

基于边缘特征的多传感器图像融合算法

童涛, 杨桃, 孟强强, 孙嘉成, 叶怡, 陈晓榕

(空军航空大学 航空航天情报系, 吉林 长春 130022)

摘要: 针对传统像素级图像融合方法在低频系数融合中, 采用偏袒法和平均法容易导致融合图像出现模糊、对比度下降的问题, 结合像素级和特征级融合的优势, 提出一种基于边缘特征的图像融合算法。算法对于低频系数, 采用区域能量自适应加权的方法; 对于高频系数, 通过对低频边缘特征的融合以指导其融合。分别对红外与可见光图像和多聚焦图像进行实验, 并对融合图像进行主客观评价, 实验表明, 该算法得到的融合图像具有较好的主观视觉效果和客观量化指标, 融合性能优于传统的融合方法。

关键词: 边缘特征; 多传感器; 小波变换; 区域能量; 特征级融合

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)01-0311-07

Multi-sensor image fusion algorithm based on edge feature

Tong Tao, Yang Guang, Meng Qiangqiang, Sun Jiacheng, Ye Yi, Chen Xiaorong

(Department of Aerospace Intelligence, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China)

Abstract: Specific to the drawback that favoritism and average methods for low frequency coefficient fusion are weakened in maintaining the contrast of fusion image in traditional signal level image fusion, combining with the superiorities of signal level and feature level fusion, a novel fusion algorithm based on edge feature was proposed. Firstly, the registered multi-sensor images from the same scene were transformed by wavelet transforms. Secondly, the high and low frequency coefficients were fused separately by using different fusion strategies: the low frequency coefficient was fused by adaptive regional energy, while the high frequency coefficient fusion was conducted by using the edge feature fusion of low frequency coefficient. Finally, the target image was obtained by performing inverse wavelet transforms. The algorithm has been used to fuse infrared and visible images, and multi-focus images. The experimental results indicate that the fused image obtained by the proposed method has a better subjective visual effect and objective evaluation criteria, it performs dramatically better than traditional fusion methods.

Key words: edge feature; multi-sensor; wavelet transforms; regional energy; feature level fusion

收稿日期: 2013-05-04; 修订日期: 2013-06-11

基金项目: 国家自然科学基金(40901096)

作者简介: 童涛(1989), 男, 硕士生, 主要从事多传感器图像融合等方面的研究。Email: tongtao0917@163.com

导师简介: 杨桃(1975), 男, 副教授, 博士后, 主要从事遥感影像自动解译与 GIS 应用等方面的研究。Email: yg2599@sina.com

0 引言

图像融合以其具有扩展系统的时空覆盖率;增强系统的可靠性和鲁棒性;提高系统的作用范围和全天候工作能力等优势而受到广泛的应用和深入的发展。多传感器图像融合可以在像素级、特征级与决策级 3 个层次上进行^[1-3],但目前研究主要集中在像素级层面上,对于特征级和决策级方面的研究、报道较少。目前,学者们对小波变换的图像融合方法主要集中在像素级的高频系数融合规则的选择上,主要包括对比度方法^[4]、相关信号强度比法^[5]、区域能量法^[6]、区域方差法^[7]、取大法、神经网络法等,而对低频系数融合规则通常采用偏袒法和平均法^[4-6],导致融合图像出现模糊、对比度下降以及目标指示能力减弱等问题;并且对于如何结合像素级和特征级融合的优势,以提高图像融合的效率,提升融合图像质量的问题并没有进行深入研究。边缘特征^[8-9]是图像中最基本的特征,在图像信息解译的过程中起着

至关重要的作用,是分析理解图像的基础;它能在保留图像中物体轮廓信息的前提下,大大减少所要处理的信息。

基于上述提出的问题和思路,文中提出一种基于局部能量和边缘特征的小波域多传感器图像融合方法:首先对融合源图像进行多尺度、多方向分解,对于分解后的低频系数采用区域能量自适应加权的融合规则;并对多层小波分解的各低频和高频图像进行边缘特征提取,通过对低频图像边缘特征的融合以指导高频方向子带系数的融合;最后通过小波逆变换对融合的系数进行重构得到融合图像。仿真实验表明,该算法能够较好地保留图像的对比度信息及边缘细节信息,融合效果优于传统融合方法。

1 基于边缘特征的多传感器图像融合方法

1.1 多传感器图像融合总体框架

多传感器图像融合总体框架如图 1 所示,具体实现步骤如下(假设源图像间已经配准):

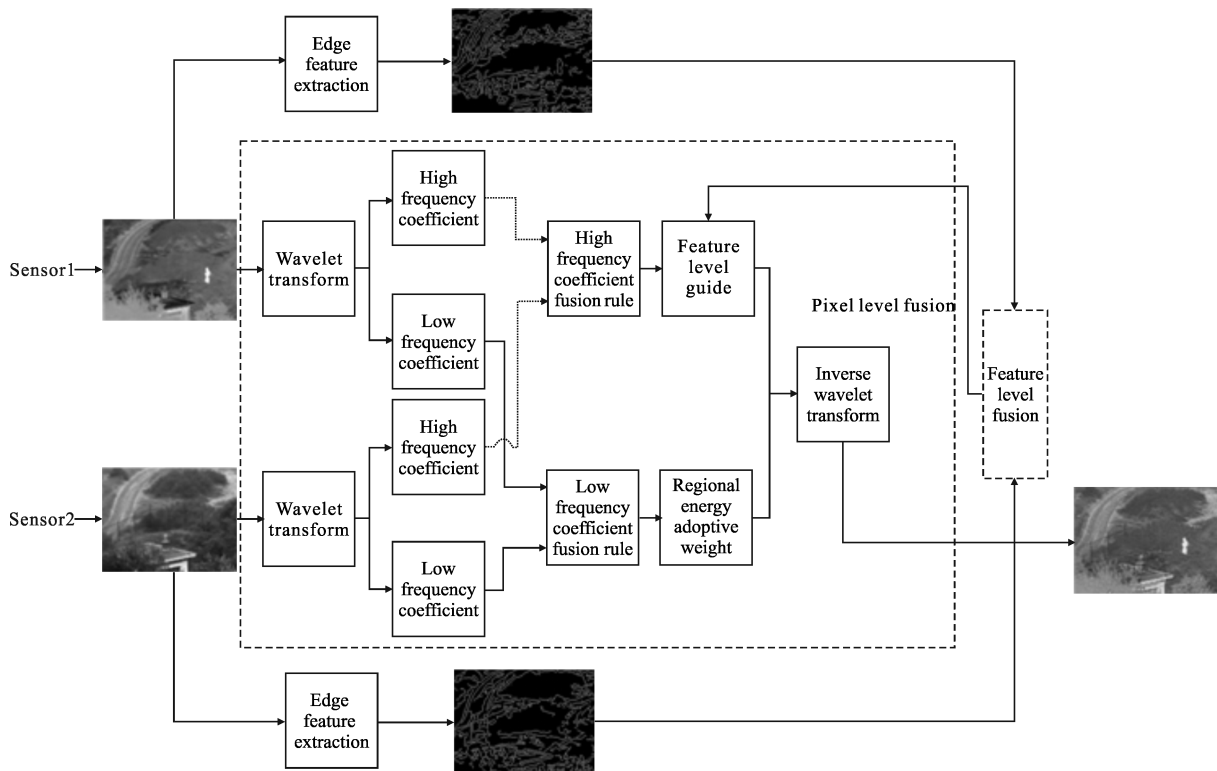


图 1 多传感器图像融合总体框架图

Fig.1 Overall framework of multi-sensor image fusion

(1) 对源图像 M, N 分别进行多层小波变换分解(源图像经过小波变换分解后往往只有最后一层的低频图像, 文中将各层小波分解得到的低频图像分别进行存储, 为指导高频图像的融合作准备), 得到源图像的各阶子带系数分别为 $\{L_{j_0}^M(i, j), C_{j_0, l}^M(i, j)\} \{L_{j_0}^N(i, j), C_{j_0, l}^N(i, j)\}, j_0=1, \dots, n$, 其中 $L_{j_0}^X(i, j)$ 为源图像 X 第 j_0 层的低频子带系数, $C_{j_0, l}^X(i, j)$ 为源图像高频第 l 个方向的子带系数, $X=M, N$ 。

(2) 对低频系数和各高频系数采用不同的系数选择方案(见文中的融合规则)得到融合图像 F 的小波变换系数 $\{L_{j_0}^F(i, j), C_{j_0, l}^F(i, j), j_0=1, \dots, n\}$ 。

(3) 对上一步得到的融合图像 F 的小波变换系数进行小波逆变换得到融合图像 F 。

1.2 低频子带系数融合规则

图像某一局部中的每一个像素点与其相邻的像素点都是相关的, 图像清晰与否由区域内像素共同体现, 区域能量反映图像区域的整体亮度。源图像经过分解后低频系数主要反映源图像的近似特征, 占据源图像的绝大部分能量^[7], 文中针对平均法和偏袒法的缺陷, 参照文献[8]的低频子带融合方法, 对低频子带系数的融合采用局部区域能量自适应加权^[8], 该方法首先将低频子带 $L_{j_0}^X(i, j)$ 图像的区域能量定义为:

$$E_{j_0}^X(i, j) = \sum_{(a, b) \in \Omega(a, b)} w(a, b) |L_{j_0}^X(i+a, j+b)|^2 \quad (1)$$

式中: $E_{j_0}^X(i, j)$ 表示像素点 (i, j) 在 $\Omega(a, b)$ 邻域内的能

量, $w(a, b) = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \times \frac{1}{16}$ 为小波系数矩阵对应的权重系数。

则融合后的低频子带图像为:

$$L_{j_0}^F(i, j) = p_1(i, j) L_{j_0}^M(i, j) + p_2(i, j) L_{j_0}^N(i, j) \quad (2)$$

$$\begin{cases} p_1(i, j) = \frac{E_{j_0}^M(i, j)}{E_{j_0}^M(i, j) + E_{j_0}^N(i, j)} \\ p_2(i, j) = \frac{E_{j_0}^N(i, j)}{E_{j_0}^M(i, j) + E_{j_0}^N(i, j)} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $p_1(i, j), p_2(i, j)$ 为自适应系数调整因子。

与传统的低频图像融合方法不同, 该低频子带融合方法可以很好地保留源图像的共同特征, 保持

融合图像对比度: 对所参加融合的图像对应图像块中的小波系数能够自适应的乘以一个和该图像块相关的系数, 这样获得的低频轮廓信息比平均法和偏袒法更为丰富, 并且自适应的算法无需多次实验后得到的阈值来计算融合后的小波系数, 提高了融合效率。

1.3 高频子带系数融合规则

源图像 M, N 经小波变换后得到各层低频图像和高频子带图像, 高频子带和低频图像中包含着大量的边缘信息, 为了使融合后的图像保留更多的边缘细节, 文中提出一种以源图像各层对应低频图像的边缘特征融合来指导高频子带系数融合的方法, 为了进一步阐述该方法, 文中通过下文采用的实验数据(具体见下文介绍)红外与可见光图像融合来介绍各层高频子带图像处理的方法, 具体做法如下。

首先, 运用 Canny 边缘提取算子对 $L_{j_0}^M(i, j), L_{j_0}^N(i, j)$ 分别进行边缘特征提取(文中以小波分解后的第一层低频图像为例), 并生成二值边缘图像 E_M 和 E_N , 如图 2(a)和(b)所示, 通过公式(4)标记出 E_M 和 E_N 中所包含的特有的边缘特征信息, 分别记为 X_M 和 X_N , 如图 2(c)和(d)所示, 再对 X_M 和 X_N 进行形态膨胀以充分包含边缘特征邻域范围内的信息, 记为 Y_M 和 Y_N 。

$$\begin{cases} X_M = \text{XOR}(E_M, E_N) \text{ AND } E_M \\ X_N = \text{XOR}(E_M, E_N) \text{ AND } E_N \end{cases} \quad (4)$$

其次, 通过公式(5)的取大法对源图像 M, N 的高频 $C_{j_0, l}^X(i, j)$ 对应各层各方向生成选择图, (文中以小波分解后的第一层高频子带水平方向图像为例)如图 2(e)和(f)所示。

$$S_{m, n} = \begin{cases} 1, & \text{if } |C_{j_0, l}^M(i, j)| > |C_{j_0, l}^N(i, j)| \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

再次, 综合高频各方向的选择图 $S_{m, n}$ 和 Y_M, Y_N ,

通过公式 $\begin{cases} S_{m, n}^M = \text{OR}(S_{m, n}, Y_M) \\ S_{m, n}^N = \text{OR}((1 - S_{m, n}), Y_N) \end{cases}$ 得出包含低频和高

频边缘细节信息的融合选择图 $S_{m, n}^M, S_{m, n}^N$, 如图 2(g)和(h)所示。

针对融合选择图 $S_{m, n}^M, S_{m, n}^N$ 的进一步分析发现, 当 $S_{m, n}^M = S_{m, n}^N = 1, C_{j_0, l}^M(i, j) * C_{j_0, l}^N(i, j) < 0$ 时, 也即对应层和对应方向的小波系数符号相反时, 将会使得融合后的图像的细节信息减弱, 为了使融合后图像包含的细节信息更为丰富, 先通过公式(6)的条件对 $S_{m, n}^M, S_{m, n}^N$

中的像素值进行进一步筛选处理。对于通过上一步筛选出来的像素,也即满足公式(6)的条件下的像素,进行公式(7)的小波系数绝对值取大处理,通过该处理,能够进一步剔除 $S_{m,n}^M, S_{m,n}^N$ 中能够使得融合后细节信息减弱的像素的影响。通过公式(7)处理后的选择图记为 $T_{m,n}^M, T_{m,n}^N$ 。

$$S_{m,n}^M = S_{m,n}^N = 1, C_{j_0,l}^M(i,j) * C_{j_0,l}^N(i,j) < 0 \quad (6)$$

$$\begin{cases} S_{m,n}^M = 1, S_{m,n}^N = 0, \text{ if } |C_{j_0,l}^M(i,j)| > |C_{j_0,l}^N(i,j)| \\ S_{m,n}^M = 0, S_{m,n}^N = 1, \text{ else} \end{cases} \quad (7)$$

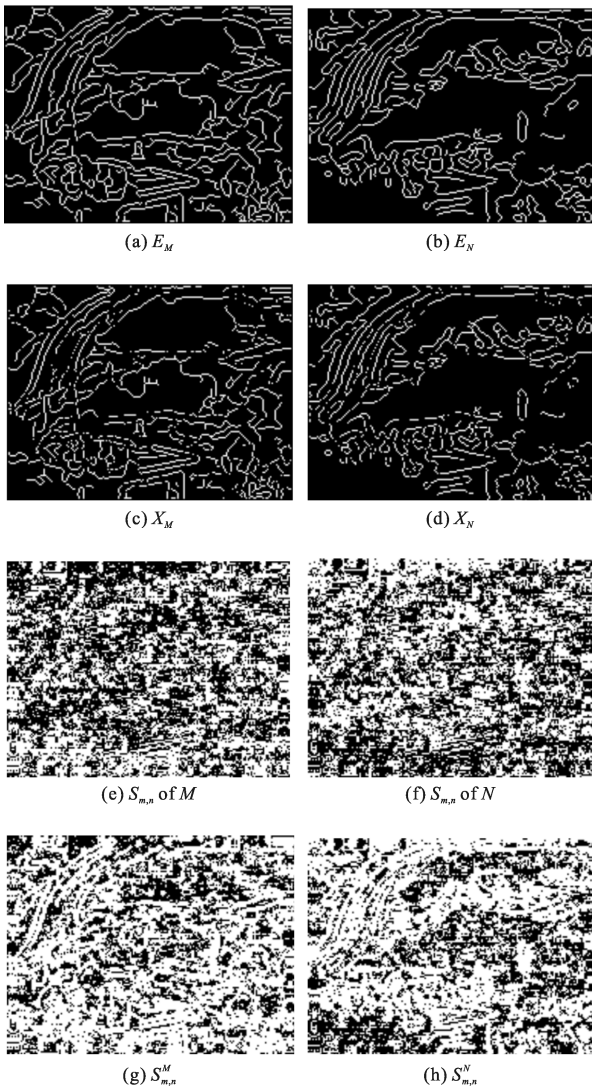


图 2 部分高频子带处理图

Fig.2 Partial processable figure of high frequency coefficient

最后,得到高频子带方向的融合结果为:

$$C_{j_0,l}^F(i,j) = T_{m,n}^M * C_{j_0,l}^M(i,j) + T_{m,n}^N * C_{j_0,l}^N(i,j) \quad (8)$$

通过运用各源图像间的边缘细节特征作为特征级融合来指导像素级高频方向子带信息的融合,充分地包含了源图像间对应层和方向的低频和高频边缘细节信息,并完整地保留到融合图像之中,提高了融合图像的质量,增强了融合图像的时效性。

2 实验结果及其分析

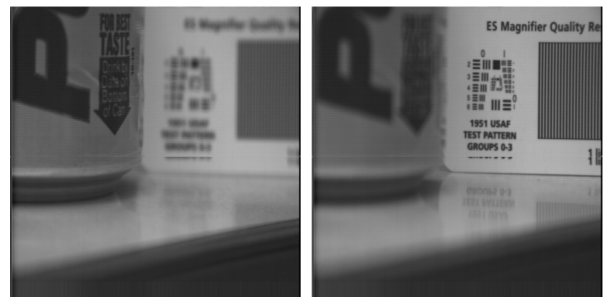
为了对上述理论分析和算法作进一步验证,文中使用 MATLAB7.0 进行仿真实验,实验中采用了大量的红外与可见光图像以及多聚焦图像,受文章篇幅的限制,仅列出实验中三组较为典型的图像:如图 3(a)和(b)分别为红外图像和可见光图像,来源于荷兰 TNO 人因学研究所提供的“UN Camp”可见光和红外图像,图 3(a)中,包含了红外特征显著的行人目标;图 3(b)中,可见光图像包含了栅栏、树木等场景细节信息;如图 4(a)和(b)为聚焦左边 Pesil 罐上的图像及聚焦右边测试卡的图像;图 5(a) 红外图像中汽车、行人、红绿灯等都比较清晰,广告牌比较模糊,图 5(b)可见光图像中广告牌清晰,汽车、行人、红绿灯等都比较模糊。



(a) 红外图像 (b) 可见光图像
(a) Infrared images (b) Visible images

图 3 第一组红外与可见光图像

Fig.3 Infrared and visible images of team one



(a) 左聚焦图像 (b) 右聚焦图像
(a) Left-focus images (b) Right-focus images

图 4 多聚焦图像

Fig.4 Multi-focus images



(a) 红外图像 (b) 可见光图像
 (a) Infrared images (b) Visible images

图 5 第二组红外与可见光图像

Fig.5 Infrared and visible images of team two

把文中提出的方法(简称 BY)同一些典型图像融合方法进行对比,用于对比的方法主要包括 T.Pu 方法^[4],采用小波分解的低频与高频信息作对比度为融合规则; Li 方法^[5],采用相关信号强度比作为活性测度;基于区域能量^[6]的方法,采用区域能量作为活性测度,文中简称 energy;基于区域方差^[7]的方法,采用区域方差作为活性测度,文中简称 var; Petrović 方法^[9],采用取大法与边缘特征结合择取高频系数。实验中多尺度分析工具均采用经典小波变换 bior6.8 小波基,分解层数为 3,energy 方法中根据参考文献[6]将阈值 α 的大小设为 0.75。主观上,通过人眼观察直接比较融合结果,客观上采用标准差 $\sigma^{[10-11]}$ 、平均梯度 AG^[8,10-11]、空间频率 SF^[10-11]、熵值 $E^{[8,10-11]}$ 作为评价指标。标准差反映图像的灰度值围绕平均值的离散程度。标准差小,图像反差小,分布单一,反之图像反差大、有较好的对比度;平均梯度可以反映图像的细节反差与纹理特征,空间频率反映空间域总体活跃程度;熵值越大说明图像所含信息量越大,上述四个评价指标的有效性已得到学者们的广泛认可^[10-11]。

图 6(a)~(f)、图 7(a)~(f)、图 8(a)~(f)分别给出了第一组红外与可见光图像、多聚焦图像、第二组红外与可见光图像各方法的融合结果。各融合算法性能比较结果如表 1、表 2 和表 3 所示。

从主观视觉感知可以发现六种方法都较好地保持源图像中的重要信息,并将源图像的显著信息作了较好地融合,但是 var 方法中目标的边缘非常模糊,T. Pu、Petrović、Li 和 energy 方法的目标在图像中的整体对比度较低,目标指示能力弱,而文中提出的 BY 方法能更为完整地保留目标的亮度特征,在场景中目标的指示能力更加显著,这说明文中提出的低频取基于区域能量自适应加权的方法优于平均法,并且场景的

整体对比度较高,其目视效果较其他方法更佳。

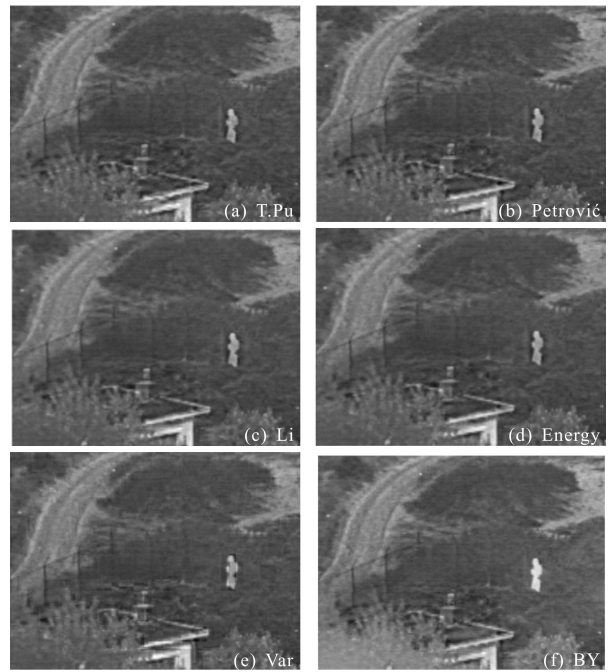


图 6 第一组红外与可见光图像融合结果

Fig.6 Fusion result for infrared and visible images of team one

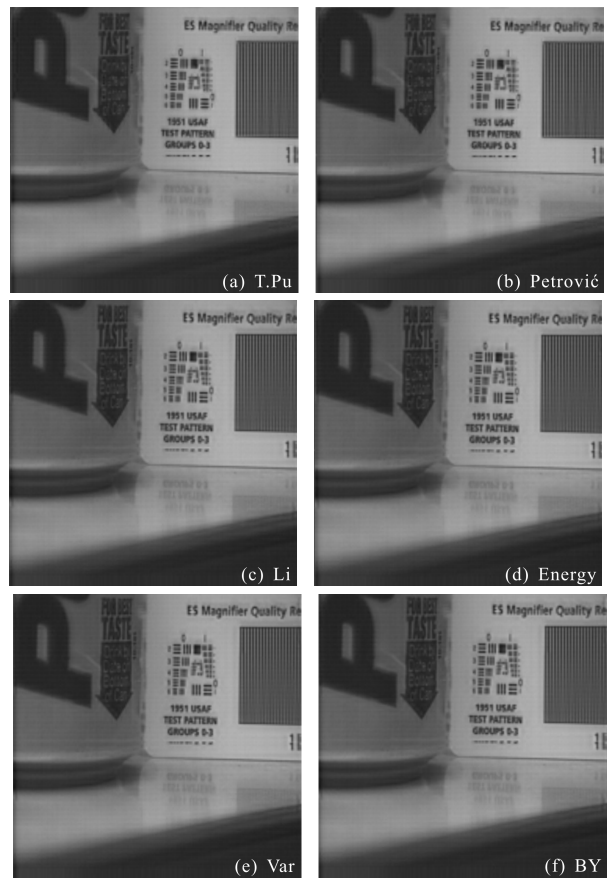


图 7 多聚焦图像融合结果

Fig.7 Fusion result for multi-focus images

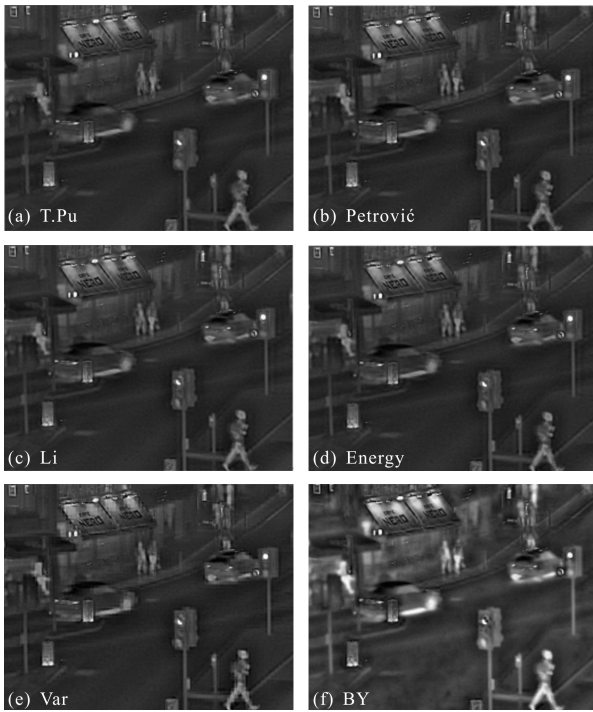


图 8 第二组红外与可见光图像融合结果

Fig.8 Fusion result for infrared and visible images of team two

为了更为有效地对比文中所提出的方法与其他经典方法的性能,文中从客观角度对其进行度量分析。对表 1、表 2 和表 3 的客观评价指标的数值加以分析,不难发现文中所提出的方法在两种情况下的信息熵 E 都比较大,说明融合图像在源图像中所提取到的信息量大;并且融合图像的平均梯度和标准差较其他方法都有显著的提高,说明融合图像的细节反差大,整体对比度高。表明文中提出对低频图像边缘特征融合以指导高频系数融合的方法能够充分地保留源图像低频和高频的边缘细节信息。

表 1 第一组红外与可见光图像不同融合算法性能比较
Tab.1 Performance comparison of different algorithms for infrared and visible images of team one

Methods indexes	T.Pu	Petrovic	Li	Energy	Var	BY
Standard deviation σ	24.9544	25.128	24.7139	24.7741	25.6509	29.4305
Spatial frequency SF	11.7873	12.1875	10.9087	11.1122	13.2239	13.4911
Entropy E	6.4340	6.4521	6.3996	6.4083	6.4724	6.6858
Average gradient AG	6.5926	6.8605	5.9475	6.0996	7.1351	7.2971

表 2 多聚焦图像不同融合算法性能比较
Tab.2 Performance comparison of different algorithms for multi-focus images

Methods indexes	T.Pu	Petrovic	Li	Energy	Var	BY
Standard deviation σ	44.9143	44.9163	44.8855	44.8843	44.8259	45.0873
Spatial frequency SF	13.9422	14.2900	13.7247	13.7177	13.7875	14.8437
Entropy E	7.0945	7.1006	7.1004	7.1004	7.1013	7.1168
Average gradient AG	5.7083	5.8259	5.3893	5.4071	5.5022	5.9083

表 3 第二组红外与可见光图像不同融合算法性能比较
Tab.3 Performance comparison of different algorithm for infrared and visible images of team two

Methods indexes	T.Pu	Petrovic	Li	Energy	Var	BY
Standard deviation σ	22.8478	23.1714	23.0408	23.0394	24.7392	33.1542
Spatial frequency	12.0957	12.4883	12.3043	12.3208	13.8444	13.9401
Entropy E	5.9978	6.0148	6.0065	6.0087	6.1121	6.5711
Average gradient AG	3.9738	4.2618	4.1091	4.1292	4.7351	4.8301

综上所述,文中所提出的多传感器图像融合算法在主观视觉效果和客观量化指标都表现相一致,其融合性能优于传统的平均法及其一些改进算法。

3 结论

多传感器图像融合可以有效地增加图像间的互补信息,以提高图像的对比度、增强信息的可靠性,对于图像判读具有重要的现实意义。文中针对传统像素级图像融合方法在低频系数融合中,采用偏袒法和平均法容易导致融合图像出现模糊、对比度下降的问题,提出在小波变换域,低频子带系数采用区域能量自适应加权的方法;高频方向子带系数采用对低频子带边缘特征的融合以指导高频系数融合的方法,充分地包含了源图像间对应层和方向的低频和高频边缘细节信息,并完整地保留到融合图像之中,显著地提高了融合图像的质量,在运用特征融合指导的过程中,增强了融合的时效性。但是,文中在

融合实验的过程中, 仅仅考虑对红外和可见光图像以及多聚焦图像的融合, 对于多光谱和高光谱与可见光图像的融合并未涉足, 而要满足战场多传感器侦察图像的融合需求, 下一步研究的重点是该算法对多光谱和高光谱与可见光图像融合的适用性。

参考文献:

- [1] Daneshvar S, Ghassemian H. MRI and PET image fusion by combining IHS and retina-inspired models [J]. *Information Fusion*, 2010, 11(2): 114–123.
- [2] Zribi M. Non-parametric and region-based image fusion with bootstrap sampling [J]. *Information Fusion*, 2010, 11(2): 85–94.
- [3] Ma Donghui, Xue Qun, Chai Qi, et al. Infrared and visible images fusion method based on image information [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(6): 1168–1171. (in Chinese)
马东辉, 薛群, 柴奇, 等. 基于图像信息的红外与可见光图像融合方法研究[J]. *红外与激光工程*, 2011, 40(6): 1168–1171.
- [4] Tian Pu, Guoqiang Ni. Contrast-based image fusion using the discrete wavelet transform[J]. *Optical Engineering*, 2000, 39(8): 2075–2082.
- [5] Li Guangxin, Xu Shuyan, Wu Weiping, et al. Extension of Piella pixel-level multiresolution image fusion framework and its algorithm [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2012, 20(12): 2773–2779. (in Chinese)
李光鑫, 徐抒岩, 吴伟平, 等. Piella 像素级多分辨率图像融合框架的扩展及其算法 [J]. *光学精密工程*, 2012, 20(12): 2773–2779.
- [6] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion [C]//The 4th International Conference on Computer Vision, 1993: 173–182.
- [7] Guo Ming, Fu Zheng, Xi Xiaoliang. Novel fusion algorithm for infrared and visible images based on local energy in NSCT domain [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(8): 2229–2235. (in Chinese)
郭明, 符拯, 奚晓梁. 基于局部能量的 NSCT 域红外与可见光图像融合算法 [J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(8): 2229–2235.
- [8] Tong Tao, Yang Guang, Tan Haifeng, et al. Multi-sensor image fusion algorithm based on NSCT [J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2013, 29(2): 22–25. (in Chinese)
童涛, 杨杭, 谭海峰, 等. 基于 NSCT 变换的多传感器图像融合算法[J]. *地理与地理信息科学*, 2013, 29(2): 22–25.
- [9] Vladimir Petrovic. Multi-level Image Fusion Proc [C]//SPIE, 2003, 5099: 928–933.
- [10] Miao Qiguang. A novel algorithm of image fusion using shearlets[J]. *Opt Commun*, 2011, 284(6): 1540–1547.
- [11] Zhang L. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2011, 20(8): 2378–2386.