

文章编号:1001-9081(2007)03-0666-03

基于提升框架的实时视频降噪方法

杜振华,张艳宁,郑江滨,袁和金

(西北工业大学 计算机学院,陕西 西安 710072)

(alexdu966@gmail.com)

摘要:针对基于离散小波变换的视频降噪方法难于实时处理的问题,提出了一种基于提升框架的可实时处理的视频降噪方法。首先,对每帧图像利用提升框架进行多级小波分解,得到尺度系数和小波系数;然后,对不同层次的小波系数采用软阈值收缩方法进行滤波;小波逆变换后,利用时间域滤波方法进一步提高降噪效果。实验结果表明,该方法具有较好的实时性和去噪效果。

关键词:提升框架;视频降噪;实时

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

A real-time video denoising method based on lifting scheme

DU Zhen-hua, ZHANG Yan-ning, ZHENG Jiang-bin, YUAN He-jin

(School of Computer Science and Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

Abstract: Video denoising algorithms based on discrete wavelet transform (DWT) do not allow real-time processing due to their huge computational complexities. To overcome the shortcoming, a new real-time algorithm for video denoising based on lifting scheme was proposed. First, each frame of the video was decomposed into multi-level wavelet to obtain the scaling coefficients and the wavelet coefficients by using lifting scheme. Then, each level of wavelet coefficients was filtered by soft-threshold algorithm. After the inverse wavelet transform, temporal filter was applied on the filtered video to enhance the denoising effect further. Experiments show that this algorithm has better quality in terms of real-time processing and denoising effectiveness.

Key words: lifting scheme; video denoising; real-time

0 引言

视频降噪在各个领域都很重要,如老电影的修复,电视转播系统和监视系统。噪声不仅导致视觉效果下降,而且在某些情况下还会影响人们对视频内容的理解,因此研究视频降噪方法是很重要的。由于实时处理的限制,目前的视频降噪方案多数都局限于相对简单的空间-时间滤波^[1-3],虽然这些滤波器多数达到了要求的计算速度,但却不能在降噪的同时较好地保持图像边缘。

小波变换^[4-5]作为多分辨率分析的一种工具,能够在去除图像噪声的同时又不过分平滑边缘。目前,对于静态图像降噪,已经提出了许多基于小波变换的滤波方法^[6-7],而基于小波变换进行视频降噪的研究还较少,主要原因是通过软件实现基于小波变换的视频降噪相比硬件实现更难。

目前基于小波变换的视频降噪方法大致可以分为以下四个步骤:

- 1) 将待处理视频图像进行多级小波分解,得到小波系数(一般 3 至 4 层);
- 2) 对小波系数进行软阈值处理;
- 3) 进行小波逆变换,得到小波滤波后的图像;
- 4) 对小波滤波后的图像进行时间域滤波,进一步提高滤波效果。

传统的基于小波变换的视频降噪方法^[8-10]在上述第一步中采用的都是 DWT(离散小波变换),DWT 计算量大,很难

实现实时处理,而且还需要辅助内存存放分解后的系数,这对于硬件实现也是不利的。由 Sweldens 等人提出的提升框架^[11]与传统的小波变换相比有很多优点:实现结构简单,计算量低,节省缓存空间。与 Mallat 算法相比,速度可提高一倍。因此,本文提出一种基于提升框架的实时视频降噪方法,在本文实验中,对不同大小视频,帧率分别达到 21 帧/s 和 15 帧/s,而用传统方法只能达到 10 帧/s 和 5 帧/s。

1 基于提升框架的小波变换

Sweldens 等提出的基于提升框架的小波变换^[11],是计算小波变换的有效方法,它使得我们可以用一种极其简单的方法去解释小波的基本理论,而传统小波变换都可以通过 Euclidean 算法得到其等效的提升方案^[12]。

通过提升框架实现小波变换有三个步骤:分裂、预测和更新。其逆变换也有三个步骤:反更新、反预测和合并。提升框架的分析与重构变换如图 1 所示。假设原始信号为 s_j ,则分解过程如下:

1) 分裂:将信号 s_j 按照下标的奇偶性划分为两部分 $s_{j, 2l}$ 和 $s_{j, 2l+1}$,每个部分的长度为原始信号的一半。

$$s_{j, 2l} = \text{even}(s_j) \quad (1)$$

$$s_{j, 2l+1} = \text{odd}(s_j) \quad (2)$$

2) 预测:两集合的点交叉分布在原始信号中,根据信号的相关性,可以由偶数下标的点来预测奇数下标的点,预测值和实际的差值为细节分量即 d_{j+1} 。

收稿日期:2006-09-01 基金项目:航空科学基金项目(04150370);国家自然科学基金资助项目(60472072)

作者简介:杜振华(1982-),男,山东莱芜人,硕士研究生,主要研究方向:视频处理、计算机视觉;张艳宁(1967-),女,陕西兴平人,教授,博士生导师,主要研究方向:计算机视觉、神经网络、多媒体信息处理技术。

$$d_{j+1} = s_{j, 2l+1} - P(s_{j, 2l}) \quad (3)$$

3)更新:用偏差 d_{j+1} 修正偶数下标的点,使其保持原始信号 s_j 的一些特性(例如均值不变或具有高阶矩)。

$$s_{j+1} = s_{j, 2l} + U(d_{j+1}) \quad (4)$$

重构的过程就是分解过程的逆过程,如图1(b)所示。

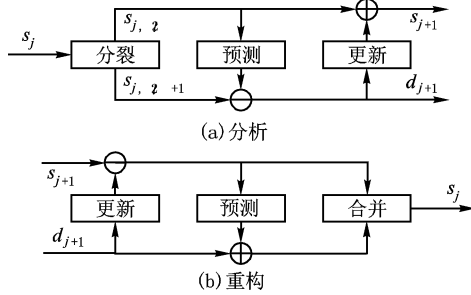


图1 提升框架分析与重构变换

文献[12]证明提升框架的预测和更新算子可以通过分解多相矩阵来求得。

从上可以看出,提升框架只在时间域内完成所有的运算,并且可以在不占用额外空间的情况下,完成所有必需的运算,整个变换在原位进行,替代原码信号,节省内存,计算速度快。

2 基于提升框架的视频降噪

这部分给出基于提升框架的实时视频降噪方案。首先利用提升框架进行小波滤波,然后对小波滤波后的视频进行时间域滤波,进一步提高降噪效果。

2.1 利用提升框架进行小波滤波

利用提升框架进行小波滤波,关键是弄清楚利用提升框架进行小波分解后,在各尺度下各子带系数的分布规律。提升框架实现了原位变换,在每一层内,偶数下标行偶数下标列为低频部分,偶数下标行奇数下标列为水平高频部分,奇数下标行奇数下标列为对角线高频部分,奇数下标行偶数下标列为垂直高频部分。设原始图像为 $f(x, y)$ ($x, y = 0, 1, \dots, N-1$), 经 J 层提升分解后变为 $lf(x, y)$ ($x, y = 0, 1, \dots, N-1$), 则第 k 层内的各个子带系数为: $lf(x, y)_{LL}$ ($x, y = 0, 2 \times 2^{k-1}, \dots$), $lf(x, y)_{HV}$ ($x = 0, 2 \times 2^{k-1}, 4 \times 2^{k-1}, \dots; y = 1 \times 2^{k-1}, 3 \times 2^{k-1}, 5 \times 2^{k-1}, \dots$), $lf(x, y)_{DD}$ ($x = 1 \times 2^{k-1}, 3 \times 2^{k-1}, 5 \times 2^{k-1}, \dots; y = 1 \times 2^{k-1}, 3 \times 2^{k-1}, 5 \times 2^{k-1}, \dots$), $lf(x, y)_{VH}$ ($x = 1 \times 2^{k-1}, 3 \times 2^{k-1}, 5 \times 2^{k-1}, \dots; y = 0, 2 \times 2^{k-1}, 4 \times 2^{k-1}, \dots$)。

对每一层内的各高频子带,我们根据小波系数的统计性质建立各种先验模型,对小波系数的收缩也自适应变化,即对每一个小波系数所采用的阈值都各不相同。设含噪图像 $x(n) = s(n) + u(n)$, $u(n) \sim N(0, \sigma^2)$, 小波变换后的模型为 $X = S + U$, 其中 S 为不含噪图像的小波系数, U 为噪声的小波系数, X 为含噪图像的小波系数。设 S 的统计模型可用广义高斯分布来模拟^[13]:

$$p(S) = K(s, p) \exp\left(-\left|\frac{w}{s}\right|^p\right) \quad (5)$$

其中, s, p 为模型参数; $K(s, p)$ 为与参数相关的归一化常数。由最大后验概率估计,可以得到某一系数的阈值 T :

$$T = k \frac{\sigma_N^2}{\sigma} \quad (6)$$

其中 k 为一系数,取 $k = \sqrt{5}$, σ_N 为噪声的标准差。取 $\sigma_N = \text{Median}(|S(i, j)|) / 0.6745$, $S(i, j) \in \text{subband}HH_1$; σ 为不含噪图像的标准差,通过局部邻域窗口来求取,在本文实验

中,我们取 3×3 的模板。得到每一像素的阈值 T 后,即可使用软阈值收缩法对其进行滤波^[14]。

2.2 时间域滤波

经过小波域滤波,噪声已经减少了一部分,通过对小波滤波后的视频进行时间域滤波可以进一步提高降噪效果。

利用各帧信号的相关性和噪声的不相关性,采用多帧平均的方法,可大大提高含噪图像的信噪比,对 M 帧图像序列取平均时可以把噪声方差减少 M 倍。简单的多帧平均方法适用于静止图像序列,然而现实中多数视频是运动的,因此这里采用一种简单而有效的基于运动判断的帧间滤波方法。

假设 f^k 表示非含噪视频序列的第 k 帧, $d^k = f^k + n^k$ 是相应的含噪帧,其中 n^k 是噪声。更进一步,让 $\hat{f}^{2D, k} = [\hat{f}_1^{2D, k}, \dots, \hat{f}_L^{2D, k}]$ 表示视频序列中经过小波滤波后的第 k 帧图像。为了利用运动信息,我们定义第 k 帧关于前一帧的运动量 $m^k = [m_1^k, \dots, m_L^k]$, $m_l^k = 0$, 如果从第 $k-1$ 帧到第 k 帧在位置 l 上无明显的运动; $m_l^k = 1$, 如果从第 $k-1$ 帧到第 k 帧在位置 l 上有明显的运动。

我们按下式估计这个运动:

$$m_l^k = \begin{cases} 0, & \text{if } |\hat{f}_l^{2D, k} - \hat{f}_l^{3D, k-1}| < T \\ 1, & \text{if } |\hat{f}_l^{2D, k} - \hat{f}_l^{3D, k-1}| \geq T \end{cases} \quad (7)$$

其中, T 为一个阈值,在实验中,发现取 $10 \sim 30$ 效果较好,我们取 $T = 20$ 。如果某一位置上的像素没有运动被检测到,则采用时间域迭代加权平均。

$$\hat{f}_l^{3D, k-1} = \begin{cases} \alpha \hat{f}_l^{2D, k} + (1 - \alpha) \hat{f}_l^{3D, k-1}, & m_l^k = 0 \\ \hat{f}_l^{2D, k}, & m_l^k = 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中 $0 \leq \alpha \leq 1$, 在我们的实验中取 $\alpha = 0.75$ 。

基于提升框架的视频降噪方法比基于传统小波变换的视频降噪方法在实时性上有较大的提高,主要是因为基于提升框架的小波变换比传统小波变换快。例如,对于长度为 N 的信号, Haar 小波的 DWT 需要进行 $2N$ 次乘法和 N 次加法,而相应的提升框架则只需要 $N/2$ 次乘法和 N 次加法,运算量大大减少。又由于使用了时间域滤波,因此效果好于只进行空域滤波的方法。

3 实验结果与分析

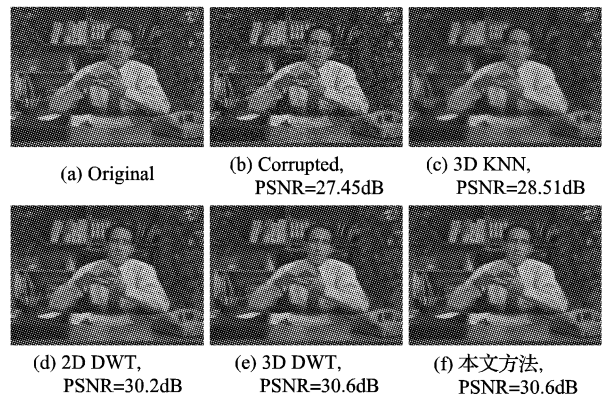


图2 对 $\sigma = 10$ 的 Salesman 视频序列进行去噪结果比较

实验采用标准视频序列 (176×144) 与实际采集视频序列 (352×240), 24 位格式。使用 Celeron 2.4GHz, 256MB 的 PC 机, 开发环境为 Windows XP Professional, VC++ 6.0, 实现了传统的 3D KNN^[3] 滤波方法、基于 DWT 的 2D 和 3D 滤波方

法以及本文提出的基于提升框架的 3D 滤波方法并分别从帧率和降噪效果上进行了比较。采用小波是 D4。

图 2、图 3 为使用不同方法对加了 $\sigma = 10$ 的高斯噪声的 Salesman 视频序列和 Claire 视频序列进行去噪的结果。从中可以看出使用基于小波变换的视频降噪方法的效果明显优于采用传统时空滤波方法(3D KNN)的降噪效果,而使用了时间域滤波的小波降噪比不使用时间域滤波的小波降噪效果要好。从主观感觉上分析,传统时空降噪方法(如 3D KNN)虽然消除了噪声,但是整体画面变得模糊,而基于小波变换的视频降噪方法在消除噪声的同时,很好地保持了图像细节。

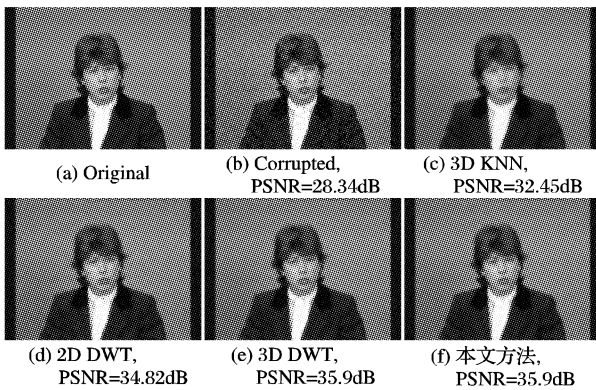


图 3 对 $\sigma = 10$ 的 Claire 视频序列进行去噪结果比较

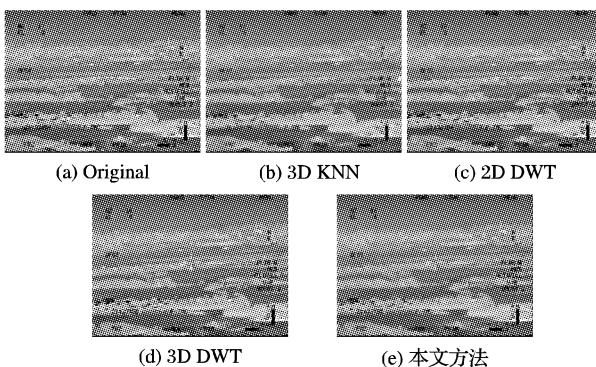


图 4 实际采集视频序列的去噪效果比较

图 4 为使用不同方法对实际采集视频序列进行去噪的结果。从图 4 中可以看出,使用 3D KNN 方法后,噪声去除了,但是边缘也变模糊了。而使用基于小波变换的视频降噪方法,在去除噪声的同时边缘信息没有变模糊。

表 1 对不同序列使用不同方法得到的 PSNR/dB ($\sigma = 10$)

序列	加噪	3D KNN	DWT 2D	DWT 3D	本文方法
Salesman	27.45	28.51	30.20	30.60	30.60
Claire	28.34	32.45	34.82	35.90	35.90

表 2 不同方法的帧率/帧 s^{-1}

视频大小	3D KNN	DWT 2D	DWT 3D	本文方法
176 × 144	7	11	10	21
352 × 240	2	6	5	15

表 1 为使用不同降噪方法所得到的 PSNR 值可以看出,本文提出的方法在 PSNR 上,与采用空间-时间滤波的 3D KNN 方法相比可提高 2~3dB,与基于 2D DWT 的滤波方法相比可提高 0.4~1.0dB,与基于 3D DWT 的滤波方法效果相当(只是小波分解过程不一样,所采用降噪方法一样)。

除了降噪效果优于传统时空滤波方法,与 DWT 3D 方法

相当外,本文方法最大优势在于将提升框架的理论应用于视频降噪中,提高了基于小波变换的视频降噪方法的速度,基本实现了用软件进行实时视频降噪。表 2 为使用本文方法和其他方法所能达到的帧率对比表。从表中的数据可以看出,本文提出的方法在帧率上明显高于其他方法。

因此本文提出的方法不仅在滤波效果上优于或者相当于其他方法,而且实时性较其他方法也有很大的提高,适于实时视频降噪。

4 结语

本文提出了一种基于提升框架的实时视频降噪方法。利用提升框架计算量小、占用内存少等优点,提高小波分解与重构的速度,从而实现基于小波变换进行视频降噪的实时处理。在降噪方法上采用对每个小波系数建立模型的软阈值收缩算法,同时结合了时间域滤波,改善了降噪效果。结果表明基于提升框架的视频降噪方法不仅降噪效果优于或等于传统时空域降噪方法,更重要的是实现了基于小波变换的视频降噪的实时处理,对于本文实验中所用到的视频,可达到 21 帧/s 和 15 帧/s。

参考文献:

- [1] DE HAAN G, KWAAITAAL - SPASSOVA GT, LARRAGY M, *et al.* Memory integrated noise reduction IC for television[J]. IEEE Transactions on Consumer Electron, 1996, 42(2): 175 - 180.
- [2] OLUKAYODE AO, KWAAITAAL - SPASSOVA GT. An algorithm for integrated noise reduction and sharpness enhancement[J]. IEEE Transactions on Consumer Electron, 2000, 46(3): 474 - 480.
- [3] ZLOKOLICA V, PHILIPS W, VAN DE VILLE D. A new non-linear filter for video processing[A]. IEEE Benelux Signal Processing Symposium[C]. 2002. 221 - 224.
- [4] DAUBECHIES I. Ten Lectures on Wavelets[M]. Philadelphia: SIAM, 1992.
- [5] MALLAT S. A wavelet tour of signal processing[M]. London: Academic Press, 1998.
- [6] PIZURICA A, PHILIPS W, LEMANHIEU I, *et al.* A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(3): 323 - 331.
- [7] PIZURICA A. Image Denoising Using Wavelets and Spatial Context Modeling[D]. Ghent University, Belgium, 2002.
- [8] PIZURICA A, ZLOKOLICA V, PHILIPS W. Combined Wavelet Domain and Temporal Video Denoising[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance[C]. 2003, 1: 334 - 341.
- [9] BALSTER EJ, ZHENG YF, EWING RL. Combined Spatial and Temporal Domain Wavelet Shrinkage Algorithm for Video Denoising[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2006, 16(2): 220 - 230.
- [10] GUPTA N, SWAMY MNS, PLOTKIN EI. Low-complexity Video Noise Reduction in Wavelet Domain[A]. IEEE 6th Workshop on Multimedia Signal Processing[C]. 2004.
- [11] SWELDENS W. The Lifting Scheme: A Construction of second generation wavelets[J]. SIAM, Journal of Mathematical Analysis, 1998, 29(2): 511 - 546.
- [12] DAUBECHIES I, SWELDENS W. Factoring wavelet transform into lifting steps[J]. Journal of Fourier Analysis & Its Applications, 1998, 4(3): 247 - 269.
- [13] CHANG SG, YU B, VETTERLI M. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1522 - 1531.
- [14] DONOHO DL. Denoising by Soft Thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613 - 627.