

文章编号 1004-924X(2018)05-1242-12

结合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¹, 陈志斌^{2*}, 秦梦泽¹

(1. 陆军工程大学 石家庄校区 电子与光学工程系, 河北 石家庄 050003;

2. 中国人民解放军 32181 部队, 河北 石家庄 050000)

摘要:为了解决红外与可见光图像融合时信息容易相互干扰、影响融合质量的问题,将引导滤波、高斯低通滤波与非下采样方向滤波器组相结合,提出一种新的图像融合方法。利用引导滤波和高斯低通滤波,将源图像分解为低频近似部分、强边缘部分和高频细节部分,并将高频细节部分进行非下采样方向滤波,进一步得到高频方向细节部分;对低频近似部分应用基于局部区域能量的融合规则,对强边缘部分提出一种基于卷积稀疏表示的融合规则,对高频方向细节部分提出改进的脉冲耦合神经网络的融合规则,得到相应的融合部分,并通过逆变换得到最终的融合图像。对多组红外与可见光图像的实验结果表明,算法得到的融合结果的主观视觉效果和客观评价指标均优于传统的图像融合方法,其客观评价指标中的标准差、信息熵、互信息、平均梯度和空间频率相比融合效果较好的基于离散小波变换和稀疏表示的融合方法平均提高 20.28%、2.24%、47.41%、5.34%、8.02%。

关键词:图像融合;边缘保持滤波;引导滤波;非下采样方向滤波器组;脉冲耦合神经网络;拉普拉斯能量和
中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182605.1242

Infrared and visible image fusion using guided filter and convolutional sparse representation

LIU Xian-hong¹, CHEN Zhi-bin^{2*}, QIN Meng-ze¹

(1. Department of Electronics and Optics Engineering,

Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China;

2. No. 32181 Troop, Chinese People's Liberation Army, Shijiazhuang 050000, China)

* Corresponding author, E-mail: shangxinbo@163.com

Abstract: In order to solve the problem that the information from the source images is easy to interfere with each other which influences the quality of infrared and visible image fusion, a new image fusion method based on Guided filter, Gaussian filter and nonsubsampling directional filter bank was proposed. The low-frequency approximation components, strong edge components and high-frequency detail components were obtained by combining Guided and Gaussian filter. Then the high-frequency detail components were filtered to obtain the detail directional components with the use of nonsubsampling directional bank. The low-frequency approximation components were fused by a fusion rule based on regional energy and the strong edge components were fused by a strategy based on

收稿日期:2017-10-10;修订日期:2017-11-13.

基金项目:总装人才战略工程科技创新团队基金资助项目(No. ZZ[2013]714)

convolutional sparse representation. The detail directional components were fused by a rule based on improved pulse coupled neural network. Then the final fused results were obtained by using inverse transform through fusing the fused components. Experimental results show that the proposed algorithm outperforms traditional methods in terms of visual inspection and objective measures. Compared with the image fusion algorithm based on discrete wavelet transform and sparse representation, which possesses the better fusion effect in the traditional methods, the fusion quality indexes of the proposed method, such as Standard deviation(STD), Information entropy(IE), Mutual information(MI), Average gradient (AG) and Spatial frequency(SF) increased by 20.28%, 2.24%, 47.41%, 5.34%, 8.02% averagely.

Key words: image fusion; edge-preserving filter; guided filter; nonsubsampling directional filter bank; pulse coupled neural network; sum of modified laplacian

1 引言

红外与可见光图像融合能够综合分析利用红外图像良好的目标与背景区分能力和可见光图像丰富的细节信息,非常有利于目标指示和场景信息的获取,已被广泛应用到计算机视觉、目标探测和识别、视频监控、军事等诸多领域^[1-2]。

多尺度变换图像融合方法将源图像进行多尺度分解,得到不同尺度上的子带系数,而后利用不同的规则进行融合处理,能够有效提取源图像的冗余信息,获得了良好的融合效果,在图像融合中得到广泛应用。常用的多尺度图像融合方法有拉普拉斯金字塔变换、小波变换、Ridgelet 变换、Curvelet 变换、Bandelet 变换、Contourlet 变换等。拉普拉斯金字塔变换没有方向性,容易丢失信息,造成融合图像的局部模糊;小波变换只能捕获有限的方向信息,不能最优表示图像中边缘、线状特征;Ridgelet 变换、Curvelet 变换、Bandelet 变换、Contourlet 变换等新型多尺度几何分析方法,能够更好地进行图像奇异性检测,但仍无法高效地描述图像内部几何特征,有的仍然不具备平移不变性,使得融合图像产生伪吉布斯现象^[3]。在 Contourlet 变换基础上发展而来的非下采样 Contourlet 变换(NSCT)具有多尺度、多方向、平移不变等特征,可以较好地逼近图像的边缘轮廓信息,但由于采用了非下采样金字塔进行多尺度分解,相对而言细节捕捉能力不足^[4]。同时,由于红外与可见光图像的成像特性存在很大差异,传统的多尺度变换方法并不能对图像特征进行有效分离,使得两种异质图像在融合时容易相互干扰,导致融合图像出现信息混乱、背景模糊和对比度下降等情况^[5]。

边缘保持滤波能够在去除高频纹理信息的同时,有效地保留图像的边缘,已经作为一种新的融合方法被广泛应用到图像融合^[6-9]。但由于边缘保持滤波结果中既包含低频近似部分,又含有强边缘部分^[10],现有的基于边缘保持滤波的图像融合方法并没有将其进行分离,而是作为整体来进行融合,难以有效提取相关信息,从而影响了融合效果。文献^[11]提出一种新的图像分解思路,该方法将双边滤波和高斯滤波结合,能够获取被双边滤波保留而被高斯滤波滤除的强边缘信息。文献^[5]提出的双边与高斯混合滤波的图像融合方法,能够很好地保持图像中高对比度边缘,但是双边滤波往往造成图像中细节纹理的过度平滑,而且其融合权重系数主要参照红外目标进行设定,而不是依据各自的特征进行选择。

融合规则是影响图像融合结果的一个重要因素,传统取平均的低频融合规则,容易造成融合结果对比度降低。文献^[12-13]提出的多尺度分解工具与稀疏表示结合的融合方法,能够将能量从源图像转移到融合图像,改善融合结果的对比度,但上述方法采用滑动窗口技术对图像进行分块稀疏表示,容易导致细节模糊,影响了图像融合的效果^[14]。

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)具有全局耦合性、脉冲同步性的优点,在图像融合中得到了较好的应用^[15-16]。但传统的 PCNN 融合方法大多直接将子带系数作为外部输入,容易导致源图像细节信息的丢失。文献^[17]使用空间频率作为 PCNN 的外部输入,能够较好地保留源图像细节信息。拉普拉斯能量和(SML)能够反映图像的清晰度和边缘信息,比图像空间频率具有更好的细节区分能力^[18],但传统的 SML 不能很好地反映中心像素的重要性及

像素间的相关性,可能影响图像融合的效果。传统 PCNN 融合方法中链接强度为固定值,但实际上每个神经元的链接强度不可能完全一致,而是与特征信息相关联,因此,可以根据图像的局部特征来自适应确定链接强度,并取得了良好效果^[19]。

本文将引导滤波^[20]与高斯低通滤波相结合,同时引入了非下采样方向滤波器,提出一种新的图像融合方法,该方法能够将源图像的低频近似信息、强边缘信息和方向细节信息有效分离。卷积稀疏表示克服了传统稀疏表示由于分块导致的细节模糊,实现了对整幅图像的优化表示^[21],本文提出基于卷积稀疏表示的融合规则,将红外目标的主要能量传递到融合图像,改善了融合结果中目标的对比度。此外,对基于 PCNN 的融合规则进行改进,以改进的拉普拉斯能量和作为外部输入,以改进的空间频率作为链接强度,从而更好地融合高频细节信息。通过多组红外与可见光图像的实验验证,并与其他融合算法进行比较,本文算法获得的融合结果能够有效融合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 相关理论

2.1 引导滤波

作为一种新型边缘保持滤波器,引导滤波由于易于实现,滤波速度快且视觉质量好,受到越来越多的关注。给定待滤波图像 P 时,引导滤波将输出图像 O 假定为引导图像 I 的线性变换:

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

其中: ω_k 是以像素 k 为中心的局部窗口,系数 a_k 和 b_k 通过最小化代价函数 $E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - P_i)^2 + \epsilon a_k^2)$ 进行求解, ϵ 为正则化系数^[20]。

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,采用

$$\begin{cases} F_{i;j}^{k_l}(n) = \text{NSML}_{i;j}^{k_l} \\ L_{i;j}^{k_l}(n) = \exp(-\alpha_l) L_{i;j}^{k_l}(n-1) + V_L \sum_{pq} W_{i;j,pq}^{k_l} Y_{i;j,pq}^{k_l}(n-1) \\ U_{i;j}^{k_l}(n) = F_{i;j}^{k_l}(n) * (1 + \beta L_{i;j}^{k_l}(n)) \\ \theta_{i;j}^{k_l}(n) = \exp(-\alpha_\theta) \theta_{i;j}^{k_l}(n-1) + V_\theta Y_{i;j}^{k_l}(n-1) \\ Y_{i;j}^{k_l}(n) = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{i;j}^{k_l}(n) > \theta_{i;j}^{k_l}(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases}, \quad (3)$$

互补扇形滤波器为基本模块,进行上采样和线性变换,得到具有不同方向支撑域的滤波器组^[22-23]。在滤波过程不进行下采样,而是进行相应的上采样,所以非下采样方向滤波具有平移不变性。四方向的非下采样滤波器组由扇形滤波器和棋盘滤波器级联而成,如图 1 所示。

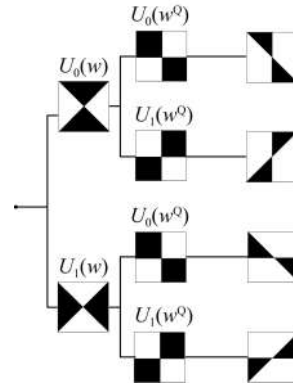


图 1 四方向非下采样滤波器组

Fig. 1 Four directions nonsubsampled filter bank

2.3 卷积稀疏表示

卷积稀疏表示可以看作是传统稀疏表示卷积形式,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,卷积稀疏表示可实现对整幅图像的优化,从而得到整幅图像而不仅仅是局部图像块的稀疏表示。卷积稀疏表示模型表示如下:

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

其中: s 为整个图像, $\{d_m\}$ 是字典滤波器集合, $\{x_m\}$ 是系数映射集合。文献[21]提出一种高效的傅里叶域 ADMM 方法解决稀疏编码问题。本文利用上述方法来实现强边缘部分的融合。

2.4 脉冲耦合神经网络

脉冲耦合神经网络具体模型如下:

$$T_{i,j}^{k_i} = T_{i,j}^{k_i}(n-1) + Y_{i,j}^{k_i}(n), \quad (4)$$

其中: $F_{i,j}^{k_i}(n)$ 表示外部输入, α_L 和 α_0 为时间衰减常数, V_L 和 V_0 表示幅度增益, $W_{i,j,p_i}^{k_i}$ 为连接权值矩阵, $U_{i,j}^{k_i}(n)$ 表示内部活动状态, β 为链接强度, $Y_{i,j}^{k_i}(n)$ 表示脉冲输出, $\theta_{i,j}^{k_i}(n)$ 表示门限值。

3 融合方法及融合规则

3.1 图像分解方法

利用引导滤波将源图像分解为低频分量和高频细节分量,由于边缘保持滤波在滤除高频纹理细节信息的同时较好地保留了图像的边缘,使得其低频分量既有低频近似部分又含有强边缘部分。利用高斯低通滤波将其有效分离,可以在融合时采用相应的规则分别进行处理,有利于进一步提高融合效果。高频细节分量含有丰富的方向信息,引入非下采样方向滤波可以进一步提取方向信息。具体步骤如下:

(1)源图像进行引导滤波得到相应的低频分量和高频细节分量:

$$C = \text{guided filter}(I, G), \quad (5)$$

$$H = I - C, \quad (6)$$

其中: I 为源图像, G 为引导图像, guided filter 表示引导滤波函数, C 为滤波得到的低频分量, H 为高频细节分量。

(2)将源图像进行高斯滤波得到低频近似部分和强边缘部分:

$$AP = \text{gaussian filter}(I), \quad (7)$$

$$EG = C - AP, \quad (8)$$

其中: gaussian filter 表示高斯滤波, AP 为滤波得到的低频近似部分, EG 为强边缘部分。

(3)将高频细节分量 H 进行非下采样方向滤波,得到高频方向细节分量 $H(i, j, k)$, k 为细节分量被分解的方向个数。

为更好地对分解结果进行比较,采用文献[5]方法对 Uncamp 图像进行相应的分解,并与本文方法进行对比,可以看出,由于引导滤波相比双边滤波能够更好地保持图像边缘,文献[5]方法的高频细节部分中残存了更多的边缘信息,使得其在强边缘部分得到的边缘信息比本文方法少,也就是说本文分解方法的分离效果更好,从而更利于下一步的融合处理。图 2 所示为本文方法得到的分解结果,图 3 为文献[5]方法得到的分解结果。

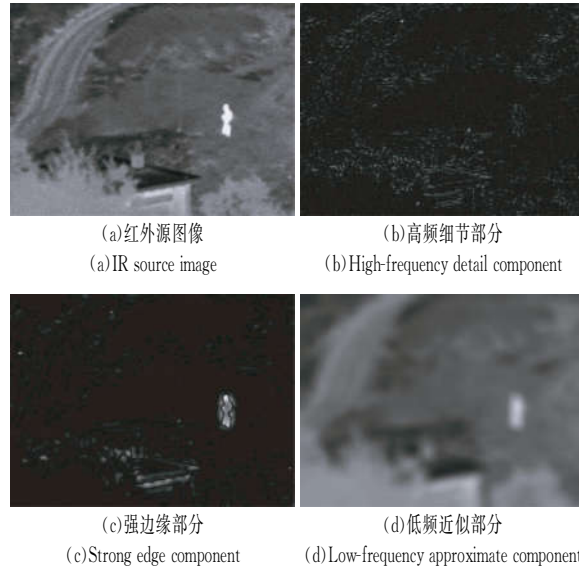


图 2 本文方法的分解结果

Fig. 2 Decomposed result of proposed method

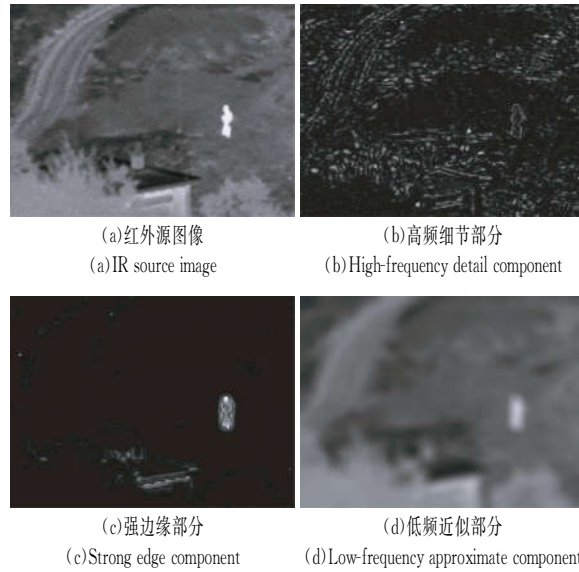


图 3 文献[5]方法的分解结果

Fig. 3 Decomposed result of Ref. [5] method

3.2 融合方法

本文融合方法步骤如下:

(1)利用 3.1 节提出的方法对源图像 A 和 B 进行分解,得到低频近似部分 $AP_A(i, j)$ 、 $AP_B(i, j)$,强边缘部分 $EG_A(i, j)$ 、 $EG_B(i, j)$ 和方向细节部分 $H_A(i, j, k)$ 、 $H_B(i, j, k)$, k 为细节分量被分解的方向个数;

(2)对低频近似部分应用基于区域能量的融

合规则,得到融合后的低频近似部分 $AP_F(i, j)$;

(3)对强边缘部分采用基于卷积稀疏表示的融合规则,得到融合后的强边缘部分 $EG_F(i, j)$;

(4)对方向细节部分采用改进的 PCNN 融合规则进行处理,得到融合的方向细节部分 $H_F(i, j, k)$,而后进行方向滤波重构得到融合的高频细节分量 $H_F(i, j)$;

(5)进行多尺度逆变换,得到最终的融合图像 I_F 。

$$I_F(i, j) = AP_F(i, j) + EG_F(i, j) + H_F(i, j). \quad (9)$$

3.3 融合规则

3.3.1 低频近似部分

低频近似部分包含了源图像的概率信息,本文采用区域能量的规则进行融合。

$$AP_F(i, j) = \begin{cases} AP_A(i, j), E_A(i, j) \geq E_B(i, j) \\ AP_B(i, j), E_A(i, j) < E_B(i, j) \end{cases}, \quad (10)$$

其中 $E(i, j)$ 表示区域能量值,计算公式如下:

$$E(i, j) = \sum_{p=-\frac{P+1}{2}}^{\frac{P+1}{2}} \sum_{q=-\frac{Q+1}{2}}^{\frac{Q+1}{2}} \omega * [AP(i+p, j+q)]^2, \quad (11)$$

其中 $\omega = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$,区域的大小一般取为奇

数,如 3×3 或 5×5 等,本文取 3×3 ^[24]。

3.3.2 强边缘部分

强边缘部分包含了源图像中显著目标信息,基于系数选择或加权平均的低频融合规则,容易导致源图像中的有用信息的丢失和目标对比度降低。基于稀疏表示的融合规则能够改善融合图像的对比度,但传统的稀疏表示采用滑动窗口技术对图像进行分块稀疏表示,容易导致细节的模糊,一定程度上也影响了融合的质量。由于卷积稀疏表示具有整体优化的特点,本文提出一种基于卷积稀疏表示的融合规则。

(1)对强边缘部分进行卷积稀疏表示,得到系数映射 $x_{A,m}(i, j)$ 、 $x_{B,m}(i, j)$;

(2)计算系数映射的 l_1 范数 $\alpha_{A,m}(i, j) = \|x_{A,m}(i, j)\|_1$ 、 $\alpha_{B,m}(i, j) = \|x_{B,m}(i, j)\|_1$,采用式(12)的规则得到融合的系数映射 $x_{F,m}(i, j)$;

$$x_{F,m}(i, j) = \begin{cases} x_{A,m}(i, j), \alpha_{A,m}(i, j) \geq \alpha_{B,m}(i, j) \\ x_{B,m}(i, j), \alpha_{A,m}(i, j) < \alpha_{B,m}(i, j) \end{cases}. \quad (12)$$

(3)对系数映射重构得到融合的强边缘部分。

$$EG_F(i, j) = \sum_{m=1}^M d_m * x_{F,m}. \quad (13)$$

3.3.3 方向细节部分

(1)改进的拉普拉斯能量和。

传统的 SML 只计算了水平和垂直方向相邻像素的相关性,没有考虑对角方向像素的影响,本文将对角方向的相邻像素一并进行考虑,提出改进的拉普拉斯能量和(ISML)。各像素与中心像素点的距离远近使得其对中心像素的贡献有所差异,因此,将距中心较近的水平 and 垂直方向像素权值设为 1,距中心较远的对角方向像素权值设为 $1/\sqrt{2}$ 。改进的 ISML 由式(14)、(15)得出:

$$\begin{aligned} IML(i, j) = & |2I(i, j) - I(i-1, j) - I(i+1, j)| + \\ & |2I(i, j) - I(i, j-1) - I(i, j+1)| + \\ & \frac{1}{\sqrt{2}} |2I(i, j) - I(i-1, j-1) - I(i+1, j+1)| + \\ & \frac{1}{\sqrt{2}} |2I(i, j) - I(i+1, j-1) - I(i-1, j+1)|, \end{aligned} \quad (14)$$

$$ISML(i, j) = \sum_{p=-\frac{P+1}{2}}^{\frac{P+1}{2}} \sum_{q=-\frac{Q+1}{2}}^{\frac{Q+1}{2}} [IML(i+p, j+q)]^2. \quad (15)$$

(2)改进的空间频率。

传统空间频率仅计算行频率和列频率,同样忽略了对角方向像素的影响,本文将两个斜对角方向一并进行考虑,提出改进的空间频率(ISF)计算方法。

$$\begin{cases}
 ISF = \sqrt{RF^2 + CF^2 + DF_1^2 + DF_2^2} \\
 RF = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} [I(i, j+1) - I(i, j)]^2} \\
 CF = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} [I(i+1, j) - I(i, j)]^2} \\
 DF_1 = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \left\{ \frac{[I(i, j) - I(i+1, j+1)]^2}{\sqrt{2}} + \frac{[I(i, j) - I(i-1, j-1)]^2}{\sqrt{2}} \right\}} \\
 DF_2 = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \left\{ \frac{[I(i, j) - I(i-1, j+1)]^2}{\sqrt{2}} + \frac{[I(i, j) - I(i+1, j-1)]^2}{\sqrt{2}} \right\}}
 \end{cases} \quad (16)$$

(3)方向细节部分融合规则。

为了更好地提取细节信息,提出一种以 ISML 为外部输入、以 ISF 为链接强度的 PCNN 融合规则,步骤如下:

步骤 1:利用式(14)和式(15)计算高频方向细节部分的 $ISML_A(i, j, k)$ 、 $ISML_B(i, j, k)$,然后将其作为 PCNN 的外部输入;

步骤 2:利用式(16)计算空间频率,然后利用式(17)计算链接强度;

$$\beta(i, j) = \frac{1}{1 + \exp[-ISF(i, j)]} \quad (17)$$

步骤 3:通过式(3)和式(4)得到脉冲点火输出幅度总和 $T_{i,j}^{k,A}$ 、 $T_{i,j}^{k,B}$,进而由式(18)获得融合的高频方向细节。

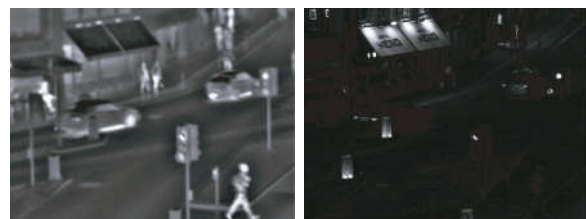
$$D_F(i, j, k) = \begin{cases} D_A(i, j, k), T_{i,j}^{k,A} \geq T_{i,j}^{k,B} \\ D_B(i, j, k), T_{i,j}^{k,A} < T_{i,j}^{k,B} \end{cases} \quad (18)$$

4 实验及结果分析

为了验证算法的效果,对 4 组典型的红外与可见光图像进行实验,并与其他 5 种图像融合算法得到的结果进行比较,分别是:离散小波变换(DWT)、基于非下采样轮廓波变换和脉冲耦合神经网络的方法^[17](NSCT+PCNN)、基于引导滤波的方法^[9](GFF)、基于离散小波变换和稀疏表示的方法^[13](DWT+SR)、基于双边和高斯混合滤波的方法^[5](BGH)。DWT 方法选用 dbss2, 2 小波,低频分量采用平均融合规则,高频分量采用基于区域能量的融合规则^[24],源图像分解层数均取三层。NSCT+PCNN 方法、GFF 方法、DWT+SR 方法和 BGH 方法相关参数均按照文献选取,本文算法的方向滤波器采用“vk”,分解方向

数为 16。PCNN 参数如下:迭代次数为 200, $V_\theta = 20$, $V_L = 1.0$, $\alpha_r = 0.06931$, $\alpha_\theta = 0.2$, $W_{ij, \nu}^k = [0.707, 1, 0.707; 1, 0, 1; 1, 0, 0.707]$ 。通过多组实验分析,引导滤波和高斯滤波参数会一定程度上影响融合结果。融合结果的客观评价指标会随着引导滤波中参数 r 和 ϵ 的增大而逐渐减小;而融合结果评价指标中的互信息会随高斯滤波参数 σ 的增大而逐渐缩小,其余客观指标随 σ 的增大呈增加趋势。综合上述分析及实验结果,相关参数取 $r=3$, $\epsilon=0.001$; $\sigma=16$ 。源图像及融合结果如图 4~7 所示。

图 4 为 Quad 源图像的融合实例。可见光图像中广告牌显示较清晰,其他细节比较模糊,而红外图像能够显示行人、车辆等细节,广告牌模糊不清。DWT 方法得到的融合图像对比度较低,广告牌、行人等细节信息相对模糊,且存在块效应。NSCT+PCNN 方法、GFF 方法及 DWT+SR 方法得到的融合结果对比度较高,图像更清晰,但 NSCT+PCNN 方法和 GFF 方法融合结果中广告牌等细节部分的融合效果相对较差,DWT+SR 方法融合结果中存在一定的空间不连续现象。BGH 方法对比度较低,融合效果不理想。相比之下本文方法得到的融合图像清晰度更高,行人、广告牌等细节清晰可辨。



(a) 红外源图像

(b) 可见光源图像

(a) Infrared source image

(b) Visible source image



图 4 Quad 源图像融合结果

Fig. 4 Fusion results of Quad source images

图 5 为 Kayak 源图像的融合实例。红外图像提供了较多的目标信息,而可见光图像由于夜暗影响只能反映较少的场景信息。从融合结果看,DWT 方法得到的融合图像对比度相对较低,清晰度不足。BGH 方法融合结果对比度较低,视觉效果较差。NSCT + PCNN 方法、GFF 方法、DWT + SR 方法和本文方法得到的融合结果更加清晰,图像对比度更高,相对而言,本文方法所得结果的信息更完整准确。

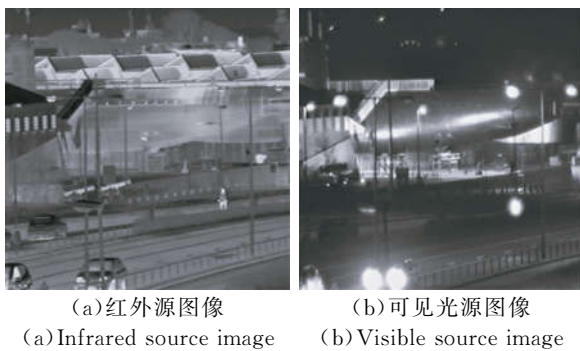


图 5 Kayak 源图像融合结果

Fig. 5 Fusion results of Kayak source images

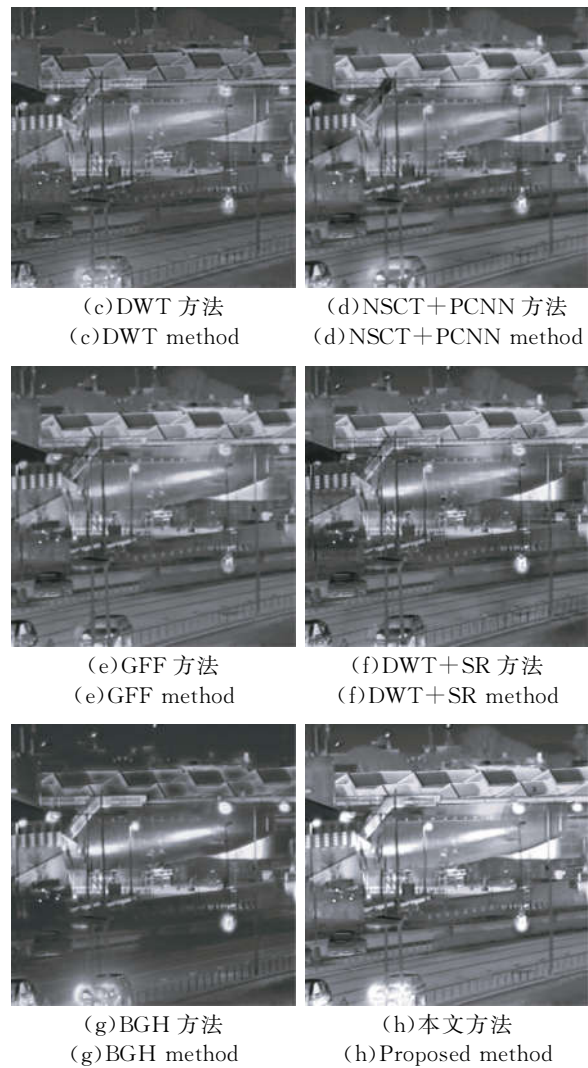


图 6 为 Uncamp 源图像的融合实例。红外图像中目标清晰,场景比较模糊,可见光图像中场景细节清晰,而目标难以分辨。DWT 方法融合图像的对对比度较低,场景也相对模糊,且融合结果存在块效应。GFF 方法融合结果优于上述两种方法,但对比度仍然不高。NSCT + PCNN 方法、DWT + SR 方法融合结果对比度较高,但两者融合结果均出现空间不连续问题,影响了整体融合效果。BGH 方法和本文方法得到的融合结果中,目标以及灌木等场景细节信息保留较好,整体效果较好,相比之下,本文方法融合结果的目标对比度更高,更清晰可辨。

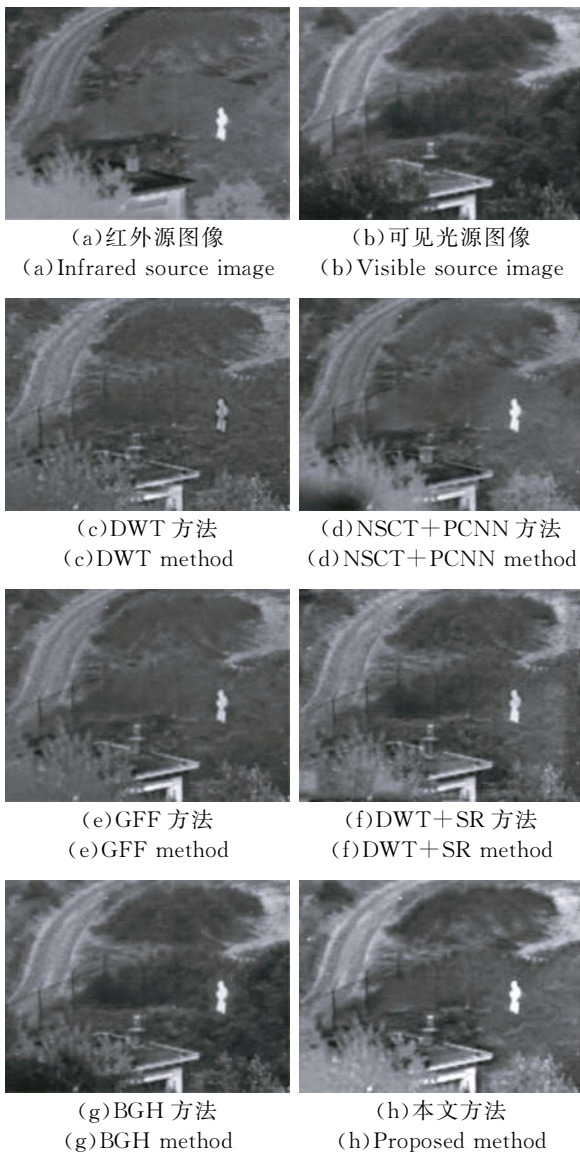


图 6 Uncamp 源图像融合结果

Fig. 6 Fusion results of Uncamp source images

图 7 为 Leaves 源图像的融合实例。可见光图像较好地提供了树叶信息,目标的对比度较低,而红外图像比较清晰地反映了目标信息,树叶的对比度较低。DWT 方法得到的融合图像目标板的对比度相对较低。BGH 方法融合效果同样不够理想。NSCT+PCNN 方法、GFF 方法、DWT+SR 方法和本文方法所得融合结果的对比度更高,比较来看,本文方法融合结果的目标板更接近红外源图像,对比度更高,目标板及周围细节信息更丰富,整体视觉效果更好。

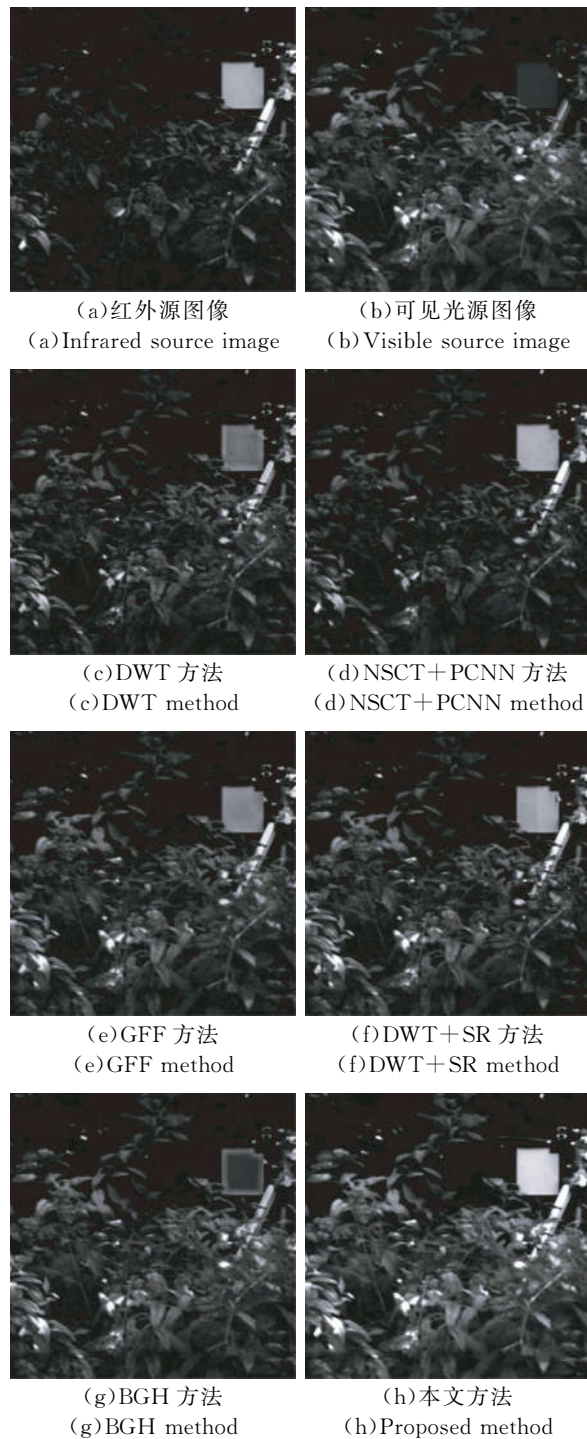


图 7 Leaves 源图像融合结果

Fig. 7 Fusion results of Leaves source images

图 8~图 11 为 4 组融合实验结果的局部放大图,从图中可以看出,本文方法的融合结果的对比度更高,目标更清晰,细节表现更好,融合效果更佳。

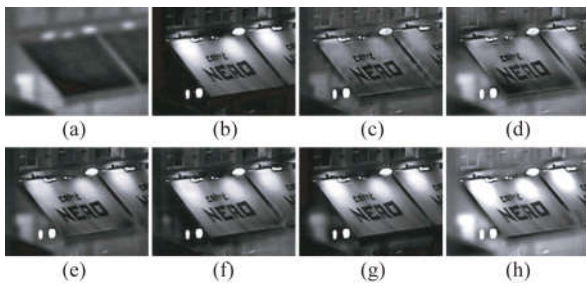


图 8 Quad 融合结果局部放大图

Fig. 8 Partial enlarged view of Quad's fusion results

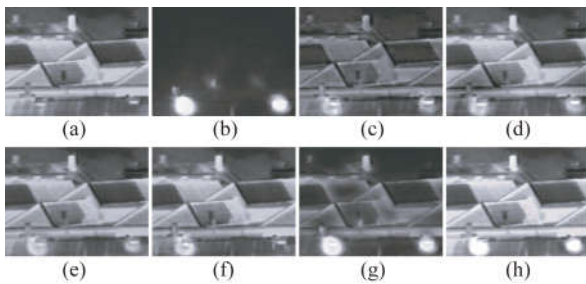


图 9 Kayak 融合结果局部放大图

Fig. 9 Partial enlarged view of Kayak's fusion results

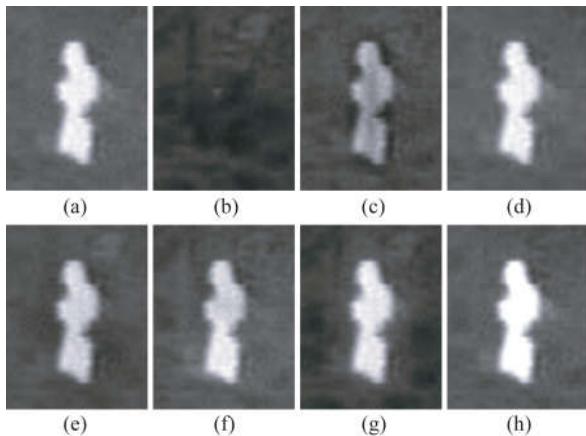


图 10 Uncamp 融合结果局部放大图

Fig. 10 Partial enlarged view of Uncamp's fusion results

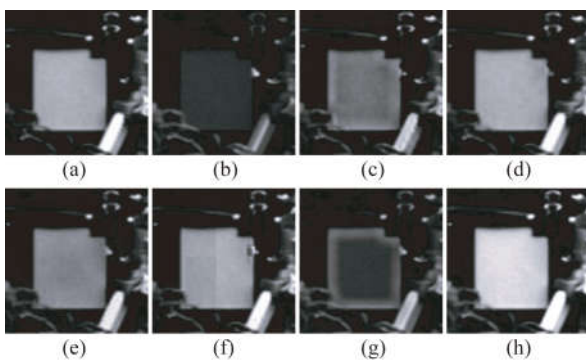


图 11 Leaves 融合结果局部放大图

Fig. 11 Partial enlarged view of Leaves' fusion results

为了更加客观地评价融合效果,本文采用标准差(Standard Deviation, STD)、信息熵(Information Entropy, IE)、互信息(Mutual Information, MI)、平均梯度(Average Gradient, AG)、空间频率(Spatial Frequency, SF)等客观指标^[1,25-26]对融合结果进行评价。标准差描述了图像灰度相对于平均灰度的离散程度,标准差越大,图像反差越大,对比度越好;信息熵是衡量图像信息丰富程度的重要指标,信息熵越大,图像信息越丰富,效果越好;互信息反映了融合图像从源图像中获取信息量的多少,互信息越大,获得的信息越多;平均梯度反映了图像的清晰度,平均梯度越大,表示图像越清晰,融合效果越好;空间频率表示图像空间的总体活跃程度,空间频率越大,融合质量越好。客观评价数据如表 1~4 所示。

从表 1~4 可以看出,DWT 融合方法由于不具备平移不变性,采用低频平均的融合规则,融合结果块效应明显,对比度较低,各项客观指标均比较低。NSCT+PCNN 方法具备了平移不变性,并采用了 PCNN 的融合策略,能够较好地提取源图像细节特征,各项客观评价指标均有提高。GFF 方法采用引导滤波改善了空间一致性,提高了融合质量,各项客观指标较高。DWT+SR 方法综合了 DWT 和稀疏表示的优点,融合结果对比度较好,大部分客观指标均有所提高,但空间不一致性影响了融合效果。BGH 方法虽然有效分离了相关信息,但其融合权重系数依赖于红外目标信息,导致部分融合结果不够理想。本文方法的所有客观评价指标中,除了表 3 的信息熵和互信息、表 4 互信息低于 BGH 方法外,其他指标都高于另外 5 种方法,说明本文方法从源图像获得的信息量更多,对比度更高,目标更加清晰,具有同主观视觉效果相一致的、优于其他融合方法的客观评价结果。主要原因在于采用了引导滤波与高斯低通滤波结合的方式,更好地将强边缘部分和低频近似部分分离开来,从而有针对性地选取相应的融合规则,非下采样方向滤波器的应用,使得本方法能够有效提取源图像中的高频细节方向信息。同时,在强边缘融合时采用了基于卷积稀疏表示的规则,能够更好地将能量从源图像传递到融合图像中,使得融合结果的对比度得到了改善。高频细节采用基于改进的 PCNN 的融合规

则,能够有效地提取源图像的细节信息,获得更多的信息量,从而得到了高于其他融合方法的客观评价指标。与主观视觉效果和客观评价指标都较

好的 DWT+SR 方法相比,本文方法的各项客观评价指标平均提高了 20.28%、2.24%、47.41%、5.34%、8.02%。

表 1 Quad 融合图像客观评价

Tab. 1 Objective evaluation of Quad fused images

指标	DWT	NSCT+PCNN	GFF	DWT+SR	BGH	Proposed method
STD	23.197 6	34.379 0	32.253 4	36.014 7	33.702 0	40.565 2
IE	6.023 9	6.753 9	6.532 8	6.839 3	5.763 2	6.922 2
MI	1.914 6	3.030 8	1.714 6	2.249 6	2.610 0	3.966 6
AG	4.091 2	4.337 8	4.133 5	4.433 4	3.152 6	4.533 4
SF	11.983 8	12.098 2	12.014 0	12.603 5	11.105 0	13.121 5

表 2 Kayak 融合图像客观评价

Tab. 2 Objective evaluation of Kayak fused images

指标	DWT	NSCT+PCNN	GFF	DWT+SR	BGH	Proposed method
STD	33.349 5	37.321 6	37.203 1	40.018 1	41.977 1	47.841 7
IE	6.943 7	7.114 4	7.094 4	7.161 3	6.901 3	7.325 1
MI	2.005 7	2.213 0	2.513 4	2.535 9	3.284 8	4.074 1
AG	5.854 5	5.673 9	5.542 4	6.050 4	4.455 6	6.534 3
SF	12.446 2	12.146 9	12.176 7	12.919 9	10.703 6	14.097 6

表 3 Uncamp 融合图像客观评价

Tab. 3 Objective evaluation of Uncamp fused images

指标	DWT	NSCT+PCNN	GFF	DWT+SR	BGH	Proposed method
STD	24.816 0	27.558 5	26.327 4	30.491 0	36.764 7	38.541 6
IE	6.402 9	6.707 9	6.462 6	6.841 5	7.064 2	6.938 8
MI	1.487 2	1.858 5	1.609 6	1.651 9	3.935 4	2.330 8
AG	5.736 9	4.426 1	4.864 7	5.997 0	5.277 7	6.242 8
SF	10.718 0	8.879 7	9.924 6	11.361 5	10.351 8	12.292 3

表 4 Leaves 融合图像客观评价

Tab. 4 Objective evaluation of Leaves fused images

指标	DWT	NSCT+PCNN	GFF	DWT+SR	BGH	Proposed method
STD	34.836 5	37.880 8	38.829 2	41.701 3	36.598 3	51.340 4
IE	6.568 2	6.417 1	6.754 2	6.773 0	6.705 9	7.048 4
MI	3.451 7	3.007 7	3.823 4	3.654 6	6.377 5	4.505 2
AG	9.515 6	8.510 3	9.197 9	10.088 6	9.124 2	10.676 7
SF	20.842 3	19.219 7	20.130 9	22.051 5	19.621 1	24.152 3

5 结 论

本文融合方法将引导滤波、高斯低通滤波与非下采样方向滤波相结合,实现了源图像中低频近似信息、强边缘信息和高频细节方向信息的有效分离,更有利于融合过程中对相关信息的提取。在融合规则上,根据各分量的不同特点分别制定了相应的融合规则,对强边缘部分提出基于卷积

稀疏表示的融合规则,避免了系数选择法或简单平均法带来的图像信息丢失、对比度降低、目标指示能力弱的问题;对高频细节方向分量采用以改进的拉普拉斯能量和为外部输入、以改进的空间频率为链接强度的 PCNN 融合规则,捕获源图像中更多的细节信息。多组实验结果表明,本文提出的算法能够有效融合源图像的细节信息,取得了较好的融合效果,其主客观综合性能优于其他几种传统的图像融合方法。

参考文献:

- [1] 殷明, 段普宏, 褚标, 等. 基于非下采样双树复轮廓波变换和稀疏表示的红外和可见光图像融合 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(7): 1763-1771.
YIN M, DUAN P H, CHU B, *et al.*. Fusion of infrared and visible images combined with NSDTCT and sparse representation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(7): 1763-1771. (in Chinese)
- [2] 张蕾, 金龙旭, 韩双丽, 等. 采用非采样 Contourlet 变换与区域分类的红外和可见光图像融合 [J]. 光学精密工程, 2015, 23(3): 810-818.
ZHANG L, JIN L X, HAN SH L, *et al.*. Fusion of infrared and visual images based on non-sampled Contourlet transform and region classification [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(3): 810-818. (in Chinese)
- [3] 孔韦韦, 雷英杰, 雷阳, 等. 基于改进型 NSCT 变换的灰度可见光与红外图像融合方法 [J]. 控制与决策, 2010, 25(11): 1607-1612.
KONG W W, LEI Y J, LEI Y, *et al.*. Fusion method for gray-scale visible light and infrared images based on improved NSCT [J]. *Control and Decision*, 2010, 25(11): 1607-1612. (in Chinese)
- [4] 李栋, 王敬东, 李鹏. 基于 NSCT 变换和小波变换相结合的图像融合算法研究 [J]. 光电子技术, 2011, 31(2): 87-92.
LI D, WANG J D, LI P. Image fusion algorithms by combining NSCT and wavelet transform [J]. *Optoelectronic Technology*, 2011, 31(2): 87-92. (in Chinese)
- [5] 周志强, 汪渤, 李立广, 等. 基于双边与高斯滤波混合分解的图像融合方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(1): 8-13.
ZHOU ZH Q, WANG B, LI L G, *et al.*. Image fusion based on a hybrid decomposition via bilateral and Gaussian filters [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, 38(1): 8-13. (in Chinese)
- [6] ZHAO J F, ZHOU Q, CHEN Y T, *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.
- [7] ZHAO J F, FENG H J, XU ZH H, *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.
- [8] HU J W, LI SH T. The multiscale directional bilateral filter and its application to multisensor image fusion [J]. *Information Fusion*, 2012, 13(3): 196-206.
- [9] LI SH T, KANG X D, HU J W. Image fusion with guided filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [10] MENG X CH, LI J, SHEN H F, *et al.*. Pansharpening with a guided filter based on three-layer decomposition [J]. *Sensors*, 2016, 16(7): 1068.
- [11] BENNETT E P, MASON J L, MCMILLAN L. Multispectral bilateral video fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(5): 1185-1194.
- [12] LIU Y, WANG Z F. A practical pan-sharpening method with wavelet transform and sparse representation [C]. *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques*, IEEE, 2013: 288-293.
- [13] LIU Y, LIU SH P, WANG Z F. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation [J]. *Information Fusion*, 2015, 24: 147-164.
- [14] 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.
- [15] 刘盛鹏, 方勇. 基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合算法及其在可见光与红外线图像融合中的应用 [J]. *红外与毫米波学报*, 2007, 26(3): 217-221.
LIU SH P, FANG Y. Infrared image fusion algorithm based on Contourlet transform and improved pulse coupled neural network [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2007, 26(3): 217-221. (in Chinese)
- [16] GENG P, WANG ZH Y, ZHANG ZH G, et al.. Image fusion by pulse couple neural network with shearlet [J]. *Optical Engineering*, 2012, 51(6): 067005.
- [17] QU X B, YAN J W, XIAO H ZH, et al.. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampled contourlet transform domain [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [18] HUANG W, JING ZH L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(4): 493-500.
- [19] 李奕, 吴小俊. 粒子群进化学习自适应双通道脉冲耦合神经网络图像融合方法研究 [J]. *电子学报*, 2014, 42(2): 217-222.
LI Y, WU X J. A novel image fusion method using self-adaptive dual-channel pulse coupled neural networks based on PSO evolutionary learning [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(2): 217-222. (in Chinese)
- [20] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [21] WOHLBERG B. Efficient algorithms for convolutional sparse representations [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(1): 301-315.
- [22] DA CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The non-subsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [23] 李俊峰, 李其中, 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.
LI J F, LI Q SH, ZHANG Y, et al.. The non-subsampled directional filter bank and its application in remote sensing image fusion [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(10): 2047-2053. (in Chinese)
- [24] BURT P J, KOLCZYNSKI R J. Enhanced image capture through fusion [C]. *Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision*, IEEE, 1993: 173-182.
- [25] 汪玉美, 陈代梅, 赵根保. 基于目标提取与拉普拉斯变换的红外和可见光图像融合算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(1): 11002.
WANG Y M, CHEN D M, ZHAO G B. Image fusion algorithm of infrared and visible images based on target extraction and Laplace transformation [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(1): 11002. (in Chinese)
- [26] 王昕, 吉桐伯, 刘富. 结合目标提取和压缩感知的红外与可见光图像融合 [J]. *光学精密工程*, 2016, 24(7): 1743-1753.
WANG X, JI T B, LIU F. Fusion of infrared and visible images based on target segmentation and compressed sensing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(7): 1743-1753. (in Chinese)

作者简介:



刘先红(1977—),男,河北无极人,工程师,2006年于西安电子科技大学获得硕士学位,主要从事图像融合、目标跟踪等方面的研究。E-mail: lxhfree@126.com

导师简介:



陈志斌(1965—),男,湖南益阳人,研究员,博士生导师,2005年于北京理工大学获得博士学位,主要从事光电检测、红外目标识别与跟踪等方面研究。E-mail:shangxinboy@163.com