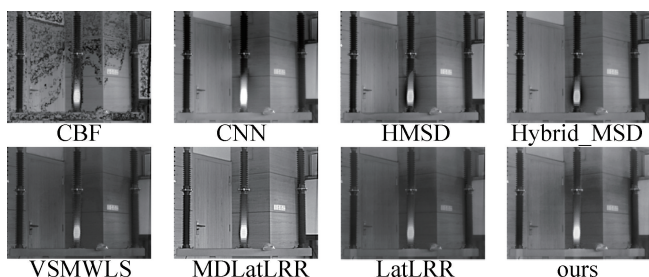


图9 8种算法在断路器上的融合结果

Fig. 9 Fusion results of 8 algorithms on circuit breakers

对于用 CNN、HMSD、Hybrid-MSD、MDLatLRR 得到的融合图像,在发热故障点处存在伪影现象,融合得不够自然;而对于 VSMWLS、LatLRR 方法,得到的结果偏

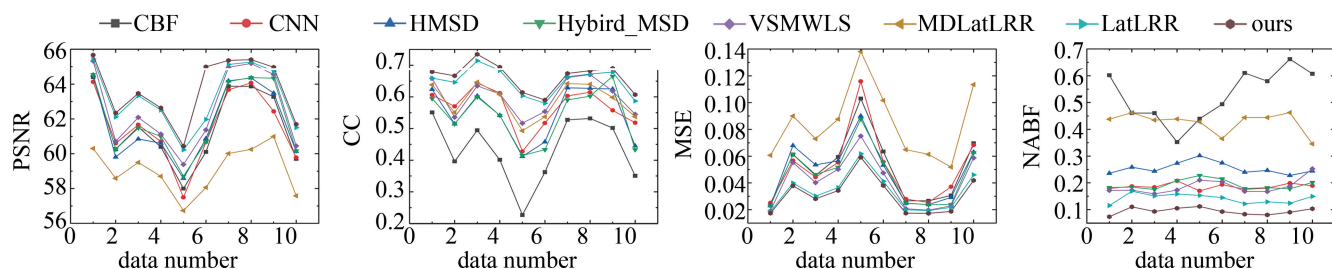


图10 8种算法在PSNR、CC、MSE、Nabf上的评估结果

Fig. 10 Evaluation results of 8 algorithms on PSNR, CC, MSE, NABF

4 结论

本文作者提出了基于 Schatten- p LatLRR 的电力设备红外与可见光图像融合方法。首先通过中值滤波进行图像去噪,提高清晰度;在 LatLRR 分解方法中引入 Schatten- p 范数替换原先的核范数进行潜在低秩分解,将红外与可见光图像都分解为低秩部分和显著部分,根据这两个部分不同的特性,采用差异化的融合策略;对低秩部分采用算术平均策略,而显著部分则采用求和策略;最后重建融合图像。经过主观与客观实验的深入分析,本文中提出的方法在图像整体对比度、亮度和边缘细节信息的保留方面表现卓越。此外,相较于其它算法,该算法在人类感知方面呈现更加自然的融合效果,具有优秀的主观融合性能。但是,由于分解部分计算复杂,导致运行的时间较长,无法达到实时处

理的要求。因此,未来的研究方向将集中在研发能够同时保证融合质量与速度的算法,这将成为该领域研究的重中之重。

为了避免主观评价受个人意志的影响,本文中引入了客观评价佐以验证。客观评价方法是基于严格的数学或统计模型,不受主观影响,能够提供客观、一致的评价结果。选取 10 组样本,通过本文中的方法与其它 7 种算法将融合结果在 PSNR、CC、MSE、NABF 这 4 种评价指标上进行定量评价,具体评价结果如图 10 所示。图中,横坐标代表采样数据编号,纵坐标分别代表 PSNR、CC、MSE、NABF 指标值。由于在合理范围内,PSNR 和 CC 都是表示值越大越好,而 MSE、NABF 都是表示值越小越好。从 PSNR、CC 折线图中可以看到本文中方法的折线在其他折线的上方,表明本文中方法的结果在 PSNR、CC 的评价下有最优结果;在 MSE、NABF 折线图中可以看到,本文中方法在其它折线的下方,表明本文中的结果在 MSE、NABF 的评价下有最优结果。综上所述,在 4 种评价指标下,本文中算法较其它 7 种算法有更优值,所以本文中算法融合效果更好。

参考文献

- [1] TANG W, HE F, LIU Y, *et al.* DATFuse: Infrared and visible image fusion via dual attention transformer[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2023, 33(7): 3159-3172.
- [2] CHEN L. Research on image fusion algorithm in fault detection of power equipment [D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2021 (in Chinese).
陈龙. 电力设备故障检测中图像融合算法的研究[D]. 吉林: 东北电力大学, 2021.
- [3] SHREYAMSHA KUMAR B K. Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2015, 9: 1193-1204.
- [4] ZHOU Z, WANG B, LI S, *et al.* Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with Gaussian and bilateral filters[J]. *Information Fusion*, 2016, 30: 15-26.

- [5] LIU Y, CHEN X, CHENG J, *et al.* Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks[J]. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2018, 16(3): 1850018.
- [6] MA J, ZHOU Z, WANG B, *et al.* Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 82: 8-17.
- [7] LI H, WU X J. Infrared and visible image fusion using latent low-rank representation [EB/OL]. (2022-01-29) [2024-04-02]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.08992>.
- [8] 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.
- [9] ZHANG Y J, QIU Q M, LIU H, *et al.* Fusion of brain images combining latent low-rank decomposition and sparse representation[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2023, 34(11): 1225-1232 (in Chinese).
张亚加,邱启蒙,刘恒,等. 结合潜在低秩分解和稀疏表示的脑部图像融合[J]. *光电子·激光*, 2023, 34(11): 1225-1232.
- [10] YANG Y D, HUANG Sh Y, TAN Y H. Infrared weak target detection algorithm based on low-rank and reweighted sparse representation[J]. *Journal of Applied Sciences*, 2023, 41(5): 753-765 (in Chinese).
杨亚东,黄胜一,谭毅华. 基于低秩和重加权稀疏表示的红外弱小目标检测算法[J]. *应用科学学报*, 2023, 41(5): 753-765.
- [11] PAN Q Y. Research on infrared and visible image fusion based on multi-level latent low-rank representation[D]. Hangzhou: Hangzhou University of Electronic Science and Technology, 2023 (in Chinese).
潘巧英. 基于多级潜在低秩表示的红外与可见光图像融合研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2023.
- [12] CHEN J Y, ZHAN Y W, CAO H Y, *et al.* Decision filtering based on texture features for eliminating salt-and-pepper noise[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(3): 126-135 (in Chinese).
陈家益,战荫伟,曹会英,等. 消除椒盐噪声的基于纹理特征的决策滤波[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(3): 126-135.
- [13] MA F, WANG Z X, LIU S Y. Hyperspectral image denoising method based on depth image prior[J]. *Laser Technology*, 2024, 48(3): 379-386 (in Chinese).
马飞,王梓璇,刘思雨. 基于深度图像先验的高光谱图像去噪方法[J]. *激光技术*, 2024, 48(3): 379-386.
- [14] LAI Y H, HUANG H Y, PENG Sh T, *et al.* Matrix completion algorithm based on weighted logarithmic norm decomposition[J/OL]. *Journal of Gannan Normal University*, 2023, 44(6): 112-119 (in Chinese).
赖烨辉,黄慧英,彭绍婷,等. 利用加权对数范数分解的矩阵填充算法[J]. *赣南师范大学学报*, 2023, 44(6): 112-119.
- [15] SUN B, ZHUGE W W, GAO Y X, *et al.* Infrared and visible image fusion based on latent low-rank representation[J]. *Infrared Technology*, 2022, 44(8): 853-86 (in Chinese).
孙彬,诸葛吴为,高云翔,等. 基于潜在低秩表示的红外和可见光图像融合[J]. *红外技术*, 2022, 44(8): 853-86.
- [16] ZHANG X T. Saliency object detection based on sparse gradient and structured matrix decomposition[D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2020 (in Chinese).
张晓婷. 基于稀疏梯度与结构化矩阵分解的显著性目标检测[D]. 深圳: 深圳大学, 2020.
- [17] PAN W, HU Ch A. Matrix completion based on weighted Schatten- p norm and its application[J]. *Computer Applications and Software*, 2023, 40(4): 230-235 (in Chinese).
潘伟,胡春安. 基于加权 Schatten- p 范数的矩阵填充及其应用[J]. *计算机应用与软件*, 2023, 40(4): 230-235.
- [18] ZHAO L Y, PAN Q Y, LI X R. Infrared and visible image fusion method based on WSN-LatLRR: CN113362281A[P]. 2021-09-07 (in Chinese).
赵辽英,潘巧英,厉小润. 基于 WSN-LatLRR 的红外和可见光图像融合方法: CN113362281A[P]. 2021-09-07.
- [19] XU H X, TIAN Y Ch, CHEN M J, *et al.* Multi-focus image fusion method based on latent low-rank representation[J]. *Sensors and Microsystems*, 2023, 42(5): 156-160 (in Chinese).
徐慧娴,田洋川,陈明举,等. 基于潜在低秩表示的多聚焦图像融合方法[J]. *传感器与微系统*, 2023, 42(5): 156-160.
- [20] YUAN D Y, YUAN L H, XI T Y, *et al.* Image fusion based on dual discriminator generative adversarial networks under latent low-rank representation[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2023, 31(7): 1085-1095 (in Chinese).
袁代玉,袁丽华,习腾彦,等. 潜在低秩表示下的双判别器生成对抗网络的图像融合[J]. *光学精密工程*, 2023, 31(7): 1085-1095.