

基于灰色关联度改进的 Contourlet 变换图像去噪算法

曾友伟¹, 杨恢先^{1*}, 唐 飞¹, 谭正华², 何雅丽¹

(1. 湘潭大学 材料与光电物理学院, 湖南 湘潭 411105; 2. 湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105)

(* 通信作者电子邮箱 yanghx@xtu.edu.cn)

摘要:为了更有效降低图像中的噪声,提出一种基于灰色关联度改进的 Contourlet 变换图像去噪算法。一方面考虑到 Contourlet 变换尺度内各相邻方向子带之间的灰色关联度、尺度间的影响及噪声强度的因素,对贝叶斯阈值进行改进;另一方面根据 Contourlet 系数的特点对折中阈值函数进行改进,以达到自适应去噪的目的。实验结果表明,该算法能有效地降低图像噪声,获得更高的峰值信噪比(PSNR)和更好的视觉效果,具有较好的实用性。

关键词:Contourlet 变换;灰色关联度;贝叶斯阈值;图像去噪;峰值信噪比

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Improved image denoising algorithm of Contourlet transform based on gray relational degree

ZENG Youwei¹, YANG Huixian^{1*}, TANG Fei¹, TAN Zhenghua², HE Yali¹

(1. Faculty of Material and Photoelectric Physics, Xiangtan University, Xiangtan Hunan 411105, China;

2. Information Engineering College, Xiangtan University, Xiangtan Hunan 411105, China)

Abstract: In order to denoise image more effectively, an improved Contourlet transform denoising algorithm based on gray relational degree was proposed. On one hand, considering the gray relational degree and inter-scale from the high-frequency sub-band and low frequency sub-band by Contourlet transform, the Bayes threshold was improved; On the other hand, in order to achieve the purpose of adaptive denoising, the characteristics of Contourlet coefficients were used to improve the compromising threshold function. The experimental results show that the proposed algorithm can denoise image effectively, get higher PSNR and better visual quality, and has a good practicability.

Key words: Contourlet transform; gray relational degree; Bayes threshold; image denoising; Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)

小波变换对一维分段光滑函数有良好的非线性逼近效果^[1],但是,在高维情况下,小波变换并不能充分利用数据本身特有的几何特征,因此小波变换并不是最优的图像表示方法。“最优”的图像表示方法具有以下特征:多分辨率、局域性、方向性。由一维小波变换直接用张量积扩展得到的二维小波变换,在足够精细的分辨率下最终表现为用“点”来逼近曲线,并且二维小波变换的方向信息不足,所以在表述具有奇异性的方向信息如边缘、纹理等效果并不理想。Contourlet 变换正是为解决二维或更高维奇异性而出现的新的分析工具^[2-3],具有多分辨率、局域性和方向性等特征;在足够精细的分辨率下最终表现为用“线段”来逼近曲线,对于图像边缘、纹理的表达有着独有的优势。因此,在 Contourlet 域中选择合适的阈值进行去噪,能比小波阈值去噪获得更好的效果。但是,Contourlet 阈值去噪算法中阈值的选取通常没有考虑到尺度间的关联性、尺度内的关联性以及噪声强度对去噪效果的影响。因此,用灰色关联度来衡量 Contourlet 变换尺度内各方向子带之间的关联性,同时考虑尺度间相关及噪声强度对去噪效果的影响,对阈值进行改进。最后,根据 Contourlet 系数比较集中的特点对折中阈值函数进行改进,使其具有自适应性。

1 基于灰色关联度的 Contourlet 去噪算法

1.1 灰色关联

灰色系统理论是一种研究少数据、贫信息不确定性问题

的新方法^[4]。灰色系统理论以部分信息已知部分信息未知的不确定系统为研究对象^[5],它解决了概率论和数理统计难以解决的小样本和贫信息的系统,实现了对不确定性系统演化规律的正确描述和有效监控。贫信息不确定性系统的普遍存在,以及灰色系统理论的系统性、联系性和动态性的特点,使得灰色系统理论迅速发展。

灰色关联分析是灰色系统理论研究的重要内容^[6]。图像处理中的灰色关联分析基本思想是根据序列曲线几何形状的相似程度来判断其联系是否紧密^[7-8]。曲线越接近,相应序列之间关联度就越大;反之就越小。由于图像中的噪声信号是不确定的信息,因此可以利用灰色关联分析来度量 Contourlet 变换后高频部分各子带间的关联度。

1.2 基于灰色关联度改进的 Contourlet 变换图像去噪

1.2.1 灰色关联度的计算

灰色关联分析能准确地描述不确定性系统,因此用灰色关联分析来描述 Contourlet 变换后高频部分各子带间相似情况,并且把灰色关联度作为特征参数应用到阈值收缩算法中,可以使阈值根据图像特征自适应地调节。

Contourlet 变换后尺度内相邻方向子带之间是非独立的,可以用灰色关联度 T_k 来表示第 k 层各方向子带灰色关联度的大小。首先,对图像进行 k 层 Contourlet 分解,把得到的高频方向子带序列转换为一维数组序列;再计算第 k 层两个相邻方向子带的灰色关联度;最后,把第 k 层所有相邻方向子带灰色

收稿日期:2012-10-09;修回日期:2012-11-28。 基金项目:湖南省教育厅科研项目(10C1263);湘潭大学科研项目(11QDZ11)。

作者简介:曾友伟(1987-),男,湖南衡阳人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、数字信号处理; 杨恢先(1963-),男,湖南益阳人,教授,主要研究方向:图像处理、人工智能; 唐飞(1987-),男,湖南邵阳人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、数字信号处理; 谭正华(1981-),男,湖南邵阳人,博士,主要研究方向:计算机图形学、数字矿山; 何雅丽(1987-),女,湖南衡阳人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、数字信号处理。

关联度的平均值作为 T_k 。

灰色关联度 T_k 的具体计算步骤如下:

1) 对图像进行 k 层 Contourlet 分解, 把得到的高频子带序列转换为一维数组序列。定义 $X_{k,a}$ 为第 k 层 a 方向子带的一维数组序列。

2) 求第 k 层各方向子带序列的初值。令

$$X_{k,a}^* = X_{k,a}/x_{k,a}(i) = (x_{k,a}^*(1), x_{k,a}^*(2), \dots, x_{k,a}^*(N));$$

$$a = 1, 2, \dots, f \quad (1)$$

由于各子带系数携带的信息量不同, 导致 Contourlet 系数的差别可能很大, 这样, 在比较时难以获得正确结果。为了便于分析, 使之初始化并变换为可比较的新数据数列。式(1)用到的初始化处理方法为均值化处理, 其中: $X_{k,a}^*$ 是第 k 层 a 方向子带的一维数组序列 $X_{k,a}$ 初始化后的序列, $x_{k,a}^*(i)$ 是 $X_{k,a}$ 内各元素的平均值, $x_{k,a}^*(1), x_{k,a}^*(2), \dots, x_{k,a}^*(N)$ 是 $X_{k,a}^*$ 内的元素, a 表示方向数, 其中 f 是第 k 层内的最大方向数。

3) 计算第 k 层每两个相邻方向子带之间的关联系数。

$$t_{k,a}(b) = \frac{\min |x_{k,a}^*(b) - x_{k,a+1}^*(b)| + \xi \max |x_{k,a}^*(b) - x_{k,a+1}^*(b)|}{|x_{k,a}^*(b) - x_{k,a+1}^*(b)| + \xi \max |x_{k,a}^*(b) - x_{k,a+1}^*(b)|},$$

$$\xi \in (0, 1), a = 1, 2, \dots, f-1; b = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2)$$

因为第 k 层 $a = f$ 方向和 $a = 1$ 方向相邻, 所以当 $a = f$ 时:

$$t_{k,f}(b) = \frac{\min |x_{k,f}^*(b) - x_{k,1}^*(b)| + \xi \max |x_{k,f}^*(b) - x_{k,1}^*(b)|}{|x_{k,f}^*(b) - x_{k,1}^*(b)| + \xi \max |x_{k,f}^*(b) - x_{k,1}^*(b)|},$$

$$\xi \in (0, 1), b = 1, 2, 3, \dots, N \quad (3)$$

其中: $t_{k,a}(b)$ 表示 $X_{k,a}^*$ 和 $X_{k,a+1}^*$ 在 b 点的关联系数, $t_{k,f}(b)$ 表示 $X_{k,f}^*$ 和 $X_{k,1}^*$ 在 b 点的关联系数, N 是第 k 层 a 方向子带元素的总个数, ξ 为分辨系数, $\xi \in Z(0, 1)$, 一般取 $\xi = 0.5$, 用来消除 $\max |x_{k,a}^*(b) - x_{k,a+1}^*(b)|$ 过大带来的负面影响。 $\max |x_{k,a}^*(b) - x_{k,a+1}^*(b)|$ 表示第 k 层 a 方向和相邻 $a+1$ 方向的最大差, $\min |x_{k,a}^*(b) - x_{k,a+1}^*(b)|$ 表示第 k 层 a 方向和相邻 $a+1$ 方向的最小差。

4) 第 k 层相邻方向子带的关联度

$$t_{k,a} = \frac{1}{N} \sum_{b=1}^N t_{k,a}(b); a = 1, 2, \dots, f \quad (4)$$

5) 第 k 层各方向子带的关联度

$$T_k = \frac{1}{f} \sum_{a=1}^f t_{k,a} \quad (5)$$

1.2.2 阈值修正方案

在阈值去噪算法中, 阈值的选取的好坏直接关系到图像去噪的效果。传统的阈值没有考虑 Contourlet 变换本身的特性、Contourlet 变换后尺度内各方向子带之间灰色关联程度、噪声强度以及尺度间等方面的因素。因此, 以最小化 Bayes 风险的 Bayes shrinkage 方法为基础对阈值进行改进。Bayes shrinkage 公式为

$$\delta = \sigma_n^2 / \sigma_s \quad (6)$$

其中: δ 是估计得到的阈值, σ_n 是噪声标准差, σ_s 为信号标准差。

Contourlet 变换后每层每个方向的子带携带的信息量不一样, 所以由式(6)估计得到的阈值作为整个去噪过程的统一阈值, 并不合理。根据 Contourlet 的特性, 对 Contourlet 变换后的每层每个方向设定一个阈值会取得更好的去噪效果。

Contourlet 变换后 k 层 l 方向的子带噪声标准差可用文献[9]中所用到的估计得到:

$$\hat{\sigma}_n(k, l) = \text{Median}(|\omega_{ij}(k, l)|) / \gamma \quad (7)$$

其中: γ 一般取 0.6745, $\omega_{ij}(k, l)$ 为含噪图像 Contourlet 分解的

k 层 l 方向子带内的高频系数。

Contourlet 变换后 k 层 l 方向子带内信号的方差可以根据最大似然估计得到:

$$\hat{\sigma}_s^2(k, l) = \max\left(0, \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \omega_{ij}^2(k, l) - \hat{\sigma}_n^2(k, l)\right) \quad (8)$$

其中 M 和 N 分别为子带长度和宽度。

第 k 层 l 方向的阈值:

$$\delta(k, l) = \hat{\sigma}_n^2(k, l) / \hat{\sigma}_s(k, l) \quad (9)$$

Contourlet 变换得到的子带系数在尺度间和尺度内是非独立的, 因此, 去噪过程中也要考虑到这个问题。Contourlet 变换 k 层分解中: k 越小, 第 k 层得到的子带信息, 噪声方差越大, 且第 k 层内各方向子带灰色关联度越小; k 越大, 第 k 层得到的子带信息, 噪声方差越小, 且第 k 层内各方向子带灰色关联度越大。同时考虑到在不同噪声强度下阈值应取不一样, 因为在低噪声强度选取较小的阈值, 可以尽可能多地保留系数, 从而保留更多的图像信息; 在高噪声强度时应设定一个较大的阈值, 这样可以消除更多的噪声。又因为 Contourlet 变换得到的子带系数在尺度间是非独立的, 且在大尺度子带中系数主要是图像信息, 噪声占的比重比较小, 对其进行去噪时阈值应该适当地减小; 而在小尺度子带中, 噪声占有比重增加, 图像信息减少, 对其进行去噪时阈值应该适当放大^[10]。综合考虑以上各方面的因素, 在 Bayes shrinkage 方法的基础上提出基于灰色关联度改进的新阈值:

$$\delta = \delta_{\text{new}}(k, l) = 2^{-T_k/2} 2^{-\sigma_n(k, l)} \delta(k, l) \lg(11 - k) \quad (10)$$

其中: T_k 是第 k 层各方向子带的灰色关联度, $\sigma_n(k, l)$ 是 k 层 l 方向子带的噪声标准差, $\delta(k, l)$ 表示 k 层 l 方向子带的阈值, k 是所在的层数。

1.2.3 新阈值函数

Contourlet 阈值去噪过程中需要对 Contourlet 系数进行阈值处理, 通常有硬阈值法和软阈值法, 式(11)和式(12)分别是硬阈值函数(Hard Thresholding Function, Hard-TF)和软阈值函数(Soft Thresholding Function, Soft-TF)。

$$w_\delta = \begin{cases} w, & |w| \geq \delta \\ 0, & |w| < \delta \end{cases} \quad (11)$$

$$w_\delta = \begin{cases} \text{sgn}(w)(|w| - \delta), & |w| \geq \delta \\ 0, & |w| < \delta \end{cases} \quad (12)$$

其中: δ 表示阈值, w 表示 Contourlet 系数的大小, w_δ 是阈值处理后的 Contourlet 系数的大小。由式(11)可知, 硬阈值函数将绝对值小于阈值的 Contourlet 系数置零, 而将大于阈值的 Contourlet 系数不处理, 所以硬阈值函数能较好地保留图像的边缘细节, 但是硬阈值函数不连续^[11], 它将产生人为的噪声, 使得去噪图像中出现振铃、伪吉布斯(Gibbs)效应; 由式(12)可知, 软阈值函数将绝对值小于阈值的 Contourlet 系数置零, 而将大于阈值的 Contourlet 系数作收缩处理, 由于软阈值函数是连续的, 因此较好地消除了人为噪声, 并且处理相对平滑, 但是软阈值函数对系数收缩处理后系数产生了固有偏差, 使去噪图像变得模糊^[12]。针对硬阈值函数和软阈值函数的缺陷, 文献[13]提出了软、硬阈值折中的处理方法, 给出了半阈值函数(Half Thresholding Function, Half-TF)为:

$$w_\delta = \begin{cases} \text{sgn}(w)(|w| - \alpha \cdot \delta), & |w| \geq \delta \\ 0, & |w| < \delta \end{cases} \quad (13)$$

其中 α 的取值范围是 $0 \leq \alpha \leq 1$ 。由式(13)可知, 该方法估计出来的 Contourlet 系数 w_δ 介于软、硬阈值方法之间, 虽然能够改善振铃、伪吉布斯效应等视觉失真和边缘模糊现象, 但是由

于参数 α 在实际操作中经常取某一固定值,因此当 $|w| = \delta$ 时估计出来的 Contourlet 系数仍会出现震荡,所以此函数仍不连续并且还是存在固有偏差。

针对硬阈值函数、软阈值函数以及半阈值函数存在的缺陷,比较合理的阈值函数要综合软、硬阈值函数的优点,所以它需满足:一是在 $|w| \geq \delta$ 时,阈值函数能够高阶可导,使输入-输出曲线连续,从而消除振铃和伪吉布斯效应;二是当 $|w|$ 足够大时,估计出来的系数能逼近原系数,从而更多地保留图像边缘和细节系数,达到消除固有偏差的目的;三是阈值函数具有自适应性,从而能较好地解决去除噪声与保留图像边缘细节的折中问题。为此以半阈值函数为基础,使参数 α 具有自适应性^[14],来满足这三个基本要求。因为 Contourlet 系数能量比较集中,所以根据 Contourlet 系数能量的不同使 α 自适应。当 Contourlet 系数能量 w^2 的值较小时,阈值函数应该连续,使之具有软阈值函数特点,以减少振铃、伪吉布斯效应,所以参数 α 的值应趋于 1;当 Contourlet 系数能量 w^2 的值较大时,阈值函数应该具有硬阈值函数特点,以消除偏差使图像有较好的清晰度,所以参数 α 的值应趋于 0。指数函数能满足 α 的这三个基本要求,并且通过 Contourlet 系数能量 w^2 与阈值的平方 δ^2 比较来实现 α 的自适应,为了使阈值函数具有可推广性,在指数部分引入一个可调的参数 λ 。提出具有自适应特点的新阈值函数(New Thresholding Function, New-TF):

$$w_\delta = \begin{cases} \operatorname{sgn}(w) (|w| - e^{\lambda(\delta^2 - w^2)} \cdot \delta), & |w| \geq \delta \\ 0, & |w| < \delta \end{cases} \quad (14)$$

考察此阈值函数:当 $|w| > \delta$ 时

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} \operatorname{sgn}(w) (|w| - e^{\lambda(\delta^2 - w^2)} \cdot \delta) = \operatorname{sgn}(w) (|w| - \delta) \quad (15)$$

$$\lim_{\lambda \rightarrow +\infty} \operatorname{sgn}(w) (|w| - e^{\lambda(\delta^2 - w^2)} \cdot \delta) = w \quad (16)$$

由式(15)和(16)可知,新阈值函数是介于软阈值和硬阈值之间的一种阈值函数,并且可以根据 λ 的取值灵活选择。当 λ 趋于 0 时新阈值函数趋于软阈值函数,当 λ 趋于无穷大时新阈值函数趋于硬阈值函数。

考察函数:

$$f(x) = \operatorname{sgn}(x) (|x| - e^{\lambda(\delta^2 - x^2)} \cdot \delta), |x| > \delta$$

当 $x > \delta$ 时

$$\lim_{x \rightarrow +\infty} \frac{f(x)}{x} = \lim_{x \rightarrow +\infty} \frac{x - e^{\lambda(\delta^2 - x^2)} \cdot \delta}{x} = 1 \quad (17)$$

当 $x < -\delta$ 时

$$\lim_{x \rightarrow -\infty} \frac{f(x)}{x} = \lim_{x \rightarrow -\infty} \frac{x + e^{\lambda(\delta^2 - x^2)} \cdot \delta}{x} = 1 \quad (18)$$

同时

$$\lim_{x \rightarrow \infty} f(x) - x = \lim_{x \rightarrow \infty} \operatorname{sgn}(x) (|x| - e^{\lambda(\delta^2 - x^2)} \cdot \delta) - x = 0 \quad (19)$$

由式(17)~(19)可知,当 x 趋于无穷大时 $y = x$ 是 $f(x)$ 的逼近函数。定义阈值函数的估计值为 w_δ ,则 w_δ 为 w 的逼近值,当 w_δ 逐渐增大时, w_δ 和 w 之间的差值也逐渐减小,这样可以克服软阈值函数带来的固有偏差问题。

当 $|x| \rightarrow \delta$ 时

$$\lim_{|x| \rightarrow \delta} f(x) = \lim_{|x| \rightarrow \delta} \operatorname{sgn}(x) (|x| - e^{\lambda(\delta^2 - x^2)} \cdot \delta) = f(\delta) = f(-\delta) = 0 \quad (20)$$

由式(20)可知, $f(x)$ 在 $|x| = \delta$ 处连续并且函数 $f(\delta) = f(-\delta) = 0$,这就克服了硬阈值函数存在断点的缺陷。

综上所述,新阈值函数既克服了软阈值函数的缺陷又克服了硬阈值函数的缺陷。

1.3 基于灰色关联度 Contourlet 变换自适应图像去噪算法

基于灰色关联度改进的 Contourlet 变换自适应图像去噪

算法具体步骤如下:

- 1) 对含噪图像进行迭代 Contourlet 变换;
- 2) 计算灰色关联度;
- 3) 根据 Contourlet 变换的高频系数估计每个子带的噪声方差和信号方差,计算每个系数的自适应阈值;
- 4) 用新阈值函数对不同尺度和不同方向子带内的高频系数进行处理;
- 5) 利用新阈值函数处理后的系数进行 Contourlet 逆变换,重建图像,得到去噪后的图像。

2 实验结果与分析

为了检验该算法的可行性,利用 Matlab R2010a 进行仿真。实验中对标准图像叠加不同方差的零均值高斯白噪声,并且用新阈值跟普通贝叶斯阈值和分层分方向的阈值进行对比来验证新阈值的优越性,用新阈值去噪法跟软阈值、硬阈值、折中阈值去噪法分别进行对比来验证新阈值去噪法的优越性。其中,Contourlet 变换中拉普拉斯金字塔滤波器和方向滤波器组分别选择 Contourlet 工具包中的“9-7”和“pkva”对图像进行三层分解,方向数分别为 4, 8, 16。

$\xi \in (0, 1)$, 但是为了得到最优去噪效果的新阈值,用不同 ξ 时的新阈值和软阈值函数结合分别对加入噪声标准差为 25 的 Lena, Barbara, Star, Mri 进行去噪。由表 1 可知 $\xi = 0.5$ 时新阈值和软阈值函数结合的去噪效果是最好的。

表 1 不同 ξ 时新阈值和软阈值函数结合对各图去噪后 PSNR 比较 dB

图像	ξ								
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
Lena	29.56	29.61	29.63	29.65	29.66	29.66	29.64	29.64	29.63
Barbara	27.15	27.16	27.16	27.17	27.17	27.17	27.16	27.15	27.13
Star	29.11	29.16	29.18	29.20	29.21	29.21	29.20	29.19	29.17
Mri	24.50	24.59	24.63	24.66	24.68	24.67	24.64	24.61	24.52

为了验证新阈值的优越性,用普通 Bayes 阈值、分层分方向的 Bayes 阈值、新阈值分别和软阈值函数结合对 Lena 图进行去噪。

图 1 是噪声 $\sigma = 20$ 时三种阈值分别与软阈值函数结合对 Lena 去噪效果图。

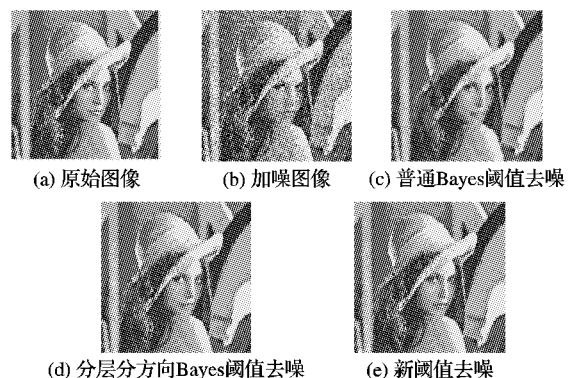


图 1 三种阈值与软阈值结合对噪声标准差 20 的 Lena 去噪结果

可以发现子图(e)效果是最好的,子图(c)效果是最差的。子图(c)是普通 Bayes 阈值去噪去噪后效果图,图中明显出现了视觉模糊,这说明图像中还有很多噪声没去除掉。子图(d)是分层分方向 Bayes 阈值去噪,视觉效果明显好于子图(c),这说明分层分方向 Bayes 阈值的改进取得了较好的效果。子图(e)是综合考虑各方面因素提出的新阈值去噪效果图,子图(e)中 Lena 的发丝比子图(d)的更加清晰,所以子图(e)的视觉效果更好。表 2 是三种阈值分别与软阈值函数对

Lena 的去噪后 PSNR 的比较,从表 2 中各数据的对比,可以发现分层分方向 Bayes 阈值比普通阈值好,提出的新阈值比分层分方向 Bayes 阈值好。因此,新阈值的优越性得到了验证。

表 2 各方法去噪后 Lena 图 PSNR 的比较

噪声标	PSNR/dB			
准差 σ	带噪图像	普通 Bayes 阈值	分层分方向 Bayes 阈值	新阈值
15	24.27	25.98	30.42	30.97
20	21.77	25.47	29.06	29.66
25	19.83	25.12	28.05	28.66
30	18.25	24.86	27.25	27.85

采用软阈值函数、硬阈值函数、折中阈值函数分别和分层分方向贝叶斯阈值方案结合的算法依次称为软阈值去噪法、硬阈值去噪法、折中阈值去噪法;采用改进阈值方案和新阈值函数进行去噪的方法称为灰色关联度 (Gray Relational Degree, GRD) 阈值去噪法。

为了选取一个合适的 λ 使算法取得最优的去噪效果,用不同 λ 的 GRD 阈值去噪法对加入噪声标准差为 25 的 Lena, Barbara, Star, Mri 进行去噪。由表 3 可知当 $\lambda = 4$ 时 GRD 阈值去噪法去噪效果是最好的。

表 3 不同 λ 的 GRD 阈值去噪法对各图去噪后 PSNR 比较 dB

图像	λ								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Lena	28.74	28.77	28.79	28.80	28.80	28.79	28.78	28.77	28.75
Barbara	26.11	26.12	26.13	26.13	26.11	26.09	26.08	26.02	25.95
Star	28.65	28.67	28.69	28.70	28.70	28.70	28.69	28.68	28.65
Mri	23.59	23.63	23.64	23.64	23.63	23.62	23.61	23.59	23.57

为了验证 GRD 阈值去噪法的优越性,对 Lena, Barbara, Star, Mri 四幅特征不一样的图像分别用软阈值去噪法、硬阈值去噪法、折中阈值去噪法以及 GRD 阈值去噪法进行去噪。

图 2~5 分别是普通图像 Lena、普通图像 Barbara、红外图像 Star、医学图像 Mri 经过四种去噪法去噪后的效果图。



图 2 4 种算法对噪声标准差 20 的 Lena 去噪结果

每幅图像的子图(c)是采用软阈值法处理后的图像,其中:Lena 图的帽沿和部分发丝出现了模糊;Barbara 图的桌布及桌布边缘出现了模糊;Star 图出现图像模糊,部分边缘轮廓甚至无法辨认;Mri 图各个部分的边缘出现了不同程度模糊,有些地方已无法辨认。每幅图像的子图(d)是采用硬阈值法处理后的图像,其中 Lena 图和 Barbara 图均出现了麻麻点点不连续的情况;Star 图出现了不连续的情况并且没有保护好图像的弱细节;Mri 图出现了不连续,处理后的图像不够平滑。每幅图像的子图(e)和子图(f)是分别采用折中阈值去噪法和 GRD 阈值去噪法进行处理后的图像,两种去噪法都减少了

振铃和伪吉布斯效应,同时也改善了图像的清晰度,通过表 4 的数据对比,GRD 阈值去噪法的 PSNR 更高。实验结果表明:GRD 阈值去噪法不仅在视觉效果上比其他 3 种阈值去噪法要好,而且 PSNR 比其他 3 种阈值去噪法更高。



图 3 4 种算法对噪声标准差 20 的 Barbara 去噪结果

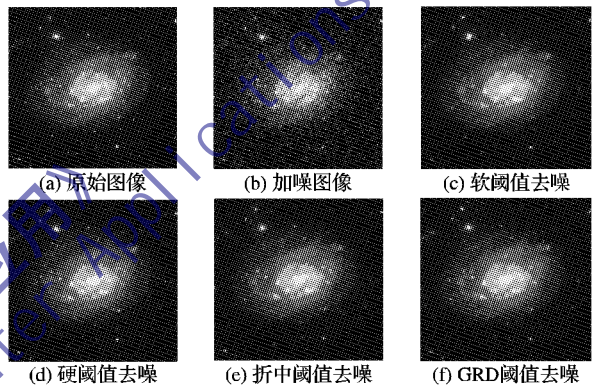


图 4 4 种算法对噪声标准差 20 的 Star 去噪结果

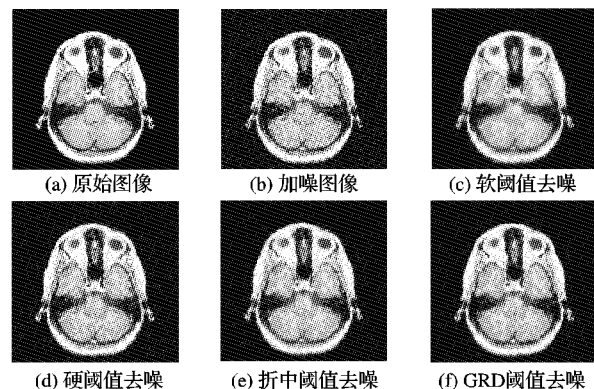


图 5 4 种算法对噪声标准差 20 的 Mri 去噪结果

3 结语

提出的 GRD 阈值去噪算法是一种基于灰色关联度改进的阈值去噪算法,它既考虑了 Contourlet 变换后尺度内各方向子带的灰色关联程度和尺度间相关的因素,又在一定程度上考虑了噪声强度对去噪后效果的影响;最后根据 Contourlet 系数的特点在改进阈值函数的时候利用 Contourlet 系数的平方和阈值的平方比较来自适应地去噪。实验结果表明:提出的新阈值比普通 Bayes 阈值和分层分方向 Bayes 阈值都有较大的优越性;GRD 阈值去噪算法比其他 3 种阈值去噪法更有效地降低图像中的噪声,并且得到了更高的 PSNR 和更好的视觉效果。GRD 阈值去噪算法较好地解决了抑制噪声和保留信号细节之间的折中问题,但此方法对图像的处理时间稍长,需要进一步优化。

表4 各方法去噪后四幅图像 PSNR 的比较

原始图像	噪声标准差 σ	PSNR/dB				
		带噪图像	软阈值去噪	硬阈值去噪	折中阈值去噪	GRD 阈值去噪
Lena	15	24.27	30.42	29.98	30.82	31.08
	20	22.77	29.06	28.84	29.24	29.79
	25	19.83	28.05	27.97	28.54	28.80
	30	18.25	27.25	27.26	27.74	27.98
Barbara	15	24.30	28.24	26.94	28.39	28.72
	20	21.80	26.65	25.75	26.92	27.24
	25	19.87	25.47	24.62	25.81	26.13
	30	18.28	24.55	23.97	24.95	25.22
Star	15	24.61	29.57	29.71	29.97	30.18
	20	22.12	28.83	28.94	29.11	29.31
	25	20.08	28.34	28.44	28.54	28.70
	30	18.59	27.96	28.07	28.13	28.27
Mri	15	24.51	25.33	25.42	26.36	26.75
	20	22.02	23.64	23.61	24.46	24.89
	25	20.08	22.58	22.39	23.26	23.64
	30	18.29	21.73	21.57	22.39	22.67

参考文献:

- [1] 何雅丽, 杨恢先, 李利, 等. 邻域窗能量平均的 Contourlet 变换自适应阈值去噪算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(5): 1286-1287.
- [2] DO M N, VETTERLI M. Contourlets: a directional multiresolution image representation[C]// IEEE International Conference on Image Processing, Rochester: IEEE, 2002: 357-360.
- [3] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions

on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.

- [4] 邓聚龙. 灰色系统基本方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005: 2-22.
- [5] 刘思峰, 党耀国, 方志耕. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 1-9.
- [6] 王中宇, 付继华, 孟浩, 等. 基于灰色关联分析和区域生长的微小缺陷提取[J]. 农业机械学报, 2008, 39(12): 166-169.
- [7] LIU Y Y, LIU W B, ZHEN Z Y. Image segmentation method based on fuzzy entropy and grey relational analysis[C]// Chengdu: Fourth International Conference on Image and Graphics. Chengdu: [s. n.], 2007: 372-376.
- [8] MA M, HE J, AI L M. Performance evaluation on image segmentation based on FD-weighted grey relational analysis[C]// Proceedings of the 3rd International Symposium on Electronic Commerce and Security. Guangzhou, China: IEEE Computer Press, 2010: 316-320.
- [9] 董鸿燕, 杨卫平, 沈振康. 基于 Contourlet 变换的自适应图像去噪方法[J]. 红外技术, 2006, 28(9): 552-556.
- [10] 戴维, 于盛林, 孙栓. 基于 Contourlet 变换自适应阈值的图像去噪算法[J]. 电子学报, 2007, 35(10): 1939-1943.
- [11] 柯慧, 顾洁. 电能质量信号的小波阈值去噪[J]. 电力系统及其自动化学报, 2010, (2): 103-108.
- [12] 王绪四, 杨恢先, 谢鹏鹤, 等. 基于二阶导数算子与小波变换的图像去噪[J]. 计算机工程, 2011, 37(12): 187-189.
- [13] 郭晓霞, 杨慧中. 小波去噪中软硬阈值的一种改良折衷法[J]. 智能系统学报, 2008, 3(3): 222-225.
- [14] 杨恢先, 王绪四, 谢鹏鹤, 等. 改进阈值与尺度间相关的小波红外图像去噪[J]. 自动化学报, 2011, 37(10): 1167-1174.

(上接第 1076 页)

表1 对 F5、Outguess、MB1 和 MB2 隐写的分类检测正确率 %

隐写算法	嵌入率 / %	fMerg	fabsNJ	Proposed	fCombine
F5	5	66.57	64.82	72.12	<u>72.35</u>
	10	83.17	80.16	88.38	<u>89.13</u>
	20	95.95	93.79	97.13	<u>98.17</u>
	40	99.41	98.70	99.59	<u>99.79</u>
Outguess	5	69.61	68.19	69.97	<u>73.78</u>
	10	83.26	82.07	84.76	<u>88.63</u>
	20	95.49	95.29	96.68	<u>97.87</u>
	40	99.19	99.41	99.70	<u>99.82</u>
MB1	5	90.52	88.42	91.84	<u>93.67</u>
	10	98.54	97.21	98.46	<u>99.08</u>
	20	99.88	99.54	99.82	<u>99.89</u>
	40	99.99	99.93	99.99	<u>100.00</u>
MB2	5	78.74	79.10	84.73	<u>84.76</u>
	10	93.94	92.58	<u>96.67</u>	<u>95.91</u>
	20	99.20	98.67	99.18	<u>99.39</u>
	40	<u>99.96</u>	99.72	99.88	99.90

参考文献:

- [1] PEVNY T, FILLER T, BAS P. Using high-dimensional image models to perform highly undetectable steganography [C]// Proceedings of International Workshop on Information Hiding, LNCS 6387. Berlin: Springer, 2010: 161-177.
- [2] WESTFELD A. F5 - A steganographic algorithm - High capacity despite better steganalysis [C]// Proceedings of the 4th International Workshop on Information Hiding, LNCS 2137. Berlin: Springer, 2001: 289-302.

- [3] PROVOS N. Defending against statistical steganalysis [C]// Proceedings of the 10th USENIX Security Symposium. Berkley: USENIX Association, 2001: 323-335.
- [4] SALLE P. Model-based steganography [C]// Proceedings of International Workshop on Digital Watermarking, LNCS 2939. Berlin: Springer, 2004: 154-167.
- [5] SALE P. Model-based methods for steganography and steganalysis [J]. International Journal of Image Graphics, 2005, 5(1): 167-190.
- [6] LIN Q, SUNG A, QIAO M. Neighboring joint density-based JPEG steganalysis [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(2): article no. 16.
- [7] XUAN G, SHI Y, HUANG C. Steganalysis using high-dimensional features derived from co-occurrence matrix and class-wise non principal components analysis (CNPCA) [C]// Proceedings of International Workshop on Digital Watermarking, LNCS 4283. Berlin: Springer, 2006: 49-60.
- [8] PEVNY T, FRIDRICH J. Merging Markov and DCT features for multi-class JPEG steganalysis [C]// Proceedings of the SPIE Electronic Imaging, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents IX, 2007, SPIE 6505. [S. l.]: SPIE, 2007: 650503-1-13.
- [9] HUANG F, HUANG J. Calibration based universal JPEG steganalysis [J]. Science in China Series F: Information Sciences, 2009, 52(2): 260-268.
- [10] PEVNY T, BAS P, FRIDRICH J. Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(2): 215-224.
- [11] Agent Technology Center. BOSS [EB/OL]. [2011-10-12]. http://www.agents.cz/boss/BOSSFinal/.