

文章编号: 1672-8785(2015)03-0034-05

基于非局部均值滤波的小波红外图像去噪

张军令¹ 唐卫国^{1,2}

(1. 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院广西桂林 541004;

2. 航天科工集团 801 厂, 广西柳州 545005)

摘 要: 为避免小波去噪时阈值的缺陷和非局部均值滤波去噪时计算的复杂性和更有效地去除红外图像中的噪声, 提出了一种采用非局部均值滤波的小波图像去噪方法。对含噪图像进行多层小波分解, 采用新的贝叶斯估计阈值对高频系数进行阈值化处理, 以消除高频噪声; 在部分低层子带上进行非局部均值处理以进一步消除噪声。实验结果表明, 与通常的小波阈值去噪和非局部均值去噪相比, 该方法能很好地去除红外图像中的噪声, 获得更高的信噪比 (Signal To Noise Ratio, SNR) 和更小的均方误差 (Mean Squared Error, MSE), 而且该方法计算相对简单, 能达到很好的视觉效果。

关键词: 关键词图像去噪; 小波阈值化; 贝叶斯估计; 非局部均值滤波

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1672-8785.2015.03.007

Infrared Image Denoising Based on Nonlocal Means Filtering of Wavelet Transformation

ZHANG Jun-ling¹, TANG Wei-guo^{1,2}

(1.School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2.Factory 801 of China Aerospace Science and Industry Corporation, Guilin 545000, China)

Abstract: To avoid the limitation of wavelet thresholding and the calculation complexity of non-local means filtering when an image is denoised, a more effective wavelet image denoising method based on Non Local Means (NLM) is proposed. Firstly, multi-level wavelet decomposition is carried out for an image containing noises. Then, a new BayesShrink estimation threshold is used to implement thresholding processing of the sub-band coefficients so as to remove the high frequency noise. Finally, to further remove the noise, NLM processing is implemented in part low-level sub-bands. The experimental result shows that compared with the common wavelet threshold denoising and NLM filtering methods, this method can remove the noises in an infrared image more effectively and can obtain a higher Signal-to-Noise Ratio (SNR) and a lower Mean Square Error (MSE). Moreover, the method is relatively simple in calculation and can achieve excellent visual effect.

Key words: image denoising; wavelet thresholding; Bayesian estimation; non local means filtering

收稿日期: 2015-01-04

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61105004)

作者简介: 张军令 (1988-), 男, 河南驻马店人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: zhang-jun_ling@126.com

0 引言

目前红外图像广泛已被应用于民用和军用领域。但红外图像噪声多, 模糊度大, 为方便后续的红外目标识别与跟踪处理, 对红外图像进行有效去噪极为重要。空域去噪和频域去噪是近年来解决图像噪声问题的很重要的两类方法。

空域滤波是在原图像上直接进行数据运算, 对像素的灰度值进行处理。常见的空间域图像去噪算法有邻域平均法、中值滤波和低通滤波等方法。文献 [1] 中采用的形态学滤波是利用结构元素的非线性特性来消除噪声的。文献 [2] 采用基于 PDE 的非线性扩散滤波方法有效地去除了图像噪声。Buades A B 等人提出了一种基于图像块的相似性来构造均值权重的去噪方法 [3], 即非局部均值去噪法 (Non Local Means, NLM), 文献 [4-7] 对该方法作了进一步研究。

频域去噪是通过抑制或消除图像信息中的高频部分来达到去噪目的的。传统的去噪方法往往容易损害图像的边缘信息, 使图像变得模糊。相对于传统的去噪方法, 小波变换去噪方法 [8-11] 具有很好的局部特性, 因此小波去噪得到了广泛的应用。

基于小波变化的图像去噪法通常有模极大值去噪法、尺寸间相关去噪法和小波阈值去噪法等。其中阈值去噪法能达到很好的去噪效果, 而且实现起来比较简单, 因此被大量采用。硬软两种阈值函数是小波系数进行阈值化处理的两种基本方法。由于软阈值函数处理的图像平滑 [10], 所以被广泛采用。阈值估计有 VisuShrink [8]、SureShrink [9] 和 BayesShrink [11] 等方法。大量实验表明, BayesShrink 阈值估计方法的效果要好于其他 2 种方法。为了更好地去噪, 各种基于自适应 Bayes 的阈值估计方法 [12,13] 被提了出来, 这些方法稍微改善了阈值, 由于单方面改善阈值方法的局限性, 其去噪效果并没有明显改善。本文分析了空间域和频域去噪方法的优缺点, 在采用新的 Bayes 阈值估计的基础上, 提出了将小波和 NLM 滤波相结合方法进行去噪的方法。实

验表明, 该去噪方法优于小波去噪和 NLM 去噪等方法。

1 背景

1.1 小波去噪

图像经小波变换后, 信号的能量将集中在少数小波系数上, 而噪声点的小波系数互不相关, 分布在各个尺度的所有时间轴上。信号的小波系数相对大于噪声的小波系数, 所以设定一个合适的阈值, 过滤掉噪声系数, 将处理后的系数逆变换重构, 得到的图像就达到了去噪的效果。详细操作如下:

(1) 图像的小波分解: 选取小波函数和分解层次 N , 对图像进行 N 层的小波分解;

(2) 阈值处理: 对分解后的各层系数选择合适的阈值, 并对各层细节系数采用阈值方法进行处理。

(3) 图像重构: 对阈值化后的小波系数进行小波逆变换重建, 得到去噪图像。

阈值方法有硬阈值函数和软阈值函数, 一般常采用软阈值函数。软阈值函数为

$$w_{\delta} = \begin{cases} \operatorname{sgn}(w)(|w| - \delta), & |w| \geq \delta; \\ 0, & |w| < \delta \end{cases} \quad (1)$$

式中, δ 为最佳阈值。采用 BayesShrink 估计的最佳阈值进行去噪, 其效果要比用 VisuShrink 和 SureShrink 方法的效果好。BayesShrink 法估计 δ 的值为

$$\delta = \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x} \quad (2)$$

式中, σ_n 为噪声平均方差, 其估计值为

$$\sigma_n = \frac{\operatorname{median}(|HH_1|)}{0.6745} \quad (3)$$

式中, HH_1 为小波分解 level 1 中对角方向的细节系数矩阵。 σ_x 是原始图像小波系数的平均方差, 其估计值为

$$\sigma_x = \sqrt{\max[(\sigma_y^2 - \sigma_n^2), 0]} \quad (4)$$

式中, σ_y 是噪声图像的小波系数方差, 其估计值为

$$\sigma_y^2(s, j) = \frac{1}{N} \sum_{(m,n) \in N(i,j)} Y(m, n)^2 \quad (5)$$

式中, $Y(m, n)$ 为小波子带部分的系数。

1.2 NLM 滤波

对于图像中的任意一个像素 i , 在 NLM 算法中利用图像所有像素灰度值的加权平均都可得到该点灰度估计值:

$$\hat{x}_i = \frac{1}{C_i} \sum_{j \in S_i} w(i, j) \cdot y_j \quad (6)$$

权重 $W(i, j)$ 和常数 C_i 分别为

$$W(i, j) = \exp \left[- \frac{\|y(N_i) - y(N_j)\|_{2, \alpha}^2}{h^2} \right] \quad (7)$$

$$C_i = \sum_{j \in S_i} W(i, j) \quad (8)$$

式中, $\|\bullet\|$ 为高斯加权欧氏距离函数, α 为高斯核的标准差, N_i 、 N_j 表示中心点在像素 i 、 j 的正方形邻域。像素 i 、 j 之间的相似度由灰度值矩阵之间的相似度确定。参数 h 控制指数函数的衰减速度, 它的取值与图像的噪声均值方差有关。

2 改进方法

2.1 最佳阈值确认

最佳阈值确认极其重要, 阈值偏大可能扼杀信号的小波系数, 阈值偏小去噪效果不明显。BayesShrink 阈值虽采用分析图像的变换系数分布模型进行阈值估计, 避免了对小波系数进行截断式处理可能造成的图像细节丢失, 但仍有缺点。很多学者对 BayesShrink 阈值进行了改进, 文献 [14] 提出的 R-BayesShrink 阈值的去噪效果优于 BayesShrink 阈值。本文采用 R-BayesShrink 阈值进行去噪。新函数如下:

$$T_R = \frac{1}{\sqrt{\beta}} \sigma_w \left(\frac{\sigma_w}{\sigma_\theta} \right) \sqrt{\beta} \quad (9)$$

式中, T_R 为最佳阈值。经证明, R-BayesShrink 模型的去噪效果比 BayesShrink 模型的去噪效果明显。其中 β 为调节参数, 经试验 β 取 0.8 时效果达到最佳。

2.2 小波联合 NLM 滤波去噪

小波去噪能很好地去掉高频子带的部分噪声, NLM 在空间域的去噪效果很好, 但其运算量极大。本文中我们结合二者提出一种新的去噪方法, 该方法去噪效果好, 处理速度快。在小波不同层次的高频系数中进行小波系数阈值化, 同时对第一层低频系数进行 NLM 空间滤波处理。由于在子带进行 NLM 处理, 所以其处理速度比直接对图片进行空间域 NLM 处理的速度快。

对小波进行三层小波分解, 然后对每层高频系数使用改进的阈值函数进行阈值化处理, 最后对 level 1 的 HL_1 和 LH_1 子带系数进行 NLM 滤波处理, 以消除低频噪声。在 NLM 滤波处理中, 像素邻域尺寸选取为 3×3 , 邻域搜索窗口的尺寸为 7×7 , h 取值为由 HH_1 系数估计出来的噪声均值方差。具体的步骤如图 1 所示。

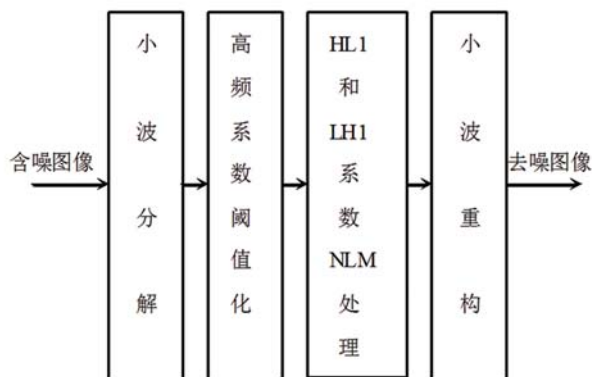


图 1 本方法的去噪过程

3 实验与分析

3.1 评价标准

对信号加噪后再去噪的降噪效果可以用信噪比和均方误差进行定量分析。其中信噪比 (SNR) 和均方误差 (MSE) 公式定义如下:

$$SNR = 10 \times \lg \left(\frac{\sigma_{f_{i,j}}^2}{MSE} \right) \quad (10)$$

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (f_{i,j} - \hat{f}_{i,j})^2 \quad (11)$$

SNR 越大, SME 越小, 去噪效果就越好。

3.2 测试结果

在 matlab12.0 中进行实验测试。实验中采用由红外相机拍摄的大小为 320×240 的直升机红外图像 plane, 分别对图像添加不同方差的高斯噪声。小波处理中采用的函数为 sym4, 分解层数 N 为 3。分别用 Bayes 法、R-Bayes 法、NLM 法和本文算法进行去噪, 其中 R-Bayes 法中的 β 取 0.8。计算 SNR 和 SME , 然后通过比较它们的数值衡量本文算法的去噪效果。

对原始图像 plane 加入 $\sigma=30$ 的高斯噪声, 分别用四种方法进行处理, 去噪效果如图 2 所示。

在上图中, 用 Bayes 法处理后的图像仍然比较模糊, 用 R-Bayes 法处理的图像比较清晰, 效果比前者好。用 NLM 法处理后的图像最清晰, 模糊度小。用本文算法处理后的图像比较清晰, 保持了图像边缘的清晰度, 效果仅次于 NLM 法。

表 1 列出了加入 $\sigma=10 \sim 90$ 噪声时分别用几种方法处理图像后得到的评价数据。

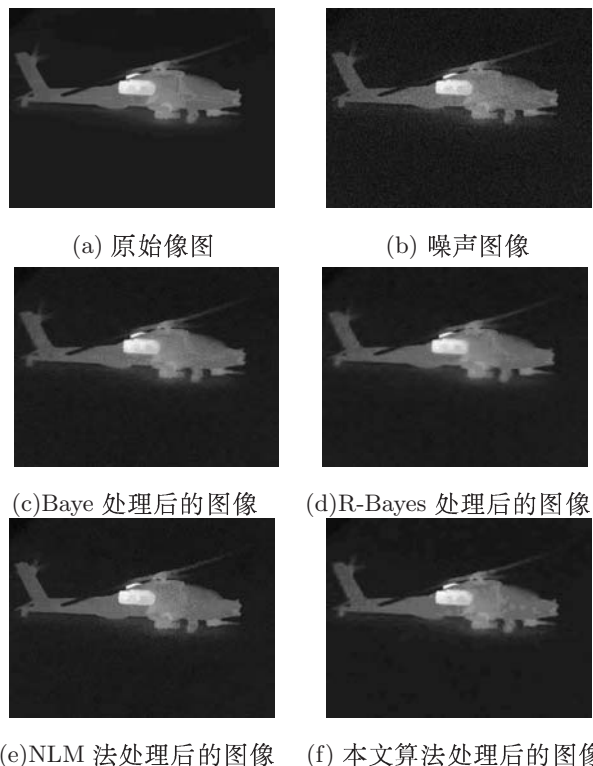


图 2 四种算法处理后的图像对比

表 1 四种方法去噪的评价数据

σ	Bayes		R-Bayes		NLM		本算法	
	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE	SNR	MSE
10	27.19	4.69	28.60	3.39	29.45	2.75	28.62	3.38
20	24.73	8.29	26.15	5.96	28.09	3.60	26.97	4.94
30	23.08	12.14	24.77	8.20	27.52	4.25	25.83	6.41
40	22.05	15.40	23.79	10.27	26.94	4.97	25.10	7.60
50	21.33	18.22	22.87	12.71	25.51	6.93	24.47	8.78
60	20.57	21.68	22.37	14.28	24.13	9.52	23.93	9.95
70	19.91	25.27	21.65	16.86	22.81	12.93	23.42	11.18
80	19.43	28.23	21.31	18.22	21.69	16.74	23.04	12.23
90	18.94	31.52	20.63	20.92	20.64	20.90	22.74	13.09

从表 1 中可看出, 广为采用的 Bayes 方法去噪效果比较好, 但是用新 R-Bayes 阈值法处理后得出的 SNR 比 Bayes 高出 2 dB 左右, 说明 R-Bayes 新估计阈值的去噪效果有很大进步。NLM 去噪方法的去噪效果十分明显, 比前两者好。本文算法去噪处理的 SNR 比 R-Bayes 方法平均提高了 1.5 dB。在去噪效果方面, 本文算法和 NLM 方法比前两种方法效果优异。 $\sigma=10 \sim 40$ 时, 本

文算法比 NLM 方法逊色, 其 SNR 值低于 NLM 方法 1.2 dB 左右。 $\sigma=50 \sim 60$ 时, 其效果和 NLM 相似。 $\sigma \geq 70$ 时, 其 SNR 值高于 NLM 方法 1.5 dB~1.8 dB, 其处理效果开始优于 NLM 方法。但是由于 NLM 方法运算复杂, 处理速度慢, 降低了其去噪的实用性。NLM 和本算法处理测试图片所需要的平均时间见表 2。

表 2 NLM 和本算法处理所需的平均时间

去噪方法	NLM	本算法
处理时间 /s	19.987	9.361

表 2 显示 NLM 去噪方法的处理耗时达 20 s 左右。本文算法采用基于 NLM 小波去噪对分解层次后的子带频域系数进行 NLM 处理,降低了数据处理的复杂度,其处理速度比 NLM 方法快一倍,仅需要 9 s 左右。

从以上数据可以看出,本文算法和 NLM 方法去噪的效果优于 Bayes 和 R-bayes 方法。本文算法和 NLM 算法相当,处理速度明显快于 NLM 方法,比 NLM 方法快一倍左右。结果表明,本文提出的算法的图像去噪效果优于其他三种算法。

4 结束语

针对传统小波去噪和 NML 滤波去噪的局限性,提出了一种结合二者的新去噪方法。该方法首先在 Bayes 小波软函数阈值的基础上采用新估计的阈值对图像小波系数进行阈值化处理,然后在频域中结合 NML 滤波进行系数处理,最后通过小波逆变换重构图像,达到去噪的目的。实验表明,相比于其他三种算法,本文算法提高了图像的峰值信噪比,保留了图像边缘的清晰性。与 NLM 滤波方法相比,运算的复杂性有了极大的改善,大大缩短了处理时间,达到了红外图像预处理的要求,方便后续的红外目标识别。

本文算法虽然对红外图像的去噪效果较好,但其处理时间长,仍不能对图像进行实时预处理。下一步的工作是更好地结合空间域和频域的去噪方法,进一步提高处理速度,达到实时处理的要求,以便在视频中进行目标识别等处理。

参考文献

[1] Richard A P. A New Algorithm for Image Noise Reduction Using Mathematical Morphology[J]. *IEEE Trans Image Pressing*, 1995, 4(3):554-568.

[2] You Y L, Kaveh M. Fourth Order Partial Differential Equations for Noise Removal[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2000,9(10):1723-1730.

[3] Buades A, Coll B, Morel J. A Non-local Algorithm for Image Denoising[J]. *IEEE Trans Comput. Soc. Conf. on Comput. Vision and Pattern Recognition*, 2005, 5(2):60-65.

[4] Van D, Ville De, M Kocher. Sure-based Nonlocal Means[J]. *IEEE Signal Process*, 2009,16(11):973-976.

[5] Salmon J. On Two Parameters for Denoising with Non-local Means[J]. *IEEE Signal Process*, 2010,17(3): 269-272.

[6] Zhong H, Yang C, Zhang X. A New Weight for Non-local Means Denoising Using Method Noise[J]. *IEEE Signal Process*, 2012,19(8):535-538.

[7] Wu Y, Tracey B, Natarajan P, et al. Probabilistic Non-local Means[J]. *IEEE Signal Process*, 2013,20(1):763-766.

[8] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994,81(3):425-455.

[9] Donoho D J, Johnstone I M, G Kerkycharian, et al. Wavelet Shrinkage: Asymptopia[J]. *J. Roy. Statist. Assoc. B*, 1995,57(2):301-369.

[10] Donoho D J, Johnstone I M. Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1995,90(42):1200-1224.

[11] Chang S J, Yu B, Vetterli M. Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2000,9(9):1532-1546.

[12] Somnath M, Mandal J K. Wavelet Based Denoising of Medical Images Using Sub-band Adaptive Thresholding through Genetic Algorithm[J]. *Procedia Technology*, 2013,10(1):680-689.

[13] Dongwook Cho, Tien D Bui. Fast Image Enhancement in Compressed Wavelet Domain[J]. *Signal Processing*, 2014,98(1):295-307.

[14] Masoud H, Soosan B. Adaptive Bayesian Denoising for General Gaussian Distributed Signals[J]. *IEEE Trans signal processing*, 2014,62(5):1147-1156.

[15] Zheng H, Bouzerdoum A, Phung S L. Wavelet Based Nonlocal Means Super-Resolution for Video Sequences of the 17th International Conference on Image Processing, Hong Kong, 2010[C]. *Hong Kong: IEEE press*, 2010:2817-2820.