

引用格式:李晓玲,聂祥飞,黄海波,等.基于改进引导滤波和量子遗传算法的图像融合[J].电光与控制,2020,27(2):40-44. LI X L, NIE X F, HUANG H B, et al. An image fusion method based on improved guided filtering and quantum genetic algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(2):40-44.

## 基于改进引导滤波和量子遗传算法的图像融合

李晓玲, 聂祥飞, 黄海波, 张月  
(重庆三峡学院电子与信息工程学院,重庆 404100)

**摘要:** 为了有效解决图像融合中存在的光谱失真和空间细节信息缺失问题,提出一种基于改进引导滤波和量子遗传算法的图像融合方法。首先对多光谱图像进行上采样,并采用改进引导滤波对全色图像进行拟合处理,然后选用量子遗传算法对新的全色图像进行优化。依据小波变换法分别对多光谱图像和全色图像展开分解,选取高频部分进行加权平均融合,低频部分采用像素取大原则,最后通过小波逆变换得到融合图像。实验结果表明,改进方法能够有效提升图像的平均梯度、信息熵等指标,使得融合图像的光谱失真现象得到改善,边缘细节信息得到增强,视觉效果良好。

**关键词:** 图像处理; 图像融合; 引导滤波; 量子遗传算法; 小波变换

中图分类号: TP391 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2020.02.009

## An Image Fusion Method Based on Improved Guided Filtering and Quantum Genetic Algorithm

LI Xiaoling, NIE Xiangfei, HUANG Haibo, ZHANG Yue

(College of Electronics and Information Engineering, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404100, China)

**Abstract:** To solve the problems of spectral distortion and lack of spatial details in image fusion, an image-fusion approach was proposed based on the improved guided filtering and quantum genetic algorithm. Firstly, up-sampling operation was used in multi-spectral image, and the panchromatic image was fitted by the improved guided filtering. Secondly, the new panchromatic image was optimized by using quantum genetic algorithm. Next, the multi-spectral image and panchromatic image were decomposed by wavelet transform. Then, weighted average was made to the high-frequency part, and the principle of selecting the maximum-pixel was used to the low-frequency part. Finally, the fusion image was reconstructed by adopting the inverse wavelet transformation. Experimental results show that the improved method effectively increases such image indicators as average gradient and information entropy, which can enhance the details and spectral information in image fusion, and get better visual effect.

**Key words:** image processing; image fusion; guided filtering; quantum genetic algorithm; wavelet transform

### 0 引言

图像融合技术是将取自不同传感器的两幅或多幅图像进行信息互补,融合成一幅综合图像的图像处理方法<sup>[1-2]</sup>。通过对来自不同传感器的图像进行结合,获取更精确、全面的场景或目标,从而弥补单一图像信

息量不足的缺陷。因此,图像融合被广泛地应用于城市规划、灾害监测、航空及国防等领域<sup>[3]</sup>。其中,取自不同传感器的多光谱图像和全色图像具备各自的优势信息,通过对二者进行信息结合,充分利用其互补特性,已经成为图像融合领域的一个重要分支。

目前,随着多源信息技术的不断进步,针对多光谱图像和全色图像进行图像融合的研究已得到较好发展。但传统的 IHS 变换法<sup>[4]</sup>、比值变换 (Brovey) 法、主成分分析 (PCA) 法<sup>[5]</sup> 及离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 法<sup>[6]</sup> 在融合效果上有较大差异。其中,基于小波变换的方法在图像融合中由于不具备平移不变性,在处理高度奇异的图像纹理方面效果欠佳<sup>[7]</sup>。为弥补小波变换在这方面的不足,学者们提出了新方法。

收稿日期:2019-03-06

修回日期:2019-12-09

基金项目:国家重点研发计划(2017YFC0804700);重庆市院士牵头科技创新项目(cstc2017zdcy-yszxX0005);重庆市教育委员会科学技术研究计划青年项目资助项目(KJQN201801227)

作者简介:李晓玲(1994—),女,重庆人,硕士生,研究方向为图像处理技术。

LIU 等<sup>[8]</sup> 结合小波变换和稀疏表示对遥感图像进行融合,较好地捕获了图像的边缘纹理特征。MOUSHMI 等<sup>[9]</sup> 基于经验小波变换法(Empirical Wavelet Transform, EWT)<sup>[10]</sup> 提出了一种基于 EWT 和小波变换的信号处理算法,实现了依据源图像固有的频谱特性进行滤波器的构造操作。2013 年,HE 等<sup>[11]</sup> 首次提出一种引导滤波的新型滤波模型,该模型充分考虑信息的局部相关性,在目标图像的不同位置自适应地产生滤波核,从而增强图像的边缘细节信息<sup>[12]</sup>。在此基础上,文献[13] 结合引导滤波和卷积稀疏表示进行图像融合,有效改善融合图像的视觉效果,并保留了丰富的图像特性。

为进一步捕捉源图像的纹理信息和光谱信息,本文提出一种基于改进引导滤波和量子遗传算法的图像融合方法,该方法选取高分辨率的全色图像作为导向图,利用改进引导滤波进行拟合操作。同时,采用量子遗传算法进行图像优化,依据小波变换展开图像融合。经实验分析对比,验证该方法在图像融合方面具有一定的优越性。

## 1 引导滤波

引导滤波是一种具有边缘保持特性的新型线性移不变滤波算法,该算法将图像分解为细节层和基础层,并借助引导图像  $G$  对图像基础层进行滤波。其中,滤波的线性模型为

$$Q(i, j) = aG(i, j) + b \quad (1)$$

式中: $a$  和  $b$  均为引导图像以  $r$  为半径的局部窗的线性系数;像素点  $(i, j)$  位于方形局部窗口  $\omega$  中,即  $\forall i, j \in \omega$ 。由此可见,输出图像  $Q$  在任意像素点  $(i, j)$  的滤波输出图像  $Q(i, j)$  与引导图像  $G$  在该点的像素值  $G(i, j)$  及系数  $a, b$  的大小有关。由线性回归分析可得  $a, b$  的最优解分别为

$$a = \frac{\sum_{m=i-r}^{i+r} \sum_{n=j-r}^{j+r} G(m, n)P(m, n) - \mu \sum_{m=i-r}^{i+r} \sum_{n=j-r}^{j+r} P(m, n)}{|\omega| * (\sigma^2 + \varepsilon)} \quad (2)$$

$$b = \frac{1}{|\omega|} \sum_{m=i-r}^{i+r} \sum_{n=j-r}^{j+r} P(m, n) - a\mu \quad (3)$$

式中: $|\omega|$  是窗口内像素个数,大小为  $(2r+1) * (2r+1)$ ;  $\mu, \sigma^2$  分别为引导图像的局部窗所含像素的平均值和方差; $\varepsilon$  是用来防止  $\sigma^2$  过大的正则化参数; $P(m, n)$  为输入图像。考虑到一个像素点  $(i, j)$  可能同时被多个局部窗滑过,因此,需要对  $Q(i, j)$  的结果进行取平均值处理,即

$$\bar{Q}(i, j) = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i, j \in \omega} (aG(i, j) + b) \quad (4)$$

引导滤波能够在平滑图像的同时维持图像的边缘细节信息,主要是因为其拥有局部窗口平均策略和线

性移不变特性的转换模型。二者可较大程度地减小输入图像  $P$  和引导图像  $G$  的细节差异,从而获取具有局部相关特性的输出图像  $Q$ 。

## 2 量子遗传算法

量子遗传算法(Quantum Genetic Algorithm, QGA) 是一种基于量子计算与遗传算法的概率进化算法,该算法主要通过量子比特编码、量子叠加和量子染色体变异等方式进行数据优化,同时,利用量子门对量子比特相位执行更新操作。相比于传统遗传算法,量子遗传算法拥有更强的搜索能力、更小的种群规模及更好的计算并行性<sup>[14]</sup>。

1) 初始化量子种群。量子遗传算法中的基因表示和存储主要建立在量子比特上,量子比特具备两种量子态,分别是  $|0\rangle$  态与  $|1\rangle$  态,此外,也可为  $|0\rangle$  态与  $|1\rangle$  态二者的叠加态,即

$$|\varphi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (5)$$

式中, $\alpha$  与  $\beta$  分别表示  $|0\rangle$  态与  $|1\rangle$  态的概率幅,且要求满足  $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 。

若量子遗传算法的种群规模为  $n$ ,迭代次数为  $t$ ,则量子种群为  $L(t) = \{l'_1, l'_2, \dots, l'_n\}$ ,而包含  $m$  个量子染色体的第  $j$  代代为  $l'_j$ ,其中

$$l'_j = \begin{bmatrix} \alpha'_1 & \alpha'_2 & \dots & \alpha'_m \\ \beta'_1 & \beta'_2 & \dots & \beta'_m \end{bmatrix} \quad j=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

2) 量子态观测。通过对量子种群  $L(t)$  中每个染色体进行量子态测量,得到对应种群个体的确定解  $S(t) = \{s'_1, s'_2, \dots, s'_n\}$ ,同式(6), $s'_j (j=1, 2, \dots, n)$  表示长度为  $m$  的二进制串,依据量子比特概率  $|\alpha|^2$  或  $|\beta|^2$  确定每一位是 0 或 1。测量过程为:产生 0 到 1 之间的随机数,判断该随机数是否大于  $|\alpha|^2$  或  $|\beta|^2$ ,大于取 1,否则取 0。

3) 量子门更新。量子更新选用量子旋转门  $D$ ,即

$$D = \begin{bmatrix} \cos \Delta\theta & -\sin \Delta\theta \\ \sin \Delta\theta & \cos \Delta\theta \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中, $\Delta\theta$  表示量子旋转门的旋转弧度。若采用  $\cos \theta$  与  $\sin \theta$  分别表示式(5)中的  $\alpha$  与  $\beta$ ,则式(5)中的概率幅可进行如下更新

$$\begin{bmatrix} \cos(\theta + \Delta\theta) \\ \sin(\theta + \Delta\theta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \Delta\theta & -\sin \Delta\theta \\ \sin \Delta\theta & \cos \Delta\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $[\cos \theta \quad \sin \theta]^T$  为量子比特更新前的概率幅; $[\cos(\theta + \Delta\theta) \quad \sin(\theta + \Delta\theta)]^T$  为量子比特更新后的概率幅。由此可见,量子遗传算法主要通过量子门推进种群个体向最优解进化,同时,该进化算法拥有良好的种群收敛性和多样性。

### 3 本文算法

#### 3.1 改进引导滤波的设计

根据式(1)可知,系数  $a, b$  的准确性对输出图像  $Q(i, j)$  有一定影响,而依据线性回归分析得式(2)、式(3)的  $a, b$  最优解主要涉及到算术平均的计算。考虑到在图像处理中算术平均受图像灰度极值的干扰大于几何平均,本文在计算系数  $a, b$  时采用

$$a = \frac{\sqrt{\omega} \sqrt{\prod_{m=i-r}^{i+r} \prod_{n=j-r}^{j+r} (G(m, n) + \varepsilon) (P(m, n) + \varepsilon)}}{\sigma^2 + \varepsilon} - \frac{\mu \sqrt{\omega} \sqrt{\prod_{m=i-r}^{i+r} \prod_{n=j-r}^{j+r} (P(m, n) + \varepsilon)}}{\sigma^2 + \varepsilon} \quad (9)$$

$$b = \sqrt{\omega} \sqrt{\prod_{m=i-r}^{i+r} \prod_{n=j-r}^{j+r} (P(m, n) + \varepsilon)} - a\mu \quad (10)$$

为防止变量中灰度值为 0 时对几何平均计算产生影响,本文在构造输入图像  $P$  与引导图像  $G$  时均引入了正则化参数  $\varepsilon$ 。

#### 3.2 算法步骤

本文结合改进引导滤波和量子遗传算法对图像进行融合,其基本流程如图 1 所示。

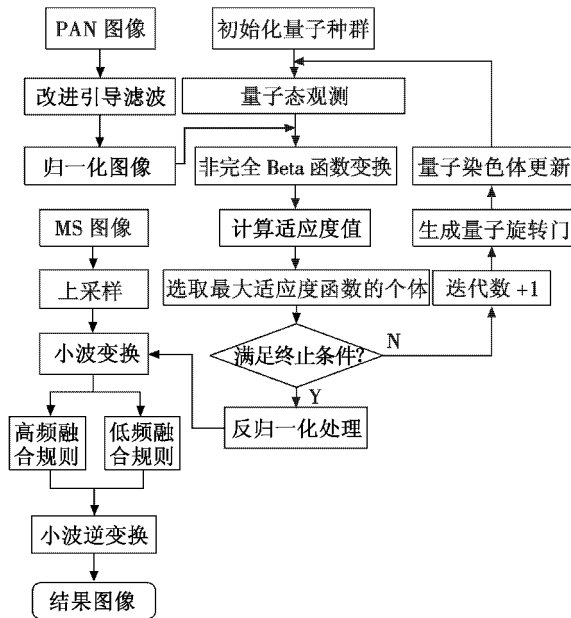


图 1 本文算法基本流程图

Fig. 1 Flow diagram of the proposed algorithm

详细步骤如下所述。

1) 获取同一目标的多光谱图像  $M_{MS}$  和全色图像  $P_{PAN}$ , 运用双三次插值法对多光谱图像  $M_{MS}$  进行上采样, 并得到采样后的图像。

2) 采用改进引导滤波对全色图像  $P_{PAN}$  进行局部滤波处理, 生成滤波后新的全色图像  $P'_{PAN}$ 。

3) 统计  $P'_{PAN}$  图像灰度值的分布情况, 并对输入图像  $\bar{Q}(i, j)$  做归一化处理

$$F(i, j) = (\bar{Q}(i, j) - R_{\min}) / (R_{\max} - R_{\min}) \quad (11)$$

式中,  $R_{\min}, R_{\max}$  分别表示  $P'_{PAN}$  图像中灰度分布的最小值和最大值。

4) 利用量子比特编码构成初始量子种群, 并进行量子态观测。

5) 通过量子遗传算法优化图像, 主要采用归一化的非完全 Beta 函数来实现图像变换的拟合操作。其中, 展开归一化操作的非完全 Beta 函数  $H(v)$  表达式为

$$H(v) = B^{-1}(\alpha, \beta) \times \int_0^v t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt \quad 0 < \alpha, \beta < 10 \quad (12)$$

式中,  $B(\alpha, \beta)$  表示 Beta 函数, 即

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt \quad (13)$$

由此可见, 图像变换可随  $\alpha, \beta$  的取值不同而变化。本文采用量子遗传算法 (QGA) 自适应地找出非线性变换函数的最优  $\alpha, \beta$  值, 借助非线性函数  $H(v)$  实现图像  $F(i, j)$  的非完全 Beta 函数变换

$$F'(i, j) = H[F(i, j)] \quad (14)$$

6) 考虑到本文是对图像进行融合处理, 而融合图像的灰度变化率可直接反映图像的清晰程度<sup>[15]</sup>。因此, 选用图像的空间频率作为量子遗传算法的适应度函数, 具体表达式为

$$Fitness(i, j) = \sqrt{F_{CF}^2 + F_{RF}^2} \quad (15)$$

$$F_{CF} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} (F'(i, j) - F'(i, j+1))^2} \quad (16)$$

$$F_{RF} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} (F'(i, j) - F'(i+1, j))^2} \quad (17)$$

式中:  $F_{RF}, F_{CF}$  分别是图像  $F'(i, j)$  的行频率与列频率;  $M, N$  分别为图像  $F'(i, j)$  的行数和列数。  $Fitness(i, j)$  计算值越大, 表明图像的灰度直方图分布越均匀, 图像的视觉效果越好。选取适应度函数取值最优个体作为当前进化目标。

7) 判断是否满足终止条件, 若满足, 则继续进行下一步。反之, 则利用式(7)中的量子门继续进行更新, 获得新的种群个体, 即

$$L(t+1) = D(t) \times L(t) \quad (18)$$

式中,  $D(t)$  表示迭代到第  $t$  代的量子旋转门;  $L(t)$  和  $L(t+1)$  分别是第  $t$  代和进化到第  $(t+1)$  代的量子种群。重复上述步骤, 得到  $Fitness(i, j)$  计算值最大的种群个体作为进化过程中的最优个体。

8) 采用反归一化处理得到变换后的图像  $Q'(i, j)$ , 即

$$Q'(i,j) = F'(i,j) \times (R_{\max} - R_{\min}) + R_{\min} \quad (19)$$

9) 获取种群最优个体对应的非线性变换函数的最优  $\alpha, \beta$  值, 进而得到种群中适应度函数取值最大的图像  $Q'(i,j)$ 。对多光谱图像  $M_{ms}$  和图像  $Q'(i,j)$  分别进行三层小波分解, 其中对 R, G, B 各分量中的高频子带进行加权平均融合, 对低频子带进行像素绝对值取大原则处理, 从而得到融合图像中高频分量和低频分量系数, 并进行小波逆变换得到融合后的结果图像。

### 4 实验结果与分析

本文选取已经过精配准的多光谱图像和全色图像作为测试图像。根据文献[16]可知, 图像效果对引导滤波的半径  $r$  和正则化参数  $\epsilon$  的选择有一定依赖性。因此, 本文结合自身需求, 并参考文献[16]的参数设置, 最终采用具有普适性的半径  $r=7$ , 正则化参数  $\epsilon=10^{-6}$ 。将本文的实验程序编写采用 Matlab R2014a 版本。在实验中, 将本文方法与 IHS 变换法、Brovey 法、PCA 法、离散小波变换法(DWT)4 种方法做对比研究。在2组测试图像上的实验结果分别如图2、图3所示。

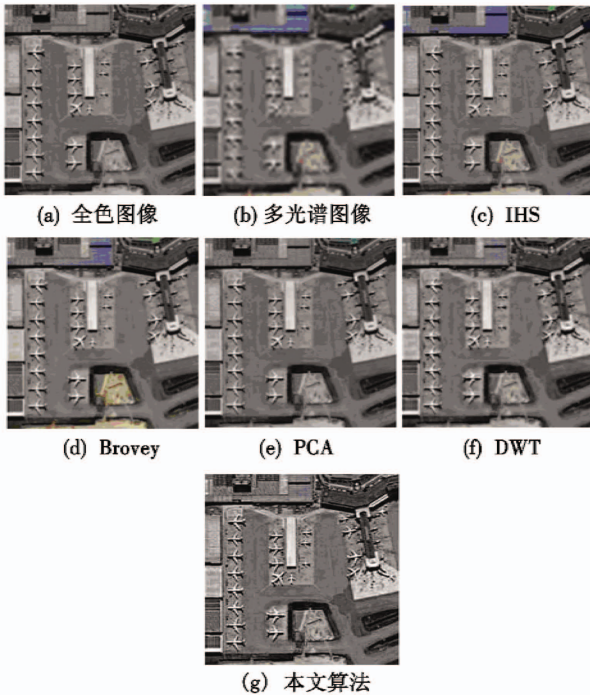


图2 融合实验1结果

Fig. 2 Results of fusion experiment 1

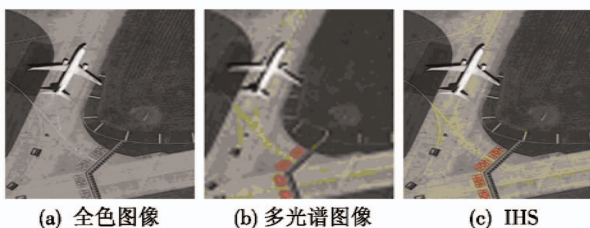


图3 融合实验2结果

Fig. 3 Results of fusion experiment 2

由图2和图3可以看出, 在全色图像和多光谱图像的对比融合实验中, 图2(d)与原多光谱图像相比, 色彩失真程度较低, 但整体画面色调较暗, 影响视觉效果; 图2(e)与原多光谱图像相比, 整体画面的光谱出现扭曲, 地物色彩信息呈现较大失真, 不利于后续分析; 图2(c)和图2(f)融合结果清晰度不够, 纹理信息不明显; 图2(g)为本文提出的基于改进引导滤波和量子遗传算法的图像融合方法得到的结果图像, 由此可知, 该方法有效增强了融合图像的空间细节信息和光谱信息, 清晰度较高。同样, 图3中本文方法的融合结果也具备较好视觉效果。

为提高实验结果评价的准确性, 本文选取以下4种指标<sup>[15]</sup>对融合图像进行质量评估: 平均值 (Mean), 标准差 (Standard Deviation, SD), 信息熵 (Information Entropy, IE), 平均梯度 (Average Gradient, AG)。两组实验的评价指标见表1。

表1 两组实验的评价指标分析

Table 1 Quality evaluation index of two experiments

实验	方法	平均值	标准差	信息熵	平均梯度
1	IHS	108.001	40.927	7.158	8.792
	Brovey	<b>112.597</b>	42.667	7.247	9.189
	PCA	108.058	40.642	7.182	8.777
	DWT	108.747	42.363	7.255	9.231
	本文算法	108.930	<b>47.936</b>	<b>7.363</b>	<b>15.677</b>
2	IHS	<b>106.708</b>	39.425	6.366	5.178
	Brovey	102.492	40.140	6.417	5.292
	PCA	106.682	39.258	6.302	5.169
	DWT	105.022	39.694	6.378	5.336
	本文算法	105.143	<b>45.007</b>	<b>6.958</b>	<b>13.815</b>

根据表1可知, 本文方法在两组测试图像上的融合结果除了在平均值方面无明显改善外, 其余指标均得到不同程度提升, 证明本文方法所得结果图像的地物信息和结构信息保存较多。其中, 在平均梯度方面, 本



文方法在 2 组测试图像上的融合结果数值均得到明显提高,表明全色图像的纹理细节特征较多地注入到了多光谱图像中,融合图像清晰度更好,层次感更佳。在标准差和信息熵方面,本文方法的数值均优于其他方法,说明本文方法得到的融合图像对比度更高,目视效果更好。综上所述,本文方法在多光谱图像和全色图像的融合应用中具有较好表现,融合图像的地物边缘保持良好,有效增强了融合图像的光谱信息和细节信息,有利于图像目标的探测与识别。

## 5 结束语

本文提出一种基于改进引导滤波和量子遗传算法的图像融合方法,该方法对多光谱图像上采样后,采用改进引导滤波对全色图像进行滤波处理,抑制了图像中灰度极值对整体像素点分布的影响。为进一步改善融合图像的视觉效果,选用量子遗传算法对图像进行优化,并基于小波变换对图像进行融合,融合规则为高频部分进行加权平均融合,低频部分采用像素取大原则。实验结果表明,相比于传统融合方法,本文方法充分利用多光谱图像和全色图像的互补特性,得到的融合图像目视效果更好,评价指标更优,其结果在保持原有光谱信息的前提下,提升了图像的纹理信息。本文方法虽取得一定的互补效果,但引入量子遗传算法后,仿真时间有所增加,且融合图像的评价指标尚未统一,因此在实时性和适应度函数的设定方面有待进一步研究。

## 参 考 文 献

- [1] LEE E, KIM S, KANG W, et al. Contrast enhancement using dominant brightness level analysis and adaptive intensity transformation for remote sensing images[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2013, 10(1): 62-66.
- [2] 崇元,徐晓刚,徐贯雷,等. 基于协方差交叉算法的多源遥感图像融合方法[J]. *电光与控制*, 2013, 20(6): 4-6, 11.
- [3] BYUN Y, CHOI J, HAN Y. An area-based image fusion scheme for the integration of SAR and optical satellite imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2013, 6(5): 2212-2220.
- [4] LEUNG Y, LIU J, ZHANG J. An improved adaptive intensity-hue-saturation method for the fusion of remote sensing images[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2014, 11(5): 985-989.
- [5] SHAH V, YOUNAN N H, KING R L. An efficient pan-sharpening method via a combined adaptive PCA approach and contourlets[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2008, 46(5): 1323-1335.
- [6] 陈利霞,邹宁,袁华,等. 基于改进 Contourlet 变换的遥感图像融合算法[J]. *计算机应用*, 2015, 35(7): 2015-2019, 2038.
- [7] 杨扬,戴明,周笋鱼. 基于均匀离散曲波变换的多聚焦图像融合[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(9): 2547-2552.
- [8] LIU Y, WANG Z F. A practical pan-sharpening method with wavelet transform and sparse representation[C]// *IST 2013: IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques*, Beijing: IEEE, 2013: 288-293.
- [9] MOUSHMI S, SOWMYA V, SOMAN K P. Empirical wavelet transform for multifocus image fusion[M]// *SUJATHA K S, GAYATHRI S. Design and Implementation of Reconfigurable VLSI Architecture for Optimized Performance Cognitive Radio Wideband Spectrum Sensing*. New Delhi: Springer, 2016: 257-263.
- [10] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [11] HE K, SUN J, TANG X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [12] YANG Y, WAN W, HUANG S, et al. Remote sensing image fusion based on adaptive IHS and multiscale guided filter[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 4573-4582.
- [13] 刘先红,陈志斌. 基于多尺度方向引导滤波和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. *光学学报*, 2017, 37(11): 111-120.
- [14] 张小锋,睢贵芳,郑冉,等. 一种改进的量子旋转门量子遗传算法[J]. *计算机工程*, 2013, 39(4): 234-238.
- [15] 张小利,李雄飞,李军. 融合图像质量评价指标的相关性分析及性能评估[J]. *自动化学报*, 2014, 40(2): 306-315.
- [16] LI S T, KANG X D, HU J W. Image fusion with guided filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7): 2864-2875.