

面向图像差异特征融合的基于弗里德曼检验的小波基分类研究

王向东, 杨风暴, 焦玉茜, 吉琳娜, 吕红亮
(中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030051)

摘要: 对小波基分类是图像融合中依据不同融合需求选择小波基的基础, 可以提高图像融合的智能化水平。针对现有的小波基分类方法仅根据小波自身特性进行分类, 没有从统计角度有效建立小波基和图像差异特征之间的联系, 本文提出了面向图像差异特征融合的基于弗里德曼检验的小波基分类方法。首先, 选择典型的差异特征和小波基用于分类研究; 其次, 选择针对差异特征的评价指标, 以评价指标结果作为标记量并进行分类实验的区组设计; 然后, 采用弗里德曼检验对不同区组数据进行处理及执行相应的后续检验和分类步骤, 形成面向图像差异特征的小波基类集; 最后, 设计对比实验对分类方法的有效性进行验证和分析。试验结果表明, 该分类方法能有效把对图像差异特征融合效果相近的小波基归为一类, 能根据融合需求选择较好的小波基。

关键词: 红外图像融合; 差异特征; 弗里德曼检验; 小波变换; 小波基分类

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2019)01-0044-10

Wavelet Bases Classification Research Based on Friedman Test for Image with Difference Features Fusion

WANG Xiangdong, YANG Fengbao, JIAO Yuqian, JI Linna, LYU Hongliang
(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: The classification of wavelet bases is in accordance with different fusion requirements in the image fusion process, which can improve the intelligence level of image fusion. In the existing wavelet base classification methods, based only on the wavelet's inherent characteristics, there is no effective connection between the wavelet bases and the image difference features from the statistical perspective. This paper proposes a wavelet base classification method based on Friedman test for the image feature fusion combining different features. Initially, typical difference features and wavelet bases for classification research are selected, and then evaluation indices to evaluate difference features are selected. The evaluation indices results are utilized as mark measures to conduct block design of the classification experiment. Subsequently, the Friedman test to process different data blocks is utilized and the corresponding test procedures are implemented. Furthermore, classification procedures are performed to construct a set of wavelet bases that can fuse image difference features satisfactorily. Finally, a comparative experiment is designed to verify and analyze the effectiveness of the classification method. The experimental results demonstrate that the classification method can effectively classify the wavelet bases with similar fusion performance on image difference features into subsets and can choose a better wavelet base according to fusion requirements.

Key words: infrared image fusion, difference features, Friedman test, wavelet transform, wavelet bases classification

0 引言

小波变换因其自身良好的时频特性广泛地应用

于信号处理分析, 其中一个重要的应用就是数字图像处理, 而离散小波变换的出现极大地推动了小波变换在图像融合领域的应用^[1]。小波基、分解层数和

收稿日期: 2018-04-22; 修订日期: 2018-09-04.
作者简介: 王向东 (1994-), 男, 江苏徐州人, 硕士研究生, 主要从事红外图像融合方面的研究。
基金项目: 国家自然科学基金项目 (61672472); 国家自然科学基金青年科学基金项目 (61702465); 中北大学电子测试技术重点实验室开放基金 (ZDSYSJ2015005); 山西省研究生教育创新资助项目 (2018SY080)。

融合规则的不同，离散小波变换对图像融合效果也不同，而小波基的选择是影响图像融合效果的重要因素。因小波理论的发展，发现小波具有正则性、紧支性、对称性和消失矩阶数等特性^[2-4]，学者们提出了数量众多的小波基，给小波基的应用选择带来了困难；只有对小波基进行分类才能更好地把离散小波变换应用到图像融合中。

目前，国内外参考文献中针对小波基分类研究有根据小波的自身特性，将小波基分成不同的小波簇，每个小波簇包含不同的小波基^[3]。在文献[5]中，对遥感图像进行融合时，小波分解层数增加对融合图像质量的影响因小波基而异，将6类小波基分成不敏感和敏感两类。在实际应用中，依靠先验知识建立的小波基与差异特征之间的关系不强，根据差异特征选择小波基融合图像时，离散小波变换融合效果差甚至失效；当图像源和场景改变时，本来对某图像融合效果好的小波基融合效果也下降很多^[6-7]。产生上述现象的原因是没有从统计的角度建立起图像差异特征和小波基之间的联系，无法根据图像差异特征选择合适的小波基。

针对上述问题，本文提出了面向图像差异特征融合的基于弗里德曼检验的小波基分类方法，流程图如图1所示。具体内容包括：选择用于分类的融合图像、小波基、差异特征和评价指标，使用采用不同小波基的离散小波变换融合图像，使用评价指标衡量小波基对不同差异特征的融合效果；进行区组设计确定不同的区组因素；对不同实验区组表中的数据进行弗里德曼检验及相应的后续检验和 p 值校正；进行分类将对图像差异特征融合效果相近的小波基分为一类；设计对比实验验证分类方法的有效性。

1 离散小波变换对差异特征的融合

选取小波基、差异特征、评价指标和融合图像是分类的基础，小波具有正则性、紧支性、对称性和消失矩等性质，正则性是函数光滑程度的一种描述，也是函数频域能量集中的一种度量；紧支性反映了局部化特性优良程度，也反映计算复杂度；对称性关系到信号与标准滤波的偏差，可有效避免相位畸变；消失矩阶数是对函数添加消失矩约束，目的是减少非零系数的出现^[8]。传统的小波基分类方法根据小波的正则性、紧支性、对称性和消失矩阶数分为 haar、dbN (Daubechies)、symN (Symlets)、coifN (Coiflets)、biorNr.Nd (Biorthogonal)、rbioNr.Nd (Reverse Biorthogonal) 和 dmey (Discrete Meyer Aproximation)

等7类^[9]，如图2所示；在每一类中选择典型的小波基，如从7个类中分别选择 haar 小波、db2 小波、sym3 小波、coif2 小波、bior2.2 小波、rbio2.2 小波和 dmey 小波作为离散小波变换中的小波函数对图像进行分解。

本文要建立差异特征和小波基之间的统计联系，需要选择合适的差异特征。文中选择3种差异特征，即轮廓、边缘和纹理；分别采用结构相似度衡量轮廓差异特征，采用边缘强度衡量边缘差异特征和采用平均梯度衡量纹理差异特征；这3种评价指标的值越大就表明对差异特征的融合效果越好^[10-12]。

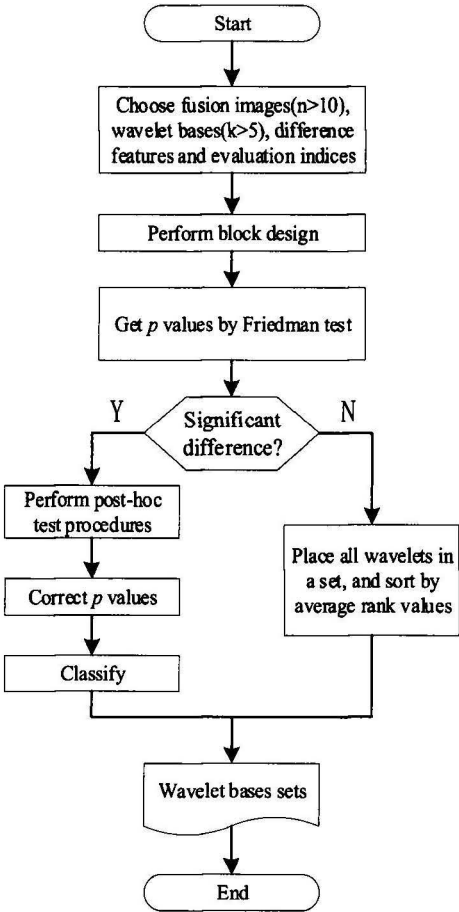


图1 小波基分类方法流程图

Fig.1 The flow chart of the wavelet basis classification method

本文以14对红外偏振和光强图像为实验对象，如图3所示，采用不同小波基的离散小波变换分别分解红外偏振和光强图像，分解为低频子带和高频子带，低频子带通常反映图像的亮度和轮廓特征，而高频子带主要表示图像的纹理、细节特征。在非参数检验的过程中，需要排除一些干扰的因素，分解层次通常为3层，采用一般情况下较好的融合规则，低频采用窗口区域能量进行处理，高频采用绝对值取大处理。对采用融合规则处理后的高频系数和低频系数使用离散小波变换的逆变换进行重构，最终获得融合的图像，如图4所示。

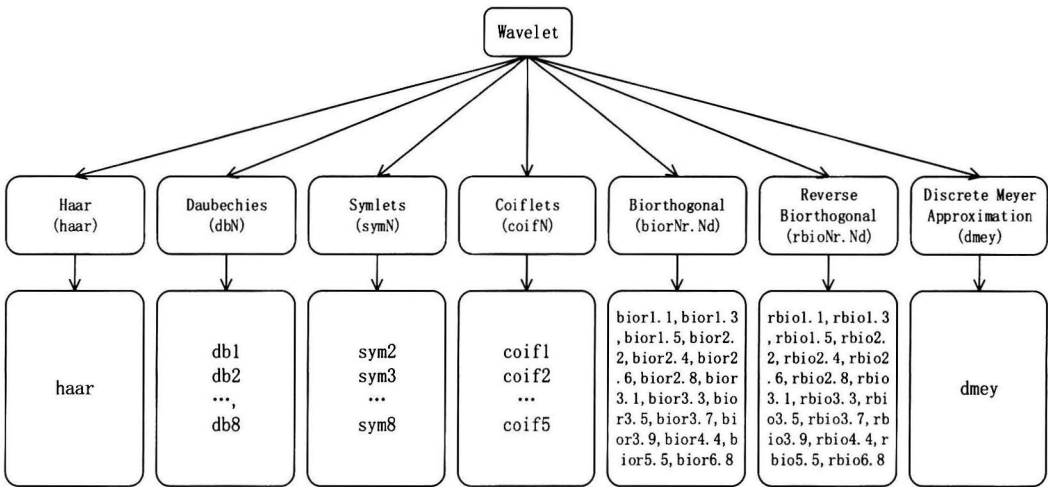


图 2 根据小波自身特性分类的结果 (N 表示消失矩的阶数)

Fig.2 The classification result of the wavelet bases according to its inherent characteristics(N represents the number of vanishing moments)

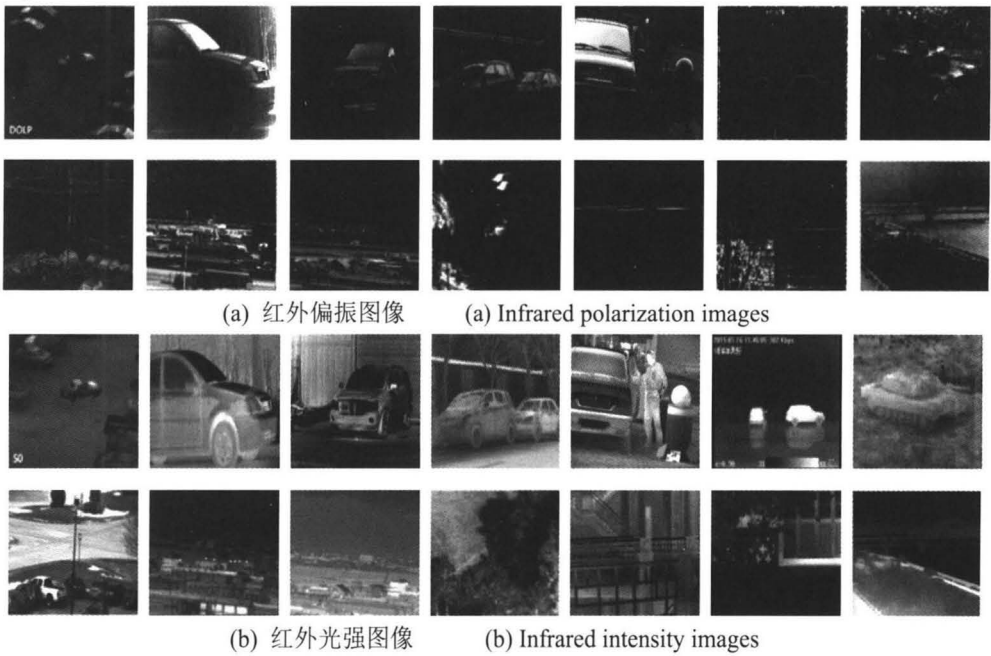
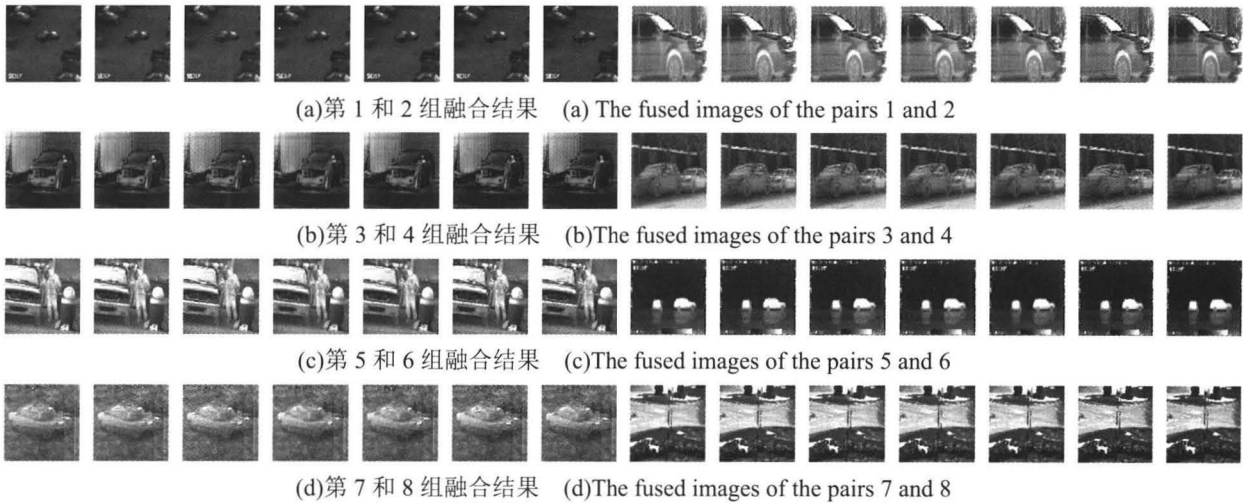


图 3 本文采用的 14 组红外偏振与光强图像

Fig.3 14 pairs of infrared polarization and intensity images used in this paper



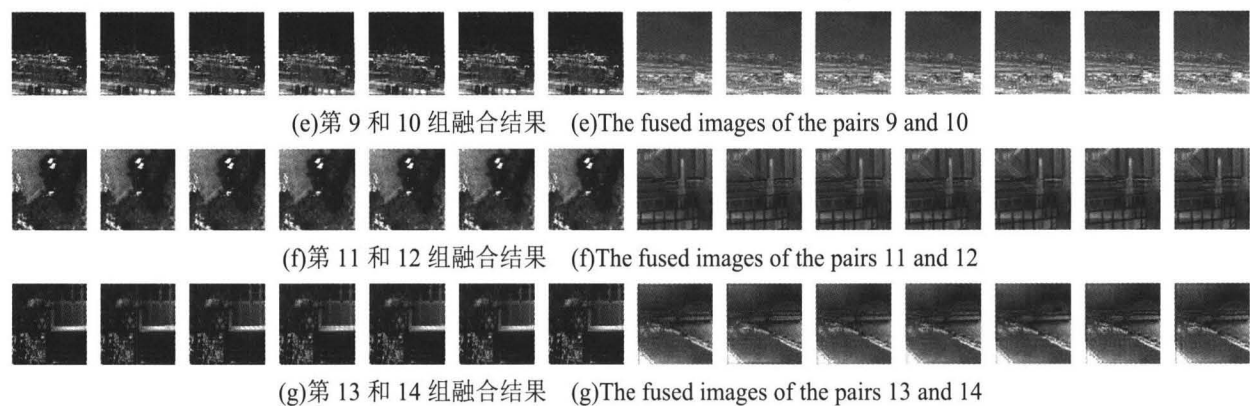


图 4 7 种小波基对 14 组红外偏振与光强图像的融合结果

Fig.4 The fused images of 7 wavelet bases on the 14 pairs of infrared polarization and intensity images

2 弗里德曼检验和后续检验

2.1 弗里德曼检验

弗里德曼检验是非参数检验的一种，通常用于比较双因素不同水平间是否存在显著性差异。使用弗里德曼检验对多个水平进行比较时，通常需要定义一对假设：即原假设 (H_0) 和备择假设 (H_1)。原假设表示所有水平间不存在显著性差异，而备择假设表示所有水平间存在显著性差异；本文定义的假设如下：

- H_0 : 小波基融合效果之间不存在显著性差异；
- H_1 : 小波基融合效果之间存在显著性差异；

弗里德曼检验不要求样本服从正态分布，仅使用区组中的秩；所以需要将原数据结果转换成秩，并计算平均秩，具体步骤如下：

- 步骤 1：计算每个小波基对源图像差异特征的融合结果；
- 步骤 2：在每个数据组中，对小波基性能进行比较并标记秩，从 1（最好的表现）标记到 k （最差的表现）；当组内存在相同的数据时，取相同数据秩的平均值作为它们的秩；
- 步骤 3：计算小波基在所有图像数据上秩的平均值，即平均秩；

将 p 值与显著性水平 ($\alpha=0.05$) 进行比较来判断显著性差异，如果 p 值小于 α ，则拒绝原假设，即小波基间存在显著性差异；本文使用弗里德曼统计量计算 p 值：

$$F_f = \frac{12n}{k(k+1)} \left[\sum_i R_i^2 - \frac{k(k+1)^2}{4} \right] \tag{1}$$

公式(1)服从自由度 $k-1$ 的 χ^2 分布， R_i 是小波基 i 的平均秩； k 是小波基的数量； n 是图像的数量^[13-14]。

2.2 区组设计

本文使用非参数检验对小波基对图像差异特征

的融合效果进行检验，需要进行合理的区组设计，才能构建面向图像差异特征融合的小波基类集。本文以红外偏振与光强图像为研究对象，选取图像中常用的 3 个差异特征，即轮廓、边缘和纹理，分别使用结构相似度、边缘强度和平均梯度来衡量对这 3 个差异特征的融合效果。需要设计 3 组实验表，表中的数据分别是结构相似度值、边缘强度值和平均梯度值。

弗里德曼检验是对双因素进行方差分析，使用一个因素来比较对待处理数据的影响，另外一个因素是用来区分区组数据。本文中采用的两个因素，一个是小波基，具有 7 种不同的水平，即 7 种不同的小波基；另外一个因素是融合图像数据。弗里德曼检验比较注重其中一个因素对数据的影响，即小波基对实验数据的影响。设计的 3 组实验表如表 1~表 3 所示，弗里德曼检验考察表中的各列（小波基）之间有无显著性差异，各行用来区分不同的图像数据。

2.3 后续检验

使用弗里德曼检验对区组中的数据进行检查时，如果 p 值小于显著性水平，则拒绝原假设，即小波基之间存在显著性差异；但是不确定哪对小波基存在显著性差异，需要进行成对比较来确认哪对小波基存在差异。文中有 k 个小波基参与比较，需要做 $k(k-1)/2$ 对假设。本文后续检验做出如下一组假设：

- H_0 : 小波基 i 和小波基 j 的性能相同 ($i \neq j; i, j \in k$) ；
- H_1 : 小波基 i 和小波基 j 的性能差异较大 ($i \neq j; i, j \in k$) ；

$$z = (R_i - R_j) / \sqrt{\frac{k(k+1)}{6n}} \tag{2}$$

式中： R_i 和 R_j 分别为小波基 i 和 j 的平均秩； k 为小波基的数量； n 为图像的数量^[15]。

表 1 不同小波基融合图像的结构相似度值

Table 1 The SSIM values of images which are fused by different wavelet bases

Datasets	haar	db2	sym3	coif2	bior2.2	rbio2.2	dmey
Im1	0.7575	0.7699	0.7718	0.772	0.777	0.7386	0.7696
Im2	0.5739	0.583	0.5812	0.5849	0.5929	0.5318	0.5753
Im3	0.5833	0.584	0.5843	0.5844	0.5889	0.5616	0.5795
Im4	0.4726	0.4754	0.478	0.475	0.4798	0.4362	0.4687
Im5	0.4898	0.4859	0.4842	0.4875	0.4929	0.4414	0.474
Im6	0.63	0.6247	0.6269	0.6278	0.632	0.5969	0.6091
Im7	0.3519	0.3592	0.3609	0.363	0.3636	0.3338	0.3622
Im8	0.5191	0.521	0.5228	0.5227	0.5298	0.4773	0.5165
Im9	0.4971	0.5015	0.5031	0.5048	0.5105	0.4667	0.5008
Im10	0.4543	0.4555	0.4577	0.4587	0.4616	0.4294	0.4572
Im11	0.5237	0.5323	0.5365	0.539	0.5432	0.4896	0.5343
Im12	0.5125	0.5148	0.5118	0.5129	0.5137	0.4913	0.5053
Im13	0.5652	0.5622	0.569	0.5604	0.5747	0.5253	0.5614
Im14	0.4499	0.4554	0.4684	0.4723	0.4763	0.4091	0.4553

表 2 不同小波基融合图像的边缘强度值

Table 2 The edge intensity values of images which are fused by different wavelet bases

Datasets	haar	db2	sym3	coif2	bior2.2	rbio2.2	dmey
Im1	77.877	75.506	75.285	74.857	74.377	84.134	74.748
Im2	54.063	51.64	50.621	49.841	49.596	58.802	50.255
Im3	74.963	75.113	75.567	74.311	73.678	80.987	76.071
Im4	115.13	115.1	114.81	115.59	113.69	122.01	115.37
Im5	87.738	90.076	85.557	84.453	82.396	98.975	85.811
Im6	22.682	20.242	20.311	20.06	19.878	25.052	20.21
Im7	76.256	71.938	71.163	70.514	68.868	84.93	70.802
Im8	73.012	72.371	71.759	71.789	70.69	76.619	71.455
Im9	73.126	72.261	72.103	71.951	69.96	82.968	72.749
Im10	110.4	108.62	108.41	108.15	105.25	120.98	109
Im11	93.595	95.256	95.453	94.979	93.949	100.41	95.905
Im12	116.71	113.75	113.11	112.33	111.65	124.36	112.2
Im13	78.013	77.214	75.631	75.725	74.484	84.763	76.106
Im14	122.61	119.87	118.75	118.79	118.05	128.74	118.66

表 3 不同小波基融合图像的平均梯度值

Table 3 The average gradient values of images which are fused by different wavelet bases

Datasets	haar	db2	sym3	coif2	bior2.2	rbio2.2	dmey
Im1	10.993	10.581	10.457	10.362	10.199	12.063	10.375
Im2	5.749	5.3572	5.1948	5.1188	5.0895	6.4751	5.1392
Im3	8.3658	8.2082	8.2661	8.0925	7.9694	9.1577	8.1966
Im4	15.06	14.82	14.72	14.807	14.592	16.131	14.716
Im5	10.71	10.502	9.8916	9.658	9.4645	12.226	9.6401
Im6	2.5295	2.2065	2.2014	2.1661	2.131	2.919	2.1779
Im7	9.3625	8.6876	8.5311	8.4563	8.2637	10.72	8.4013
Im8	8.0469	7.8018	7.6863	7.6829	7.5608	8.5881	7.6316
Im9	9.3037	8.8101	8.6477	8.6056	8.4006	10.816	8.5868
Im10	13.791	13.434	13.23	13.132	12.668	15.722	13.11
Im11	14.984	15.196	15.106	15.089	14.928	15.937	15.006
Im12	18.347	17.799	17.669	17.596	17.544	19.199	17.554
Im13	9.1557	8.7833	8.5564	8.5905	8.3804	10.372	8.6064
Im14	16.32	15.789	15.657	15.63	15.581	17.06	15.62

使用正态近似对平均秩进行转换计算每个检验的 p 值, 如果 p 值小于显著性水平 α , 则拒绝原假设, 即小波基 i 和小波基 j 之间存在显著性差异。但是通过弗里德曼统计量计算出来的 p 值不能直接判断接受或拒绝原假设, 它只反映一组假设中单个检验的概率错误, 没有考虑到同组假设中的其他检验的影响。在成对比较中, 有 k 个算法参与比较, 需要做 $k(k-1)/2$ 对假设和比较。在单个检验中, 不发生 I 类错误 (拒绝一个真的原假设) 的概率是 $1-\alpha$; 而在多个检验中, 不发生 I 类错误的概率是 $(1-\alpha)^{k(k-1)/2}$ 。因此, 对计算出来的 p 值进行校正, 降低其发生 I 类错误的概率。

两个经典的多重检验校正是 Holm 和 Nemenyi 校正, 但是校正后的 p 值在接受或拒绝原假设上仍然存在不能排除 I 类错误的问题。文献[15]列举了各种校正方法的优缺点, 这里采用 Bergmann 校正方法, 它具有严格排除 I 类错误的优点^[14-15]。

Bergmann 后续检验校正 p 值:

$$\min\{v:1\} \tag{3}$$
$$v = \max\{\|I\| \cdot \min\{p_j, j \in I\} : I \text{ exhaustive}; i \in I\} \tag{4}$$

如果所有的原假设 $H_j, j \in I$ 是正确的, 那么含有所有假设标记的集合 $I \subseteq \{1, \cdots, m\}$ 被定义为完备集合 (I exhaustive); Bergmann 步骤拒绝所有 $H_j, j \notin A$, 其中 A 为接受集合, 是原假设被保留的集合, 即^[16-18]:

$$A = \bigcup \{I : I \text{ exhaustive}, \min\{P_i : i \in I\} > \alpha / |I|\} \tag{5}$$

3 离散小波变换小波基分类

对弗里德曼检验及后续检验中产生的平均秩和后续检验中成对小波基比较产生的 p 值进行处理。通过分析可知, 弗里德曼检验中使用的平均秩在一定程度下可以直接用于比较算法的性能, 但是仅依靠平均秩进行比较具有较大的偏差, 不具有统计学上的意义。使用平均秩作为比较因素的时候, 需要考虑到不同小波基在统计上的显著性差异。

本文中采用 7 个不同的小波基融合 14 组红外偏振与光强图像, 选择 3 个差异特征作为区组设计的区组因素, 对 3 个不同的区组表进行弗里德曼检验和分类, 产生的数据包括小波基在不同图像数据上表现的平均秩和小波基间成对比较校正后的 p 值。

步骤 1: 按平均秩对集合 E_w 中小波基元素进行升序排列, 找出 R_{\min} 并移入 $Wave_i$ 中;

步骤 2: 比较小波基 R_{\min} 与小波基 Re_i 间的 p 值,

如 $p > \alpha$, 将 Re_i 从集合 E_w 移动到集合 $Wave_i$ 中, 并更新集合 E_w ;

步骤 3: 返回步骤 1, 增加新的集合 $Wave_{i+1}$, 直到 $E_w = \emptyset$ 。

步骤中 E_w 表示小波基集合, $Wave_i$ 表示子集合, R_{\min} 表示集合 E_w 中平均秩最小的小波基, Re_i 表示集合 E_w 中剩下的小波基, $R_{\min}, Re_i \in E_w$ 。

首先对小波基的平均秩从小到大进行排列, 最小秩表示对该特征融合效果最好, 最大秩表示对该特征融合效果最差, 整理小波基的平均秩和 p 值数据, 得出如图 5 所示的结构相似度、边缘强度和平均梯度的拓扑图, 图中对小波基按平均秩从小到大排列, 不同小波基之间的弧线表示小波基之间不存在显著性差异; 对平均秩最小的小波基和剩下的小波基进行比较, 若他们之间的 p 值大于显著性水平 $\alpha=0.05$, 则将进行比较的小波基划入子集合中, 子集合中的小波基按平均秩大小排列。按平均秩对剩下的小波基从小到大进行排序, 从平均秩最小的小波基开始, 进行与上述相同的步骤, 直到将所有的小波基划分到不同的子集合中。对小波基的平均秩和 p 值进行处理之后形成的类集, 分成融合效果好的类, 较好的类等; 每个类下面有不同的的小波基, 且类下的小波基按平均秩进行升序排列, 如图 6 所示。将每个差异特征类下最好的子类归到一起形成最后的分类结果, 如图 7 所示。

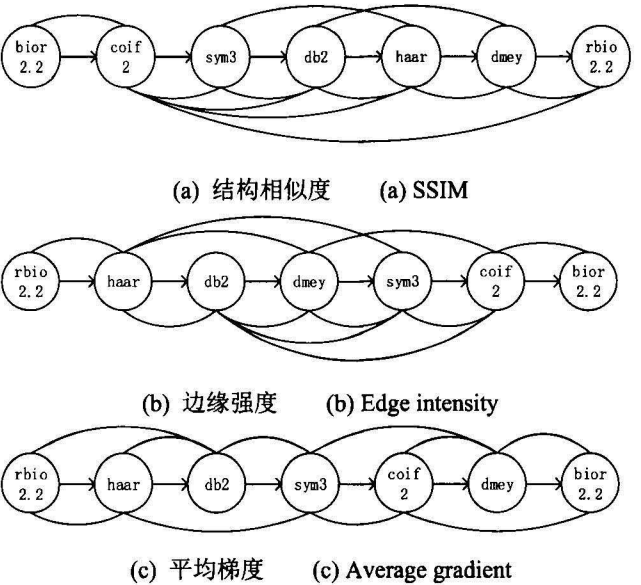


图 5 结构相似度、边缘强度和平均梯度的拓扑图

Fig.5 The topological graphs of SSIM, edge intensity and average gradient

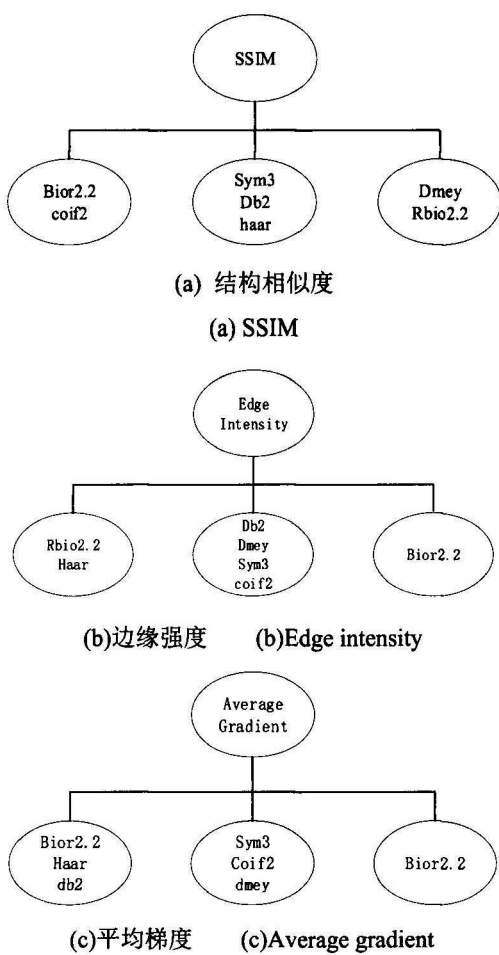


图 6 小波基对不同图像差异特征的类集

Fig.6 The sets of wavelet bases on different difference features

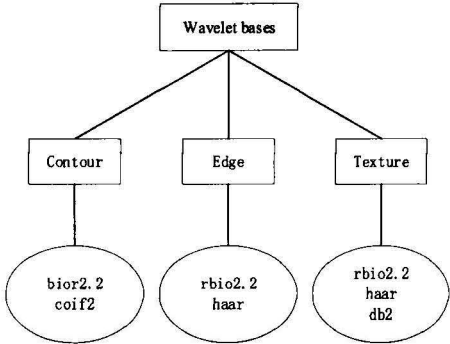


图 7 小波基分类结果图

Fig.7 The result graph of the wavelet bases classification

4 验证分析

分别采用文中选择的 7 种不同小波基的离散小波变换，分解层次为 3 层，融合规则为高频系数取大，低频系数窗口能量取大对文中列出的 14 对红外偏振与光强图像进行融合；然后使用结构相似度、平均梯度和边缘强度对融合后的图像进行评价，整理数据形成了表 1~表 3 的区组表，使用弗里德曼检验对 3 个区组数据进行检验，得出 p 值均小于显著性水平 0.05，结果表明不同小波基对不同图像差异特征融合存在差异。通过正态近似计算统计量求得 p 值，如表 4~6 所示；对 p 值进行 Bergmann 校正，校正后的 p 值如表 7~9 所示；最后根据小波基的平均秩和 $k(k+1)/2$ 对小波基的 p 值进行分类，得出 3 个图像差异特征的拓扑图、类集图和分类结果图，如图 5~7 所示。

表 4 基于结构相似度的成对小波基未校正 p 值 Table 4 The unadjusted p values of the wavelet bases based on the SSIM

p-value	haar	db2	sym3	coif2	bior2.2	rbio2.2	dmey
haar	None	0.26	0.05	0.01	0.00	0.01	0.73
db2	0.26	None	0.43	0.14	0.00	0.00	0.14
sym3	0.05	0.43	None	0.48	0.01	0.00	0.02
coif2	0.01	0.14	0.48	None	0.04	0.00	0.00
bior2.2	0.00	0.00	0.01	0.04	None	0.00	0.00
rbio2.2	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	None	0.02
dmey	0.73	0.14	0.02	0.00	0.00	0.02	None

表 5 基于平均梯度的成对小波基未校正 p 值 Table 5 The unadjusted p values of the wavelet bases based on the average gradient

p-value	haar	db2	sym3	coif2	bior2.2	rbio2.2	dmey
haar	None	0.38	0.03	0.00	0.00	0.12	0.00
db2	0.38	None	0.19	0.01	0.00	0.01	0.00
sym3	0.03	0.19	None	0.19	0.00	0.00	0.08
coif2	0.00	0.01	0.19	None	0.02	0.00	0.66
bior2.2	0.00	0.00	0.00	0.02	None	0.00	0.07
rbio2.2	0.12	0.01	0.00	0.00	0.00	None	0.00
dmey	0.00	0.00	0.08	0.66	0.07	0.00	None

表 6 基于边缘强度的成对小波基的未校正 p 值 Table 6 The unadjusted p values of the wavelet bases based on the edge intensity

p-value	haar	db2	sym3	coif2	bior2.2	rbio2.2	dmey
haar	None	0.43	0.04	0.00	0.00	0.03	0.07
db2	0.43	None	0.22	0.04	0.00	0.00	0.29
sym3	0.04	0.22	None	0.38	0.00	0.00	0.86
coif2	0.00	0.04	0.38	None	0.03	0.00	0.29
bior2.2	0.00	0.00	0.00	0.03	None	0.00	0.00
rbio2.2	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	None	0.00
dmey	0.07	0.29	0.86	0.29	0.00	0.00	None

表 7 基于结构相似度的成对小波基的校正后 p 值 Table 7 The adjusted p values of the wavelet bases based on the SSIM

p-value	haar	db2	sym3	coif2	bior2.2	rbio2.2	dmey
haar	None	0.55	0.18	0.06	0.00	0.06	0.97
db2	0.55	None	0.86	0.55	0.00	0.00	0.55
sym3	0.18	0.86	None	0.97	0.04	0.00	0.16
coif2	0.06	0.55	0.97	None	0.18	0.00	0.03
bior2.2	0.00	0.00	0.04	0.18	None	0.00	0.00
rbio2.2	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	None	0.11
dmey	0.97	0.55	0.16	0.03	0.00	0.11	None

表 8 基于平均梯度的成对小波基的校正后 p 值

Table 8 The adjusted p values of the wavelet bases based on the average gradient

p-value	haar	db2	sym3	coif2	bior2.2	rbio2.2	dmey
haar	None	0.76	0.14	0.00	0.00	0.35	0.00
db2	0.76	None	0.38	0.04	0.00	0.09	0.02
sym3	0.14	0.38	None	0.38	0.00	0.00	0.32
coif2	0.00	0.04	0.38	None	0.14	0.00	0.76
bior2.2	0.00	0.00	0.00	0.14	None	0.00	0.20
rbio2.2	0.35	0.09	0.00	0.00	0.00	None	0.00
dmey	0.00	0.02	0.32	0.76	0.20	0.00	None

表 9 基于边缘强度的成对小波基的校正后 p 值

Table 9 The adjusted p values of the wavelet bases based on the edge intensity

p-value	haar	db2	sym3	coif2	bior2.2	rbio2.2	dmey
haar	None	1.18	0.27	0.04	0.00	0.20	0.27
db2	1.18	None	0.66	0.21	0.00	0.02	0.66
sym3	0.27	0.66	None	1.18	0.02	0.00	1.18
coif2	0.04	0.21	1.18	None	0.20	0.00	1.18
bior2.2	0.00	0.00	0.02	0.20	None	0.00	0.01
rbio2.2	0.20	0.02	0.00	0.00	0.00	None	0.00
dmey	0.27	0.66	1.18	1.18	0.01	0.00	None

本文通过试验验证所提出小波基分类方法的有效性。使用两组红外偏振与光强图像（如图 8），选择不同图像差异特征类集下较好的小波基与其他的小波基进行比较，如：根据所提出方法得出的分类结

果可知对轮廓特征融合效果最好的小波基是 bior2.2 和 coif2;对边缘特征融合效果最好的小波基是 rbio2.2 和 haar;对纹理特征融合效果最好的小波基是 rbio2.2、 haar 和 db2。使用结构相似度、边缘强度和平均梯度 3 种客观评价指标对轮廓、边缘和纹理特征的融合效果进行衡量。融合图像如图 9 所示。

从表 10 中的结果可以看出，对于结构相似度衡量的轮廓特征，最大值落在构建的类集中，如图像 1 中 coif2 小波基和图像 2 中 bior2.2 小波基；对于边缘强度衡量的边缘差异特征，除了图像 1 中的 haar 小波基不在所构建的类集中，图像 1 中的 rbio2.2 和图像 2 中的 haar 及 rbio2.2 小波基都在所构建的类集中；对于平均梯度衡量的纹理差异特征，最大值都落入所构建的类集中。从上述的客观分析可以看出本文提出的小波基分类方法是有效的。

5 结论

本文针对使用离散小波变换融合红外偏振与光强图像时不能根据融合需求选择合适的小波基问题，提出了面向图像差异特征融合的基于弗里德曼检验的小波变换小波基分类方法，构建了面向图像差异特征的小波基类集。本文使用非参数检验的方法对离散小波变换中的小波基进行统计比较，反映了小波基在统计学角度的性能差异，以对不同差异特征融合效果作为区组设计的重要因素，并进行相应的后续检验及分类步骤，最后构建了小波基的类集，实验结果验证该分类方法的有效性，解决了目前使用离散小波变换融合图像时缺少小波基选择依据的问题，为红外偏振和光强图像融合算法的分类提供了新思路。

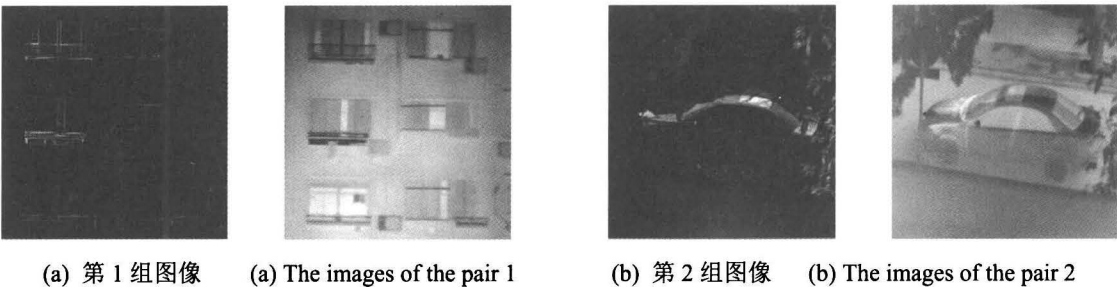


图 8 用于验证分类结果有效性的两组红外偏振与光强图像

Fig.8 The 2 pairs of infrared polarization and intensity images used to verify the effectiveness of the classification result

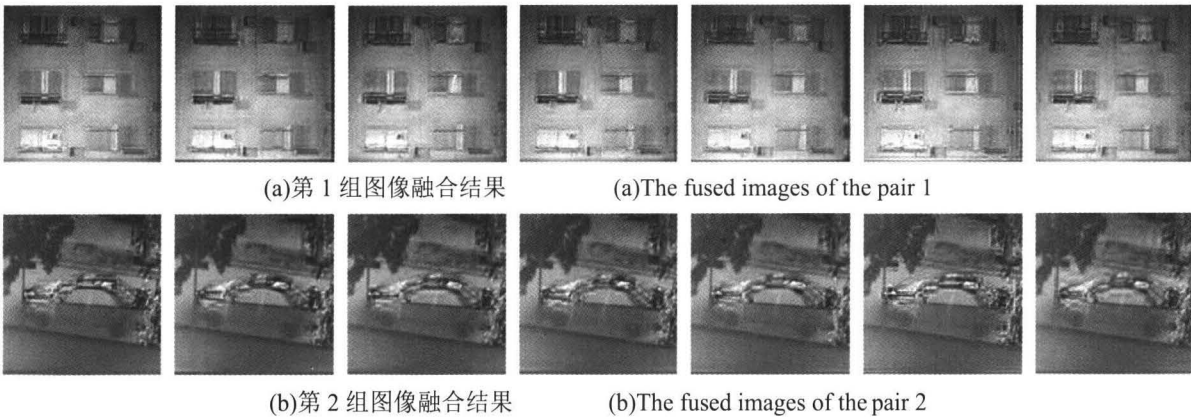


图 9 两组图像的融合结果图 Fig.9 The fused images of the 2 pairs of infrared polarization and intensity images

表 10 两组图像的对比实验结果

Table 10 The comparison results evaluated by the evaluation indices of the 2 pairs of infrared polarization and intensity images								
Evaluation Indices	Images	haar	db2	sym3	coif2	bior2.2	rbio2.2	dmey
SSIM	Img1	0.41626	0.41400	0.41744	0.41752	0.41526	0.36578	0.41401
	Img2	0.50046	0.51207	0.51176	0.51057	0.51979	0.46082	0.50456
Edge	Img1	64.47	70.73	65.97	65.54	67.77	80.95	65.39
Intensity	Img2	64.01	60.19	58.50	59.02	56.68	75.18	58.54
Average	Img1	8.29	8.60	8.03	7.93	8.16	10.30	7.80
Gradient	Img2	7.65	6.95	6.64	6.63	6.40	9.28	6.56

参考文献：

- [1] 杨风暴. 红外物理与技术[M]. 北京：电子工业出版社, 2014.
- YANG Fengbao. *Infrared Physics and Technology*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2014.
- [2] 张彬, 杨风暴. 小波分析方法及其应用[M]. 北京：国防工业出版社, 2011.
- ZHANG Bin, YANG Fengbao. *Wavelet Analysis Method and Its Application*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2011.
- [3] Amolins K, Zhang Y, Dare P. Wavelet based image fusion techniques — An introduction, review and comparison[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2007, 62(4): 249-263.
- [4] 黄奎. 基于小波变换的图像处理综述[J]. 价值工程, 2015, 34(8): 255-256.
- HUANG Kui. Overview of Image Processing Based on Wavelet Transform[J]. *Value Engineering*, 2015, 34(8): 255-256.
- [5] 龚建周, 刘彦随, 夏北成, 等. 小波基及其参数对遥感影像融合图像质量的影响[J]. 地理与地理信息科学, 2010, 26(2): 6-10.
- GONG Jianzhou, LIU Yansui, XIA Beicheng, et al. Effect of Wavelet Basis and Decomposition Levels on Performance of Fusion Images from Remotely Sensed Data[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2010, 26(2): 6-10.
- [6] 安富, 杨风暴, 蔺素珍, 等. 特征差异驱动的红外偏振与光强图像融合[J]. 中国科技论文, 2014(1): 96-102.
- AN Fu, YANG Fengbao, LIN Suzhen, et al. Feature differences driven fusion of infrared polarization and intensity images[J]. *China Sciencepaper*, 2014(1): 96-102.
- [7] 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.
- 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.
- [8] 方丽萍, 张馨方, 罗启姣, 等. 管道泄漏信号去噪中小波基及分解尺度的选取——基于小波分析[J]. 钦州学院学报, 2017, 32(5): 18-22.
- FANG Liping, ZHANG Xinfang, LUO Qijiao, et al. Wavelet Basis and Decomposition Scale Selection in Pipeline Leakage Signal Denoising—Based on wavel[J]. *Journal of Qinzhou University*, 2017, 32(5): 18-22.
- [9] Sappa A D, Carvajal J A, Aguilera C A, et al. Wavelet-Based Visible and Infrared Image Fusion: A Comparative Study[J]. *Sensors*, 2016, 16(6): 861-876.
- [10] 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): 6-20.
- YANG Yanchun, LI Jiao, WANG Yangping. Review of Image Fusion Quality Evaluation Methods[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2018, 12(7): 6-20.
- [11] 王跃华, 陶忠祥. 红外与可见光图像融合质量评价方法综述[J]. 红外, 2012, 33(6): 7-11.
- WANG Yuehua, TAO Zhongxiang. Overview of Quality Evaluation Methods of Fused Infrared and Visible Images[J]. *Infrared*, 2012, 33(6): 7-11.
- [12] LIU Z, Blasch E, XUE Z, et al. Objective Assessment of Multiresolution Image Fusion Algorithms for Context Enhancement in Night Vision: A Comparative Study[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2011, 34(1): 94-109.
- [13] Ayd, Taner Z O, Alpayd, et al. Cost-conscious comparison of supervised learning algorithms over multiple data sets[M]. Elsevier Science Inc. 2012.
- [14] Trawiński B, Smętek M, Telec Z, et al. Nonparametric statistical analysis for multiple comparison of machine learning regression algorithms[J]. *International Journal of Applied Mathematics & Computer Science*, 2012, 22(4): 449-471.
- [15] Derrac J, García S, Molina D, et al. A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms[J]. *Swarm & Evolutionary Computation*, 2011, 1(1): 3-18.
- [16] Garc, Salvador A, Ndez A, et al. Advanced nonparametric tests for multiple comparisons in the design of experiments in computational intelligence and data mining: experimental analysis of power[J]. *Information Sciences*, 2010, 180(10): 2044-2064.
- [17] Noble W S. How does multiple testing correction work?[J]. *Nature Biotechnology*, 2009, 27(12): 1135-1137.
- [18] Bergmann B, Hommel P G. *Improvements of General Multiple Test Procedures for Redundant Systems of Hypotheses*[M]//Multiple Hypothesenprüfung / Multiple Hypotheses Testing. Springer Berlin Heidelberg, 1988: 3-7.