

引用格式: JI Linna, GUO Xiaoming, YANG Fengbao, et al. Infrared Image Fusion Algorithm Selection Based on Joint Drop Shadow of Possibility Distributions[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(4):0410001

吉琳娜,郭小铭,杨风暴,等.基于可能性分布联合落影的红外图像融合算法选取[J].光子学报,2021,50(4):0410001

## 基于可能性分布联合落影的红外图像融合 算法选取

吉琳娜,郭小铭,杨风暴,张雅玲

(中北大学信息与通信工程学院,太原 030051)

**摘要:**针对双模态红外图像实际融合需求中常涉及到异类差异特征协同优化融合,且现有差异特征属性无法针对性地调整融合算法进行有效驱动,导致融合效果差等问题,提出了基于可能性分布联合落影的双模态红外图像融合算法选取的方法。首先计算双模态红外图像差异特征幅值的融合有效度,利用 $K$ 最近邻法得到差异特征幅值的概率密度分布,得到差异特征频次属性的分布;然后通过差异特征幅值属性与频次属性构造差异特征权重函数,建立异类差异特征权重函数与多融合算法间的可能性分布合成,得到异类差异特征权重函数多融合算法融合有效度的联合落影;最后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等级得分指标上明显优于其他算法,验证了本文将可能性分布联合落影运用于双模态红外图像最优融合算法选取中具有可行性。

**关键词:**图像处理;融合算法选取;可能性分布合成;差异特征权重函数;双模态红外图像

中图分类号:TP391

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20215004.0410001

### Infrared Image Fusion Algorithm Selection Based on Joint Drop Shadow of Possibility Distributions

JI Linna, GUO Xiaoming, YANG Fengbao, ZHANG Yaling

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** Aiming at the actual fusion needs of heterogeneous difference features collaborative optimization are often involved for dual-mode infrared images fusion, and the existing difference feature attributes cannot be targeted to adjust algorithms to drive fusion effectively, resulting in poor fusion effect, a method of infrared image fusion algorithm selection based on joint drop shadow of possibility distributions is proposed. Firstly, the fusion effectiveness of the difference feature amplitude of the dual-mode infrared image is calculated, and the probability density distribution of the difference feature amplitude and the distribution of the frequency attribute based on  $K$ -nearest neighbor method is obtained. Then the difference feature weight function through difference feature amplitude attribute and frequency attribute is constructed, and the possibility distribution synthesis between the heterogeneous difference feature weight function and fusion algorithms is established to obtain the joint drop shadow of the fusion effectiveness of heterogeneous difference feature weight function and the fusion algorithms. Finally, the fusion performance index is constructed to select the optimal fusion algorithm dynamically. The experimental results show that the optimal fusion algorithm selected by this method on the ranking score index is significantly higher than other algorithms, which the feasibility of applying joint drop shadow of possibility distributions in the

**基金项目:**国家自然科学基金(No.61702465),山西省应用基础研究计划(No.201901D211238),山西省高等学校科技创新项目(No.2020L0264)

**第一作者:**吉琳娜(1988-),女,副教授,博士,主要研究方向为智能信息处理。Email:jlennuc@163.com

**收稿日期:**2020-12-28; **录用日期:**2021-01-26

<http://www.photon.ac.cn>

optimal selection of dual-mode infrared images fusion algorithm is verified .

**Key words:** Image processing; Fusion algorithm selection; Possibility distribution synthesis; Difference feature weight function; Dual-mode infrared image

**OCIS Codes:** 100.2960; 110.3080; 110.2960; 110.3000

## 0 引言

双模态红外成像系统分别基于物体间热辐射差异和光的偏振属性对目标进行探测,成像探测机理上的差异导致红外偏振图像和红外光强图像存在很大区别<sup>[1-2]</sup>。两类图像的融合能够综合不同成像互补优势,丰富目标信息,更有利于目标识别处理和人员观察、减少有用信息的丢失,从而提高探测精度<sup>[3]</sup>。由于探测环境较为复杂,目标差异特征都是随机变化的,尤其是动态探测场景中图像间差异特征更是复杂多变,所以采用单一融合算法很难满足红外图像复杂场景的融合需求。不同融合算法对差异特征的融合性能是不同的,基于顶帽变换和支持度变换的融合算法对亮度差异特征的融合效果更明显,可以提高图像的对比度<sup>[4]</sup>。金字塔、小波变换等算法对图像不同细节差异特征的融合性能各有差异<sup>[5]</sup>。表明不同融合算法对同一差异特征或同一算法对不同差异特征的融合效果均不相同。因此,融合算法的精准选取对于双模态图像融合尤其关键。

根据双模态红外图像差异特征类型、幅值、频次等多种属性的动态变化及差异特征间的关联性对融合算法进行选择的前提是建立差异特征各属性与融合算法间的深层集值关系<sup>[6]</sup>。现有基于集值映射的融合模型只考虑了算法对差异特征单一属性的融合效果,无法反映差异特征多属性对算法选取的影响,造成融合效果差等问题。张雷等<sup>[7]</sup>通过差异特征测度来选取多融合算法进行算法协同嵌接,但差异特征测度依然是通过类型和幅值属性得到的,差异特征属性值考虑不完善,结果存在偏差。郭喆<sup>[8]</sup>通过对同类和异类差异特征幅值进行融合有效度分布合成达到动态融合目的,但异类差异特征幅值属性的量纲不同,直接对异类差异特征幅值去相关进行分布合成得到的误差很大。所以协调差异特征多属性间的关系并建立属性值与融合算法集值映射对于精准融合至关重要<sup>[9]</sup>。

模糊多属性群决策方法根据多源模糊信息的特点,利用一定的决策准则对备选方案进行排序优化,近年来得到研究者的广泛关注。LIDF等<sup>[10]</sup>提出一种分数规划法来表示属性备选方案的等级和多属性权重来解决多属性决策的问题;ASUQUOMP等<sup>[11]</sup>提出了一种战略性的多属性小组决策方法用来解决不确定环境下船舶和海洋机械的制造中涉及到许多主观和不精确的参数的问题;而本文中双模态红外图像中的不同场景成像信息属于多源模糊信息,差异特征多属性与融合算法间集值映射关系建立属于多属性决策问题,因此差异特征多属性关系以及多属性权重等问题成为解决差异特征多属性与融合算法间映射问题的重点。

对于实际探测图像来说,图像差异特征与算法间驱动关系多是根据已有的、有限且相近场景图像两者间的关系进行预测与估计,具有小样本性和可能预测性,而可能性分布能结合非样本空间的先验知识,建立差异特征变化、融合算法和融合效果间的复杂关联关系,在解决小样本不确定性信息的表征度量时有较大的优势,同时分布合成可以解决差异驱动的多算法间的协调组合问题<sup>[12]</sup>。差异特征权重函数包含差异特征类型、幅值大小、疏密分布等多种信息,能够有效衡量图像中差异特征的分布情况,本文所提出的异类差异特征权重函数的可能性分布合成能够综合不同差异特征的多属性信息,协调融合算法间的不一致性,从而达到选取融合算法优化选择的目的。

## 1 图像融合算法的选取方法

本文提出的基于可能性分布联合落影的红外图像融合算法选取方法流程如图1所示。

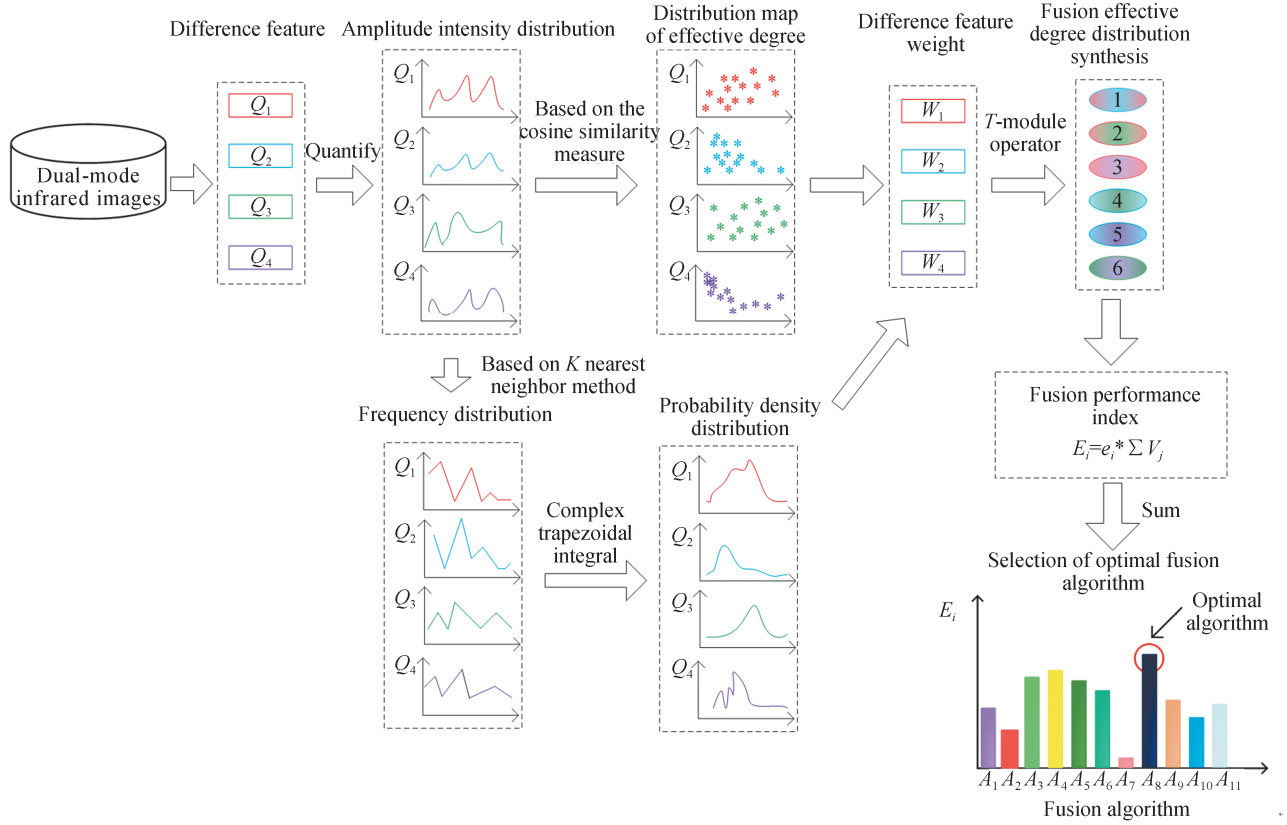


图1 双模态红外图像融合算法选取流程

Fig. 1 Flow chart of dual-mode infrared image fusion algorithm selection

### 1.1 差异特征幅值融合有效度的构建

选取实验所需的大小为  $m \times n$  的已配准后的双模态源红外图像,选取  $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_z\}$  作为两类图像的差异特征集,选取部分融合算法组成融合算法集  $\{A_1, A_2, \dots, A_i\}$ ,利用  $a \cdot b$  的滑动窗口来处理整幅图像,差异特征幅值是由双模态红外图像中图像差异特征的绝对差值来表示,如式(1)所示,  $Q_z^p$ 、 $Q_z^l$ 、 $Q_z$  分别表示红外偏振图像、光强图像相应图像块特征幅值强度以及两类图像对应的图像块的差异特征幅值

$$Q_z = |Q_z^p - Q_z^l| \quad (1)$$

结合实验组前期工作,采用较符合人类视觉效果且稳定的余弦相似性测度来计算融合有效度<sup>[13]</sup>,如式(2)所示,其为一个正向指标,其中  $Q_{zi}^F$  表示基于融合算法  $A_i$  得到的融合图像的图像块特征值强度,先提取整幅图像中每个图像块的特征幅值强度,然后带入式(2)得到基于融合算法  $A_i$  的差异特征幅值融合有效度散点分布图,再统计差异特征的幅值范围,等份划分区间,最后对每个幅值区间的散点计数并求均值。

$$V_j = \frac{Q_{zi}^F \cdot \max(Q_{zi}^F)}{\sqrt{(Q_{zi}^F)^2 + \max(Q_z^l, Q_z^p)^2}} \quad (2)$$

### 1.2 差异特征频次及权重的构建

差异特征权重是指异类差异特征的多个属性在不同成像场景中所占权重的动态变化函数,差异特征权重函数代表着不同属性的相对重要性。利用  $K$  最近邻法<sup>[14]</sup>即 KNN 算法能得到差异特征幅值的概率密度分布,从而得到差异特征频次属性的分布,进而得到差异特征权重函数的变化。设定每组双模态源红外图的异类差异特征幅值均为  $M$  个,构成差异特征幅值样本集  $\{Q_M\}$ 。因为差异特征幅值样本集属于小样本信息,所以需要拓展样本信息集来满足非参数概率密度估计需要,差异特征幅值点  $Q_M$  移动的步长设为  $x$ ,通过插值扩充得到样本集  $\{Q_N\}$ ,此时所含幅值样本个数为  $N = \frac{Q_{NR} - Q_{NL}}{x}$ ,  $Q_{NL}$  为幅值样本集的左边界,  $Q_{NR}$  为幅值样本集的右边界。从幅值样本集  $\{Q_N\}$  中任意取样本  $Q_N^m$ ,所以差异特征幅值  $Q_N^m$  的概率密度估计值

$p(Q_N^m)$ 为

$$p(Q_N^m) = \frac{k_N/N}{V} = \frac{k_N/N}{2 \cdot |Q_N^m - Q_{K_N}^m|} \quad (3)$$

式中,  $V$ 可用样本点  $Q_N^m$ 到它的第  $K_N$ 近邻距离  $Q_{K_N}^m$ 距离的两倍来衡量,  $k_N = \sqrt{N}$ , 每一个幅值点的概率密度值均可逐步得出, 直到满足条件  $Q_N^m < Q_{NR} + x/2$ 。在每个差异特征幅值子区间内使用复化梯形积分, 近似求得每个差异特征幅值区间差异特征频次属性值, 如式(4)所示。

$$\begin{aligned} fr &= M \cdot \int_{Q_L}^{Q_R} \left[ \sum_{m=1}^{m=q} p(Q_N^m) d(Q_N^m) \right] dQ_N \\ &= M \cdot \frac{h'}{2} \left[ p(Q_L^k) + 2 \sum_{w=1}^{n-1} p(Q_N^k + wh') + p(Q_R^k) \right] \end{aligned} \quad (4)$$

差异特征幅值区间  $[Q_{NL}, Q_{NR}]$ 被划分为  $n$ 个子区间, 每个子区间  $[Q_L^k, Q_R^k]$ 也同样进行划分操作, 步长设置为  $h' = (Q_R^k - Q_L^k)/n$ , 其中有  $q$ 个差异特征幅值概率密度值被包含在每个子区间中, 子区间的节点表示为  $Q_w^k = Q_L^k + wh'$ , 其中  $w = 1:n-1$ , 由式(4)得到源图像每种差异特征下基于  $K$ 最近邻法的差异特征频次的序列值  $\{fr_k\}$ , 即得出差异特征的频次分布。

差异特征权重函数即为不同的差异特征多属性所占图像权重的动态函数, 如式(5)所示, 其中  $\omega(Q_N^m)$ 为差异特征权重函数, 通过差异特征权重函数实现同类差异特征幅值与频次的合成轴映射, 进而将异类差异特征多属性的合成简化为异类差异特征权重函数的合成。

$$\begin{cases} \omega(Q_N^m)' = p(Q_N^m) \cdot Q_N^m \\ \omega(Q_N^m) = \frac{\omega(Q_N^m)' - Q_{NL}}{Q_{NR} - Q_{NL}} \end{cases} \quad (5)$$

### 1.3 可能性分布联合落影的构建

可能性分布合成是依照一定规则将多源信息可能性分布进行综合以得到对信息更加准确的表达和预估。可能性分布的基本运算有交算子、并算子、 $T$ -模算子、平均算子、 $S$ -模算子、最值乘积算子等, 由于这些算子的适用范围不同, 因此需要根据不同的需求选择不同的算子。

本文利用  $T$ -模算子<sup>[15]</sup>建立异类差异特征权重函数的融合有效度分布合成规则, 得到相应的分布结果,  $T$ -模算子适用于各类信息存在较大重叠的情况时来处理信息, 能够有效处理信息的冗余性。  $T$ -模算子的定义为

设  $T: [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ 是定义在  $[0, 1]$ 的二元函数, 对于  $\forall x, y, z \in [0, 1]$ , 若同时满足有界性、单调性、交换律、结合律, 则称  $T$ 为  $[0, 1]$ 上的  $T$ -模算子。详见下面四条:

- 1)  $T(0, 0) = 0, T(x, 1) = T(1, x) = x$ ;
- 2) 当  $x \leq y$ 时,  $T(x, z) \leq T(y, z)$ ;
- 3)  $T(x, z) = T(z, x)$ ;
- 4)  $T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z)$ 。

设  $x, y$ 为任意的两种可能性分布, 通过皮尔逊系数来度量两者之间的相关性程度, 见式(6), 进而选择不同的  $T$ -模算子进行可能性分布合成。  $T$ -模算子的具体计算公式如表1所示。

表1  $T$ -模算子的运算规则  
Table 1 Operational rules of  $T$ -module operator

$T$ -module operator	Correlation of $x, y$	$p_{x,y}$
$T_1(x, y) = \max(0, x + y - 1)$	Extremely negative correlation	$[-1, -0.5)$
$T_2(x, y) = \max(0, (x^{0.5} + y^{0.5} - 1))^2$	Negative correlation	$[-0.5, 0)$
$T_3(x, y) = x \cdot y$	Irrelevant	$[0, 0.2)$
$T_4(x, y) = (x^{-0.5} + y^{-0.5} - 1)^{-0.5}$	Weak positive correlation	$[0.2, 0.4)$
$T_5(x, y) = (x^{-1} + y^{-1} - 1)^{-1}$	Positive correlation	$[0.4, 0.6)$
$T_6(x, y) = \min(x, y)$	Extremely positive correlation	$[0.6, 1)$



$$P_{x,y} = \text{corr}(x, y) = \frac{E[(x - \mu_x)(y - \mu_y)]}{\sigma_x \sigma_y}, P_{x,y} \in (-1, 1) \quad (6)$$

结合上述基于不同论域映射间的运算合成原则,得到异类差异特征权重函数多种融合算法合成规则的协调组合,从而建立基于多规则组合的差异特征权重函数分布合成。

随机集落影是联系模糊集与随机集的一种理论,它为模糊集和概率论之间搭建了桥梁,并为概念描述、知识表示提供了理论工具。落影函数及联合落影<sup>[16]</sup>概念定义为

设论域  $X$  上的一个随机集  $\xi: \Omega \rightarrow F(X)$ , 对于任意的  $x \in X$ , 有

$$\mu_\xi = P\{\omega | x \in \xi(\omega)\} \quad (7)$$

则称  $\mu_\xi$  是  $\xi$  的落影函数, 其中  $P$  为概率测度。

设给定某概率空间  $(\Omega, F, P)$  及可测区间  $(F(X), \beta_1), (F(Y), \beta_2)$ , 设  $\alpha, \eta$  分别是  $X, Y$  上的两个随机集:  $\alpha: \Omega \rightarrow F(X)$  和  $\eta: \omega \rightarrow F(Y)$ , 定义

$$\mu_{\alpha, \eta}(x, y) = P\{\omega | x \in \alpha(\omega), y \in \eta(\omega)\} \quad (8)$$

则称  $\mu_{\alpha, \eta}(x, y)$  为随机集  $\alpha$  与  $\eta$  的联合落影。

通过建立异类差异特征权重函数与多融合算法间的可能性分布合成,通过分析互补特征不同属性的重要性程度,确定合成分布的投影轴方向,从而得到异类差异特征权重函数多融合算法融合有效度的联合落影,然后将合成结果的联合落影映射到异类差异特征权重函数组合平面上。

## 2 实验仿真

### 2.1 源图像数据集的建立

实验采用多组已经严格配准好的双模态红外图像作为数据集,接下来以其中两组红外光强图像和红外偏振图像为例进行说明,如图2所示。本文中  $m=n=256, a=b=16, N=256, x=0.01$ , 融合算法集中采用的多尺度算法融合规则均为低频系数取平均,高频系数绝对值取大。因为对于双模态红外图像成像差异较大,亮度特征、边缘及纹理特征是双模态红外图像的主要差异特征,所以将这些主要互补性特征中的图像亮度、边缘信息、反差度、细节纹理信息量化表示为灰度均值、边缘强度、标准差、空间频率构成差异特征集  $\{Q_1, Q_2, Q_3, Q_4\}$ , 选取融合算法主成分分析法、双树复小波变换、离散小波变换、引导滤波、多分辨率奇异值变换、非下采样轮廓变换、四元数小波变换、小波包变换、拉普拉斯金字塔变换、顶帽变换、曲波变换,组成融合算法集  $\{A_1, A_2, A_3, \dots, A_{11}\}$ , 得到基于上述融合规则下的多融合算法的融合图像结果,如图3所示,并利用第1节的方法得到该组图像差异特征幅值强度、差异特征幅值融合有效度分布和差异特征幅值概率密度分布,如图4~6所示。

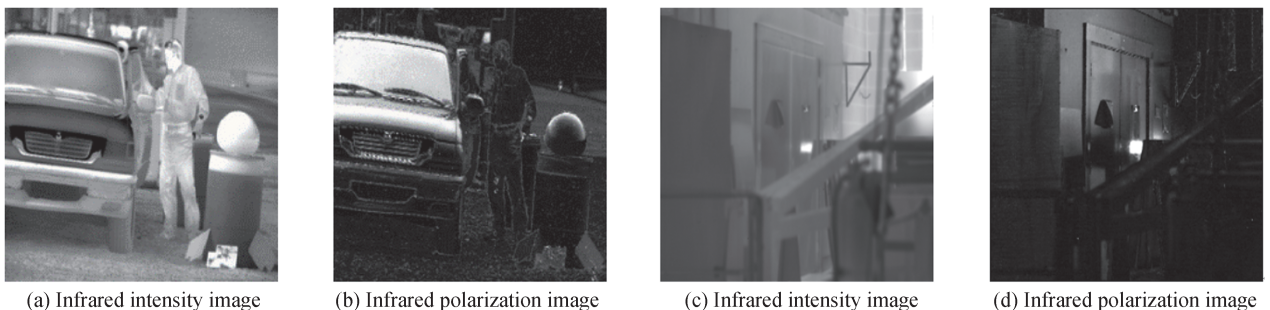


图2 两组源双模态红外图像  
Fig. 2 Source dual-mode infrared images of two groups

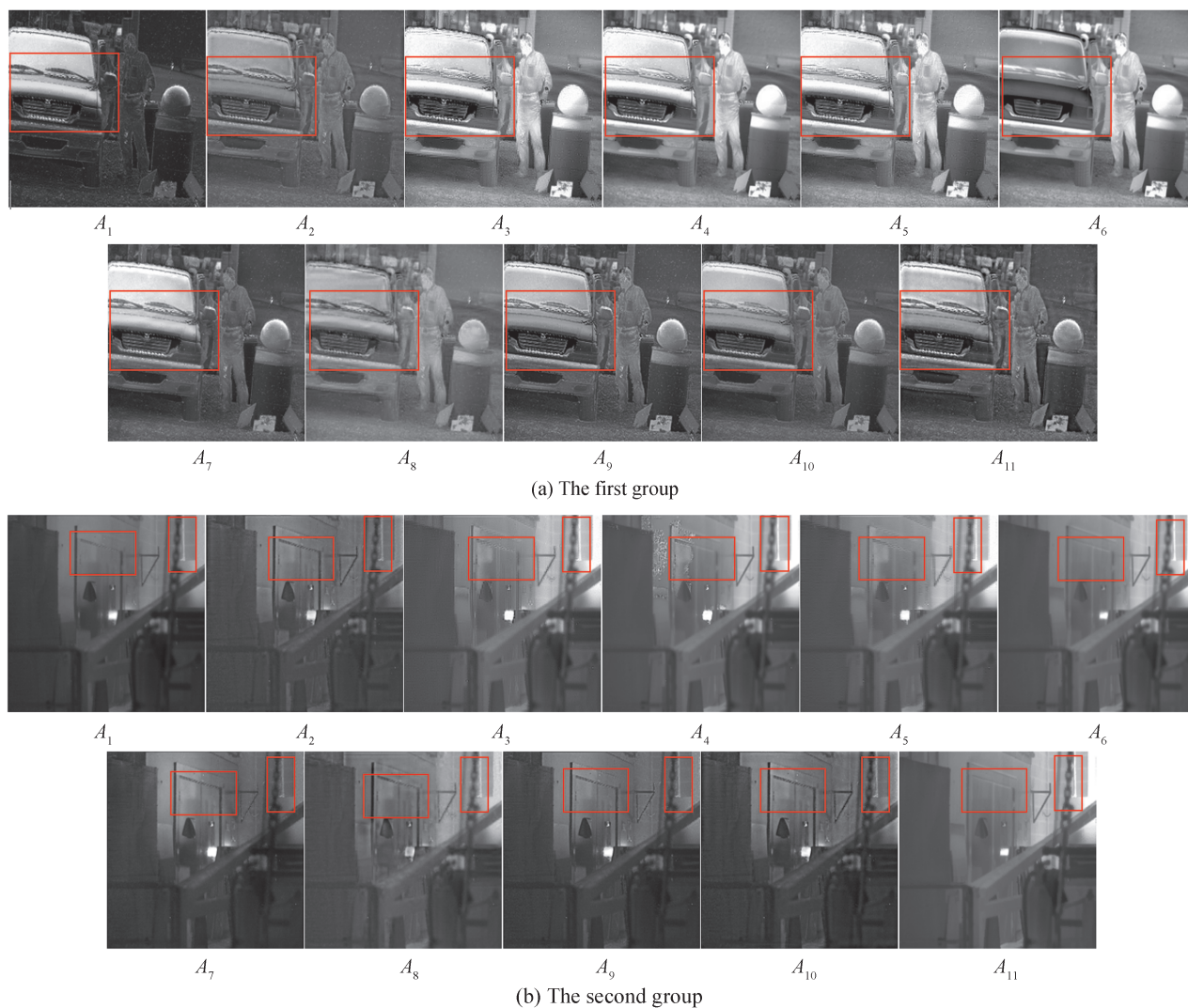


图3 基于融合算法集的融合图像结果  
Fig.3 Fusion image results based on fusion algorithm sets

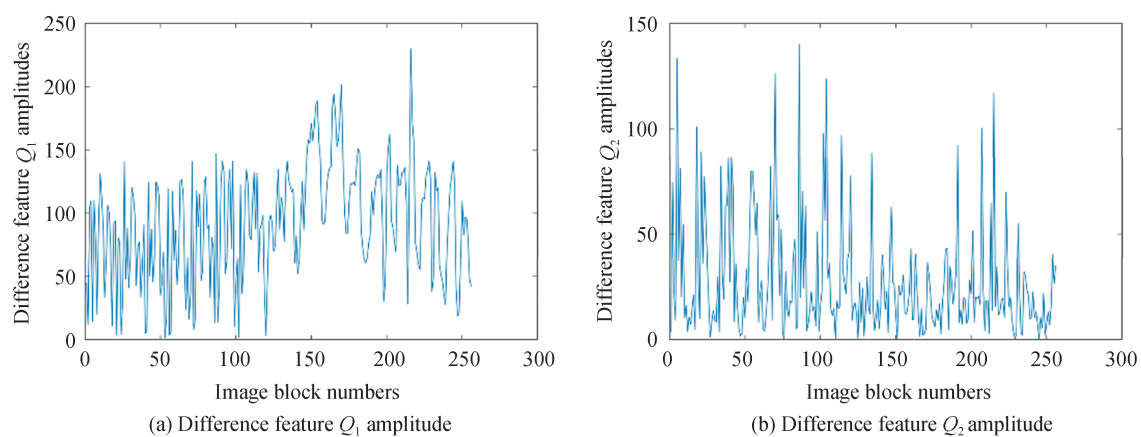


图4 差异特征幅值强度分布  
Fig.4 Difference feature amplitude intensity distribution

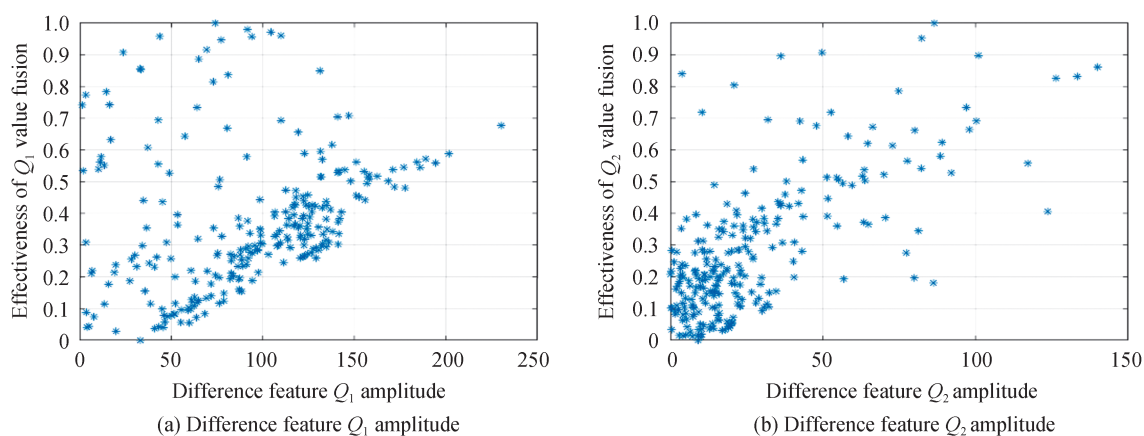


图 5 差异特征幅值融合有效度分布  
Fig.5 Fusion effective degree distribution of difference feature amplitude

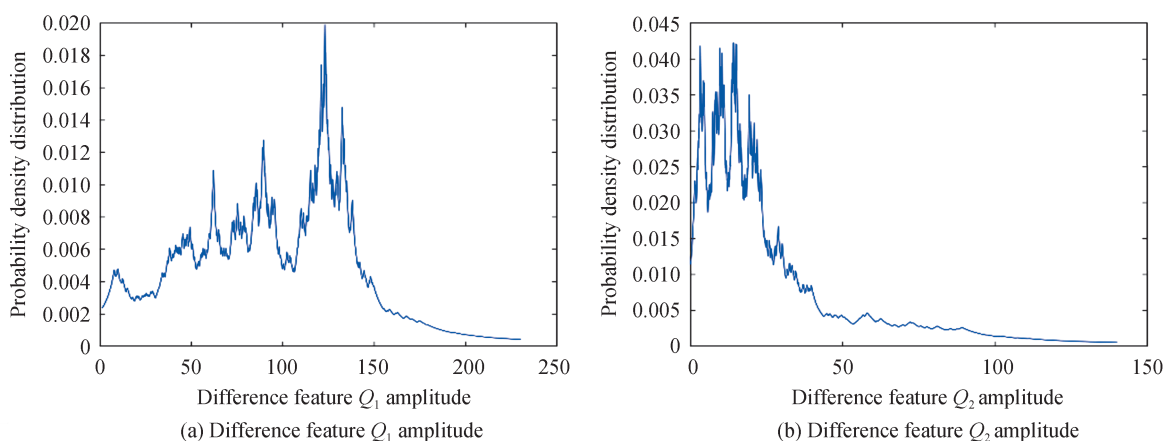


图 6 差异特征幅值概率密度分布  
Fig.6 Probability density distribution of difference feature amplitude

## 2.2 差异特征的可能性分布合成

将异类差异特征权重函数基于  $T$ -模糊算子进行两两可能性分布合成。实验中两组源图像的 4 种异类差异特征权重函数基于的  $T$ -模算子合成规则分别如表 2~3 所示。

表 2 第一组异类差异特征权重函数合成规则

Table 2 The first group of heterogeneous difference feature weight function synthesis rules

Feature weight function	$Q_1, Q_2$	$Q_2, Q_3$	$Q_3, Q_4$	$Q_4, Q_1$	$Q_2, Q_4$	$Q_1, Q_3$
$T$ -module operator	$T_3$	$T_3$	$T_3$	$T_6$	$T_6$	$T_6$

表 3 第二组异类差异特征权重函数合成规则

Table 3 The second group of heterogeneous difference feature weight function synthesis rules

Feature weight function	$Q_1, Q_2$	$Q_2, Q_3$	$Q_3, Q_4$	$Q_4, Q_1$	$Q_2, Q_4$	$Q_1, Q_3$
$T$ -module operator	$T_4$	$T_4$	$T_4$	$T_6$	$T_6$	$T_6$

每个权重函数点的融合有效度利用析取算子选取融合算法集中融合有效度最大的融合算法,其中第一组的结果如图 7 所示。

由图 7 得到的第一组源图像的四类差异特征权重函数融合有效度的六种可能性分布合成结果图可以看出:融合有效度分布合成值的大小与对应的两类差异特征权重函数的值密切相关,且近似成反比例变换,即当两类差异特征的权重函数很小时,对应的融合有效度的合成值却很大,反之亦然。通过建立不同融合算

法下差异特征合成结果的联合落影,再将其映射到两种差异特征权重值的组合面上,结果如图8所示,可以明显看出当两者差异特征的权重值都很小时即每个图的左下角部分,不同融合算法的融合有效度点分布很密集,再结合图7可以得出左下角这部分融合有效度的值较大,即图像的主要融合有效信息主要分布在联合落影图中异类差异特征权重值较小的部分。

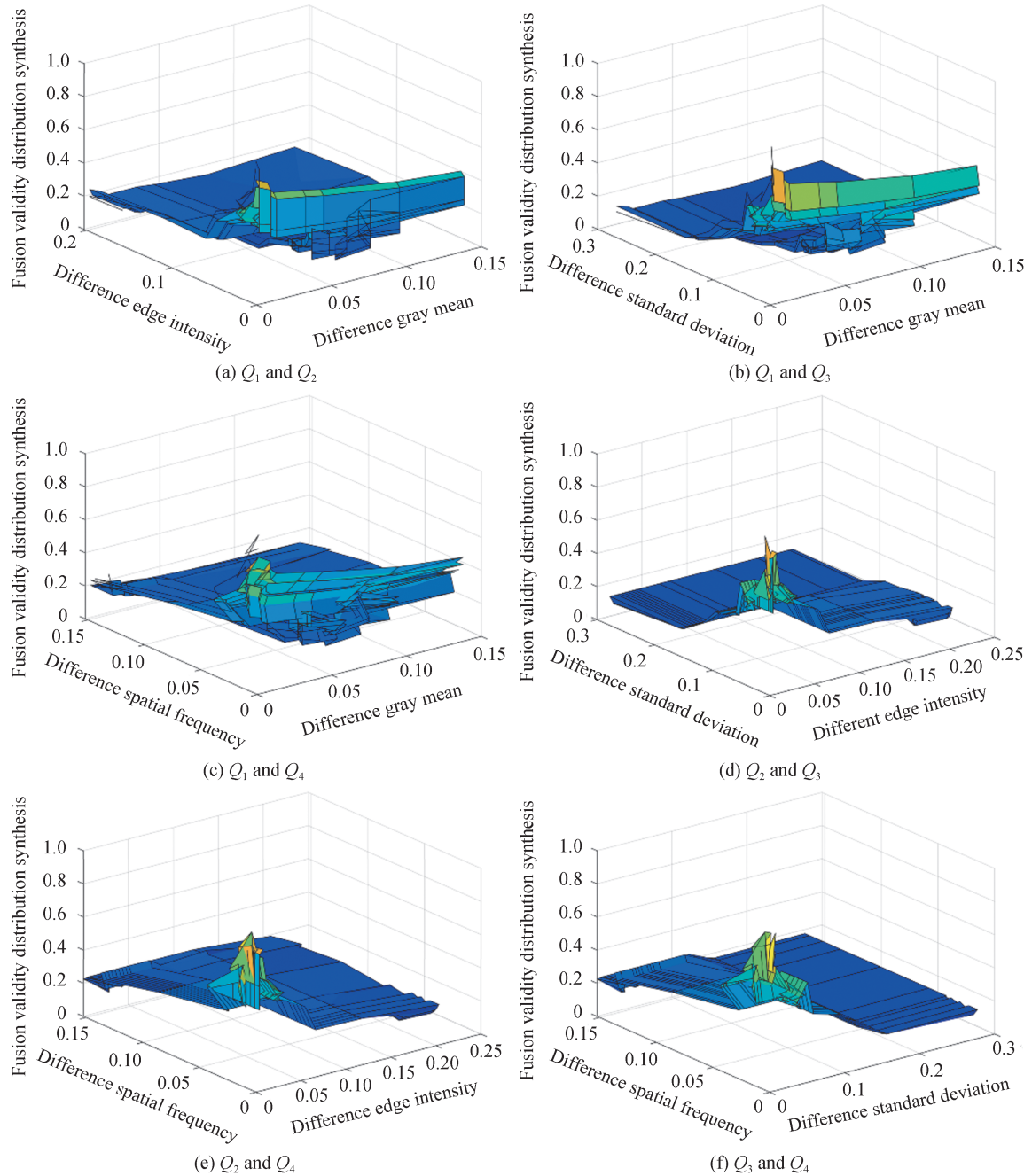


图7 异类差异特征权重函数分布合成

Fig.7 Heterogeneous difference feature weight function fusion distribution synthesis



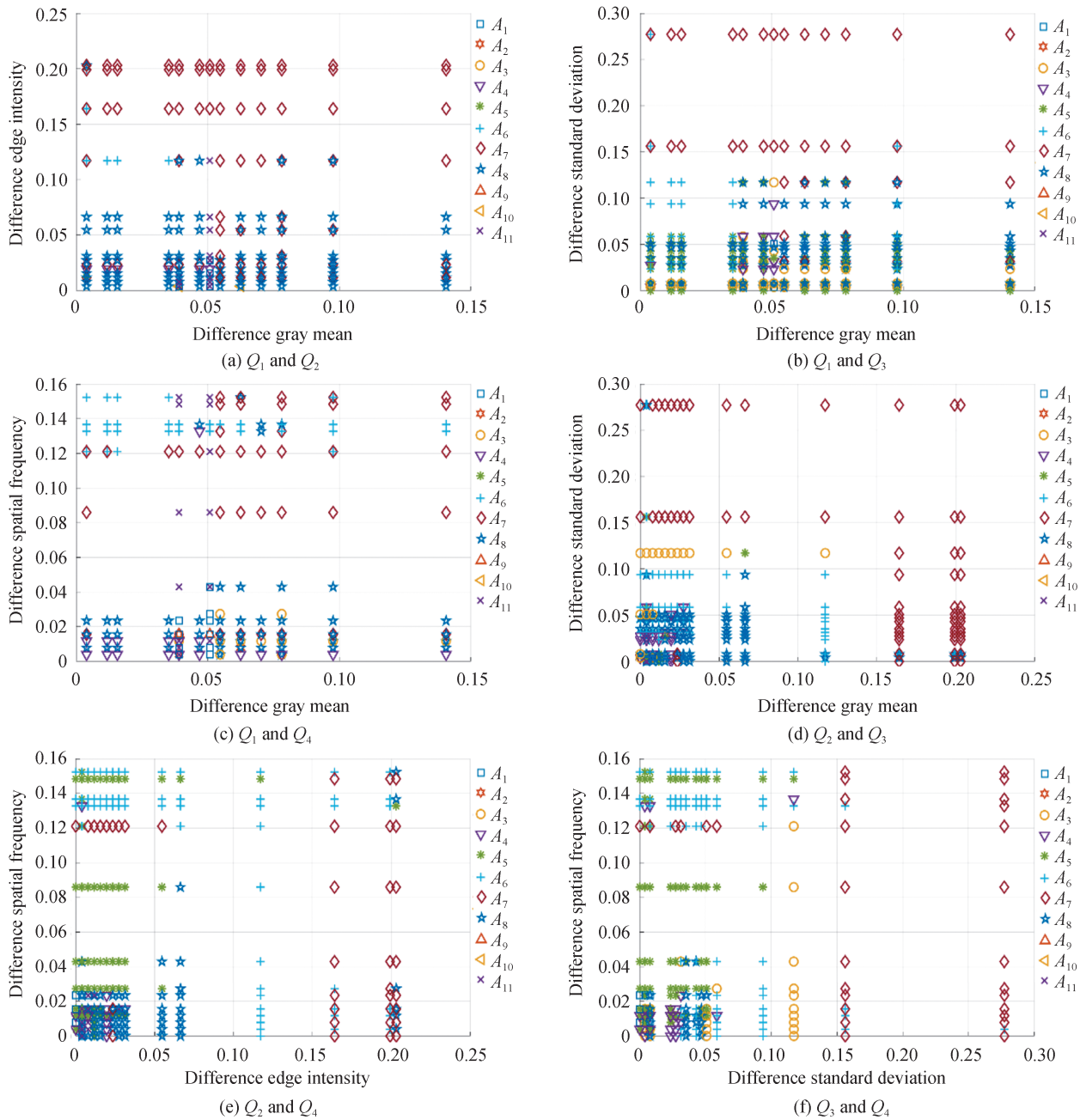


图8 异类差异特征权重函数分布联合落影

Fig.8 Heterogeneous difference feature weight function fusion distribution joint drop shadow

### 2.3 融合算法的优化选取

将联合落影图中异类差异特征权重函数融合有效度大于等于0.1的集群划分为双模态红外图像主要融合信息分布区域。通过统计在异类差异特征权重函数融合信息主要集中区域中每种融合算法出现的次数以及对应的融合有效度值,从而来计算融合算法  $A_i$  在该区域的融合所占比例  $f_i$  以及平均融合有效度  $\bar{E}_i$ , 由于这两个值均与融合算法  $A_i$  的融合性能成正比, 所以构建融合性能指标  $D_i$ , 如式(9)所示。将所有差异特征权重函数合成方式下不同融合算法的融合性能指标求和, 最高值对应的融合算法即为最优融合算法。结果见表4~5。

$$D_i = f_i \cdot \bar{E}_i \quad (9)$$

表4~5分别是两组源双模态红外图像异类差异特征权重函数融合算法优化选取情况, 四种差异特征两两合成共6种组合方式, 通过计算各融合算法下融合性能指标从而选取最优融合算法。例如在第一组合成

表4 第一组不同融合算法的 $D_i$   
Table 4  $D_i$  of different fusion algorithms of the first group

Difference features	Index	Fusion algorithm										
		$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$	$A_7$	$A_8$	$A_9$	$A_{10}$	$A_{11}$
$Q_1, Q_2$	$f_i$	0.014 8	0	0	0.023 7	0.005 9	0.020 7	0.221 9	0.665 7	0	0.005 9	0.041 4
	$\overline{E}_i$	0.222 6	0	0	0.381 3	0.598 0	0.214 0	0.210 1	0.343 9	0	0.203 1	0.266 5
	$D_i$	0.003 3	0	0	0.009 0	0.0035	0.004 4	0.046 6	<b>0.228 9</b>	0	0.001 2	0.011 0
$Q_1, Q_3$	$f_i$	0.009 4	0	0.128 8	0.025 8	0.264 6	0.103 0	0.058 5	0.405 2	0	0	0.004 7
	$\overline{E}_i$	0.268 8	0	0.426 7	0.312 5	0.333 3	0.334 1	0.143 0	0.311 8	0	0	0.228 2
	$D_i$	0.002 5	0	0.055 0	0.008 1	0.088 2	0.034 4	0.008 4	<b>0.126 3</b>	0	0	0.001 1
$Q_1, Q_4$	$f_i$	0.069 7	0.014 9	0.064 7	0.119 4	0	0.159 2	0.174 1	0.338 3	0.010 0	0	0.049 8
	$\overline{E}_i$	0.291 8	0.281 4	0.269 1	0.539 3	0	0.181 8	0.191 7	0.356 1	0.226 4	0	0.205 6
	$D_i$	0.020 3	0.004 2	0.017 4	0.064 4	0	0.028 9	0.033 4	<b>0.120 5</b>	0.002 3	0	0.010 2
$Q_2, Q_3$	$f_i$	0.022 6	0	0.057 8	0.085 4	0.030 2	0.163 3	0.198 5	0.429 6	0	0	0.012 6
	$\overline{E}_i$	0.655 0	0	0.398 1	0.565 0	0.540 0	0.372 7	0.212 0	0.500 5	0	0	0.665 1
	$D_i$	0.014 8	0	0.023 0	0.048 3	0.016 3	0.060 9	0.042 1	<b>0.215 1</b>	0	0	0.008 4
$Q_2, Q_4$	$f_i$	0.042 7	0	0	0.042 7	0.273 9	0.211 1	0.123 1	0.256 3	0	0	0.050 3
	$\overline{E}_i$	0.659 9	0	0	0.575 5	0.448 0	0.244 0	0.255 3	0.489 2	0	0	0.722 6
	$D_i$	0.028 2	0	0	0.024 6	0.122 7	0.051 5	0.031 4	<b>0.125 4</b>	0	0	0.036 3
$Q_3, Q_4$	$f_i$	0.025 3	0	0.098 5	0.093 4	0.313 1	0.260 1	0.101 0	0.108 6	0	0	0
	$\overline{E}_i$	0.747 1	0	0.321 3	0.600 9	0.451 0	0.321 0	0.189 4	0.595 1	0	0	0
	$D_i$	0.018 9	0	0.031 6	0.056 1	<b>0.141 2</b>	0.083 5	0.019 1	0.064 6	0	0	0
Sum		0.088 0	0.004 2	0.127 0	0.210 5	0.371 9	0.263 6	0.181 0	<b>0.880 8</b>	0.002 3	0.001 2	0.067 0
Rank		7	9	6	4	2	3	5	<b>1</b>	10	11	8

表5 第二组不同融合算法的 $D_i$   
Table 5  $D_i$  of different fusion algorithms of the second group

Difference features	Index	Fusion algorithm										
		$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$	$A_7$	$A_8$	$A_9$	$A_{10}$	$A_{11}$
$Q_1, Q_2$	$f_i$	0	0.115 8	0	0.126 3	0	0	0.255 3	0.047 4	0.018 4	0.328 9	0.107 9
	$\overline{E}_i$	0	0.687 6	0	0.780 5	0	0	0.689 1	0.812 4	0.849 2	0.636 1	0.719 8
	$D_i$	0	0.079 6	0	0.098 6	0	0	0.175 9	0.038 5	0.015 6	<b>0.209 2</b>	0.077 7
$Q_1, Q_3$	$f_i$	0.007 2	0.007 2	0	0	0.033 8	0.079 7	0.108 7	0.152 2	0	0.596 6	0.014 5
	$\overline{E}_i$	0.675 5	0.771 7	0	0	0.704 8	0.797 5	0.697 4	0.785 8	0	0.679 0	0.654 9
	$D_i$	0.004 9	0.005 6	0	0	0.023 8	0.063 6	0.075 8	0.119 6	0	<b>0.405 1</b>	0.009 5
$Q_1, Q_4$	$f_i$	0	0.257 2	0	0.101 2	0	0	0.274 6	0.106 9	0.040 5	0.219 7	0
	$\overline{E}_i$	0	0.696 9	0	0.774 6	0	0	0.685 7	0.824 9	0.645 6	0.571 4	0
	$D_i$	0	0.179 3	0	0.078 4	0	0	<b>0.188 3</b>	0.088 2	0.026 1	0.125 5	0
$Q_2, Q_3$	$f_i$	0	0	0	0.042 5	0	0.015 0	0	0.192 5	0	0.667 5	0.082 5
	$\overline{E}_i$	0	0	0	0.414 6	0	0.505 6	0	0.491 6	0	0.265 2	0.283 9
	$D_i$	0	0	0	0.017 6	0	0.007 6	0	0.094 6	0	<b>0.177 0</b>	0.023 4
$Q_2, Q_4$	$f_i$	0	0.145 7	0.002 5	0.138 2	0.055 3	0	0	0.077 9	0	0.434 7	0.145 7
	$\overline{E}_i$	0	0.285 0	0.307 4	0.452 5	0.346 5	0	0	0.484 4	0	0.166 8	0.401 5
	$D_i$	0	0.041 5	0.000 8	0.062 5	0.019 2	0	0	0.037 7	0	<b>0.072 5</b>	0.058 5
$Q_3, Q_4$	$f_i$	0	0.072 1	0.004 5	0.038 3	0.018 0	0.009 0	0	0.254 5	0	0.601 4	0.002 3
	$\overline{E}_i$	0	0.323 6	0.261 1	0.379 9	0.342 6	0.738 2	0	0.432 1	0	0.199 5	0.610 5
	$D_i$	0	0.023 3	0.001 2	0.014 5	0.006 2	0.006 7	0	0.110 0	0	<b>0.120 0</b>	0.001 4
Sum		0.004 9	0.329 3	0.001 9	0.271 6	0.049 2	0.077 8	0.440 0	0.488 6	0.041 8	<b>1.109 4</b>	0.170 5
Rank		10	4	11	5	8	7	3	2	9	<b>1</b>	6

情况中, $Q_1$ 和 $Q_2$ 、 $Q_1$ 和 $Q_3$ 、 $Q_1$ 和 $Q_4$ 、 $Q_2$ 和 $Q_3$ 、 $Q_2$ 和 $Q_4$ 这5种组合中融合算法 $A_8$ 的融合性能指标均高于其他算法,另外通过最后求和明显看出 $A_8$ 远远大于其他算法,由此得出 $A_8$ 是第一组图像的最优融合算法,同理可得 $A_{10}$ 是第二组图像的最优融合算法。从表3~4可以看出在异类差异特征权重函数融合有效度分布合成的主要融合信息区域内,综合融合性能评价指标 $E_i$ 越大,表示该种融合算法对该组图像中两种异类差异特征的融合性能越高,且该指标能够量化表征出综合最优融合算法对于异类差异特征的融合能力。

所以本文所提出的基于可能性分布联合落影的双模态红外图像的融合算法选取能够准确依据异类差异特征权重函数选取融合算法,满足异类差异特征协同融合的需求,达到动态精准融合的目的。

### 3 实验结果分析

本文所有的实验均在 Windows 10 的 Intel(R) Core(TM) i5-5200U 操作系统下运行,方法总计耗时 4.167 s,该运行时间是通过 5 组图像进行 20 次操作的平均值获得的,所有实验都在相同条件下进行,本文方法在时间效率上符合实时图像融合应用需求方面工程需求。为了验证本文所提出的融合算法的选取方法的合理性,由于主观评价方法容易受到人的心理状态、视觉特性等影响,在实际应用中较为困难,所以本文采用主客观相结合的方法对本文方法的性能进行评价。不同的客观评价指标可以从不同方面反映融合图像的质量,所以一般采用多个而不是单一的评价指标来进行客观评价,将从信息熵、图像融合质量指标  $Q$ 、加权融合质量指标  $Q_w$ 、边缘结构融合质量指标  $Q_e$ 、基于视觉信息保真度的评价因子、结构相似度、互信息、平均梯度这 8 个评价指标  $X_{j=1,8}$  对两组源图像对应的 11 种融合算法下的融合结果进行评价,两组源图像的评价指标值和等级得分情况如表 6 所示。由于被评价的 11 种融合算法在各个评价指标上互有高低,各有优势,如图 9 所示。因此为了将所有评价指标全面考虑,本文利用基于统计的评分机制:等级得分<sup>[17]</sup>,将全面评估多个评价指标的综合性能。根据各融合算法在该值的排序情况,选出最优融合算法并与第 2 节选出的融

表 6 图中各融合算法的评价指标  
Table 6 Evaluation index of different fusion algorithms of images

Image	Method	Evaluation index								$R_i$	Rank
		$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$X_8$		
1	$A_1$	0.534 2	0.454 7	0.563 1	0.224 1	0.186 4	0.447 7	0.354 4	0.066 9	37	3
	$A_2$	0.391 2	0.394 0	0.612 7	0.136 2	0.252 9	0.387 3	0.242 1	0.057 1	70	10
	$A_3$	0.419 0	0.434 3	0.613 9	0.181 6	<b>0.473 0</b>	0.416 0	0.364 5	0.081 5	45	5
	$A_4$	0.541 5	0.435 4	0.634 4	<b>0.247 7</b>	0.462 7	0.495 5	0.693 9	0.067 2	30	2
	$A_5$	0.410 7	0.434 1	0.625 2	0.173 0	0.471 6	0.412 6	0.364 2	0.079 1	50	7
	$A_6$	<b>0.560 3</b>	<b>0.495 0</b>	0.473 0	0.222 9	0.330 2	<b>0.495 1</b>	<b>0.835 1</b>	0.057 6	39	4
	$A_7$	0.045 9	0.001 4	0.003 5	0.000 1	0.004 4	0.000 7	0.100 4	0.060 9	77	11
	$A_8$	<b>0.7028</b>	0.485 8	<b>0.669 0</b>	0.222 0	<b>0.477 0</b>	0.449 8	0.776 6	0.082 3	<b>20</b>	<b>1</b>
	$A_9$	0.452 5	0.429 1	0.648 2	0.158 4	0.383 3	0.418 0	0.275 4	<b>0.083 3</b>	48	6
	$A_{10}$	0.360 0	0.437 9	0.617 1	0.134 6	0.391 2	0.428 4	0.294 8	0.061 4	58	9
	$A_{11}$	0.421 5	0.398 8	<b>0.660 0</b>	0.145 4	0.383 5	0.390 9	0.252 5	0.082 7	54	8
2	$A_1$	0.455 5	0.466 7	0.715 8	0.261 0	0.454 2	0.452 2	0.418 1	0.020 6	46	5
	$A_2$	0.542 4	0.396 1	0.770 5	<b>0.294 4</b>	0.438 3	0.384 6	0.275 4	0.030 7	50	7
	$A_3$	0.468 4	0.423 2	0.673 3	0.265 7	0.442 8	0.393 7	0.420 1	0.033 1	51	8
	$A_4$	0.535 2	0.502 6	0.539 1	0.281 5	0.442 0	0.494 6	0.709 9	0.035 3	37	3
	$A_5$	0.403 0	0.402 0	0.618 2	0.239 5	0.413 2	0.370 2	0.418 7	0.030 5	68	11
	$A_6$	0.524 2	0.523 7	0.537 0	0.249 5	0.343 6	<b>0.516 2</b>	<b>0.777 4</b>	0.020 2	51	9
	$A_7$	0.522 7	0.420 8	0.748 3	0.286 0	<b>0.567 9</b>	0.402 2	0.301 5	0.028 3	45	4
	$A_8$	0.502 9	0.402 0	0.734 0	0.233 6	0.409 9	0.382 9	0.350 6	0.025 6	67	10
	$A_9$	0.545 4	0.430 1	0.780 0	0.285 6	0.522 0	0.410 5	0.309 5	0.034 3	35	2
	$A_{10}$	<b>0.571 5</b>	<b>0.527 3</b>	0.536 3	0.295 6	0.549 9	0.493 1	0.739 5	0.024 8	<b>31</b>	<b>1</b>
	$A_{11}$	0.524 7	0.388 9	<b>0.785 8</b>	0.285 7	0.548 7	0.380 6	0.272 7	<b>0.036 2</b>	47	6

合算法进行比较,结果如图10所示。

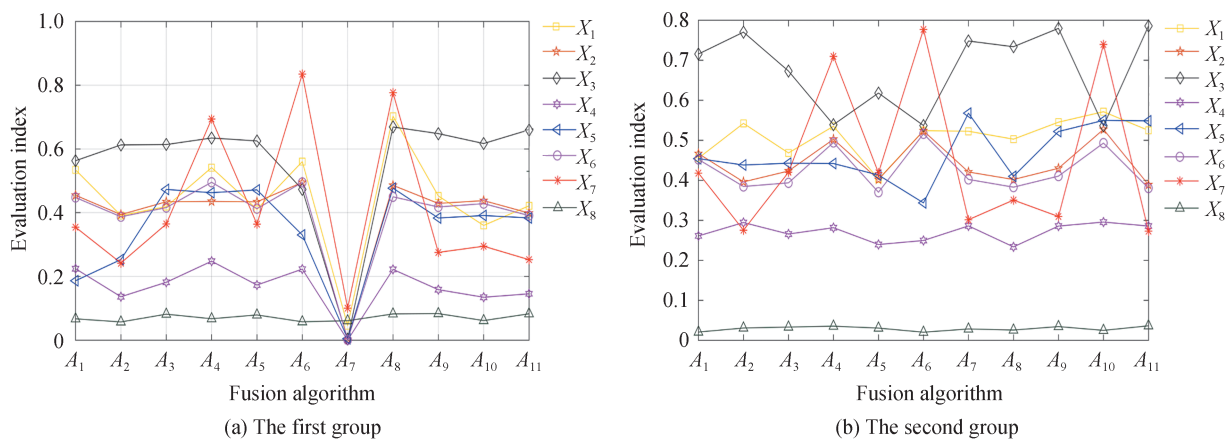


图9 各融合算法的评价指标

Fig. 9 Evaluation index of different fusion algorithms

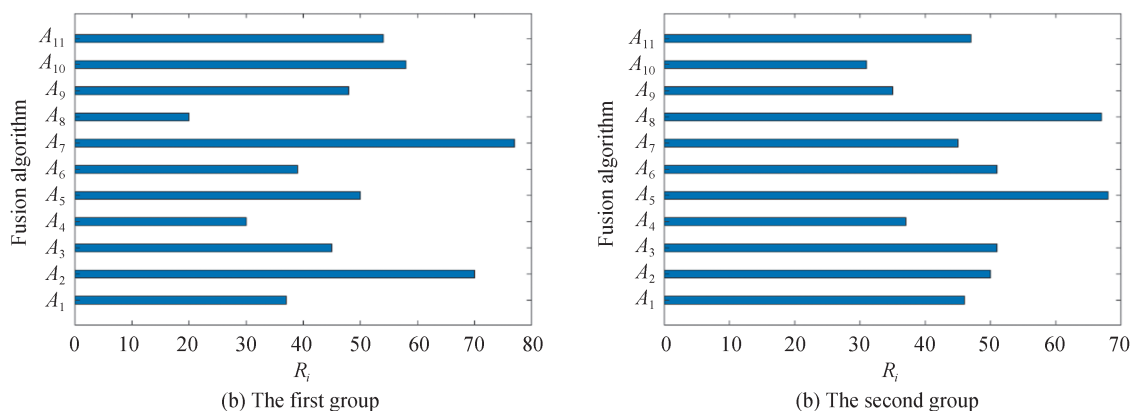


图10 各融合算法的 $R_i$

Fig. 10  $R_i$  of different fusion algorithms

等级得分的分值越小表明算法排名越靠前,融合性能越好。在本文中假设所有指标都是同等重要的,首先计算每组融合图像中算法 $A_i$ 在评价指标 $X_j$ 的量化值,然后对每种评价指标下所有算法的量化值进行排序,最后将算法 $A_i$ 在每个评价指标下的排名 $r_j$ 相加即为该算法的等级得分 $R_i$ 的值,用公式表示为

$$R_i = \sum_{j=1}^8 r_j, i = 1, 2, \dots, 11 \quad (10)$$

由图9可知,第一组图中算法 $A_8$ 的 $R_i$ 指标明显小于其他融合算法,则表明 $A_8$ 为第一组的最优融合算法,综合性能最强,第二组结果中 $A_{10}$ 算法的 $R_i$ 明显优于其他融合算法,与第2节实验结果一致。再结合融合图像的主观评价,具体见图3,第一组中融合算法 $A_8$ 对应的融合图像与第二组中融合算法 $A_{10}$ 对应的融合图像在整体视觉上不仅保留了红外光强图像的亮度特征,还将红外偏振图像重要的一些纹理细节特征以及轮廓信息融入到融合图像中,尤其对于图中的红框位置,在第一组中, $A_8$ 对应的融合图像在车的前窗和侧窗具有很好的对比度特征,轮廓很清楚,人和植被的细节也最为清晰,视觉效果相对最好。在第二组中, $A_{10}$ 对应的融合图像中柜子的纹理、链条的轮廓最为清晰,图像对比度保持较好,最符合人眼视觉标准,从而验证了本文方法的合理性。

## 4 结论

本文方法突破现有仅考虑互补特征单一属性选择算法的局限性,通过构造不同算法对差异特征权重函数的融合有效度可能性分布,研究多个融合有效度分布的合成方法,确定分布间的联合落影,提出基于可能



性分布联合落影的融合算法优化选取方法,显著提高了双模态红外图像融合质量,为下一步研究异类差异特征权重函数融合有效度的深层集值映射奠定基础。

### 参考文献

- [1] 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.  
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.
- [2] HAN Pingli. Research in target recognition employing polarization signatures of thermal emission [D]. Xi'an: Xidian University, 2014.  
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.
- [3] ZHU Pan. Study on fusion algorithm for infrared and infrared polarization/visible images [D]. Tianjin: Tianjin University, 2017.  
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.
- [4] LIU S Z, WANG D J, ZHU X H, 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(24):5127-5133.
- [5] MA J, MA Y, LI C. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey[J]. *Information Fusion*, 2019, 45: 153-178.
- [6] LV Sheng, YANG Fengbao, JI Linna, et al. Combination fusion of multi-types mimic variables of infrared intensity and polarization image[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(5): 63-72.  
吕胜,杨风暴,吉琳娜,等.红外光强与偏振图像多类拟态变元组合融合[J].*红外与激光工程*, 2018, 47(5): 63-72.
- [7] ZHANG Lei, YANG Fengbao, JI Linna. Multi algorithm fusion of infrared polarization and intensity image based on difference feature exponential measure[J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(2): 49-54+59.  
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.
- [8] GUO Zhe. Study on synthesis of fusion validity distribution of bimodal infrared images [D]. Taiyuan: North University of China, 2018.  
郭喆.双模态红外图像融合有效度分布的合成研究[D].太原:中北大学,2018.
- [9] NIU Tao, YANG Fengbao, WANG Xiaoxia, et al. Establishment of set-valued mapping between difference characteristics and fusion algorithms[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(3): 1073-1079.  
牛涛,杨风暴,王肖霞,等.差异特征与融合算法的集值映射关系的建立[J].*红外与激光工程*, 2015, 44(3): 1073-1079.
- [10] LI D F, WANG Y C, LIU S, et al. Fractional programming methodology for multi-attribute group decision-making using IFS[J]. *Applied Soft Computing*. 2009, 9 (1): 219-225.
- [11] ASUQUO M P, WANG J, ZHANG L, et al. Application of a multiple attribute group decision making (MAGDM) model for selecting appropriate maintenance strategy for marine and offshore machinery operations[J]. *Ocean Engineering*. 2019, 179(2): 246-260.
- [12] ZHANG Yaling, JI Linna, YANG Fengbao, et al. Characterization of dual-mode infrared images fusion based on cosine similarity[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(10): 82-92.  
张雅玲,吉琳娜,杨风暴,等.基于余弦相似性的双模态红外图像融合性能表征[J].*光电工程*, 2019, 46(10): 82-92.
- [13] BIAU G, CHAZAL F, COHEN-STEINER D, et al. A weighted k-nearest neighbor density estimate for geometric inference[J]. *Electronic Journal of Statistics*, 2011, 5: 204-237.
- [14] ZHANG Yaling, JI Linna, YANG Fengbao, et al. Bimodal infrared images of frequency distribution of difference features based on nonparametric estimation[J]. *Infrared Technology*, 2020, 42(4): 361-369.  
张雅玲,吉琳娜,杨风暴,等.基于非参数估计的双模态红外图像差异特征频次分布构造[J].*红外技术*, 2020, 42(4): 361-369.
- [15] JI Linna. Research on fusion theory of possibility distribution and its engineering application [D]. Taiyuan: North University of China, 2015.  
吉琳娜.可能性分布合成理论及工程应用研究[D].太原:中北大学,2015.
- [16] LIU Haitao, GUO Sicong. Set-valued markov chain and properties of its falling shadows[J]. *Journal of Mathematics in Practice and Theory*, 2016, 46(20): 265-272.  
刘海涛,郭嗣琼.集值Markov链及其随机集落影性质[J].*数学的实践与认识*, 2016, 46(20): 265-272.
- [17] HAN X, LV T, SONG X, et al. An adaptive two-scale image fusion of visible and infrared images[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 56341-56352.