

# 面向双模态红外图像差异的拟态融合方法

王学霜, 王肖霞, 吉琳娜, 郭小铭

(中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030051)

**摘要:** 针对传统融合方法无法根据双模态红外图像差异特征的不同选择有效的融合策略的问题, 提出了一种面向红外光强与偏振图像差异的拟态融合方法。首先计算图像特征差异度对差异特征进行粗筛, 制定主差异特征类型的选取规则来确定图像组的主差异特征; 然后构造特征融合度, 以建立差异特征与拟态变元集中各层变元的映射, 确定变元分层结构; 最后在变元分层结构选择主差异特征类型的各层变元, 比较不同拟态结构变元组合时差异特征的特征融合度, 确定其最大值占比最高的拟态结构, 形成变体。实验结果表明, 经主观分析本文方法结果的视觉效果对比方法结果的效果更优; 经客观评价本文方法结果均为有效融合, 因此本文方法实现了对融合策略的自适应选择并提高了图像的融合质量。

**关键词:** 多层变元; 拟态结构; 拟态融合; 主差异特征类型; 特征融合度

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2024)02-0190-09

## Mimic Fusion Method for Differences in Dual-Mode Infrared Images

WANG Xueshuang, WANG Xiaoxia, JI Linna, GUO Xiaoming

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

**Abstract:** Traditional fusion methods cannot select an effective fusion strategy based on the different characteristics of dual-mode infrared images. A mimic fusion method for the difference between the infrared intensity and polarization images was developed in this study. First, the degree of difference between image features was calculated to roughly screen the difference features, and the selection rules of the main difference feature types were formulated to determine the main difference features of the image groups. Next, the degree of feature fusion was constructed to establish the mapping between the difference features and variables in each layer of the mimic variable set and to determine the hierarchical structure of the variables. Finally, in the hierarchical structure of the variables, the variables of each layer of the main difference feature type were selected. The degrees of feature fusion of the difference features between combined variables of different mimic structures were compared to determine the mimic structure with the highest proportion of its maximum value and form a variant. The experimental results show that the visual effect of the proposed method was better than that of the comparison method after a subjective analysis. After objective evaluation, the results obtained using the proposed method indicate effective fusion. Therefore, this method realizes adaptive selection of the fusion strategy and improves image fusion quality.

**Key words:** multi-layer variables, mimic structure, mimic fusion, main difference feature types, feature fusion degree

## 0 引言

双模态红外图像是指红外光强图像和红外偏振

图像, 其中红外光强图像是红外热成像技术通过探测景物红外辐射强度形成的<sup>[1]</sup>, 而红外偏振图像是利用红外偏振成像技术在红外热成像基础上获得多方向

收稿日期: 2023-06-02; 修订日期: 2023-07-06.

作者简介: 王学霜 (1999-), 女, 硕士研究生, 主要从事红外信息处理的研究。E-mail: 1366557828@qq.com.

通信作者: 王肖霞 (1980-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为关联成像技术、不确定性信息处理等。E-mail: wangxiaoxia@nuc.edu.cn.

基金项目: 山西省基础研究计划项目 (202203021221104); 中北大学研究生科技立项 (2022180501)。

偏振量得到的<sup>[2]</sup>,两者在医学、农业、消防、军事等领域都发挥巨大的作用<sup>[3-4]</sup>。红外光强图像有明显的亮度和外表轮廓,红外偏振图像有清晰的边缘和纹理细节,两者构成互补信息,使双模态红外图像的融合成为近年来研究的重点内容<sup>[5]</sup>。目前双模态红外图像融合算法的融合方式较为单一,存在图像融合效果不明显甚至差的问题,因此如何有效利用双模态红外图像互补信息,实现图像信息的高质量融合成为亟待解决的问题。

图像融合方法主要包括多尺度变换和非多尺度变换的融合方法,其中也存在对经典方法的改进及混合融合<sup>[6]</sup>。Li<sup>[7]</sup>提出了一种基于引导滤波的加权平均技术,以利用空间一致性融合基础层和细节层;Liu<sup>[8]</sup>结合多尺度变换和稀疏表示提出了一种通用的图像融合框架;Liu<sup>[9]</sup>利用连体卷积网络集成红外和可见光图像的像素活动信息。这些融合方法虽然可以获得较好的融合性能,但由于融合方式的单一性,不能实现

图像融合的自适应性。针对此类问题,为便于对图像差异信息的有效融合,Hu<sup>[10]</sup>构建差异特征来定向描述双模态红外图像的互补信息,并验证能够用差异特征引导融合,为研究差异特征融合,实现双模态红外图像互补信息的有效融合奠定基础。

针对上述问题,本文结合差异特征驱动融合机制,提出了一种拟态融合方法。差异特征的有效融合使双模态红外图像互补信息得到有效利用,能够从中获得更全面的融合信息。

## 1 研究方法

面向双模态红外图像差异的拟态融合方法主要包括两部分,主差异特征的选择,各层变元和拟态结构的确定。其中主差异特征选择模块用于确定图像组的主差异特征类型,各层变元和拟态结构的确定模块用来对应主差异特征类型的高层变元、低层变元、基层变元和拟态结构。具体方法流程如图1所示。

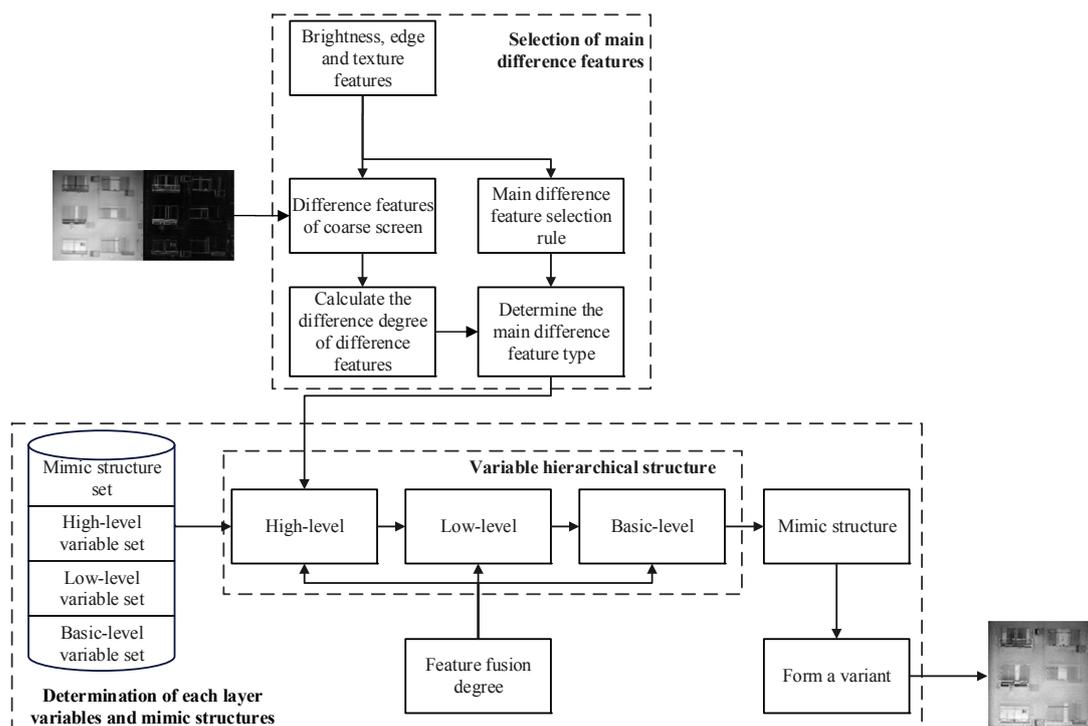


图1 面向双模态红外图像差异的拟态融合方法流程

Fig. 1 Flow chart of mimic fusion method for dual-mode infrared image difference

### 1.1 主差异特征的选择

从成像影响因素、物体辐射特性、目标探测效果角度分析双模态红外图像特点<sup>[11]</sup>,双模态红外图像特征中亮度、边缘与纹理特征差异明显,因此从中进行差异特征的选择。亮度特征有平均能量(average energy, AE)、熵(entropy, EN)、对比度(contrast, CD);边缘特征有标准差(standard deviation, STD)、边缘强度(edge strength, ES)、边缘丰度(edge abundance,

EA)、平均梯度(average gradient, AG);纹理差异特征有Tamura对比度(Tamura contrast, TCD)、均匀度(homogeneity degree, HD)、清晰度(definition, DF)。

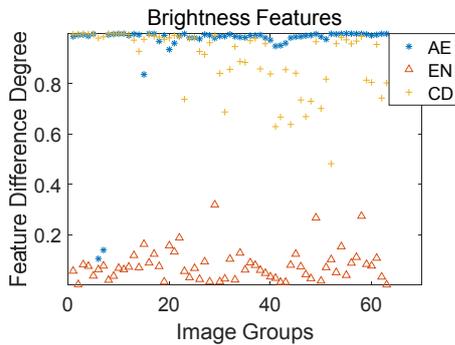
特征差异度是用来描述双模态红外图像差异特征的差异程度,范围[0~1],如公式(1)所示:

$$\text{Dif} = \frac{|Df_1 - Df_p|}{w_1 \times Df_1 + w_2 \times Df_p + \sigma} \quad (1)$$

$$\begin{cases} w_1 = Df_i / (Df_i + Df_p) \\ w_2 = Df_p / (Df_i + Df_p) \end{cases} \quad (2)$$

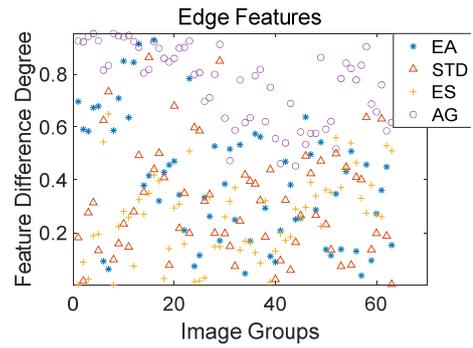
式中:  $Dif$  代表特征差异度;  $Df$  代表差异特征值;  $I$  和  $P$  分别代表红外光强与偏振图像;  $w_1$ 、 $w_2$  分别为红外光强、偏振图像的权重;  $\sigma$  是一个极小的常数用于防止分母为 0。

将多样本图像划分为  $32 \times 32$  尺寸的局部图像, 从中随机选择 64 组计算亮度、边缘和纹理特征的特征差异度如图 2 所示, 通过观测 64 组样本图像特征差异度的分布情况对图像特征进行粗筛, 确定双模态红外图像的特征差异度。亮度特征中,  $AE$  与  $CD$  的特征差异度较高且存在较大的幅值范围, 但是  $EN$  特征差异度较低, 对两类图像的特征表示不明显, 因此选择  $AE$  和  $CD$  作为亮度特征; 边缘特征中, 由于  $EA$  与  $AG$  相比于  $STD$  与  $ES$  来说, 它们存在高差异度值的数量较多,  $STD$  与  $ES$  的特征差异在图像中不明显, 因此选择  $EA$  和  $AG$  作为边缘特征; 纹理特征中,  $TCD$  和  $DF$  特征差异存在高的差异度和较大的幅值, 而  $HD$  特征差异度的变化趋势与  $TCD$  相近且大多数值较低于  $TCD$  特征差异度值, 因此选择  $TCD$  和  $DF$  作为纹理特征。



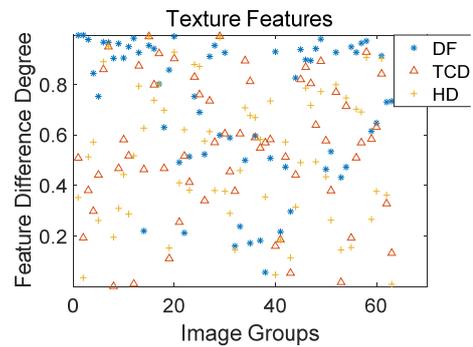
(a) 3 类亮度特征的特征差异度

(a) Difference degree of three kinds of brightness features



(b) 4 类边缘特征的特征差异度

(b) Difference degree of four kinds of edge features



(c) 3 类纹理特征的特征差异度

(c) Difference degree of three kinds of texture features

图 2 亮度、边缘和纹理特征下的特征差异度

Fig.2 Feature difference under brightness, edge and texture features

利用主差异特征类型选取规则, 获取图像的 3 种主差异特征类型。将亮度特征和边缘纹理特征设为两组, 先分别得到两组中包含主差异特征的个数  $M_{Tea}$  如式(3)所示, 两组的特征差异按差异度排序后, 分别选择对应个数的特征差异, 得到主差异特征类型。

$$M_{Tea} = \begin{cases} |DF_{Brig}| = 1, |DF_{Edge}, DF_{Text}| = 2 & SDif_{Edge} + SDif_{Text} < a, SDif_{Brig} < b \\ |DF_{Brig}| = 2, |DF_{Edge}, DF_{Text}| = 1 & SDif_{Edge} + SDif_{Text} < a, SDif_{Brig} > b \\ |DF_{Brig}| = 2, |DF_{Edge}, DF_{Text}| = 1 & SDif_{Edge} + SDif_{Text} > a, Edif_{Edge, Text} \leq c \\ |DF_{Brig}| = 1, |DF_{Edge}, DF_{Text}| = 2 & SDif_{Edge} + SDif_{Text} > a, c < Edif_{Edge, Text} \leq d \\ |DF_{Edge}, DF_{Text}| = 3 & SDif_{Edge} + SDif_{Text} > a, Edif_{Edge, Text} > d \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $Brig$ 、 $Edge$ 、 $Text$  分别表示亮度、边缘、纹理;  $SDif$  代表特征差异度和;  $Edif_{Edge, Text}$  为边缘纹理特征差异度的加权平均值;  $|DF|$  代表确定的主差异特征个数,  $a$ 、 $b$ 、 $c$ 、 $d$  为阈值, 本文经过实验确定  $a=2.4$ ,  $b=1.85$ ,  $c=0.7$ ,  $d=0.94$ 。

## 1.2 各层变元和拟态结构的确定

### 1) 特征融合度

在确定特征差异与各层变元、拟态结构的关系

时, 需要选择出图像融合效果较好的组合, 除了对视觉效果判断以外, 还要进行客观描述。在图像不失真的情况下, 特征差异值越高代表图像质量越好, 由

于对差异特征值直接比较并不直观,为了更方便地观测出双模态红外图像差异特征的融合效果,采用特征融合度来描述在不同变元组合下差异特征的融合情况,选择变元分层结构中融合主差异特征效果较好的变元,如公式(4)所示:

$$y_i = \frac{1}{\max_{1 \leq i \leq n} (x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i)} \times \left( x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \right) \quad (4)$$

式中:  $x_i$  为不同变元融合得到差异特征值;  $n$  为各层变元的总数;  $y_i$  为计算所得差异特征的特征融合度数值。 $y_i > 0$  认为变元所对应图像差异特征拥有较好的融合效果,且数值越大融合效果越好,  $y_i = 1$  时融合效果

最好;反之认为融合效果不好,并且数值越小融合效果越差。

### 2) 各层变元的确定

拟态融合的组成结构包括拟态变元和拟态结构,将拟态变元分为高层变元、低层变元和基层变元,构造拟态融合方法的拟态变元集合,具体如表 1 所示。其中高层变元代表各类多尺度分解算法;低层变元代表高低频融合规则;基层变元则代表融合参数。

在各层变元中,由于高层变元包含低层和基层变元,因此依次确定差异特征与高层变元、低层变元和基层变元的关系。

表 1 拟态变元集

Table 1 Set of mimic variables

High-level variable	Low-level variable		Basic-level variable
	High frequency rule	Low frequency rule	
	Maximum absolute value (MAX)	Weighted mean (WA)	
Pyramid Transform Class	Window based gradients (WBG)	Window based weighted average (WBWA)	
Wavelet Transform Class	Frequency selective weighted median filter (FSWM)	Window based energy (WBE)	Fusion parameter
Directional Filtering Class	Principal component analysis (PCA)	Mean (MEAN)	
Edge Preserving Class	Block principal component analysis (PBPCA)	Window based standard deviation (WBSD)	

建立单一差异特征与高层变元类间的关系,确定高层变元类。固定低层与基层变元,在不同高层变元类内各选一种高层变元分别进行 6 类差异特征的融合,比较融合后对应差异特征的特征融合度值,由于同类型的高层变元分解方式相似,因此至少选择前 2 个特征融合度最大的高层变元类,来确定单一差异特征的高层变元类,如式(5)所示:

$$DF(n) \rightarrow HV_k^n \quad (5)$$

式中:  $DF(n)$  代表第  $n$  个差异特征,  $HV_k^n$  表示与差异特征  $n$  对应的第  $k$  个高层变元类,其中  $n=1, 2, \dots, 6$ ,  $k=1, 2, \dots, K$ 。

建立单一差异特征与高层变元类内的关系,确定类内高层变元。确定高层变元类后,将类内所有高层变元进行差异特征的融合,分别计算 6 类差异特征不同高层变元的特征融合度,保留特征融合度大于 0 的高层变元,确定单一差异特征的类内高层变元,如式(6)所示:

$$DF(n) \rightarrow HV_{k,j}^n \quad (6)$$

式中:  $j=1, 2, \dots, J$  为差异特征对应的类内高层变元个

数的变量。

建立单一差异特征与低层变元的关系。固定基层变元,将差异特征对应高层变元的所有低层变元组合情况进行差异特征的融合,先进行主观判断,剔除融合失真、视觉效果差的变元组合情况后,再计算特征融合度,选择特征融合度值大于 0 的低层变元,确定低层变元,如式(7)所示:

$$DF(n) \rightarrow HV_{k,j}^n (LV_h) \quad (7)$$

式中:  $LV$  代表低层变元,  $h=1, 2, \dots, H$  为高层变元下低层变元个数的变量。

建立单一差异特征与基层变元的关系。将不同基层变元代入式(7)下得到的高层和低层变元组合中,选择在高层和低层变元相同的情况下,不同基层变元中差异特征的特征融合度最大值,确定差异特征对应的基层变元,变元分层结构也由此确定,如式(8)所示:

$$DF(n) \rightarrow HV_{k,j}^n (LV_h (BV_l)) \quad (8)$$

式中:  $BV$  代表基层变元;  $l=1, 2, \dots, L$  为低层变元下基层变元个数的变量。

### 3) 拟态结构的确定

拟态结构代表高层变元的组合方式,常见的拟态

结构为串联式、并联式和内嵌式结构。串联式结构 (tandem structure, TS) 将前一级高层变元的输出作为后一级高层变元的输入, 同时要保证第二级后各高层变元输入的合理设计; 并联式结构 (parallel structure, PS) 不同高层变元具有相同的输入, 对图像同时进行融合, 最后将不同融合结果合成获得并联式结构的融合结果; 内嵌式结构 (embedded structure, ES) 是由不同高层变元层层嵌套获得最终融合结果, 其内部输出能作为其他高层变元的输入, 其他高层变元能够嵌入其中, 当内部融合结束后, 外部高层变元将内部不同融合结果组合得到内嵌式结构的融合结果。

确定变元分层结构后, 建立主差异特征类型与拟态结构的关系, 即确定对高层变元的组合结构, 从而形成变体。由式(3)的主差异特征类型选取规则得到图像的主差异特征, 对应出各层变元后, 按照不同拟态结构对高层变元进行组合, 计算各拟态结构不同主差异特征类型融合结果的特征融合度, 确定特征融合度最大值占比最高的拟态结构, 形成变体, 如式(9)所示:  $MDF =$

$$(DF(n_1), DF(n_2), DF(n_3)) \rightarrow MS_s(HV_1, HV_2, \dots, HV_y) = E \quad (9)$$

式中:  $MDF$  代表主差异特征类型;  $MS$  表示拟态结构;  $E$  表示变体;  $y$  表示高层变元的个数,  $s=1, 2, \dots, S$ , 代表拟态结构个数的变量。

## 2 实验及结果分析

### 2.1 实验结果

通过对图3中6组双模态红外图像进行实验来验

证本文拟态融合方法的融合效果, 图像组中第一行为红外光强图像, 第二行为红外偏振图像。本文在拟态变元集中高层变元类内选择具有代表性的多尺度融合方法, 例如金字塔变换类内有拉普拉斯金字塔 (Laplacian pyramid, LP)<sup>[12]</sup>、低通比率金字塔 (low-pass ratio pyramid, RP)<sup>[13]</sup>等; 小波变换类内包括离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT)<sup>[14]</sup>、双树复小波变换 (dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)<sup>[15]</sup>等; 方向滤波类包括非下采样剪切波变换 (non-subsampled Shearlet transform, NSST)<sup>[16]</sup>等; 边缘保持类内包括导向滤波 (directed filtering, GF)<sup>[7]</sup>、L0边缘保持滤波 (L0 edge-preserving filtering, LEP)<sup>[17]</sup>等。低层变元中的融合规则组合表示为 (高频规则\_低频规则)。基层变元中的融合参数包含在融合算法内, 如 LP、RP、DWT 等存在分层参数  $n$ , NSST 算法中剪切波的方向参数 ( $d_{comp}$ )、尺度参数 ( $d_{size}$ ), GF 的滤波参数 (filter) 等。

首先由式(1)计算得到6组图像差异特征的特征差异度, 再利用式(3)结合特征差异度确定各组图像的主差异特征类型, 结果如表2所示。

根据确定的变元分层结构, 对应出6组图像主差异特征类型的各层变元。由于图像组的主差异特征类型不同, 对应的变元也不相同, 最后确定的各层变元如表3所示。

选择拟态结构, 确定高层变元合适的组合方式, 从而形成变体。分别对6组双模态红外图像的不同高层变元按不同拟态结构组合, 计算在3种拟态结构组合下融合结果的特征融合度, 如图4所示。

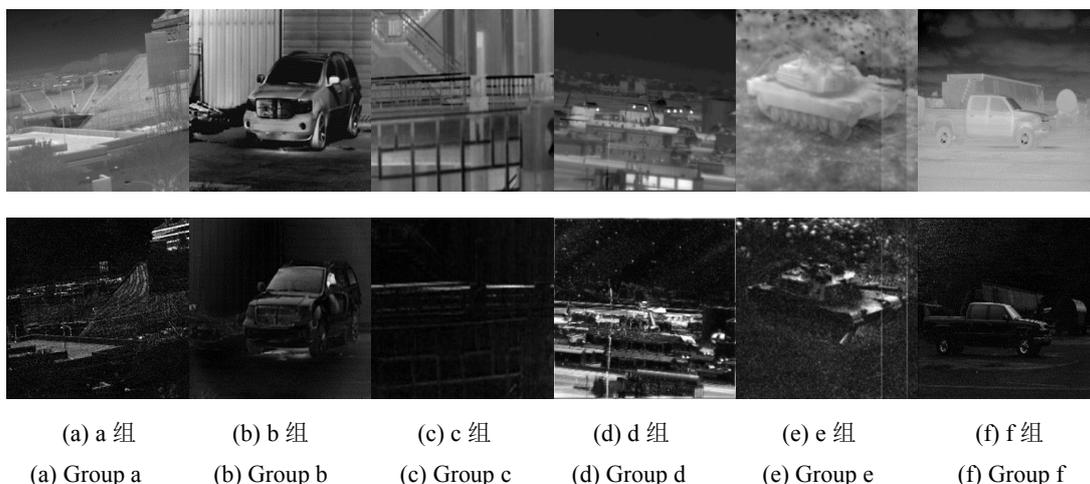


图3 实验图像

Fig. 3 Experimental images

表2 主差异特征类型

Table 2 Main difference feature types

Image group	a	b	c	d	e	f
Main difference	AE	AE	TCD	CD	CD	TCD
	CD	TCD	DF	AG	AE	DF
Feature type	TCD	DF	EA	TCD	AG	AG

表3 图像组的各层变元

Table 3 Variables of each layer of image group

Image group	a	b	c	d	e	f
Each layer variable 1	GF	GF	LP	GF	GF	LP
	WBG_WA	MAX_WBE	WAX_WBE	MAX_WBWA	MAX_WBWA	MAX_WBE
	symmetric	symmetric	$n=4$	symmetric	symmetric	$n=5$
Each layer variable 2	GF	LP	NSST	DWT	GF	NSST
	PCA_WBE	PBPCA_WBSD	MAX_WBSD	MAX_WBE	WBG_WA	MAX_WBSD
	symmetric	$n=4$	[1 2 2 4] [32 16 16 8]	$n=3$	replicate	[1 2 2 4] [32 16 16 8]
Each layer variable 3	RP	NSST	DTCWT	LP	DWT	DWT
	MAX_WBE	MAX_WBSD	FSWM_WA	PBPCA_WBSD	MAX_WBE	MAX_WBE
	$n=3$	[1 2 2 4] [32 16 16 8]	$n=4$	$n=4$	$n=3$	$n=4$

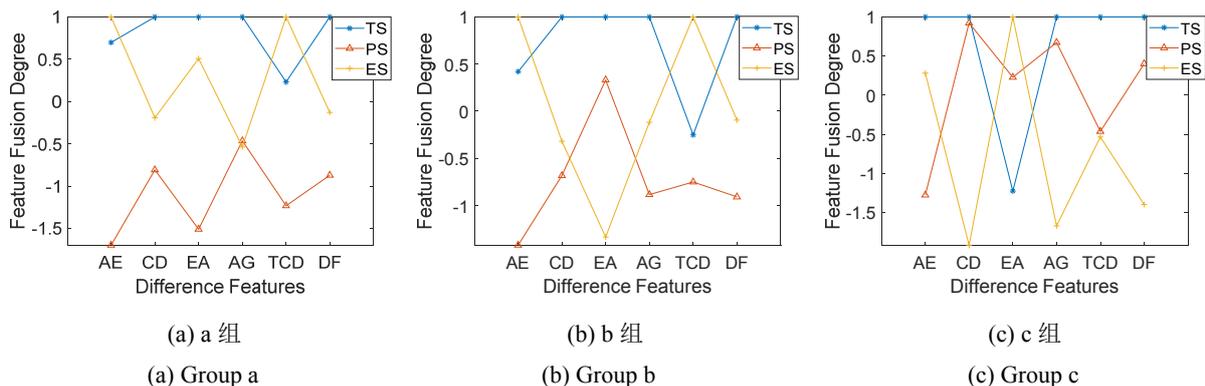
由于串联式结构在融合过程中,每次串联时融合图像的选择对融合结果起关键作用,因此在串联时需要选择合适的图像输入进行融合;并行式结构在最后融合时权重的不同影响着融合的质量,本文权重取均值,从图中结果可以看出差异特征融合效果不理想;内嵌式结构中图像的融合质量与高层变元的嵌套位置有关,当图像分解后需要合适的高层变元对高频或低频分量进行融合。观测图4不同图像组差异特征的特征融合度结果,得出a、b、c、d、f图像组的特征融合度最大值串联式结构占比最高,因此确定拟态结构为串联式结构;e图像组中特征融合度最大值占比最高的是内嵌式结构,因此其作为e组图像的拟态结构。

最后的实验结果如图5所示,其中(1)组为拟态融合方法形成变体后最终得到的融合结果,对比实验使用LP\_SR<sup>[8]</sup>与CNN<sup>[9]</sup>算法,实验结果分别为(2)组与(3)组。

## 2.2 结果分析

### 1) 主观分析

从视觉效果来看, a(1)右上角建筑的边缘和纹理部分比 a(2)和 a(3)更明显, b(1)中汽车刮雨器附近的细节比 b(2)和 b(3)更多, c(1)栏杆处的视觉效果比 c(2)和 c(3)好, d 和 e 组图像在方法 1 下的结果亮度比在方法 2 和方法 3 下结果的亮度高, 其中 e(1)图中坦克炮筒部分的边缘比 e(2)和 e(3)图像清晰, f(1)结果的纹理比 f(2)和 f(3)的纹理更明显。



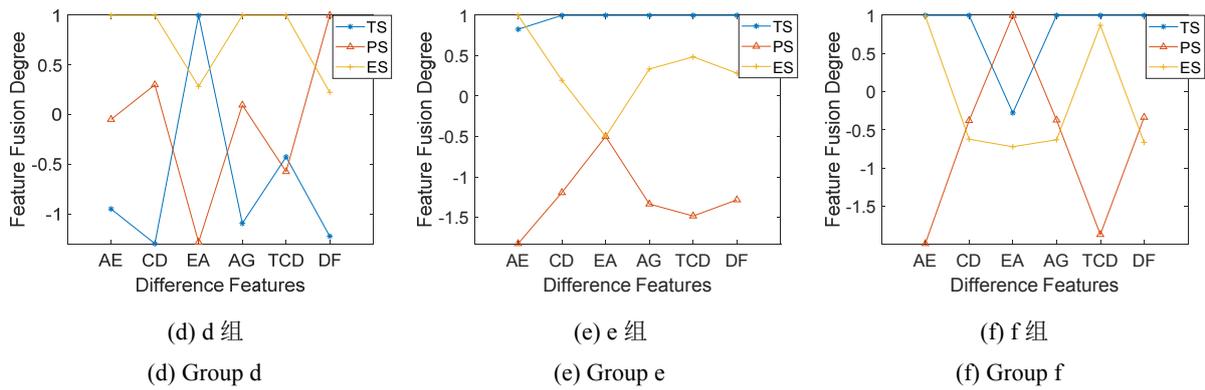


图4 6组图像的特征融合度  
Fig.4 Feature fusion degree of six groups of images

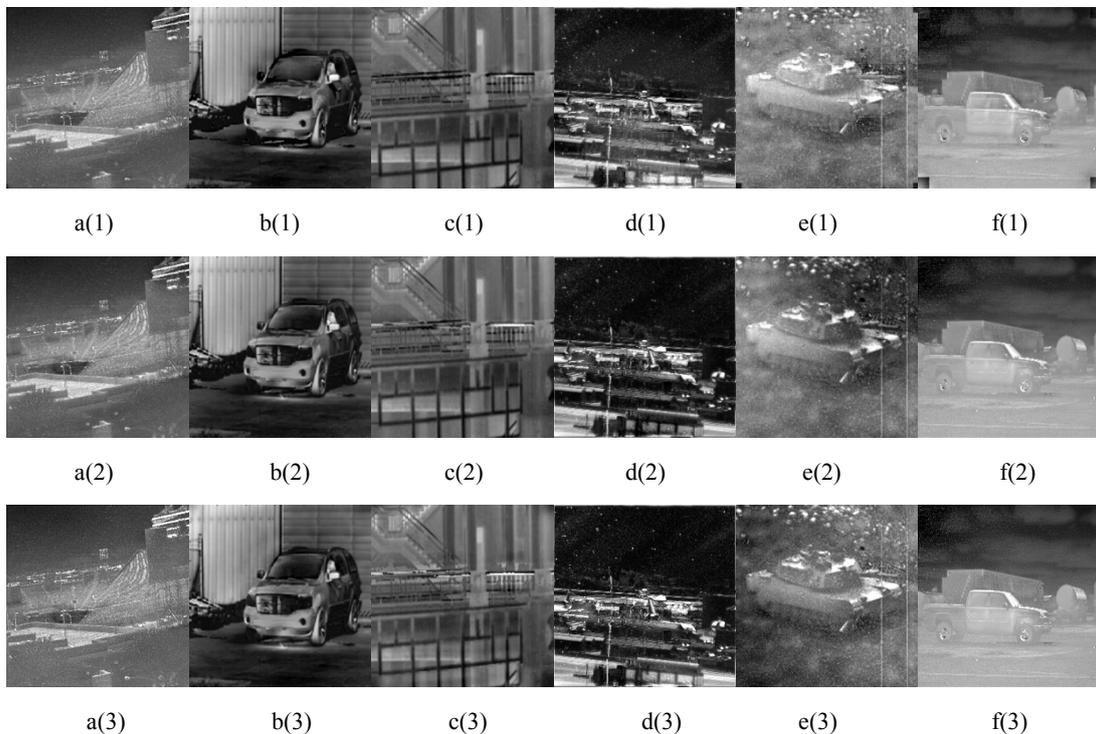


图5 红外光强与偏振图像融合结果

Fig.5 Fusion results of infrared light intensity and polarized images

2) 客观分析

利用9种常用评价指标对6组图像的3种不同融合结果进行比较,如表4所示。虽然评价指标结果的最大值没有都在(1)组图像中,但整体来说,利用(1)组方法所得融合图像的常用评价指标结果最优值总体所占比重比其他两种方法得到融合图像的评价指标结果大得多,高达77.8%,其中(2)组中算法评价指标最优值占5.6%,(3)组中算法评价指标最优值占16.6%。因此从常用指标评价结果可知,针对图像差异的拟态融合方法能够实现较好的融合效果。

用拟态指标进行评价,分析拟态融合方法的优势。融合有效度是比较双模态红外图像各类差异特征融合效果的评价指标,其作用是评价融合方法对源图

像差异信息的融合情况,如式(10)所示:

$$FD_T = w_{I,T} \times (Df_{F,T} - Df_{I,T}) + w_{P,T} \times (Df_{F,T} - Df_{P,T}) \quad (10)$$

$$\begin{cases} w_{I,T} = \frac{Df_{I,T}}{Df_{I,T} + Df_{P,T}} \\ w_{P,T} = \frac{Df_{P,T}}{Df_{I,T} + Df_{P,T}} \end{cases} \quad (11)$$

式中: I 和 P 分别为红外光强与偏振图像; T 代表差异特征的编号; Df 为差异特征值; FD 代表差异特征的融合度。 $w_{I,T}$  和  $w_{P,T}$  代表权重因子,为了说明源图像中差异特征较大者其重要性也越大,反之越小。

用3种融合方法得到的6组双模态红外图像融合结果的融合有效度如表5所示。通过观察差异特征融合有效度的最大值分布可知,(1)中方法对差异特征的融合效果总体比其他两种方法对差异特征的融合效

表4 评价指标结果

Table 4 Evaluation index results

	AE	STD	ES	EA	TCR	DF	SF	AG	EN
a(1)	0.4095	0.1654	0.3064	6524	0.0201	13576	0.0974	0.0316	7.3297
a(2)	0.4094	0.1650	0.2967	6310	0.0192	13083	0.0973	0.0312	7.2816
a(3)	0.4218	0.1509	0.2909	6635	0.0162	11562	0.0937	0.0305	7.1670
b(1)	0.3231	0.2182	0.2997	5136	0.0395	13957	0.0735	0.0261	7.5084
b(2)	0.3230	0.2146	0.2883	5098	0.0381	12200	0.0660	0.0249	7.4757
b(3)	0.3250	0.2135	0.2884	5369	0.0376	12180	0.0660	0.0249	7.4959
c(1)	0.3644	0.1272	0.2641	6601	0.0121	8200	0.0518	0.0224	7.0437
c(2)	0.3690	0.1248	0.2587	6386	0.0111	7813	0.0505	0.0219	7.0067
c(3)	0.3691	0.1256	0.2568	6552	0.0114	7591	0.0501	0.0217	7.0165
d(1)	0.2906	0.2262	0.4904	5818	0.0356	32283	0.1432	0.0494	7.2654
d(2)	0.2102	0.2306	0.4718	5483	0.0355	32146	0.1375	0.0480	6.9189
d(3)	0.2287	0.2398	0.4691	5741	0.0398	31247	0.1360	0.0476	7.0447
e(1)	0.5024	0.1407	0.3506	6408	0.0127	14557	0.0801	0.0327	7.0314
e(2)	0.4149	0.1600	0.3211	5237	0.0178	11267	0.0698	0.0300	7.2885
e(3)	0.4024	0.1525	0.3132	6222	0.0155	10595	0.0686	0.0295	7.1660
f(1)	0.4722	0.2289	0.1923	4261	0.0457	4636	0.0559	0.0184	7.3488
f(2)	0.4786	0.2276	0.1762	2731	0.0454	3651	0.0498	0.0167	7.2826
f(3)	0.4811	0.2273	0.1741	4423	0.0455	3395	0.0480	0.0164	7.2846

表5 融合有效度结果

Table 5 Fusion effectiveness results

	AE	CD	EA	AG	TCD	DF
a(1)	1.9966	0.0935	126019	0.8300	0.2380	314171
a(2)	1.9218	0.0598	135319	0.7991	0.1645	137245
a(3)	2.5679	0.0395	137119	0.7501	-0.1521	112802
b(1)	1.7659	0.1327	83076	0.8230	0.0526	417975
b(2)	1.6151	0.0670	95676	0.6858	-0.0927	240694
b(3)	1.6984	0.0674	106376	0.6900	-0.1431	240287
c(1)	0.5483	0.0540	117497	0.5446	0.0251	202064
c(2)	0.8172	0.0426	107697	0.4860	-0.0670	155986
c(3)	0.8526	0.0403	112597	0.4781	-0.0521	141204
d(1)	4.0119	0.2512	74796	1.3454	1.8448	479182
d(2)	0.1422	0.1253	62896	1.0272	1.8357	426562
d(3)	1.4290	0.1057	67096	1.0020	2.2600	375589
e(1)	3.8526	0.1356	69813	1.1519	0.3232	483782
e(2)	-3.6600	0.0318	66713	0.6146	0.8463	122979
e(3)	-4.8496	0.0252	51213	0.5991	0.5955	87527
f(1)	0.8010	0.0761	55456	0.7373	0.0571	193877
f(2)	1.3093	0.0214	48056	0.4515	0.0338	72326
f(3)	1.5717	0.0197	71656	0.4456	0.0328	69765

果好。另外观察表中数据可知(1)中方法的融合有效度都为正值,而(2)组所用方法的融合有效度在 b、c、e 图像组中存在负值,(3)组所用方法的融合有效度在 a、b、c、e 图像组中存在负值,代表本文方法可以通过对融合策略进行自适应选择,实现对源图像差异特征的有效融合,而其他方法存在对源图像差异特征的低效融合

### 3 结论

本文提出一种面向图像差异的拟态融合方法,该方法通过确定变元分层结构,根据图像主差异特征类型确定各层变元和拟态结构,实现对变体的获取,达到融合双模态红外图像互补信息的目的,实现了对融合算法的针对性选择和图像的自适应性融合,从主客观进行评价,特别是拟态评价指标的结果得出本文方法实现了对图像差异信息的有效融合和图像融合的自适应性,提高了图像的融合质量。本文研究为下一步面向图像区域划分,提高局部区域融合质量的拟态融合研究提供参考。

#### 参考文献:

- [1] CHEN C S, DAI M Y, LIU H F, et al. Comparison and analysis on test methods of infrared radiant intensity of infrared decoy[J]. *Infrared Technology and Applications*, 2014, **9300**: 93000K.
- [2] LI P, KANG G G, Vartiainen I. Investigation of achromatic micro polarizer array for polarization imaging in visible-infrared band[J]. *Optik*, 2018, **158**: 1427-1435.
- [3] Kumar P, Gaurav A, Rajnish R K, et al. Applications of thermal imaging with infrared thermography in orthopaedics[J]. *Journal of Clinical Orthopaedics and Trauma*, 2021, **24**: 101722.
- [4] TUO H N, SHI G C, LUO X L. Detection method of ship target infrared polarization image[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, **1802**: 022063002E
- [5] ZHANG J H, ZHANG Y, SHI Z G. Long-wave infrared polarization feature extraction and image fusion based on the orthogonality difference method[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2018, **27**(2): 023021.
- [6] MAJ Y, MA Y, LI C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey[J]. *Information Fusion*, 2019, **45**: 153-178.
- [7] LI S T, KANG X D, HU J W. Image fusion with guided filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(7): 2864-2875.
- [8] LIU Y, LIU S P, WANG Z F. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. *Information Fusion*, 2015, **24**(C): 147-164.
- [9] LIU Y, CHEN X, CHENG J, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks[J]. *International Journal of Wavelets Multiresolution and Information Processing*, 2018, **16**(3): 1850018.
- [10] HU P, YANG F B, WEI H, et al. Research on constructing difference-features to guide the fusion of dual-modal infrared images[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2019, **102**: 102994.
- [11] 杨风暴. 红外物理与技术[M]. 2版: 北京: 电子工业出版社, 2020. YANG Fengbao. *Infrared Physics and Technology*[M]. 2<sup>nd</sup> edition: Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2020.
- [12] BURT P J, ADELSON E H. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1983, **31**(4): 532-540.
- [13] Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1989, **9**(4): 245-253.
- [14] Kannan I K, Arumuga Perumal S, Arulmozhi K. Area level fusion of multi-focused images using double density DWT and DTCWT[J]. *Digital Image Processing*, 2009, **1**(6): 231-242.
- [15] 王少杰, 潘晋孝, 陈平. 基于双树复小波变换的图像融合[J]. *核电子学与探测技术*, 2015, **7**: 726-728. WANG S J, PAN J X, CHEN P. Image fusion based on dual-tree complex wavelet transform[J]. *Nuclear Electronics and Detection Technology*, 2015, **7**: 726-728.
- [16] Easley G, Labate D, Lim W. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, **25**(1): 25-46.
- [17] GU B, LI W, ZHU M, et al. Local edge-preserving multiscale decomposition for high dynamic range image tone mapping[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(1): 70-79.