

引用格式:贾文良,陈雨,陈强. 基于改进的小波阈值图像去噪算法[J]. 微电子学与计算机,2020,37(10):24-29. [JIA W L, CHEN Y, CHEN Q. Image denoising algorithm based on improved wavelet threshold[J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(10):24-29.]

基于改进的小波阈值图像去噪算法

贾文良,陈 雨,陈 强

(四川大学 电子信息学院 智能控制研究所,四川 成都 610065)

摘 要: 为了克服传统小波阈值函数存在固定偏差和不连续的问题,提出了一种改进的小波阈值函数,将改进的小波阈值方法和软阈值、硬阈值、Birge-Massart 策略软阈值、半软阈值、半软阈值组合均值滤波等方法比较,峰值信噪比提高了 1.2%~6.9%,均方根误差减小了 4.8%~22.4%。在混有 Gaussian 噪声、椒盐噪声和斑点噪声的图像中,改进的小波阈值函数和自适应中值滤波组合的方法较单一的自适应中值滤波,峰值信噪比提高 3 dB,均方根误差减小 27%。结果表明,该算法有效的提升了 Gaussian 噪声图像的去噪效果,而且组合去噪方法对图像中的混合噪声去除效果较好。

关键词: 小波阈值函数;峰值信噪比;均方根误差;自适应中值滤波

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2020)10-0024-06

Image denoising algorithm based on improved wavelet threshold

JIA Wen-liang, CHEN Yu, CHEN Qiang

(Intelligent Control Institute, College of Electronics and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: In order to overcome the problems of fixed deviation and discontinuity of the traditional wavelet threshold function, an improved wavelet threshold function is proposed. Compared with soft threshold method, hard threshold method, Birge MassArt strategy soft threshold method, half soft threshold method and half soft threshold combined mean filtering method, the peak signal-to-noise ratio is increased by 1.2% ~ 6.9%, and the root mean square error is reduced by 4.8% ~ 22.4%. In the image mixed with Gaussian noise, salt and pepper noise and speckle noise, the combination method of improved wavelet threshold function and adaptive median filter is better than the single adaptive median filter, the peak signal-to-noise ratio is increased by 3 dB, and the root mean square error is reduced by 27%. The results show that the algorithm effectively improves the denoising effect of Gaussian noise image, and the combined denoising method has a better effect on the removal of mixed noise in the image.

Key words: wavelet threshold function; Peak signal-to-noise ratio; Root mean square error; Adaptive median filter

1 引言

对于图像中的 Gaussian 噪声、椒盐噪声和斑点噪声,使用高斯滤波,中值滤波和均值滤波,可以取得良好的效果,但是使用这些方法之后会使滤波之后的图像熵增高,细节丢失,不能揭示图像信息的非平稳特性,也无法得到图像信息的相关性。由于小波阈值去

噪思想简单、灵活性高、有着不错的去噪效果,使得它在实际的去噪中得到了广泛的应用,并且取得了良好的效果。

自 Donoho 和 Johnstone^[1]提出了硬阈值函数和软阈值函数以来,就受到了广泛应用,但是硬阈值函数的不连续会致使重构出来的图像信号震荡,软阈值函数存在固定的偏差会导致去噪后的图像过于

平滑或边界模糊^[2]. 文献[3]提出了软硬阈值折中算法,对不同的噪声图像采用不同的调整因子,提高了去噪效果,但是函数在阈值处还是不连续. 文献[4]提出了一种基于新型符号函数的小波阈值图像去噪算法,阈值函数连续可导,并且阈值有较强的自适应性,但是通过仿真可知依然存在恒定偏差的问题. 文献[5]提出了一种新的改进阈值函数,与传统阈值函数相比,信噪比提高了 3~6dB,尤其是在低信噪比时降低噪声的效果较传统阈值方法得到了较大的提高,但还是存在阈值函数不连续的情况. 文献[6][7]他们在改进阈值函数之后,只针对单一的高斯噪声进行去噪然后做出分析. 但图像中往往不止含有一种噪声,在含有高斯、椒盐和斑点的混合噪声图像中,如果只采用一种去噪方法往往不能达到理想的效果.

本文提出了一种改进阈值函数. 克服了硬阈值的不连续和软阈值存在的固定偏差,对小波系数压缩较小,在一定的程度上解决了震荡和边界模糊性,而且阈值的选取考虑了每层分解中噪声含量的大小,具有一定的自适应性. 本文还设计了一种改进的小波阈值函数和自适应中值滤波的组合降噪方法,对混合的噪声逐步降噪,可以有效的去除混合噪声.

2 图像去噪理论

2.1 小波阈值去噪

一般可以将噪声图像表示为原始图像加上随机噪声,可以由以下形式表达:

$$F(x, y) = s(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

式中, F, s, n 分别表示噪声图像、原始图像和噪声. 实际上,去噪就是将 s 和 n 正确的分离出来.

由于小波变化是一种线性运算,小波变换后,噪声图像的小波系数等于原始图像的小波系数和噪声的小波系数之和. 要分离出噪声,即在小波域去除噪声的小波系数,保留原始图像的小波系数.

含有噪声的图像经过多层小波分解后,图像有效信息的小波系数和噪声的小波系数具有不同的变化特征. 低频部分为小波逼近,高频部分为小波细节,图像有效信息主要分布在小波逼近中,高频部分特征主要是小波细节,包含图像边缘和噪声. 由于图像有效信息主要集中在较大的小波系数,而噪声主要是集中在比较小的小波系数中. 随着小波分解层数的增加,图像有效信号的小波系数变得越来越大,噪声信息的小波系数变得越来越小. 因此,噪声信息和图像有效信息的小波系数在反复极化后趋于分

解. 根据这种规律,就可以实现图像信号与噪声信号的分离.

我们用恰当的阈值去处理小波细节,即处理高频部分的小波系数. 如果系数小于阈值,表明分解系数的主要成分是噪声,则将其设置为 0; 否则保持原样或者被修改. 然后对合成图像做小波逆变换操作,得到重构后的理想去噪图像.

因此,小波阈值去噪的过程概括起来就是:先对原始图像进行小波分解,然后选择合适的阈值处理噪声,最后重构小波系数,得到理想的小波去噪图像.

选择一个阈值函数和设置一个恰当的阈值尤为重要. 通常所用的阈值函数是由 Donoho^[1] 提出的:硬阈值函数如(2)式和软阈值函数如(3)式.

$$\tilde{W}_{j,k} = \begin{cases} W_{j,k} & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0 & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

$$\tilde{W}_{j,k} = \begin{cases} [\text{sign}(W_{j,k})] (|W_{j,k}| - \lambda) & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0 & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

式中, $W_{j,k}$ 是噪声图像的第 j 尺度下的第 k 个小波系数; $\tilde{W}_{j,k}$ 是通过阈值处理过后得到的小波系数; λ 是该算法所选择的阈值; sign 为符号函数.

当 $|W_{j,k}| \geq \lambda$ 时,硬阈值函数不会压缩小波系数,因此图像信息的边缘和细节会保留; $|W_{j,k}| = \lambda$ 时,函数的不连续致使恢复的图像失真. 软阈值函数在 $|W_{j,k}| = \lambda$ 时连续,经过阈值处理过后图像比较平滑;在 $|W_{j,k}| \geq \lambda$ 时,会使小波系数向零收缩,在估计小波系数和真实小波系数间存在一个恒定偏差,导致重构后的图像边缘模糊. 这两种方法都会使图像的细节和一些重要的特征丢失.

2.2 自适应中值滤波

中值滤波的滤波窗口的大小对中值滤波的好坏有较大的影响,会在消除噪声和保留细节这两方面发生冲突. 滤波窗口较大可以很好的过滤噪声,但会导致滤波后的图像模糊失去一部分细节;滤波窗口较小可以保留细节,但是噪声去除不太理想. 在噪声密度较小的时候使用中值滤波可以很好的去除噪声,在噪声密度较大时使用自适应中值滤波比中值滤波的效果好. 它能够动态的改变中值滤波窗口的大小,有着良好的去噪和保留细节的效果.

自适应中值滤波的算法具体实现步骤:可以分为两个过程. 设 F_{xy} 为以 (y, x) 为行和列的中心像素点的滤波窗口所作用的区域, $G_{\min}$ 、 $G_{\max}$ 、 G_{med} 分别

为 F_{xy} 中的最小灰度值、最大灰度值和该区域所有灰度的中值. G_{xy} 为图像中第 y 行第 x 列像素点的灰度值, $F_{\max}$ 为最大窗口尺寸. 过程一: 首先令 $m = G_{\text{med}} - G_{\min}$, $n = G_{\text{med}} - G_{\max}$; 如果 $m > 0$ 且 $n < 0$, 则执行过程二; 否则增大窗口的尺寸, 增大后的窗口尺寸如果小于等于 $F_{\max}$, 则重复执行过程一, 如果窗口尺寸大于 $F_{\max}$, 就需要输出 G_{med} . 过程二: 令 $u = G_{xy} - G_{\min}$, $v = G_{xy} - G_{\max}$; 如果 $u > 0$ 且 $v < 0$ 则输出 G_{xy} , 否则直接输出 G_{med} .

3 改进的阈值函数和组合去噪方法

3.1 改进的小波阈值函数

针对传统阈值函数存在的不连续和恒定偏差的问题, 文献[7][8]分别提出了如下的改进阈值函数:

$$\tilde{W}_{j,k} = \begin{cases} [\text{sign}(W_{j,k})] \left(|W_{j,k}| - \lambda + \frac{\lambda}{2k+1} \right) & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ \frac{W_{j,k}^{2k+1}}{(2k+1)W_{j,k}^{2k}} & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (4)$$

$$\tilde{W}_{j,k} = \begin{cases} [\text{sign}(W_{j,k})] \left(|W_{j,k}| - \frac{2\lambda}{1 + e^{\partial(|W_{j,k}| - \lambda)^n}} \right) & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ 0 & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (5)$$

式(4) 解决了函数的连续性, 而且在 $|W_{j,k}| < \lambda$ 时, 不是将函数值直接置为零, 而是采用一个非线性的函数对阈值逐渐压缩, 但是分解出来的小波系数和估计的小波系数还是存在一个偏差, 而且函数在 $|W_{j,k}| \geq \lambda$ 时不是高阶可导, 不利于后续对函数进行各种数学处理. 式(5) 解决了函数的恒定偏差问题, 并且是高阶可导的, 函数在 $|W_{j,k}| = \lambda$ 时也是连续的, 但是它缺少可调因子, 使得函数不够灵活, 有一定的局限性.

针对传统阈值函数存在的问题以及上面两种改进的方法的优缺点, 而且当用阈值函数处理小波系数时, 希望去噪后的小波系数与原始的小波系数接近, 从而使恢复图像的失真较小. 根据这一要求, 本文提出了一种新的小波阈值函数, 其表达式为式(6):

$$\tilde{W}_{j,k} = \begin{cases} [\text{sign}(W_{j,k})] \left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1 + e^{\partial(|W_{j,k}| - \lambda)^n}} \right) & |W_{j,k}| \geq \lambda \\ \text{sign}(W_{j,k}) \rho \frac{|W_{j,k}|^2}{\lambda} & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (6)$$

式中, ρ, ∂, n 为可调参数. 在 $|W_{j,k}| < \lambda$ 时, 函数值没

有被直接置为 0, 而是表示成一个二次函数, 避免了阈值函数被直接截断而引起的震荡. 克服了传统阈值函数的小波系数与估计小波系数存在恒定偏差的问题.

从数学角度去考察改进的阈值函数:

(1) 函数的连续性分析

$$\begin{aligned} \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \tilde{W}_{j,k} &= \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^+} ([\text{sign}(W_{j,k})] \\ &\quad \left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1 + e^{\partial(|W_{j,k}| - \lambda)^n}} \right)) = \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1 + e^{\partial(|W_{j,k}| - \lambda)^n}} \right) &= \\ \lambda - (1-\rho)\lambda &= \rho\lambda \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \tilde{W}_{j,k} &= \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^-} [\text{sign}(W_{j,k})] \rho \frac{|W_{j,k}|^2}{\lambda} = \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \rho \frac{|W_{j,k}|^2}{\lambda} &= \rho\lambda \end{aligned}$$

可得: $\lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \tilde{W}_{j,k} = \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \tilde{W}_{j,k}$, 改进的阈值函数在 λ 是连续的.

$$\begin{aligned} \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \tilde{W}_{j,k} &= \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^-} ([\text{sign}(W_{j,k})] \\ &\quad \left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1 + e^{\partial(|W_{j,k}| - \lambda)^n}} \right)) = \\ - \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1 + e^{\partial(|W_{j,k}| - \lambda)^n}} \right) &= \\ - (\lambda - (1-\rho)\lambda) &= -\rho\lambda \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \tilde{W}_{j,k} &= \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^+} [\text{sign}(W_{j,k})] \rho \frac{|W_{j,k}|^2}{\lambda} = \\ - \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \rho \frac{|W_{j,k}|^2}{\lambda} &= -\rho\lambda \end{aligned}$$

可得: $\lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \tilde{W}_{j,k} = \lim_{W_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \tilde{W}_{j,k}$, 改进的阈值函数在 $-\lambda$ 是连续的.

由上可得: 改进的阈值函数在 $\pm \lambda$ 是连续的.

(2) 函数的渐进性分析

$W_{j,k} \rightarrow +\infty$ 时

$$\begin{aligned} \lim_{W_{j,k} \rightarrow +\infty} \frac{\tilde{W}_{j,k}}{W_{j,k}} &= \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow +\infty} \frac{[\text{sign}(W_{j,k})] \left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1 + e^{\partial(|W_{j,k}| - \lambda)^n}} \right)}{W_{j,k}} &= \end{aligned}$$

$$1 - \lim_{\substack{W_{j,k} \rightarrow +\infty \\ W_{j,k} \rightarrow -\infty \text{ 时}}} \frac{\frac{2(1-\rho)\lambda}{1+e^{\partial(|W_{j,k}|-\lambda)^n}}}{W_{j,k}} = 1$$

$$\begin{aligned} \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} \frac{\tilde{W}_{j,k}}{W_{j,k}} &= \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} \frac{[\text{sign}(W_{j,k})] \left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1+e^{\partial(|W_{j,k}|-\lambda)^n}} \right)}{W_{j,k}} &= \\ - \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} \frac{|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1+e^{\partial(|W_{j,k}|-\lambda)^n}}}{W_{j,k}} &= \\ 1 - \lim_{\substack{W_{j,k} \rightarrow -\infty \\ W_{j,k} \rightarrow \infty \text{ 时}}} \frac{\frac{2(1-\rho)\lambda}{1+e^{\partial(|W_{j,k}|-\lambda)^n}}}{W_{j,k}} &= 1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} (\tilde{W}_{j,k} - W_{j,k}) &= \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} \{ [\text{sign}(W_{j,k})] \\ &\left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1+e^{\partial(|W_{j,k}|-\lambda)^n}} \right) - W_{j,k} \} = \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} [(\text{sign}(W_{j,k})) |W_{j,k}| - W_{j,k}] &= 0 \end{aligned}$$

综上所述:改进的阈值函数的渐近线为:

$$\tilde{W}_{j,k} = W_{j,k}.$$

(3) 函数的偏差性分析

$$\begin{aligned} \lim_{W_{j,k} \rightarrow +\infty} (\tilde{W}_{j,k} - W_{j,k}) &= \lim_{W_{j,k} \rightarrow +\infty} \{ [\text{sign}(W_{j,k})] \\ &\left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1+e^{\partial(|W_{j,k}|-\lambda)^n}} \right) - W_{j,k} \} = \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow +\infty} \left[\left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1+e^{\partial(|W_{j,k}|-\lambda)^n}} \right) - W_{j,k} \right] &= \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow +\infty} (W_{j,k} - W_{j,k}) &= 0 \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} (\tilde{W}_{j,k} - W_{j,k}) &= \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} \{ [\text{sign}(W_{j,k})] \\ &\left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1+e^{\partial(|W_{j,k}|-\lambda)^n}} \right) - W_{j,k} \} = \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} \left[- \left(|W_{j,k}| - \frac{2(1-\rho)\lambda}{1+e^{\partial(|W_{j,k}|-\lambda)^n}} \right) - W_{j,k} \right] &= \\ \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} (-|W_{j,k}| - W_{j,k}) &= \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} (W_{j,k} - W_{j,k}) = 0 \end{aligned}$$

$$\text{可得: } \lim_{W_{j,k} \rightarrow +\infty} (\tilde{W}_{j,k} - W_{j,k}) = \lim_{W_{j,k} \rightarrow -\infty} (\tilde{W}_{j,k} - W_{j,k})$$

当 $\tilde{W}_{j,k} \rightarrow \infty$ 这个过程时, $\tilde{W}_{j,k}$ 和 $W_{j,k}$ 的偏差会逐渐减小,说明本文改进的阈值函数克服了传统阈值函数存在偏差的问题。

(4) 函数的高阶可导性

当 $|W_{j,k}| \geq \lambda$ 时,改进的阈值函数高阶可导,有利于对函数做后续的数学处理。

(5) 阈值函数的可调因子 ρ, ∂, n

当 $\rho = 0, n \rightarrow \infty$ 时,改进的阈值函数变为硬阈值函数;当 $\rho = 0, \partial = 0$ 时,改进的阈值函数变为软阈值函数;当 $\rho = 0, \partial = 1, n = 1$ 时,改进的阈值函数变为式(5)。因为有调整因子,函数可以在软阈值函数和硬阈值函数之间调整。在 $|W_{j,k}| < \lambda$ 区间的小波系数被保留下来而不是设置为零。为了选择合适的可调参数,通过理论分析和反复的实验结果比较,当 $\rho = 0.1, \partial = 1, n = 2$ 时,改进的阈值函数去噪效果最好。

综上,通过对函数的连续性、渐进性、偏差性和可调因子进行分析,得出本文改进的阈值函数是连续的、高阶可导、并且解决了偏差问题还具有较强的灵活性。

3.2 小波阈值的选择

选择一个好的阈值函数很重要,同时选择一个恰当的阈值也很关键。阈值选择过大会使图像的一些重要特征被滤掉,反之图像中还有噪声存在,去噪效果不理想。Donoho^[1]提出了一个通用的阈值

$$\lambda = \sigma \sqrt{2\ln(M \times N)} \quad (7)$$

$M \times N$ 表示为图像的大小。噪声成分主要集中在小波高频系数部分,并随着分解尺度的增加而减少。有用信号成分主要集中在小波低频系数上,随着分解尺度增加而增加。所以选择阈值应随着分解规模的增加而降低。

在本文中,阈值被设定为

$$\lambda = \frac{\sigma \sqrt{2\ln(M \times N)}}{2j - 1} \quad (8)$$

j 为小波分解尺度, σ 为噪声标准差,被定义为

$$\sigma = \frac{\text{median}(|W_{1,k}|)}{0.6745} \quad (9)$$

$\text{median}(x)$ 为取中值运算, $W_{1,k}$ 为小波细节 $\text{median}(|W_{1,k}|)$ 就是第一层小波分解系数绝对值的中值,0.6745为高斯噪声标准方差的调整系数。

3.3 组合去噪方法实现步骤

噪声在我们的生活中很普遍,而且经常不只是单一的噪声,往往是多种噪声的混合。在图像中比较普遍的噪声有高斯噪声、椒盐噪声和斑点噪声等。高斯噪声和椒盐噪声属于加性噪声,而斑点噪声属于乘性噪声,它随着图像信息调制变化而变化。如果图像信息变化很小,则产生的噪声不会很大,我们可以

把斑点噪声近似地视为加性噪声. 对于这些混合噪声, 本文采用改进的小波阈值函数和自适应中值滤波来降低, 采用如下的步骤:

- (1)对噪声图像进行两层小波分解, 选择 sym5 作为小波基, 然后对每层的小波细节进行小波阈值去噪;
- (2)重构每层的小波逼近、去噪后的小波细节;
- (3)对重构后的图像通过两次自适应中值滤波.
- 在 MATLAB 中进行仿真实验与分析, 验证本文提出的改进阈值和自适应中值滤波的组合去噪的效果.

4 仿真结果与分析

为了验证改进阈值函数的效果, 我们选取了图像处理中的经典 Lena 灰度图像作为实验测试数据. 开发环境为 MATLAB2016a, 电脑中央处理器 CPU 为 intel(R)Core(TM) i5-4210U 1.70GHz, 内存为 8G.

为了定量说明改进函数的效果, 我们用峰值信噪比 (PSNR) 和均方根误差 (RMSE) 来衡量^{[6][7]}.

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right)$$

(10)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \| I(i, j) - K(i, j) \|^2}$$

(11)

峰值信噪比越大图像的质量越好, 均方根误差越小, 说明去噪效果越好^{[6][7]}.

4.1 改进阈值函数的图像去噪

我们将原图像加入高斯白噪声形成噪声图像. 分别用软阈值、硬阈值、Birge-Massart 策略软阈值、半软阈值、半软阈值+均值滤波、文献[6]的算法、改进的阈值函数和自适应中值滤波对噪声图像进行去噪处理. 上面所提方法去噪后图像的峰值信噪比和均方根误差如下表 1 所示.

表 1 几种去噪方法的 PSNR 和 RMSE 的比较

去噪方法	PSNR/dB	RMSE
噪声图像	28.018 9	0.039 7
软阈值	31.869 2	0.025 5
硬阈值	32.664 4	0.023 3
Birge-Massart 策略软阈值	32.424 3	0.023 9
半软	33.651 3	0.020 8
半软+均值	33.496 8	0.021 1
文献 6 算法	33.271 8	0.021 7
自适应中值	29.606 6	0.033 1
本文算法	34.054 9	0.019 8

由表 1 可知, 改进的阈值函数比基于软阈值函数、硬阈值函数、Birge-Massart 策略软阈值、半软阈值、半软阈值组合均值滤波、文献[6]的算法以及自适应中值滤波的峰值信噪比高 0.4~2.2 dB, 均方根误差减少了 0.001~0.005 7. 可以得出本文方法的去噪效果确实要比其它的改进算法好. 这表明本文改进的阈值函数在高斯噪声图像的去噪方面具有优势.

4.2 组合方法的图像去噪

正如前所述, 尽管高斯噪声在日常生活中是最普遍的噪声, 但是椒盐噪声和斑点噪声噪声的影响同时也是不可忽略的. 由于这些混合噪声的存在, 只使用一种的降噪方法是不够的. 因此, 本文使用了改进的阈值函数和自适应中值滤波的组合去噪方法, 对噪声图像进行去噪处理. 在 MATALB 中进行仿真, 验证组合去噪方法的可行性.

为了使实验数据尽可能具有说服力, 我们采用了以下几种噪声的混合方式:

(1)高斯噪声和椒盐噪声的混合图像. 去噪后图像的峰值信噪比和均方根误差如表 2.

(2)高斯噪声和斑点噪声的混合图像. 去噪后图像的峰值信噪比和均方根误差如表 3.

(3)高斯噪声、椒盐噪声和斑点噪声的混合图像. 去噪后图像的峰值信噪比和均方根误差如表 4.

表 2 基于高斯和椒盐混合噪声的组合去噪与
自适应中值滤波的 PSNR 和 RSME 比较

噪声组合去噪自适应中值			
PSNR/dB	21.203 8	30.008 6	27.121 1
RMSE	0.087 1	0.031 6	0.043 1

表 3 基于高斯和斑点混合噪声的组合去噪与
自适应中值滤波的 PSNR 和 RSME 比较

噪声组合去噪自适应中值			
PSNR/dB	23.298 9	30.021 1	26.681 9
RMSE	0.068 4	0.031 5	0.047 1

表 4 基于高斯、椒盐和斑点混合噪声的组合去噪与
自适应中值滤波的 PSNR 和 RSME 比较

噪声组合去噪自适应中值			
PSNR/dB	21.755 8	29.895 8	26.848 7
RMSE	0.081 7	0.032 0	0.045 5

由以上的表可知, 组合降噪的方法可以很好的消除混合噪声, 其峰值信噪比自适应中值滤波高 3 dB, 均方根误差减少了 0.012.

5 结束语

本文在原有的阈值函数理论与基础上,提出了一种改进的小波阈值函数,将混有高斯噪声的图像进行小波分解,用改进的阈值函数对小波分解后的细节系数进行去噪处理,去噪时根据小波分解层数的不同设置了不同的阈值,然后与小波近似系数重构得到去噪的图像.结果表明,该方法对高斯噪声的去除效果比软阈值、硬阈值、Birge-Massart 策略软阈值、半软阈值、半软阈值组合均值滤波等方法方法好,PSNR 提高了 1.2%~6.9%,RMSE 减小了 4.8%~22.4%.对噪声图像进行一次改进小波阈值去噪后,执行两次自适应中值滤波,即组合去噪,充分利用了改进小波阈值函数消除高斯噪声和自适应中值滤波消除椒盐噪声的优势.

参考文献:

[1] DONOHO DL,JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika,1994,81(3):425-455.

[2] ZHANG Z F, WEI H, TAN B W. An improved wavelet threshold denoising method[J]. Study on Optical Communications ,2018(2):75-78.

[3] XU C, ZHAO R, GAN X B. Application algorithm of wavelet analysis[M]. Beijing: Science Press, 2004: 104-111.

[4] CUI J G, CHEN B Q, XU Q, et al. A wavelet threshold image denoising algorithm based on a new kind of sign function[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(1): 45-52.

[5] GUO X K, JIAN T, DONG Y L. Radar one-dimensional range profile recognition based on improved wavelet denoising [J]. Radar Science and Technology, 2019, 17(4):360-364+370.

[6] WANG Q, CHENG B, DU J, et al. An improved method for image denoising based on wavelet thresholding[J]. Computer and Modernization, 2015 (4): 65-69.

[7] CHEN Z A, HU Z F. Remote sensing image denoising based on improved wavelet threshold algorithm[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(4): 28-31.

[8] ZHOU X F, ZHU W W, GUO Q G. The denoising of ultrasonic signal based on asymptotic semi-soft thresholding function[J]. Journal of Detection & Control, 2011, 33(2): 35-39.

作者简介:

贾文良 男,(1995-),硕士研究生.研究方向为信号与信息处理. E-mail:977753365@qq. com

陈 雨 男,(1976-),博士,副教授.研究方向为智能材料结构,信号与信息处理,水利信息化系统.

陈 强 男,(1991-),硕士研究生.研究方向为信号与信息处理.