

# 基于视觉特性的多聚焦图像融合新算法

徐冠雷<sup>1)</sup> 王孝通<sup>2)</sup> 徐晓刚<sup>2)</sup> 朱涛<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(大连舰艇学院航海系, 大连 116018) <sup>2)</sup>(大连舰艇学院自动化系, 大连 116018)

**摘要** 提出了一种基于视觉特性的快速、高精度的多聚焦图像融合新算法。根据多聚焦图像的特点,采用基于视觉对比度的快速间隔块扫描算法对聚焦离焦区域在整幅图像内进行粗定位,然后在粗定位的基础上通过基于视觉对比度的比对进行聚焦离焦区域的精确定位,并且将图像划分为3个部分:聚焦区、离焦区与边界。取两幅图像各自的聚焦区,而后将两幅图像离焦与聚焦的边界区域加权融合即得融合图像。实验结果证明,该算法与基于小波分解的融合算法和基于视觉的块分解融合算法相比不仅速度快而且效果好。

**关键词** 聚焦图像 图像融合 像素 视觉特性

**中图分类号**: TN911.73 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)02-0330-06

## New Multifocus Image Fusion Algorithm Using Feature of Human Vision

XU Guan-lei<sup>1)</sup>, WANG Xiao-tong<sup>2)</sup>, XU Xiao-gang<sup>2)</sup>, ZHU Tao<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Navigation Department of Dalian Naval Academy, Dalian, Liaoning Province, Dalian 116018)

<sup>2)</sup>(Automation Department of Dalian Naval Academy, Dalian, Liaoning Province, Dalian 116018)

**Abstract** One new multifocus image fusion algorithm is proposed based on human vision system. According to the characteristics of multifocus images, one approach which can search the approximate (crude) position of focus region in images based on comparison of the contrast error of blocks every certain rows and columns is adopted, and the correct position of the focus region is confirmed based on the approximate position using the comparison of the contrast error of blocks again, then the image is divided into three parts: focus region, nonfocus region and the boundary between the focus region and nonfocus region. Take the focus regions in the two candidate images, and calculate the weighted sum of the boundaries, then we can obtain the fused image. Experiments prove that the new algorithm is faster and more precise than traditional wavelet-based fusion algorithm and block-based algorithm.

**Keywords** focus image, image fusion, pixel, feature of human vision system

## 1 引言

图像融合是一种有效的信息融合技术,图像融合是将不同传感器得到的多个图像根据某个算法进行综合处理,以得到一个新的、满足某种需求的新图像。图像融合包括像素级、特征级和决策级3个层次<sup>[1]</sup>。多聚焦图像指的是成像条件相同,而镜头聚焦目标不同的多个图像。多聚焦图像融合是图像融

合的研究内容之一,通过像素级图像融合技术,可以得到一个目标都聚焦清晰的融合图像。多聚焦图像融合方法中具有代表性的方法有:加权平均法、小波变换方法<sup>[2-6]</sup>和Laplacian塔型方法<sup>[7]</sup>。图像融合的最简单方法是加权平均法,这种方法最为简单同时效果也最差。小波变化法是当前融合效果中比较理想的融合算法,已经成功地被用于图像融合<sup>[2-6,8,9]</sup>。

本文提出了一种基于视觉特性的多聚焦图像快

基金项目:国家自然科学基金项目(60473141)

收稿日期:2005-04-08;改回日期:2005-11-01

第一作者简介:徐冠雷(1978~),男,海军大连舰艇学院交通信息工程与控制2004级博士研究生。研究方向为水下目标识别与图像处理。E-mail: xgl\_86@163.com

速融合算法。多聚焦图像的特点是在同一幅图像中聚焦目标或聚焦区域图像清晰,而聚焦目标或聚焦区域外的图像模糊不清,因此,根据多聚焦图像的特点,按照一定的方法进行源图像之间的局部对比操作找到两幅图像中各自的聚焦区域即可完成融合。Piella 等人提出了基于小波分解和分块融合的方法<sup>[8]</sup>,Li 等人提出了基于像素视觉对比度的融合算法<sup>[9]</sup>,而国内学者李树涛等人给出了一种多聚焦图像基于视觉均匀对比度的分块融合算法<sup>[10]</sup>,该算法简单,通过一定的参数设定融合效果甚至优于小波分解法和文献[8]、[9]中的方法,但是仍然需要通过块操作对整幅图像内所有区域进行块比较操作,占用时间长,而且图像边缘易影响融合效果。本文根据局部对比度用一种快速搜索算法实现图像聚焦区域搜索从而实现快速融合,不仅提高了融合速度,而且由于聚焦区域的精确识别融合效果也优于小波分解融合算法(Wavelet-based image fusion algorithm, 为了便于后面的描述简称为 WIFA)和文献[10]中的基于视觉的块分解融合算法(Block-based image fusion algorithm, 简称为 BIFA)。

## 2 算法实现

### 2.1 BIFA 算法

为了描述基于视觉特性的图像感知差异,文献[11]给出了一种衡量图像块局部均匀度的测度算子  $D$ ,其定义如下:对于图像  $f(i, j)$  中大小为  $m \times n$  的块

$$D(B_k) = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \omega(av_k) \frac{|f(i, j) - av_k|}{av_k} \quad (1)$$

其中,  $f(i, j)$  为图像  $f$  在坐标  $(i, j)$  的像素灰度值,  $B_k$  是尺寸为  $m \times n$  的块,  $av_k$  是块  $B_k$  平均灰度值,  $\omega(av_k)$  是与  $B_k$  平均灰度值相关的加权因子,目的是根据总体亮度进行适当调整以消除对比度敏感门限与背景亮度的非线性关系的影响。

图 1 给出了 BIFA 算法的融合过程。

其具体融合过程如下:

(1) 将两幅配准的图像分解成若干个大小为  $n \times m$  的块,设  $BoA_i$  和  $BoB_i$  分别为图像 A 和 B 的第  $i$  个块;

(2) 按照式(1)计算每个块的均匀测度,设  $DoA_i$  和  $DoB_i$  分别为块  $BoA_i$  和  $BoB_i$  的均匀测度;

(3) 比较两幅图像对应块间的均匀测度,得出融合图像第  $i$  个块  $BoF_i$ :

$$BoF_i = \begin{cases} BoA_i & DoA_i > DoB_i + T \\ BoB_i & DoA_i < DoB_i - T \\ (BoA_i + BoB_i)/2 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $T$  为阈值参数,  $(BoA_i + BoB_i)/2$  为取  $BoA_i$  和  $BoB_i$  中像素平均值的平均运算;

(4) 依次对所有图像块进行上述操作即得融合图像。

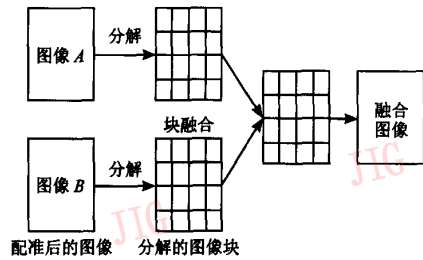


图 1 BIFA 融合过程

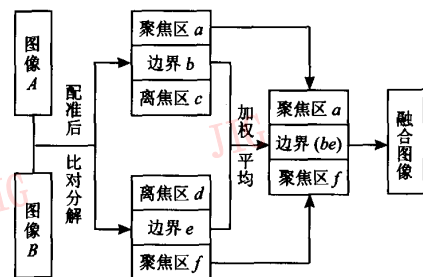
Fig. 1 The fusion processing of BIFA

### 2.2 基于视觉特性的多聚焦图像快速融合

与 BIFA 算法图不同,图 2 给出了本文算法多聚焦图像的融合过程。首先根据快速比对和搜索定位将两幅图像的各自聚焦离焦区域、离焦和聚焦区域的边界进行划分,且分别划分为 3 个区域:聚焦区域、离焦区域和边界(图 2),且根据严格配准多聚焦图像的特点可知,图像 A 的聚焦区域  $a$  和图像 B 的离焦区域  $d$  在整幅场景中的位置重合,图像 A 的离焦区域  $c$  和图像 B 的聚焦区域  $f$  位置重合,边界  $b$  和  $e$  重合。因此,融合图像 C 分别取聚焦区域  $a$ 、聚焦区域  $f$  以及边界  $b$  和  $e$  的加权和即可完成融合。具体算法包括以下 3 部分:图像块的快速扫描、聚焦离焦区域以及边界的精确定位、图像的融合。

#### 2.2.1 图像块的快速扫描

将两幅配准的多聚焦图像 A 和 B 划分为若干



(be) 代表边界 b 和 e 的融合

图 2 多聚焦图像融合过程

Fig. 2 The fusion processing of multifocus images

个尺寸为  $m \times n$  (像素) 的块 (设块总的个数为  $p \times q$ , 即块总共有  $p$  行和  $q$  列), 设  $BoA_{i,j}$  和  $BoB_{i,j}$  分别为图像  $A$  和  $B$  的第  $i$  行第  $j$  列尺寸为  $m \times n$  (像素) 的块; 然后再在每一块中心 (或相同的某固定位置) 取出一个  $d \times l$  ( $d < m, l < n$ ) 的小块代表该块 (图 3(e) 和图 4(e) 中的黑色和白色小方形区域), 设  $SBoA_{i,j}$  和  $SBoB_{i,j}$  分别为图像  $A$  和  $B$  的第  $i$  行第  $j$  列尺寸为  $d \times l$  的小块。此刻按照式(1)计算这些尺寸为  $d \times l$

的小块的平均测度, 并设  $SDoA_{i,j}$  和  $SDoB_{i,j}$  分别为  $SBoA_{i,j}$  和  $SBoB_{i,j}$  的平均测度。

尺寸  $m$  和  $n$  一般取为图像高度和宽度的  $1/16$  左右 (一般向能够取整数的方向靠近, 比如图像如果是  $544 \times 480$ , 那么取  $m = 544/17 = 32$  和  $n = 480/15 = 32$ ), 而  $d$  和  $l$  一般取为  $4 \times 4$  左右, 如果取值太大会影响融合精度, 太小又会耗费太多时间。总之需要根据经验和实际待融合的图像而定。

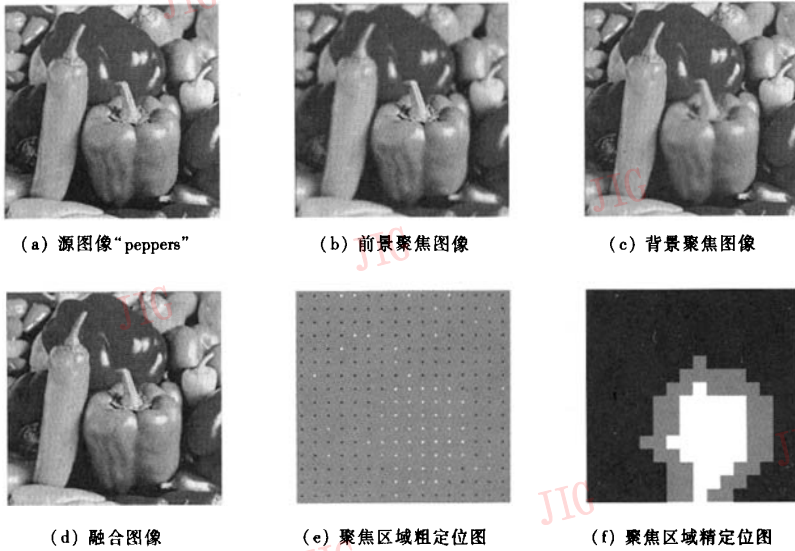


图 3 图像“peppers”融合效果图  
Fig. 3 The fusion of image peppers

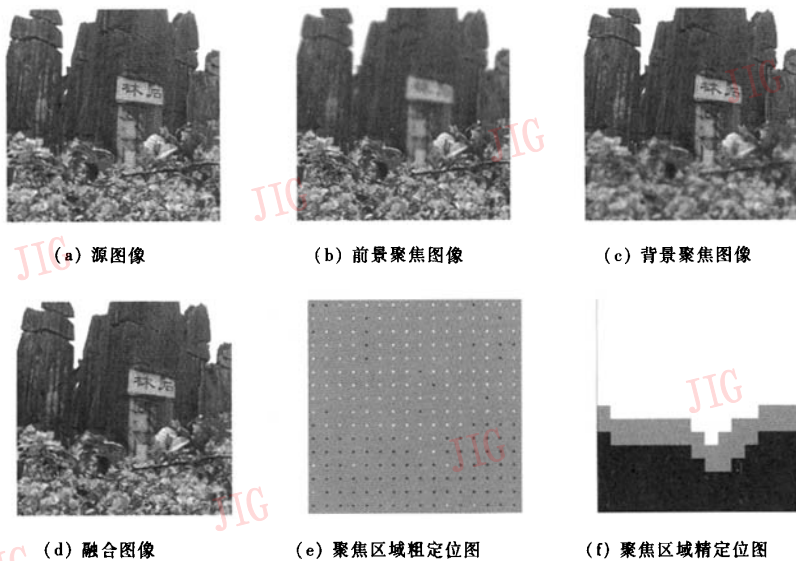


图 4 图像“stone”融合效果图  
Fig. 4 The fusion of image stone

### 2.2.2 聚焦离焦区域以及边界的精确定位

建立一个矩阵  $MT_{p \times q}(s_{i,j})$ ,  $s_{i,j}$  为矩阵中第  $i$  行第  $j$  列的元素。且有

$$s_{i,j} = \begin{cases} 1 & SDoA_{i,j} > SDoB_{i,j} + T \\ 0 & SDoA_{i,j} < SDoB_{i,j} - T \\ 0.5 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $T$  为阈值参数,  $T$  的不同决定了聚焦和离焦区域之间边界的大小。

由于矩阵  $MT$  中数据 0 和 1 的分布不一定是集中的, 存在一定的稍许交叉, 所以, 需要将矩阵  $MT$  进行预处理。处理的方法很简单, 只需要将矩阵看作一幅图像, 然后对其进行形态滤波直到形成 3 个连通且封闭的区域即可, 并将该矩阵映射到图像 (图 3(e) 和图 4(e)), 即完成粗定位。

此时, 再根据处理后的矩阵  $MT_{p \times q}(s_{i,j})$  中的数据就可以完成对图像区域的精确定位。

对于图像  $A$  第  $i$  行第  $j$  列的块  $BoA_{i,j}$  有:

$BoA_{i,j}$  属于聚焦区域, 如果  $s_{i,j} = 1$ ;

$BoA_{i,j}$  属于离焦区域, 如果  $s_{i,j} = 0$ ;

$BoA_{i,j}$  属于边界, 如果  $s_{i,j} = 0.5$ 。

对于图像  $B$  第  $i$  行第  $j$  列的块  $BoB_{i,j}$  有:

$BoB_{i,j}$  属于离焦区域, 如果  $s_{i,j} = 1$ ;

$BoB_{i,j}$  属于聚焦区域, 如果  $s_{i,j} = 0$ ;

$BoB_{i,j}$  属于边界, 如果  $s_{i,j} = 0.5$ 。

这样就精确地确定了图像的聚焦离焦区域以及聚焦和离焦之间的边界, 即也就知道了图像中每个像素点到底是属于聚焦区域还是离焦区域, 还是聚焦和离焦之间的边界区域。同时看到图像  $A$  的聚焦区域和图像  $B$  的离焦区域在整幅场景中的位置一定重合, 图像  $A$  的离焦区域和图像  $B$  的聚焦区域位置一定重合, 而且两者边界也一定重合。具体的实验结果如图 3(e)、(f) 与图 4(e)、(f)。图 3(e) 是粗定位图, 图中的小方形区域 (黑色或者白色区域) 就是比对的区域, 白表示聚焦, 黑表示离焦。图 3(f) 就是图像聚焦离焦精定位图。对于图 3(b) 来说, 白色表示聚焦, 黑色表示离焦, 而灰色表示二者的边界, 对于图 3(c) 正好相反。

### 2.2.3 图像的融合

确定完两幅图像的聚焦离焦区域以及边界以后, 即可以进行融合。

设融合图像为  $C, f_A(i, j), f_B(i, j)$  以及  $f_C(i, j)$  分别为图像  $A$ 、图像  $B$  以及图像  $C$  在第  $i$  行第  $j$  列处的像素值。那么有:

$$f_C(i, j) = \omega_A f_A(i, j) + \omega_B f_B(i, j) \quad (4)$$

其中,  $\omega_A$  和  $\omega_B$  为加权系数。且当  $A$  聚焦、 $B$  离焦时,  $\omega_A = 1, \omega_B = 0$ ; 当  $B$  聚焦、 $A$  离焦时,  $\omega_A = 0, \omega_B = 1$ ; 当在两者的聚焦与离焦边界区域上时,  $0 \leq \omega_A, \omega_B \leq 1, \omega_A + \omega_B = 1$ 。  $\omega_A, \omega_B$  一般情况下, 取值与到聚焦离焦区域远近相关, 例如, 边界中央  $\omega_A = \omega_B = 0.5$ , 而靠近  $A$  图像聚焦区域的地方  $\omega_A \approx 1, \omega_B \approx 0$ , 靠近  $B$  图像聚焦区域的地方  $\omega_A \approx 0, \omega_B \approx 1$ 。具体取值如下: 设某像素点  $(i, j)$  是属于边界区域内的一点, 并设在图像  $A$  中求离聚焦区域中像素点的最近距离为  $x$  个像素, 在图像  $B$  中求离聚焦区域中像素点的最近距离为  $y$  个像素, 那么有  $\omega_A = \frac{x}{x+y}, \omega_B = \frac{y}{x+y}$ 。

## 3 实验结果

为了证明方法的有效性, 进行仿真实验。实验图像为“peppers”和“stone”(图 3、图 4), 图像尺寸为  $512 \times 512$  (像素)。仿真环境: 台式计算机, 配置为 Intel Pentium 4 CPU, 主频 2.4GHz, 512M DDR 内存, 运行软件为 Matlab6.5。小波分解函数是 wavedec2, 重构函数为 waverec2, 采用 Daubechies 的“db2”小波。对比的方法主要是文献 [10] 中的 BIFA 和基于小波分解的经典融合方法 WIFA 以及本文算法 (proposed)。对比的性能指标是均方根误差 (RMSE) 和每 100 次运行时间 TIME (s) (四舍五入取整)。在 BIFA 中分别采用 4 种不同的分块尺寸 (表 1 和表 2), 而 WIFA 中分别进行了 1 到 6 层的小波分解。实验结果如表 1 和表 2 所示。从表中可以看出, 小波方法最佳融合效果的分解层数为 5 层, 与文献 [2]、[12] 中的结果一致, 而基于视觉的块融合算法的最佳块的尺寸为  $8 \times 8$  到  $16 \times 16$ , 与文献 [10] 中的结果一致。重要的是, 本文算法无论是融合效果还是运行时间均是 3 种方法中最优的, 文献 [10] 中的块分解融合算法 BIFA 与小波方法 WIFA 融合效果在适当参数下相当, 而基于小波的融合算法 WIFA 速度最慢。原因在于基于小波分解的融合算法不管是否聚焦离焦还是图像边缘均进行比较, 是在整个图像平面内逐点进行最大系数的比对搜索, 对于离焦区域和聚焦区域没有全局定位能力, 同时需要小波正逆变换, 势必造成时间浪费, 还会造成由于边缘效应而引起的精度下降; 而文献 [10] 中的方法对此有所改进, 不是逐点进行比

表 1 图像“peppers”不同融合方法性能比较

Tab. 1 The comparison between different fusion algorithm of image peppers

properties	方法										本文算法
	BIFA				WIFA						
	Sizes of block				Levels of decomposition						
	4 × 4	8 × 8	16 × 16	32 × 32	1	2	3	4	5	6	
RMSE	4.930 1	3.896 2	3.966 9	4.505 3	5.220 1	4.233 8	3.054 5	2.490 3	2.386 3	2.436 0	2.053 8
TIME(s)	42	30	25	22	78	94	102	105	107	108	15

表 2 图像“stone”不同融合方法性能比较

Tab. 2 The comparison between different fusion algorithm of image stone

properties	方法										本文算法
	BIFA				WIFA						
	Sizes of block				Levels of decomposition						
	4 × 4	8 × 8	16 × 16	32 × 32	1	2	3	4	5	6	
RMSE	5.534 2	3.948 7	3.061 7	4.562 9	9.383 7	6.617 8	4.168 3	3.244 2	3.137 7	3.144 3	1.524 3
TIME(s)	42	30	25	22	78	94	102	105	107	108	15

对,而是在整个图像平面内按块依次比对,因此时间上必然会有所节省,同时对于聚焦与离焦虽然没有全局识别与定位能力,但是在局部区域(比对块内)具备了聚焦与离焦的识别与定位能力;而本文算法是在全局内首先进行聚焦与离焦的粗定位与识别,然后再进行精定位,从而在全局范围内实现了聚焦与离焦的精确识别与定位,既可以提高融合效果,同时也减少融合时间。同时,图 3 与图 4 还给出了实际的融合效果图。

## 4 结 论

本文提出了一种基于视觉特性的多聚焦图像新融合算法,该算法通过对多聚焦图像聚焦离焦区域的粗扫描锁定聚焦离焦区域在图像中的“粗位置”,然后再在粗定位区域进一步精定位获得图像的聚焦和离焦区域以及二者的边界,将两幅图像的离焦聚焦和边界交叉取舍进行融合,获得融合图像。该算法的优点如下:

(1) 由于采用了先粗定位后精定位的方法,融合速度快;

(2) 由于对图像的聚焦离焦的准确定位,对于聚焦离焦区域没有严重交叉的情况融合效果优于传统基于小波分解的方法和文献[10]中的算法。但是,本文算法对于聚焦离焦区域交叉的图像融合效

果会有明显的下降,因此,为了提高图像的融合可靠性,本文方法将与文献[10]中的方法结合使用,通过粗定位首先判断聚焦离焦区域的分布情况,对于聚焦与离焦区域不存在严重交叉的情况直接采用本文算法,否则采用文献[10]中的方法,以提高融合效果的可靠性。

## 参考文献 (References)

- Phol C. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 9(5): 823 ~ 854.
- Li Shu-tao, Wang Yao-nan, Gong Li-zhuan. Selection of optimal decomposition level of wavelet level for multifocus image fusion[J]. Systems Engineering and Electronics, 2002, 24(6): 45 ~ 48. [李树涛,王耀南,龚理专. 多聚焦图像融合中最佳小波分解层数的选取[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(6): 45 ~ 48.]
- Paul Hill, Nishan Canagarajah, ave Bull. Image fusion using complex wavelets[A]. In: British Machine Vision Conference[C], Cardiff, USA, 2002: 487 ~ 496.
- Yocky D A. Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform[J]. Journals of Optical Society of American, 1995, 12A(9): 1834 ~ 1841.
- Zhou J, Civco D L. A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(4): 743 ~ 757.
- Li Ming, Wu Yan, Wu Shun-jun. Multi-focus image fusion based on wavelet decomposition and evolutionary strategy [A]. In: IEEE International Conference on Neural Networks and Signal Processing

- [C], Toulouse, France, 2003; 951 ~ 955.
- 7 Burt P J, Adelson E H. The laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Transactions on Communication, 1983, 31(4): 532 ~ 540.
- 8 Gemma Piella. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions[J]. Information Fusion, 2003, 12(4): 259 ~ 280.
- 9 Li Zhen-hua, Jing Zhong-liang, Liu Gang, *et al.* Pixed visibility based multifocus image fusion [A]. In: IEEE International Conference on Neural Networks and Signal Processing[C], Toulouse, France, 2003; 1050 ~ 1053.
- 10 Li Shu-tao, Wang Yao-nan, Zhang Chang-fan. Feature of human vision system based multifocus image fusion [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(12): 1699 ~ 1701. [李树涛, 王耀南, 张昌凡. 基于视觉特性的多聚焦图像融合[J]. 电子学报, 2001, 29(12): 1699 ~ 1701.]
- 11 Huang Ji-wu, Yun Q Shi, Dai Xian-hua. Feature of human vision system based division coding algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 1999, 4(5): 400 ~ 404. [黄继武, Yun Q Shi, 戴宪华. 基于视觉系统特性的分割编码算法[J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(5): 400 ~ 404.]
- 12 Chen Mu-sheng, Di Hong-wei. Study on optimal wavelet decomposition level for multi-focus image fusion[J]. Opto-Electronic Engineering, 2003, 31(3): 64 ~ 67. [陈木生, 狄红伟. 多聚焦图像融合的最佳小波分解层研究[J]. 光电工程, 2003, 31(3): 64 ~ 67.]