

doi:10.3788/gzxb20184709.0910002

基于稀疏特征的红外与可见光图像融合

丁文杉, 毕笃彦, 何林远, 凡遵林, 吴冬鹏

(空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038)

摘 要:针对传统的红外与可见光图像融合算法提取目标信息不突出的问题,提出一种基于非下采样剪切波变换和稀疏结构特征的融合方法.首先用非下采样剪切波变换分解源图像;然后通过主成分分析提取低频子带系数中边缘和轮廓等显著特征,引导低频成分融合规则的设计,同时基于结构信息的稀疏性指导融合高频子带系数;最后经过非下采样剪切波变换逆变换得到融合后的图像.实验结果表明,该方法在保留可见光图像背景信息的基础上,突显了红外图像的结构信息,有效提高了融合效果.

关键词:红外与可见光图像融合;非下采样剪切波变换;主成分分析;稀疏表示;结构特征

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2018)09-0910002-10

Infrared and Visible Image Fusion Based on Sparse Feature

DING Wen-shan, BI Du-yan, HE Lin-yuan, FAN Zun-lin, WU Dong-peng

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

Abstract: Since the object information can not be extracted efficiently by the traditional infrared and visible image fusion algorithms, an infrared and visible image fusion method based on the non-subsampled shearlet transform and sparse structure features is proposed. Firstly, the source images are decomposed by the non-subsampled shearlet transform. Then, benefit from the advantage of principal component analysis on extracting edge and contour significant features, the fusion rule in low-frequency sub-bands coefficients are merged by using the principal component analysis-based approach. Afterwards, the sparseness based on structural information guides the fusion of high frequency subband coefficient. Finally, the inverse non-subsampled shearlet transform is employed to obtain the fused image. The experimental results demonstrate that the proposed method preserves the background information on visible image and highlights the structural information on infrared image, and improves fusion results effectively.

Key words: Infrared and visible images image fusion; Non-subsampled shearlet transform; Principal component analysis; Sparse representation; Structure features

OCIS Codes: 100.2000;100.2960;100.7410;350.2660

0 引言

图像融合是图像处理领域内的重要技术之一,在医学图像^[1]、模式识别^[2]、遥感^[3]、军事^[4]等方面有很好的应用.红外图像根据目标场景散发或反射的热辐射信息成像,图像整体反映目标场景的轮廓特征,基本不受照明条件的影响.可见光图像根据目标场景光谱反射特性成像,包含了场景的边缘、纹理等丰富的细节信息,但是受场景照明的影响较大.红外与可见光图像进行融合,可以充分利用其信息的互补性,更加全面、准确地描述场景信息^[5].

基金项目:国家自然科学基金(No.61701524)资助

第一作者:丁文杉(1991—),女,博士研究生,主要研究方向为图像融合. Email: dingdingws@163.com

导 师:毕笃彦(1962—),男,教授,博士,主要研究方向为图像处理与机器视觉. Email: biduyan@126.com

收稿日期:2018-04-02; **录用日期:**2018-07-02

<http://www.photon.ac.cn>

目前,基于变换域的融合算法是红外与可见光图像融合的研究热点,剪切波变换(Shearlet Transform, ST)^[6]是图像融合领域中的主流方法.KUTYNIOK G^[7]成功把 ST 用于图像融合;文献[8-11]证明剪切波滤波器比方向滤波器有更小的支撑基.为了避免 ST 在移动变化过程中引入人为影响,EASLEY G^[12]结合非下采样拉普拉斯金字塔变换,提出了非下采样剪切波变换(Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST),并证明 NSST 比 ST 有更好的稀疏能力和平移不变性.文献[13]考虑多种区域特征,如区域方差、区域平均梯度和区域空间频率等定义高频的融合规则;文献[14]采用脉冲耦合神经网络融合高频子带系数,其融合结果能很好保持源图像的边缘和细节信息;文献[15]利用梯度域的奇异值分解方法,估计低频子带系数的局部结构信息,并采用基于 sigmoid 函数的自适应加权平均融合规则,达到提取特征的目的;文献[16]在 NSST 高频子带系数融合过程中加入梯度约束,得到较好的融合结果;文献[17]提出在 NSST 框架内,把脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)加入融合规则,有效提取图像的梯度特征和信息保留;文献[18]在 NSST 框架下提出基于区域双通道单连接脉冲两维神经网络(Region Dual-channel Unitlinking Pulse Coupled Neural Networks, RDU-PCNN)和独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)的红外和可见光融合算法.张宝华^[19]利用图像显著性提取源图像的显著区域,以指导红外与可见光图像目标区域的融合,能突显融合结果的目标和细节信息;文献[20]采用相位一致法提取显著图,引导滤波器计算低频和显著图的滤波输出,指导融合规则.这些融合算法没考虑 NSST 系数具有的特性.NSST 低频系数反映了图像的近似特征,近似为 0 的个数很少,不能稀疏地表示图像的低频信息,不利于提取图像的显著特征;高频分解各个方向子带系数模值大多为 0,具有很好的稀疏性.

鉴于此,本文从 NSST 的特性出发,利用其稀疏性指导融合保留图像的稀疏特征,提出基于 NSST 和稀疏结构特征的红外与可见光图像融合算法.首先通过 NSST 变换分解源图像,得到高频和低频子带系数;然后提取低频的轮廓等显著信息,采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)思想融合低频子带,同时为更好保留源图像的结构信息,基于稀疏性指导高频子带系数融合;最后经过 shearlet 逆变换得到融合后的图像.

1 剪切波理论

剪切波^[21-23]通过构造具有合成膨胀的仿射系统稀疏地表示图像,达到最优逼近原图像的目的,且具有易于实现的优点.处理二维图像时,描述复合扩张的仿射系统形式为

$$M_{AB}(\varphi) = \{\varphi_{j,l,k}(x) = |\det \mathbf{A}|^{j/2} \varphi(\mathbf{B}^l \mathbf{A}^j x - k); j, l \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2\} \quad (1)$$

式中, \mathbb{Z} 表示整数域, φ 是 $L^2(\mathbb{R}^2)$ 的实数域, \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 均为 2×2 可逆矩阵, $|\det \mathbf{B}| = 1$, j 、 l 、 k 分别为分解尺度、方向参数和平移参数.

对于任意的二维图像信号 $f \in \mathbb{R}^2(\sum_{j,l,k} |\langle f, \varphi_{j,l,k} \rangle|^2 = \|f\|^2)$, $M_{AB}(\varphi)$ 都构成一个 Parseval 框架,则称 $M_{AB}(\varphi)$ 元素为合成小波. \mathbf{A}^j 表示各向异性矩阵,用于多尺度分解, \mathbf{B}^l 是剪切矩阵,用于多方向分解.本文使用的是一种特殊的 Shearlet 变换, $\mathbf{A} = \mathbf{A}_0 = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 为各向异性的膨胀矩阵, $\mathbf{B} = \mathbf{B}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, 于是可以构造出如图 1 所示的频域剖分图.文献[24]给出 $M_{AB}(\varphi)$ 的频率支撑为

$$\text{supp} \hat{\varphi}_{j,l,k}^{(0)} \subset \{(\xi_1, \xi_2) : \xi_1 \in [-2^{2j-1}, -2^{2j-4}] \cup [2^{2j-4}, 2^{2j-1}], \left| \frac{\xi_1}{\xi_2} + l2^{-j} \right| \leq 2^{-j}\} \quad (2)$$

可知,每一个 $\hat{\varphi}_{j,l,k}^{(0)}$ 支撑条件在大小为 $2^{2j} \times 2^j$ 、方向沿着斜率 $2^{-j}l$ 的梯形对内.

剪切波具有多分辨率分析的特点,可以在各个尺度、位置和方向上构造紧框架.该梯形形状的基函数能有效逼近图像的细节信息:基的支撑区间是具有随尺度变化的不同高宽比和不同方向的梯形结构,能够用较少的分解系数来有效表示二维图像中具有方向性和各向异性的特征.如图 2,高频子带能很好地表达源图像在各个方向的细节信息,具有良好的稀疏性,高频子带中包含了源图像中显著性的特征信息.本文利用 NSST 的高频系数的稀疏特性引导融合,突出图像的特征信息.

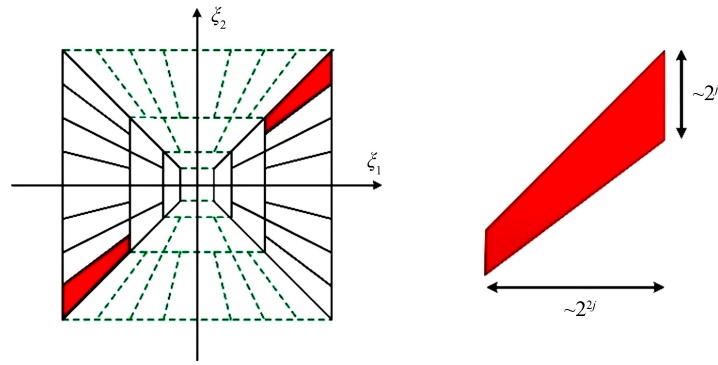


图1 剪切波的频域剖分

Fig.1 Structure of the frequency tiling by the shearlet

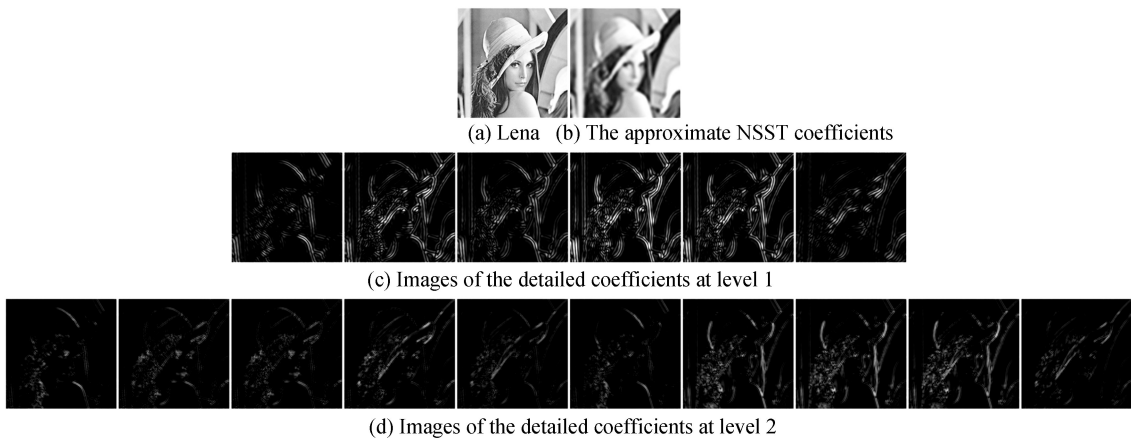


图2 NSST分解

Fig.2 Example of the NSST

2 融合算法

本文提出的融合算法结构如图3.

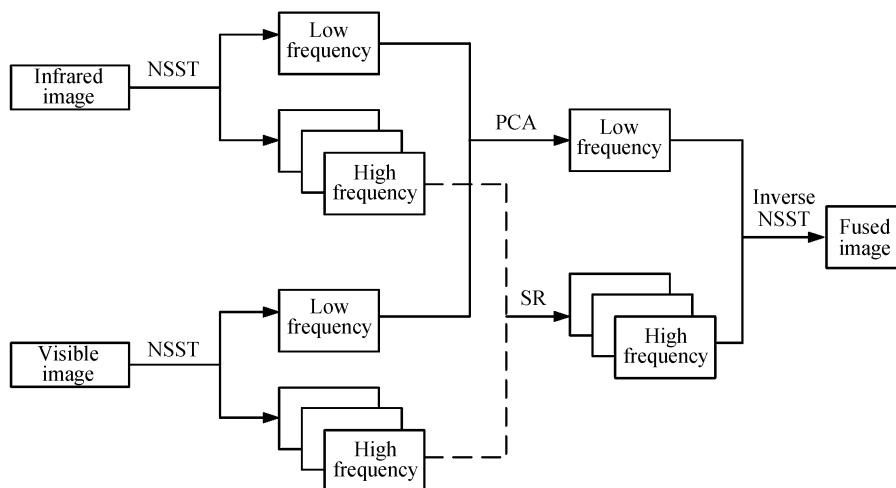


图3 融合算法整体框架

Fig.3 Whole framework of the fusion method

2.1 低频融合规则

剪切波变换域的低频子带系数包含了源图像主要能量,反映了源图像的大致轮廓.在融合低频子带时,现有融合算法一般考虑低频成分的灰度绝对值或能量大小引导其融合准则,导致融合结果存在边缘模糊和特征不明显的现象.分析其原因,虽然低频成分属于剪切波系数,但其本质仍属于空间域,即像素点之间存在

很强的相关性.因此,在使用低频成分的融合准则时,需要解决低频子带系数相关性强的问题.

主成分分析方法借助于正交变换将分量相关性强的向量变成不相关的向量,同时能提取分量主要的成分和特征.因此,在低频融合中需要减少边缘模糊,突出低频中显著信息.本文引入 PCA 变换,引导低频成分的融合准则,突出低频子带系数的轮廓等特征信息.

PCA 原理是利用 Karhunen-Loeve(K-L)变换在测量空间中找到一组正交向量,这组数据能最大地表示出数据的方差,将原模式矢量从原来的 n 维空间投影到这组正交向量张成的 m 维子空间上(通常 $m \ll n$),其投影系数构成原模式的特征矢量,从而完成维数的压缩和特征提取.利用 K-L 变换抽取图像的主要成份,构成特征空间,保留了源图像中的主要分类.特征空间是最小均方误差意义下的最优正交变换,对应正交矩阵的各个基向量是 PCA 的最优投影方向.因此,在最优投影方向上对数据进行投影,将得到互不相关的各主分量,突出图像主要能量信息差异,达到突显轮廓、边缘等结构信息.

具体的低频融合规则为:

1) 设源图像 A、B 的低频子带分别为 L_A 和 L_B ,其尺寸大小为 $M \times N$,采用 7×7 的窗口分块采集 L_A 和 L_B ,得到 $49 \times [(M-6)(N-6)]$ 尺寸的两个矩阵 α_A 和 α_B ;

2) 从矩阵 α_A 和 α_B 中随机抽取 $\frac{M \cdot N}{2}$ 个列向量组成样本集 L ,得到其 49×49 维的协方差矩阵 $C, C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(L - \bar{L})(L - \bar{L})^T]$,其中 $\bar{L} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L$,获取样本集 L 的特征向量构成正交矩阵 T ;

3) PCA 方法本质是计算图像协方差矩阵的特征值和特征向量,根据特征值的大小对特征向量排序,对应越大特征值的特征向量更能反映出图像的特征,特征值越大图像信息越丰富.在正交矩阵 T 指示的最优投影方向上,得到 α_A 和 α_B 的投影为 $T \cdot \alpha_A$ 和 $T \cdot \alpha_B$,两者中取大作为融合图像的投影,表述为

$$F = \begin{cases} T \cdot \alpha_A, & \text{if } \alpha_A \geq \alpha_B \\ T \cdot \alpha_B, & \text{if } \alpha_A < \alpha_B \end{cases} \quad (3)$$

4) 最后将投影 F 与矩阵 T 转置相乘,得到融合后的低频子带系数 L_F .

2.2 高频融合规则

传统的高频子带融合规则大多采用“绝对值取大”和权重平均,导致源图像的冗余信息丢失或者引入人为干扰效应等缺点.近几年学者在 NSST 高频子带系数中,采用像素点之间或者局部能量之间的梯度、PCNN 和显著性等提取高频特征.由于 NSST 高频方向子带的稀疏性,源图像的显著特征在同一尺度所有方向子带系数上都具有较大的值,而非显著特征对应的系数模值几乎为零.为充分利用剪切波高频系数具有稀疏性的特性,基于高频子带系数的稀疏性指导高频融合规则,突显源图像的曲线、边缘等几何结构.

2.2.1 高频融合分析

神经生物学指出,人类视觉系统的神经元对外界输入的图像刺激并不是全部响应,只有少量神经元响应外界刺激.文献[25]证明高频系数具有明显的稀疏性,并用稀疏模型表达高频子带的结构特征.稀疏表示即把信号建模为字典中基本信号的稀疏线性组合.字典的基本信号称为原子,稀疏线性组合的系数向量称为稀疏系数向量,模型表达为^[26-27]

$$\min \|\theta\|_0 \quad \text{s.t.} \quad I = D\theta \quad (4)$$

式中, I 为高频子带系数, D 为字典, θ 为稀疏系数向量.

兼顾稀疏表示过程的算法复杂度和重构信号的误差,文献[28]分析得出图像块尺寸为 8×8 较为合适.KSVD(K-means Singular Value Decomposition)是一种经典的字典训练算法,依据误差最小原则对误差项进行 SVD 分解,选择使误差最小的分解项作为更新的字典原子和对应的原子系数,经过不断地迭代从而得到优化的解,能达到很好的训练效果,表示了图像的稀疏特征^[29].利用滑动窗技术从红外与可

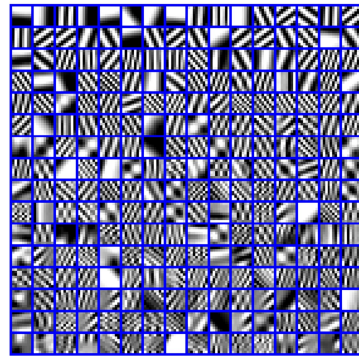


图4 训练字典

Fig.4 Trained dictionary

可见光图像所有高频子带图像中采集 8×8 的图像学习样本 δ_A , 其维度为 $64 \times [(M-7)(N-7)]$, 利用 KSVD 字典训练方法获取字典 D . 从图 4 描述的训练字典发现, 字典中原子确实能提取源图像高频子带图像中稀疏的结构特征. 因此, 图像经过 NSST 分解后的高频成分包含不同尺度不同方向的信息, 而稀疏表示能提取输入图像的不同尺度不同方向的稀疏特征.

分析图像卷积运算过程: 卷积核跟相同尺寸的图像块进行相应位置的元素相乘再求和, 其和值作为图像块中心位置的新像素值. 即卷积过程是计算翻转的卷积核与对应图像块的相似性, 两者越相近, 其卷积值越大. 例如, 被计算图像块在 45° 的方向上有边缘, 它与 256 个原子相卷积, 将会与 256 个原子中 45° 方向的原子有最大值, 即计算图像块与在该方向的原子最相似. 因此, 将图像块与 256 个原子卷积的最大值作为图像块的特征值. 将训练字典的原子作为卷积核, 与图像的稀疏系数矩阵卷积, 可提取稀疏特征, 即

$$\max_{i=1}^{256} D_i \otimes \delta_A = \max_{i=1}^{256} \theta_{A_i} \quad (5)$$

式中, D_i 为字典 D 中某一个原子, θ_{A_i} 为稀疏系数矩阵 θ_A 的第 i 行系数, \max 操作是为选取与输入图像块相似度最高的稀疏卷积核. 以红外图像为例, 获取图像学习样本与字典卷积结果的最大值, 即表达该图像样本的结构特征, 得到如图 5 所示的高频稀疏结构响应图.

2.2.2 高频融合权重

为使融合后图像 C 尽可能地同时保持两个源图像中高频子带图像的稀疏特征, 定义目标函数

$$\max \{ \beta \| \theta_C - \theta_A \|_2^2 + \lambda \| \theta_C - \theta_B \|_2^2 \} \quad (6)$$

式中, λ, β 为约束因子, θ_A, θ_B 和 θ_C 分别表示高频中红外图像 A 、可见光图像 B 和融合图像的稀疏系数矩阵. 式(6)具有全局最优解, 可以直接用求导获取最优解, 即

$$\theta_C = \frac{\beta \theta_A + \lambda \theta_B}{\beta + \lambda} = \frac{\beta}{\beta + \lambda} \theta_A + \frac{\lambda}{\beta + \lambda} \theta_B \quad (7)$$

从式(7)可知, 当 β 为 0 时, 融合图像特征为可见光图像的高频稀疏结构特征, β 越大, 融合图像特征越接近红外图像的高频稀疏特征; 当 λ 为 0 时, 融合图像特征为红外图像的高频稀疏结构特征, λ 越大, 融合图像越接近可见光图像的高频稀疏特征. 由图 5 提取的图像稀疏特征和式(5)描述的稀疏特征, 分别将稀疏字典提取的红外稀疏特征响应图和可见光稀疏特征响应图定义为约束因子 λ 和 β .

因此, 利用稀疏表达提取高频子带系数的稀疏结构特征, 定义高频子带系数的融合规则为

$$F_H(x, y) = \begin{cases} I_A(x, y) & \lambda = 0 \text{ or } \beta \rightarrow \infty \\ \frac{\beta}{\beta + \lambda} \times I_A(x, y) + \frac{\lambda}{\beta + \lambda} \times I_B(x, y) & \text{else} \\ I_B(x, y) & \beta = 0 \text{ or } \lambda \rightarrow \infty \end{cases} \quad (8)$$

最后, 利用稀疏字典将融合的稀疏系数重构为剪切波变换域的高频子带图像, 实现各尺度系数的重构.

3 实验结果与分析

为了验证所提算法的有效性, 进行 Road、Road2、Steamboat、T2 四组图像的对比实验, 实验图像从 Image Fusion Toolbox^[30] 获得. 为了与其他方法进行比较, 采用了 5 种不同的融合算法: 基于主成分分析融合算法 (PCA)^[31], 小波域稀疏表达融合算法 (DWT-SR)^[32], 轮廓波域稀疏表达融合算法 (NSCT-SR)^[33], 剪切波融合算法 (NSST)^[34], 稀疏表达融合算法 (SR)^[35]. 实验平台为 MATLAB 2016a (处理器为 Core i3, 主频为 3.5 GHz, 内存为 8 GB).

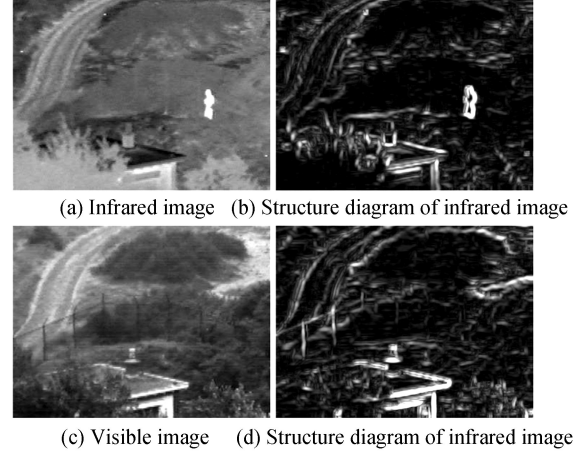


图 5 高频稀疏结构响应图

Fig.5 Sparse structure diagram of high frequency

3.1 主观评价

图 6~9 分别显示了不同算法的融合结果,图(a)~(h)分别为红外图像、可见光图像、PCA 融合结果、SR 融合结果、DWT-SR 融合结果、NSCT-SR 融合结果、NSST 融合结果和本文算法的融合结果.

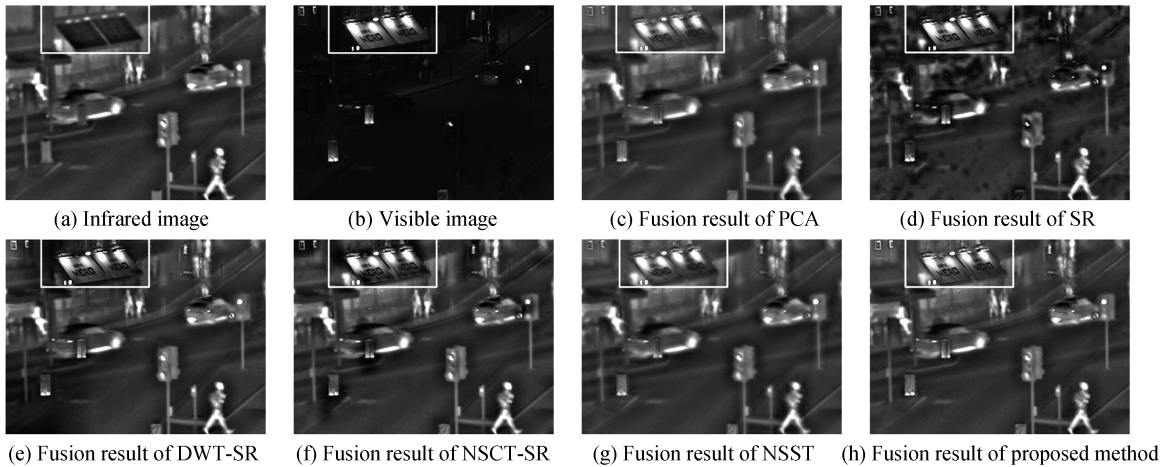


图 6 Road 融合结果

Fig.6 Fusion result for Road images

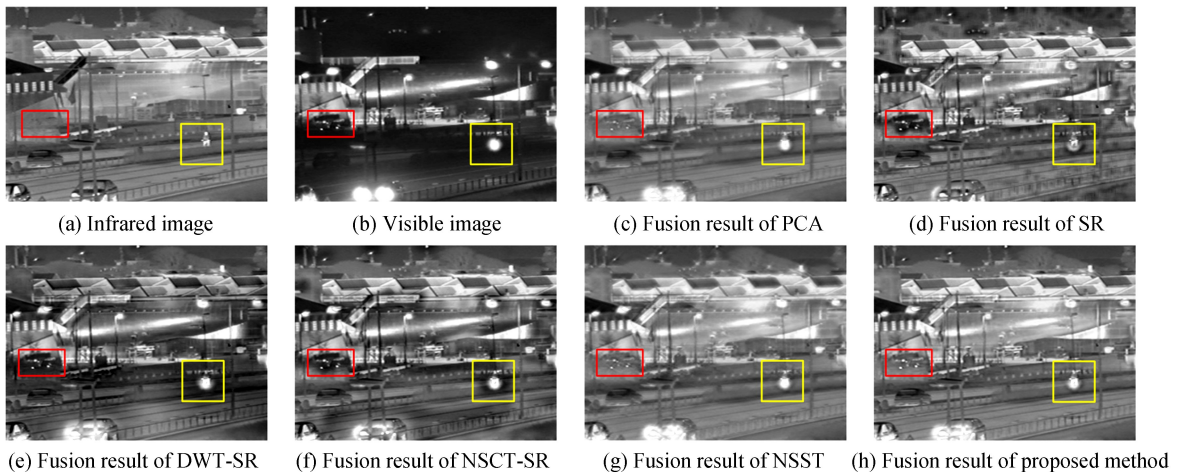


图 7 Road2 融合结果

Fig.7 Fusion result for Road2 images

由图 6~9 可知,每种融合算法都能在保持源图像重要信息的同时提取目标信息.空间域的 PCA 和 SR 融合方法直接利用红外与可见光图像融合.PCA 融合结果保留的红外信息较多,可见光图像的背景信息较少;SR 融合结果对比度差,影响人眼观测.空间域融合算法不能对图像进行多分辨率分析,容易丢失空间信息.变换域的 DWT、NSCT 和 NSST 的融合结果对比度较好,但 DWT 与 NSCT 融合结果包含过多的红外背景信息,DWT 融合结果的边缘不清晰,其原因是小波变换只能表示图像的“点”奇异信息而不能很好地表示边缘等高维信息;轮廓波变换融合结果的边缘出现了明显伪影现象,其原因是轮廓波缺少平移不变性.与 SR 相比,本文方法结果更符合人眼视觉;与 NSST 算法相比,本文方法有更好的对比度,结构信息丰富清楚,其原因是本文在融合规则中引入稀疏特征,保持图像的稀疏结构信息.通过主观实验对比发现,本文算法在光谱信息、热目标信息、丰富的背景信息和视觉对比度等各方面具有最佳的视觉效果,适合红外与可见光图像融合.

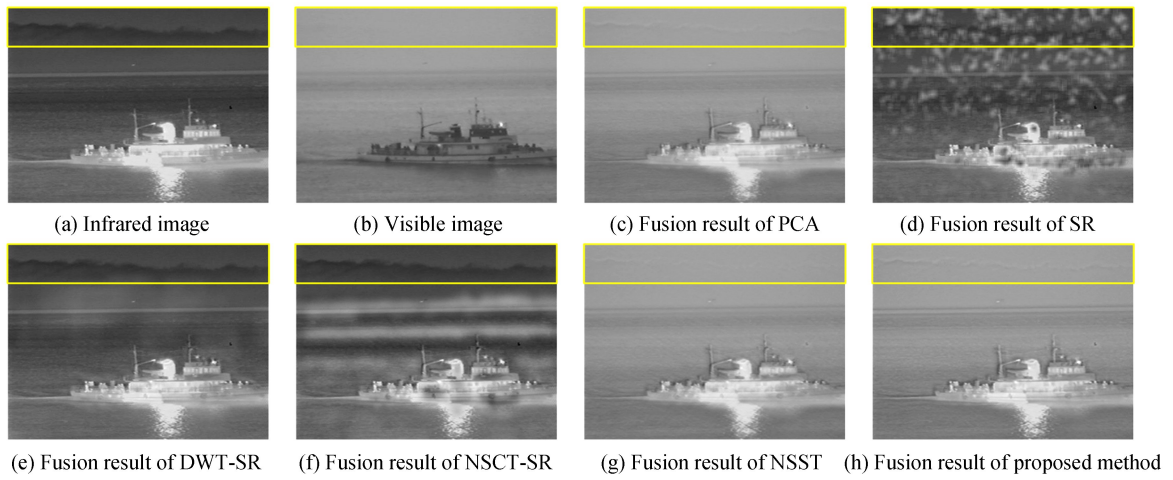


图8 Steamboat 融合结果

Fig.8 Fusion result for Steamboat images

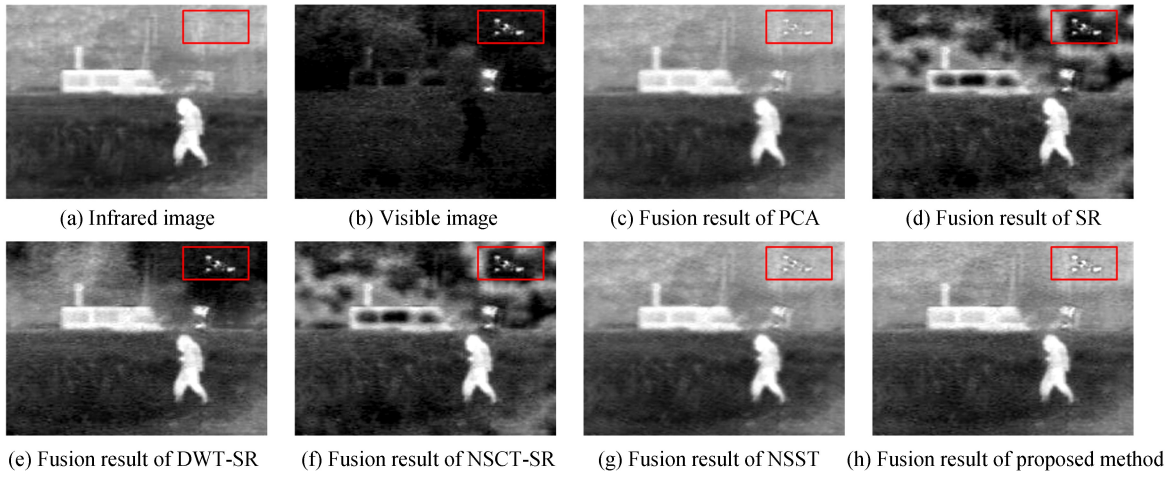


图9 T2 融合结果

Fig.9 Fusion result for T2 images

3.2 客观评价

为了客观定量地分析不同算法的融合结果,采用信息熵(E)、图像清晰度(Q)、互信息(MI)^[36]、边缘信息保留值 Q_e ^[37] 和结构相似度 SSIM^[38] 等指标进行评价,对比融合结果见表 1.

表 1 融合结果的客观评价

Table 1 Objective evaluation of fusion results

Image set	Method	E	Q	MI	Q_e	SSIM
Road	PCA	6.666 6	3.785 3	2.111 5	37.324 5	0.620 2
	SR	6.771 3	5.521 3	1.976 4	45.514 7	0.5405 3
	DWT-SR	6.690 6	5.288 6	1.756	49.212 4	0.615 16
	NSCT-SR	6.845 7	4.656 4	2.346 3	52.147 5	0.611 64
	NSST	6.731 7	3.956 2	2.049 8	40.353 1	0.613 07
	Proposed	6.918 7	6.287 2	2.322 7	57.059 4	0.621 34
Road2	PCA	7.225 9	5.051 8	1.940 6	50.892 5	0.530 68
	SR	7.319 4	8.162 8	2.395 7	77.957 2	0.577 56
	DWT-SR	7.345 6	7.695 6	1.304 7	75.382 3	0.611 15
	NSCT-SR	7.336 9	8.070 5	1.445	79.859 5	0.612 7
	NSST	7.267 2	5.322 5	1.961 2	54.236 8	0.630 06
	Proposed	7.506 7	16.118 9	2.220 9	57.059 4	0.637 01

	PCA	5.764 7	1.852 8	2.507 6	15.584	0.813 98
	SR	6.576 7	3.101 5	2.501	20.117 1	0.656 61
Steamboat	DWT-SR	6.517 9	2.858 2	2.246 4	23.349 3	0.807 71
	NSCT-SR	5.772	3.227 7	2.039 3	28.456'	0.749 74
	NSST	5.821	1.815 1	2.531 7	26.146 4	0.817 77
	Proposed	6.710 5	3.303 4	2.583 1	35.081 3	0.822 75
	PCA	7.375 1	2.708 4	2.331 2	27.049 9	0.650 6
	SR	7.052 8	3.501 9	1.299 1	34.798 8	0.521 67
T2	DWT-SR	7.372 5	3.960 9	1.560 6	38.627 8	0.644 23
	NSCT-SR	7.329 7	4.569 8	1.247 5	46.248 6	0.597 39'
	NSST	7.4	3.929 9	2.596 4	39.597 2	0.671 08
	Proposed	7.415 5	5.969 1	2.656 1	55.205 3	0.679 83

图像的信息熵主要用来衡量一幅图像的信息量的大小,在缺乏标准参考图像的情况下,这一指标能够较好地反映图像质量,表达式为

$$E = - \sum_{l=0}^{L-1} P_l \log_2 P_l$$

图像清晰度表达式为

$$Q = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{D_x^2(i, j) + D_y^2(i, j)}$$

式中, $D_x(i, j) = D(i, j) - D(i+1, j)$ 和 $D_y(i, j) = D(i, j+1)$

互信息计算了从源图像中转移的信息量的多少,值越大,表明融合图像信息量更加丰富,表达式为

$$MI_{x,f} = \sum_{x,f} P_{X,F}(x, f) \log \frac{P_{X,F}(x, f)}{P_X(x)P_F(f)}$$

$$MI = MI_{A,F} + MI_{B,F}$$

边缘质量的计算考虑了源图像和融合图像的边缘质量,即

$$Q_E = \frac{\sum_{m,n} Q_{m,n}^{in, fu} \tau_{m,n}^{in} + Q_{m,n}^{vi, fu} \tau_{m,n}^{vi}}{\sum_{m,n} \tau_{m,n}^{in} + \tau_{m,n}^{vi}}$$

结构相似度首先计算融合图像与两源图像的结构相似度,再计算两种结构相似度的均值得到 SSIM,即

$$SSIM_{X,F} = \sum_{x,f} \frac{2\mu_x \mu_f + C_1}{\mu_x^2 + \mu_f^2 + C_1} \cdot \frac{2\sigma_x \sigma_f + C_2}{\sigma_x^2 \sigma_f^2 + C_2} \cdot \frac{\sigma_{xf} + C_3}{\sigma_x \sigma_f + C_3}$$

$$SSIM = (SSIM_{A,F} + SSIM_{B,F}) / 2$$

从表 1 可以发现,在 E 、 Q 、 Q_e 和 SSIM 评价指标方面,本文算法融合结果最优,尤其是在 Steamboat 和 T2 融合结果中存在明显的优势.本文算法处理 Road 和 Road2 的融合结果在 MI 指标上仅次于五种对比算法的某一种算法.

融合框架和融合规则共同影响着融合过程中耗费的计算时间,四组实验的平均计算时间见表 2.

表 2 融合计算时间
Table 2 The time of fusion

Method	PCA	SR	DWT-SR	NSCT-SR	NSST	Proposed
Time/s	8.605	24.572 1	18.079 9	19.361 2	3.161 1	19.738 55

结合主观评价和客观评价分析几种融合算法,基于变换域融合算法的性能优于基于空间域的融合算法;在 DWT 和 NSCT 域,稀疏模型表示图像低频成分,只能提取低频的稀疏信息.本文算法在低频成分采用 PCA 突出低频的结构信息;在高频成分利用红外与可见光图像的稀疏性突显高频结构信息,其融合结果的目标信息更突出,且适合人眼观测.

4 结论

本文结合 PCA 和 SR 的优点,提出了一种有效的红外与可见光图像融合算法.红外与可见光图像经

NSST 分解后,采用 PCA 指导低频成分融合规则,以突出低频成分中重要的特征;为了突显高频的稀疏结构信息,利用红外与可见光图像的稀疏性引导高频子带系数融合.实验结果表明,本文提出的算法能很好地实现图像融合的视觉效果,且取得较好的客观质量评价.

参考文献

- [1] BHATNAGAR G, WU Q M J, LIU Zheng. A new contrast based multimodal medical image fusion framework[J]. *Neurocomputing*, 2015, **157**: 143-152.
- [2] MA Jia-yi, ZHAO Ji, MA Yong, *et al.* Non-rigid visible and infrared face registration via regularized gaussian fields criterion[J]. *Pattern Recognition*, 2015, **48**(3): 772-784.
- [3] CHEN Chen, LI Ye-qing, LIU Wei, *et al.* Image fusion with local spectral consistency and dynamic gradient sparsity[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014; 2760-2765.
- [4] LI Yan-sheng, TAO Chao, TAN Yi-hua, *et al.* Unsupervised multilayer feature learning for satellite image scene classification[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, **13**(2): 157-161.
- [5] MAHYARI A, YAZDI M. Panchromatic and multispectral image fusion based on maximization of both spectral and spatial similarities[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, **49**(6): 1-10.
- [6] EASLEY G, LABATE D, LIM W. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, **25**(1): 25-46.
- [7] KUTYNIOK G, LABATE D. Construction of regular and irregular shearlet frames[J]. *Journal of Wavelet Theory and Applications*, 2007, **1**(1): 1-12.
- [8] GUO Kang-hui, LABATE D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets[J]. *Siam Journal on Mathematical Analysis*, 2008, **39**(1): 298-318.
- [9] GUO Kang-hui, LABATE D, LIM W, Edge analysis and identification using the continuous shearlet transform[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009, **27**(1): 24-46.
- [10] MIAO Qi-guang, SHI Cheng, XU Peng-fei, *et al.* A novel algorithm of image fusion using shearlets[J]. *Optical Communications*, 2011, **284**(6): 1540-1547.
- [11] MIAO Qi-guang, XU Peng-fei, LIU Tian, *et al.* Linear feature separation from topographic maps using energy density and shear transform[J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2013, **22**(4): 1548-1558.
- [12] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representation using the discrete shearlet transforms[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, **25**(1): 25-46.
- [13] LIU Xuan, ZHOU Yue, WANG Jia-jun. Image fusion based on shearlet transform and regional features [J]. *International Journal of Electronics Communications*, 2014, **68**(6): 471-477.
- [14] SINGH S, GUPTA D, ANAND RS, KUMAR V. Nonsubsampled shearlet based CT and MR medical image fusion using biologically inspired spiking neural network[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2015, **18**: 91-101.
- [15] YIN Ming, LIU Wei, ZHAO Xia, *et al.* A novel image fusion algorithm based on nonsubsampled shearlet transform[J]. *Optik*, 2014, **125**(10): 2274-2282.
- [16] LIU Xin-bing, MEI Wen-bo, DU Hu-qian. Structure tensor and nonsubsampled shearlet transform based algorithm for CT and MRI image fusion[J]. *Neurocomputing*, 2017, **235**: 131-139.
- [17] KONG Wei-wei, ZHANG Long-jun, LEI Yang. Novel fusion method for visible light and infrared images based on NSST - SF - PCNN[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, **65**(7): 103-112.
- [18] LIU Zhan-wen, FENG Yan, ZHANG Yi-fan, *et al.* A fusion algorithm for infrared and visible images based on RDU-PCNN and ICA-bases in NSST domain[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, **79**: 183-190.
- [19] ZHANG Bao-hua, LU Xiao-qi, PEI Hai-quan, *et al.* A fusion algorithm for infrared and visible images based on saliency analysis and non-subsampled Shearlet transform[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, **73**: 286-297.
- [20] LIU Zhan-wen, FENG Yan, CHEN Hang, *et al.* A fusion algorithm for infrared and visible based on guided filtering and phase congruency in NSST domain[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2017, **97**: 71-77.
- [21] GUO Kang-hui, KUTYNIOK G, LABATE D. Sparse multidimensional representations using anisotropic dilation and shear operators[C]. *Wavelets and Splines*, Nashboro Press, Nashville, TN, 2006, 189-201.
- [22] GUO Kang-hui, KUTYNIOK G. Optimally Sparse multidimensional representation using shearlets[J]. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 2007, **39**(1): 298-318.
- [23] EASLEY G, LABATE D, LIM W. Sparse directional image representation using the discrete shearlets transform[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, **25**(1): 25-46.
- [24] XIAO Yang, XIAO Tan, HU Shao-hai, *et al.* Two-dimensional hybrid transform (DCT-DWT) for 2-D signal processing[C]. *ICSP 2006*, Beijing, IEEE Press, 2006; 247-250.
- [25] HAN Bin, KUTYNIOK G, SHEN Zuo-wei. Adaptive multiresolution analysis structures and Shearlet systems[J]. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 2011, **49**(5): 1921-1946.
- [26] DONOHO D. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289-1306.

- [27] CANDÈS E, WAKIN M. An introduction to compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(2): 21-30.
- [28] YANG Bin, LI Shu-tao. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, **59**(4): 884-892.
- [29] DONOHO D. For most large underdetermined systems of linear equations the minimal 11-norm solution is also the sparsest solution[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*. 2006, **59**(6):797-829.
- [30] [EB/OL]. [2018-04-02].<http://www.imagefusion.org/>
- [31] PAN Yu, SUN Quan-sen, XIA De-sen. Image fusion framework based on decomposition of PCA [J]. *Computer Engineering*, 2011, **37**(13): 210-213.
- [32] PAJARES G, MANUEL J. A wavelet-based image fusion tutorial[J]. *Pattern Recognition*, 2004, **37**: 1855-1872.
- [33] YAN Ruo-mei, SHAO Ling, LIU Yan. Nonlocal hierarchical dictionary learning using wavelets for image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2013, **22**(12): 4689-4698.
- [34] EASLEY G, LABATE D, LIM W. Sparse directional image representation using the discrete shearlet transforms[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, **25**(1): 25-46.
- [35] YANG Bin, LI Shu-tao. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, **59**(14): 884-892.
- [36] QU Gui-hong, ZHANG Da-li, YAN Ping-fan. Information measure for performance of image fusion[J]. *Electronics Letters*, 2002, **38**(7): 313-315.
- [37] PIELLA G, HEIJMANS H. A new quality metric for image fusion[C]. Proceedings 2003 International Conference on Image Processing, 2003: III-173- III-176.
- [38] YHANG Cui, ZHANG Jian-qi, WANG Xiao-rui, *et al.* A novel similarity based quality metric for image fusion[J]. *Information Fusion*, 2008, **9**(2): 156-160.

Foundation item: The National Natural Science Foundation of China (No. 61701524).

引用格式: DING Wen-shan, BI Du-yan, HE Lin-yuan, *et al.* Infrared and Visible Image Fusion Based on Sparse Feature[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, **47**(9):0910002

丁文杉, 毕笃彦, 何林远, 等. 基于稀疏特征的红外与可见光图像融合[J]. *光子学报*, 2018, **47**(9):0910002