

# 结合视觉显著性与 Dual-PCNN 的红外与可见光图像融合

侯瑞超 周冬明 聂仁灿 刘 栋 郭晓鹏

(云南大学信息学院 昆明 650504)

**摘 要** 针对现存的红外与可见光图像融合算法亮度不均、目标不突出、对比度不高、细节丢失等问题,结合非下采样剪切波变换(NSST)具有多尺度、最具稀疏表达的特性,显著性检测具有突出红外目标的优势,双通道脉冲耦合神经网络(Dual-PCNN)具有耦合、脉冲同步激发等优点,提出一种基于 NSST 结合视觉显著性引导 Dual-PCNN 的图像融合方法。首先,通过 NSST 分解红外与可见光图像各方向的高频与低频子带系数;然后,低频子带系数采用基于显著性决策图引导 Dual-PCNN 融合策略,高频子带系数采用改进的空间频率作为优化 Dual-PCNN 的激励进行融合;最后,经过 NSST 逆变换得到融合图像。实验结果表明,融合图像红外目标突出且可见光背景细节丰富。该方法相比于其他融合算法在主观评价与客观评价上都有一定程度的改善。

**关键词** 非下采样剪切波变换,视觉显著性,双通道脉冲耦合神经网络,图像融合

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

## Infrared and Visible Images Fusion Using Visual Saliency and Dual-PCNN

HOU Rui-chao ZHOU Dong-ming NIE Ren-can LIU Dong GUO Xiao-peng

(School of Information Science & Engineering, Yunnan University, Kunming 650504, China)

**Abstract** Aiming at uneven brightness, inconspicuous object, low contrast and loss details problems in the existing infrared and visible light image fusion methods, in combination with nonsubsampling shearlet transform (NSST) which has multi-scale transformation and the most sparse expression characteristics, saliency detection which has the advantage of highlighting infrared objects, and Dual-channel pulse coupled neural network (Dual-PCNN) which has the advantages of coupling and pulse synchronization, an image fusion method for infrared and visible light images based on NSST and visual saliency guide Dual-PCNN was proposed in this paper. Firstly, the high frequency and low frequency sub-band coefficients of infrared and visible light image are decomposed by NSST in each direction, and then low frequency coefficients are fused by the Dual-PCNN, which is guided by the saliency map of the images. For the high frequency sub-band coefficients, a modified spatial frequency is adopted as the input to motivate the Dual-PCNN. Finally, the fused image is reconstructed by inverse NSST. The experimental results demonstrate that the infrared objects in the fusion image are highlighted and the details of the visible background are rich. Compared with other fusion algorithms, the proposed method has a certain degree of improvement on the subjective evaluation and objective evaluation.

**Keywords** Nonsubsampling shearlet transform, Visual saliency, Dual-channel pulse coupled neural network, Image fusion

## 1 引言

图像融合技术是将同一场景下不同模式的传感器或者相同传感器不同时刻获得的多幅图像合成一幅包含源图像信息的图像,红外与可见光图像融合是图像融合的一个重要组成部分,红外图像是基于物体热辐射特性所形成的,不受外界光照环境影响,可以清楚地显示出隐蔽或伪装的目标。可见光图像的成像原理依据光学反射,其包含了较多的场景细节特征。融合图像互补了已配准的红外与可见光图像信息,提升了原有图像的质量,且红外目标突出,背景细节丰富,因此该技术在遥感、计算机视觉、军事、消防安全、视频监控等领域有着广泛的应用<sup>[1]</sup>。

多尺度分析方法具有局部时频特性和方向多分辨率的特

点,逐渐成为图像融合领域的热点。目前常用的方法有:离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)<sup>[2]</sup>、轮廓波变换(Courlet Transform, CT)<sup>[3]</sup>、剪切波变换(Shearlet Transform, ST)<sup>[4]</sup>等。但是,小波变换局限于只能捕获有限的方向信息,缺乏平移不变性,易产生伪吉布斯效应,因此不能较好地表示图像的边缘方向信息。CT 融合算法针对小波变换的部分缺点进行完善,提高了图像融合质量,但也不具有平移不变性,因此, Da 等提出了非下采样轮廓波变换(Nonsubsampling Courlet Transform, NSCT)<sup>[5]</sup>,该方法克服了伪吉布斯效应,但 NSCT 有运行速度较慢的缺点。Guo 和 Labate 根据合成膨胀的仿射系统提出了最具稀疏表示的剪切波变换,之后所提出的非下采样剪切波变换(Nonsubsampling Shearlet Transform, NSST)<sup>[6]</sup>具有分解方向信息丰富、平移不变性、运

本文受国家自然科学基金(61365001, 61463052)资助。

侯瑞超(1994—),男,硕士,主要研究方向为图像处理、计算机视觉、深度学习;周冬明(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为神经网络、图像处理、模式识别, E-mail: zhoudm@ynu.edu.cn(通信作者);聂仁灿(1982—),男,博士,副教授,主要研究方向为神经网络、图像处理;刘 栋(1992—),男,硕士,主要研究方向为图像处理、模式识别;郭晓鹏(1992—),男,硕士,主要研究方向为深度学习、模式识别。

算速度快等优点,其充分提取了源图像中的细节特征,提升了图像融合的质量。

同样,基于多尺度变换与视觉显著性方法相结合的图像融合方法得到了广泛的研究。文献[7]采用频谱冗余显著性,检测方法(SR)检测红外与可见光图像的显著性,提出了一种在 NSCT 域内的图像融合方法,但是红外图像成像质量较低,因此显著性区域提取效果较差。文献[8]基于 LC 显著性检测算法,提出了结合显著性分析与图像多尺度边缘保持分解的红外与可见光图像融合算法。文献[9]采用引导滤波对原始 FT 算法进行改进,充分利用了引导滤波的边缘保持特性,提出了基于改进 FT 与 NSCT 的图像融合算法,但是简单地结合显著性图与多尺度分解变换并不能充分融合源图像的信息,融合效果欠佳。Eckhorn 根据猫的视觉神经机制提出了脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)<sup>[10]</sup>,其能够实现脉冲的同步发放,不需要训练,在图像融合领域有着广泛的应用。文献[11]提出了结合 NSST 与 PCNN 的图像融合算法,但融合策略简单,且 PCNN 参数设置得较多。针对上述问题,本文引入自适应双通道脉冲耦合神经网络,弥补了传统 PCNN 计算量大、效率低的缺点,并且结合显著性检验与 NSST 分解提出了一种新的图像融合方法,低频子带采用图像的显著性边缘信息引导的融合策略,高频子带采用空间频率作为融合策略,从而进一步提升了图像的融合质量。

## 2 相关理论

### 2.1 非下采样剪切波变换

剪切波是一种接近最优的多维函数稀疏表示方法<sup>[11]</sup>。根据合成膨胀的仿射系统:

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

构建了一个 Parseval 框架<sup>[12]</sup>,称系统  $\Lambda_{AB}$  中元素  $\psi_{j,l,k}$  为合成小波。当  $A = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ ,  $B = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$  时,合成小波等价于剪切波。

NSST 分解主要分为两个步骤<sup>[13]</sup>:1)多尺度分解。通过  $k$  级非下采样金字塔滤波器可获得  $(k+1)$  个与原图相同大小的子带图像,其中包含 1 个低频子图和  $k$  个高频子图。2)方向局部化。在伪极化网格坐标中,通过 Meyer 窗函数平移得到标准剪切波,但是需要进行下采样操作,因此不具有平移不变性。而 NSST 方向局部化通过改进的剪切波滤波器,从伪极化网格坐标映射到笛卡尔坐标,通过傅里叶反变换,避免了下采样操作,具有平移不变性。

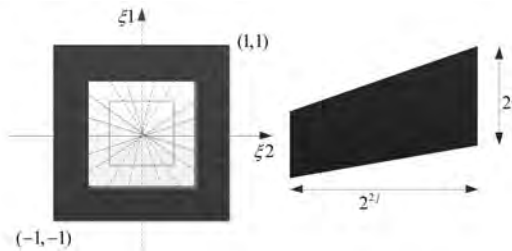


图 1 NSST 频率分解示意图

### 2.2 红外图像显著性检测

Achanta 等<sup>[14]</sup>提出了一种 frequency-tuned (FT) 的图像显著性检测方法,其原理是利用颜色和亮度特征来估计中心与周边的对比度,定义显著图为 S:

$$S(x, y) = \|I_\mu - I_{ohc}(x, y)\| \quad (2)$$

其中,  $I_\mu$  表示图像像素的算术平均值;  $I_{ohc}(x, y)$  表示原图像经过  $5 \times 5$  窗口大小的高斯滤波所得到的像素值,符号  $\| \cdot \|$  表示欧氏距离。

He 等<sup>[15]</sup>提出了引导滤波(Guided Filter),这是一个线性变换滤波器。单个像素经过滤波输出的加权平均值表示为:

$$q_i = \sum_j W_{ij}(I) p_j \quad (3)$$

其中,  $i$  和  $j$  表示像素的位置;  $W_{ij}$  表示滤波核;  $I$  表示引导图像;  $p$  表示输入图像;  $q$  表示输出图像。

滤波核函数的具体表示为:

$$W_{ij}(I) = \frac{1}{|\omega|^2} \sum_{k: (i,j) \in \omega_k} \left(1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \epsilon}\right) \quad (4)$$

其中,  $|\omega|$  表示窗口内的像素个数;  $\omega_k$  表示第  $k$  个核函数的窗口;  $\mu_k$  与  $\sigma_k^2$  分别表示引导图像的均值和方差;  $\epsilon$  表示平滑因子。

原始的 FT 算法利用高斯模糊滤波器处理输入图像。然而,引导滤波的滤波核函数使用邻域的像素均值和方差作为局部估计,并根据图像的内容信息调整输出权重,具有较强的边缘信息保留能力和细节增强能力。因此利用引导滤波器对其进行改进:

$$S(x, y) = \|I_\mu - I_G(x, y)\| \quad (5)$$

其中,  $I_\mu$  表示输入图像像素平均值;  $I_G(x, y)$  是输入图像经过引导滤波后的输出值。

如图 2 所示,在与 Itti model<sup>[16]</sup>, Saliency Using Natural Statistics (SUN)<sup>[17]</sup>, Spectral Residual Approach (SR)<sup>[18]</sup> 等其他显著性检测方法的对比研究中,本文所用的改进方法能够提取目标信息,并保持边缘细节,同时有效抑制红外图像的背景信息。

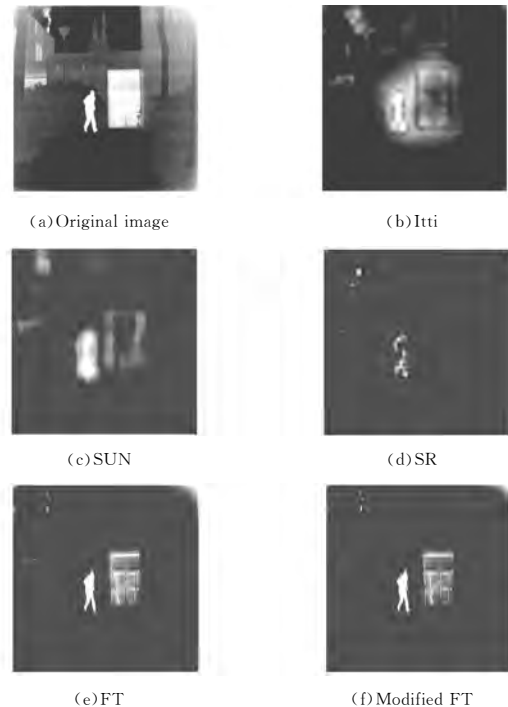


图 2 红外图像视觉显著性图

### 2.3 双通道脉冲耦合神经网络

脉冲耦合神经网络(PCNN)是新一代神经网络,主要由 3 个部分组成:接受域(Receptive Field)、调制域(Modulation Field)和脉冲发生器(Pulse Generator)<sup>[19]</sup>。PCNN 中的神经元对应输入图像的像素,当一个或多个神经元点火引发周围神经元点火时,通过统计点火次数,对输入图像中的像素进行

归类,从而确定其信息特征。传统 PCNN 在进行图像融合时,部分区域信息提取不充分,对光照弱的区域不敏感,需要根据经验人为地设置大量参数,因此其不具备普遍适用性,融合效果欠佳。为了简化计算并保持 PCNN 的耦合特性,本文采用双通道脉冲耦合神经网络(Dual-PCNN),其数学模型如图 3 所示。

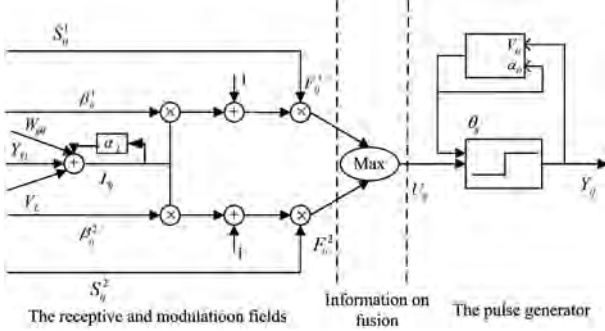


图 3 Dual-PCNN 结构图

$$F_{ij}^1(n) = S_{ij}^1(n) \quad (6)$$

$$F_{ij}^2(n) = S_{ij}^2(n) \quad (7)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (8)$$

$$U_{ij} = \max \begin{cases} F_{ij}^1(n)(1 + \beta_{ij}^1 L_{ij}(n)) \\ F_{ij}^2(n)(1 + \beta_{ij}^2 L_{ij}(n)) \end{cases} \quad (9)$$

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \quad (10)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $n$  表示迭代次数;  $i$  和  $j$  表示神经元的标号;  $F_{ij}^1(n)$  与  $F_{ij}^2(n)$  分别表示通道 1 与通道 2 在第  $n$  次迭代时的反馈输入信号;  $S_{ij}^1(n)$  与  $S_{ij}^2(n)$  表示相对应通道的外部输入激励信号;  $\beta_{ij}^1$  与  $\beta_{ij}^2$  表示相应通道的链接强度;  $L_{ij}(n)$  为链接输入;  $U_{ij}(n)$  表示神经元内部活动;  $W_{ijkl}$  表示神经元连接权重矩阵;  $\theta_{ij}(n)$  表示动态阈值;  $V_L$  表示链接输入放大系数;  $V_\theta$  表示阈值放大系数;  $\alpha_L$  与  $\alpha_\theta$  分别表示链接输入与阈值函数的时间常数;  $Y_{ij}(n)$  表示神经元在第  $n$  次迭代时的输出信号, 输出值为 0 或 1。选择双通道中较大的内部活动项与动态阈值  $\theta_{ij}(n)$  进行比较, 当  $U_{ij}(n)$  大于  $\theta_{ij}(n)$  时, 神经元点火, 输出信号  $Y_{ij}(n) = 1$ , 称之为一次点火。

### 3 融合规则

原图像经过 NSST 分解后得到低频子带与高频子带。其中低频子带包含了图像的基本信息, 近似于原图像; 高频子带包含了图像纹理、边缘、轮廓等细节信息, 是机器视觉和人眼感知中较为敏感的部分。由于需要充分提取原图像信息以达到良好的融合效果, 因此融合规则的制定也起到了关键性作用。

红外图像  $I_{IR}$  和可见光图像  $I_V$  经 NSST 分解后得到子带系数分别为  $\{C_{l,k}^R(i,j), C_{l,k}^V(i,j) | l \geq l_0\}$ ,  $\{C_{l,k}^V(i,j), C_{l,k}^R(i,j) | l \geq l_0\}$ ; 融合图像子带系数为  $\{C_{l,k}^F(i,j), C_{l,k}^F(i,j) | l \geq l_0\}$ , 其中  $C_{l,k}^R(i,j)$  为低频子带系数,  $C_{l,k}^V(i,j)$  为高频子带系数。

#### 3.1 低频子带融合规则

对于低频子带通常选取简单平均或者加权平均融合策略, 虽然这些方法的原理简单, 能起到一定效果, 但是忽略了低频子带的部分细节信息, 最终融合图像的信息有所缺失。针对上述问题, 本文对低频子带采用显著性决策图引导 Dual-PCNN 的融合策略。首先分别将红外与可见光分解的子带与  $F$  矩阵进行卷积获得滤波图像  $E$ , 之后将其与先前获得的显

著性图像进行像素最大值对比, 从而获得最终的显著性决策图  $Map$ , 实验结果如图 4 所示, 其显著突出了可见光图像中的目标信息。具体公式如下:

$$Map_{IR}(i,j) = \max[S_1(i,j), E_1(i,j)] \quad (12)$$

$$Map_V(i,j) = \max[S_2(i,j), E_2(i,j)] \quad (13)$$

$$E_1(i,j) = (C_{l_0}^R * F)(i,j) \quad (14)$$

$$E_2(i,j) = (C_{l_0}^V * F)(i,j) \quad (15)$$

$$F = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.5 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中,  $*$  表示卷积,  $E(i,j)$  表示经过卷积后的滤波图像,  $F$  表示滤波矩阵。



(a) Kaptein 红外图像



(b) Kaptein 可见光图像



(c) Bristol 红外图像



(d) Bristol 可见光图像



(e) Kaptein 决策图



(f) Bristol 决策图

图 4 低频显著性决策图

#### 3.2 高频子带融合规则

高频子带融合有绝对值最大、基于区域能量、方差、梯度等常用策略, 这些常用策略对图像细节信息的提取不够充分, 只考虑了单个像素或区域特征。而且, 许多基于 PCNN 的图像融合方法将单个像素的灰度值作为激励, 不能很好地反映图像的边缘、纹理特征, 然而图像的空间频率<sup>[20]</sup>可以很好地体现图像的边缘细节信息。为了进一步提升融合质量, 高频子带采用改进的空间频率作为双通道 PCNN 激励的融合策略。

一般空间频率只有水平与垂直方向, 提取的信息有缺失, 改进的空间频率增加了对角方向的梯度计算, 可以更全面地提取图像信息, 改进的空间频率(Modified Spatial Frequency, MSF)的数学表达式为:

$$MSF = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (RF + CF + MDF + SDF) \quad (17)$$

$$RF = [C(i,j) - C(i,j-1)]^2 \quad (18)$$

$$CF = [C(i,j) - C(i-1,j)]^2 \quad (19)$$

$$MDF = [C(i,j) - C(i-1,j-1)]^2 \quad (20)$$

$$SDF = [C(i,j) - C(i-1,j+1)]^2 \quad (21)$$

其中,  $M$  和  $N$  表示高频方向子图像  $C$  的大小,  $C(i,j)$  表示图像在  $(i,j)$  上的子带系数,  $RF, CF, MDF, SDF$  分别表示行频率、列频率、主对角线频率和副对角线频率。同时, 采用

$MSF$  作为 Dual-PCNN 链接强度  $\beta_{ij}$ , 从而增加该算法的自适应性, 其公式定义如下:

$$\beta_{ij} = \alpha MSF(i, j) \quad (22)$$

其中,  $\alpha$  表示调节因子, 用来调节链接强度。

### 3.3 具体融合步骤

具体的融合步骤如下。

Step1 根据改进的 FT 算法提取红外图像的显著性图并得出决策图。

Step2 分别对红外图像与可见光图像进行 NSST 分解。

Step3 将分解获得的子带系数进行归一化处理, 然后通过显著性图和低频子带卷积滤波获得决策图。

Step4 决策图用来指导 Dual-PCNN 低频融合, 高频子带则采用改进的空间频率作为 Dual-PCNN 外部激励, 从而实现图像特征的充分提取。

Step5 对融合后的低频与高频子带进行 NSST 逆变换, 得到最终的融合图像。

图像融合流程如图 5 所示。

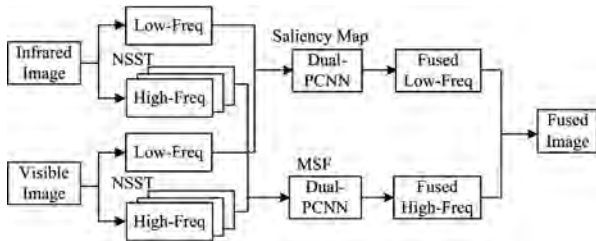


图 5 图像融合流程图

## 4 实验结果与分析

本文实验在 Intel E5 2670 2.6 GHz, 16 G RAM, Matlab 2014a 平台上完成。选取两组精确配准的红外图像与可见光图像进行实验, 并将所提出的算法与离散小波 (DWT)<sup>[2]</sup>、拉普拉斯金字塔 (LAP)<sup>[21]</sup>、NSCT<sup>[22]</sup>、NSST-PCNN<sup>[11]</sup>、NSST-SCM<sup>[13]</sup> 融合算法进行对比分析。对比算法低频选取加权平均, 高频选取极大值的融合策略, NSST-PCNN 算法低频采用拉普拉斯能量和, 高频采用空间频率的融合策略, 且 DWT 算法采用“db2”小波进行分解; NSCT 和 NSST 分解的方向数均为 [1 2 3 3], NSCT 采用“9-7”与“pkva”滤波器; NSST 采用非下采样金字塔“maxflat”滤波器。PCNN 与 SCM 的参数设置为:  $\alpha_L = 1, \alpha_\theta = 0.2, V_L = 1, V_\theta = 20, \beta = 0.2, n = 200, g = 0.6$ ,

$$h = 0.6, W = \begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}。$$

第一组图像采用精确配准的 Kaptein 红外与可见光图像, 分别如图 4(a)、图 4(b) 所示。图 6(a) 为 DWT 算法的融合结果, 虽然实现了两幅原图像的信息基本融合, 但是相比于其他几种算法, 该结果的清晰度、对比度较低, 融合质量较差。图 6(b) 为 LAP 算法的融合结果, 该算法的融合效果较好, 但是天空颜色较黑, 丢失了可见光图像的背景信息。图 6(c) 与图 6(d) 为 NSCT 融合结果, 人物周边存在黑色虚影, 目标与周边环境的对比度较低。图 6(d) 为 NSST-PCNN 算法的融合结果, 虽然人物目标突出, 但是融合结果灰度不均, 融合效果不理想。图 6(e) 为 SCM 融合结果, 虽然灰度均匀, 目标突出, 但是背景存在虚影, 视觉效果不太理想。图 6(f) 为本文所提算法的融合结果, 其弥补了上述缺点, 融合结果中人物目标突出, 背景细节丰富, 天空部分颜色均匀, 极大程度地还原了

可见光图像中的信息, 视觉效果较好。

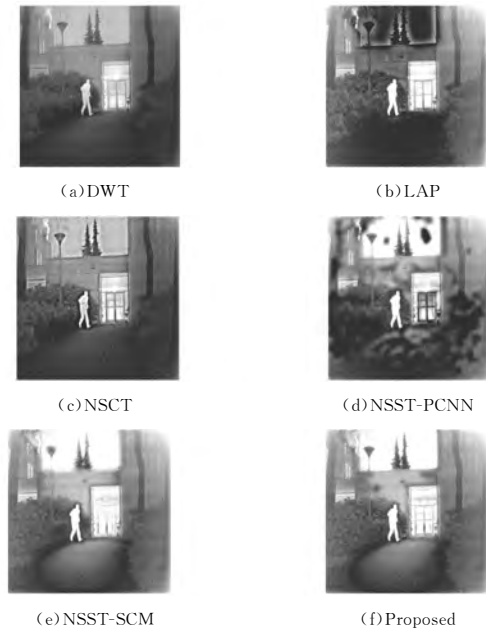


图 6 Kaptein 图像的融合结果

第二组图像采用已配准的 Bristol Queen's Road 红外与可见光图像进行融合, 实验结果如图 7 所示。图 7(a) 为 DWT 的融合效果, 对比度较低, 图像模糊, 融合效果较差, 图 7(b) 的融合效果较好, 但是广告牌上的字体模糊。图 7(c) 与图 7(d) 的图像融合效果相当, 但是目标边缘依然存在虚影, 而且灰度不均匀。图 7(e) 为 SCM 融合结果, 视觉效果良好但是广告牌上存在灰度不均的问题。本文提出的算法的融合结果如图 7(f) 所示, 边缘细节丰富, 广告牌上的字体清晰, 视觉效果较好。

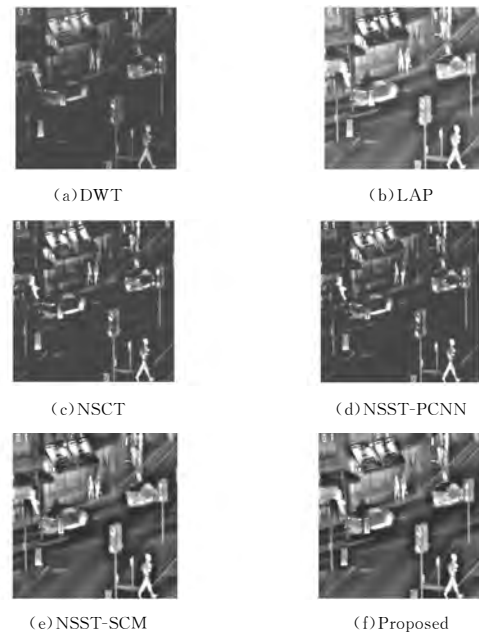


图 7 Bristol Queen's Road 图像的融合结果

除了视觉上的主观评价, 本文还采用互信息、边缘信息保留量、图像信息熵、相似度等客观评价指标<sup>[23]</sup>对融合图像进行对比评价分析。相互信息  $MI$  表示原始图像与融合图像之间的信息量, 互信息越大, 融合图像的信息越多, 融合效果越好。图像熵  $EI$  表示融合图像中的信息量。平均梯度  $AG$  也被称为图像锐度, 它描述图像的细节和纹理特征。标准偏差

$SD$  是一组图像数据平均值离散度的度量。 $SF$  表示图像空间频率信息。边缘信息保留量  $Q^{AB/F}$  表示融合图像和原始图像边缘信息的转换程度。从表 1 和表 2 中的数据可以看出,所提算法的客观指标大于其他现有算法,其中较为重要的互信息与边缘保留度指标提升得较为明显,因此图像融合质量较好。

表 1 Kaptein 图像融合的客观评价指标

|           | $MI$          | $EI$          | $AG$          | $SD$           | $SF$          | $Q^{AB/F}$    |
|-----------|---------------|---------------|---------------|----------------|---------------|---------------|
| DWT       | 1.9752        | 6.5779        | 4.2131        | 31.6990        | 7.5664        | 0.3605        |
| LAP       | 2.4530        | 7.0261        | 5.2751        | 40.4013        | <b>9.9516</b> | 0.4939        |
| NSCT      | 1.7554        | 6.7338        | 5.0035        | 34.0038        | 9.5888        | 0.4831        |
| NSST-PCNN | 2.3740        | 7.1433        | 5.0642        | 51.4140        | 9.7017        | 0.4763        |
| NSST-SCM  | 2.1569        | 6.8995        | 5.1264        | 46.7823        | 9.6624        | 0.4742        |
| Proposed  | <b>3.3486</b> | <b>7.2018</b> | <b>5.3239</b> | <b>51.6742</b> | 9.6872        | <b>0.5236</b> |

表 2 Bristol Queen's Road 图像融合的客观评价指标

|           | $MI$          | $EI$          | $AG$          | $SD$           | $SF$           | $Q^{AB/F}$    |
|-----------|---------------|---------------|---------------|----------------|----------------|---------------|
| DWT       | 1.7641        | 5.9502        | 5.7048        | 26.8452        | 10.8103        | 0.4105        |
| LAP       | 2.7743        | 6.7614        | <b>7.1044</b> | 36.0527        | 17.6038        | 0.6719        |
| NSCT      | 2.0777        | 6.4690        | 6.8078        | 31.0044        | 17.6581        | 0.6298        |
| NSST-PCNN | 2.7080        | 6.4549        | 6.8121        | 36.1998        | 17.3505        | 0.6407        |
| NSST-SCM  | 2.9872        | 6.6524        | 6.8265        | 36.0025        | 17.2687        | 0.6329        |
| Proposed  | <b>4.0717</b> | <b>6.7957</b> | 6.8762        | <b>36.8484</b> | <b>17.6944</b> | <b>0.6817</b> |

**结束语** 本文针对现有的多尺度红外与可见光图像融合算法中存在的不足,提出了低频子带采用视觉显著性决策引导 Dual-PCNN,高频子带采用改进的空间频率作为 Dual-PCNN 外部激励的 NSST 域的图像融合算法。实验结果表明,相比于传统 PCNN 算法,本文中 Dual-PCNN 具有良好的自适应性。相比于其他融合算法,本文算法所得结果目标突出,轮廓清晰,对比度强,背景细节丰富,视觉效果较好,融合效果在主观与客观评价上都优于其他算法。

## 参 考 文 献

- [1] JIN X,JIANG Q,YAO S,et al. A survey of infrared and visual image fusion methods[J]. Infrared Physics & Technology, 2017,85:478-501.
- [2] LIU S,CHEN J. A fast multi-focus image fusion algorithm by DWT and focused region decision map[C]//Signal and Information Processing Association Summit and Conference. IEEE, 2017:1-7.
- [3] DO M N,VETTERLI M. The contourlet transform:an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society,2005,14(12):2091.
- [4] EASLEY G,LABATE D,LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. Applied & Computational Harmonic Analysis,2008,25(1):25-46.
- [5] DA C A,ZHOU J,DO M N. The nonsubsampling contourlet transform:theory,design,and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2006,15(10):3089-3101.
- [6] HOU B,ZHANG X,BU X,et al. SAR image despeckling based on nonsubsampling shearlet transform [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing,2012,5(3):809-823.
- [7] LIU H,ZHU T,ZHAO J. Infrared and visible image fusion based on region of interest detection and nonsubsampling contourlet transform [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2013,18(5):526-534.
- [8] ZHAO J,ZHOU Q,CHEN Y,et al. Fusion of visible and infrared images using saliency analysis and detail preserving based image decomposition [J]. Infrared Physics & Technology,2013, 56(2):93-99.
- [9] FU Z Z,WANG X,LI X F. Infrared and visible image fusion based on visual saliency and NSCT [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China,2017,46(2):357-362.
- [10] ECKHORN R,REITBOECK H J,ARNDT M,et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies:Simulations of results from cat visual cortex [J]. Neural Computation,1990,2(3):293-307.
- [11] KONG W,ZHANG L,LEI Y. Novel fusion method for visible light and infrared images based on NSST-SF-PCNN [J]. Infrared Physics & Technology,2014,65(7):103-112.
- [12] BAKI Ć D,KRISHTAL I,WILSON E N. Parseval frame wavelets with En(2)-dilations [J]. Applied & Computational Harmonic Analysis,2005,19(3):386-431.
- [13] HUANG Z,DING M,ZHANG X. Medical image fusion based on non-subsampling shearlet transform and spiking cortical model [J]. Journal of Medical Imaging & Health Informatics, 2017.
- [14] ACHANTA R,HEMAMI S,ESTRADA F,et al. Frequency-tuned salient region detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009 (CVPR 2009). IEEE,2010:1597-1604.
- [15] HE K,SUN J,TANG X. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2013, 35(6):1397.
- [16] ITTI L,KOCH C,NIEBUR E. A Model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,1998,20(11):1254-1259.
- [17] ZHANG L,TONG M H,MARKS T K,et al. SUN: A bayesian framework for saliency using natural statistics [J]. Journal of Vision,2008,8(7):1-20.
- [18] HOU X,ZHANG L. Saliency Detection: A spectral residual approach[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2007(CVPR'07). IEEE,2007:1-8.
- [19] JIA Y,RONG C,ZHU Y,et al. Multi-focus Image Fusion Scheme Using Adaptive Dual-Channel Pulse Coupled Neural Network[C]//International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. IEEE,2016:147-151.
- [20] HUANG F,ZHOU D,NIE R,et al. A multi-focus color image fusion algorithm based on an adaptive SF-PCNN in NSCT domain[C]//International Conference on Digital Image Processing. 2017:1042021.
- [21] WANG W,CHANG F. A Multi-focus Image Fusion Method Based on Laplacian Pyramid[J]. Journal of Computers,2011, 6(12):2559-2566.
- [22] WANG X,YAO L,SONG R,et al. A New Infrared and Visible Image Fusion Algorithm in NSCT Domain[C]//International Conference on Intelligent Computing. Springer, Cham, 2017: 420-431.
- [23] YANG B,LI S. Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit [J]. Information Fusion, 2012, 13(1):10-19.