

基于小波阈值和主成分分析的视频去噪算法

胡 然^{1,2} 郭成城¹ 杨剑锋¹

(武汉大学电子信息学院 武汉 430072)¹ (63892 部队 洛阳 471003)²

摘 要 将局部像素组主成分分析算法引入到视频去噪领域,并利用三维块匹配算法保持了视频序列的相关性,对视频中的噪声进行抑制。用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二阶局部像素组主成分分析中的第一阶处理得到的图像,这样可以避免局部像素组主成分分析算法直接处理视频时产生的局部效应。最后,局部像素组主成分分析算法也抑制了三维块匹配算法中的小波阈值去噪结果中产生的画面不平滑的问题。实验结果表明,本算法较好地得主成分分析算法引入到了视频去噪领域,同时较好地解决了三维块匹配视频去噪算法中小波阈值去噪的块效应问题,主客观指标的比较也表明本算法有较为优秀的去噪效果。

关键词 视频去噪,主成分分析,块匹配,小波阈值

中图分类号 TP751 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.4.059

Video Denoising Algorithm Based on Wavelet Threshold and PCA

HU Ran^{1,2} GUO Cheng-cheng¹ YANG Jian-feng¹

(Electronic Information School, Wuhan University, Wuhan 430072, China)¹

(63892 Forces of PLA, Luoyang 471003, China)²

Abstract This paper introduced the local pixel grouping principal component analysis to video denoising and kept the correlation of the video sequence to suppress the noise of the video by 3D block-matching wavelet thresholding algorithm. The image of the first stage of the local pixel grouping principal component analysis is replaced by the result from wavelet thresholding of 3D block-matching video denoising algorithm to avoid the local effect of local pixel grouping principal component analysis for the video. Finally, local pixel grouping principal component analysis also suppresses the block effect of wavelet thresholding of 3D block-matching video denoising algorithm. Experimental results show that our algorithm introduces the principal component analysis to video denoising and solves the block effect of 3D block-matching video denoising algorithm better. The subjective and objective comparison between different algorithms also proves that our algorithm has better denoising effect.

Keywords Video denoise, Principal component analysis, Block-matching, Wavelet thresholding

1 引言

视频信号在传送和存储的过程中不可避免地会引入噪声。噪声会极大地影响视频的清晰度和实际效果。对视频信号进行去噪可以提高感知质量,增进压缩编码的有效性,具有减少传输带宽和提高后续功能的效果。因此对视频信号进行适当的去噪是非常必要的。

近年来出现了很多视频去噪算法,主要分为时空域和变换域两种。时空域视频去噪算法针对视频序列间和单帧视频内的信息进行直接处理,如文献[1]提出根据运动补偿的结果来确定进行时域滤波还是空域滤波,对于运动强度较小的图像区域,进行时域滤波;反之,进行空域滤波。这种处理方式充分考虑了视频内容的相关性,针对视频信号在时域上的非平稳性进行了处理,但同时也将噪声信号和视频图像信号进

行混合处理,这容易产生视频模糊、噪声抑制不彻底的问题。而基于变换域进行处理的视频去噪算法利用噪声信号和视频图像信号在变换域的不同特性,将噪声信号和视频图像信号区分处理,如文献[2]提出利用小波变换对视频图像的小波变换系数中符合噪声特征的部分进行抑制。这种方法在一定程度上成功地抑制了噪声,获得了较为优秀的去噪性能。

小波变换在视频图像去噪领域取得了较大成功。许多学者对这种方法进行了深入研究,取得了一系列重要成果。例如,文献[3]提出了基于 Stein 的无偏风险估计和阈值函数线性扩展(Stein's Unbiased Risk Estimator-Linear Expansion of Thresholds, SURE-LET)的去噪方法,通过对运动补偿后的视频帧进行小波分解,再以最优阈值函数来实现对含噪视频帧的去噪。文献[4]将小波变换和建模方法相结合,提出时空双变量高斯混合模型(Spatiotemporal Gaussian Scale Mix-

到稿日期:2015-04-15 返修日期:2015-06-30 本文受国家高技术研究发展 863 计划项目(2012AA010904),成都大学项目(20804),四川省科技计划项目(2013GZ0016)资助。

胡 然(1986—),男,硕士,工程师,主要研究方向为计算机仿真、无线网络, E-mail: huran@whu.edu.cn; 郭成城(1961—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为无线网络和计算机仿真; 杨剑锋(1976—),男,副教授,主要研究方向为信号处理和嵌入式(通信作者)。

ture, ST-GSM)算法。该算法对受噪的连续多帧图像进行建模,利用贝叶斯最小二乘估计从含噪的小波系数中恢复原始信号。虽然基于小波变换的去噪算法取得了较大成功,但这些固定小波基的分解模式无法对自然图像进行完全表示,取得的去噪结果都有一定偏差。

近年来,非局部型的去噪算法得到了较大发展,典型的是文献[5]提出的非局部均值(Non-local Means)去噪方法。该方法通过像素点的加权平均来对目标点进行估计,像素点的权值是由像素点所在邻域块之间的相似度来决定的。基于这种思想,文献[6]提出了一种基于块匹配和三维滤波的视频去噪算法(Video Block-Matching and 3-D Filtering, VBM3D)。该算法通过块匹配对图像块进行分组,通过变换域滤波来抑制噪声。其由于充分利用了时域和空域上的相关性,因此针对高斯白噪声,取得了较优秀的去噪性能。但是该方法通过联合维纳滤波引入了补偿,在保持了较好的细节信息的同时也大大降低了去噪效果。而文献[7]提出的基于主成分分析的图像去噪算法利用主成分分析分解出视频信号的主要特征,对相似像素组进行阈值去噪,很好地保持了相关像素的局部特征,取得了较好的去噪效果。但是,将基于主成分分析的算法作为图像去噪算法,无法直接对视频进行处理,因此本文算法将 VBM3D 中的小波阈值去噪算法与主成分分析算法相结合,从而将主成分分析去噪算法应用到视频处理中。最后通过理论分析和实验证明,本文算法能够较好地处理视频,也取得了良好的去噪效果。

2 基于主成分分析的图像去噪算法的原理

基于主成分分析的图像去噪算法^[7]利用主成分分析算法,对含噪图像的局部像素矩阵进行噪声抑制。该算法通过块匹配得到相似像素组矩阵,利用主成分分析对参考块的相似像素组的协方差矩阵进行特征矩阵分解,实现像素组降维后,对噪声进行抑制得到去噪结果。下面对该算法进行详细介绍。

(1) 相似像素组聚集

图像中像素点信息包含在像素点位置和像素值中。对像素 p 进行相似像素组聚集时,先选定以像素 p 为中心、 r 为半径的参考块,然后在以像素 p 为中心、大小为 $R \times R$ 的窗内进行相似像素组聚集,如图 1 所示。

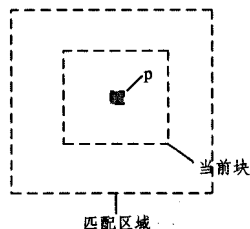


图 1 相似像素组聚集

在半径为 R 的窗内, x_0 的相似训练块 x_i 有 $(R-r+1)^2$ 个。可将训练块 x_i 表示成原始图像信号和噪声信号两个部分的叠加,如式(1)所示:

$$x_i = x + n \quad (1)$$

其中, x 为原始图像成分, n 为噪声成分。而原始图像信号与噪声信号相互独立,因此,计算参考块 x_0 和训练块 x_i 的协

差时,有下式成立:

$$e_i = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (x_0 - x_i)^2 \approx \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (\tilde{x}_0 - \tilde{x}_i)^2 + 2\sigma^2 \quad (2)$$

其中, \tilde{x}_0 和 \tilde{x}_i 为 x_0 和 x_i 对应的原始图像信号, σ 为含噪图像的噪声标准差。

若训练集中 x_i 与 x_0 的协方差 e_i 小于阈值 $T + 2\sigma^2$, 则 x_i 即为 x_0 的训练样本。

(2) 基于主成分分析的图像去噪

得到与 x_0 最相似的 m 个训练样本后,设每个训练样本 x_i 中含有 n 个元素,则将 m 个训练样本 x_i 作为向量构成 $m \times n$ 阶样本矩阵 X 。求得行向量 X_i 的均值 μ_i 后可以计算出样本矩阵 X 的方差矩阵 Ω_X , 表达式如下:

$$\Omega_X = \frac{1}{n} X X^T = \frac{1}{n} (\tilde{X} \tilde{X}^T + \tilde{X} N^T + N \tilde{X}^T + N N^T) \quad (3)$$

其中, \tilde{X} 为样本矩阵中的原始图像信号, N 为样本矩阵中的噪声信号,而 \tilde{X} 和 N 相互正交,因此 Ω_X 的表达式可化简如下:

$$\Omega_X = \frac{1}{n} (\tilde{X} \tilde{X}^T + N N^T) = \Omega_{\tilde{X}} + \Omega_N \quad (4)$$

$$\Omega_{\tilde{X}} = \frac{1}{n} \tilde{X} \tilde{X}^T \quad (5)$$

$$\Omega_N = \frac{1}{n} N N^T \quad (6)$$

对方差矩阵 Ω_X 进行特征值分解得到特征矩阵 Φ_X 后,对样本方差矩阵 Ω_X 进行主成分分析变换,表达式如下:

$$Y_X = P_X X \quad (7)$$

$$P_X = \Phi_X \quad (8)$$

求得样本方差矩阵 Ω_X 的变换矩阵 Y_X 后,对 Y_X 的方差矩阵 Ω_Y 进行阈值处理,通过阈值处理后得到结果 Ω_Y , 得到的 Y_X 的方差矩阵和阈值函数的表达式如下:

$$\Omega_Y = \frac{1}{n} Y_X Y_X^T \quad (9)$$

$$\Omega_Y = \begin{cases} \Omega_Y - \sigma^2, & \text{if } \Omega_Y - \sigma^2 > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

通过 Ω_Y 可求得系数矩阵 ω 以对 Y_X 中的噪声成分进行去除,最后对得到的去噪结果进行主成分分析逆变换得到样本矩阵 X 的去噪结果,表达式分别如下:

$$\hat{Y}_X = \omega Y_X \quad (11)$$

$$\hat{X} = P_X \hat{Y}_X \quad (12)$$

3 基于主成分分析和小波阈值的联合视频去噪算法

本文算法主要包含小波阈值去噪和主成分分析去噪两个部分。由于视频序列内容的相关性不仅存在于二维的帧与帧之间,而且还存在于帧内,这种相关性通过视频帧的内容的连续拓展到了时空域^[8]。而主成分分析去噪算法^[7]是一种图像去噪算法,分别对视频序列的各帧进行处理会降低视频内容的相关性。因此,本文将小波阈值去噪算法和主成分分析算法相结合,从而能够在充分考虑视频序列的相关性的同时,也能利用主成分分析算法对小波阈值去噪造成的视频画面不平滑的现象进行改善,并且由于经过小波阈值去噪后的视频帧图像的画质得到改善,能够聚集更为准确的相似像素组,使得主成分分析算法能发挥更好的作用。下面对本文算法的两个部分进行详细介绍。

3.1 基于块匹配的小波阈值去噪

本文算法中基于小波阈值去噪主要包含两个步骤,即块匹配分组和小波阈值去噪。

块匹配分组:当前处理的含噪视频帧为 y 时,选定参考块 y_k 后,给出参考块 y_k 的帧内和相邻帧的搜索区域。在搜索区域内计算所有的图像块与参考块之间的距离,将距离值小于阈值的图像块作为相似块存入匹配块组中。最后得到匹配块组 $S(y_k)$,其中图像块的个数为 $|S(y_k)|$ 。

小波阈值去噪:得到匹配块组 $S(y_k)$ 后,对 $S(y_k)$ 进行小波变换,并对得到的小波变换系数进行阈值收缩,然后对收缩后的小波变换系数进行逆变换得到小波阈值去噪的结果。本文算法中小波阈值函数表达式如下:

$$T(\lambda, \lambda_{thr}) = \begin{cases} \lambda, & \text{if } |\lambda| > \lambda_{thr}, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

含噪的视频图像经过小波阈值去噪后得到 y_T 。

小波阈值去噪的性能与阈值的选取有直接关系。通常,阈值选取不当会造成去噪效果不理想,具体表现为阈值较小时会有噪声残留,阈值较大则会造成画面模糊;并且,噪声的分布模型不单一,而确定的小波阈值函数的最终处理结果都会存在一定偏差。图2所示为小波阈值去噪结果局部放大图。



图2 小波阈值去噪结果局部放大图

由图2可以看出,画面中存在明显的块效应和噪声残留,由此可见小波阈值去噪结果并不理想,而视频内容中的块效应和噪声残留这些不平滑特征与原始视频内容相关性不大^[9],通过主成分分析去噪算法可以对这种与视频内容相关性不大的特征进行抑制^[10]。因此,本文将利用主成分分析算法对小波阈值去噪结果 y_T 作进一步处理。

3.2 主成分分析去噪

原始含噪视频图像 y 经过小波阈值处理后得到结果图像 y_T ,其中噪声得到抑制。此时,待处理的视频图像 y_T 中的噪声已经得到一定程度的抑制,对 y_T 应用主成分分析去噪算法能够使得相似像素聚集更为准确,因此主成分分析算法在此基础上能够更好地发挥去噪性能。另一方面,主成分分析去噪算法对小波阈值去噪造成的噪声残留或恒定偏差都能有很好的补充作用,所以本文利用主成分分析去噪算法对 y_T 进行进一步处理。

在 y_T 中选定参考块 x_{y_T} 后进行样本训练,得出其训练样本矩阵 X_{y_T} 并计算其方差矩阵 Ω_{y_T} 后,利用式(3)一式(12)可以得到最终去噪结果即本文的去噪结果 \hat{X}_{y_T} 。

综上所述,本文的基于主成分分析的视频去噪算法的主要处理步骤如图3所示。

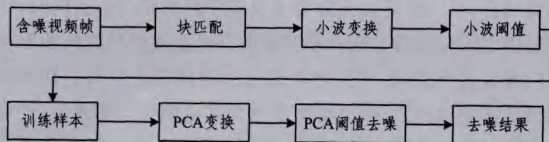


图3 本文算法流程

4 实验结果及分析

本节选用比较常用的 VBM3D 算法与本文所提算法进行对比实验。测试视频为两个 QCIF 格式(176 × 144)标准视频 carphone、salesman 和一个 CIF 格式(352 × 288)标准视频 coastguard。客观指标使用峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)^[11]进行效果对比。算法测试环境为 Windows 7、CPU-Intel Core i5-2500K、3.30GHz 主频、4GB 内存、32bit 位宽。对3个测试视频加入均值为0且标准差为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。

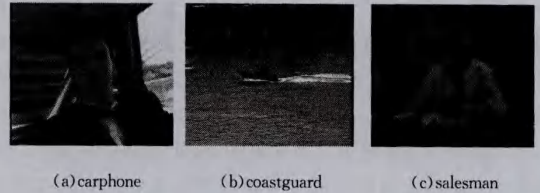


图4 原始视频的第3帧

图5—图7显示了小波阈值去噪算法、主成分分析去噪算法、VBM3D算法和本文算法的去噪的主观效果的完整对比图和局部对比图。

如图5(c)—图7(c)所示,小波阈值去噪算法的去噪结果中出现了画面颜色失真和画面细节丢失严重的现象;主成分分析算法虽然保持了良好的细节,但是画面却出现了明显的不平滑;而对于 VBM3D 算法,在噪声水平较低的 $\sigma=10$ 和 $\sigma=20$ 时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(e)所示,去噪后图像出现明显的块效应,画面模糊;通过对比可以看出,采用本文算法在不同的噪声水平下去噪后的图像的画面都保持了良好的细节,颜色比较正常,画质也较为平滑。

不同噪声水平下、含噪视频、小波阈值去噪算法、主成分分析去噪算法、VBM3D算法和本文算法的处理结果的 PSNR 和 SSIM 的对比如表1所列。



图5 $\sigma=10$ 时视频去噪结果

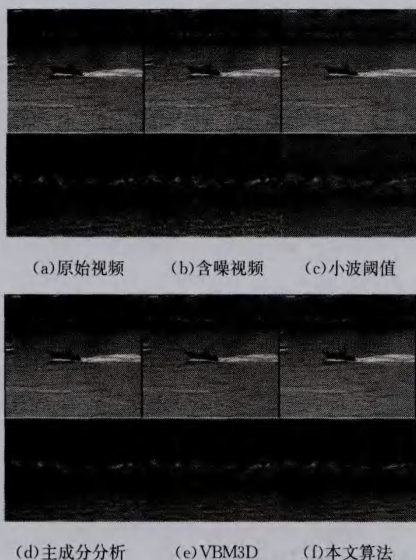


图6 $\sigma=20$ 时视频去噪结果



图7 $\sigma=30$ 时视频去噪结果对比

表1 含噪视频、小波阈值去噪算法、主成分分析算法、VBM3D算法和本文算法的PSNR和SSIM对比

噪声水平	算法	carphone PSNR/SSIM	coastguard PSNR/SSIM	salesman PSNR/SSIM
$\sigma=10$	含噪视频	24.083/0.803	28.192/0.884	25.371/0.816
	小波阈值去噪	23.047/0.849	24.138/0.812	21.629/0.851
	主成分分析	31.643/0.952	30.524/0.944	33.367/0.946
	VBM3D	27.712/0.936	28.712/0.924	28.641/0.879
	本文算法	30.901/0.928	29.880/0.871	34.111/0.952
$\sigma=20$	含噪视频	21.789/0.592	22.267/0.695	21.583/0.653
	小波阈值去噪	22.833/0.828	23.645/0.734	21.872/0.904
	主成分分析	29.548/0.912	28.363/0.849	30.264/0.932
	VBM3D	26.632/0.901	27.313/0.846	30.445/0.871
	本文算法	29.675/0.904	28.905/0.811	30.614/0.877
$\sigma=30$	含噪视频	19.182/0.522	18.845/0.538	18.935/0.529
	小波阈值去噪	22.052/0.799	23.059/0.643	20.660/0.767
	主成分分析	28.909/0.869	28.061/0.749	27.853/0.819
	VBM3D	25.272/0.869	26.151/0.763	29.535/0.782
	本文算法	28.216/0.873	27.886/0.746	28.090/0.790

从表1中的对比结果可以看出,本文算法的PSNR和SSIM都比小波阈值去噪算法和VBM3D算法高出很多,并与

主成分分析算法基本保持一致,处理结果较为平稳。

通过以上主观效果和客观指标对比,说明本文算法不仅较好地去除了视频中的噪声,还能够保持视频图像本身的结构信息。因此本文算法的去噪性能较为优秀。

结束语 本文针对主成分分析去噪算法无法直接应用于视频去噪的局限,将小波阈值去噪与主成分分析去噪算法进行结合,成功抑制了主成分分析算法的局部效应,并较好地解决了小波阈值去噪产生的画面颜色失真与块效应的问题,最终的去噪结果既有着平滑的画质,也保持了丰富的细节信息。实验分析也证明,本文算法在主、客观上都有着较为优秀的去噪效果。但视频处理实时性要求较高,而本文算法处理效率还需要进一步提高,因此提高本文算法效率将是下一步深入研究的方向。

参考文献

- [1] Bhagavathy S, Llach J. Adaptive Spatio-Temporal Video Noise Filtering for High Quality Application[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007, 2007, 1: I-761-I-764
- [2] Gupta N, Swamy M, Plotkin E I. Low complexity video noise reduction in wavelet domain[C]//2004 IEEE 6th Workshop on Multimedia Signal Processing. 2004: 239-242
- [3] Luisier F, Blu T, Unser M. SURE-LET for Orthonormal Wavelet-Domain Video Denoising[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(6): 913-919
- [4] Varghese G, Zhou W. Video denoising using a spatiotemporal statistical model of wavelet coefficients[M]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2008: 1257-1260
- [5] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2005: 60-65
- [6] Dabov K, Foi A, Egiazarian K. Video denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering[C]//15th European Signal Processing Conference, 2007: 145-149
- [7] Zhang L, Dong W, Zhang D, et al. Two-stage Image Denoising by Principal Component Analysis with Local Pixel Grouping[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1531-1549
- [8] Li J L. Combination of feature extraction in text classification algorithm based on PCA[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(8): 2398-2401 (in Chinese)
李建林. 一种基于PCA的组合特征提取文本分类方法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(8): 2398-2401
- [9] Li Xu-guang, Cui Li-hong, Huang Shou-yong. Improvement of LPG-PCA Method for Image Denoising[J]. Computer Science, 2015, 42(z1): 195-198 (in Chinese)
李旭光, 崔丽鸿, 黄守勇. 改进的LPG-PCA的图像去噪方法[J]. 计算机科学, 2015, 42(z1): 195-198
- [10] Yang N F, Wu C M, Qu H Z. Mixed noise denoised based on partial differential equation[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(6): 1899-1902 (in Chinese)
杨农丰, 吴成茂, 屈汉章. 基于偏微分方程的混合噪声去噪研究[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(6): 1899-1902
- [11] Zhang Yong-qin, Liu Jia-ying, Li Ma-ding, et al. Joint image denoising using adaptive principal component analysis and self-similarity[J]. Information Sciences, 2014, 259: 128-141