

基于边缘检测的 Contourlet 变换图像去噪

于梅^{1,2}, 殷兵¹, 梁栋¹, 王璐¹

(1. 安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽 合肥 230039;

2. 绍兴文理学院 数理信息学院, 浙江 绍兴 312000)

摘要: 为了实现较好保留图像边缘特征的有效去噪, 提出了一种基于边缘检测的 Contourlet 变换去噪方法。该方法先用 LOG 算子提取图像边缘, 进而在 Contourlet 变换域上对图像的边缘部分和非边缘部分分别选取不同阈值进行最佳软阈值去噪处理。实验表明, 与采用 Donoho 软阈值的 Contourlet 变换去噪方法相比, 该方法可有效地保留图像的边缘信息, 达到了更好的去噪效果。

关键词: Contourlet 变换; 图像去噪; 边缘检测; 最佳软阈值

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2008)06-0104-03

Image Denoising with Contourlet Transform Based on Edge Detection

YU Mei^{1,2}, YIN Bing¹, LIANG Dong¹, WANG Lu¹

(1. Ministry of Education Key Lab. of IC & SP, Anhui University, Hefei 230039, China;

2. School of Mathematics and Information, Shaoxing College of Arts and Sciences, Shaoxing 312000, China)

Abstract: The edge information of image used to be destroyed while denoising. A new method of image denoising using contourlet transform is proposed to maintain more image's edge information. In this way, the edge of image was detected with LOG operator firstly. Then, the image edge and non-edge character in Contourlet coefficients were dealt with an optimal soft thresholding algorithm through selecting different denoising thresholding. Experiment results show that, compared with the commonly-used Donoho soft thresholding Contourlet transform denoising method, this method can get better results in image denoising and keep image's edge information more effectively.

Key words: Contourlet transform; image denoising; edge detection; optimal soft thresholding

0 引言

近几年来, Contourlet 变换^[1]在图像处理领域得到了广泛应用。由于 Contourlet 变换是一种“真正”的二维图像稀疏表达方法, 能够很好地表征图像的各向异性特征, 相对于由一维小波通过张量积而形成的二维可分离小波变换 (Separable wavelet) 的方向性的缺乏, 能更好地捕获图像的边缘信息。只要选择合适的阈值进行去噪就能获得比小波变换更好的效果。Donoho 等人提出了一种软阈值去噪方法^[2], 但 Donoho 软阈值只能在最小最大误差条件的限制下, 给出一个近似的

最佳估计。为了消除这一条件限制, 采用了一种改进的在最小均方误差条件下的最佳软阈值^[3]去噪。

使用阈值法去噪时, 对不同尺度使用同一阈值处理, 会在去噪的同时, 模糊了图像的边缘。为了在去噪时尽可能保留图像的边缘特征, 文中提出一种改进的 Contourlet 变换图像去噪方法。该方法基于图像边缘检测技术, 结合最佳软阈值去噪算法, 从而在更有效地去噪的同时, 更好地保护了图像的边缘。

1 理论

1.1 Contourlet 变换

近二十年来, 小波变换在信号及图像处理领域得到广泛应用。但由一维小波张成的二维小波基具有正方形的支撑区间, 只具有有限的方向, 即水平、垂直、对角。方向性的缺乏使小波变换不能充分利用图像本身的几何正则性, 不能“最优”表示含线或者面奇异的二维图像。2002年 M. N. Do 和 Martin Vetterli 提出了一

收稿日期: 2007-09-04

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60772121); 安徽省高等学校自然科学研究项目(2005KJ005ZD); 安徽省自然科学基金资助项目(070412065); 安徽大学 211 工程学术创新团队资助

作者简介: 于梅(1973-), 女, 江苏江都人, 硕士研究生, 研究方向为图像信息处理; 梁栋, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机视觉、图像处理、模式识别。

种“真正”的二维图像的稀疏表达方法:Contourlet 变换。Contourlet 基的支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“长条形”结构,它不仅继承了小波的多尺度和时频局部的属性,而且拥有良好的方向性和各向异性。它能用比小波更少的系数来表达光滑的曲线,如图 1 所示。由于 Contourlet 变换能更好地捕获图像的边缘信息,选择合适的阈值进行去噪就能获得比小波变换更好的效果。

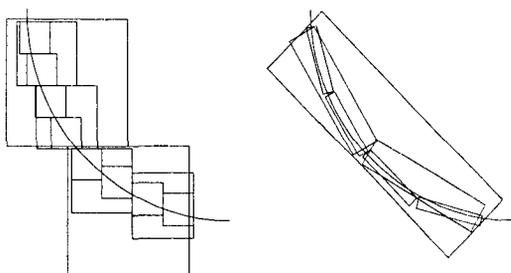


图 1 小波和 Contourlet 对曲线的表达

Contourlet 变换是由塔形方向滤波器组(PDFB)把图像分解成各个尺度上的带通方向子带,它由两个步骤实现:子带分解和方向变换。首先,用 LP(Laplacian pyramid)变换对图像进行多尺度分解以“捕获”奇异点,然后由方向滤波器组(DFB)将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数,如图 2 所示。LP 分解和 DFB 都具有完全重构性,因此能由变换系数得到完整图像^[4]。

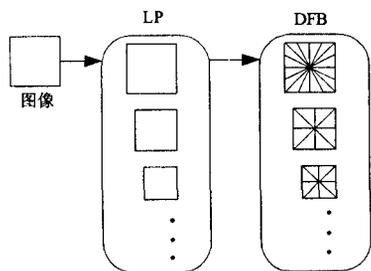


图 2 Contourlet 变换示意图

1.2 阈值处理

Donoho 等人提出对信号进行软阈值去噪。若原信号为 x , 含噪的信号为 y , 噪声为 s , 则含噪信号模型可表示为: $y = x + s$ 。令 Y_i, X_i 和 S_i 分别表示含噪信号、原始信号和噪声分量的离散小波变换系数, $i \in Z$ 为整数下标, 那么可以用下式表示其关系:

$$Y_i = X_i + S_i \quad (1)$$

对上式进行改写:

$$Y_i = X_i + TU_i \quad (2)$$

U_i 为噪声项, 满足 $|U_i| \leq 1$ 。在上述的假设下, 由软阈值给出的小波系数估计值为:

$$X_i^d = \begin{cases} \text{sgn}(Y_i)(|Y_i| - T), & |Y_i| \geq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

其中 $i = 1, 2, 3, \dots, k$

其中 T 采用 Donoho 和 Johnstone 提出统一阈值 $T = \hat{\sigma} \sqrt{2 \log N}$, N 是数据数目, $\hat{\sigma}$ 是噪声标准差的估计。

Donoho 的软阈值算法的理论前提是假定 U_i 满足条件 $|U_i| \leq 1$, 即假设噪声的幅度是有限的。 $|U_i| \leq 1$ 条件只在 T 取较大值时近似成立, 即软阈值只能在最小最大误差条件的限制下, 给出一个近似的最佳估计。为了消除这一条件限制, 文献[3] 给出了最小均方误差条件下的最佳软阈值去噪算法。

给出小波系数估计值的一般化形式:

$$\hat{X}_i = \begin{cases} \text{sgn}(Y_i)(|Y_i| - aT), & |Y_i| \geq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

其中 $i = 1, 2, 3, \dots, k$

$0 \leq a \leq 1$, 确定 a , 可得到最佳估计。

为确定最小均方误差条件下的 a 值, 用式(4) 减去式(2), 可得:

$$\hat{X}_i - X_i = \begin{cases} T[U_i - \text{sgn}(Y_i)a], & |Y_i| \geq T \\ -X_i, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

其中 $i = 1, 2, 3, \dots, k$

令 $\frac{\partial E[(\hat{X}_i - X_i)^2]}{\partial a} = 0$, 当 X_i 和 U_i 概率分布为已知时, 即可求出最佳 a 值。

1.3 边缘检测

边缘检测的基本思想是首先利用边缘增强算子, 突出图像中的局部边缘, 然后定义像素的“边缘强度”, 通过设置门限的方法提取边缘点集。目前已有多种边缘检测方法, 有采用梯度算子(Roberts 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子和拉普拉斯算子)的检测方法, 基于连续小波的方法等。

文中采用的 Marr 提出的 LOG 算子^[5]是一种定位精度高的小尺度算子, 其边缘检测方法应用广泛。LOG 算子来源于 Marr 视觉理论中提出的边缘提取思想。首先使用高斯函数对原始图像作平滑, 由于高斯滤波器具有空间平稳性, 空间位置误差小, 从而对噪声实现最大程度的抑制, 然后采用无方向的 Laplacian 算子运算后, 再用提取零交叉点的算法作边缘检测, 其检测精度较高。

2 基于边缘检测的 Contourlet 变换图像去噪方法

文中在综合运用 Contourlet 变换、边缘检测和最佳软阈值去噪算法的基础上, 提出了一种能较好保留图像边缘特征的有效去噪方法。具体算法如下:

(1)先用 LOG 算子检测图像的边缘。对检测出的边缘进行平均平滑滤波,减少边缘图像中的孤立点噪声。

(2)对含噪图像进行多层 Contourlet 变换,得到含噪图像各层 Contourlet 分解系数的低频分量 $C_{L,i}^0$ 和 高频分量 $C_{H,i,j}^0$ (其中, $i = 1, 2, \dots, m$, 表示第 i 层 Contourlet 分解; $j = 1, 2, \dots, n$, 表示高频分量的第 j 个方向,下同)。

(3)对平滑后边缘图像进行多层 Contourlet 变换,得到平滑后边缘图像各层 Contourlet 分解系数的低频分量 $C_{L,i}^1$ 和 高频分量 $C_{H,i,j}^1$ 。

(4)对含噪边缘图像进行多层 Contourlet 变换,得到边缘图像各层 Contourlet 分解系数的低频分量 $C_{L,i}^3$ 和 高频分量 $C_{H,i,j}^3$ 。

(5) 阈值去噪处理:

$$\hat{C}_{H,i,j}^1 = \begin{cases} \text{sgn}(C_{H,i,j}^1)(|C_{H,i,j}^1| - aT_i), & |C_{H,i,j}^1| \geq \lambda_1 T_i \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

$$C_{H,i,j}^2 = C_{H,i,j}^0 - C_{H,i,j}^3 \quad (7)$$

$$\hat{C}_{H,i,j}^2 = \begin{cases} \text{sgn}(C_{H,i,j}^2)(|C_{H,i,j}^2| - aT_i), & |C_{H,i,j}^2| \geq \lambda_2 T_i \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

其中, T_i 为第 i 层 Contourlet 分解系数选取的一般阈值, a 为最佳软阈值估计系数。对边缘图像 Contourlet 分解系数 $C_{H,i,j}^1$ 进行阈值处理时应采用小阈值处理,即对 T_i 乘以一个小于 1 的系数 λ_1 , λ_1 的取值范围为 $0.8 \sim 1$; 对非边缘图像 Contourlet 分解系数 $C_{H,i,j}^2$ 进行阈值处理时应采用大阈值处理,即对 T_i 乘以一个大于 1 的系数 λ_2 , λ_2 的取值范围为 $1 \sim 1.2$ 。

(6)对图像边缘和非边缘部分进行 Contourlet 重构,得到去噪后图像。

3 实验结果与分析

为了检验文中算法的正确性和有效性,选择的 Lena 图像叠加均值为零的高斯白噪声进行实验。对用 Donoho 软阈值的 Contourlet 变换方法(DC)去噪图像和用文中方法(EOC)去噪图像的峰值信噪比 PSNR 值进行了比较。为了验证保护边缘的有效性,又分别对二种方法去噪后的图像用 LOG 算子进行了边缘提取,进而再对提取的边缘作了 PSNR 值比较。

由表 1 可以看出,文中方法去噪图像的 PSNR 值要比采用 Donoho 软阈值的 Contourlet 变换方法去噪图

像的 PSNR 值提高 $0.7 \sim 1.5\text{dB}$ 。而相应边缘图像的 PSNR 值也提高 $0.45 \sim 0.8\text{dB}$ 。图 3 给出了实验结果图。从实验结果可以看出,文中提出的去噪方法在有效地保留了图像边缘特征的同时,达到了更好的去噪效果。实验数据还表明,当叠加噪声标准差较大时,PSNR 值提高较多,去噪效果和边缘保护性能改善越明显。

表 1 二种方法去噪图像的 PSNR 值比较

噪声标准差 σ	去噪图像 PSNR		去噪图像边缘 PSNR	
	DC	EOC	DC	EOC
5	33.3692	34.1336	64.7309	65.2057
10	30.9417	31.7306	62.3700	63.1307
15	29.2837	30.0070	60.9190	61.4483
20	28.0071	28.7426	59.8242	60.3622
25	27.0196	27.8201	59.1310	59.6346
30	26.0931	27.1153	58.5981	59.2203
35	25.2957	26.4653	58.2835	58.9556
40	24.5071	25.9364	58.0326	58.7890

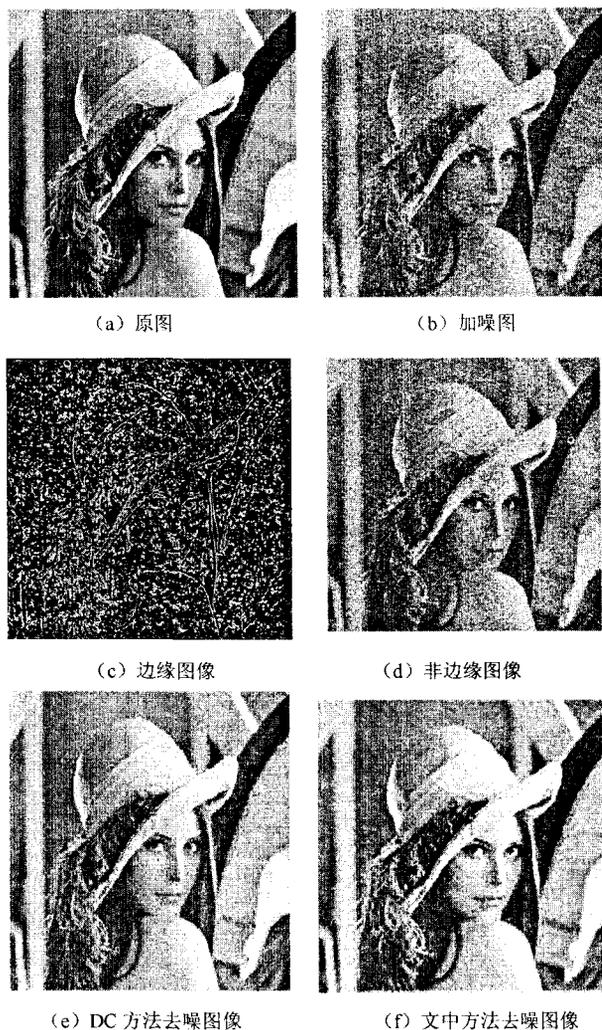


图 3 噪声 $\sigma = 30$ 的 Lena 图像去噪结果比较

(下转第 110 页)

测试。实验结果见表 2。

表 1 运算结果

例句:	结果	分析
1 (1)这/n场/n火/n把/v他/pron全部/adv的/stru希望/n化为/v了/stru灰烬/n (2)这/n场/n火把/n他/pron全部/adv的/stru希望/n化为/v了/stru灰烬/n	(1)	正确
2 (1)张/class三/num就是/adv在/v往后/n看/v的/stru时候/n被/prep人/n打/v了/stru一/num棍子/n (2)张/class三/num就是/adv在/v往/v后/adj看/v的/stru时候/n被/prep人/n打/v了/stru一/num棍子/n	(2)	正确
3 (1)市长/n将/adv来/v我校/n视察/v (2)市长/n将来/n我校/n视察/v	(1)	正确
4 (1)这/n人/n才/adv不怕/v呢/n (2)这/n人才/n不怕/v呢/n	(1)	正确
5 (1)这种/adj饺子/n好/adv主要/adj是v/面/n的/stru质量/n好/adj (2)这种/adj饺子/n好/adv主要/adj是v/面的/n质量/n好/adj	False	错误
6 (1)三/num个/adj人/n选/v你/pron会/adj选/v谁/pron (2)三/num个/adj人选/v你/pron会/adj选/v谁/pron	(1)	错误
7 (1)他们/pron干/v的/stru确实/adj是/v一/num起/n罕见/adj的/stru高/adj科技/n犯罪/v (2)他们/pron干/v的/stru确实/adj是/v一起/adv罕见/adj的/stru高/adj科技/n犯罪/v	(1)	正确
8 (1)破产/n公司/n可/v以/prep实物/n抵偿/v债款/n (2)破产/n公司/n可以/adj实物/n抵偿/v债款/n	(1)	正确
9 (1)所有/adj裁判/n给/v了/prep她/pron十/num分/n的/stru最高/adj成绩/n (2)所有/adj裁判/n给/v了/prep她/pron十分/adv的/stru最高/adj成绩/n	(2)	错误
10 (1)她/pron的/stru病/n因/v我/pron而/prep起/v (2)她/pron的/stru病因/n我/pron而/prep起/v	(1)	正确

表 2 实验结果

	正确切分个数	错误切分个数	正确率
中科院 ICTCLAS 系统	41	15	73.2%
文中算法	46	10	82.1%

通过实验表明:本算法歧义除的效果稍好于中

院 ICTCLAS 系统,因为测试数据的不同将在某种程度上影响算法验证的结果,因此不同算法的比较也存在某种程度上的不准确,以上数据仅供参考。

4 结束语

词语歧义消歧是自然语言处理的一大难题,它直接影响自然语言处理的其它任务,到目前为止,许多歧义消除算法都在探索状态,还要经过很长一段时间的继续深入研究。文中阐述的算法,是基于上下文理解与词语关联度计算的消歧算法,能够在一定程度上提高歧义字段消歧的正确率,但是算法中依然存在不足的地方。

首先,知网词库的局限性,使得部分生词不能够检索到,从而不能获得其词图信息,所以无法进行词语间关联度的计算,但是随着知网词库规模的不断扩大,本算法将会有更好表现。其次,对于上下文表述含糊不清的句子,算法很难保证自己的准确性。这是算法本身需要改进的地方。

最后,在词语关联度计算的时候,将义原树中所有关联的权值都当作 1 来处理,这一点有些不合常理,也是算法今后需要改进的地方。因此对本算法的性能的提高,还需要进一步的探索和研究。

参考文献:

- [1] Zhou Jingye. On ambiguity, polysemy and fuzziness of natural language[R]. Shanghai:[s. n.],1984.
- [2] Hindle D, Rooth M. Structural ambiguity and lexical relations [J]. Computational Linguistics,1993,19(1):229-236.
- [3] 孙茂松,邹嘉彦. 汉语自动分词研究中的若干理论问题 [J]. 语言文学应用,1995,40(4):40-60.
- [4] 刘禹孜. 汉语自动分词中排除歧义字段算法的研究[D]. 重庆:重庆大学,2005.
- [5] 张瑞霞. 语义的汉语句法分析系统的研究与实现[D]. 西安:西北大学,2005.

(上接第 106 页)

4 结束语

文中提出一种基于边缘检测的 Contourlet 变换图像去噪方法。实验结果显示,该方法在更好地去除高斯白噪声的同时,能更有效地保留图像的边缘信息,提高了去噪图像的 PSNR 值,去噪图像边缘鲜亮。

参考文献:

- [1] Do M N, Vetterli M. Contourlets: A directional multiresolution image representation[C]//Proc of IEEE Interna-

tional Conference on Image Processing. Rochester, NY: [s. n.],2002:357-360.

- [2] Donoho D. De-noising by softthresholding[J]. IEEE Transon IT,1995,41(5):613-627.
- [3] 刘英霞,王欣. 最佳软门限去噪[J]. 电子学报,2006,31(1):167-169.
- [4] 梁栋,沈敏,高清维,等. 一种基于 Contourlet 递归 Cycle Spinning 的图像去噪方法[J]. 电子学报,2005,33(11):2044-2046.
- [5] Clark J J. Authenticating edges produced by zero-crossing algorithm[J]. IEEE-PAMI,1998,11(1):43-57.