【武器装备理论与技术】

基于小波变换的射弹序列图像混合噪声去噪

陈 斌,张绪淦

(国防科技大学 指挥军官基础教育学院,长沙 410072)

摘要:提出了一种基于小波变换的混合噪声去噪方法。首先对图像进行二维多尺度小波变换,得到低频子带图像和高频子带图像;然后对低频子带图像采用改进的邻域平均滤波进行去噪处理,对高频子带图像采用改进的小波阈值算法进行去噪处理;最后对处理后的各子带小波系数进行小波重构,得到降噪后的图像。结果表明,该算法在有效去除图像混合噪声的同时,较好地保留了图像边缘和细节。

关键词:小波分析;图像去噪;均值滤波;阈值

中图分类号:TP751

文献标识码:A

文章编号:1006-0707(2012)03-0001-03

通过高速相机拍摄到的侵彻序列图像由于种种原因总是伴随着噪声的存在,影响图像的视觉效果和后续处理。因此需要对侵彻图像进行去噪处理,以恢复图像的本来面目。传统的图像去噪算法有均值滤波去噪、中值滤波去噪和频域低通滤波去噪等。这些算法各有优缺点,如:均值滤波运算简单,对高斯噪声有良好的去噪能力,但造成图像细节和边缘的模糊;中值滤波对椒盐噪声有良好的去噪效果,但对高斯噪声和乘性噪声效果不佳。经典的图像去噪方法对图像中只含有单一的高斯白噪声或脉冲噪声时有比较好的去噪效果,但当图像中同时含有高斯白噪声和脉冲噪声时,经典的图像去噪方法往往效果不佳[1]。鉴于此,本文提出一种基于小波变换的混合噪声去噪方法,以同时消除图像中的高斯白噪声和脉冲噪声。

1 基于小波变换的图像混合噪声去噪

首先,对图像进行二维多尺度小波变换,得到低频子带图像和高频子带图像;然后对低频子带图像采用改进的邻域平均滤波进行去噪处理,对高频子带图像采用改进的小波阈值算法进行去噪处理;最后对处理后的各子带小波系数进行小波重构,得到降噪后的图像。由于高斯白噪声对所有的小波系数的影响是相同的,对信号的低频系数影响较小,而脉冲噪声对应的小波系数较大,主要影响信号的高频系数,所以该方法可以较好地对图像中的高斯白噪声和脉冲噪声同时进行去除。

1.1 低频子带图像去噪算法

将要处理的低频小波系数置于由它周围的系数组成的窗口内,由窗口内所有小波系数的平方和大小来决定该系数是否应该收缩。其依据是,同一分解尺度的小波系数中,由于信号的连续性,小邻域的小波系数具有相似性,较大系数周围存在较大系

数的可能性较大。该算法的数学表达式为

$$\frac{\overline{\omega(i,j)}}{\omega(i,j)} = \begin{cases} \omega'(i,j) * \operatorname{sgn}(\omega(i,j)), & |\omega(i,j)| - \omega'(i,j) > T \\ \omega(i,j), & \text{else} \end{cases}$$

式中: $\omega(i,j)$ 为低频子带图像中像素点(i,j) 处的小波系数值; $\overline{\omega(i,j)}$ 为处理后像点(i,j) 处的小波系数值; $\omega'(i,j)$ 与处理后像点(i,j) 处的小波系数值; $\omega'(i,j)$ = $\frac{1}{\sqrt{MN}}\sqrt{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\omega^{2}(i,j)}$ 为以像素点(i,j) 为中心,大小为 $M\times N$ 的窗口的小波系数的平方均值(本文选取 $M\times N=3\times 3$);T为自适应阈值(本文中 $T=\frac{1}{2MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}+\omega(i,j)+$,为像素(i,j) 邻域内小波系数均值的 $\frac{1}{2}$)。

1.2 高频子带图像去噪算法

本文采用基于多项式插值的小波阈值量化去噪方法^[2]对高频子带的小波系数进行去噪。该方法是介于小波硬阈值和软阈值之间的一种改进的小波阈值去噪方法,它既保持了硬阈值计算对图像细节保留的优势,又延续了软阈值函数的连续性。其阈值函数的数学表达式为

$$\eta(\omega) = \begin{cases} \omega, & |\omega| > \lambda_2 \\ \operatorname{sgn}(\omega) \left(\frac{\lambda_1 + \lambda_2}{(\lambda_1 - \lambda_2)^3} \omega^3 - \frac{2\lambda_1^2 + 2\lambda_1 \lambda_2 + 2\lambda_2^2}{(\lambda_1 - \lambda_2)^3} \omega^2 + \frac{\lambda_1^3 + \lambda_1^2 \lambda_2 + 4\lambda_1 \lambda_2^2}{(\lambda_1 - \lambda_2)^3} \omega - \frac{2\lambda_1^2 \lambda_2^2}{(\lambda_1 - \lambda_2)^3} \right), & \lambda_1 \leq |\omega| \leq \lambda_2 \\ 0, & |\omega| < \lambda_1 \end{cases}$$

这种阈值函数的示意图如图 1 所示。

收稿日期:2012-01-09

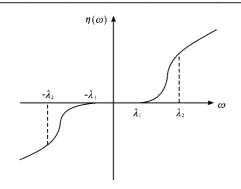


图1 改进的小波阈值函数

式(2)中, λ_1 、 λ_2 为阈值,满足 $0 < \lambda_1 < \lambda_2$,可以根据实际需要选择大小。由于多项式的插值使小波系数在较小的情况下(接近 λ_1 的时候)平滑地降落,克服了硬阈值阶跃式下降的缺点,保持了系数的连续性。通过对阈值 λ_2 大小的调整使系数在大于阈值的时候可以很好地保留部分细节,而不像软阈值那样通过减去恒定值去噪,从而也使图像的细节丢失。下面给出本文确定 λ_1 和 λ_2 的具体方法。

阈值的选取是阈值化处理的一个关键问题,如果阈值太小,去噪后仍有噪声,阈值太大,图像的重要细节部分会丢失,引起偏差。最著名的阈值去噪方法有 D. J 阈值、SURE 阈值^[3]、Penalized 阈值和 Bayesian 阈值方法^[4]。本文首先采用文献[5]的方法确定阈值

$$\lambda = \frac{\beta \sigma \sqrt{2\log(N)}}{1 + \log(j)} \tag{3}$$

式中:N 为图像信号的长度;j 为小波分解的层数; $0 < \beta \le 1$ (本文取 $\beta = 0.8$); σ 为图像的噪声方差,实际处理中其计算 $^{[6]}$ 为 $\sigma = median(\omega)/0.6745$ 。然后将 λ 分别缩小和放大 10% 得到 λ_1 和 λ_2 ,即 $\lambda_1 = 90\% \lambda$, $\lambda_2 = 110\% \lambda$ 。

1.3 小波基的选取和分解层数的确定

在应用小波变换对图像进行处理时,需要选择适宜的小波基,因为图像及噪声经过小波分解后的各尺度的系数分布情况会影响到去噪结果,而小波基的选取又在一定程度上影响着分解后的小波系数分布,因此,小波基选取的好坏直接影响到去噪的效果。小波分析中所用的小波函数不具有唯一性,即小波函数具有多样性。在实际应用中,小波变换至今未解决的一个重要的问题便是小波基的选择问题。选择小波基时需要考虑小波的正交性、紧支撑性和正则性等性质,但没有一种小波基在这些方面都具有良好的表现,因此必须根据实际情况适当地进行取舍。现有的小波基函数主要分为半正交小波、正交小波、双正交小波等几类,比较常用的几种小波有 Daubechies 正交小波系、次Coiflet 小波、Biorthogonal 双正交小波系、Mexican Hat 墨西哥帽小波、Meyer 小波等。本文选择在局部性、对称性、光滑性等方面有良好性质的 Biorthogonal 3.3 双正交小波进行小波分解与重构,以达到较好的效果。

分解层数的合理选择涉及到整个去噪算法的运算量和运算 复杂度,如果分解层数过小,噪声去除不完全;如果小波分解的 层数过多,滤波后重构的图像可能产生失真。小波分解的层数 应当根据当层低通子带图像中的噪声含量而定,当分解至某一层时,经判断此时低通子带图像中几乎不再含有噪声,则不必要对其进行下一层的分解。大量的研究表明,在用小波去噪时,当图像分解到3层时,其中的噪声就已经衰减了90%以上,所以一般分解的层数为3层。

综上所述,本文的基于小波变换的混合噪声去噪方法步骤为:

- (1) 用 Biorthogonal3.3 双正交小波对原始图像进行 3 层小波分解,得到低频小波系数 ω_3^L 和高频小波系数 ω_j^i (i = H, V, D; j = 1, 2, 3);
- (2) 用式(1)对低频系数 ω_3^L 进行处理得到处理后的低频小波系数 $\overline{\omega_3^L}$;
- (3) 由式(3) 计算各高频小波系数的阈值 $\lambda_j^i(i=H,V,D;j=1,2,3)$,从而计算出阈值 λ_l^i 和 λ_l^i (i=H,V,D;j=1,2,3);
- (4) 由式(2)对各高频小波系数 $\omega_{j}^{i}(i=H,V,D;j=1,2,3)$ 进行半软阈值处理,得到处理后的高频小波系数 $\eta_{j}^{i}(\omega_{j}^{i})(i=H,V,D;j=1,2,3)$;
- (5)由 $\overline{\omega_3^l}$ 和 $\eta_j^i(\omega_j^i)$ (i = H, V, D; j = 1, 2, 3)进行小波逆变换,得到去噪处理后的图像。

2 实验结果及分析

根据上述算法,对射弹图像进行仿真实验。本文对射弹图像添加零均值,方差为 σ^2 的高斯噪声以及强度为 q 的椒盐噪声。然后对加噪图像采用均值滤波、中值滤波、小波硬阈值、小波软阈值和本文图像去噪算法进行去噪,并进行对比。对它们的均方误差(MSE)和峰值信噪比(PSNR)进行统计,并结合实际去噪效果进行分析。MSE 和 PSNR 的定义分别为:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \left[f(x, y) - \bar{f}(x, y) \right]^{2}$$
 (4)

$$PSNR = 10 * \log \frac{(K-1)^2}{MSE}$$
 (5)

由图 2 可以看出:均值滤波去噪后图像的边缘较模糊, 椒盐噪声清除不够干净; 中值滤波去噪后的图像也比较模糊, 且剩余较多噪声; 用小波硬阈值和软阈值去噪后的图像边缘细节较明显, 清晰度较高, 其效果优于前面 2 种去噪方法; 本文算法去噪后的图像, 整体清晰度高, 边缘和细节保留较好, 层次感丰富, 视觉效果好。而由表 1 可以看出: 本文算法的均方误差比经典算法小, 峰值信噪比比经典算法高。因此, 本文算法去噪效果优于经典算法, 从而验证了前面理论分析的正确性。

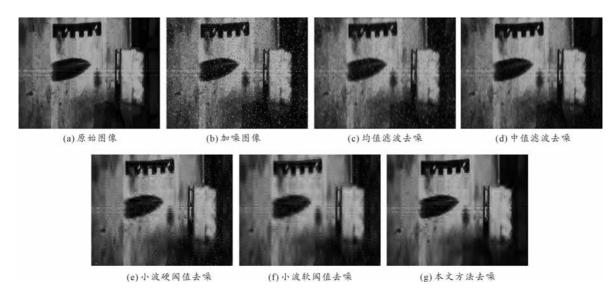


图 2 对含噪射弹图像的处理结果($\sigma = 0.003, q = 0.03$)

表 1 对含噪射弹图像去噪的 MSE 和 PSNR 统计

算法	$\sigma = 0.003$, $q = 0.03$		$\sigma = 0.005$, $q = 0.05$		$\sigma = 0.01$, $q = 0.10$		$\sigma = 0.015$, $q = 0.12$	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
均值	58.112	30.488	74.426	29.414	103.15	28.000	114.73	27.534
中值	45.231	31.576	66.232	29.920	89.904	28.593	102.23	28.035
小波硬阈值	41.056	31.997	57.223	30.555	80.316	29.083	89.430	28.616
小波软阈值	42.010	31.897	58.317	30.473	81.082	29.041	92.012	28.492
本文方法	31.290	33.177	40.253	32.083	60. 287	30.329	70.126	29.672

3 结束语

本文在小波多分辨率分析的基础上,将邻域均方均值滤波 去噪法与改进的小波阈值去噪法相结合,用于射弹图像的混合 噪声去噪。对经过二维多尺度小波分解得到的低频子带图像和 高频子带图像,分别进行邻域均方均值滤波去噪和改进的小波 阈值去噪处理,再用处理后的各子带小波系数重构出降噪后的 图像。仿真实验表明,无论是从目视解释,还是从实验数据来 看,本文提出的去噪算法对于射弹图像中混合噪声的去除都是 实用有效的。

参考文献:

- [1] 成礼智,王红霞,罗勇. 小波的理论与应用[M]. 北京:科学出版社,2004.
- [2] 胡波, 陈恳. 基于连续且自适应小波阈值的图像去噪方法 [J]. 计算机工程与应用,2009,45(27):193-195.
- [3] 刘守山,杨辰龙,李凌,等.基于自适应小波阈值的超声信号 消噪[J]. 浙江大学学报,2007,41(9):1557-1560.

- [4] 周刚, 贾振红, 覃锡忠. 一种新的图像去噪混合滤波方法 [J]. 激光杂志, 2007(1):57-59.
- [5] 肖蕾,何坤,周激流,等. 改进自适应中值滤波的图像去噪 [J]. 激光杂志,2009(2):44-46.
- [6] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9):1532-1546.
- [7] 李迎春,孙继平,付兴建.基于小波变换的红外图像去噪[J].激光与红外,2006,36(10):988-991.
- [8] 王银峰,朱丽丽,何光宏,等. 一种基于尺度相关的小波图像去噪方法[J]. 激光杂志,2008(5):46-47.
- [9] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81(3); 425 455.
- [10] 吴昌东, 江桦, 邱晓初. 基于多级中值滤波—提升小波技术的图像去噪[J]. 激光杂志, 2010(6):23-24.

(责任编辑 周江川)