

基于复合域多尺度分解的红外偏振图像融合方法

陈广秋, 魏 洲, 段 锦, 黄丹丹

(长春理工大学 电子信息工程学院, 长春 130022)

摘要: 针对目前红外偏振融合图像质量差、偏振信息缺失、目标纹理细节不够等问题, 提出一种基于复合域多尺度分解的红外偏振图像融合方法. 首先, 在空间域内利用引导滤波器对源图像进行二尺度分解, 得到细节层和基础层, 在频域内利用非下采样剪切波变换对基础层图像进行多尺度多方向分解, 得到低频子带图像和高频子带图像; 其次, 对高频子带采用主成分分析-自适应脉冲耦合神经网络融合规则, 对低频子带采用改进的卷积稀疏表示进行系数合并, 细节层融合采用基于像素相似度的局部能量加权 and 选择性融合规则; 最后, 在复合域内利用逆变换重构出融合图像. 实验结果表明, 该方法在主观视觉性能和 8 个客观评价指标上均优于其他对比融合方法, 说明该方法在红外偏振图像融合中具有较多优势, 能有效提高融合图像的质量.

关键词: 红外偏振图像融合; 非下采样剪切波变换; 自适应脉冲耦合神经网络; 卷积稀疏表示
中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2025)02-0479-13

Infrared Polarization Image Fusion Method Based on Composite Domain Multi-scale Decomposition

CHEN Guangqiu, WEI Zhou, DUAN Jin, HUANG Dandan

(College of Electronic Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: Aiming at the problems of poor image quality, lack of polarization information, and inadequate target texture details in current infrared polarization image fusion, we proposed an infrared polarization image fusion method based on composite domain multi-scale decomposition. Firstly, in the spatial domain, a two-scale decomposition of the source image was performed by using a bootstrap filter to obtain the detail and base layers, in the frequency domain, a multi-scale multi-directional decomposition of the base layer image was performed by using a non-sampled shear-wave transform to obtain the low-frequency sub-band image and high-frequency sub-band image. Secondly, the principal component analysis-adaptive pulse coupled neural network fusion rule was used for high-frequency sub-band, an improved convolutional sparse representation was used for coefficient merging for the low-frequency sub-bands, and local energy weighting and selective fusion rules based on pixel similarity were used for detail layered fusion. Finally, the fused image was reconstructed by using an inverse transformation in the composite domain. Experimental results show that the proposed method outperforms other comparative fusion methods in subjective visual performance and eight objective

收稿日期: 2023-09-25.

第一作者简介: 陈广秋(1977—), 男, 汉族, 博士, 副教授, 从事图像处理与机器视觉的研究, E-mail: guangqiu_chen@126.com.

通信作者简介: 段 锦(1971—), 男, 汉族, 博士, 教授, 从事图像处理与机器视觉的研究, E-mail: duanjin@vip.sina.cn.

基金项目: 国家自然科学基金重大仪器专项基金(批准号: 62127813)和吉林省科技发展计划项目(批准号: 20210203181SF).

evaluation metrics, indicating that the method has many advantages in infrared polarization image fusion and can effectively enhance the quality of fused images.

Keywords: infrared polarization image fusion; non-subsampled shear-wave transform; adaptive pulse coupled neural network; convolutional sparse representation

利用红外探测系统对目标进行成像,具有隐蔽性好、探测能力强、不受环境因素影响等特点,能实现精准探测与跟踪.但红外图像细节分辨能力较差^[1],无法分辨目标和背景的具体特征,红外偏振图像融合技术^[2]能有效解决上述问题.红外偏振成像可得到包括强度、偏振度、偏振角等目标的多种信息^[3],其中强度图像一般在对比度和视觉效果方面有更好的呈现,但目标纹理和边缘轮廓模糊;偏振度图像能较好地呈现目标纹理和边缘轮廓信息,但对比度低、图像较暗;偏振角图像能反映轮廓边缘信息,但其信息有限,且图像质量不稳定,易受环境辐射影响导致图像噪声和伪影严重.因此,将红外偏振度和强度图像进行融合,充分利用它们各自的优势,可提高图像的对比度,丰富图像的细节和纹理特征,进一步提高图像的质量和目标识别性能^[4].目前,红外偏振图像融合算法^[5]主要分为基于空间域和基于多尺度变换域两类.其中基于多尺度变换域的融合算法应用最广泛,主要包括:金字塔变换、离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)^[6]、双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)^[7]、非下采样轮廓波变换(nonsubsampled contourlet transform, NSCT)^[8-10]和非下采样剪切波变换(non-subsampled shear-wave transform, NSST)^[11-13].NSCT和NSST的分解方法能很好提取图像的轮廓和细节信息,并具有平移不变性,能有效抑制伪Gibbs现象和图像失真,但其未充分考虑空间一致性,因此提取图像全局的结构轮廓和边缘能力较弱^[14],而边缘保持滤波器在平滑图像的同时能保持边缘,可有效解决全局轮廓和边缘信息提取不足的问题.因此,在图像融合算法中引入边缘保持滤波器可提高融合图像质量.脉冲耦合神经网络(pulse-coupled neural networks, PCNN)是一种不需要学习或训练的单层神经网络,能自适应捕获图像边缘和细节信息^[15],文献[16-17]使用PCNN进行高频特征提取与融合取得了良好的结果.卷积稀疏表示(convolution sparse representation, CSR)^[18]充分考虑了图像块间的一致性,采用特征响应系数与滤波器字典的卷积实现整幅图像的稀疏表示,克服了传统块稀疏表示导致的不连续现象^[19].文献[19-20]结合了多尺度分解和卷积稀疏表示进行图像融合,在保留图像细节和对比度的同时,融合结果更符合人类视觉感知.本文结合边缘保持滤波、NSST多尺度分解、PCNN和CSR的优势,提出一种基于复合域多尺度分解的红外偏振图像融合方法,实验结果表明,该方法在主观视觉性能和客观评价上均具有一定的优势.

1 相关原理

1.1 引导滤波器

引导滤波器是一种边缘保持滤波器,设滤波图像为 P ,滤波器输出图像 O 为引导图像 I 的线性变换,则有

$$O_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k, \quad (1)$$

其中: ω_k 表示以像素 k 为中心的局部窗口,窗口大小为 $(2r+1, 2r+1)$, r 为窗口半径; a_k 和 b_k 为线性系数,可通过最小化输出图像 O 和输入图像 P 之间的平方差估计,可表示为

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - P_i) + \epsilon a_k^2), \quad (2)$$

ϵ 为正则化参数.利用最小二乘法求解式(2),可得

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega_k|} \sum_{i \in \omega_k} I_i - P_i - u_k \bar{P}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (3)$$

$$b_k = \bar{P}_k - a_k u_k, \quad (4)$$

其中 X 为局部窗口内的像素总数, u_k 和 σ_k 分别为引导图像 I 在窗口 ω_k 内的均值和方差, \bar{P}_k 为输入图像 P 在窗口 ω_k 内的均值. 在实际应用中, 一个像素通常会被多个局部窗口包含, 此时 a_k 和 b_k 分别取所有包含窗口的均值.

1.2 非下采样剪切波变换

非下采样剪切波变换(NSST)去除了下采样操作, 使变换具有移不变性, 很好地克服了重构图像 Gibbs 现象, 能更准确和完整地获得图像在不同尺度不同方向上的轮廓、边缘和细节信息, NSST 特别适合处理注重轮廓细节信息的偏振图像^[3].

NSST 包括多尺度分解和方向局部化两部分, 非下采样金字塔 (under sampled pyramids, NSP) 可以完成多尺度分解任务, 剪切滤波器 (shear filter, SF) 可以实现方向局部化. 源图像每经一级 NSP 分解可产生 1 个低频子带图像和 1 个高频子带图像, 使用 NSP 迭代分解低频子带图像, 经过 K 级 NSP 分解后, 得到 $(K+1)$ 个与源图像尺寸大小相同的子带图像, 包括 1 个低频子带图像和 K 个高频子带图像, SF 对高频子带进行方向局部化处理, 得到高频方向子带图像, Fig. 1 Schematic diagram of three-level decomposition of NSST 图 1 为 NSST 的三级分解示意图.

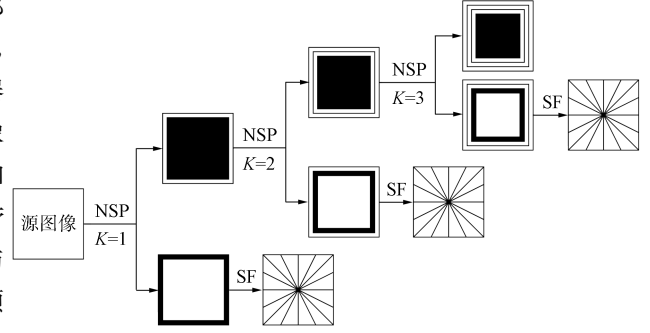


图 1 NSST 三级分解示意图

图 1 为 NSST 的三级分解示意图.

1.3 脉冲耦合神经网络

脉冲耦合神经网络(PCNN)是由若干个神经元生成的单层、二维、横向连接的新型人工神经网络, 其中一个神经元由接收域、调制域和脉冲产生器三部分组成, 将 PCNN 网络应用于图像融合领域时, 图像中每个像素点可视为 PCNN 的相应神经元^[21]. 传统 PCNN 模型是一个多参数模型, 参数的选择会直接影响图像融合效果, 同时固定的参数限制了 PCNN 的应用场景. 文献[22]提出了一种自适应参数的脉冲耦合神经网络 (adaptive parameterized pulse-coupled neural networks, APCNN) 模型, 并将其应用于图像分割领域中, 根据输入图像的不同, 自适应地计算模型参数, 提升了图像分割的准确度. APCNN 模型的数学描述如下:

$$F_{ij}(n) = S_{ij}, \quad (5)$$

$$L_{ij}(n) = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1), \quad (6)$$

$$U_{ij}(n) = \exp\{-a_f\} U_{ij}(n-1) + F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)), \quad (7)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1), \\ 0, & U_{ij}(n) \leq E_{ij}(n-1), \end{cases} \quad (8)$$

$$E_{ij}(n) = \exp\{-a_e\} E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n), \quad (9)$$

$$T_{ij}(n) = T_{ij}(n-1) + Y_{ij}(n), \quad (10)$$

其中: (i, j) 为神经元位置坐标; $F_{ij}(n)$ 为 n 时刻的反馈输入; S_{ij} 为输入神经元; $L_{ij}(n)$ 为 n 时刻的和连接输入; V_L 为电压幅值; W_{ijkl} 为连接矩阵; $Y_{kl}(n-1)$ 为前一次迭代中临近神经元的输出; $U_{ij}(n)$ 为 n 时刻的内部活动项; $\exp\{-a_f\}$ 为衰减常数; β 为连接强度; $Y_{ij}(n)$ 为 n 时刻模型输出, $Y_{ij}(n)=1$ 为点火态, $Y_{ij}(n)=0$ 为未激活态, 点火条件为内部活动 $U_{ij}(n)$ 大于动态阈值 $E_{ij}(n-1)$; $E_{ij}(n)$ 为 n 时刻的动态阈值; $\exp\{-a_e\}$ 为衰减常数; V_E 为放大系数; 式(5)~(9)为模型迭代过程; $T_{ij}(n)$ 为 n 时刻的点火次数. APCNN 模型如图 2 所示.

图 2 中 APCNN 模型运行流程如下: 当调制域第一次产生输出信号时, 会使脉冲产生器产生一个输出, 通过反馈结构, 会产生一个较大的信号送到比较器中作为门限阈值, 并与调制域当前产生的信号进行比较, 由于该信号值小于门限阈值, 使脉冲产生器的输出停止, 因而产生一个脉冲, 由于门限阈值在不断衰减, 因此当其小于调制域当前产生的信号时, 脉冲产生器继续进行输出, 循环执行上述

过程.

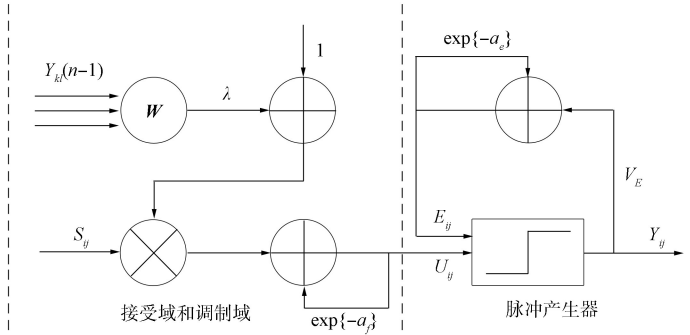


图 2 APCNN 模型

Fig. 2 APCNN model

在 APCNN 模型的数学描述中, 有 5 个自由参数 a_f, β, V_L, a_e 和 V_E , 在式(5)~(9)中, βV_L 作为一个整体出现, 设 $\lambda = \beta V_L$, 则在 APCNN 模型中包含 4 个自由参数, 分别定义为

$$a_f = \lg[1/\sigma(S)], \tag{11}$$

$$\lambda = \frac{(S_{\max}/S') - 1}{6}, \tag{12}$$

$$V_E = \exp\{-a_f\} + 1 + 6\lambda, \tag{13}$$

$$a_e = \ln \left[\frac{V_E/S'}{[1 - \exp\{-3a_f\}]/[1 - \exp\{-a_f\}] + 6\lambda \exp\{-a_f\}} \right], \tag{14}$$

其中 S 为输入图像, $\sigma(S)$ 为输入图像 S 的标准差, S' 和 S_{\max} 分别表示输入图像的归一化 Otsu 阈值和最大强度值.

1.4 卷积稀疏表示

传统分块稀疏表示忽略了数据之间的相关性, 会丢失源图像的细节信息. 卷积稀疏表示(CSR)^[23]是将图像作为一个整体进行稀疏编码, 避免了信息丢失. 卷积稀疏表示包含两部分: 字典学习和稀疏系数编码. 稀疏系数编码是将图像映射为稀疏系数与字典滤波器之间的一组卷积之和, 可表示为

$$\operatorname{argmin}_{\{x_m\}} \left\{ \frac{1}{2} \left\| \sum_m d_m * x_m - P \right\|_2^2 + \lambda \sum_m \|x_m\|_1 \right\}, \tag{15}$$

其中 d_m 表示第 m 个字典滤波器, x_m 表示第 m 个字典滤波器的稀疏系数, $*$ 表示卷积运算.

文献[23]在 Fourier 变换域内采用交替方向乘子算法快速求解式(15), 字典学习定义为

$$\operatorname{argmin}_{\{d_m\}\{x_m\}} \left\{ \frac{1}{2} \left\| \sum_{m=1}^M d_m * x_m - P \right\|_2^2 + \lambda \sum_{m=1}^M \|x_m\|_1 \right\}, \tag{16}$$

其中: $\forall m, \|d_m\|_2 = 1$; P 表示一张图像; d_m 表示第 m 个字典滤波器; x_m 表示第 m 个字典滤波器的稀疏系数; $*$ 表示卷积运算; λ 为正则化参数; $\|\cdot\|_n$ 为求 n 范数^[23].

2 图像融合方法

图 3 为本文提出的图像融合方法框图. 首先在空间域内利用式(17)和(18)对源图像 S 进行分解, 得到基础层图像 B_s 和细节层图像 D_s , 然后利用 NSST 对基础层图像 B_s 进行多尺度多方向分解, 得到一个低频子带系数 L_s 和多个高频方向子带系数 $H_s^{k,l}$. 针对高频方向子带、低频子带和细节层图像的特性采用不同的融合规则, 得到细节层融合图像和各子带融合图像, 最后通过逆变换重构出融合图像为

$$B_s = \operatorname{guidedfilter}(S, I), \tag{17}$$

$$D_s = S - B_s, \tag{18}$$

其中: $\operatorname{guidedfilter}(\cdot)$ 为引导滤波器; S 为源图像, $S = \{IS, ID\}$, IS 和 ID 分别为红外强度图像和红外偏振度图像; I 为引导图像; B_s 和 D_s 分别为基础层图像和细节层图像. 源图像的低频和高频子

带图像分解操作如下:

$$[L_S, H_S^{k,l}] = \text{NSST}(B_S), \quad (19)$$

其中 L_S 为源图像 S 的低频子带图像, $H_S^{k,l}$ 为源图像 S 的第 k 尺度、第 l 方向上的高频方向子带图像, $\text{NSST}(\cdot)$ 为非下采样剪切波多尺度分解操作。

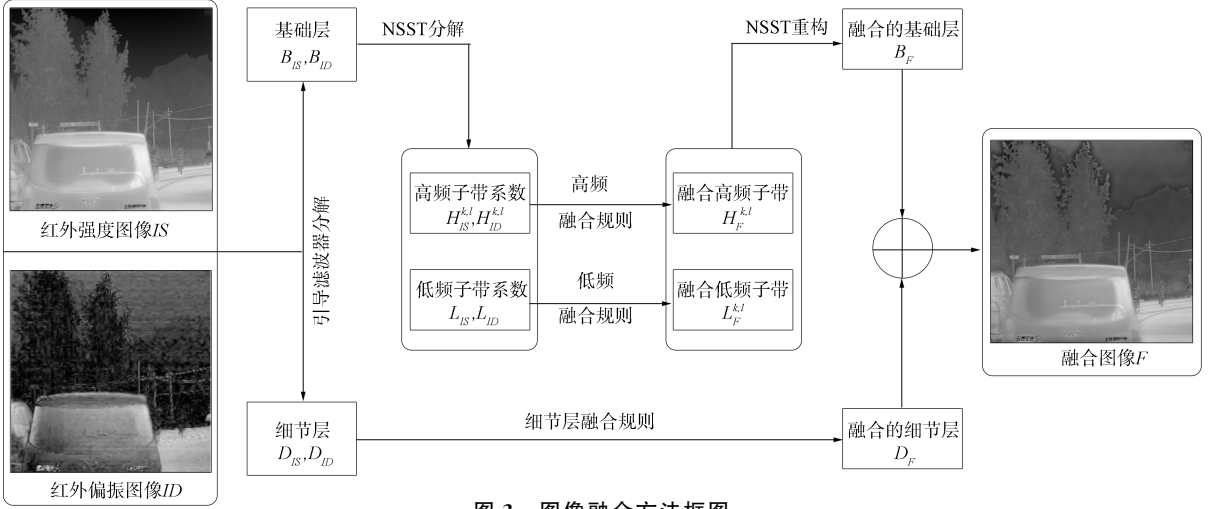


图 3 图像融合方法框图

Fig. 3 Block diagram of image fusion method

2.1 高频子带系数融合方法

高频子带系数包含源图像的细节和轮廓信息, 以高频子带系数的局部能量作为 APCNN 的外部激励输入能有效测量具有强纹理特征的轮廓信息的活性测度, 但对于具有低亮度弱纹理特征细节信息的活性测度提取能力不足; 而以空间频率作为外部激励输入更侧重于测量具有低亮度弱纹理特征细节信息的活性测度大小, 为更全面、适宜地度量高频子带系数的活性测度, 本文使用两次外部输入的 PCA-APCNN 融合规则融合高频子带系数。图 4 为高频子带系数融合框图。

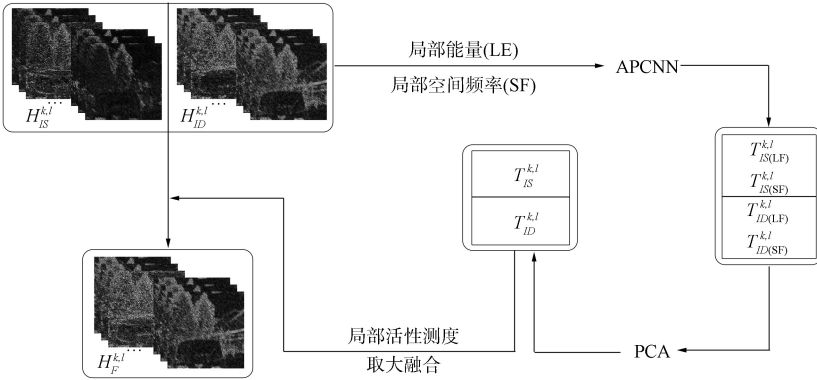


图 4 高频子带系数融合框图

Fig. 4 Block diagram of HF sub-band coefficient fusion

图 4 中 $H_S^{k,l}$ 为高频方向子带系数, 其中 $S = \{IS, ID\}$, IS 为红外强度图像, ID 为偏振度图像, 高频子带系数的局部能量(local energy, LE)和局部空间频率(local spatial frequency, SF)为 APCNN 模型的外部输入。 $T_{S(S,LE)}^{k,l}$, $T_{S(S,SF)}^{k,l}$ 为点火图, 两次外部输入得到的点火图使用主成分分析法(PCA)进行加权平均, 提取显著信息, 得到最终的活性测度图 $T_S^{k,l}$ 。最后采用局部活性测度取大规则融合高频子带系数, 得到融合后的高频子带系数 $H_F^{k,l}$ 。

局部能量 LE 表示高频子带图像的局部亮度大小, 局部空间频率 SF 表示图像的局部细节和对比度特征, 可分别定义为

$$\text{LE} = \sum_{p=-l}^l \sum_{q=-l}^l \mathbf{W}(p, q) H_S^{k,l}(i, j)^2, \quad (20)$$

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2}, \quad (21)$$

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N |H_S^{k,l}(i,j) - H_S^{k,l}(i,j-1)|^2}, \quad (22)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N |H_S^{k,l}(i,j) - H_S^{k,l}(i-1,j)|^2}, \quad (23)$$

其中: \mathbf{W} 为窗口矩阵, 表示为

$$\mathbf{W} = \frac{1}{16} \times \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}; \quad (24)$$

t 为窗口半径, 这里设为 1; (p,q) 为滑动窗口中心; $H_S^{k,l}(i,j)$ 为高频方向子带系数; RF 和 CF 分别为行频率和列频率.

以高频子带系数的局部能量 LE 和空间频率 SF 作为 APCNN 的两次外部输入, 这样一个高频子带系数可以从式(5)~(10)得到两个点火图 $T_{S(LE)}^{k,l}$ 和 $T_{S(SF)}^{k,l}$. 两个点火图分别从强弱纹理特征的两个不同角度去度量高频子带图像像素点的活性测度, 为更全面、准确地获得该子带图像的活性测度图, 采用主成分分析法对两个点火图进行加权合并, 得到一个点火图 $T_S^{k,l}$, 作为最后的高频方向子带系数的活性测度, 表示为

$$T_S^{k,l} = \text{PCAF}(T_{S(LE)}^{k,l}, T_{S(SF)}^{k,l}), \quad (25)$$

其中 $T_S^{k,l}$ 为 $H_S^{k,l}$ 的活性测度图; PCAF(\cdot) 为主成分分析法融合, 具体是将整个图像视为一维向量, 待融合图像数据构成一个矩阵, 并求其协方差的特征值, 将不同排序图像数据对应的特征值占所有特征值和的比重作为该图的权重系数进行加权合并; $T_{S(LE)}^{k,l}$ 为 LE 作为 APCNN 外部输入得到的点火图; $T_{S(SF)}^{k,l}$ 为 SF 作为 APCNN 外部输入得到的点火图.

为增加鲁棒性, 先利用

$$\bar{T}_S^{k,l}(i,j) = \frac{1}{(2\lambda+1)^2} \sum_{o=-\lambda}^{\lambda} \sum_{p=-\lambda}^{\lambda} T_S^{k,l}(i+o, j+p) \quad (26)$$

计算高频方向子带系数的局部活性测度图, 再采用选择性融合规则合并高频方向子带系数, 表示为

$$H_F^{k,l}(i,j) = \begin{cases} H_{IS}^{k,l}(i,j), & \bar{T}_{IS}^{k,l}(i,j) \geq \bar{T}_{ID}^{k,l}(i,j), \\ H_{ID}^{k,l}(i,j), & \bar{T}_{IS}^{k,l}(i,j) < \bar{T}_{ID}^{k,l}(i,j), \end{cases} \quad (27)$$

其中: (i,j) 为像素点坐标; λ 为滑动窗口半径, 本文取值为 3; $H_F^{k,l}$ 为融合后的高频方向子带; $\bar{T}_S^{k,l}$ 为 $H_S^{k,l}$ 的局部活性测度图.

2.2 低频子带系数融合方法

低频子带系数包含了源图像的整体特征和大部分能量, 卷积稀疏表示(CSR)能很好提取图像的整体特征, 增强图像间的相关性, 从而提高融合质量. 本文采用改进的 CSR 融合低频子带系数, 低频子带系数使用式(15)进行稀疏编码, 得到稀疏系数. 传统的基于 CSR 融合方法采用的 L_1 范数测量像素点的活性测度, 不能很好地表达图像的显著特征. 本文提出一种改进的活性测度计算方法, 利用通道注意力机制去影响不同滤波器的映射系数权重, 首先求解对每个字典滤波器的映射稀疏系数 $x_{s,m}(i,j)$ 的均值 u_m , 均值能反应稀疏系数的整体信息. 将 M 个均值进行归一化处理得到权重向量 $\mathbf{C}(m)$, 然后加权融合稀疏系数, 得到改进的活性测度图 A_S :

$$A_S = \sum_{m=1}^M (x_{s,m} \times \mathbf{C}(m)), \quad (28)$$

$$\mathbf{C}(m) = \frac{(u_1, u_2, u_3, \dots, u_m, \dots, u_{M-1}, u_M)}{\max\{u_1, u_2, u_3, \dots, u_m, \dots, u_{M-1}, u_M\}}, \quad (29)$$

其中: A_S 为低频子带的活性测度图; $x_{s,m}$ 为第 m 个字典滤波器的映射稀疏表示系数, 参考式(15); $\mathbf{C}(m)$ 为第 m 个权重向量; u_m 为第 m 个映射稀疏系数的均值, $m = \{1, 2, \dots, M-1, M\}$, $M=64$, 表示共有 64 个字典滤波器和 64 个稀疏系数.

为充分考虑领域像素点的影响, 计算 A_S 的局部区域大小 \bar{A}_S 作为最终的像素点活性测度大小:

$$\bar{A}_S(i, j) = \frac{1}{(2\gamma + 1)^2} \sum_{o=-\gamma}^{\gamma} \sum_{p=-\gamma}^{\gamma} A_S(i + o, j + p), \quad (30)$$

$$\alpha(i, j) = \frac{\bar{A}_{IS}(i, j)}{A_{IS}(i, j) + A_{ID}(i, j)}, \quad (31)$$

$$\beta(i, j) = \frac{\bar{A}_{ID}(i, j)}{A_{IS}(i, j) + A_{ID}(i, j)}, \quad (32)$$

其中: (i, j) 为像素点坐标; γ 为滑动窗口半径, 这里设为 3; \bar{A}_S 为局部区域的活性测度图; α, β 为低频加权融合的权重系数. 最后加权融合低频子带系数为

$$L_F(i, j) = \alpha(i, j) \times L_{IS}(i, j) + \beta(i, j) \times L_{ID}(i, j), \quad (33)$$

其中 L_F 为融合的低频子带系数.

2.3 细节层融合方法

细节层图像中保留了图像的细节边缘特征和全局轮廓信息, 红外偏振图像的细节层图像通常包含了大量干扰噪声, 直接利用系数取大规则易误选噪声作为融合像素, 导致融合图像清晰度低、伪影严重等问题. 本文采用基于像素相似度的局部能量加权和选择性融合规则:

$$Z(i, j) = |D_{IS}(i, j) - D_{ID}(i, j)|_1, \quad (34)$$

$$Z'(i, j) = \frac{1}{(2r + 1)^2} \sum_{m=-r}^r \sum_{n=-r}^r Z(i + m, j + n), \quad (35)$$

其中: (i, j) 为像素点坐标; Z 为差异特征图像; D_{IS}, D_{ID} 分别表示 IS, ID 的细节层图像; Z' 表示细节层图像的像素相似度, 其值越小说明 $D_{IS}(i, j)$ 和 $D_{ID}(i, j)$ 在点 (i, j) 处的相似度越大. 细节层局部能量为

$$\bar{E}_S(i, j) = \frac{1}{(2r + 1)^2} \sum_{m=-r}^r \sum_{n=-r}^r D_S(i + m, j + n)^2, \quad (36)$$

$$A(i, j) = \frac{E_{IS}(i, j)}{E_{IS}(i, j) + E_{ID}(i, j)}, \quad (37)$$

$$B(i, j) = \frac{E_{ID}(i, j)}{E_{IS}(i, j) + E_{ID}(i, j)}, \quad (38)$$

其中 (i, j) 为像素点坐标, \bar{E}_S 为细节层 D_S 的局部能量, A, B 为细节层局部能量加权融合的权重系数. 细节层的阈值和平均梯度分别为

$$TH(i, j) = \frac{AG_{D(ID)}(i, j) - AG_{D(IS)}(i, j)}{AG_{D(IS)}(i, j) + AG_{D(ID)}(i, j)}, \quad (39)$$

$$AG_{D(S)}(i, j) = \frac{1}{(M - 1)(N - 1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{d_i^2 + d_j^2}, \quad (40)$$

$$d_i^2 = (D_S(i + 1, j) - D_S(i, j))^2, \quad (41)$$

$$d_j^2 = (D_S(i, j + 1) - D_S(i, j))^2, \quad (42)$$

其中 TH 为阈值, $AG_{D(S)}$ 为细节层 D_S 的平均梯度.

细节层融合公式如下:

$$D_F(i, j) = \begin{cases} A(i, j) \times D_{IS}(i, j) + B(i, j) \times D_{ID}(i, j), & Z'(i, j) \leq TH(i, j), \\ D_{IS}(i, j), & Z'(i, j) > TH(i, j). \end{cases} \quad (43)$$

当像素相似度 Z' 小于自适应阈值 TH 时, 进行局部能量权重融合, 可更好地整合来自不同源图像细节层的细节信息; 当像素相似度大于自适应阈值 TH 时, 认为该点为干扰像素点; 为提高融合图像质量, 融合像素点来自于 D_{IS} . D_F 为融合的细节层图像.

3 实验

3.1 实验设置和比较方法

为验证本文融合算法的有效性和优越性, 从数据集 LDDRS^[24] 中随机选取 4 组红外偏振图像进行融合对比实验, 该数据集中的图像经过了严格配准, 源图像大小为 512×512 . 对比实验选择 4 种传统

方法和 1 种深度学习方法, 分别为基于交叉双边滤波器方法(image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter, CBF)^[25]、基于卷积稀疏表示融合方法(image fusion with convolutional sparse representation, CSR)^[26]、基于加权最小二乘优化融合方法(infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization, WLS)^[27]、基于 NSST 与自适应 SPCNN 融合方法(underwater polarization image fusion based on NSST and adaptive SPCNN, NSST-SPCNN)^[28]和基于无监督深度网络融合方法(an unsupervised deep network for polarization image fusion, PFNet)^[29].

本文选取 8 个客观评价指标对融合图像进行评价, 分别为信息熵(entropy, EN)^[3]、互信息(mutual information, MI)^[18]、融合质量因子 Qabf^[29]、像素特征互信息 FMI_{pixel}^[30]、离散余弦特征互信息 FMI_{dct}^[30]、小波特征互信息 FMI_w^[30]、融合伪影测量 Nabf^[31]、结构相似性度(structure similarity index measure, SSIM)^[29]. 上述 8 个客观评价标准中 Nabf 越小, 表示融合图像的伪影更少, 质量更好; 其他 7 个评价标准的数值越大表示融合图像质量越好. 实验环境: 处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-8300H CPU, 仿真软件为 MATLAB R2020a. 本文从主客观双重角度评价本文算法的性能.

3.2 实验结果与分析

第一组源图像及融合图像如图 5 所示, 客观评价结果列于表 1. 由图 5 可见: 在图 5(C),(D),(E) 中整体视觉效果较差, 在图 5(D)中存在明显的块效应; 在图 5(E)中整体亮度尚可, 但远景的山存在明显伪影; 图 5(G)的整体清晰度明显提高, 但车辆轮廓模糊失真; 图 5(H)中的融合结果细节轮廓车标和雨刮器等边缘信息更丰富, 整体清晰度较高, 视觉效果更好.

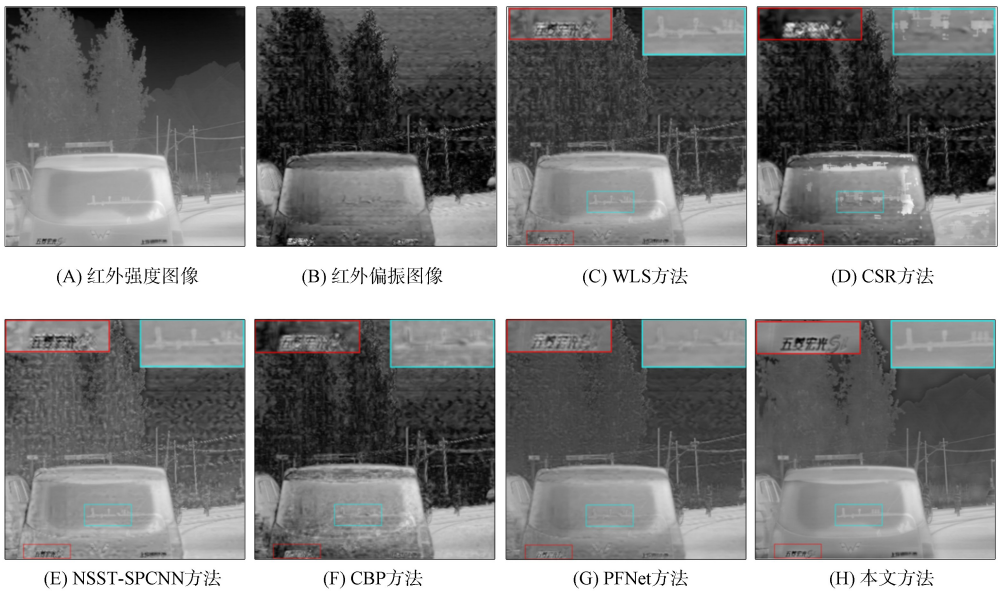


图 5 第一组红外偏振图像融合结果

Fig. 5 Fusion results of the first group of infrared polarization images

表 1 第一组实验的客观评价结果

Table 1 Objective evaluation results of the first group of experiments

方法	EN	MI	Qabf	FMI _{pixel}	FMI _{dct}	FMI _w	Nabf	SSIM
WLS	7.265 2	14.530 3	0.498 8	0.865 6	0.316 2	0.368 4	0.145 0	0.676 4
CSR	7.478 3	14.956 7	0.641 3	0.876 5	0.276 3	0.375 5	0.090 3	0.677 4
NSST-SPCNN	7.155 6	14.311 3	0.453 2	0.864 0	0.421 2	0.403 2	0.137 4	0.659 8
CBF	7.420 2	14.840 5	0.452 5	0.862 6	0.319 8	0.303 1	0.318 1	0.611 5
PFNet	6.808 7	13.617 5	0.275 2	0.872 6	0.219 7	0.259 6	0.049 5	0.700 6
本文	7.512 4	14.965 8	0.649 4	0.908 2	0.455 2	0.467 4	0.041 2	0.706 3

第二组源图像及融合结果如图 6 所示, 客观评价结果列于表 2. 由图 6 可见: 图 6(C)和(E)在车窗和左侧树木部分出现明显伪影, 背景天空存在大量噪声, 图像质量较差; 图 6(D)和(F)车窗部分及整体亮度偏暗, 提取了过多的偏振图像信息, 导致保留了更多的噪声, 图像清晰度较差; 图 6(G)在近景处的小车边缘和远景处的灯笼出现轮廓失真, 丢失了细节信息, 且天空背景存在条纹噪声, 视觉效果不佳; 图 6(H)整体亮度适宜, 树木边缘和车辆轮廓更清晰, 图像的对比度更强, 清晰度更高.

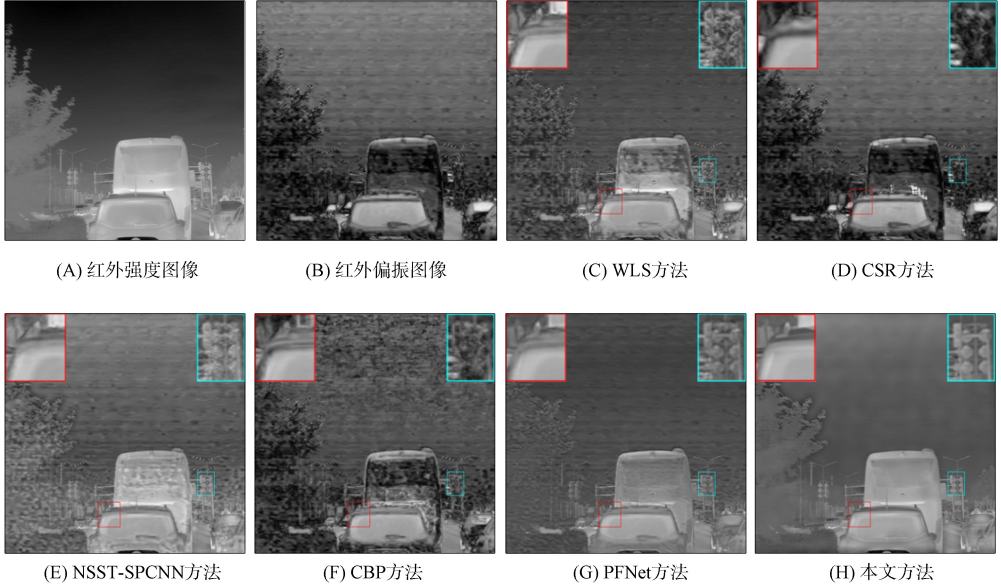


图 6 第二组红外偏振图像融合结果

Fig. 6 Fusion results of the second group of infrared polarization images

表 2 第二组实验的客观评价结果

Table 2 Objective evaluation results of the second group of experiments

方法	EN	MI	Qabf	FMI_pixel	FMI_dct	FMI_w	Nabf	SSIM
WLS	6.532 4	13.064 8	0.487 3	0.863 4	0.329 7	0.368 1	0.184 4	0.693 1
CSR	7.159 3	14.318 7	0.547 3	0.901 7	0.294 6	0.350 0	0.093 7	0.706 2
NSST-SPCNN	6.823 4	13.646 7	0.446 4	0.866 7	0.374 5	0.346 4	0.150 5	0.678 0
CBF	6.852 2	13.704 5	0.414 1	0.834 2	0.280 0	0.258 6	0.437 6	0.549 2
PFNet	6.099 2	12.198 3	0.284 7	0.877 1	0.231 4	0.263 7	0.047 7	0.715 0
本文	7.209 4	14.394 3	0.550 9	0.913 4	0.435 3	0.429 7	0.038 6	0.724 0

为验证本文方法的稳定性, 对图 7 所示的 6 对红外强度和偏振图像进行图像融合对比实验. 不同

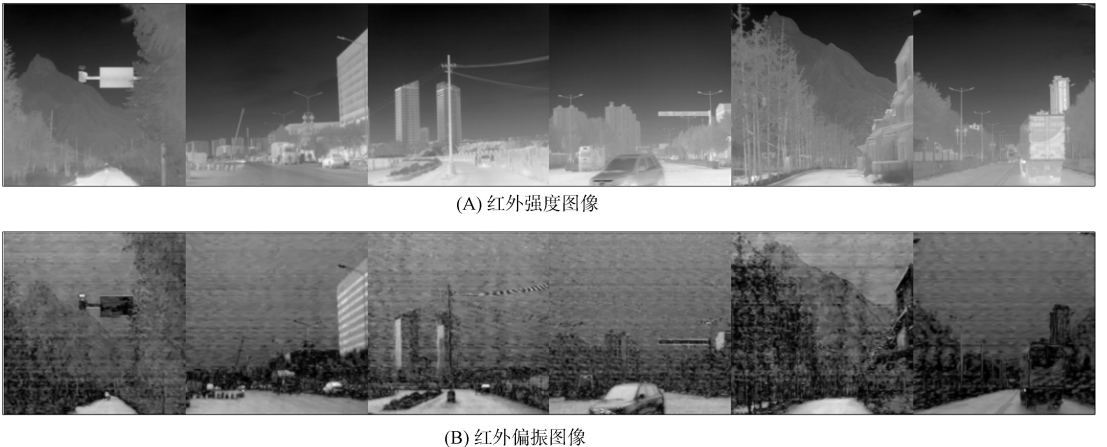


图 7 6 对红外强度和偏振图像

Fig. 7 Six pairs of infrared intensity and polarization images

融合方法的融合结果如图 8 所示. 图 9 为不同融合方法的 8 个客观评价指标对比曲线. 由图 8 和图 9 可见, 本文融合方法得到的结果图像在主观视觉感知和客观评价数据方面均优于其他 5 种方法, 说明本文融合方法能稳定地得到高质量的融合图像.

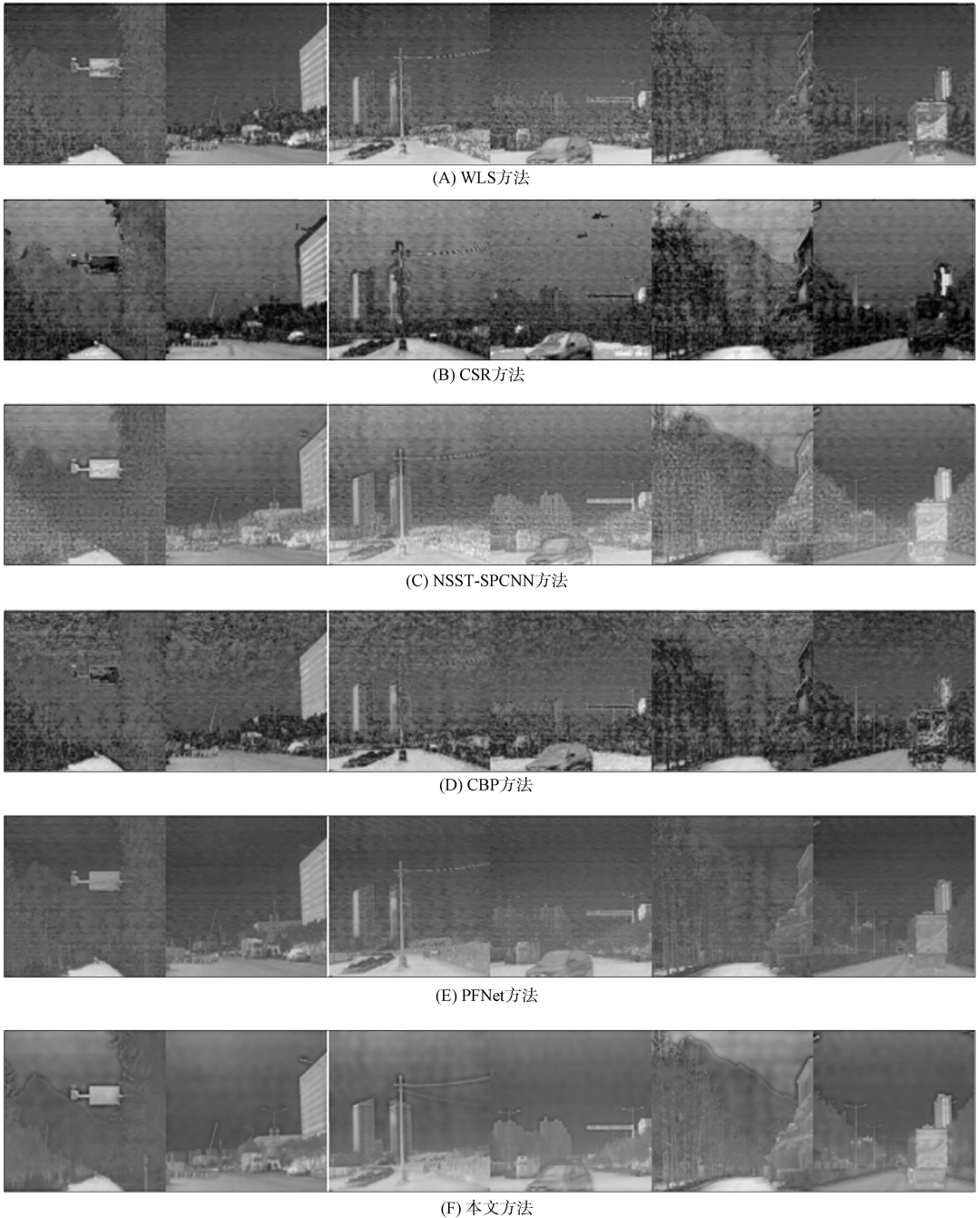


图 8 不同融合方法的 6 对红外强度和偏振图像融合结果

Fig. 8 Fusion results of 6 pairs of infrared intensity and polarization images of different fusion methods

实验结果表明, 针对融合源图像中存在噪声较大的偏振图像, CSR 和 CBF 方法呈现出融合方法失效的情况. 其他融合方法结果, 整体视觉感知上不如本文融合方法结果, 本文融合结果清晰度更高, 在微小细节和整体轮廓上均展现了良好的融合效果, 主观上验证了本文方法的有效性.

由表 1 和表 2 可见, 在两组实验的客观评价中, 本文方法的 8 个指标均为最优值; EN, MI 和基于特征互信息指标(FMI_{pixel}, FMI_{dct}, FMI_w)为最优值说明本文方法能提取更多的特征信息; Qabf 和 Nabf 指标最优说明本文方法结果伪影更少, 图像质量更高, 更符合主观视觉感受. 实验结果表明

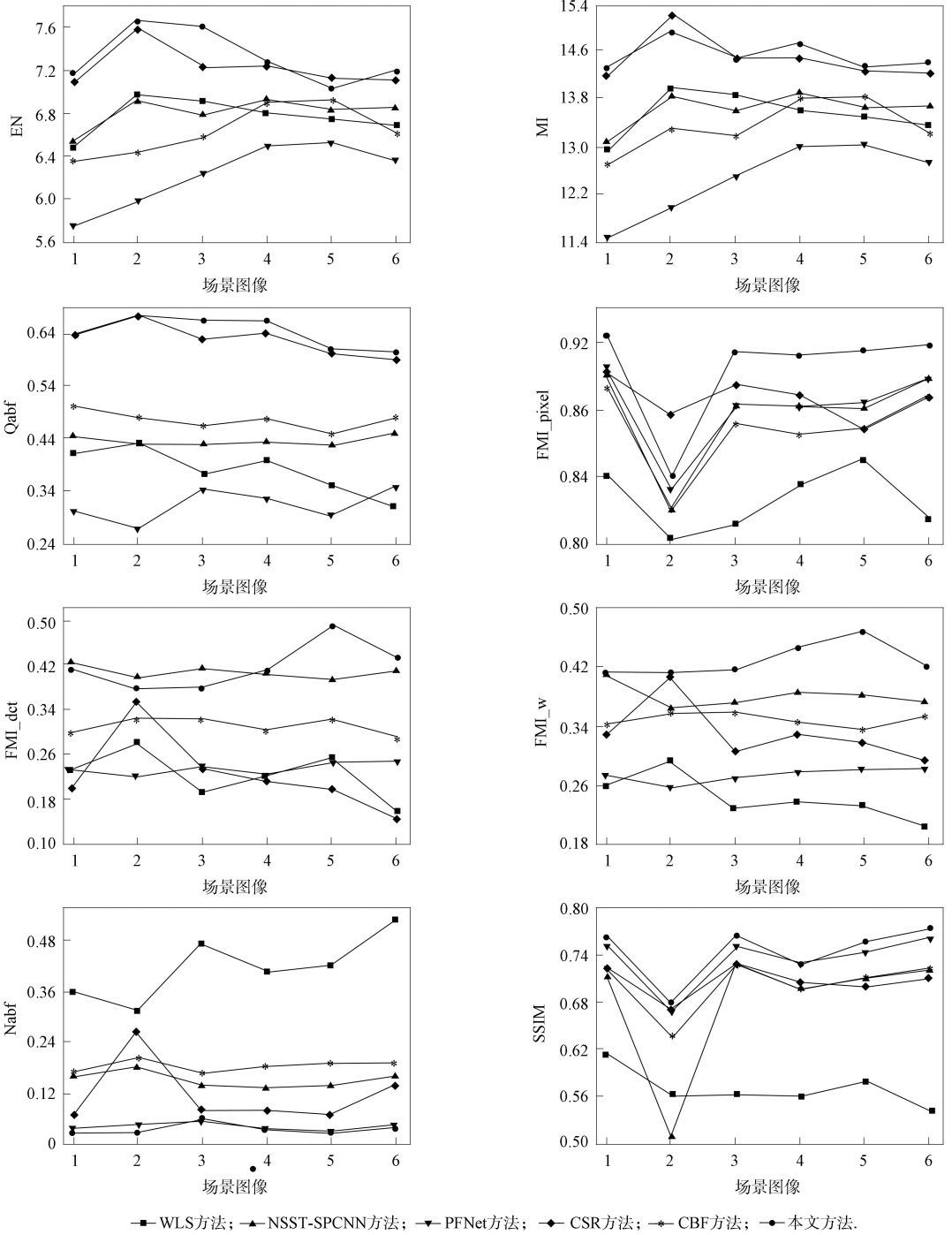


图 9 不同融合方法的 8 个客观评价指标对比曲线

Fig. 9 Comparison curves of 8 objective evaluation indicators of different fusion methods

本文融合方法能提取更多的源图像边缘细节和全局轮廓信息, 图像伪影更少, 表现出更好的清晰度, 从而在客观上验证了本文方法的优越性.

综上所述, 针对现有的红外偏振图像融合中出现伪影严重、全局轮廓和微小纹理信息提取不足的问题, 本文提出了一种基于复合域多尺度分解的红外偏振图像融合方法. 边缘保持滤波器和 NSST 分解相结合的分解方式可以保持良好的空间一致性并增强全局轮廓信息的提取能力, 在细节层融合中引入基于像素相似度的局部能量加权和选择性融合准则, 能有效滤除干扰噪声, 提高融合结果清晰度; 在高频方向子带系数融合中, 采用 APCNN 和 PCA 获取活性测度, 能提取更完整的高频信息, 使融合结果保留更多细节信息. 实验结果表明, 本文方法无论是在主观视觉感知上, 还是客观评价指标上均

优于其他对比方法,可提供更多的目标和场景信息,有助于图像的目标检测与识别。

参 考 文 献

- [1] 张雨晨,李江勇. 基于小波变换的中波红外偏振图像融合[J]. 激光与红外, 2020, 50(5): 578-582. (ZHANG Y C, LI J Y. Polarization Image Fusion Based on Wavelet Transform [J]. Laser & Infrared, 2020, 50(5): 578-582.)
- [2] 牛继勇,岳振,徐永贵. 基于拉普拉斯金字塔的红外光强与偏振图像融合[J]. 红外, 2019, 40(11): 35-41. (NIU J Y, YUE Z, XU Y G. Fusion of Infrared Light Intensity and Polarization Image Based on Laplacian Pyramid [J]. Infrared, 2019, 40(11): 35-41.)
- [3] 姜兆祯,韩裕生,谢瑞超,等. 一种基于 NSST 变换的红外偏振图像融合算法研究[J]. 光电子·激光, 2020, 31(11): 1140-1148. (JIANG Z Z, HAN Y S, XIE R C, et al. Research on an Infrared Polarization Image Fusion Algorithm Based on NSST Transform [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2020, 31(11): 1140-1148.)
- [4] LIU X L, WANG L P. Infrared Polarization and Intensity Image Fusion Method Based on Multi-decomposition LatLRR [J]. Infrared Physics & Technology, 2022, 123: 104129-1-104129-13.
- [5] 朱攀,刘泽阳,黄战华. 基于 DTCWT 和稀疏表示的红外偏振与光强图像融合[J]. 光子学报, 2017, 46(12): 213-221. (ZHU P, LIU Z Y, HUANG Z H. Infrared Polarization and Intensity Image Fusion Based on Dual-Tree Complex Wavelet Transform and Sparse Representation [J]. ACTA Photonica Sinica, 2017, 46(12): 213-221.)
- [6] NAIDU V. Discrete Cosine Transform-Based Image Fusion [J]. Defence Science Journal, 2010, 60(1): 48-54.
- [7] 姜迈,沙贵君,李宁. 基于引导滤波与双树复小波变换的红外与可见光图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(10): 1010008-1-1010008-11. (JIANG M, SHA G J, LI N. Infrared and Visible Image Fusion with Guided Filtering and Dual-tree Complex Wavelet Transform [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(10): 1010008-1-1010008-11.)
- [8] 牛振华,邢延超,林英超,等. 基于 NSCT 结合显著图与区域能量的红外与可见光图像融合[J]. 红外技术, 2024, 46(1): 84-93. (NIU Z H, XING Y C, LIN Y C, et al. Infrared and Visible Image Fusion Based on NSCT Combining Saliency Map and Area Energy [J]. Infrared Technology, 2024, 46(1): 84-93.)
- [9] 王贤涛,赵金宇. 基于改进 FT 显著性检测的 NSCT 红外和可见光图像融合[J]. 液晶与显示, 2023, 38(7): 933-944. (WANG X T, ZHAO J Y. Fusion of NSCT Infrared and Visible Images Based on Improved FT Saliency Detection [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2023, 38(7): 933-944.)
- [10] 包达尔罕,高文炜,杨金颖. 基于混合 $l_0 l_1$ 层分解的红外光强与偏振图像融合算法[J]. 红外技术, 2020, 42(7): 676-682. (BAO D, GAO W W, YANG J Y. Fusion Algorithm for Infrared Intensity and Polarization Images Using Hybrid $l_0 l_1$ Layer Decomposition [J]. Infrared Technology, 2020, 42(7): 676-682.)
- [11] 武凌霄,康家银,姬云翔. NSST 域下基于引导滤波与稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. 红外技术, 2023, 45(9): 915-924. (WU L X, KANG J Y, JI Y X. Infrared and Visible Image Fusion Based on Guided Filter and Sparse Representation in NSST Domain [J]. Infrared Technology, 2023, 45(9): 915-924.)
- [12] 邸敬,任莉,刘冀钊,等. 基于 NSST 域混合滤波与改进边缘检测 PCNN 的医学图像融合[J]. 光电子·激光, 2023, 34(9): 997-1008. (DI J, REN L, LIU J Z, et al. Medical Image Fusion Based on Hybrid Filtering and Improved Edge Detection PCNN in NSST Domain [J]. Journal of Optoelectronic · Laser, 2023, 34(9): 997-1008.)
- [13] 王满利,王晓龙,张长森. 基于动态范围压缩增强和 NSST 的红外与可见光图像融合算法[J]. 光子学报, 2022, 51(9): 277-291. (WANG M L, WANG X L, ZHANG C S. Infrared and Visible Image Fusion Algorithm Based on Dynamic Range Compression Enhancement and NSST [J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(9): 277-291.)
- [14] 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.
- [15] BERTSEKAS D P. Feature-Based Aggregation and Deep Reinforcement Learning: A Survey and Some New Implementations [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2018, 6(1): 1-31.
- [16] 黄陈建,戴文战. 基于区域像素差绝对值总和的 NSST-PCNN 医学图像融合[J]. 光电子·激光, 2021, 32(6): 587-594. (HUANG C J, DAI W Z. NSST-PCNN Medical Image Fusion Based on Absolute Sum of Regional Pixel Differences [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2021, 32(6): 587-594.)

- [17] 蒋艳丽, 刘培培, 周慧丽, 等. 一种改进 PCNN 的红外与可见光图像融合算法研究 [J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2022, 22(10): 32-35. (JIANG Y L, LIU P P, ZHOU H L, et al. Research on an Improved PCNN Algorithm for Infrared and Visible Image Fusion [J]. Microcontroller & Embedded System Applications, 2022, 22(10): 32-35.)
- [18] 曹义亲, 杨世超. 基于卷积稀疏表示的图像融合方法 [J]. 导航与控制, 2020, 19(2): 97-105. (CAO Y Q, YANG S C. Image Fusion Method Based on Convolutional Sparse Representation [J]. Navigation and Control, 2020, 19(2): 97-105.)
- [19] 董安勇, 苏斌, 赵文博, 等. 基于卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合 [J]. 激光与红外, 2018, 48(12): 1547-1553. (DONG A Y, SU B, ZHAO W B, et al. Infrared and Visible Image Fusion Based on Convolution Sparse Representation [J]. Laser & Infrared, 2018, 48(12): 1547-1553.)
- [20] 杨培, 高雷阜, 訾玲玲. 卷积稀疏与细节显著图解析的图像融合 [J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(10): 2433-2449. (YANG P, GAO L F, ZI L L. Image Fusion with Convolutional Sparsity and Detail Salient Map Resolution [J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(10): 2433-2449.)
- [21] 李研, 黄凤辰, 严锡君. 基于 ARM11 的物联网网关设计 [J]. 微型电脑应用, 2018, 34(5): 40-43. (LI Y, HUANG F C, YAN X J. Design of IoT Gateway Based on ARM11 [J]. Microcomputer Applications, 2018, 34(5): 40-43.)
- [22] 陈昱莅. 基于参数自动设置的简化 PCNN 模型(SPCNN)的图像分割及其在目标识别上的应用 [D]. 兰州: 兰州大学, 2011. (CHEN Y L. Simplified PCNN Model (SPCNN) Based on Automatic Parameter Setting for Image Segmentation and Its Application to Target Recognition [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2011.)
- [23] WOHLEBERG B. Efficient Algorithms for Convolutional Sparse Representations [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(1): 301-315.
- [24] LI N, ZHAO Y Q, PAN Q, et al. Full-Time Monocular Road Detection Using Zero-Distribution Prior of Angle of Polarization [C]//Computer Vision-ECCV 2020: 16th European Conference. Berlin: Springer International Publishing, 2020: 457-473.
- [25] SHREYAMSHA K B K. Image Fusion Based on Pixel Significance Using Cross Bilateral Filter [J]. Signal, Image and Video Processing, 2015, 9: 1193-1204.
- [26] LIU Y, CHEN X, WARD R K, et al. Image Fusion with Convolutional Sparse Representation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(12): 1882-1886.
- [27] MA J L, ZHOU Z Q, 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.
- [28] 于津强, 段锦, 陈伟民, 等. 基于 NSST 与自适应 SPCNN 的水下偏振图像融合 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 061006-1-061006-11. (YU J Q, DUAN J, CHEN W M, et al. Underwater Polarization Image Fusion Based on NSST and Adaptive SPCNN [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 061006-1-061006-11.)
- [29] ZHANG J C, SHAO J B, CHEN J H, et al. PFNet: An Unsupervised Deep Network for Polarization Image Fusion [J]. Optics Letters, 2020, 45(6): 1507-1510.
- [30] LI K Y, QI M B, ZHUANG S M, et al. TIPFNet: A Transformer-Based Infrared Polarization Image Fusion Network [J]. Optics Letters, 2022, 47(16): 4255-4258.
- [31] CHEN Y L, CHENG L L, WU H, et al. Infrared and Visible Image Fusion Based on Iterative Differential Thermal Information Filter [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2022, 148: 106776-1-106776-10.

(责任编辑: 韩 啸)