

一种基于二代曲波系数乘积的图象去噪方法

卞金洪¹, 周 锋^{1,2}, 赵 力²

(1 盐城工学院 信息工程学院, 江苏 盐城 224051; 2 东南大学 信息科学与工程学院, 江苏 南京 210096)

摘 要: 曲线波变换是一种多尺度变换, 对于具有光滑曲线奇异性的目标函数, 曲线波提供了稳定的、高效的和近于最优的表示. 在第二代曲线波的基础上, 利用曲线波分解中不同尺度的系数也具有相同的特点, 提出了基于第二代曲波的系数乘积去噪算法. 实验结果表明, 提出的算法明显优于小波图像去噪方法, 也优于曲线波的阈值方法.

关键词: 小波; 多尺度; 曲线波变换; 图像去噪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)07-0152-04

A Coefficients Product Image Denoising Method Based on Second Generation Curvelet

BIAN Jin-hong¹, ZHOU Feng¹, ZHAO Li²

(1 Yancheng Institute of Technology, College of Information Engineering, Yancheng 224051, China;

2 College of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Curvelet is a kind of multi-scale transform, it provides a expression of stability, efficient and optimal, for target function with smooth-curve-singularity. A coefficients product image denoising method based on second generation curvelet is proposed, using coefficients of decomposition has the same characteristics in different scales, based on second generation curvelet. The result shows that the algorithm achieves better denoising than wavelet transform and simple thresholding methods.

Key words: wavelet; multi-scale; curvelet transform; image denoising

1 引言

图像去噪是图像处理领域基本方法之一, 其目的是提高信噪比、改善主观视觉效果. 在图像消噪处理研究中, 寻找一种即能消除图像中的噪声又能较好地保持图像的边缘细节信息是图像处理学、计算机视觉和模式识别研究中的热点问题.

基于小波变换去噪方法已被深入地研究^[1-2], 取得了很好的效果. 但小波变换在高维情况下并不是最优的或者说是“最稀疏”的表示方法. 文献[3]提出了脊波变换理论, 弥补了小波变换的不足. 脊波变换对于具有直线奇异的函数具有最优的逼近. 然而, 边缘是图像的不连续所在, 通常不是直线型的. 因此文

献[3]提出了多尺度脊波变换, 也称为曲线波变换^[4]. 文献[5]对图像应用硬阈值法^[5]和 Curvelet 变换进行去噪, 取得了较好的去噪效果. 该方法虽然能有效抑制噪声, 但会损失大量的细节信息, 使图像的边缘、纹理变得模糊, 还会产生划痕效应. 划痕效应制约了曲线波变换在一些领域的应用, 比如在医学图像处理中, 划痕效应会引起错误诊断.

文中利用 Curvelet 系数在不同尺度上同样位置和方向具有相关性, 提出了基于第二代曲波系数乘积的去噪算法, 该算法能够在提高去噪质量的基础上有效地抑制划痕效应, 并传统的小波去噪和 Curvelet 阈值去噪方法进行了对比, 说明了该方法在主观和客观评价指标上的优越性.

收稿日期: 2010-11-16; **修回日期:** 2010-12-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975017); 江苏省自然科学基金项目(BK2008291)

2 Curvelet 变换及其离散实现

曲线波(Curvelet)变换,本质上是多尺度局部脊波变换.其基本思想是当把曲线无限分割时,每一小段可以近似地看作是直线段,这时我们可以运用脊波分析理论.当对所有的尺度 $s \geq 0$ 进行脊波变换时,对于具有光滑奇异性的目标函数,曲线波提供近似最优的表示.

曲线波分解的基本元素是脊波金字塔.曲线波变换的过程如下:

(1) 子带分解.首先定义子带滤波器组 P_0 ,二维

目标函数 $f(x_1, x_2)$ 经 P_0 滤波后被分解为下列子带

$$(\Delta_s, s \geq 0): f \mapsto (P_0 f, \Delta_1 f, \Delta_2 f, L) \quad (1)$$

(2) 光滑剖分.在二进方框

$$Q = \left[\frac{k_1}{2^s}, \frac{k_1+1}{2^s} \right) \times \left[\frac{k_2}{2^s}, \frac{k_2+1}{2^s} \right) \quad (2)$$

上的光滑窗 $\omega_Q(x_1, x_2)$ 的集合中,用对应的窗函数乘上函数将产生局部化的 Q .对每个尺度的 Q 执行同样的操作,也就是对所有 s 固定而 k_1, k_2 变化的 $Q = Q(s, k_1, k_2)$.将窗分割算法应用于式(1)的每个子带:

$$\Delta_s f \mapsto (\omega_Q \Delta_s f)_{Q \in Q_s} \quad (3)$$

(3) 归一化.设算子

$$(T_Q f)(x_1, x_2) = 2^s f(2^s x_1 - k_1, 2^s x_2 - k_2) \quad (4)$$

把定义在 Q 上的输入部分变成定义在 $[0, 1]^2$ 的输出部分.由式(2)得到的每个正方形再归一化为单位尺度:

$$g_Q = (T_Q)^{-1}(\omega_Q \Delta_s f), Q \in Q_s \quad (5)$$

(4) 脊波分解.每个剖分块都在基元素为 ρ_λ 的离散正交脊波系统中进行分解,这是由 ρ_λ 产生 $L^2(R^2)$ 上的正交基:

$$\alpha_\mu = \langle g_Q, \rho_\lambda \rangle, \mu = (Q, \lambda) \quad (6)$$

为了使曲波变换更加容易使用和理解,并加快变换的速度以及减少冗余度,Donoho D L 等人提出了快速离散曲波变换^[6](Fast Discrete Curvelet Transform, FDCT).文中总结了一种基于 USFFT 的快速离散曲波变换.

频率域的 Curvelet 变换如下

$$c(j, l, k) = \sum_{n_1, n_2 \in P_j} f[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l] V_j \\ V_j = U_j[n_1, n_2] e^{i2\pi(k_1 n_1 / L_{1,j} + k_2 n_2 / L_{2,j})} \quad (7)$$

其中 j 为尺度; l 为角度; $L_{1,j}, L_{2,j}$ 为四边形 $P_{j,l}$ 的边长.

基于上述思想,可得快速离散曲线波算法如下:

(1) 对图像 $f(n_1, n_2)$ 进行二维 Fourier 变换,得到 $F(k, l)$, $-n/2 \leq k, l \leq n/2$;

(2) 在 $F(k, l)$ 中对每一个尺度角度 (j, l) 组合再取样(或插值),得到新的取样函数

$$F(k, l, -k \tan \theta_l), (j, l) \in P_j \quad (8)$$

用窗口 $U_j(k, l)$ 乘以新的 $F(k, l, -k \tan \theta_l)$ 得到

$$\varphi_{j,l}(k, l), (j, l) \in P_j \quad (9)$$

对每个 $\varphi_{j,l}(k, l)$ 作二维 Fourier 逆变换,得到 Curvelet 系数 $c(j, l, k)$.

3 基于 Curvelet 变换图像去噪

3.1 Curvelet 硬阈值去噪算法

假设含噪声图像模型为

$$Y(u, v) = I(u, v) + \sigma N(u, v) \quad (10)$$

其中, I 为原始图像, N 为标准高斯白噪声.文中采用 Monte-Carlo 方法来估计每个子带系数的标准差,去噪算法曲波系数的硬阈值处理由下式给出:

$$f(c_\lambda) = \begin{cases} c_\lambda, & |c_\lambda| \geq kc_\lambda \sigma \\ 0, & |c_\lambda| < kc_\lambda \sigma \end{cases} \quad (11)$$

其中, c_λ 是含噪声图像 Curvelet 系数, $f(c_\lambda)$ 是经过硬阈值变换后 Curvelet 变换系数,也就是重构时的系数, σ 为对降噪图像标准差的估计; k 为通过对已知图像进行降噪后估计得到的相关子带值.

3.2 曲波系数乘积去噪

小波分解后各子带系数满足如下关系:边缘信号的特征和噪声所对应的小波系数都具有较大的值,但两者在尺度上的表现有很大的不同.边缘信号的系数随着尺度传递下去,而噪声系数随着尺度会有较大的衰减,每层衰减约一半,因此小波系数在不同尺度上同样位置和方向具有相关性.文中将这个思想引入到 Curvelet 域中,同小波变换类似, Curvelet 分解中不同尺度的系数也具有相同的特点.在高频尺度,边缘信息的特征和噪声特征所对应的系数都有较大的值,但前者沿着尺度有较大的传承,而后者在传递过程中有较大的衰减.

Curvelet 中间层每个尺度中的多个方向由粗尺度到细尺度是一个逐步剖分的过程,在图像进行 5 层 Curvelet 分解的情况下, S_3, S_4 层之间的方向数由 32 个增加到了 64 个,即 S_3 层一个系数块对应了 S_4 层的两个系数块.连续频域极坐标下对系数 5 剖分如图 1 所示.

图中 S_3 层的一个方向的系数又被 S_4 细分为两

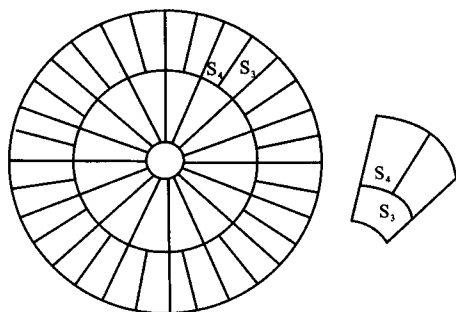


图1 连续频域极坐标下对系数5层剖分

个方向,利用这个对应关系,可以通过判断 S_4 中的每一对相邻方向中间系数之间是否有大的差值作为判断条件来区分 S_4 中的边缘系数和噪声系数,即将由同一个粗尺度系数分解而来的两个细尺度系数相减来求差值,判断大小是否发生显著变化。

但是进一步分析,如果一条边缘的方向正好处于 S_4 层细分后的两个角度之间的话,这两个方向的差值也会非常小,从而单独用这一个判断条件会造成重要边缘数据丢失,所以我们将两个条件结合起来,先进行 S_4 层内的相邻角度相关性分析,保留判断出的边缘信号系数,然后将剩余的系数再进行与 S_3 层之间的系数传承性判别,补充漏判的边缘信号系数。

Curvelet 分解为 5 层时,系数矩阵第 S 层有 P_s 个方向,第 S 层第 N 个方向的系数矩阵为

$$B(S, N)(i, j), S = 1, \dots, 5, N = 1, \dots, P_s \quad (12)$$

为了提取边缘(方向)信息,对一个尺度 S_4 ,先将该尺度与父系数 S_3 相乘,得到层相关系数 Cor :

$$\text{Cor}(S, N)(i, j) = B(S, N)(i, j) \times B(S-1, N')(i', j') \quad (13)$$

$$S = 4, N = 1, \dots, P_4$$

然后再求尺度 S_4 的各个系数的平方:

$$CS(S, N)(i, j) = B^2(S, N)(i, j) \quad (14)$$

$$S = 4, N = 1, \dots, 64; i, j = 1, \dots, 64$$

由以上的分析可知,如果尺度 S 的第 (i, j) 个系数代表边缘,则它的 Cor 和 CS 值都大,并且这两个数差不多,如果这个系数代表噪声,它的 Cor 值也比较大,但是因为噪声的变换值随着尺度增加而快速地衰减,所以 Cor 比 CS 值小得多。同时,由于边缘信号都有一定的方向信息,因此 S_4 中具有相同父系数的相邻系数的差值比较大,为了进一步区分边缘信号和噪声的差值,文中计算的是两个系数的层相关乘积系数 Cor 之差。

基于上述思想,文中的算法步骤如下:

(1) 对带噪声的原图像进行 5 层的 Curvelet 分解;

(2) 将分解后系数的第 3 层和第 4 层运用方向及尺度乘积的关系进行处理,处理方式如下:

先判断系数是否满足:

$$\begin{aligned} \text{Cor}(S, 2N-1)(i, j) - \text{Cor}(S, 2N)(i, j) &> T_s \\ S &= 4, N = 1, 2, \dots, 32 \\ i &= 1, 2, \dots, 64; j = 1, 2, \dots, 22 \end{aligned} \quad (15)$$

其中, T_s 为层阈值,如满足上式,则为边缘信号。将不满足式(15)的系数用下式判断:

$$\text{Cor}(S, N)(i, j) \geq CS(S, N)(i, j)c \quad (16)$$

$S = 4, N = 1, 2, \dots, 64; i, j = 1, 2, \dots, 64, c$ 为调节系数。满足式(16)也判定为边缘信号;

(3) 将剩余系数判定为噪声,进行置零处理;

(4) 对第 2 层和第 5 层用阈值的方法进行处理;

(5) 将处理后得到的 5 层系数进行 Curvelet 重构,得到去噪图像。

4 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,本实验采用 512×512 像素的 Lena 图像作为测试图像。叠加均值为零,方差为 10、20、25 的高斯白噪声,分别用小波硬阈值、Curvelet 变换阈值和文中方法进行去噪,测试实验的去噪效果通过去噪图像的主观视觉效果和客观评价标准峰值信噪比(PSNR)两方面进行评价。表 1 给出了各种去噪结果的数值对比(PSNR 值)。

表1 几种去噪方法效果对比

	噪声 方差	噪声图像 (dB)	UDWT (dB)	FDCT (dB)	文中算法 (dB)
Lena	10	20.0820	26.4005	29.7334	30.2852
	20	17.1999	22.6507	25.1880	25.8270
	25	16.2918	21.4037	23.1492	24.9623
Baboon	10	21.5623	25.8467	29.2146	31.0012
	20	18.2543	21.8561	24.1526	24.9561
	25	16.3512	19.8745	22.3652	23.89654

实验表明,本算法具有不错的去噪效果,尤其在大噪声的情况下,也能得到比较清晰的重构图像。由于 Curvelet 阈值方法在噪声比较大的时候,仅通过阈值无法区分边缘与噪声系数,因此此方法得到重构图像边缘比较模糊。而文中利用 Curvelet 分解后的系数的传承性来判别边缘系数与噪声系数,所以

与 Curvelet 相比,PSNR 值虽然提高不多,但在视觉效果上明显改善,边缘的恢复更为清晰,其中的划痕现象明显减轻。

5 结束语

文中提出的算法能将噪声信号比较正确地从边缘信号中区分出来,对于边缘信息较明显的图像,本文算法比 Curvelet 阈值去噪有更好的效果。Curvelet 域中的一个系数值的改变将引起空域中一条直线上所有值的改变,所以 Curvelet 阈值去噪方法得到的重构结果有明显的划痕现象,而文中算法是建立在对 Curvelet 系数局部性分析基础上的,有效地区分了噪声和边缘系数,明显减轻划痕现象的产生。要彻底地消除划痕现象的产生,还有更多的改进方法,或者与其他图像处理技术相结合,使主观视觉和客观评价指标达到最好的效果。

参考文献:

- [1] 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.

(上接第 151 页)

5 结束语

文中基于 OpenMP 的程序设计模型,实现了求解旅行商问题的蚁群算法从串行到并行的转换,以多线程的方式实现了应用程序,缩短了程序的执行时间。文中提出的基于 OpenMP 实现蚁群算法并行的方法,可以在一般的多核机器上执行,能显著提高算法的执行效率和资源的利用率,且其计算的加速比与处理器核心数成正比。

参考文献:

- [1] Dorigo M, Maniezzo V, Colnari A. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B (S1083—4419), 1996, 26(1): 29—41.
- [2] 郑耿忠,刘秋梅. 蚁群算法在分布式智能答疑系统中的应用研究[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(6): 50—53.
- [3] 周晓静,吕翠英. 基于全局单位化的连续函数优化的改进

- [2] Chambole A, DeVore R A, Lee N, et al. Nonlinear wavelet image processing: Variational problem, compression, and noise removal through wavelet shrinkage [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998(7): 319—335.
- [3] Candès E J. Ridgelets: theory and applications[D]. Palo Alto: Department of Statistics, Stanford University, 1998.
- [4] Candès E J, Donoho D L. Curvelets[D]. Palo Alto: Department of Statistics, Stanford University, 1999.
- [5] Strack J L, Candès E J, Donoho D L. The curvelet transform for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 670—684.
- [6] 马丽红,麦棣科等. 一种改进的 Curvelet 变换算法[J]. 数据采集与处理, 2009, 1(24): 7—13.

作者简介:

卞金洪 男, (1966—), 讲师. 研究方向为电子技术与信息处理。

周 锋 男, (1981—), 硕士生, 讲师. 研究方向为电子技术与信息处理。

赵 力 男, (1958—), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为信号与信息处理。

蚁群算法[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(4): 54—57.

- [4] 汪鹏飞. 并行蚁群算法及其应用研究[D]. 四川: 西南交通大学, 2008.
- [5] Bonabeau E, Yang J B. Inspiration for optimization from social insect behavior [J]. Nature (S0028—0836), 2000, 406(6): 39—42.
- [6] 高春涛. 求解旅行商问题的几种解法[J]. 边疆经济与文化, 2010, 29(5): 10—11.
- [7] 李宝峰, 富弘毅, 李韬, 等. 多核程序设计技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.

作者简介:

刘向娇 女, (1984—), 硕士研究生. 研究方向为并行处理与并行计算。

吴素萍 女, (1965—), 教授. 研究方向为并行处理与并行计算等。

刘佳梅 女, (1985—), 硕士研究生. 研究方向为并行处理与并行计算。