

基于主成分分析的分块视频噪声估计

肖进胜¹ 朱力¹ 赵博强¹ 雷俊锋¹ 王莉²

摘要 噪声估计在视频去噪领域具有重要的研究意义. 实际生活中的噪声都是未知的, 然而现存的视频去噪算法通常都假定视频的噪声水平是已知的, 本文提出一种基于主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 的分块视频噪声估计算法. 首先, 基于帧间进行块匹配寻找相似块, 得到差分图像以消除视频运动的影响; 其次, 将正态分布函数作为阈值函数简化噪声估计算法模型; 最后, 设置明确迭代指标使得估计的结果更加精确, 且降低了计算复杂度. 主观视觉效果和客观指标对比表明, 本文提出的基于主成分分析的分块视频噪声估计算法比其他优秀的噪声估计算法误差小同时鲁棒性高, 能准确地估计视频噪声.

关键词 视频噪声估计, 块匹配, 正态分布, 主成分分析

引用格式 肖进胜, 朱力, 赵博强, 雷俊锋, 王莉. 基于主成分分析的分块视频噪声估计. 自动化学报, 2018, 44(9): 1618–1625

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160764

Block-based Video Noise Estimation Algorithm via Principal Component Analysis

XIAO Jin-Sheng¹ ZHU Li¹ ZHAO Bo-Qiang¹ LEI Jun-Feng¹ WANG Li²

Abstract Noise estimation is an important issue in video denoising applications. However, in practice the noise level is unknown in most cases, but most existing denoising algorithms simply assume the noise level is known beforehand. In this paper, we propose a block-based video noise estimation algorithm via the principal component analysis (PCA). Firstly, similar blocks are searched by block matching between frames, and the difference image is obtained to eliminate the influence of video motion. Secondly, a thresholding function of normal distribution is used to simplify the model of noise estimation. Finally, setting clear iterative metrics makes the estimation results more accurate and reduces the computational complexity. Subjective and objective comparisons show that, compared with other state-of-art algorithms, the noise estimation of the proposed video denoising algorithm is robust against small errors and achieves outstanding denoising effect.

Key words Video noise estimation, block matching, normal distribution, principal component analysis (PCA)

Citation Xiao Jin-Sheng, Zhu Li, Zhao Bo-Qiang, Lei Jun-Feng, Wang Li. Block-based video noise estimation algorithm via principal component analysis. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(9): 1618–1625

视频信号在捕捉、记录和传输的过程中都可能引入噪声. 引入的噪声严重降低视频画面质量, 影响观众的视觉体验. 而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, 尽可能地降低视频图像中噪声干扰的一种多媒体信息处理技术. 目前存在的大多数视频去噪算法的性能

都不同程度地依赖于含噪视频中的噪声参数. 虽然通过各种各样的算法, 可以达到很理想的去噪效果, 但大多数算法都有个假设前提, 即噪声强度是预先知道的^[1–3]. 人为给定噪声参数或者噪声参数不准确, 都会导致去噪效果不理想. 因此对于含噪视频的噪声参数估计是视频去噪研究中一个关键性问题. 近年来, 图像去噪算法在空域和变换域等取得了较大发展. 其中较为优秀的是 Knaus 等的基于空域和频域的双域滤波图像去噪算法^[4], 去噪后的图像细节信息丰富, 但是需要设置与噪声有关的经验参数. Pierazzo 等^[5]利用非局部贝叶斯去噪替换了文献 [4] 中的引导层, 构造图像快速去噪算法, 但图片的适用性不高. 为了实现视频噪声去除, 肖进胜等^[6]将文献 [4] 和三维块匹配算法相结合将图像去噪拓展到了视频去噪领域, 主客观效果较好, 但对未知噪声水平时鲁棒性较差. 另外 Knaus 等^[7]基于双域滤波引入了鲁棒噪声估计, 部

收稿日期 2016-11-10 录用日期 2017-06-12
Manuscript received November 10, 2016; accepted June 12, 2017

国家自然科学基金 (61471272), 湖北省自然科学基金 (2016CFB499) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61471272), Natural Science Foundation of Hubei Province (2016CFB499)

本文责任编辑 桑农

Recommended by Associate Editor SANG Nong

1. 武汉大学电子信息学院 武汉 430072 2. 烽火通信科技股份有限公司 武汉 430076

1. School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072 2. FiberHome Telecommunication Technologies Co., Ltd., Wuhan 430076

分解决了人为设定噪声值的问题. Dabov 等^[8] 对视频图像进行 3D 稀疏变换后再滤波 (Video block-matching and 3-D filtering, VBM3D), 取得了较优秀的去噪性能. 但该算法耗时高, 且去噪视频存在块效应. Matteo 等提出了 VBM4D^[9] 算法, 该算法将 VBM3D 拓展到 4 维结构, 能更好地保存视频的细节. 上述去噪算法均没有对噪声进行有效的估计, 对于未知噪声的视频序列不能获得其最佳的去噪效果.

高斯白噪声是视频图像采集中最常见的一种噪声, 针对该噪声的估计主要分为空域、时域和空时域^[10] 三种. 空域法通常分为基于块^[11-12], 基于滤波^[13] 和变换域三种方法^[14]. Amer 等^[15] 采用自适应平均的方法对所有块的方差进行选取和平均, 基于块进行噪声估计, 但该算法对平滑块的数量有严格的要求. 基于图像块的算法估计结果受图像内容和噪声强度影响很大, 而 Pyatykh 等^[16] 提出的基于主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 的方法则对含噪图像没有严格的要求, 且估计结果较精确. 柳薇^[17] 利用 PCA 的思想对图像块进行噪声估计, 图像块的协方差矩阵最小特征值作为噪声方差的估计值, 该方法无需图像含有许多同种类区域. Aditya 等^[18] 是一种基于奇异值分解的比较稳定的噪声估计方法, 用奇异值的尾部数据进行噪声强度估计, 降低图像信息对噪声估计的干扰. 而时域的方法主要考虑帧与帧之间的关系, 对视频的整体运动较难把握, 因此需要进行运动检测或者运动补偿. Yin 等^[19] 提出基于运动估计的视频噪声估计算法, 考虑到了视频编码, 该算法能对各类型的视频信号进行准确的估计. 目前主要有算法^[10, 20-21] 利用了时空域的信息对视频噪声估计, Zlokolica 等^[20] 主要用小波变换系数对空时域进行分析, 然而该方法计算复杂性较高. Ghazal 等^[10] 利用 5 个域来探索空时域的信息, 每个域的局部相似性主要利用了高斯拉普拉斯算子, 该算法估计效果较好. Yang 等^[21] 利用 Sobel 梯度作为同种类块的衡量标准, 利用了 3 个域进行噪声估计, 计算复杂性降低. 总体上说, 噪声估计算法的效果都有待提高.

考虑到 PCA 对含噪图像和噪声类型的鲁棒性, 本文提出一种基于 PCA 的分块视频噪声估计. 本文所提出的方法有如下创新: 1) 首先通过前后帧块匹配寻找相似块, 充分利用了视频序列的相关性, 并进行前后帧的差分运算以消除视频运动的影响. 2) 使用正态分布函数作为选择弱纹理块的阈值函数, 使得计算复杂度降低, 同时简化了算法模型. 3) 设置了明确的迭代指标, 使得最终结果更加精确. 通过理论分析和实验结果表明本文的视频噪声估计算法具有较大的应用范围, 成功的运用于盲视频去噪.

1 基于 PCA 的图像噪声估计

文献 [14] 提出的基于 PCA 的图像噪声水平估计算法, 对于纹理信息丰富的噪声图, 基于 PCA 的噪声估计会高估其噪声水平. 若先选择噪声图中的弱纹理块, PCA 则可以精确地估计出噪声水平, 因此本文算法首先选择含噪图中的弱纹理块, 再基于弱纹理块估计图像的噪声水平. 含噪图像块模型为

$$y_i = z_i + n_i \quad (1)$$

其中, z_i 是原始图像第 i 个矢量块, y_i 是观测到的矢量块, n_i 是零均值高斯噪声. 图像块可以认为是欧氏空间的数据, 利用 PCA 计算最小方差向量. 协方差矩阵定义如下:

$$\Sigma_y = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N (y_i - \mu)(y_i - \mu)^T \quad (2)$$

其中, M 是数据数目, μ 是数据集 y_i 的平均数. 投影到最小方差方向数据的方差与协方差矩阵最小特征值相等, 可得到下述公式:

$$\lambda_{\min}(\Sigma_y) = \lambda_{\min}(\Sigma_z) + \sigma_n^2 \quad (3)$$

Σ_y 和 Σ_z 分别指噪声块 y 和不含噪块 z 的协方差矩阵, λ_{\min} 表示最小特征值. 对于一般的图像块, $\lambda_{\min}(\Sigma_z)$ 是未知的. 弱纹理块只适用于低维子空间, 它的协方差矩阵的最小特征值约为零, 对于弱纹理块噪声水平 $\hat{\sigma}_n^2$ 可以简化为

$$\hat{\sigma}_n^2 = \lambda_{\min}(\Sigma_{y'}) \quad (4)$$

$\Sigma_{y'}$ 为噪声图中所有弱纹理块的协方差矩阵. 因此, 只要从噪声图像中选择出弱纹理块就能估计出噪声水平. 梯度协方差矩阵能反应出图像的纹理信息, $N \times N$ 的含噪图像块 n 表示成列向量形式为 $N^2 \times 1$. 若 D_h 和 D_v 是由 3 阶滤波算子构造的水平 and 垂直方向的算子, 均为 $N^2 \times N^2$ 的常对角矩阵, 从而梯度矩阵为

$$G_n = [D_h n \quad D_v n] \quad (5)$$

梯度协方差矩阵 $C_n = G_n^T G_n$ 的期望为

$$E(C_n) = \begin{bmatrix} E(n^T D_h^T D_h n) & 0 \\ 0 & E(n^T D_v^T D_v n) \end{bmatrix} \quad (6)$$

含噪块的梯度矩阵如下 (其中 z_f 是不含噪的平坦块)

$$G_y = [D_h(z_f + n) \quad D_v(z_f + n)] = [D_h n \quad D_v n] = G_n \quad (7)$$

对角线的元素有相同的特性, 设

$$\varepsilon(n) = n^T D_h^T D_h n + n^T D_v^T D_v n \quad (8)$$

$\varepsilon(n)$ 的生成函数决定了其分布^[15], 且 $\varepsilon(n)$ 的生成函数与伽马 (Gamma) 分布的生成函数形式一致, 因此对应的 Gamma 分布的形状参数 α 和尺度参数 β , 分别为

$$\begin{cases} \alpha = \frac{N^2}{2} \\ \beta = \frac{2}{N^2} \sigma_n^2 \text{tr}(D_h^T D_h + D_v^T D_v) = 2\sigma_n^2 \end{cases} \quad (9)$$

该算法主要通过 Gamma 函数来逼近从而求得最终的阈值函数, 但 Gamma 函数形式较复杂, 不利于广泛的应用. 同时原算法文献 [14] 中设置经验的迭代次数作为迭代停止条件, 虽然效果不错, 但始终存在适应性^[22-23] 的隐患.

2 基于正态分布阈值的视频噪声估计

本文视频噪声估计算法首先通过前后帧块匹配寻找相似块, 对匹配效果最佳的块 (弱纹理块) 进行噪声估计, 并进行前后帧的差分运算以消除视频运动的影响. 其次修改了选择弱纹理块的阈值函数, 使得判断标准更加精确, 减少图像纹理信息对估计结果的干扰.

2.1 基于帧间块匹配的视频噪声估计

视频图像序列前后两帧图像在时间上具有很强的相关性. 原本拥有很多纹理和细节信息的块, 如果它在前后两帧具有较强的相关性, 那么差分的结果仍然会产生一个平滑块, 降低了图像信息对噪声估计的影响, 同时降低了噪声水平对估计结果的影响. 算法首先对当前帧图像进行块划分, 然后对于每一图像块在前一帧图像内进行块匹配寻找相似块, 并根据最小代价得到最佳匹配块, 所有块与最佳匹配块的差值块合并得到帧间差分图像, 接下来将差分图像作为原始含噪图像进行噪声估计. 较朱磊等^[24] 对整幅图像进行差分运算, 本文算法的效率和精确度得到了提高.

假设观察到的视频图像为

$$I(i, j, n) = S(i, j, n) + N(i, j, n) \quad (10)$$

其中, $S(i, j, n)$ 为原始不含噪的视频帧, $N(i, j, n)$ 为噪声信号, n 为帧编号, i, j 是像素坐标. 经过块匹配, 我们选择的是匹配效果最佳的块 (弱纹理块) 进行噪声估计. 通过选择弱纹理块, 降低了图像纹理对噪声估计的干扰, 对于最佳匹配块有:

$$S(i, j, n) = S(i', j', n+1) \quad (11)$$

此时的差分图像可以表示为:

$$D(i, j, n) = I(i, j, n) - I(i', j', n+1) = N(i, j, n) - N(i', j', n+1) \quad (12)$$

假如原始图像的实际噪声方差为 σ_N^2 , 根据概率计算式 (12) 中差分图像的噪声方差 σ_D^2 有:

$$\sigma_D^2 = 2\sigma_N^2 \quad (13)$$

因此, 如果原始图像中前后两帧的最佳匹配块足够接近, 那么差分图像块将会变为平滑块, 该平滑块的方差可以认为是噪声造成的, 可以用式 (13) 进行噪声方差的估计.

2.2 基于正态分布的阈值函数

对于伽马 (Gamma) 分布, 通过如下图 1 所示可以得到: 当形状参数 α 越大其峰值越远离 Y 轴, 同时越逼近正态分布. 当 α 为正整数时, 分布可看作 α 个独立的指数分布之和, 当 α 趋向于较大数值时, 分布近似于正态分布. 普通参数的 Gamma 分布可以看作多个独立的 Gamma 分布之和. 按照中心极限定理, 独立同分布的随机变量之和趋于正态分布^[25].

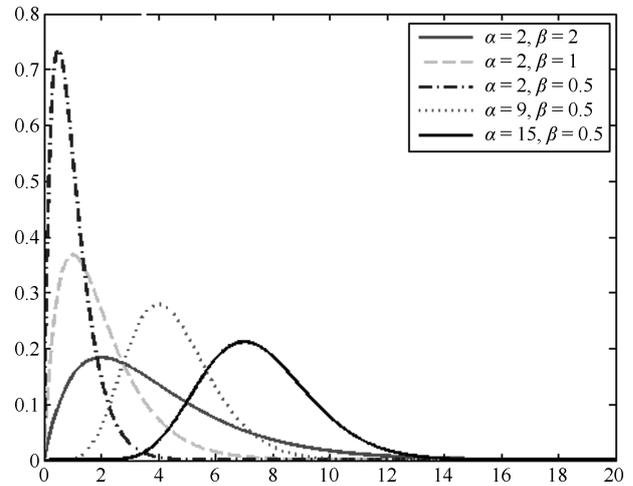


图 1 Gamma 概率密度图

Fig. 1 Gamma probability density function

由图 1, α, β 的变化也可看出当 α 足够大时 Gamma 分布近似正态分布. 通过计算可以得到:

$$\lim_{\alpha \rightarrow \infty} \Gamma(\alpha, \beta) = N(\mu, \sigma^2), \mu = \alpha\beta, \sigma^2 = \alpha\beta^2 \quad (14)$$

由于梯度算子的大小只与块的大小有关, 不受含噪图像的影响, 因此当用 3 阶滤波算子时, 水平和垂直梯度算子为常矩阵, $D_h^T D_h + D_v^T D_v$ 也为常矩阵. 本文中, α 值为 $N^2/2$, 块的大小为 5, 可以用正态分布近似 Gamma 分布, 于是由式 (9) 和 (14) 可得到正

态分布的均值和方差为

$$\mu = \sigma_n^2 N^2, \sigma^2 = 2N^2 \sigma_n^4 \quad (15)$$

可得到本文的阈值为

$$\tau = \sigma_n^2 F^{-1}(\delta, N^2, \sqrt{2}N) \quad (16)$$

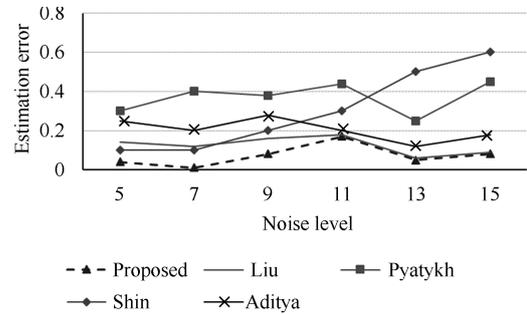
其中, $F^{-1}(\delta, \alpha, \beta)$ 是正态分布的逆累加分布函数, δ 是人为给定的显著性水平 (本文为 0.99). 当显著性水平和噪声水平给定时, 阈值随之确定. 这里经过推导简化了 Gamma 分布的形状参数 α 和尺度参数 β , 同时用正态分布替换了 Gamma 分布, 对算法的运算函数也进行了简化. 而当图像块梯度协方差矩阵的最大特征值小于上述阈值时, 即为选定的弱纹理块, 再对图像中的弱纹理区域利用 PCA 进行噪声估计. 实验结果表明当块大小小于 5 时, 同样可以达到较好的估计效果. 改进的正态分布函数和 Gamma 分布的噪声估计准确度 (单位: dB) 对比如下表所示:

表 1 不同分布函数噪声估计对比
Table 1 Comparison of noise estimation for different function

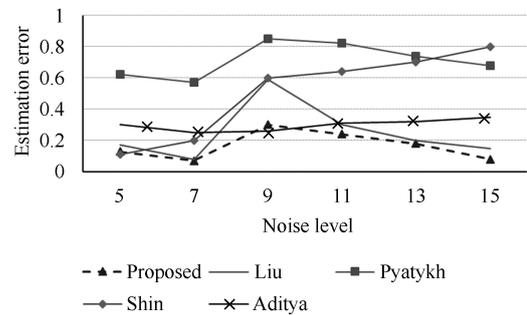
Noise level (dB)		Lena	Akiyo	Bus	Coastguard
$\sigma_n = 10$	Liu 等 ^[14]	9.68	9.88	9.69	9.79
$\sigma_n = 10$	Proposed	9.86	9.79	9.97	9.93
$\sigma_n = 20$	Liu 等 ^[14]	19.56	19.61	19.64	19.67
$\sigma_n = 20$	Proposed	19.72	19.65	19.78	19.74
$\sigma_n = 30$	Liu 等 ^[14]	29.54	29.54	29.13	29.59
$\sigma_n = 30$	Proposed	29.65	29.81	29.50	29.67
$\sigma_n = 40$	Liu 等 ^[14]	38.43	39.34	38.99	39.37
$\sigma_n = 40$	Proposed	39.50	39.38	39.64	39.60

由上表可以看出, 替换后的函数估计效果更好. 因此噪声估计采用的分布函数改为正态分布完全可行且取得更好的估计效果. 大量实验结果表明迭代次数达到 6 次时, 噪声水平可基本达到稳定. 但是为了进一步提高噪声估计算法的稳定性, 对于迭代次数的设置, 本文采用经验次数和前后两次噪声估计水平的差值比例也可确定来决定迭代停止条件. 下面将讨论一下针对不同噪声水平, 改进算法相对于其他算法噪声估计的效果. 当噪声强度小于 10 dB 时, 大部分图像算法的有效性都会降低, 但 Shin 等^[26] 算法例外, 它仅在低噪环境下工作稳定可靠. 由于 Shin 等提出的自适应高斯滤波的算法只适用于低噪环境, 因此仅在 $\sigma < 15$ 的情况下比较 Liu 等^[14]、Pyatykh 等^[16]、Shin 等^[26] 和本文算法的实验结果. 在低噪声强度下噪声估计对比结果如图 2 所示, 噪声估计的误差定义为 $\delta(\sigma) = |\hat{\sigma} - \sigma|$ (dB). 分别选取了 Lena (含有细节较少) 和 Baboon (含有

细节较多) 等图片进行测试. 由图可以看出本文算法比 Pyatykh 等^[16]、Aditya 等^[18] 和 Shin 等^[26] 误差较小. 对于 Liu 等^[14], 本文算法在 $\sigma < 10$ 时也明显误差较小. 当图像含有复杂的纹理结构, 图像块的最小特征值大于 0, 估计误差较大. 由图 2 (a) 和 (b) 对比看出, 细节较少的图片噪声估计更为精确. 本文算法的噪声强度估计结果对细节较少和细节较多的图片均较对比算法精确, 说明本文的噪声估计算法在低噪条件下有较高的准确性.



(a) 细节较少图像
(a) Simple texture structures



(b) 细节较多图像
(b) Complex texture structures

图 2 在低噪声强度下估计效果对比

Fig. 2 Comparisons in low noise case

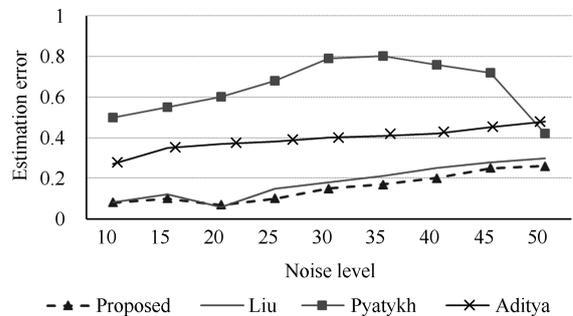


图 3 在高噪声强度下估计效果对比

Fig. 3 Comparisons in high noise case

在较高噪声水平情况下, Pyatykh 等^[16] 是目前广为应用的基于主成分分析的噪声估计方法, 有较高的精确性和较快的速度. 由曲线图可以看出, Pyatykh 等^[16] 估计误差随着噪声水平增加, 当误差大

于 40 dB 时逐渐减小, Aditya 等^[18] 估计误差相对较稳定, Liu 等^[14] 算法估计误差较小, 本文算法估计误差比这 3 种算法小. 因此, 本文算法在高噪声水平下对噪声的估计结果较其他算法精确, 受噪声强度的影响较小. 通常一段视频噪声的分布是均匀的, 每帧的噪声水平是类似的. 考虑到视频噪声的突变情况, 本文在对视频进行噪声估计时, 利用前后帧信息和 PCA 得到当前帧的噪声水平, 因此当下一帧出现噪声突变时, 对估计结果没有影响.

2.3 算法整体流程

本文视频噪声估计算法首先通过前后帧块匹配寻找相似块, 充分利用了视频序列的相关性, 并进行前后帧的差分运算以消除视频运动的影响. 其次修改了选择弱纹理块的阈值函数, 用正态分布函数简化了计算复杂度降低. 最后设置了明确的迭代指标, 使得估计结果更加精确. 本文的视频噪声水平估计过程如下图 4 所示:

3 实验结果

为验证本文算法对视频进行噪声估计的效果, 使用两个 CIF 格式的标准测试视频, 两个测试视频为: Flowergarden 和 Football. 算法运行环境为 Windows XP, CPU-Intel Core i5-2500 K, 主频 3.30 GHz, 内存 3 GB, 32 bit. 由于 Shin 等^[26] 数据取自原文, 因此本文对这两个测试视频同样加入均值为 0, 标准差为 20, 30, 40 的高斯白噪声与算法 Amer 等^[15]、Pyatykh 等^[16]、Liu 等^[14] 进行对比. 图 5~图 7 是本文算法和其他算法在视频序列前 40 帧不同噪声水平的估计误差, 对于不同的视频序列和噪声水平, 本文算法的估计误差较低.

PSNR 和 SSIM 是两个比较常用的评价去噪效

果的客观指标, 本文选用这两个指标来对 VBM3D 算法、PID 算法、VBM4D 算法和文献 [6] 算法加噪声估计进行对比. 由于 VBM3D 和 VBM4D 未加入噪声估计, 因此测试程序中设定随机取真实值附近的噪声水平进行视频去噪. 不同噪声水平下各算法的去噪效果的 PSNR 和 SSIM 对比如表 2 所示:

从表 2 中的对比结果可以看出, 本文算法的 PSNR 和 SSIM 比 VBM3D 算法在大多数情况下高出很多, 主要是因为 VBM3D 处理过后像素值减小, 图像的亮度降低, 导致 PSNR 与 SSIM 均较低. 对

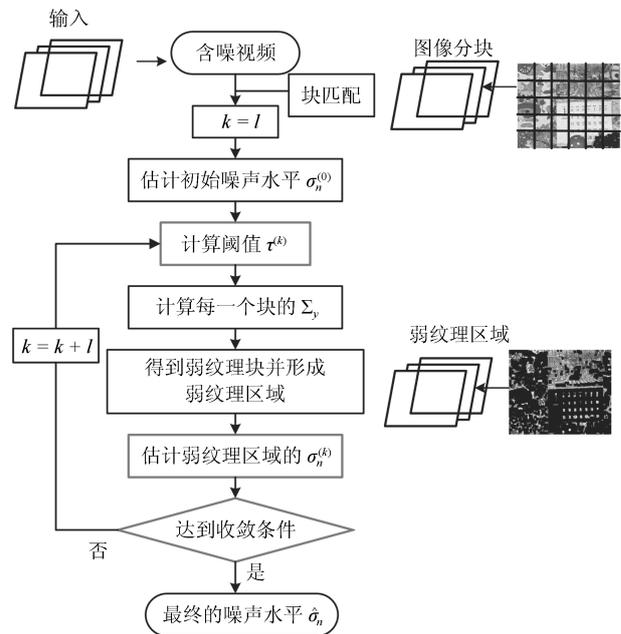


图 4 本文算法迭代噪声水平估计流程图

Fig. 4 Flowchart of the iterative noise level estimation for proposed algorithm

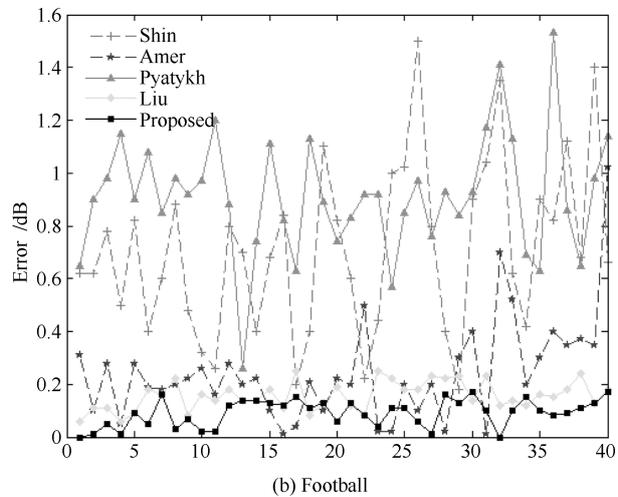
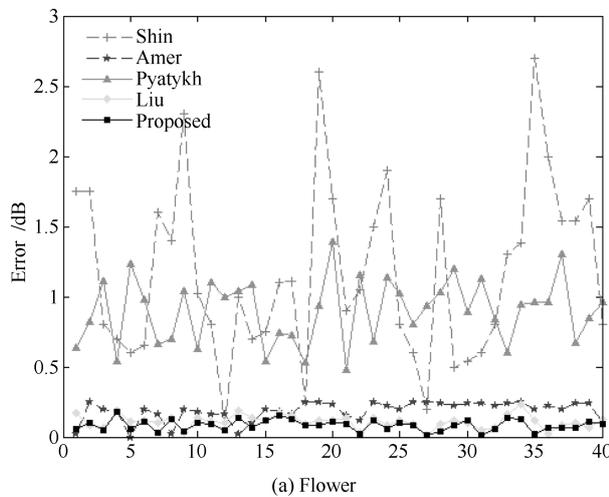


图 5 加噪 20 dB 视频序列 (Flower, Football) 估计误差

Fig. 5 Noise estimation error for 20 dB noisy sequences (Flower, Football)

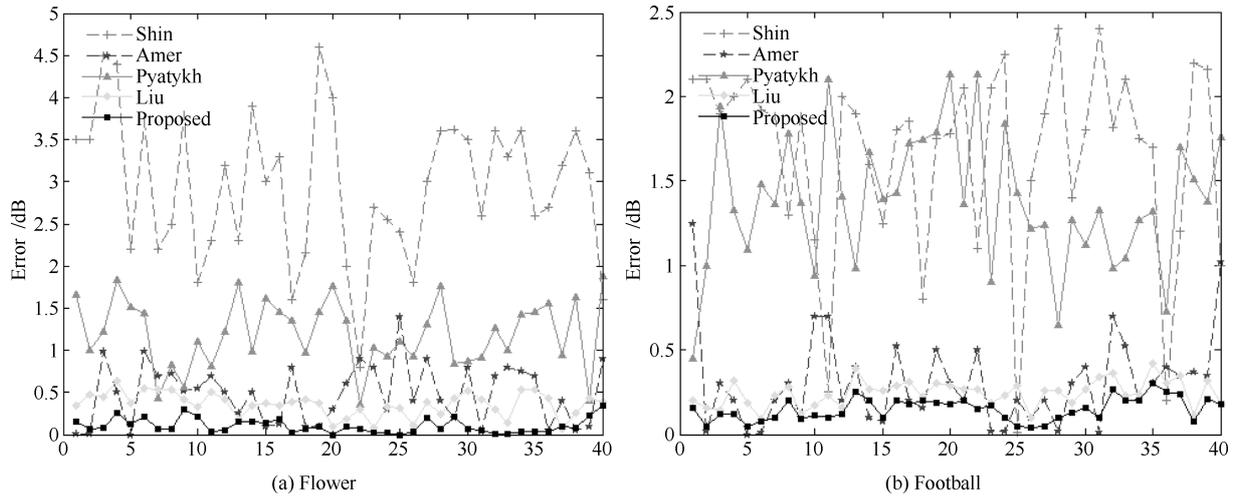


图 6 加噪 30 dB 视频序列 (Flower, Football) 估计误差

Fig. 6 Noise estimation error for 30 dB noisy sequences (Flower, Football)

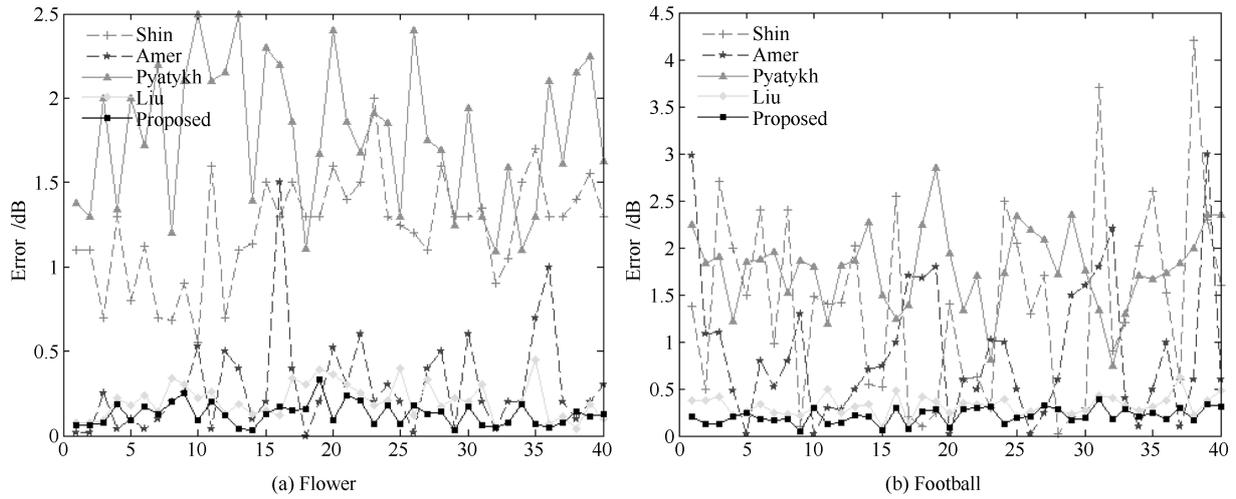


图 7 加噪 40 dB 视频序列 (Flower, Football) 估计误差

Fig. 7 Noise estimation error for 40 dB noisy sequences (Flower, Football)

表 2 VBM3D、PID、VBM4D 和本文算法的 PSNR 和 SSIM 对比

Table 2 The comparisons of PSNR and SSIM results of VBM3D, PID, VBM4D and proposed algorithm

Noise level (dB)	Algorithm	Akiyo	Mobile	Flowergarden	Foreman	Football
		PSNR/SSIM	PSNR/SSIM	PSNR/SSIM	PSNR/SSIM	PSNR/SSIM
$\sigma_n = 10$	VBM3D	35.488/0.877	32.374/0.954	34.250/0.984	34.313/0.902	33.048/0.951
$\sigma_n = 10$	PID	31.396/0.763	29.538/0.917	31.276/0.962	31.094/0.844	30.048/0.921
$\sigma_n = 10$	VBM4D	30.290/0.730	29.727/0.915	29.972/0.842	30.078/0.813	29.833/0.923
$\sigma_n = 10$	Proposed	37.842/0.944	32.454/0.972	33.675/0.983	36.295/0.938	33.488/0.960
$\sigma_n = 20$	VBM3D	30.239 /0.715	27.653/0.897	29.444/0.961	29.587/0.786	28.171/0.868
$\sigma_n = 20$	PID	26.011/0.836	24.572/0.833	25.945/0.896	25.937/0.675	24.889/0.793
$\sigma_n = 20$	VBM4D	29.594/0.767	27.249/0.898	27.599/0.852	28.904/0.797	27.727/0.885
$\sigma_n = 20$	Proposed	34.986/0.925	28.322/0.936	29.386/0.957	33.098/0.878	29.890/0.894
$\sigma_n = 30$	VBM3D	27.463/0.609	25.025/0.853	26.611/0.932	26.934/0.698	25.406/0.783
$\sigma_n = 30$	PID	23.051/0.815	21.803/0.769	22.895/0.825	23.017/0.565	21.929/0.676
$\sigma_n = 30$	VBM4D	29.026/0.780	25.884/0.883	26.185/0.848	28.208/0.782	26.557/ 0.842
$\sigma_n = 30$	Proposed	32.579/0.866	26.045/0.898	27.098/0.932	31.379/0.835	27.995/ 0.825

于 Flowergarden 视频序列, 本文客观效果在噪声水平较低情况下比 VBM3D 略低, 主要因为在对视频去噪时, 本文指定的是真实噪声水平利用 VBM3D 进行测试, 而实际情况中并不可能准确获取图像的真实噪声水平. PID 算法中加入了噪声估计, 但综合而言, 本文的客观指标在各种噪声水平平均比 PID 略高. 上述表格表明, 本文算法与 VBM3D、PID、VBM4D 进行对比时, 客观效果优势较明显. 因此说明本文算法不仅去除了图像中的噪声, 而且较好地保持了图像本身结构的信息, 去噪效果较为优秀, 同时加入了噪声估计应用范围更广.

4 结论

本文提出了一种新颖的视频噪声估计算法, 充分利用了视频序列的相关性, 利用帧间进行相似块的搜索, 基于最小代价准则获得帧间的差分图像, 消除了视频运动的影响, 得到初步的弱纹理差分图像: 引入基于块的噪声估计, 能自适应地获取噪声水平参数, 并提出正态分布函数作为文中选择弱纹理块的阈值函数, 降低了计算复杂度, 另设置了明确的迭代指标使得估计的噪声水平更加精确. 最后考虑像素会受到噪声饱和效应的影响, 避免了在高噪声水平下的低估现象. 通过理论分析和实验结果表明本文提出的视频噪声估计算法估计精确, 可运用到盲视频去噪领域, 具有广阔的应用前景.

References

- Xiong R Q, Liu H F, Zhang X F, Zhang J, Ma S W, Wu F, Gao W. Image denoising via bandwise adaptive modeling and regularization exploiting nonlocal similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **25**(12): 5793–5805
- Yang C C, Guo S M, Tsai J S H. Evolutionary fuzzy block-matching-based camera raw image denoising. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, **47**(9): 2862–2871
- Liu W H, Wu S Q. Superpixels-based non-local means image denoising. In: Proceedings of the 11th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Hefei, China: IEEE, 2016. 673–677
- Knaus C, Zwicker M. Dual-domain image denoising. In: Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Melbourne, VIC, Australia: IEEE, 2013. 440–444
- Pierazzo N, Lebrun M, Rais M E, Morel M, Facciolo G. Non-local dual image denoising. In: Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Paris, France: IEEE, 2014. 813–817.
- Xiao Jin-Sheng, Li Wen-Hao, Jiang Hong, Peng Hong, Zhu Shen-Tian. Three dimensional block-matching video denoising algorithm based on dual-domain filtering. *Journal on Communications*, 2015, **36**(9): 91–97
(肖进胜, 李文昊, 姜红, 彭红, 朱神添. 基于双域滤波的三维块匹配视频去噪算法. *通信学报*, 2015, **36**(9): 91–97)
- Knaus C, Zwicker M. Progressive image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, **23**(7): 3114–3125
- Dabov K, Foi A, Katkovnik V, Egiazarian K. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(8): 2080–2095
- Maggioni M, Boracchi G, Foi A, Egiazarian K. Video denoising, deblocking, and enhancement through separable 4-D nonlocal spatiotemporal transforms. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(9): 3952–3966
- Ghazal M, Amer A, Ghayeb A. A real-time technique for spatio-temporal video noise estimation. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2007, **17**(12): 1690–1699
- Sateesh Kumar K, Sreenivasulu G, Vandar Rajan S. Block based SVD approach for Additive White Gaussian Noise level estimation in satellite images. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom). New Delhi, India: IEEE, 2016. 1464–1468
- He M F, Liu M Z, Zhao C Q, Yang J B, Zhou H. An image-noise estimation approach using singular value decomposition. In: Proceedings of the 8th International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2016). Chengdu, China: SPIE, 2016.
- Zhao H, Zhao C H. An automatic denoising method with estimation of noise level and detection of noise variability in continuous glucose monitoring. *IFAC-PapersOnLine*, 2016, **49**(7): 785–790
- Liu X H, Tanaka M, Okutomi M. Single-image noise level estimation for blind denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(12): 5226–5237
- Amer A, Dubois E. Fast and reliable structure-oriented video noise estimation. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2005, **15**(1): 113–118
- Pyatykh S, Hesser J, Zheng L. Image noise level estimation by principal component analysis. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(2): 687–699
- Liu Wei. Gaussian noiselevel estimation in SVD domain for image. *Journal of Image and Graphics*, 2012, **17**(8): 923–933
(柳薇. SVD 域的图像高斯噪声强度估计. *中国图象图形学报*, 2012, **17**(8): 923–933)
- Das A K, Chandler J O. Accurate noise level estimation through singular values and linear regression. In: Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Engineering and Technology (ICETECH). Coimbatore, India: IEEE, 2016. 1132–1135
- Yin W J, Zhao H W. A novel method of video noise estimation based on motion estimation. In: Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing (ICSPCC). Hong Kong, China: IEEE, 2012. 295–299
- Zlokolica V, Pizurica A, Philips W. Noise estimation for video processing based on spatio-temporal gradients. *IEEE Signal Processing Letters*, 2006, **13**(6): 337–340
- Yang S M, Tai S C. A fast and reliable algorithm for video noise estimation based on spatio-temporal sobel gradients. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Electrical, Control and Computer Engineering (INECCE). Pahang, Malaysia: IEEE, 2011. 191–195
- Yu Mo, Zhao Tie-Jun, Hu Peng-Long, Zheng De-Quan. Theoretical analysis on structured learning with noisy data and its applications. *Journal of Software*, 2013, **24**(10): 2340–2353
(于墨, 赵铁军, 胡鹏龙, 郑德权. 结构化学习的噪声可学习性分析及其应用. *软件学报*, 2013, **24**(10): 2340–2353)

- 23 Sutour C, Aujol J F, Deledalle C A. Automatic estimation of the noise level function for adaptive blind denoising. In: Proceedings of the 24th European on Signal Processing Conference (EUSIPCO). Budapest, Hungary: HAL, 2016. 76–80
- 24 Zhu Lei, Xu Pei-Xia, He Jia. Fast and reliable differential video noise estimation algorithm. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2006, **21**(3): 354–358
(朱磊, 徐佩霞, 何佳. 一种高效稳健的差分视频噪声估计算法. 数据采集与处理, 2006, **21**(3): 354–358)
- 25 Leemis L M, McQueston J T. Univariate distribution relationships. *The American Statistician*, 2008, **62**(1): 45–53
- 26 Shin D H, Park R H, Yang S, Jung J H. Block-based noise estimation using adaptive Gaussian filtering. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2005, **51**(1): 218–226
- 27 ITU-R (International Telecommunications Union-Radiocommunications sector) Recommendation BT.601 [Online], available: <http://www.itu.int/rec/R-REC-BT.601/en>



肖进胜 博士, 武汉大学电子信息学院副教授. 2001 年于武汉大学获得理学博士学位. 主要研究方向为视频图像处理, 计算机视觉, 视觉感知增强.
E-mail: xiaojsh@whu.edu.cn
(**XIAO Jin-Sheng** Ph. D., associate professor at the School of Electronic Information, Wuhan University. His re-

search interest covers video and image processing, computer vision, and visual perception enhancement.)



朱力 武汉大学电子信息学院硕士研究生. 2016 年获得西安邮电大学电子信息工程学士学位. 主要研究方向为计算机视觉. E-mail: zhul@whu.edu.cn
(**ZHU Li** Master student at the School of Electronic Information, Wuhan University. He received his bachelor degree from Xi'an University

of Posts and Telecommunications in 2016. His main research interest is computer vision.)



赵博强 武汉大学电子信息学院硕士研究生. 2015 年获得河南工业大学电子信息工程学士学位. 主要研究方向为计算机视觉. E-mail: z bq@whu.edu.cn
(**ZHAO Bo-Qiang** Master student at the School of Electronic Information, Wuhan University. He received his bachelor degree from He'nan University

of Technology in 2015. His main research interest is computer vision.)



雷俊锋 博士, 武汉大学电子信息学院副教授. 2002 年于武汉大学获得理学博士学位. 主要研究方向为图像处理与计算视觉成像. 本文通信作者.
E-mail: jflel@whu.edu.cn

(**LEI Jun-Feng** Ph. D., associate professor at the School of Electronic Information, Wuhan University. His research interest covers image processing, and computational vision imaging. Corresponding author of this paper.)



王莉 博士, 烽火通信科技股份有限公司项目经理. 2011 年获得武汉大学博士学位. 主要研究方向为图像处理与光纤通信. E-mail: wl@fiberhome.com.cn
(**WANG Li** Ph. D., project manager in the FiberHome Telecommunication Technologies Co., Ltd. She received her Ph. D. degree from Wuhan University

in 2011. Her research interest covers image processing and fibre communication.)