

# 基于 NSST 的红外与可见光图像融合算法

邓立暖<sup>1</sup>, 尧新峰<sup>2</sup>

(1. 吉林师范大学博达学院计算机与信息科学系, 吉林四平 136523; 2. 东北大学, 辽宁沈阳 110819)

**摘要:** 针对红外与可见光图像具有不同的特点, 提出一种新的基于非下采样剪切波变换 (NSST) 的红外与可见光图像融合算法. 算法首先采用 NSST 将已配准的红外与可见光图像进行分解, 得到低频子带图像和各尺度各方向的高频子带图像; 然后对低频子带图像采用一种基于显著图的低频融合规则进行融合, 而对高频子带图像的融合, 结合人眼视觉特性, 采用一种基于改进的区域对比度的融合规则; 最后, 对融合的低频子带图像和高频子带图像进行 NSST 逆变换得到融合图像. 实验结果表明, 该算法能够有效地综合红外与可见光图像中的重要信息, 融合效果要优于一般的基于 NSCT、NSST 的图像融合方法.

**关键词:** 图像融合; 红外与可见光图像; NSST; 显著图; 区域对比度

**中图分类号:** TP391.4      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2017)12-2965-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.12.019

## Research on the Fusion Algorithm of Infrared and Visible Images Based on Non-subsampled Shearlet Transform

DENG Li-nuan<sup>1</sup>, YAO Xin-feng<sup>2</sup>

(1. Computer and Information Sciences Division, Boda College of Jilin Normal University, Siping, Jilin 136523, China;

2. Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China)

**Abstract:** Aiming at the different features between infrared imagery and visible images, a new fusion algorithm of infrared imagery and visible image based on Non-subsampled Shearlet Transform (NSST) is proposed. Firstly the algorithm decomposes infrared and visible light image that have been registered by NSST, getting the low-frequency subband images and the scale of each direction high frequency subband images; Then the low frequency subband images use a low frequency fusion rules based on the significant figure, and combined with human visual characteristic, high frequency subband image adopt a fusion rules of improving regional contrast; Finally, get fusion image by making NSST inverse transformation for the fusion of low frequency subband image and high frequency subband images. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively synthesize the important information of infrared and visible images, and the fusion effect is better than that of the general image fusion method based on NSCT and NSST.

**Key words:** image fusion; infrared and visible images; non-subsampled shearlet transform; saliency map; contrast

## 1 引言

由于不同成像传感器的成像原理和对工作的环境要求等各不相同, 因此不同成像传感器所获取的同一场景的图像之间具有冗余性和互补性. 红外成像传感器对场景细节变化不敏感, 成像较模糊并且对比度较低. 而可见光成像传感器获得的图像场景细节清晰, 对比度也较高, 更适合人眼视觉的观察, 但在光照强度不足或者能见度较低的情况下, 则难以获得清晰的场景

细节信息, 对环境适应性差、抗干扰能力弱. 由于红外与可见光图像具有不同的优势特点, 因此, 将红外与可见光图像进行融合, 能够获得更加全面、可靠、丰富的场景信息, 以利于观察或者进一步的分析<sup>[1,2]</sup>.

20世纪90年代, 小波变换技术开始兴起, 越来越多的研究学者开始把小波变换应用到图像融合领域, 小波变换的出现推动了图像融合技术的进一步发展. T. Ranchin 和 L. Wald 等人在 1993 年首次将离散小波变换应用于遥感图像融合中<sup>[3]</sup>. Yin Lu 等人提出一种新型基

于独立成分分析的红外和可见的图像融合方法,该方法可以提供更好的感知效果<sup>[4]</sup>. 2015 年 Yan Xiang 等人提出了一种新的基于小波变换谱图(Spectral Graph Wavelet Transform, SGWT)和双边滤波器的红外和可见光图像融合方法<sup>[5]</sup>. 在图像融合算法中除了小波变换又发展出了多种多尺度图像表示方法,例如脊波变换<sup>[6]</sup>、曲波变换<sup>[7]</sup>等. 上面这些方法都具有各自的不足之处,于是 Do. Minh 在 2005 年提出了一种“真正”的图像表示方法,也即轮廓波变换<sup>[8]</sup>,轮廓波变换也具有多尺度和时频局部特性,还具有多方向特性,弥补了小波变换方向个数不足的缺点,但轮廓波变换缺乏平移不变性. 因此在轮廓波变换的基础上,2006 年 A. L. Cunha 等人提出了具有平移不变性的 NSCT<sup>[9]</sup>. 由于在 NSCT 过程中不存在上采样与下采样过程,因此消除了轮廓波变换过程中出现的频谱混叠现象,实验证明基于 NSCT 的图像融合方法能取得很好的融合效果. 刘斌等提出了基于非下采样三通道不可分对称小波的多光谱图像融合算法<sup>[10]</sup>以及吴粉侠等提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换(Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)与主成分分析(Principal Component Analysis)及脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Networks, PCNN)相结合的融合算法<sup>[11]</sup>. 但是 NSCT 运算效率不高,耗时较长,不适合应用在对实时性要求高的场合. 针对 NSCT 存在的缺点, D. Labate 等人提出了具有多尺度、多方向等特性的剪切波变换<sup>[12]</sup>. 然而同样由于剪切波变换缺乏平移不变性,于是, Easley 等人提出了 NSST<sup>[13]</sup>,它具备剪切波变换的所有优点且有平移不变性,与 NSCT 相比,运行时间短,能够满足实时性的要求.

因此本文提出一种基于 NSST 的红外与可见光图像融合算法,并依据红外与可见光图像的特点,设计不同的融合规则对图像的低频子带图像和高频子带图像进行融合. 实验结果表明,该方法能够有效地结合红外与可见光图像的特点,无论是从主观视觉还是客观评价指标都说明该方法所获得的融合图像具有更高的质量,与其他算法相比,能够获得更好的融合效果.

## 2 基于 NSST 的红外与可见光图像融合算法

### 2.1 低频融合规则

由于人的视觉系统对图像中像素的对比度比较敏感,而不是像素本身的强度大小,因此本文提出一种基于显著图的低频融合规则. 图像的像素显著值是通过像素本身与其他像素之间的差值来计算的,图像  $f$  中像素  $p$  的显著值  $S_p$  定义如下<sup>[15]</sup>:

$$S_p = \sum_{q \in f} F(p, q) \quad (1)$$

$$F(p, q) = |f_p - f_q|$$

式中,  $q$  是图像  $f$  中任意的一个像素,  $F(p, q)$  表示像素  $p$

和像素  $q$  之间的差值.

通过计算式(1)就能够得到各低频子带图像所对应的显著图. 由于红外图像与可见光图像的成像原理不同,两者具有明显不同的特点,即使同一场景得到的目标图像仍存在不同的局部强度信息与细节变化方式. 因此需要通过区域相似性匹配规则来量化描述其差异,从而引导低频子带图像的融合,避免最终的融合图像丢失大量的细节信息. 两幅源图像  $A$  和  $B$  的区域相似性定义如下:

$$M_{A,B}(i, j) = \frac{2 * S_A(i, j) * S_B(i, j)}{S_A^2(i, j) + S_B^2(i, j)} \quad (2)$$

式中  $S_A(i, j)$ 、 $S_B(i, j)$  分别表示图像  $A$ 、 $B$  在像素点  $(i, j)$  处的显著值.  $M_{A,B}$  反映了图像  $A$  和图像  $B$  对应像素点的显著值的接近程度,其值越高,说明两幅图像对应的两个区域的相似程度越高,否则说明两个区域的差异程度越大.

基于上述的显著图和匹配度,本文的低频融合规则如下:

若  $M_{A,B}(i, j) < T$ , 则

$$F(i, j) = \begin{cases} A(i, j), & S_A(i, j) > S_B(i, j) \\ B(i, j), & S_A(i, j) \leq S_B(i, j) \end{cases} \quad (3)$$

若  $M_{A,B}(i, j) \geq T$ , 则

$$F(i, j) = \omega(i, j) * A(i, j) + (1 - \omega(i, j)) * B(i, j) \quad (4)$$

其中  $\omega(i, j)$  为:

$$\omega(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{2} - \frac{1}{2} * \left[ \frac{1 - M_{A,B}(i, j)}{1 - T} \right], & S_A(i, j) \leq S_B(i, j) \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} * \left[ \frac{1 - M_{A,B}(i, j)}{1 - T} \right], & S_A(i, j) > S_B(i, j) \end{cases} \quad (5)$$

式中的  $T$  为匹配度阈值,一般取为 0.5 ~ 1, 本文取为 0.9,  $F$  为  $A$  和  $B$  两幅图像的融合图像.

从上面的融合规则可以看出,当图像  $A$  和图像  $B$  对应像素点的匹配度小于阈值  $T$  时,说明两幅源图像在该位置处的显著值差别较大,此时选择显著值大的像素作为融合图像对应位置处的像素;反之,当图像  $A$  和  $B$  对应像素点的匹配度大于或者等于阈值  $T$  时,说明该位置处的显著值很接近,此时采用加权融合方法来确定融合图像对应位置处的像素值. 这种基于匹配度的融合方法与简单加权或者取较大值或较小值来确定融合图像的方法相比,显得更合理,更科学.

### 2.2 高频融合规则

源图像经过 NSST 分解后得到的各尺度各方向的高频子带图像主要体现了源图像各方向的边缘纹理等细节信息,设计的高频融合规则应该最大可能地提取到源图像中的高频细节信息. 图像中突变较大的地方

一般细节信息比较丰富. 源图像经过 NSST 分解后, 在高频子带图像中这些突变较大的部分就会得到绝对值较大的系数. 所以, 传统的高频融合规则一般采用绝对值取大法, 例如文献[14]采用的高频融合规则就是取绝对值较大法. 这种方法虽然能够最大程度的把源图像中的细节信息融合到最终的融合图像中, 但如果源图像中存在噪声, 则会将噪声引入到融合图像中, 严重影响了融合图像的质量. 同时, 这种基于像素的融合规则没有考虑到图像的相邻像素之间是密切相关的, 单个像素并不能完整体现出图像的特性, 图像的很多性质都是由相邻几个像素共同体现的. 因此采用基于区域的融合规则能够更好地表达出图像中的特征, 更重要的是, 基于像素区域的图像融合规则可以有效抑制源图像中存在的噪声和融合产生的痕迹, 使得融合图像有更好的视觉效果和更高的质量.

根据有关研究, 人眼视觉系统对图像的局部对比度比较敏感, 而且人眼的成像特性也是基于频率选择特性和方向性的, 把对比度的概念引入到红外图像与可见光图像的融合中, 利用局部方向对比度来制定基于 NSST 的高频子带系数融合规则, 可以尽可能提取到源图像的高频细节信息, 同时充分考虑了红外图像与可见光图像的特点, 既能保留可见光图像中丰富的细节信息而且还能够不降低融合图像的对比度. 传统的图像对比度  $C$  定义为:

$$C^{k,l}(i,j) = \frac{|Z^{k,l}(i,j)|}{Z^0(i,j)} \quad (6)$$

其中,  $Z^{k,l}(i,j)$  表示源图像经 NSST 分解后得到的第  $k$  级尺度的第  $l$  个方向的高频子带系数,  $Z^0(i,j)$  表示分解得到的低频子带系数. 由于上式的对比度定义是基于单个像素的, 而图像的特征是由相邻几个像素共同体现的, 各个相邻像素之间具有密切的关系, 因此如果将上述对比度直接引入到高频子带图像的融合中, 就会割裂像素之间的相关性, 同时还可能引入噪声. 为了克服基于单像素对比度的融合规则的缺点, 引入了基于局部区域对比度的高频融合规则, 局部区域对比度的定义如下:

$$C^{k,l}(i,j) = \frac{|Z^{k,l}(i,j)|}{Z^0(i,j)} \quad (7)$$

式中,  $Z^0(i,j) = \frac{1}{M \times N} \sum_{r=-\frac{M}{2}-1}^{\frac{M}{2}-1} \sum_{c=-\frac{N}{2}-1}^{\frac{N}{2}-1} Z^0(i+r, j+c)$  表示低频子带图像的区域均值,  $M \times N$  为区域大小. 基于局部区域对比度的高频融合规则考虑了相邻像素之间的相关性, 能够避免噪声的引入. 但是局部区域对比度将每个区域都同等地对待, 而图像不同区域的显著程度是各不相同的, 这与人类视觉系统对视觉显著区域给予更高的重视是相违背的. 因此本文提出了一种新的局部区域对比度, 其定义如下:

$$C^{k,l}(i,j) = \text{SML}(Z^{k,l}(i,j)) \frac{|Z^{k,l}(i,j)|}{Z^0(i,j)} \quad (8)$$

其中, SML 表示改进的拉普拉斯能量, 其定义如下:

$$\text{ML}_{ij} = |2I_{i,j} - I_{i-\text{step},j} - I_{i+\text{step},j}| + |2I_{i,j} - I_{i,j-\text{step}} - I_{i,j+\text{step}}|$$

$$\text{SML}_{ij} = \sum_{r=-\frac{(M-1)}{2}}^{\frac{(M-1)}{2}} \sum_{c=-\frac{(N-1)}{2}}^{\frac{(N-1)}{2}} \text{ML}_{i+r, j+c} \quad (9)$$

式中 step 为像素间的可变间距, 本文总是为 1,  $I_{i,j}$  表示高频子带图像在  $(i,j)$  处的值. SML 表征图像的清晰度, 通常清晰度较高的区域对应的 SML 值就较大, 因此将其与区域对比度结合, 能够自适应地体现出高频子带图像区域的清晰度, 细节丰富、清晰度高的区域理应得到更大的重视, 这更符合人的视觉系统特性.

因此, 将改进的区域对比度应用到高频子带图像的融合中, 得到本文的高频子带图像融合规则:

$$F^{k,l}(i,j) = \begin{cases} A^{k,l}(i,j), & C_A^{k,l}(i,j) > C_B^{k,l}(i,j) \\ B^{k,l}(i,j), & C_A^{k,l}(i,j) \leq C_B^{k,l}(i,j) \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $A^{k,l}(i,j)$ 、 $B^{k,l}(i,j)$  和  $F^{k,l}(i,j)$  分别表示源图像  $A$  和  $B$  以及融合图像  $F$  的第  $k$  级尺度的第  $l$  个方向子带系数的  $(i,j)$  处的值,  $C_A^{k,l}(i,j)$ 、 $C_B^{k,l}(i,j)$  分别表示源图像  $A$  和  $B$  的第  $k$  级尺度的第  $l$  个方向子带系数对应的改进对比度在  $(i,j)$  处的值.

### 2.3 基于 NSST 的红外与可见光融合算法流程

假设在对图像进行融合之前, 红外与可见光图像都已经经过了严格的空配准. 基于 NSST 的红外与可见光图像融合步骤如下:

(1) 对源图像  $A$ 、 $B$  分别进行  $N$  层 (本文取  $N=3$ ) NSST 分解, 得到低频子带图像  $A_N^0$ 、 $B_N^0$  以及各尺度各方向的高频子带图像  $A_j^k$ 、 $B_j^k$ ,  $k=1, 2, \dots, K$ ,  $j=1, 2, \dots, N$ , 其中  $N$  为分解的最大层数,  $K$  为各层分解的方向数.

(2) 对低频子带图像和高频子带图像采用不同的融合规则进行融合, 得到融合后的低频子带图像和高频子带图像.

(3) 对融合后的低频子带和高频子带图像进行 NSST 逆变换, 得到最终的融合图像.

算法的流程图如图 1 所示

## 3 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性和优越性, 本文选取了“UN Camp”, “Trees”, “Octec”, “Dune”这四组经过严格配准后的红外与可见光图像进行融合实验, 所有图像大小均为  $270 \times 360$ . 将本文方法与四种其他具有代表性的融合方法进行对比, 这四种方法分别是基于 NSCT、NSCT 与 PCNN、NSST、NSST 与 PCNN 的图像融合方法. 在本文方法中, NSST 分解级数为 3, 尺度分解采用“maxflat”滤波器, 在各个尺度上分解的滤波方向个数分别为 6、10、18, 阈值为 0.9, 区域大小为  $9 \times 9$ . 实验

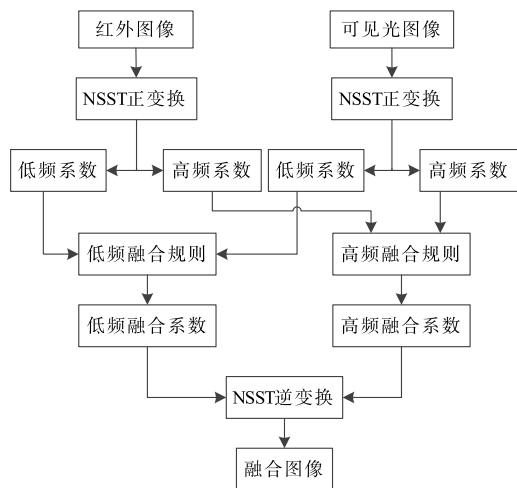


图1 基于NSST的红外与可见光图像融合

结果如图2~图5所示,图2~图5的子图(a)表示红外图像;子图(b)表示可见光图像;子图(c)是基于NSCT的融合方法所对应的融合结果;子图(d)是基于NSCT与PCNN的融合方法所对应的融合结果;子图(e)是基于NSST的融合方法所对应的融合结果;子图(f)是基于NSST与PCNN的融合方法所对应的融合结果;子图(g)是本文方法所对应的融合结果。

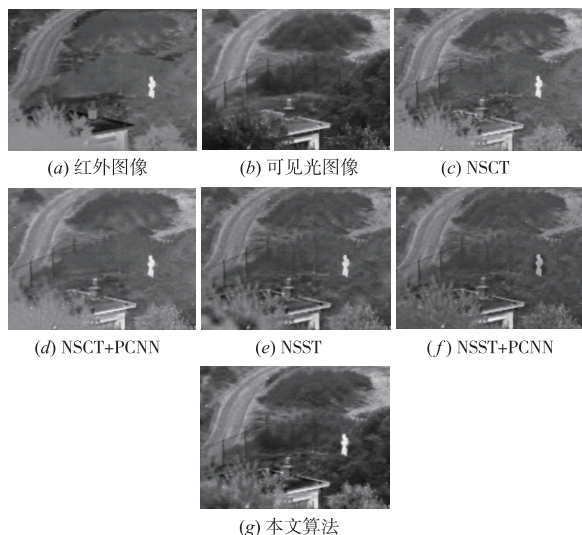


图2 “UN Camp” 图像的融合结果

图2~图5也显示了各个图像各种算法的融合结果,从图中我们能够发现,基于NSCT、基于NSCT与PCNN的融合方法所对应的融合图像场景细节比较模糊,而基于NSST和基于NSST与PCNN的融合方法所对应的融合图像场景细节则相对较清晰一些,但对比度不高,整体显得灰暗,区域过渡不够自然.与其他融合方法相比,本文提出的融合方法所获得的融合图像中的场景细节更清晰,对比度更高,图像显得更有层次,更适合人眼视觉的观察。

上述的主观视觉分析只是从人眼视觉感受去评价各种融合方法的优劣,为了更加客观公正地进行评价,还需根据标准差(Standard Deviation, SD)、熵值(Entropy)、平均梯度(Average Gradient, AG)、空间频率(Spatial Frequency, SF)客观评价指标进行评价。

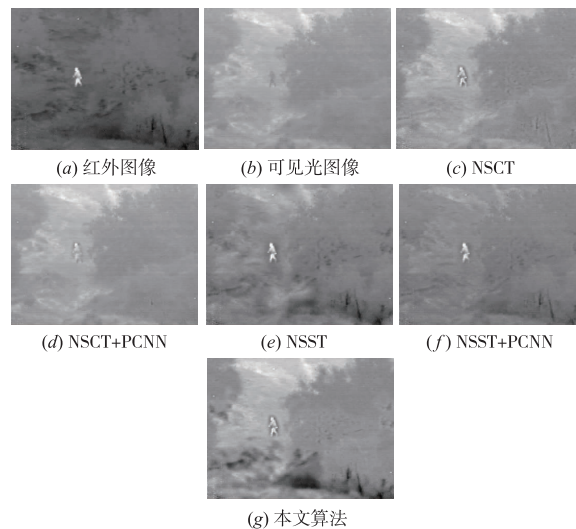


图3 “Trees” 图像的融合结果

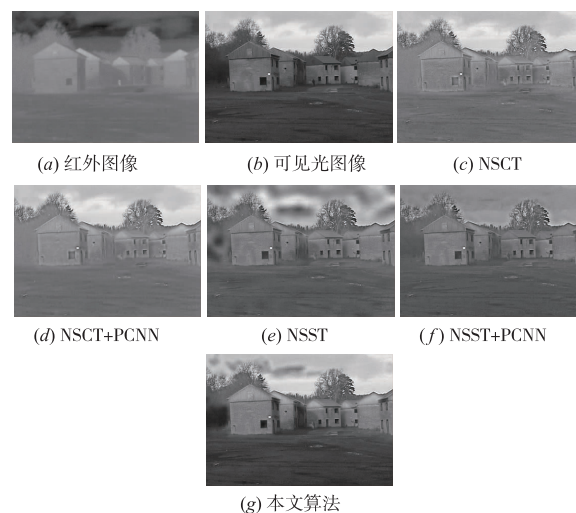


图4 “Octec” 的融合结果

上述四组融合实验所对应的客观评价指标如表1~表4所示:

表1 “UN Camp” 图像融合实验结果

融合方法	E	SD	AG	SF	T(s)
NSCT	6.7909	30.4018	4.4843	11.1731	13.12
NSCT + PCNN	6.7386	30.0092	3.922	9.9524	23.95
NSST	6.5748	27.3793	4.116	10.3875	6.82
NSST + PCNN	6.4257	25.5767	4.0349	10.2152	44.22
本文算法	7.1264	38.3753	4.6821	11.4465	6.33

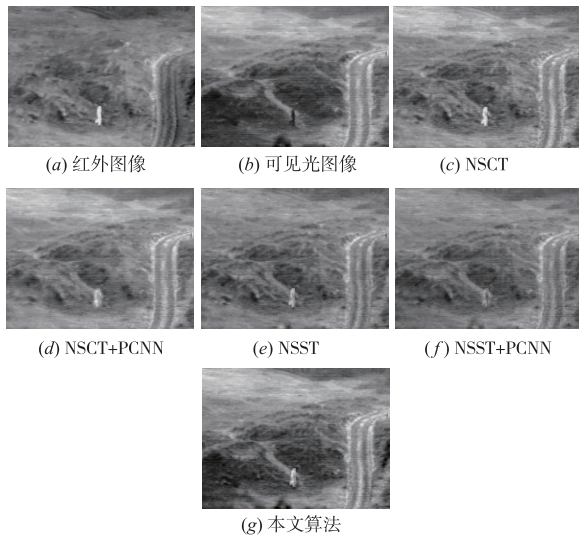


图5 “Dune”的融合结果

表 2 “Tress”图像融合实验

融合方法	E	SD	AG	SF	T(s)
NSCT	6.2822	21.8364	3.473	9.1748	12.95
NSCT + PCNN	6.1349	19.4111	2.4068	5.837	24.04
NSST	6.3893	21.4634	3.1909	8.5452	6.71
NSST + PCNN	5.9871	15.8665	2.9094	7.4711	42.99
本文算法	6.7548	30.7615	3.7117	9.4978	6.39

表 3 “Octec”图像融合结果

融合方法	E	SD	AG	SF	T(s)
NSCT	6.8047	42.7943	5.2556	20.5453	12.91
NSCT + PCNN	6.7244	41.9743	4.3239	18.9996	23.71
NSST	6.8068	35.7021	5.241	20.4071	6.74
NSST + PCNN	6.5184	28.9562	4.8431	19.171	42.3
本文算法	7.2927	57.0864	5.3940	20.6832	6.65

表 4 “Dune”图像融合结果

融合方法	E	SD	AG	SF	T(s)
NSCT	7.1449	34.54	6.1793	14.1642	13.03
NSCT + PCNN	7.109	33.7913	5.2682	11.6684	24.81
NSST	6.9162	29.5223	5.374	12.3585	6.77
NSST + PCNN	6.9077	29.488	5.2081	11.7793	43.3
本文算法	7.5297	46.8331	6.1877	14.0197	6.45

从上面四组融合实验的客观评价指标来看,本文方法所获得的客观评价指标在熵、标准差、平均梯度、空间频率上拥有一定的优势,这与主观视觉分析是一致

的,从而说明通过本文所提出的融合方法比其他融合方法所获得的融合图像,其本身质量更高,但是本文方法在一定程度上扭曲了源图像的结构信息,但这是无法避免的,因为要想获得更好的融合效果,就需要在参与融合的源图像之间达到一个平衡.从运行时间来看,本文方法所需要的时间更少,因此更适合用在实时性要求较高的场合.

基于显著图的低频融合规则不会使得融合图像对比度下降,融合图像中的显著目标变得模糊,并且边缘信息的模糊现象也有一定提高;本文改进的高频融合规则不会将噪声引入到融合图像中;并且考虑人类视觉系统对不同区域的重视程度是不一样的特点.基于以上两点本文算法要优于对比的其他融合算法.实验表明从主观效果和客观评价指标都表明本文算法要优于对比的其他融合算法.

## 4 结论

本文提出了一种新的基于 NSST 的红外与可见光图像融合方法,该方法充分利用红外与可见光图像的特点,针对低频子带图像的融合,采用了一种基于显著图的低频融合规则,针对高频子带图像的融合,依据人眼视觉对图像对比度更敏感以及对图像显著区域给予更高的重视的特性,提出了一种基于改进的区域对比度的高频融合规则.实验结果表明,无论是从主观视觉分析还是从客观评价指标进行评价,本文算法所获得的融合图像质量更高,同时本文算法也具有更好的实时性,具有一定的实用价值和理论意义.

## 参考文献

- [1] 郭雷,李晖晖,鲍永生. 图像融合[M]. 北京:电子工业出版社,2008.1-5.
- [2] 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.  
Guo Ming, Fu Zheng, Xi Xiaoliang. Based on the local energy NSCT domain fusion algorithm of infrared and visible images [J], Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(8): 2229-2235. (in Chinese)
- [3] T Ranchin, L Wald. The wavelet transform for the analysis of remotely sensed images [J], International Journal of Remote Sensing, 1993, 14(3): 615-619.
- [4] Yin Lu, Fuxiang Wang, Xiaoyan Luo, Feng Liu. Novel infrared and visible image fusion method based on independent component analysis [J]. Frontiers of Computer Science, 2014, 8(2): 243-254.
- [5] Yan Xiang, Qin Hanlin, Li Jia, Zhou Huixin, Zong Jing-guo. Infrared and visible image fusion with spectral graph

- wavelet transform [J]. Journal of the Optical Society of America A Optics, Image Science, and Vision, 2015, 32 (9): 1643 – 52.
- [6] Candes E J, Donoho D L. Ridgelets: a key to higher-dimensional intermittency [J]. Philosophical Transactions Mathematical, physical and Engineering Sciences, 1999, 357 (1760): 2495 – 2509.
- [7] Candes E J, Donoho D L. Curvelets—a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges Curves and Surfaces [A]. Curve and Surface Fitting: Saint-Malo, 1999 [C]. Nash Ville: Vanderbilt University Press, 2000. 1 – 10.
- [8] M N Do, M Vetterli. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14 (12): 2091 – 2106.
- [9] A L Da Cunha, Jianping Zhou, M N Do. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15 (10): 3089 – 3101.
- [10] 刘斌, 彭家雄. 基于非下采样三通道不可分对称小波的多光谱图像融合 [J]. 电子学报. 2011, 39 (5): 1094 – 1099.  
Liu Bin, Peng Ka hung. Multi spectral image fusion based on nonsubsampling three channels can be divided into symmetric wavelet [J]. Acta Eletronica Sinica, 2011, 39 (5): 1094 – 1099. (in Chinese)
- [11] 吴粉侠, 段群. 基于 NSCT 的 PCA 与 PCNN 相结合的图像融合算法 [J]. 计算机技术与发展, 2015, (12): 72 – 75 + 79.  
Wu Fensia, Duan Qun. Image fusion algorithm based on NSCT, PCA and PCNN. [J]. Computer Technology and Development, 2015, (12): 72 – 75 + 79. (in Chinese)
- [12] Guo K, Labate D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets [J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 2007, 39 (1): 298 – 318.
- [13] Easley G, Labate D, Lim W Q. Sparse directional image representation using discrete shearlet transform [J]. Applied and Computation Harmonic Analysis, 2008, 25 (1): 25 – 46.
- [14] Huang Qingqing, Ji Yuan, Yang Jian. Improved fusion method for infrared and visible remote sensing imagery using NSCT [A]. 2011 6th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications [C]. Beijing, China: IEEE, 2011. 1012 – 1015.
- [15] Jufeng Zhao, Qiang Zhou. Fusion of visible and infrared images using saliency analysis and detail preserving based image decomposition [J]. Infrared Physics & Technology, 2013, 56 (2013): 93 – 99.

#### 作者简介



邓立暖 女, 1989 年 5 月出生, 吉林省四平人. 现为吉林师范大学博达学院教师. 毕业于东北大学. 主要研究方向为图像处理.  
E-mail: denglinuan@126.com



尧新峰 男, 1991 年 1 月出生, 江西抚州人, 东北大学研究生, 主要研究方向图像处理.