

# 基于 NSSCT 的红外与可见光图像融合

吴冬鹏, 毕笃彦, 何林远, 马时平, 凡遵林

空军工程大学航空航天工程学院, 陕西 西安 710038

**摘要** 为了克服传统图像融合结果存在对比度不足和细节缺失的缺点, 提出基于非下采样剪切波-对比度变换 (NSSCT) 的图像融合算法。分析了图像经非下采样剪切波变换 (NSST) 后高频系数间的关联性与差异性, 构造了高频系数方向性基本一致的 NSSCT 变换, 保留了融合图像的高频系数细节, 并提升了对比度。基于图像的低频特点, 采用显著性增强方法对低频系数进行融合, 通过 NSSCT 逆变换得到对比度提升和细节增强的融合图像。实验结果表明, 在图像对比度提升与细节保留方面, 本文算法比基于小波、NSST 和显著性等算法具有明显优势。

**关键词** 图像处理; 红外与可见光图像; 非下采样剪切波-对比度变换; 显著性

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/AOS201737.0710003

## A Fusion Algorithm of Infrared and Visible Image Based on NSSCT

Wu Dongpeng, Bi Duyan, He Linyuan, Ma Shiping, Fan Zunlin

Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710038, China

**Abstract** To overcome the weakness that traditional fused image cannot express the image contrast and details well, an image fusion algorithm is proposed based on non-subsampled shearlet-contrast transform (NSSCT). The correlation and diversity between different high coefficients are analyzed by non-subsampled shearlet transform (NSST), and the NSSCT is built with same orientation high coefficients, which reserves contrast and details image information. Based on image characters of lower frequency, low coefficients are fused by enhancing the salient targets of image. Fused image with higher contract and enhanced details is obtained by inverse NSSCT. Compared with several popular algorithms, such as wavelet transform, NSST and saliency map, the experimental results show that the proposed algorithm is obviously of superiority in reserving image contrast and details.

**Key words** image processing; infrared and visible image; non-subsampled shearlet-contrast transform; saliency

**OCIS codes** 100.2000; 100.2960; 100.7410

## 1 引 言

多源传感器图像融合技术是将多个单一传感器得到的图像经过融合算法, 得到信息量更丰富的图像。该技术已广泛应用于军事侦察、医疗诊断以及目标探测与识别等领域<sup>[1]</sup>。红外与可见光图像的融合算法是其中一类重要算法。红外探测技术可以使图像不受环境以及遮挡的影响, 并识别出隐藏目标, 但因其对光照亮度的不敏感, 红外图像普遍存在对比度较差和边缘模糊以及细节不够明显的问题。相比之下, 可见光图像能够提供更高的对比度和丰富的细节信息, 但其图像质量易受到光照亮度、目标遮挡和外部环境的影响。因此, 如何更好地融合这两类图像成为了众多学者的研究重点<sup>[2]</sup>。

在红外与可见光图像融合算法的相关研究中, 早期算法主要基于空域进行, 如加权平均 (WA)、主成分分析<sup>[3]</sup> (PCA)、梯度变换<sup>[4]</sup> (GT) 以及对比度金字塔 (CP)<sup>[5]</sup> 等方法。此类算法的优点是运算简单, 效率较高, 但易造成图像细节信息丢失且仅能显示出目标的位置和主要能量, 边缘的处理效果不够完善。

为更好地提取图像结构特征以融合, 学者们开始研究基于变换域的图像融合算法, 因为变换域方法在信

收稿日期: 2017-03-06; 收到修改稿日期: 2017-03-29

基金项目: 国家自然科学基金(61372167, 61379104)

作者简介: 吴冬鹏(1993—), 男, 硕士研究生, 主要从事图像融合方面的研究。E-mail: wdp\_image@126.com

导师简介: 毕笃彦(1962—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理与机器视觉方面的研究工作。

E-mail: biduyan@126.com

号特征提取的优越性直接影响融合效果。早期基于变换域的融合算法主要是基于小波变换的融合方法<sup>[6]</sup>。小波变换能将图像分为低频分量和多尺度高频分量,但提取图像特征的小波基只有水平、垂直和对角三个固定的方向,因此在细节表现方面仍然存在缺陷,无法更好地表征二维图像的奇异性。

针对小波变换在二维信号特征提取方面存在的问题,陆续提出了多种多尺度几何分析方法,如脊波变换、曲波变换<sup>[7]</sup>以及轮廓波变换<sup>[8]</sup>(CT)等,该类方法能够在不同尺度上的更多方向将图像进行分解,细节表现能力更强,但是其方向滤波支撑区间较小且混叠,容易产生 Gibbs 现象,并且计算效率较低。Guo 等<sup>[9-11]</sup>提出了剪切波变换(ST),并且针对传统剪切波变换不具备平移不变性的缺陷,提出了非下采样剪切波变换(NSST)<sup>[12]</sup>。该方法在对二维图像进行多尺度多方向分析时,方向变换核构造简单有效,且能很好地表示图像的边缘与细节特征。在变换域融合算法中<sup>[13-16]</sup>,不断改进的信号分解方式优化了融合图像的质量,图像边缘与细节质量提升明显,但是普遍存在对比度不足的缺点。因为此类基于变换域的融合方法直接对变换后的系数信息进行融合时,由于没有考虑系数之间的联系,易造成融合后图像对比度不足,不利于后期人眼以及计算机处理。

关于人眼视觉系统<sup>[17]</sup>(HVS)的研究表明,人眼观察图像时,通常对于局部对比度较高的区域(图像的显著区域)较为敏感。针对该特性,一些基于显著性的融合算法<sup>[18-19]</sup>相继被提出来,人眼视觉能较好地表现显著性目标,但是也存在细节丢失和边缘不足等缺点。因此,针对上述两类问题,本文提出一种基于非下采样剪切波-对比度变换(NSSCT)的红外与可见光图像融合算法。

## 2 基本理论

### 2.1 NSST

2007年,Guo等<sup>[9]</sup>在轮廓波变换基础上提出剪切波变换。它是一种多尺度信号分析的数学工具,不同于轮廓波变换的方向滤波器构造方式,该方法能够使得方向滤波器构造简单,且运算复杂度低,同时对于高频分量增加了可构造的方向数目,使得细节表示更加精细。

对一个二维仿射系统,其构造形式为

$$\xi_{AB}(\psi) = \{\psi_{j,l,k}(x) = |\det \mathbf{A}|^{j/2} \psi(\mathbf{B}^l \mathbf{A}^j x - k) : j, l \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2\}, \quad (1)$$

式中  $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$ ,  $L$  为可积空间,  $\mathbb{R}$  代表实数集合,  $\mathbb{Z}$  表示整数集合。  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$  均为  $2 \times 2$  维可逆矩阵,且  $|\det \mathbf{B}| = 1$ 。假设对于任意函数  $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$ ,若  $\xi_{AB}(\psi)$  都满足帕塞瓦尔条件(紧支撑条件),即

$$\sum_{j,l,k} |\langle f, \psi_{j,l,k} \rangle|^2 = \|f\|^2, \quad (2)$$

则称  $\psi_{j,l,k}$  为合成小波。其中,矩阵  $\mathbf{A}$  控制尺度变换,矩阵  $\mathbf{B}$  控制几何方向变换。

一般情况下,剪切波变换中  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 。因此,可认为剪切波变换是合成小波的一种特定类型。

NSST 是在剪切波变换的基础上利用非下采样尺度变换以及非下采样方向滤波器进行的处理,具有良好的平移不变性。因此,NSST 是图像稀疏表示的最优逼近<sup>[9]</sup>,且能较好地运用于图像融合领域中。

### 2.2 视觉显著性

为适应 HVS 地特点,图像融合方法<sup>[18]</sup>引入了图像显著性以提高融合性能,显著性检测方法的性能对融合结果起到重要作用。为凸显图像显著性区域,1998年开始,Itti等<sup>[20]</sup>开始研究图像的显著性,此后学者们对此问题进行了深入研究。Zhu等<sup>[21]</sup>对复杂背景进行分析,确定背景与目标的边界,分离得到显著性目标与背景,但是边缘信息丢失严重;Kim等<sup>[22]</sup>将图像变换到不同的变换域,在高低频分量中分别研究背景与目标的差别,进行显著性目标提取。运用此类方法进行图像融合能够提高融合后图像中目标的显著性,但是目标边缘的相关信息缺失严重。因此,显著性目标提取时需要考虑目标边缘结构信息,确保融合结果中目标环境信息的完整性。Sats等<sup>[23]</sup>提出了基于结构信息的显著性检测方法,有效地保留了显著性目标的边缘环境信息和更加丰富的细节信息。

针对某一像素块  $p_i$ ,定义其与不同像素块之间的距离为

$$d(p_i, p_j) = \frac{d_{\text{color}}(p_i, p_j)}{1 + c \cdot d_{\text{position}}(p_i, p_j)}, \quad (3)$$

式中  $d_{color}(p_i, p_j)$  为两像素块之间的颜色距离,  $d_{position}(p_i, p_j)$  为两像素块之间的欧氏距离差值,  $c$  为调整因子。一对像素块  $p_i$  与  $p_j$  的颜色距离越大, 位置距离越小, 则它们的差异值越大。对于任意  $p_j$ , 若得到的差异值都很大, 则认为  $p_i$  为显著像素块。

### 3 基于 NSSCT 的图像融合规则

相对于于可见光图像, 红外图像的灰度值整体偏高。仅仅依靠图像强度进行的变换以及其他空域处理方法普遍会造成融合后的图像中红外图像成分较重, 这样虽然能够凸显目标位置 and 解决遮挡问题, 但融合后图像在可见光图像本身对比度较好的区域, 造成信息丢失较严重的问题。因此, 为保持边缘细节的同时提高融合图像的对比度, 本文在 NSSCT 基础上构造 NSSCT 变换, 并提出一种红外与可见光图像的融合算法。首先, 图像经 NSSCT 后得到高低频系数; 其次, 为增强显著性与对比度提出融合规则; 最后, 进行逆变换得到融合后图像。整体算法流程如图 1 所示。

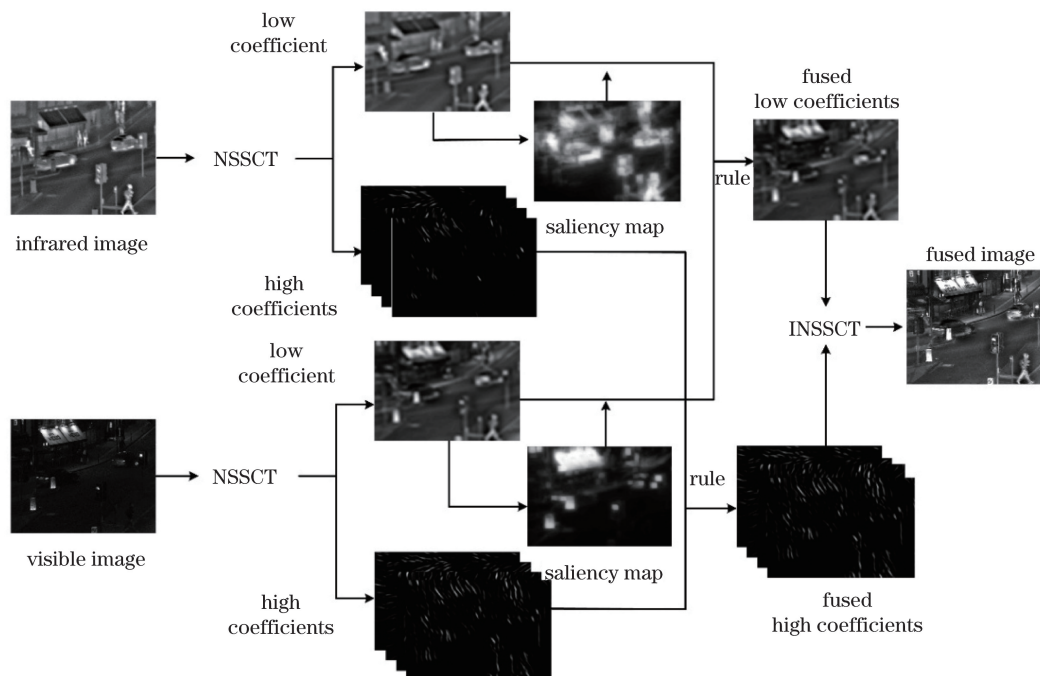


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Schematic of the proposed algorithm

#### 3.1 高频系数融合规则

##### 3.1.1 NSSCT 变换

图像  $F$  经过 NSSCT 变换得到低频系数  $L$  和高频系数  $[G_1, G_2, \dots, G_i, \dots, G_n]$ 。且任意相邻两层的高频系数中,  $i+1$  层高频系数的方向数为  $i$  层的 2 倍。图 2 给出了 Lena 图像分解后第一层以及第二层的高频系数。

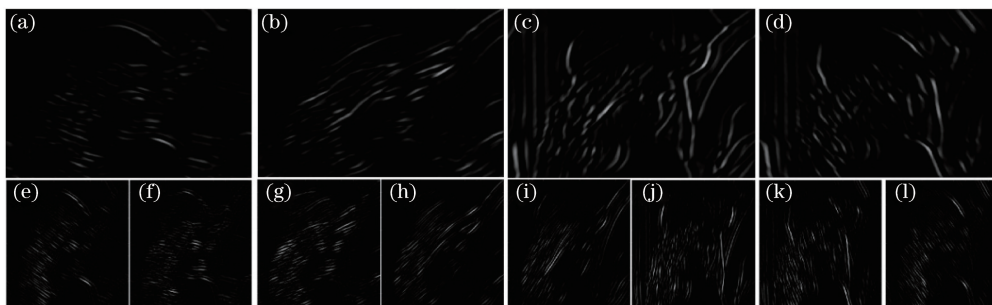


图 2 lena 图像分解后的高频系数。(a)~(d)第一层; (e)~(l)第二层

Fig. 2 High frequency coefficients of lena image decomposition. (a)-(d) Level 1; (e)-(l) level 2

分析图 2 可知,第一层系数  $G_1$  方向数为 4,第二层系数  $G_2$  方向数为 8,相邻两层间方向相近的系数相关性比较大。为提高融合图像的对比度,应使相关的频带携带图像的对比度信息。对比度应利用不同频带间的系数进行比较运算,高层级的系数需进行必要的变换才能保证与低层级系数方向一致,从而保证对比效果。

因此,对  $G_2$  的系数两两进行逆变换,得到

$$G_2' = G_2^1 \odot G_2^2. \quad (4)$$

为了说明运算  $\odot$ ,图 3 给出了三组高频系数( $G_1, G_2^1, G_2^2$ )的关系图,其中,图 3(a)、(b)、(d)分别为三组方向不同的高频系数, $G_2^1$ [图 3(a)]与  $G_2^2$ [图 3(b)]属于同一层系数,表示两个不同方向。 $G_2^1$  根据剪切波变换获取,即有

$$G_2^1 = \langle f, \psi_{j,l,k}^{(d)} \rangle = 2^{\frac{3j}{2}} \int_{R^2} \hat{f}(\xi) \cdot \overline{\mathbf{V}(2^{-2j}\xi)\mathbf{W}_{j,l}^{(d)}(\xi)} \cdot \exp(2\pi i \xi \mathbf{A}_d^{-j} \mathbf{B}_d^{-l} k) d\xi, \quad (5)$$

以右频域区域为例进行讨论,(5)式中  $d=0, j=2$ ,系数方向由  $l$  决定, $G_2^1$  和  $G_2^2$  的  $l$  值分别为 1 和 2,将  $G_2^1$  和  $G_2^2$  进行合并。参数  $\mathbf{V}$  和  $\mathbf{W}$  的定义见文献[10]与[11],讨论不同方向时,(5)式中只有参数  $\mathbf{W}$  改变,由此可得

$$\begin{aligned} G_2' &= G_2^1 \odot G_2^2 = \\ &\langle f, \psi_{2,1}^{(0)} \rangle \odot \langle f, \psi_{2,2}^{(0)} \rangle = \\ &2^3 \int_{R^2} \hat{f}(\xi) \cdot \overline{\mathbf{V}(2^{-4}\xi)} \cdot \exp(2\pi i \xi \mathbf{A}_0^{-2}) [\mathbf{W}_{2,1}^0(\xi) \cdot \exp(B_0^{-1}) \odot \mathbf{W}_{2,2}^0(\xi) \cdot \exp(B_0^{-2})] d\xi. \end{aligned} \quad (6)$$

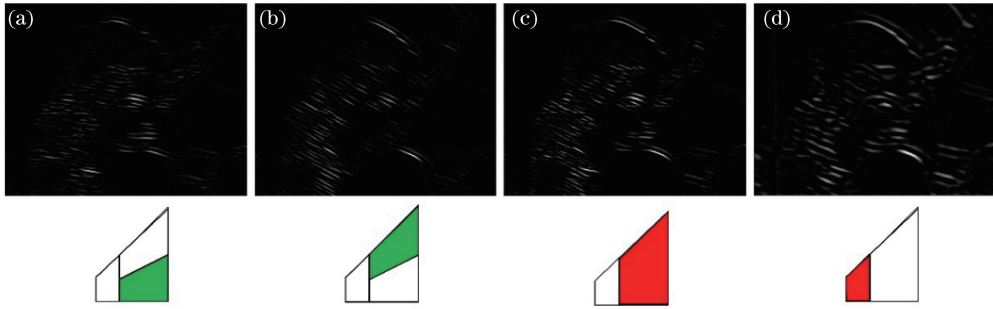


图 3 不同层高频系数时频域图。(a)第二层第一方向;(b)第二层第二方向;  
(c)合成后第二层第一方向;(d)第一层第一方向

Fig. 3 Frequency domain graphs of high frequency coefficients in different levels. (a) First direction of level 2;  
(b) second direction of level 2; (c) first direction of level 2 after synthesis; (d) first direction of level 1

对剪切波滤波器  $\mathbf{W}$ ,进行合并运算,得到

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{j,l}^{(d)}(\xi) \exp(B_0^{-l}) \odot \mathbf{W}_{j,l+1}^{(d)}(\xi) \exp(B_0^{-l+1}) = \\ \begin{cases} \left[ \hat{\psi}_2 \left( 2^j \frac{\xi_2}{\xi_1} - l/2 \right) \times D_0(\xi) + \hat{\psi}_2 \left( 2^j \frac{\xi_1}{\xi_2} - l/2 + 1 \right) \times D_1(\xi) \right] \exp(B_0^{-l}), & \text{if } l = -2^{j-1} \\ \left[ \hat{\psi}_2 \left( 2^j \frac{\xi_2}{\xi_1} - l/2 \right) \times D_0(\xi) + \hat{\psi}_2 \left( 2^j \frac{\xi_1}{\xi_2} - l/2 - 1 \right) \times D_1(\xi) \right] \exp(B_0^{-l}), & \text{if } l = 2^{j-1} - 1, \\ \left[ \hat{\psi}_2 \left( 2^j \frac{\xi_2}{\xi_1} - l/2 \right) \right] \exp(B_0^{-l}), & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

式中  $\hat{\psi}_2$  为剪切波函数的方向分量,  $D_0(\xi)$  和  $D_1(\xi)$  分别为剪切波支撑基中横向与纵向分量。通过(7)式可以得到不同层次同方向系数,然后进行对比度比值计算。对比图 3(c)、(d)可知,经过变换后系数的方向具有一致性,可以认为图 3(d)是图 3(c)的背景图像。

为验证系数运算的有效性,利用多方向算子与高频系数进行相似性度量,结果如图 4 所示。分析图 4(a)可知,第一层高频第一方向与  $45^\circ$ 算子相似度较高,第二层第一方向与  $30^\circ$ 算子相似度高,第二方向与  $90^\circ$ 算子相似,合成后高频系数的方向性与第一层第一方向基本一致,图 4(b)也显示合成变换后系数方向与前层方向基本一致,至此本文系数运算的有效性得以验证。

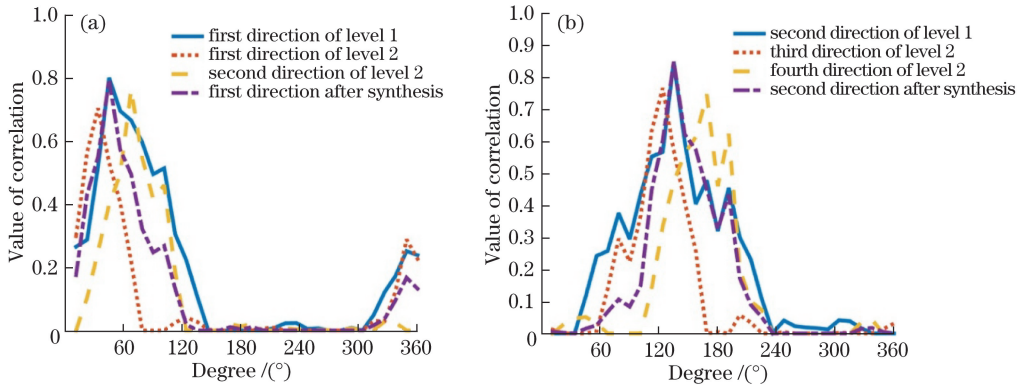


图 4 高频系数相关性值。(a)第一组；(b)第二组

Fig. 4 Values of correlation between high coefficients. (a) Group 1; (b) group 2

为保留对比度信息,对同方向不同系数进行对比度变换,将底层系数作为高层系数的背景进行计算,得到一系列与原系数数量一致的 NSSCT 系数,即

$$\begin{cases} G_i^k = G_{i+1}^k / G_i^k - I, & \text{if } N > i \geq 1 \\ G_i^k = G_i^k, & \text{if } i = N \end{cases}, 0 < k < 2^{i-1}, \quad (8)$$

式中  $G_{i+1}^k$  为合成变换后第  $i+1$  层的系数,通过两层系数对比相减,得到变换后的 NSSCT 系数,不仅保留了系数的方向信息,而且能够体现图像对比度信息,使得融合图像避免因某一图像灰度值过大造成信息被掩盖。

### 3.1.2 高频系数融合

经过 NSSCT 得到的高频系数,数值更高的区域表示其对比度更高,利用信息互补的方式来对红外与可见光图像的高频系数进行融合。可以得到

$$G_i^k = \begin{cases} \omega \cdot G_i^k(I_r) + (1 - \omega) \cdot G_i^k(V_i), & |H[G_i^k(I_r)] - H[G_i^k(V_i)]| \leq \sigma \\ G_i^k(I_r), & H[G_i^k(I_r)] - H[G_i^k(V_i)] > \sigma \\ G_i^k(V_i), & H[G_i^k(I_r)] - H[G_i^k(V_i)] < -\sigma \end{cases}, \quad (9)$$

式中  $G_i^k$  为融合后的高频各尺度方向系数,  $H(\ast)$  为对矩阵数值进行归一化操作,  $G_i^k(I_r)$  和  $G_i^k(V_i)$  分别为红外与可见光图像的 NSSCT 高频系数,  $\omega$  为融合系数,  $\sigma$  为评估因子。当红外与可见光图像对比度差异超出  $\sigma$  时,选择对比度较好的区域为融合后图像高频系数,对于对比度差异较小区域,需要进行加权处理。

$\sigma$  的选择对于待融合区域融合后的图像质量十分关键,在进行比较时,需要对系数进行归一化操作,  $\sigma$  取值在 0~1 之间。当  $\sigma$  较大时,图像中较多区域均遵循第一种融合方法,进行加权平均,只在差别较大区域进行单独的选择;当  $\sigma$  较小时,且在区域差别较小时,再遵循加权平均的方法进行融合,该过程主要运用某一效果更优的源图像系数。过大的  $\sigma$  会使得融合后图像不能充分体现源图像优点;而过小的  $\sigma$  会引起图像过分利用某一源图像,不利于融合后图像的整体质量,因此合适的  $\sigma$  选择至关重要,为了获得较优的结果,因此,选择适中的评估因子  $\sigma=0.4$ 。

$\omega$  的计算需要考虑两种源图像的比重,通过系数的比重,合理提升融合后图像的整体对比度,即有

$$\omega = \frac{H[G_i^k(I_r)]}{H[G_i^k(I_r)] + H[G_i^k(V_i)]}. \quad (10)$$

通过对比度评估得到的高频融合系数,能够有效选择红外与可见光图像对比度较高区域,并且避免因某一源图像整体灰度大而造成的细节不足与重要信息丢失。

### 3.2 低频系数融合规则

NSSCT 变换后的低频系数展现了图像的整体信息与结构信息,包含了图像中的主要能量以及目标的位置与强度信息。为使人眼对显著目标的获取更加迅速与准确,需要对显著性目标进行必要的增强,同时保留显著性目标的边缘信息。

首先构造显著性图,得到

$$S_i = 1 - \exp\left[-\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{d_{\text{intensity}}(p_i, p_j^m)}{1 + \epsilon \cdot d_{\text{position}}(p_i, p_j^m)}\right], \quad (11)$$

式中  $p_i$  和  $p_j$  分别为以像素点  $i$  和  $j$  为中心的  $3 \times 3$  像素块,  $d_{\text{intensity}}(p_i, p_j)$  为两像素块之间的由平均灰度差值得到的强度距离,  $\epsilon$  为调整像素块  $p_i$  临近的  $M$  个像素块距离的因子, 其与显著性值的关系如图 5 所示。分析可知, 较小的  $\epsilon$  会引起显著性图背景信息过量; 较大的  $\epsilon$ , 容易引起背景边缘信息丢失。因此, 本文选择  $\epsilon = 0.8$ 。

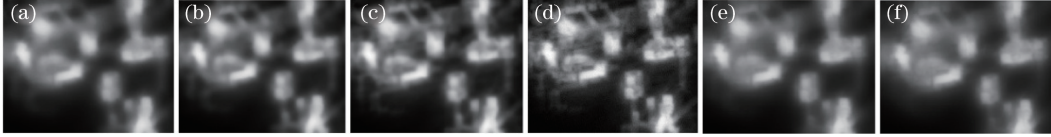


图 5 不同调整因子下显著性值图。(a)  $\epsilon=0.2$ ; (b)  $\epsilon=0.4$ ; (c)  $\epsilon=0.6$ ; (d)  $\epsilon=0.8$ ; (e)  $\epsilon=1.0$ ; (f)  $\epsilon=1.2$

Fig. 5 Saliency maps with different values of  $\epsilon$ . (a)  $\epsilon=0.2$ ; (b)  $\epsilon=0.4$ ; (c)  $\epsilon=0.6$ ;

(d)  $\epsilon=0.8$ ; (e)  $\epsilon=1.0$ ; (f)  $\epsilon=1.2$

(11) 式中,  $S_i$  为像素块  $p_i$  的显著性度量值,  $S_i$  越大表示显著性更高, 在低频系数融合中需要进行增强。在低频系数融合时所遵循的规则式为

$$L_i = \begin{cases} L_i(I_r) + \beta \cdot S_i(I_r), & H[S_i(I_r)] - H[S_i(V_i)] > \sigma \\ L_i(V_i) + \beta \cdot S_i(V_i), & H[S_i(I_r)] - H[S_i(V_i)] < -\sigma, \\ \alpha[L_i(I_r) + \beta \cdot S_i(I_r)] + (1 - \alpha)[L_i(V_i) + \beta \cdot S_i(V_i)], & |H[S_i(I_r)] - H[S_i(V_i)]| \leq \sigma \end{cases} \quad (12)$$

式中  $\beta$  为增强系数(为避免过度融合本文中  $\beta=1$ ),  $\alpha$  为加权系数, 根据显著区域的比重的影响定义  $\alpha$  为

$$\alpha = \frac{H[S_i(I_r)]}{H[S_i(I_r)] + H[S_i(V_i)]}. \quad (13)$$

## 4 实验结果与分析

为验证算法的有效性, 分别处理小目标和多细节的两组实验图像。每组实验均为同一场景下红外与可见光传感器获取后配准的图像, 图像分辨率均为 96 dpi。将 PCA 算法<sup>[3]</sup>、基于梯度变换算法<sup>[4]</sup>、基于对比度金字塔算法<sup>[5]</sup>、基于小波变换算法<sup>[6]</sup>、基于显著性(SAL)算法<sup>[18]</sup>、基于 NSCT 算法<sup>[13]</sup> 以及基于 NSST 算法<sup>[14]</sup> 等 7 种算法作为对比算法。各算法参数选择与文献中选择参数一致, 本文算法选择分解层次为 4 层, 每层方向数为  $2^i, i \in [1, 2, 3, 4]$ 。

### 4.1 主观分析

图 6 展示了 UN camp 这一图像 8 种算法的对比结果, 本文算法在显著性目标细节以及对比度提高方面均具有较大的优势。蓝色框区域为显著性目标, 红框区域为屋顶细节部分。从蓝框区域可以看出, 本文算法获得的显著性目标表现方面优于 PCA 和 NSST 算法。但相比较小波、NSCT、SAL 以及 GT 算法, 目标亮度值较低, 其亮度值过高隐藏了可见光图像在目标处的对比度以及边缘的草丛信息, 本文算法综合两者, 凸显显著性目标的同时保留对比度以及目标边缘的细节。相比较 CP 算法, 本文算法在目标凸显以及目标局部对比度保留方面差异性不大, 但红框标注区域本文算法的细节保留效果更优。相比较小波、PCA、SAL 以及 NSCT 算法, 没有出现融合现象, 抑制了黑影的产生。综上可以得出本文算法的效果更优。

图 7 展示了 Bristol Queens Road 这一图像的 8 种算法实验结果, 本文算法在细节表现方面具有较明显的优势。红框区域为屋顶文字部分, 蓝框区域为商店内座椅细节部分, 绿框区域为显著性目标。通过比较可以发现, 本文算法在整体对比度上相较其他 7 种算法优势较大, 绿框右上角目标背影部分, 由于红外图像整体灰度值大的原因, PCA、小波、GT、SAL 以及 NSCT 等 5 种算法结果过分依靠红外图像特征而丢失对比度信息, 不符合人眼视觉, 显著性目标表现不足。基于 NSST 算法结果相比较细节保留较好, 但对比度不足, 目标识别困难。基于 CP 算法的人物背影较明显, 但与本文算法相比其细节保留不足。红框内的文字验证

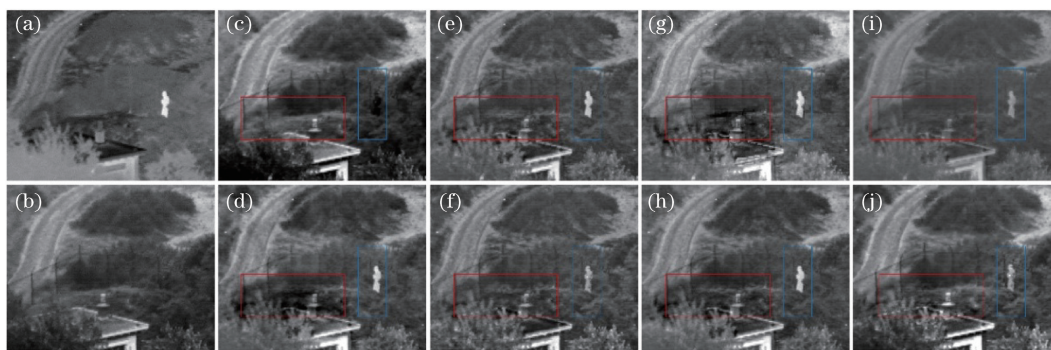


图 6 各算法第一组实验结果。(a) 红外图像; (b) 可见光图像; (c) PCA; (d) 小波; (e) GT; (f) CP; (g) SAL; (h) NSCT; (i) NSST; (j) 本文算法

Fig. 6 Experimental results of first set by different algorithms. (a) Infrared image; (b) visible image; (c) PCA; (d) wavelet; (e) GT; (f) CP; (g) SAL; (h) NSCT; (i) NSST; (j) proposed algorithm

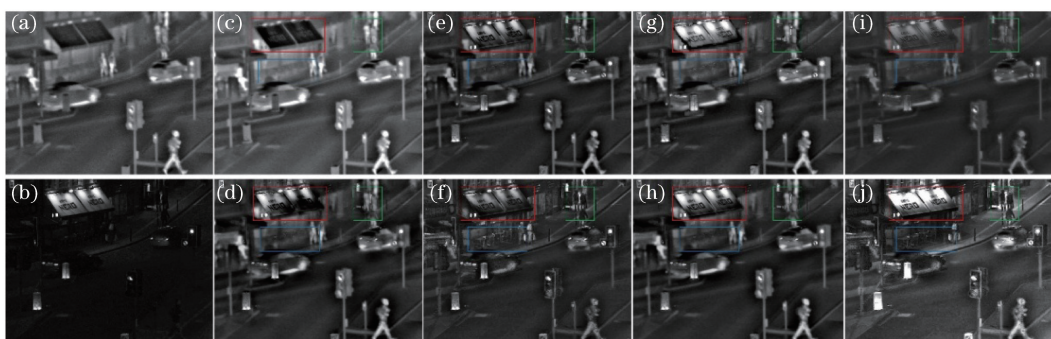


图 7 各算法第二组实验结果。(a) 红外图像; (b) 可见光图像; (c) PCA; (d) 小波; (e) GT; (f) CP; (g) SAL; (h) NSCT; (i) NSST; (j) 本文算法

Fig. 7 Experimental results of second set by different algorithms. (a) Infrared image; (b) visible image; (c) PCA; (d) wavelet; (e) GT; (f) CP; (g) SAL; (h) NSCT; (i) NSST; (j) proposed algorithm

了本文算法在对比度与细节同时保留方面的有效性。对比蓝框区域,本文算法结果中座椅信息较好地保留,而传统算法普遍过度依赖红外图像信息,可见光图像的对比度丢失严重。综上所述,本文算法结果更优,实验结果验证了本文算法的有效性。

#### 4.2 客观评价

在一些情况下,主观评价能够直观地从人眼视觉方面评价各个结果的优劣,客观评价更能够反映算法的优劣。因此,从图像质量  $Q$ <sup>[24]</sup>、边缘质量  $Q_e$ <sup>[25]</sup>、互信息(MI)<sup>[26]</sup>、信息熵  $H$  以及结构相似度(SSIM)<sup>[27]</sup> 等 5 种评价指标来衡量 6 种算法的效能。

表 1 和表 2 分别给出了两组实验的算法结果的客观评价价值。

表 1 UN camp 各实验结果评价指标比较

Table 1 Comparison of evaluation results of UN camp

| Method | $Q$           | $Q_e$          | $H$           | MI            | SSIM          |
|--------|---------------|----------------|---------------|---------------|---------------|
| PCA    | 5.7483        | 52.4211        | <b>7.4664</b> | 2.9859        | 0.5867        |
| DWT    | 6.0851        | 52.3072        | 7.0495        | 1.0481        | 0.6917        |
| SAL    | 5.9435        | 56.3253        | 7.1872        | 1.2852        | 0.6364        |
| GT     | 6.0331        | 50.2340        | 6.7105        | 1.0457        | 0.72622       |
| CP     | 6.3401        | 55.7833        | 6.7564        | 1.0373        | 0.6961        |
| NSCT   | 6.0186        | 50.6460        | 6.9760        | 1.1455        | 0.7237        |
| NSST   | 3.4279        | 29.1192        | 6.2750        | 1.0997        | <b>0.7707</b> |
| NSSCT  | <b>6.3780</b> | <b>57.2305</b> | 7.3561        | <b>1.4140</b> | 0.7664        |

表 2 Bristol Queens Road 各实验结果评价指标比较  
Table 2 Comparison of evaluation results of Bristol Queens Road

| Method | Q             | Q <sub>e</sub> | H             | MI            | SSIM          |
|--------|---------------|----------------|---------------|---------------|---------------|
| PCA    | 4.1140        | 35.8304        | 6.6892        | 1.4363        | 0.5648        |
| DWT    | 4.5218        | 38.3792        | <b>6.7334</b> | 1.3226        | 0.5934        |
| SAL    | 4.9055        | 41.0244        | 6.8306        | 1.9873        | 0.6033        |
| GT     | 4.5283        | 37.5718        | 6.4765        | 1.3817        | 0.6188        |
| CP     | 5.6699        | 45.5812        | 6.1763        | 0.9390        | 0.5416        |
| NSCT   | 4.5353        | 38.1520        | 6.6516        | 1.6319        | 0.6143        |
| NSST   | 2.5643        | 21.4194        | 5.9401        | 1.5710        | 0.6338        |
| NSSCT  | <b>7.4557</b> | <b>59.8918</b> | 6.7052        | <b>1.9947</b> | <b>0.6375</b> |

分析表 1 和表 2 的结果可知,本文算法在图像质量上的表现具有较大优势,主要是由于得到的实验结果整体图像对比度较好,图像的大量细节得以保留,因此,第二种评价参数  $Q_e$  也占优。

第三种评价参数对比中,本文算法相比较 PCA 算法并不是最优,第二组实验中本文算法结果信息熵程度低于 DWT 算法结果,但是本文算法结果信息熵基本处于较好水平,综合信息熵的计算方法,因其对噪声较敏感,认为本文算法效果较好;互信息评价中,本文算法结果评价结果占据较好的优势,表明在融合结果中其能够有效提取两种源图像信息,实现信息最优融合,分析 SSIM 结果可知,本文算法较好地保持了图像结构。

综合比较客观评价 5 种指标,本文算法在图像整体质量,边缘细节以及信息量方面均具有较大优势,结合主观评价结果,验证了本文算法的有效性,融合后图像质量得到有效提升。

### 4.3 算法复杂度

本文算法是在 NSST 算法基础上进行的变换,在进行算法复杂度比较时,空间域的算法因其直接进行变换,所以算法复杂度较低。将本文算法与几种主要的变换域方法进行更为详细的比较。

假设图像中像素总数为  $N$ ,变换域中经典的傅里叶变换的算法复杂度为  $O(N \lg N)$ ;离散小波变换较快,算法复杂度为  $O(N)$ ;轮廓波变换的算法复杂度一般为  $O(N)$ <sup>[8]</sup>,经过非下采样的 NSCT 变换并没有改变其复杂度,因此也为  $O(N)$ ;对于 NSST 变换,其复杂度主要是在进行伪极向快速傅里叶变换时的  $O(N \lg \sqrt{N})$ <sup>[11]</sup>,本文算法在其基础上只进行了一次相加与相乘运算,计算复杂度与原始 NSST 变换相比,基本一致,仍为  $O(N \lg \sqrt{N})$ 。

通过分析可以发现,本文算法复杂度比其他变换域方法存在较小地差别,综合分析实验结果,可认为这一差别在可允许范围内。

## 5 结 论

在分析红外与可见光图像特性的基础上,对 NSST 变换后的高频系数进行分析,构造了能保持图像边缘与细节信息且能很好地提取图像对比度信息的 NSSCT 变换,利用低频图像提取并增强显著性信息,使得融合后的低频图像保留了显著性目标的边缘信息。通过实验验证,本文算法较好地解决了红外与可见光图像融合中图像对比度不足、细节缺失的问题,避免了因某一源图像像素值过高造成融合图像质量下降的问题。在后续的工作中,将重点对融合规则进行研究,减少人为参数的设定,进一步提高图像质量。

### 参 考 文 献

- [1] Ghassemian H. A review of remote sensing image fusion methods[J]. Information Fusion, 2016, 32: 75-89.
- [2] Li S, Kang S, Fang L, *et al.* Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art[J]. Information Fusion, 2017, 33: 100-112.
- [3] Pan Yu, Zheng Yuhui, Sun Quansen, *et al.* An image fusion framework based on principal component analysis and total variation model[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(7): 1200-1210.



- 潘 瑜, 郑钰辉, 孙权森, 等. 基于 PCA 和总变差模型的图像融合框架[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(7): 1200-1210.
- [4] Ma J Y, Chen C, Li C, *et al.* Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization[J]. Information Fusion, 2016, 31: 100-109.
- [5] Xu H, Wang Y, Wu Y J, *et al.* Infrared and multi-type images fusion algorithm based on contrast pyramid transform[J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 78: 133-146.
- [6] Pajares G, De La Cruz J M. A wavelet-based image fusion tutorial[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855-1872.
- [7] Li S T, Yang B. Multifocus image fusion by combining curvelet and wavelet transform[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(9): 1295-1301.
- [8] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Process, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [9] Guo K, Labate D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets[J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 2007, 39(1): 298-318.
- [10] Labate D, Lim W Q, Kutyniok G. Sparse multidimensional representation using shearlets[C]. SPIE, 2005: 254-262.
- [11] Easley G, Labate D, Lim W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 25(1): 25-46.
- [12] Hou B, Zhang X H, Xu X M, *et al.* SAR image despeckling based on nonsubsampling shearlet transform[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(3): 809-823.
- [13] Chen Musheng, Cai Zhishan. Study on fusion of visual and infrared image based on NSCT[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(6): 061002.  
陈木生, 蔡植善. 基于 NSCT 的红外与可见光图像融合方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(6): 061002.
- [14] Zhang B H, Lu X Q, Pei H Q, *et al.* A fusion algorithm for infrared and visible images based on saliency analysis and non-subsampling shearlet transform[J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 73: 286-297.
- [15] Luo X Q, Zhang Z C, Wu X J. A novel algorithm of remote sensing image fusion based on shift-invariant shearlet transform and regional selection[J]. AEÜ-International Journal of Electronics and Communications, 2016, 70(2): 186-197.
- [16] Wu Yiquan, Tao Feixiang. Multispectral and panchromatic image fusion based on improved projected gradient NMF in NSST domain[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(4): 0410005.  
吴一全, 陶飞翔. 改进投影梯度 NMF 的 NSST 域多光谱与全色图像融合[J]. 光学学报, 2015, 35(4): 0410005.
- [17] Lai J L, Yi Y. Key frame extraction based on visual attention model[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2012, 23(1): 114-125.
- [18] Bavirisetti D P, Dhuli R. Two-scale image fusion of visible and infrared images using saliency detection[J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 76: 52-64.
- [19] Zhang Libao, Zhang Jue. A new adaptive fusion method based on saliency analysis for remote sensing images[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(1): 0114001.  
张立保, 章 珏. 基于显著性分析的自适应遥感图像融合[J]. 中国激光, 2015, 42(1): 0114001.
- [20] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [21] Zhu W J, Liang S, Wei Y C, *et al.* Saliency optimization from robust background detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014: 2814-2821.
- [22] Kim J, Han D, Tai Y, *et al.* Salient region detection via high-dimensional color transform[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014: 883-890.
- [23] Goferman S, Manor L, Tal A. Context-aware saliency detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 1915-1926.
- [24] Wang Z, Bovik A. A universal image quality index[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81-84.
- [25] Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Image Processing, 2003, 3: 173-176.
- [26] Qu G, Zhang D, Yan P. Information measure for performance of image fusion[J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.
- [27] Wang Z, Bovik A, Sheikh H R, *et al.* Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Process, 2004, 13(4): 600-612.