

基于 NSST 与自适应 PCNN 的多聚焦图像融合方法

杨利素 王 雷 郭 全

(山东理工大学计算机科学与技术学院 山东 淄博 255000)

摘 要 为弥补传统图像融合方法融合质量不高的缺点,提出了基于非下采样剪切波变换(Nonsubsampled Shearlet Transform, NSST)与自适应脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)的图像融合方法。首先,利用非下采样剪切波变换对源图像进行剪切波分解;然后,采用基于图像引导滤波器的融合规则对得到的低频分量进行低频融合;其次,对于高频分量,采用改进的空间频率作为 PCNN 的输入,利用改进的拉普拉斯能量和作为 PCNN 的链接强度;最后,通过 NSST 逆变换得到融合后的图像。实验结果表明,相比于传统的融合规则,文中提出的算法在主观效果上能很好地保留细节信息,并抑制伪影和失真的产生;在客观评价上,其在标准差、边缘信息传递量、信息熵和互信息等常用指标上的表现更为优越。

关键词 图像融合,非下采样剪切波变换,脉冲耦合神经网络,图像引导滤波器

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.12.036

Multi-focus Image Fusion Method Based on NSST and Adaptive PCNN

YANG Li-su WANG Lei GUO Quan

(College of Computer Science and Technology, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255000, China)

Abstract In order to overcome the disadvantages of low fusion quality in traditional image fusion methods, this paper proposed an image fusion method based on the nonsubsampled shearlet transform (NSST) and adaptive pulse coupled neural network (PCNN). Firstly, the source image is decomposed by nonsubsampled shearlet transform. Then, the low frequency fusion of the obtained low frequency components is performed by using the fusion rule based on the guided image filter. After that, the improved spatial frequency is used as the PCNN input for the high frequency component, and the improved Laplace energy summation is used as the PCNN link strength of PCNN. Finally, the fused image is obtained by inversion of NSST. The experimental results show that this algorithm can preserve the details well and prevent product artifacts and distortions from the perspective of subjective effects, and it possesses more superior performance in terms of objective indicator, such as standard deviation, $Q^{AB/F}$, entropy and mutual information.

Keywords Image fusion, Nonsubsampled shearlet transform, Pulse coupled neural network, Guided image filter

在成像设备中,焦距的不同通常会使得图像中的目标信息出现分化,即部分目标处于聚焦状态,较为清晰,而另一部分目标则处于离焦状态,较为模糊。利用多聚焦图像融合技术,可以获得场景内所有物体的清晰图像^[1]。多聚焦图像融合是指来自两个或多个传感器的关于同一场景的不同聚焦位置的图像综合起来,以获取更全面、更可靠的场景信息,有利于进一步的目标识别和探测,在军事监测、医学图像分析、远程遥感方面都有广泛应用^[2]。

目前,针对图像融合问题,国内外相关学者提出了一系列融合技术^[3-6]。传统的基于空间域的融合方法有加权平均法、主成分分析法和清晰度评价函数等;但由于其本身固有的缺陷,融合的效果并不理想,往往会导致块效应。近年来,多尺

度变换已成为图像融合领域的研究热点,而小波变换的提出是多尺度变换的里程碑^[7];但小波变换只能捕获有限的方向信息,且在分析点状瞬时状态奇异性时效果较差。为了弥补小波变换的缺陷,具有代表性的多尺度变换方法(如轮廓波变换、曲线波变换、剪切波变换)相继被提出。在多聚焦图像融合中,文献[8]提出了一种基于 Shearlet 的多聚焦图像融合算法,该算法通过计算区域能量值对融合图像的高低频系数进行选取;但由于融合规则比较简单且缺乏平移不变性,融合结果的对比较低,效果较差。文献[9]通过 Sigmoid 函数来计算 Shearlet 子带系数在 PCNN 每个迭代过程中的点火输出幅度,能使融合图像具有较高的对比度;但融合结果中仍存在吉布斯现象。文献[10]针对传统 PCNN 模型待定参数多、运行

到稿日期:2017-11-04 返修日期:2018-01-25 本文受国家自然科学基金青年科学基金项目(61502282),山东省自然科学基金青年科学基金项目(ZR2015FQ005),山东理工大学博士科研启动经费资助项目,山东理工大学青年教师发展支持计划。

杨利素(1990—),男,硕士生,主要研究方向为计算机辅助医学图像处理,E-mail:317861815@qq.com; **王 雷**(1984—),男,博士,讲师,主要研究方向为医学图像处理与模式识别,E-mail:wanglei0511@sdu.edu.cn(通信作者); **郭 全**(1989—),男,硕士生,主要研究方向为计算机辅助诊断,E-mail:290070444@qq.com。

机制复杂的问题进行了改进,使图像在清晰程度以及信息保持方面均有了改善。

综上所述,为进一步提高性能,本文提出了一种基于 NSST 与自适应 PCNN 的多聚焦图像融合方法。首先,利用 NSST 分解源图像,得到低频子带和方向子带;然后,用引导滤波器的融合规则对低频子带图像进行低频融合,得到低频融合图像;接着,对高频方向子带采用基于 PCNN 的图像融合方法,得到高频子带融合图像。实验结果表明,相较于传统的方法,本文方法在主观视觉和客观指标上均有较大改善。

1 NSST

NSST 基于 Shearlet 变换理论,通过多尺度剖分和方向局部化两部分操作来实现^[11]。

多尺度剖分由非下采样金字塔滤波器(Nonsampled Pyramid Filter, NSPF)完成, NSPF 使平移不变剪切波变换具备了多尺度性。源图像 f 经一层 NSPF 分解后将会得到低频系数和高频系数,之后每层的 NSPF 分解都在上层分解得到的低频分量上进行迭代,以获取图像的奇异点。由于 NSST 过程不存在下采样,因此,图像经非下采样金字塔滤波器分解后,最终可得 $k+1$ 个与 f 大小相同的子带图像。这 $k+1$ 个图像包括 1 个低通图像和 k 个带通子带图像。然后,利用剪切波滤波器完成方向局部化,具体过程是对高频子带方向数进行 i 级方向变换,得到 2^i 个高频子带,这是其中一层高频子带分解的过程。随着层数的增加,低频子带在 NSPF 上会进行重复的迭代操作。图像经过 k 级变换后,将得到 1 个低频图像和 $\sum_{k=1}^k 2^{i_k}$ 个高频图像,其中 i_k 表示 i 在 k 级分解上的方向数。记 j 为图像的分解尺度, $j=1,2,\dots,L$ 。NSST 的过程如图 1 所示。

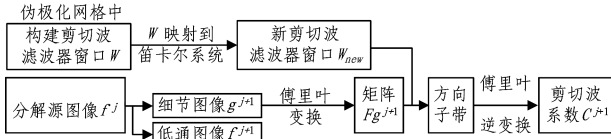


图 1 NSST 的过程

Fig. 1 Process of NSST

2 PCNN 的数学模型

PCNN 是由若干个神经元互相连接而生成的反馈型网络,其中的每一个神经元都由 3 部分组成:接收部分、调制部分和脉冲发射器^[12]。PCNN 用于图像处理时,是一个单层二维的局部连接的网络,神经元的个数等于输入图像中的像素点的个数,神经元与像素点逐一对应。PCNN 简化模型^[13]的数学方程式为:

$$\begin{cases} F_{ij}(n) = I_{ij}(n) \\ L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L) L_{ij}(n-1) + \sum_{p,q} W_{ij,pq} Y_{pq} \\ U_{ij}(n) = F_{ij}(n) \times (1 + \beta L_{ij}(n)) \\ Y_{ij} = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0, & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n) \end{cases} \\ \theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta) \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n) \end{cases} \quad (1)$$

其中, n 为迭代次数; $F_{ij}(n)$ 是 (i,j) 神经元在第 n 次迭代时的反馈输入; $L_{ij}(n)$ 和 $Y_{ij}(n)$ 分别是链接输入和输出; $I_{ij}(n)$ 和 $U_{ij}(n)$ 为 (i,j) 神经元的外部激励和内部活动项; $\theta_{ij}(n)$ 为神经元的变阈值函数输出; β, W, V_θ 分别是链接强度、神经元之间的连接权系数矩阵和阈值放大系数; α_L 和 α_θ 是链接输入和时间衰减常数。当 $U_{ij}(n)$ 大于 $\theta_{ij}(n)$ 时,神经元将会产生一个脉冲 $Y_{ij}=1$, 成为一次点火。经过 n 次迭代后,第 S 层分解后高频子带系数产生的总的点火次数用 $T_{k,s}(i,j,n)$ 来表示。其计算式如下:

$$T_S(i,j,n) = T_S(i,j,n-1) + Y_S(i,j,n) \quad (2)$$

1) 脉冲点火输出幅度

传统的 PCNN 图像融合算法多采用硬限幅函数对脉冲点火输出幅度进行确认,每次点火输出值为 0 或 1,难以反映点火的幅度差异^[10]。本文用软限幅函数计算点火输出幅度,以增大同步脉冲激发时在点火幅度上的差异。融合图像子带系数和融合规则的选择由点火输出幅度的总和决定。PCNN 的输出定义如下:

$$X_{i,j}(n) = \frac{1}{1 + e^{\theta_{i,j}(n) - U_{i,j}(n)}} \quad (3)$$

$$Y_{i,j}(n) = \begin{cases} 1, & \text{if } X_{i,j}(n) > \frac{1}{2} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $X_{i,j}(n)$ 的取值范围为 $[0,1]$, 表示系数 (i,j) 的脉冲点火输出幅度。 $Y_{i,j}(n)=1$ 时,为一次点火。系数 (i,j) 的点火输出幅度总和为:

$$M_{i,j} = M_{i,j}(n-1) + X_{i,j}(n) \quad (5)$$

2) 链接强度

链接强度决定最终的脉冲激发和最终调制结果,因此在 PCNN 图像融合规则中是比较重要的一个参数。本文采用像素的拉普拉斯能量(Energy of Laplacian, EOL)来衡量图像的聚焦清晰度,其值越大则图像越清晰;EOL 同时被用来自适应选择 PCNN 的链接强度。像素 (i,j) 的 EOL 可表示为:

$$\beta_{i,j} = EOL_{i,j} = \sum_{x=i-N}^{i+N} \sum_{y=i-N}^{i+N} (f_{xx} + f_{yy})^2 \quad (6)$$

$$\begin{aligned} f_{xx} + f_{yy} = & -f(x-1, y-1) - 4f(x-1, y) - f(x-1, \\ & y+1) - 4f(x, y-1) + 20f(x, y) - 4f(x, y+ \\ & 1) - f(x+1, y-1) - 4f(x+1, y) - f(x+1, \\ & y+1) \end{aligned}$$

其中, $f(x,y)$ 是 (i,j) 处的像素值; N 为区域窗口的尺寸,可设置为 3 或 5。

3) 外部激励

文献[14]首先成功地把 PCNN 应用到红外与可见光图像融合中,其直接使用子带系数刺激 PCNN,但事实上人们的视觉对边缘等特征更加敏感。因此,单纯使用子带系数作为输入是不够的。图像的空间频率反映了一幅图像的总活跃度,空间频率越大,图像就越活跃。鉴于此,文献[15]中使用空间频率作为 PCNN 的输入,并取得了一定的效果。但文献[15]中定义的空间频率值描述了水平和垂直信息,缺乏对角信息,这样就使得融合结果可能丢失了很重要的细节信息。于是,文献[16]提出了改进的空间频率(MSF)来捕捉图像的重要细节信息,体现了图像的综合特征。

记大小为 $M \times N$ 的图像位于 (x, y) 的像素灰度值为 f_{xy} , 则 $MSF^{[16]}$ 可定义为:

$$MSF = \sqrt{RF^2 + CF^2 + DF_1^2 + DF_2^2} \quad (7)$$

其中:

$$\begin{cases} RF = \sqrt{\frac{1}{M(N-1)} \sum_{x=1}^M \sum_{y=2}^N (f_{x,y} - f_{x,y-1})^2} \\ CF = \sqrt{\frac{1}{N(M-1)} \sum_{x=2}^M \sum_{y=1}^N (f_{x,y} - f_{x-1,y})^2} \\ DF_1 = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{x=2}^M \sum_{y=2}^N (f_{x,y} - f_{x-1,y-1})^2} \\ DF_2 = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{x=2}^M \sum_{y=2}^N (f_{x-1,y} - f_{x,y-1})^2} \end{cases} \quad (8)$$

3 图像引导滤波器

3.1 聚焦度量

由于聚焦质量影响图像局部的尖锐程度和局部强度的变化,且拉普拉斯算子能量(EOL)比修改的拉普拉斯算子的时间消耗更短,因此使用 EOL 作为焦点计算方法^[17]。EOL 对图像融合技术是重要的,它能正确增加图像的焦点,可以有选择地输入每个像素,直到检测到最大的 EOL。

对角线方向可以并入拉普拉斯的定义中,即采用 4 个方向的线性组合,利用式(9)产生一个对称的滤波器模板^[18]。

$$\begin{aligned} L &= \frac{1-\alpha}{1+\alpha} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} + \frac{\alpha}{1+\alpha} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & -4 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ &= \frac{4}{1+\alpha} \begin{bmatrix} \frac{\alpha}{4} & \frac{1-\alpha}{4} & \frac{\alpha}{4} \\ \frac{1-\alpha}{4} & -1 & \frac{1-\alpha}{4} \\ \frac{\alpha}{4} & \frac{1-\alpha}{4} & \frac{\alpha}{4} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (9)$$

其中, α 为比例系数。

I^A 和 I^B 的 EOL 焦点计算公式为:

$$M_p = (I * L)^2 \quad (10)$$

其中, $*$ 表示卷积, I 是输入图像, L 是拉普拉斯算子, M_p 是 EOL 的每个像素。

3.2 多滤波器

如图 2 所示,多滤波器^[18](The Majority Filter)能确保具有较大焦距度量的像素能更大程度地影响其邻域的像素^[19]。



(a) 输入决策图 D

(b) 过滤决策图 D_b

图 2 多滤波器的例子

Fig. 2 Example of majority filter

如果中心像素来自图像 I^A , 而周围的大多数像素来自图像 I^B , 则将中心像素值转换为图像 I^B 的值。多滤波器用于基于窗口的一致性验证,由下式给出:

$$D_b = \begin{cases} 1, & \text{if } D \times W_l > \frac{l^2}{2} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

其中, D 是输入决策图, D_b 是过滤决策图, W_l 是一个滑动的 $l \times l$ 矩阵, 值都设为 1。

3.3 引导滤波器

引导滤波器(The Guided Filter)是导向图像 I 和输出图像 q 之间的局部线性模型^[20]。在窗口 ω_k 中, 设 q 是以像素 k 为中心的线性变换。

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (12)$$

其中, (a_k, b_k) 在 ω_k 中被看作恒定的线性系数, ω_k 是半径为 r 的平行窗口。

引导滤波器是边缘保留过程, 因为 $\nabla q = a \nabla I$, 所以只有当 I 具有边缘时, q 才具有边缘。式(12)最大限度地减小了 q 和 p 之间的差异。具体而言, 线性系数 (a_k, b_k) 是通过最小化窗口中的如下函数确定的:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2) \quad (13)$$

其中, ϵ 是正则化参数, 以防止 a_k 过大。

系数 a_k 和 b_k 通过线性回归求解得到:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} (I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k)}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (14)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (15)$$

其中, μ_k 和 σ_k^2 分别是 I 在 ω_k 中的均值和方差, $|\omega|$ 是 ω_k 中的像素数, \bar{p}_k 是 p 在 ω_k 中的均值。

由式(12)可以看出, 在包含 i 的所有窗口 ω_k 中都涉及像素 i , 因此当在不同的窗口中计算时, q_i 的值不同。在文献[20]中, 首先对系数 a_k 和 b_k 的所有可能值进行平均, 因此滤波输出估计如下:

$$q_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (16)$$

其中, $\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} a_k$, $\bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} b_k$ 。

图 3 给出了引导滤波器的一个例子。可以看出, 输出图像 q 保留了导向图像 I 的边缘, 滤波输入图像 p 被光滑。



(a) 导向图像 I

(b) 滤波输入图像 p

(c) 滤波输出图像 q

图 3 引导滤波器的例子

Fig. 3 Example of guided filter

4 基于 NSST 与自适应 PCNN 的多聚焦图像融合方法

4.1 融合规则的设定

4.1.1 低频融合

对源图像进行 NSST 变换, 得到多尺度分解下的一个低频图像, 然后获得低频图像的拉普拉斯算子的能量, 以确定输入图像的哪一部分能够较好地聚焦。多滤波器提供了将聚焦区域传播到邻近区域的方法, 并且采用边缘保持的引导滤波

器来减少块效应。图4是低频图像融合方法示意图。过程性实验以“百事可乐”左聚焦图像为例,如图2和图3所示。

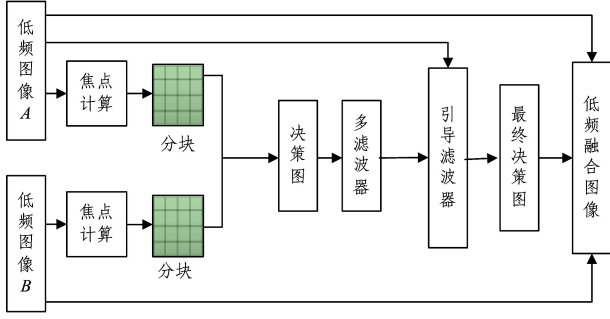


图4 低频图像的融合过程

Fig. 4 Fusion process of low frequency image

通过式(10)分别计算低频图像的EOL的焦点度量结果,以获得 M_p 。EOL(即矩阵 M_p)分为非重叠的 8×8 块,每块独立处理,每块的焦点度量结果是块中的值之和。

$$M_b(m,n) = \sum M_p(x,y) \quad (17)$$

其中, x 和 y 是像素索引, m 和 n 是块索引, $M_b(m,n)$ 是每个块的焦点度量结果。

将矩阵 M_b 中的焦点度量结果进行比较,通过式(18)获得二进制决策图。

$$D(m,n) = \begin{cases} 1, & \text{if } M_b^A(m,n) > M_b^B(m,n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

其中, M_b^A 是图像 I^A 的焦点度量结果, M_b^B 是图像 I^B 的焦点度量结果。

聚焦图像区域能产生较大的EOL值,而非聚焦区域产生较小的EOL值,因此,值1意味着 I^A 中的一块聚焦,而0意味着 I^B 中的一块聚焦。通过式(19),将决策图 D_b 扩展到 D_p 。

$$D_p = D_b \otimes W_8 \quad (19)$$

其中, \otimes 表示Kronecker乘积, W_8 是每个值都为1的 8×8 矩阵决策图 D 通过多滤波器过滤两次后可得到 D_b 。

将图像 I^A 和决策图 D_p 分别设置为导向图像和滤波图像,滤波结果用 D_2 表示,使用决策图 D_2 从原始图像中获得融合图像。

$$F(x,y) = D_2(x,y)I^A(x,y) + (1-D_2(x,y))I^B(x,y) \quad (20)$$

其中, F 是低频融合图像。

4.1.2 高频融合

传统PCNN融合算法存在以下不足:在融合规则中,神经元的外部输入多选择像素灰度值或子带系数,导致融合图像不符合人眼视觉感知,对融合结果的判断存在较大误差;链接强度一般由经验来大约设置,在实际操作中缺乏理论依据;在图像融合过程中,融合系数的选择多由PCNN的点火次数来决定,当阈值 θ 小于内部活动项 U 时,神经元被激活,被激活的次数即为点火次数,由于点火次数的值是1或0,点火幅度的差异较小,增加了逻辑判断的难度。为此,本文根据子带图像单个像素清晰度的变换自适应地调整链接权值,确定PCNN的链接强度。外部输入值是子带系数改进的拉普拉斯能量和。自适应PCNN融合方法不仅避免了人为设置权值

的麻烦,而且增大了同步脉冲激发的幅度,减少了点火迭代次数,降低了时间复杂度。

基于PCNN高频融合规则的具体步骤如下:

1)将两幅源图像的第 S 层高频分量归一化后表示为 $\{AH_s^{j,k}\}$ 和 $\{BH_s^{j,k}\}$,并将其分别作为两个神经网络中各神经元的反馈输入;计算高频子带的MSF,将其作为神经元产生脉冲的外部激励;在每个子带内,通过滑动窗口 $N \times N$ 计算每个系数的EOL作为相应神经元的链接强度。

2)网络初始化,令 $L_s(i,j,0) = 0, U_s(i,j,0) = 0, T_s(i,j,0) = 0$,对PCNN中的4个参数值进行自适应选取,利用式(1)计算各个中间结果,利用式(2)来计算最终的点火次数。

3)若设最大迭代次数为 N_{max} ,当 $n < N_{max}$ 时用式(1)进行迭代操作,当 $n = N_{max}$ 时停止迭代。迭代过程中得到的点火次数分别为 $T_{AS}(i,j,N_{max})$ 和 $T_{BS}(i,j,N_{max})$ 。

4)由式(1)得到 $\{AH_s^{j,k}\}$ 和 $\{BH_s^{j,k}\}$ 对应的点火映射图 D_A 和 D_B ,采用

$$\begin{cases} L_F(i,j) = L_A(i,j), & \text{if } D_A(i,j) > D_B(i,j) \\ L_F(i,j) = L_B(i,j), & \text{if } D_A(i,j) \leq D_B(i,j) \end{cases} \quad (21)$$

最大化原则选取高频融合系数。

4.2 基于NSST-PCNN的图像融合过程

NSST-PCNN的图像融合过程如图5所示。

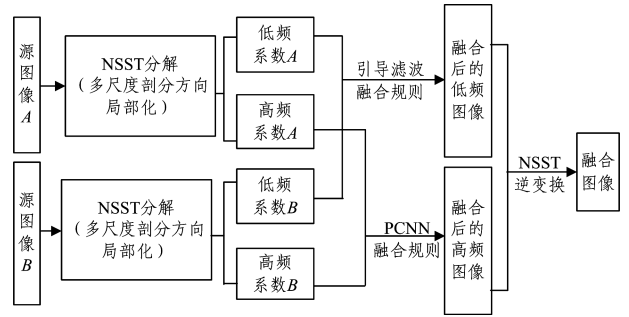


图5 NSST-PCNN的图像融合过程

Fig. 5 Image fusion process of NSST-PCNN

基于NSST-PCNN的图像融合算法的具体步骤如下:

1)对两幅待融合的源图像进行NSST分解,分解过程包括多尺度剖分和方向局部化,分解后得到的是低频子带图像(低频系数)和高频子带图像(高频系数)。

2)用基于引导滤波的融合规则对第1)步得到的低频部分进行低频融合,用基于PCNN的融合规则对高频部分进行融合。

3)对第2)步融合后的低频系数和高频系数进行NSST逆变换,得到融合图像。

5 实验结果与分析

本节选择3组多聚焦图像在MATLAB2015b平台上进行实验,并用标准差(Standard Deviation, SD)、边缘信息传递量 $Q^{AB/F}$ 、熵(Entropy, En)和互信息(Mutual Information, MI)等客观评价指标对融合结果进行评价。其中,SD能够衡量图像中像素灰度值相对于灰度均值的离散程度,其值越大,图像的对比度越大,包含的信息越多,融合效果就越好; $Q^{AB/F}$ 是衡量从源图像中转移到融合图像中的边缘信息的量,其值越大,

融合效果就越好;En 是描述图像所包含的信息是否丰富的重要指标,En 越大,图像包含的信息量就越多;MI 是计算由源图像转移到融合后的图像中的信息量,其值越大,说明该方法携带的信息量就越大。

5.1 实验结果

为验证本文所提出的算法的效果,将其分别与目前 4 种常用图像融合算法即基于传统的脉冲耦合神经网络(PCNN)、曲线波(Curvelet)^[21]、双树复小波(DTCWT)^[22]和文献[8]中的剪切波(Shearlet)进行对比实验,融合结果如图 6 所示。为进一步验证本文算法的准确性,将融合后的图像与右聚焦图像进行差分,形成右差分图像,如图 7 和图 8 所示。将 5 种“百事可乐”融合后的图像局部放大,再取局部样例,如图 9 所示。NSST 分解层数设定为 4,分解时选用的金字塔滤波器均为“maxflat”,各层分解后得到 32,32,16,16 个方向子带。本文从主观视觉效果和图像的客观分析两方面来评价图像融合的质量,实验结果如图 6—图 9 所示。

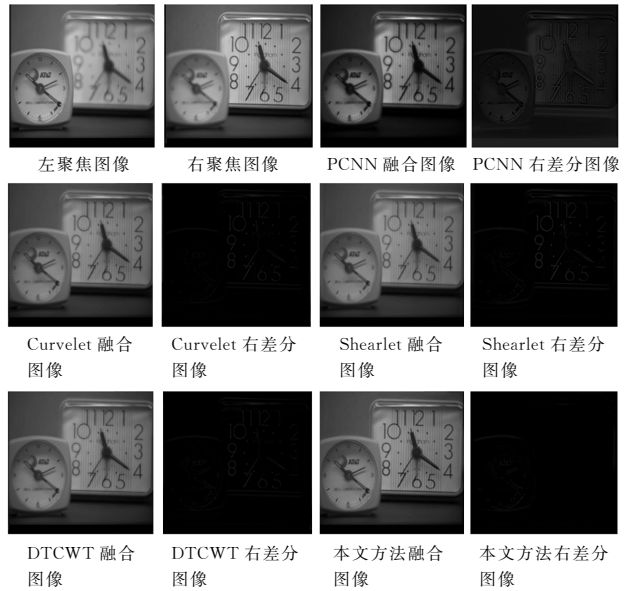


图 8 5 种融合方法针对“钟表”的实验结果及右差分图像的实验结果

Fig. 8 Experimental results of five fusion methods for “Clock” and experimental results of right difference image

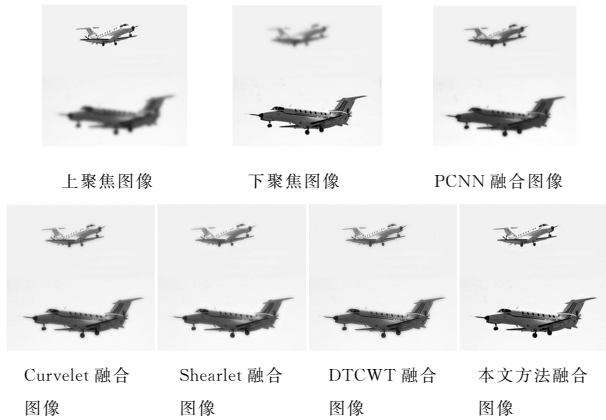


图 6 5 种融合方法针对“飞机”的实验结果

Fig. 6 Experimental results of five fusion methods for “Aircraft”



图 7 5 种融合方法针对“百事可乐”的实验结果及右差分图像的实验结果

Fig. 7 Experimental results of five fusion methods for “Pepsi Cola” and experimental results of right difference image

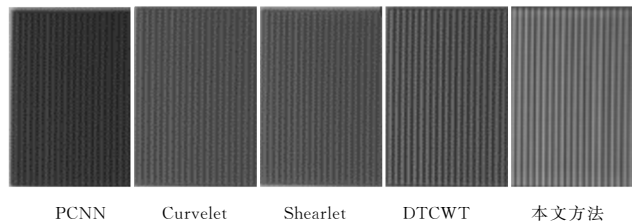


图 9 “百事可乐”的 5 种不同融合结果的局部放大图

Fig. 9 Local amplification pictures of five different fusion results of “Pepsi Cola”

5.2 实验分析

从主观目视效果中可以发现,5.1 节的 5 幅融合图像均可捕获两幅源图像中的互补信息,都能实现图像像素的融合。虽然各融合图像表达的信息优于源图像,但融合结果却有所差异。以图 7 中“百事可乐”的融合结果为例,PCNN 融合图像饮料罐边缘明显模糊,字符存在严重的重影现象和振铃效应,个别字符的细节信息和轮廓特征丢失;Curvelet 和 Shearlet 融合图像中的细节信息得到改善和加强,边缘轮廓得到锐化,重影现象有所减弱,但字符边缘依旧有些模糊;相比之下,DTCWT 和本文方法的融合效果更好,但 DTCWT 的融合图像中字符始终不太清晰,重影现象依旧存在,本文方法融合的图像中细节处理得更加清晰,纹理结构较为清晰,重影基本消除,也更加明亮,源图像的边缘特征和轮廓信息保留得较为完整,整体视觉效果更理想。通过对图 7 和图 8 的右差分图像的右半部分进行比较也可以看出,PCNN 的融合结果与源图像的差别最大,但本文方法对右聚焦图像清晰部分的提取比较完全,基本不含边缘信息。通过图 9 的局部放大图也可以看出,PCNN 融合结果受到吉布斯现象影响,图像失真严重;Curvelet 和 Shearlet 融合图像有重影,很多细节丢失,不清晰;相比之下,DTCWT 融合图像的信息量有所增加,轮廓分明,但仍然有边缘振铃现象。从整体上的比较可以看出,本文

方法的融合结果能提取源图像边缘的较多细节信息,视觉效果符合人眼视觉特性,效果更好。表1—表3给出了5种融合算法的图像质量评价结果。

表1 “飞机”图像的融合性能比较

Table 1 Comparison of image fusion performance of “Aircraft”

方法	SD	$Q^{AB/F}$	En	MI
PCNN	44.9759	0.4095	3.9141	3.3901
Curvelet	46.0905	0.5532	4.0181	3.5713
Shearlet	46.7091	0.4953	4.0627	3.4197
DTCWT	46.8267	0.6730	4.0133	3.5467
本文方法	50.0308	0.7503	4.3544	3.7828

表2 “百事可乐”图像的融合性能比较

Table 2 Comparison of image fusion performance of “Pepsi Cola”

方法	SD	$Q^{AB/F}$	En	MI
PCNN	43.7103	0.3688	6.5860	4.4679
Curvelet	44.0194	0.6230	7.0993	5.4902
Shearlet	44.0736	0.6116	7.1045	5.3444
DTCWT	44.5837	0.7165	7.0983	5.3005
本文方法	45.3375	0.7447	7.1255	5.6179

表3 “钟表”图像的融合性能比较

Table 3 Comparison of image fusion performance of “Clock”

方法	SD	$Q^{AB/F}$	En	MI
PCNN	39.2748	0.5061	6.9860	5.0106
Curvelet	39.6700	0.5797	7.0212	5.4090
Shearlet	39.4459	0.5250	7.0005	5.2118
DTCWT	39.8553	0.6309	7.0105	5.1259
本文方法	41.0825	0.6823	7.0429	5.5468

通过SD, $Q^{AB/F}$, En和MI等评价指标来比较5种融合方法的融合性能。从表1—表3可以看出,本文算法的客观数据都高于其他算法,从而证明本文方法更好地融合了多聚焦图像各自的信息,图像细节展现以及清晰度都高于目前常用的传统算法,其结果也与主观目视效果保持一致。因此,用本文所提出的图像融合方法得到的融合结果能更好地反映图像的整体信息,不仅能够提高客观评价指标,还能改善主观的视觉质量。

结束语 针对传统图像融合方法融合图像后轮廓和细节等高频信息存在丢失的不足,文中提出一种基于NSST与自适应PCNN的多聚焦图像融合方法。该算法充分利用了NSST多分辨率、多方向的特性,也结合了PCNN全局耦合、脉冲同步的优点,同时提出将图像引导滤波应用到PCNN的低频系数融合中。实验证明,该算法不仅能较好地显示图像中的目标信息和轮廓特征,而且对比度较高,能够保持良好的细节信息,有效地抑制伪影和失真。相比其他传统融合方法,本文融合方法具有较显著的优势。在未来的工作中,将对本文方法进行扩展,研究三维空间中的图像融合方法,以实现多幅源图像的同时融合,满足实际应用。

参考文献

[1] ZHANG B H, LU X Q, PEI H Q, et al. Multi-focus image fusion based on sparse decomposition and background detection[J]. Digital Signal Processing, 2016, 58: 50-63.

[2] ADU J H, XIE S H, GAN J H. Image fusion based on visual salient features and the cross-contrast[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 40: 218-224.

[3] ZHAO H J, SHANG Z W, TANG Y Y. Multi-focus image fusion based on the neighbor distance[J]. Pattern Recognition,

2013, 46(3): 1002-1011.

- [4] ZHAGN Y X, CHEN L, ZHAO Z H. Multi-focus image fusion based on robust principal component analysis and pulse-coupled neural network[J]. Optik, 2014, 125(17): 5002-5006.
- [5] LIU X, ZHOU Y, WANG J J. Image fusion based on shearlet transform and regional features[J]. International Journal of Electronics and Communications, 2014, 68(6): 471-477.
- [6] SHI C, MIAO Q G, XU P F. A novel algorithm of remote sensing image fusion based on Shearlets and PCNN[J]. Neurocomputing, 2013, 117(6): 47-53.
- [7] SHIVAMURTI M, NARASIMHAN S V. A dual tree complex discrete cosine harmonic wavelet transform(ADCHWT) and its application to signal/image denoising[J]. Journal of Signal and Information Processing, 2012, 2(3): 466-475.
- [8] 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): 1-5.
- [9] 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. 基于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.
- [10] NIU L, FENG G F. Fusion method for multi-focus images based on Shearlet and Pulse Coupled Neural Networks[J]. Fire Control & Command Control, 2016, 41(2): 41-46. (in Chinese)
牛玲, 冯高峰. 基于Shearlet与PCNN的多聚焦图像融合方法[J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(2): 41-46.
- [11] EASLEY G R, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. Applied & Computational Harmonic Analysis(S1063-5203), 2008, 25(1): 25-46.
- [12] WANG Z B, MA Y D, CHENG F Y, et al. Review of pulse-coupled neural networks[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(1): 5-13.
- [13] GUO Y C, YU Y, SHI S, et al. Full-reference image quality assessment based on saliency and fidelity maps[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2016, 27(11): 1228-1237. (in Chinese)
郭迎春, 于洋, 师硕, 等. 融合显著图和保真图的全参考图像质量评价[J]. 光电子·激光, 2016, 27(11): 1228-1237.
- [14] LIU S P, FANG Y. Infrared image fusion algorithm based on contourlet transform and improved pulse coupled neural networks[J]. Journal of Infrared & Millimeter Waves, 2007, 26(3): 217-221.
- [15] QU X B, YAN J W, XIAO H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampled contourlet transform domain[J]. Acta Autom Sin, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [16] JIANG P, ZHANG Q, LI J, et al. Fusion algorithm for infrared and visible image based on NSST and adaptive PCNN[J]. Laser & Infrared, 2014, 44(1): 108-113. (in Chinese)
江平, 张强, 李静, 等. 基于NSST和自适应PCNN的图像融合算法[J]. 激光与红外, 2014, 44(1): 108-113.
- [17] HUANG W, JING Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493-500.

- 11(1):153-157.
- [10] LI J, BIOUCAS-DIAS J M, PLAZA A. Spectral-Spatial Hyperspectral Image Segmentation Using Subspace Multinomial Logistic Regression and Markov Random Fields[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2012, 50(3):809-823.
- [11] XIA J, CHANUSSOT J, DU P, et al. Spectral—Spatial Classification for Hyperspectral Data Using Rotation Forests With Local Feature Extraction and Markov Random Fields[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2015, 53(5):2532-2546.
- [12] IORDACHE M D, BIOUCAS-DIAS J M, PLAZA A. Total Variation Spatial Regularization for Sparse Hyperspectral Unmixing [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2012, 50(11):4484-4502.
- [13] HUANG X, GUAN X, BENEDIKTSSON J A, et al. Multiple Morphological Profiles From Multicomponent-Base Images for Hyperspectral Image Classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2014, 7(12):4653-4669.
- [14] FU W, LI S, FANG L. Spectral-spatial hyperspectral image classification via superpixel merging and sparse representation[C]// Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2015:4971-4974.
- [15] WANG J, JIAO L, LIU H, et al. Hyperspectral Image Classification by Spatial-Spectral Derivative-Aided Kernel Joint Sparse Representation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2015, 8(6):1-16.
- [16] JI R, GAO Y, HONG R, et al. Spectral-Spatial Constraint Hyperspectral Image Classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(3):1811-1824.
- [17] KANG X, LI S, BENEDIKTSSON J A. Spectral—Spatial Hyperspectral Image Classification With Edge-Preserving Filtering [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(5):2666-2677.
- [18] TARABALKA Y, BENEDIKTSSON J A, CHANUSSOT J. Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Imagery Based on Partitional Clustering Techniques[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2009, 47(8):2973-2987.
- [19] POMALAZA-RAEZ C, MCGILLEM C. An adaptative, nonlinear edge-preserving filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1984, 32(3):571-576.
- [20] FAUVEL M, BENEDIKTSSON J A, CHANUSSOT J, et al. Spectral and Spatial Classification of Hyperspectral Data Using SVMs and Morphological Profiles [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2007, 46(11):3804-3814.
- [21] BAUER E, KOHAVI R. An Empirical Comparison of Voting Classification Algorithms: Bagging, Boosting, and Variants [J]. Machine Learning, 1999, 36(1):105-139.
- [22] JIMENEZ L O, MORALES-MORELL A, CREUS A. Classification of hyperdimensional data based on feature and decision fusion approaches using projection pursuit, majority voting, and neural networks [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1999, 37(3):1360-1366.
- [23] PAL M. Ensemble of support vector machines for land cover classification [J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(10):3043-3049.
- [24] FAUVEL M, CHANUSSOT J, BENEDIKTSSON J A, et al. Spectral and spatial classification of hyperspectral data using SVMs and morphological profiles [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(11):3804-3814.
- [25] IMANI M, GHASSEMIAN H. Discriminant analysis in morphological feature space for high-dimensional image spatial-spectral classification [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2018, 12(1):1.
- [26] LI J, BIOUCAS-DIAS J M, PLAZA A. Semisupervised Hyperspectral Image Segmentation Using Multinomial Logistic Regression With Active Learning [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2010, 48(11):4085-4098.
- [27] SOOMRO B N, XIAO L, HUANG L, et al. Bilayer Elastic Net Regression Model for Supervised Spectral-Spatial Hyperspectral Image Classification [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2017, 9(9):4102-4116.
- [28] DIETTERICH T G. Approximate Statistical Tests for Comparing Supervised Classification Learning Algorithms [J]. Neural Computation, 1998, 10(7):1895-1923.
- (上接第 222 页)
- [18] ZHAN K, CAI J, LI Q Q, et al. A novel explicit multi-focus image fusion method [J]. Journal of Information Hiding & Multimedia Signal Processing, 2015, 6(3):600-612.
- [19] LI H, MANJUNATH B S, MITRA S K, et al. Multi-sensor image fusion using the wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 57(3):235-245.
- [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] LV L L. Research on image fusion algorithm based on Curvelet transform [D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2011. (in Chinese)
吕霖琳. 基于 Curvelet 变换的图像融合算法研究 [D]. 青岛: 山东科技大学, 2011.
- [22] WANG S J, PAN J X, CHEN P. Image fusion on dual-tree complex Wavelet transform [J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2015, 35(7):726-728. (in Chinese)
王少杰, 潘晋孝, 陈平. 基于双树复小波变换的图像融合 [J]. 核电子学与探测技术, 2015, 35(7):726-728.