

引用格式: GUO Xiaoming, JI Linna, YANG Fengbao. Dual-mode Infrared Image Fusion Algorithm Selection Based on Possibility Information Quality Synthesis[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(3):0310003

郭小铭, 吉琳娜, 杨风暴. 基于可能性信息质量合成的双模态红外图像融合算法选取[J]. 光子学报, 2021, 50(3):0310003

# 基于可能性信息质量合成的双模态红外图像 融合算法选取

郭小铭, 吉琳娜, 杨风暴

(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在融合时异类差异特征两两合成出现信息冗余导致所选择的融合算法相互冲突, 造成融合效果差甚至失效的问题, 提出了一种基于可能性信息质量合成的双模态红外图像融合算法选取方法。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, 利用可能性框架得到对应的可能性分布向量子集; 其次计算向量子集的信息量和可信度, 并对多个向量子集进行加权合成; 然后构建基于信息质量的排序函数, 得到每种融合算法下的非支配子集; 最后构建多融合算法得分函数的联合分布对多种融合算法优化选择。实验结果表明, 将基于质量来整合多个差异特征的方法运用于双模态红外图像融合算法选取中, 所选出的融合算法在加权综合指标上高于其他算法均值 55% 以上, 证明了本文方法的有效性和合理性; 由多组实验算得本文方法平均耗时 10.083 s, 在时间效率上也符合实时图像融合应用的工程需求。

**关键词:** 图像处理; 融合算法选取; 信息质量; 可能性合成; 双模态红外图像

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20215003.0310003

## Dual-mode Infrared Image Fusion Algorithm Selection Based on Possibility Information Quality Synthesis

GUO Xiaoming, JI Linna, YANG Fengbao

(College of Information and Communications Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of information redundancy in the pairwise synthesis of heterogeneous difference features during the fusion of dual-mode infrared images, which leads to conflicts between the selected fusion algorithms, resulting in poor fusion or even failure, a method of dual-mode infrared image fusion algorithm selection based on possibility information quality synthesis is proposed. Firstly, the fusion effectiveness of different difference features under the dual-mode infrared image multi-fusion algorithms is calculated, and the possibility framework is used to obtain the corresponding possibility distribution vector subsets. Secondly, the information quantity and credibility of the vector subsets is calculated, and multiple vector subsets are weighted and synthesized. Then a ranking function based on information quality is constructed to obtain the non-dominated subsets under each fusion algorithm. Finally, the joint distribution of multiple fusion algorithms score function is constructed to optimize the selection of multiple fusion algorithms. The experimental results show that the method of integrating multiple difference features based on quality is used in the selection of dual-mode infrared image fusion algorithm, the selected fusion

**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:** 郭小铭 (1996-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为红外信息处理。Email: 1047164794@qq.com

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

**收稿日期:** 2020-09-24; **录用日期:** 2020-12-11

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

algorithm is more than 55% higher than the average of other algorithms in the weighted comprehensive index, which proves the effectiveness and feasibility of the method. The average time of the proposed method is 10.083 s after several experiments, which also meets the engineering requirements of real-time image fusion application in terms of time efficiency.

**Key words:** Image processing; Fusion algorithm selection; Information quality; Possibility synthesis; Dual-mode infrared image

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

## 0 引言

红外偏振成像技术和红外热成像技术分别通过目标和背景的偏振信息和热辐射差异特性进行成像<sup>[1-2]</sup>,在无人航空器遥感观测、军事目标侦查、防空及制导<sup>[3]</sup>、矿山安全视频监控等领域有着广泛的应用。由于不同的成像机理导致双模态图像存在差异特征多样性和互补性,因此两类图像的融合是综合各自成像优势、信息互补能力,进而充分发挥红外成像技术在各领域作用的关键<sup>[4]</sup>。由此可见,实现双模态红外图像的有效高质量融合是一项亟待解决的关键技术。当前对两类图像的融合在融合算法选取上多以借鉴其他类型图像的融合经验进行选择。该操作严重依赖于“先验知识”,其普适性无法得到保证,因此极易出现融合效果不佳甚至融合失效的问题。而实际成像环境较为复杂,具体表现为图像在内容上往往具有很大差异,而图像内容的巨大差异对如何自适应选择最优融合算法也提出了严峻的挑战。因此,根据不同差异特征自适应选择最优融合算法对于提升两类图像融合质量、发挥融合优势至关重要<sup>[5]</sup>。

目前,双模态红外图像融合模型主要通过建立差异特征与算法间的映射关系<sup>[6-7]</sup>,来选择融合效果较好的算法。LIN S Z等<sup>[8]</sup>定性分析了亮度差异特征,选择了与它联系密切的基于顶帽变换和支持度变换的融合算法,该算法有效保留了图像亮度信息,但一些背景细节会丢失;LIU Z D等<sup>[9]</sup>考虑了统计图像边缘细节差异特征,选择了基于小波变换和压缩感知的融合算法,虽然融合结果边缘信息增强但存在块效应和对比度降低等问题;张雷等<sup>[10]</sup>建立了差异特征与多融合算法间的集值映射,但是在选取算法上仅考虑差异特征单一属性值从而导致融合结果有偏差。张雅玲<sup>[11]</sup>采用K最近邻估计法建立异类差异特征与多融合算法间可能性分布合成来动态选取最优融合算法,但融合时异类差异特征两两合成出现信息冗余导致所选择的融合算法相互冲突,造成融合效果差甚至失效等问题。

本文针对双模态红外图像融合时只考虑单一差异特征或者异类差异特征两两合成出现信息冗余导致融合效果差甚至失效的问题,基于BOUHAMED S A<sup>[12]</sup>的算法思想提出了一种基于可能性信息质量合成的双模态红外图像融合算法选取方法。该方法将基于质量的智能方法用于图像融合中异类差异特征多属性合成以及差异特征集的筛选,有效提高了融合质量。本文方法能较全面地将所有差异特征属性值同时合成,建立差异特征属性集与多融合算法的集值映射,实现融合算法优化选取。

## 1 图像融合算法选取方法

本文提出的基于可能性信息质量合成的双模态红外图像融合算法选取方法流程如图1。

### 1.1 差异特征可能性分布向量集的构建

选取图像大小为 $a \times b$ 的若干组红外偏振和红外光强图像, $\{D_1, D_2, D_3, \dots, D_r\}$ 作为两类图像的差异特征集,选取图像融合算法集 $\{A_1, A_2, A_3, \dots, A_k\}$ 等,利用 $m \times n$ 的平滑窗口进行不重叠分块处理,来提取每幅图像对应的特征信息。差异特征幅值表示双模态红外图像中图像差异特征的绝对差异度,如式(1)所示, $D_r^{(p)}$ 、 $D_r^{(i)}$ 、 $D_r$ 分别表示红外偏振图像、红外光强图像相应图像块特征 $r$ 的幅值以及两类图像对应的图像块差异特征值。

$$D_r = |D_r^{(p)} - D_r^{(i)}| \quad (1)$$

图像融合有效度的评价函数用基于距离测度的余弦相似性来表示<sup>[13]</sup>,如式(2)所示,其值越大,融合有效度越高, $D_k^{(r)}$ 表示基于融合算法 $A_k$ 得到的融合图像的对应像素点位置上图像特征 $r$ 的表征量,得到基于融合算法 $A_k$ 的不同差异特征的融合有效度散点分布图。

$$V_{rk} = \frac{D_{rk}^{(F)} \times \max(D_r^{(I)}, D_r^{(P)})}{\sqrt{(D_{rk}^{(F)})^2 + \max(D_r^{(I)}, D_r^{(P)})^2}} \quad (2)$$

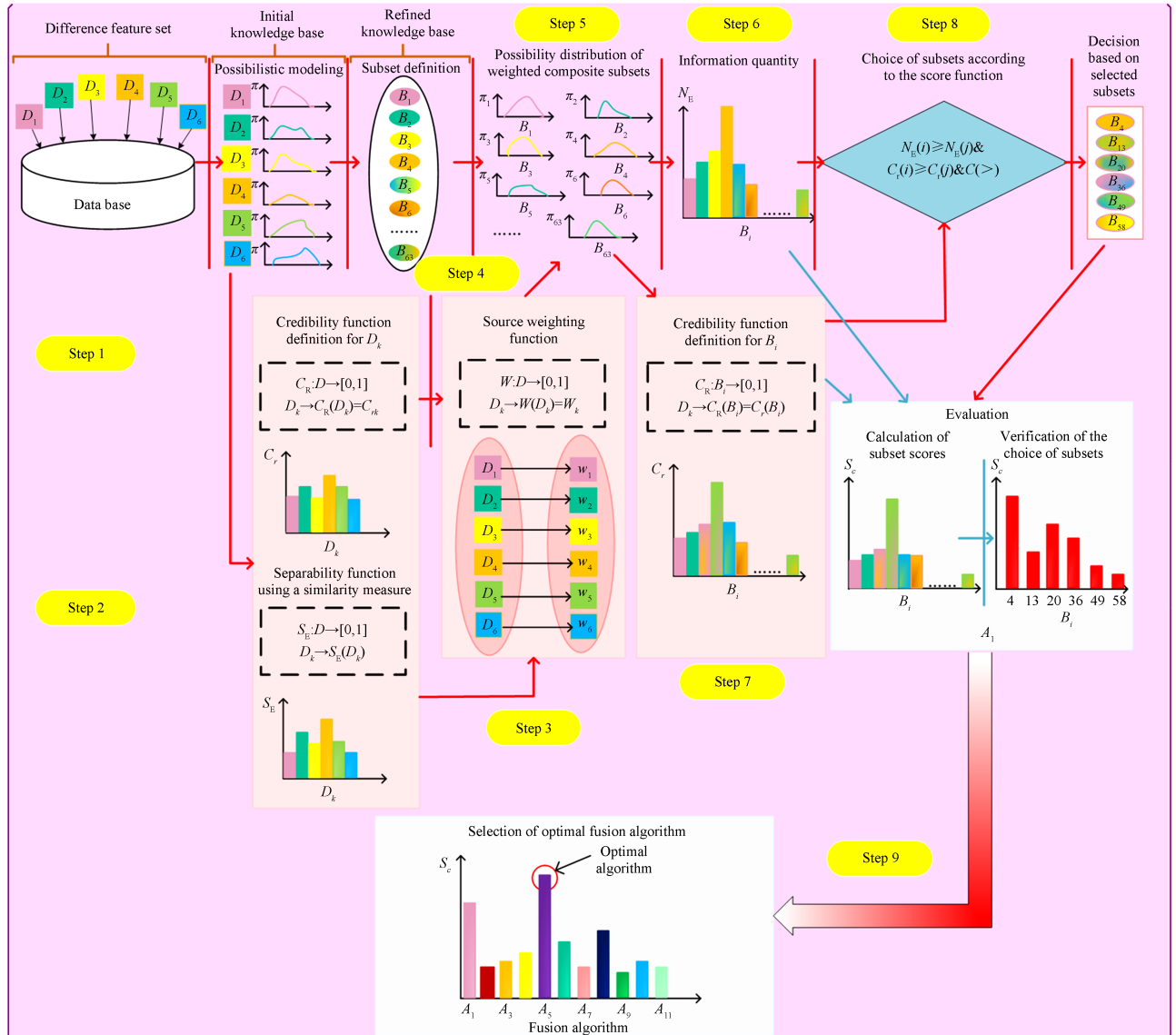


图 1 双模态红外图像融合算法选取流程

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

基于融合算法  $A_k$  将源图像中的差异特征  $D_{rk}$  的幅值区间等分成  $l$  份, 然后统计第  $j$  个幅值区间内融合有效度散点的个数  $n_{rk}^{(j)}$ , 以及其在整幅图中所占的比重, 所得的值即为每个区间内的概率分布  $P_{rk}^{(j)}$ , 然后利用可能性方法将概率分布转换成可能性分布  $\pi_{rk}^{(j)[14]}$ ,  $N$  为散点总个数, 如式(3)、(4)。

$$P_{rk}^{(j)} = \frac{n_{rk}^{(j)}}{N} \quad (N = \frac{a \times b}{m \times n}) \quad (3)$$

$$\pi_{rk}^{(j)} = \frac{P_{rk}^{(j)}}{\max(P_{rk}^{(j)})} \quad (4)$$

$k$  种融合算法下的  $r$  个差异特征融合有效度的可能性分布向量表示为  $Z_{rk} = \begin{bmatrix} \pi_{11} & \pi_{12} & \cdots & \pi_{1k} \\ \pi_{21} & \pi_{22} & \cdots & \pi_{2k} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \pi_{r1} & \pi_{r2} & \cdots & \pi_{rk} \end{bmatrix}$

实验中共涉及到 6 个差异特征, 分别是灰度均值、标准差、对比度、粗糙度、平均梯度、边缘强度, 11 种融

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,每种融合算法下6种差异特征所对应的融合有效度相当于6种不确定数据信息来源,11种融合算法相当于11个类别。每一种融合算法 $A_{k=1;11}$ 下的差异特征融合有效度可能性分布用向量子集 $Z_k$ 来表示, $Z_k = \{\pi_{1,k}, \pi_{2,k}, \pi_{3,k}, \pi_{4,k}, \pi_{5,k}, \pi_{6,k}\}$ ,在这里 $\pi_{r,k}$ 是每一种差异特征 $D_{r=1;6}$ 在融合算法 $A_k$ 下融合有效度的分布, $\pi_{r,k} = [\pi_{r,k}(1), \pi_{r,k}(2), \dots, \pi_{r,k}(l)]$ 。

## 1.2 向量子集信息量的计算

计算各融合算法下,每种差异特征融合有效度的可能性分布向量集 $Z_k$ 的可信度。定义 $Z_k$ 中任意两个可能性分布 $\pi_\alpha, \pi_\beta$ ,则 $\pi_\alpha$ 的可信度计算式为

$$\text{兼容性: } c_o(\pi_\alpha, \pi_\beta) = \frac{\langle \pi_\alpha, \pi_\beta \rangle}{\|\pi_\alpha\| \cdot \|\pi_\beta\|} \quad (5)$$

$$\text{向量内积: } \langle \pi_\alpha, \pi_\beta \rangle = \sum_{m=1}^l \pi_\alpha(m) \pi_\beta(m) \quad (6)$$

$$C_{r_\alpha} = \frac{1}{r-1} \sum_{\substack{\beta=1 \\ \beta \neq \alpha}}^r c_o(\pi_\alpha, \pi_\beta) \quad (7)$$

式中, $r=6$ ,代表6种差异特征; $l=20$ ,表示每个差异特征幅值区间等分成20份。

可能性分布子集的可分离度是基于曼哈顿距离<sup>[15]</sup>所提出的,用于度量两个分布子集之间相似性。若某种融合算法下差异特征分布为 $Z_k$ ,定义 $Z_k$ 上的两个可能性分布 $\pi_\alpha, \pi_\beta, \pi_\alpha$ 的可分离度为

$$S_{E_\alpha} = 1 - \left[ \frac{1}{r-1} \sum_{\substack{\beta=1 \\ \beta \neq \alpha}}^r (\pi_\alpha - \pi_\beta) \right] \quad (8)$$

由于每种融合算法下不同差异特征融合有效度的可能性分布集 $Z_k$ 中各分布子集所含信息量不同且数值差异较大,所以在合成时基于可信度和各子集间的可分离度定义一种新权重,即

$$W_\alpha = \frac{1}{2} (C_{r_\alpha} + C_{r_\alpha} \cdot S_{E_\alpha}^{-C_{r_\alpha}}) \quad (9)$$

## 1.3 多个向量子集的加权合成

对于本实验来说,每一种融合算法 $A_{k=1;11}$ 下的差异特征融合有效度可能性分布 $Z_k$ ,有6个可能性分布子集 $\pi_{r=1;6}$ ,其幂集(不包括空集)共63个。对于每种融合算法 $A_k$ ,根据式(9)定义的每个向量子集的权重 $W_{r=1;6}$ 以及求得的幂集,利用式(10)对每个子集进行加权合成,结果见表1。

$$\pi_{B_i}(\pi_m, \pi_n) = (W_m \pi_m + W_n \pi_n) / 2 \quad (10)$$

## 1.4 加权合成子集信息质量的计算

计算加权合成子集的信息质量。基尼熵和负熵可用来表示信息的不确定性,且负熵与信息质量密切相关。加权合成子集 $B_{i=1;63}$ 的基尼熵 $G(B_i)$ 和负熵 $N_E(B_i)$ 定义如下,其中 $\|B_i\|$ 表示子集 $B_i$ 的模长。

$$G(B_i) = 1 - N_E(B_i) \quad (11)$$

$$N_E(B_i) = \frac{1}{\|B_i\|^2} \quad (12)$$

$$\|B_i\| = \left( \sum_{m=1}^l B_i(m)^2 \right)^{1/2} \quad (13)$$

计算加权合成子集的可信度。用一个集合测度<sup>[16]</sup>来表示基于分布子集的简单加权的平均融合可信度的可靠性测度。加权合成子集 $B_{i=1;63}$ 可信度的计算式可以类比于式(6)。 $I=63$ ,表示子集总个数。 $C_o$ 表示两子集的兼容性,其计算参考式(5)。

表1 多个向量子集的加权合成  
Table 1 Weighted composition of multiple vector subsets

Number of inclusive subsets	Weighted composite subset definition
1	$B_1 = W_1 \cdot \pi_1$ $B_7 = (W_1 \cdot \pi_1 + W_2 \cdot \pi_2)/2$
2	..... $B_{21} = (W_5 \cdot \pi_5 + W_6 \cdot \pi_6)/2$ $B_{22} = (W_1 \cdot \pi_1 + W_2 \cdot \pi_2 + W_3 \cdot \pi_3)/3$
3	..... $B_{41} = (W_4 \cdot \pi_4 + W_5 \cdot \pi_5 + W_6 \cdot \pi_6)/3$ $B_{42} = (W_1 \cdot \pi_1 + W_2 \cdot \pi_2 + W_3 \cdot \pi_3 + W_4 \cdot \pi_4)/4$
4	..... $B_{56} = (W_3 \cdot \pi_3 + W_4 \cdot \pi_4 + W_5 \cdot \pi_5 + W_6 \cdot \pi_6)/4$ $B_{57} = (W_1 \cdot \pi_1 + W_2 \cdot \pi_2 + W_3 \cdot \pi_3 + W_4 \cdot \pi_4 + W_5 \cdot \pi_5)/5$
5	..... $B_{62} = (W_2 \cdot \pi_2 + W_3 \cdot \pi_3 + W_4 \cdot \pi_4 + W_5 \cdot \pi_5 + W_6 \cdot \pi_6)/5$
6	$B_{63} = (W_1 \cdot \pi_1 + W_2 \cdot \pi_2 + W_3 \cdot \pi_3 + W_4 \cdot \pi_4 + W_5 \cdot \pi_5 + W_6 \cdot \pi_6)/6$

$$C_r(B_i) = \frac{1}{I-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^I C_o(B_i, B_j) \quad (14)$$

### 1.5 排序函数与得分函数的构造

为了筛选出每种融合算法下差异特征间的最优合成子集,基于 $N_E$ 和 $C_r$ 两个质量标准的排序函数可得

$$R(B_c, B_d) = [C_r(B_c) \geq C_r(B_d) \wedge (N_E(B_c) \geq N_E(B_d)) \wedge C(>)] \quad (15)$$

式中,“ $\wedge$ ”表示逻辑符号“合取”,即“与”。“ $C(>)$ ”表示一个逻辑式子,当且仅当至少有一个“ $\geq$ ”取“ $>$ ”时, $C(>)$ 为真。如果 $R(B_c, B_d)$ 为真时,即 $B_c$ 支配 $B_d$ ,所以子集 $B_d$ 将被剔除出去。基于排序函数,对子集的负熵和可信度进行排序,最后得出某种融合算法下的一组非支配子集即最优合成子集。

为了更好地评价筛选出的非支配子集的质量,定义了一种基于 $N_E$ 和 $C_r$ 的得分函数,如式(16),得分越高代表着加权合成子集的质量越好。将各融合算法下筛选出的所有非支配子集的得分进行计算。

$$S_c(B) = \frac{C_r(B)}{1 + C_r(B)} [1 + N_E(B)] \quad (16)$$

## 2 实验仿真

### 2.1 源图像数据集的建立

实验采用多组场景不同、差异特征显著的不同大小的双模态图像以及平滑不重叠窗口来构建图像数据集,其中 $a=b=256, m=n=16, N=256$ 。所有多尺度融合算法均采用低频系数取平均,高频系数绝对值取大的融合规则。差异特征集为: $\{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5, D_6\}$ ,融合算法集为: $\{A_1, A_2, A_3, \dots, A_{11}\}$ 。选取图像数据集的两组图像为例,如图2,其对应的融合结果如图3。

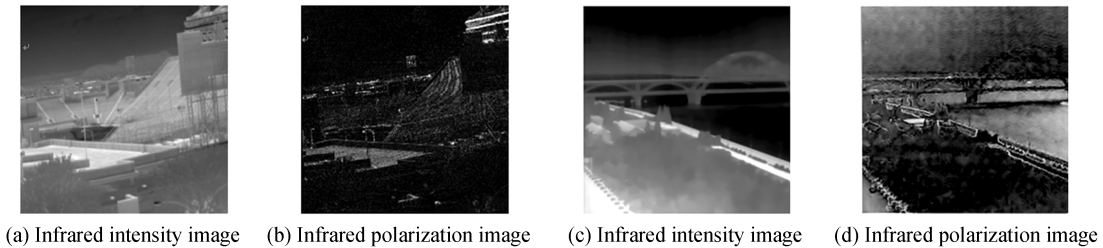


图2 两组源双模态红外图像

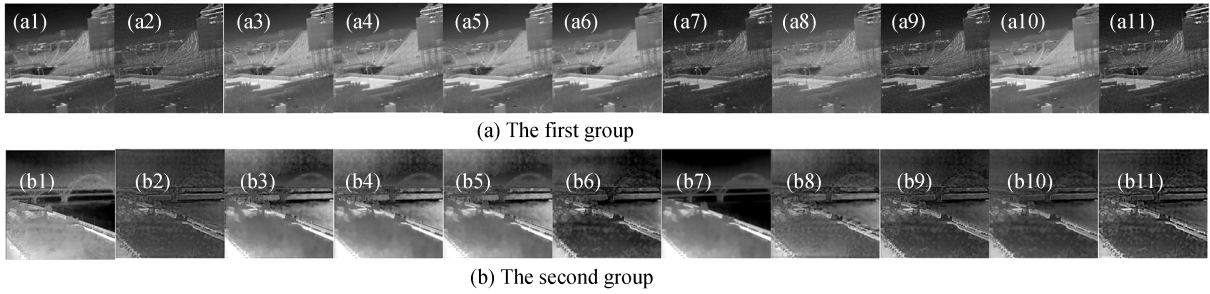


图3 融合结果图(基于融合算法集,从左至右依次为  $A_1$  到  $A_{11}$ )  
 Fig. 3 Fusion image results (based on fusion algorithm sets, from left to right are  $A_1$  to  $A_{11}$ )

### 2.2 融合有效度结果

利用1.1节中提到的余弦相似性距离测度对融合算法集中不同融合算法处理的图像的不同差异特征的融合有效度进行计算,作出多融合算法差异特征幅值的融合有效度散点分布图。以融合算法  $A_1$  为例,其中第一组部分结果如图4。

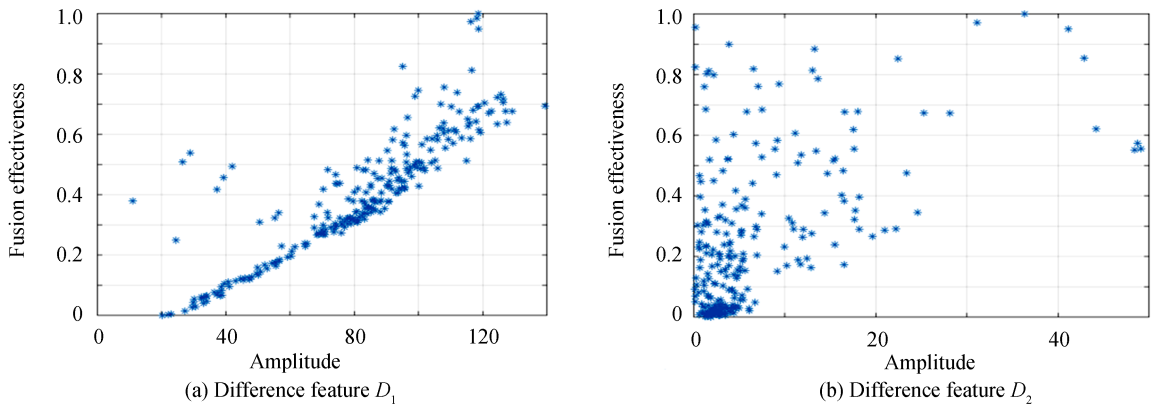


图4 差异特征幅值的融合有效度散点图  
 Fig. 4 Scattering distribution graphs of difference feature amplitude fusion effectiveness

### 2.3 多差异特征的合成以及融合算法的选取

选2.1节的两组源图像为例,利用1.1节提到的可能性方法将这些数据转换成对应的可能性模型,其中第一组建模部分结果如图5。

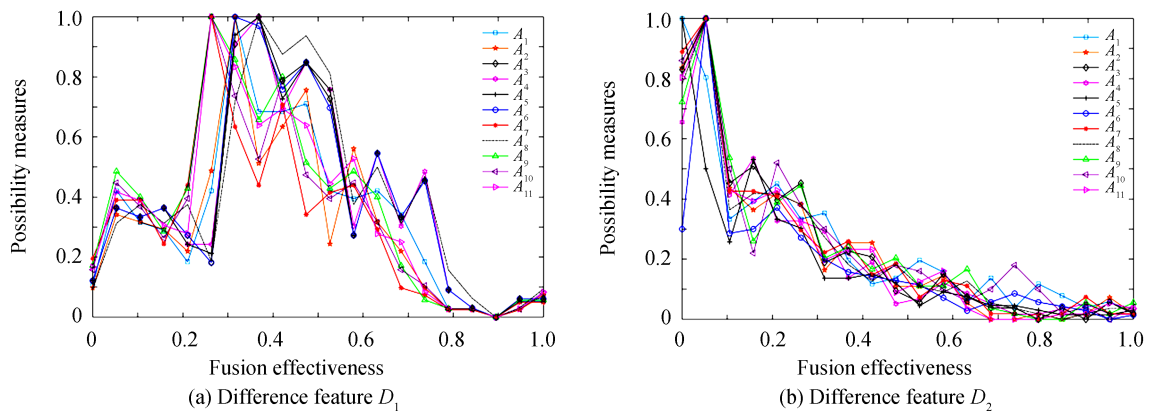


图5 多融合算法下差异特征融合有效度的可能性分布  
 Fig. 5 The possibility distribution of the difference feature fusion effectiveness under multiple fusion algorithms

每种融合算法的6个差异特征融合有效度可能性分布子集的可信度如图6所示,可能性分布集的可信度代表着分布集间的相似性,由图可知,在每种融合算法下,差异特征1即灰度均值的可信度相对较小,差异特征2,3,5,6则相对较大。

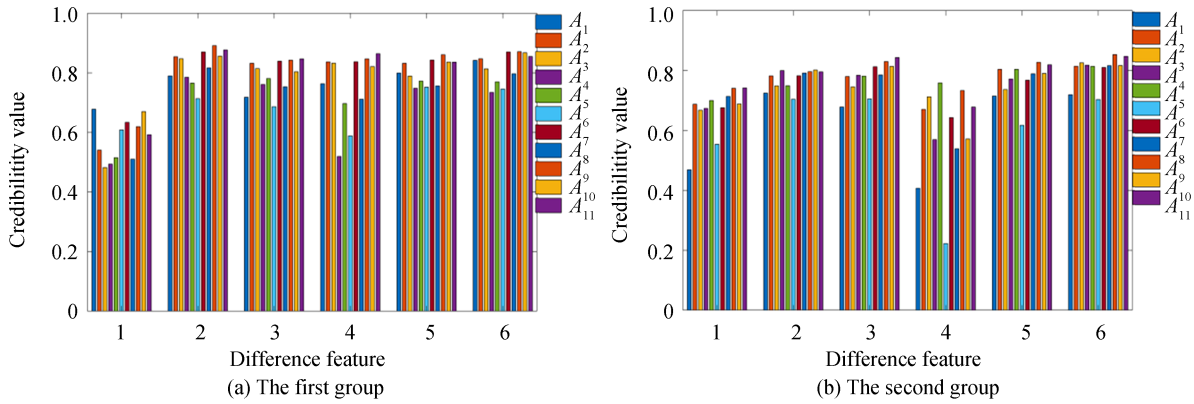


图6 差异特征融合有效度可能性分布子集的可信度

Fig. 6 The credibility of the possibility distribution subsets of the difference feature fusion effectiveness

计算每个可能性分布子集的可分离度,可分离度可用1.2节的式(8)计算得到,结果如图7。

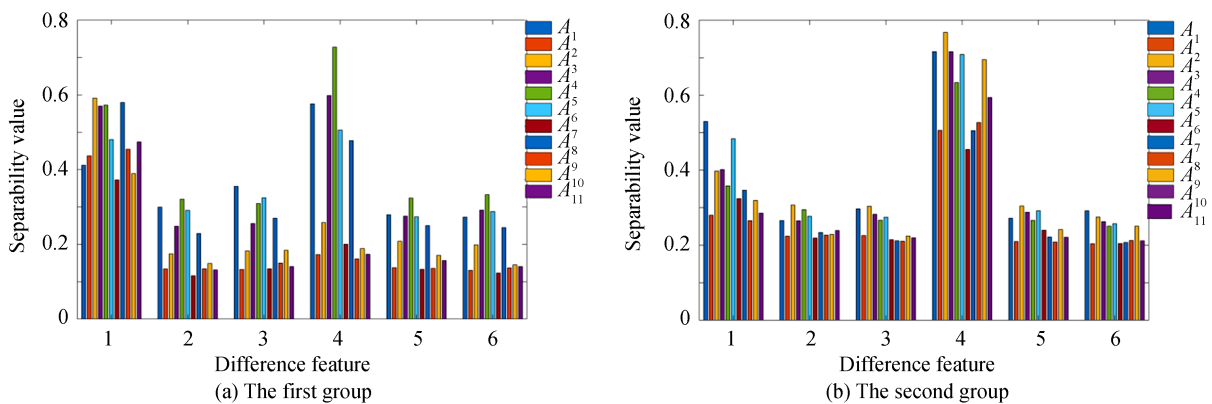


图7 差异特征融合有效度可能性分布子集的可分离度

Fig. 7 The separability of the possibility distribution subsets of the difference feature fusion effectiveness

基于可信度和可分离度对每种融合算法下的每个可能性分布子集的权重进行了估计,结果如图8。

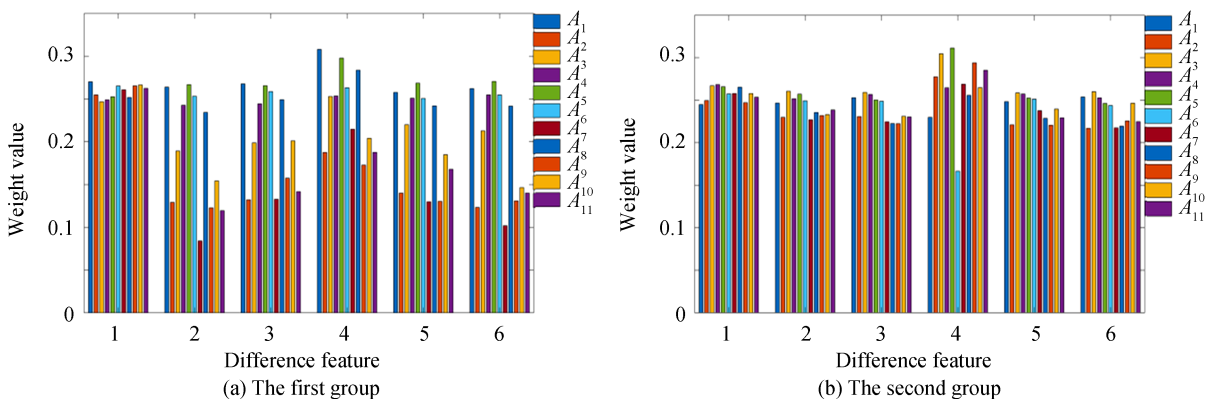


图8 差异特征融合有效度可能性分布子集的权重

Fig. 8 The weight of the possibility distribution subsets of the difference feature fusion effectiveness

对每个可能性分布集所有子集( $B_{i=1,63}$ )进行定义,每一种融合算法下的差异特征融合有效度可能性分布有6个可能性分布子集 $\pi_r$ ,其幂集共有63个。利用式(10)对每个向量子集进行加权合成,计算每种融合算法下所有子集的信息量,对其质量进行评估。图9显示了每个加权合成子集的负熵。从图中可知,具有最大 $N_E$ 的子集 $B_i$ 提供了最多的信息。例如,在图9的第一组图中,从总体来看,融合算法 $A_7$ 下子集的 $N_E$ 在很大程度上明显高于其他几种融合算法,即 $A_7$ 下子集所含的信息量较大,融合图像的质量较优,且在 $A_7$ 算法下, $N_E$ 从大到小排序依次是 $\{B_6, B_2, B_{37}, B_{34}, B_{54}, B_5, \dots, B_1\}$ ,对于其中只有一个元素的子集: $B_6, B_2, B_5$ 的负熵值较大,而 $B_{37}=\{\pi_2, \pi_5, \pi_6\}, B_{34}=\{\pi_2, \pi_3, \pi_6\}$ 的负熵也很大,由此看出在第一组图中第二个差异特征(标准差)的可能性分布 $\pi_2$ 与第六个差异特征(边缘强度)分布 $\pi_6$ 有较小的价值冲突,即二者兼容性好。

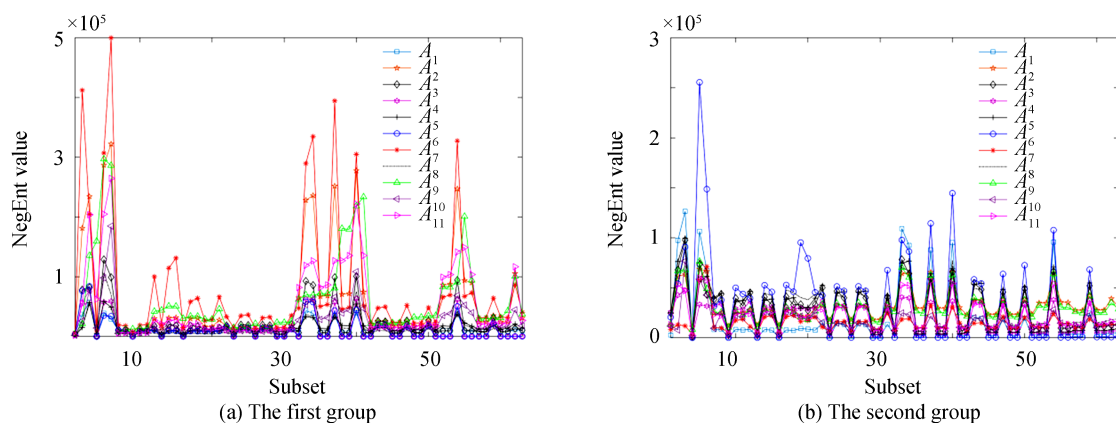


图9 每种融合算法下加权合成子集的信息量

Fig. 9 The information quantity of weighted composite subsets under each fusion algorithm

计算每种融合算法下加权合成子集( $B_{i=1,63}$ )的可信度,图10的数据显示了11种融合算法下的各个子集的可信度,由图中的数据可以得出:含有多个可能性分布的子集中的可信度一般高于其中只有单元素子集的可信度。例如在图10(a)中, $A_6$ 算法下子集的可信度由大到小依次排序为 $\{B_{61}, B_{63}, B_{57}, B_{58}, \dots, B_3, B_1\}$ 。子集 $B_{61}$ 含有5个元素,它的 $C_r$ 明显高于只含一个元素的 $B_1$ 。

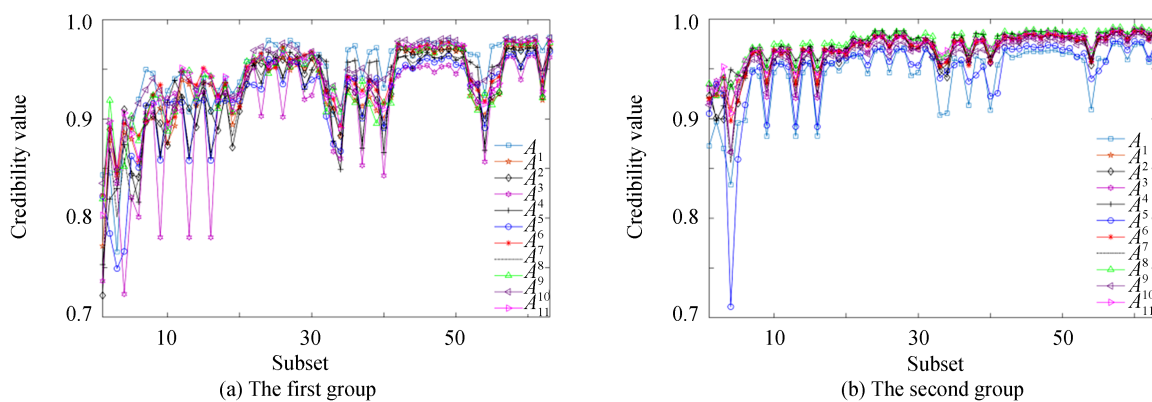


图10 每种融合算法下加权合成子集的可信度

Fig. 10 The credibility of the weighted composite subsets under each fusion algorithm

依据1.5节中提到的排序函数对每种融合算法下的加权合成子集进行优质排序,剔除不符合质量要求的子集,最后筛选出的非支配子集即为最优合成子集。结果见表2~3。

通过1.5节中构造的得分函数来评价这些子集质量的优劣。图11显示了各融合算法下所有子集的得分情况,图12将每种融合算法筛选出的非支配子集的得分显示出来,得分最高者即为最优融合算法。从图11的11种融合算法下的得分曲线可以看出:在第一组图中融合算法 $A_7$ 的得分值明显高于其他几种算法,而且



从图 12 最优合成子集的分值情况也能得出  $A_7$  的  $B_6, B_{37}, B_2$  的分值远远大于其他子集,所以  $A_7$  为第一组图的最优融合算法。在第二组图中融合算法  $A_6$  的各子集的分值在大多数情况下大于其他几种算法,而且从图 12 也能看出  $A_6$  的  $B_5, B_6, B_{40}, B_{37}$  的分值为整幅图的几个至高点,由此得出  $A_6$  为第二组图的最优融合算法。

表 2 第一组图的非支配子集

Table 2 Non-dominated subsets of the first group image

Fusion algorithm	Non-dominated subsets
$A_1$	$\{B_3, B_{24}, B_{27}, B_{33}, B_{37}, B_{40}, B_{43}, B_{47}, B_{50}, B_{59}, B_{63}\}$
$A_2$	$\{B_5, B_6, B_{35}, B_{37}, B_{40}, B_{56}, B_{57}, B_{59}, B_{61}, B_{62}, B_{63}\}$
$A_3$	$\{B_5, B_{33}, B_{37}, B_{40}, B_{47}, B_{50}, B_{57}, B_{59}, B_{61}\}$
$A_4$	$\{B_2, B_3, B_{25}, B_{33}, B_{34}, B_{40}, B_{43}, B_{44}, B_{50}, B_{59}, B_{60}, B_{61}, B_{63}\}$
$A_5$	$\{B_5, B_{31}, B_{33}, B_{40}, B_{43}, B_{50}, B_{54}, B_{55}, B_{58}, B_{63}\}$
$A_6$	$\{B_2, B_3, B_{24}, B_{27}, B_{33}, B_{37}, B_{40}, B_{43}, B_{47}, B_{50}, B_{54}, B_{59}, B_{63}\}$
$A_7$	$\{B_2, B_6, B_{15}, B_{21}, B_{37}, B_{59}, B_{61}, B_{63}\}$
$A_8$	$\{B_5, B_{33}, B_{37}, B_{38}, B_{40}, B_{41}, B_{50}, B_{54}, B_{55}, B_{56}, B_{57}, B_{59}, B_{61}, B_{63}\}$
$A_9$	$\{B_5, B_{15}, B_{21}, B_{37}, B_{40}, B_{41}, B_{56}, B_{61}, B_{62}\}$
$A_{10}$	$\{B_6, B_{37}, B_{40}, B_{56}, B_{59}, B_{61}, B_{63}\}$
$A_{11}$	$\{B_6, B_{15}, B_{35}, B_{40}, B_{41}, B_{55}, B_{56}, B_{61}, B_{63}\}$

表 3 第二组图的非支配子集

Table 3 Non-dominated subsets of the second group image

Fusion algorithm	Non-dominated subsets
$A_1$	$\{B_3, B_{24}, B_{25}, B_{27}, B_{31}, B_{33}, B_{37}, B_{43}, B_{47}, B_{50}, B_{54}, B_{59}, B_{63}\}$
$A_2$	$\{B_5, B_6, B_{40}, B_{59}, B_{62}, B_{63}\}$
$A_3$	$\{B_3, B_{24}, B_{27}, B_{33}, B_{37}, B_{40}, B_{43}, B_{50}, B_{54}, B_{63}\}$
$A_4$	$\{B_2, B_3, B_{12}, B_{22}, B_{24}, B_{25}, B_{33}, B_{34}, B_{43}, B_{44}, B_{50}, B_{54}, B_{63}\}$
$A_5$	$\{B_3, B_{28}, B_{33}, B_{34}, B_{37}, B_{40}, B_{43}, B_{47}, B_{50}, B_{54}, B_{59}, B_{63}\}$
$A_6$	$\{B_5, B_6, B_{19}, B_{20}, B_{31}, B_{33}, B_{37}, B_{40}, B_{47}, B_{50}, B_{54}, B_{63}\}$
$A_7$	$\{B_6, B_{27}, B_{28}, B_{31}, B_{37}, B_{40}, B_{47}, B_{50}, B_{60}, B_{63}\}$
$A_8$	$\{B_3, B_5, B_{27}, B_{40}, B_{47}, B_{50}, B_{63}\}$
$A_9$	$\{B_5, B_{27}, B_{33}, B_{40}, B_{50}, B_{54}, B_{59}, B_{62}, B_{63}\}$
$A_{10}$	$\{B_3, B_{40}, B_{50}, B_{55}, B_{61}, B_{63}\}$
$A_{11}$	$\{B_5, B_6, B_{28}, B_{37}, B_{40}, B_{47}, B_{50}, B_{59}, B_{62}, B_{63}\}$

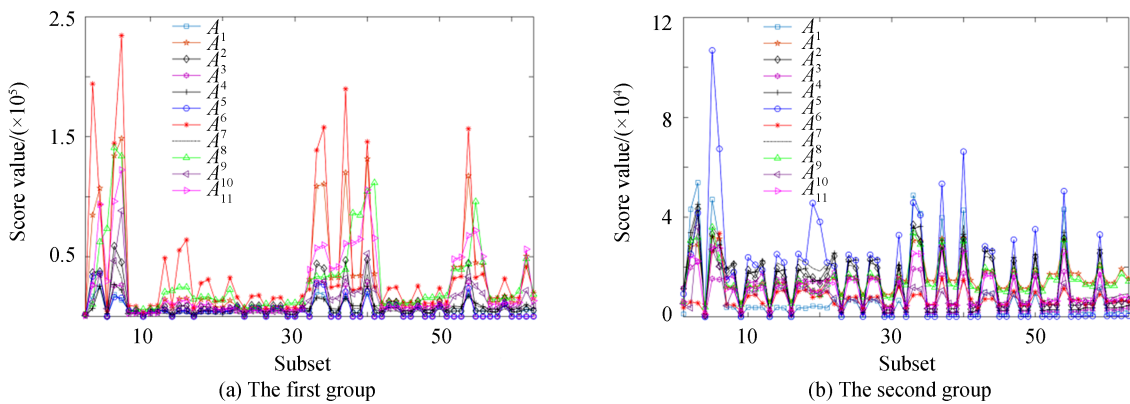


图 11 每种融合算法下加权合成子集的分值

Fig. 11 The score of weighted composite subsets under each fusion algorithm

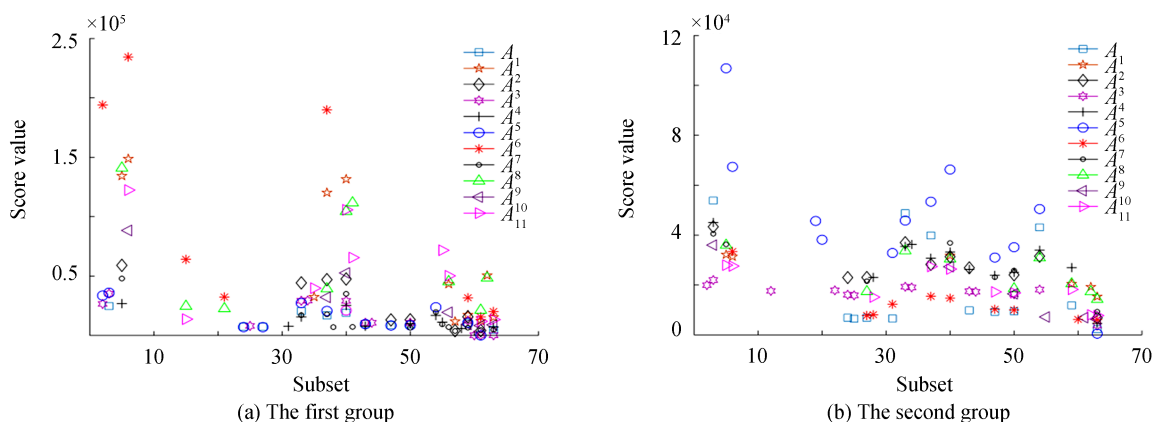


图 12 每种融合算法下非支配子集的分  
Fig. 12 The score of the non-dominated subsets under each fusion algorithm

### 3 实验结果分析

本文所有的实验均在 Intel(R) Core(TM) i5-5200U 的 Windows 10 操作系统下运行, 所提出的基于可能性信息质量合成的双模态红外图像融合算法选取的方法在时间效率上主要包括多差异特征融合有效度的合成和最优融合算法的选取两部分, 方法的复杂度和效率通过运行时间来评估, 总计耗时 10.083 s。该运行时间是通过对 10 组图像进行 10 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的工程需求, 在实际应用中也可通过硬件移植、优化性能等方式来提高该方法运算速度。此外, 由于主观评价方法易受到评价者个人差异的影响, 存在一定的随意性和主观能动性, 所以采用客观性评价方法来对 11 种融合算法下的融合图像质量进行量化, 定量分析每种融合算法的优劣。本文从融合质量指标、信息熵、加权质量评估指标、基于边缘的质量指标、视觉信息保真度、结构相似度、互信息、平均梯度、空间频率、标准差这 10 个评价指标  $X_{j=1,10}$  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。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, 因此为了提高评价结果的准确性和可靠性, 利用加权综合指标将多个评价指标综合为一个单一值<sup>[17]</sup>, 然后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 节选出的融合算法进行比较。

#### 3.1 加权综合指标

当采用  $n$  个评价指标  $X_j$  对  $m$  种融合算法  $A_i$  进行综合性能评估时, 先根据式(17)计算出在每个指标下每种融合算法的相对得分情况  $S_{ij}$ 。

$$S_{ij} = \frac{E_{ij} - \min(E_{1j}, E_{2j}, \dots, E_{mj})}{\max(E_{1j}, E_{2j}, \dots, E_{mj}) - \min(E_{1j}, E_{2j}, \dots, E_{mj})} \quad (17)$$

式中,  $E_{ij}(i=1:11, j=1:10)$  是算法  $A_i$  在评价指标  $X_j$  的量化值, 根据式(18)计算出算法  $A_i$  的  $S_w$ 。

$$S_w = \sum_{j=1}^{10} \omega_j S_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, 11 \quad (18)$$

式中,  $\omega_j$  为评价指标  $X_j$  的相对得分占最后总分的权重。本文中各个评价指标权重  $\omega_j$  都取 1。

#### 3.2 评价结果及分析

对 3.1 节中提到的两组双模态图像的 11 种融合算法对应的结果图进行指标评价, 由表 4~5 中的数据看出, 并不是某种算法的评价指标均能达到最大值, 各种算法各有优势, 所以无法由这两张表选出最优算法。

计算每种融合算法的综合性能指标——加权综合指标, 就可以将所有指标全面考虑, 评价结果更加可靠, 然后把得到的融合算法的  $S_w$  值由大到小排序。

由图 13 及表 6~7 可以得出: 在第一组图中,  $A_7$  的  $S_w$  值远远大于其他算法, 排第一, 经计算高于均值 71.95%, 即为最优融合算法; 同理, 在第二组图中,  $A_6$  的  $S_w$  值高于均值 55.97%, 为最优融合算法。结合表 4 中数据,  $A_7$  在 10 个评价指标中, 最大值占 3 个, 其他指标也稍次于最大值, 在表 5 中  $A_6$  同样如此。这反映了

$A_7, A_6$ 确实为两组图对应的最优融合算法,此结果与2.3节中选出的最优融合算法保持一致,说明所提出的基于质量来选取融合算法的方法能够准确根据异类差异特征融合有效度的可能性分布来对融合算法进行优化选择。

表4 第一组图中各融合算法的评价指标

Table 4 Evaluation index of different fusion algorithms of the first group image

Evaluation index	Fusion algorithm										
	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$	$A_7$	$A_8$	$A_9$	$A_{10}$	$A_{11}$
$X_1$	0.400 7	0.573 4	0.369 8	0.451 1	0.310 4	0.433 1	<b>0.579 1</b>	0.405 6	0.577 2	0.427 8	0.558 0
$X_2$	0.493 1	0.411 8	0.380 7	0.524 1	0.389 3	0.533 5	<b>0.535 6</b>	0.377 7	0.424 2	0.446 3	0.416 1
$X_3$	0.564 8	0.706 0	0.559 1	0.544 1	0.530 1	0.284 8	0.711 3	0.565 1	0.713 3	0.645 9	<b>0.723 6</b>
$X_4$	0.217 3	0.287 8	0.202 2	0.258 2	0.188 1	0.143 7	<b>0.325 1</b>	0.190 5	0.311 4	0.248 7	0.286 9
$X_5$	0.463 3	0.388 6	0.344 5	0.519 7	0.345 8	<b>0.528 7</b>	0.511 6	0.343 2	0.401 2	0.419 9	0.396 7
$X_6$	<b>0.754 2</b>	0.463 5	0.617 4	0.545 1	0.559 9	0.493 6	0.688 6	0.432 7	0.597 0	0.570 4	0.602 8
$X_7$	4.085 4	2.821 3	3.350 7	7.412 1	3.685 3	<b>7.850 6</b>	7.101 1	3.117 3	2.988 9	3.165 3	2.845 1
$X_8$	0.041 8	0.055 6	0.063 7	0.045 1	0.049 5	0.028 2	0.067 4	0.037 6	0.066 9	0.048 0	<b>0.068 9</b>
$X_9$	15.051 7	18.009 7	<b>22.937 8</b>	16.231 6	17.832 7	10.144 8	19.227 7	13.540 3	18.093 7	17.284 8	14.810 2
$X_{10}$	<b>31.485 5</b>	26.205 1	30.853 5	29.999 8	30.081 9	29.951 2	30.628 9	29.502 2	30.387 8	29.862 1	30.361 0

表5 第二组图中各融合算法的评价指标

Table 5 Evaluation index of different fusion algorithms of the second group image

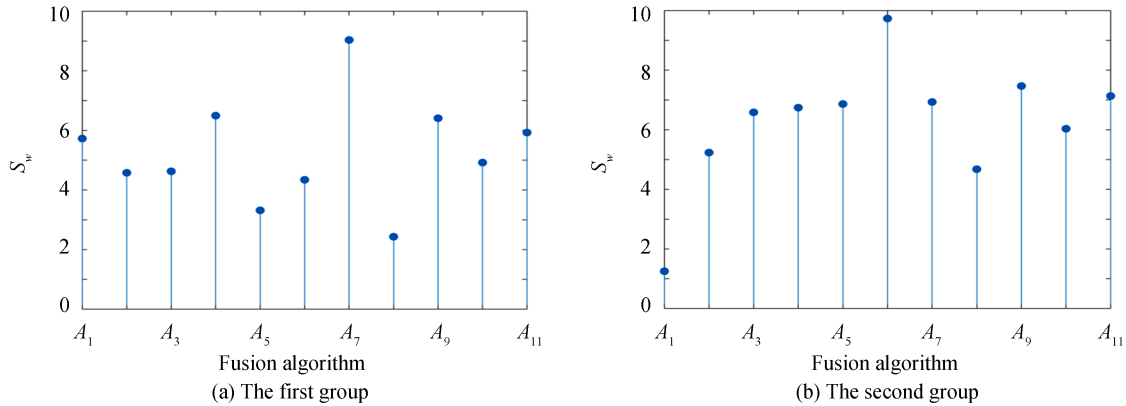
Evaluation index	Fusion algorithm										
	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$	$A_7$	$A_8$	$A_9$	$A_{10}$	$A_{11}$
$X_1$	0.284 3	0.489 5	0.453 6	<b>0.502 8</b>	0.439 8	0.492 1	0.484 9	0.431 9	0.466 3	0.444 2	0.437 7
$X_2$	0.052 4	0.354 9	0.385 3	<b>0.466 5</b>	0.384 6	0.436 8	0.377 9	0.342 1	0.388 3	0.370 4	0.366 6
$X_3$	0.065 2	0.648 8	0.538 6	0.535 9	0.553 8	0.640 6	0.657 0	0.563 9	<b>0.675 3</b>	0.637 5	0.681 3
$X_4$	0.024 4	0.345 8	0.371 9	0.471 1	0.367 6	<b>0.485 1</b>	0.374 0	0.330 5	0.382 4	0.361 9	0.354 6
$X_5$	0.025 5	0.167 8	0.169 1	0.169 9	0.182 9	0.298 9	<b>0.310 0</b>	0.159 0	0.268 0	0.282 3	0.270 8
$X_6$	4.662 4	1.565 4	4.500 3	6.329 7	4.438 2	<b>8.063 4</b>	1.907 7	2.757 9	1.923 6	2.263 8	1.675 4
$X_7$	0.035 4	0.045 9	0.060 5	0.048 0	0.065 4	0.065 7	0.053 8	0.043 0	<b>0.066 0</b>	0.050 4	0.065 9
$X_8$	0.020 3	0.251 7	0.125 9	0.150 5	0.117 5	<b>0.335 1</b>	0.298 6	0.156 8	0.291 5	0.227 0	0.261 3
$X_9$	12.757 5	16.521 0	21.761 7	17.265 1	23.551 5	23.442 9	19.368 9	15.492 7	23.754 6	18.150 7	<b>23.732 3</b>
$X_{10}$	52.973 2	25.410 9	45.088 1	44.423 6	44.891 7	<b>61.023 9</b>	38.592 1	34.108 8	35.717 3	33.491 7	36.720 0

表6 第一组图各融合算法的 $S_w$ Table 6  $S_w$  of different fusion algorithms of the first group image

Fusion algorithm	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$	$A_7$	$A_8$	$A_9$	$A_{10}$	$A_{11}$
$S_w$	5.727 2	4.577 6	4.627 0	6.496 5	3.317 2	4.342 2	<b>9.037 6</b>	2.430 7	6.409 8	4.920 5	5.928 0
Rank	5	8	7	2	10	9	<b>1</b>	11	3	6	4

表7 第二组图各融合算法的 $S_w$ Table 7  $S_w$  of different fusion algorithms of the second group image

Fusion algorithm	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$	$A_7$	$A_8$	$A_9$	$A_{10}$	$A_{11}$
$S_w$	1.250 5	5.235 1	6.584 8	6.743 5	6.865 0	<b>9.736 1</b>	6.932 9	4.676 7	7.469 8	6.035 5	7.134 5
Rank	11	9	7	6	5	<b>1</b>	4	10	2	8	3

图 13 两组图各融合算法的  $S_w$ Fig.13  $S_w$  of different fusion algorithms of two groups of images

## 4 结论

提出了一种基于可能性信息质量合成的双模态红外图像融合算法选取的方法。该方法基于信息质量对多个差异特征间的信息同时加权合成,解决了异类差异特征两两合成出现信息冗余导致所选择的融合算法相互冲突,造成融合效果差的问题,构建的多融合算法得分函数的联合分布实现了融合算法的优化选取。两组实验中的加权综合指标均高于均值的55%,验证了该方法的可行性。本文研究可为下一步研究异类差异特征融合有效度的深层集值映射提供参考。

### 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] WANG Xia, XIA Runqiu, JIN Weiqi, et al. Technology progress of infrared polarization imaging detection [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(10): 3175-3182.  
王霞, 夏润秋, 金伟其, 等. 红外偏振成像探测技术进展[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(10): 3175-3182.
- [3] JIANG Yaoting, PAN Lina. Application of infrared imaging technology to military and its development [J]. Ome Information, 2003(9): 26-29.  
蒋耀庭, 潘丽娜. 红外成像技术的军事应用及展望[J]. 光机电信息, 2003(9): 26-29.
- [4] 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.
- [5] 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似态变元组合融合[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(5): 63-72.
- [6] MA J, MA Y, LI C. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey [J]. Information Fusion, 2019, 45: 153-178.
- [7] 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.
- [8] LIN S Z, WANG D J, ZHU X H, et al. Fusion of infrared intensity and polarization images using embedded multi-scale transform [J]. Optik, 2015, 126(24): 5127-5133.
- [9] LIU Z D, YIN H P, FANG B, et al. A novel fusion scheme for visible and infrared images based on compressive sensing [J]. Optics Communications, 2015, 335: 168-177.
- [10] 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.
- [11] ZHANG Yaling. Research on synthesizing effectiveness distribution of different features and multi-attributes of bimodal

- infrared image[D]. Taiyuan: North University of China, 2020.
- 张雅玲. 双模态红外图像差异特征多属性的融合有效度分布合成研究[D]. 太原: 中北大学: 2020.
- [12] BOUHAMED S A, KALLEL I K, YAGER R R, et al. An intelligent quality-based approach to fusing multi-source possibilistic information[J]. Information Fusion, 2020, 55: 68-90.
- [13] 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.
- [14] YANG Fengbao, JI Linna, WANG Xiaoxia. Possibility theory and application[M]. Beijing: Science Press, 2019: 41-45.
- 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: 41-45.
- [15] LI Bin. Research on Web clustering algorithm based on relative manhattan distance[J]. E-Business Journal, 2013(11): 57-58.
- 李彬. 基于相对曼哈顿距离的Web聚类算法研究[J]. 电子商务, 2013(11): 57-58.
- [16] YAGER R, PETRY F. An intelligent quality-based approach to fusing multi-source probabilistic information [J]. Information Fusion, 2016, 31: 127-136.
- [17] CHEN Liwei, JIANG Yong. Comprehensive performance evaluation index of image fusion algorithm [J]. Computer Engineering, 2015, 41(2): 219-223.
- 陈立伟, 蒋勇. 图像融合算法的综合性能评价指标[J]. 计算机工程, 2015, 41(2): 219-223.