

一种新的非下采样 Contourlet 域图像去噪算法

付仲凯¹ 王向阳^{1,2} 郑宏亮¹

(辽宁师范大学计算机与信息技术学院 大连 116029)¹

(苏州大学江苏省计算机信息处理技术重点实验室 苏州 215006)²

摘 要 作为新型高维奇异性分析工具,非下采样轮廓(Nonsampled Contourlet)变换不仅克服了小波(Wavelet)变换的非奇异性最优基缺点,而且提供了优于轮廓(Contourlet)变换的平移不变性。以性能优越的非下采样轮廓变换为基础,提出了一种新的图像去噪方法。该方法首先对图像进行非下采样轮廓变换,以得到不同尺度、不同方向上的变换系数;然后结合噪声分布特点确定多尺度阈值,并依此阈值对高频系数进行去噪处理;最后对去噪处理后的变换系数进行反变换,以得到去噪图像。仿真实验结果表明,该方法不仅拥有较强的抑制噪声的能力,而且具有较好的边缘保护能力,同时消除了图像边缘附近的伪吉布斯(Gibbs)现象,整体性能优于小波变换图像去噪和轮廓变换图像去噪方法。

关键词 图像去噪,非下采样轮廓变换,多尺度阈值,伪吉布斯现象

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Image Denoising Using Nonsampled Contourlet Transform and Multi-scale Thresholds

FU Zhong-kai¹ WANG Xiang-yang^{1,2} ZHENG Hong-liang¹

(School of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China)¹

(Jiangsu Province Key Lab. for Computer Information Processing Technology, Suzhou University, Suzhou 215006, China)²

Abstract The nonsampled contourlet transform is a fully shift-invariant, multi-scale, and multi-direction expansion that has better directional frequency localization and a fast implementation. We proposed a novel image denoising method by incorporating the nonsampled contourlet transform. The fully shift-invariant property and the high directional sensitivity of the nonsampled contourlet transform make the new method a very good choice for image denoising. Firstly, the image was decomposed in different subbands of frequency and orientation responses using the nonsampled contourlet transform. Then the multi-scale thresholds were computed according to noise distribution, and used to shrink the nonsampled contourlet coefficients. Finally, the modified nonsampled contourlet coefficients were transformed back into the original domain to get the denoised image. Simulation results show that the method can obtain higher peak-signal-to-noise ratio, compared with other recent image denoising methods, such as wavelet denoising and contourlet denoising.

Keywords Image denoising, Nonsampled contourlet transform, Multi-scale threshold, Gibbs

1 引言

图像去噪是图像处理领域的重要研究课题之一。一方面,它能够有效抑制噪声,为后续处理提供更为精确的信息,如边缘检测、目标识别等;另一方面,去噪声方法研究有助于促进其他图像处理与分析问题的解决,如图像恢复、图像分割等。总体说来,可以将图像去噪方法划分为线性滤波去噪和非线性滤波去噪两大类。其中,线性滤波方法具有一定的平滑噪声能力,但普遍存在边缘保护能力较差等不足。相对而言,非线性滤波方法在图像去噪方面显示出了更强的技术优

势。小波(Wavelet)变换是一种优秀的非线性滤波方法,具有时频聚焦、多分辨率、低冗余度、小波基丰富等特点,非常适合图像去噪。Xu等^[2]提出了一种基于空域相关性的噪声去除方法,该方法能够根据信号与含噪声小波系数在相邻尺度之间的相关性进行滤波,虽不够精确,但直接、易实现。Donoho等^[3]提出了信号去噪的软阈值方法和硬阈值方法。Gao等^[4]把软阈值和硬阈值方法进行了推广,提出了 Semisoft 阈值方法。Chang等^[5]将自适应阈值和平移不变去噪思想结合起来,提出了一种自适应小波阈值去噪方法。Chen等^[6]根据图像小波系数的相关性,提出了基于邻域小波系数的图像阈值

到稿日期:2008-12-26 返修日期:2009-03-02 本文受国家自然科学基金(60773031,60873222),计算机软件新技术国家重点实验室(南京大学)开放基金(A200702),大连市科技基金(2006J23JH020),江苏省计算机信息处理技术重点实验室(苏州大学)开放课题基金(KJS0602),“图像处理与图像通信”江苏省重点实验室(南京邮电大学)开放基金(ZK205014)和辽宁省教育厅高等学校科研项目(2008351)资助。

付仲凯(1985-),男,硕士研究生,主要研究方向为数字图像去噪;王向阳(1965-),男,教授,CCF高级会员,主要研究方向为多媒体信息处理技术、网络信息安全技术,E-mail:Wxy37@126.com。

去噪算法。Stain 等^[7]提出了无偏风险估计(SURE)理论,并据此给出了一系列小波域图像去噪方法^[8-10]。然而对于图像来说,边缘不连续性是按照空间分布的,这种奇异性影响了小波展开级数中的许多项,所以小波展开的系数不是稀疏的,从而影响了逼近误差。

为了有效克服小波变换在图像去噪方面的不足,人们将目光转向了新型奇异性分析工具。脊波(Ridgelet)变换^[11]、曲波(Curvelet)变换^[12]和轮廓(Contourlet)变换^[13]正是为解决二维或更高维奇异性而出现的新型分析工具。遗憾的是Randon变换的存在决定了脊波和曲波的计算复杂度和冗余度都很高,大大限制了其在图像去噪领域的应用。轮廓变换是M. N. Do和Martin Vetterli提出的一种“真”二维图像表示方法,可以很好地捕获图像几何结构。然而,轮廓变换是在离散域内进行的^[14],采样操作使其丧失了平移不变性,从而导致图像去噪时奇异点周围存在伪吉布斯(Gibbs)现象^[13,15]。

以非下采样金字塔分解及非下采样方向滤波器组为基础,Arthur等^[16]给出了一种改进的轮廓变换,即非下采样轮廓(Nonsubsampled Contourlet)变换。与轮廓变换相比,非下采样轮廓变换不仅具有平移不变性,而且具有良好的频率选择性和正则性,非常适合图像去噪与恢复。本文以非下采样轮廓变换为基础,提出了一种新的图像去噪方法,首先对噪声图像进行非下采样轮廓变换,然后利用多尺度阈值对高频系数进行处理,最后重构回原图像。

2 非下采样轮廓变换相关理论简介

轮廓变换是通过塔形方向滤波器组(PDFB)把图像分解成各个尺度上的带通方向子带,主要由两个步骤实现:子带分解和方向变换。首先,用Laplacian(LP)金字塔分解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。为了保留轮廓变换的频率分割结构同时实现平移不变性,将原轮廓变换中对图像的下采样步骤去掉,即得到非下采样轮廓变换。图1给出了非下采样轮廓变换的总体结构示意图。显然,非下采样轮廓变换主要由两个具有不变性的部分组成:(1)非下采样金字塔分解,保证了变换多尺度特性;(2)非下采样方向滤波器组,使变换具有多方向性。

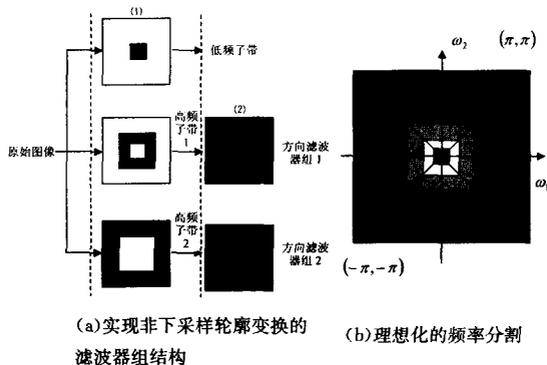
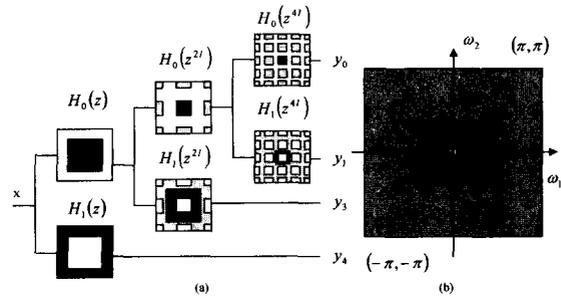


图1 非下采样轮廓变换

2.1 非下采样金字塔分解

非下采样金字塔分解为非下采样轮廓变换提供了多尺度特性,是一种平移不变的滤波器结构,能实现和拉普拉斯金字塔分解类似的子带分解形式。非下采样金字塔分解可以通过

双通道非下采样二维滤波器组来实现。图2给出了分解层数 $J=3$ 的非下采样金字塔分解示意图,它与非下采样小波变换^[17]相似,有 $J+1$ 的冗余度。在第 j 层,低通滤波器的理想通频带为 $\left[-\frac{\pi}{2^j}, \frac{\pi}{2^j}\right]^2$,因此等效高通滤波器的理想通频带为低通滤波器的互补区间,如 $\left[-\frac{\pi}{2^{j-1}}, \frac{\pi}{2^{j-1}}\right]^2 \cup \left[-\frac{\pi}{2^j}, \frac{\pi}{2^j}\right]^2$ 。各层滤波器设计可以通过对第一层滤波器进行上采样获得,这样在获取多尺度特性的同时又不需要设计额外的滤波器。需要注意的是,这种分解过程具有 $J+1$ 的冗余度,即在此结构中一幅带通图像在每一层将产生 $J+1$ 的冗余,而在小波变换结构中,3个方向的图像在每一层将会产生 $3J+1$ 的冗余。因此,这里所介绍的非下采样金字塔结构更具普遍性,其优势是限制条件少,并且能获得更好的滤波器。



(a)三层金字塔分解:浅灰色区域表示由插值引起的频率混叠;(b)二维频率平面上的子带

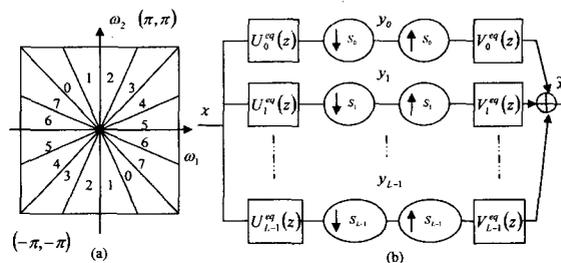
图2 非下采样金字塔分解

2.2 非下采样方向滤波器组

轮廓变换中的方向滤波器组是通过下采样和图像扭转的方法构造扇形滤波器、象限滤波器及平行滤波器核心部分,之后通过上述滤波器的组合和对图像的扭转操作来构成多级方向滤波器组。Bamberger等^[18]设计的方向滤波器组就是通过将临界采样的双通道扇形滤波器组和重采样操作结合在一起实现的,结果是产生了一个树形滤波器组,可以将频率平面分割成图3(a)所示的具有方向性的楔形。树形结构的滤波器组等效于图3(b)所示的结构,在此采样和插值矩阵 S_k ($0 \leq K \leq 2^l - 1$)由下式给出:

$$S_k = \begin{cases} \text{diag}(2^{l-1}, 2), 0 \leq K \leq 2^{l-1} - 1 \\ \text{diag}(2, 2^{l-1}), 2^{l-1} \leq K \leq 2^l - 1 \end{cases}$$

其中, l 表示树形结构的级数。



(a)二维频率平面的理想分割($l=3$);(b)多通道滤波器组(通道的个数为 $L=2^l$,其中 l 表示树形结构的级数)

图3 方向滤波器组

不难看出,Bamberger等所设计的方向滤波器组不是平

移不变的。若想使其方向性分解具有平移不变性,则可以通
过非下采样方向滤波器组获得。非下采样方向滤波器组可以
通过去除图 3(b)中的采样和插值算子实现,从而形成了由双
通道非下采样滤波器组构成的分解树。对于非下采样方向滤
波器组来说,其分析滤波器部分第 k 个通道的等价滤波器是
 $U_k^a(z)$,这样,每一个滤波器 $U_k^a(z)$ 都是由 l 个较简单的滤
波器组成的。与方向滤波器组相似,在非下采样方向滤波器组
的分解结构中,构成非下采样滤波器组的滤波器也是一些扇
形滤波器或钻石滤波器。

3 基于非下采样轮廓变换的多尺度阈值图像去噪

在图像去噪中,一般假设原始图像被均值为零、方差为
 σ^2 的加性平稳高斯白噪声所污染,则含噪声图像在非下采样
轮廓变换域可表示为:

$$y(i, j) = s(i, j) + \epsilon(i, j)$$

其中, $s(i, j)$ 和 $\epsilon(i, j)$ 分别表示原始图像和噪声的非下采样轮
廓变换系数。为了表示方便,这里省去了不同尺度和子带的
下标。而所谓非下采样轮廓变换域图像去噪,就是要从含噪
声图像的非下采样轮廓变换系数 y 中恢复原始图像的非下采
样轮廓变换系数,并保持原始图像非下采样轮廓变换系数 s
的特征,优化均方差。

本文以性能优越的非下采样轮廓变换为基础,结合多尺
度阈值理论,提出了一种新的非下采样轮廓变换域图像去噪
方法,其基本工作步骤如下:

(1) 确定非下采样轮廓变换(分解)的层数 K ,对含噪声
图像进行非下采样轮廓变换,以得到低频系数 a_0 和高频系数
 d_0, d_1, \dots, d_{K-1} 。其中,噪声主要分布于非下采样轮廓变换的
高频系数内。

(2) 结合噪声分布特点确定多尺度阈值,并对非下采样
轮廓变换域的高频系数进行处理,以得到新的非下采样轮廓
变换系数。

阈值去噪是一种实现简单而效果较好的非线性去噪方
法,其优点是噪声可以得到很好的抑制,且反映原始特征的尖
峰点得到很好保留。最早的阈值去噪方法是 Donoho 提出的
VisuShrink 方法,又称为通用阈值去噪法。

总体说来,阈值函数有 2 种:硬阈值函数和软阈值函数。
而估计方法为:设 $d_i (i=0, 1, \dots, k-1)$ 是原始非下采样轮廓
变换高频系数, $\hat{d}_i (i=0, 1, \dots, k-1)$ 是阈值化后的非下采样
轮廓变换高频系数, T 是阈值,那么对于硬阈值函数,有:

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

对于软阈值函数,有:

$$\hat{d}_i = \begin{cases} \text{sgn}(d_i) \cdot (|d_i| - T), & |d_i| \geq T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (i=0, 1, \dots,$$

$K-1)$

硬阈值可较好地保留图像边缘等局部特征,但重构后图
像会出现振铃、伪吉布斯效应等视觉失真;软阈值方法去噪效
果相对更平滑,但通常会造边缘细节的模糊。本文将采纳
简单易行的硬阈值去噪方案。

针对阈值去噪方法,如何选取阈值将直接关系到图像去
噪效果。通常,如果选取阈值较小,则可以尽可能多地保留系
数,从而可能保留更多的图像信息,但同时噪声也被保留;反

过来,如果阈值设定较大,则可以消除更多噪声,但同时也会
损失图像中的高频信息。Donoho 提出了阈值去噪方法的萎
缩阈值 $\delta = \sigma \sqrt{2 \ln(N)}$,并证明了该阈值是最佳阈值的上限
但不是最佳阈值^[19]。Sure Shrink 阈值^[8,9]和 GCV 准则法可
以求出理想阈值的估计值,但没有显式的表达式,并且阈值的
计算需事先知道信号本身,但在实际求取时这是不可能的。

非下采样轮廓变换具有去相关性,保证了图像经变换
后的能量集中在有限的变换域系数上,其余大部分变换域系
数的幅值接近于零;高斯白噪声经变换后仍是白噪声,能量分
布在所有的变换域系数上。对含噪声图像 y 进行多级非下采
样轮廓变换,得到:

$$y_k = s_k + \epsilon_k$$

其中, s_k 为原始图像经过非下采样轮廓变换后第 k 个尺度
的系数; ϵ_k 为噪声经过非下采样轮廓变换后第 k 个尺度的系数。

由于含噪声图像经过多级非下采样轮廓变换后各尺度、
各子带的能量分布是不同的,具体地说,低尺度子带中系数主
要是图像信息,噪声占的比重比较小,因此对其进行去噪时阈
值应该适当地减小;而在高尺度子带中,噪声占有比重增加,
图像信息减少,对其进行去噪时阈值应该适当放大。

根据上述非下采样轮廓变换域噪声分布的特点,本文采
纳了如下多尺度阈值确定方法:

$$T_k = \sigma \sqrt{2 \ln(N)} \times 2^{(k-K)/2} \quad (k=0, \dots, K-1)$$

其中, N 是图像的像素个数, K 是非下采样轮廓变换层数(即
总尺度数), σ 是噪声的大小, k 为尺度等级。

(3) 对处理后的高频系数 $\hat{d}_0, \hat{d}_1, \dots, \hat{d}_{K-1}$ 和低频系数 a_0
进行非下采样轮廓逆变换,即得到去噪后的图像。

4 仿真实验与分析

为了验证本文图像去噪算法的正确性和有效性,以下选
取 $512 \times 512 \times 8\text{bit}$ 标准灰度图像(Lena, Mandrill 和 Barbara)
叠加均值为零的白噪声进行实验。高斯白噪声方差分别为
20, 30, 40, 50, 并与小波域去噪方法、轮廓变换域去噪方法进
行了对比。实验中,小波域去噪采用了“db8”小波对图像进行
三层小波分解;轮廓变换域去噪选择了“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;非下采样轮
廓变换域去噪所采用的分解级数为三级,方向数分别为 4, 8,
8。 σ 采用中位数估计法获得,即 $\sigma = \text{Median}(|d_1|) / 0.6745$,
其中 d_1 为含噪信号 y 的第一层分解得到的高频系数序列。

图 4、图 5 和表 1 给出了 $512 \times 512 \times 8\text{bit}$ 标准灰度图像
(Lena, Mandrill 和 Barbara)的去噪结果。

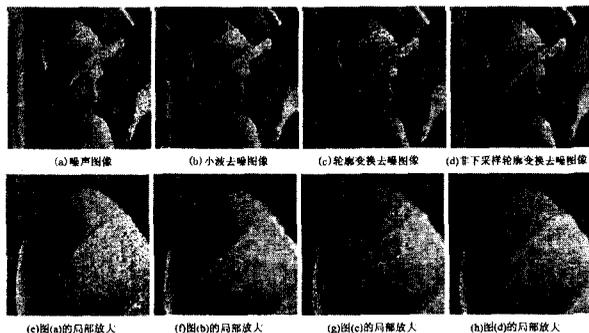


图 4 标准灰度图像 Lena 的去噪(噪声 $\sigma=40$)结果及局部放大

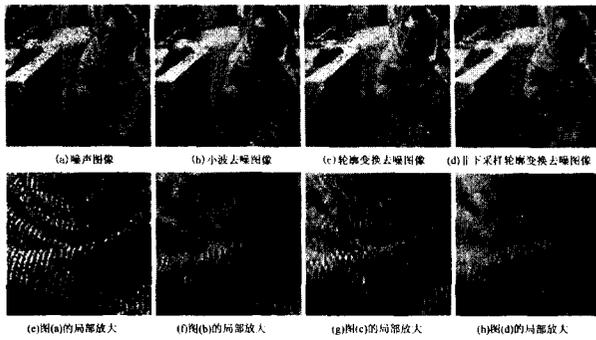


图5 标准灰度图像 Barbara 的去噪(噪声 $\sigma=40$)结果及局部放大

表1 含噪声图像与去噪声图像的峰值信噪比对照(3种方法)

图像	噪声标准差 σ	PSNR/dB			
		噪声图像	小波去噪	轮廓变换去噪	非下采样轮廓变换去噪
Lena	20	22.18	28.13	29.41	30.94
	30	18.17	26.84	27.48	29.33
	40	16.37	25.97	26.52	27.72
	50	14.60	25.27	25.49	26.30
Barbara	20	22.22	23.92	24.73	25.51
	30	18.82	22.38	23.32	24.78
	40	16.50	21.40	22.58	23.79
	50	14.80	20.07	21.14	22.60
Mandrill	20	22.17	22.57	23.04	23.85
	30	28.67	20.53	20.99	21.22
	40	16.30	20.22	20.57	20.76
	50	14.55	19.96	20.23	20.35

分析对比上述实验结果,不难得出如下结论:

(1)本文算法对平滑图像(如 Lena)和边缘图像(如 Barbara)的去噪效果良好,明显优于小波域去噪方法和轮廓变换域去噪方法。例如,对于标准灰度图像 Lena 和 Barbara,本文算法(即非下采样轮廓变换域去噪方法)的峰值信噪比(PSNR)比小波域去噪高 2~2.5dB,比轮廓变换域去噪高 1~1.5dB。

(2)本文算法对纹理图像(如 Mandrill)的去噪效果一般,但仍好于小波域去噪方法和轮廓变换域去噪方法。这是因为非下采样轮廓变换所提取的图像方向性是有限的,并不能提取任意方向性,以至于对部分复杂纹理无法获得很好的去噪声效果。

(3)本文算法能够很好恢复图像的细节轮廓信息(如 Lena 帽檐、Barbara 裤子纹理等),较好地克服了小波去噪、轮廓变换去噪伪吉布斯(Gibbs)现象所带来的视觉失真。

结束语 图像去噪是整个图像处理过程的关键步骤之一。本文以同时具有平移不变性、频率选择性、正则性等优良性能的非下采样轮廓变换理论为基础,提出了一种新的图像去噪方法。方法首先对图像进行非下采样轮廓变换,以得到不同尺度、不同方向上的变换系数;然后结合噪声分布特点确定多尺度阈值,并依此阈值对高频系数进行去噪处理;最后对去噪处理后的变换系数进行反变换,以得到去噪图像。实验结果表明,本方法不仅拥有较强的抑制噪声的能力,而且具有

较好的边缘保护能力,同时能够消除图像边缘附近的伪吉布斯(Gibbs)现象。

参考文献

- [1] Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Trans. on Information Theory, 1992, 38(2): 617-643
- [2] Xu Y, Weaver J, Healy M. Wavelet transform domain filters: A spatially selective noise filtration technique[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1994, 3(6): 747-758
- [3] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455
- [4] Gao H, Bruce A. WaveShrink with firm shrinkage[J]. Statistics, Sinica, July 1997: 855-874
- [5] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2000, 9(9): 1532-1546
- [6] Chen G Y, Bui T D, Krzyzak A. Multiwavelets image denoising using neighboring coefficients[J]. IEEE Trans. on Image Processing Letters, 2003, 10(7): 211-214
- [7] Stein C M. Estimation of the mean of a multivariate normal distribution[J]. Annals of Statistics, 1981, 9(6): 1135-1151
- [8] Huang H C, Lee C M T. Data adaptive median filters for signal and image denoising using a generalized SURE criterion [J]. IEEE Trans. on Image Processing Letters, 2006, 13(9): 561-564
- [9] 曲天书,戴逸松,王树勋. 基于 SURE 无偏估计的自适应小波阈值去噪[J]. 电子学报, 2002, 30(2): 266-268
- [10] Luisier F, Blu T, Unser M. Sure-based wavelet thresholding integrating inter-scale dependencies[C]//Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'06). Atlanta GA, USA, October 2006: 1457-1460
- [11] Do M N, Vetterli M. The finite ridgelet transform for image representation[J]. IEEE Trans Image Processing, 2003, 12(1): 16-28
- [12] Starck J L, Candes E J, Donoho D L. The curvelet transform for image de-noising[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2002, 11(11): 670-684
- [13] 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
- [14] Do M N, Vetterli M. Framing pyramids[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2003, 51(9): 2329-2342
- [15] 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
- [16] Arthur L, Cunha D, et al. The nonsubsampled Contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2006, 10(15): 3089-3101
- [17] Shensa M J. The discrete wavelet transform: Wedding the á trous and Mallat algorithms[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1992, 40(1): 2464-2482
- [18] Bamberger R H, Smith M J. A filter bank for the directional decomposition of image: theory and design [J]. IEEE Trans. on Signal Proceeding, 1992, 40(4): 882-893
- [19] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Trans. on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627

(上接第 237 页)

- [3] Gupta S, Kaiser G E, Grimm P, et al. Automating Content Extraction of HTML Documents [J]. World Wide Web Journal
- [4] 张志刚,陈静,李晓明. 一种 HTML 网页净化方法[J]. 情报学报, 2004(4): 387-393
- [5] 欧健文,董守斌,蔡斌. 模板化网页主题信息的提取方法[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2005, 45(1): 1743-1747

- [6] Deng C, Yu S P, Wen J R, et al. VIPS: a Vision Based Page Segmentation algorithm[R]. MSR-TR-2003-79. 2003
- [7] 王琦,唐世渭,杨冬青,等. 基于 DOM 的网页主题信息自动提取[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(10): 1786-1791
- [8] 高强,张敬之,耿桦,等. 基于重复模式的信息抽取[J]. 计算机科学, 2007, 34(4): 210-212
- [9] 冯艳为,王成良. 基于 Web 部件的个性化网站创建技术. 重庆工学院学报:自然科学版, 2008, 22(2): 121-126