

结合运动补偿的球体双边滤波视频降噪算法

谭洪涛^{1,2}, 田逢春¹, 张莎¹, 张静², 邱宇¹

(1. 重庆大学通信工程学院, 重庆 400030; 2. 重庆通信学院, 重庆 400035)

摘要: 提出一种结合了运动补偿的球体双边滤波(motion compensated sphere bilateral filtering, MCSBF)视频图像降噪算法。在受噪视频图像中,首先利用视频序列中的当前帧和前后多帧图像,通过运动补偿得到当前帧的参考帧。在当前帧和参考帧构成的三维空间中,构建滤波窗为球体的双边滤波器,对当前帧像素进行三维双边滤波、实现降噪。算法能够充分利用视频图像中的空时相关性,在保持视频图像细节的同时、有效地去除噪声。实验结果表明,在提升受噪视频图像主观视觉质量和峰值信噪比(peak signal noise ratio, PSNR)等方面,算法优于空时联合滤波(spatial temporal joint filtering scheme, JNT)、空时转换滤波(spatial temporal varying filter, STVF)、多假设运动补偿滤波(multi-hypothesis motion compensated filter, MHMCF)等经典视频图像降噪算法。

关键词: 视频处理; 降噪; 双边滤波; 运动补偿

中图分类号: TP 391.9

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2010.12.42

Improved video denoising method based on motion compensated sphere bilateral filtering

TAN Hong-tao^{1,2}, TIAN Feng-chun¹, ZHANG Sha¹, ZHANG Jing², QIU Yu¹

(1. Coll. of Communication Engineering, Chongqing Univ., Chongqing 400030, China;

2. Chongqing Communication Inst., Chongqing 400035, China)

Abstract: An improved video denoising method based on motion compensated sphere bilateral filtering (MCSBF) is proposed. For video sequence degraded by noise, the reference frames of the current frame are built first by motion compensation between the current frame and the past/future frames. Then in the three-dimensional space which is composed of the current frame and the compensated reference frames, a three-dimensional bilateral filter in which the filtering window is a sphere is used to suppress the noise in the current frame. By fully utilizing temporal and spatial correlations in video content, the proposed method can effectively suppress the noise in the video while keeps textures and details well. Simulation results show that MCSBF outperforms conventional denoising methods like spatial temporal joint filtering scheme (JNT), spatial temporal varying filter (STVF) and multi-hypothesis motion compensated filter (MHMCF) both in peak signal noise ratio (PSNR) and visual quality.

Keywords: video processing; denoising; bilateral filtering; motion compensation

0 引言

在视频图像处理系统中,每个环节都容易引入噪声,比如采集、记录、压缩、传输等。噪声的存在不但降低视频图像的视觉质量,而且增加了视频图像的信息熵、导致压缩编码效率降低。视频降噪的目的就是在尽可能保留视频信息的前提下,去除噪声。因此,视频降噪对于视频处理系统具有重要意义。

现行的视频降噪算法,可以分为两类:转换域降噪算法

和像素域降噪算法。在转换域降噪算法^[1-4]中,利用线性变换将视频信号分解、从像素域变换到频域,在分解后的频域中进行降噪处理,通过反变换得到去噪后的像素域视频信号。转换域降噪算法需要对视频信号进行分解和重构,运算量较大,而且需要较多的数据存储单元,限制了这类算法在实时视频降噪中的应用。因此,在工程实践中视频系统多采用像素域降噪算法去除视频图像中的噪声。按照滤波窗包含的空间,像素域降噪算法也可分为两类:时域(一维)降噪算法和空时(三维)降噪算法。文献[5]对早期的像素

域视频降噪算法进行了详细的分析和对比。文献[6-7]中的时域降噪算法,主要利用视频图像在时间上的相关性去除噪声。文献[6]提出了一种基于运动补偿的自适应降噪算法,沿物体在时域上的运动轨迹抑制噪声,其滤波强度自适应于物体的运动状态。文献[7]提出了一种基于时域递归的多假设运动补偿滤波(multi-hypothesis motion compensated filter, MHMCF)算法,更好地利用了时域相关性,能够提供较多的预测以抑制噪声。然而,这一类的时域降噪算法均采用了基于块匹配的运动补偿来抑制噪声,由于视频场景切换、像素灰度值变化以及运动估计偏差等原因容易引起视频图像像素灰度值偏离真实值,导致降噪后的视频图像中存在块效应等视觉降质。MHMCF 算法是基于时域递归的滤波算法,当前滤波结果中的视觉降质会向后传递、影响后续视频图像的滤波输出。空时降噪算法,如文献[8-12],则是利用视频图像中的时间相关性和空间相关性以抑制噪声。在这一类算法中,结合当前像素的空间邻域和时域相关预测对当前像素进行平滑滤波。文献[11]中提出一种空时联合滤波(spatial temporal joint filtering scheme, JNT)算法,首先对受噪视频图像分别进行一维时域 Kalman 滤波和二维空域 Wiener 滤波^[13],然后平均两种滤波结果以进一步提高降噪效果。文献[12]中提出一种空时转换滤波(spatial temporal varying filter, STVF)算法,在保护视频图像边缘的同时去除噪声。这一类的空时滤波算法容易引起过平滑现象,导致降噪后视频图像中存在永久视觉降质。

本文提出了一种结合运动补偿的球体双边滤波(motion compensated sphere bilateral filtering, MCSBF)视频图像降噪算法。在本算法中,首先从视频图像中提取出当前帧和前后多帧图像,通过运动估计得出对当前帧运动补偿后的参考帧,然后在当前帧和参考帧构成的三维空间中,利用滤波窗为球体的双边滤波器对当前帧进行平滑滤波,就可以有效地去除噪声。滤波窗为球体的双边滤波器,在三维空间中相对于中心滤波像素点具有旋转不变性,能够合理利用视频图像中的空时相关性,在保持视频图像细节的同时有效地抑制噪声。结合了运动补偿的球体双边滤波器,能够进一步克服视频图像在时域上的非平稳特性,提高视频图像降噪效果。

1 双边滤波原理

1.1 平面图像中的二维双边滤波

文献[14]在 Gauss 滤波和 Yaroslavsky 邻域滤波的基础上提出了一种非线性滤波算法——双边滤波(bilateral filtering, BF)算法^[15-16]。该算法不仅考虑了邻域点与中心点灰度值之间的相似程度,同时考虑了二者之间的几何距离,使得该算法具有较好的自适应特性,能够较好地保存图像边缘并有效地平滑噪声。滤波算法如下

$$\hat{f}(i, j) = \frac{1}{C} \sum_{p=i-r}^{p=i+r} \sum_{q=j-s}^{q=j+s} e^{-\frac{|(p-i)^2 + (q-j)^2|}{2\sigma_d^2}} \times e^{-\frac{|f(p, q) - f(i, j)|^2}{2\sigma_r^2}} \times f(p, q) \quad (1)$$

$$C = \sum_{p=i-r}^{p=i+r} \sum_{q=j-s}^{q=j+s} e^{-\frac{|(p-i)^2 + (q-j)^2|}{2\sigma_d^2}} e^{-\frac{|f(p, q) - f(i, j)|^2}{2\sigma_r^2}} \quad (2)$$

式中, $\hat{f}(i, j)$ 为去噪后像素点 (i, j) 的灰度值; 像素点 (p, q) 属于像素点 (i, j) 的二维平面空间邻域、其大小为 $(2r+1) \times (2s+1)$, $f(p, q)$ 为像素点 (p, q) 处的观测灰度值; σ_d 和 σ_r 分别为几何测度扩散标准差和灰度测度扩散标准差; C 为归一化参数。

1.2 视频图像中的三维双边滤波

结合平面图像中的二维双边滤波算法,在视频图像中现将其进行三维空间扩展如下。设受噪视频图像为

$$g(i, j, k) = f(i, j, k) + n(i, j, k) \quad (3)$$

式中, $f(i, j, k)$ 和 $g(i, j, k)$ 分别为视频图像第 k 帧中像素点 (i, j) 处的原始灰度值和观测灰度值, $n(i, j, k)$ 为视频图像第 k 帧中像素点 (i, j) 处的独立加性高斯噪声分量。则该受噪视频图像的三维双边滤波输出为

$$\hat{f}(i, j, k) = \frac{1}{C} \sum_{p=i-r}^{p=i+r} \sum_{q=j-s}^{q=j+s} \sum_{m=k-n}^{m=k+n} w_{d, (i, j, k)}(p, q, m) \times w_{r, (i, j, k)}(p, q, m) \times g(p, q, m) \quad (4)$$

式中

$$w_{d, (i, j, k)}(p, q, m) = e^{-\frac{|(p-i)^2 + (q-j)^2 + (m-k)^2|}{2\sigma_d^2}} \quad (5)$$

$$w_{r, (i, j, k)}(p, q, m) = e^{-\frac{|g(p, q, m) - g(i, j, k)|^2}{2\sigma_r^2}} \quad (6)$$

$$C = \sum_{p=i-r}^{p=i+r} \sum_{q=j-s}^{q=j+s} \sum_{m=k-n}^{m=k+n} w_{d, (i, j, k)}(p, q, m) \times w_{r, (i, j, k)}(p, q, m) \quad (7)$$

式中, $\hat{f}(i, j, k)$ 为视频图像第 k 帧中像素点 (i, j, k) 去噪后的灰度值; 像素点 (p, q, m) 属于像素点 (i, j, k) 的三维空间邻域(该邻域的大小为 $(2r+1) \times (2s+1) \times (2n+1)$); $g(p, q, m)$ 为像素点 (p, q, m) 处的观测灰度值; $w_{d, (i, j, k)}(p, q, m)$ 和 $w_{r, (i, j, k)}(p, q, m)$ 分别是像素点 (p, q, m) 相对于滤波像素点 (i, j, k) 的几何测度参数和灰度测度参数; σ_d 和 σ_r 分别为几何测度扩散标准差和灰度测度扩散标准差; C 为归一化参数。

一般情况下,三维双边滤波窗在帧平面中的截面为正方形,取 $r=s$,其三维空间滤波窗大小为 $(2r+1) \times (2r+1) \times (2n+1)$,是一个长方体,本文中又称三维双边滤波为长方体双边滤波(cuboid bilateral filtering, CBF)。可见,三维双边滤波算法同样具有二维双边滤波算法的优点,只是其滤波窗由二维平面扩展到了视频三维空间,既利用了当前帧平面中像素的空间相关性,又利用了前后帧中像素在时间上的相关性,可以较好地平滑视频图像中的噪声。

2 结合运动估计的球体双边滤波算法

2.1 球体双边滤波

结合式(4),三维双边滤波的滤波窗中共有 $(2r+1) \times$

$(2s+1) \times (2n+1)$ 个像素点参与中心点 (i, j, k) 的平滑滤波。过多的像素参与平滑滤波,会导致降噪后视频图像细节边缘的过度平滑、产生模糊现象,而且增加了运算量。考虑到离被滤波像素点 (i, j, k) 几何距离越大的像素点 (p, q, m) 对滤波输出贡献越小,将滤波窗中几何距离大于 r 的像素点 (p, q, m) 去除,即将其几何测度参数 $w_{d,(i,j,k)}$ (p, q, m) 置零,就可以优化三维双边滤波的滤波窗。改进后的几何测度为

$$w_{d,(i,j,k)}(p, q, m) = \begin{cases} e^{-\frac{|(p-i)^2 + (q-j)^2 + (m-k)^2|}{2\sigma_d^2}}, & (p-i)^2 + (q-j)^2 + (m-k)^2 \leq r^2; \\ 0, & (p-i)^2 + (q-j)^2 + (m-k)^2 > r^2 \end{cases} \quad (8)$$

由式(4)、式(6)~式(8)可以得到优化的三维双边滤波。如图 1 所示,优化后的滤波窗由原始的以像素点 (i, j, k) 为中心的长方体,变成以像素点 (i, j, k) 为中心、半径为 r 的球体,滤波窗优化后的三维双边滤波即是球体双边滤波(sphere bilateral filtering, SBF)。由于视频图像在空域和时域中具有非平稳特性,具体表现为细节、边缘等图像内容在二维平面空间中和时间轴上的不规则变化,而球体双边滤波器的滤波窗是以滤波像素点为球心的中心对称球体,具有旋转不变性,能够较好地克服视频图像在三维空间中的非平稳特性。因此,球体双边滤波既具有优化的滤波窗,能有效地利用视频图像中的空时相关性,又具有旋转不变性,相对三维双边滤波能够进一步提高视频图像降噪效果。

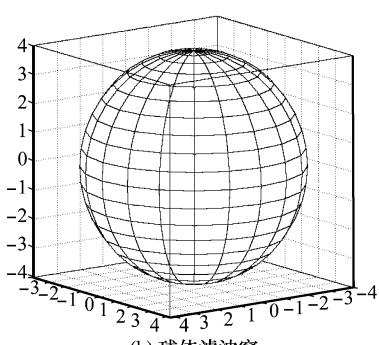
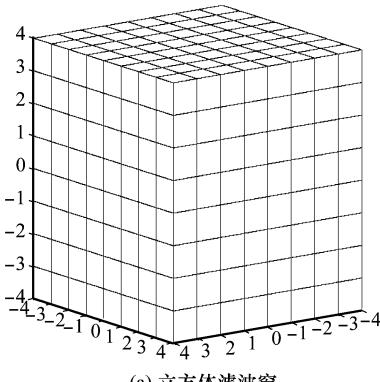


图 1 两种滤波窗口

2.2 结合运动估计的球体双边滤波

在运动强度较大的视频图像中,当前帧像素在前后帧中的对应像素会超出当前帧像素的三维邻域。在这种情况下,无论是球体双边滤波还是原始的三维双边滤波,均不能较好地利用视频图像在时域上的相关性,滤波输出视频图像质量将会出现明显下降。因此,在对当前帧 g_k 进行平滑滤波之前,需要利用前后帧图像 g_m ($k-n \leq m \leq k+n, m \neq k$) 对当前帧进行运动估计和运动补偿。在由当前帧 g_k 和对当前帧运动补偿得到的前后参考帧 $g_{m,c,m}$ ($k-n \leq m \leq k+n, m \neq k$) 构成的视频图像序列中,构建球体双边滤波对运动补偿后的视频图像再进行降噪处理,就能够克服由于视频图像内容运动引起的非平稳特性,这就是本文提出的 MCSBF 算法。MCSBF 算法流程图见图 2。

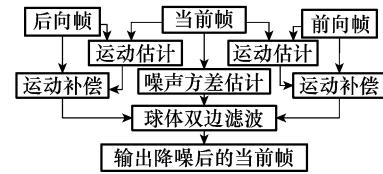


图 2 MCSBF 流程图

3 实验结果与分析

3.1 三维双边滤波、球体双边滤波与结合运动补偿的球体双边滤波降噪效果对比分析

首先对比了 CBF、SBF 和 MCSBF 的降噪效果。选用 Foreman 视频序列进行实验,共 100 帧,帧平面大小为 288×352 像素,视频图像每一帧中添加的噪声是均值为零、方差为 65、峰值信噪比为 30 dB 的高斯白噪声。CBF 中参考帧为前两帧、当前帧和后两帧,滤波窗为 $5 \times 5 \times 5$ 像素大小的立方体。SBF 中参考帧为前两帧、当前帧和后两帧,滤波窗为半径为 2 像素的球体。MCSBF 中参考帧为当前帧、运动补偿后的前两帧和后两帧,滤波窗为半径为 2 像素的球体。本文采用一种自适应的方法测定噪声方差 σ_n^2 ,将当前帧划分成大小为 16×16 像素、互相不重叠的块,计算每个块中像素的方差(局部方差),选择其中最小值作为当前帧图像的噪声方差 σ_n^2 。根据文献[17]提出的在图像降噪中的双边滤波最优参数选择方法,现设定 CBF、SBF 和 MCSBF 的几何测度扩散标准差 $\sigma_d=2$,灰度测度扩散标准差 $\sigma_r=2\sigma_n$ 。图 3 是受噪 Foreman 视频序列在三种双边滤波降噪后的峰值信噪比(peak signal noise ratio, PSNR)值对比。

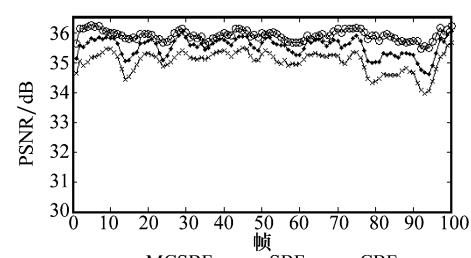


图 3 CBF、SBF 和 MCSBF 降噪后 Foreman 序列 PSNR 曲线对比

PSNR 作为一种常用的客观评价标准,反映了图像之间的相似程度。从图 3 可以看出:经 MCSBF 降噪后的视频序列 PSNR 提升效果最明显,且 PSNR 曲线较为均匀;经 SBF 降噪后的视频序列 PSNR 提升较好,但 PSNR 曲线有明显的波动;经 CBF 降噪处理后的视频序列 PSNR 提升效果最差,且 PSNR 曲线波动最大。

相对于 CBF,SBF 中参与滤波的像素数量较少,但是与滤波像素点相关性较高,CBF 中多出的参与滤波的像素点均与滤波像素点几何距离大,与滤波点相关性较低,对滤波输出贡献较小,过多的低相关像素参与平滑滤波会导致视频降噪效果的降低。因此,采用了球体滤波窗的 SBF 能更加有效地利用视频图像中的空时相关性,而且具有旋转不变性、能较好地克服由视频中运动物体引起的局部空时非平稳现象,降噪效果优于 CBF。观察经 CBF 和 SBF 降噪后视频序列的 PSNR 曲线,在 70 帧~90 帧之间 PSNR 值大幅下降,对比原视频序列发现在 70 帧~90 帧时间内视频中图像内容运动加剧。在快速运动的视频中,当前帧像素在前后参考帧中的对应像素易运动到设定的三维滤波窗之外,而前后参考帧中参与滤波的像素点与当前滤波像素点的相关性较低,导致了 CBF 和 SBF 降噪效果的快速下降。在 MCSBF 中,由于滤波之前得到的参考帧是结合前后帧对当前帧的运动补偿帧,三维滤波窗中参与滤波的像素与当前滤波像素点均保持较高的相关性,因此由 MCSBF 得到的降噪视频 PSNR 值在 70 帧~90 帧之间仍然保持较好。通过上述比较和分析,说明 MCSBF 在具备 SBF 优点的同时能够更好地克服视频图像时域上的非平稳特性,进一步提高了降噪效果,得到的实验结果与第 2 节中的预测结果相一致。

3.2 与经典视频滤波算法的对比

为进一步验证本文算法的有效性,通过实验分析将 MCSBF 同 JNT、STVF、MHMCF 算法进行了对比。每个算法分别对 5 个视频序列、3 个噪声级别进行测试,视频测试序列包括 Foreman、Vectra、Football、Mobile 和 Flygame,在序列每一帧亮度分量中添加方差分别为 65、130 和 260,均值为零的高斯白噪声。各个算法中的噪声方差均由本文描述方法测定。在 JNT、MHMCF 和 MCSBF 中,用于运动估计和运动补偿的块大小均为 16×16 像素。

在 JNT 中,二维平面维纳滤波窗大小为 5×5 像素;在 STVF 中,用于噪声点判定的阈值 T_1 设定为 $3.6\sigma_n$,用于调整输出像素灰度值的阈值 T_2 设定为 0.2;在多假设运动补偿滤波 MHMCF 算法中,采用的是降噪效果较好的 2 假设运动补偿滤波,即 2HMCF。

对降噪后的视频序列进行 PSNR 值对比,见表 1。可以看出,MCSBF 能够有效地抑制受噪视频图像中的噪声,并且在多数情况下,MCSBF 的降噪效果优于其他算法。

表 1 各种算法降噪效果 PSNR 比较

σ_n^2	JNT/dB	STVF/dB	2HMCF/dB	MCSBF/dB
Foreman (100 帧),帧平面 288×352				
65	34.482 6	33.496 5	35.222 7	35.907 8
130	32.670 8	31.118 3	33.318 4	33.711 0
260	30.606 4	28.342 6	31.113 7	31.195 0
Vectra (100 帧),帧平面 288×352				
65	31.593 6	32.958 0	32.113 8	33.614 8
130	29.892 3	31.051 1	30.022 0	31.604 9
260	28.185 3	28.945 1	28.091 0	29.612 5
Football (75 帧),帧平面 288×352				
65	33.281 4	34.461 7	32.882 1	34.786 3
130	31.624 3	32.264 9	31.046 7	32.818 2
260	29.882 8	29.895 0	29.265 3	30.750 5
Mobile (100 帧),帧平面 288×352				
65	27.440 0	29.223 6	32.018 5	32.277 6
130	26.243 4	28.274 4	29.867 8	29.978 4
260	24.927 4	26.599 3	27.860 7	27.805 0
Flygame (100 帧),帧平面 480×720				
65	33.025 8	32.594 3	32.108 1	33.096 4
130	30.587 4	30.147 7	29.266 2	30.497 5
260	28.072 7	27.567 6	26.395 2	27.855 2

除了 PSNR 这一客观评价标准外,还应对各种算法降噪处理后的视频序列进行主观视觉对比。图 4 显示了在 $\sigma_n^2=65$ 噪声级别下各种算法处理后视频序列 Foreman 中第 8 帧图像(在第 8 帧中:背景运动缓慢,人物运动较快,是该序列中有代表性的一幅图像)的降噪结果。可以看出:在 MCSBF 和 2HMCF 处理后的降噪图像中,图像细节保持较好、图像比较洁净,噪声滤除效果较好,但 2HMCF 处理后图像中人物的颧骨处有明显的块效应;由 JNT 降噪后的图像,部分细节被平滑掉;STVF 降噪后的图像,图像细节模糊、部分噪声没有滤掉,噪声滤除效果较差。

图 5 显示了在 $\sigma_n^2=260$ 噪声级别下各种算法处理后视频序列 Vectra 中第 36 帧图像(在第 36 帧中:背景、前景均运动较快,且存在相对位移,是该序列中有代表性的一幅图像)的降噪结果。可以看出:依然是 MCSBF 和 2HMCF 处理后的降噪图像噪声滤除效果较好,但 2HMCF 处理后图像中物体的部分细节被模糊,比如图像中汽车车轮部分有一定视觉降质;由 JNT 和 STVF 降噪后的图像,图像细节模糊、部分噪声没有滤掉,噪声滤除效果较差。

由于采用了运动补偿,MCSBF 能够较好地克服视频图像在时域上的非平稳特性。并且,MCSBF 采用的是球体滤波窗,具有旋转不变性、能适应视频图像中运动物体局部的扭曲和旋转等非刚体运动,保证了合理地利用视频图像中的空时相关性以去除噪声。JNT 降噪效果较差,将时域上 Kalman 滤波结果和二维平面中的 Wiener 滤波结果平均得

到降噪输出,容易平滑掉视频图像中的细节,使降噪后的视频图像较为模糊。STVF 降噪效果较差,主要原因之一就是没有充分利用视频图像时域上的相关性,在前一帧中仅利用了对应位置处的一个像素参与对当前像素的平滑滤波。由于 2HMCF 是基于块处理的一维时域递归滤波,不

能克服由于视频图像中运动物体旋转、扭曲等非刚体运动引起的非平稳现象,容易引起块效应等视觉降质,从降噪后的输出图像中可以找到明显的块效应,如图 4(e)。通过上述比较发现,MCSBF 能够在保持视频图像细节的同时较好地滤除噪声,更加适合视频图像降噪。



图 4 Foreman 序列第 8 帧的受噪图像($\sigma_n^2=65$)和经各种算法降噪后的输出

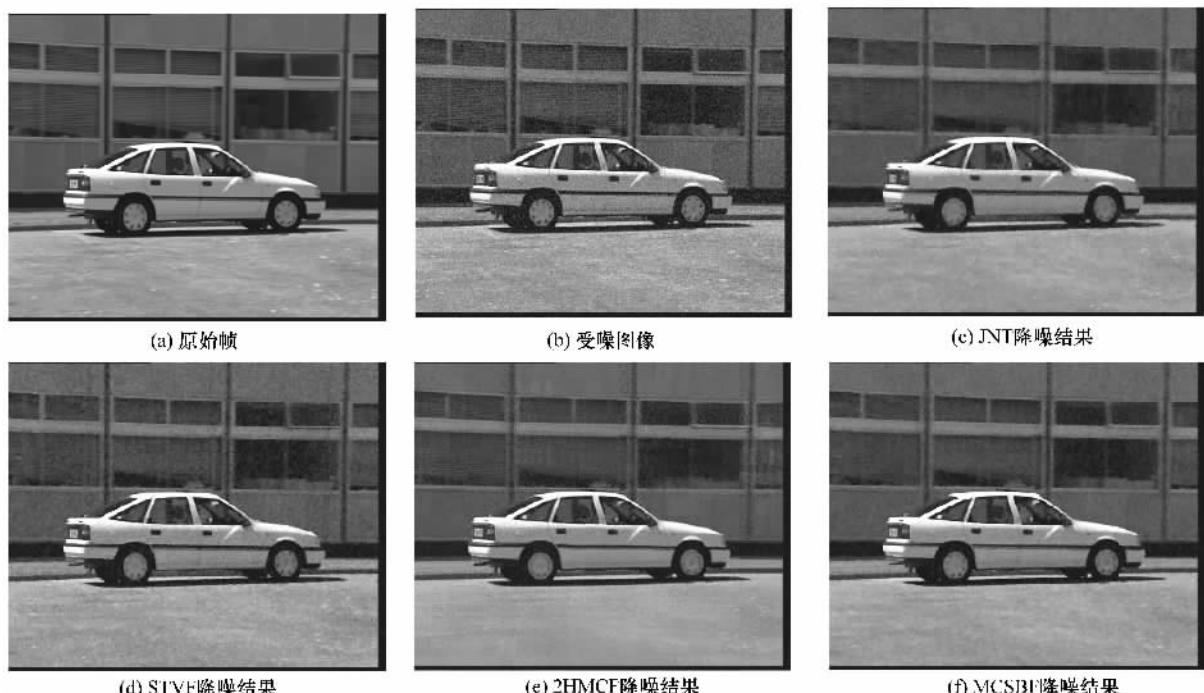


图 5 Vectra 序列第 36 帧的受噪视频($\sigma_n^2=260$)和经各种算法降噪后的输出

4 结 论

本文提出了一种结合运动补偿的球体双边滤波视频图像降噪算法。该算法继承了传统双边滤波的优势,同时考虑了视频邻域点与中心点灰度值之间的相似程度和它们的几何距离。MCSBF 中采用了球体滤波窗,可以更加有效地利用视频图像中的空时相关性,并且具有旋转不变性、能较好地克服由运动物体引起的局部空时非平稳现象,结合运动补偿后能进一步利用视频图像在时域上的相关性,有效地滤除噪声。试验结果表明,MCSBF 在提升 PSNR 和主观视觉质量方面均超过了经典的视频图像降噪算法。针对该算法的后续研究将从以下两方面进行改进:一是结合文献[18]中的运动检测思想对视频图像进行预处理,进一步提高 MCSBF 滤波效率;二是将该算法应用到转换域中,通过 3D 小波变换研究其视频图像降噪的效果。

参 考 文 献:

- [1] Zlokolica V. Recursive temporal denoising and motion estimation of video[C]// Proc. of International Conference on Image Processing, 2004:1465–1468.
- [2] Zlokolica V, Pizurica A, Philips W. Wavelet-domain video denoising based on reliability measures[J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 2006, 16(8): 993–1007.
- [3] Rahman S M M, Ahmad M O, Swamy M N S. Video denoising based on inter-frame statistical modeling of wavelet coefficients[J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 2007, 17(2):187–198.
- [4] Varghese G. Video denoising using a spatiotemporal statistical model of wavelet coefficients[C]// Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2008: 1257–1260.
- [5] Brailean J C. Noise reduction filters for dynamic image sequences: a review[J]. Proc. of the IEEE, 1995, 83(9):1272–1292.
- [6] 李岩, 乔彦峰, 高岩, 等, 基于运动补偿的自适应时域视频降噪算法研究[J]. 半导体光电, 2007, 28(5):747–750.
- [7] Guo L, Au O C, Ma M, et al. Temporal video denoising based on multihypothesis motion compensation [J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 2007, 17(10):1423–1429.
- [8] Patti A J, Tekalp A M, Sezan M I. A new motion-compensated reduced-order model Kalman filter for space-varying restoration of progressive and interlaced video[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1998, 7(4):543–554.
- [9] Buades A. A non-local algorithm for image denoising[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005:60–65.
- [10] Mahmoudi M, Sapiro G. Fast image and video denoising via nonlocal means of similar neighborhoods[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(12):839–842.
- [11] Dugad R. Video denoising by combining Kalman and Wiener estimates[C]// Proc. of International Conference on Image Processing, 1999:152–156.
- [12] Chan T W. A novel content-adaptive video denoising filter[C]// Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2005:649–652.
- [13] Kuan D T, Sawchuk A A, Strand T C, et al. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(2):165–177.
- [14] Yaroslavsky L P. Digital picture processing—an introduction[M]. Berlin: Springer Verlag, 1985.
- [15] Smith S M, Brady J M. SUSAN—a new approach to low level image processing [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1):45–78.
- [16] Tomasi C. Bilateral filtering for gray and color images[C]// Proc. of 6th International Conference on Computer Vision, 1998:839–846.
- [17] Ming Z, Gunturk B K. Multiresolution bilateral filtering for image denoising [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2008, 17(12):2324–2333.
- [18] Ma L. Noise reduction of video sequences using detection method [C] // Proc. of International Conference on Education Technology and Computer, 2009:299–302.