

# 一种自适应区域融合规则多聚焦图像融合算法

程德强, 陈刚, 高凌志, 厉航, 黄晓丽, 满广毅

中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221008

**摘要** 针对离散小波变换多聚焦图像融合算法中对低频分量融合处理存在缺陷而导致图像的边缘失真及图像模糊等问题,提出了一种自适应区域融合规则多聚焦图像融合算法。首先将源图像进行小波分解,得到低频系数和高频系数,然后将代表近似信息的低频系数采用改进空间频率进行阈值处理,将代表细节信息的高频系数采用改进的梯度与改进的拉普拉斯能量和高频融合规则处理,最后对处理后的高频系数和低频系数进行小波重构。实验结果表明:本文算法与传统的融合方法相比,在主观上,图像轮廓信息和边缘信息保留更多,融合效果更好;在客观上,客观指标大幅提高。

**关键词** 图像处理; 图像融合; 小波变换; 空间频率; 梯度

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP54.101005

## An Adaptive Region Fusion Rule Multi-Focus Image Fusion Algorithm

Cheng Deqiang, Chen Gang, Gao Lingzhi, Li Hang, Huang Xiaoli, Man Guangyi

*School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology,  
Xuzhou, Jiangsu 221008, China*

**Abstract** Aiming at the problem that the discrete wavelet transform multi-focus image fusion algorithm ignores the low frequency component in fusion processing and leads to edge distortion and image blur. An adaptive region fusion rule of multi-focus image fusion algorithm is proposed. First of all, the source image is decomposed by wavelet, and the low frequency and high frequency coefficients are obtained. Then the threshold processing of low frequency coefficients of the approximate information are carried out with the improved spatial frequency. Then, the improved gradient and the sum-modified-Laplacian high frequency fusion rule are utilized on the representative information. Finally, the processed high frequency and low frequency coefficients are reconstructed by wavelet transform. Experimental results show that the proposed algorithm can preserve the image contour information and edge information subjectively, and the fusion result is better than the traditional fusion methods. The objective indicators are greatly improved objectively.

**Key words** image processing; image fusion; wavelet transform; spatial frequency; gradient

**OCIS codes** 100.2960; 110.7410; 110.2960

## 1 引言

在大多成像系统中,受光学镜头的限制,聚焦所有清晰目标的图像是无法实现的,但是可以将所有被聚焦的目标图像融合在一起,使得最终融合后的图像质量优于任何一个源图像<sup>[1]</sup>。多聚焦图像融合算法一般分为两种:基于空域和基于频域。传统的空域算法有加权平均法、灰度值最大法以及空间频率(SF)算法等<sup>[2-3]</sup>,空域算法计算时间快,能很好地提取清晰部分,但容易出现块效应。而基于频域方法能很好地克服这一缺点,基于频域算法有拉普拉斯金字塔<sup>[4-5]</sup>、主成分分析(PCA)变换<sup>[6]</sup>。由于传统金字塔分解后各层间数据有冗余且分解无方向性,而小波变换是一种多尺度、多分辨率分解,分解后数据总量不会增加且具有方向性、对称性等,时频特性更佳,因而在图像融合领域应用比较广泛<sup>[7]</sup>。

收稿日期: 2017-05-09; 收到修改稿日期: 2017-06-08

基金项目: 江苏省“六大人才高峰”高层次人才培养项目(2015-ZBZZ-009)

作者简介: 程德强(1979—),男,博士,教授,主要从事视频图像处理方面的研究。E-mail: cumtcg@126.com

经过频域变换后,区域像素融合规则变得非常重要,因此基于区域融合规则的图像融合算法成为了近年来的研究热点。文献[8]提出了一种基于梯度的多分辨率图像融合,文献[9]提出了局部能量取大的小波域图像融合方法,文献[10]提出了一种基于小波方向对比度的图像融合方法,但是,这些方法都忽略小波分解低频信息处理,导致图像不清晰。

本文提出了改进的区域融合规则自适应多聚焦图像融合算法,通过改进空间频率,并将其作为阈值对小波变换后低频信息进行处理,更好地保留图像轮廓,而对小波变换后的高频信息采用改进的梯度与改进的拉普拉斯能量和(SML)高频融合规则,更好地提取图像边缘信息。最后通过小波重构得到图像融合后的图像,并对融合图像进行分析和讨论,得出相应结论。

## 2 基于小波变换的图像融合原理

基于小波变换的多聚焦图像融合先对源图像进行二维离散小波变换(DWT)分解,得到源图像的低频分量和高频分量。其融合原理如图1所示,其中低频分量表示的是源图像的一个近似信息即图像的轮廓,高频分量表示的是源图像的细节信息即图像的边缘;分别对其高频和低频分量采取相应的融合规则进行融合处理,得到低频分量的融合子图像和高频分量的融合子图像;最后进行离散小波重构(IDWT),得到所需要的融合图像。

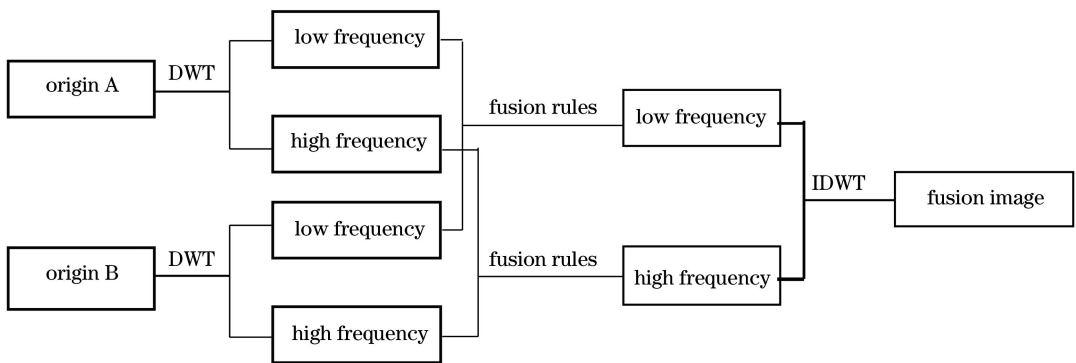


图1 基于小波变换图像融合原理图

Fig. 1 Image fusion schematic based on wavelet transform

源图像经二维一层离散小波分解后得到图像的低频分量以及三个方向上的高频分量(水平高频分量、垂直高频分量和对角高频分量)。

## 3 本文算法原理

### 3.1 改进的低频融合规则

#### 3.1.1 改进的空间频率

空间频率<sup>[11]</sup>是对图像清晰程度的量度。由实验可知,同一场景清晰图像的空间频率高于模糊图像的空间频率。对于一个大小为  $M \times N$  的图像  $F$ ,图像的空间频率定义为

$$S_F = \sqrt{(R_F)^2 + (C_F)^2}, \quad (1)$$

式中  $R_F$  表示水平方向的梯度值,  $C_F$  表示垂直方向的梯度值,  $S_F$  是整体的空间频率。  $R_F$ 、 $C_F$  分别定义为

$$R_F = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N [I(i, j) - I(i, j-1)]^2}, \quad (2)$$

$$C_F = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{j=1}^N \sum_{i=2}^M [I(i, j) - I(i-1, j)]^2}. \quad (3)$$

由于传统 SF 算法只考虑垂直和水平方向,无法描述不同方向细节信息,因此,采用改进后的四方向 SF 算法作为清晰度指数对小波变换后低频进行处理,改进后 SF 算法公式为

$$S_F = \sqrt{(R_F)^2 + (C_F)^2 + (M_{DF})^2 + (S_{DF})^2}, \quad (4)$$

式中  $S_{DF}$  为副对角线方向的梯度值,  $M_{DF}$  为主对角线方向的梯度值, 分别表示为

$$S_{DF} = \sqrt{\omega \frac{1}{MN} \sum_{j=1}^{N-1} \sum_{i=2}^M [I(i, j) - I(i-1, j+1)]^2}, \quad (5)$$

$$M_{DF} = \sqrt{\omega \frac{1}{MN} \sum_{i=2}^{M-1} \sum_{j=2}^N [I(i, j) - I(i-1, j-1)]^2}, \quad (6)$$

式中  $\omega$  表示距离权值, 取  $1/\sqrt{2}$ 。显然, 改进后 SF 算法能够更加准确地描述像素点的周边像素信息, 保存更多图像信息。

### 3.1.2 基于改进空间频率的低频融合规则

由于空间频率体现了图像的清晰度, 空间频率越大, 说明图像越清晰。基于此, 将改进后空间频率  $S_F$  用作小波变换后的低频信息处理。

设  $m_1$ 、 $m_2$  分别为源图像 M1、M2 分解后的低频分量图像, 采用窗口的方式计算每个像素与周围像素的空间频率, 并将结果作为该像素的空间频率。采用  $3 \times 3$  窗口逐像素计算空间频率, 低频融合算法规则为:

1) 利用改进后的 SF 算法计算(4)式对  $m_1$ 、 $m_2$  分块逐个计算各个子块空间频率值, 构成一个 SF 矩阵, 其中每个像素点记作  $S_{F1}(i, j)$  和  $S_{F2}(i, j)$ 。

2) 对低频图像按照空间频率取大融合, 公式为

$$m = \begin{cases} m_1(i, j), & S_{F1} > S_{F2} + T_{th} \\ m_2(i, j), & S_{F1} < S_{F2} - T_{th}, \\ [m_1(i, j) + m_2(i, j)]/2, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

式中  $T_{th}$  为极限参数, 有一定平滑效果, 解决了分割后清晰区域与模糊区域边缘突变问题。

采用分块方式计算每个像素与周围像素的空间频率, 并将结果作为该方块的空间频率。图像中清晰的区块, 所对应空间频率图像的像素值较大, 模糊区域的空间频率图像的像素值较小。因此将其用于近似图像提取中能得到较好的结果。

## 3.2 改进的高频融合规则

### 3.2.1 改进的梯度

梯度能反映图像细节反差程度和纹理变换特征。其计算公式定义为

$$G = \sqrt{f_x^2 + f_y^2}, \quad (8)$$

式中  $f_x$  和  $f_y$  分别是图像在行、列方向上的一阶差分, 计算公式为

$$f_x = I(i, j) - I(i-1, j), \quad (9)$$

$$f_y = I(i, j) - I(i, j-1). \quad (10)$$

梯度越大, 图像越清晰, 则融合图像质量越好。由于梯度在反映细节信息时, 仅仅考虑了行和列的一阶差分, 不能更好地表现出更多方向的细节信息, 因此将二方向梯度加上两对角线方向梯度扩展成四方向梯度, 计算公式为

$$G = \sqrt{f_x^2 + f_y^2 + f_{xy}^2 + f_{-xy}^2}, \quad (11)$$

式中  $f_{xy}$  和  $f_{-xy}$  分别为两对角线上归一化差分, 计算公式为

$$f_{xy} = I(i, j) - I(i+1, j+1), \quad (12)$$

$$f_{-xy} = I(i, j) - I(i+1, j-1). \quad (13)$$

### 3.2.2 基于改进的梯度与 SML 高频融合规则

对于 SML, 其梯度、能量和拉普拉斯能量能更好地分析高频信息和表征边缘信息。但是由于拉普拉斯算子缺少方向性, 为更好地表征边缘信息, 因此提出了一种改进的梯度与 SML 联合区域准则。采用  $3 \times 3$  滑动窗口计算区域平均梯度和区域 SML, 得到区域平均梯度  $G(i, j)$  和区域 SMLS  $(i, j)$ , 并且将其分别归一化。由于高频表征边缘, 不宜丢弃其高频系数。所以本文将归一化的区平均梯度和 SML 做为权重因子  $g_a$ 、 $g_b$ 、 $s_a$ 、 $s_b$ , 对高频信息进行自适应加权融合, 高频融合准则公式为

$$\begin{cases} H_{mn}(i, j) = \mu H_{mn}^a(i, j) + (1 - \mu) H_{mn}^b(i, j) \\ \mu = (g_a + s_a) / (g_a + s_a + g_b + s_b) \end{cases}, \quad (14)$$

式中  $H$  表示各个高频系数的像素值,  $\mu$  为加权系数,  $mn$  表示各个高频子带 HH、HL、LH,  $a, b$  表示两幅源图像,  $g_a$  和  $g_b$  为归一化梯度, 分别表示为

$$g_a = \frac{G_a}{G_{amax} - G_{amin}}, \quad (15)$$

$$g_b = \frac{G_b}{G_{bmax} - G_{bmin}}, \quad (16)$$

式中  $s_a$  和  $s_b$  为归一化的 SML, 分别表示为

$$s_a = \frac{S_a}{S_{amax} - S_{amin}}, \quad (17)$$

$$s_b = \frac{S_b}{S_{bmax} - S_{bmin}}. \quad (18)$$

### 3.3 本文算法步骤

采用正交小波基分解, 分解层数为 1 层, 本文算法具体步骤如下:

- 1) 对源图像进行二维小波分解, 得到低频信息和高频信息。
- 2) 对低频信息以改进空间频率作为分割算子, 融合规则如(7)式所示, 对于高频信息采用改进的梯度与 SML 高频融合规则。
- 3) 对低频、高频系数进行小波重构, 得到融合后的图像。

## 4 实验仿真和分析

在 MATLAB 仿真软件平台上, 选取 Haar 小波来验证本文算法的有效性。实验选取几种典型的基于区域规则和经典频域的算法(基于区域能量的小波域图像融合算法、基于区域梯度小波域图像融合算法、基于区域方差小波域图像融合算法、基于 PCA 图像融合算法以及基于拉普拉斯金字塔图像融合算法)进行对比, 最后分别从主观和客观方面对实验结果进行评价。

### 4.1 主观评价

图 2~4 为本文算法与其他算法的实验结果对比图, 其中图 2~4 中的(a)、(b)为两幅聚焦图像, 图 2~4 中的(c)为参考图像。为与其他算法进行主观效果的对比, 图 2~4 中的(d)~(i)分别为不同经典算法的融合结果。由对比结果可以看出, 在处理大多数图像时, 传统空间域算法均会出现不同程度的块效应, 继而会出现边缘模糊不清等状况, 而频域算法由于没有直接从源图像中提取清晰像素, 均会出现较为明显的光晕和



图 2 不同算法的人物图像融合结果。(a)背景聚焦图像;(b)前景聚焦图像;(c)参考图像;(d)区域能量;(e)区域梯度;(f)区域方差;(g)金字塔算法;(h) PCA 算法;(i)本文算法

Fig. 2 Fusion results of the figure image using various algorithms. (a) Background focus image;

(b) foreground focus image; (c) standard image; (d) regional energy; (e) regional gradient; (f) regional variance;

(g) pyramid algorithm; (h) PCA algorithm; (i) proposed algorithm

虚假边缘,所以清晰区域与原图像的清晰区域相比有较大差别。本文算法能够避免空间域算法中经常出现的块效应,且不会出现虚假纹理和鬼影,能够合理提取轮廓突出边缘,使整幅图像清晰,最终融合图像的主观效果较好,更适合人眼观看。

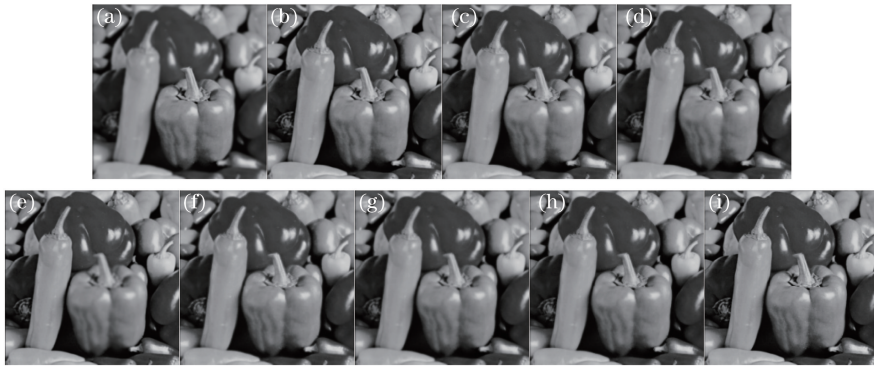


图3 不同算法的辣椒图像融合结果。(a)背景聚焦图像;(b)前景聚焦图像;(c)参考图像;(d)区域能量;(e)区域梯度;(f)区域方差;(g)金字塔算法;(h) PCA 算法;(i)本文算法

Fig. 3 Fusion results of the pepper image using various algorithms. (a) Background focus image; (b) foreground focus image; (c) standard image; (d) regional energy; (e) regional gradient; (f) regional variance; (g) pyramid algorithm; (h) PCA algorithm; (i) proposed algorithm

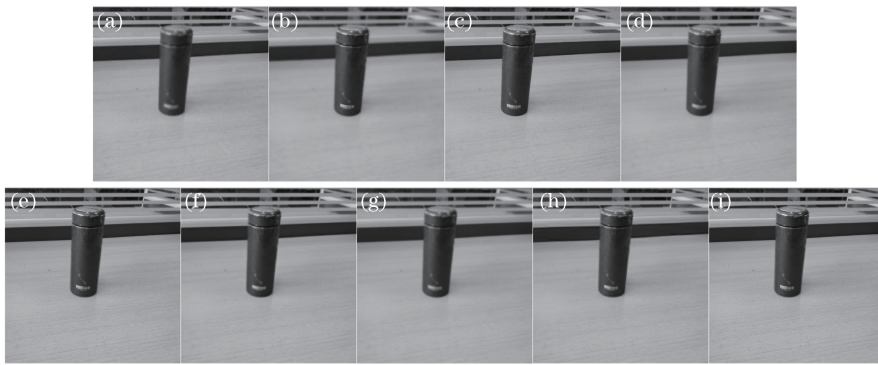


图4 不同算法的茶杯图像融合结果。(a)背景聚焦图像;(b)前景聚焦图像;(c)参考图像;(d)区域能量;(e)区域梯度;(f)区域方差;(g)金字塔算法;(h) PCA 算法;(i)本文算法

Fig. 4 Fusion results of the teacup image using various algorithms. (a) Background focus image; (b) foreground focus image; (c) standard image; (d) regional energy; (e) regional gradient; (f) regional variance; (g) pyramid algorithm; (h) PCA algorithm; (i) proposed algorithm

## 4.2 客观评价

选取算法的运行时间  $T$  作为算法复杂度的指标。对于图像质量客观评价指标<sup>[12]</sup>的选取,由于存在参考图像,采用有参考和无参考两种评价指标,这里无参考图像的评价指标是信息熵( $E$ )、平均梯度( $AG$ )和灰度标准差( $SD$ ),有参考图像的评价指标是均方根误差( $RMSE$ )、相关系数( $CORR$ )和峰值信噪比( $PSNR$ ),共6个指标来评价实验结果。 $E$ 是包含的信息量大小程度的一个物理量,其值越大,表明融合图像的质量越好。 $AG$ 可以用来描述图像的清晰程度,其值越大,则图像越清晰,表明融合图像的质量越好。 $SD$ 是描述图像中各个灰度值对于灰度均值的分布情况,灰度值分布越分散,其值越大,观察到的图像信息越多,表明融合图像的质量越好。 $RMSE$ 是用来表示参考图像与融合图像的均方根误差,其值越小,则融合图像越逼近参考图像。 $CORR$ 反映参考图像和融合图像的相关性,其值越接近1,则表示融合图像越近似参考图像。 $PSNR$ 越大,表明融合的质量越好。

表 1 人物图像客观评价表  
Table 1 Objective evaluation table of figure image

	RMSE	CORR	PSNR	AG	$E$	SD	$T/s$
Regional energy	6.1617	0.9949	71.6864	4.3091	7.5576	55.3449	1.3546
Regional gradient	5.3416	0.9963	74.6331	6.3118	7.5711	55.6560	1.4562
Regional variance	7.8995	0.9915	67.2508	4.8321	7.5779	55.5504	1.8654
Pyramid algorithm	7.2354	0.9947	74.2584	6.2544	7.5799	55.5725	2.6548
PCA algorithm	5.8658	0.9934	72.3685	5.6852	7.5705	55.3658	1.9654
Proposed algorithm	<b>2.3536</b>	<b>0.9992</b>	<b>91.8158</b>	<b>7.0019</b>	<b>7.5899</b>	<b>57.2223</b>	<b>1.4722</b>

表 2 辣椒图像客观评价表  
Table 2 Objective evaluation table of pepper image

	RMSE	CORR	PSNR	AG	$E$	SD	$T/s$
Regional energy	11.3124	0.9852	59.3546	5.5361	6.9921	57.9758	1.5864
Regional gradient	9.6518	0.9893	63.7634	8.7875	7.0466	58.8878	1.6548
Regional variance	14.2271	0.9773	57.4856	6.6037	7.0646	57.8909	2.0245
Pyramid algorithm	12.3568	0.9852	65.5824	7.5268	7.0844	58.9965	2.9654
PCA algorithm	9.5682	0.9816	62.2584	7.2354	7.0621	58.3526	2.3245
Proposed algorithm	<b>4.8194</b>	<b>0.9971</b>	<b>79.2149</b>	<b>10.054</b>	<b>7.0681</b>	<b>61.5721</b>	<b>1.6710</b>

表 3 茶杯图像客观评价表  
Table 3 Objective evaluation table of teacup image

	RMSE	CORR	PSNR	AG	$E$	SD	$T/s$
Regional energy	17.6542	0.9865	41.7495	5.2568	7.2514	48.2546	1.7728
Regional gradient	16.5545	0.9899	42.8562	5.4528	6.7854	50.3245	1.8245
Regional variance	17.2546	0.9954	41.2586	6.0254	6.5284	49.2541	2.2145
Pyramid algorithm	18.2658	0.9921	43.3961	6.3528	6.5959	49.6314	3.9254
PCA algorithm	12.5688	0.9852	41.6430	3.5740	6.4234	48.2654	2.5124
Proposed algorithm	<b>6.2541</b>	<b>0.9962</b>	<b>50.2568</b>	<b>7.2568</b>	<b>7.8654</b>	<b>53.2546</b>	<b>1.8653</b>

由各个算法的客观指标可以看出:

- 1) 本文算法由于直接提取了近似图像中清晰区域的像素点,保留了图像中较多的轮廓、纹理等信息,因此,其信息熵基本上是所有算法中最高的。
- 2) 本文算法高频信息得到很好的保留,即保留了更多边缘等信息,因此,本文算法的 AG 和 SD 最大。
- 3) 通过与参考图像对比,可以发现本文算法 RMSE 最小峰值信噪比最大,且相关系数非常接近于 1,主要原因是基于频域的算法所分解的低频信息通过改进 SF 算法几乎得到全部保留。
- 4) 通常频域处理都会在融合图像中不同程度地引入假轮廓、虚纹理和光晕等额外信息,主观效果会有所下降。但本文算法的熵值等信息更加真实地反映了图像中清晰的轮廓和纹理信息。
- 5) 从算法运行时间来看,本文算法虽然不是最优,但是与大多算法相比,运行时间较少。

## 5 结 论

提出一种自适应区域融合规则多聚焦图像融合算法,将改进后的 SF 算法与低频融合规则相结合引入到图像中,很好地提取了近似信息。与传统空域算法相比,本文算法以空间频域作为低频信息融合规则,能更好地提取高频信息。因此本文算法与传统小波域和空域算法相比,能够更好地保留轮廓和边缘信息,而高频信息采取了基于改进的梯度与 SML 高频融合规则,通过联合改进的梯度和 SML,更好地提取了高频信息。因此本文算法融合效果更好,融合图像更加清晰。仿真实验表明:本文算法不仅可以消除传统空域算法中出现的块效应,能在主观上获得更好的视觉效果,而且能够克服频域算法中无法直接提取源图像中清晰像素点的缺陷,客观检验也优于其他算法。本文算法为后续超分辨率重建、图像理解和图像拼接等做了铺垫。

## 参 考 文 献

- [1] Tu Chaoping, Xiao Jinsheng, Du Kanghua, *et al.* Multi-focus image fusion algorithm based on the anisotropic thermal diffusion equation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(6): 1192-1199.  
涂超平, 肖进胜, 杜康华, 等. 基于各向异性热扩散方程的多聚焦图像融合算法[J]. *电子学报*, 2015, 43(6): 1192-1199.
- [2] Kong W W, Zhang L J, Lei Y. Novel fusion method for visible light and infrared images based on NSST-SF-PCNN[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, 65(7): 103-112.
- [3] Liu C, Jin L, Tao H, *et al.* Multi-focus image fusion based on spatial frequency in discrete cosine transform domain [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(2): 220-224.
- [4] Niu Yingchao, Zhou Zhongfa, Xie Yating, *et al.* Remote sensing image fusion based on pyramid transform algorithm optimization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(1): 012801.  
牛颖超, 周忠发, 谢雅婷, 等. 基于金字塔变换算法优化的遥感图像融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(1): 012801.
- [5] Wang Yumei, Chen Daimei, Zhao Genbao. Imagefusion algorithm of infrared and visible images based on target extraction and Laplace transformation[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(1): 011002.  
汪玉美, 陈代梅, 赵根保. 基于目标提取与拉普拉斯变换的红外和可见光图像融合算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(1): 011002.
- [6] Palsson F, Sveinsson J R, Ulfarsson M O, *et al.* Model-based fusion of multi-and hyperspectral images using PCA and wavelets[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2015, 53(5): 2652-2663.
- [7] Cai Zhishan, Chen Musheng. Study on multi-focus image fusion method based on wavelet transform [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(9): 091003.  
蔡植善, 陈木生. 基于小波变换的多聚焦图像融合方法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(9): 091003.
- [8] Petrović V S, Xydeas C S. Gradient-based multiresolution image fusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2004, 13(2): 228-37.
- [9] Lu H, Zhang L, Serikawa S. Maximum local energy: an effective approach for multisensor image fusion in beyond wavelet transform domain[J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2012, 64(5): 996-1003.
- [10] Wang Li, Lu Di, Lü Jianfei. Multi-focus image fusion scheme based on wavelet contrast [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(1): 145-150.  
王丽, 卢迪, 吕剑飞. 一种基于小波方向对比度的图像融合方法[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(1): 145-150.
- [11] Ma Xianxi, Peng Li, Xu Hong. Block-based assimilation of spatial frequency multi-focus image fusion algorithm [J]. *Science Technology and Engineering*, 2012, 12(1): 64-67.  
马先喜, 彭力, 徐红. 基于块同化的空间频率多聚焦图像融合算法研究[J]. *科学技术与工程*, 2012, 12(1): 64-67.
- [12] You Chunyan. Study on the key technology of image fusion based on multiresolution analysis [D]. Chongqing: Chongqing University, 2014.  
尤春艳. 多分辨率分析图像融合关键技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.