

基于 Shearlet 域的改进加权法结合自适应 PCNN 的 图像融合算法

王 英¹ 刘 帆² 陈泽华²

(太原理工大学电气与动力工程学院 太原 030024)¹ (太原理工大学大数据学院 太原 030024)²

摘 要 针对传统多聚焦图像融合算法获得的融合图像对比度低的问题,提出基于改进加权法和自适应脉冲耦合神经网络的多聚焦图像融合算法。首先,源图像经 Shearlet 分解产生一个低频子带和一系列不同尺度、不同方向的高频子带。将源图像的低频子带的和以及低频子带的差的绝对值进行加权求和,采用平均梯度计算权值,得到融合后的低频子带;高频子带采用自适应脉冲耦合神经网络融合规则,其中,脉冲耦合神经网络采用改进的拉普拉斯能量和作为激励,其链接强度由源图像的区域空间频率自适应计算,根据脉冲耦合神经网络的点火映射图得到融合后的高频子带,最后经 Shearlet 逆变换得到融合图像。文中选择 1 组人工仿真多聚焦图像 Cameraman 和 3 组真实的多聚焦图像 Pepsi, Clock 和 Peppers 进行实验,并与其他 7 种融合方法进行比较,采用 4 种常见的质量评价指标对融合图像进行客观评价。实验结果表明,所提方法在主观视觉和客观评价上均有较好的效果。

关键词 多聚焦图像融合, Shearlet 变换, 脉冲耦合神经网络, 平均梯度, 空间频率

中图分类号 TP751 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.04.041

Image Fusion Algorithm Based on Improved Weighted Method and Adaptive Pulse Coupled Neural Network in Shearlet Domain

WANG Ying¹ LIU Fan² CHEN Ze-hua²

(College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)¹

(College of Big Data, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)²

Abstract Since traditional multi-focus image fusion algorithm has the problem of low contrast ratio, this paper presented a multi-focus image fusion algorithm based on improved weighted method and adaptive pulse coupled neural network (PCNN) in Shearlet domain. Firstly, the source images are decomposed by Shearlet transform to generate a low-frequency subband and a series of high-frequency subbands with different scales in different directions, then the weighted sum of the low-frequency subbands and the absolute value of the difference of the low-frequency subbands are conducted, the weight is calculated by the average gradient, and finally the fused low-frequency subbands are obtained. At the same time, the high-frequency subbands are fused by adaptive PCNN fusion rule, the motivation for PCNN is calculated by sum-modified Laplacian, the linking strength for PCNN is adaptively calculated by the regional spatial frequency of each source images, and the fused high-frequency subbands are obtained according to the ignition map of PCNN. Finally, the fusion image is acquired by the Shearlet inverse transform. One group of artificial simulated multi-focus images named Cameraman and three groups of real multi-focus images named Pepsi, Clock and Peppers are selected respectively for experiments, seven different fusion methods are chosen as a comparison, and four common quality evaluation indexes are used to evaluate the fusion images objectively. The experimental results show that the proposed method has good performance both on subjective vision and objective evaluation.

Keywords Multi-focus image fusion, Shearlet transform, Pulse coupled neural network, Average gradient, Spatial frequency

1 引言

多聚焦图像融合是图像融合的主要研究领域之一,其目的是通过融合不同的聚焦区域来增加景深。近十年来,多聚

焦图像融合得到了国内外学者的广泛关注,他们提出了多种融合方法。根据分析手段,这些方法主要分为两类:基于空间域的方法和基于变换域的方法。基于空间域的方法直接在图像像素灰度空间上进行融合;基于变换域的方法将源图像进行某

收稿日期:2018-06-14 返修日期:2018-08-09 本文受国家自然科学基金项目(61402319,61403273,61703299),山西省自然科学基金项目(201601D202044)资助。

王 英(1991-),女,硕士生,主要研究方向为多聚焦图像融合;刘 帆(1982-),女,博士,讲师,主要研究方向为机器学习、遥感图像融合;陈泽华(1974-),女,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究方向为数据挖掘与知识工程、智能计算与智能控制,E-mail: zehuachen@163.com(通信作者)。

种形式的变换(如金字塔变换^[1-2]、小波变换^[3-4]、Shearlet变换^[5-6]等),然后采用一定的融合规则对变换后的系数进行处理,得到新的系数,再通过该变换的逆变换,最终得到融合图像。

剪切波(Shearlet)是一种多尺度几何分析工具,它继承了小波、曲波、轮廓波的优点^[7],能够高效捕捉高维信号的几何特征,具有极强的方向敏感性,因此将 Shearlet 变换用于图像融合中,并针对各类图像的特点选择合适的融合规则,成为近年来研究的热点。脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是一个有效的图像处理工具,具有变阈值、非线性调制、全局耦合、同步脉冲发放等特性^[8],可以很好地模拟人或动物的视觉系统。PCNN 融合规则既保证了融合图像的视觉效果,又较好地保留了源图像的边缘、纹理等细节信息。近年来,研究人员相继提出了 Shearlet 变换和 PCNN 相结合的图像融合方法。Wang 等^[9]提出了一种基于 Shearlet 变换的多聚焦图像融合方法,图像经 Shearlet 分解后,通过 PCNN 进行融合,采取点火次数取大的融合策略。该方法采取的 PCNN 融合规则以单一像素作为激励,忽略了每个像素与其相邻像素之间的相关性。廖勇等^[10]提出了一种 Shearlet 变换和改进 PCNN 相结合的多聚焦图像融合算法,用 Sigmoid 函数得到点火幅度,用点火幅度构造融合策略。该方法由于对低频子带也采取了 PCNN 的融合规则,运算时间较长。以上方法中 PCNN 的链接强度 β 都根据经验值选取,忽视了区域内像素间的关系,无法表达图像自身的视觉信息。另外,传统的多尺度分解方法在处理图像融合问题时,低频融合规则一般采用简单的加权平均法,易降低融合图像的对比度,忽视低频图像对融合图像的整体作用。

基于上述分析,文中提出一种基于改进加权法和自适应 PCNN 的多聚焦图像融合算法。源图像经 Shearlet 分解后,对低频子带采用加权融合规则,权重通过低频子带的平均梯度计算。不同于传统的加权融合规则,该规则将低频子带包含的能量信息和边缘纹理信息同时考虑在内,注重低频图像对融合图像的整体作用;对高频子带采用 PCNN 融合规则,并将反映图像边缘化突变和清晰度信息^[11]的改进的拉普拉斯能量和(Sum-Modified Laplacian, SML)作为 PCNN 的激励,PCNN 的链接强度 β 由源图像的区域空间频率(Spatial Frequency, SF)自适应计算,根据 PCNN 的点火映射图得到融合后的高频子带。仿真实验的结果显示,所提方法在主观视觉和客观评价方面都有很好的效果。

2 Shearlet 变换和脉冲耦合神经网络

2.1 Shearlet 变换

Shearlet 变换^[12-13]采用具有合成膨胀的仿射系统来构造基函数,具有数学结构简单、多分辨率、多方向性和局部化等优良特性^[7],能够高效地捕获到多维数据的几何结构,适合处理图像等高维信号。两层分解的 Shearlet 变换示意图如图 1 所示。其中, $k=1, 2, \dots, K$ 表示图像分解尺度, $l=1, 2, \dots, N$ 表示分解层数。该过程分为两步:多尺度剖分和方向局部化^[7]。多尺度剖分过程通过非下采样拉普拉斯金字塔滤波器组将源图像分解成低频子带 f_d 和高频子带 f_a 。方向局部化过程首先将高频子带 f_a 转换到伪极网络上,然后进行二维离散傅里叶变换,接着把傅里叶变换得到的系数通过带通滤波

器组滤波,再送入方向滤波器组进行多方向分解,得到多方向的高频子带,最后使方向子带进行傅里叶逆变换得到低频子带 C_{r0} 和一系列高频子带 $C^{k,1}$ 。

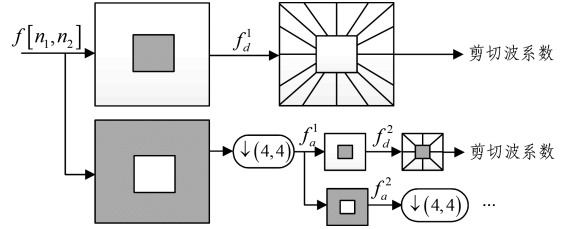


图 1 Shearlet 分解示意图

Fig. 1 Schematic diagram of Shearlet decomposition

2.2 脉冲耦合神经网络

PCNN 是第三代人工神经网络。因为它来源于对猫视觉皮层的研究,所以接近于人类视觉感知^[14]。当其用于图像处理时,PCNN 可以充分考虑图像的全局特性。PCNN 由多个神经元组成,且每个神经元与图像像素相关联,即像素与神经元之间存在一一对应的关系。

标准的 PCNN 模型^[15]如图 2 所示。该模型由树突、链接调制、脉冲发生器 3 个部分组成。树突接受来自其他神经元与外部的输入(S_{ij} 为外部输入),然后通过 F 通道和 L 通道传输。树突将 L 通道的信号 L_{ij} 加上一个正的偏移量后与 F 通道的信号 F_{ij} 进行相乘调制,偏移量为 1, β 为链接强度。当阈值 T_{ij} 小于 U_{ij} 时,神经元被激活(输出 $Y_{ij}=1$),称之为一次点火,紧接着因为输出端对阈值的反馈使得阈值突然变大,神经元又被抑制(输出 $Y_{ij}=0$)。从而在神经元输出端产生一个脉冲信号,此脉冲信号经过加权连接到相邻神经元的输入端,进而影响这些神经元的激发状态。 W 是突触的权重系数,按式(1)取值:

$$W = \begin{bmatrix} 0.7071 & 1.0000 & 0.7071 \\ 1.0000 & 0 & 1.0000 \\ 0.7071 & 1.0000 & 0.7071 \end{bmatrix} \quad (1)$$

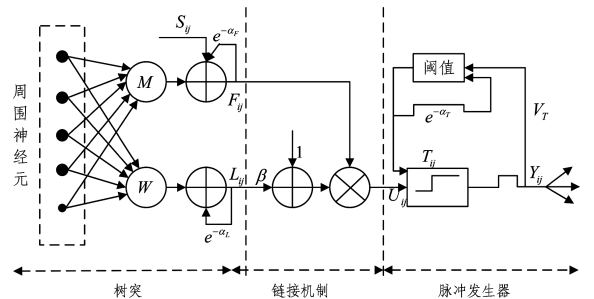


图 2 标准的 PCNN 模型

Fig. 2 Standard PCNN model

3 本文方法

3.1 低频融合规则

对于低频系数的融合,传统的等权值加权平均法得不到合适的亮度和对比度;系数绝对值取大法易丢失很多图像信息;邻域能量取大法易忽视区域的变化,弱化低亮度边缘;区域方差取大法对噪声敏感,易引入虚假信息。文中提出一种改进的加权融合方法,该方法将源图像的低频分量的和和低频分量的差的绝对值两部分加权求和,通过图像的清晰度指

标——平均梯度,来计算加权因子。平均梯度能够反映图像的细节纹理特征,是图像的清晰度指标。源图像的低频分量的和可以影响融合图像的能量,增强融合图像的亮度;源图像的低频分量的差的绝对值反映了图像的边缘信息。本文提出的方法能够将这两部分对融合图像的影响同时考虑在内。本文提出的加权融合规则如下:

$$C_{F,f^0}(i,j) = \xi \cdot [C_{A,f^0}(i,j) + C_{B,f^0}(i,j)] + 2 \cdot \xi \cdot (1 - \xi) \cdot |C_{A,f^0}(i,j) \cdot C_{B,f^0}(i,j)| \quad (2)$$

其中, C_{Y,f^0} 为低频系数, $Y=A,B,F$,分别表示源图像 A、源图像 B、融合图像 F。 $\xi = \max(a,b)$, a 和 b 为权值,权值计算公式如下:

$$a = \frac{G_{A,f^0}}{G_{A,f^0} + G_{B,f^0}} \quad (3)$$

$$b = \frac{G_{B,f^0}}{G_{A,f^0} + G_{B,f^0}} \quad (4)$$

其中, G_{X,f^0} 为低频子带的平均梯度值, $X=A,B$ 。平均梯度通过下式计算^[17]:

$$G = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{x=1}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} \sqrt{(\Delta f_x^2 + \Delta f_y^2)/2} \quad (5)$$

$$\Delta f_x = f(x+1,y) - f(x,y) \quad (6)$$

$$\Delta f_y = f(x,y+1) - f(x,y) \quad (7)$$

$M \times N$ 为图像大小, $f(x,y)$ 为坐标 (x,y) 处的像素值。

文献[17]提出了基于 Shearlet 变换的自适应图像融合算法,其低频融合规则是对两部分(源图像的低频分量的和和低频分量的差的绝对值)作差。为了说明本文提出的低频方法的有效性,选择 2 组 256×256 多聚焦图像与文献[17]所述的低频方法进行对比,源图像与融合结果图如图 3 所示。



(a)源图像 A (b)源图像 B (c)文献[17]方法 (d)本文方法

图 3 两组源图像和不同低频融合方法的融合结果

Fig. 3 Two groups of source images and fusion results by different fusion methods with low-frequency subbands

从融合结果可以看出,本文提出的低频融合方法得到的低频融合图像更清晰。为了进一步评价融合图像的质量,将 Shearlet 分解后的低频图像视为源图像,各低频方法融合后的低频图像视为最终的融合图像,选取互信息量(Mutual Information,MI)和 SF 2 个评价指标进行客观评价。MI 表征的是源图像注入融合图像信息量的多少,该值越大越好;SF 表征的是图像清晰度,该值也越大越好。关于这两个指标的详细定义将在下文给出,此处不再赘述。实验结果中,本文方法所得融合图像的 MI 和 SF 值均取得较大值,表明提出的低频方法能够将低频子带包含的信息有效地注入到融合图像中,且得到清晰度较高的低频融合图像,保证了低频分量对融合图像的整体作用。不同的低频融合方法的客观评价如图 4 所示。

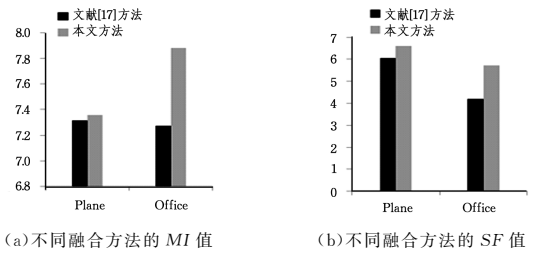


图 4 不同低频融合方法的客观评价

Fig. 4 Objective evaluation of different low-frequency subbands fusion methods

3.2 高频融合规则

对于大多数基于 PCNN 的高频融合规则,通常采用简化的 PCNN 模型^[11-12]。该模型使用单个像素直接激发神经元。事实上,人类神经系统对特征较为敏感,例如边缘信息和方向特征。因此,单一像素作为 PCNN 的激励是不够的。SML 反映了图像的边缘化突变和清晰度信息^[19],更适合激励 PCNN 神经元。SML 的定义如下:

$$SML^{k,l}(i,j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N [ML^{k,l}(i+m,j+n)] \quad (8)$$

其中, $(2M+1) \times (2N+1)$ 表示窗口大小,本文取 $M=N=1$ 。 $ML^{k,l}(i,j)$ 是改进的拉普拉斯能量,其定义如下:

$$ML_Z^{k,l}(i,j) = |2C_Z^{k,l}(i,j) - C_Z^{k,l}(i-1,j) - C_Z^{k,l}(i+1,j)| + |2C_Z^{k,l}(i,j) - C_Z^{k,l}(i,j-1) - C_Z^{k,l}(i,j+1)| \quad (9)$$

其中, $Z=A,B$ 。通常,PCNN 神经元的链接强度 β 均为经验值,并未考虑图像自身的特点,而人类视觉系统具有对图像的边缘细节信息非常敏感的特性,因此可知 PCNN 神经元的链接强度 β 应与图像的清晰度有关。 SF ^[19]反映了一幅图像空间域的总活跃程度。在多聚焦图像中,清晰图像具有较大的 SF 值,模糊图像具有较小的 SF 值,因此本文选取两幅图像的区域 SF 值作为 PCNN 对应神经元的链接强度。如果源图像区域内的 SF 值较大,对应神经元的链接强度就较大,该高频子带区域所对应的神经元就越早被 PCNN 捕获点火。本文 PCNN 的链接强度 β 可通过下式计算:

$$\beta_{ij}^{k,l} = SF_{ij} \quad (10)$$

其中, SF_{ij} 是源图像的区域 SF,区域窗口大小为 3×3 ,SF 的计算式如下:

$$SF = \sqrt{RF(i,j)^2 + CF(i,j)^2} \quad (11)$$

$$RF(i,j) = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{k_1=1}^m \sum_{k_2=1}^n [f(k_1,k_2) - f(k_1,k_2-1)]^2} \quad (12)$$

$$CF(i,j) = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{k_1=1}^m \sum_{k_2=1}^n [f(k_1,k_2) - f(k_1-1,k_2)]^2} \quad (13)$$

那么,本文的 PCNN 模型就可以通用如下公式来描述:

$$F_{ij}^{k,l}[n] = SML_{ij}^{k,l} \quad (14)$$

$$L_{ij}^{k,l}[n] = e^{-\alpha_L} L_{ij}^{k,l}[n-1] + V_L \sum_{pq} W_{ij,pq}^{k,l} Y_{ij,pq}^{k,l}[n-1] \quad (15)$$

$$U_{ij}^{k,l}[n] = F_{ij}^{k,l}[n] (1 + \beta_{ij} L_{ij}^{k,l}[n]) \quad (16)$$

$$Y_{ij}^{k,l}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}^{k,l}[n] > T_{ij}^{k,l}[n] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

$$T_{ij}^{k,l}[n] = e^{-\alpha_T} T_{ij}^{k,l}[n-1] + V_T Y_{ij}^{k,l}[n-1] \quad (18)$$

其中, α_L 和 α_T 分别为线性输入 L_{ij} 和阈值 T_{ij} 的时间常数, 通常 $\alpha_T < \alpha_L$ 。 α_T 控制阈值的变化速度, 值越大变化的速度越慢, PCNN 单次点火周期越长; 反之, 阈值下降越快, 单次点火周期越短。 V_L, V_T 分别为线性输入 L_{ij} 和阈值 T_{ij} 的放大系数, 其中, V_L 通常取 1, V_T 对神经元点火时刻阈值的提升幅度起决定性作用, 一般取较大的值; W 是突触的权重系数。 n 表示迭代次数, 下标 p 和 q 是 PCNN 中链接范围的大小。 当 $U_{ij}^{k,l}[n] > T_{ij}^{k,l}[n]$ 时, 神经元经过一次点火产生一个脉冲, 最终, PCNN 的点火次数构成的点火映射图作为 PCNN 的输出。 迭代次数 n 的设置对融合效果具有重要的影响, 本文采用文献[19]提出的“最大熵法”来判断最优迭代次数, 选择上文中提到的两组 256×256 多聚焦图像进行实验, 结果如图 5 所示, 综合考虑实验环境和运行时间, 本文中 n 取 200。

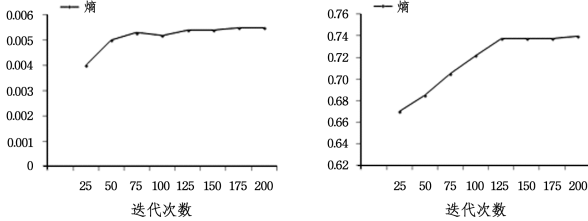


图 5 PCNN 最优迭代次数实验

Fig. 5 Optimal iteration number experiment of PCNN

3.3 融合算法

本文提出的融合算法的步骤如下:

步骤 1 对源图像 A 和源图像 B 进行配准, 对配准后的源图像进行 Shearlet 分解, 得到低频子带 C_{A,f^0}, C_{B,f^0} , 以及一系列高频子带 $C_{A}^{k,l}, C_{B}^{k,l}$ 。

步骤 2 对分解得到的低频子带按式(3)、式(4)分别计算权重 a 和 b , 然后按式(2)所示的融合规则得到融合后的低频子带 C_F^0 。

步骤 3 对分解得到的不同尺度、不同方向的高频子带按式(8)计算子带的 SML 作为 PCNN 的输入, 按照式(10)分别计算各神经元的链接强度, 经 PCNN 融合后得到两幅图像的点火映射图, 比较两幅图像的点火映射图, 选取点火次数较大处的高频子带作为最终融合图像的高频子带 $C_F^{k,l}$ 。

步骤 4 进行 Shearlet 逆变换得到融合图像 F 。融合过程如图 4 所示。

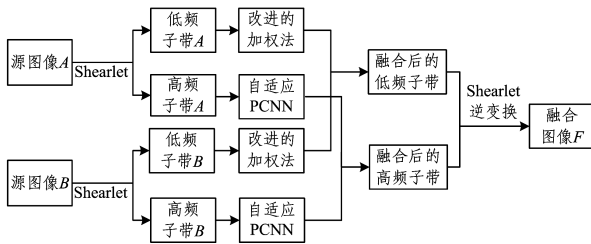


图 6 融合过程

Fig. 6 Fusion process

4 实验设置与分析

4.1 融合图像质量客观评价

本文选择 4 种客观评价指标对各种融合方法的性能进行

定量评估, 分别为 $Q^{AB/F}$ 评价算子、 MI 、 EN 和 SD 。

$Q^{AB/F}$ 表示融合图像相对于两幅源图像 A 和 B 的整体边缘信息保留量, 因此其值越大表示融合图像保留源图像的边缘信息越多, 融合效果越好, 其定义如下^[20]:

$$Q_F^{AB} = \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (Q_{x,y}^{AF} \omega_{x,y}^A + Q_{x,y}^{BF} \omega_{x,y}^B)}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (\omega_{x,y}^A + \omega_{x,y}^B)} \quad (19)$$

其中, $X=A, B$, $M \times N$ 为图像尺寸, $Q_{x,y}^{XF}$ 为源图像 X 到融合图像 F 的边缘信息保留量, $\omega_{x,y}^X$ 为边缘强度函数。

MI 表示融合图像从源图像中所获取的信息量的多少, 其值越大说明融合图像中获取的信息越多, 融合效果越好。其定义如下^[21]:

$$MI(A, B, F) = MI(A, F) + MI(B, F) \quad (20)$$

$$MI(X, F) = \sum_{k=1}^{L-1} \sum_{i=1}^{L-1} p_{F,X}(k, i) \log_2 \frac{p_{F,X}(k, i)}{p_F(k) p_X(i)} \quad (21)$$

其中, $X=A, B$, p_X, p_F 与 $p_{F,X}$ 分别表示图像 X 和融合图像 F 的概率密度函数以及两幅图像的联合概率密度函数。

EN 反映了图像所包含信息量的丰富程度, 其值越大表明融合图像所包含的信息量就越多, 融合效果越好, 其定义如下:

$$EN = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2 p_i \quad (22)$$

其中, L 为图像灰度级数, p_i 为灰度值 i 在图像中出现的概率。

SD 反映了图像的整体与其均值之间的差异程度, 其值越大表示图像像素越分散, 对比度越高, 融合效果越好, 其定义如下:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (f(x, y) - \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y))^2} \quad (23)$$

4.2 实验分析

为了验证本文算法的普适性和有效性, 选取 1 组人工仿真多聚焦图像和 3 组真实多聚焦图像进行实验, 并将本文提出的算法与 7 种方法(传统的梯度金字塔(GP)变换、小波变换(DWT)、近年来提出的 Curvelet 变换、Contourlet 变换、NSCT 方法、文献[17]的方法(AG-SF-RE), 以及文献[22]的方法(EOL-PCNN))进行比较。将本文提出的方法记为 Proposed。其中 AG-SF-RE 的低频融合规则为上文中提到的加权法, 高频融合规则为区域方差取大; EOL-PCNN 为基于 Shearlet 和改进 PCNN 的方法; 其余方法都采用三层分解, 对于融合规则, 低频采用简单平均法, 高频采用简化的 PCNN, 链接强度值采用经验值^[14] $\beta=0.2$; Contourlet 变换方向分解级数为 $[2, 3, 3]$, 方向滤波器组为“5-3”, 金字塔滤波器组为“9-7”; NSCT 方向分解级数为 $[0, 1, 3]$, 方向滤波器组为“pk-va”, 金字塔滤波器组为“9-7”; Shearlet 变换方向分解级数为 $[2, 2, 3]$, 尺度分解滤波器组为“maxflat”, 方向滤波器组为“shear”。PCNN 的参数 $n=200$, $\alpha_L=1$, $\alpha_T=0.2$, $V_L=1.0$, $V_T=20$, $p \times q=3 \times 3$ 。实验环境为 Intel(R) Core(TM) i5-2450M CPU @ 2.50 GHz, 内存 6 GB, 64 位 Win7 操作系统, Matlab R2014a 编程。

第一组实验以大小为 256×256 的人工仿真 Cameraman 图为例进行说明。图 6(a)和图 6(b)分别为源图像 A 和源图像 B , 图 6(c)~图 6(j)分别为 GP 方法、DWT 方法、Curvelet

方法、Contourlet 方法、NSCT 方法、AG-SF-RE 方法、EOL-PCNN 方法、Proposed(后面图表中的融合结果均按此顺序排列)。其中,GP 方法的融合图像的融合效果较差,图像对比度较低;DWT 方法的融合图像存在伪吉布斯效应;Curvelet 方法和 Contourlet 方法的融合图像边缘部分存在很多伪影;NSCT 方法的融合图像出现模糊不清的现象;AG-SF-RE 方法的融合图像的清晰度较低。为了进一步评估所提方法的有效性,采用上文提到的 4 种客观评价指标对各种融合方法的性能进行定量评估,如图 7 所示,可以很直观地看出本文方法的 4 种评价指标的值均最大。与各指标最优的方法相比,本文方法的 $Q^{AB/F}$ 评价算子、 MI 、 EN 、 SD 分别提高 3.9%,4.6%,1.7%,9.2%,说明本文方法较其他几种方法的融合效果更好。

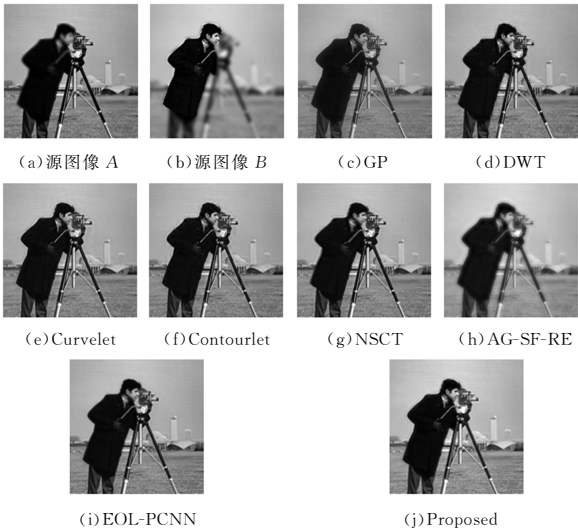


图 7 Cameraman 源图像和不同方法的融合图像

Fig. 7 Source images and their fusion images of different fusion methods on Cameraman

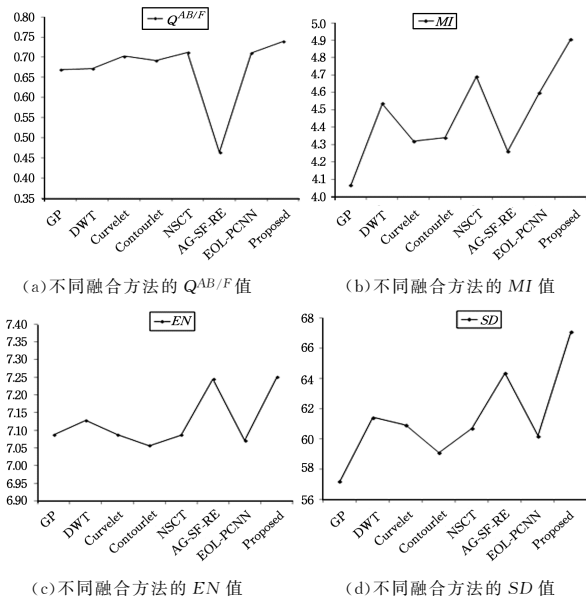


图 8 不同融合方法针对 Cameraman 图的客观评价

Fig. 8 Objective evaluation of different methods on Cameraman

第二组实验以 3 组大小为 512×512 的真实多聚焦图像为例进行说明。图 9—图 11 所示分别为 Pepsi 图、Clock 图和 Peppers 图的源图像、融合结果图以及融合结果的局部放大图。

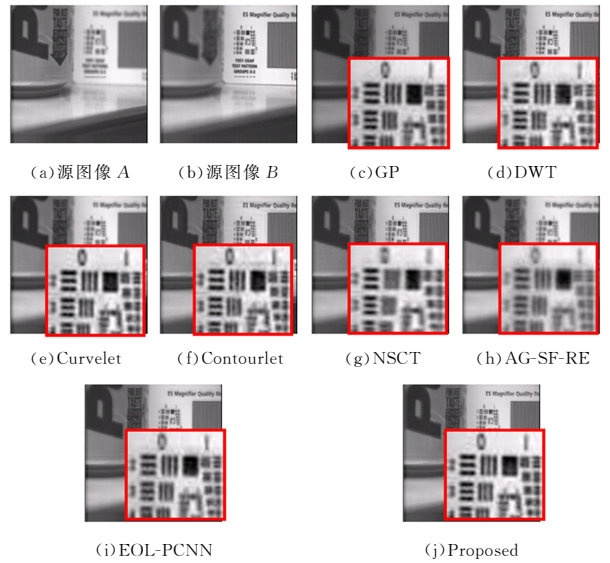


图 9 不同方法针对 Pepsi 图的融合图像和局部放大图

Fig. 9 Fused images and their local magnified images of different fusion methods on Pepsi

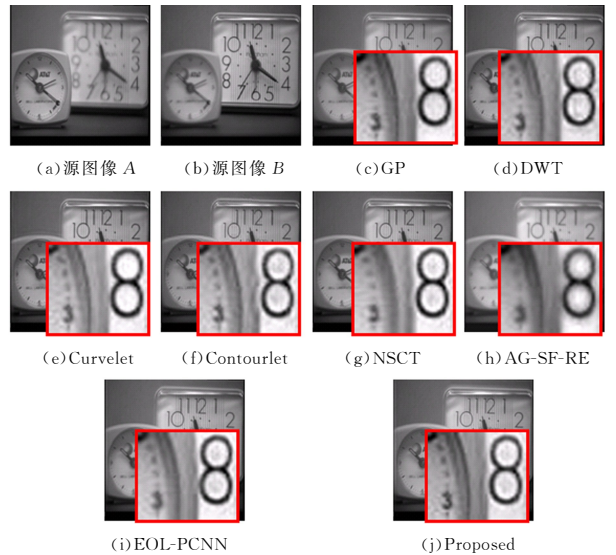


图 10 不同方法针对 Clock 图的融合图像和局部放大图

Fig. 10 Fused images and their local magnified images of different fusion methods on Clock

GP 方法的融合图像的效果较差,对比度较低;DWT 方法的融合图像存在块效应;DWT, Curvelet, Contourlet 和 AG-SF-RE 方法的融合图像边缘部分存在很多伪影;NSCT 方法融合后的图像出现了不同程度的模糊现象,说明融合图像从源图像获取的信息量少,融合过程损失了很多有用的信息,影响了融合图像的质量;EOL-PCNN 方法对 Clock 图的融合效果比 Pepsi 图的融合效果好(Pepsi 融合图在字母处的伪影严重);本文方法融合后的图像轮廓清晰,消除了伪影,融合效果自然,图像整体性好,更加符合人眼的视觉感受。因为本文算法在低频子带融合时加入了低频图像的加权差值,包含了图像的模糊因子^[17],使得在灰度值跳跃性较强的边缘处具有比较清晰的表达。另外,算法中的 Shearlet 变换由于从不同方向分解图像,使得图像被更精细地表达,同时区域 SF 作为 PCNN 的链接强度,更符合人类的视觉感受,更好地捕捉到了图像的边缘和细节,获得了比较满意的结果。

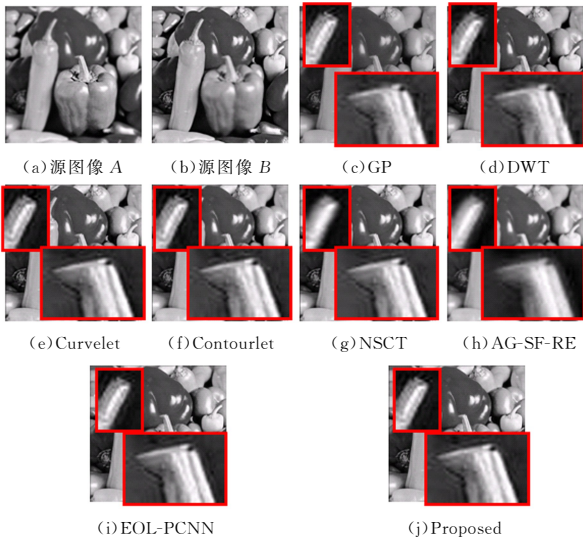


图 11 不同方法针对 Peppers 图的融合图像和局部放大图

Fig. 11 Fused images and their local magnified images of different fusion methods on Peppers

表 1 列出了 3 组真实多聚焦图像采用不同融合方法得到的融合结果图的 $Q^{AB/F}$, MI , EN , SD 值, 以及运行时间, 本文方法在除运行时间外的 12 个定量值中有 10 个最优; 其中, 本文提出的融合方法得到的 3 组融合图像的 $Q^{AB/F}$ 和 MI 指标的值都是最优的, 说明所提方法能在很好地获取源图像信息的同时, 较好地保留源图像的整体边缘信息; 本文所提的融合方法得到的 3 组融合图像中, 分别有 2 组图像的 SD 和 EN 指标的值是最优的, 说明所提方法得到的融合图像的信息丰富程度较好, 对比度较高; GP 方法、DWT 方法、Curvelet 方法、Contourlet 方法的运行时间较短, 但是它们所得到的融合效果并不能令人满意; 所提算法的时间复杂度虽然较 NSCT 方法、AG-SF-RE 方法、EOL-PCNN 方法有所提高, 但考虑到其融合图像拥有更为满意的视觉效果, 其在运算时间上的不足可以接受。因此综合来看, 所提算法的整体融合效果优于其他几种算法。

表 1 不同融合方法的客观评价

Table 1 Objective evaluation of different fusion methods

源图像	评价指标	多聚焦图像融合方法							
		GP	DWT	Curvelet	Contourlet	NSCT	AG-SF-RE	EOL-PCNN	Proposed
Pepsi	$Q^{AB/F}$	0.7189	0.6829	0.7213	0.6662	0.5513	0.6106	0.7009	0.7326
	MI	4.4438	4.4697	4.3836	4.4538	4.6804	4.2832	4.6199	4.8241
	EN	7.0793	7.1217	7.1205	7.4242	7.0654	7.5879	7.0971	7.5096
	SD	43.5371	45.0489	44.9712	55.8392	44.2052	63.6492	44.4355	59.1568
	$Time/s$	8.7241	3.4096	11.5164	4.7259	85.0606	51.6987	84.9828	97.7394
Clock	$Q^{AB/F}$	0.6398	0.6037	0.6594	0.5964	0.6343	0.4513	0.6403	0.6599
	MI	4.5245	4.4998	4.5609	4.4025	4.6451	4.5695	4.6438	4.6736
	EN	7.3842	7.3393	7.4443	7.2553	7.3490	7.4980	7.3489	7.3956
	SD	50.0143	51.7424	51.7685	44.2168	51.3683	53.2220	51.2129	53.2382
	$Time/s$	11.1803	3.7670	12.0058	4.6280	91.4551	61.8060	73.0856	96.0900
Peppers	$Q^{AB/F}$	0.6353	0.5964	0.6602	0.6381	0.5697	0.5691	0.6833	0.6861
	MI	4.2084	4.6674	4.6514	4.7865	4.7468	4.8448	4.9721	5.1827
	EN	7.5191	7.5927	7.5828	7.6494	7.5633	7.6967	7.5719	7.7449
	SD	52.8965	56.6268	56.2374	59.4934	55.8633	59.2421	55.9220	63.1594
	$Time/s$	8.0543	3.2819	11.7401	4.7434	83.8476	63.0999	82.2585	93.9797

结束语 本文提出一种基于改进加权法和自适应 PCNN 的多聚焦图像融合。源图像经 Shearlet 分解后, 对于得到的低频子带, 本文提出了对低频分量的和和低频分量的差的绝对值进行加权计算的加权法, 权重由平均梯度计算。该方法既保持了平均法的简单性和快速性, 又考虑了低频图像对于融合图像的整体性。对于高频子带, 本文采用融合效果优良的 PCNN 方法, 将表征图像相邻像素之间的变化程度^[23]的 SML 作为神经元的输入, 把周围像素对当前像素的影响考虑在内, 同时, 提出用源图像的区域 SF 计算链接强度值, 符合人类视觉系统的特性。实验结果表明, 该方法可以与一些融合效果优良的算法进行比较, 这意味着本文提出的算法是有效的。对于含有 N 个像素的图像, Shearlet 变换的复杂度为 $O(N \cdot \log \sqrt{N})$, 将 Shearlet 与 PCNN 结合, 算法的复杂度增加, 因此该算法是比较耗时的, 故可以选择采用更高效的实现方法, 如 C++。另外, 通过寻优算法对 PCNN 的参数进行优化^[24]是一个很好的思路, 这将是未来工作的方向。

参考文献

- [1] WANG J H, WANG W Q, LI B, et al. Exposure fusion via sparse representation and shifttable complex directional pyramid transform[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2016, 76(14): 1-21.
- [2] CAI M, YANG Y, CAI G. Multi-focus image fusion algorithm using LP transformation and PCNN[C] // *IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science*. IEEE, 2015: 237-241.
- [3] VANI M, SARAVANAKUMAR S. Multi focus and multi modal image fusion using wavelet transform[C] // *International Conference on Signal Processing, Communication and Networking*. IEEE, 2015: 1-6.
- [4] SONAM, KUMAR M. Discrete Wavelet Transform and Cross Bilateral Filter based Image Fusion[J]. *International Journal of Intelligent Systems & Applications*, 2017, 9(1): 37-45.

- [5] TAI J H, PAN B, ZHAO S S, et al. SAR and Multispectral Remote Sensing Image Fusion Method Using Shearlet Transform [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(4): 468-474. (in Chinese)
郜建豪, 潘斌, 赵珊珊, 等. 基于 Shearlet 变换的 SAR 与多光谱遥感影像融合[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(4): 468-474.
- [6] YIN M, DUAN P H, LIU W, et al. A novel infrared and visible image fusion algorithm based on shift-invariant dual-tree complex shearlet transform and sparse representation [J]. Neurocomputing, 2016, 226(C): 182-191.
- [7] 焦李成, 侯彪, 王爽, 等. 图像多尺度几何分析理论与应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008: 485-497.
- [8] 马义德, 李廉, 绽琨, 等. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 16-28.
- [9] PENG G, WANG Z Y, ZHANG Z G, et al. Image fusion by pulse couple neural network with shearlet [J]. Optical Engineering, 2012, 51(6): 1-7.
- [10] LIAO Y, HUANG W L, SHANG L, et al. Image fusion based on Shearlet and improved PCNN [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(2): 142-146. (in Chinese)
廖勇, 黄文龙, 尚琳, 等. Shearlet 与改进 PCNN 相结合的图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(2): 142-146.
- [11] WANG Y J, PAN Q B, WU Y Y, et al. A fusion method for visible light and infrared images based on FFST and compressed sensing [C]// Control and Decision Conference. IEEE, 2017.
- [12] 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.
- [13] MIAO Q G, SHI C, XU P F, et al. Multi-focus image fusion algorithm based on shearlets [J]. Chinese Optics Letters, 2011, 9(4): 25-29.
- [14] 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.
- [15] 马义德. 脉冲耦合神经网络原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 16-20.
- [16] ZHU F Z, JIANG A P, ZHU B, et al. Multifocus image fusion based on Uniform Discrete Curvelet Transform [C]// International Conference on Estimation, Detection and Information Fusion. IEEE, 2015: 129-134.
- [17] SHI Z, ZHANG Z, YUE Y G. Adaptive Image Fusion Algorithm Based on Shearlet Transform [J]. Photonics, 2013, 42(1): 115-120. (in Chinese)
石智, 张卓, 岳彦刚. 基于 Shearlet 变换的自适应图像融合算法[J]. 光子学报, 2013, 42(1): 115-120.
- [18] HUANG W, JING Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493-500.
- [19] MA Y D, DAI R L, LI L. An Automatic Image Segmentation Method Based on Pulse Coupled Neural Network and Image Entropy [J]. Journal of Communications, 2002, 23(1): 46-51. (in Chinese)
马义德, 戴若兰, 李廉. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法[J]. 通信学报, 2002, 23(1): 46-51.
- [20] XYDEAS C S, PETROVIC V. Objective image fusion performance measure [J]. Military Technical Courier, 2000, 56(2): 181-193.
- [21] QU G H, ZHANG D L, YAN P F. Information measure for performance of image fusion [J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.
- [22] WANG Z H, WANG J Q, ZHAO D G, et al. Image fusion based on Shearlet and improved PCNN [J]. Laser & Infrared, 2012, 42(2): 213-216. (in Chinese)
王朝晖, 王佳琪, 赵德功, 等. 基于 Shearlet 与改进 PCNN 的图像融合[J]. 激光与红外, 2012, 42(2): 213-216.
- [23] YANG Y, WAN W G, HUANG S Y, et al. Sparse Representation and Non-subsampled Shearlet Transform for Multi-focus Image Fusion [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2017, 38(2): 386-392. (in Chinese)
杨勇, 万伟国, 黄淑英, 等. 稀疏表示和非下采样 Shearlet 变换相结合的多聚焦图像融合[J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(2): 386-392.
- [24] WANG H M, QI Z L. A novel image fusion algorithm using adaptive PCNN based on artificial fish swarm optimization [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2017, 28(4): 427-432. (in Chinese)
王红梅, 齐子龙. 基于人工鱼群优化的自适应脉冲耦合神经网络图像融合[J]. 光电子 • 激光, 2017, 28(4): 427-432.