

面向双模态红外图像融合算法选取的联合可能性落影构造

吴 强, 吉琳娜, 杨风暴, 郭小铭

(中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030000)

摘要: 针对现实场景中双模态红外图像融合对异类差异特征协同优化融合的需求, 且现有差异特征属性无法根据差异特征多个属性的变化针对性地调整融合算法进行有效驱动, 导致融合效果差的问题, 提出了面向双模态红外图像融合算法选取的联合可能性落影构造方法。首先计算双模态红外图像多融合算法下不同差异特征的融合有效度、统计差异特征分布特性; 再构造差异特征融合有效度的可能性分布, 通过最小二乘估计法拟合可能性分布函数; 然后通过择优比较法对不同差异特征融合有效度的可能性分布进行对比分析, 确定差异特征可能性分布函数投影权重, 构造联合可能性落影函数; 最后分析联合可能性落影函数截集水平, 结合差异特征分布特性构建融合性能指标动态选取最优融合算法。实验结果表明, 本文方法所选出的最优融合算法在主客观综合分析上优于其他算法, 验证了本文将联合可能性落影运用于双模态红外图像最优融合算法选取中有效性和合理性。

关键词: 双模态红外图像; 融合算法选取; 可能性合成; 联合可能性落影

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2023)02-0178-11

Joint Possibility Drop Shadow Construction for Selection of Bimodal Infrared Image Fusion Algorithm

WU Qiang, JI Linna, YANG Fengbao, GUO Xiaoming

(College of Information and Communications Engineering, North University of China, Taiyuan 030000, China)

Abstract: A joint likelihood drop shadow construction method for the selection of a bimodal infrared image fusion algorithm is proposed. It aims at the demand for the cooperative and optimal fusion of dissimilar disparity features in real scenes of bimodal infrared image fusion and the limitation that the existing disparity feature attributes cannot be effectively driven by the targeted adjustment of the fusion algorithm according to the changes in multiple attributes of the disparity features, resulting in a poor fusion effect. First, we calculate the fusion effectiveness of different disparity features under the multimodal infrared image fusion algorithm and statistical disparity feature distribution characteristics. We then construct the likelihood distribution of the disparity feature fusion effectiveness and fit the likelihood distribution function by the least squares estimation method. Subsequently, we compare and analyze the likelihood distribution of different disparity feature fusion effectiveness by the merit comparison method and determine the projection weights of the disparity feature likelihood distribution function. Finally, we analyze the intercept level of the joint possibility drop shadow function and construct the optimal fusion algorithm by combining the characteristics of the distribution of different features to dynamically select the fusion performance index. The experimental results show that the optimal fusion algorithm selected in this study outperforms other algorithms in terms of subjective and objective analyses, which verifies the effectiveness and rationality of applying the joint likelihood drop shadow to the selection of an optimal fusion algorithm for bimodal infrared images.

Key words: dual-mode infrared image, fusion algorithm selection, possible synthesis, joint possibility drop shadow

收稿日期: 2022-06-02; 修订日期: 2022-08-02.

作者简介: 吴强 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为红外信息处理, E-mail:2507066796@qq.com.

通信作者: 吉琳娜 (1988-), 女, 副教授, 硕士生导师, 博士, 主要研究方向为智能信息处理, Email:jlennuc@163.com.

基金项目: 山西省高等学校科技创新项目 (2020L0264); 国家自然科学基金 (61702465); 山西省应用基础研究计划 (201901D211238); 中北大学研究生科技立项项目 (2022180501)。

0 引言

红外热成像技术与红外偏振成像技术分别是基于红外目标的红外辐射能量差异和光的偏振属性进行成像，成像机理上的差异导致两类图像在亮度、边缘、纹理细节等特征上具有很多差异^[1-2]。红外热辐射成像由于直接对目标物体进行热辐射强度成像，得到的红外图像光强信息很丰富，但物体材质、纹理边缘细节、对比度信息很弱；偏振度图像能够体现物体的表面边缘信息，可以很好地表示物体材质、粗糙特性、边缘轮廓信息、内部纹理细节、目标反差度特性，但光强信息很弱。因此，综合两类图像互补优势，融合互补信息，更有助于发挥红外成像技术在各领域的应用优势^[3]。

由于实际场景环境较为复杂，目标差异特征的表现具有随机性，尤其是动态探测场景中图像间差异特征更为复杂多变，所有单一融合算法很难满足复杂场景下的红外图像融合需求。不同融合算法对不同差异特征的融合效果是不同的，例如基于顶帽变换和支持度变换的融合算法主要对亮度差异特征有更好的融合效果^[4]；文献[5]提出了一种基于双树复小波变换和稀疏表示的图像融合方法，融合图像具有较高的对比度和细节信息。金字塔^[6-8]、小波变换^[9-12]等图像融合算法对图像细节差异特征的融合性能上各有优劣^[13]，又表明同一算法对不同差异特征或是不同融合算法对同一差异特征的融合效果也有所差异。因此，实现对不同场景下融合算法的优化选取，对于双模态图像融合质量提升至关重要。

双模态红外图像根据差异特征的动态变化及差异特征间的关联性选取融合算法的前提是差异特征与算法间关系的建立^[14]，而现有融合模型多只考虑差异特征单一属性的融合效果对算法选取的影响，缺乏差异特征多属性的权衡，可能造成融合效果差等问题。如张雷^[15]等以差异特征指数测度作为权重确定依据来选取多融合算法进行算法协同嵌接，但差异特征指数测度主要通过类型和幅值属性得到的，考虑差异特征单一，从而导致融合结果有偏差。

可能性分布合成^[16]通过不同模糊算子或合成规则综合不同因素对事件的影响，应用在目标识别、故障诊断、多属性决策等领域中。本文利用可能性分布合成理论，将算法对不同差异特征的融合有效度的可能性分布进行合成，确定其联合可能性落影^[16]以实现融合算法的优化选择，可突破特征单一属性造成的融合效果

差的局限，以提高图像融合的针对性和有效性。

1 图像融合算法的选取方法

本文提出的双模态红外图像融合算法选取方法流程如图1所示。

1.1 差异特征融合有效度的确定

选取实验所需的已配准的大小为 $m \times n$ 的双模态红外图像，图像 I 和图像 P ，选取已有融合算法组成融合算法集 $A_{\text{set}} = \{A_1, A_2, A_3, \dots, A_r\}$ ，选取两类图像的差异特征集 $Q_{\text{set}} = \{Q_1, Q_2, Q_3, \dots, Q_k\}$ 。图像 I 和图像 P 的融合图像 F 组成融合图像集 $F_{\text{set}} = \{F_1, F_2, \dots, F_r\}$ 。用大小为 $a \times b$ 的滑动窗口对双模态红外图像及对应

的融合图像进行分割，得到相应的 $\left\lceil \frac{m}{a} \right\rceil \times \left\lceil \frac{n}{b} \right\rceil$ 个大小

为 $a \times b$ 的分割子图 $I_{\text{sub}}, P_{\text{sub}}, F_{\text{sub}}$ ，计算所得各分割

子图的差异特征得到大小为 $\left\lceil \frac{m}{a} \right\rceil \times \left\lceil \frac{n}{b} \right\rceil$ 的差异特征矩

阵 $Q^{(I)}, Q^{(P)}, Q^{(F)}$ 。

本文采用文献[17]提出的新型融合度计算方法（如式(1)所示），该方法兼顾各源图像，从一定程度反映了融合增益，能够全面反映融合效果的优劣。

$$V_f = w_{IF} (Q_f^{(I)} - Q_f^{(F)}) + w_{PF} (Q_f^{(P)} - Q_f^{(F)})$$

$$w_{IF} = \frac{Q_f^{(I)}}{Q_f^{(I)} + Q_f^{(P)}}, w_{PF} = \frac{Q_f^{(P)}}{Q_f^{(I)} + Q_f^{(P)}} \quad (1)$$

式中： $Q_f^{(I)}, Q_f^{(P)}$ 和 $Q_f^{(F)}$ 为差异特征矩阵 $Q^{(I)}, Q^{(P)}$ 和 $Q^{(F)}$ 对应点的差异特征幅值； V_f 为融合有效度矩阵 V 对应点的融合有效度评价结果； w_{IF} 和 w_{PF} 为有效度权重因子，其作用是放大（缩小）较大（较小）差异特征对融合有效度结果的影响性，融合有效度相对越大表示该位置的融合效果相对越好。

1.2 联合可能性落影函数的构造

1) 计算差异特征融合有效度的可能性矩阵

基于融合算法集 A_{set} 中任意融合算法 A_r 和差异特征集 Q_{set} 中任意差异特征 Q_k 计算得到融合图像的差异特征矩阵 $Q_{rk}^{(F)}$ 和融合有效度矩阵 V_{rk} 。将差异特征矩阵 $Q_{rk}^{(F)}$ 中的点 $Q_{ij}^{(F)}$ 进行标准化，如式(2)所示，将不同差异特征数据转化为无量纲的指标测评值，以便进行综合测评分析。并将标准化的差异特征数据 $N_{rk}^{(F)}$ 等分为 256 个等分区间，统计第 j 区间内差异特征散点的个数 n_j ，得差异特征频次分布 $\Omega_{rk} = [n_0, n_1, \dots, n_{255}]$ 。

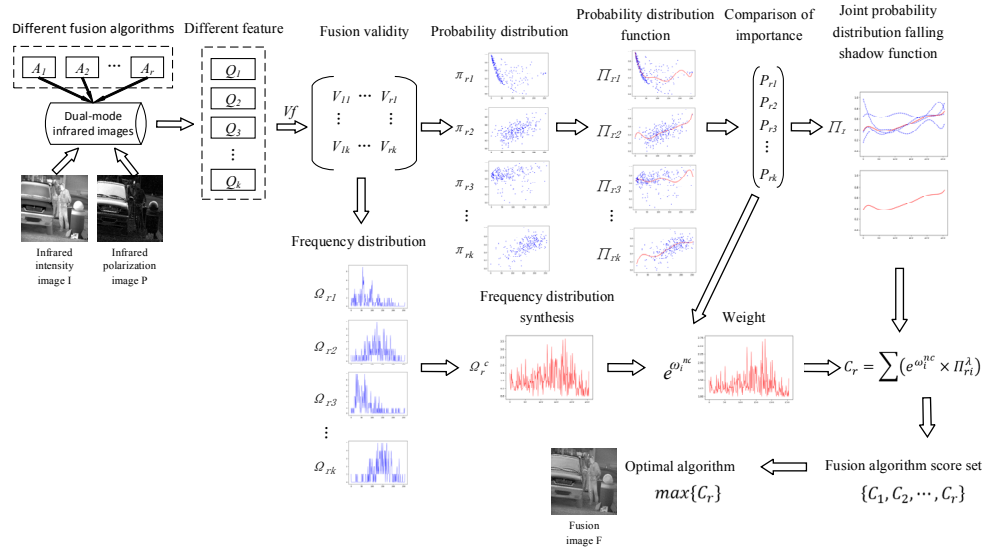


图1 双模态红外图像融合算法选取流程

Fig.1 Flow chart of Bimodal infrared image fusion algorithm selection

$$N_{ij}^{(F)} = \frac{Q_{ij}^{(F)} - \min(Q_i^{(F)})}{\max(Q_i^{(F)}) - \min(Q_i^{(F)})} \times 255 \quad (2)$$

$$\left(1 \leq i \leq \left\lfloor \frac{m}{a} \right\rfloor, 1 \leq j \leq \left\lfloor \frac{n}{b} \right\rfloor, i \in N_+, j \in N_+\right)$$

计算融合有效度矩阵 V_{rk} 内各融合有效度值 V_{fij} 在 V_{rk} 整体中所占的比重 p_{ij} , 计算可能性矩阵 π_{rk} , 如下式所示:

$$p_{ij} = \frac{V_{fij}}{\sum V_f} \quad (3)$$

$$\left(1 \leq i \leq \left\lfloor \frac{m}{a} \right\rfloor, 1 \leq j \leq \left\lfloor \frac{n}{b} \right\rfloor, i \in N_+, j \in N_+\right)$$

$$\pi_{ij} = \frac{p_{ij}}{\max(p)} \quad (4)$$

$$\left(1 \leq i \leq \left\lfloor \frac{m}{a} \right\rfloor, 1 \leq j \leq \left\lfloor \frac{n}{b} \right\rfloor, i \in N_+, j \in N_+\right)$$

式(3)中: $\sum V_f$ 为融合有效度矩阵 V_{rk} 中融合有效度值的总和; 式(4)中 $\max(p)$ 为 p_{ij} 最大值; π_{ij} 为可能性矩阵 π_{rk} 对应点的可能性大小, 表示该处融合有效度表现良好的可能性, 可能性相对越大融合效果越好。

2) 构造差异特征融合有效度的可能性分布

本文选用线性回归构造可能性分布^[16]的方法构造差异特征融合有效度的可能性分布函数。以标准化后的差异特征数据 $N_{rk}^{(F)}$ 为横轴坐标, 可能性矩阵 π_{rk} 对应点的数据为纵坐标组成散点集

$$\left\{ \left(N_{rk}^{(F)}, \pi_{ij} \right), 1 \leq i \leq \left\lfloor \frac{m}{a} \right\rfloor, 1 \leq j \leq \left\lfloor \frac{n}{b} \right\rfloor, i \in N_+, j \in N_+ \right\}, \text{得}$$

到可能性观测值的散点图。利用最小二乘法, 通过最小化偏差平方和 R^2 , 寻找数据的最佳函数进行匹配, 构造可能性矩阵 π_{rk} 的可能性分布函数 $\Pi_{rk}(x) (0 \leq \Pi_{rk}(x) \leq 1)$:

$$R^2 = \sum_{i=1}^{\left\lfloor \frac{m}{a} \right\rfloor \times \left\lfloor \frac{n}{b} \right\rfloor} (\pi_i - \Pi_{rk}(i))^2 \quad (5)$$

当可能性观测值与可能性分布函数 $\Pi_{rk}(x)$ 的偏差平方和 R^2 最小时, 曲线 $\Pi_{rk}(x)$ 代表可能性大小随差异特征变化的规律。

3) 构造联合可能性落影函数

构造联合可能性落影函数需先确定各差异特征的可能性分布函数的系数, 本文采用二元对比法中的择优比较法, 先对各差异特征的可能性分布进行两两对比, 一共需比较 C_m^2 次 (C_m^2 为 m 个可能性分布中任取 2 个的组合数), 重要性比较的结果如表 1 所示, 再按对比的重要性总分确定各可能性分布在联合可能性落影中的重要性。

对比可能性分布 $\Pi_{ri}(x)$ 与 $\Pi_{rj}(x)$ 的重要性, 首先在可能性分布函数 $\Pi_{ri}(x)$ 与 $\Pi_{rj}(x)$ 上取可能性测度序列 $\Pi_{ri} = [\pi_0, \pi_1, \dots, \pi_{255}] = [\Pi_{ri}(0), \Pi_{ri}(1), \dots, \Pi_{ri}(255)]$ 与 $\Pi_{rj} = [\pi_0, \pi_1, \dots, \pi_{255}] = [\Pi_{rj}(0), \Pi_{rj}(1), \dots, \Pi_{rj}(255)]$ 。再计算同一算法下的不同差异特征的可能性测度序列的协方差矩阵 C 计算协方差矩阵 C 的特征向量 $A = [A_1, A_2]$ 和特征值 $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2]$ 。

$$C = \begin{bmatrix} \text{cov}(\Pi_{r1}, \Pi_{r1}) & \text{cov}(\Pi_{r1}, \Pi_{rj}) \\ \text{cov}(\Pi_{rj}, \Pi_{r1}) & \text{cov}(\Pi_{rj}, \Pi_{rj}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

表 1 可能性分布重要性比较权重

Table 1 Possibility distribution significance comparison weight					
$\Pi_{r1}(x)$	$\Pi_{r2}(x)$	$\Pi_{r3}(x)$	$\cdots$	$\Pi_{rk}(x)$	$\sum$
$\Pi_{r1}(x)$	-	p_{12}	p_{13}	$\cdots$	p_{1k}
$\Pi_{r2}(x)$	p_{21}	-	p_{23}	$\cdots$	p_{2k}
$\Pi_{r3}(x)$	p_{31}	p_{32}	-	$\cdots$	p_{3k}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	-	$\vdots$
$\Pi_{rk}(x)$	p_{k1}	p_{k2}	p_{k3}	$\cdots$	-

每个特征向量为一个投影方向，相对应的特征值是原始可能性分布在这个方向上的投影的方差，方差越大则投影方向上综合的可能性分布的信息量越大，保留了相对较多的可能性分布的特性。特征向量对应特征值的大小代表了可能性分布所含信息的重要性比较结果。则取最大特征值 λ_p 对应的特征向量 $A_p = [a_1, a_2]$ ，可能性分布 $\Pi_{ri}(x)$ 与 $\Pi_{rj}(x)$ 的重要性比较权重分别为 p_{ij} 、 p_{ji} 。可能性分布 $\Pi_{rk}(x)$ 的重要性权重为 p_{rk} 。

$$p_{ij} = \frac{a_1}{a_1 + a_2}, p_{ji} = \frac{a_2}{a_1 + a_2} \quad (7)$$

$$P_{rk} = \frac{1}{C_m^2} \sum_{i=1}^k p_{ki} \quad (8)$$

各可能性分布的重要性权重即为联合落影投影轴系数，则可得各差异特征的可能性分布函数 $\Pi_{rk}(x)$ 的联合可能性落影函数 $\Pi_r(x)$ ：

$$\Pi_r(x) = \sum_{j=1}^k P_{rj} \times \Pi_{rj}(x) \quad (9)$$

$$\left(P_{rj} = \sum_{i=1}^k \frac{1}{C_m^2} p_{ki} \right)$$

1.3 算法选择

计算算法可能性得分，评估融合算法优劣，评分标准需兼顾特征分布的性质与联合可能性落影的性质。从联合可能性落影函数 $\Pi_r(x)$ 上取联合可能性测度序列 $\Pi_r = [\pi_0, \cdots, \pi_{255}] = [\Pi_r(0), \cdots, \Pi_r(255)]$ ，取可能

性置信水平 λ_π ，计算得到 Π_r 的联合可能性截集^[16]测度序列 $\Pi_r^{(\lambda)} = [\pi_0^{(\lambda)}, \cdots, \pi_{255}^{(\lambda)}] = [\Pi_r^{(\lambda)}(0), \cdots, \Pi_r^{(\lambda)}(255)]$ 。

其中 $\Pi_r^{(\lambda)}(i) = \begin{cases} \Pi(i), \Pi(i) \geq \lambda_\pi \\ 0, \Pi(i) < \lambda_\pi \end{cases}, (0 \leq i \leq 255)$ 。由 1.2

节中所得差异特征频次分布 Ω_{rk} 结合差异特征可能性分布重要性大小 p_{rk} 计算总差异特征频次分布

$$\Omega_r^c = \sum_{i=1}^k \Omega_{ri} \times P_{ri}, \text{记序列 } \Omega_r^c = [\omega_0^c, \omega_1^c, \cdots, \omega_{255}^c], \text{将 } \Omega_r^c$$

归一化得序列 $\Omega_r^{nc} = [\omega_0^{nc}, \omega_1^{nc}, \cdots, \omega_{255}^{nc}]$ ，适当放大大权重在最终评分中的重要性，得可能性测度权重序列为 $W_r^c = [e^{\omega_0^{nc}}, e^{\omega_1^{nc}}, \cdots, e^{\omega_{255}^{nc}}]$ ，其中 $e^{\omega_i^{nc}} (0 \leq i \leq 255)$ 为

对应测度 $\pi_i^{(\lambda)} (0 \leq i \leq 255)$ 的重要性权重。计算融合算法综合得分 C_r 。

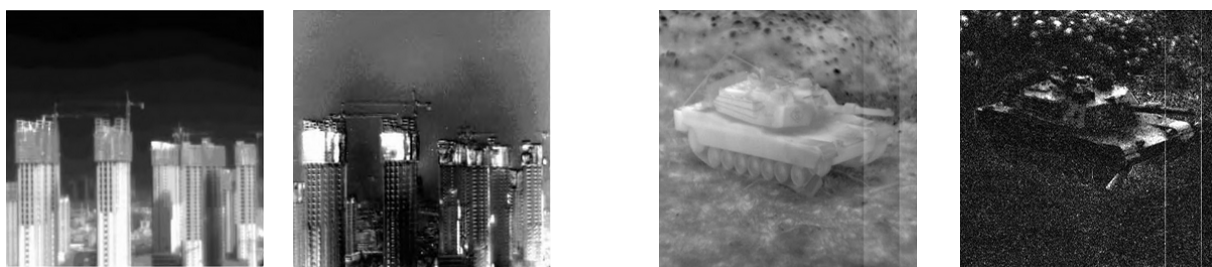
$$C_r = \sum (e^{\omega_i^{nc}} \times \pi_i^{(\lambda)}) \quad (10)$$

最终得到各融合算法的得分集合 $\{C_1, C_2, \cdots, C_r\}$ ，得分最高的算法即为最优算法。

2 实验仿真

2.1 源图像数据集的建立

实验选取的经配准的双模态红外图像为红外可见光图 I 外偏振图像 P ，如图 2。取图像大小 $m \times n$ 为 256×256 ，滑动窗口大小 $a \times b$ 为 16×16 。经过实验对比分析，可能性置信水平 λ_π 取值在区间 $[0.4, 0.6]$ 内时，各融合算法的得分区分度明显且准确度较为稳定，本次实验取可能性置信水平 $\lambda_\pi = 0.5$ 。实验选取双树复小波变换 (double tree complex wavelet transform, DTCWT)^[5]、离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT)^[12]、引导滤波 (guided filter, GFF)^[18]、拉普拉斯金字塔变换 (Laplacian pyramid, LAP)^[7]、多分辨率奇异值分解 (multiresolution singular value decomposition, MSVD)^[19]、小波包变换 (wavelet packet transform, WPT)^[20] 共 6 种图像融合算法组成融合算法集 $A_{\text{set}} = \{A_1, A_2, A_3, \cdots, A_6\}$ ，选取边缘丰度 (edge abundance, EA)、边缘强度 (edge strength, ES)、Tamura 对比度 (Tamura contrast, TC)、空间频率 (spatial frequency, SF) 共 4 种图像特征组成图像差异特征集 $Q_{\text{set}} = \{Q_1, Q_2, Q_3, Q_4\}$ 。图 2 中实验源图像得到基于上述融合算法得到的融合图像结果，依次如图 3 所示。



(a) Infrared intensity image (b) Infrared polarization image (c) Infrared intensity image (d) Infrared polarization image

图2 两组双模态红外源图像

Fig. 2 Source dual-mode infrared images of two groups

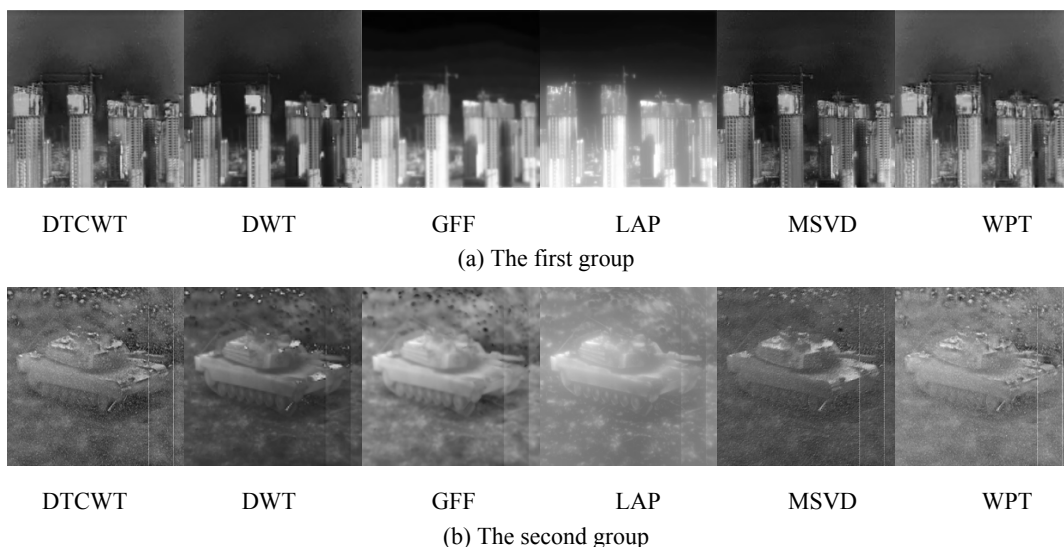
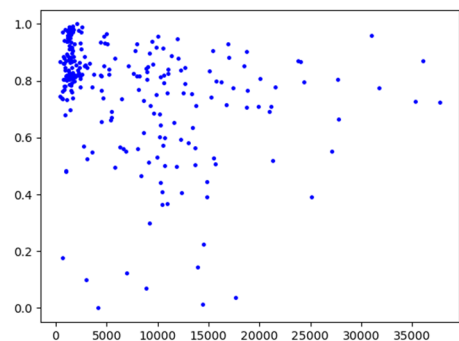


图3 基于融合算法集的融合图像结果

Fig. 3 Fusion image results based on fusion algorithm set

2.2 差异特征融合有效度结果

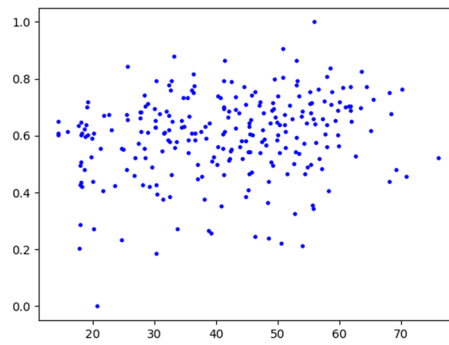
通过第1.2节中提到的融合有效度计算方法对融合算法集 A_{set} 中各算法对应差异特征集 Q_{set} 中的差异特征, 进行差异特征的融合有效度计算, 得出融合有效度矩阵 V_{rk} , 作多融合算法差异特征幅值的融合有效度散点分布图。如图4所示为第一组实验源图像经过融合算法 A_5 所得融合图像 F_5 的各差异特征融合有效度 V_{5k} 散点图。



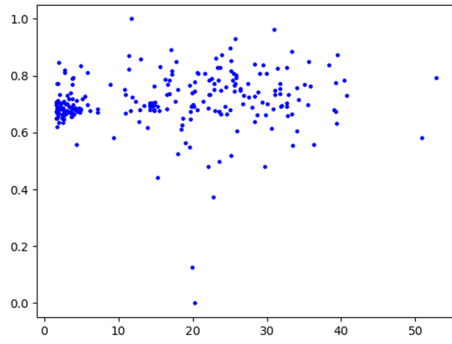
(a) Difference feature Q_1 : fusion effectiveness V_{51}

2.3 差异特征的可能性分布构造

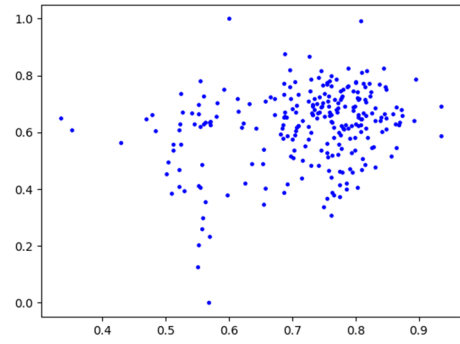
通过第1.2节的方法得到的第一组实验图像在算法 A_5 下所得融合图像的各差异特征融合有效度矩阵 V_{5k} 对应的差异特征融合有效度可能性矩阵 π_{5k} , 绘制可能性分布散点图(图5, 横轴为标准化后的差异特征, 纵轴为差异特征对应的可能度), 并计算可能性分布函数 $I\pi_{5k}(x)$, 绘制如图6所示的可能性分布函数曲线 $I\pi_{5k}(x)(k=1,2,3,4)$ 。



(b) Difference feature Q_2 : fusion effectiveness V_{52}



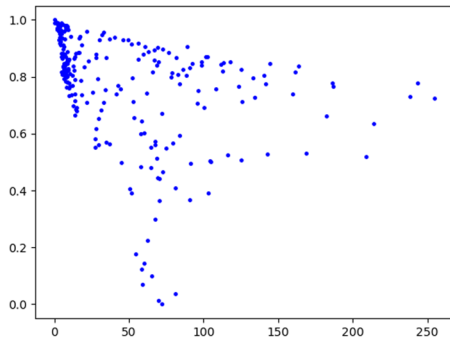
(c) Difference feature Q_3 : fusion effectiveness V_{53}



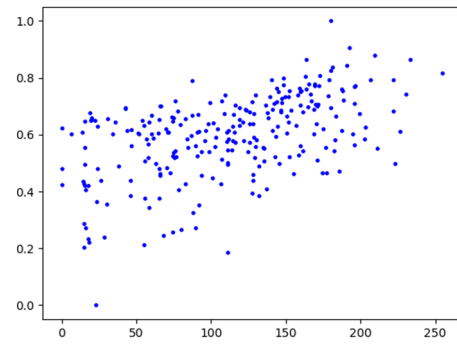
(d) Difference feature Q_4 : fusion effectiveness V_{54}

图 4 差异特征融合有效性 V_{5k} 散点图

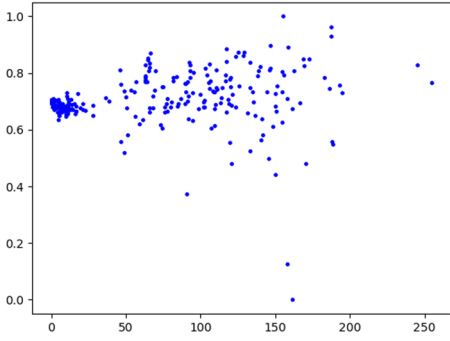
Fig. 4 Scatter diagram of effectiveness of differential feature fusion V_{5k}



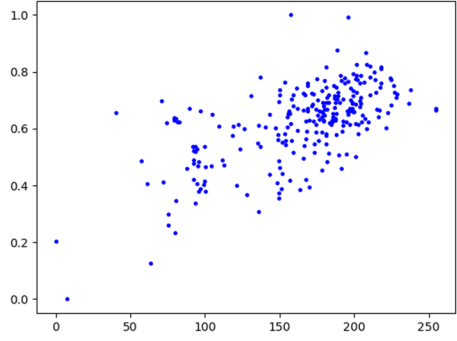
(a) Difference feature Q_1 : possibility distribution π_1



(b) Difference feature Q_2 : possibility distribution π_2



(c) Difference feature Q_3 : possibility distribution π_3



(d) Difference feature Q_4 : possibility distribution π_4

图 5 差异特征可能性分布 π_k 散点图

Fig. 5 Differential feature possibility distribution scatter diagram

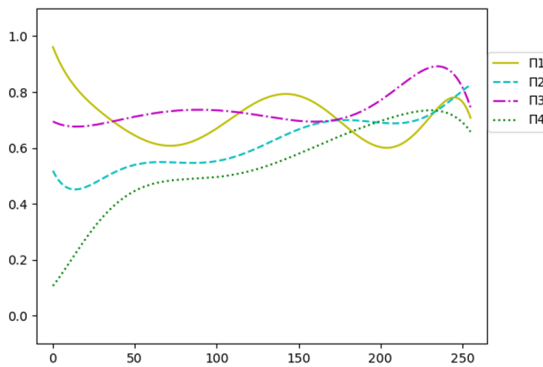


图 6 可能性分布函数曲线 $II_{5k}(x)(k=1,2,3,4)$

Fig.6 Possibility distribution function $II_{5k}(x)(k=1,2,3,4)$

2.4 计算联合可能性落影分布函数

择优比较法计算 2.2 节所得可能性分布 $II_{5k}(x)(k=1,2,3,4)$ 的重要性权重, 即各可能性分布在联合落影中的投影轴系数。如比较可能性分布 $II_{51}(x)$ 和 $II_{52}(x)$ 的重要性, 首先在可能性分布函数 $II_{51}(x)$ 和 $II_{52}(x)$ 上取可能性测度序列 $II_{51} = \{\pi_0, \dots, \pi_{255}\}$ 和 $II_{52} = \{\pi_0, \dots, \pi_{255}\}$, 计算协方差矩阵得

$$C = \begin{bmatrix} 0.00603954 & -0.00071455 \\ -0.00071455 & 0.00894881 \end{bmatrix}, \text{ 计算协方差矩阵 } C$$

的特征值 $\lambda = [0.00587352, 0.00911484]$ 和特征向量

$$A = \begin{bmatrix} -0.97405247 & 0.22632232 \\ -0.22632232 & -0.97405247 \end{bmatrix}. \text{ 其中特征值 } \lambda_2 > \lambda_1,$$

故取 λ_2 对应的特征向量 A_2 为重要性比较结果, 则重

要 性 比 较 权 重 $p_{12} = \frac{a_1}{a_1 + a_2} = -0.3027$ 、
 $p_{23} = \frac{a_2}{a_1 + a_2} = 1.3027$ 。重复操作得到可能性分布 $\Pi_{5k}(x)(k=1,2,3,4)$ 的重要性比较权重表如表 2 所示。

表 2 可能性分布重要性比较权重

Table 2	Possibility distribution significance comparison weight				
	$\Pi_{I1}(x)$	$\Pi_{I2}(x)$	$\Pi_{I3}(x)$	$\Pi_{I4}(x)$	Σ
$\Pi_{I1}(x)$	-	-0.3027	1.653	-0.357	0.9933
$\Pi_{I2}(x)$	1.3027	-	0.6645	0.3715	2.3387
$\Pi_{I3}(x)$	-0.653	0.3355	-	0.2277	-0.0898
$\Pi_{I4}(x)$	1.357	0.6285	0.7723	-	2.7578

可能性分布 $\Pi_{5k}(x)(k=1,2,3,4)$ 的投影轴系数序列为 $[0.1656, 0.3898, -0.015, 0.4596]$ ，联合可能性落影函数 $\Pi_5(x) = \sum_{i=1}^k P_{ri} \times \Pi_{5i}(x)$ ，所得联合可能性落影函数如图 7 中实线所示。

2.5 融合算法的排序

从 1.2 节所得联合可能性落影函数 $\Pi_5(x)$ 上取联合可能性测度序列 $\Pi_r = \{\pi_0, \dots, \pi_{255}\}$ ，取可能性置信水平 $\lambda_\pi = 0.5$ ，计算得到 Π_5 的可能性截集测度序列 $\Pi_r^{(\lambda)}$ 。

通过第 1.2 节中提到的融合有效度计算方法对融合算法集 A_{set} 中各算法对应差异特征集 Q_{set} 中的差异

特征，统计差异特征频次分布 Ω_k ，如图 8（横轴为差异特征区间，纵轴为区间内差异特征点的统计频次）所示为第一组实验源图像经过融合算法 MSVD 所得融合图像的各差异特征频次分布 Ω_{5k} ，并计算总差异特征频次分布 Ω_5^c 以及可能性测度权重序列 W_5^c ，如图 9 所示（横轴为差异特征区间，差异特征频次分布 Ω_5^c 纵轴为区间内差异特征点的统计频次，可能性测度权重序列 W_5^c 纵轴为区间内差异特征点的可能性测度权重）。

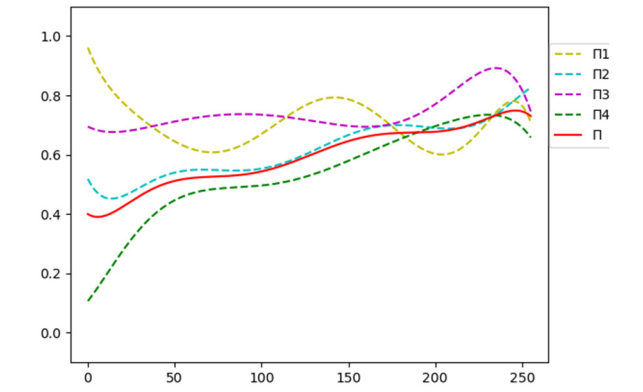


图 7 联合可能性落影函数

Fig. 7 Joint possibility drop shadow function
(Note: “Dotted line”: $\Pi_{5k}(x)(k=1,2,3,4)$, “Solid line”: $\Pi_5(x)$)

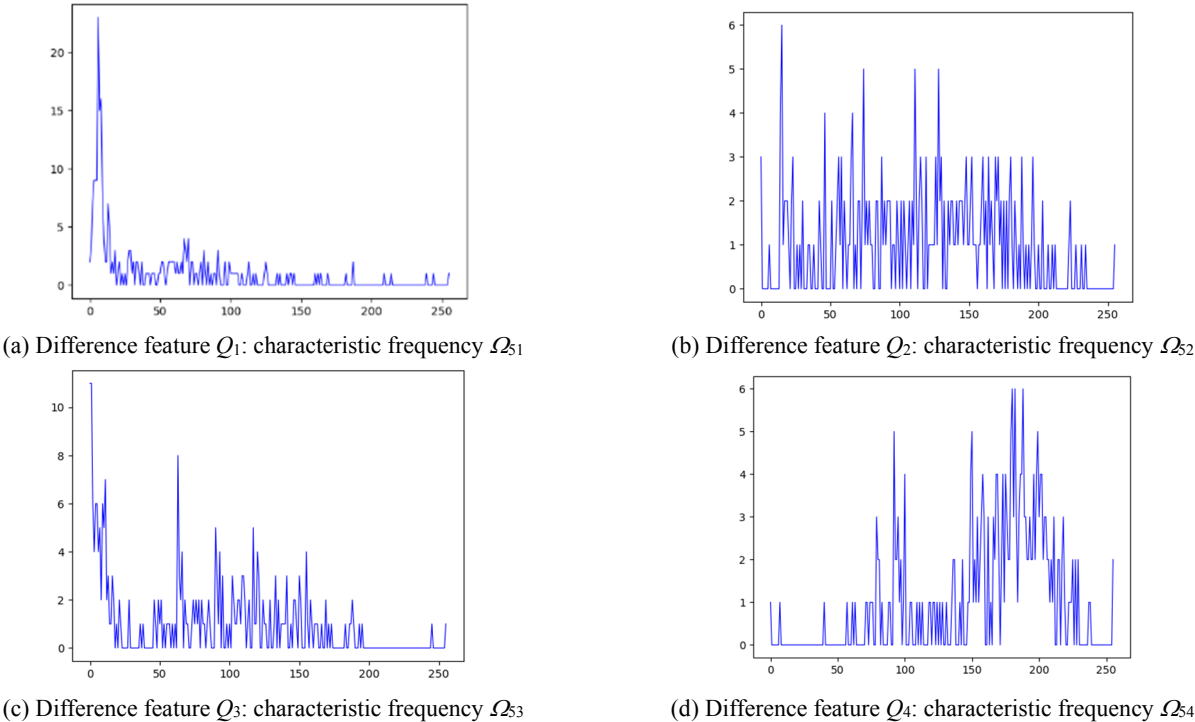


图 8 差异特征频次分布
Fig. 8 Differential characteristic frequency distribution

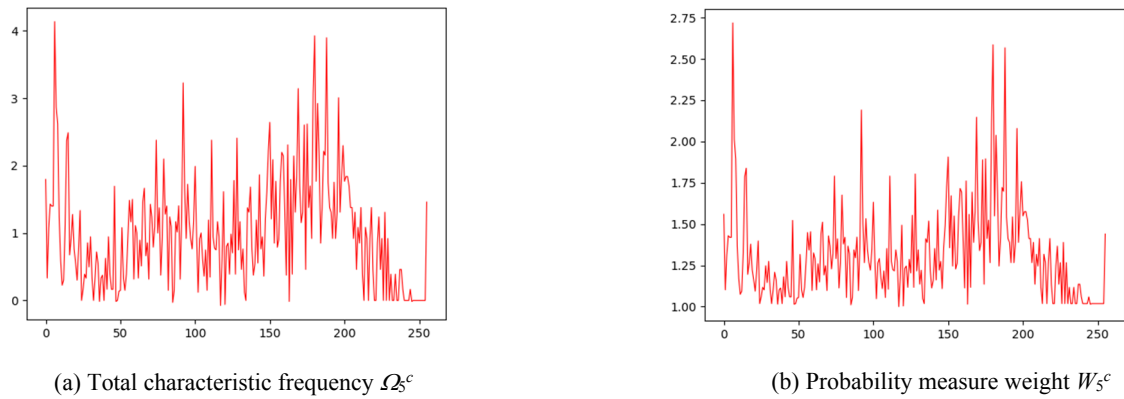


图 9 总特征频次分布 Ω_s^c 及可能性测度权重 W_5^c

Fig. 9 Total feature frequency distribution Ω_s^c and probability measure weight W_5^c

结合差异特征分布统计序列 Ω_s^{nc} , 融合算法得分

$C_5 = \sum (e^{\omega_i^{nc}} \times \Pi_{Si}^{\lambda})$ 。实验得第一组实验图算法得分集 $\{166.4838, 102.7309, 89.7001, 157.9335, 174.9231, 171.5173\}$, 对算法得分集进行排序得 $C_5 > C_6 > C_1 > C_4 > C_2 > C_3$, 即对于第一组实验图, 第 5 种算法即算法 MSVD 得分最高, 为最优算法。

3 实验结果分析

本文所有的实验均在同一设备及操作系统下完成, 处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-4720HQ CPU @ 2.60 GHz, 操作系统为 Windows 10。通过对 14 组图像进行 20 次操作的平均值得方法总计耗时 5.201 s, 本文方法在时间效率上符合实时图像融合应用需求。

3.1 图像融合评价指标

为了验证本文所提出的联合可能性落影构造方法对融合算法选取的合理性, 采用主观视觉评价与客观指标评价相结合的评价方式, 以减少人的心理状态、视觉特性等对方法性能评价的影响, 同时也避免只从客观图像评价标准结果的角度分析而与图像融合目的产生冲突的情况。本文采用信息熵 (information entropy, IE) [21]、标准差 (standard deviation, STD)、空间频率 (spatial frequency, SF) [22]、平均梯度 (average gradient, AG) [23]、融合质量 (fusion quality, $Q^{AB/F}$) [24]、峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) [25]、互信息 (mutual information, MI) [26]、结构相似性 (structural similarity, SSIM) [27] 这 8 个图像融合评价指标 $E_{rj} (j=1:8)$ 对两组源图像对应的 6 种融合算法下的融合结果进行评价。不同算法的优势在各个评价指标上表现不同, 为此利用加权综合指标将多个评价指标结合为第 9 个评价指标 S 以提高评价结果的准确性和

可靠性。

$$S = \sum_{j=1}^8 \frac{E_{ij} - \min(E_{rj})}{\max(E_{rj}) - \min(E_{rj})} \quad (11)$$

3.2 评价结果及分析

计算两组实验图像对应融合算法的融合图像 F 的评价指标, 结果如表 3 所示。两组实验图像以及对应融合算法的融合图像的融合效果如图 10 所示。

从表 3 分析可知第二组实验源图像在算法 GFF 下所得融合图像在各项评价指标上均表现良好, 并且有 4 项指标在 6 种算法中表现最佳, 但由图 10 分析可知该算法所得融合图像并没有很好地融合双模态红外图像的细节特征, 并且图像在一定程度上产生模糊; 同时算法 MSVD 很好地融合了双模态红外图像的细节特征, 但在融合图像客观评价指标结果上的表现不如算法 DTCWT。故此本文采用的主观视觉评价与客观指标评价相结合的验证方式可以更好地对本文算法所选结果进行综合评价。

第一组实验图在本文方法下的得分集合为 $\{166.4838, 102.7309, 89.7001, 157.9335, 174.9231, 171.5173\}$, 得分排序结果为 $C_5 > C_6 > C_1 > C_4 > C_2 > C_3$, 即算法 MSVD 为最优算法。由图 10 可知第一组实验图在 DWT、GFF 和 LAP 算法下的融合图像或多或少丢失了偏振图像所体现的部分特征; 在 DTCWT、MSVD 和 WPT 算法下对红框内目标融合效果明显, 有较为清晰的轮廓, 结合 3 种算法的客观评价指标结果可知, MSVD 算法在客观评价指标上优于算法 DTCWT 和 WPT, 由此本文方法所得结果是合理的。第二组实验图所得最优算法为算法 DTCWT, 由表 3 和图 10 可知算法 DTCWT 在客观评价指标上有极佳的表现, 并且能够综合红外双模态源图像的互补特征, 在纹理、轮廓上最符合人眼视觉标准, 为合理的最优算法。

表 3 2 组实验图各融合算法的评价指标结果及算法排序结果

Table 3 The evaluation index results and algorithm sorting results of each fusion algorithm are shown in the experimental figure

Group	Algorithm	Evaluation index								指标 Sr
		IE	STD	SF	AG	$Q^{AB/F}$	PSNR	MI	SSIM	
1	DTCWT	7.1032	41.7991	17.2066	7.3088	0.4567	13.9688	4.0601	0.6254	6.5626
	DWT	6.9178	49.221	15.3076	5.9679	0.3748	13.4643	4.6401	0.5527	6.1618
	GFF	7.2938	76.9109	9.8984	3.8633	0.3348	20.0536	5.6477	0.5902	6.5204
	LAP	7.535	81.6771	9.263	3.4741	0.2606	12.9339	4.5019	0.5327	5.722
	MSVD	6.9698	46.1986	20.4573	8.5828	0.4187	13.9233	3.0158	0.608	6.6079
	WPT	7.0584	39.8688	16.8657	7.3166	0.3977	13.7724	3.8075	0.6091	6.3075
2	DTCWT	6.717	26.2934	26.2827	14.8888	0.4665	14.3888	1.4123	0.4472	6.8339
	DWT	6.3252	22.7062	9.2047	3.6809	0.1967	13.8362	3.6738	0.4315	5.2301
	GFF	6.8453	28.8261	6.0703	3.1285	0.2189	22.7237	3.6564	0.4846	5.9056
	LAP	6.3622	22.5517	4.9391	2.5674	0.1554	15.0067	2.2397	0.4544	4.613
	MSVD	6.2492	22.0069	22.9027	12.3872	0.228	14.2299	1.337	0.4096	5.7039
	WPT	6.4405	21.6285	21.3231	12.1253	0.3352	14.8892	1.294	0.3972	5.8625

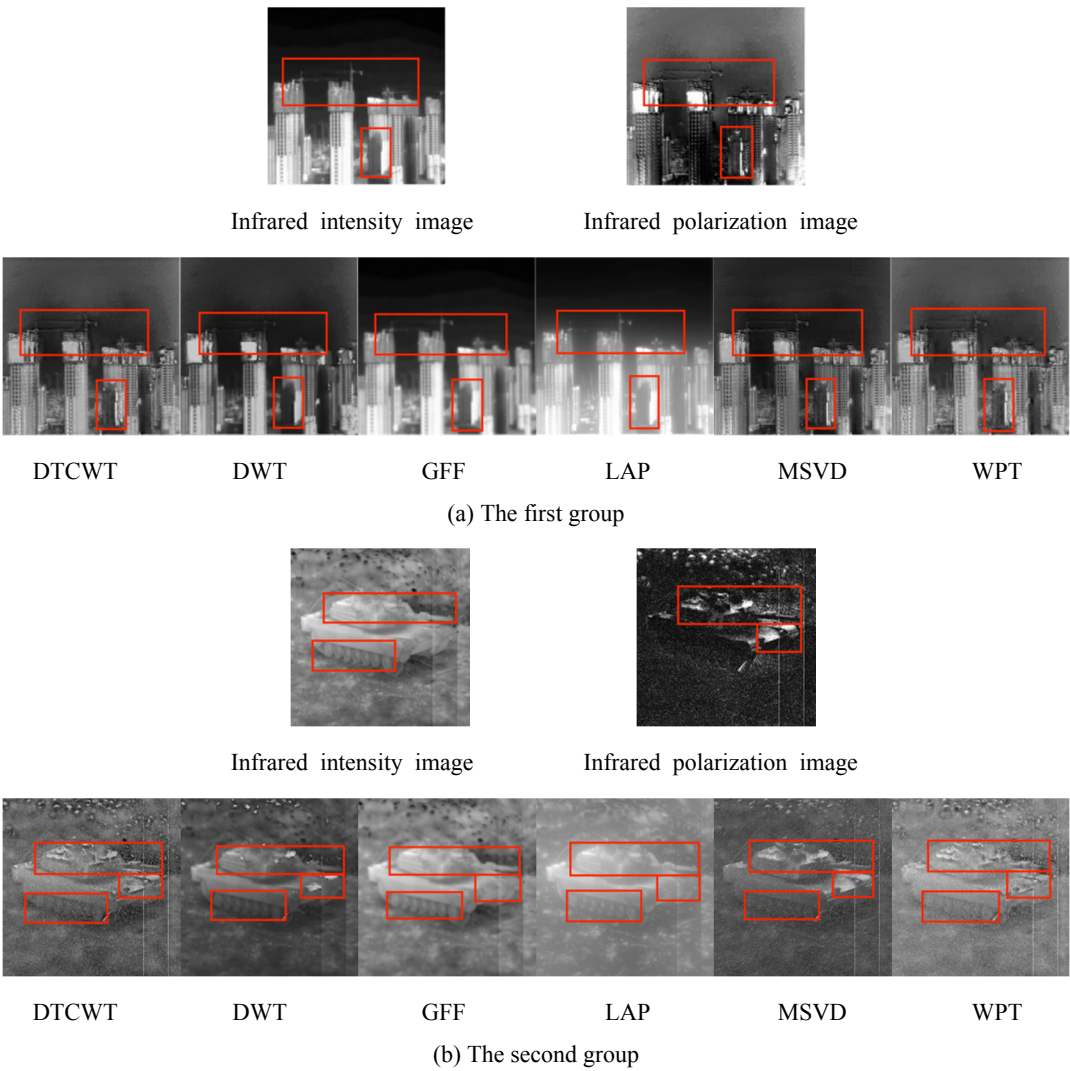


图 10 两组实验源图像以及对应融合算法的融合图像的融合效果

Fig. 10 The fusion effect of two groups of experimental images and corresponding fusion algorithm

4 结论

本文提出了一种面向双模态红外图像融合算法选取的联合可能性落影构造方法, 突破单一互补特征在选择算法上局限性, 通过研究不同算法下差异特征融合有效度的分布, 构造融合有效度的可能性分布函数, 研究可能性合成方法, 确定分布间的联合落影系数, 合成联合可能性落影分布, 为进一步研究异类差异特征融合有效度与融合算法间的深度关系奠定基础。

参考文献:

- [1] 段锦, 付强, 莫春和, 等. 国外偏振成像军事应用的研究进展(上)[J]. 红外技术, 2014, **36**(3): 190-195.
DUAN Jin, FU Qiang, MO Chunhe, et al. Review of polarization imaging technology for international military application I[J]. *Infrared Technology*, 2014, **36**(3): 190-195.
- [2] 韩平丽. 红外辐射偏振特性及目标识别研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
HAN Pingli. Study on Polarization Characteristics and Target Recognition of Infrared Radiation [D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
- [3] 朱攀. 红外与红外偏振/可见光图像融合算法研究[D]. 天津: 天津大学, 2017.
ZHU Pan. Study on Fusion Algorithm for Infrared and Infrared Polarization/Visible Images[D]. Tianjin: Tianjin University, 2017.
- [4] LIN Suzhen, WANG Dongjuan, ZHU Xiaohong, et al. Fusion of infrared intensity and polarization images using embedded multi-scale transform[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, **126**: 5127-5133.
- [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 Pan, LIU Zeyang, HUANG Zhanhua. Infrared polarization and light intensity image fusion based on dual-tree complex wavelet transform and sparse representation [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, **46**(12): 213-221.
- [6] LIU Z, Tsukada K, Hanasaki K, et al. Image fusion by using steerable pyramid[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2001, **22**(9): 929-939.
- [7] Vanmali A V, Gadre V M. Visible and NIR image fusion using weight-map-guided Laplacian-Gaussian pyramid for improving scene visibility[J]. *Sadhana-Academy Proceedings in Engineering Sciences*, 2017, **42**(7): 1063-1082.
- [8] LIU Gang, JING Zhongliang, SUN Shaoyuan, et al. Image fusion based on expectation maximization algorithm and steerable pyramid[J]. *Chinese Optics Letters*, 2004(7): 386-389.
- [9] 徐磊, 田淑昌, 崔灿, 等. 基于改进离散小波变换的多模态医学图像融合方法[J]. 中国医疗设备, 2016, **31**(6): 1-6.
XU Lei, TIAN Shuchang, CUI Can, et al. Multimodal medical image fusion method based on improved discrete wavelet transform[J]. *China Medical Equipment*, 2016, **31**(6): 1-6.
- [10] HAN Xiao, ZHANG Lili, YAO Li, et al. Fusion of infrared and visible images based on discrete wavelet transform[C]//*Proceedings of the Second Symposium on New Detection Technology and Its Application, National Defense Optoelectronics Forum*, 2015: 38.
- [11] YAN X, QIN H, LI J, et al. Infrared and visible image fusion with spectral graph wavelet transform[J]. *JOSAA*, 2015, **32**(9): 1643-1652.
- [12] ZHAN L, ZHUANG Y, HUANG L. Infrared and visible images fusion method based on discrete wavelet transform[J]. *Journal of Computers (Taiwan)*, 2017, **28**(2): 57-71.
- [13] MA Jiayi, MA Yong, LI Chang. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. *Information Fusion*, 2019, **45**: 153-178.
- [14] 杨风暴, 吉琳娜. 双模态红外图像差异特征多属性与融合算法间的深度集值映射研究[J]. 指挥控制与仿真, 2021, **43**(2): 1-8.
YANG Fengbao, JI Linna. Research on depth set value mapping between multi-attribute and fusion algorithm of dual-mode infrared image difference feature [J]. *Command Control and Simulation*, 2021, **43**(2): 1-8.
- [15] 张雷, 杨风暴, 吉琳娜. 差异特征指数测度的红外偏振与光强图像多算法融合[J]. 火力与指挥控制, 2018, **43**(2): 49-54, 59.
ZHANG Lei, YANG Fengbao, JI Linna. Multi-algorithm fusion of infrared polarization and light intensity images based on differential feature index measure [J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, **43**(2): 49-54, 59.
- [16] 杨风暴, 吉琳娜, 王肖霞. 可能性理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2019.
YANG Fengbao, JI Linna, WANG Xiaoxia. *Possibility Theory and Application* [M]. Beijing: Science Press, 2019.
- [17] LIU Zhaodong, CHAI Yi, YIN Hongpeng, et al. A novel multi-focus image fusion approach based on image decomposition[J]. *Information Fusion*, 2017, **35**: 102-116.
- [18] Toet A, Hogervorst M A. Multiscale image fusion through guided filtering[C]//*Proceedings of SPIE*, 2016: 99970J.
- [19] SONG Y, XIAO J, YANG J, et al. Research on MR-SVD based visual and infrared image fusion[C]//*Proceedings of the International Symposium on Optoelectronic Technology and Application*, 2016: 101571.
- [20] ZHANG W J, KANG J Y. QuickBird panchromatic and multi-spectral image fusion using wavelet packet transform[C]//*International Conference on Intelligent Computing (ICIC)*, 2006, **344**: 976-981.
- [21] Roberts J W, Van Aardt J, Ahmed F. Assessment of image fusion procedures using entropy image quality and multispectral classification[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2008, **2**(1): 023522.
- [22] Eskicioglu A M, Fisher P S. Image quality measures and their performance[J]. *IEEE Trans. Commun.*, 1995, **43**(12): 2959-2965.

- Huazhong University of Science & Technology, 2019.
- [10] 艾建勇, 金立军. 基于紫外图像的接触网棒瓷绝缘子污秽状态检测[J]. 电工技术学报, 2016, **31**(10): 112-118.
- AI Jianyong, JIN Lijun. Rod porcelain insulator filth state detection of catenary based on ultraviolet image[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2016, **31**(10): 112-118.
- [11] 李建波, 高文胜, 刘卫东. 直流 GIL 绝缘子表面附着金属颗粒局部放电发展过程及严重程度评估[J]. 高压电器, 2018, **54**(5): 9-16.
- LI Jianbo, GAO Wensheng, LIU Weidong. Evolution process and severity assessment of the partial discharge caused by immobilized metal particles on DC GIL insulator surface[J]. *High Voltage Apparatus*, 2018, **54**(5): 9-16.
- [12] 王胜辉, 牛雷, 李浩, 等. 基于放电紫外成像特征的污秽线路盘形绝缘子绝缘状态评估[J]. 高压电器, 2019, **55**(2): 201-207.
- WANG Shenghui, NIU Leilei, LI Hao, et al. Insulation condition evaluation of contaminated disc insulator for transmission lines based on the characteristic of discharge UV imaging characteristics[J]. *High Voltage Apparatus*, 2019, **55**(2): 201-207.
- [13] 黄文武, 贺振华, 蔡伟, 等. 基于紫外成像技术的棒-板间隙放电环境因素研究[J]. 高电压技术, 2015, **41**(8): 2788-2794.
- HUANG Wenwu, HE Zhenhua, CAI Wei, et al. Study on the environmental factors of rod-plane gap discharge based on UV imaging[J]. *High Voltage Engineering*, 2015, **41**(8): 2788-2794.
- [14] 陆旭, 罗汉武, 李文震, 等. 电力金具图像故障状态评估[J]. 红外技术, 2020, **42**(7): 632-636.
- LU Xu, LUO Hanwu, LI Wenzhen, et al. Estate evaluation of image fault of electric power fittings[J]. *Infrared Technology*, 2020, **42**(7): 632-636.

(上接第 187 页)

- [23] CUI G, FENG H, XU Z, et al. Detail preserved fusion of visible and infrared images using regional saliency extraction and multi-scale image decomposition[J]. *Optics Communications*, 2015, **341**: 199-209.
- [24] Ratliff B M, LeMaster D A. Adaptive scene-based correction algorithm for removal of residual fixed pattern noise in microgrid image data[C]//*Polarization: Measurement, Analysis, and Remote Sensing X*, 2012, **8364**: 83640N.
- [25] ZHOU Wang, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(4): 600-612.
- [26] QU G, ZHANG D, YAN P. Information measure for performance of image fusion[J]. *Electronics Letters*, 2002, **38**(7): 313-315.
- [27] ZHOU Wang, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Trans. Image Process*, 2004, **13**(4): 600-612.