

采用子带分量阈值估计的红外图像去噪方法

张宝华 刘 鹤

(内蒙古科技大学信息工程学院, 内蒙古 包头 014010)

摘要 针对红外图像噪声来源复杂且干扰严重, 传统的小波阈值方法噪声方差估计偏差较大的问题, 提出了一种基于二维经验模态分解(BEMD)子带阈值估计的红外图像去噪方法。通过将噪声图像进行 BEMD 分解得到二维的内蕴模函数(BIMF)子带, 利用高斯混合模型计算各子带噪声方差。由于噪声估计仅考虑噪声系数, 减少了特征分量的影响, 获得的阈值更准确, 再通过自适应算法分别设定各子带阈值将噪声滤除。实验结果表明, 该方法避免了硬阈值函数不连续和软阈值函数偏差较大的缺点, 图像整体比较清晰, 改善了视觉效果。与传统去噪方法相比, 其均方误差(MSE)低, 峰值信噪比(PSNR)提高了 0.5 dB~3 dB, 主客观评价均优于其他去噪方法, 且当噪声方差加大后优势更加明显。

关键词 图像处理; 红外图像; 二维经验模态分解; 阈值去噪; 高斯混合模型; 内蕴模函数

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201441.0809002

Infrared Image Denoising Algorithm Based on Sub-Band Component Threshold Estimation

Zhang Baohua Liu He

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou, Inner Mongolia 014010, China)

Abstract Due to the complex sources and serious interferences of the infrared image noise, and the traditional wavelet threshold methods for estimation have large deviations. An infrared image denoising method based on threshold estimation of bidimensional empirical mode decomposition (BEMD) sub-band is proposed. The noisy image is decomposed by BEMD into bidimensional intrinsic mode function (BIMF) subbands, Gaussian mixture model is used to calculate noise variance of each sub-band. As the noise estimation only considers the noise components, effects of the feature components are reduced, and then the more accurate threshold is obtained. The adaptive threshold is set to filter the noise. Experimental results show that the proposed method avoids the disadvantage of the hard threshold function and the soft threshold function, the image is relatively clear and visual effects are improved. Compared with traditional denoising methods, its mean square error (MSE) is less than the other methods, and the peak signal to noise ratio (PSNR) increases by 0.5 dB~3 dB. The new method has a better denoising effect, and the more noise variance the more advantages can be obtained.

Key words image processing; infrared image; bidimensional empirical mode decomposition; threshold denoising; Gaussian mixture model; intrinsic mode functions

OCIS codes 100.2000; 100.6950; 070.4340

1 引 言

红外图像存在目标与背景对比度差, 视觉效果差, 噪声来源复杂且干扰严重等特点。目前红外图像去噪方法主要包括空域去噪和变换域去噪方法,

Buades 等^[1]提出的非局部均值算法(NLM)是一种重要的空域去噪方法, NLM 利用图像自身的冗余信息, 根据邻域灰度分布的相似性决定阈值, 去噪效果显著提升。变换域去噪方法主要集中于基于小波

收稿日期: 2014-01-13; 收到修改稿日期: 2014-03-23

基金项目: 国家自然科学基金(61261028)

作者简介: 张宝华(1981—), 男, 硕士, 副教授, 主要从事数字图像处理与目标识别等方面的研究。

E-mail: zbh_wj2004@imust.cn

域的去噪方法^[2-4];陈丛等^[3]提出了基于有限高斯混合模型的小波域去噪方法,Portilla 等^[4]提出了基于高斯尺度混合模型的去噪方法,这些方法都利用贝叶斯算法先验知识模型,结合使用的噪声图像类型进行去噪,得到了较理想的去噪结果,但算法局部自适应性较差,限制了算法的应用范围。阈值的选择是小波域去噪方法的核心,决定了去噪的效果,其值与噪声方差相关,因此,对噪声方差尽可能精确的估计是去噪方法的关键。

经验模态分解(EMD)具有优越的空间和频率特性^[5-6]。对图像进行二维经验模态分解(BEMD)时,噪声分量首先被提取出来,随着分解层数的增加,噪声分量的强度越来越弱,残差项几乎不受噪声影响。二维的内蕴模函数(BIMF)各子带间具有相关性,类似于小波域不同尺度间的相关性,同时由于分解过程无下采样,避免了小波变换中会引起的伪吉布斯现象,有利于减少外来的偏差。

本文针对红外图像边缘模糊且受干扰严重的问题提出了一种基于 BEMD 子带阈值估计的红外图像去噪声方法。通过移噪声图像进行 BEMD 分解得到包含不同信息的分量,利用高斯混合模型分类估计各子带噪声分布情况,准确估计了各子带阈值,并通过自适应算法分别滤除了各子带阈值噪声。

2 二维经验模态分解

BEMD 得到的内蕴模函数(IMF)分量之间是近似正交的,按照频率由高到低的顺序排列^[7-8],图像分解过程由数据本身特性决定。设源图像为 $I(x,y)$, $x=1,2,\dots,P$, $y=1,2,\dots,Q$, P,Q 分别为图像的行程和列数, BEMD 分解算法步骤如下:

1) 设 BEMD 分解后的残差项为 $R(x,y)$, 令输入数据 $H_{k-1}(x,y) = R_{j-1}(x,y)$, R_j 为经过 j 层分解后的趋势图像, k 为输入数据次数, j 为图像分解层数,若 $k=1$, 则 $H_0(x,y) = R_{j-1}(x,y)$, 进入筛选过程。

2) 通过形态学方法求图像 $I(x,y) = H_{k-1}(x,y)$ 局部极值点,得到局部极大值和极小值点集。

3) 分别对局部极大值点集和极小值点集进行平面插值,得出图像的上、下包络面 $E_{up}(x,y)$, $E_{down}(x,y)$, 根据上、下包络面求出图像的均值 $E_{mean}(x,y)$ 为

$$E_{mean}(x,y) = \frac{[E_{up}(x,y) + E_{down}(x,y)]}{2}. \quad (1)$$

4) 从输入数据中减去包络均值得到剩余量,令

$H_k(x,y) = H_{k-1}(x,y) - E_{mean}(x,y)$, 判断 $H_k(x,y)$ 是否为 IMF, 其依据是若 $E_{mean}(x,y) < \xi$ (ξ 为阈值), 则第 j 个二维内蕴模函数 $D_j(x,y) = H_k(x,y)$, 否则令 $k=k+1$, 转到步骤 1)。

5) 判断筛选过程是否满足停止条件 $S < 0.2$, 如果不满足则转步骤 1), 其中 S 的表达式为

$$S = \sum_i \sum_j \frac{|H_{k-1}(x,y) - H_k(x,y)|^2}{H_{k-1}^2(x,y)}. \quad (2)$$

6) 求余量 $R_j = R_{j-1} - D_j$, 若分解得到的 IMF 数目未达到要求, 将 R_j 转到步骤 2), $j=j+1$ 。

7) 若 $R_{j-1}(x,y)$ 单调或达到分解层数, 则算法停止。

8) 得到二维分解表达式为

$$I(x,y) = \sum_{j=1}^n D_j(x,y) + R_n(x,y), \quad (3)$$

式中 n 为分解层数。

图 1 为红外图像经 BEMD 后得到的各子图像, 其中图 1(a) 为红外图像, 图 1(b) 为加入了均值为 0、方差为 0.01 的高斯噪声的含噪图像, 图 1(c)~(e) 和图 1(g)~(i) 为将图 1(a) 和图 1(b) 进行 BEMD 得到的 IMF 分量, 图 1(f) 和图 1(j) 分别为余量。通过图 1 可以看到噪声对源图像各频率分量的影响: 频率越高, 受干扰越严重, 噪声能量越集中。

3 基于高斯混合模型的噪声估计

作为选择阈值的前提, 首先需要对图像的噪声方差进行估计。Donoho 通过提取含噪图像在小波变换后高频对角子带中的系数, 利用统计噪声分布特性推导出理论意义的最佳估值, 但当图像细节信息较多、局部噪声偏小时, 偏差较为严重。

3.1 噪声方差估计

设含噪图像为 $r(x,y)$,

$$r(x,y) = f(x,y) + n(x,y),$$

其中 $f(x,y)$ 为源图像, $n(x,y)$ 为噪声[设 $n(x,y)$ 为 0 均值的高斯白噪声]。将 $r(x,y)$ 通过正交小波变换分解, 得到分解小波系数 $W_r(s,t)$, 其中 s 和 t 分别为子带的横轴和纵轴坐标。由小波变换的线性特点可知:

$$W_r(s,t) = W_f(s,t) + W_n(s,t).$$

同理可知, $W_n(s,t)$ 和 $W_f(s,t)$ 服从广义高斯分布且均值为 0。设 $W_r(s,t)$ 、 $W_f(s,t)$ 和 $W_n(s,t)$ 的方差分别为 σ_r^2 、 σ_f^2 和 σ_n^2 。表达式为

$$\sigma_r^2 = \frac{1}{p \times q} \sum_{s=1}^p \sum_{t=1}^q R^2(s,t), \quad (4)$$

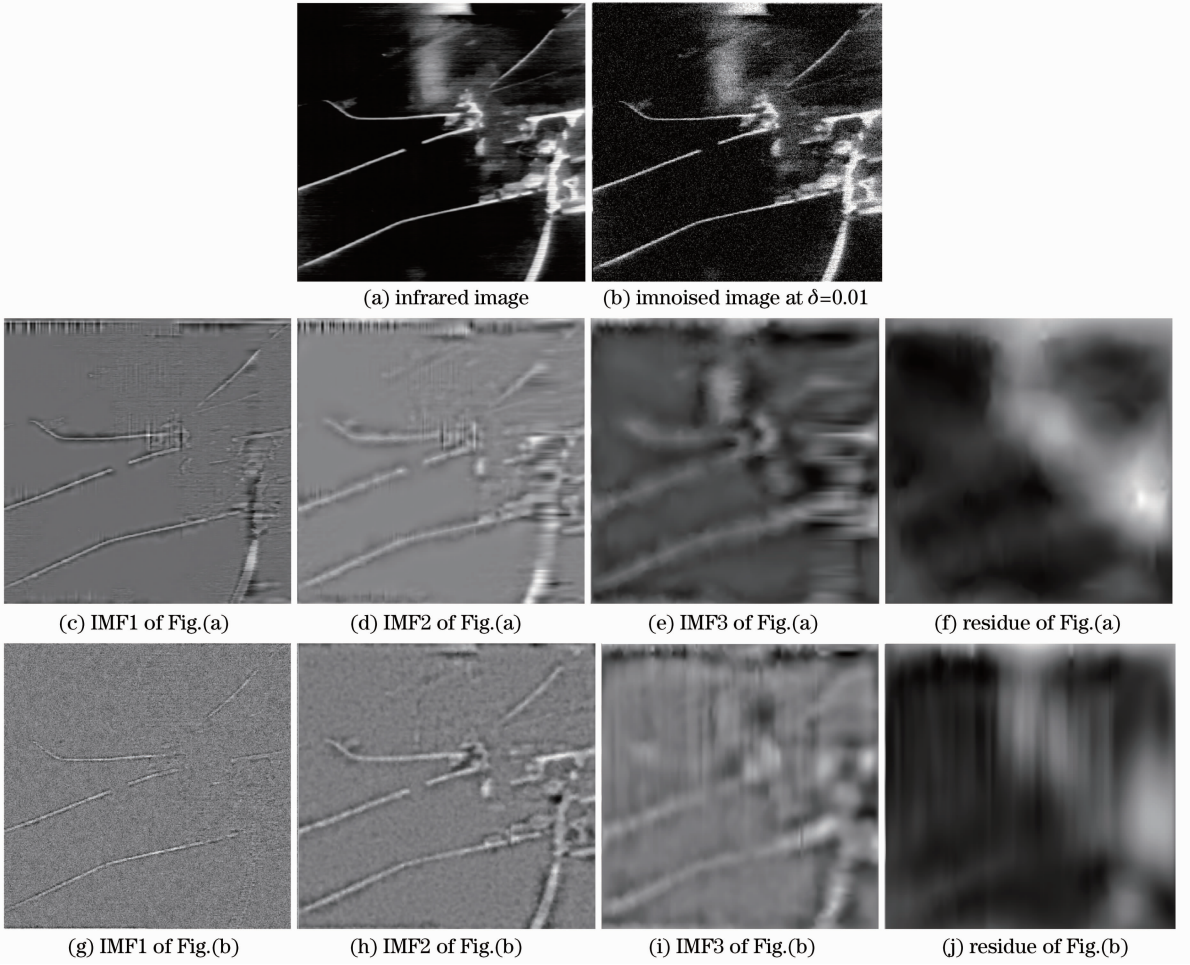


图 1 BEMD 子图像

Fig. 1 BEMD sub-images

式中 p 和 q 分别为各自子带的行数和列数。

$$W_f(s, t) = \lambda W_r(s, t), \quad (5)$$

式中 λ 为给定系数：

$$\lambda = \frac{\sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_N^2}, \quad (6)$$

其中

$$\sigma_N = K\sigma_n, \quad (7)$$

K 为滤波器的范数。 σ_n 可由如下 Donoho 的公式粗略估计得到：

$$\sigma_n = \text{median}(D)/0.6745, \quad (8)$$

式中 D 为 $r(x, y)$ 在高频对角线方向子带中的系数的绝对值, median 为提取中值函数。由于 K 一般不等于 1, 所以 Donoho 硬阈值估计会有较大的误差。

3.2 基于高斯混合模型的噪声估计

通过准确估计噪声方差, 设定对应阈值可以分离其中噪声, 避免带来非噪声系数引起的偏差。设 $r(x, y)$ 的灰度级分布为 $p(r)$, 用高斯混合模型模拟 $r(x, y)$ 小波分解系数的统计密度函数, 由于分解

系数在频域内对应 M 个子带, 即

$$p(r) = \sum_{n=1}^M p(t_m) p(r|t_m), \quad (9)$$

式中 $p(r|t_m)$ 为第 m 个子带密度函数, $p(t_m)$ 是各子带的分布概率。

$$p(r|t_m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_m^2 t_m}} \exp\left[-\frac{(x - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2 t_m}\right], \quad (10)$$

式中 μ_m 和 σ_m^2 分别表示第 m 个子带的均值及方差。

采用最大期望(EM)算法估计高斯混合模型的参数 θ 值^[9-11]。EM 算法的 E 步和 M 步分别计算对数似然函数的期望, 搜索使期望达到最大的参数, 为验证寻优, 将获得的参数代入 E 步, 反复迭代, 直到迭代收敛获得最优值。具体步骤如下：

E 步, 首先初始化 μ_m 、 σ_m 、 $p(t_m)$, 计算各子带小波系数 w_m 属于第 m 个子带的概率, 表达式为

$$R_m = \frac{p(t_m) p(r|t_m)}{\sum_{m=1}^M p(t_m) p(r|t_m)}, \quad (11)$$

式中 $p(r|t_m) = 2\pi^{-\frac{1}{2}}\sigma_m^{-1} \int \exp\left(\frac{-\omega_m^2}{2\sigma_m^2}\right) d\omega$ 服从高斯随机分布。

M 步,使(11)式的期望值最大化,得到对应参数 μ'_m 、 σ'_m 和 $p'(t_m)$,计算过程为

$$p'(t_m) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M R_m, \quad (12)$$

$$\mu'_m = \frac{1}{Mp'(t_m)} \sum_{m=1}^M R_m \omega_m, \quad (13)$$

$$\sigma'_m = \frac{1}{Mp'(t_m)} \sum_{m=1}^M R_m (\omega_m - \mu'_m)^2. \quad (14)$$

利用(12)~(14)式,迭代收敛后,可以得到小波系数 ω_m 属于第 m 个子带的概率而使期望达到最大的参数,将其赋值给 θ ,完成高斯混合模型参数 θ_m 的估计。令 $\sigma = \min(\sigma'_m)$,则 σ 为噪声方差的估计。

3.3 小波阈值选取

通过 BEMD 得到高频对角方向(HH)子带系数,利用 db4 小波对其进行分解,得到相应小波系数,采用 Donoho 给出的方法选取阈值为

$$\delta = \sigma \sqrt{2 \times \ln k_0}, \quad (15)$$

式中 k_0 为小波分解层数, σ 采用本文方法得到的噪声估计。

4 基于 BEMD 的红外图像去噪算法

将噪声图像进行 BEMD 得到高频和余量子图像,由于噪声信息集中于高频分量成分,余量子图像所含噪声分量基本可以忽略不计。将高频分量分解到小波域当中,采用本文方法得到的阈值对高频子带进行去噪处理,本文提出的去噪方法步骤如下:

1) 将包含噪声的红外图像通过 BEMD 得到高频和余量子图像;

2) 对各高频子带分别进行一级小波变换,得到水平、竖直和对角方向的高频系数 $\omega_{hh}(i, j)$ 、 $\omega_{hl}(i, j)$ 、 $\omega_{lh}(i, j)$ 和低频系数 $\omega_l(i, j)$,并通过(11)~(14)式估计 HH 子带 $[\omega_{hh}(i, j)]$ 噪声方差,根据(15)式计算小波阈值;

3) 对高频系数进行阈值处理,去除高斯噪声,对余量子图像进行中值滤波去除极值点;

4) 将高频和余量进行重构得到去噪图像。

5 实验结果

为检验本文去噪方法的效果,选择三组反映不同空间信息的红外图像进行去噪,即图 2(a)~(c),图 2(a)、(b)的轮廓较清晰,受到干扰较弱,而图 2(c)干扰较严重,对以上三组图像分别做去噪处理可以测试本文算法对不同类型图像的去噪效果。

利用该方法对三幅图像分别去噪并与其他 7 种去噪方法[Donoho 软阈值(Donoho ST)、Donoho 硬阈值(Donoho HT)、半软阈值(SST)、小波阈值(WT)、自适应能量特征(AFT)、均值滤波(Mean)、中值滤波(Median)]进行比较^[12-14]。实验中图像去噪算法所采用的小波函数与分解层数都相同,小波函数为 Daubechies 系列的 db4。为了能够定量地评价本文算法的去噪效果^[15-16],用图像的均方差(MSE)和峰值信噪比(PSNR)对归一化处理后的图像进行衡量。

$$\omega = \frac{\sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^Q [f(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2}{P \times Q}, \quad (16)$$

$$\eta = 10 \lg \frac{255^2}{\omega}, \quad (17)$$

式中 ω 、 η 分别表示均方差和峰值信噪比, $\hat{f}(i, j)$ 表示去噪图像。

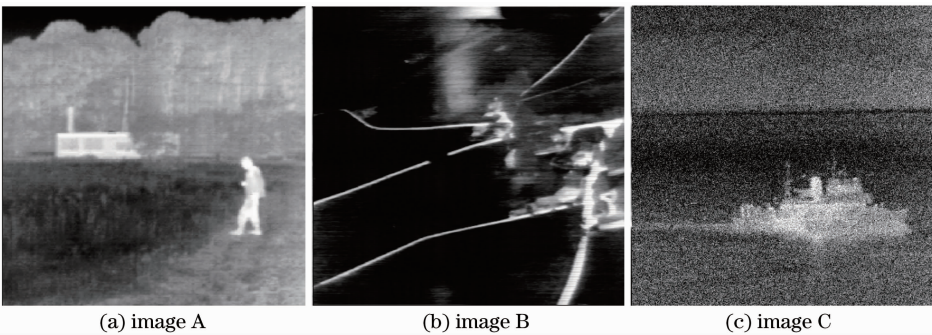


图 2 实验图像

Fig. 2 Experimental images

分别对图 2(a)、(b)两组实验图像加入均值为 0,方差为 0.01~0.05 的高斯噪声,通过上述 8 种方

法去噪,对图 2(c)直接应用上述 8 种方法去噪,图 3 是图 2(a)加入了均值为 0、方差为 0.01 的高斯噪声

后进行去噪的结果,图 4 为图 2(c)去噪得到的结果。含噪图像被噪声污染严重,视觉效果比较差,从图 3 和图 4 可以看到,8 种去噪方法都不同程度地减轻了图像噪声的影响,由本文得到的去噪图像细节清晰完整,视觉效果更好。

为进一步观察不同方法得到的去噪图像间细节

的差异,将图 3(a)~(f)局部放大显示,得到图 5(a)~(f),分别对应图 3(a)~(f)。通过图 5 可以看到:经 Donoho 硬阈值和小波阈值去噪后,抑制了噪声,但图像边缘出现吉布斯现象[如图 5(a)、(d)所示];经软阈值去噪和半软阈值去噪后,图像轮廓比较平滑,但边缘有部分伪影,细节也有部分丢失[如

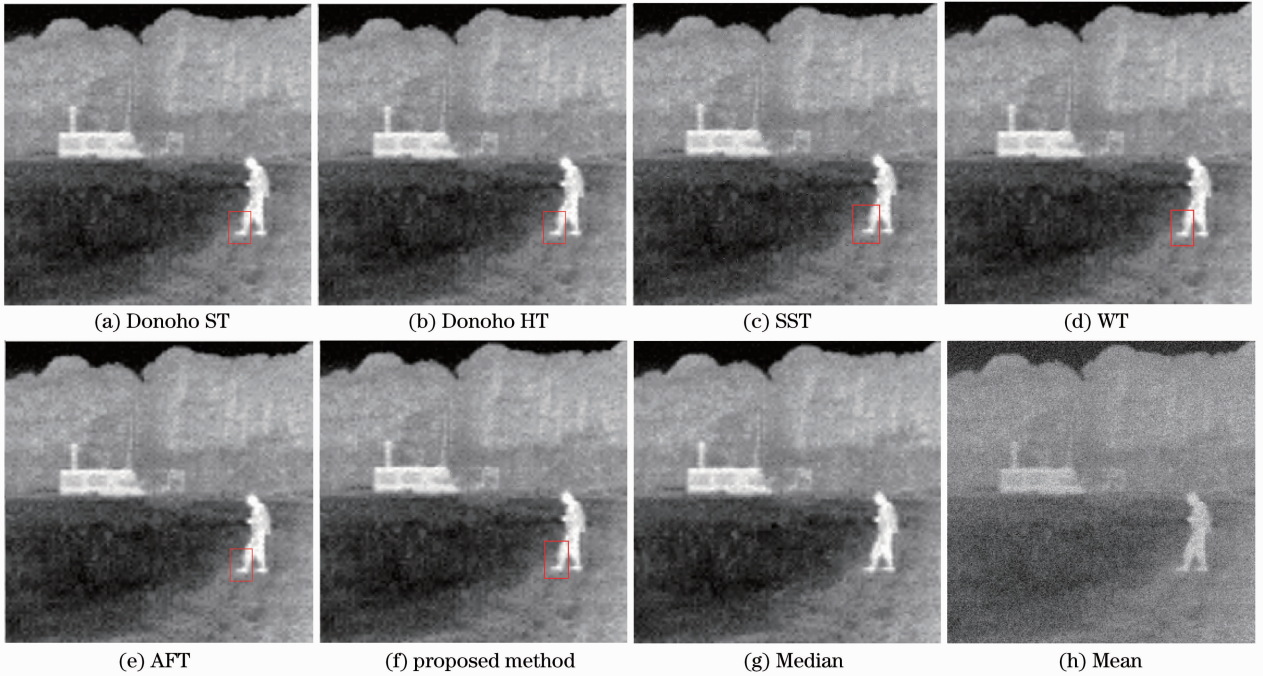


图 3 图 2(a)加噪 $\delta=0.01$ 实验结果

Fig. 3 Experimental results on innoised image of Fig. 2(a) at $\delta=0.01$

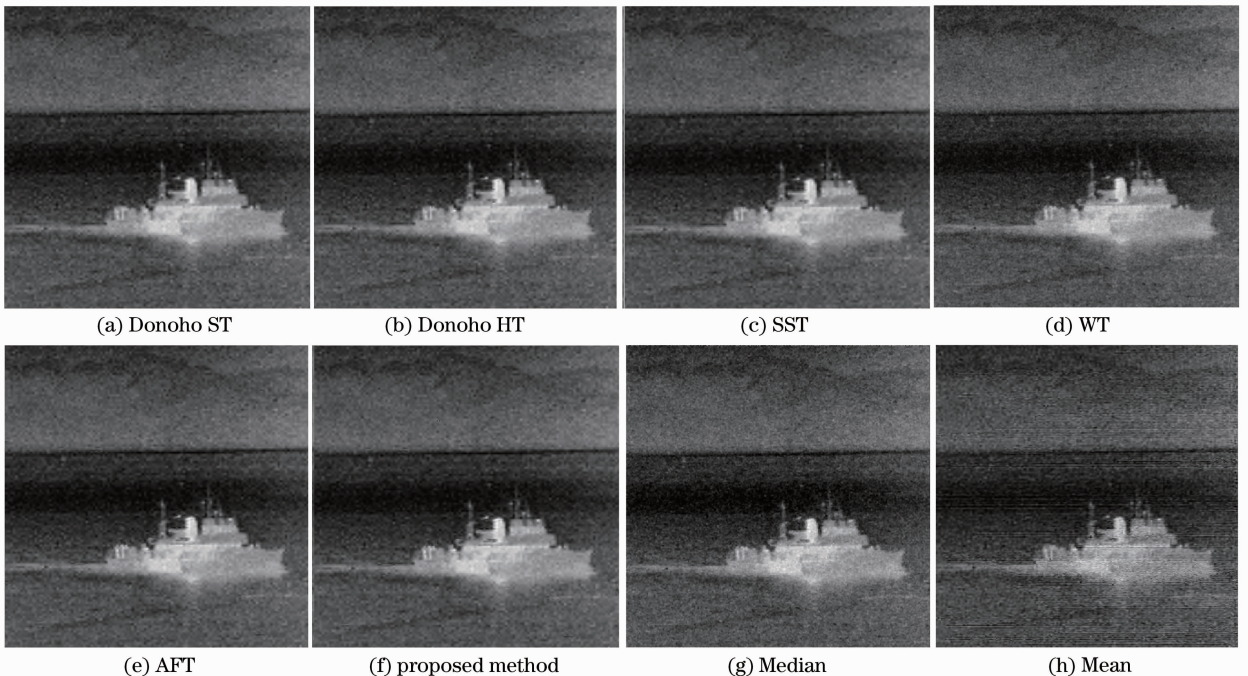


图 4 实验对象图 2(c)实验结果

Fig. 4 Experimental results on innoised image of Fig. 2(c)

图 5(b)、(c)所示];经均值滤波后出现了较严重的图像失真[如图 3 (h)所示];经自适应能量特征去噪后,图像特征有所加强,清晰度得到改善;经本文算法去噪后,在保护边缘细节特征的同时,大部分高斯噪声被去除,图像整体比较清晰,视觉效果改善。

对图 2(a)去噪得到的测试数据如表 1、2 所示,对图 2(b)去噪得到的测试数据如表 3、4 所示,对图 2(c)去噪得到的测试数据如表 5 所示。由表 1、2 可见,本文算法得到的去噪图像峰值信噪比均高于传统阈值方法,均方差均低于传统阈值方法,说明本算法效果较好。

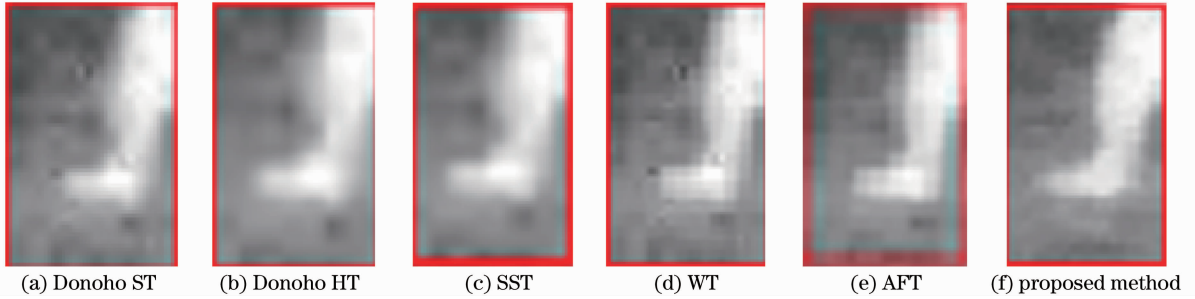


图 5 去噪图像局部放大

Fig. 5 Partial magnifications of denoising images

表 1 图 2(a)的实验数据比较 (η)

Table 1 Experimental data comparison of Fig. 2(a) (η)

| | η /dB | | | | |
|-----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | $\delta=0.01$ | $\delta=0.02$ | $\delta=0.03$ | $\delta=0.04$ | $\delta=0.05$ |
| Noised image | 20.0111 | 16.9957 | 15.2261 | 13.9877 | 13.0172 |
| Donoho ST | 30.5155 | 28.1763 | 26.7370 | 25.5482 | 24.7162 |
| Donoho HT | 30.5070 | 28.1749 | 26.7370 | 25.5393 | 24.7162 |
| SST | 30.1286 | 27.6708 | 26.2077 | 24.9817 | 24.0726 |
| WT | 30.5166 | 28.1763 | 26.7370 | 25.5478 | 24.7162 |
| AFT | 30.5263 | 28.1668 | 26.7374 | 25.5465 | 24.7117 |
| Mean | 30.5275 | 26.0023 | 24.3702 | 23.1032 | 22.1444 |
| Median | 30.5291 | 24.4334 | 22.7570 | 21.5095 | 20.5127 |
| Proposed method | 30.5975 | 28.2468 | 26.8228 | 25.6278 | 24.8081 |

表 2 图 2(a)的实验数据比较 (ω)

Table 2 Experimental data comparison of Fig. 2(a) (ω)

| | ω | | | | |
|-----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | $\delta=0.01$ | $\delta=0.02$ | $\delta=0.03$ | $\delta=0.04$ | $\delta=0.05$ |
| Donoho ST | 0.8881 | 1.5219 | 2.1198 | 2.7873 | 3.3758 |
| Donoho HT | 0.8898 | 1.5223 | 2.1198 | 2.7930 | 3.3758 |
| SST | 0.9708 | 1.7097 | 2.3946 | 3.1757 | 3.9150 |
| WT | 0.8878 | 1.5219 | 2.1198 | 2.7876 | 3.3758 |
| AFT | 0.8859 | 1.5252 | 2.1196 | 2.7884 | 3.3794 |
| Mean | 1.1530 | 2.5361 | 3.7351 | 4.9853 | 6.1536 |
| Median | 1.9131 | 3.6135 | 5.3153 | 7.1353 | 8.9351 |
| Proposed method | 0.8715 | 1.4973 | 2.0783 | 2.7367 | 3.3052 |

由表 3、4 可见,在噪声方差为 0.01~0.05 时,本文算法的均方差为其他方法的 37.9%~87.5%,随着噪声方差的增加,所占比例逐渐降低,峰值信噪比比传统阈值方法提高 0.5 dB~2.5 dB;加入噪声

方差越大,差距越大,说明本算法对于噪声干扰越严重的情况效果越好。图 6、7 分别显示了表 3、4 数据的分布情况,图 6、7 的曲线走势也说明了相关信息。

表 3 图 2(b)的实验数据比较(η)

Table 3 Experimental data comparison of Fig. 2(b) (η)

| | η /dB | | | | |
|-----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | $\delta=0.01$ | $\delta=0.02$ | $\delta=0.03$ | $\delta=0.04$ | $\delta=0.05$ |
| Noised image | 20.0043 | 16.9889 | 15.2041 | 13.9795 | 13.0227 |
| Donoho ST | 26.4814 | 25.1020 | 24.1378 | 23.4106 | 22.8247 |
| Donoho HT | 27.2824 | 25.5508 | 24.3981 | 23.6015 | 22.9383 |
| SST | 27.8933 | 25.9331 | 24.5813 | 23.6899 | 22.9642 |
| WT | 27.1076 | 25.4351 | 24.3264 | 23.5113 | 22.8839 |
| AFT | 28.2892 | 26.4727 | 25.1908 | 24.2393 | 23.4967 |
| Mean | 27.2434 | 25.1331 | 23.7042 | 22.6467 | 21.7910 |
| Median | 26.3128 | 23.8449 | 22.2861 | 21.1720 | 20.3095 |
| Proposed method | 28.8689 | 27.2595 | 26.1069 | 25.2127 | 24.5078 |

表 4 图 2(b)的实验数据比较(ω)

Table 4 Experimental data comparison of Fig. 2(b) (ω)

| | ω | | | | |
|-----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | $\delta=0.01$ | $\delta=0.02$ | $\delta=0.03$ | $\delta=0.04$ | $\delta=0.05$ |
| Donoho ST | 2.2483 | 3.0889 | 3.8567 | 4.5598 | 5.2183 |
| Donoho HT | 1.8697 | 2.7856 | 3.6324 | 4.3636 | 5.0836 |
| SST | 1.6243 | 2.5509 | 3.4824 | 4.2758 | 5.0534 |
| WT | 1.9464 | 2.8608 | 3.6929 | 4.4553 | 5.1476 |
| AFT | 1.4828 | 2.2528 | 3.0264 | 3.7677 | 4.4702 |
| Mean | 1.9135 | 3.5153 | 4.3635 | 5.4633 | 6.6535 |
| Median | 2.3356 | 4.1365 | 5.9565 | 7.6853 | 9.3356 |
| Proposed method | 1.2975 | 1.8795 | 2.4508 | 3.0111 | 3.5418 |

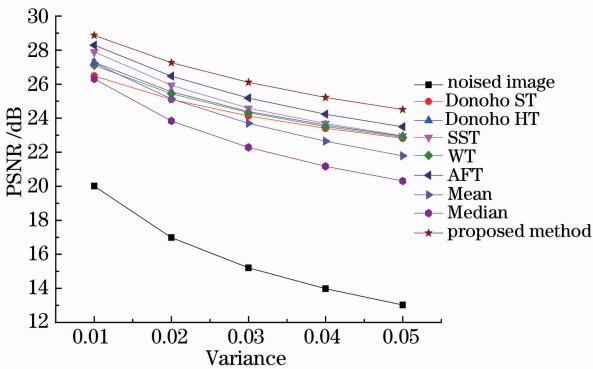


图 6 图 2(b)实验数据比较(η)

Fig. 6 Experimental data comparison of Fig. 2(b) (η)

表 5 图 2(c)的实验数据比较

Table 5 Experimental data comparison of Fig. 2(c)

| | η /dB | ω |
|-----------------|------------|----------|
| Donoho ST | 20.3361 | 9.2552 |
| Donoho HT | 20.3395 | 9.2481 |
| SST | 20.6002 | 8.7093 |
| WT | 20.3383 | 9.2504 |
| AFT | 20.3630 | 9.1892 |
| Mean | 20.4028 | 9.0093 |
| Median | 20.3618 | 9.2006 |
| Proposed method | 20.4563 | 8.6833 |

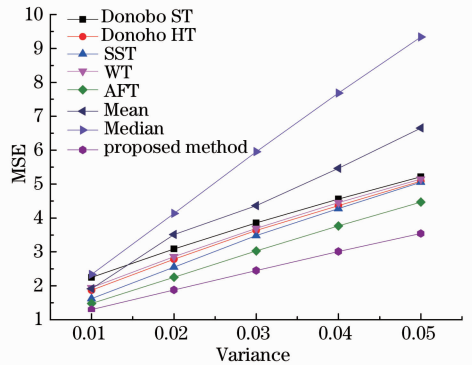


图 7 图 2(b)的实验数据比较(ω)

Fig. 7 Experimental data comparison of Fig. 2(b) (ω)

由表 5 可见,本文算法得到的去噪图像峰值信噪比均高于传统阈值方法,均方差均低于其他方法,说明本算法对于干扰严重的图像去噪效果也好于其他经典方法。

由以上实验结果可以看到,本文的去噪方法用于图像去噪时,无论在均方误差、峰值信噪比上,还是在视觉效果上,都优于传统的阈值去噪方法。

6 结 论

提出了一种基于 BEMD 和改进阈值方法的红

外图像去噪方法,通过二维经验模式分解方法将红外图像分解为不同频段 BIMF 子带和残余项,利用高斯混合模型计算子带噪声方差,推导出匹配的新阈值并对 BIMF 分量进行阈值去噪处理。由于噪声估计减少了特征分量对噪声方差估计的影响,获得的阈值更准确。该方法既考虑了分别代表图像细节和噪声信息的分解系数间能量的差异,又在噪声估计中体现了不同尺度间的相关性,因此能在提升去噪效果的同时避免削弱图像特征信息。实验结果表明,该算法得到的去噪图像轮廓比较清晰,纹理保留完整,实验数据也证明算法改善了红外图像的信噪比。下一步将拓展算法的适用范围,提升算法的运算精度和计算效率,使其贴近实际应用。

参 考 文 献

- 1 A Buades, B Coll, J Morel. A review of image denoising algorithms, with a new one[J]. *Multiscale Model Simul*, 2005, 4(2): 490—530.
- 2 Chen Guannan, Chen Rong, Ling Juqiang, *et al.*. Iterative regularization denoising method based on OSV model for medical image denoising[J]. *Chinese J Lasers*, 2009, 36(10): 2548—2551.
陈冠楠,陈 荣,林居强,等. 基于 OSV 模型的迭代规则化医学图像去噪方法[J]. *中国激光*, 2009, 36(10): 2548—2551.
- 3 Chen Cong, Lu Qipeng, Peng Zhongqi. Preprocessing methods of near-infrared spectrum based on NLMS adaptive filtering[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(5): 053001.
陈 丛,卢启鹏,彭忠琦. 基于 NLMS 自适应滤波的近红外光谱去噪处理方法研究[J]. *光学学报*, 2012, 32(5): 053001.
- 4 J Portilla, V Strela, M J Wainwright, *et al.*. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2003, 12(11): 1338—1351.
- 5 Q Chen, N E Huang, S Riemenschneider, *et al.*. AB-spline approach for empirical mode decompositions[J]. *Adv Comput Math*, 2006, 24(124): 171—195.
- 6 P Flandrin, F Rilling, P Goncalves. Empirical mode decomposition as a filter bank[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(2): 112—114.
- 7 J C Nunes, Y Bouaoune, E Delechelle, *et al.*. Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(12): 1019—1026.
- 8 C Damerval, S Meignen, V Perrier. A fast algorithm for bidimensional EMD[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(10): 701—704.
- 9 Zhang Xin, Jing Xili. A method for image denoising based on normal inverse Gaussian model using Bayesian estimation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(1): 70—74.
张 鑫,井西利. 一种基于正态反高斯模型的贝叶斯图像去噪方法[J]. *光学学报*, 2010, 30(1): 70—74.
- 10 V Katkovich, A Foi, K Egiazarian, *et al.*. From local kernel to nonlocal multiple-model image denoising[J]. *International J Computer Vision*, 2010, 86(1): 1—32.
- 11 Tong Wuqin, Ling Yongshun, Huang Chaochao, *et al.*. Processing method of IR image based on mathematical morphology and wavelet transform[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2007, 15(1): 138—144.
同武勤,凌永顺,黄超超,等. 数学形态学和小波变换的红外图像处理方法[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(1): 138—144.
- 12 F Duan, Y J Zhang. A highly effective impulse noise detection algorithm for switching median filters [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(7): 647—650.
- 13 M J Li, M K Ng, Y Cheung, *et al.*. Agglomerative fuzzy k -means clustering algorithm with selection of number of cluster [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2008, 20(11): 1519—1534.
- 14 R Eslami, H Radha. The contourlet transform for image denoising using cycle spinning [C]. *Proceedings of Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2003. 1982—1986.
- 15 N B Nil, B H Bouzas. Objective image quality measure derived from digital image power spectra[J]. *Optical Engineering*, 1992, 31(4): 813—825.
- 16 Jiang Ming, Ma Zhaofeng, Yang Yixian, *et al.*. Image quality evaluation method based on digital wavelet transform and vision weighted[J]. *Journal on Communications*, 2011, 32(9): 129—136.
蒋 铭,马兆丰,杨义先,等. 基于 DWT 和视觉加权图像质量评价方法研究[J]. *通信学报*, 2011, 32(9): 129—136.

栏目编辑: 史 敏