

基于 Cycle-spinning 的多帧图像 Contourlet 去噪

程 燕

(华东政法大学计算机科学与技术系 上海 201620)

摘 要 本文提出一种改进的 Cycle-spinning 多帧 Contourlet 域图像去噪算法。根据视频序列连续帧间存在的运动信息,使用帧间位移矢量来代替平移技术对图像进行 Contourlet 去噪,基于帧间相关性不同的特点,改进 Cycle-spinning 变换为加权平均以消除伪吉布斯现象。实验结果显示该方法能有效去除各种类型的图像噪声,保留图像的细节和纹理信息,峰值信噪比(PSNR)有显著提高。

关键词 Cycle-spinning 变换, Contourlet 变换, 多帧, 图像去噪

中图法分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Cycle-spinning Based Contourlet Denoising for Multiple Image

CHENG Yan

(Department of Computer Science and Engineering, East China University of Political Science and Law, Shanghai 201620, China)

Abstract A CS-based multiframe denoising algorithm in Contourlet domain is proposed. We exploit the state-space relationship among the sequential images to build a novel CS-based framework to reduce noise. By estimating state-space relationship among the inter-frames, the successive frames are denoised in Contourlet domain and used weighted average to get a restored image. Experiments demonstrate the effectiveness of the proposed method and show the superiority for various noise characteristics, especially in preserving the detail and texture information with higher PSNR values.

Keywords Cycle-spinning, Contourlet transform, Multiframe, Image denoising

1 引言

数字图像在采集、处理、存储、传输过程往往因受到各种噪声源的影响而使得图像质量下降。图像去噪是图像处理的一个重要环节,该研究领域的重点在于如何去除噪声的同时仍能保持边缘和纹理等重要的图像结构信息。

基于小波变换的图像去噪是近几十年的一个热门研究方向。由于小波变换时域和频域同时具有良好的局部化性质,不仅可将图像的结构和纹理分别表现在不同分辨率层次上,而且具有检测边缘(局域突变)的能力,因此,利用小波变换在去除噪声时,可提取并保存对视觉起重要作用的边缘信息^[1]。特别是对于含加性高斯噪声,小波变换是非常有效的去噪方法,如基于小波变换的硬阈值^[2]、软阈值^[3]、shrinkage 法^[4]等可取得较好的效果。

在以往的一些小波域算法中,基于小波变换降噪的图像在主要边缘处往往会产生轻微的“锯齿”和“振铃”现象,统称为伪吉布斯(Gibbs)现象。Coifman^[5]等人首次将这种 Gibbs 现象归结为小波变换不具有平移不变性的原因,并提出采用平移变换平移法(cycle-spinning, CS)加以抑制。CS 理论提出后,得到了广泛的运用与扩展。Sahracian 基于此方法,对小波阈值去噪的门限值做了优化^[6]。为了解决小波变换缺乏几何结构特征的局限, Rarnin Eslami 和 Hayder Radha 提出基于 Contourlet 变换的 CS 去噪算法(CT-CS)^[7,8],并指出 CT-

CS 相比小波 CS 方法(WT-CS)能够更好地保持边界及纹理等特征信息。其后产生的 CS 递归算法对 CT-CS 算法进行了改进^[9,10],文献[11]在 Fietcher^[9]提出的递归算法基础上引入剪切技术,通过剪切变换在原始图像中引入许多新的方向特征,以减少 Gibbs 效应,相比平移方法,该法可以更好地恢复方向细节信息。

然而,上述一系列基于 CS 变换的去噪算法均是基于单帧图像处理,其增强效果因其有限的图像信息而受到极大的限制和局限,特别是在模糊核和噪声污染复杂的情况下,图像复原性能波动很大。本文提出一种新的基于 CS 变换的多帧 Contourlet 域图像去噪算法(WMCS-CT),即首先对序列帧进行 Contourlet 图像去噪,再利用 CS 结构原理及帧间内含的运动信息及帧间相关性不同的特点,对多幅去噪后的图像进行加权平均,该算法可以获得超过任何一幅单帧图像复原的效果,特别是在含有未知噪声干扰的成像系统模型情况下可以更好地保留图像的细节和纹理信息。

2 CT-CS 图像去噪

假设图像退化模型为:

$$Y(t) = X(t) + N(t) \quad (1)$$

式中, $X(t)$ 为原始图像, $N(t)$ 为高斯白噪声。令 $W(t)$ 代表小波变换过程,则图像小波去噪算法为:

$$Z = D(W(X), \lambda) \quad (2)$$

本文受教育部人文社科项目(11YJCZH175)资助。

程 燕(1978—),女,博士,讲师,主要研究方向为图像增强、图像复原、图像取证、图像司法鉴定, E-mail: chengyan@ecupl.edu.cn。

$$\hat{Y} = W^{-1}(Z) \quad (3)$$

式中, $D(\cdot, \lambda)$ 为以 λ 为阈值的阈值去噪算子, 经过小波逆变换 $W^{-1}(\cdot)$ 后可得到原始图像的估计值 $\hat{Y}(t)$ 。

传统的 2 维小波是由可分离 1 维小波张量得到的, 虽可以很好地检测图像边缘上的间断点, 但不能看到这些间断点沿着边缘轮廓具有的光滑性。另外, 可分离 2 维小波仅在水平和竖直方向应用小波滤波, 因此只能获得有限的方向信息, 而方向信息是多维信号重要而独特的性质。

2002 年 Minh 等人提出了 Contourlet 变换算法^[12], 变换过程中不局限于小波变换的 3 个方向, 而是充分利用了图像的几何结构特征, 采用更加“稀疏”的空间与方向表示形式, 有效地实现了图像多分辨率的、局部的、多方向的展开。如图 1 所示为 Contourlet 变换的尺度分解过程示意图, 该变换第一步应用拉普拉斯(Laplacian)塔形分解实现变换的多尺度分解, 每一级分解产生一个上一级信号的低通采样, 并由低通采样与上一级信号的差值得到一个带通分量, 下一级分解是在产生的低通采样上迭代进行; 第二步应用合适的 2 维方向滤波器及严格采样将每一个 Laplacian 塔形带通子带分解成一组楔形方向子带, 以此得到方向几何信息, 最终图像在各个尺度上被表示为一组方向子带信息。由于 Contourlet 变换类似于小波变换, 因此可以将小波分析的许多方法直接应用到 Contourlet 中。

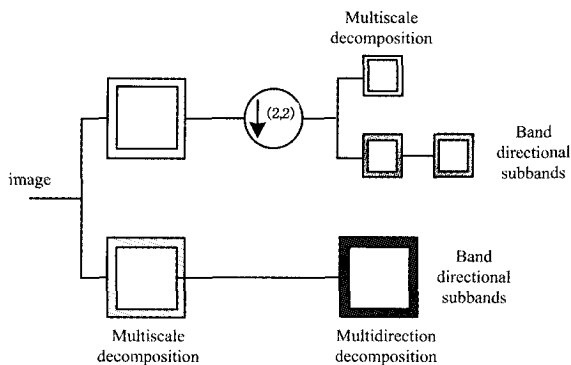


图 1 Contourlet 变换流程图

文献[8]中, Contourlet 图像去噪算法主要由下面 3 步组成:

- (1) 对含噪声的图像应用 Contourlet 变换;
- (2) 对 Contourlet 变换系数进行阈值去噪;
- (3) 对去噪后的系数进行逆变换得到去噪后的图像。

在阈值去噪过程中, 如果变换缺乏平移不变性, 就会在信号的不连续点邻域产生伪吉布斯现象, 导致信号失真。虽然 Contourlet 变换满足各向异性尺度关系, 能准确地将图像中的边缘轮廓信息捕捉到不同尺度、不同方向的子带中, 但 Contourlet 变换的两个步骤都有下采样过程, 从而仍不具有平移不变性, 故在图像去噪处理中仍然会产生伪吉布斯现象, 导致图像失真, 影响视觉效果。由于对每次平移后的信号进行阈值去噪会使 Gibbs 现象出现在不同地方, 针对行和列方向上的每组平移量都会得到一个不同的去噪效果, 因此若对所有去噪结果进行平均, 可以得到抑制 Gibbs 现象的去噪图像。设 R 为平移的幅度范围, 则 CT-CS 算法可表述为:

$$\hat{T}(x; (S_r)_{r \in R}) = \text{Ave}_{r \in R} S_r^{-1}(T(S_r(x))) \quad (4)$$

式中, $S_r(\cdot)$ 表示平移变换, 平移大小为 $r \in R$, $S_r^{-1}(\cdot)$ 为反向移位, T 为基于 Contourlet 变换的去噪算子^[8]。简言之, CT-CS 算法可以表述为“平均[反平移-Contourlet 去噪-平移]”。

3 算法原理

3.1 帧间位移

对于视频序列或同一物体的多幅图像, 如果图像之间存在着相互运动(如平移和旋转), 则这些序列帧之间含有大量相似但不完全相同的信息。基于序列或多幅图像的图像增强就是要利用这些不同但相互补充的信息以及物体的先验信息, 从一系列模糊图像复原出清晰的单幅图像。

如图 2 所示, 对于一段场景变换不大的视频序列或多幅图像来说, 这一组图像主要变化在于图像中运动物体产生了空间位移。设某视频序列在 $t-1$ 与 t 时刻对应的帧分别为 f_{t-1} 和 f_t , 则序列帧间位移关系可表示为:

$$f_t(x, y) = f_{t-1}(x + s_x(x, y), y + s_y(x, y)) \quad (5)$$

式中, $s_x(x, y)$ 与 $s_y(x, y)$ 分别表示像素点在 x 与 y 方向上的像素位移的矢量。

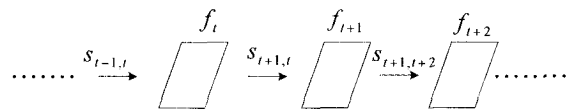
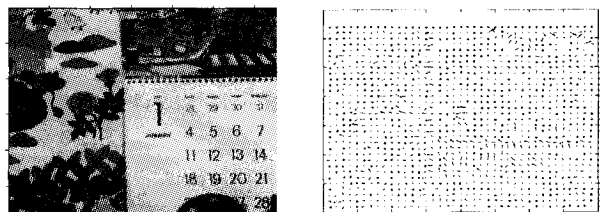


图 2 视频序列帧间位移关系

图 3 所示为 Mobile 序列中第 2 帧相对于第 1 帧的运动矢量图。设 $S = (S_x, S_y)$ 为 $t-1$ 到 t 时刻的位移矩阵, 则帧间像素级的位移矢量可表示为:

$$\begin{cases} x_{1,t} = S_1(x_0, y_0, t-1) \\ y_{1,t} = S_2(x_0, y_0, t-1) \end{cases} \quad (6)$$



(a) 参考图

(b) 运动矢量图

图 3 视频序列帧间运动矢量示意图

(x_0, y_0) 和 (x_1, y_1) 分别代表 $t-1$ 与 t 时刻在 x, y 轴上的坐标点。因此, 第 2 帧到第 1 帧的反向投影可通过 S^{-1} 进行, 即表示 t 时刻的像素点 (x_1, y_1) 到 $t-1$ 时刻 (x_0, y_0) 的反向投影, 其投影关系如图 4 所示。

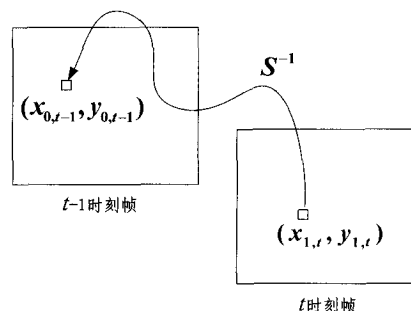


图 4 帧间像素点的投影关系

3.2 加权系数估计

本文所提 WMCS-CT 算法最后一步是对经过平移后的去噪图像进行算术平均,直接将此法引入视频序列中效果欠佳,这是因为,序列中各帧相对于参考帧间的位移信息不同,其对最终结果的贡献也应不同,因此本文采用加权平均的方法对传统的 CS 变换进行改进,根据图像间贡献率的不同,可定义图像融合的关系如下:

$$I = \omega_1 I_1 + \omega_2 I_2 \quad (7)$$

式中, I_1 、 I_2 代表两幅去噪图像, ω_1 、 ω_2 分别为其对应的加权系数。

考察图像的相关系数的定义:

$$C(I_1, I_2) = \frac{\sum_{i,j} [(I_1(i,j) - \bar{I}_1) \times (I_2(i,j) - \bar{I}_2)]}{\sqrt{\sum_{i,j} [(I_1(i,j) - \bar{I}_1)^2] \sum_{i,j} [(I_2(i,j) - \bar{I}_2)^2]}} \quad (8)$$

式中, $I_1(i,j)$ 和 $I_2(i,j)$ 为两幅图像在像素点 (i,j) 处的像素值。

由于在客观评价指标中,相关系数反映了图像的相关程度,两幅图像的相关系数越好,则 $C(I_1, I_2)$ 越接近于 1,表示图像的接近度越好。令 $0 < \lambda < 1$,我们有如下定义:

当 $C(I_1, I_2) \geq \lambda$, 则令

$$\omega_1 = \omega_2 = \frac{1}{2} \quad (9)$$

当 $C(I_1, I_2) < \lambda$, 则令

$$\omega_1 = \frac{\sigma_{I_1}}{\sigma_{I_1} + \sigma_{I_2}}, \omega_2 = \frac{\sigma_{I_2}}{\sigma_{I_1} + \sigma_{I_2}} \quad (10)$$

因此, WMCS-CT 算法最终的去噪图像为:

$$f = \sum_{j=1}^n \omega_j S_{i,j}^{-1} \hat{f}_j \quad (11)$$

3.3 算法步骤

由于视频序列或多幅图像间的位移矢量是内在固有的,设视频序列中含有 n 个图像帧,则本文提出的 WMCS-CT 算法包含 4 个步骤:

(1) 选择序列中任意一帧 f_i 为参考帧,估计该帧与其他帧间的位移矢量 $S_{i,j} (i \neq j)$;

(2) 按文献[8]思想进行 Contourlet 域内单帧图像去噪,得到去噪图像 $\hat{f}_j$;

(3) 根据步骤(1)中计算的位移矢量 $S_{i,j}$,将去噪图像 $\hat{f}_j$ 反向投影到参考帧 f_i 上;

(4) 估计参考帧与其他帧间的相关系数,按 3.2 节确定各帧的加权系数,并计算出最终的去噪图像。

4 实验分析

为了验证本文所提 WMCS-CT 算法的有效性,我们对 Mobile 序列(<http://trace.eas.asu.edu/yuv/>下载)进行实验。实验任意选取连续的 7 帧并叠加不同类型的噪声进行模拟,表 1 所列为 3 种情况的实验噪声类型。实验将本文算法与小波软阈值去噪(WDST)^[3]、小波域 CS 去噪(WT-CS)^[5]、Contourlet 域 CS 去噪(CT-CS)^[8]算法进行比较。在本算法中,选取第 1 帧为参考帧,采用双正交 9-7 滤波器进行小波图像去噪和 Contourlet 变换中的 LP 变换,Contourlet 变换中对图像

进行 3 级 LP 变换,帧间位移矢量选用光流法进行估计^[13], λ 取 0.75。各种算法复原结果的 PSNR 值如表 2 所列。

表 1 模拟实验噪声污染类型

情况	噪声类型
I	固定方差的高斯噪声
II	可变量方差的高斯噪声
III	随机噪声

由表 2 可看出本文提出的多帧去噪算法性能最优,其 PSNR 值要比传统的单帧 CS 去噪算法高约 2~4dB,特别是对于噪声类型不固定的情况,其 PSNR 增益更大。图 5 所示为高斯噪声固定标准差为 $\sigma=20$ 时, Mobile 参考帧的标准图像及各种去噪算法结果的可视化对比图。从结果图中可以很清楚地看到,本文所提出的去噪算法的复原结果明显优于单帧去噪结果,在有效消除噪声干扰的同时,还有效地保留了某些细节信息,特别是日历上的数字得到较好恢复。

表 2 Mobile 序列去噪效果比较表

情况	WDST 算法	WT-CS 算法	CT-CS 算法	WMCS-CT 算法	
I	$\sigma=10$	28.58	26.56	28.12	30.01
	$\sigma=15$	26.73	24.60	26.41	28.47
	$\sigma=20$	26.19	22.13	26.22	27.62
	$\sigma=25$	25.64	20.21	25.94	26.52
II		26.48	22.11	26.12	28.25
III		29.23	26.67	29.62	31.59

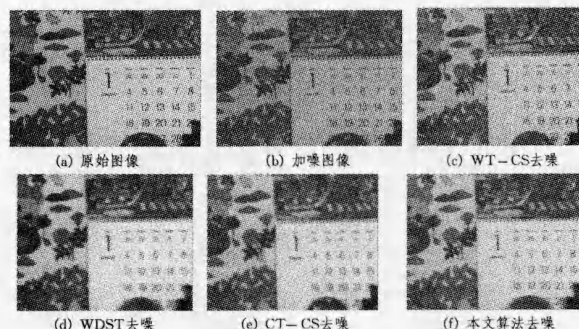


图 5 $\sigma=20$ Mobile 图像帧去噪效果对比

结束语 平移变换平移法(Cycle-spinning, CS)可有效地去除因小波变换及 Contourlet 变换缺乏平移不变性而产生的 Gibbs 现象。传统的基于 CS 变换的图像去噪算法均为单帧图像去噪,其复原效果有限。本文将 CS 原理及 Contourlet 去噪思想引入图像序列帧,首先对序列帧进行 Contourlet 域图像去噪,利用序列帧间的位移矢量及帧间相关性不同的特点,将 CS 变换改进为去噪帧的加权平均。与传统的 CS 类单帧去噪算法相比,该算法可有效地克服单帧图像信息量有限的缺点,可以获得超过任何一幅单帧图像复原的效果,特别是当噪声污染类型未知时,复原效果更优。

参考文献

- [1] Jansson P. Deconvolution of Image and Spectra(2nd ed)[M]. Academic Press, 1997
- [2] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaption via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81: 425-455
- [3] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans. Information Theory, 1995, 41(3): 613-627
- [4] Fodor I K, Kamath C. Denoising through wavelet shrinkage: An

empirical study[M]. Center for applied science computing Lawrence Livermore National Laboratory, July 2001

- [5] Coifman R R, Donoho D L. Translation-invariant de-noising [C]// Antoniadis A, Oppenheim G, eds. Wavelets and Statistics, volume 103 of Springer Lecture Notes in Statistics. New York: Springer-Verlag, 1995: 125-150
- [6] Sahracian S M E, Marvasti F. An improved image denoising technique using cycle spinning[C]// IEEE International Conference on Communications Telecommunications and Malaysia. 2007: 686-690
- [7] Eslami R, Radha H. The contourlet transform for image denoising using cycle spinning[C]// Signals, Systems and Computers, 2003. Conference Record of the Thirty-Seventh Asilomar Conference on, 2003, 2: 1982-1986
- [8] Eslami R, Radha H. Image denoising using translation invariant

contourlet transform[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005, 4: 557-560

- [9] Fietcher A K, Ramchandran K, Goyal V K. Wavelet denoising by recursive cycle spinning[C]// Proc IEEE International Conference Image Processing. NY, 2002: 873-876
- [10] 梁栋, 沈敏, 高清维, 等. 一种基于 Contourlet 递归 Cycle Spinning 的图像去噪方法[J]. 电子学报, 2005(11)
- [11] 贾建, 项海林. 基于剪切不变的递归 Contourlet 变换图像去噪[J]. 计算机科学, 2009(5)
- [12] Do M N, Vetterli M. Contourlet: A directional multiresolution image representation [C] // IEEE International Conference on Image Processing. Rochester, NY, 2002: 357-360
- [13] Brox T, Bruhn A, Papenberg A. High Accuracy Optical Flow Estimation Based on a Theory for Warping[C]// Proceedings of European Conference on Computer Vision. 2004: 25-36

(上接第 291 页)

系统在角色变换、网络通信以及算法库管理等方面所占的资源较少,但随着跟踪者数量的增多,跟踪者所配置的图像处理算法大量地消耗运算资源和存储资源,以致最后影响了系统的实时性。因此,在算法的选取和配置上需要谨慎考虑,要对每个跟踪者所采用的算法数量进行限制,同时也要在算法的实现上进行尽可能的优化以便达到可接受的最佳效果。同时,采用高运算性能的芯片和适度降低图像分辨率也能提高系统的总体实时性。

系统采用划定边界区域的方式进行角色移交也可以大幅节省系统资源。如表 2 所列,当边界区域未被配置,从跟踪者在进行目标检测时所搜索的范围就从很小的边界区域扩大至全屏,其算法运算量大幅增加以致所有运算资源都被耗尽。而对于主跟踪者,若边界区域未被划定,则不得不发现跟踪目标就在所有相邻摄像头中建立从跟踪者以共享信息。这样不但严重增加了网络带宽的压力,还不必要地占用了其他摄像头中的有限角色资源。

由于实验环境所限,我们测试了两个摄像头的情况,但是本系统可以不加改动而扩展成具有多个智能摄像头的系统。每个摄像头都是独立的,每添加一个摄像头,只需向其逻辑位置上的相邻摄像头的配置表中添加一条信息即可,并且这一工作可以通过远程配置来完成。因此,系统具有较高的可扩展性。

结束语 将异常事件识别、目标追踪放入前端智能摄像头系统中,能够有效减轻后端服务器计算和网络带宽的压力,改善整体系统的处理性能,并能更好地构建可扩展大规模交通监控网络。本文提出了动态角色和分布控制相结合的智能摄像头前端自主协同目标跟踪模式,这种自主发现、自主追踪目标的模式可以用来构建智能化的交通监控管理服务平台,提高交通异常事件处理的效率。

参 考 文 献

- [1] Celenk M, Reza H. Moving object tracking using local windows

[C]// Proceedings of IEEE International Symposium on Intelligent Control, 1988. Arlington, 1988: 180

- [2] Wolf W, Ozer B, Lv T. Smart cameras as embedded systems[J]. Computer, 2002, 35(9): 48
- [3] Ellis T. Multi-camera video surveillance[C]// Proceedings of the International Carnahan Conference on Security Technology, 2002. NEW JERSEY, 2002: 228
- [4] 孙双. 基于嵌入式的目标检测与跟踪技术研究与实现[D]. 南京: 南京师范大学, 2010
- [5] Bramberger M, Doblander A, Maier A, et al. Distributed embedded smart cameras for surveillance applications[J]. Computer, 2006, 39(2): 68
- [6] Quaritsch M, Kreuzthaler M, Rinner B, et al. Autonomous Multicamera Tracking on Embedded Smart Cameras[J]. EURASIP Journal on Embedded Systems, 2007, 2007(1): 35
- [7] 陈伟宏. 基于多摄像头的目标跟踪算法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2005
- [8] 谭申强, 龚华军, 王彪, 等. 基于面向对象 Petri 网的无人机协同追踪系统建模[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(3): 971
- [9] Chang Hong-lin, Wolf M, Koutsoukos X, et al. System and software architectures of distributed smart cameras [J]. ACM Transactions on Embedded Computing Systems, 2010, 9(4): 38
- [10] 上海锐势机器视觉科技. EagleEye3 系列智能相机[OL]. <http://www.roseek.com/cn/products/eagleeye3.htm>, 2013-06-18
- [11] Zhu Fang, Jiang Ping, Wang Zhao-bin. ViBeExt: the extension of the universal background subtraction algorithm for distributed smart camera [C] // 2012 International Symposium on Instrumentation & Measurement, Sensor Network and Automation, 2012. Sanya, 2012: 164
- [12] Shen Long-yun, Pan Wei-dong, Quan Yin-hua, et al. Improved tracking strategy with CamShift algorithm [C] // 2012 International Conference on Systems and Informatics, 2012. Yantai, 2012