

基于拉普拉斯金字塔与 PCNN-SML 的图像融合算法

王 隼 聂仁灿 金 鑫 周冬明 贺康建 余介夫

(云南大学信息学院 昆明 650500)

摘 要 基于拉普拉斯金字塔(LP)与脉冲耦合神经网络(PCNN)变换,提出了一种有效的多聚焦图像融合算法。首先,利用拉普拉斯金字塔对图像进行对多尺度分解,并利用 PCNN 对每一尺度的分解图像进行处理,以获取描述特征聚类的神经元点火频率图,然后,利用点火频率图的局部拉普拉斯分量绝对和(SML),实现了图像每一尺度 LP 分解的融合,最后,通过 LP 分解的重构实现了对多聚焦图像的融合。实验结果表明,所提方法在各项客观评价指标上均优于传统融合算法,体现出了良好的性能。

关键词 多聚焦图像融合,拉普拉斯金字塔变换,脉冲耦合神经网络,局部 SML

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Image Fusion Algorithm Using LP Transformation and PCNN-SML

WANG Quan NIE Ren-can JIN Xin ZHOU Dong-ming HE Kang-jian YU Jie-fu

(School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650500, China)

Abstract Using Laplace pyramid algorithm (LP) and pulse coupled neural network (PCNN), this paper proposed an effective fusion algorithm of the multi-focus image. First, the paper used Laplace pyramid to do multi-scale decomposition of the image, and the decomposition images were processed by PCNN, thus the corresponding neuron ignition frequency map was obtained. Then the paper calculated local entropy for every pixel's ignition frequency map, and took local sum of modified Laplacian (SML) as a measure of the quality of the pixels for the source image fusion. Finally, the paper used the Laplace pyramid reconstruction algorithm to generate the fused image. Experimental results indicate that proposed method is effective and better than other traditional fusion algorithms.

Keywords Multi-focus image fusion, Laplace pyramid transform, Pulse coupled neural network, Local sum of modified laplacian

1 引言

图像融合技术是在 20 世纪 70 年代末提出的信息融合技术的基础上发展起来的图像处理新技术。图像融合系统具有突出的探测优越性,使得图像融合成为计算机视觉、人脸识别、无损检测、遥感图像处理以及军事等方面的重要研究方向[1]。

在像素级图像融合技术研究中,基于图像多尺度分解的金字塔变换方法是一种比较常用且有效的方法。文献[2]首先对源图像进行拉普拉斯金字塔多尺度分解,对高频部分采用主成分分析法融合,是一种改进型的拉普拉斯金字塔变换算法。文献[3]在小波域的基础上,对图像进行拉普拉斯金字塔变换,该方法能够更好地保留高频信息,是一种有效的多聚焦图像融合方法。脉冲耦合神经网络(PCNN)是有着生物学背景的一种新型神经网络,因而其信号形式和工作原理符合视觉神经系统的生理学特点,同时将其用于系数优化具有全局性,可以更好地保护细节信息,在图像处理等方面应用日益广泛[4]。文献[5]首先对源图像进行小波分解,然后将图像的变换特征送入 PCNN 处理以实现特征聚类,根据聚类频图实

现图像融合。而文献[6]是基于非下采样 Shearlet 变换和 PCNN 的图像融合算法,文献[7]则是采用非下采样 Contourlet 变换处理医学图像融合。

本文基于 PCNN 和拉普拉斯金字塔变换(LP)提出了一种有效的多聚焦图像融合算法,首先对源图像用拉普拉斯金字塔进行多尺度分解,接着通过 PCNN 对每一尺度的分解图像进行处理,以获得描述特征聚类的神经元点火频率图。然后基于点火频率图的局部 SML,实现了源图像每一尺度 LP 分解的融合,最后通过 LP 逆变换实现了对聚焦图像的融合。实验结果表明,所提方法在各项客观评价指标均上优于传统融合算法,是一种有效的图像融合算法。

2 PCNN 模型

PCNN 是依据猫、猴等动物的大脑皮层上的同步脉冲发放现象提出的一种不同于传统神经网络的新型神经网络。它是由若干个神经元连接组成的反馈型网络,每个神经元都由 3 部分组成:接收部分、调制部分和脉冲发生部分。在图像处理中,神经元和图像像素一一对应,神经元数量和像素个数相

本文受国家自然科学基金(61365001,61463052),云南省应用基础研究计划项目(2012FD003),云南省科技创新强省计划(2014AB016)资助。

王 隼(1990—),男,硕士生,主要研究方向为人工神经网络和图像处理,E-mail: ynwangquan@126.com; 聂仁灿(1982—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理、机器学习等;金 鑫(1987—),男,博士生,主要研究方向为图像处理、人工神经网络;周冬明(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为人工神经网络、优化计算、信号处理技术等;贺康建(1990—),男,硕士生,主要研究方向为人工神经网络、图像处理;余介夫(1991—),女,硕士生,主要研究方向为人工神经网络算法、图像处理。

同[8]。简化的 PCNN 的数学模型可由式(1)–式(5)描述。

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

$$L_{ij}(n) = V^L \sum_{kl} W_{kl} Y_{ijkl}(n-1) \quad (2)$$

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

$$\theta_{ij}(n) = e^{-a^\theta} \theta_{ij}(n-1) + V_{ij}^\theta Y_{ij}(n-1) \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \text{step}(U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中, F 和 L 分别表示馈送输入和链接输入, S_{ij} 表示外部刺激, 而 Y_{ijkl} 则表示领域神经元发出的刺激, W_{kl} 表示领域链接权, V^L 为链接域的放大系数。 U 是由调制域产生的内部活动项, β 表示链接强度。 $\theta_{ij}(n)$ 表示动态门限值, 其中 a^θ, V_{ij}^θ 分别为动态门限值的衰减指数和放大系数[9]。 Y 表示神经元产生的输出时序脉冲序列。

当 U 大于阈值时, 神经元被激活点火, 输出 $Y=1$ 。由于受到反馈的影响阈值迅速增加, 当 U 小于阈值时, 神经元将会被抑制, 输出 $Y=0$, 经过多次迭代就会形成脉冲序列[10]。

PCNN 的神经元由于接收邻域神经元的脉冲耦合输入, 使得那些具有相似外部输入的神经元将在逐次迭代计算中逐步实现脉冲发放的同步, 这在图像处理中体现了特征聚类的作用, 同时该种现象一般可由神经元的点火频率 FM 来描述。

$$FM(i, j) = \frac{\sum_{k=1}^N Y_{ij}(k)}{N} \quad (6)$$

其中, N 表示 PCNN 的迭代次数。

3 拉普拉斯金字塔(LP)变换

拉普拉斯金字塔是高斯金字塔与其上一层插值扩大后的差值构成的图像序列, 最高层是高斯金字塔本身[11]。要进行拉普拉斯金字塔分解首先要对源图像进行高斯金字塔分解, 假设 G_0 代表一幅图像的矩阵, 那么 G_l 就代表图像的第 l 层高斯金字塔分解, 同理高斯金字塔的第 $l-1$ 层为 G_{l-1} , 第 0 层就是图像本身。

$$G_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \bar{\omega}(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n) \quad (7)$$

其中, $\bar{\omega}(m, n)$ 为低通窗口函数, 大小为 5×5 , 用该窗口函数与 G_{l-1} 卷积得到 G_l 。

建立拉普拉斯金字塔, 对 G_l 内插值放大可以得到 G_l' , 由于上面的高斯分解是降 2 的采样, 因此可以得到 G_l, G_l' 的大小相同。即:

$$G_l'(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \bar{\omega}(m, n) G_l(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}) \quad (8)$$

$$G_l'(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}) = \begin{cases} G_l(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}), & \frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \in Z \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} LP_l = G_l + G_{l+1}', & N > 1 \\ LP_N = G_N, & N = 1 \end{cases} \quad (10)$$

其中, LP_l 为拉普拉斯金字塔的第 l 层, LP_N 为拉普拉斯金字塔的最高层, 与高斯金字塔相同。

通过式(10)可以很容易地从拉普拉斯的顶层自上而下进行重构从而最终得到 G_0 , 这就是拉普拉斯金字塔逆变换。

$$\begin{cases} G_N = LP_N, & N = 1 \\ G_l = LP_l + G_{l+1}', & N > 1 \end{cases} \quad (11)$$

4 PCNN 与 LP 的图像融合

基于 PCNN 与 LP 的图像融合算法的基本思路是: 首先

采用拉普拉斯金字塔对图像进行对多层分解, 对每层数据进行 PCNN 迭代运算生成相应的点火次数矩阵, 然后计算每个像素的点火次数矩阵局部 SML, 再利用局部 SML 作为像素质量的衡量指标通过一定的融合规则对源图像进行融合, 最后采用 LP 重构算法生成融合后的图像。该算法的流程如图 1 所示。

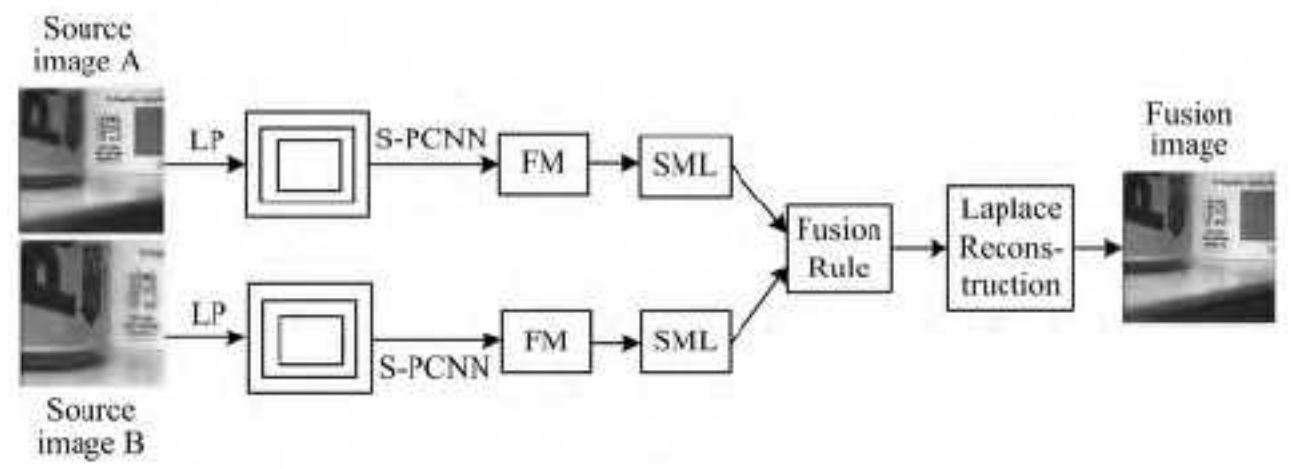


图 1 算法流程

在图 1 的流程框架中, 需要通过局部 SML 对源图像的各层 PCNN 点火频率图进行处理, 局部 SML 具有很好的清晰度判别能力, 同时还能克服块效应[12], 其表达式如(12)所示。

像素 (x, y) 的拉普拉斯梯度的分量绝对和 (ML) 为:

$$\nabla_{ML}^2 f(x, y) = |2f(x, y) - f(x-n, y) - f(x+n, y)| + |2f(x, y) - f(x, y-n) - f(x, y+n)| \quad (12)$$

其中, n 表示用离散差分求拉普拉斯梯度时采用的空域间隔, 一般 $n=1$, 则 ML 为:

$$\nabla_{ML}^2 f(x, y) = |2f(x, y) - f(x-1, y) - f(x+1, y)| + |2f(x, y) - f(x, y-1) - f(x, y+1)| \quad (13)$$

$$SML(i, j) = \sum_{x=-N}^{x+N} \sum_{y=-N}^{y+N} \nabla_{ML}^2 f(i, j), \text{ for } \nabla_{ML}^2 f(i, j) \geq T \quad (14)$$

其中, $N=8, T$ 为门限值。

对于已经配准好的源图像 A、B, 图像通过拉普拉斯金字塔分解, 其中的一层为 R_A, R_B , 而经过对 PCNN 的点火频率图的局部能量的计算, 得 E_A, E_B 。最终利用融合规则式(15)融合每一层的结果, 融合规则如下:

$$\begin{cases} R(i, j) = \frac{R_A(i, j) + R_B(i, j)}{2}, & |SML_A(i, j) - SML_B(i, j)| \leq 0.015 \\ R(i, j) = R_A(i, j), & |SML_A(i, j) - SML_B(i, j)| > 0.015, SML_A(i, j) > SML_B(i, j) \\ R(i, j) = R_B(i, j), & |SML_A(i, j) - SML_B(i, j)| > 0.015, SML_A(i, j) < SML_B(i, j) \end{cases} \quad (15)$$

综上所述, 本文算法的具体步骤如下。

第一步: 根据式(7)–式(10), 对源图像 A 和 B 分别进行 N 级的 LP 分解, 以获取各自的塔形分解图像 $R_{A1}, R_{A2}, \dots, R_{AN}$ 和 $R_{B1}, R_{B2}, \dots, R_{BN}$;

第二步: 根据式(1)–式(6), 分别让 $R_{A1}, R_{A2}, \dots, R_{AN}$ 和 $R_{B1}, R_{B2}, \dots, R_{BN}$ 通过 PCNN 模型得到它们的神经元点火频率矩阵 $F_{A1}, F_{A2}, \dots, F_{AN}$ 和 $F_{B1}, F_{B2}, \dots, F_{BN}$;

第三步: 根据式(12)–式(14), 计算 $F_{A1}, F_{A2}, \dots, F_{AN}$ 和 $F_{B1}, F_{B2}, \dots, F_{BN}$ 的局部能量 $SML_{A1}, SML_{A2}, \dots, SML_{AN}$ 和 $SML_{B1}, SML_{B2}, \dots, SML_{BN}$;

第四步: 根据式(15), 可以得到源图像 A、B 在每一分解层上的融合结果 $R_1, R_2, \dots, R_N$;

第五步: 根据式(11), 通过对 $R_1, R_2, \dots, R_N$ 进行拉普拉斯逆变换可得到最终的融合图像。

5 实验结果及分析

图像融合质量通过主观视觉感受和客观的分析指标进行

评估^[13]。本文的客观评价指标包括熵(EN)、平均梯度(AG)、标准偏差(SD)、交互信息(MI)、空间频率(SF)、 Q^{abf} 等。

PCNN 模型的参数设置: $\alpha_F = 0.0125$, $V_F = 1$, $\alpha_L = 0.1166$, $V_L = 1$, $\beta = 0.01$, $\alpha_T = 0.1166$, $V_T = 0.0100$, $W = M = [0.5, 1.0, 0.5; 1.0, 0.5, 1.0; 0.5, 1.0, 0.5]$, $N = 50$, $l = 4$ 。图 2 为一组多聚焦图像,图 3 是多种方法融合的结果图,表 1 列出多种方法融合结果的客观指标。

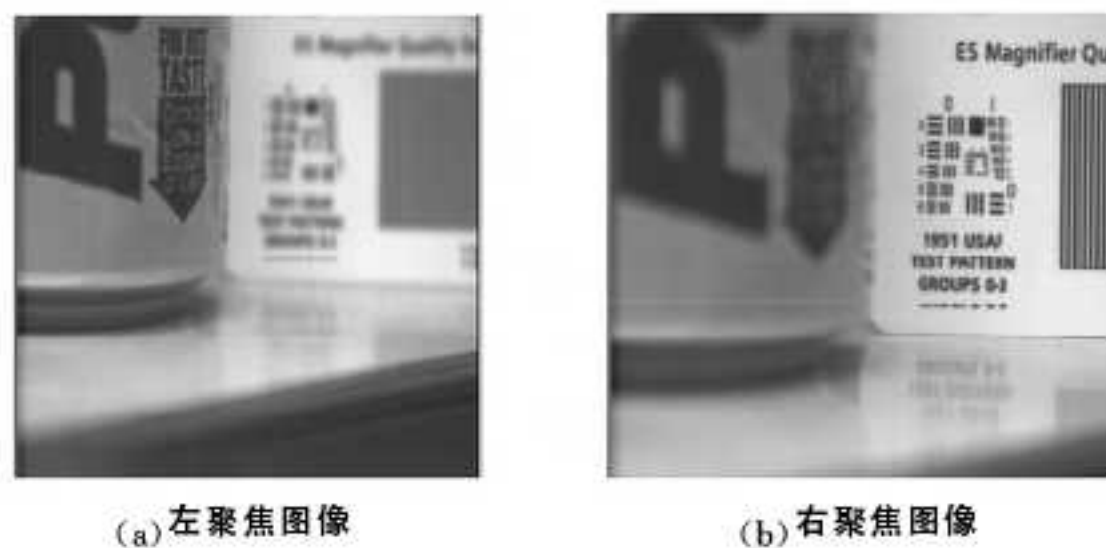


图 2 多聚焦图 A,B

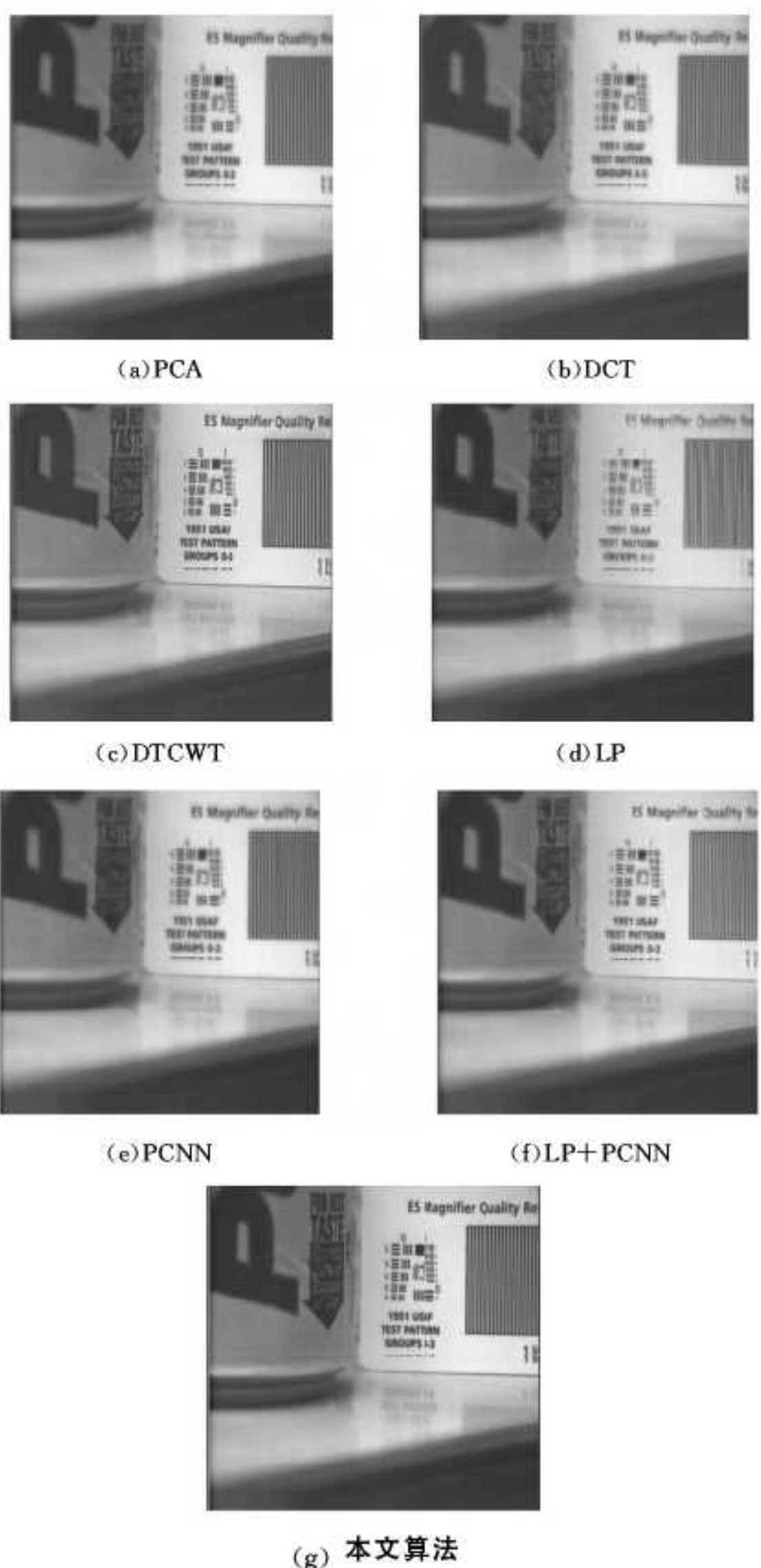


图 3

从图 3 各种方法融合的结果看出,对于主成分分析法(PCA)、离散余弦变换法(DCT)、拉普拉斯金字塔变换(LP)、双复树小波变换(DTCWT)、神经网络算法(PCNN)以及 PCNN 和 LP 相结合算法,本文方法得到的融合结果无论在边缘还是在清晰度上都好于上述方法,且与源图最为接近。

表 1 各种融合结果的客观评价指标

	PCA	DCT	LP	DCWCT	PCNN	LP+PCNN	This paper
Q^{abf}	0.640	0.619	0.576	0.632	0.633	0.639	0.765
AV	3.982	4.345	4.137	4.944	3.974	4.545	5.361
MI	6.922	6.680	6.887	6.005	6.847	6.719	7.114
EN	7.089	7.098	7.145	7.105	7.086	7.125	7.117
STD	43.992	44.008	44.862	45.313	43.987	44.904	45.412
SF	10.602	10.984	11.126	13.688	10.584	11.656	13.759

同时从表 1 也可以看出,本文算法融合结果的客观评价指标 Q^{abf} 、AV 明显均优于其他算法,另外除了 DCWCT 外,客观指标 SF 也是明显高于其他算法;MI、STD 和 EN 优于或略优于其他算法。通过客观指标分析说明,本文算法融合的图像清晰度和边缘较好,空间频率丰富,平均梯度较好,这也从客观上验证了本文算法好于其他算法。

结束语 本文利用拉普拉斯变换的多尺度性和 PCNN 的生物学特性,首先对图像进行有效的多尺度、多分辨率分解,然后对分解后的图像数据采用 PCNN 聚类分析,提取源图像特征,最后充分利用局部能量作为图像局部对比度的衡量指标,实现图像在各尺度上的融合,通过拉普拉斯金字塔重构完成最终融合图像。PCNN 的生物学特点,即 PCNN 的区域脉冲发放特性,与局部能量结合可以有效地提高融合源图像的质量。实验的结果也表明,本文算法无论是在主观视觉上,还是在客观评价指标上均优于其它算法,是一种有效的多聚焦图像融合方法。

参考文献

- [1] Vladimir P, Vladimir D. Focused pooling for image fusion evaluation[J]. Information Fusion, 2015, 22(3): 119-126
- [2] Ma Xian-xi, Peng Li, Xu Hong. PCA-based Laplacian pyramid in image fusion[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(8): 211-213
- [3] 黄小丹. 基于拉普拉斯金字塔变换的小波域图像融合[J]. 电子科技, 2014, 27(6): 170-173
- [4] Ganasala P, Kumar V. Feature-Motivated Simplified Adaptive PCNN-Based Medical Image Fusion Algorithm in NSST Domain[J]. Journal of Digital Imaging, 2015, 29(1): 73-85
- [5] 薛寺中, 周爱平, 梁久桢. 基于小波变换的 PCNN 多传感器图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(35): 210-213
- [6] Jiang P, Zhang Q, Jing L I, et al. Fusion algorithm for infrared and visible image based on NSST and adaptive PCNN[J]. Laser & Infrared, 2014, 44(1): 108-116
- [7] 杨艳春, 王晓明, 党建武, 等. 基于非下采样 Contourlet 变换的医学图像融合方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(3): 310-312
- [8] 金鑫, 聂仁灿, 周冬明. 一种基于 PCNN 的改进型虹膜识别算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(S2): 110-115
- [9] Li H, Jin X, Yang N, et al. The recognition of landed aircrafts based on PCNN model and affine moment invariants ☆[J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 51(C): 23-29
- [10] Johnson JL, Padgett ML. PCNN models and applications[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498
- [11] 李智勇, 邢应春, 刘同旭. 基于拉普拉斯金字塔变换的电力图像融合[J]. 计算机系统应用, 2014, 23(9): 89-93
- [12] 左雷, 王炜, 张鑫. 基于像素邻域 SML 的多焦距图像融合方法[J]. 微计算机信息, 2010, 26(35): 221-222
- [13] Lang J, Hao Z. Novel image fusion method based on adaptive pulse coupled neural network and discrete multi-parameter fractional random transform[J]. Optics & Lasers in Engineering, 2014, 52(1): 91-98