

基于双域滤波的三维块匹配视频去噪算法

肖进胜^{1,2}, 李文昊¹, 姜红¹, 彭红¹, 朱神添¹

(1. 武汉大学 电子信息学院, 湖北 武汉 430072; 2. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

摘要: 将双域滤波和三维块匹配算法相结合, 充分利用了视频序列的时空频域的相关性, 进行视频去噪。将三维块匹配视频去噪算法中小波阈值去噪得到的图像替换原引导图像, 抑制了双域滤波算法基本层不平滑的问题。参考残差矩阵的能量谱对短时傅里叶变换系数进行阈值收缩, 减少细节层的噪声残留。实验结果表明, 本算法有效地解决了双域滤波算法的基本层不平滑、细节层有噪声残留的问题, 主观和客观对比也表明, 本算法有着较为优秀的去噪效果。

关键词: 视频去噪; 双域滤波; 三维块匹配; 小波阈值

中图分类号: TP391.6

文献标识码: A

Three dimensional block-matching video denoising algorithm based on dual-domain filtering

XIAO Jin-sheng^{1,2}, LI Wen-hao¹, JIANG Hong¹, PENG Hong¹, ZHU Shen-tian¹

(1. School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: The dual-domain filtering was used to remove the video noise combining with three dimensional block-matching. The correlation of time-space domain for the video sequence was fully considered. The noisy image was replaced by the result of wavelet thresholding in three dimensional block-matching video denoising algorithm as guide image, so that the base layer was smoother. Then, considering the energy spectrum of the residual matrix, the short-time Fourier transform coefficients were shrinkage which decreased the noise of the detail layer. Experimental results show that the proposed algorithm has better base layer and detail layer than the original dual-domain filtering. The subjective and objective comparison between different algorithms also proves that proposed algorithm has better denoising result.

Key words: video denoise; dual-domain filtering; three dimensional block-matching; wavelet thresholding

1 引言

视频去噪是将数字视频图像的特点与现有的信号处理技术相结合, 尽可能地去掉视频图像中噪声干扰的一种多媒体信息处理技术。视频去噪方法多种多样, 有对视频序列单帧图像(像素点)直接进行处理的空域去噪, 还有针对视频序列中多帧图像在时间域上的相关性, 利用多帧图像之间的冗余信息, 进行时域上去噪。但空域或时域去噪, 没有将噪声和图像信号区分开, 难免会造

成图像细节丢失、边缘模糊。另外, 还有变换域去噪, 利用噪声和原始信息在变换域不同的属性, 增强原始信息并抑制噪声。由于变换域去噪方法区分了噪声和图像信号, 因此取得了较为优秀的去噪性能。而变换域去噪中, 小波变换又以其精密的频谱分析, 得到了广泛的研究。Donoho^[1,2]较早提出基于小波域的阈值去噪算法。简单的阈值去噪会造成图像的偏差较大, 学者利用不同的模型改进阈值的选取。Pizurica等^[3]提出基于贝叶斯模型的阈值去噪, 除了对阈值函数的改进, 还

收稿日期: 2014-05-14; 修回日期: 2015-07-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61471272,91120002); 国家留学基金资助项目(201306275044)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61471272,91120002); The State Scholarship Fund of China (201306275044)

有学者例如 Selesnic^[4]结合视频序列的时域信息,提出将视频序列作为三维信号进行三维小波变换,然后再进行阈值去噪,但这些单纯的小波域处理都无法避免阈值函数带来的偏差问题。

近年来,有学者结合视频序列的时空相关性对小波阈值去噪进行改进。例如文献[5]提出的空时双变量高斯混合模型(ST-GSM, spatiotemporal Gaussian scale mixture),对含噪的多帧图像进行建模,从含噪的小波系数中恢复原始信号。文献[6]提出一种基于块匹配和三维滤波的视频去噪(VBM3D, video block-matching and three dimensional filtering)算法,通过块匹配对图像块进行分组,在变换域抑制噪声。这些算法都充分利用了视频序列的相关性,其中,以 VBM3D 算法的去噪性能较为优秀,但是该算法去噪后的视频帧存在块效应的问题。

最近,文献[7]提出了通过矩阵低秩近似恢复原始视频信号的算法,该算法对含噪视频建立矩阵模型,通过块匹配对图像块进行分组,利用加速近端梯度法(APG)完成低秩矩阵重建,该算法在 Gaussian 白噪声和脉冲噪声的去除上都取得了一定的去噪性能。文献[8]提出对非局部均值(NL-means)算法进行自适应正则化约束,较好地解决了非局部均值算法的抖动效应和全变分算法(TV)的阶梯效应和块效应,取得了较好的去噪效果。文献[9]提出的自适应的基于稀疏表示的奇异值分解(AR-sKSVD)算法,对较复杂的运动场景同样有较好的去噪效果。而文献[8,9]提出的算法的复杂度较高、处理效率较低,无法满足视频处理的实时性要求。文献[10]提出的一种基于空域和频域的双域滤波图像去噪(dual-domain image denoising)算法,采用双边滤波和短时傅里叶变换对图像进行分层处理,去噪后的图像细节信息丰富,去噪效果较为优秀。但是,双域滤波属于图像去噪算法,无法充分利用视频序列的相关性。而在处理基本层图像和细节层图像时,利用含噪图像作为引导图像得到的基本层不平滑,短时傅里叶系数萎缩不彻底,细节层有噪声残留。

本文将双域滤波引入 VBM3D^[6]视频去噪算法,在充分利用视频序列的相关性同时,有效地改进原双域滤波基本层不平滑的缺点。针对短时傅里叶变换系数收缩也进行了改进,最终抑制了细节层图像中的噪声残留问题。最后通过理论分析和实验结果证明,改

进后的双域滤波能较好地应用于视频去噪,算法效率高,并取得了优秀的去噪效果。

2 双域滤波算法原理

双域滤波算法^[10]是一种基于空域和频域的分层去噪算法。该算法分别利用双边滤波得到图像的基础层,并通过短时傅里叶变换系数收缩得到细节层,最后将 2 个层级的图像进行融合得到最终的去噪结果。最后去噪结果细节信息丰富,信噪比较高,主观效果较好。算法主要分为 3 步:联合双边滤波、短时傅里叶变换系数收缩、基本层与细节层融合。下面对这 3 个步骤进行详细介绍。

step1 联合双边滤波。对原始含噪图像 x 和引导图像 g 分别利用引导图像 g 计算出的双边滤波核函数进行双边滤波。这里引导图像 g 与含噪图像同步处理,并用来作参考计算出双边滤波核函数和高斯核函数,对原始含噪图像 x 进行处理的图像。经过双域滤波算法^[10],采用含噪图像的双域滤波结果作为引导图像。双边滤波为空域逐像素点处理的滤波算法,选定引导图像中点 p 的半径为 r 的邻域 N_p 后,采用视频差分法,寻找最优块估计出含噪视频的噪声标准差 σ ,在实验中允许偏差为 1 的噪声水平估计。计算双边滤波的核函数 $k(p,q)$ 对引导图像 g 和含噪图像 x 分别进行双边滤波

$$\begin{cases} \tilde{g}(p) = \frac{\sum_{q \in N_p} k(p,q)g(q)}{\sum_{q \in N_p} k(p,q)} \\ \tilde{x}(p) = \frac{\sum_{q \in N_p} k(p,q)x(q)}{\sum_{q \in N_p} k(p,q)} \end{cases} \quad (1)$$

其中, \tilde{g} 、 \tilde{x} 分别为得到的引导层图像和基本层图像。

step2 短时傅里叶变换系数收缩。对所有的 $q \in N_p$,先计算 x 和 g 在对应于 p 点的邻域残差 $\nabla x(p,q)$ 和 $\nabla g(p,q)$,为了避免离散傅里叶变换的边界效应,又利用双边滤波的核函数 $k(p,q)$ 对 $\nabla x(p,q)$ 和 $\nabla g(p,q)$ 进行加窗处理,然后再进行短时傅里叶变换系数收缩

$$\begin{cases} \tilde{X}(p,f) = \sum_{q \in N_p} e^{\frac{-2i\pi(q-p)f}{2r+1}} k(p,q)\nabla x(p,q) \\ \tilde{G}(p,f) = \sum_{q \in N_p} e^{\frac{-2i\pi(q-p)f}{2r+1}} k(p,q)\nabla g(p,q) \end{cases} \quad (2)$$

其中，通过 $\tilde{G}(p, f)$ 构造高斯核函数 $\tilde{K}(p, f)$ ，并对 $\tilde{X}(p, f)$ 进行收缩

$$\tilde{K}(p, f) = e^{-\gamma_f \frac{\sigma_p^2}{|\tilde{G}(p, f)|^2}} \quad (3)$$

$$\tilde{z}(p) = \frac{\sum_{f \in F_p} \tilde{K}(p, f) \tilde{X}(p, f)}{|F_p|} \quad (4)$$

其中， γ_f 为频域距离因子， F_p 为 $\tilde{X}(p, f)$ 对应的频率分布矩阵， $|F_p|$ 为 F_p 中元素个数， σ_p^2 为短时傅里叶变换系数的噪声方差。最后得到的 \tilde{z} 即为细节层图像。

step3 基本层与细节层融合。基本层图像与细节层图像叠加后即得到最后的去噪结果 y ，表达式如下

$$y = \tilde{x} + \tilde{z} \quad (5)$$

双域滤波算法对含噪图像进行分层处理，先提取出基础层然后提取细节层，最后融合出去噪结果，实现了图像细节的加强。但是存在有提取的基础层不平滑、细节层有噪声残留的问题，并且无法直接应用于视频去噪。

3 改进后的双域滤波视频去噪算法

首先，考虑视频序列相关性，将双域滤波算法改进并和 VBM3D 算法相结合，推广到视频去噪的处理。其次，引入小波阈值去噪，改善了基本层图像不平滑的问题。最后，改进短时傅里叶变换系数收缩过程，抑制了细节层图像的噪声残留问题。下面对本文算法中的改进进行详细介绍。

3.1 双域滤波与三维块匹配的结合

视频序列内容上具有相关性，这种相关性同时存在于二维空间域和一维时间域，不但每一帧图像

中的边缘、纹理等区域使得这种相关性具有空变特点^[11]，而且图像序列中的运动也使得各帧间相同位置处的相关性随时间改变^[12]。而双域滤波算法^[10]作为一种图像去噪算法，直接应用于视频序列的处理可能会导致去噪后的视频序列内容上的不连续。因此，本文引入小波阈值去噪对双域滤波中的引导层图像进行替换，从而将双域滤波算法拓展到视频信号的处理。本文算法的主要流程如图 1 所示。

引入的小波阈值去噪与 VBM3D^[5]算法类似。主要包括有图像块匹配分组和小波阈值去噪 2 个部分。

块匹配分组：对于当前含噪视频帧 x ，给定一个参考块 x_R ，在当前帧搜索区域内搜索与参考块相似的图像块。计算搜索区域内所有可能的图像块与参考块之间的距离，距离值小于某个阈值，则该图像块是参考块的一个相似块，存入分组中。然后在相邻帧内寻找相似块。与帧内搜寻相似块的方法一样，块匹配的结果是得到相似图像块的集合，用一个三维数组 $S(x_R)$ 来表示，其图像块个数为 $|S(x_R)|$ 。

小波阈值去噪：对图像块组 $S(x_R)$ 的小波变换系数进行收缩处理，逆变换后得到非局部的频域去噪结果。本算法中采用的小波硬阈值函数表达式为

$$\gamma(\lambda, \lambda_{thr}) = \begin{cases} \lambda, & |\lambda| > \lambda_{thr} \\ 0, & |\lambda| \leq \lambda_{thr} \end{cases} \quad (6)$$

视频帧经过阈值去噪处理后，得到的去噪结果 x_γ ，利用 x_γ 作为引导图像参与基本层和细节层的处理。

3.2 小波阈值去噪引导的双边滤波

双边滤波的核函数分为 2 部分，一个是由几何空间距离决定的距离核函数，另一个是由像素差值决定的像素域核函数^[13]。经典双域滤波算法中，先利用原始含噪图像作为引导图像计算出双域滤波

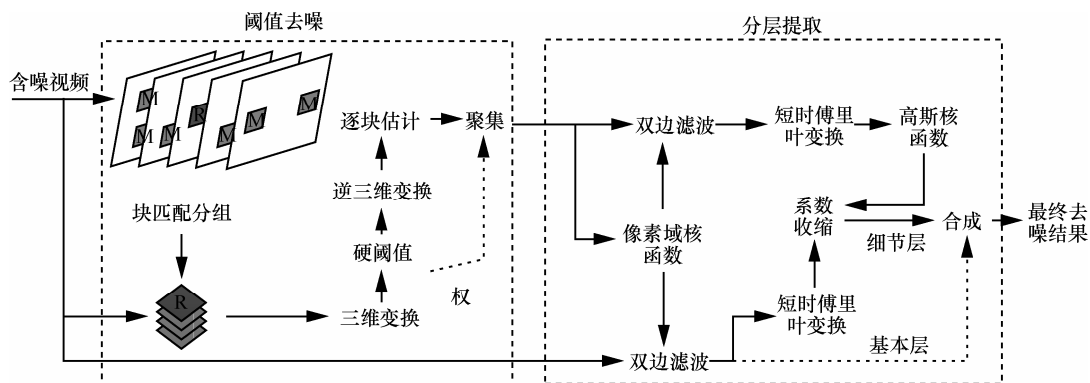


图 1 算法流程

结果,再将该结果作为引导图像计算双边滤波的像素域核函数。这样得到的引导图像本身就是有噪声残留的,用这样的结果再作为引导图像处理原始含噪图像得出的基本层图像的效果最终较差。而小波阈值处理结果噪声去除的较为彻底,因此作为引导图像得到的基本层就较为平滑。本文采用小波阈值去噪后的图像为 x_γ 作为引导图像计算双边滤波的像素域核函数^[14]。计算双边滤波的核函数 $k(p,q)$ 并对引导图像 x_γ 和含噪图像 x 进行双边滤波。因此计算双边滤波核函数和双边滤波的公式分别修改为式(8)和式(9)

$$k_r(p,q) = e^{-\frac{|p-q|^2}{2\sigma_r^2}} e^{-\frac{(x_\gamma(p)-x_\gamma(q))^2}{\gamma\sigma^2}} \quad (7)$$

$$\tilde{x}_\gamma(p) = \frac{\sum_{q \in N_p} k_\gamma(p,q)x_\gamma(q)}{\sum_{q \in N_p} k_\gamma(p,q)} \quad (8)$$

$$\tilde{x}(p) = \frac{\sum_{q \in N_p} k_\gamma(p,q)x(q)}{\sum_{q \in N_p} k_\gamma(p,q)} \quad (9)$$

最后得到的 \tilde{x}_γ 为引导层图像, \tilde{x} 即为基本层图像。未改进的双域滤波和引入阈值去噪后的双域滤波对标准测试序列 akiyo 处理得到的基本层图像对比如图 2 所示。



图 2 基本层效果对比

从基本层的对比图中可以看出,未改进的双域滤波得到的基本层图像在脸部不平滑,而改进后的基本层图像脸部则更为平滑。

3.3 能量谱阈值收缩

原始含噪视频帧 x 中 p 点的残差矩阵 $\nabla x(p,q)$ 包含较为完备的细节信息的同时也包含了大量噪声

信息^[15]。经典双域滤波算法中,直接利用引导图像计算出的高斯核函数,对含噪图像的短时傅里叶变换系数进行高斯收缩,而这种萎缩对噪声处理不够彻底,容易造成得出的细节层图像中有噪声残留^[16]。本文在对 $\nabla x(p,q)$ 的短时傅里叶变换系数进行高斯收缩之前,参考残差矩阵 $\nabla x_\gamma(p,q)$ 的能量谱对 $\nabla x(p,q)$ 的短时傅里叶变换系数 $\tilde{X}(p)$ 进行阈值收缩,使处于高频的噪声信息被去除的更加彻底。参考阈值去噪结果 \tilde{x}_γ 在滤除噪声信息的同时可以避免细节信息被滤除。一般图像的能量集中在较高的能量谱中^[17],因此对 $\tilde{X}(p)$ 进行阈值收缩的表达如下

$$\tilde{T}(p,f) = \begin{cases} \tilde{X}(p,f), & |\tilde{X}_\gamma(p,f)|^2 > \tilde{f}_{thr} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中, \tilde{f}_{thr} 为能量谱阈值。

得到能量谱收缩结果 $\tilde{T}(p)$ 后,对 $\tilde{T}(p)$ 进行高斯收缩得到最终的细节层图像,因此式(3)和式(4)修改如式(11)和式(12)所示

$$\tilde{K}_\gamma(p,f) = e^{-\gamma_f \frac{\sigma_p^2}{|\tilde{x}_\gamma(p,f)|^2}} \quad (11)$$

$$\tilde{z}(p) = \frac{\sum_{f \in F_p} \tilde{K}(p,f)\tilde{T}(p,f)}{|F_p|} \quad (12)$$

细节层图像的对比较低,直接对比改进后的细节层和未改进的细节层的主观效果比较困难。将细节层图像的像素值扩大 10 倍后的图像进行对比,对比效果如图 3 所示。



图 3 细节层效果对比

由图 3 可以看出，改进后得到的细节层图像较为清晰，基本上不含有噪声残余，而未改进的双域滤波得到的细节层图像有较多的噪声残余。

4 实验及结果

为验证本文算法的效果，使用 3 个 CIF 格式 (352×288) 的标准测试视频来对 VBM3D、APG、DDID 以及本文算法进行测试。3 个测试视频分别为: Coastguard、Mobile 和 Bus 算法运行环境为 Windows XP、CPU-Intel Core i5-2 500 K、主频 3.30 GHz、内存 3 GB、32 bit。效果对比上使用的客观指标是峰值信噪比 (PSNR, peak signal-to-noise ratio)对 3 个测试视频加入均值为 0，标准差为 10、20、30 的高斯白噪声。分别取出测试视频的第 3 帧来做对比，这 3 帧的原图如图 4 所示。

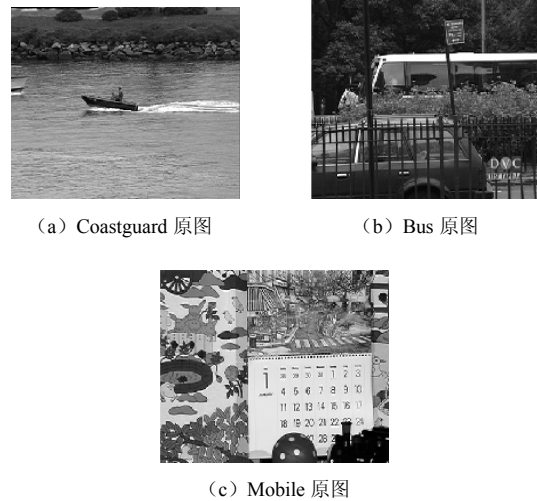


图 4 原始视频的第 3 帧

图 5~图 7 显示了 VBM3D、APG、双域滤波和本文算法去噪的主观效果。

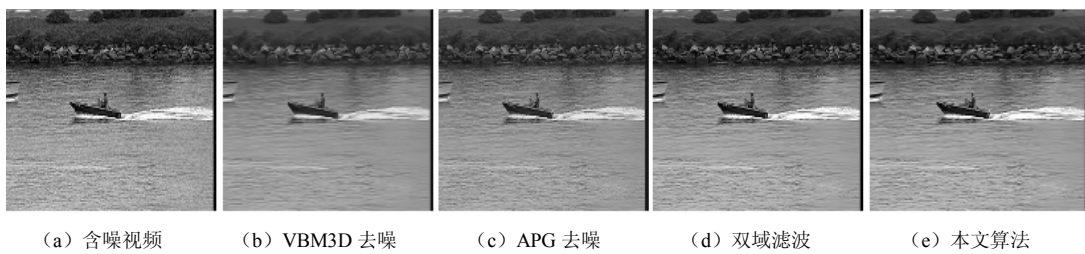


图 5 $\sigma=10$ 时视频去噪结果

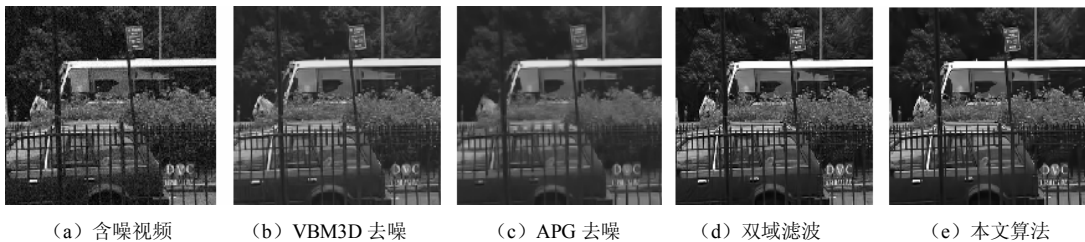


图 6 $\sigma=20$ 时视频去噪结果

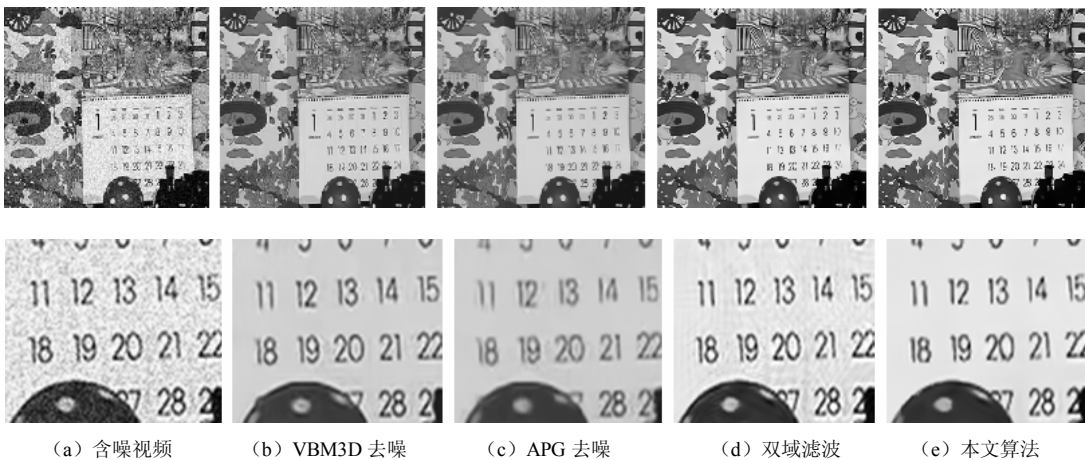


图 7 $\sigma=30$ 时视频去噪结果对比 (第一行为原图, 第二行为局部放大图)

由图 5~图 7 的对比可以看出, 本文算法在不同的噪声水平下去噪后的图像画面平滑, 细节清晰, 都保持了优秀的去噪效果。如图 5(c)和图 6(c)所示, 在噪声水平较低的 $\sigma=10$ 和 $\sigma=20$ 时 VBM3D 算法去噪后的图像较为平滑, 但在噪声水平为较高的 $\sigma=30$ 时, 如图 7(c)所示, 去噪后图像出现明显的块效应, 画面模糊; 而 APG 算法在不同的噪声水平时的去噪的图像, 如图 5(d)~图 7(d)所示, 画面都较为平滑, 但细节丢失明显, 画面较为模糊。

PSNR 和 SSIM 是 2 个比较常用的评价去噪效果的客观指标^[18], 本文选用指标 SSIM 来对 VBM3D 算法 (<http://www.cs.tut.fi/~foi/GCF-BM3D/>)、APG 算法 (http://www.math.nus.edu.sg/~matjh/download/restoration_SIIMS/)、DDID 算法(<http://cgg.unibe.ch/staff/claude-knaus/>)和本文算法进行对比, 并对 VBM3D 算法、APG 算法、AR-sKSVD 算法和本文算法选用 PSNR 做对比。由于无法获取 AR-sKSVD 算法源代码, 因此对该算法进行对比时只取文献[9]中给出的实验结果中 PSNR 对比。不同噪声水平下 VBM3D 算法、APG 算法和本文算法的去噪效果的 SSIM 对比如表 1 所示。

表 1 不同算法测试结果的 SSIM 对比

噪声水平	算法	Coastguard	Mobile	Bus
$\sigma=10$	VBM3D	0.925	0.941	0.911
	APG	0.908	0.844	0.741
	DDID	0.959	0.964	0.952
	本文	0.960	0.955	0.944
$\sigma=20$	VBM3D	0.845	0.901	0.827
	APG	0.871	0.762	0.624
	DDID	0.867	0.924	0.887
	本文	0.868	0.923	0.927
$\sigma=30$	VBM3D	0.764	0.707	0.742
	APG	0.795	0.609	0.517
	DDID	0.770	0.885	0.823
	本文	0.766	0.861	0.753

不同噪声水平下 VBM3D 算法、APG 算法、AR-sKSVD 算法和本文算法的去噪效果的 PSNR 对比如图 8 所示。

从表 1 中的对比结果可以看出, 本文算法的 PSNR 与经典的双域滤波算法单帧处理差别不大, 说明本文算法将双域滤波较好地推广到视频领域; 而本文的 PSNR 比 VBM3D 算法和 APG 算法都高出较多, 并与较为优秀的最新算法 AR-sKSVD 没有较大差别, 说明本算法不仅去除了视

频中的噪声, 而且较好地保持了视频图像本身结构的信息。

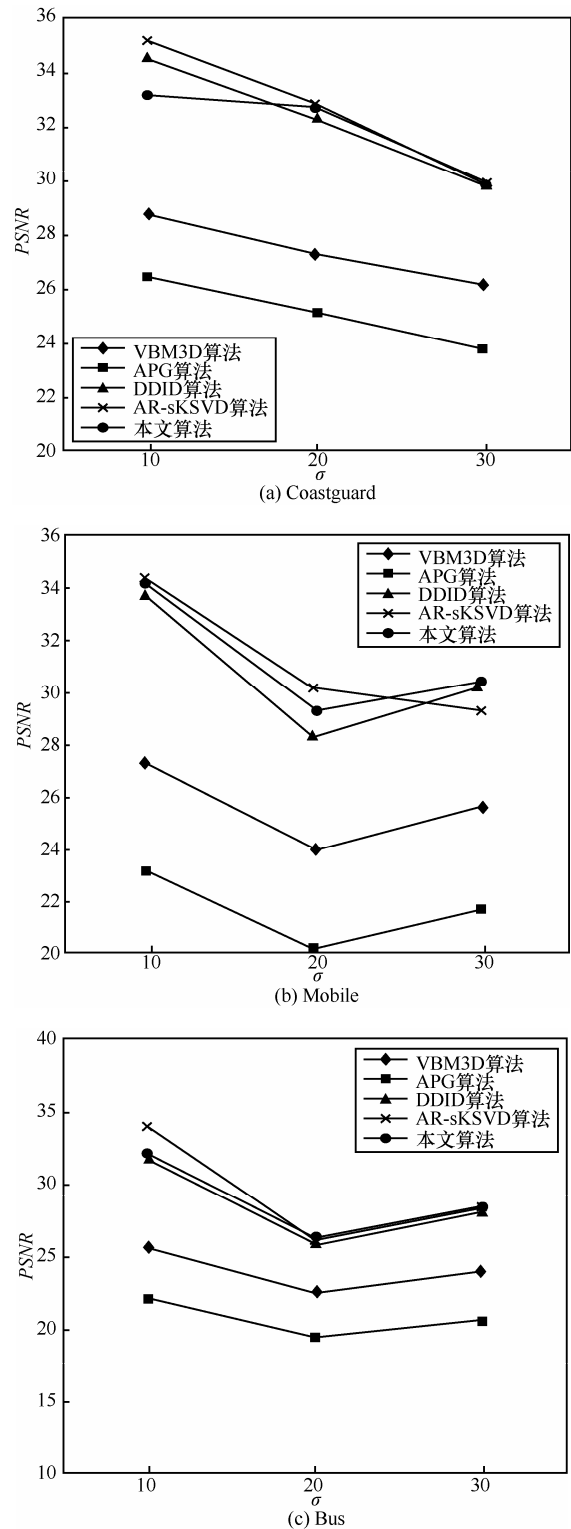


图 8 不同算法测试结果的 PSNR 对比

不同噪声水平下 VBM3D 算法、APG 算法和本文算法处理相关视频每帧耗时如表 2 所示。

表2 不同算法的平均每帧耗时对比(单位 s)

噪声水平	算法	Coastguard	Mobile	Bus
$\sigma = 10$	VBM3D	1.31	1.25	1.27
	APG	8.92	6.92	8.13
	DDID	7.15	7.42	7.33
	本文	0.78	0.79	0.77
$\sigma = 20$	VBM3D	1.29	1.26	1.23
	APG	8.95	8.41	8.41
	DDID	7.21	7.69	7.69
	本文	0.81	0.79	0.79
$\sigma = 30$	VBM3D	1.31	1.26	1.27
	APG	9.01	8.51	8.51
	DDID	7.49	7.70	7.70
	本文	0.88	0.86	0.87

本文算法利用阈值去噪得到引导图像,省去了DDID算法中第一次迭代得到引导图像,并通过能量谱收缩过程,在去除细节层的残留噪声的同时也省去了一部分高斯萎缩的过程,最后对短时傅里叶变换过程进行了优化使本算法效率得到较大提升,表2的效率测试结果也显示本算法也比其他算法效率高出很多,本算法去噪效果较为优秀。

5 结束语

本文针对双域滤波算法基本层不平滑、细节层有噪声残余的缺点,引入小波阈值去噪,将双域滤波推广到视频去噪领域,并用小波阈值去噪得到的图像取代经典双域滤波算法中的引导图像,并改进了双域滤波算法中的短时傅里叶变换系数收缩。实验证明,本文提出的算法不仅较好地改善了经典双域滤波算法存在的问题,而且在主观和客观上都取得了较为优秀的去噪效果。

参考文献:

- [1] DONOHO D L, IAIN M J. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.
- [2] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1995, 41(3): 613-627.
- [3] PIZURICA A, PHILIPS W, LEMAHIEU I, et al. A joint interand intrascale statistical model for Bayesian wavelet based image denoising[J]. *IEEE Trans on Image Process*, 2002, 11(5): 545-557.
- [4] SELESNICK I W, LI K Y. Video denoising using 2D and 3D dual-tree complex wavelet transforms[A]. In *Wavelet Applications in Signal and Image Processing X (Proc SPIE 5207)* [C]. San Diego, 2003.4-8.
- [5] VARGHESE G, ZHOU W. Video denoising using a spatiotemporal statistical model of wavelet coefficients[A]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*[C]. Las Vegas, 2008.1257-1260.
- [6] KOSTADIN D, ALESSANDRO F, KAREN E. Video denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering[A]. *European Signal Processing Conference*[C]. Tampere, Finland, 2007.145-149.
- [7] JI H, LIU C Q, SHEN Z W, et al. Robust video denoising using low rank matrix completion[A]. *IEEE Conference on Computer Vision and*

- Pattern Recognition (CVPR)*[C]. San Francisco, CA,2010. 1791-1798.
- [8] CAMILLE S, CHARLES A D. Adaptive regularization of the nl-means application to image and video denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014,23(8): 3506-3520.
- [9] KUANG Y, ZHANG L. An adaptive rank-sparsity K-SVD algorithm for image sequence denoising[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2014, 45(11): 46-54.
- [10] CLAUDE K, MATTHIAS Z. Dual-domain image denoising[A]. *IEEE International Conference on Image Processing(ICIP)*[C]. Melbourne, VIC, 2013. 440-444.
- [11] 戴声奎, 喻莉, 朱光喜, 等. 基于视频时空相关性的帧内预测模式抉择[J]. *通信学报*, 2006, 26(11): 43-48.
- DAI S K, YU L, ZHU G X, et al. Intra-prediction mode decision based on video temporal and spatial correlation[J]. *Journal on Communications*, 2006,26(11):43-48.
- [12] 肖进胜, 姜红, 彭红, 等. 一种改进的3维块匹配的视频去噪算法, *四川大学学报(工程科学版)*, 2014,46(4):81-86.
- XIAO J S, JIANG H, PENG H, et al. An improved video denoising algorithm based on 3d block matching[J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2014, 46(4): 81-86.
- [13] XIAO J S, LI W H, LIU G X, et al. Hierarchical tone mapping based on image color appearance model[J]. *IET Computer Vision*, 2014, 8(4):358-364.
- [14] YU H C, ZHAO L, WANG H X. Image denoising using trivariate shrinkage filter in the wavelet domain and joint bilateral filter[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009,18(10): 2364-2369.
- [15] ZHANG Y Q, LIU J Y, LI M D, et al. Joint image denoising using adaptive principal component analysis and self-similarity[J]. *Information Sciences*, 2014, 259:128-141.
- [16] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[A]. *IEEE Proceeding of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. San Diego, USA, 2005.60-65.
- [17] PORTILLA J, STRELA V, WAINWRIGHT M, et al. Image denoising using a scale mixture of Gaussians in the wavelet domain[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2003, 12(11):1338-1351.
- [18] ZHANG Y Q, DING Y, XIAO J S, et al. Visibility enhancement using an image filtering approach[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2012, 2012(21):1370-1371.

作者简介:



肖进胜(1975-),男,湖北武汉人,武汉大学副教授,主要研究方向为视音频信号处理和网络通信等。

李文昊(1991-),男,河南信阳人,武汉大学硕士生,主要研究方向为视频图像处理。

姜红(1990-),男,安徽六安人,武汉大学硕士生,主要研究方向为视频图像处理。

彭红(1990-),女,湖北广水人,武汉大学硕士生,主要研究方向为视频图像处理。

朱神添(1988-),男,广东英德人,武汉大学硕士生,主要研究方向为视频图像处理。