

文章编号: 2095-4980(2021)03-0471-07

基于参数自适应 PCNN 和卷积稀疏的多聚焦图像融合

李致金, 顾鹏*, 钱百青

(南京信息工程大学 电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044)

摘要: 针对同一目标不同焦点图像优势互补的需求和现有多焦点图像融合算法存在焦点不清晰、边缘模糊和重影等问题, 引入一种基于参数自适应脉冲耦合神经网络(PAPCNN)和卷积稀疏表示(CSR)的多聚焦图像融合算法。在非下采样剪切波变换(NSST)分解高低频子带的基础上, 采用 CSR 融合低频子带系数, 中的高频子带系数利用一种参数自适应 PCNN 算法(PAPCNN)进行融合, 并且对 PAPCNN 中的隐函数 β 进行改进, 达到更好的融合效果。仿真实验结果表明, 该方法解决了传统 PCNN 算法在融合图像时参数设置困难和传统稀疏表示细节保存性能不佳的问题, 在视觉效果和客观指标方面与现有主流融合算法相比均具有较大优势。

关键词: 图像融合; 多聚焦图像; 非下采样剪切波变换; 参数自适应 PCNN; 卷积稀疏表示

中图分类号: TP183

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019551

Multi-focus image fusion based on parameter adaptive and convolutional sparse representation

LI Zhijin, GU Peng*, QIAN Baiqing

(School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China)

Abstract: In view of the complementary advantages of different focus images for the same target and the problems of unclear focus, blurred edge and ghosting in the existing multi focus image fusion algorithm, a multi-focus image fusion algorithm based on Parameter Adaptive Pulse Coupled Neural Network (PAPCNN) and Convolutional Sparse Representation(CSR) is introduced. Based on the decomposition of high-frequency and low-frequency coefficients by Non-Subsampled Shearlet Transform(NSST), the low-frequency coefficients are fused by CSR, and the high-frequency coefficients are fused by a Parameter Adaptive PCNN(PAPCNN) algorithm. The implicit function β in PAPCNN is improved to achieve better fusion effect. The experimental results show that the proposed method solves the problems of the traditional PCNN algorithm, such as the difficulty of setting parameters in image fusion and the poor performance of the traditional sparse representation in detail preservation. It has greater advantages in visual effect and objective indicators compared with the existing mainstream fusion methods.

Keywords: image fusion; multi-focus image; Nonsubsampled Shearlet Transform; Parameter Adaptive PCNN; Convolutional Sparse Representation

近年来, 各种多聚焦图像融合^[1]算法被提出, 这些方法大致可分为 2 类^[2]: 一类算法在空间域中执行^[3], 直接在图像的像素灰度空间上进行融合, 如加权融合、主成分分析、色彩空间(Hue Intensity Saturation, HIS)变换等; 另一类在变换域中执行^[4], 通常将源图像转换为频域, 然后结合频域系数得到融合图像, 如傅里叶变换和小波变换等。研究表明, 通过选择合适的图像变换方法和设计有效的融合策略可以显著提高基于多尺度变换(Multi-Scale Transform, MST)的融合方法的性能。文献[5]提出的 NSST 算法克服方向分解的局限性, 具有良好的移位不变特性; 文献[6]提出一种基于稀疏表示(Sparse Representation, SR)的图像融合方法, 该算法极大地提高了图像融合的效率, 但其对低频子带仅进行了 4 个方向的稀疏表示, 不能充分表示源图像的特征和细节信息; 文

收稿日期: 2019-12-20; 修回日期: 2020-02-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41575155)

作者简介: 李致金(1972-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为工业机器人、智能信息系统。email:183515462@qq.com

*通信作者: 顾鹏 email:2294541070@qq.com

献[7]中提出一种在空间域中使用脉冲耦合神经网络 PCNN 独立融合图片的方法, 能够有效地提取图片的梯度特征并且保留信息, 但在 PCNN 中众多参数设置也成为难点。

针对目前 PCNN 方法和稀疏表示(SR)存在的问题提出了一种将 NSST, CSR 和 PAPCNN 模型相结合的 NSST-PAPCNN-CSR 算法。采用参数自适应 PCNN(PAPCNN)将高频系数与基于输入频带自适应计算的 PCNN 参数进行自适应融合, 克服了常规 PCNN 模型中设置自由参数的困难。此外, 还改进了 PAPCNN 中的隐参数 β , 将 PAPCNN 模型中向其他神经元传递的信号进行了协调, 获得更好的融合效果。本文首次将卷积稀疏表示(CSR)模型引入低频系数的融合中。CSR 模型克服了稀疏表示在图像融合中的 2 个问题: 保存细节能力有限和对误配率的敏感度高。此外, CSR 还有望解决 NSST 域中低频系数的稀疏性问题。

1 相关工作

1.1 NSST 变换

NSST 变换是具备平移不变性的非下采样变换^[8]。通过非下采样金字塔滤波器(NonSubsampled Pyramid Filter, NSPF)得到图像的多尺度分解, 然后采用剪切滤波器(Shear Filter Bank, SFB)得到各尺度子带图像并进行方向分解, 从而得到不同尺度、不同方向的子带图^[9]。其中, NSPF 可生成 $k+1$ 个子图像, 它由一幅低频图像和 k 幅与源图像大小相同的高频图像组成, 其中 k 表示分解级数。在图像分解和重构过程中, 由于没有对图像进行上下采样操作, 这使得 NSST 具有良好的频域局部化特性、多方向性和可以抑制伪吉布斯现象的平移不变性。

1.2 参数自适应脉冲耦合神经网络

传统 PCNN 模型中存在的关键问题是如何设置自由参数, 如连接强度、各种振幅和衰减系数等。为避免手动设置自由参数时遇到困难, 本文采用了一种参数自适应 PCNN(PAPCNN)的方法^[10], 其可以解决传统 PCNN 算法手动设置参数的困难, 并且高效地完成高频系数的融合。PAPCNN 模型的数学表达式为式(1)~(5):

$$F_{ij}[n] = S_{ij} \quad (1)$$

式中: $F_{ij}[n]$ 和 $L_{ij}[n]$ 分别表示在迭代 n 的位置 (i, j) 输入神经元的输入与连接输入; S_{ij} 为输入图像, 在整个迭代过程中, $F_{ij}[n]$ 固定在输入图像 S_{ij} 的强度上。

$$L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

式中: W_{ijkl} 为突触权重; V_L 为连接输入的振幅; Y_{kl} 为脉冲输出。

$$U_{ij}[n] = e^{-\alpha_f} U_{ij}[n-1] + F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (3)$$

式中: $E_{ij}[n]$ 为当前的动态阈值; 内部活动 $U_{ij}[n]$ 由 2 项组成: 第 1 项 $e^{-\alpha_f} U_{ij}[n-1]$ 是原值的衰减; 参数 α_f 是指数衰减系数; 第 2 项 $F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n])$ 是 $L_{ij}[n]$ 和 $F_{ij}[n]$ 的非线性调制, 其中参数 β 是连接强度。

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{ij}[n] > E_{ij}[n-1] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$E_{ij}[n] = e^{-\alpha_e} E_{ij}[n-1] + V_E Y_{ij}[n] \quad (5)$$

式中在 PAPCNN 模型中有 5 个可调参数: α_f, β, V_L , 内活度 U 的衰减因子 α_e , 动态阈值 E 的幅值 V_E 。从式(1)~(5)可以得出参数 β 和参数 V_L 只是充当 $\sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1]$ 的权重, 它们在 PAPCNN 中可以作为一个整体, 根据文献[11]分析了参数 V_L 的值, 假定 $V_L = 1$ 且不影响最终的实验结果。

在本文中对参数 β 进行了调整。参数 β 是神经元之间的连接强度, 因为 V_L 的值是固定的, 所以 β 的值越大, 神经元受到其邻近神经元的影响越大, 其内活度 $U_{ij}[n]$ 的波动就越剧烈。一般较大的 β 值容易引起低亮度的神经元点火; 相反, 较小的 β 值可能会降低捕获邻域神经元的能力。为了协调 PAPCNN 模型同步点火特性, 本文中引入了一种最优化方法搜索 β 值:

$$\begin{cases} \min_{\beta} \sum_{c=1}^2 \lambda_c \sum_{x \in X_c} (I_x - m_c(n))^2 \\ \text{s.t. } X_1 = \{y | U_y(n) \leq E_y(n-1)\} \cap X \\ X_2 = X / X_1, \quad 0 \leq \beta \leq 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中： I_x 为图像 I 中神经元对应的邻域神经元； λ_1 和 λ_2 为权重系数，将其设置为 1； X 为邻域神经元集合。

X 一般可由式(7)计算得到：

$$X = \{ij | L_{ij}(n) > 0\} \cap \{ij | Y_{ij}(n) = 0\} \quad (7)$$

$m_1(n)$ 和 $m_2(n)$ 分别指未点火和点火区域对应的均值，如式(8)：

$$m_c(n) = \frac{\sum_{ij \in \Omega_c} F_{ij}}{\sum_{ij \in \Omega_c} 1}, \quad c = 1, 2 \quad (8)$$

式中： $\Omega_1 = \{ij | Y_{ij}(n-1) = 0\}$ ； $\Omega_2 = \{ij | Y_{ij}(n-1) = 1\}$ 。由式(6)可知， β 作为隐参数改变目标函数的最优值。实质上，它调节邻域神经元点火内活跃度 U ，接着，通过与阈值 E 的比较，将邻域神经元分成两类 X_1 和 X_2 。为此，本文通过其对应的灰度值信息与式(8)中的均值离散程度来确定最优的连接系数 β 值。为了方便计算，本文采用增加步长 $\Delta\beta$ 的方式搜索。PAPCNN 模型的结构如图 1 所示。

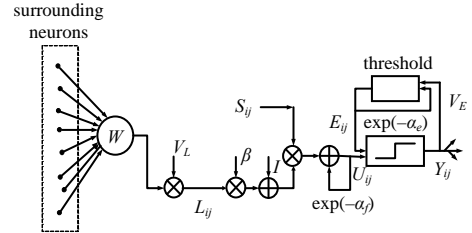


Fig.1 Structure of PAPCNN model used in this paper
图 1 本文方法中使用的 PAPCNN 模型的结构

1.3 卷积稀疏表示

卷积稀疏表示是稀疏表示^[12]的卷积形式，即采用滤波器字典与特征响应的卷积总和取代冗余字典与稀疏系数的乘积，从而将图像以“整体”为单位进行稀疏编码^[13]。卷积稀疏模型为：

$$\arg \min_{x_m} \frac{1}{2} \left\| \sum_m d_m \otimes x_m - s \right\|_2^2 + \lambda \sum_m \|x_m\|_1 \quad (9)$$

式中： $\{d_m\}$ 为 M 维卷积字典； \otimes 表示卷积运算的符号； $\{x_m\}$ 表示特征响应； s 表示源图像。

2 NSST-PAPCNN-CSR 算法

本文中多聚焦图像融合的具体步骤如图 2 所示。本文对多聚焦源图像进行融合，详细的融合方法包括 4 个步骤：NSST 分解、高频子带融合、低频子带融合和 NSST 重建。

2.1 NSST 分解

用 L 级 NSST 分解源图像 A 和 B 分别得到它们分解后的子带 $\{H_A^{l,k}, L_A\}$ 和 $\{H_B^{l,k}, L_B\}$ 。其中 $H_A^{l,k}$ 表示图像 A 在分解级数 l 和分解方向 k 的一个高频子带， L_A 表示图像 A 的低频子带。对于图像 B ， $H_B^{l,k}$ 和 L_B 含义是相同的。

2.2 高频子带融合

1.2 节中提出的 PAPCNN 模型应用于高频子带的融合^[12]。采用高频子带的绝对值图作为网络输入，即馈电输入为 $F_{ij}[n] = |H_s^{l,k}|$ ， $S \in \{A, B\}$ 。在整个迭代期间，通过总发射时间来测量高频系数的活动水平。根据式(1)~(5)描述的 PAPCNN 模型，可以通过在每次迭代结束时添加以下步骤来累积触发时间：

$$T_{ij}[n] = T_{ij}[n-1] + Y_{ij}[n] \quad (10)$$

每个神经元的激发时间是 $T_{ij}[N]$ ， N 是迭代的总数。对应的高频波段 $H_A^{l,k}$ 和 $H_B^{l,k}$ ，它们的 PAPCNN 时间可以计算和表示为 $T_{A,ij}^{l,k}[N]$ 和 $T_{B,ij}^{l,k}[N]$ 。融合子带通过式(11)得到：

$$H_F^{l,k}(i, j) = \begin{cases} H_A^{l,k}(i, j), & \text{if } T_{A,ij}^{l,k}[N] \geq T_{B,ij}^{l,k}[N] \\ H_B^{l,k}(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

2.3 低频子带融合

低频子带的融合策略对最终图像的融合质量有很大影响，本文使用卷积稀疏模型去融合低频子带。假设有 k

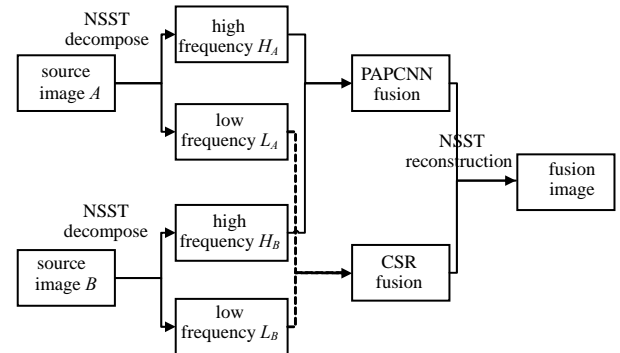


Fig.2 Image fusion algorithm used in this paper
图 2 文中使用的图像融合算法

个源图像分解后的低频子带设为 L_k , $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, 并且假设一组字典滤波器 d_m , $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ 。基于 CSR 的低频子带融合步骤, 如图 3 所示。

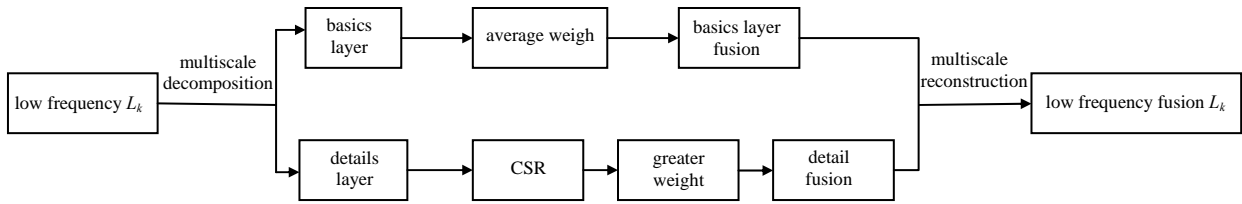


Fig.3 Low-frequency subband fusion procedure
图 3 低频子带融合步骤

2.4 NSST 重建

最后在融合带 $\{H_F^{l,k}, L_F\}$ 上进行逆 NSST 重建, 得到融合图像 F 。

3 实验结果与分析

3.1 实验参数设置

实验比较了近 5 年提出的 5 种图像融合算法: 对比算法 1, 基于参数自适应脉冲耦合神经网络的医学图像融合(PAPCNN)^[10]; 对比算法 2, 卷积稀疏表示的图像融合(CSR)^[13]; 对比算法 3, 基于 NSCT 与双通道 PCNN 的多聚焦图像融合^[14]; 对比算法 4, 基于 NSST 和自适应稀疏表示的紫外光与可见光图像融合^[15]; 对比算法 5, 基于多尺度变换(MST)的多聚焦图像融合。

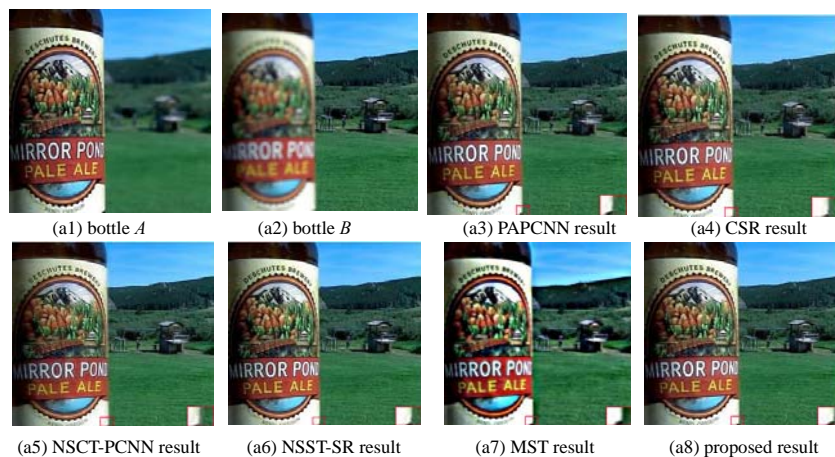
3.2 评价指标

为了定量地评价不同方法的性能, 在实验中选用了 5 种公认的客观融合评价指标, 分别为熵(EN)、互信息量(MI)、平均梯度(AG)、空间频率(SF)和标准差(SD)。一般情况下, 5 个客观指标越大, 表示融合图像质量越高, 图像越清晰。

3.3 实验结果分析

为了验证本文算法的有效性, 实验数据选用了 2 个不同数据集: 数据集 1, Lytro Multi-focus Dataset^[16]; 数据集 2, Multi-focus Image Fusion Dataset^[17], 共计 6 组已配准的, 大小为 256×256 的不确定聚焦图像。6 组源图像中的目标和距离各不相同, 具体 6 组实验结果如图 4 所示。每组实验前 2 张为源图像, 其余为对比算法和本文提出算法的图像。

1) 源图像来自数据集 1。图 4 中(a1),(a2),(b1),(b2),(c1),(c2)为不同焦点的源图像; (a3),(b3),(c3)为对比算法 1; (a4),(b4),(c4)为对比算法 2; (a5),(b5),(c5)为对比算法 3; (a6),(b6),(c6)为对比算法 4; (a7),(b7),(c7)为对比算法 5; (a8),(b8),(c8)为本文算法。



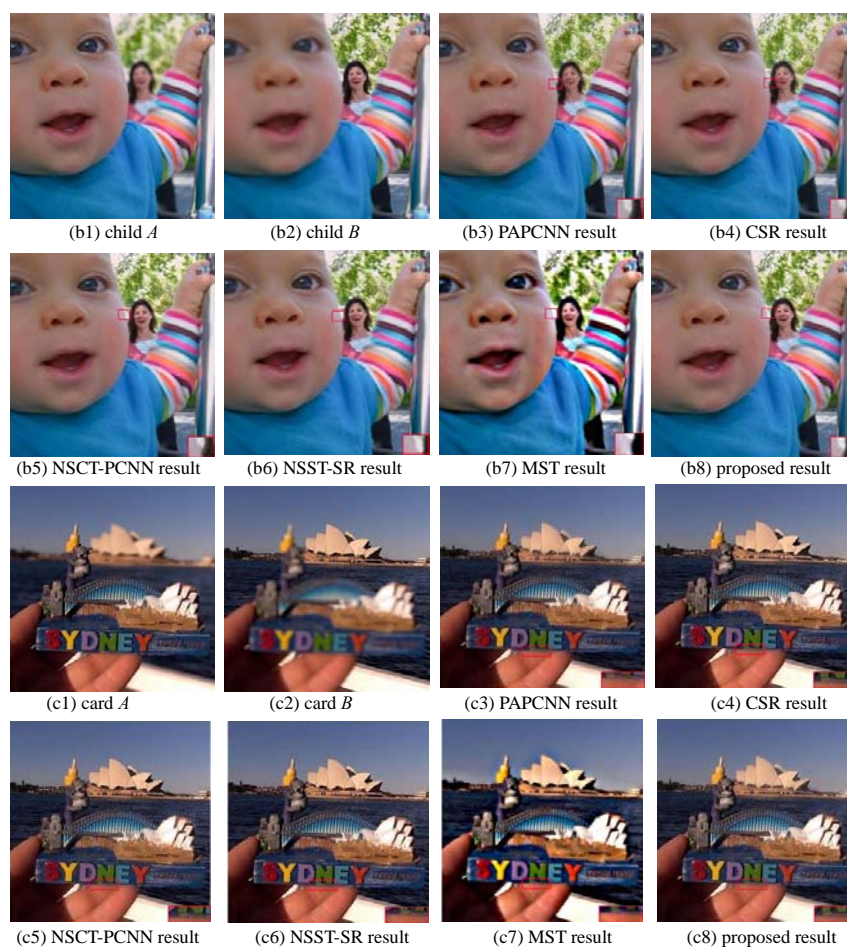
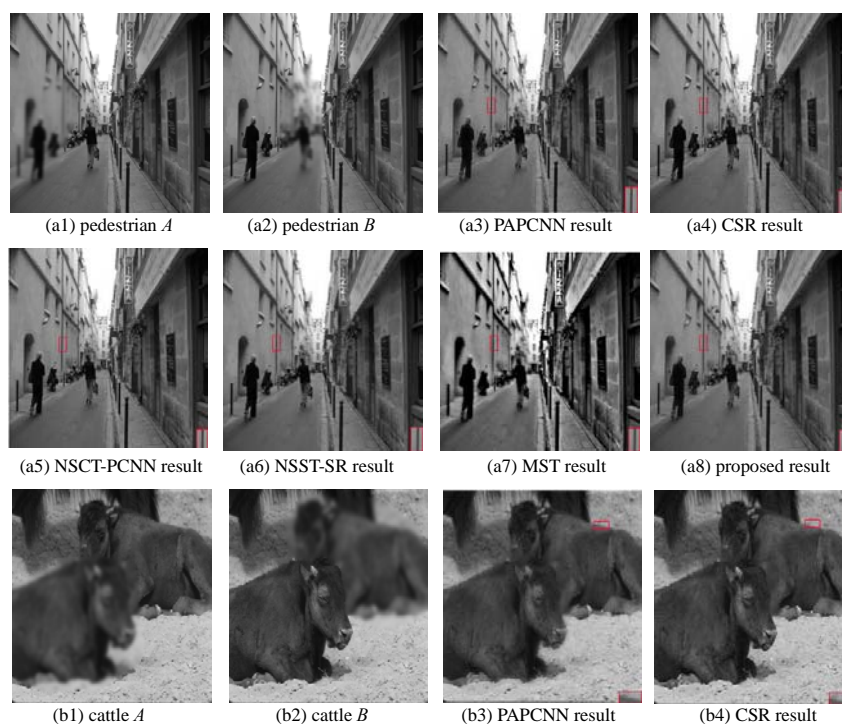


Fig.4 Three sets of multi-focus image fusion results of dataset 1

图 4 数据集 1 的三组多聚焦图片融合结果

2) 源图像来自数据集 2。图 5 中(a1),(a2),(b1),(b2),(c1),(c2)为不同焦点的源图像；(a3),(b3),(c3)为对比算法 1；(a4),(b4),(c4)为对比算法 2；(a5),(b5),(c5)为对比算法 3；(a6),(b6),(c6)为对比算法 4；(a7),(b7),(c7)为对比算法 5；(a8),(b8),(c8)为本文算法。



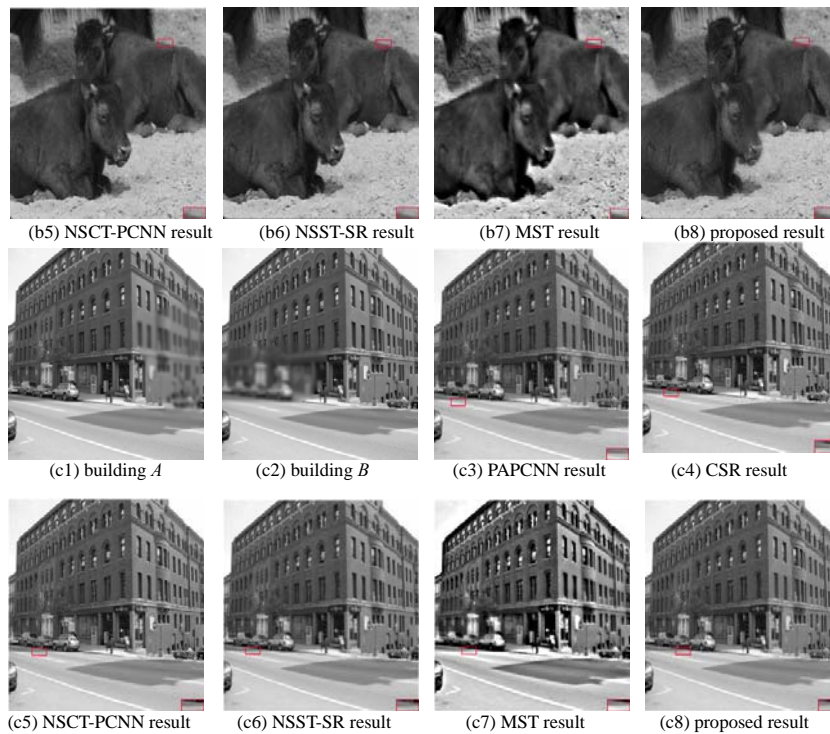


Fig.5 Three sets of multi-focus image fusion results of dataset 2

图 5 数据集 2 的三组多聚焦图片融合结果

从融合结果可以看出，上述算法可以有效地融合源图像的互补信息，但各自对于特征信息的捕捉能力各有不同。融合图像从肉眼观察的角度看，文中提出的算法能够较为清晰地展现远近景的焦点，图片边缘保存完善；没有出现其他对比算法，如对比算法 3 中远景模糊不清的现象，并且没有出现对比算法 5 中图像色彩表现不善的情况。

融合后图像客观评价指标，如表 1 所示。表中的指标是从每个数据集中的 3 组融合图像的测试中获得的客观评价指标的平均值，对于每个指标，其最大值以粗体和斜体表示。从表中可以看出，除了数据集 1 和数据集 2 实验中的标准差略低于对比算法 1，本文算法的其他评价指标在 5 种对比算法中均最优。综合视觉效果和客观评价指标可以看出本文算法在多聚焦图像融合方面表现出优越性。

表 1 多聚焦图像融合结果的客观评价

Table1 Objective evaluation of multi-focus image fusion results

dataset	index	algorithm1	algorithm2	algorithm3	algorithm4	algorithm5	proposed
dataset1	EN	3.355 3	3.350 4	3.365 5	3.326 9	3.268 8	3.389 7
	AG	5.412 7	5.603 2	5.479 0	5.633 5	4.820 4	5.690 2
	MI	2.512 9	2.505 5	2.509 8	2.498 9	2.407 3	2.603 6
	SD	86.203 3	83.205 4	83.700 1	82.866 1	83.442 6	84.600 9
	SF	23.566 6	24.014 4	23.464 0	24.175 5	21.164 1	24.491 7
dataset2	EN	3.222 3	3.222 8	3.224 5	3.224 9	3.268 8	3.322 5
	AG	3.880 3	3.919 5	3.909 5	3.925 0	3.216 0	4.078 1
	MI	0.821 8	0.832 5	0.817 8	0.821 4	2.979 1	0.850 8
	SD	77.687 1	77.526 4	77.584 1	77.733 7	0.703 5	77.635 2
	SF	18.524 2	18.636 4	18.595 9	18.652 1	75.971 6	18.922 7

4 结论

本文针对传统多聚焦图像融合算法普遍存在焦点不清晰、边缘模糊和重影，传统 PCNN 参数设置困难，稀疏表示不能充分表示源图像的特征信息等问题，提出了 NSST-PAPCNN-CSR 的多聚焦图像融合算法，利用 NSST 对源图像进行高低频分解，将参数自适应 PCNN 模型引入到高频系数的融合中，解决了手动设置参数的困难。将卷积稀疏表示用于低频子带融合中，解决了稀疏表示对边缘细节信息的保存能力不足的问题。实验结果表明，本文所提出的方法能够有效地融合源图像中的细节信息，使融合图像的细节更加清晰，边缘更平滑，具有保留源图像有用信息和捕捉源图像更深层面几何结构的能力，在视觉感知以及客观效果评价方面都有较优的表现。

参考文献:

[1] DUAN J, CHEN L, CHEN C L P. Region-based multi-focus image fusion using guided filtering and greedy analysis[C]//

- IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Hong Kong, China: IEEE, 2015: 2932–2937.
- [2] WANG Z, 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.
- [3] CAO L, JIN L, TAO H, et al. Multi-focus image fusion based on spatial frequency in discrete cosine transform domain[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 22(2): 220–224.
- [4] LI S, KANG X, HU J, et al. Image matting for fusion of multi-focus images in dynamic scenes[J]. *Information Fusion*, 2013, 14(2): 147–162.
- [5] WEN S D, DU Y B, LIN Y H, et al. Infrared and visible image fusion based on sparse feature[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, 47(9): 372–380.
- [6] YANG B, LI S. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2009, 59(4): 884–892.
- [7] ZHAO Y, ZHAO Q, HAO A. Multimodal medical image fusion using improved multi-channel PCNN[J]. *Biomed Mater Eng*, 2014, 24(1): 221–228.
- [8] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1): 25–46.
- [9] LI L, WANG L, WANG Z, et al. A novel medical image fusion approach based on nonsubsampling shearlet transform[J]. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 2019, 9(9): 1815–1826.
- [10] YIN Ming, LIU Xiaoning, LIU Yu, et al. Medical image fusion with parameter adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampling shearlet transform domain[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(1): 49–64.
- [11] 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.
- [12] 王通才, 孙海平, 孙晶明. 基于稀疏表示的小目标检测[J]. *太赫兹科学与电子信息学报*, 2019, 17(5): 794–797. (WANG Tongcai, SUN Haiping, SUN Jingming. Small target detection based on sparse representation[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2019, 17(5): 794–797.)
- [13] LIU Yu, CHEN Xun, WARD R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(12): 1882–1886.
- [14] 张丽霞, 曾广平, 卫津津. 基于自相似性的多聚焦图像融合[J]. *计算机工程与设计*, 2018, 39(9): 2805–2810. (ZHANG Lixia, ZENG Guangping, WEI Jinjin. Multi-focus image fusion based on self-similarity[J]. *Computer Engineering and Design*, 2018, 39(9): 2805–2810.)
- [15] 侯思祖, 陈宇. 基于 NSST 和自适应稀疏表示的紫外光与可见光图像融合[J]. *半导体光电*, 2019, 40(3): 401–406. (HOU Sizu, CHEN Yu. Ultraviolet and visible image fusion based on NSST and adaptive sparse representation[J]. *Semiconductor Optoelectronic Technology*, 2019, 40(3): 401–406.)
- [16] NEJATI M, SAMAVI S, SHIRANI S. Multi-focus image fusion using dictionary-based sparse representation[J]. *Information Fusion*, 2015(25): 72–84.
- [17] HUI L, WU X J. Dense fuse: a fusion approach to infrared and visible images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 28(5): 2614–2623.