

一种高效的小波 Contourlet 变换阈值去噪算法

万智萍

(中山大学新华学院, 广东 广州, 510520)

摘要:针对现有图像去噪算法去噪效率与信号保真度不高的现象,通过研究小波变换与 Contourlet 变换,将其有机的结合在一起从而实现优势互补,并提出一种高效的阈值去噪算法,通过建立最大值列表,引入适当的阈值将其系数进行分类,并使用优化后的软阈值去噪算法与边缘优化算法对其分类处理,实验表明,该算法能够有效的对含噪图像进行去噪的同时保留其边缘信息,具有高效性、保真度高的图像去噪特性,在图像去噪领域有较好的发展前景。

关键词:Contourlet 变换;小波变换;小波 Contourlet 变换;阈值去噪

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2013.07.025

Efficient image denoising method based on wavelet-contourlet transform and threshold

WAN Zhi-ping

(Xinhua College of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510520, China)

Abstract: In order to improve the de-noising efficiency and heighten the signal fidelity of the existing image de-noising algorithms, the wavelet transform and contourlet transform are studied, the complementary advantages are achieved by combining the two algorithms. An efficient threshold with de-noising algorithm is proposed. Through the establishment of a maximum value list, an appropriate threshold is introduced, and its coefficient is classified, at last, the images are processed by using the optimized soft threshold de-noising algorithm and edge optimization algorithm. Experiments show that the algorithms can effectively de-noise and preserve the edge information. It have high efficiency and high-fidelity.

Key words: contourlet transform; wavelet transform; wavelet-based contourlet transform; threshold de-noising

1 引言

随着图像处理技术的不断发展,使得图像处理技术得以广泛地研究与应用;人类获取信息是通过人的视觉、听觉以及触觉等感官来获取的,其中绝大部分信息是来源于人的视觉,而在现实的生活之中,图像的采集容易受到外界的干扰形成含噪图像,并且在含噪图像进行图像分割与参数估计的过程中,都会引起让生成的图像产生误差,其平均误差率为0.5%,使得图像的去噪处理成为了当前图像处理领域的研究热点;1992年Donoho和Johnstone提出了小波阈值萎缩方法,该算法凭借其自身的去噪优越性很快引起了人们的关注^[1-4],随后人们纷纷对其

展开了研究,但其“过扼杀”小波系数的倾向与不能最优表示图像中的线和面奇异性,使得小波变换在图像去噪中具有一定的局限性现象,为了弥补该算法的缺陷,各种高维多分辨率相继被提出,有复小波邻域隐马尔科夫模型^[5]、Bandelet^[6]、Contourlet^[7-8]降噪方法等;其中Contourlet变换是于2002年由M. N. Do和Vetterli M.提出了一种“真正”的二维图像稀疏表达方法^[9],该变换方式能够很好地体现

作者简介:万智萍(1980-),男,讲师,硕士。研究方向为图像处理,嵌入式系统,无线传感网,物联网技术。E-mail: wzp888_0@126.com

收稿日期:2012-12-26

图像的各向异性特征,能够很好地捕获图像的边缘信息,因此,如果能够选用合理的阈值其去噪能力将获得比小波算法更好的去噪效果。

本文利用二维小波变换的无冗余性来弥补原始 Contourlet 变换的冗余性,采用小波 Contourlet 变换来实现算法的高效编码,并将分解后的变换系数存放于最大值列表之中,通过对最大值列表中的系数进行分类,按照需求分别对小波系数进行去噪处理与图形边缘化处理,本文的去噪处理采用优化后的软阈值去噪算法,而边缘化处理采用的是新的边缘优化算法,在边缘化的同时除去图像信号中含有的少量噪声信号;通过对小波 Contourlet 变换系数分类处理有效的消除算法中不必要的编码开销并且提高了算法的去噪能力与边缘优化能力,从而实现了算法的高效稳定去噪;实验表明,这种方法可以有效地提高去噪后图像的峰值信噪比(PSNR)的同时减少算法编码时间,能更好的运用于实际的生活当中。

2 Contourlet 变换

2.1 Contourlet 变换原理

Contourlet 变换将多尺度分析和方向分析分开进行,首先用拉普拉斯金字塔变换即 LP 变换进行多尺度分析捕捉点奇异,接着使用方向性滤波器组将分布在同一方向上的奇异点合成为一个系数,捕捉高频分量。其过程如图 1 所示。

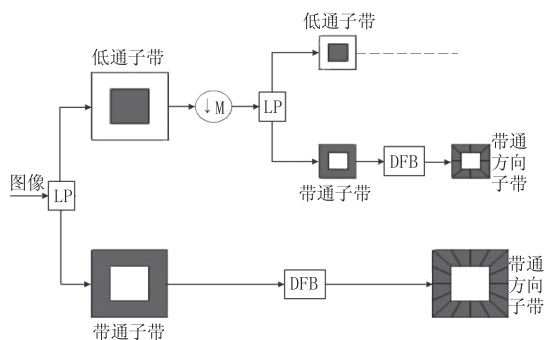


图1 Contourlet 变换图

(1) 拉普拉斯金字塔变换(LP 变换)

图像的多尺度分解有 LP 变换来实现,该变换分为两个部分,分为信号的分解与重构;

信号的分解:设输入的信号为第 k 尺度的信号 x^k ,首先通过分析滤波器 H 对其进行滤波,然后一个 M 抽取,得到下一级的平滑逼近信号,又称子图 x^{k+1} ;此时该平滑逼近信号 x^{k+1} 再经一个 M 抽取,接着通过平滑预测滤波器 G 得到新的预测信号 y^k ,将原始信号 x^k 与预测信号 y^k 送入减法器,最终得到下一级的细节信号 d^{k+1} 。

信号的重构:与信号的分解相类似,通过将获得的 d^{k+1} 与预测信号 y^k 导入加法器,进而得到新的平滑逼近的信号。

(2) 方向性滤波器组(DFB)

采用扇形结构的双通道共轭镜像滤波器组并在滤波前后结合错切操作得到不同方向的频带剖分。

因此,Contourlet 变换是通过 LP 分解将图像低频子带与图像的带通子带进行分类,通过对带通子带进行方向性滤波器处理,有效的捕获图像中的方向信号。

2.2 Contourlet 变换分析

通过算法的分析我们可以发现 Contourlet 变换经过拉普拉斯金字塔变换后,由于 LP 变换本身的冗余性使得算法存在有 $4/3$ 的冗余,为了弥补 Contourlet 变换的冗余缺陷,又因为 Contourlet 变换实现的两个步骤均有下采样过程,从而不具有平移不变性。因此在图像处理中在奇异点会产生伪吉布斯现象而导致图像失真,最终影响视觉效果;本文通过结合小波变换的能够很好的捕获图像中的奇异点且小波变换具有无冗余特性,但在编码的过程中不能很好的捕获图像中的光滑的线和面奇异性,而方向性滤波器能将分布在同一方向上的奇异点合为一个系数,能够使用更少的系数表达光滑的曲线,因此,通过将小波变换与 Contourlet 变换有机的结合在一起,实现算法的优势互补。因此,通过小波变换代替 Contourlet 变换中的拉普拉斯金字塔变换,最终使得小波 Contourlet 变换可以通过小波通过捕捉单独的奇异点来表示边缘,而 Contourlet 来勾勒出图像的边缘。小波 Contourlet 变换对图像具有更好的非线性逼近能力,能更好地实现图像的“稀疏”。

3 小波 Contourlet 变换

首先,采用二维小波变换代替原始的 Contourlet 变换,通过利用小波变换的无冗余性来弥补原始 Contourlet 变换的 $4/3$ 冗余度的特点,将 Contourlet 变换中的拉普拉斯金字塔变换改为二维的小波变换,通过小波变换得到如图 2 所示,其中最高频子带 $L=3$ 。

然后,由方向滤波器组将同级的高频子带进行相同级别的方向分解。其方向分解从高到低进行分解,将每个子带分解为 N 块,这个过程可以进行 p 次迭代并且每次的分解级数 2^p ,最终得到新的小波 Contourlet 变换。图 2 为小波变换的分解图,图 3 为小波 Contourlet 变换示意图。

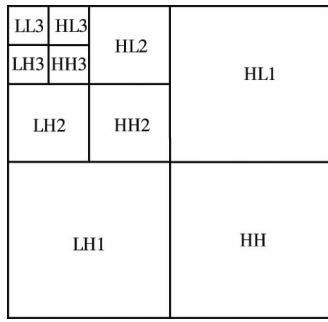


图2 小波变换分解图

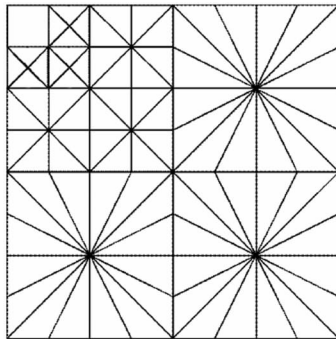


图3 小波 contourlet 变换示意图

其中高频部分主要存储的是图像的细节对其中部分小波系数做进行处理不会影响图像重构质量；而最低频子带存储的是图像的主要信号，通常对其进行修改容易破坏原始图像的总体架构。因此，本文只对分解后的高频子带进行处理，图4为各频率子带的频域分布。

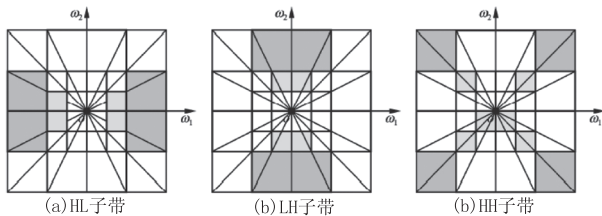


图4 各频率子带的频域分布

小波变换具有多分辨率分析的特点，所以由它和方向滤波器组结合的系统是多分辨率多方向的。设图4中的灰色部分分别属于二维小波空间分别为 $W_{j,LH}$ 、 $W_{j,HL}$ 以及 $W_{j,HH}$ ，并求出小波空间与尺度空间的关系：

$V_{j-1} = V_j \oplus W_j$ ； $W_j = W_{j,LH} \oplus W_{j,HL} \oplus W_{j,HH}$ ； W 为小波空间； V 为尺度空间； j 为尺度。

其中， $W_{j,LH} = \bigoplus_{k=0}^{2^{lj}-1} W_{j,LH,k}^{lj}$ ； $W_{j,HL} = \bigoplus_{k=0}^{2^{lj}-1} W_{j,HL,k}^{lj}$ ；

$W_{j,HH} = \bigoplus_{k=0}^{2^{lj}-1} W_{j,HH,k}^{lj} \circ$

其中 $W_{j,LH,k}^{lj}$ 为采用 lj 级方向滤波器时，得到的第 k 个方向子带的小波空间。

该算法的计算复杂度：

$$C = \sum_{j=0}^{J-1} \left(\frac{1}{4} \right)^j M \left(L_w + \frac{3}{4L_d lj} \right)$$

其中， M 为原始数据总数； J 为小波变换的层数； lj 为第 j 层的高频子带进行方向滤波的级数。

由此可见，如果就这样地对其进行计算，则必会在计算上消耗大量的时间，为了得到更为高效的图像处理效果，本文通过将图像信号进行分类，通过分类按需对其进行图像处理，进而减少算法在编码上消耗的时间。图5为经过小波 Contourlet 变换后信号的分布图。

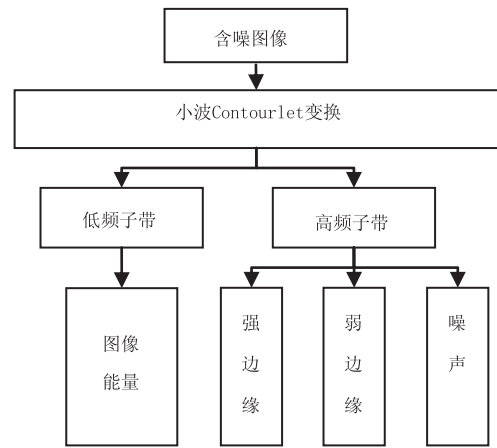


图5 经过小波 Contourlet 变换后信号的分布图

4 本文算法

4.1 建立最大值链表，提出最大值列表

为了减少算法的计算量，在初始化过程中，通过扫描，得到的数据，通过建立最大值链表 MAX，通过最大值链表，将大于一定阈值的子带系数进行保留，将其存入最大值列表中，而小于阈值的子带系数不对其进行考虑，进而减少编码的计算量与有利于将其各子带中的系数中最大值进行保存，方便下面下文中图像信号边缘优化处理的编码，改进的编码的算法初始化如下所示：

$$N_{\max 1} = \lceil \log_2 (\max_{i,j} [|C_{HL}(i,j)|]) \rceil;$$

$$N_{\max 2} = \lceil \log_2 (\max_{i,j} [|C_{LH}(i,j)|]) \rceil;$$

$$N_{\max 3} = \lceil \log_2 (\max_{i,j} [|C_{HH}(i,j)|]) \rceil;$$

$$MAX = \max [N_{\max 1}, N_{\max 2}, N_{\max 3}];$$

通过对最大值的保留与分配，这样有利于数据的查找，减少不必要的算法比较。在以后的过程中，只将最大值表中的值与阈值比较，不需要逐个元素比较，从而减少了大量的计算量。从而有效地避免算法在计算过程中由于需要计算的数据量过多而使算法的耗时过长的现象。

4.2 小波 - Contourlet 变换系数的分类

并通过在文中引入适当的阈值 Th 对经本文

变换后的各个频率子带进行分类:

当 $C_{i,j} \geq Th$ 时,表示 Contourlet 变换系数主要由图像的噪声信号所构,具有幅度小数目多的特点,需要对其进行降噪处理。

当 $C_{i,j} < Th$ 时,表示 Contourlet 变换系数主要由图像定的二维奇异特征所构,具有幅度大,个数少的特点,因此,此处主要存储图像信号的边缘信号并且包含着少量的噪声信息,所以需要对其进行保留或边缘优化处理与简单的降噪处理。

4.2.1 降噪处理

设需要进行降噪处理的图像信号为 $I = f + n$;其中, f 为图像信号, n 为噪声信号,本文通过对软阈值去噪算法进行改进,得到小波 - Contourlet 变换图像的降噪处理函数,其函数的表达式定义如下:

$$\hat{C}_{ij} = \begin{cases} \mu \cdot \text{sgn}(C_{i,j}) (|C_{i,j}| - \lambda), & |C_{i,j}| \geq \lambda \\ 0, & |C_{i,j}| < \lambda \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{其中, } \text{sgn}(n) = \begin{cases} 1, & n > 0 \\ -1, & n \leq 0 \end{cases}$$

其中, μ 为权值常数, λ 为阈值,尽管阈值 λ 选取的好坏直接影响图像的降噪处理,传统的阈值 $\lambda = \sigma \sqrt{2 \log(N^2)}$,由于没有考虑不同子带和不同分解级数上的差别,容易造成“过扼杀”现象的发生;因此,本文通过结合各子带与分解级数的不同的性质,提出一种新的阈值,即 $\lambda = 2^{\frac{j}{J}} \sigma \sqrt{2 \log(N^2)}$;

其中, J 为小波变换的总层数; j 为第 j 层的高频子带进行方向滤波的级数; N^2 为图像信号的最大尺度大小; σ 为 Contourlet 变换的噪声标准估计,通过结合当前的所在分解层与总的分解层的关系,来减少“过扼杀”现象的出现,进而提高的去噪算法准确性。为了得到更好的降噪效果,本文对权值 μ 进行定义,使 μ 得值为 0.6,将其代入 Contourlet 变换图像降噪公式中,则有以下公式:

$$\hat{C}_{ij} = \begin{cases} 0.6 \text{sgn}(C_{i,j}) (|C_{i,j}| - \lambda), & |C_{i,j}| \geq \lambda \\ 0, & |C_{i,j}| < \lambda \end{cases}$$

该降噪算法通过改进软阈值去噪公式来提高降噪的效果与降噪速率,通过预先的图像信号的分类,因此,处的图像信号只需考虑图像的降噪处理,而无需对其进行图像边缘优化,进而提高算法的降噪效果与速率。

4.2.2 图像边缘处理

为了弥补两种算法转换后的边缘损伤,本文对图像边缘优化处理,将待处理的图像信号一般包括 3 类信息,即明显的边缘信息、微弱的边缘信息以及

噪声;对应这 3 类信息,本文分别对其进行优化与处理,通过分类可得:

$$\text{图像信号} = \begin{cases} \text{均值} \geq c\sigma, & \text{强边缘} \\ \text{均值} < c\sigma, \text{最大值} \geq c\sigma, & \text{弱边缘;} \\ \text{均值} < c\sigma, \text{最大值} < c\sigma, & \text{噪声} \end{cases}$$

其中, C 是取值范围为 $(0, 5)$ 的参数, σ 为 Contourlet 变换的噪声标准估计,其函数定义:

$$\sigma = \text{Median}(|W_{i,j}(d_n)|) / 0.675;$$

其中 $W_{i,j}(d_n)$ 为含噪信号第 n 层的 Contourlet 变换系数。

$$\text{收缩因子为 } \beta = 1 - \frac{\lambda^2}{S_{x,y}}, \text{ 其中 } S_{x,y} \text{ 为当前的变换}$$

系数, $\lambda = \sigma \cdot \sqrt{2 \log N^2}$, N^2 为原图像的大小, σ 为源图像的噪声标准偏差。

为了实现图像信号的边缘信号进行优化处理的同时抑制噪声信号,本文对其 Contourlet 变换系数 $C_{i,j}$ 进行非线性处理:

$$\hat{C}_{i,j} = \begin{cases} \alpha C_{i,j}, & \text{强边缘} \\ \beta C_{i,j}, & \text{弱边缘;} \\ 0, & \text{噪声} \end{cases}$$

其中, α 是取值范围为 $(0, 1)$ 之间的收缩因子, β 为突出因子,通过对其分类处理,并结合引入收缩因子与突出因子,使图像中较细的细节上细节得以突出,而在图像中较粗的细节上得以弱化;同时将图像信号中含有的少量噪声信号去除。

即整理可得最终的边缘处理公式为:

$$\hat{C}_{i,j} = \begin{cases} \alpha C_{i,j}, & \text{均值} \geq c\sigma \\ \beta C_{i,j}, & \text{均值} < c\sigma, \text{最大值} \geq c\sigma \\ 0, & \text{均值} < c\sigma, \text{最大值} < c\sigma \end{cases} \quad (2)$$

4.3 算法设计

综上所述,算法具体步骤如下:

(1) 首先,进行初始化;

(2) 对图像进行小波 Contourlet 变换,即结合小波变换、LP 滤波器以及结合方向滤波器组 (DFB) 对图像信号进行分解,得到各尺度各方向上的小波 Contourlet 变换系数,建立最大值列表,对最大值进行保留与分配;

(3) 通过对图像信号的高频子带进行分类,分为降噪区与边缘处理区,根据其 $C_{i,j}$ 与阈值 Th 的大小比较,当 $C_{i,j} > Th$ 时,则为降噪区,跳转到步骤 (4); 当 $C_{i,j} < Th$ 时,则为边缘处理区,跳转到步骤 (5);

(4) 降噪处理,通过公式 (1) 改进后的软阈值去

噪算法对图像信号进行降噪处理;

(5) 图像边缘优化处理,通过公式(2)优化后的边缘优化算法对图像信号进行边缘优化处理,通过均值与最大值的比较判断来对信息进行分类,结合算法中的收缩因子与突出因子,到达边缘优化的效果并除去信号中的少量噪声;

(6) 对获得小波 Contourlet 变换系数 $\hat{C}_{i,j}$,利用小波 Contourlet 的反变换,对图像进行重构;

(7) 得到重构后的去噪图像,结束算法。

程序核心代码段:

```
clear
sigma = 20;
img = imread('lena.png');
img1 = double(img) + sigma * randn(size(img)); //添加高斯白噪声
const int dlevels[3] = {3,3,3}; //尺度为三
nsct_t nsct; //nsct 为数据计算区域
int shift[2]; //延迟分量
[c,s] = wavedec2(X,3,'sym4'); //进行三层小波分解
if (Ci,j > Th)
if (abs(Cij) ≥ λ) //去噪处理
 $\hat{C}_{ij} = 0.6 \times \text{sgn}(C_{i,j}) (\text{abs}(C_{i,j}) - \lambda)$ ;
else
 $\hat{C}_{ij} = 0$ ;
else
利用公式(2)边缘优化;
nx = waverec2(c,s,'sym4'); //分解系数重构
```

5 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性,验证本文算法能够去噪的同时保留图像边缘信息,本文采用 MATLAB 7.10.0 来对算法进行仿真实验,通过对一相同的含噪图像进行处理,对 512×512 像素的 8bit 灰度测试图像 lena 进行仿真,比较分析小波去噪去噪算法、Contourlet 变换去噪算法以及本文算法的去噪效果,本文通过比较各算法的 PSNR 值与耗时,进行验证算法的优越性;通过实验,得表 1 为不同去噪算法得到结果的 PSNR 值比较数据表。图 6 为各算法的耗时曲线图。

由表 1 可以看出,各算法对同一含噪图像的不同噪声标准差进行仿真实验,Contourlet 去噪算法优于小波去噪算法,平均比小波变换的 PSNR 值高 0.40dB;而本文算法比 Contourlet 去噪算法的 PSNR 值提高了 4~5dB,而对比原始含噪图像其 PSNR 提高了近 11dB,有

效的证明了本文算法的图像保真能力。

表 1 不同去噪算法得到结果的 PSNR 值数据表

σ	PSNR/dB			
	含噪图像	小波去噪算法	Contourlet 去噪算法	本文算法
10	24.21	27.32	27.95	33.21
20	21.34	25.82	26.02	31.42
30	18.91	24.54	24.91	29.34
40	16.32	23.33	23.58	27.71
50	14.22	22.01	22.12	26.21

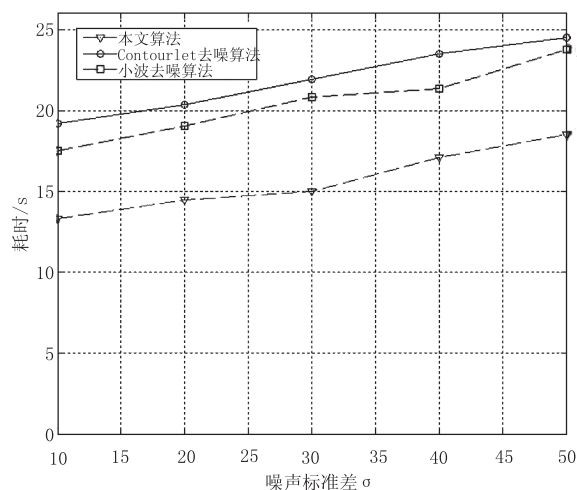


图 6 各算法的耗时曲线图

由图 6 我们可以看到,本文算法在不同的噪声标准差都始终保持低耗时状态,能够在比小波去噪算法快 5s 的情况下,得到去噪图像;而相对于 Contourlet 去噪算法,其去噪速度有比 Contourlet 去噪算法快了高达 7s;充分证明了算法在去噪方面的低耗时能力,有效地证明了算法的高效性。

为了验证算法在图像去噪效果上的优越性,本文令噪声标准差 $\sigma = 20$,通过采用小波去噪去噪算法、Contourlet 变换去噪算法以及本文算法对图像 lena 进行仿真,仿真得到图 7 为原始图像,图 8 为带噪图像,图 9 为小波软阈值去噪算法图,图 10 为 Contourlet 软阈值去噪算法图,图 11 为本文算法图。



图 7 原始图像



图8 带噪图像



图9 小波软阈值去噪算法



图10 Contourlet 软阈值去噪算法



图11 本文算法

通过对比小波去噪算法、Contourlet 变换去噪算法以及本文算法这三种算法的去噪仿真图,可以看到本文算法在对含噪图像去噪的同时依然能够保留图像的边缘信号,具有较好的视觉效果,本文算法通过结合各子带和分解级数的不同的性质来对软阈值进行优化,而边缘优化算法中则是针对不同的边缘信息对其进行分

类优化,进而有效地提高了算法的去噪能力与保真能力;而通过观察各算法的耗时曲线图,可以看到本文算法的低耗时特性;其结果与预测的实验目标相符,有效地表示了本文算法在去噪领域上的优势。

6 结 语

本文采用小波 Contourlet 变换的图像处理方式充分调用小波变换与 Contourlet 变换的特性,结合最大值列表来存储小波 Contourlet 变换系数来减少不必要的编码开支,通过阈值定理对小波 Contourlet 变换系数进行分类,并使用优化后的软阈值去噪算法与边缘优化算法来对不同类别的系数进行处理,从而保证了算法去噪的高效性与保真性。结果表明,算法能够在对含噪图像进行高效去噪处理同时保留图像的边缘信号,与预期的效果相符。

参考文献:

- [1] Wang Xiangyang, Yang Hongying, Fu Zhongkai. A New Wavelet-based image denoising using undecimated discrete wavelet transform and least squares support vector machine [J]. Pergamon Press, 2010, 37 (10): 7040 - 7049.
- [2] Nguyen Thanh Binh, Ashish Khare. Multilevel threshold based image denoising in curvelet domain [J]. Institute of Computing Technology Chinese Academy of Sciences, 2010, 25 (3): 632 - 640.
- [3] Wang Xiangyang, Fu Zhongkai. A wavelet-based image denoising using least squares support vector machine [J]. Pergamon Press, 2010, 23 (6): 862 - 871.
- [4] Chih-Hsien Hsia, Jing-Ming Guo, Jen-Shiun Chiang. A fast Discrete Wavelet Transform algorithm for visual processing applications [J]. Elsevier North-Holland, 2012, 92 (1): 89 - 106.
- [5] Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models [J]. IEEE Press, 1998, 46 (4): 886 - 902.
- [6] Le Pennec E, Mallat S. Sparse geometric image representations with bandelets [J]. IEEE Press, 2005, 14 (4): 423 - 438.
- [7] Xin Zhang, Xili Jing. Image denoising in contourlet domain based on a normal inverse Gaussian prior [J]. Academic Press, 2010, 20 (5): 1439 - 1446.
- [8] Ding Qiuqi, Song Haijun, Geng Wenjian, et al. Image denoising algorithm using neighbourhood characteristics and cycle spinning [J]. IEEE Computer Society, 2011: 614 - 617.
- [9] Do M N, Vetterli M. Rotation invariant texture characterization and retrieval using steerable wavelet-domain hidden Markov models [J]. IEEE Press, 2002, 4 (4): 517 - 527.