

文章编号 1004-924X(2009)11-2857-07

应用小波域三维 Context 模型的视频图像去噪

卢 刚¹, 闫敬文²

(1. 厦门大学 通信工程系, 福建 厦门 361005; 2. 汕头大学 电子工程系, 广东 汕头 515063)

摘要: 考虑视频图像序列的各帧之间具有较强的相关性, 提出了一种基于三维小波变换和分块 Context 模型的视频去噪新方法(3DWTBCM)。3DWTBCM 法基于视频图像三维小波分解域内系数和噪声分布的特征, 利用小波系数具有局部相关性对其进行分块, 将系数分解成各个局部区域。然后, 将 Context 模型用于局部块中, 按照能量分布将块内的小波系数分成多个子块。对各部分进行能量估计和多阈值估计, 获得去噪最佳阈值, 并有效地消除噪声。实验结果表明, 3DWTBCM 的噪声抑制效果明显优于各种 2D 去噪方法和其他常用的 3D 去噪声方法, PSNR 平均提高 0.5~1.2 dB。而且从视觉效果来看, 本文算法在去除噪声的同时, 较好地保留了运动图像细节, 运动物体显得比较平滑, 不存在传统算法中的拖影、闪烁等现象。

关键词: 视频去噪; 3D 小波变换; 分块; 3D Context 模型

中图分类号: TN911.73; TN941.1 **文献标识码:** A

Video de-noising method based on 3D wavelet transform and block context model

LU Gang¹, YAN Jing-wen²

(1. *Department of Communication Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China;*
2. *Department of Electronic Engineering, Shantou University, Shantou 515063, China*)

Abstract: A video de-noising method based on the 3D Wavelet Transform and Block Context Model (3DWTBCM) is proposed according to the strong correlation between the two frames of video sequence. On the basis of the characteristics of the coefficients in 3D wavelet domain and noise distribution, wavelet coefficients are partitioned into subblocks firstly in the light of local relativity of these coefficients and then the Context model is used in the corresponding subblocks. The wavelet coefficients in each block are divided into several parts by means of their energy distribution in the 3D Context model and each part is estimated by its independent energy distribution. Finally, suitable thresholds are obtained. Experimental results show that 3DWTBCM achieves better de-noising performance than hierarchical 2D de-noising methods and its PSNR is improved more than 0.5–1.2 dB on average in comparison with those of common 3D de-noising methods. In terms of visual quality, 3DWTBCM can effectively preserve the video detail while de-noising the wavelet coefficients and especially can

收稿日期: 2008-10-22; 修订日期: 2008-12-05.

基金项目: 航空科学基金资助项目 (No. 05F07001); 国家自然科学基金资助项目 (No. 60472081)

provide video frames with rapid movements and more textures.

Key words: video de-noising; 3D wavelet transform; blocks; 3D Context model

1 引言

噪声通常存在于数字图像和视频中,对数字图像去噪处理是图像处理的一个热点问题^[1]。利用图像去噪技术可以改善视频图像的视觉效果,同时对后续处理也非常有利,比如压缩编码。目前,对基于小波的静止图像去噪算法研究比较广泛^[2-3],但对视频图像去噪算法的研究相对较少。传统的视频小波去噪方法是在二维小波变换域内对视频序列各帧进行滤波处理,其缺点是滤波后各帧中仍然残留少量噪声,无法完全消除。新的视频去噪算法可分为两类。第一类算法是在传统算法的基础上增加运动检测和运动估计,利用各帧之间的运动相关性,较好地解决运动图像拖尾和运动边缘模糊的问题^[4-5]。但是当视频图像中存在运动轨迹模糊或者光照剧烈变化等现象时,这类算法的效果比较差^[6]。第二类算法是把视频信号看成一个特殊的三维信号,即两个空间维和一个时间维,采用三维变换把它当成一个整体来处理^[7-8]。这类算法对视频中的运动物体进行整体处理,有效解决了前述算法中运动物体拖尾、闪烁以及算法鲁棒性不足等问题。三维分解提供的多分辨率数据结构能够将信号系数能量集中化,同时将噪声均匀地分摊到分解的各个结构中,为进一步采用阈值去噪奠定良好的基础^[9-10]。

文献[11]提出了基于 Surfacelet 变换的 3D Context 模型视频去噪方法,因为没有再采用再分块,导致去噪声性能无法进一步提高。本文提出一种基于三维小波变换和分块 Context 模型的视频去噪新方法 3DWTBCM。3DWTBCM 对视频图像进行多级三维小波分解,然后将分解得到的小波系数分块,逐块用 Context 模型计算阈值并进行软阈值去噪,然后将去噪系数进行三维小波合成得到去噪结果图像。把传统的 Context 模型从二维拓展到三维后,能够充分利用信号的三维时空信息,按照能量相近与否把小波系数矩阵分成多个部分,每一个部分都有各自的能量估计和相应的阈值。实验结果表明,3DWTBCM 对于视频去噪可取得比较好的效果,优于目前采用的

去噪方法。

2 小波变换对视频图像的稀疏表示

三维小波变换可由二维小波变换加一维小波变换得到。在进行小波分解的时候,三维小波可由张量积得到:

$$\begin{aligned} V^3 &= (L^x \oplus H^x) \otimes (L^y \oplus H^y) \otimes (L^z \oplus H^z) = \\ & (L^x L^y \oplus L^x H^y \oplus H^x L^y \oplus H^x H^y) \otimes (L^z \oplus \\ & H^z) = L^x L^y L^z \oplus L^x H^y L^z \oplus H^x L^y L^z \oplus \\ & H^x H^y L^z \oplus L^x L^y H^z \oplus L^x H^y H^z \oplus H^x L^y H^z \oplus \\ & H^x H^y H^z, \end{aligned} \quad (1)$$

式中, \oplus 代表空间求和, \otimes 代表滤波器相乘, H^λ 和 L^λ 分别代表沿 λ 方向的高频和低频滤波器, $\lambda = \{x, y, z\}$ 。在(1)式中,三维小波分解将长方体分成 8 个子长方体。多级三维小波分解通过对低通子长方体 $L^x L^y L^z$ 递归循环分解来实现。图 1 显示了一级三维分解结果。从图中可以看出,分解操作将长方体分成长宽高均为原来 1/2 的 8 个子长方体,其中 $L^x L^y L^z$ 是低频子长方体,其余 7 个是代表不同方向信息的高频子长方体。

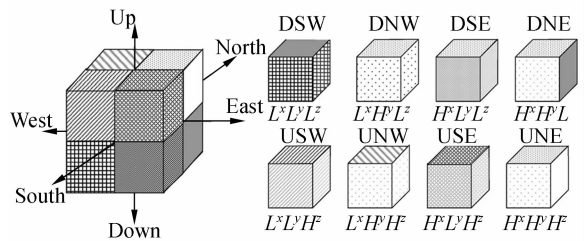


图 1 三维小波一级变换的子波带

Fig. 1 Subbands of one-stage 3D wavelet transform

三维小波合成是分解的逆过程,通过递归运算,可得小波合成的最终结果 V^{3*} 。基于小波的去噪通过改变小波分解后的子数据块的内容(通常是将高频子波带系数变 0 或变小)来实现。小波去噪在实现上常用硬阈值、软阈值、幅度衰减等方法^[9-10]。其中,软阈值方法是一种用得广泛的方法,这种方法如式(2)所示:

$$s^* = \begin{cases} \text{sign}(s)(|s|-t) & |s|>t \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad (2)$$

其中, s 表示输入信号, s^* 表示用阈值 t 产生的输出信号。阈值运算比较简单, 而阈值的选择却是个比较复杂的过程, 是通过计算各子空间小波系数方差后才能获得。

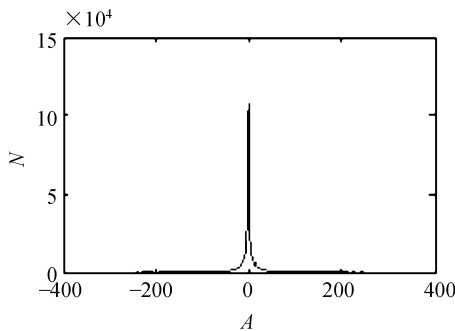
3 基于 3D WT 和分块 Context 模型的视频图像去噪方法

与二维数据比较, 三维视频序列的数据量比较大, 如果直接用软阈值和硬阈值方法对每个子长方体数据进行去噪处理, 无法充分利用帧间局部相关性, 处理的效果不会很理想。实验证明, 3D 小波变换直接加软/硬阈值的方法去噪结果图像的 PSNR 比逐帧 2D 去噪低 1 dB 左右。为了克服这个缺点, 设计了一种充分利用局部数据相关性的分块 Context 模型, 并应用于三维小波变换的视频图像数据进行去噪, 即本文中的 3DWTBCM。

3.1 3D WT 系数分析

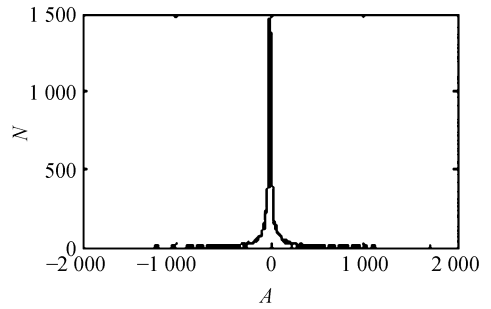
小波域图像去噪, 需要根据分解后各层系数的分布情况选择不同的阈值。自适应阈值去噪算法能够在去除噪声的同时保留图像的细节。在讨论如何选择去噪阈值之前, 先对小波分解系数进行分析。

分别对 Mobile 图像序列和高斯噪声信号进行三维小波变换, 最精细和最粗糙的高频子波带的系数分布如图 2 所示。横坐标代表了系数的幅值大小, 纵坐标代表系数的个数。由图 2(a)~



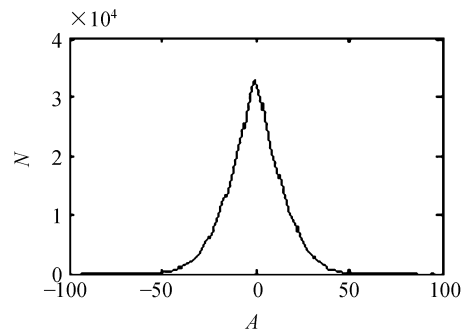
(a) Mobile 图像序列最精细高频子波带

(a) The finest high frequency subband of Mobile sequence



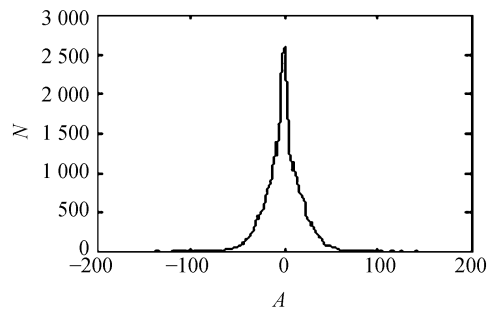
(b) Mobile 图像序列最粗糙高频子波带

(b) The coarsest high frequency subband of Mobile sequence



(c) 高斯噪声最精细高频子波带

(c) The finest high frequency subband of Gaussian noise



(d) 高斯噪声最粗糙高频子波带

(d) The coarsest high frequency subband of Gaussian noise

图 2 三维小波分解后高频系数分布

Fig. 2 Distributions of high frequency coefficients of 3D wavelet transform

(b)可以看出图像序列的小波系数是非常稀疏的, 绝大多数系数在 0 附近, 能量集中在几个大的系数上。而图 2(c)~(d) 显示了高斯白噪声的小波分解最精细和最粗糙的高频子波带的系数, 这

些系数还是呈现高斯分布,噪声能量较为均匀地分布在各层的小波系数上。因此,通过小波分解,可以将图像系数能量集中化,而噪声系数的分布比较分散。设定适当的阈值,在保留能量较大的图像系数的同时将能量较小的噪声系数变为 0,就可以有效地去除图像噪声。

3.2 3DWTBCM 的阈值确定

三维小波分解的系数近似服从高斯分布(GGD)或近似拉普拉斯分布,Grace Chang 等人专门对这种 GGD 模型的阈值作了讨论,得到的阈值表达式如下所示:

$$T(\sigma) = \sigma_n^2 \sqrt{\alpha}, \quad (3)$$

式中, σ_n 为噪声的标准差, α 是信号的标准差,即 $\sqrt{\alpha} = \frac{1}{\sigma_x}$, 所以式(3)可以重写为:

$$T(\sigma) = \sqrt{2} \times \sigma_n^2 / \sigma_x, \quad (4)$$

对于 σ_n 可以通过下式来计算:

$$\sigma_n = \text{median}(|y(i, j, k)|) / 0.6745. \quad (5)$$

3.3 分块 Context 模型

含有噪声的视频图像数据的三维小波分解系数 $y(i, j, k)$ 的方差是信号和噪声的能量和,即 $\text{var}(y) = \sigma_x^2 + \sigma_n^2$ 。对于某个高频子波带的所有小波系数用同一个 σ_n 来估计信号方差效果不理想。为了更好地对小波系数的 σ_n 进行估计,设计了一种基于 3D 分块 Context 模型的处理方法。由于小波系数的相关性是局部的,先将当前高频子波带分成的块,其中 n 的值可取 30、40、50 等,然后将各个块中能量相近的小波系数放在一起,求出这一部分的方差作为这一部分系数的信号和噪声的能量和。这样可将小波系数分成多个部分,每一个部分分别计算能量估计和相应的阈值。当视频数据的长宽高不是 n 的整数倍时, $n \times n \times n$ 分割剩下的块归入邻近的 $n \times n \times n$ 块中,这样虽然有的块尺寸 $> n \times n \times n$,但相对于原始数据大小还是较小的,而且保证了每个块中有足够多的系数参与计算。

每一个系数的 Context 值 $D(i, j, k)$ 可由下式确定:

$$D(i, j, k) = \frac{1}{C} \sum_{(i, j, k) \in \Delta V} k |y(i, j, k)|, \quad (6)$$

式中, ΔV 是三维小波分解方向子波带中系数 $y(i, j, k)$ 的正方体邻域,一般取 $3 \times 3 \times 3$ 大小。 k 为加权系数值,对离 $y(i, j, k)$ 最近的 6 个点 k 取

2,对其余点 k 取 1。 C 为归一化因子,由于的邻域包含了 26 个邻点,故,为邻域中所有 k 的和。

下面考察用 3D Context 模型是否能衡量变换系数能量接近情况。如图 3,对含噪视频进行 3DWT 分解并分块后,任选其中一个子块,发现系数越小它们所对应的 Context 值的分布越密,而系数越大 Context 值的分布就越稀疏。由图 3 可见 $D(i, j, k)$ 值越小,分布得越密; $D(i, j, k)$ 值越大,则分布越稀疏。因此当 Context 值 < 80 时,Context 值每隔 5 分一级,如图 3 窗口 a;当 Context 值 > 80 时则增大分级间隔,如图 3 中窗口 b。

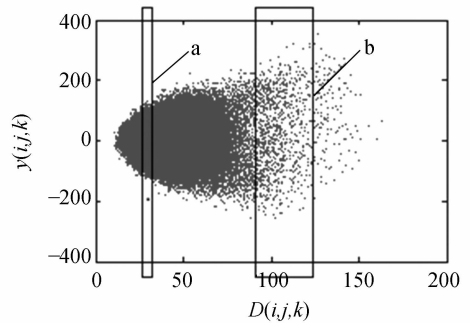


图 3 3D WT 分块子块系数与其对应 Context 的分布关系图

Fig. 3 Distributing of 3D WT directional block and Context value

3DWTBCM 视频去噪算法的流程图如图 4 所示。用 Context 模型估计方差的优点是:

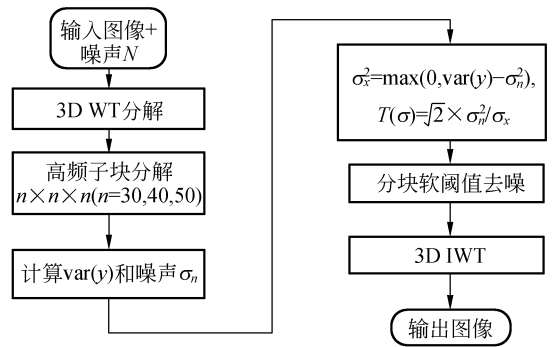


图 4 3DWTBCM 视频去噪算法的流程图

Fig. 4 Flowchart of 3DWTBCM video de-noising algorithm

(1) 用 Context 模型重排后的同类小波系数非常接近,保证了它们之间的相似性;

(2) 每一个数不为 0 的统计类中都有足够多

的样本,从而保证了这种估计的可靠性。

4 实验结果和分析

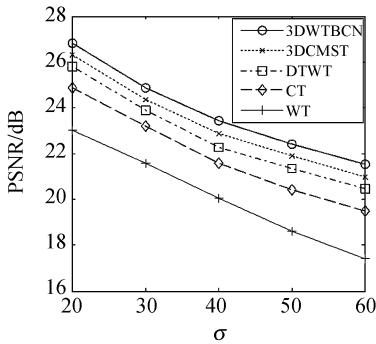
本文采用 SIF 格式的标准视频序列进行实验。运行环境为 CPU P4 2.8 GHz,内存 1.0 GB,Matlab 7.1。视频序列包括小幅度运动的 Mobile、大幅度运动的 Football。首先对视频序列添加不同大小和方差的零均值高斯白噪声,然后分别采用二维小波去噪算法(2DWT),基于双树复数小波去噪算法(DTWT)、基于二维的 Curvelet 去噪算法(CT)、基于三维 Context 模型的 Surfacelet 变换去噪算法(3DCMST)以及 3DWTBCM 分别对含有噪声的视频数据进行去噪。实验中,各种算法对视频数据均进行了三层小波分解。

图 5 给出了四种算法去噪后的 PSNR 值的比较结果。从实验结果,可以得出如下结论:

(1) 本文提出的算法在 PSNR 上明显高于其他三种算法。对于测试的每个序列,本文的方法的 PSNR 高出其它算法 0.5~1.2 dB 左右。基于三维 Context 模型的 Surfacelet 变换算法的去噪效果已经优于传统算法,但无论是 PSNR 还是视觉效果,其效果都不如本文算法;

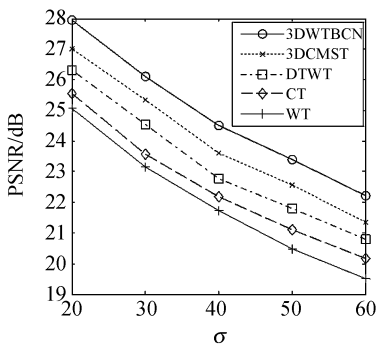
(2) 3DWTBCM 在处理运动量较大和纹理细节比较丰富的视频图像时,效果更加明显。两个视频中,Mobile 属于小幅度运动序列,视频中的所有物体作整体平移运动,各帧之间差异较小;而 Football 属于大幅度运动序列,其中包含的都是杂乱无章的大面积的运动。由图 5 可见,对运动量较小的 Mobile 图像序列去噪后,3DWTBCM 在处理 Mobile 序列时,PSNR 值比 3DCMST 算法提高了约 0.5~0.6 dB,而在处理 Football 序列时,PSNR 值比 3DCMST 算法提高了约 1~1.2 dB;

(3) 图 6 的去噪效果图可以看出,3DWTBCM 能够更好地恢复图像细节信息,视觉效果明显优于其他算法。限于客观条件,本文中只能给出视频中某一帧的效果图,实际上,当播放完整的视频序列时,3DWTBCM 的视觉效果会更加的突出,不存在其他算法中常见的拖影、闪烁等现象。



(a) Mobile 视频序列

(a) Mobile video sequence



(b) Football 视频序列

(b) Football video sequence



(a) 原始图像

(a) Original image

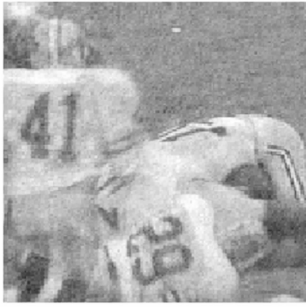


(b) 加噪图像(PSNR=18.62 dB)

(b) Noisy image (PSNR=18.62 dB)

图 5 5 种去噪方法结果对比

Fig. 5 Comparison of five de-noising methods



(c) CT(PSNR=23.19 dB)



(d) DTWT(PSNR=23.68 dB)



(e) 3DCMST (PSNR = 24.90 dB)



(f) 3DWTBCM(PSNR=25.96 dB)

图 6 Football 去噪效果图

Fig. 6 De-noising results of football

在实际应用中,还要考虑到算法的运算效率。

表 1 为 3DWTBCM 在不同尺寸大小信号下的

Matlab 程序运行时间。

表 1 3DWTBCM 运行时间

Tab.1 Running time of 3DWTBCM

数据大小	运行时间/s
128×128×128	20.4
192×192×192	62.92
256×256×256	160.30

从表 1 可以看出,3DWTBCM 处理 256 frame 大小的图像需要 160 s 左右,对于 25 frame/s 实时采集的图像来说,1 s 采集的图像需要大约 16 s 才能完成去噪,故不能进行实时采集图像信号去噪处理。不过 Matlab 是解释型的运行环境,算法运行效率不高,如果将算法移植到 VC 下编译运行,并用 MMX、SSE 和 SSE2 并行处理指令进行速度优化,运算速度有望达到实时要求。

5 结 论

小波变换具有显著的局部特性,可以有效地将图像中的干扰信号和正常信号区分开来。本文提出了一种新的视频序列去噪方法 3DWTBCM。首先,对带有噪声的图像序列进行三维小波分解,然后对分解后的高频子带进行分块。再将分块后的小波数据用 3D Context 模型划分成多个部分,对每个部分的数据进行阈值计算,将该部分的数据用计算得到的阈值进行软阈值去噪,最后将去噪后的小波系数进行三维小波合成,得到去噪视频的最终结果图像。应用分块后,确定阈值更为精确,从而能取得良好的去噪效果。实验结果表明 3DWTBCM 的去噪图像的 PSNR 比其它去噪方法高 0.5~1.2 dB 左右。由去噪结果图像可以看出,该方法能有效地保护图像纹理信息,去噪图像中的物体的细节部分显得比较清晰。另外,从实验结果还可得出该方法对运动较剧烈的图像有较好的效果。这是因为三维小波分解充分利用了视频图像帧内与帧间的相关性。由于计算 Context 值的运算量较大,本文算法的计算量比较大,这在一定程度上影响了图像的即时处理,这也是下一步需要继续改进的地方。

参考文献:

- [1] 闫丰,于子江,于晓,等. 电晕探测紫外 ICCD 相机图像噪声分析与处理[J]. 光学精密工程,2006,14(4):709-713.
YAN F, YU Z J, YU X, *et al.*. Noise analysis and processing of ultraviolet ICCD for corona detection [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(4): 709-713. (in Chinese)
- [2] 同武勤,凌永顺,黄超超,等. 数学形态学和小波变换的红外图像处理[J]. 光学精密工程,2007,15(1):139-144.
TONG W Q, LING Y SH, HUANG CH CH, *et al.*. Processing method of IR image based on mathematical morphology and wavelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1): 139-144. (in Chinese)
- [3] 曹万鹏,陈刚,车仁生,等. 一种基于小波变换的照明无关边缘检测和模糊增强方法[J]. 光学精密工程,2007,15(7):1144-1150.
CAO W P, CHEN G, CHE R SH, *et al.*. An illumination-independent edge detection and fussy enhancement [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(7): 1144-1150. (in Chinese)
- [4] 陈勇兵,郭晓云,沈未名. 一种鲁棒性的基于运动估计的自适应时空域视频去噪算法[J]. 计算机应用,2006,26(8):1882-1887.
CHEN Y B, GUO X Y, SHEN W M. Robust adaptive spatio-temporal video denoising algorithm based on motion estimation [J]. *Computer Applications*, 2006, 26(8): 1882-1887. (in Chinese)
- [5] MUJICA F A, LEDUC J P, MURENZI R, *et al.*. A new motion parameter estimation algorithm based on the continuous wavelet transform [J]. *IEEE Trans, Image Processing*, 2000, 9(4): 873-888.
- [6] LU Y, DO M N. Video processing using the 3-dimensional surfacelet transform [C]. *Fortieth Annual Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove*, 2006: 883-887.
- [7] CHANG E, ZAKHOR A. Subband video coding based on velocity filters [J]. *IEEE Trans. Circuits and Systems*, 1992, 5(10-13): 2288-2291.
- [8] HOSSEIN R, MANSUR V, SAEED G. Video denoising based on a bivariate Cauchy distribution in 3-D complex wavelet domain [C]. *9th International Symposium on Signal Processing and Its Applications*, 2007, 2007: 1-4.
- [9] CHEN Z K, NING R L. Breast volume denoising and noise characterization by 3D wavelet transform [J]. *IEEE Trans., Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2004, 28: 235-246.
- [10] HOSSEIN R, MANSUR V. Image/video denoising based on a mixture of Laplace distributions with local parameters in multidimensional complex wavelet domain [J]. *Signal Processing*, 2008, 88(1): 158-173.
- [11] 肖弘智,闫敬文,屈小波. 基于 Surfacelet 变换的 3D Context 模型视频去噪新方法[J]. 电子学报, 2008, 36(7): 1460-1464.
XIAO H ZH, YAN J W, QU X B. A novel video de-noising method with 3D Context model based on surfacelet transform [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2008, 36(7): 1460-1464. (in Chinese)

作者简介:



卢 刚(1977—),男,重庆人,博士研究生,主要研究方向为图像/视频压缩和去噪。E-mail: lugang518@126.com

通讯作者:



闫敬文(1964—),男,吉林磐石人,博士,教授,博士生导师,汕头大学电子工程系教授,主要研究方向为小波理论及其应用、图像压缩、图像处理和分析、遥感图像处理及其软件开发。E-mail: jwyan@stu.edu.cn