

# 基于非抽样 Contourlet 变换的自适应 阈值图像增强算法

梁 栋<sup>1,2</sup>, 殷 兵<sup>1</sup>, 于 梅<sup>1</sup>, 李新华<sup>2</sup>, 王 年<sup>1,2</sup>

(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. 安徽大学电子科学与技术学院, 安徽合肥 230039)

**摘 要:** 提出了一种基于非抽样 Contourlet 变换的自适应阈值图像增强算法, 首先对图像进行非抽样 Contourlet 变换得到不同尺度不同方向上的变换系数, 然后由变换系数自适应地确定阈值和调整增强函数, 并对变换系数做增强处理, 最后对增强处理后的变换系数进行反变换, 实现图像增强. 实验结果表明, 与其他基于变换域的算法相比, 该算法可以得到更好的增强效果.

**关键词:** 非抽样 Contourlet 变换; 自适应阈值; 图像增强

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 03-0527-04

## Image Enhancement Based on the Nonsubsampled Contourlet Transform and Adaptive Threshold

LIANG Dong<sup>1,2</sup>, YIN Bing<sup>1</sup>, YU Mei<sup>1</sup>, LI Xin-hua<sup>2</sup>, WANG Nian<sup>1,2</sup>

(1. Educational Department Key Laboratory of IC & SP, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China;

2. School of Electronic Science and Technology, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China)

**Abstract:** An algorithm for image enhancement based on the nonsubsampled contourlet transform and adaptive threshold is proposed. The coefficients in different scales and different directions are obtained by image decomposition using the nonsubsampled contourlet transform. With these coefficients, thresholds and the enhancement functions are adaptively set. After the enhancement and then reconstruction of these coefficients, image enhancement is implemented. Compared with other algorithms, this algorithm can get better effect.

**Key words:** nonsubsampled contourlet transform; adaptive threshold; image enhancement

### 1 引言

在获取图像的过程中, 受多种因素影响, 图像的视觉效果和清晰度等方面很容易变差. 图像增强是一种能改善图像质量、丰富信息量、加强图像判读和识别效果的图像处理方法.

已有的图像增强技术主要有基于空间域和基于变换域两大类. 基于空间域的方法主要包括直接灰度变换、空域滤波和直方图处理等方法. 基于变换域的方法是将图像由时域变换到频域, 再通过修正变换域内的系数达到图像增强的目的. 它优于基于空间域的方法, 代表性的有基于傅里叶变换的算法、基于小波变换的算法和基于平稳小波变换的算法等. 基于傅里叶变换的算法易产生“振铃”现象. 以小波分析为代表的多分辨率分析

方法在增强图像细节的同时能有效地抑制图像的噪声, 且增强区域及增强目标易于控制<sup>[1]</sup>.

但是由一维小波张成的二维可分离小波基只具有有限的方向, 不能很好地表示图像中的方向信息. Contourlet 变换很好地克服了小波变换的缺陷<sup>[2]</sup>. 目前 Contourlet 在图像去噪等诸多领域都有广泛的应用, 但是由于下采样过程的存在, 小波变换与 Contourlet 变换都缺乏平移不变性, 图像增强结果会产生伪 Gibbs 失真<sup>[3]</sup>. A.L. Cunha 等提出的非抽样 Contourlet 变换具有平移不变性<sup>[4]</sup>, 可以从一定程度上抑制这种失真. 本文提出了一种基于非抽样 Contourlet 变换的自适应阈值图像增强算法. 算法中由变换系数来自适应地确定阈值和调整增强函数. 与基于小波变换、平稳小波变换、Contourlet 变换的图像增强算法相比, 该算法取得了更好的增强效果.

收稿日期: 2007-07-30; 修回日期: 2007-12-28

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60772121); 安徽省自然科学基金项目 (No. 070412065); 安徽省高等学校自然科学研究项目 (No. 2005KJ005ZD); 安徽大学 211 工程学术创新团队资助

## 2 Contourlet 变换

2002 年 Do M N 和 Vetterli M 提出了一种“真正”二维图像表示方法 Contourlet 变换,如图 1,它能用比小波变换更少的系数来表达光滑的曲线<sup>[5]</sup>.它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,可以分为子带分解和方向变换两级实现(图 2).首先用 LP 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一个系数,DFB 能把图像的高频部分分解为 2 的任意次幂个方向. 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.

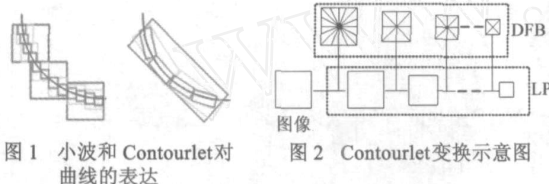


图 1 小波和 Contourlet 对曲线的表达

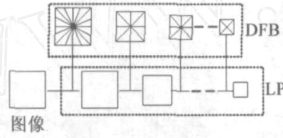


图 2 Contourlet 变换示意图

## 3 基于非抽样 Contourlet 变换的图像增强算法

### 3.1 à trous 算法

常用的小波变换算法有 Mallat 算法、à trous 算法等. Mallat 算法是通过滤波器组逐级分解实现的,由于图像分解和重建中具有下采样过程,所以 Mallat 算法不具有平移不变性. à trous 小波变换是通过有限滤波器的内插近似,从而达到非抽样离散小波变换.它对图像分解可以得到与原图像大小相同的一个低频近似部分和各层高频部分,即

$$f(x, y) = f_N(x, y) + \sum_{i=1}^N k_i(x, y) \quad (1)$$

其中  $f_N(x, y)$  表示尺度  $N$  下的低频子图像,  $k_i(x, y)$  为尺度  $k$  下的高频部分,  $k_i(x, y) = f_k(x, y) - f_{k-1}(x, y)$ . à trous 算法具有平移不变性,用其进行图像处理,结果不会出现伪 Gibbs 失真.

### 3.2 非抽样 Contourlet 变换

非抽样 Contourlet 变换(NSCT, nonsampled contourlet transform)取消了 Contourlet 变换两级实现中的下采样部分.它的结构如图 3 所示,首先由非抽样塔状滤波器(NSP, nonsampled pyramid)将图像分解为低频部分和高频部分,然后由非抽样方向性滤波器组(NSDFB,

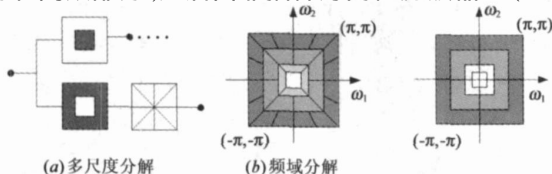


图 3 非抽样 Contourlet 变换

nonsampled directional filter banks) 将高频部分分解为若干个方向.

NSP 是采用 à trous 算法设计成的一种平移不变性的双通道滤波器结构,它使 NSCT 具有多尺度性质.它可以得到类似于 LP 的子带分解,并且下一层次的滤波器可以通过对上一层的滤波器上抽样得到.图 4 给出了 NSP 的频域分解示意图.

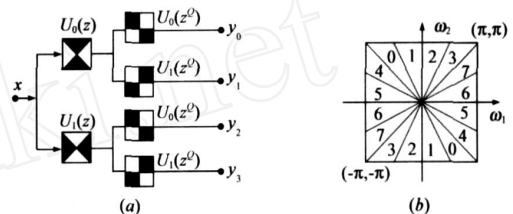


图 5 (a) 4 通道 NSDFB 分解结构;(b) NSDFB 频域分解示意图

非抽样 Contourlet 变换第二部分为 NSDFB.图 5(a)显示了二级树结构的四通道 NSDFB 的分解结构(图中黑色部分表示允许频率通过部分).在第二级是上抽样的扇形滤波器  $U_i(z^Q)$ ,  $i=0,1$  具有方格状通频带,结合第一级滤波器实现四个方向频率分解.从数学上看, NSDFB 分解是将信号在一组基函数上展开,它对应的基函数之间是冗余的.冗余性的好处是:变换对信号移动具有平移不变性,能更准确地捕获图像中的几何结构信息. NSDFB 可以将第一级变换所得到的高频部分分解为 2 的任意次幂个方向(图 5(b)),每个方向上的高频部分和 NSP 得到的低频部分以及原始图像都有相同的大小.

NSP 与 NSDFB 可以保证信号完全重建的条件是:滤波器满足式(2).

$$H_0(z) G_0(z) + H_1(z) G_1(z) = 1 \quad (2)$$

其中,  $H_0(z)$ 、 $H_1(z)$  表示分解滤波器,  $G_0(z)$ 、 $G_1(z)$  表示重建滤波器.

由以上分析可知,非抽样 Contourlet 变换在表达图像时除了具有 Contourlet 变换所具有的优点之外,还具有平移不变性,能更准确地捕获图像中的几何结构信息.

### 3.3 图像增强中的阈值处理

由于图像中包含清晰边缘、模糊边缘和一些平滑部分,往往还会有噪声的存在,所以,图像增强算法中好的阈值和增强函数处理方法必须在增强弱边缘的同时,对清晰边缘采取保护以免失真,并且对噪声有效抑制,而不是在增强过程中将噪声分量同时放大.

本文的增强算法采用自适应阈值,由非抽样 Contourlet 变换的系数来确定阈值的大小并对增强函数作自适应调整.根据 A. F. Laine 提出的增强函数<sup>[6]</sup>

$$f(x) = a[\text{sigm}(c(x - b)) - \text{sigm}(-c(x + b))] \quad (3)$$

其中,  $a = \frac{1}{\text{sigm}(c(1 - b)) - \text{sigm}(-c(1 + b))}$ ,  $0 < b < 1$

控制增强范围,  $\text{sigm}$  函数定义为  $\text{sigm}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ ,  $c$  控制增强强度, 可以设为一个固定值, 一般取 20 ~ 50 之间. 图 6 为当  $b$  和  $c$  取一定值时  $f(x)$  的曲线示意图.

可以看出  $f(x)$  在  $[-1, 1]$  内单调递增, 且总有  $f(0) = 0, f(1) = 1$ . 总存在一个阈值  $T$ , 使得当变换系数绝对值小于  $T$  时被减弱, 大于  $T$  时被增强. 也就是说, 当系数绝对值小于  $T$  时被认为是图像噪声, 需要抑制;

大于  $T$  的部分被认为对应于模糊边缘, 需要增强; 在两个端点处被认为是平滑部分和清晰边缘的部分, 需要使之不产生失真. 如果对不同尺度不同方向上的变换系数, 采用了同样的阈值进行处理, 那么对一处噪声抑制的同时往往会对另一处的噪声做增强处理. 为了避免这种情况, 本文由变换系数来自适应地确定阈值和调整增强函数, 即在不同尺度和不同方向上自适应地选取不同的阈值. 设定阈值  $T_k^l$  与变换系数的标准差成正比, 即

$$T_k^l = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (c_k^l(m, n) - \text{mean}_c)^2} \quad (4)$$

其中,  $c_k^l(m, n)$  为第  $l$  个尺度上的第  $k$  个子带在  $(m, n)$  处的变换系数,  $\text{mean}_c$  为该子带内系数的均值,  $(M, N)$  为该子带图像的大小. 对于非抽样 Contourlet 变换,  $(M, N)$  也是原始图像的大小. 为了使  $a, b, c$  的取值不受图像灰度变化的影响, 需要先将变换系数做归一化处理, 将子带内变换系数的最大值  $x_{\max}$  作为归一化因子, 由非线性方程  $f(x) = x$  的解可以得出  $b$  的值, 得到完整的增强算子:

$$f(x) = ax_{\max} [\text{sigm}(c(x/x_{\max} - b)) - \text{sigm}(-c(x/x_{\max} + b))] \quad (5)$$

### 3.4 基于非抽样 Contourlet 变换的图像增强算法步骤

根据上述分析, 我们提出了一种基于非抽样 Contourlet 的自适应阈值图像增强算法, 具体算法步骤为:

(1) 对待增强图像进行非抽样 Contourlet 变换, 得到不同尺度不同方向上的变换系数.

(2) 对不同的变换系数, 根据公式 (4) 确定阈值  $T$ , 并根据非线性方程  $f(x) = x$  迭代求出增强范围  $b$ , 得到根据公式 (5) 求出增强函数  $f(x)$ .

(3) 对于不同的变换系数, 利用步骤 (2) 中求出的  $f(x)$ , 对变换系数做增强处理.

(4) 对增强处理后的变换系数进行反变换, 实现图像增强.

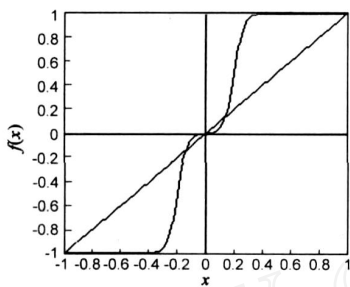


图 6 增强函数  $f(x)$  的曲线示意图,  $b=0.2, c=40$

## 4 增强效果评价

对图像增强效果的评价可以从定性和定量两方面进行. 定性主要依靠图像的视觉效果进行评价, 具有主观性. 如何用定量的方法评价增强效果的好坏目前并没有统一的评价标准. 本文选用均方根误差和清晰度来进行评价<sup>[7]</sup>. 设  $x_{\text{in}}$  为待增强图像,  $x_{\text{out}}$  为增强后的结果图像,  $(M, N)$  为图像大小, 则:

均方根误差 (RMSE, root mean square error):

$$\text{RMSE} = \left( \frac{1}{MN} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (x_{\text{in}}(m, n) - x_{\text{out}}(m, n))^2 \right)^{1/2} \quad (6)$$

RMSE 值越大, 待增强图像与增强后的图像的差异越大, 一定程度上可以表明图像被增强的程度越大.

清晰度 (Definition):

$$\text{Definition} = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sqrt{(x_{\text{out}}(m, n) - x_{\text{out}}(m-1, n))^2 + (x_{\text{out}}(m, n) - x_{\text{out}}(m, n-1))^2} \quad (7)$$

清晰度可以反映出图像中的微小细节反差和纹理变换特征. 清晰度值越大, 说明对应的图像越清晰.

## 5 实验结果分析

采用本文的阈值处理方法, 本文用小波变换 (wt)、

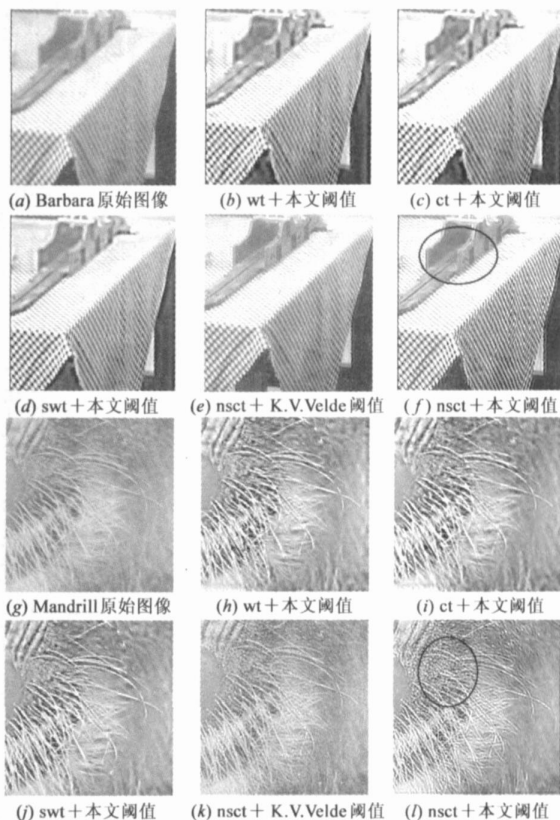


图 7 各种算法的增强结果

平稳小波变换 (swt)、Contourlet 变换(ct) 以及非抽样 Contourlet 变换(nsct) 对多幅实验图像进行了增强处理. 在同样运用非抽样 Contourlet 变换时, 又将本文的阈值处理方法与 K. V. Velde 提出的阈值处理方法<sup>[8]</sup>做了比较.

图 7 给出了各种算法对图像进行增强处理的实验结果. 可以看出, 在均采用自适应阈值处理方法时, Contourlet 变换的增强效果要比小波变换的增强效果好, 但

是两者在图像的边缘处都出现了伪 Gibbs 失真; 非抽样 Contourlet 变换的增强效果要比平稳小波变换的增强效果好, 实验结果中不会产生伪 Gibbs 失真. 也就是说在同样的阈值处理方法下, 非抽样 Contourlet 变换的增强效果最好, 所得图像的细节最丰富. 同样采用非抽样 Contourlet 变换做增强时, 用本文的自适应阈值处理方法又比其他的阈值处理方法效果好.

表 1 各种算法的增强结果 RMSE 值与清晰度比较

待增强图像		wt 本文阈值	ct 本文阈值	swt 本文阈值	nsct 本文阈值	nsct K. V. Velde 阈值
Barbara Definition = 944.6	RMSE	22.4797	22.8906	22.9767	25.3864	10.8729
	Definition	3832.3	3972.6	4282.0	5251.1	2082.2
Mandrill Definition = 1210.1	RMSE	28.6213	28.6466	28.7812	36.6337	17.7770
	Definition	5251.1	5525.5	5788.5	9935.9	4206.7

表 1 给出了实验结果的 RMSE 值与清晰度的比较. 从中可以看出, 采用同种阈值处理方法时, 用非抽样 Contourlet 变换做图像增强所得到的结果相对于原始图像的 RMSE 值最大, 清晰度也最高; 都采用非抽样 Contourlet 变换, 但运用不同的阈值处理方法时, 采用本文的自适应阈值处理方法所得到的结果图像的 RMSE 值最高, 清晰度也最大. 也即利用本文算法进行图像增强时, 图像的增强效果最好, 增强后的图像最清晰. 但通过实验, 我们也发现本文算法的运行时间较其他算法要长一些, 这是因为非抽样 Contourlet 变换得到的每一个尺度每一个方向上的子带图像都和原始图像的大小相同, 方向又较多, 要处理的数据也较多, 所以算法的运行时间较长, 但是它可以得到更好的实验结果.

## 6 结束语

本文研究了非抽样 Contourlet 变换的原理, 利用其多尺度多方向性以及平移不变性, 提出了一种基于非抽样 Contourlet 变换的自适应阈值图像增强算法, 根据变换系数来自适应地调整阈值和确定增强函数, 实验证明了算法的有效性. 但如何提高算法的实时性是进一步要研究的问题.

## 参考文献:

- [1] Brown T J. An adaptive strategy for wavelet based image enhancement [A]. Proceedings of Irish Machine Vision and Image Processing Conference [C]. Belfast, Northern Ireland, 2000. 67 - 81.
- [2] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Trans Image Processing, 2005, 14(12): 2091 - 2106.
- [3] Andrew P, Bradley. Shift-invariance in the discrete wavelet

transform [A]. Digital Image Computing: Techniques and Applications [C]. Sydney, Australia, 2003. 29 - 38.

- [4] Arthur L Cunha, Jianping Zhou, M N Do. The nonsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Trans Image Processing, 2006, 10(15): 3089 - 3101.
- [5] 焦李成, 谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和展望 [J]. 电子学报, 2003, 31(12A): 1975 - 1981.  
Jiao Licheng, Tan Shan. Development and prospect of image multiscale geometric analysis [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(12A): 1975 - 1981. (in Chinese)
- [6] Andrew F Laine, Xuli Zong. A multiscale sub-octave wavelet transform for de-noising and enhancement [J]. Proceedings of SPIE, 1996, 2825: 238 - 249.
- [7] 冼广铭, 等. 紧支撑二维小波多尺度融合图像效果评价 [J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(15): 2740 - 2743.  
Xian Guangming, et al. Objective effect evaluation of image fusion based on 2-D compact supported wavelet [J]. Computer Engineering and Design, 2006, 27(15): 2740 - 2743. (in Chinese)
- [8] Koen Vande Velde. Multiscale color image enhancement [A]. Proceedings of International Conference on Image Processing [C]. Tokyo, Japan, 1999. 584 - 587.

## 作者简介:



梁 栋 男, 1963 年出生于安徽合肥, 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.  
E-mail: dliang@ahu.edu.cn

殷 兵 女, 1983 年生于山东枣庄, 硕士研究生. 研究方向为图像信息处理.