

基于引导滤波与改进 PCNN 的 多聚焦图像融合算法

杨艳春, 李娇, 党建武, 王阳萍

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 针对多聚焦图像融合中目标物边缘处产生虚影的问题, 提出一种基于引导滤波与改进脉冲耦合神经网络(PCNN)的多聚焦图像融合算法。该算法利用引导滤波器对源图像进行多尺度边缘保持分解, 对分解得到的基本图像和细节图像采用不同的引导滤波加权融合策略进行初步融合; 将初步融合图作为外部输入激励刺激改进的 PCNN 模型; 根据融合权重图对多幅源图像进行融合, 获得最终的融合图像。实验结果表明, 与传统融合算法相比, 本文方法较好地保留了源图像的边缘、区域边界以及纹理等细节信息, 避免了目标物边缘处产生虚影, 提高了融合图像的质量。

关键词 图像处理; 图像融合; 多聚焦图像; 改进脉冲耦合神经网络模型; 引导滤波器

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0510001

Multi-Focus Image Fusion Based on Guided Filtering and Improved PCNN

Yang Yanchun, Li Jiao, Dang Jianwu, Wang Yangping

School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract To solve the problem that multi-focus image fusion results in virtual shadow at the target object edge, a multi-focus image fusion algorithm is proposed based on the guided filtering and improved pulse coupled neural network (PCNN). The source image is decomposed by a guided filter with the multi-scale edge-preserving decomposition, and the preliminary fusion, and the obtained basic and detail images are fused preliminarily by different guided filtering weighted fusion strategies. Preliminary fusion image is used as external input excitation to stimulate the improved PCNN model. The source images are according to the fusion weight map to obtain the final fusion image. Experimental results show that, compared with traditional fusion algorithms, the detail information of edge, region boundary and texture of source images are preserved by the proposed algorithm, which avoids virtual shadow at target object edge, and improves fusion image quality.

Key words image processing; image fusion; multi-focus image; improved pulse coupled neural network model; guided filter

OCIS codes 100.2960; 110.4190; 330.6110; 350.2660

1 引 言

近年来, 图像融合作为一门快速发展的重要技术在许多方面展现出广泛的应用前景^[1]。图像融合是把两幅或多幅源图像中相关联的有效信息结合成一幅综合图像。经过融合处理的图像可弥补单一图像信息量不足的问题, 更适合人眼观察或计算机

处理^[2]。

多聚焦图像融合是指将拍摄相同场景的多幅焦点不同的图像, 融合成一幅比源图像更清晰的图像^[3-4]。现代光学镜头的景深有限^[5], 很难获取一幅所有物体均清晰的图像, 而多聚焦图像融合技术的出现能够有效解决该问题, 提高图像分割的精度, 消除数据间的冗余。

收稿日期: 2017-09-27; 收到修改稿日期: 2017-11-28

基金项目: 国家自然科学基金(61562057, 61162016, 61462059)、长江学者和创新团队发展计划(IRT_16R36)、兰州交通大学青年科学基金(2014006)

作者简介: 杨艳春(1979—), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事图像配准与融合方面的研究。

E-mail: yangyanchun102@sina.com

近些年,学者们将基于空间域和变换域的融合方法应用在多聚焦图像融合中。基于空间域的融合方法直接对图像灰度值进行处理^[6],不能取得理想的融合效果,因此,学者们倾向于选择基于变换域的融合方法,该方法主要包括基于金字塔变换、小波变换和其他多尺度变换的融合方法。脉冲耦合神经网络(PCNN)具有脉冲同步性和全局耦合性^[7],能更好地模拟人眼的视觉神经系统,目前被广泛应用于图像融合领域。近年来,由于多尺度变换的良好特性,许多基于多尺度变换与PCNN相结合的图像融合方法^[8-10]相继提出。文献[8]提出了将非下采样轮廓波变换(NSCT)和PCNN相结合的红外与可见光图像融合方法;文献[9]提出了基于Curvelet域自适应PCNN的图像融合方法;文献[10]则提出了非下采样剪切波变换(NSST)和改进PCNN相结合的图像融合方法。这些多尺度变换可以取得较好的融合效果,但是这些融合方法在目标物边缘处会产生虚影。

引导滤波器作为一种保边平滑滤波器,具有良好的边缘平滑功能和边缘梯度保持特性,复杂度较低且性能优异^[11]。近年来许多与引导滤波器相结合的融合算法^[12-14]相继出现。文献[12]将引导滤波器应用于图像融合,取得了理想的融合效果;文献[13]提出了一种基于快速有限剪切波变换(FFST)与引导滤波的多聚焦图像融合算法,丰富了融合图像的细节信息;文献[14]则将改进的引导滤波与双通道脉冲发放皮层模型(DCSCM)相结合,提出了一种红外与可见光图像融合算法。

为了充分利用引导滤波器的保边平滑和复杂度较低等特性,以及PCNN模型的全局耦合和脉冲同步性,本文提出一种基于引导滤波与改进PCNN的多聚焦图像融合算法。首先,利用引导滤波器的边缘保持特性对源图像进行初步融合;然后,将初步融合图作为外部输入激励刺激改进的PCNN模型;最后,根据融合权重图制定的融合规则对源图像进行融合。为了验证本文算法的有效性,将其与其他5种融合方法进行比较。实验结果表明,该方法能够更好地保留源图像的边缘、细节及纹理等信息,同时避免在目标物边缘处产生虚影,达到了很好的融合效果。

2 PCNN模型

2.1 PCNN简化模型

PCNN模型是由Eckhorn等^[7]根据小型哺乳

动物的大脑神经元具有同步脉冲的现象提出来的,由若干个PCNN神经元相互连接所构成的反馈型神经网络,其中每一个神经元由接收域、耦合调制域和脉冲发生器三部分所组成。该模型由于参数过多,难以控制,在实际应用中具有一定局限性。因此,本文应用一种PCNN的简化模型,如图1所示。

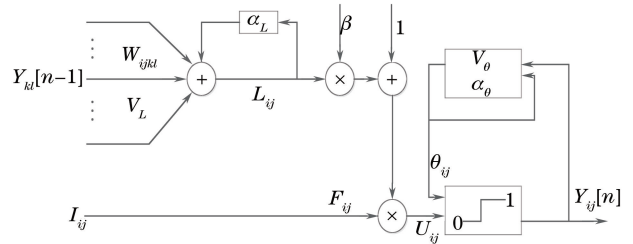


图1 PCNN简化模型

Fig. 1 Simplified model of PCNN

PCNN应用于图像处理时为一个单层连接的二维神经网络。该神经网络中的神经元数目与图像中的像素数目一致,并且位置为 (i, j) 的神经元与位置为 (i, j) 的像素点一一对应。PCNN运行时,神经元 N_{ij} 按照一定规则进行循环计算,具体公式为

$$F_{ij}(n) = I_{ij}, \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L)L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1), \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)), \quad (3)$$

$$\theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1), \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \text{step}[U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)], \quad (5)$$

式中 (i, j) 代表像素在图像矩阵中的位置, n 为迭代次数, F_{ij} 为反馈输入, I_{ij} 为外部输入激励, L_{ij} 和 θ_{ij} 分别为链接输入和动态阈值, U_{ij} 和 Y_{ij} 分别为神经元的内部状态信号和外部输出, α_L 和 α_θ 为时间衰减常数, V_L 和 V_θ 分别为链接输入和动态阈值的放大倍数, β 为内部活动项的链接强度, W_{ijkl} 为链接输入的链接矩阵元素。当 $n=0$,即神经元均处于熄火状态时, $L_{ij}(0)=Y_{ij}(0)=\theta_{ij}(0)=U_{ij}(0)=0$ 。

2.2 改进的PCNN简化模型

PCNN模型通常将图像中每个像素的灰度值作为其外部输入激励,而本文将源图像融合后的初步融合图 Z_{ij} 作为PCNN的外部输入激励^[15],则有

$$F_{ij} = Z_{ij}. \quad (6)$$

由于PCNN简化模型的输出不是1就是0,为了体现点火幅度之间的差异,采用Sigmoid函数对PCNN简化模型的输出进行处理。Sigmoid函数是一个典型的神经元非线性转换函数,可以更好地体

现同步脉冲激发时点火幅度之间的差异。改进后 PCNN 简化模型的输出^[10]为

$$K_{ij}(n) = \frac{1}{1 + \exp[\theta_{ij}(n) - U_{ij}(n)]}, \quad (7)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & \text{if } K_{ij}(n) \geq 0.5 \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (8)$$

式中当 $Y_{ij}(n) = 1$ 时为一次点火, $K_{ij}(n)$ 代表像素点 (i, j) 的脉冲点火输出幅度。则像素点 (i, j) 的脉冲点火输出幅度的总和为

$$T_{ij}(n) = T_{ij}(n-1) + K_{ij}(n). \quad (9)$$

3 引导滤波

2010 年, He 等^[11] 提出一种对引导图像进行处理的滤波器, 引导图像可以是单独的图像也可以是输入图像, 当引导图像为输入图像时, 引导滤波器就是一个保边平滑滤波器。由于引导滤波器的定义用到了局部线性模型, 所以引导滤波器的输出是一个局部线性变换。假设滤波输入图像、滤波输出图像和引导图像分别为 F 、 O 和 J , 引导滤波的关键点是假设 O 和 J 在以像素 n 为中心的窗口中存在局部线性关系。在实际应用中, F 和 J 一般都是预先给定的。假设 O 是 J 在窗口 ω_n 中的线性变换, 窗口以像素 n 为中心, 其大小为 $(2r+1) \times (2r+1)$, 则有

$$O_i = a_n J_i + b_n, \quad \forall i \in \omega_n, \quad (10)$$

式中 a_n 和 b_n 为线性系数, 在局部窗口 ω_n 中为常数, i 和 n 为像素索引。该局部线性模型保证了只有在引导图像 J 存在边缘的情况下, 滤波输出图像 O 也存在相似的边缘, 这是因为 $\nabla O = a_n \nabla J$, 所以引导滤波器具有边缘保持的特性。这与超分辨率、抠图以及图像去雾等研究中使用的模型一致。滤波输出图像 O 其实是滤波输入图像 F 去除纹理或者噪声之后的图像, 即

$$O_i = F_i - n_i. \quad (11)$$

为确定线性系数 a_n 、 b_n , 需要对滤波输出图像 O 进行约束, 即希望滤波输入图像 F 和滤波输出图像 O 之间的差距最小, 从而将问题转化为求最优解问题, 即

$$E(a_n, b_n) = \sum_{i \in \omega_n} [(a_n J_i + b_n - F_i)^2 + \epsilon a_n^2], \quad (12)$$

这里 F 只能是待滤波图像, 并不像 J 那样可以是其他图像。通过最小二乘算法, 可以求出线性系数 a_n 和 b_n 分别为

$$a_n = \frac{1}{|\omega|} \left[\sum_{i \in \omega_n} (J_i F_i) - \mu_n \bar{F}_n \right] / \sigma_n^2 + \epsilon, \quad (13)$$

$$b_n = \bar{F}_n - a_n \mu_n, \quad (14)$$

式中为防止求得过大的 a_n 而引入的正则化参数 $\epsilon > 0$, μ_n 为引导图像 J 在窗口 ω_n 中的均值, σ_n^2 为 J 在窗口 ω_n 中的方差, $|\omega|$ 为窗口 ω_n 中像素的个数, \bar{F}_n 为待滤波图像 F 在窗口 ω_n 中的均值。由于多个窗口会同时包含同一个像素, 即每个像素都可以用多个线性函数描述, 因而, 计算某一点的具体输出值只需要对包含该点的所有的线性函数值取平均值, 即

$$O_i = \bar{a}_i J_i + \bar{b}_i, \quad (15)$$

式中 $\bar{a}_i = \sum_{n \in \omega_i} a_n / |\omega|$, $\bar{b}_i = \sum_{n \in \omega_i} b_n / |\omega|$, ω_i 为包含所有像素 n 的窗口, i 为窗口中心像素的位置。

4 本文方法

图 2 所示为利用本文方法实现多聚焦图像融合的思路框图, 具体步骤为: 1) 将源图像利用引导滤波进行初步融合, 得到初步融合图; 2) 将初步融合图作为外部输入激励刺激改进的 PCNN 模型, 得到融合权重图; 3) 根据融合权重图采取一定的融合规则进行融合, 获得最终的融合图像 U 。

4.1 初步融合图

将源图像输入 PCNN 模型之前, 需要对其先进行初步融合。这里采用引导滤波进行初步融合。该融合算法的具体过程为: 1) 基于引导滤波的多尺度边缘保持分解, 即对配准好的源图像 A 、 B 分别进行多尺度分解, 实现 N 级分解, 得到一个基本图像和由 $N-1$ 个细节图像所组成的图像序列; 2) 融合策略, 对基本图像和细节图像分别采用引导滤波加权融合方法进行融合; 3) 多尺度图像重构, 将由融合策略获得的基本图像和细节图像进行简单相加, 即可得到初步融合图像 Z 。

4.1.1 基于引导滤波的多尺度边缘保持分解

为了使最终的融合图像含有丰富的边缘信息, 采用基于引导滤波的多尺度边缘保持分解 (MGFD) 方法对源图像进行分解^[16]。这里假设输入的源图像为 Z , 对其进行 N 级分解, 得到一幅基本图像 b^{N-1} 和 $N-1$ 幅细节图像 d^j ($j=1, 2, \dots, N-1$)。具体的计算公式为

$$b^j = \text{guidedfilter}(b^{j-1}, b^{j-1}, r, \epsilon), \quad (16)$$

$$d^j = b^{j-1} - b^j, \quad (17)$$

式中 $b^0 = Z$, r 和 ϵ 为引导滤波器的两个自由参数。源图像 Z 可通过简单相加完成重构, 即

$$Z = b^{N-1} + \sum_{j=1}^{N-1} d^j. \quad (18)$$

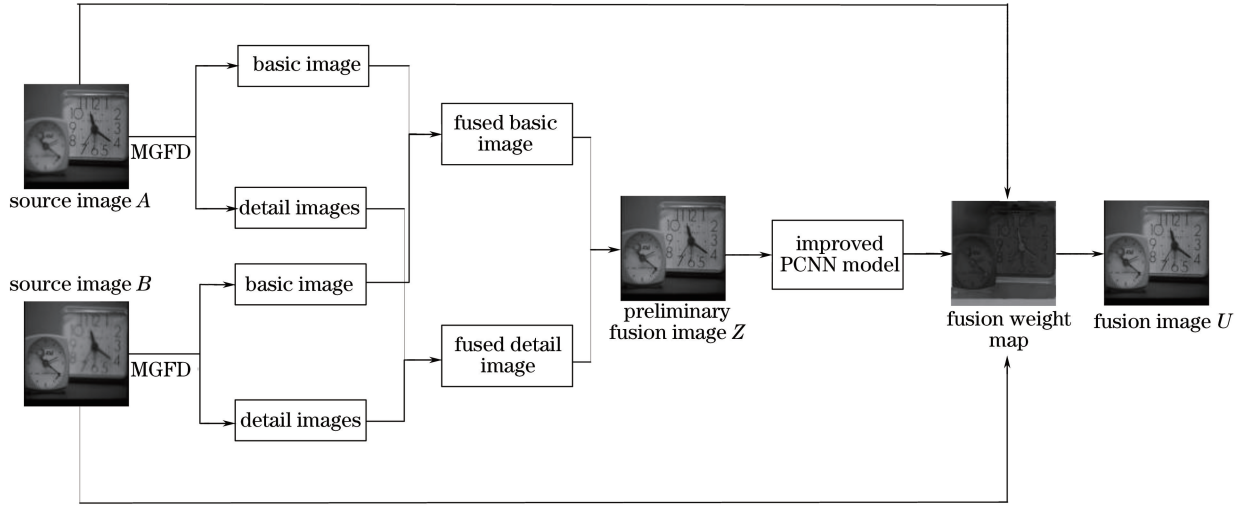


图 2 本文方法思路框图

Fig. 2 Diagram of the proposed method

4.1.2 融合策略

在对源图像进行融合时,融合策略的选取直接决定最终融合图像质量的好坏。研究表明,人类的视觉系统对图像的边缘和纹理等信息非常敏感,因此,融合图像要较好地保留源图像中的细节信息。由于引导滤波器具有边缘平滑功能和边缘梯度保持特性,能够较好地保留源图像的细节信息,因此本文利用引导滤波器对源图像进行分解得到基本图像和细节图像。由于基本图像和细节图像分别代表源图像不同的信息,采用相同的融合规则容易产生失真,故分别采用基于引导滤波的加权融合策略对基本图像和细节图像进行融合处理。

1) 低频信息的融合策略

源图像经多尺度边缘保持分解后,得到的基本图像主要包含源低频信息,主要表示融合图像的轮廓信息。为了将源图像的主要能量信息有效保留,采用性能优异的引导滤波器对低频系数进行加权融合。首先对基本图像进行拉普拉斯高斯滤波,得到高通图像,即

$$H_k^b = b_k^{N-1} * L_{lop}, \quad (19)$$

式中 L_{lop} 表示大小为 9×9 、标准差为 5 的拉普拉斯高斯滤波器, b_k^{N-1} 为基本图像。对得到的 H_k^b 进行高斯低通滤波处理,构造显著图,得到

$$S_k^b = |H_k^b * G|, \quad (20)$$

式中 G 表示大小为 9×9 、标准差为 5 的高斯低通滤波器。显著图能够提供图像中的边缘、区域边界及纹理等细节信息,然后对细节信息进行加权映射,得到初步权重图

$$P_k^b(m) = \begin{cases} 1, & S_k^b(m) = \max[S_1^b(m), S_2^b(m), \dots, S_L^b(m)] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (21)$$

式中 $S_k^b(m)$ 为第 k 幅源图像中第 m 个像素的显著映射值, L 为源图像的总数。

然而,由于上述方法构造的权重图通常存在噪声,并且会在目标物边界处产生不规则的排列,所以融合图像中目标物边界处会产生虚影。空间一致性方法可以有效解决该问题,其多采用构造能量函数的方式表示像素的显著特征,并将边界排列权重作为正则项^[12,16]。

为了实现空间一致性,采用一种引导滤波方法替换基于最优化的方法,对初步权重图进行修正。将基本图像 b_k^{N-1} 作为引导图像,将 $P_k^b (k=1, 2, \dots, L)$ 作为滤波的待输入图像,则有

$$C_k^b = \text{guidedfilter}(b_k^{N-1}, P_k^b, r_1, \epsilon_1). \quad (22)$$

采用最大策略确定最终权值,计算公式为

$$W_k^b(m) = \begin{cases} 1, & C_k^b(m) = \max[C_1^b(m), C_2^b(m), \dots, C_L^b(m)] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (23)$$

最后,将 L 个最终权值进行归一化处理,即可得到融合后基本图像的加权映射权重 $\bar{W}_k^b (k=1, 2, \dots, L)$, 则融合的基本图像可以表示为

$$b^{N-1} = \sum_{k=1}^L (\bar{W}_k^b b_k^{N-1}). \quad (24)$$

2) 高频信息的融合策略

高频信息主要含有源图像的边缘及细节信息。对高频信息的处理直接影响融合图像是否清晰以及

边缘失真是否严重。本文将基于引导滤波的加权融合方法作为高频信息的融合策略。首先对细节图像进行处理,得到高通图像

$$H_k^i = |d_k^i - d_k^i * A_1|, \quad (25)$$

式中 A_1 表示 15×15 的平均滤波器, d_k^i 为细节图像。取 H_k^i 的绝对值局部平均,构造显著图

$$S_k^i = |H_k^i * A_2|, \quad (26)$$

式中 A_2 表示 35×35 的平均滤波器。利用显著图构造加权映射,得到初步权重图

$$P_k^i(m) = \begin{cases} 1, & S_k^i(m) = \max[S_1^i(m), S_2^i(m), \dots, S_L^i(m)] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (27)$$

利用引导滤波的方法实现融合结果图的空间一致性,对初步权重图进行修正。将细节图像 d_k^i 作为引导图像, P_k^i 作为待滤波的输入图像,则有

$$C_k^i = \text{guidedfilter}(d_k^i, P_k^i, r_2, \epsilon_2). \quad (28)$$

采用最大策略确定最终权值,计算公式为

$$W_k^i(m) = \begin{cases} 1, & C_k^i(m) = \max[C_1^i(m), C_2^i(m), \dots, C_L^i(m)] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (29)$$

将 L 个最终权值进行归一化,即可得到最终细节图像的加权映射权重 \bar{W}_k^i ,则融合的细节图像可以表示为

$$d^j = \sum_{k=1}^L (\bar{W}_k^i d_k^i). \quad (30)$$

4.1.3 多尺度图像重构

由以上融合规则可得到融合图像的基本图像和细节图像,对其进行相加,即可获得重构的初步融合图。

4.2 融合权重图

融合权重图可用来精确提取源图像在聚焦区域的信息。将 Z_{ij} 作为改进的 PCNN 模型的外部输入激励刺激改进的 PCNN 模型,进而生成融合权重图。其实现过程为:1)对外部输入激励 Z_{ij} 进行归一化处理,使其取值范围为 $[0, 1]$;2)参数初始化: $L_{ij}(0) = Y_{ij}(0) = \theta_{ij}(0) = U_{ij}(0) = T_{ij}(0) = 0$;3)计算(3)~(4)式和(6)~(8)式;4)如果 $Y_{ij}(n) = 0$,则进行下一步,否则返回步骤3);5)对 PCNN 模型的输出进行归一化处理,使其取值范围为 $[0, 1]$;6)根据 PCNN 模型的输出值获取融合权重图。具体计算公式为

$$W_{ij} = \begin{cases} 0.07Z_{ij}, & Y_{ij} < 0.4 \\ 0.07Z_{ij} + 0.93Y_{ij}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (31)$$

4.3 融合规则

根据融合权重图生成最终的融合图像。首先,

分别计算融合权重图与两幅源图像之间差值的绝对值。具体的计算公式为

$$M_{ij}^A = |W_{ij} - A_{ij}|, \quad (32)$$

$$M_{ij}^B = |W_{ij} - B_{ij}|. \quad (33)$$

如果 $M_{ij}^A - M_{ij}^B < 0.09$ 或者 $M_{ij}^B - M_{ij}^A < 0.09$,说明源图像 A 或 B 中的像素 (i, j) 被选择作为最终融合图像的像素;否则, Z_{ij} 中的像素 (i, j) 被选择作为最终融合图像的像素。具体的公式表示为

$$U_{ij} = \begin{cases} A_{ij}, & M_{ij}^A - M_{ij}^B < 0.09 \\ B_{ij}, & M_{ij}^B - M_{ij}^A < 0.09 \\ Z_{ij}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (34)$$

5 引导滤波器参数与分解级数对算法的影响

引导滤波器的两个自由参数 r 和 ϵ 对融合算法具有一定影响, r 决定了在该窗口下引导图像的显著性差异; ϵ 决定了引导滤波的模糊度,因此, r 和 ϵ 的选择至关重要。多尺度引导滤波的边缘保持分解法的分解级数也对最终的融合效果有影响,通过计算不同参数值下融合图像的平均梯度(AG)、标准差(STD)、互信息(MI)、基于边缘信息保持度的性能评价指标 $Q_{AB/F}$ ^[17] 和空间频率误差比 Q_{SF} ^[18] 5 个评价指标进行定量分析后,选取合适的参数值。其中, AG、STD、MI 和 $Q_{AB/F}$ 4 个指标值越大说明融合效果越好^[19] ($Q_{AB/F}$ 值不超过 1); Q_{SF} 绝对值越小,说明融合效果越好。

5.1 引导滤波器参数的影响

依次对(22)式、(28)式中的 r_1, ϵ_1 和 r_2, ϵ_2 进行分析。分析 r_1 对算法的影响时,其他参数固定,依次为 $\epsilon_1 = 0.3, r_2 = 14$ 和 $\epsilon_2 = 10^{-6}$;分析 ϵ_1 对算法的影响时,其他参数固定,依次为 $r_1 = 28, r_2 = 14$ 和 $\epsilon_2 = 10^{-6}$; r_2 和 ϵ_2 对算法的影响采用相同的方法进行分析。

从图 3~4 可以看出,当对细节图像进行融合时, r 太大或太小都会对图像的融合效果产生不利的影 响。当对基本图像进行融合时,需要大尺度的 r 和 ϵ 。因此,本文算法将引导滤波器的参数设置为 $r_1 = 25, r_2 = 14, \epsilon_1 = 0.1$ 和 $\epsilon_2 = 10^{-2}$ 。因为本文算法不是特别依靠精确的引导滤波器参数选择,因此采用固定的参数设置能够获得较好的融合效果。

5.2 分解级数的影响

当进行多尺度分解时,分解级数过少,体现不出

多尺度融合图像的优势;分解级数过多,细节图像包含的高频信息量逐渐减少,对应的基本图像的能量逐渐减少,则基本图像携带的高频信息量也将逐渐减少。因此,分解级数过多,细节图像和基本图像携

带的高频信息量的减少不利于后期对源图像进行融合。通过计算分解级数为 $N = \{2, 3, \dots, 8\}$ 时融合图像的 AG、STD、MI、 $Q_{AB/F}$ 和 Q_{SF} 值定量分析融合图像的融合效果,结果如图 5 所示。

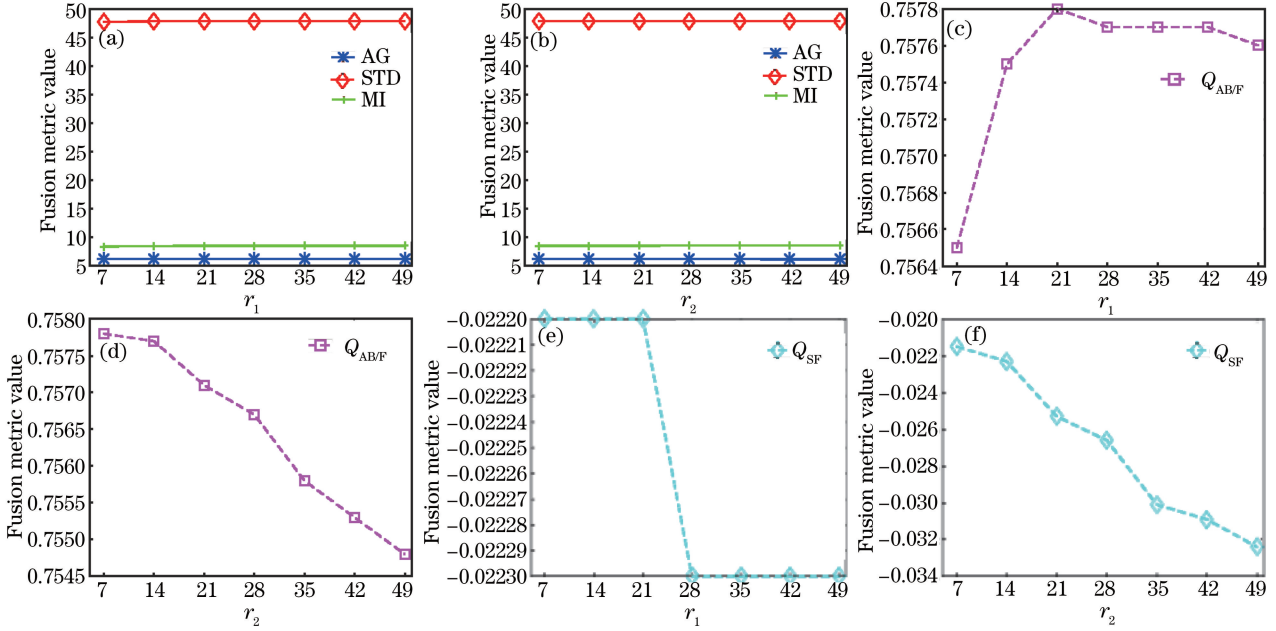


图 3 参数 r_1 和 r_2 的客观评价价值变化图。(a) r_1 (AG、STD 和 MI); (b) r_2 (AG、STD 和 MI); (c) $r_1(Q_{AB/F})$; (d) $r_2(Q_{AB/F})$; (e) $r_1(Q_{SF})$; (f) $r_2(Q_{SF})$

Fig. 3 Variation of evaluation parameters with different values of parameters r_1 and r_2 . (a) r_1 (AG, STD and MI); (b) r_2 (AG, STD and MI); (c) $r_1(Q_{AB/F})$; (d) $r_2(Q_{AB/F})$; (e) $r_1(Q_{SF})$; (f) $r_2(Q_{SF})$

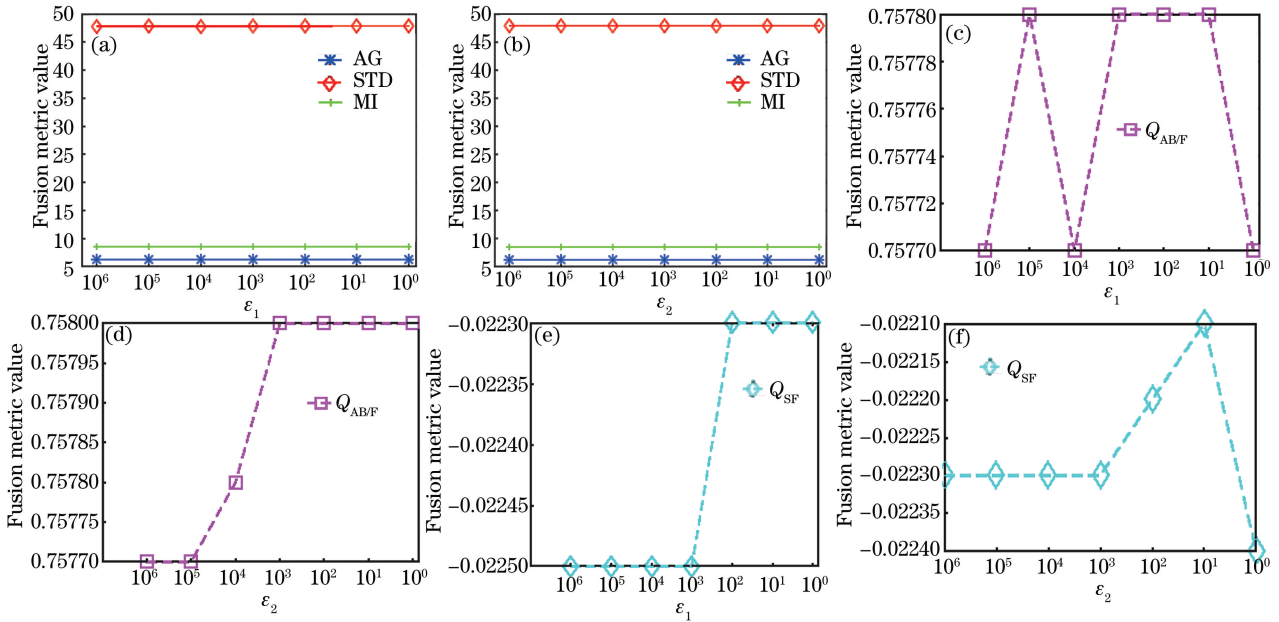


图 4 参数 ϵ_1 和 ϵ_2 的客观评价价值变化图。(a) ϵ_1 (AG, STD 和 MI); (b) ϵ_2 (AG, STD 和 MI); (c) $\epsilon_1(Q_{AB/F})$; (d) $\epsilon_2(Q_{AB/F})$; (e) $\epsilon_1(Q_{SF})$; (f) $\epsilon_2(Q_{SF})$

Fig. 4 Variation of evaluation parameters with different values of parameters ϵ_1 and ϵ_2 . (a) ϵ_1 (AG, STD and MI); (b) ϵ_2 (AG, STD and MI); (c) $\epsilon_1(Q_{AB/F})$; (d) $\epsilon_2(Q_{AB/F})$; (e) $\epsilon_1(Q_{SF})$; (f) $\epsilon_2(Q_{SF})$

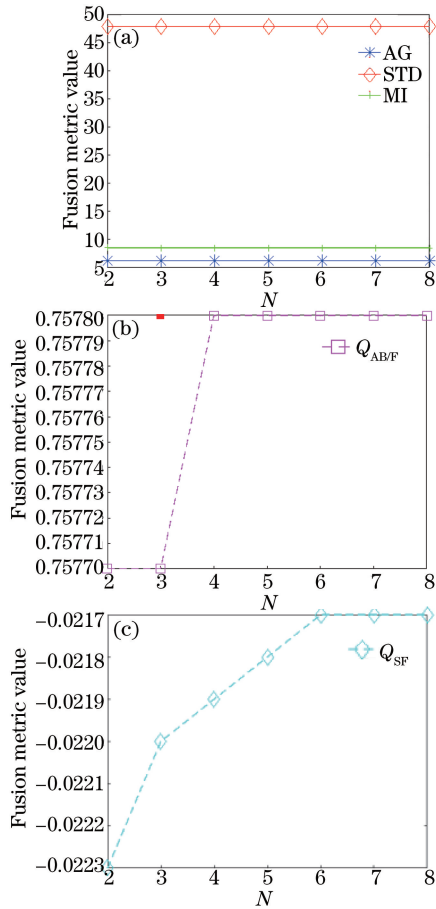


图 5 不同分解级数 N 下的客观评价价值。

(a) AG, STD 和 M; (b) $Q_{AB/F}$; (c) Q_{SF}

Fig. 5 Variation of evaluation parameters with different number of decomposition levels. (a) AG, STD and MI;

(b) $Q_{AB/F}$; (c) Q_{SF}

从图 5 可以看出,随着分解级数的增加,AG、STD 和 MI 值几乎没有发生变化;而 $Q_{AB/F}$ 和 Q_{SF} 值总体上呈增长趋势。因此,经综合考虑,选取本文融合算法的分解级数 N 为 4。

6 实验结果及分析

6.1 实验说明

为了验证算法性能,选取两组已配准的大小分别为 $640 \text{ pixel} \times 480 \text{ pixel}$ 和 $160 \text{ pixel} \times 160 \text{ pixel}$ 的多聚焦图像进行融合实验,并与主成分分析 (PCA) 方法、文献[20]方法 (PCNN)、文献[21]方法 (GIF)、文献[12]方法 (GFF)、文献[16]方法 (Multi_GFF) 进行对比实验。将算法的参数设置为 $\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 0.707, & 1, & 0.707; \\ 1 & 0 & 1; \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}$, $V_\theta = 20, V_L = 1.0, \alpha_\theta = 0.1, \alpha_L = 1, \beta = 0.9, n = 1000$, 引导滤波器的多尺度分解

层数 $N = 4, r_1 = 25, r_2 = 14, \epsilon_1 = 0.1$ 和 $\epsilon_2 = 10^{-2}$ 。

为了有效评价本文算法的优越性,选取 AG、STD、MI、 $Q_{AB/F}$ 和 Q_{SF} 5 个评价指标对融合图像进行定量评价。

6.2 实验结果分析

图 6 给出了第一组多聚焦图像的融合图像。其中,图 6(c) 中人物头部的边缘产生了明显的虚影;图 6(d) 中人物头部的边缘的虚影更严重,钟表上的标识也缺失了大部分信息;图 6(e) 中整幅图像偏暗,对比度下降;图 6(f) 中人物左侧头发上方有虚影产生;图 6(g) 中人物整个头部外圈发白,对比度下降;图 6(h) 主观效果较好,目标物体突出,并且在目标物体的边缘无虚影产生,较好地保留了边缘、细节及纹理等信息。

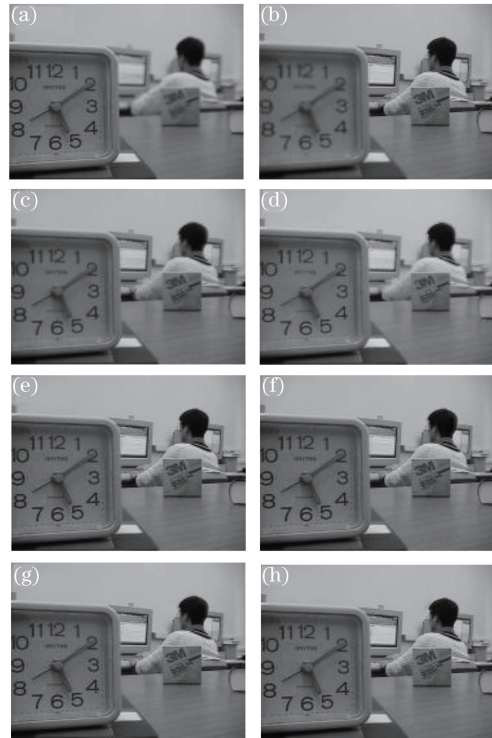


图 6 第一组实验结果图。(a)源图像 A; (b)源图像 B; (c) PCA; (d) PCNN; (e) GIF; (f) GFF; (g) Multi-GFF; (h)本文方法

Fig. 6 Experimental results of the first group. (a) Source image A; (b) source image B; (c) PCA; (d) PCNN; (e) GIF; (f) GFF; (g) Multi-GFF; (h) proposed method

表 1 列出第 1 组多聚焦图像融合实验的客观评价指标值,本文方法的 AG、STD、MI、 $Q_{AB/F}$ 和 Q_{SF} 均优于 PCA 方法、PCNN 方法、GFF 方法和 Multi_GFF 融合算法,仅 GIF 方法的 STD 高于本文方法,可见本文算法的综合评价效果最好,所得结果与主观评价一致。

表 1 第一组多聚焦图像融合的客观评价结果

Table 1 Objective evaluation results of the first group of multi-focus image fusion

Method	AG	STD	MI	$Q_{AB/F}$	Q_{SF}	Runtime /s
PCA	3.872 1	45.454 1	6.905 2	0.578 7	-0.415 5	1.588 993
PCNN	4.249 7	47.451 8	7.292 6	0.566 5	-0.336 0	154.428 742
GIF	6.173 2	47.839 9	8.502 3	0.756 5	-0.030 1	0.575 328
GFF	6.154 7	47.639 4	7.917 5	0.715 5	-0.032 7	1.037 871
Multi-GFF	6.118 8	47.474 2	7.887 6	0.713 5	-0.037 4	1.504 174
Proposed method	6.226 1	47.835 5	8.541 1	0.758 2	-0.021 5	8.400 050

图 7 给出了第二组多聚焦图像的融合图像。主观上,图 7(c)整体比较模糊,飞机上的一些细节无法用肉眼观察到;图 7(d)整体也比较模糊,近处飞机上的边缘出现了虚影现象;图 7(e)远处的小飞机比较模糊,没有很好地保留小飞机上的细节信息;图 7(f)和图 7(g)缺失目标边缘细节信息;图 7(h)中较好地保留了源图像的细节信息,目标物体的边缘处

也无虚影产生。

表 2 列出了第二组多聚焦图像融合实验的客观评价指标值,本文方法的 AG、STD、MI、 $Q_{AB/F}$ 和 Q_{SF} 均优于 PCA、PCNN、GFF 和 Multi_GFF 融合算法,仅 GIF 方法的 MI 高于本文方法,可见本文算法的综合评价效果最好,并且与主观评价一致。因此,本文算法是一种有效的多聚焦图像融合算法。

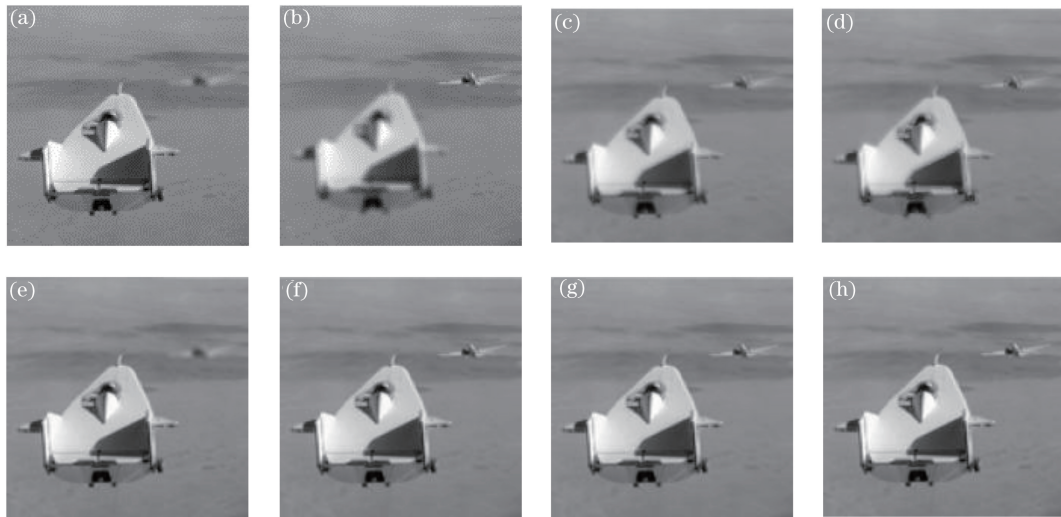


图 7 第二组实验结果图。(a)源图像 A; (b)源图像 B; (c) PCA; (d) PCNN; (e) GIF; (f) GFF; (g) Multi-GFF; (h)本文方法

Fig. 7 Experimental results of the second group. (a) Source image A; (b) source image B;

(c) PCA; (d) PCNN; (e) GIF; (f) GFF; (g) Multi-GFF; (h) proposed method

表 2 第二组多聚焦图像融合的客观评价结果

Table 2 Objective evaluation results of the second group of multi-focus image fusion

Method	AG	STD	MI	$Q_{AB/F}$	Q_{SF}	Runtime /s
PCA	4.250 0	28.961 5	7.701 0	0.725 8	-0.346 8	0.486 788
PCNN	4.326 3	29.098 2	7.643 9	0.707 6	-0.326 8	15.192 404
GIF	5.279 2	30.658 5	9.066 9	0.753 6	-0.082 4	0.614 125
GFF	5.371 6	30.619 4	7.885 7	0.751 1	-0.069 1	0.594 314
Multi-GFF	5.348 7	30.591 8	7.896 3	0.752 5	-0.073 9	0.395 003
Proposed method	5.523 3	30.875 5	8.682 5	0.762 9	-0.059 0	0.762 702

表 1 和表 2 给出了各算法的运行时间,可以看出,GIF 方法的运行时间最短,这是由于该方法基于空间域,没有对源图像进行分解变换操作;其次是 PCA、GFF 和 Multi-GFF 方法;本文方法的运行时

间略长于 GIF、PCA、GFF 和 Multi-GFF 方法,这是因为采用 PCNN 的缘故,但是其仍然比 PCNN 方法快。因此,本文方法提高了融合图像质量,同时提高了算法的运行效率。

7 结 论

根据引导滤波器的边缘保持性及改进的 PCNN 模型的全局耦合性和脉冲同步性,提出了一种基于引导滤波器与改进 PCNN 模型的多聚焦图像融合方法。实验结果表明,本文算法较好地保留了源图像的边缘、区域边界及纹理等细节信息,避免了目标物边缘部分产生虚影,达到了很好的融合效果。由于算法设置的经验参数较多,在后续的工作中,将对如何自适应选取经验参数进行研究,同时探索更高性能的多聚焦图像融合算法。

参 考 文 献

- [1] Das S, Zhang Y. Color night vision for navigation and surveillance[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2000, 1708: 40-46.
- [2] Wu D P, Bi D Y, He L Y, *et al.* A fusion algorithm of infrared and visible image based on NSSCT [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(7): 0710003.
吴冬鹏, 毕笃彦, 何林远, 等. 基于 NSSCT 的红外与可见光图像融合 [J]. 光学学报, 2017, 37(7): 0710003.
- [3] Luo X Q, Zhang Z C, Zhang C Y, *et al.* Multi-focus image fusion using HOSVD and edge intensity [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2017, 45: 46-61.
- [4] Liu Y, Chen X, Peng H, *et al.* Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network [J]. Information Fusion, 2017, 36: 191-207.
- [5] Cao C H, Zhang J H, Li L F. Multi-focus image fusion based on twin-generation differential evolution and adaptive block mechanism [J]. Computer Science, 2016, 43(7): 67-72.
曹春红, 张建华, 李林峰. 基于双子代差分演化和自适应分块机制的多聚焦图像融合算法 [J]. 计算机科学, 2016, 43(7): 67-72.
- [6] Guo M, Wang S M. Image fusion based on region and directional variance weighted entropy [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(4): 720-724.
郭明, 王书满. 基于区域和方向方差加权信息熵的图像融合 [J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(4): 720-724.
- [7] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, *et al.* Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulations of results from cat cortex [J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293-307.
- [8] Li M L, Li Y J, Wang H M, *et al.* Fusion algorithm of infrared and visible images based on NSCT and PCNN [J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(6): 90-95.
李美丽, 李言俊, 王红梅, 等. 基于 NSCT 和 PCNN 的红外与可见光图像融合方法 [J]. 光电工程, 2010, 37(6): 90-95.
- [9] Wang H P, Liu Z Q, Fang X, *et al.* Method for image fusion based on adaptive pulse coupled neural network in curvelet domain [J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2016, 27(4): 429-436.
王昊鹏, 刘泽乾, 方兴, 等. Curvelet 域自适应脉冲耦合神经网络的图像融合方法 [J]. 光电子·激光, 2016, 27(4): 429-436.
- [10] Zheng W, Zhao C C, Hao D M. Thyroid image fusion based on NSST and improved PCNN [J]. Opto-Electronic Engineering, 2016, 43(10): 42-48.
郑伟, 赵成晨, 郝冬梅. NSST 与改进 PCNN 相结合的甲状腺图像融合 [J]. 光电工程, 2016, 43(10): 42-48.
- [11] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filter [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 5(6): 1397-1409.
- [12] Li S T, Kang X D, Hu J W. Image fusion with guided filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [13] Zhu D R, Xu L, Wang F B, *et al.* Multi-focus image fusion algorithm based on FFST and the guided filter [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011001.
朱达荣, 许露, 汪方斌, 等. 基于 FFST 与引导滤波的多聚焦图像融合算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 011001.
- [14] Jiang Z T, Wu H, Zhou X L. Infrared and visible image fusion algorithm based on improved guided filtering and DCSCM [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2): 0210002.
江泽涛, 吴辉, 周晓玲. 基于改进引导滤波和 DCSCM 的红外与可见光图像融合算法 [J]. 光学学报, 2018, 38(2): 0210002.
- [15] Wang Z B, Wang S, Zhu Y. Multi-focus image fusion based on the improved PCNN and guided filter [J]. Neural Processing Letters, 2017, 45(1): 75-94.
- [16] Yang H, Wu X T, He B G, *et al.* Image fusion based on multi-scale guided filter [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.
- [17] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure [J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309.

- [18] Zheng Y F, Essock E A, Hansen B C, *et al.* A new metric based on extended spatial frequency and its application to DWT based fusion algorithms [J]. *Information Fusion*, 2007, 8(2): 177-192.
- [19] Li S T, Yang B, Hu J W. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion [J]. *Information Fusion*, 2011, 12(2): 74-84.
- [20] Miao Q G, Wang B S. A novel algorithm of multi-focus image fusion using adaptive PCNN[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2006, 28(3): 465-470.
- 苗启广, 王宝树. 一种自适应 PCNN 多聚焦图像融合新方法[J]. *电子与信息学报*, 2006, 28(3): 465-470.
- [21] Zhan K, Teng J C, Li Q Q, *et al.* A novel explicit multi-focus image fusion method [J]. *Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, 2015, 6(3): 600-612.