

# 基于自适应局部 Log-Gabor 能量的多聚焦图像融合

卢振坤<sup>1,2</sup>, 玉振明<sup>1</sup>

(1. 梧州学院信号处理实验室, 广西梧州 543002; 2. 华南理工大学电子与信息学院, 广东广州 510641)

**摘要:** 利用全局搜索策略, 设计适用于图像融合的最佳 Log-Gabor 滤波器组, 并提出了一种基于自适应局部 Log-Gabor 能量的多聚焦图像融合方法: 首先将多聚焦图像进行自适应分块, 然后用最佳 Log-Gabor 滤波器组对这些子图像进行滤波, 从而提取出该子图像的 Log-Gabor 能量, 比较对应子图像的 Log-Gabor 能量, 以挑选出其中清晰的像素并进行一致性检验, 重构图像. 本文给出了融合实验结果和各项评价指标, 结果表明该方法与经典的融合方法相比性能更优, 明显提高融合图像质量和运行效率.

**关键词:** 图像融合; Log-Gabor 滤波器; Log-Gabor 能量; 自适应分块

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2013)01-0199-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.01.034

## Multi-Focus Image Fusion Based on Adaptive Localized Log-Gabor Energy

LU Zhen-kun<sup>1,2</sup>, YU Zhen-ming<sup>1,3</sup>

(1. Signal Processing Laboratory, Wuzhou University, Wuzhou, Guangxi 543002, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510640, China)

**Abstract:** A method for multi-focus image fusion based on adaptive localized Log-Gabor energy is proposed. The best Log-Gabor filter banks for image fusion are designed by the global search strategy. Multi-focus image is adaptively divided into some sub-blocks. Sub-image is filtered by the best Log-Gabor filter banks for extracting Log-Gabor energy of the sub-image. The clear pixels of image are picked out by comparing corresponding the Log-Gabor energy of sub-image, then the consistency is checked. Finally, image is reconstructed. Experimental results show that the proposed method provides superior performance over conventional fusion methods in improving the quality of fused images and the operational efficiency.

**Key words:** image fusion; Log-Gabor filters; Log-Gabor energy; adaptive partitioning

## 1 引言

图像融合广泛应用于遥感、计算机视觉、医学、军事目标探测和识别等方面. 图像融合的方法主要分为两类, 一类是基于时域, 由于单像素在时域上不能充分表示图像信息, 所以常用分块的方法<sup>[1,2]</sup>. 这些方法简单, 实时性好, 但是块尺寸的选择不当容易造成块效应. 另一类方法是基于频域的方法<sup>[3]</sup>. 带方向性的变换能有效提取图像的特征, 如 Contourlet 变换<sup>[4]</sup>, Gabor 滤波器<sup>[5]</sup>, Log-Gabor 滤波器<sup>[6]</sup>. Gabor 滤波, 由于其多向特点被用于图像融合取得很好的效果<sup>[7]</sup>, 但是文献<sup>[7]</sup>以单个像素的高频能量大小作为融合准则, 易导致锯齿边缘. 而后文献<sup>[8]</sup>提出改进算法, 结合局部能量的思想, 取得更佳的融合效果.

近几年, 脉冲耦合神经网络(PCNN), 由于其脉冲耦合特性和不用训练也常用于图像融合<sup>[9]</sup>, 但是它们复杂的计算而影响运行效率. 另外, 受压缩感知理论的启发, 也有学者将图像的稀疏表示用于图像融合<sup>[10,11]</sup>, 这种方法最大的缺点是用字典训练求解稀疏系数时, 运算量大, 不便于实时应用.

与 Gabor 滤波器相比, Log-Gabor 滤波器更符合人的视觉认知特性, 在图像的纹理分析上具有更好的特性, 可以在取得最佳空间定位的同时得到尽可能宽的频谱信息<sup>[12]</sup>, 因此也成功应用于虹膜识别<sup>[13]</sup>.

本文研究用于多聚焦图像融合的最佳 Log-Gabor 滤波器的参数设计, 提出以局部 Log-Gabor 能量的大小作为融合准则的新方法. 实验表明本文的规则是有效的.

## 2 最优 Log-Gabor 滤波器设计

Log-Gabor 函数<sup>[12]</sup>是 Gabor 函数的另一种表现方式,与 Gabor 函数相比,Log-Gabor 函数有两个重要的优势.其一,Log-Gabor 函数没有直流分量,因此图像处理时不受亮度条件的影响;其二,Log-Gabor 函数的传递函数在高频端有一个延长的尾巴,它可以弥补 Gabor 函数低频表示过度而高频表示不足的缺点.

Log-Gabor 函数的传递函数定义为

$$g(f) = \exp \left\{ - \frac{\left( \log \left( \frac{f}{f_0} \right) \right)^2}{2 \left( \log \left( \frac{k}{f_0} \right) \right)^2} \right\} \quad (1)$$

对于不同的  $f_0$ ,选择  $k$  使  $\frac{k}{f_0}$  保持不变可以保证滤波器的形状恒定.例如,当  $\frac{k}{f_0}$  取 0.74, 0.55 和 0.41 时,分别对应滤波器的带宽近似为一倍频、两倍频和三倍频.

一个二维的带方向的 Log-Gabor 滤波器可定义为

$$g(u, v) = \exp \left\{ - \frac{\left( \log \left( \frac{u_1}{f_0} \right) \right)^2}{2 \left( \log \left( \frac{k}{f_0} \right) \right)^2} \right\} \exp \left\{ - \frac{v_1^2}{(2\delta)^2} \right\}$$

其中,  $u_1 = u \cos \theta + v \sin \theta$ ,  $v_1 = -u \sin \theta + v \cos \theta$ ,  $f_0$  是

中心频率,  $k$  用来决定径向带宽  $B_f$ ,  $B_f = 2 \sqrt{\frac{2}{\ln 2}} \times \left| \ln \left( \frac{k}{f_0} \right) \right|$ ,  $\delta$  用来决定方向向带宽  $B_\theta$ ,  $B_\theta = 2\delta \sqrt{2 \ln 2}$ .

设一幅图像为  $I(x, y)$ , 定义经 Log-Gabor 滤波器滤波后得到的图像为 ( $*$  为卷积运算):

$$O(x, y) = |I(x, y) * g(x, y)| \quad (2)$$

设计 Log-Gabor 滤波器组要在某些原则下进行优化.考虑图像特征冗余度问题,除了利用 Log-Gabor 滤波器良好的方向特性,还要考虑方向参数的设置,不能间隔太小.人类视觉神经细胞对于空间信息输入的响应具有频率选择性,频率响应带宽范围为 0.6 至 2.0 个倍频程,平均约为 1.3 个倍频程<sup>[14]</sup>.利用这一带宽参数来指导设计最佳的 Log-Gabor 滤波器,与人类视觉系统的纹理认知机制相吻合.本文将先从局部 Log-Gabor 能量来判断该区域图像清晰与否,对参数采用全局搜索策略,设计一个最优 Log-Gabor 滤波器  $g(x, y)$ ,使得滤波输出图像  $O(x, y)$  能够最好地适用于图像融合.

设待融合的两幅图像为  $I_1(x, y)$  和  $I_2(x, y)$ , 参考图像为  $I(x, y)$ , 大小均为  $m \times n$ . 根据经验,一般  $\delta$  取  $\pi/9$ , 因此,在给定  $\theta$  条件下,对 Log-Gabor 滤波器  $g(x, y)$  的参数  $(k, f_0)$  进行搜索,在这里设  $F = f_0$ , 则最佳滤波器参数设置方法步骤如下:

(1) 设  $F$  的步长为  $\Delta F$ ,  $k$  的步长为  $\Delta k$ , 则  $F_i = F_{i-1}$

$+ \Delta F$ ,  $k_i = k_{i-1} + \Delta k$ ,  $i = \left\lfloor \frac{b-a}{\Delta F} \right\rfloor$ . 取  $F \in [a, b]$ , 而  $B_f \in [0.6, 2]$ , 再由  $B_f$  表达式可得  $k \in [F e^{0.1766}, F e^{0.5887}]$  或  $k \in [F e^{-0.5887}, F e^{-0.1766}]$ .

(2) 用参数为  $(k_i, F_i)$  的 Log-Gabor 滤波器分别对图像  $I_1(x, y)$  和  $I_2(x, y)$  滤波.

(3) 比较图像局部局部 Log-Gabor 能量提取清晰区域,最后重构得到融合图像  $I_f(x, y)$ .

(4) 搜索参数  $(k, F)$ , 使得

$$\min \left\{ \sqrt{\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [I_f(x, y) - I(x, y)]^2 / (m \times n)} \right\},$$

确定最佳 Log-Gabor 滤波器.

## 3 基于自适应局部 Log-Gabor 能量的图像融合算法

### 3.1 清晰度量化与判断

本文用图像的局部 Log-Gabor 能量作为图像的清晰度判断指标.设大小为  $M \times N$  某局部图像区域为  $f(x, y)$ . 利用设计好的最佳 Log-Gabor 滤波器组对该区域滤波,从而达到提取不同方位特征来定义图像的 Log-Gabor 能量.单个方向的高频能量定义为:

$$HO_i(x, y) = f(x, y) - O_i(x, y) \quad (3)$$

其中,  $i$  表示第  $i$  个方位,即滤波器方向角取  $\theta = \theta_i$ , 在这里  $\theta$  取  $(0, \pi/4, \pi/2, \pi, 5\pi/4)$ .

由式(3),图像的局部 Log-Gabor 能量定义为:

$$E = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sum_{i=1}^l HO_i(x, y) \cdot HO_i(x, y) \quad (4)$$

上式中  $i, l$  分别是第  $i$  个方位角和用于滤波的总方位角数目.

在多聚焦图像中,用图像的 Log-Gabor 能量大小来对图像的边缘特征进行量化,以便区分出模糊和清晰的图像,这是可行的.下面用 Lema 图像来做实验.采用不同的模糊半径的高斯函数对其进行模糊化处理,从图 1 可以看出,随着模糊半径的增大,用 Log-Gabor 滤波提取图像的高频能量也越来越少.这些图像的清晰度指标用 Log-Gabor 能量表示,如表 1 所示,图像越模糊,Log-Gabor 能量越小.

表 1 Log-Gabor 能量比较

图像	清晰图像	$r = 1$	$r = 2$
Log-Gabor 能量	1.86E+08	3.50E+07	1.88E+07

### 3.2 融合规则与算法

基于区域的融合相比基于像素的融合更有实际意义,首先将源图像进行分块,然后计算这些块的 Log-Gabor 能量来决定哪一幅源图像的哪个特征应该保留到融合图像中.但是这样分割有个缺陷,如果分块的大小与

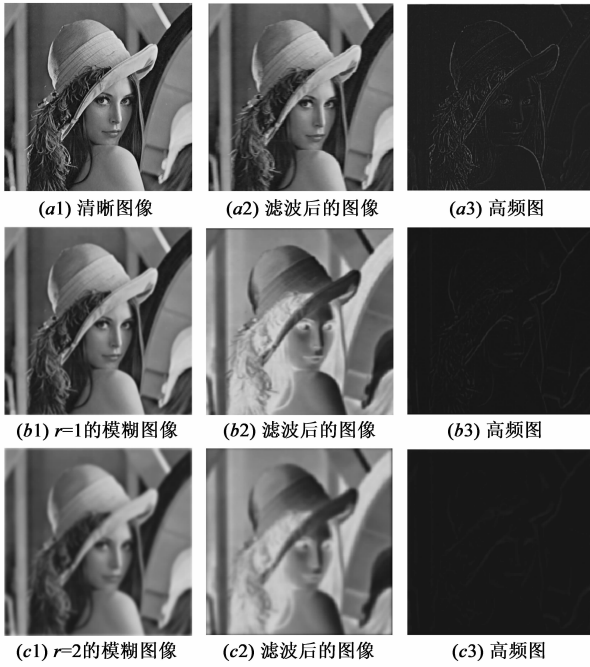


图1 源图像与对应的滤波后图像和高频图

源图像的尺寸不匹配,就会出现边界失真,因此,为防止出现尺寸不匹配,在分块过程中加入自适应处理,具体过程如下:

(1)将多幅已配准的待融合图像划分成若干个  $M \times N$  的子块.假设图像  $f$  的大小为  $m \times n$ ,则

①若  $\text{mod}(m, M) = 0$  且  $\text{mod}(n, N) = 0$ ,则用  $\frac{m}{M} \times \frac{n}{N}$  个尺寸为  $M \times N$  的子块正好填满源图像  $f$ ;

②若  $\text{mod}(m, M) = 0$  且  $\text{mod}(n, N) \neq 0$ ,则  $\frac{m}{M} \times \frac{n - \text{mod}(n, N)}{N}$  个尺寸为  $M \times N$  的子块和  $\frac{m}{M}$  个尺寸为  $M \times \text{mod}(n, N)$  的子块正好填满源图像  $f$ ;

③若  $\text{mod}(m, M) \neq 0$  且  $\text{mod}(n, N) = 0$ ,则用  $\frac{m - \text{mod}(m, M)}{M} \times \frac{n}{N}$  个尺寸为  $M \times N$  的子块和  $\frac{n}{N}$  个尺寸为  $\text{mod}(m, M) \times N$  的子块正好填满源图像  $f$ ;

④若  $\text{mod}(m, M) \neq 0$  且  $\text{mod}(n, N) \neq 0$ ,则用  $\frac{m - \text{mod}(m, M)}{M} \times \frac{n - \text{mod}(n, N)}{N}$  个尺寸为  $M \times N$  的子块和  $\frac{n - \text{mod}(n, N)}{N}$  个尺寸为  $\text{mod}(m, M) \times N$  的子块以及  $\frac{m - \text{mod}(m, M)}{M}$  个尺寸为  $M \times \text{mod}(n, N)$  的子块和一个尺寸为  $\text{mod}(m, M) \times \text{mod}(n, N)$  的子块正好填满源图像  $f$ ;

其中,  $\text{mod}(m, M)$  和  $\text{mod}(n, N)$  表示  $m, n$  分别对  $M$  和  $N$  的求余运算.用  $f_{i,k}$  表示图像  $f_i$  的第  $k$  个区域,其中  $i = 1, 2$ .

(2)计算图像  $f_i (i = 1, 2)$  中对应图像区域  $f_{i,k}$  的高频图的 Log-Gabor 能量.

**步骤 1** 对待融合对应图像区域  $f_{i,k}$  进行 Log-Gabor 变换,得到各个方位的低频图像输出.

**步骤 2** 利用式(4)提取图像区域  $f_{i,k}$  各个不同方位的高频能量.

**步骤 3** 利用式(5)计算图像区域  $f_{i,k}$  的局部 Log-Gabor 能量.

(3)比较待融合图像对应图像区域的局部 Log-Gabor 能量,以确定清晰块,最后重构图像.融合规则如下:

**步骤 1** 设定阈值  $T$ .

**步骤 2** 比较 Log-Gabor 能量,确定清晰区域.

实验发现,如果只是比较图像的局部 Log-Gabor 能量来取融合像素,则会在融合后的图像中灰度变化较大的边缘处引起一定的失真,为此,引入匹配度,定义如下:

$$S = \frac{2 \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^L |HO_{1ij}| |HO_{2ij}|}{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^L HO_{1ij}^2 + \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^L HO_{2ij}^2} \quad (5)$$

其中  $K, L$  分别为图像区域  $f_{i,k}$  的行宽和列宽.

若  $S < T$  则按 Log-Gabor 能量取大法融合,若  $S \geq T$  则按一定权重选用融合像素,权系数为  $\mu = 0.5 - \frac{0.5(1-S)}{1-T}$ .

综上所述,融合规则为:

①如果  $S \geq T$ ,且如果  $E(1, k) > E(2, k)$  则  $F_k = |\mu| * f_{1,k} + (1 - |\mu|)f_{2,k}$ , 否则  $F_k = (1 - |\mu|) * f_{1,k} + |\mu|f_{2,k}$ .

②如果  $S < T$ ,且如果  $E(1, k) > E(2, k)$  则  $F_k = f_{1,k}$ , 否则  $F_k = f_{2,k}$ .

(4)对(3)的融合结果进行一致性验证,即若相邻的像素均选自另一输入图像,那么该像素的选取将与相邻像素的选取相同.

本文算法是将各清晰块填充到对应的源图像的位置并且尺寸大小不变,保证了各分块边界衔接自然,不会出现块效应或纹理的异常.

## 4 融合图像实验与分析

本文除了主观评价,还用均方根误差(RSEM)、信息熵(ENTROPY)、信噪比(SNR)、峰值信噪比(PSNR)和  $Q^{AB/F[11]}$  等方法进行客观评价.RSEM 越小,说明与原参考图像越接近,而 ENTROPY、SNR、PSNR 这三个指标的值越高,说明图像越清晰,  $Q^{AB/F}$  的值越接近于 1,融合效果越好.本文所用的实验图像均是配准的,灰度范围是 0 ~ 255.本文 Log-Gabor 滤波器取  $(0, \pi/4, \pi/2, \pi, 5\pi/4)$  五

个方向,而 Gabor 滤波器取 $(0, \pi/8, \pi/4, 3\pi/8, \pi/2, 5\pi/8, 3\pi/4, 7\pi/8)$ 八个方向.

实验 1:用大小为  $640 \times 480$  的多聚焦图像如图 2(a),(b)进行实验,图 2(a)是前景清晰,而图 2(b)是背景清晰.在做融合之前,通过第一节中设计的算法,当  $k = 1, f_0 = 0.8$  时,取得最优 Log-Gabor 滤波器组.此外,阈值的大小对融合结果也会有一定的影响.表 2 列出了不同阈值对图像融合效果的影响.从表中可以看出,阈值  $T = 3$  时,各项指标是最优的.

表 2 不同阈值的融合结果

阈值	RSEM	ENTROPY	SNR	PSNR
1	1.3028	7.2907	32.9031	15.5927
2	1.2854	7.2909	33.0215	15.7108
3	1.2652	7.2935	33.1685	15.8582
4	1.2697	7.2922	33.1279	15.8178
5	1.2654	7.2931	33.1573	15.8469
6	1.2654	7.2931	33.1573	15.8469
7	1.2655	7.2931	33.1573	15.8469
8	1.2850	7.2928	33.0173	15.7065
9	1.2728	7.2931	33.1043	15.7936
10	1.2768	7.2934	33.0755	15.7651

此外,自适应块的大小也会影响融合效果.从表 3 可以看出,分块大小为  $32 \times 32$  时各项指标最好,本文选取  $32 \times 32$ .为了验证本文提出方法的有效性,我们把它与局部 Gabor 能量<sup>[8]</sup>,经典的 redundant 小波变换<sup>[3]</sup>和

表 3 不同自适应分块的融合结果

子块大小	自适应块大小	RSEM	ENTROPY	SNR	PSNR
$3 \times 3$	$1 \times 3$	5.0107	7.2907	20.7888	3.4499
$5 \times 5$	$0 \times 0$	4.4831	7.2909	21.7914	4.4539
$7 \times 7$	$3 \times 7$	3.7046	7.2935	23.5065	6.1765
$9 \times 9$	$1 \times 9, 9 \times 3, 1 \times 3$	3.9912	7.2922	22.8348	5.5031
$12 \times 12$	$4 \times 12$	3.6314	7.2930	23.6794	6.3566
$16 \times 16$	$0 \times 0$	3.1698	7.2931	24.9037	7.5807
$18 \times 18$	$18 \times 12, 10 \times 18, 10 \times 12$	3.4626	7.2956	24.0975	6.7824
$21 \times 21$	$21 \times 18, 10 \times 21, 10 \times 18$	2.6754	7.2928	26.4225	9.1097
$23 \times 23$	$23 \times 20, 19 \times 23, 19 \times 20$	3.1538	7.2931	24.9375	7.6267
$25 \times 25$	$25 \times 5, 15 \times 25, 15 \times 5$	2.5502	7.2934	26.8566	9.5450
$27 \times 27$	$27 \times 21, 19 \times 27, 19 \times 21$	2.6224	7.2930	26.5951	9.2913
$32 \times 32$	$0 \times 0$	1.2653	7.3125	33.1573	15.8468
$34 \times 34$	$34 \times 4, 32 \times 34, 32 \times 4$	3.1422	7.2972	24.9672	7.6603
$36 \times 36$	$36 \times 12, 28 \times 36, 28 \times 12$	2.8787	7.2904	25.7572	8.4523
$57 \times 57$	$57 \times 24, 13 \times 57, 13 \times 24$	3.4355	7.2822	24.1662	6.8577
$64 \times 64$	$64 \times 32$	3.2151	7.2892	24.7591	7.4580

Contourlet 变换<sup>[4]</sup>等方法比较.所有的实验都是用 MatlabR2008a 编程,在配置为奔腾双核,2G 内存的 XP 系统上实现.融合结果如图 2(c)~2(f)所示.图 2(g)~2(j)是各个方法融合结果与图 2(a)的差别.从图 2(g)右下角的黑色区域可以看出,清晰区域(钟表)被有效提取,而图 2(h)右下角的黑色区域内还有部分白点,说明没有完全提取清晰像素,而图 2(i),(j)则效果更差.表 4 给出它们的各项指标比较.从表中可以看出,本文方法各项指标最好,其中 RSEM 减少 0.312~1.639, ENTROPY 提高了 0.0041~0.0211, SNR 提高了 1.8166~5.8488, PSNR 提高了 1.946~7.845,  $Q^{AB/F}$  值更接近于 1,而且运行效率最高,耗时减少了 1.5735~6.8435s.

实验结果表明,本文所提的融合算法较大提高多聚焦图像的融合效果和运行效率.此外,如果算法实施技术(如分块大小、方向数目、融合准则等)基本一致的情况下,局部 Log-Gabor 能量法和局部 Gabor 能量法的运算时间相差很小,因为在计算滤波器时,Gabor 滤波器只是比 Log-Gabor 滤波器多运算一个余弦(或正弦)函数.

实验 2:用尺寸为  $512 \times 512$  多聚焦图像如图 3(a),(b)进行实验,融合结果如图 3(c)~(f)所示,表 5 给出各项评价指标比较.从表中可以看出,本文方法各项指标最好,其中 RSEM 减少 0.6174~2.6393, ENTROPY 提高了 0.0244~1.0564, SNR 提高了 2.0557~9.0525, PSNR 提高了 2.2912~8.4067,  $Q^{AB/F}$  值更接近于 1,而且运行效率最高,耗时减少了 2.1209~7.1247.

表 4 评价指标的比较

指标	本文方法	redundant	Contourlet	Gabor
RSEM	1.2653	1.5787	2.9048	1.6123
ENTROPY	7.3125	7.3084	7.2914	7.3050
SNR	33.1573	31.3407	27.3085	30.855
PSNR	15.8468	13.9008	8.0018	13.56
$Q^{AB/F}$	0.9263	0.9261	0.8663	0.9245
运行时间(s)	1.3015	8.1450	7.4185	2.875

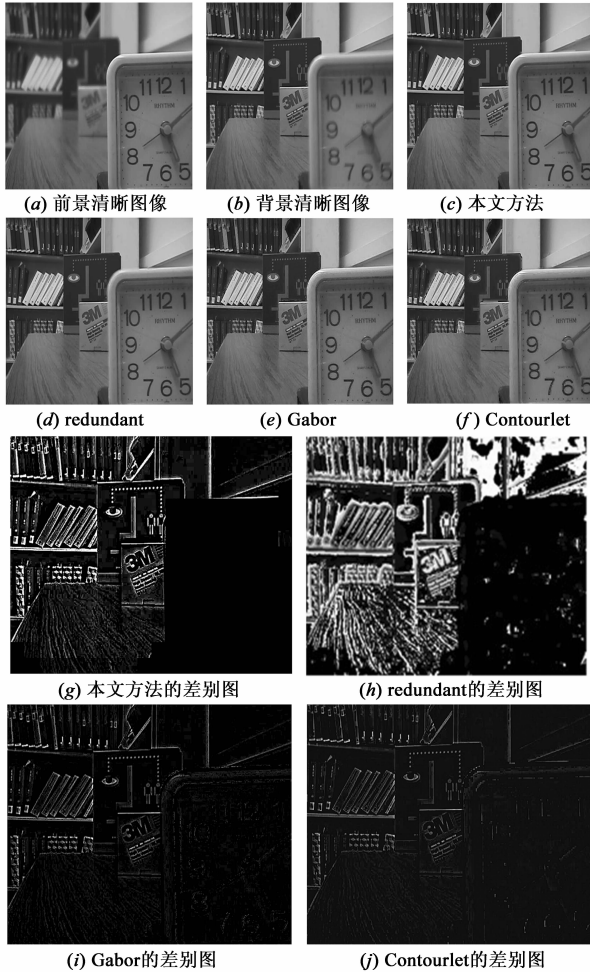


图2 不同聚焦图像的融合结果与差别图

表 5 评价指标的比较

指标	本文方法	redundant	Contourlet	Gabor
RSEM	1.4017	1.8917	4.0410	2.0191
ENTROPY	7.1235	7.1091	6.0671	7.0989
SNR	32.1600	30.1043	23.1075	28.8253
PSNR	13.5098	11.2186	5.1031	10.1954
$Q^{AB/F}$	0.9686	0.9620	0.9265	0.9606
运行时间(s)	1.9111	9.0358	7.4090	4.0320

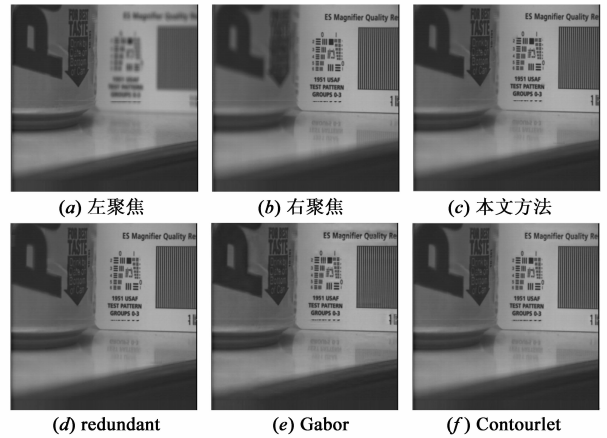


图3 不同聚焦图像的融合结果

### 5 结论

Log-Gabor 滤波器能有效地提取图像的不同方位的边缘特征,因此,通过比较图像 Log-Gabor 能量的大小来实现对不同焦点图像中清晰和模糊像素的区别达到融合的目的,物理意义明确.本文提出基于自适应局部 Log-Gabor 能量的多聚焦图像融合方法,与现有的一些方法相比,具有以下几个优点:(1)Log-Gabor 滤波器克服了 Gabor 滤波器低频表示过度而高频表示不足的缺点,用不同中心频率和不同空间方位的 Log-Gabor 滤波器很好地拟合人的视角接收场模型;(2)通过自适应分块可以克服分块后与源图像的尺寸不匹配的弊端,同时消除融合图像中对象边缘容易产生锯齿状的块效果,并且降低计算量;(3)与经典的小波融合方法相比,由于直接从多聚焦的源图像提取清晰像素来构造全清晰图像,所以不用通过反变换来重构,保留了源清晰图像信息.

### 参考文献

[1] 高雪妮,玉振明,张军,李陶深.基于多级分块迭代的 不同聚焦图像融合[J].电子学报,2011,39(3):690-694. GAO Xue-ni, YU Zhen-ming, ZHANG Jun, LI Tao-shen. Multi-focus image fusion based on multi-level and iterative method [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3): 690-694. (in Chinese)

[2] 卢振坤.基于空域图像局部多向梯度模的图像融合方法[J].激光与红外,2010,40(1):103-108. LU Zhenkun. Image fusion algorithm based on local multi-orientation gradient mode of spatial domain image [J]. Laser & Infrared, 2010, 40(1): 103-108. (in Chinese)

[3] X Li, M He, M Roux. Multifocus image fusion based on redundant wavelet transform [J]. IET Image Processing, 2010, 4(4): 283-293.

[4] 陈龙,郭宝龙,孙伟.一种基于方向窗特性的 Contourlet 域

- 的多聚焦图像融合算法[J]. 光子学报, 2010, 39(11): 2101 - 2106.
- CHEN Long, GUO Baolong, SUN Wei. Multifocus image fusion algorithm based on directional windows statistics in contourlet domain [J]. Acta photonica Sinica, 2010, 39(11): 2101 - 2106. (in Chinese)
- [5] 赵银娣, 张良培, 李平湘. 一种方向 Gabor 滤波纹理分割算法[J]. 中国图像图形学报, 2006, 11(4): 504 - 510.
- ZHAO Yindi, ZHANG Liangpei, LI Pingxiang. A texture segmentation algorithm based on directional Gabor filters [J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(4): 504 - 510. (in Chinese)
- [6] 王风华, 韩九强. 基于 2D Log-Gabor 滤波器的虹膜识别研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(7): 1808 - 1811.
- WANG Fenghua, HAN Jiuqiang. Iris recognition based on 2D Log-Gabor filtering[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(7): 1808 - 1811. (in Chinese)
- [7] 玉振明, 毛士艺, 高飞. 一种基于 Gabor 滤波的不同聚焦图像融合方法[J]. 航空学报, 2005, 26(2): 199 - 223.
- YU Zhenming, MAO Shiyi, GAO Fei. A multi-focus image fusion method based on Gabor filter[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2005, 26(2): 199 - 223. (in Chinese)
- [8] 卢振坤, 玉振明. 基于局部 Gabor 能量的多聚焦图像融合[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(5): 1944 - 1951.
- LU Zhenkun, YU Zhenming. Multi-focus image fusion based on localized Gabor energy [J]. Application Research of Computers, 2010, 27(5): 1944 - 1951. (in Chinese)
- [9] D Agrawal, J Singhai. Multifocus image fusion using modified pulse coupled neural network for improved image quality [J]. IET Image Processing, 2010, 4(6): 443 - 451.
- [10] B Yang, S Li. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation [J]. IEEE Trans Instrum Meas, 2010, 59(4): 884 - 891.
- [11] Nannan Yu, Tianshuang Qiu, Feng Bi, Aiqi Wang. Image features extraction and fusion based on joint sparse representation [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(5): 1074 - 1082.
- [12] FIELD D J. Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1987, 4(12): 2379 - 2394.
- [13] 唐荣年, 韩九强, 张新曼. 一种 Log-Gabor 滤波器结合多分辨率分析的虹膜识别方法[J]. 西安交通大学学报, 2009, 43(4): 30 - 33.
- TANG Rongnian, HAN Jiuqiang, ZHANG Xinman. An iris recognition method using Log-Gabor filter and multi-resolution analysis[J]. Journal of Xi'an Jiao Tong University, 2009, 43(4): 30 - 33. (in Chinese)
- [14] Pollen D A, Ronner S E. Visual cortical neurons as localized spatial frequency filters [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1983, 13(5): 907 - 916.

### 作者简介



卢振坤 男, 博士研究生, 1979 年生于广西百色. 梧州学院副教授, 目前在华南理工大学电子与信息学院攻读博士学位. 研究方向为数字图像处理、非平稳信号处理.

E-mail: lz06@sina.com



玉振明 男, 博士后, 1963 年出生于广西藤县. 梧州学院教授. 主要研究方向: 图像信息处理、电机控制.

E-mail: yumingming@vip.sina.com