

引用格式:牛犇,慕晓冬,陈长倩.基于双树复小波和形态学的红外图像去噪方法[J].电光与控制,2019,26(2):49-52,61. NIU B, MU X D, CHEN C Q. An infrared image denoising method based on double-tree complex wavelet and morphology[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(2):49-52, 61.

## 基于双树复小波和形态学的红外图像去噪方法

牛犇, 慕晓冬, 陈长倩  
(火箭军工程大学, 西安 710025)

**摘要:** 红外成像技术随着科技的快速进步在各个领域的应用与日俱增。但是,红外成像后的图像较为模糊且噪声较大,严重影响了目标检测和识别的效果,对图像进行有效的去噪处理就显得很有必要。在研究双树复小波变换和形态学滤波的基础上,提出了一种基于MAP估计的双树复小波变换与形态学滤波相结合的红外图像去噪方法,并将其应用于红外图像的去噪。与传统的去噪方法进行比较,无论从视觉效果还是客观评价指标上来看,所提方法都优于传统的去噪方法,可以广泛应用于红外图像处理领域。

**关键词:** 红外图像; 图像去噪; 双树复小波; 形态学滤波

**中图分类号:** TP391.4 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.02.010

## An Infrared Image Denoising Method Based on Double-Tree Complex Wavelet and Morphology

NIU Ben, MU Xiao-dong, CHEN Chang-qian  
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** The infrared imaging technology is finding increasing applications in various fields with the rapid development of science and technology. However, the images after infrared imaging are relatively vague with great noises, which seriously affect the target detection and recognition effects. It is necessary to denoise the image effectively. On the basis of studying Double-Tree Complex Wavelet Transform (DT-CWT) and morphological filtering, we proposed an infrared image denoising method based on the MAP estimation of DT-CWT and morphological filtering, and applied it to the infrared image denoising. In comparison, the proposed method is superior to the traditional denoising methods both in terms of visual effects and objective evaluation indexes, and can be used in the field of infrared image processing.

**Key words:** infrared image; image denoising; DT-CWT; morphological filtering

### 0 引言

红外成像技术作为一种无源探测技术,现已被广泛应用于军事、民用等相关领域,如制导、侦察、夜间成像、医疗、故障检查等方面<sup>[1]</sup>。对比度低、边缘细节模糊、噪声较大是红外图像大多存在的缺陷,严重影响了红外图像的质量,制约了红外成像技术的应用与快速发展,所以对红外图像处理技术的相关研究成为近年来的研究热点。国内外对红外图像处理技术的研究开展得较早,成本投入也较大,虽在理论和算法上取得了一定的成果,但还无法满足现代多样的作战条件和复杂的作战环境要求,所以对红外图像处理技术的研

究,以及新的、更加有效的算法的提出迫在眉睫。

离散小波变换(DWT)具有快速分解、去相关性、低熵性等诸多优良特性,使得小波变换能够很好地实现有用信号与噪声的分离。因此,最近几年众多学者对此展开了研究,提出了许多基于小波变换的去噪算法。但是,传统的离散小波变换缺乏方向选择性,只能分解为水平、垂直和对角3个方向,且在分解过程的下采样中会导致平移不变性的缺失<sup>[2]</sup>。这些缺陷造成了红外图像在去噪过程中出现边缘模糊、细节特征丢失的问题,而这些特征通常作为目标检测和识别的有力根据,决定了目标检测和识别的精度。针对这个问题,双树复小波变换(DT-CWT)的概念在1998年被KINGSBURY等提出,DT-CWT在保留离散小波变换本身优点的同时,成功克服了传统离散小波变换平移不变性缺失和方向选择受限的缺点,被广泛用于高斯噪声下的图像去噪和

收稿日期:2018-01-05

修回日期:2018-03-26

作者简介:牛犇(1993—),男,黑龙江海伦人,硕士生,研究方向为图像处理及模式识别。

增强<sup>[3-4]</sup>。DT-CWT 因具备良好的平移不变性和方向选择性,可以更好地对图像进行分解和重构,避免了去噪过程中边缘细节特征的严重丢失,更大程度地改善了去噪的质量,并提高了去噪算法的性能<sup>[5]</sup>。

本文提出形态学滤波和双树复小波变换相结合的红外图像去噪方法,首先利用形态学滤波器对含噪图像进行预处理,然后对预处理后的图像进行双树复小波分解。利用最大后验概率估计确定每层双树复小波系数的阈值,再对各层小波系数的阈值进行处理,最后通过双树复小波逆变换得到去噪后的红外图像。实验表明,本文方法在有效去除红外图像噪声的同时更好地保留了图像的边界特征等细节信息,为后续的目标检测和识别做好了铺垫。

## 1 双树复小波变换(DT-CWT)

传统的离散小波变换(DWT)尽管有许多优良的特性,经常被用于信号和图像处理方面,但是它自身也存在着一些缺陷,主要表现在两个方面:一是不满足平移不变性;二是方向选择性的缺失。KINGSBURY 提出的双树复小波变换成功地克服了离散小波变换的这些缺陷<sup>[6]</sup>。

双树复小波变换(DT-CWT)是离散小波变换的一个增强扩展,具有传统离散小波变换的重要性质。它使用解析滤波器来执行小波分析而不是实值滤波器,以有限的冗余为代价解决了 DWT 存在的问题<sup>[7]</sup>。

DT-CWT 采用具有二叉树结构的二路 DWT,即树 a 和树 b,它们是具有互相平行关系的两个实数小波树,一个是生成复小波系数的实部树,另一个是生成复小波系数的虚部树,图 1 给出了双树复小波变换分解的原理图。

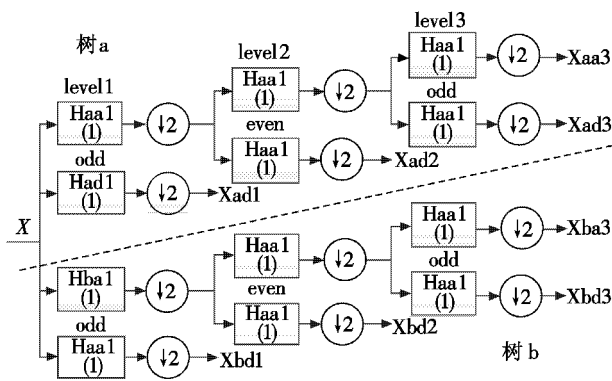


图 1 DT-CWT 分解的原理图

Fig. 1 DT-CWT decomposition

由文献[8]可知,可以将 KINGSBURY 的思路归纳为:对于第一层分解,为了保证树 b 中第一层的向下采样得到的数据正好是树 a 中因下采样丢掉的数据,那么就要使两树滤波器之间刚好具有一个采样间隔的延

迟;在以后的各层分解中,若要求两树对应滤波器的相频响应之间的群延迟是半个采样周期,而且使两个滤波器有相同的幅频响应,那么就可以保证树 a 和树 b 在该层和它之前的各层上产生的延迟差的总和相对于原始输入为一个采样周期。KINGSBURY 采用双正交小波变换保证了树 a 和树 b 滤波器之间的线性相位,要求一树的滤波器为奇数长,另一树的滤波器为偶数长,所以可以通过在每棵树的不同层次间交替采用奇偶滤波的方式,使两树呈现良好的对称性。

为了证明 DT-CWT 相比于 DWT 有更好的图像处理能力,本文利用 Matlab 进行对比验证,首先读入一幅圆的图像,然后利用 DT-CWT 和 DWT 分别对其进行分解和重构,得到低频和高频的重构图像(左半图),如图 2 所示。

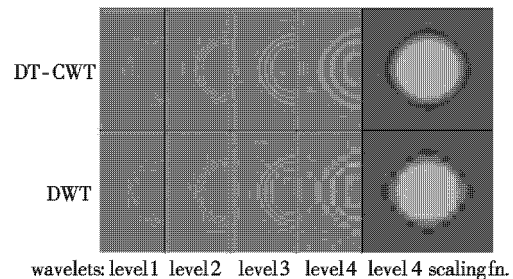


图 2 圆重构图像

Fig. 2 Reconstructed images of a 'disc'

不难看出,与 DWT 对比,DT-CWT 的低频重构图像具有更加规则的边缘,不存在混叠现象,也没有毛刺,而且高频重构图像相比于 DWT 在细节方面处理得更好,这些都充分说明了 DT-CWT 具有良好的平移不变性和方向选择性,比 DWT 有更高的分解和重构精度,能更好地保留图像边缘、纹理等细节信息<sup>[9]</sup>。

## 2 基于双树复小波变换和形态学滤波的红外图像去噪

### 2.1 形态学滤波

形态学滤波作为一种新的非线性滤波技术,已被普遍应用于信号分析和图像处理等相关领域<sup>[10]</sup>。它从数学形态学发展而来,由数学形态学的基本运算构成。数学形态学具有严格的数学理论基础,是一门分析空间结构的学科<sup>[11]</sup>,它的基本运算有膨胀、腐蚀、开启、闭合 4 种,更多地以各种方式的组合使用这 4 种运算<sup>[12]</sup>。在图像处理中,通常将数学形态学中的开启运算和闭合运算结合起来构成形态学滤波器,以达到去除图像中噪声的目的。

设图像可以表示为  $f(m, n): Z^2 \rightarrow Z$ ,假定  $f(x)$  是定义在  $Z^n$  上的一个离散函数,  $B$  为结构元素,且  $B \subset Z^n$ ;  $B^s$  是  $B$  关于原点的对称集合,定义为  $B^s = \{-b: b \in$

$B\}$ , 则形态学滤波器可以用如下形式表示。膨胀运算定义为  $(f \oplus B^s)(x) = \max_{b \in B_s} \{f(b)\}$ ; 腐蚀运算定义为  $(f \ominus B^s) = \min_{b \in B_s} \{f(b)\}$ ; 开运算定义为  $(f \circ B) = (f \ominus B^s) \oplus B(x) = \max_{a \in B_s} \min_{b \in B_s} f(b)$ ; 闭运算定义为  $(f \cdot B) = (f \oplus B^s) \ominus B(x) = \min_{a \in B_s} \max_{b \in B_s} f(b)$ ; 开-闭运算定义为  $OC(f) = (f \circ B \cdot B)(x)$ ; 闭-开运算定义为  $CO(f) = (f \cdot B \circ B)(x)$ 。

形态学滤波器通过开闭两种运算的结合运用, 在有效抑制红外图像中脉冲噪声的同时更好地保留了图像的边缘等细节特征。

## 2.2 最大后验估计

在图像处理中, 高斯噪声最具代表性, 被普遍用作噪声模型。假设含有噪声的图像描述为

$$f = g + n_0 \quad (1)$$

式中:  $f$  表示含噪图像;  $g$  是原始图像;  $n_0$  代表噪声, 服从  $N(0, \sigma_n^2)$  分布。经过小波变换后, 在小波域中式(1)可以表示为

$$y = s + n \quad (2)$$

式中,  $y, s, n$  分别代表含噪图像  $f$ , 原始图像  $g$  和噪声  $n_0$  的小波系数。经过正交小波变换后,  $n$  也服从  $N(0, \sigma_n^2)$  分布。因此, 图像的降噪和去噪就转换为在小波系数  $y$  中尽可能地让原始图像的小波系数  $s$  得以恢复。小波域去噪即从观测系数  $y$  中求得原始图像小波系数  $s$  的估计值  $\hat{s}(y)$ 。

本文假定原始红外图像的小波系数为拉普拉斯分布, 经过小波变换后噪声系数服从高斯分布, 则原始红外图像的小波系数  $s$  的概率密度和噪声小波系数  $n$  的概率密度分别为

$$p_s(s) = \frac{1}{\sqrt{2}\sigma_s} \exp\left(-\frac{\sqrt{2}|s|}{\sigma_s}\right) \quad (3)$$

$$p_n(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma_n^2}\right) \quad (4)$$

由最大后验概率准则可知, 在给定观测数据即含噪图像系数  $y$  的情况下, 得到使后验概率密度  $p_{s|y}(s|y)$  最大的  $s$ , 因此  $s$  的估计值可以表示为

$$\hat{s}(y) = \arg \max [p_{s|y}(s|y)] \quad (5)$$

根据贝叶斯准则, 式(5)可进一步展开为

$$\hat{s}(y) = \arg \max_s [p_{y|s}(y|s)p_s(s)] = \arg \max_s [p_n(y-s)p_s(s)] \quad (6)$$

对式(6)做取对数运算, 因此式(6)可以等价

$$\hat{s}(y) = \arg \max_s [\ln(p_{y|s}(y|s)) + \ln(p_s(s))] = \arg \max_s \left( -\frac{(y-s)^2}{2\sigma_n^2} - \frac{\sqrt{2}|s|}{\sigma_s} \right) \quad (7)$$

不难看出, 要想使式(7)取得最大值, 那么可以使

一阶微分为0, 因此令式(7)右边等于0, 并对  $s$  求导, 可以得到方程

$$\frac{\hat{s}}{s} = y - \frac{\sqrt{2}\sigma_n^2}{\sigma_s} |s| \quad (8)$$

设  $s$  与  $y$  的符号是相同的, 由  $|s| = \text{sgn}(s)$  可知

$$\hat{s} = y - \frac{\sqrt{2}\sigma_n^2}{\sigma_s} \cdot \text{sgn}(s) = |y| \text{sgn}(y) - \frac{\sqrt{2}\sigma_n^2}{\sigma_s} \cdot \text{sgn}(y) = \text{sgn}(y) \cdot \left( |y| - \frac{\sqrt{2}\sigma_n^2}{\sigma_s} \right) \quad (9)$$

由 Donoho 阈值去噪理论可知, 通过式(9)可以求得

$$\text{得阈值 } T = \frac{\sqrt{2}\sigma_n^2}{\sigma_s}$$

## 2.3 小波阈值求解

为求出阈值  $T$ , 必须已知  $\sigma_n^2$  和  $\sigma_s$ , 二者分别为噪声方差和拉普拉斯分布的边缘标准差。因为图像在经过小波变换后, 噪声大多分布在低尺度的高频部分, 所以可以采用 DONOHO 提出的鲁棒性中值估计来计算用于原图像系数估计所需的噪声标准方差, 即

$$\hat{\sigma}_n = \frac{\text{median}(|y_i|)}{0.6745} \quad (10)$$

式中:  $y_i$  是经过双树复小波第一层分解的实部对角线子带  $HH_i$  的小波系数;  $\text{median}$  表示做中值运算。

每个含噪观测子带的方差估计为

$$\hat{\sigma}_y^2 = \frac{1}{N} \sum_i y^2(i) \quad (11)$$

由于  $\sigma_y^2 = \sigma^2 + \sigma_n^2$ , 所以原始红外图像系数方差的算式为

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\max(\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}_n^2, 0)} \quad (12)$$

从而可以计算出阈值  $T$  为

$$T = \frac{\sqrt{2}\sigma_n^2}{\sqrt{\max(\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}_n^2, 0)}} \quad (13)$$

## 2.4 算法总体设计

基于双树复小波变换和形态学滤波的红外图像去噪算法对噪声图像的去噪过程是分两步进行的, 首先利用多结构元素的形态学滤波器对含噪图像进行预处理, 然后对预处理过的图像采用基于 MAP 估计的双树复小波变换去噪方法进行去噪, 最后进行双树复小波逆变换重构得到去噪后的图像。

算法具体步骤可以总结如下:

1) 构造多结构元素的形态学滤波器对含有噪声的红外图像进行滤波操作得到处理后的图像;

2) 对预处理过的红外图像进行多层双树复小波分解;

3) 提取最低尺度的对角高频系数, 并按式(10)依次估计噪声方差;

- 4) 按照式(11)计算每个高频细节子带的方差;
- 5) 利用式(13)计算得出每个高频子带对应的阈值;
- 6) 将分解后的低频子带与步骤5)得到的各个尺度上的高频子带的阈值相结合进行双树复小波逆变换重构得到去噪后的图像。

### 3 红外图像去噪分析

为了更好地验证本文提出的去噪方法在实际图像处理中的正确性和有效性,实验依托联想笔记本电脑,采用 Matlab 2010 软件对提出的算法进行测试分析,实验中分别对 Man, Vehicle, House 这3幅红外图像添加均值为0、标准差分别为10,20,30,50的4个不同等级水平的高斯白噪声。为了验证本文算法的优越性,将本文方法分别与3种传统的基于小波的去噪方法进行对比分析,采用峰值信噪比  $R_{\text{PSNR}}$  定量评价去噪效果。峰值信噪比算式为

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (f'(i,j) - s(i,j))^2} \quad (14)$$

式中:  $f'(i,j)$  表示去噪后的红外图像;  $s(i,j)$  表示没有添加噪声的原始红外图像;  $m$  表示图像的行;  $n$  表示图像的列。

不同高斯白噪声水平下各个图像去噪处理后的峰值信噪比值的对比如表1所示。从表1可以看出,与其他3种传统的去噪方法相比,本文提出的去噪方法对于不同图像在各个等级的高斯白噪声下的峰值信噪比值都有较为明显的提高。

表1 各个方法在不同高斯噪声水平下的峰值信噪比值对比表

Table 1 The peak signal-to-noise ratio for each method at different Gaussian noise levels

图像名称	噪声方差 ( $\sigma$ )	加噪图像	Bishink	ProbShink	BLS-GSM	本文方法
Man	10	28.12	32.57	32.42	32.60	33.25
	20	22.10	29.68	29.46	29.85	31.04
	30	18.57	27.49	27.39	27.69	29.46
	50	14.15	25.42	25.38	25.58	27.43
Vehicle	10	28.12	31.68	31.57	31.86	32.43
	20	22.10	28.86	28.69	29.02	30.91
	30	18.57	27.08	26.75	27.38	28.84
	50	14.15	24.70	24.56	24.84	27.03
House	10	28.12	30.67	30.58	30.76	31.85
	20	22.10	28.26	28.13	28.34	30.22
	30	18.57	26.34	26.17	26.53	28.56
	50	14.15	23.64	23.43	23.84	26.80

限于篇幅要求,本文只给出了噪声方差为30、图像 Man 的去噪整体效果图,如图3所示。

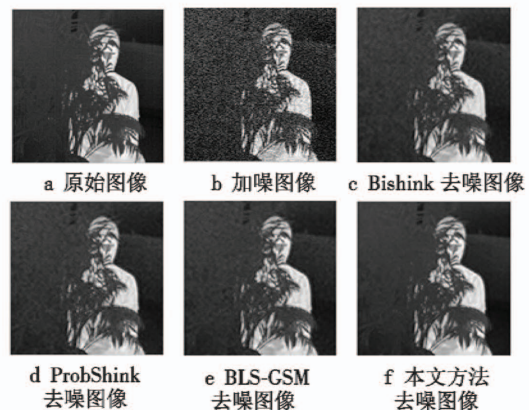


图3 Man 图像的不同方法去噪效果对比图

Fig. 3 Denoising effect of different methods for the Man image

从图中不难看出,相比于其他3种传统的去噪方法,本文方法去噪后的效果图更清晰,主观视觉效果更好,充分反映了本文方法在去噪性能方面的优越性。此外,观察图中的局部特征,如树叶的边缘特征,本文方法去噪后树叶的边缘细节特征保留得更好。由此可见,本文提出的基于双树复小波和形态学的红外图像去噪方法无论在视觉上还是峰值信噪比上都优于传统的去噪方法,具有更好的去噪性能。

### 4 结束语

本文针对传统离散小波变换存在的缺陷,提出了一种基于MAP估计的双数复小波变换与形态学滤波相结合的新去噪方法,该方法有效地克服了传统离散小波变换的平移敏感性和方向选择性缺失。实验证明,该方法在红外图像去噪处理上不仅有效地去除了噪声,而且更好地保留了图像的细节特征,避免了有效成分的丢失,在客观评价指标上均明显优于传统的去噪方法,可以广泛地应用于红外图像处理领域。但该方法还存在一定的局限性,要求成像条件不能发生太大变化,需要做进一步的研究与完善。

### 参考文献

- [1] 王文龙. 基于小波变换的红外图像处理技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2008.
- [2] MALLAT S G. A wavelet tour of signal processing[M]. San Diego:Academic Press, 1998.
- [3] SENDUR L, SELESNICK I W. Bivariate shrinkage with local variance estimation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(12):438-441.
- [4] 崔雪梅,孙才新,李剑,等. 用复小波提取变压器局放脉冲信号特征的研究[J]. 仪器仪表学报,2005, 26(2):199-201.

(下转第61页)

复杂度的加大,网络的参数几乎等于两条支路参数之和,间接导致网络在训练的时间上增加了很多。在接下来的工作中有两个研究方向:1) 将两种网络拓展成3个网络或是多个网络,同时可以更换不同种类的网络结构进行级联,再逐个进行对比,得出效果最好的网络级联数以及级联运用的基础网络;2) 在两条网络中实现提高精度的同时适当减少参数,这样,即使在更大规模数据集上也能使用低性能计算机运行。

### 参考文献

- [1] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]//International Conference on Neural Information Processing Systems, 2012:1097-1105.
- [2] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. [2018-01-05]. <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>.
- [3] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015:1-9.
- [4] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:770-778.
- [5] HUANG G, LIU Z, MAATEN L. Densely connected convolutional networks[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017. doi: 10.1109/CVPR.2017.243.
- [6] RUMELHART D E, HINTON G, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. Nature, 1986, 323:533-536.
- [7] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11):2278-2324.
- [8] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313:504-507.
- [9] GAO L G, CHEN P Y, YU S M. Demonstration of convolution kernel operation on resistive cross-point array [J]. IEEE Electron Device Letters, 2016, 37(7):870-873.
- [10] ZEILER M D, FERGUS R. Stochastic pooling for regularization of deep convolutional neural networks[J/OL]. [2018-01-08]. <https://arxiv.org/pdf/1301.3557.pdf>.
- [11] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [J/OL]. [2018-01-02]. <https://arxiv.org/pdf/1502.03167v3.pdf>.
- [12] HOCHREITER S. The vanishing gradient problem during learning recurrent neural nets and problem solutions [C]//International Journal of Uncertainty Fuzziness and Knowledge-Based System, 1998, 6(2):107-116.
- [13] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1):1929-1958.
- [14] JIA Y, SELHAMER E, DONAHUE J, et al. Caffe: convolutional architecture for fast feature embedding [C]//ACM International Conference on Multimedia, 2014:675-678.
- (上接第52页)
- [5] 李佐胜,姚建刚,杨迎建,等. 基于MAP估计的复小波域局部自适应绝缘子红外热像去噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(10):2070-2075.
- [6] KINGSBURY N G. The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filter[J]. IEEE Digital Signal Processing Workshop, 1998, 98(1):2-5.
- [7] SAMMOUDA R, AL-SALMAN A M, GUMAEI A, et al. An efficient image denoising method for wireless multimedia sensor networks based on DT-CWT[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015. doi: 10.1155/2015/632568.
- [8] SELESNICK I W, BARANIUK R G, KINGSBURY N C. The dual-tree complex wavelet transform[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6):123-151.
- [9] 孙岩. 基于多分辨率分析的多传感器图像融合算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2012.
- [10] 刘万军,赵庆国,曲海成. 变差函数和形态学滤波的图像去雾算法[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(12):1610-1622.
- [11] KOEHOORN J, SOBIECKI A, BODA D, et al. Automated digital hair removal by threshold decomposition and morphological analysis[C]//The 12th International Symposium on Mathematical Morphology and its Applications to Signal and Image Processing, 2015:15-26.
- [12] 徐强,程英蕾,刘健. 一种突出边缘特征的遥感图像快速融合方法[J]. 电光与控制, 2013, 20(9):43-47.