

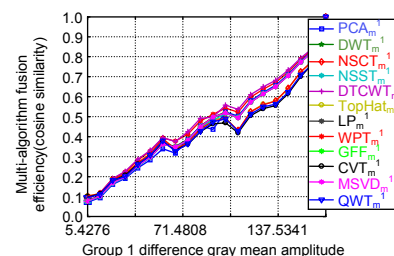


DOI: 10.12086/oe.2019.190059

基于余弦相似性的双模态红外图像融合性能表征

张雅玲, 吉琳娜*, 杨风暴, 胡鹏

中北大学信息与通信工程学院, 山西 太原 030051



摘要: 针对现有的红外光强与偏振图像融合中融合有效度量稳定性低且不符合人类视觉系统的问题, 通过比较常见的基于距离度量的三种融合有效度量函数化度量方法, 分析比较了多种融合算法对差异特征融合有效度分布的稳定性; 通过统计十组源图像的差异特征幅值区间中出现最优融合算法的频次, 从而得出每种差异特征的最优融合算法, 进而得到了余弦相似性为一种稳定性高且与人类主观观察结果更符合的融合有效度的度量方式。实验结果表明, 在多种融合算法的融合有效度度量的融合效果中, 余弦相似性具有高稳定性且与人类视觉分析有良好的匹配性。

关键词: 图像融合; 双模态红外图像; 融合有效度; 余弦相似性

中图分类号: TP391.41; TN305.7

文献标志码: A

引用格式: 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): 190059

Characterization of dual-mode infrared images fusion based on cosine similarity

Zhang Yaling, Ji Linna*, Yang Fengbao, Hu Peng

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

Abstract: To solve the problem of low stability of fusion validity measurement in existing fusion of infrared intensity and polarization images, the stability of various fusion algorithms for the distribution of fusion validity of different features was analyzed and compared by using three common fusion validity function measurement methods based on measurement distance. By calculating the frequency of the optimal fusion algorithm in difference feature amplitude interval of ten groups of images, the optimal fusion algorithms for each difference feature were obtained, and cosine similarity was obtained as a measure of fusion efficiency with high stability and more consistent with subjective observation results of the humans. The experimental results show that the cosine similarity has high stability and good matching with human vision analysis in the fusion effectiveness measurement of various fusion algorithms.

Keywords: image fusion; dual-mode infrared images; fusion validity; cosine similarity

Citation: Zhang Y L, Ji L N, Yang F B, et al. Characterization of dual-mode infrared images fusion based on cosine similarity[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(10): 190059

收稿日期: 2019-02-05; 收到修改稿日期: 2019-05-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61672472); 国家青年科学基金资助项目(61702465); 中北大学研究生自然科学基金科技立项项目(20181530)

作者简介: 张雅玲(1994-), 女, 硕士研究生, 主要从事红外信息处理的研究。E-mail: 1037060250@qq.com

通信作者: 吉琳娜(1988-), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事智能信息处理等研究。E-mail: jinnuc@163.com

1 引言

红外偏振图像与红外光强图像因为成像机理与图像特点的显著差异,所以这两类图像在亮度、边缘和纹理细节等场景信息方面具有互补性。红外光强图像主要是对物体的红外辐射强度进行成像,其成像效果与物体的温度和辐射率有关;而红外偏振图像则是对景物多个方向的偏振量进行成像,其成像效果与景物的材料与表面粗糙度有关^[1]。将这两类图像的差异特征进行有效地融合对实现信息优势互补至关重要^[2]。

双模态红外图像融合中差异特征融合有效度度量是一个很关键的问题。文献[3]研究了基于不同融合算法中各种差异特征幅值下融合有效度的分布合成,并验证了该分布合成的有效性,但是研究过程中并未寻求最佳的融合有效度度量方式,从而导致融合有效度分布合成的结果偏差较大;文献[4]提出了一种双模态红外图像集值映射融合的新方法,该方法操作简便且融合效果较好,但是对于融合有效度度量公式的构造只是简单地对源双模态图像中对应特征值量化后相加取平均,并与融合图像中量化后的特征值作差,并未考虑到在不同融合算法融合时,双模态图像并非是均值融合的;文献[5]在融合有效度度量方式的选取是通过比较多种度量方式的融合有效度分布图的视觉融合效果,不足之处在于只是针对单一算法来进行多种度量方式的比较,且通过图像整体融合有效度变化幅度的大小来评价融合有效度度量公式的优劣,事实上图像整体的融合有效度并非是变化幅度越大越反映真实的融合有效度变化,融合有效度是由不同融合算法得出的融合结果图与源双模态图像综合比较得到的,所以这种基于视觉主观评价所选取的最佳度量方式本身就是不准确的。

针对上述问题,由于差异特征的类型、幅值、频次等多种属性都会动态地发生变化,所以未经过差异特征驱动所选取的融合算法无法达到对差异特征的有效融合^[6],其中,融合有效度的度量也关系到对不同成像场景中真实融合情况反映的准确性。

为了解决以上问题,本文通过比较欧氏距离、余弦相似性和兰式距离三种常用的度量方式在描述融合有效度方面的优劣,得出余弦相似性这一融合有效度量方法实现了对红外偏振与光强图像融合有效度的真实描述,为建立差异特征与融合算法间的准确对应关系提供了借鉴。

2 差异特征与融合算法的选取

2.1 差异特征类集构建

鉴于本文研究的图像均为红外图像,不具有颜色特征,所以主要从空间形状特征与纹理特征中选取,这两类特征在描述互补信息中具有明显优势。双模态红外图像主要具有三大类特征,包括亮度特征、边缘特征和纹理特征。亮度特征与边缘特征均属于空间形状特征,空间形状特征是人类视觉系统进行物体识别时所需的重要信息,随周边环境(如亮度等)的变化不大,是物体的一种稳定信息,通常包括对轮廓和区域的描述^[7]。纹理特征包含丰富的视觉信息,且不依赖于颜色和亮度信息,能从微观上提高物体的区分度,纹理描述方法有统计法、频谱法、结构法和模型法^[7],常用的方法为统计法,包括灰度共生矩阵^[8]、Tamura 纹理特征^[9]、局部二值模式^[10-11]等。

从空间形状特征中选取灰度均值(gray mean, M)来表征亮度,同时选取边缘强度(edge intensity, EI)、标准差(standard deviation, SD)、平均梯度(average gradient, AG)来表征边缘信息中的边缘幅值、反差度以及清晰度。从纹理中选取 Tamura 纹理特征,它是基于人类对纹理视觉感知的心理学的研究,由 Tamura 等人提出的纹理特征的表达方法。Tamura 纹理特征的六个分量对应于心理学角度上纹理特征的六种属性,其中粗糙度(coarseness, CA)、对比度(contrast, CN)、方向度(directionality, DR)这三个分量相关度很低,具有很好的独立性^[9],但是 DR 这一指标无法在双模态红外图像表征互补信息,所以选取 CA、CN 来表征纹理特征中的纹理粗糙性和像素强度整体分布。综上所述,选取 M、EI、SD、AG、CA 以及 CN 来构建差异特征类集 $T=[T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6]$ 。

2.2 融合算法类集构建

图像融合阶段分为三大类:像素级图像融合、特征级图像融合与决策级图像融合。而现在图像融合方法主要基于像素级的图像融合算法。像素级融合算法主要分为 4 大类:空间域算法、变换域算法、基于低秩矩阵的融合算法和仿生图像融合算法等^[12]。空间域算法直接对图像像素进行处理,主要包括加权平均法和 PCA 法。变换域算法主要包括基于金字塔变换、基于小波变换和基于多尺度几何变换^[12]。本文主要从常用的空间域和变换域算法中选取以下 12 种经典融合算法构建融合算法类集:主成分分析法(principal

component analysis, PCA)、离散小波分析法(discrete wavelet transformation, DWT)、非下采样轮廓波变换(non-subsampled contourlet transform, NSCT)、非下采样剪切波变换(non-subsampled shearlet transform, NSST)、双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)、顶帽变换(top-hat transformation, TH)、拉普拉斯金字塔变换(Laplacian pyramid, LP)、小波包变换(wavelet packet transform, WPT)^[13]、引导滤波(guided image filtering, GFF)^[14]、曲波变换(curvelet transform, CVT)、多分辨率奇异值变换(multiresolution singular value decomposition, MSVD)^[15]、四元数小波变换(quaternion wavelet transform, QWT)^[16], 分别对应于融合算法类集 $A=[A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6, A_7, A_8, A_9, A_{10}, A_{11}, A_{12}]$ 。上述这 12 种融合算法对于双模态红外图像的亮度特征、边缘特征以及纹理特征均具有很好的融合效果。

3 融合有效度量

3.1 融合有效度定义

为了有效地反映融合有效度, 首先定义差异特征, 它表示双模态红外图像中图像特征的绝对差异度:

$$D_{\text{diff}} = |T_p - T_1| \quad (1)$$

其中: T_p 、 T_1 分别表示红外偏振图像、红外光强图像的特征值。差异特征与融合算法间映射关系通过构建差异特征类集与融合算法类集间的关系进行对应。

融合有效度是指在一定的融合算法下, 融合后的图像特征对融合前两类图像的特征有效融合程度^[1]。融合有效度 $V \in (0, 1]$, 其值越大, 融合有效度越好。

融合有效度评价函数的构造可以通过距离测度公式来构造, 其中常见的三种距离测度函数表征有欧氏距离、余弦相似性以及兰式距离, 分别表示为

$$V_1 = |T_F - \max(T_p, T_1)| \quad (2)$$

$$V_2 = \frac{T_F \max(T_p, T_1)}{\sqrt{T_F^2 + \max(T_p, T_1)^2}} \quad (3)$$

$$V_3 = \frac{|T_F - \max(T_p, T_1)|}{T_F + \max(T_p, T_1)} \quad (4)$$

其中 T_F 表示融合图像的对应像素点位置上图像特征的表征量。欧氏距离(Euclidean distance, ED)主要体现数值特征的绝对差异; 余弦相似性^[17](cosine similarity, CS)更加注重在方向上的差异, 而非仅是距离和长度, 所以具有好的空间旋转不变性; 兰式距离(Lance and Williams distance, LAWD)是由 Lance 和 Williams 最早提出的, 是聚类分析中用于确定样本间距离的一种常见方法, 对量纲不敏感, 受奇异值的影响小, 适合高度偏倚的数据, 变量间相互独立, 没有相关性。本文将距离度量引入到融合有效度量中, 且这三种度量距离的方式均是针对随机信息的相似性测度度量的三种典型的方式^[18]。

3.2 融合有效度分布及稳定性度量

先以第一组红外光强与偏振图像为例, 如图 1 所示。对该组图均采用 12 种融合算法进行融合, 多尺度分解算法中的融合规则均采用高频子带绝对值取大, 低频子带加权平均的方法, 并利用 16×16 的滑动窗口进行不重叠分块处理, 分别用欧氏距离、余弦相似度和兰式距离度量融合有效度, 求得每一个窗口中差异特征的融合有效度, 进而得到在不同度量方式下不同融合算法的融合有效度散点分布图, 以 PCA 算法为例, 如图 2 所示, 其中图 2(a)表示基于欧式距离度量的 PCA 算法融合有效度散点分布图; 图 2(b)表示基于余弦相似性度量的 PCA 算法融合有效度散点分布图; 图 2(c)表示基于兰式距离度量的 PCA 算法融合有效度散点分布图。



图 1 源红外光强与红外偏振图像。(a) 红外光强图像; (b) 红外偏振图像

Fig. 1 Source infrared intensity and infrared polarization images. (a) Infrared intensity image; (b) Infrared polarization image

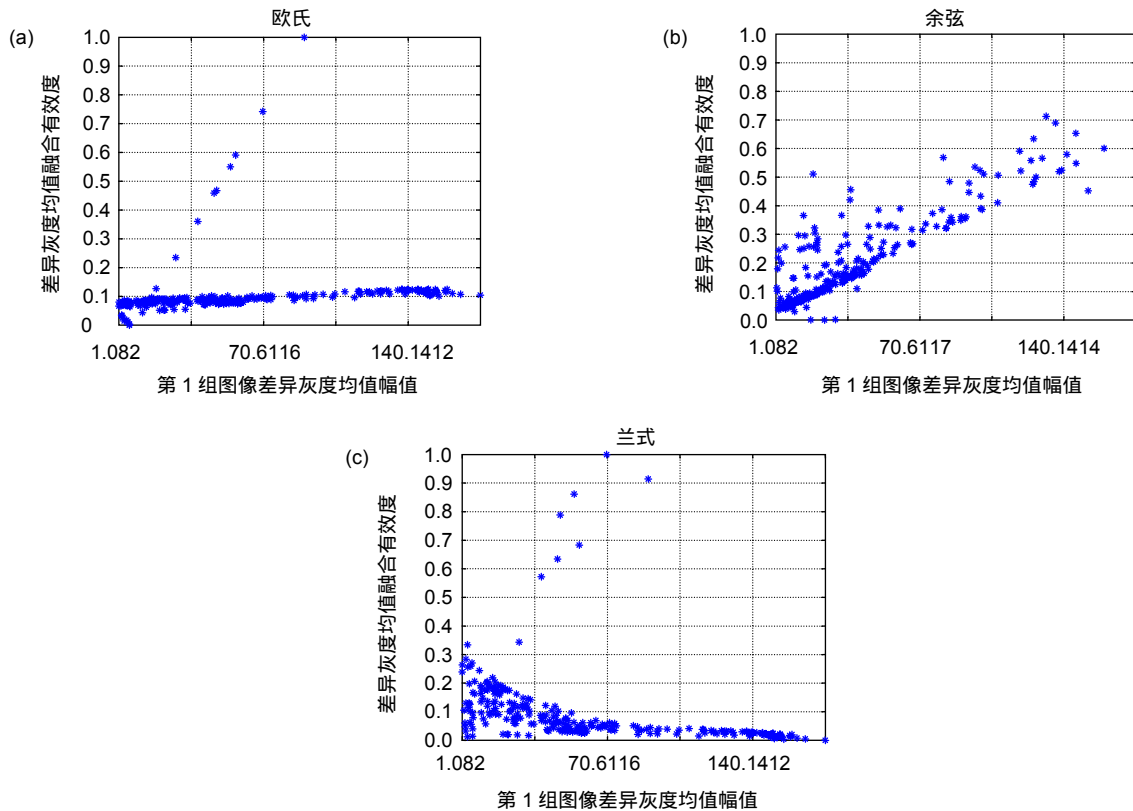


图2 融合有效度散点分布图。(a) 基于欧氏距离; (b) 基于余弦相似性; (c) 基于兰式距离
 Fig. 2 Scatter distribution of fusion validity. (a) Based on Euclidean distance; (b) Based on cosine similarity; (c) Based on Lance and Williams distance

依据源图像中的差异特征幅值的最大值和最小值将全部的差异特征幅值进行区间等分(这里均分为 20 组),并对每个幅值区间中的多个差异特征的融合有效度值取平均,得到每个幅值区间中的差异特征近似融合有效度,最终得到源图像中 20 个幅值区间的近似融合有效度分布曲线,如图 3 所示。图 3(a)表示第 1 组源图像基于欧氏距离度量的多融合算法差异灰度均值融合有效度曲线图;图 3(b)表示第 1 组源图像基于余弦相似性度量的多融合算法差异灰度均值融合有效度曲线图;图 3(c)表示第 1 组源图像基于兰式距离度量的多融合算法差异灰度均值融合有效度曲线图。

要验证上述三种度量方式对于多种融合算法融合结果的稳定性,以确保融合有效度的值不受所选取的度量方式的影响太大,要求度量方式对于融合算法类集中的多种融合算法的度量具有鲁棒性。所以通过构建稳定度 σ 来对度量方式进行评价:

$$\sigma = \frac{1}{Q} \sum_{N=1}^Q \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (V_i^q - \bar{V}^q)^2}, \quad (5)$$

其中: $i=1,2,3,\dots,12$, 表示融合算法类集中的第 i 种融

合算法。 $N=12$ 表示 12 种融合算法。 Q 表示双模态红外图像差异特征幅值离散点存在的区间个数, $Q \leq 20$ 。 $q \in [1, Q]$, V_i^q 表示融合算法类集中第 i 种算法在第 q 个差异特征幅值区间中,所有差异特征幅值离散点的近似融合有效度的值; \bar{V}^q 指的是第 q 个差异特征幅值区间中,融合算法类集中 12 种融合算法表示的差异特征幅值离散点的近似融合有效度的平均值, σ 的大小与融合有效度量性能的稳定性有关, $\sigma \in [0,1]$, σ 越小,则该种融合有效度量方式越稳定。

3.3 差异特征驱动选取最优融合算法

利用上述双模态图像,针对差异特征类集中不同差异特征的幅值,通过使用三种度量方式来对融合算法类集中的 12 种算法进行融合有效度的度量,得到融合有效度离散点分布图,然后进行差异特征幅值区间的划分。差异特征幅值区间离散点的融合有效度取平均后得到每一种差异特征幅值在不同融合算法下融合有效度的曲线图。再在每一个幅值区间中,取融合有效度值最大的算法,得到每个差异特征幅值区间中最优融合算法以及最优融合算法所表征的区间总体融合

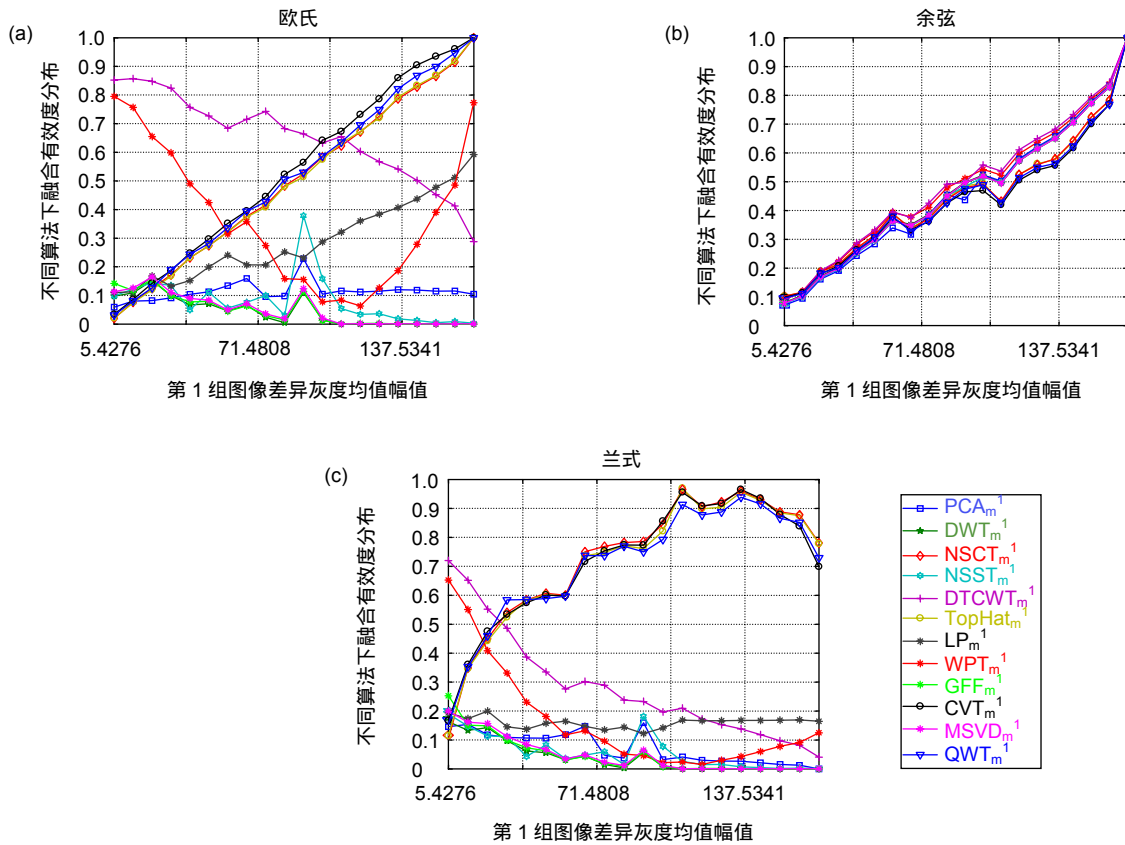


图3 融合有效度曲线图。(a) 基于欧氏距离；(b) 基于余弦相似性；(c) 基于兰式距离

Fig. 3 Curve of fusion validity. (a) Based on Euclidean distance; (b) Based on cosine similarity; (c) Based on Lance and Williams distance

有效度。以差异边缘强度和差异标准差这两种差异特征为例，如图4所示。

在三种不同融合有效度量方式下，统计10组源图像中6种不同差异特征分别在所有差异特征幅值区间中最优融合算法出现的次数，以差异平均梯度和差异粗糙度两种差异特征为例，如图5所示。

4 实验结果与结论

4.1 主观评价

本文采用Matlab 2014b作为实验软件平台，实验运行环境为3 GHz Intel Core i7 PC机。在多尺度分解算法中保持融合规则均为“高频子带绝对值取大，低频子带加权平均”的情况下，利用12种融合算法对10组基于不同复杂场景的源双模态红外图像(如图6所示)进行融合，融合结果如图7所示。

从图7可以看出，首先是对于亮度信息的融合效果中，DTCWT虽然能保留很大部分的亮度信息，但是对于边缘信息和纹理信息保留较差，其中，该算法

在对第一幅图中汽车的玻璃纹理信息融合效果很差，且第四幅图门框的边缘和第九幅图坦克的周围均存在着明显的伪影，在第六幅图中汽车的雨刷器和前盖的细节信息以及人的衣服上的纹理信息都很模糊，在第七幅图中树及房屋构成的整体场景细节信息严重失真；对于边缘信息的融合效果，主要是看场景中边缘轮廓信息的清晰程度，其中PCA和QWT的边缘轮廓都很清晰，融合效果较好，而NSCT、WPT和CVT的边缘轮廓较粗糙，不清晰；信息丰富度亦即图像信息反差度，NSST、LP、MSVD都具有较丰富的偏振信息和光强信息；在融合图像中微小细节和纹理变化的表达能力以及图像的清晰度方面，DWT、TH、GFF、MSVD以及QWT下的融合图像细节纹理信息变化以及清晰度都较好；反映纹理中粒度的粗糙程度时，NSCT、WPT、GFF以及CVT得到的融合图像反映的图像细节纹理的粗糙程度更大；融合图像像素的整体分布强度情况，NSST、TH、LP得到的融合图像像素强度分布更广。

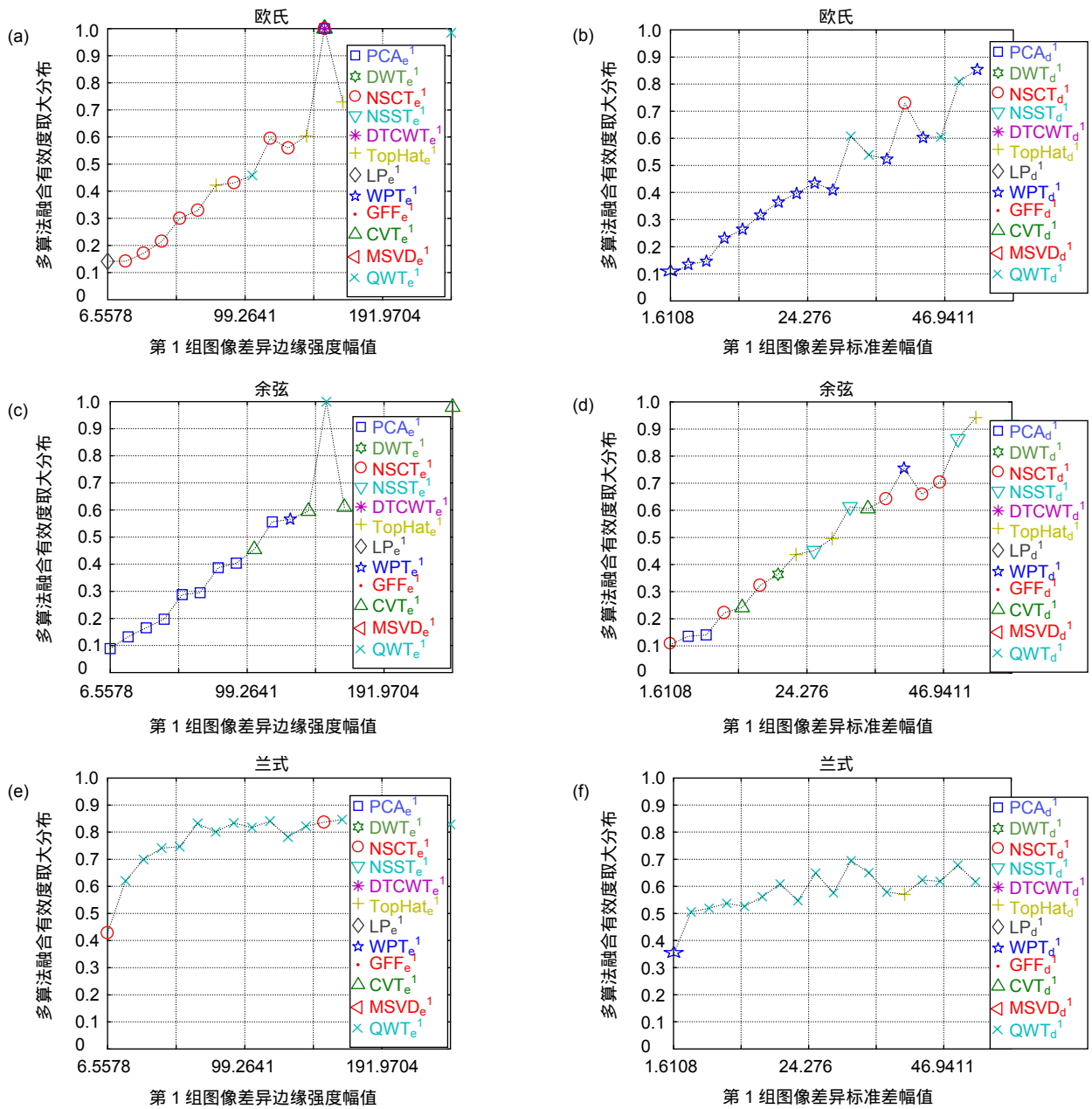


图4 多算法下融合有效度在幅值区间的取大分布。(a), (b) 基于欧氏距离; (c), (d) 基于余弦相似性; (e), (f) 基于兰式距离

Fig. 4 The distribution of the maximum value of the fusion validity in the amplitude interval under multiple algorithms. (a), (b) Based on Euclidean distance; (c), (d) Based on cosine similarity; (e), (f) Based on Lance and Williams distance

4.2 客观评价

对上述不同场景双模态红外图像分别采用三种度量方式得到的稳定度 σ , 见表1~表6所示, 显然余弦相似性在三种融合有效度量方式中为稳定性最好的度量方式, 受度量方式本身的影响较小。同时又由表7可知, 在不同差异特征幅值区间中出现频次最高的最优融合算法即为从客观分析中得到的不同差异特征

融合程度最好的融合算法, 而差异特征类集中的灰度均值(M)、边缘强度(EI)、标准差(SD)、平均梯度(AG)、粗糙度(CA)、对比度(CN)分别来表示亮度信息、边缘信息、信息反差度、清晰度、纹理粗糙性、像素强度整体分布。相比较于其它两种度量方式, 通过客观分析得出的余弦相似性度量的定量结果与上述人类视觉主观分析得到的定性结果更加匹配。

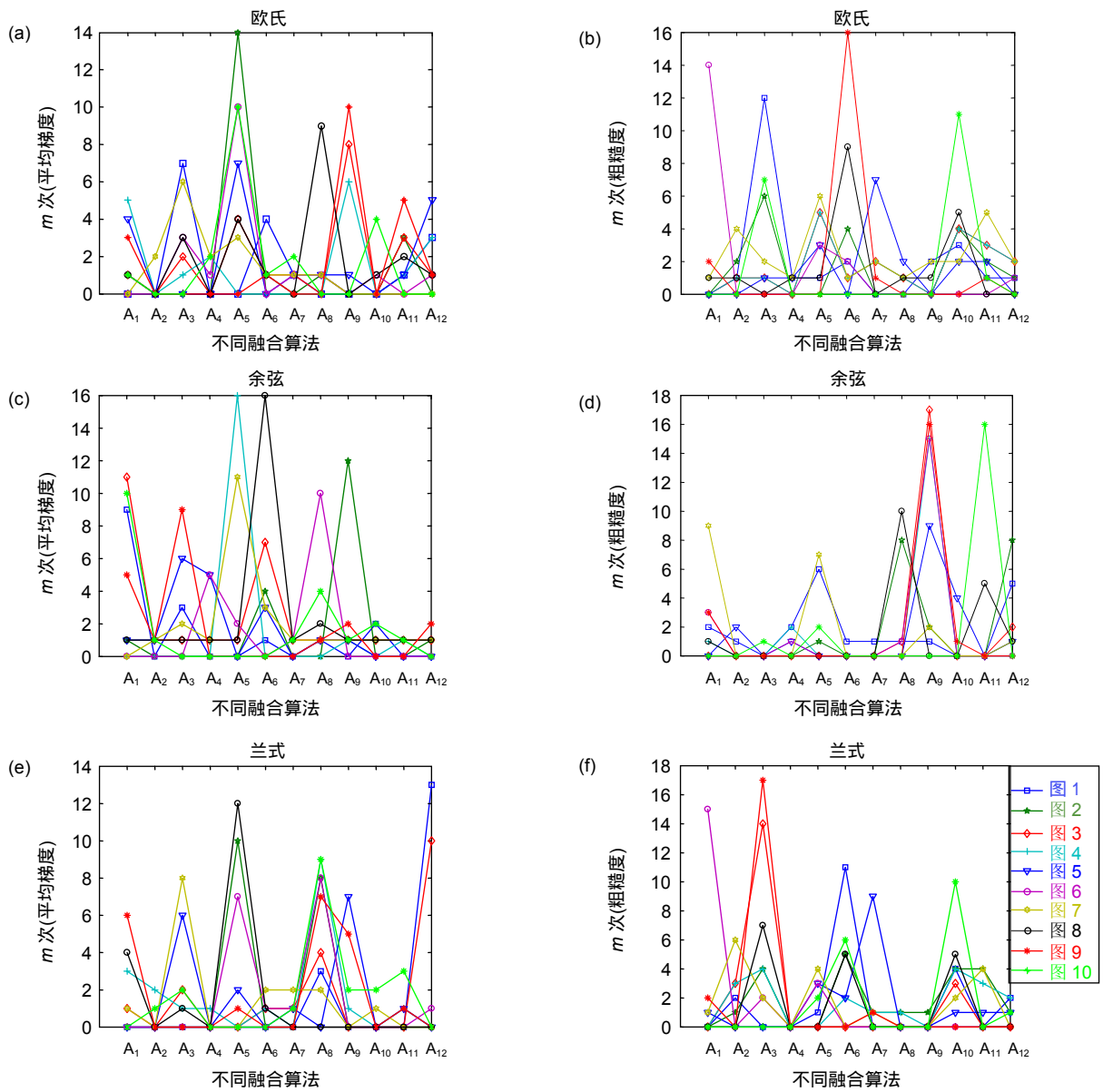


图5 不同差异特征在幅值区间中最优融合算法出现的频数。(a), (b) 欧氏距离; (c), (d) 余弦相似性; (e), (f) 兰式距离

Fig. 5 The frequency of occurrence of the optimal fusion algorithm in the amplitude interval of different difference features. (a), (b) Based on Euclidean distance; (c), (d) Based on cosine similarity; (e), (f) Baesd on Lance and Williams distance

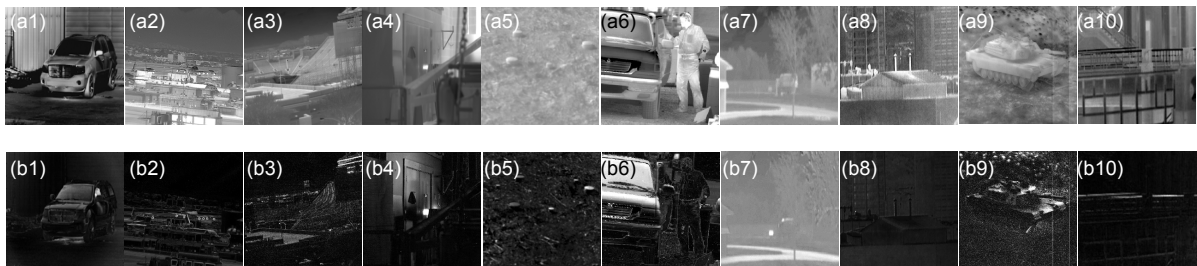


图6 源双模态红外图像。(a) 红外光强图像; (b) 红外偏振图像

Fig. 6 Source dual-mode infrared images. (a) Infrared intensity image; (b) Infrared polarization image



图7 融合结果图。(a) PCA; (b) DWT; (c) NSCT; (d) NSST; (e) DTCWT; (f) TH; (g) LP; (h) WPT; (i) GFF; (j) CVT; (k) MSVD; (l) QWT

Fig. 7 Fusion result diagram. (a) PCA; (b) DWT; (c) NSCT; (d) NSST; (e) DTCWT; (f) TH; (g) LP; (h) WPT; (i) GFF; (j) CVT; (k) MSVD; (l) QWT

表 1 差异灰度均值融合有效度度量方式的稳定度评价

Table 1 The stability evaluation of the measurement method of fusion validity of difference gray mean

Characterization methods(M)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ED(σ)	0.2749	0.2434	0.2969	0.2470	0.2586	0.2203	0.2720	0.2733	0.2418	0.2776
CS(σ)	0.0211	0.0236	0.0338	0.0311	0.0732	0.1115	0.0498	0.0043	0.1070	0.0220
LAWD(σ)	0.3140	0.3218	0.3323	0.3180	0.2713	0.2757	0.2822	0.3352	0.2952	0.3371

表 2 差异边缘强度融合有效度度量方式的稳定度评价

Table 2 The stability evaluation of the measurement method of fusion validity of difference edge intensity

Characterization methods(EI)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ED(σ)	0.1734	0.1647	0.1812	0.1464	0.1593	0.1397	0.1475	0.1518	0.1552	0.1337
CS(σ)	0.0205	0.0219	0.0659	0.0439	0.0421	0.0308	0.0406	0.0133	0.0444	0.0246
LAWD(σ)	0.2741	0.2416	0.2599	0.1786	0.2146	0.1810	0.1791	0.2183	0.1917	0.1129

表 3 差异标准差融合有效度度量方式的稳定度评价

Table 3 The stability evaluation of the measurement method of fusion validity of difference standard deviation

Characterization methods(SD)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ED(σ)	0.1526	0.1875	0.1316	0.1479	0.0754	0.1546	0.1525	0.1866	0.1024	0.1332
CS(σ)	0.0343	0.0194	0.0547	0.0737	0.0459	0.0873	0.0372	0.0180	0.0672	0.0534
LAWD(σ)	0.1877	0.1817	0.1767	0.1365	0.1932	0.1821	0.1621	0.2520	0.1570	0.1405

表 4 差异平均梯度融合有效度度量方式的稳定度评价

Table 4 The stability evaluation of the measurement method of fusion validity of difference average gradient

Characterization methods(AG)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ED(σ)	0.1725	0.1477	0.1785	0.1584	0.1416	0.1552	0.1488	0.1952	0.1996	0.1642
CS(σ)	0.0137	0.0222	0.0550	0.0395	0.0488	0.0311	0.0291	0.0258	0.0225	0.0237
LAWD(σ)	0.2684	0.2450	0.2597	0.2023	0.2013	0.2013	0.1527	0.2984	0.2062	0.2433

表 5 差异粗糙度融合有效度度量方式的稳定度评价

Table 5 The stability evaluation of the measurement method of fusion validity of difference coarseness

Characterization methods(CA)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ED(σ)	0.0911	0.0695	0.1154	0.0876	0.1249	0.0951	0.0679	0.1154	0.1176	0.0697
CS(σ)	0.0478	0.0461	0.1041	0.0651	0.0678	0.0839	0.0625	0.0674	0.1205	0.0330
LAWD(σ)	0.0774	0.0826	0.1443	0.0981	0.1286	0.1047	0.0753	0.1342	0.1710	0.0728

表 6 差异对比度融合有效度度量方式的稳定度评价

Table 6 The stability evaluation of the measurement method of fusion validity of difference contrast

Characterization methods(CN)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ED(σ)	0.1343	0.2063	0.1600	0.1438	0.0661	0.1476	0.1529	0.1783	0.0955	0.1709
CS(σ)	0.0322	0.0185	0.0578	0.0739	0.0514	0.0985	0.0385	0.0185	0.0733	0.0294
LAWD(σ)	0.1837	0.1884	0.1817	0.1271	0.1968	0.1785	0.1541	0.2684	0.1590	0.1478

表 7 差异特征在幅值区间中累计出现频次最高的最优融合算法

Table 7 The optimal fusion algorithm with the highest cumulative frequency appears in the amplitude interval

Characterization methods	M	EI	SD	AG	CA	CN
ED(m)	PCA(53)	WPT(32)	DTCWT(31)	DTCWT(52)	TH(21)	WPT(35)
CS(m)	DTCWT(86)	PCA(43)	NSST(40)	PCA(38)	GFF(77)	NSST(39)
LAWD(m)	NSCT(57)	DTCWT(52)	DTCWT(35)	WPT(50)	NSCT(50)	DTCWT(44)

5 结论

本文通过 10 组双模态红外图像中常用的三种经典融合有效度量方式的比较,发现了余弦相似性是一种稳定性高且贴近人类视觉观察的一种融合有效度量方式,解决了以往融合有效度量方式不稳定且不匹配人类视觉分析的问题,从而精准地构建差异特征与融合算法间的对应关系,为差异特征驱动融合奠定了基础。

参考文献

[1] Yang F B, Li W W, Lin S Z, et al. Study on fusion of infrared polarization and intensity images[J]. *Infrared Technology*, 2011, **33**(5): 262–266.
杨风暴, 李伟伟, 蔺素珍, 等. 红外偏振与红外光强图像的融合研究[J]. 红外技术, 2011, **33**(5): 262–266.

[2] Yang Y C, Li J, Wang Y P. Review of image fusion quality evaluation methods[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science & Technology*, 2018, **12**(7): 1021–1035.
杨艳春, 李娇, 王阳萍. 图像融合质量评价方法研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2018, **12**(7): 1021–1035.

[3] Guo Z. Study on synthesis of fusion validity distribution of bi-modal infrared images[D]. Taiyuan: North University of China, 2018: 19–20.
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: 19–20.

[4] Niu T, Yang F B, Wang Z S, et al. A set-valued mapping fusion method of dual-mode infrared image[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2015, **42**(4): 75–80.
牛涛, 杨风暴, 王志社, 等. 一种双模态红外图像的集值映射融合方法[J]. 光电工程, 2015, **42**(4): 75–80.

[5] Zhang L. Research on collaborative and embedded method of heterogeneous infrared image fusion algorithm for mimic transformation[D]. Taiyuan: North University of China, 2018: 38–42.
张雷. 面向拟态变换的异类红外图像融合算法协同嵌接方法研究[D]. 太原: 中北大学, 2018: 38–42.

[6] An F, Yang F B, Niu T. A fusion model of infrared polarization

images based on fuzzy logic and feature difference driving[J]. *Infrared Technology*, 2014, **36**(4): 304–310.
安富, 杨风暴, 牛涛. 模糊逻辑与特征差异驱动的红外偏振图像融合模型[J]. 红外技术, 2014, **36**(4): 304–310.

[7] Sun J D. *Image Feature Extraction and Retrieval Technology*[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2015: 15–16.
孙君顶. 图像特征提取与检索技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015: 15–16.

[8] Chen W A. Subspace methods and their kernelization[D]. Beijing: North China University of Technology, 2006: 23–26.
陈文安. 子空间方法及其核扩展的研究[D]. 北京: 北方工业大学, 2006: 23–26.

[9] Tamura H, Mori S, Yamawaki T. Textural features corresponding to visual perception[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1978, **8**(6): 460–473.

[10] Bach F R, Jordan M I. Kernel independent component analysis[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2002, **3**(1): 1–48.

[11] Melzer T. Generalized canonical correlation analysis for object recognition[D]. Vienna: Vienna University of Technology, 2002.

[12] Liu S Q, Zheng W, Zhao J, et al. *Analysis and Application of Algorithm for Digital Image Fusion*[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2018: 3–6.
刘帅奇, 郑伟, 赵杰, 等. 数字图像融合算法分析与应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018: 3–6.

[13] Yi Q J, Wang H T, Guo R P, et al. Laser ultrasonic quantitative recognition based on wavelet packet fusion algorithm and SVM[J]. *Optik*, 2017, **149**: 206–219.

[14] 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.

[15] Malini S, Moni R S. Image denoising using multiresolution singular value decomposition transform[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, **46**: 1708–1715.

[16] Fletcher P, Sangwine S J. The development of the quaternion wavelet transform[J]. *Signal Processing*, 2017, **136**: 2–15.

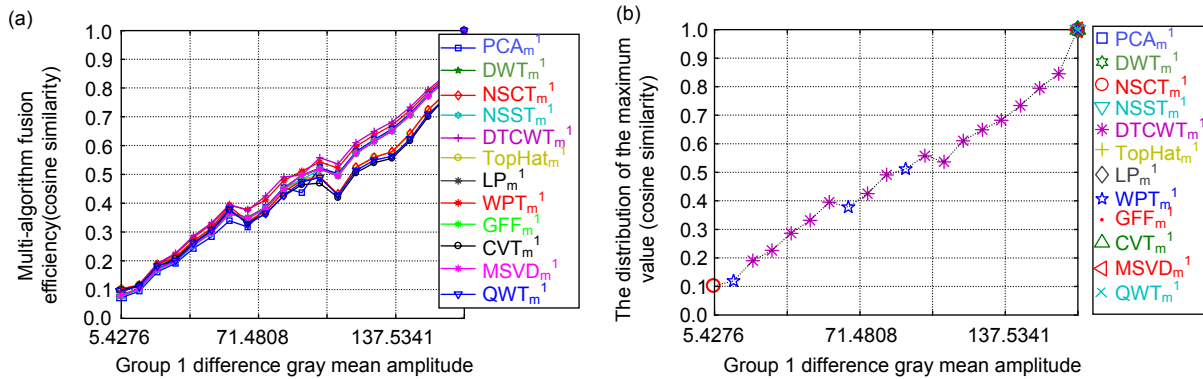
[17] Ye J. Cosine similarity measures for intuitionistic fuzzy sets and their applications[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2011, **53**(1–2): 91–97.

[18] Duan S, Wang X F, Zhang H. Research on method of similarity measure for images[J]. *Journal of South-Central University for Nationalities (Natural Science Edition)*, 2016, **35**(4): 121–125.
段汕, 王小凡, 张洪. 图像相似性度量方法的研究[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2016, **35**(4): 121–125.

Characterization of dual-mode infrared images fusion based on cosine similarity

Zhang Yaling, Ji Linna*, Yang Fengbao, Hu Peng

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



Fusion validity distribution. (a) Multi-algorithm fusion validity distribution based on cosine similarity;

(b) Multi-algorithm fusion validity maximum distribution based on cosine similarity

Overview: In the existing fusion of infrared intensity and polarization images, the optimal fusion efficiency measurement method is not sought, and leads to the inability to accurately reflect the real fusion situation in different imaging scenes. Therefore, to solve the above problems, this paper firstly constructs the class sets of difference features and the class sets of fusion algorithms aiming at the image features and fusion features of the dual-mode images. Then, the difference features were defined and the meaning of fusion validity was defined. The fusion validity evaluation functions were constructed by using the distance measurement formulas. Among them, the three common functional representations of distance measurement were Euclidean distance, cosine similarity and Lance and Williams distance. Based on the difference features amplitudes of the maximum and the minimum in the source image, all the difference features amplitudes will be interval equal (here are divided into 20 groups), and the interval of each amplitude will be measured, and gets each amplitude range in the difference features of the approximate fusion validity, and finally gets the source images in 20 amplitude ranges of approximate fusion validity distribution curves, it is concluded that the different variety of fusion algorithms for different features of fusion validity distribution curves. According to the thought that difference features drive selecting the optimal fusion algorithm, the dual-mode images for difference features classes focus on different features of amplitude, through the use of three kinds of measurement for fusion validity based on the concentration of 12 kinds of fusion algorithm, and get fusion validity of discrete points distribution, then the amplitude of difference features intervals was classified. The amplitudes of difference features intervals discrete points are averaged which contributes the curves distribution of fusion validity under different fusion algorithms for each differential feature amplitude. Again in each amplitude range, the algorithm with the maximum fusion validity value is selected. The optimal fusion algorithm in each difference feature amplitude interval and the overall fusion efficiency of the interval represented by the optimal fusion algorithm are also obtained. The frequency of the optimal fusion algorithm in the difference feature amplitude interval of the ten groups of source images was counted, thus the optimal fusion algorithm of each difference feature is obtained. The experimental results show that the cosine similarity has high stability and good matching with human vision analysis in the fusion measurement validity of various fusion algorithms.

Citation: Zhang Y L, Ji L N, Yang F B, *et al.* Characterization of dual-mode infrared images fusion based on cosine similarity[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(10): 190059

Supported by National Natural Science Foundation of China (61672472), Science for Youth Fund (61702465), and North University of China Graduate Science and Technology Project (20181530)

* E-mail: jlennuc@163.com