

文章编号:1004-4213(2010)09-1645-7

# 基于混沌粒子群优化的图像 Contourlet 阈值去噪\*

吴一全, 纪守新

(南京航空航天大学 信息科学与技术学院, 南京 210016)

**摘要:**提出了基于混沌粒子群优化的图像 Contourlet 阈值去噪方法. 该方法在 Contourlet 变换域内利用混沌粒子群算法来确定最优阈值, 再通过软阈值函数去噪, 且不需要噪音方差等先验信息. 实验结果表明: 该方法与小波 Bayeshrink 阈值、基于粒子群的小波阈值、Contourlet 自适应阈值等去噪方法相比, 能有效地去除高斯白噪音和椒盐噪音的混合噪音, 提高峰值信噪比, 并较好地保留图像的细节和纹理, 从而明显地改善了图像的视觉效果.

**关键词:** 图像处理; 阈值去噪; Contourlet 变换; 混沌粒子群; 峰值信噪比

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20103909.1645

## 0 引言

在图像采集和传输的过程中, 常常会受到随机噪音的干扰, 使得实际得到的数字图像在结构、纹理等方面遭到破坏, 造成图像的失真. 小波具有局域性、多分辨性、去相关性的优点, 使得小波变换能够很好地实现信噪分离<sup>[1-3]</sup>. Donoho 等人分析了小波变换的多尺度特性及其对信号能量的集中能力, 发现比较大的小波系数一般以信号为主, 而比较小的小波系数则在很大程度上是噪音, 提出了小波阈值去噪方法, 如 Donoho 统一阈值<sup>[4]</sup>、Visushrink<sup>[5]</sup>、Sureshrink<sup>[6]</sup>、Bayeshrink<sup>[7]</sup>等阈值法. 在此基础上又出现了自适应小波阈值<sup>[8]</sup>等去噪方法. 但以上小波阈值去噪方法大多通过对噪音方差的估计来设定阈值, 存在一定的误差, 去噪效果并非十分理想. 而基于粒子群的小波阈值法<sup>[9]</sup>先通过广义交叉验证 (Generalized Cross Validation, GCV)<sup>[10-11]</sup> 确定较合适的阈值再进行去噪, 与其它的小波阈值去噪方法相比, 可获得相对较好的去噪效果. 然而, 小波阈值去噪后图像的边缘、纹理等效果通常并不完全令人满意, 且对高斯白噪音和椒盐噪音的混合噪音去噪效果不佳. 因为小波善于捕获零维点状奇异性, 是表示点奇异性目标函数的最优基或者说是“最稀疏”的表示, 但对具有一维奇异性的边缘, 不是最优基, 也不能充分利用数据本身所特有的几何特征, 挖掘图像中的边缘方向信息.

2002 年 Donoho 等提出了一种“真正”的图像二维表示方法: Contourlet 变换<sup>[12]</sup>. 它用不同尺度、不同频率的子带更准确地捕获图像中的连续曲线, 具有方向性和各向异性, 从而使图像边缘的 Contourlet 系数能量更加集中, 即有更“稀疏”的表示. 因此, 在 Contourlet 域中选择合适的阈值进行去噪, 比小波阈值去噪通常能获得更好的效果. Contourlet 阈值去噪的关键是阈值的选取及其对变换系数的筛选. 其中近年来提出的 Contourlet 自适应阈值去噪法<sup>[13]</sup>所得去噪效果相对较好, 它能在一定程度上去除高斯白噪音和椒盐噪音的混合噪音, 但对噪音方差的估计存在误差, 难以得到较理想的阈值, 从而在一定程度上过于“扼杀” Contourlet 变换系数.

鉴于以往的小波阈值去噪方法主要适用于去除高斯白噪音, 对于椒盐噪音的去噪效果不佳, 且大多数 Contourlet 阈值去噪方法无法对阈值进行最优估计, 本文提出了基于混沌粒子群优化的图像 Contourlet 阈值去噪方法. 由于 GCV 阈值是一种只依赖于输入和输出信号来确定阈值的方法, 无需对噪音方差进行估计, 通过最小化误差函数来获得阈值的渐近最优值, 所以本文首先利用混沌粒子群算法对 GCV 风险函数寻优, 通过寻优得到 Contourlet 变换系数各个子带的合理阈值; 然后再通过软阈值函数进行图像去噪. 文中针对含有高斯白噪音和椒盐噪音混合噪音的图像进行了大量实验, 并从客观定量评价与主观视觉上将本文提出的方法与小波 Bayeshrink 阈值、基于粒子群的小波阈值、Contourlet 自适应阈值等去噪方法进行了比较.

\* 国家自然科学基金(60872065)资助

Tel: 025-84896490-10606 Email: gumpntion\_s@yahoo.com.cn

收稿日期: 2009-01-24

修回日期: 2009-04-13

# 1 Contourlet 及图像 Contourlet 阈值去噪原理

## 1.1 Contourlet 变换

Contourlet 变换是小波变换的一种新扩展,是一种多分辨率、局域、多方向的图像表示方法,其图像基分布于多尺度、多方向上,能够仅用少量系数有效地表示平滑轮廓.其基本思想是首先用一个类似于小波的多尺度分解捕捉边缘奇异点,再根据方向信息将位置相近的奇异点汇集成轮廓段.图 1(a)是 Contourlet 变换的原理图,它由拉普拉斯塔式分解(Laplacian Pyramid, LP)和方向滤波器组(Directional Filter Banks, DFB)实现.其中 LP 用于对图像的多尺度分解,即产生原始信号的低通采样逼近图像及原始图像与该低通采样逼近图像之间的差值图像(即高频分量);DFB 应用于 LP 分解得到的差值图像上,在任意尺度内得到 2 的整数幂个方向子带图像.对 LP 分解得到的低通图像继续重复上述操作可得到图像的多尺度多方向分解.图 1(b)是一个两层方向数均为 4 的 Contourlet 频率分解图,C3 是低通子带,其它为带通子带.

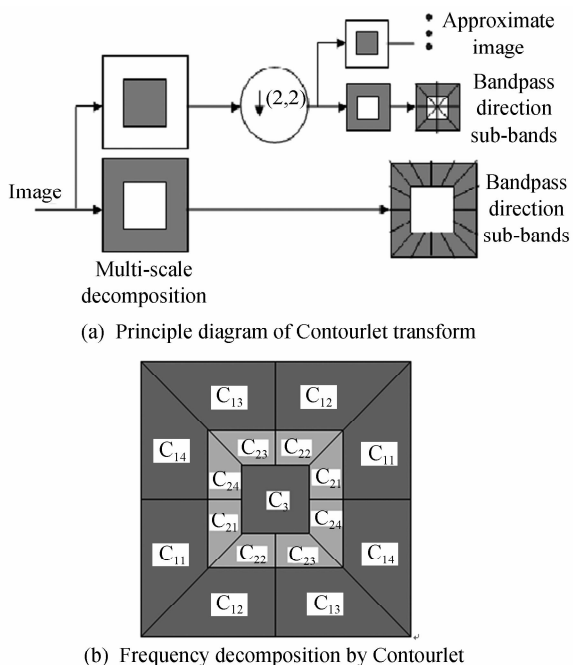


图 1 Contourlet 变换分解图

Fig. 1 Decomposition diagrams of Contourlet transform

## 1.2 图像 Contourlet 阈值去噪原理

图像去噪问题一般采用模型:  $y = x + \eta$ , 其中  $x$  是原始图像;  $y$  是观测的含噪图像;  $\eta$  是噪音. 去噪目的就是含噪图像  $y$  中恢复原始图像  $x$ . 阈值萎缩法去噪的算法流程为:

1) 确定 Contourlet 分解的层次  $K$ , 得到的高频子带数为  $J$ . 对含噪图像进行 Contourlet 变换, 得到

低频系数  $a_0$  和 高频系数  $d_0, d_1, d_2, \dots, d_{J-1}$ .

2) 在 Contourlet 变换域内设定阈值  $\delta$ , 可按下列两种方式通过阈值函数对变换系数进行处理, 得到新的变换系数.

硬阈值处理法为

$$\hat{d}_i = \begin{cases} d_i, & |d_i| \geq \delta \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad i=0, 1, \dots, J-1 \quad (1)$$

软阈值处理法为

$$\hat{d}_i = \begin{cases} \text{sgn}(d_i)(|d_i| - \delta), & |d_i| \geq \delta \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad i=0, 1, \dots, J-1 \quad (2)$$

3) 对处理后的高频系数  $\hat{d}_0, \hat{d}_1, \dots, \hat{d}_{J-1}$  和低频系数  $\hat{a}_0$  进行 Contourlet 逆变换, 得到原始图像  $x$  的估计图像  $\hat{x}$ .

Contourlet 阈值去噪的关键是萎缩阈值的确定, 直接关系到去噪效果的好坏. 选取较小的阈值, 可以尽可能多地保留变换系数, 从而可以保留更多的图像信息, 但同时噪音也被保留; 反之, 设定一个较大的阈值, 可以消除更多的噪音, 同时也会损失图像中的高频信息. 但在实际中, 理想图像通常是无法预知的.

GCV 准则提供了一种可在仅知道观测图像的情况下自适应求取阈值的渐近最优值的方法.

对模型  $y = x + \eta$  作小波变换  $W$  得

$$\omega = v + \bar{\omega} \quad (3)$$

式中  $\omega = Wy, v = Wx, \bar{\omega} = W\eta$ . 设阈值为  $\delta$ , 阈值化后的小波系数为  $\omega_\delta$ , 则 GCV 的函数表达式为

$$\text{GCV}(\delta) = \frac{\frac{1}{N} \|\omega - \omega_\delta\|^2}{[N_0/N]^2} \quad (4)$$

式中  $N$  为小波系数的总个数,  $N_0$  为阈值萎缩后置为 0 的小波系数个数, 通过目标函数  $\text{GCV}(\delta)$  的最小化来选取渐近最优阈值  $T$ , 即

$$T = \text{argmin}(\text{GCV}(\delta)) \quad (5)$$

小波域的均方误差定义为

$$\text{MSE}(\delta) = \frac{1}{N} \|v - \omega_\delta\|^2 \quad (6)$$

如果  $E$  表示期望算子,  $T^* = \text{argmin}(\text{MSE}(\delta))$ , 则  $N \rightarrow \infty$  时, 有

$$\frac{E(\text{MSE}(T))}{E(\text{MSE}(T^*))} \rightarrow 1 \quad (7)$$

式(7)说明了由 GCV 准则获取的阈值恰好对应于给定的均方误差最小化的那个阈值, 是渐近最优的有效估计. 通过分析式(4), 可以将其分为  $T_1$  和  $T_2$  两部分

$$T_1 = \frac{1}{N} \|\omega - \omega_\delta\|^2 \quad (8)$$

$$T_2 = [N_0/N]^2 \quad (9)$$

$T_1$  可以看作是重建图像与观测图像的小波系数之间的均方误差,  $T_2$  为置为 0 的小波系数个数占小波系数总个数比例的平方. 设  $y_\delta = W^{-1}\omega_\delta$ , 则有  $T_1 \propto \frac{1}{N_1} \|y - y_\delta\|^2$ , 其中  $N_1$  为图像的总像素数. 因此本文使用下式的 GCV 阈值作为适应度函数

$$\text{GCV}(\delta) = \frac{\frac{1}{N_1} \|y - y_\delta\|^2}{[N_3/N_2]^2} \quad (10)$$

式中  $y_\delta$  为阈值化后的估计图像,  $N_2$  为 Contourlet 系数的总个数,  $N_3$  为阈值化后的 Contourlet 系数被置为 0 的个数.

在阈值萎缩中, 阈值函数体现了对 Contourlet 变换系数的不同处理策略. 一旦阈值选定后即可通过软阈值函数对 Contourlet 变换系数进行处理. 下面给出利用混沌粒子群优化算法确定最优阈值并进行图像 Contourlet 阈值去噪的具体流程.

## 2 图像 Contourlet 阈值去噪的混沌粒子群优化算法

### 2.1 改进的粒子群优化算法及混沌特性

设在  $n$  维解空间中, 每个粒子  $i$  有位置  $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in})$  和速度  $\mathbf{V}_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{in})$ , 前者表示问题的解, 对应的目标函数值  $\text{pfit}_i$  作为评价该粒子优劣程度的适应度; 后者表示粒子从当前位置移动到下一个位置的速度大小. 算法首先对粒子群进行初始化, 然后通过迭代方式在解空间中寻找最优解. 假设在第  $t$  次迭代时刻, 粒子  $i$  的最优解为  $\text{pbest}_i(t)$  称为个体极值, 整个粒子群的最优解为  $\text{gbest}(t)$ , 称为全局极值. 在  $t+1$  时刻, 按式(11)更新自己的速度<sup>[14]</sup>

$$\mathbf{V}_i(t+1) = \omega \mathbf{V}_i(t) + c_1 r_1 [\text{pbest}_i(t) - \mathbf{X}_i(t)] + c_2 r_2 [\text{gbest}(t) - \mathbf{X}_i(t)] \quad (11)$$

然后以速度  $\mathbf{V}_i(t+1)$  移动到下一个位置, 即

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t+1) \quad (12)$$

式中  $t$  表示当前迭代次数, 学习因子  $c_1 = c_2 = 1.5$ ;  $r_1, r_2$  是均匀分布在  $(0, 1)$  上的随机数,  $\omega$  为惯性因子. 考虑到较大的惯性权重因子有利于提高算法的全局搜索能力, 较小的惯性权重值可增强算法的局部能力, 对基本粒子群算法的惯性因子  $\omega$  作了修改<sup>[15]</sup>, 采用下列惯性权重递减策略, 使其自适应达到最佳平衡惯性因子, 如式(13)

$$\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \left( \frac{t}{t_{\max}} \right)^2 + (\omega_{\min} - \omega_{\max}) \left( \frac{2t}{t_{\max}} \right) + \omega_{\max} \quad (13)$$

式中  $t_{\max}$  表示总迭代次数,  $\omega_{\max}$  和  $\omega_{\min}$  分别表示最大和最小惯性因子, 本文  $\omega_{\max} = 0.95, \omega_{\min} = 0.4$ . 迭代更新过程中, 粒子的速率限制在  $[V_{\min}, V_{\max}]$ . 位置限制在允许范围内, 最后输出的  $\text{gbest}$  为全局最优解.

粒子群算法属于有导向的随机性启发式算法, 在求解复杂问题时, 可能找不到全局最优解. 而混沌特性是一种非线性现象, 其运动具有遍历性、随机性等特性, 能在一定范围内按其自身的规律不重复地遍历所有状态. 利用混沌搜索可以帮助粒子群算法跳出局部最优点, 进而找到全局最优解<sup>[16]</sup>, 提高收敛速度和准确度.

混沌是由确定性方程得到具有随机性的运动状态, 呈现混沌状态的变量称为混沌变量. 本文利用逻辑自映射函数产生混沌序列, 其函数模型为

$$Y_{n+1} = 1 - 2Y_n^2$$

$$n = 0, 1, 2, \dots, -1 < Y_n < 1 \quad (14)$$

实际应用中只要迭代初值不为零, 混沌序列就会发生, 且映射的定义域为  $[-1, 1]$ .

当粒子陷入局部最优时, 首先产生一初始混沌变量, 然后利用式(14)的逻辑自映射函数产生混沌序列, 并利用下列式(15)把每维的混沌变量变换到优化变量的取值区间, 记录搜索的最优值, 直到达到混沌搜索的最大代数, 最后再随机取代一个粒子, 以增加其多样性.

$$Y'_n = \frac{b-a}{2} \times Y_n + \frac{b+a}{2}, n = 0, 1, 2, \dots \quad (15)$$

式中  $Y_n$  为混沌序列,  $Y'_n$  为变换域序列,  $a$  为变换域的最小值,  $b$  为变换域的最大值.

### 2.2 图像 Contourlet 阈值去噪的混沌粒子群优化算法步骤

在 Contourlet 变换域为每个子带设定阈值, 通过混沌粒子群算法寻优得到  $\text{GCV}(\delta)$  的最小值, 由此选定每个子带的最优阈值. 首先运行粒子群算法的基本操作, 直到粒子陷入早熟状态, 然后再进行混沌搜索, 从而使粒子快速跳出局部最优解以加快收敛.

算法的具体步骤为:

步骤 1: 首先将图像进行 Contourlet 变换;

步骤 2: 初始化参量. 设定学习因子  $c_1 = c_2 = 1.5$ , 最大惯性因子  $\omega_{\max} = 0.95$  和最小惯性因子  $\omega_{\min} = 0.4$ , 最大迭代次数  $t_{\max} = 50$ , 以及混沌搜索迭代次数  $M = 50$ ;

步骤 3: 初始化一群粒子, 产生随机位置和速度;

步骤 4: 评价适应度函数  $\text{GCV}(\delta) =$

$\frac{1}{N_1} \|y - y_s\|^2$   
 $\frac{1}{[N_3/N_2]^2}$ , 更新个体极值  $pbest_i(t)$  和全局极  
 $gbest(t)$ ;

步骤 5: 计算粒子的适应度方差  $\sigma_s^2$ , 如果  $\sigma_s^2 < \beta$   
 $(\beta$  为预先给定的阈值), 则出现早熟, 转步骤 6 进行  
 混沌搜索, 否则, 转步骤 8;

步骤 6: 混沌搜索. 随机产生一混沌变量  $Y_0$ , 再  
 利用式(14)产生混沌序列  $Y_n$ , 并利用式(15)将其变  
 换到取值区间得  $Y'_n$ , 直到混沌搜索迭代次数  $M$ , 用  
 混沌搜索到的最好的可行点随机取代一个粒子, 然  
 后转步骤 7;

步骤 7: 利用式(11)和式(12)更新粒子的速度  
 和位置;

步骤 8: 判断是否达到粒子的最大迭代次数. 若  
 满足, 则转步骤 9; 否则, 转步骤 4;

步骤 9: 进化过程结束, 返回全局最优解;

步骤 10: 利用寻优得到的高频子带最优阈值进  
 行图像 Contourlet 软阈值处理, 然后将处理后的子  
 带进行 Contourlet 逆变换得到去噪后的图像.

### 3 实验结果及分析

利用上述提出的基于混沌粒子群优化的图像  
 Contourlet 阈值去噪方法, 对 100 多幅图像进行了  
 阈值去噪实验, 并与小波 Bayeshrink 阈值<sup>[7]</sup>、基于  
 粒子群的小波阈值<sup>[9]</sup>、Contourlet 自适应阈值<sup>[13]</sup> 等  
 阈值去噪方法进行了比较, 发现去噪后图像的峰值  
 信噪比和主观视觉效果都明显优于这三种方法. 因  
 篇幅有限, 现以其中的“barbara”、“boat”、“house”、  
 “plane”、“flower”等 5 幅图像为例来说明. 在  $256 \times$   
 $256$  的标准图像叠加均值为零的高斯白噪声和噪音  
 密度为 0.01 的椒盐噪声进行实验, 其中高斯白噪  
 音的标准差分别为 20, 30, 40; 用“sym4”小波对图  
 像进行三层小波分解, Contourlet 变换选择“9-7”塔  
 式分解和方向滤波器组进行三层分解, 方向数分别  
 为 4, 8, 8. 采用峰值信噪比(Peak Signal to Noise  
 Ratio, PSNR)进行客观定量评价, 其表达式为

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left[ \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (x_{mn} - \hat{x}_{mn})^2} \right] \quad (16)$$

式中,  $x_{mn}$  和  $\hat{x}_{mn}$  分别是图像去噪前后的第  $(m, n)$  个  
 像素的灰度值.

四种阈值去噪方法当噪音标准差分别为 20、  
 30、40 时所得去噪后图像的峰值信噪比分别列于  
 表 1. 不同噪音标准差下针对“barbara”、“house”、和

“plane” 3 幅图像采用 4 种阈值去噪方法所得去噪  
 结果比较如图 2~图 4.

表 1 四种去噪方法得到的峰值信噪比

Table 1 The PSNR obtained by four de-noising methods

Image	Standard deviation	Wavelet Bayeshrink <sup>[7]</sup>	Contourlet adaptive <sup>[13]</sup>	PSO threshold by wavelet <sup>[9]</sup>	Method of this paper
barbara	20	23.583	23.664	24.793	24.998
	30	22.637	22.732	23.541	23.702
	40	21.942	21.881	22.774	22.929
boat	20	24.773	24.974	25.445	25.629
	30	24.232	23.785	24.677	24.943
	40	23.204	22.720	23.847	23.941
house	20	26.526	27.002	27.691	27.961
	30	26.348	25.875	26.443	26.689
	40	25.718	24.863	25.813	25.632
plane	20	24.872	24.427	24.831	25.288
	30	24.306	23.897	24.581	24.833
	40	23.554	23.052	23.959	24.003
flower	20	24.268	23.65	24.495	24.551
	30	23.411	22.605	23.637	23.71
	40	22.594	21.763	22.873	22.764

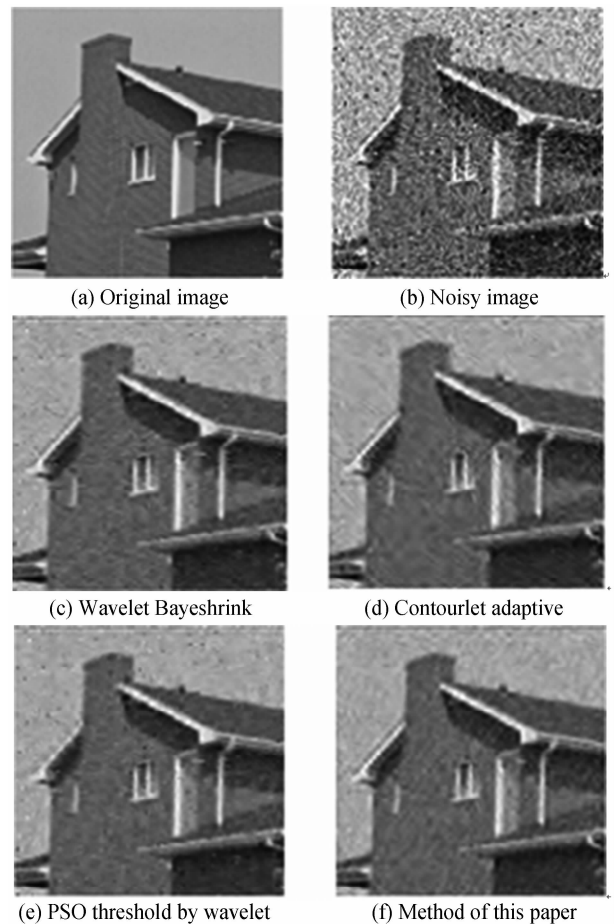
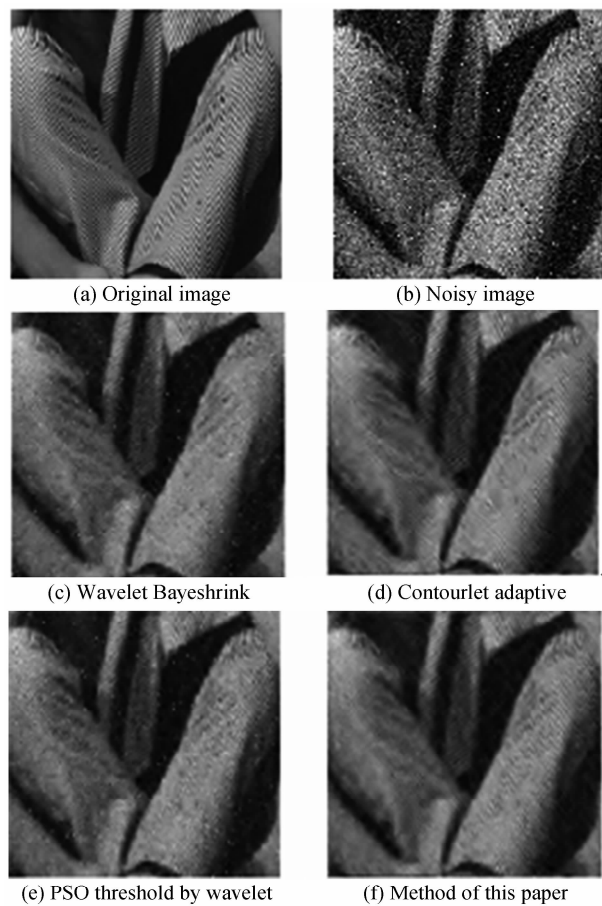
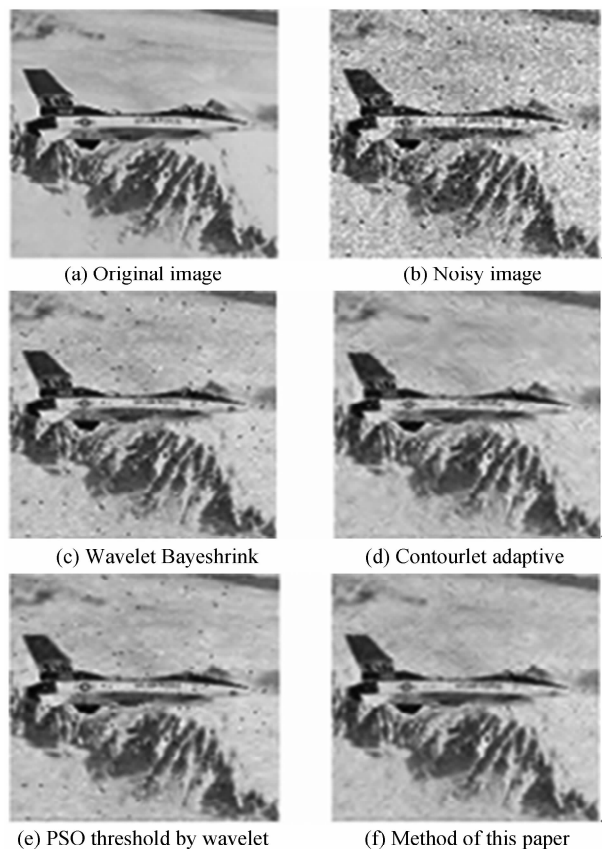


图 2 噪音  $\sigma=30$  的 house 图像去噪结果

Fig. 2 Denoising results of the house image with  $\sigma=30$

图3 噪音  $\sigma=30$  的 barbara 图像去噪结果Fig. 3 Denoising results of the barbara image with  $\sigma=30$ 图4 噪音  $\sigma=20$  的 plane 图像去噪结果Fig. 4 Denoising results of the plane images with  $\sigma=20$ 

从峰值信噪比来看,本文方法和基于粒子群的小波阈值去噪方法去噪效果要优于小波 Bayeshrink 阈值和 Contourlet 自适应阈值去噪方法,而本文方法总体上又优于基于粒子群的小波阈值去噪方法.这是由于小波 Bayeshrink 阈值去噪法和 Contourlet 自适应阈值去噪法中都存在对噪音方差的估计,而椒盐噪音的存在干扰了对噪音方差估计的准确性,因而其峰值信噪比相对略为低些;基于粒子群的小波阈值去噪方法和本文方法是用寻优的方式来确定阈值,不依赖于噪音的先验信息,因而可以得到较高的峰值信噪比;本文方法运用了 Contourlet 变换,更好地保留了图像的纹理和细节,且采用粒子群优化时又引入了混沌搜索,因而可以得到更高的峰值信噪比.

从主观视觉上来看,本文方法和 Contourlet 自适应阈值去噪法在视觉效果上优于小波 Bayeshrink 阈值去噪法和基于粒子群的小波阈值去噪法.这是因为 Contourlet 变换比小波变换得到的系数能量更加集中,或者说 Contourlet 变换具有更“稀疏”的表示,能够较好地去除高斯白噪音与椒盐噪音的混合噪音.

图2中,对于噪音标准差  $\sigma=30$  的 house 图像(b),小波 Bayeshrink 阈值去噪图像(c)、基于粒子群的小波阈值去噪图像(e)要比 Contourlet 自适应阈值去噪图像(d)的 PSNR 高大约 0.5 dB,但由于小波 Bayeshrink 阈值法和基于粒子群的小波阈值法对椒盐噪音平滑不彻底,造成视觉效果不如 Contourlet 自适应阈值法.本文方法去噪图像(f)的 PSNR 不但比小波 Bayeshrink 阈值去噪图像(c)、Contourlet 自适应阈值去噪图像(d)、基于粒子群的小波阈值去噪图像(e)要高,而且也得到了较好的视觉效果.由于 Contourlet 自适应阈值去噪法使用硬阈值函数,在去噪图像(d)中出现了吉布斯现象的视觉失真;又因噪音图像混杂了椒盐噪音,致使 Contourlet 自适应阈值去噪法对噪音方差的估计误差偏大,出现过于“扼杀”Contourlet 变换系数的现象,导致 Contourlet 自适应阈值去噪图像(d)相对于本文方法去噪图像(f)过于平滑而造成视觉模糊.

在图3中,对于噪音标准差  $\sigma=30$  的 barbara 图像(b),Contourlet 自适应阈值去噪图像(d)、本文方法去噪图像(f)的纹理要优于小波 Bayeshrink 去噪图像(c)、基于粒子群的小波阈值去噪图像(e).这是因为 Contourlet 变换多尺度、多方向性使得纹理、细节部分要优于小波变换.由于 Contourlet 自适应阈值法对噪音的估计存在误差,使得 Contourlet 自适应阈值去噪图像(d)的 PSNR、视觉效果均低于本

文方法去噪图像(f).

在图4中,对于噪音标准差 $\sigma=20$ 的plane图像(b),可以清楚地看到基于小波变换类去噪的图像(c)、(e)对椒盐噪音的去噪效果明显差于基于Contourlet变换类的去噪图像(d)、(f),但Contourlet自适应阈值去噪图像(d)中出现一些明显的发丝状的类似小波中吉布斯现象的视觉失真,本文方法去噪图像(f)的视觉效果最佳.

从本文例子和其它大量实验结果(100多幅图像)都可以看出:在混合噪音条件下,与其它三种阈值去噪方法相比,本文方法在去噪后图像的PSNR和主观视觉效果两方面都有明显的优势.

为了进一步检验本文方法的有效性,将本文方法应用于实际红外成像制导中含噪红外小目标图像.任取其中1例,上述四种阈值去噪方法所得去噪结果比较如图5.小波Bayeshrink阈值法去噪图像(b)和基于粒子群的小波阈值法去噪图像(d)有残余的椒盐噪音,视觉效果明显差些;本文方法去噪图像(e)和Contourlet自适应阈值法去噪图像(c)平滑噪音的效果较好,而本文方法与Contourlet自适应阈值法相比,平滑噪音更彻底,视觉效果明显更好.

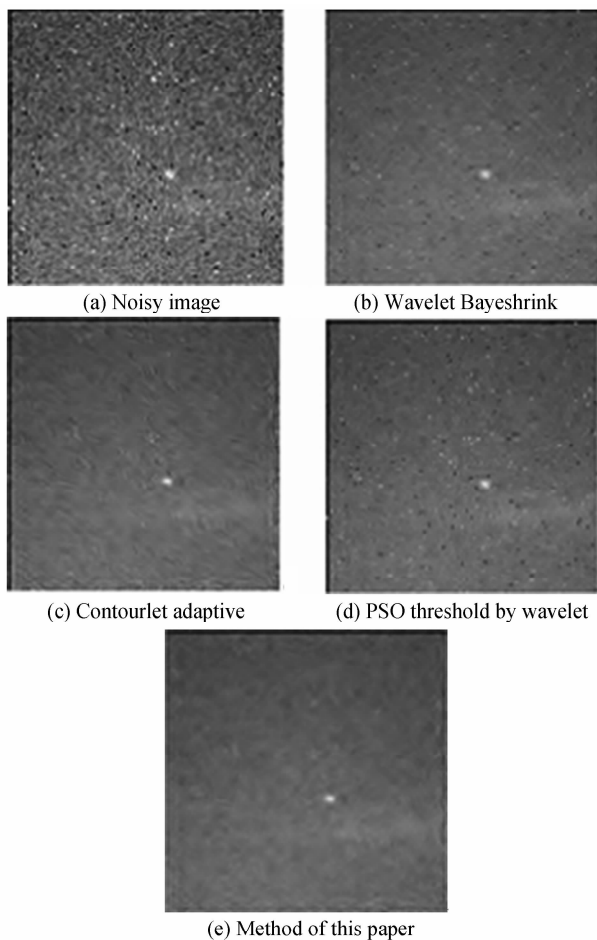


图5 含噪红外小目标图像的去噪结果  
Fig.5 Denoising results of noisy infrared small target image

## 4 结论

本文在Contourlet变换的基础上,提出了基于混沌粒子群优化的图像Contourlet阈值去噪方法.该方法不需要噪音方差等先验信息,根据子带图像所含噪音成分的不同,选择不同的阈值.通过利用混沌粒子群算法对GCV阈值风险函数的寻优,来实现对Contourlet变换子带阈值的合理估计,再根据软阈值函数去噪.大量实验结果表明,该方法能有效地去除高斯白噪音和椒盐噪音的混合噪音,提高峰值信噪比,并较好地保留图像的细节和纹理.与小波Bayeshrink阈值、基于粒子群的小波阈值、Contourlet自适应阈值等去噪方法相比,本文方法在去噪后图像的峰值信噪比和主观视觉效果两方面都有明显的优势.

### 参考文献

- [1] CHANG Wei-wei, GUO Lei, LIU Kun. Study on destriping methods of OMIS images[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(11): 2148-2152.  
常威威,郭雷,刘坤. OMIS图像条带噪音消除方法研究[J]. *光子学报*, 2007, **36**(11): 2148-2152.
- [2] HU Xiao-dong, PENG Xin, YAO Lan. Study of wavelet domain gaussian mixture model with median filtering mixed image denoising[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(12): 2381-2385.  
胡晓东,彭鑫,姚岚. 小波域高斯混合模型与中值滤波的混合图像去噪研究[J]. *光子学报*, 2007, **36**(12): 2381-2385.
- [3] HOU Jian-hua, TIAN Jin-wen, LIU Jian. Analysis of the errors in locally adaptive wavelet domain Wiener filter and image denoising[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(1): 188-191.  
侯建华,田金文,柳健. 小波域局部维纳滤波器估计误差分析及图像去噪[J]. *光子学报*, 2007, **36**(1): 188-191.
- [4] DONOHO D L. De-noising by soft-threshold[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1995, **41**(3): 613-627.
- [5] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, **81**(3): 425-455.
- [6] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1995, **90**(12): 1200-1224.
- [7] CHANG S G, YU B, VETTERLI M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2000, **9**(9): 532-1546.
- [8] LIU Cheng-yun, CHEN Zheng-xue, MA Yu-tao. Adaptive wavelet thresholding method for image denoising[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, **34**(6): 77-81.  
刘成云,陈振学,马于涛. 自适应阈值的小波图像去噪[J]. *光电工程*, 2007, **34**(6): 77-81.
- [9] LIN Jie, SUN Shu-xia. An image denoising method based on wavelet transform and particle swarm optimization [J]. *Computer Technology and Development*, 2007, **17**(4): 204-207.  
林杰,孙淑霞. 基于粒子群优化算法的图像小波阈值去噪研究[J]. *计算机技术与发展*, 2007, **17**(4): 204-207.
- [10] JANSEM M, MALFAIT M, BULTHEEL A. Generalized cross validation for wavelet thresholding [J]. *Signal Processing*, 1997, **56**(1): 33-44.

- [11] WEYRICH N, WARHOLA G T. Wavelet shrinkage and generalized cross validation for image de-noising[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1998, **7**(1): 82-90.
- [12] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091-2106.
- [13] DAI Wei, YU Sheng-lin, SUN Shuan. Image de-noising algorithm using adaptive threshold based on Contourlet transform[J]. *Journal Electronics*, 2007, **35**(10): 1939-1943.  
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.
- [14] TANG Ying-gan, DI Qiu-yan, ZHAO Li-xing, *et al.* Image thresholding segment ation based on two-dimensional minimum Tsallis cross entropy [J]. *Acta Physica Sinica*, 2009, **58**(1): 9-15.  
唐英干,邸秋艳,赵立兴,等. 基于二维最小 Tsallis 交叉熵的图像阈值分割方法[J]. *物理学报*, 2009, **58**(1): 9-15.
- [15] CHEN Gui-min, JIA Jian-yuan, HAN Qi. Study on the strategy of decreasing inertia weight in particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2006, **40**(1): 53-56.  
陈贵敏,贾建援,韩琪. 粒子群优化算法的惯性权值递减策略研究[J]. *西安交通大学学报*, 2006, **40**(1): 53-56.
- [16] LIU Jue-min, GAO Yue-lin. Chaos particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of Computer Applications*, 2008, **28**(2): 322-325.  
刘军民,高岳林. 混沌粒子群优化算法[J]. *计算机应用*, 2008, **28**(2): 322-325.

## Image Contourlet Threshold De-noising Based on Chaotic Particle Swarm Optimization

WU Yi-quan, JI Shou-xin

(School of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** A method of the image Contourlet threshold de-noising based on chaotic particle swarm optimization is proposed. This method can acquire the optimal threshold using chaotic particle swarm optimization in the Contourlet transform domain and then remove the noise by soft threshold function. It does not need the prior information of noise variance. The experimental results show that this method can effectively eliminate the mixed Gaussian white noise and Pepper Salt noise, increase the peak signal to noise ratio(PSNR) and preserve the images details and texture well compared with the de-noising methods of Bayesian wavelet threshold, wavelet threshold by particle swarm optimization and adaptive Contourlet threshold. So the proposed method can improve significantly image visual effect.

**Key words:** Image processing; Threshold de-noising; Contourlet transform; Chaotic particle swarm optimization; Peak signal to noise ratio(PSNR)



**WU Yi-quan** was born in 1963. He received the Ph. D. degree from School of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Now he is a professor and his research interests focus on image processing, target detection and tracking and so on.