

基于多尺度方向引导滤波和卷积稀疏表示的 红外与可见光图像融合

刘先红, 陈志斌

军械工程学院军械技术研究所, 河北 石家庄 050003

摘要 基于引导滤波和非下采样方向滤波器, 提出了一种多尺度方向引导滤波图像融合方法, 该方法兼具边缘保持特性和方向信息提取能力, 能够有效提取源图像的有用信息。所提方法对源图像进行多尺度方向引导滤波, 得到了包含低频近似部分和强边缘部分的低频分量, 而后通过高斯低通滤波将其进行有效分离, 分别应用基于卷积稀疏表示和区域能量自适应加权平均的融合规则; 对高频细节方向分量应用显著性与引导滤波相结合的融合规则, 以保持空间一致性, 得到了相应的高频细节融合分量。结果表明, 所提方法能更好地提取源图像的目标特征信息, 保留丰富的背景信息, 客观评价指标优于现有方法, 融合结果具有更好的主观视觉效果。

关键词 图像处理; 图像融合; 引导滤波; 卷积稀疏表示; 非下采样方向滤波器组; 显著性; 空间一致性

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.1110004

Fusion of Infrared and Visible Images Based on Multi-Scale Directional Guided Filter and Convolutional Sparse Representation

Liu Xianhong, Chen Zhibin

Mechanical Institute of Technology, Mechanical Engineering College, Shijiazhuang, Hebei 050003, China

Abstract A new multi-scale directional guided filter image fusion method based on guided filter and nonsubsampling directional filter bank is proposed. The proposed method possesses the feature of edge preserving and extracting ability of directional information, and can capture the useful information from the source images more effectively. The low-frequency subbands, which are obtained by the multi-scale directional guided filter, include the low-frequency approximation components and strong edge components. These components are separated by Gaussian filter. The low-frequency approximation components and strong edge components are fused based on convolutional sparse representation and adaptive regional energy, respectively. The detail directional subbands are fused via a strategy combined saliency and guided filter to preserve the spatial consistency. Experimental results demonstrate that the proposed method could effectively extract the target feature information and preserve the background information of the source images. The fused results have better subjective visual effect and objective evaluation criteria.

Key words image processing; image fusion; guided filter; convolutional sparse representation; nonsubsampling directional filter bank; saliency; spatial consistency

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 350.2660

1 引言

图像融合技术能够将两幅或多幅图像中的互补信息进行综合分析提取, 生成一幅能准确描述场景信息的合成图像。图像融合对于图像识别及理解具有重要意义, 已广泛应用于遥感、医学、计算机视觉、目标探测和识别等领域^[1]。红外图像具有良好的目标与背景区分能力, 可见光图像提供的细节信息较丰富, 因此将红

收稿日期: 2017-07-17; 收到修改稿日期: 2017-08-04

基金项目: 总装人才战略工程专项资助基金(ZZ[2013]714号)

作者简介: 刘先红(1977—), 男, 博士研究生, 主要从事图像融合方面的研究。E-mail: lxhfree@126.com

导师简介: 陈志斌(1965—), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事光电检测等方面研究。

E-mail: shangxinboy@163.com(通信联系人)

外与可见光图像进行融合能够综合二者的优点,有利于目标指示和获取场景信息。

传统的多尺度变换主要由线性滤波器构成,在分解过程中容易产生光晕伪影。边缘保持滤波在较好地保留图像边缘特征的同时能够避免边缘的光晕伪影现象,在图像融合中能取得较好的效果,受到了越来越多的关注。Zhao等^[2-3]提出了两种多尺度边缘保持滤波的图像融合方法——基于梯度约束滤波和加权最小均方误差滤波,这两种方法能较好地保留源图像的信息,但其在融合过程中没有考虑图像的方向信息。Hu等^[4]将多尺度双边滤波与方向滤波器组相结合,提出了一种多尺度方向双边滤波融合算法,该算法综合了两种滤波的优点,但其低频融合规则采取系数取大的方法,没有充分考虑源图像的冗余信息。Li等^[5]提出了一种应用引导滤波的加权平均融合算法,该算法原理简单,融合效果较好,但它没有考虑多尺度信息,容易丢失细节信息。杨航等^[6]提出了基于多尺度引导滤波分解的图像融合算法,该算法能够有效提取源图像的细节,但它没有考虑图像的方向信息。

融合规则是影响图像融合结果的一个重要因素,传统的低频分量融合一般采用取平均的融合规则,易降低融合图像的对比度和丢失源图像的信息。作为一种新的信号处理工具,稀疏表示(SR)被应用于图像融合领域。Rexiline等^[7]将SR直接应用于多聚焦源图像的融合,取得了较好的融合结果,但由于没有进行多尺度变换,无法从多分辨率角度对图像的细节特征进行分析处理。Liu等^[8]将SR与小波变换相结合应用于遥感图像融合,融合效果较好。文献^[9]提出了多尺度变换SR的融合框架,将常用的多尺度分解工具与SR结合起来应用于图像融合,这些SR融合方法能够改善融合图像的对比度,并取得了良好的融合效果。但上述方法都是采用滑动窗口技术对图像进行分块,容易导致细节模糊,从而影响图像融合的效果^[10]。

本文将基于引导滤波^[11]的多尺度分解与非下采样方向滤波相结合,提出了一种多尺度方向引导滤波方法。该方法兼具了边缘保持滤波的保边缘性能和方向滤波器组的方向信息提取能力,并具有平移不变性特征。卷积SR克服了传统SR因分块导致的细节模糊,实现了对整幅图像的优化表示^[12]。本文利用卷积SR对低频近似部分进行融合,改善了融合效果。卷积SR的平移不变性^[12]有利于提高图像融合的质量。本文所提方法获得的融合结果能有效提取红外图像的目标信息和可见光图像的细节信息,具有更好的主观视觉效果和客观评价指标。

2 多尺度方向引导滤波

2.1 引导滤波

引导滤波是一种新的边缘保持滤波器^[11],它的输出是引导图像的局部线性变换,可以实现图像边缘的平滑、细节增强等功能,具有视觉质量好、速度快和易于实现等特点,已成为目前最受关注的滤波方法之一。给定待滤波图像 P ,引导滤波将输出图像 O 假定为引导图像 I 的线性变换:

$$O_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k, \quad (1)$$

式中 ω_k 为以像素 k 为中心的局部窗口; a_k, b_k 为系数,通过最小化代价函数 $E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - P_i)^2 + \epsilon a_k^2]$

可求得系数 a_k 和 b_k ; ϵ 为正则化系数,具体参见文献^[11]。

2.2 非下采样方向滤波器组

非下采样方向滤波器组去除了下采样,以互补扇形滤波器作为基本模块进行上采样和线性变换,可得到具有不同方向支撑域的滤波器组^[13-14]。滤波过程没有下采样,而是对滤波器组作相应的上采样,因此,非下采样方向滤波是平移不变的。

2.3 多尺度方向引导滤波

将引导滤波和非下采样方向滤波相结合提出多尺度方向引导滤波方法,该方法分为两个步骤:

1) 进行多尺度引导滤波。对源图像迭代进行引导滤波,实现基于引导滤波的多尺度分解,即

$$C^{l+1} = g(C^l, G), \quad (2)$$

式中 $g(\cdot)$ 为引导滤波函数; l 为迭代次数, $l=1, 2, \dots, L$,其中 L 为分解层数; C^{l+1} 为第 l 次引导滤波的结果; G 为引导图像。分解后得到低频分量 C^{L+1} 和一系列高频细节分量 $H^l = C^l - C^{l+1}$ 。

2) 完成非下采样方向滤波。将高频细节分量进行非下采样方向滤波,得到高频细节方向分量 $H^l(i, j, k_l)$,

(i, j) 为像素的位置, k_l 为第 l 层细节分量被分解的方向数。

3 SR 与卷积 SR

图像 SR 是用过完备字典中少数非零原子的线性组合来表示源图像的, 即

$$\arg \min_x \frac{1}{2} \|Dx - s\|_2^2 + \lambda \|x\|_0, \quad (3)$$

式中 x 为图像 s 的 SR 系数; D 为过完备字典; $\|\cdot\|_0$ 为 l_0 范数, 代表向量中非零元素的个数; λ 为常数。由于(3)式是一个非凸函数, 常被转化为一个 l_1 范数问题而成为一个近凸函数, 从而得到最优解:

$$\arg \min_x \frac{1}{2} \|Dx - s\|_2^2 + \lambda \|x\|_1. \quad (4)$$

卷积 SR 可以看作是用卷积的形式来替代 SR, 目的是得到整幅图像的 SR, 其基本思想是把图像看作一组系数映射和一组字典滤波器之间的卷积和:

$$\arg \min_{\{x_m\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_m d_m * x_m - s \right\|_2^2 + \lambda \sum_m \|x_m\|_1, \quad (5)$$

式中 $\{d_m\}$ 为 M 维字典滤波器集合, $m \in \{1, 2, \dots, M\}$, $\{x_m\}$ 为系数映射集合, $*$ 表示卷积。考虑到交替方向乘子法 (ADMM) 解决基追踪降噪 (BPDN) 问题的良好性能, Wohlberg^[12] 提出了一种高效的傅里叶域 ADMM 方法用以解决稀疏编码问题。字典学习被定义为优化问题:

$$\arg \min_{\{d_m\}, \{x_m\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_{m=1}^M d_m * x_m - s \right\|_2^2 + \lambda \sum_{m=1}^M \|x_m\|_1 \text{ s.t. } \|d_m\|_2 = 1. \quad (6)$$

4 融合方法及融合规则

4.1 分解低频分量

源图像经多尺度方向引导滤波后, 其低频分量包含低频近似部分和强边缘部分, 现有的融合方法将其作为整体来选择融合规则, 难以有效提取相关信息。本研究将低频分量进行高斯低通滤波, 滤除其边缘信息, 从而将低频近似部分与强边缘部分进行分离, 便于更有针对性地选择相应的融合规则。图 1 所示为 UNcamp 红外源图像的分解结果, 图 2 为图 1 中两个不同区域的局部放大图。

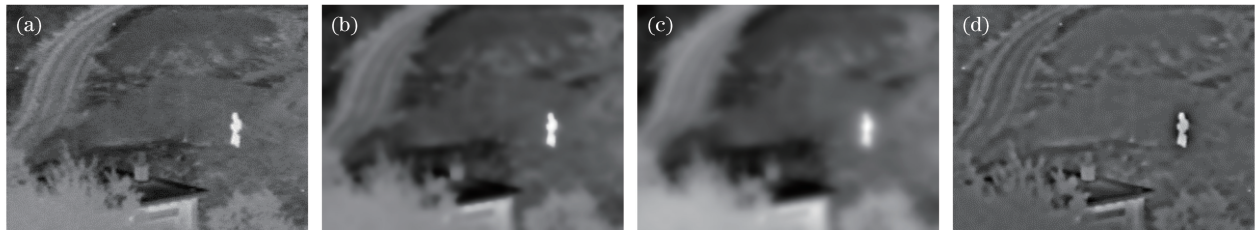


图 1 UNcamp 红外源图像低频分量的高斯低通滤波分解结果。(a)红外源图像;(b)滤波后的低频分量;
(c)低频近似部分;(d)强边缘部分

Fig. 1 Decomposed results of low-frequency subband of UNcamp infrared source image via Gaussian filter.

(a) Infrared source image; (b) low-frequency subband after filtering;
(c) low-frequency approximate component; (d) strong edge component

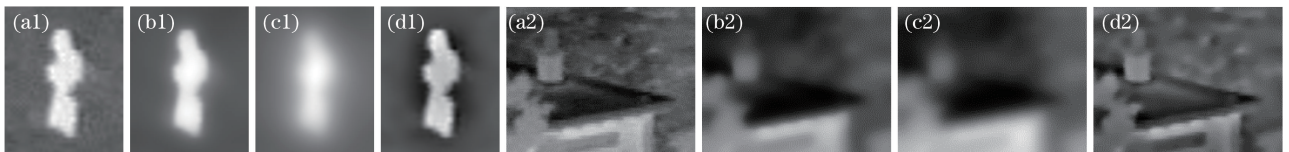


图 2 图 1 的局部放大图。(a1)(a2)红外源图像;(b1)(b2)滤波后的低频分量;(c1)(c2)低频近似部分;(d1)(d2)强边缘部分

Fig. 2 Partial enlarged views of Fig. 1. (a1)(a2) Infrared source image; (b1)(b2) low-frequency subband after filtering;
(c1)(c2) low-frequency approximate component; (d1)(d2) strong edge component

4.2 融合方法

融合方法的步骤为:1)将源图像 A 、 B 进行多尺度方向引导滤波分解,得到相应的低频分量 $C_A^{L+1}(i,j)$ 、 $C_B^{L+1}(i,j)$ 和 高频细节方向分量 $H_A^L(i,j,k_l)$ 、 $H_B^L(i,j,k_l)$;2)对低频分量进行高斯低通滤波,得到低频近似部分 $X_A^{L+1}(i,j)$ 、 $X_B^{L+1}(i,j)$ 和 强边缘部分 $Y_A^{L+1}(i,j)$ 、 $Y_B^{L+1}(i,j)$;3)对低频近似部分采用基于卷积 SR 的融合规则进行处理,得到融合后的低频近似部分 $X_F^{L+1}(i,j)$;4)对强边缘部分应用基于区域能量自适应加权平均的融合规则进行处理,得到融合后的强边缘部分 $Y_F^{L+1}(i,j)$;5)对高频细节方向分量应用显著性与引导滤波相结合的融合规则进行处理,得到融合后的高频细节方向分量 $H_F^L(i,j,k_l)$;6)进行多尺度逆变换,得到最终的融合图像。

4.3 融合规则

融合规则是影响图像融合结果的一个至关重要的因素。对不同尺度上的相应分量采用适当的融合规则进行处理,能够最大限度地提取源图像的有用信息,获得更好的融合结果。

4.3.1 低频近似部分融合

基于系数选择或加权平均的低频融合规则容易丢失源图像中的有用信息,降低融合图像的对比度。基于 SR 的低频子带融合规则^[7-9]能够改善融合图像的对比度,但由于采用了滑动窗口技术,容易导致细节模糊,在一定程度上影响了融合的质量。利用卷积 SR 对图像进行整体优化的特点,提出了一种基于卷积 SR 的融合规则,具体如下:

- 1) 对低频近似部分 $X_A^{L+1}(i,j)$ 、 $X_B^{L+1}(i,j)$ 进行卷积 SR,得到系数映射 $x_{A,m}^{L+1}(i,j)$ 、 $x_{B,m}^{L+1}(i,j)$;
- 2) 计算系数映射的 l_1 范数 $\alpha_{A,m}(i,j) = \|x_{A,m}^{L+1}(i,j)\|_1$ 和 $\alpha_{B,m}(i,j) = \|x_{B,m}^{L+1}(i,j)\|_1$,采用表达式

$$x_{F,m}(i,j) = \begin{cases} x_{A,m}(i,j), & \alpha_{A,m}(i,j) \geq \alpha_{B,m}(i,j) \\ x_{B,m}(i,j), & \alpha_{A,m}(i,j) < \alpha_{B,m}(i,j) \end{cases}, \quad (7)$$

得到融合后的系数映射 $x_{F,m}(i,j)$ 。

- 3) 对系数映射重构得到融合的低频近似部分:

$$X_F^{L+1}(i,j) = \sum_{m=1}^M d_m * x_{F,m}(i,j). \quad (8)$$

4.3.2 强边缘部分融合

强边缘部分包含了源图像中的显著目标信息,区域能量描述了图像区域的整体亮度。采用基于区域能量的自适应加权平均融合规则,对系数自适应地乘以一个基于区域能量值的权值,能够捕获比系数选择或加权平均规则更多的有用信息。区域能量为

$$E(i,j) = \sum_{p=-\frac{P+1}{2}}^{\frac{P+1}{2}} \sum_{q=-\frac{Q+1}{2}}^{\frac{Q+1}{2}} w * [Y(i+p,j+q)]^2, \quad (9)$$

式中 $w = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$, $P \times Q$ 表示区域的大小,一般取为奇数,如 3×3 或 5×5 等,本研究取 3×3 ^[15]。则融合规则为:1)计算强边缘部分相应像素的局部能量值 $E_A(i,j)$ 、 $E_B(i,j)$;2)计算强边缘部分相应像素的权系数 $S_A(i,j) = \frac{E_A(i,j)}{E_A(i,j) + E_B(i,j)}$, $S_B(i,j) = \frac{E_B(i,j)}{E_A(i,j) + E_B(i,j)}$;3)得到融合后的强边缘系数 $Y_F^{L+1}(i,j) = S_A(i,j) \cdot Y_A^{L+1}(i,j) + S_B(i,j) \cdot Y_B^{L+1}(i,j)$ 。

4.3.3 高频细节方向分量融合

文献[5-6]采用基于引导滤波的方法替换基于最优化的方法来实现空间的一致性,既提高了获得加权映射的效率,又克服了加权映射在目标边界处产生的不规则排列,有效降低了图像融合时的振铃效应。由于显著性能够提供图像的细节特征,而文献[5-6]采用拉普拉斯滤波器计算显著性,获得的显著性特征并不理想。为此,本研究采用文献[15]提出的频率调制模型进行显著性计算,结果如图 3 所示,该方法所得显著性的轮廓完整性较好,并且参数少,计算简单,容易实现。显著性计算公式如下:

$$S(i, j) = \|I_\mu - I_w(i, j)\|, \quad (10)$$

式中 $S(i, j)$ 为图像的显著性, I_μ 为图像的均值, $I_w(i, j)$ 为原始图像的高斯滤波, $\| \cdot \|$ 为欧氏距离。

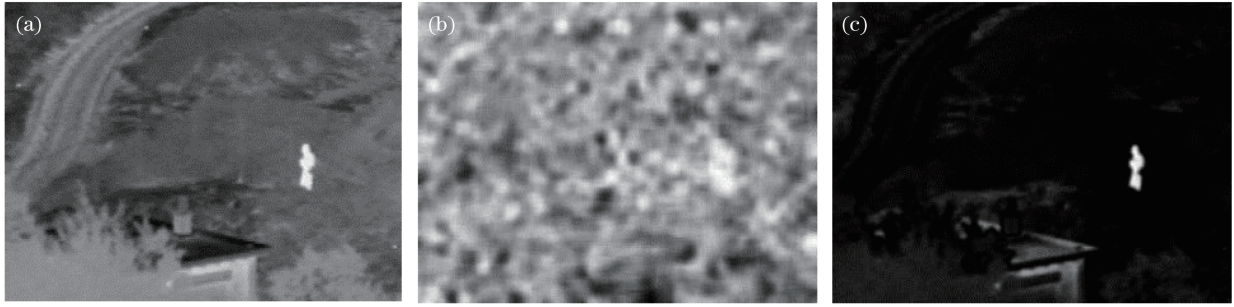


图 3 不同方法得到的 UNcamp 红外源图像的显著性特征。(a)红外源图像;(b)文献[5]方法;(c)文献[15]方法

Fig. 3 Saliency of UNcamp infrared source image obtained by different methods.

(a) Infrared source image; (b) method of reference [5]; (c) method of reference [15]

具体融合过程如下:

- 1) 计算细节分量的显著性 $S_A(i, j, k_l)$ 、 $S_B(i, j, k_l)$ 。
- 2) 利用显著性构造加权映射, 即

$$W_A(i, j, k_l) = \begin{cases} 1, & S_A(i, j, k_l) \geq S_B(i, j, k_l) \\ 0, & S_A(i, j, k_l) < S_B(i, j, k_l) \end{cases}, \quad (11)$$

$$W_B(i, j, k_l) = \begin{cases} 1, & S_B(i, j, k_l) \geq S_A(i, j, k_l) \\ 0, & S_B(i, j, k_l) < S_A(i, j, k_l) \end{cases}. \quad (12)$$

(3) 以相应的高频分量为引导图像, 利用引导滤波实现空间一致性, 即 $f_A = g(W_A, H_A^l)$, $f_B = g(W_B, H_B^l)$ 。

(4) 得到融合的高频分量 $H_F^l = \frac{f_A * H_A^l + f_B * H_B^l}{f_A + f_B}$ 。

5 实验及结果分析

为了验证本文所提方法的效果, 对 3 组典型的红外与可见光图像进行实验, 并与其他 5 种图像融合方法进行比较。这 5 种方法分别为离散小波变换(DWT)、非下采样 Contourlet 变换和脉冲耦合神经网络方法(NSCT+PCNN)^[16]、基于引导滤波的方法(GFF 方法)^[5]、SR 方法^[7]以及 DWT+SR 方法^[9]。DWT 均选用 bior2.2 小波。在 DWT 方法中, 低频分量采用平均融合规则进行处理, 高频分量采用基于区域能量的融合规则^[17]进行处理。NSCT+PCNN 方法、GFF 方法、SR 方法以及 DWT+SR 方法的相关参数均按照对应的文献选取, 本文方法的方向滤波器采用 vk, 分解方向数分别为 8、8、16。源图像的分解层数均取 3。源图像及融合结果如图 4~6 所示。采用均值(AGV)、标准差(STD)、信息熵(IE)、互信息(MI)、空间频率(SF)、边缘信息保持量($Q^{AB/F}$)等客观评价指标对融合结果进行评价^[18-19]。均值反映了整个图像的平均亮度; 标准差描述了图像灰度相对于平均灰度的离散程度; 信息熵是衡量图像信息丰富程度的重要指标; 互信息可以反映融合图像从源图像中获得信息量的多少; 空间频率反映了空间域的总体活跃程度; 边缘信息保持量表示从源图像转移到融合图像中的边缘信息量。这 6 种评价指标的值越大, 融合效果越好。融合实验结果的客观评价数据如表 1~3 所示。

图 4 为 Quad 红外与可见光源图像的融合实例。在可见光源图像中, 广告牌较清晰, 但其他细节比较模糊。红外图像能够反映出行人、车辆等的细节, 但广告牌模糊不清。从不同融合方法得到的结果看, 上述方法都实现了红外和可见光图像的融合, 综合了源图像的互补信息, 但融合图像在细节的显示上各有不同。DWT 方法得到的融合图像的对比较低, 广告牌、行人等的细节信息相对模糊, 且存在块效应。SR 方法得到的融合图像的对比较高, 但空间不连续问题较严重, 融合效果不理想。NSCT+PCNN 方法、GFF 方法、DWT+SR 方法及本文方法得到的融合结果的对比较高, 行人、车辆清晰可辨。NSCT+PCNN 方法对广

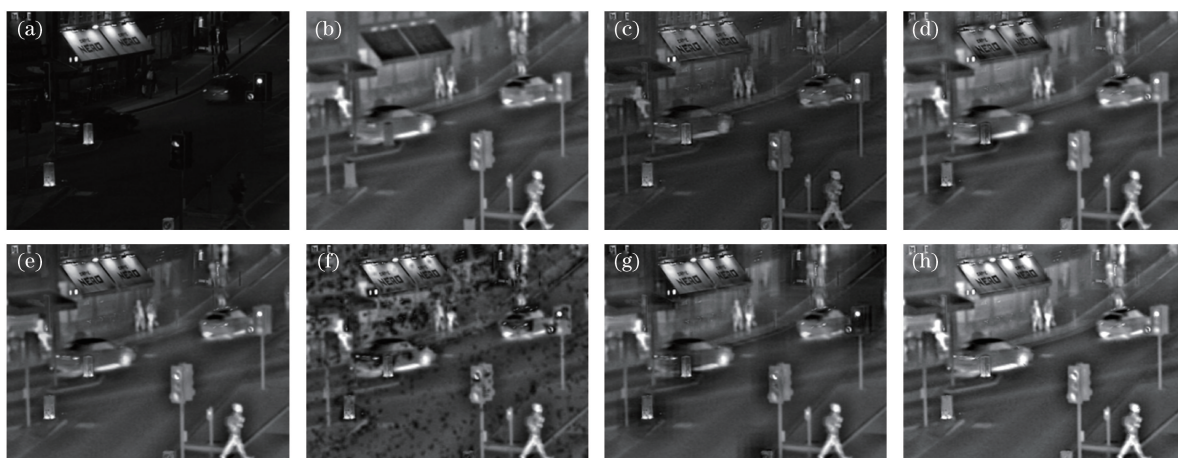


图 4 Quad 源图像的融合结果。(a) 可见光源图像;(b) 红外源图像;(c) DWT 方法;(d) NSCT+PCNN 方法;
(e) GFF 方法;(f) SR 方法;(g) DWT+SR 方法;(h) 本文方法

Fig. 4 Fused results of Quad source images. (a) Visible source image; (b) infrared source image; (c) DWT method;
(d) NSCT+PCNN method; (e) GFF method; (f) SR method; (g) DWT+SR method; (h)proposed method

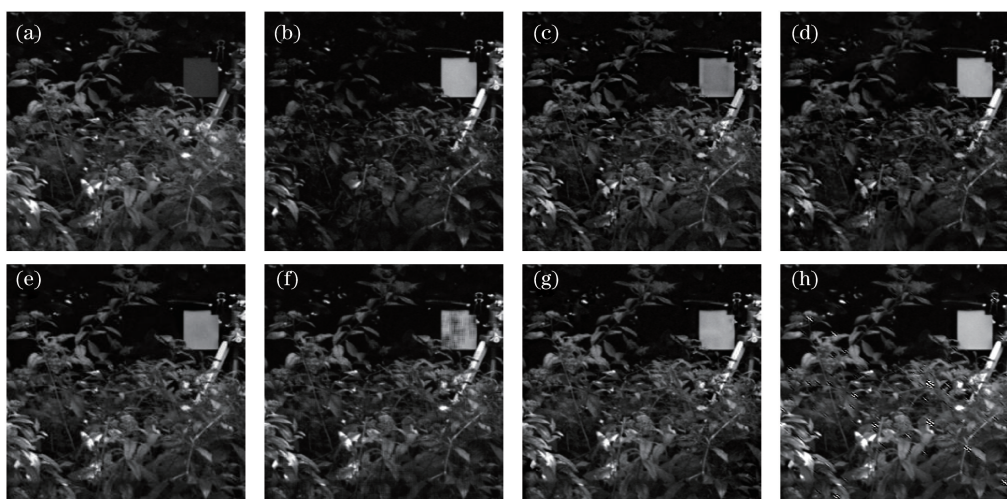


图 5 Leaves 源图像的融合结果。(a) 可见光源图像;(b) 红外源图像;(c) DWT 方法;(d) NSCT+PCNN 方法;
(e) GFF 方法;(f) SR 方法;(g) DWT+SR 方法;(h) 本文方法

Fig. 5 Fused results of Leaves source images. (a) Visible source image; (b) infrared source image; (c) DWT method;
(d) NSCT+PCNN method; (e) GFF method; (f) SR method; (g) DWT+SR method; (h)proposed method

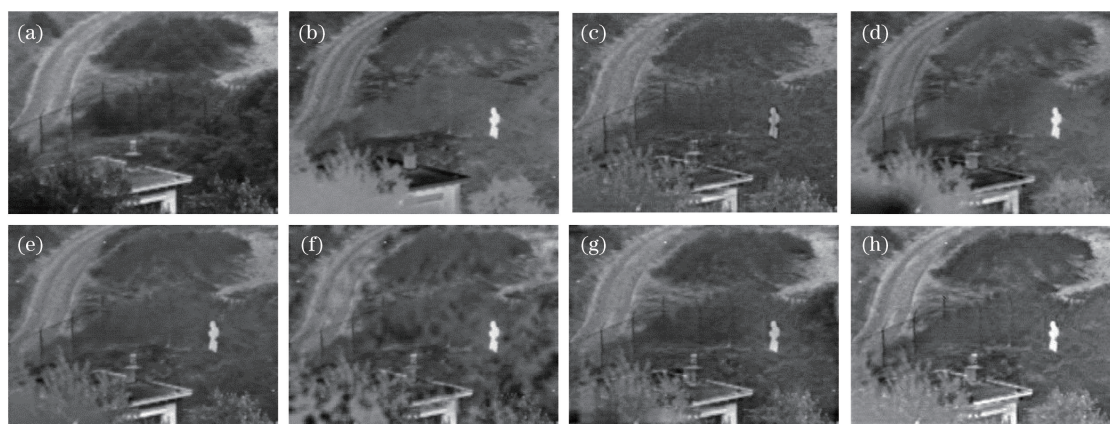


图 6 UNcamp 源图像的融合结果。(a) 可见光源图像;(b) 红外源图像;(c) DWT 方法;(d) NSCT+PCNN 方法;
(e) GFF 方法;(f) SR 方法;(g) DWT+SR 方法;(h) 本文方法

Fig. 6 Fused results of UNcamp source images. (a) Visible source image; (b) infrared source image; (c) DWT method;
(d) NSCT+PCNN method; (e) GFF method; (f) SR method; (g) DWT+SR method; (h)proposed method

告牌的融合效果相对较差;DWT+SR方法在目标边缘附近的融合效果不太理想,且存在块效应。相对而言,本文方法得到的融合图像的清晰度更高。图7和图8分别为源图像中广告牌、红绿灯的局部放大图,从上述局部放大的细节可以看出,本文方法能够更均衡地融合红外与可见光源图像的信息,融合图像的对比度更高,边缘更清晰。

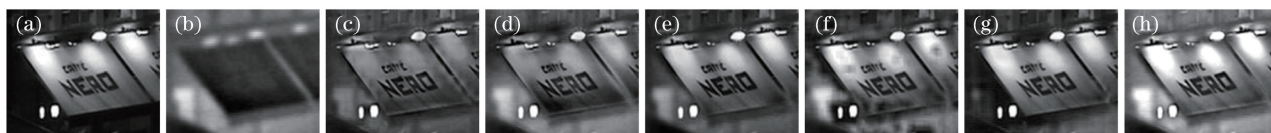


图7 Quad融合图像的局部(广告牌)放大图。(a)可见光源图像;(b)红外源图像;(c)DWT方法;

(d) NSCT+PCNN方法;(e) GFF方法;(f) SR方法;(g) DWT+SR方法;(h) 本文方法
Fig. 7 Partial enlarged views of advertising board in Quad fused images. (a) Visible source image;
(b) infrared source image; (c) DWT method; (d) NSCT+PCNN method; (e) GFF method;
(f) SR method; (g) DWT+SR method; (h) proposed method

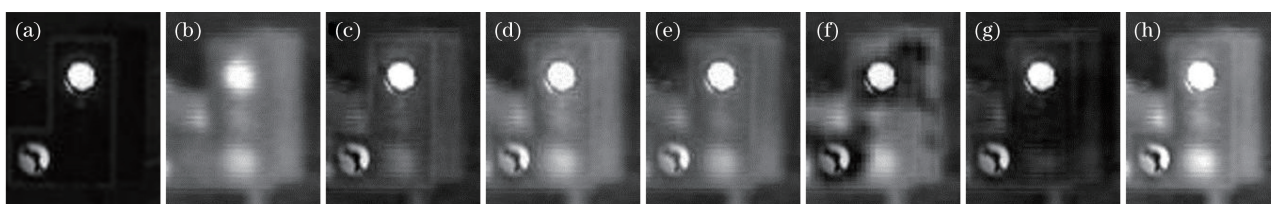


图8 Quad融合图像的局部(红绿灯)放大图。(a)可见光源图像;(b)红外源图像;(c)DWT方法;

(d) NSCT+PCNN方法;(e) GFF方法;(f) SR方法;(g) DWT+SR方法;(h)本文方法
Fig. 8 Partial enlarged views of traffic light in Quad fused images. (a) Visible source image; (b) infrared source image;
(c) DWT method; (d) NSCT+PCNN method; (e) GFF method; (f) SR method;
(g) DWT+SR method; (h) proposed method

图5为Leaves红外与可见光源图像的融合实例。可见光源图像较好地提供了树叶信息,但目标的对比度较低;红外源图像较清晰地反映了目标信息,但树叶的对比度较低。从融合结果可以看出:几种融合方法都融入了源图像的互补信息,实现了红外源图像和可见光源图像的融合,但在融合质量上有些差别。DWT方法、GFF方法得到的融合图像中,目标板的对比度相对较低。SR方法融合结果的对比度较高,但目标板的融合效果较差。NSCT+PCNN方法、DWT+SR方法和本文方法得到的融合结果的对比度比其他方法都高,相对而言,本文方法所得融合结果的对比度更高,目标及树叶的信息更加完整准确。图9是位于图像右上部的目标板及其周围部分的局部放大图,对比图9(c)~(h)可以看出,图9(h)中的目标板更接近红外源图像中的目标板,对比度更高,目标板及周围的细节信息更丰富,整体视觉效果更好。

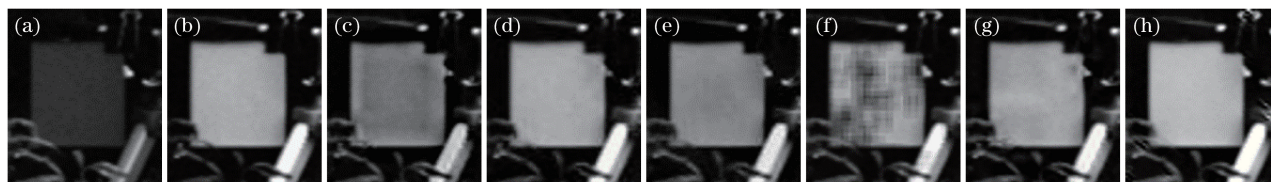


图9 Leaves融合图像中目标板的放大图。(a)可见光源图像;(b)红外源图像;(c)DWT方法;

(d) NSCT+PCNN方法;(e) GFF方法;(f) SR方法;(g) DWT+SR方法;(h) 本文方法
Fig. 9 Partial enlarged views of object board in Leaves fused images. (a) Visible source image; (b) infrared source image;
(c) DWT method; (d) NSCT+PCNN method; (e) GFF method; (f) SR method;
(g) DWT+SR method; (h) proposed method

图6为UNcamp红外与可见光源图像的融合实例。在红外源图像中,目标非常清晰,但场景比较模糊。在可见光源图像中,灌木等场景细节比较清晰,但目标因树木的遮挡而难以分辨。在DWT方法得到的融合图像中,目标的对比度较低,场景细节信息相对模糊,且存在较明显的块效应。SR方法及DWT+SR方法

的融合结果具有较高的对比度,但 SR 方法的融合结果存在空间不连续的问题;DWT+SR 方法虽然改善了空间不连续的问题,但块效应较明显。GFF 方法得到的融合结果的对比度相对较低。本方法得到的融合结果的对比度更高,目标更加清晰。观察图 6(c)~(h)左下角和右下角的灌木可以发现,图 6(h)中的灌木细节信息更丰富,像素灰度和边缘轮廓更接近可见光源图像,说明本文方法能更好地保留源图像的细节信息,边缘更突出,整体视觉效果更好。图 10 为其局部放大图,同样可以看出本文方法融合结果的细节更清晰,整体效果更好。

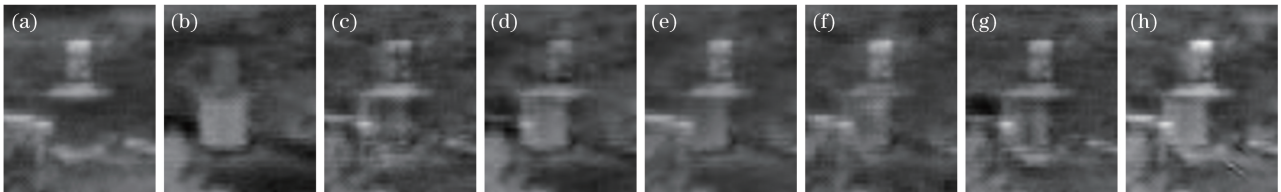


图 10 UNcamp 融合图像中目标的放大图。(a) 可见光源图像;(b) 红外源图像;(c) DWT 方法;(d) NSCT+PCNN 方法;(e) GFF 方法;(f) SR 方法;(g) DWT+SR 方法;(h) 本文方法

Fig. 10 Partial enlarged views of object in UNcamp fused images. (a) Visible source image; (b) infrared source image; (c) DWT method; (d) NSCT+PCNN method; (e) GFF method; (f) SR method; (g) DWT+SR method; (h) proposed method

表 1~3 给出了 3 组红外与可见光源图像融合结果的客观评价。DWT 融合方法的各项指标均较低,主要原因是该方法不具备平移不变性,块效应明显,同时由于采用了低频平均的规则,融合结果的对比度较低。NSCT+PCNN 方法采用了平移不变的 NSCT 滤波器和基于 PCNN 的融合策略,较好地提取了细节特征,各项客观指标均比 DWT 方法有所提高。GFF 方法采用了边缘保持滤波器,能够较好地提取和融合图像边缘等信息,整体效果较好,各项客观指标较高,其边缘信息保持量相对更加突出,也说明了边缘保持滤波对图像融合的良好效果。SR 方法在空域上单独采用 SR 进行融合,融合结果的各项指标虽然较高,但空间不连续性导致其融合的视觉效果较差。DWT+SR 方法引入了多尺度的小波变换,融合效果相比 SR 方法的融合结果有一定的改善,大部分客观指标均有所提高。本文方法的客观评价指标均高于其他融合方法,这与主观视觉效果相一致。由于采用了边缘保持滤波器,在融合过程中能够提取和融合源图像中更多的边缘信息,使边缘更加完整清晰,从而获得了最高的边缘信息保持量。多尺度分析以及非下采样方向滤波器的应用,使本文方法能够从源图像中获得更多的信息量,从而获得了更高的信息熵、互信息和空间频率。本文方法具有平移不变性,这有利于消除融合时的伪吉布斯现象,改善融合效果。在低频系数融合时采用基于卷积 SR 的规则能够更好地将能量从源图像中传递到融合图像中,使融合结果的对比度得到改善,标准差的数值高于其他融合方法。对于 Quad 融合图像,与 DWT+SR 方法相比,本文方法的客观指标(AGV、STD、IE、MI、SF 和 QAB/F)分别提高了 31.0%、12.8%、1.1%、54.0%、19.2%、5.0%;对于 Leaves 图像,与 DWT+SR 方法相比,本文方法的客观指标分别提高了 19.6%、14.8%、2.5%、23.7%、35.9%、2.3%;对于 UNcamp 图像,与 DWT+SR 方法相比,本文方法的客观指标分别提高了 20.3%、5.5%、1.1%、20.6%、14.9%、9.1%。

表 1 Quad 融合图像的客观评价

Table 1 Objective evaluation for Quad fused images

| Index | DWT | NSCT+PCNN | GFF | SR | DWT+SR | Proposed method |
|------------|---------|-----------|---------|---------|---------|-----------------|
| AGV | 51.8913 | 80.2994 | 70.8630 | 69.0041 | 69.9679 | 91.6608 |
| STD | 23.1976 | 34.3790 | 32.2534 | 36.8407 | 36.0147 | 40.6317 |
| IE | 6.0239 | 6.7539 | 6.5328 | 6.8063 | 6.8393 | 6.9126 |
| MI | 1.9146 | 3.0308 | 1.7146 | 2.7477 | 2.2496 | 3.4649 |
| SF | 11.9838 | 12.0982 | 12.0140 | 13.7542 | 12.6035 | 15.0227 |
| $Q^{AB/F}$ | 0.4980 | 0.5646 | 0.5782 | 0.5243 | 0.5820 | 0.6111 |

表 2 Leaves 融合图像的客观评价

Table 2 Objective evaluation for Leaves fused images

| Index | DWT | NSCT+PCNN | GFF | SR | DWT+SR | Proposed method |
|------------|---------|-----------|---------|---------|---------|-----------------|
| AGV | 35.6874 | 32.8528 | 42.1548 | 40.5288 | 42.8513 | 51.2290 |
| STD | 34.8365 | 37.8808 | 38.8292 | 39.0756 | 41.6025 | 47.7524 |
| IE | 6.5682 | 6.4171 | 6.7542 | 6.6156 | 6.7882 | 6.9611 |
| MI | 3.4517 | 3.0077 | 3.8234 | 4.2395 | 3.6520 | 4.5171 |
| SF | 20.8423 | 19.2197 | 20.1309 | 20.5312 | 21.5884 | 29.3360 |
| $Q^{AB/F}$ | 0.6289 | 0.5737 | 0.6383 | 0.6360 | 0.6312 | 0.6459 |

表 3 UNcamp 融合图像的客观评价

Table 3 Objective evaluation for UNcamp fused images

| Index | DWT | NSCT+PCNN | GFF | SR | DWT+SR | Proposed method |
|------------|---------|-----------|---------|---------|---------|-----------------|
| AGV | 90.7361 | 95.1692 | 90.5544 | 91.3553 | 92.9005 | 111.7959 |
| STD | 24.8160 | 27.5585 | 25.8516 | 28.5695 | 32.0759 | 33.8266 |
| IE | 6.4029 | 6.7079 | 6.4228 | 6.7112 | 6.8497 | 6.9260 |
| MI | 1.4872 | 1.8581 | 1.5878 | 1.8550 | 1.7042 | 2.0552 |
| SF | 10.7180 | 8.8797 | 9.1158 | 10.7206 | 11.3803 | 13.0813 |
| $Q^{AB/F}$ | 0.4133 | 0.3768 | 0.4280 | 0.3711 | 0.4085 | 0.4455 |

6 结 论

本文提出的融合方法将多尺度引导滤波与非下采样方向滤波相结合,实现了图像的多尺度、多方向表示,同时又兼具平移不变性和边缘保持性能。用高斯低通滤波将低频分量中的低频近似部分和强边缘部分进行有效分离,更有利于融合过程中对相关信息的提取。在融合规则上,针对各分量的不同特点分别采用了相应的融合规则,对低频近似部分采用基于卷积 SR 的融合规则,对强边缘部分提出基于区域能量自适应加权平均的融合规则,避免了传统低频融合时采用系数选择法或简单平均法导致的图像信息丢失、对比度降低以及目标指示能力弱等问题;对高频细节方向分量采用显著性与引导滤波相结合的融合规则,可以进一步有效提取源图像的细节信息。多组实验结果表明,本文提出的融合方法能够有效捕捉源图像的有用信息,融合结果中的边缘更加完整清晰,细节更丰富,效果更好,其主客观性能均优于几种传统的图像融合方法。

参 考 文 献

- [1] Cai Zhishan, Chen Musheng. Study on multi-focus image fusion method based on wavelet transform[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(9): 091003.
蔡植善, 陈木生. 基于小波变换的多聚焦图像融合方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(9): 091003.
- [2] 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: 93-99.
- [3] Zhao J, Feng H, Xu Z, *et al.* Detail enhanced multi-source fusion using visual weight map extraction based on multi scale edge preserving decomposition[J]. Optics Communications, 2013, 287: 45-52.
- [4] Hu J, Li S. The multiscale directional bilateral filter and its application to multisensor image fusion[J]. Information Fusion, 2012, 13(3): 196-206.
- [5] Li S, Kang X, Hu J. Image fusion with guided filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [6] Yang Hang, Wu Xiaotian, He Baigen, *et al.* Image fusion based on multiscale guided filters[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2015, 26(1): 170-176.
杨航, 吴笑天, 贺柏根, 等. 基于多尺度引导滤波的图像融合方法[J]. 光电子 • 激光, 2015, 26(1): 170-176.
- [7] Rexiline D N D, Anusmina D J. Fusion and restoration of multifocus image using sparse representation[C]. IEEE

- International Conference on Advances in Engineering, Science and Management, 2012: 12818520.
- [8] Liu Y, Wang Z. A practical pan-sharpening method with wavelet transform and sparse representation[C]. IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques, 2013: 14078440.
- [9] Liu Y, Liu S, Wang Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. Information Fusion, 2015, 24: 147-164.
- [10] Elad M, Yavneh I. A plurality of sparse representations is better than the sparsest one alone[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(10): 4701-4714.
- [11] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [12] Wohlberg B. Efficient algorithms for convolutional sparse representations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(1): 301-315.
- [13] da Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [14] Li Junfeng, Li Qishen, Zhang Yong, *et al.* The non-subsampling directional filter bank and its application in remote sensing image fusion[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(10): 2047-2053.
李俊峰, 李其申, 张永, 等. 非下采样方向滤波器组在遥感图像融合中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(10): 2047-2053.
- [15] Achanta R, Hemami S, Estrada F, *et al.* Frequency-tuned salient region detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 10835795.
- [16] Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, *et al.* Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [17] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion[C]. IEEE Fourth International Conference on Computer Vision, 1993: 4903431.
- [18] Miao Q G, Shi C, Xu P F, *et al.* A novel algorithm of image fusion using shearlets[J]. Optics Communications, 2011, 284(6): 1540-1547.
- [19] Xydeas C S, Petrović V. Objective image fusion performance measure[J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.