

## 基于梯度加权的红外与可见光图像融合方法

杨 枕, 童 涛, 孟强强, 孙嘉成

(空军航空大学, 吉林 长春 130022)

**摘 要:** 针对可见光和红外图像融合问题, 提出一种有效的融合方法。首先, 将多尺度分解后的高频系数分为高低两层, 并针对各层系数的特点, 分别采用基于像素和基于区域特征加权的融合算法合成得到融合图像的高频系数; 为了进一步提升融合图像的整体对比度, 提高目标的指示能力, 提出通过区域平均梯度特征自适应加权的方法得到融合图像的低频系数; 最后, 对融合的低频和高频系数进行多尺度逆变换得到融合图像。通过主观观察以及客观指标对比证明, 该方法的融合性能优于经典的融合方法。

**关键词:** NSCT 变换; 相关信号强度比; 平均梯度; 图像融合

**中图分类号:** TP751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)08-2772-08

## Infrared and visible images fusion method based on gradient weighted

Yang Guang, Tong Tao, Meng Qiangqiang, Sun Jiacheng

(Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China)

**Abstract:** Aiming to fusion question on the infrared and visible images, a novel effective image fusion method was proposed in this paper. Firstly, the high frequency coefficient after multiscale decomposition was divided into low and high layers, and then, according to the characteristics of each layer, the high frequency coefficient of the fused image was obtained by method based on pixel and method based on feature weighted respectively. Secondly, in order to further enhance the overall contrast of the fused image, and the capabilities of target indication, the low frequency coefficient of the fused image was obtained by adaptive weighted method based on regional average gradient. Finally, the fused image was obtained by inverse multi-scale transformation. The subjective observation and the comparison of the image's objective indexes prove together that the method proposed in this paper is better than the classical methods.

**Key words:** NSCT transform; correlated signal intensity ratio; average gradient; image fusion

收稿日期: 2013-12-07; 修订日期: 2014-01-12

基金项目: 国家自然科学基金(40901096); 吉林省科技发展计划(20140101213JC)

作者简介: 杨枕(1975-), 男, 硕士生导师, 副教授, 博士, 主要从事遥感图像解译和 GIS 应用分析等方面研究。Email: yg2599@126.com

通讯简介: 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

### 0 引 言

图像融合具有扩展系统的时空覆盖率<sup>[1]</sup>、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得到广泛的应用<sup>[2]</sup>。通过对红外与可见光图像的融合,充分利用其信息的互补性,提高红外目标的可识别度和图像的清晰度,从而获得有利于观察者对场景进行整体认知的融合图像<sup>[3-4]</sup>。

近年来,学者们提出了大量红外与可见光图像融合方法,主要包括:基于单个像素加权的方法和基于区域特征加权的方法;李光鑫等人采用相关信号强度比作为活性测度和匹配测度,该方法效率高,但是红外目标指示能力弱<sup>[5]</sup>;Tian Pu 等根据人眼对局部亮度对比度敏感的特性,将小波中的低频与高频信息构建指向性的对比度作为活性测度,该方法易造成融合图像的细节反差小<sup>[6]</sup>;Petrović 采用取大法与边缘特征结合择取高频系数,该方法简单、快速,但易导致融合图像的整体对比度低<sup>[7]</sup>;郭明等通过采用局部能量比和区域方差作为活性测度,该方法易造成方块现象、图像局部出现伪轮廓,并且区域能量和方差的计算复杂,影响融合效率<sup>[8]</sup>;以上方法在低频子带系数的处理上均采用了简单的平均法,在一定程度上降低了融合图像的整体对比度;但处理高频子带系数时,并没有区别高层和低层的特点,有针对性地加以融合;并且对于如何结合高频对应位置

系数存在同、异号的情况,进一步提高局部纹理描述的准确程度的问题没有进行深入研究。

基于上述问题与思路,文中在非下采样 Contourlet 变换(NSCT)域提出一种有效的融合方法。首先对融合源图像进行 NSCT 分解;其次,对于分解后的高频系数分为高、低两层,并结合高频对应位置系数符号,分别采取适于其特性的不同融合方式;再次,通过区域平均梯度特征自适应加权的方法得到融合图像的低频系数,并对融合的高频和低频系数进行 NSCT 逆变换得到融合图像。实验结果表明,该方法的融合性能优于经典融合方法。

### 1 算法原理

#### 1.1 图像融合总体框架

红外与可见光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):

- (1) 对源图像分别进行 NSCT 变换分解,得到源图像的各阶子带系数分别为  $D_{j,s}^{\epsilon}$  和  $C_{N,X}(m,n)$ ,其中  $C_{N,X}(m,n)$  为源图像 X 的低频子带系数,  $D_{j,s}^{\epsilon}$  为源图像 X 高频第 j 层  $\epsilon$  方向的子带系数,  $X=A,B,F; j=1,2,\dots,n$ 。
- (2) 对低频系数和各高频系数采用不同的系数选择方案(见下文中的融合方法)得到融合图像 F 的 NSCT 变换系数  $\{C_{N,F}, D_{j,s}^{\epsilon}\}$ 。
- (3) 对上一步得到的融合图像 F 的 NSCT 变换系数进行 NSCT 逆变换得到融合图像 F。

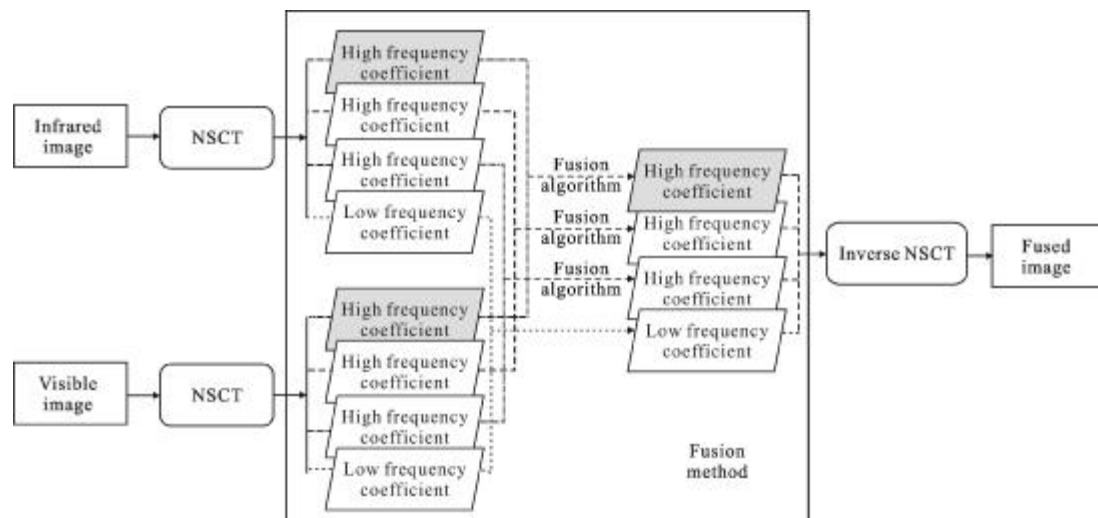


图 1 图像融合总体框架图

Fig.1 Overall framework of image fusion

## 1.2 算法原理及步骤

### 1.2.1 高频子带融合方法

源图像经过 NSCT 分解后产生各高频和低频子带层,通常对它们分别采用不同的融合规则进行合成。因此,在融合过程中,融合规则的选取将直接影响着融合的最终效果。目前,大部分融合算法均采用基于像素的融合规则,但由于图像的局域特征往往需要由某一区域的多个像素共同体现;并且一般情况下邻域内的像素间都具有较强的相关性。所以,采用单一的基于像素的融合规则将影响其融合效果。

对于高频子带部分,由于其高层部分所反映的是细节信息,各信息间存在着很大的独立性,单一采用基于像素的融合规则能够减少计算量,提高融合效率,并利于保持各像素间独立;而高频的低层部分所反映的是粗信息,为了维护邻域内像素之间的相关性,使得融合图像的边缘线条更为柔滑、自然、连贯,文中采用梯度作为活性测度,相关信号强度比作为匹配测度,为了进一步提高局部纹理描述的准确程度,考虑到对应位置系数存在异号的情况,对不同情况采用不同的融合规则。其具体实现步骤如下:

(1) 分别计算源图像间对应高频层 1 和 2 中的相关信号强度比<sup>[6]</sup>,来刻画源图像窗口区域信号强度特征,融合时可以根据其数值直接判断哪幅源图像的特征信息更为显著,相关信号强度比的定义为:

$$D_{j,F}^e(m,n) = \begin{cases} D_{j,A}^e(m,n) & R_{j,AB}^e(m,n) \geq 1/T \text{ 或 } R_{j,AB}^e(m,n) < T, |GH_j^A(m,n)| \geq |GH_j^B(m,n)| \\ D_{j,B}^e(m,n) & R_{j,AB}^e(m,n) \geq 1/T \text{ 或 } R_{j,AB}^e(m,n) < T, |GH_j^A(m,n)| < |GH_j^B(m,n)| \end{cases} \quad (4)$$

当区域窗口中  $I_{j,A}^e$  和  $I_{j,B}^e$  比较相近时,也即  $T \leq R_{j,AB}^e(m,n) < 1/T$  时,则说明两者的多分辨率分析系数中都存在显著的信息,为了进一步提高局部纹理描述的准确程度,并确保两者的显著信息都能纳入融合图像中,文中算法做如下处理:当对应位

$$S_{j,A}^e = \begin{cases} \frac{|GH_j^A(m,n)|}{|GH_j^A(m,n)| + |GH_j^B(m,n)|} & |GH_j^A(m,n)| + |GH_j^B(m,n)| \neq 0 \\ \frac{1}{2} & |GH_j^A(m,n)| + |GH_j^B(m,n)| = 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$S_{j,B}^e = 1 - S_{j,A}^e \quad (7)$$

而当对应位置 NSCT 系数为异号时,由于加权

$$R_{j,AB}^e = I_{j,A}^e / I_{j,B}^e \quad (1)$$

其中,

$$I_{j,s}^e(m,n) = \sum_{a \in G, b \in H} P(a,b) |D_{j,s}^e(m+a,n+b)| \quad (2)$$

表示细节分量  $D_{j,s}^e$  以  $(m,n)$  为中心,在窗口  $G \times H$  内的信号强度。 $P = [1/10, 1/10, 1/10; 1/10, 1/5, 1/10; 1/10, 1/10, 1/10]$  为掩膜矩阵,对  $|D_{j,s}^e|$  进行线性滤波。

(2) 梯度具有敏感地反映图像微小细节反差的能力,在图像中常选用拉普拉斯梯度算子,其卷积核为  $R = [-1, -1, -1; -1, 8, -1; -1, -1, -1]$ ,求取各高频层 1 和 2 的梯度时可以将该高频细节层与此卷积核进行卷积得到。

$$GH = \text{conv}(H, R) \quad (3)$$

式中: $H$  表示高频层矩阵; $\text{conv}$  为卷积算子; $GH$  即为所得的高频层梯度矩阵。

(3) 为了确保融合的精确性,文中采用基于相关信号强度比的像素级加权融合规则,其中  $T$  为阈值,其取值范围为  $[0,1]$ ,上述加权融合规则的具体推导见参考文献[5],文中不再赘述。当区域窗口中  $I_{j,A}^e$  和  $I_{j,B}^e$  的差异较大时,也即  $R_{j,AB}^e(m,n) \geq 1/T$  或者  $R_{j,AB}^e(m,n) < T$  时,由于梯度反映局域内各系数的反差程度,局部区域内梯度越大,图像的纹理和细节信息将越丰富,为确保融合图像取得显著特征的多分辨率分析系数,直接选用局域梯度较大的系数,即

置的 NSCT 分解系数为同号时,由于加权系数都为 0 到 1 的正数,则对系数进行简单的加权运算时,并不会引起融合图像的边缘细节减弱问题,此时融合的方式为:

$$D_{j,F}^e(m,n) = S_{j,A}^e(m,n) D_{j,A}^e(m,n) + S_{j,B}^e(m,n) D_{j,B}^e(m,n) \quad (5)$$

系数都为 0 到 1 的正数,如果按照上述方式进行简单的加权运算,则可能会导致对应位置的 NSCT 分

解系数的幅值降低,引起融合图像的边缘减弱问题。对于高频系数,细节丰富的位置对应的数值一般都比较 大,在合成的过程当中,如果融合图像的多分辨率分析系数符号选用与其幅值较大的相同系数符号

$$D_{j,F}^e(m,n) = \begin{cases} S_{j,A}^e(m,n)D_{j,A}^e(m,n) - S_{j,B}^e(m,n)D_{j,B}^e(m,n) & |D_{j,A}^e(m,n)| \geq |D_{j,B}^e(m,n)| \\ -S_{j,A}^e(m,n)D_{j,A}^e(m,n) + S_{j,B}^e(m,n)D_{j,B}^e(m,n) & |D_{j,A}^e(m,n)| < |D_{j,B}^e(m,n)| \end{cases} \quad (8)$$

以上分析处理((1)-(3))对应于图 1 中的高频层 1 和 2 的融合算法 1。

(4) 对高频层 3 采取像素灰度绝对值取大法,得到融合图像的高频子带系数,即

$$D_{j,F}^e(m,n) = \begin{cases} D_{j,A}^e(m,n) & |D_{j,A}^e(m,n)| \geq |D_{j,B}^e(m,n)| \\ D_{j,B}^e(m,n) & |D_{j,A}^e(m,n)| < |D_{j,B}^e(m,n)| \end{cases} \quad (9)$$

对应于图 1 中的高频层 3 的融合算法 2。

### 1.2.2 低频子带融合方法

低频系数主要反映了源图像的概貌信息。由于红外与可见光图像对于同一事物的描述差异较大,如果进行简单平均法或只保留其中某一幅图像的低频信息,将无法充分利用源图像间的互补信息,自然就失去了图像融合的本质意义。平均梯度具有能够敏感地反映图像微小细节反差的能力,平均梯度越大,图像的细节反差和纹理变化越大,对应的图像整体对比度越高,目视效果越好。因此,为了确保融合图像具有更完善的目视解译效果,进一步提高图像融合的时效性,文中针对低频系数进行平均梯度自适应加权处理,实现红外与可见光图像在低频基本信息上的互补。

低频系数的融合规则为:

$$C_{N,F}(m,n) = p_A(m,n)C_{N,A}(m,n) + p_B(m,n)C_{N,B}(m,n) \quad (10)$$

$$\begin{cases} p_A(m,n) = \frac{AG_{N,A}(m,n)}{AG_{N,A}(m,n) + AG_{N,B}(m,n)} \\ p_B(m,n) = \frac{AG_{N,B}(m,n)}{AG_{N,A}(m,n) + AG_{N,B}(m,n)} \end{cases} \quad (11)$$

平均梯度特征的具体定义如下:

$$AG_{N,x}(m,n) = \frac{1}{GH} \sum_{m=1}^G \sum_{n=1}^H \sqrt{\frac{\Delta f_x^2(m,n) + \Delta f_y^2(m,n)}{2}} \quad (12)$$

式中:  $AG_{N,x}$  表示图像 X 在最低分辨率为  $2^N$  时,低频系数的平均梯度;  $\Delta f_x$ ,  $\Delta f_y$  分别为图像 X 在 x 与 y 方向

上的差分。其中  $p_A(m,n)$ 、 $p_B(m,n)$  为自适应系数调整因子。上述低频系数融合规则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反映自身细节反差的系数,可以更为完善地保留源图像间的互补信息,提升融合图像对比度。

## 2 仿真实验与结果分析

为了验证该算法的正确性和有效性,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,受文章篇幅的限制,仅列出实验中两组较为典型的红外与可见光图像,如图 2 和图 3 所示,图 2 为来源于荷兰 TNO 人因学研究所提供的“UN Camp”可见光和红外图像,图 2(a)中,行人目标非常显著,场景非常模糊;图 2(b)中,无行人目标,但是场景信息十分丰富、清晰。图 3(a)中汽车、行人、红绿灯等都比较清晰,广告牌比较模糊,图 3(b)中广告牌清晰,汽车、行人、红绿灯等都比较模糊。

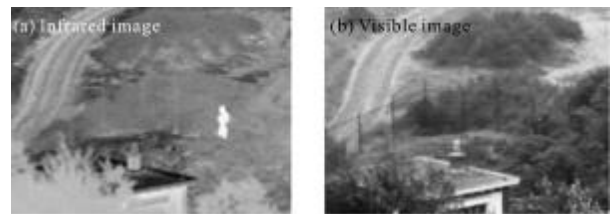


图 2 第一组红外与可见光图像

Fig.2 Infrared and visible images of team one



图 3 第二组红外与可见光图像

Fig.3 Infrared and visible images of team two

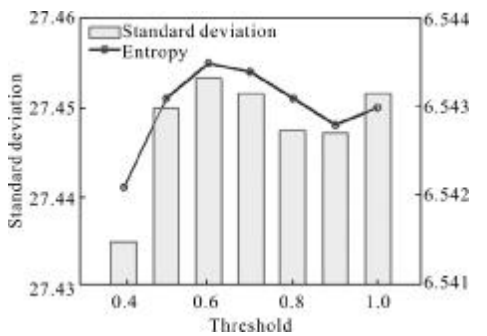
实验中多尺度分析工具均采用 NSCT 变换,分



解层数为 3, 按照高分辨率层到低分辨率层的顺序, 方向分解数依次为 2,4 和 8, LP 滤波器组采用“9-7”, DFB 滤波器组采用“pkva”, Energy 方法中根据参考文献[9]将阈值  $\alpha$  的大小设为 0.75, 文中的阈值 T 小根据参考文献[8]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、平均梯度、空间频率、熵值作为评价指标。标准差大反映图像的整体反差; 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; 熵值反映图像所含信息量的大小, 上述四个评价指标的有效性已得到学者们的广泛认可<sup>[10-11]</sup>。

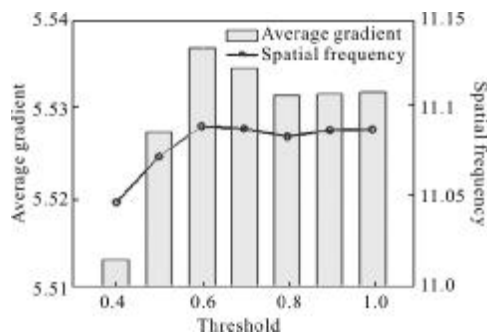
### 2.1 阈值 T 对融合结果的影响

采用文中所提出的方法, 针对各组实验数据选取不同的阈值 T 对实验图像进行融合, 其融合结果的客观评价双纵坐标轴数据曲线图(文中仅列出第一组实验数据的曲线图)如图 4 所示。



(a) 标准差和信息熵

(a) Standard deviation and information entropy



(b) 平均梯度和空间频率

(b) Average gradient and spatial frequency

图 4 不同阈值时融合结果的客观评价指标

Fig.4 Indexes of the fusion results of different threshold values

由图 4(a)、(b)可以发现, 随着阈值的增大, 其标准差、信息熵、平均梯度、空间频率在不断增大,

在 0.6 左右取得最大值, 随后呈现下降趋势, 在 1 处保持稳定。原因是随着阈值的增大, 需要加权的系数范围逐渐减少, 直接取某一源图像的高频信息易减弱融合图像的细节信息。上述分析说明算法的阈值不是取得越大越好, 但是在一定范围内, 算法采用大阈值的融合结果要优于采用小阈值的融合结果。

### 2.2 与经典融合方法的比较

把文中提出的方法(文中简称 DTZ)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 Li 方法<sup>[5]</sup>, T.Pu 方法<sup>[6]</sup>, Petrović 方法<sup>[7]</sup>, 基于区域方差<sup>[8]</sup>的方法, 采用区域方差作为活性测度, 文中简称 var, 基于区域能量<sup>[12]</sup>的方法, 采用区域能量作为活性测度, 文中简称 energy。

各方法对两组红外与可见光图像的融合结果如图 5(a)~(f)以及图 6(a)~(f)所示, 融合图像的客观评价数据如表 1 和表 2 所示, 与其相应的数据曲线如图 7(a)~(b)和图 8(a)~(b)所示。

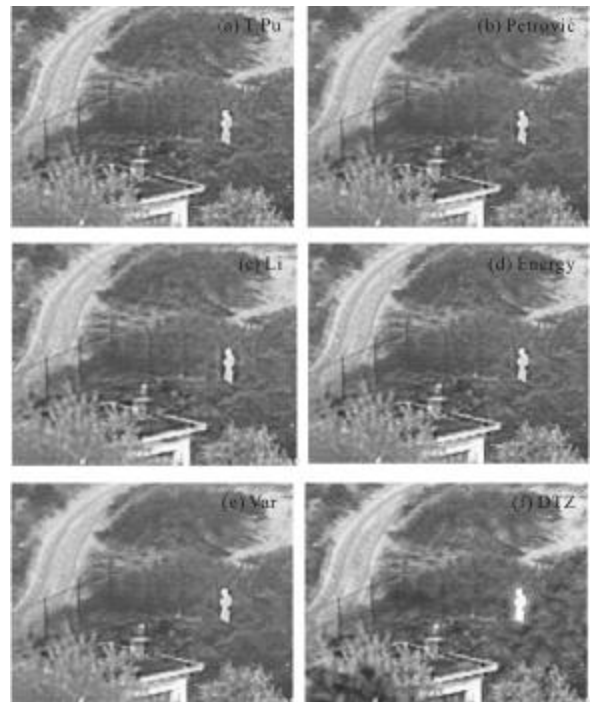


图 5 各方法对第一组红外与可见光图像融合结果

Fig.5 Fusion results of infrared and visible images for team one with various mehtods

综合主观评价和客观评价结果, 可以得出:

从主观视觉效果上可以发现, 各融合图像都能包含红外图像中显著的目标信息和可见光图像中丰

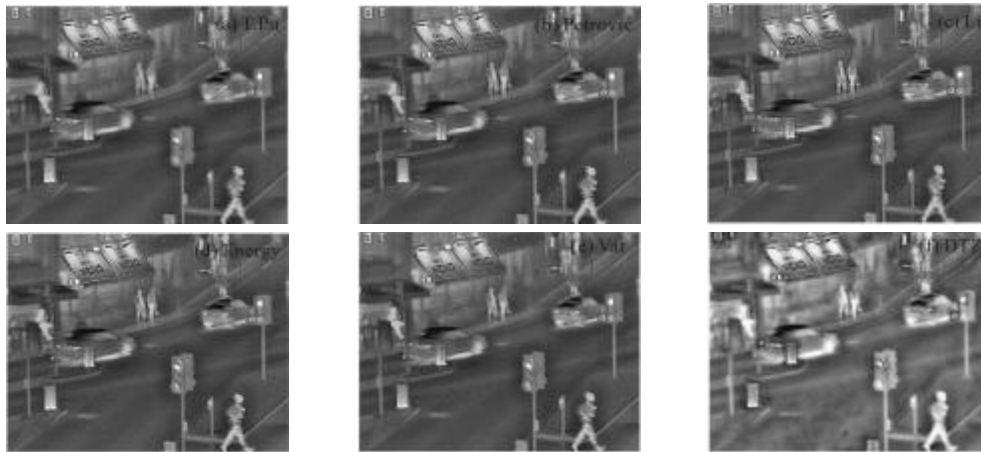


图 6 各方法对第二组红外与可见光图像融合结果

Fig.6 Fusion results of infrared and visible images for team two with various methods

表 1 第一组图像各方法融合的客观评价结果

Tab.1 Indexes of fusion results of team one images with various methods

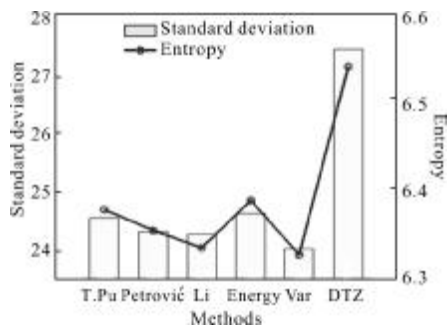
Indexes	T.Pu	Petrović	Li	Energy	Var	DTZ
Standard deviation	24.540 5	24.314 9	24.274 9	24.630 1	24.023 9	27.453 3
Entropy	6.379 6	6.355 4	6.335 4	6.390 1	6.327 7	6.543 5
Average gradient	5.323 2	5.278 7	5.238 7	5.402 1	4.913 6	5.536 9
Spatial frequency	10.708 8	10.779	10.749	10.887 1	10.130 5	11.090 1

表 2 第二组图像各方法融合的客观评价结果

Tab.2 Indexes of fusion results of team two images with various methods

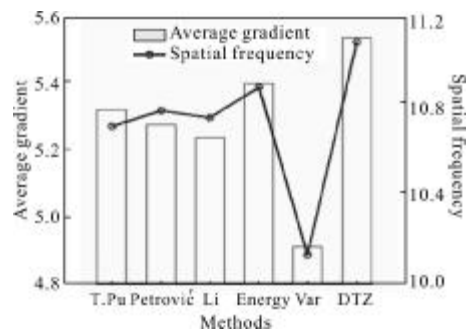
Indexes	T.Pu	Petrović	Li	Energy	Var	DTZ
Standard deviation	22.696 9	22.932 8	22.716 5	23.090 7	22.950 1	33.680 4
Entropy	5.981	5.992 6	5.991 3	6.000 7	5.989 9	6.577
Average gradient	3.700 8	4.050 1	3.722 8	4.095 2	3.971 3	4.611 6
Spatial frequency	11.756	12.263 1	11.766 1	12.293 4	12.171 2	12.895 5

富的场景信息，但各融合图像的整体对比度和细节反差却略有所同。从目标信息的保持来看,如图 5(a)-(f)



(a) 标准差与信息熵

(a) Standard deviation and information entropy

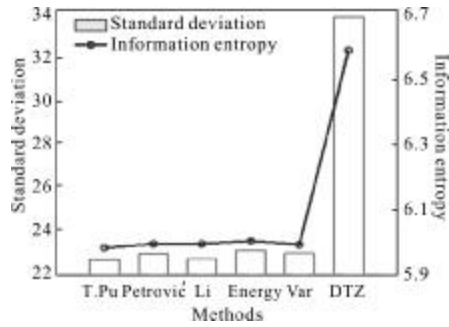


(b) 平均梯度与空间频率

(b) Average gradient and spatial frequency

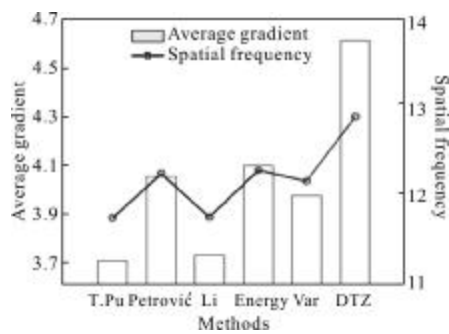
图 7 第一组图像各融合方法的客观评价数据

Fig.7 Indexes of fusion results of team one images



(a) 标准差与信息熵

(a) Standard deviation and information entropy



(b) 平均梯度与空间频率

(b) Average gradient and spatial frequency

图 8 第二组图像各融合方法的客观评价数据

Fig.8 Indexes of fusion results of team two images

以及图 6(a)~(f) 所示, T.Pu、Petrović、Li、Var、Energy 方法的目标指示能力弱, 而文中提出的 DTZ 方法在各组实验中都能更为完整地保留目标的亮度特征, 其指示能力更为显著; 从场景信息的保持来看, DTZ 方法所得到的融合图像的纹理变化比较大, 细节反差更为明显, 场景的整体对比度较高, 更适于判读员的目视解译。

由表 1 和 2 的客观评价数据及图 7 和 8 的双纵坐标轴数据曲线图的分析可知, 对于第一组实验图像, DTZ 方法的各融合性能客观评价指标值都较其他方法有大幅度的提高: 标准差较其他五种方法中的最大值提高了 11.75%, 空间频率较其他五种方法中的最大值提高了 1.86%, 信息熵提高了 2.40%, 平均梯度提高了 2.50%, 这与客观评价其融合图像的细节反差大、纹理变化幅度大相吻合; 对于第二组实验图像, DTZ 方法在标准差、信息熵、空间频率和平均梯度较其余五种方法中各指标的最大值分别提高了 45.86%、9.60%、12.61% 和 4.90%。

综上所述, 文中所提出的 DTZ 方法在主观视觉

效果和客观量化指标都表现相一致, 其融合性能优于经典的融合方法。

### 3 结论

针对高频系数高层和低层的特点, 文中在 NSCT 域提出一种有效的融合方法, 为了保留高层信息间的独立性和维护低层邻域内像素之间的相关性, 并结合高频对应位置系数符号, 分别采用基于像素和基于区域特征加权的融合方式得到融合图像的高频系数; 接下来, 为了进一步提升融合图像的整体对比度, 提高目标的指示能力, 提出通过区域平均梯度特征自适应加权的方法得到融合图像的低频系数, 并对融合的高频和低频系数进行 NSCT 逆变换得到融合图像。实验结果表明, 该方法的融合性能优于经典融合方法。对于第一组实验图像, 其客观评价指标标准差、信息熵、平均梯度和空间频率分别提高了 11.75%、2.40%、2.50% 和 1.86%, 对于第二组实验图像, 其客观评价指标分别提高了 45.86%、9.60%、12.61% 和 4.90%。

### 参考文献:

- [1] Zribi M. Non-parametric and region-based image fusion with bootstrap sampling[J]. *Information Fusion*, 2010, 11(2): 85-94.
- [2] Miao Qiguang. A novel algorithm of image fusion using shearlets[J]. *Opt Commun*, 2011, 284(6): 1540-1547.
- [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)
- [4] 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.
- [5] 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)
- [6] 童涛, 杨桃, 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.
- [7] 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] Pu Tian, Ni Guoqiang. Contrast-based image fusion using the discrete wavelet transform [J]. Optical Engineering, 2000, 39(8): 2075-2082. (in Chinese)
- [7] Vladimir Petrović. Multi-level image fusion[C]//SPIE, 2003, 5099: 679-688.
- [8] 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.
- [9] Canga E F, Nikolov S G, Canagarajah C N, et al. Characterisation of image fusion quality metrics for surveillance applications over bandlimited channels [C]//The 8th International Conference on Information Fusion, Philadelphia, USA, 2005: 483-490.
- [10] Zhang L. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment [J]. IEEE Trans Image Process, 2011, 20 (8): 2378-2386.
- [11] Smith M I, Heather J P. Review of image fusion technology in 2005 [C]//SPIE, 2005, 5782: 29-45.
- [12] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion [C]//The 4th International Conference on Computer Vision, 1993: 173-182.