基于块和低秩张量恢复的视频去噪方法

李小利,杨晓梅[†],陈代斌 (四川大学 电气信息学院,成都 610065)

摘 要:由于采用矩阵的表示形式会破坏视频数据的原始空间结构,针对这一问题,提出了一种基于块和低秩 张量恢复的视频去嗓方法。首先运用自适应中值滤波器对含噪视频进行预处理,通过相似块匹配构造一个三阶 张量,根据视频张量的低秩性和噪声像素的稀疏性,利用基于张量的增广拉格朗日乘子法(ALM)重建出三阶视 频张量的低秩部分和稀疏部分,实现噪声的分离。该方法采用张量模型来处理视频去噪的问题,更好地保护了 视频序列的高维结构特性,可以准确地去除复杂结构视频的噪声干扰。实验结果表明,相对于常用方法,该方法 能准确完整地分离噪声,具有更强的视频去噪能力。

关键词:视频去噪;张量恢复;鲁棒主成分分析;增广拉格朗日乘子法 中图分类号:TP391.41 文献标志码:A 文章编号:1001-3695(2017)04-1273-04 doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2017.04.072

Patch-based video denoising using low-rank tensor recovery

Li Xiaoli, Yang Xiaomei † , Chen Daibin

(School of Electrical & Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Since matrix representation of video data could damage its initial structure, this paper proposed a patch-based denoising method based on low-rank tensor recovery. Frist, it constructed a three order tensor through clustering similar patches in the preprocessing video sequences. Then according to low-rank property of video tensor and sparsity of noise artifacts, the proposed approach used the augmented Lagrange multipliers (ALM) to reconstruct the low-rank and sparse sensors, which could completely separate noise from the video tensor. This paper developed a tensor model to preserve the spatial structure of the video modality, thus it could remove the noise artifacts from complex video better. Simulation experiments show that this algorithm has the stronger ability of video denoising comparing with traditional methods.

Key words: video denoising; tensor recovery; robust principal component analysis; augmented Lagrange multipliers

0 引言

随着计算机和多媒体技术的发展,海量图像和视频文件的 出现对其整理、分析以及检索提出了越来越多的需求。然而这 些数据常常在拍摄、采样、传输等过程中受到各种噪声的干扰 而退化。特别是在低光条件、高 ISO 设定和高捕获频率等敏感 环境下^[1],噪声污染尤为严重,使得图像质量严重下降。尽管 一些先进的光学器件可以消除这种影响,但由于各种因素的限 制,使基于硬件的图像去噪方法难以普及。所以,基于软件的 图像去噪方法变得越来越流行,现已成为图像处理领域的一个 重要组成部分。

图像去噪也可称为图像滤波,是图像复原的一种。目前主流的去噪方法有两种;a)基于局部稀疏性的方法,根据先验知 识,假定噪声存在于一个低维空间,在变换域寻找信号的稀疏 表示,利用相关阈值方法来去除噪声,如离散余弦变换(discrete cosine transform,DCT)^[2]方法;b)基于图像非局部表示的 方法,利用其局部结构的自相似性,将去噪视为一个逆向的图 像恢复问题,如非局部平均(non-local means,NLM)^[3]方法。 近年来,基于块的联合稀疏与低秩模型^[4],把相似的信号分解 为公共分量和特征分量,在图像去噪问题上取得了很好的效 果。如文献[5]提出了一种基于矩阵的鲁棒主成分分析的去 噪方法。这种方法利用噪声像素的稀疏性和视频冗余数据的 低秩性,并通过相似块的匹配与组合,将图像去噪转换为一个 低秩矩阵恢复问题,结果显示该方法具有很好的去噪效果。因 此,矩阵秩最小化具有很强的全局约束能力,并且可以很好地 反映矩阵的二维稀疏性。

文献[5]中方法将块匹配组成的高阶数据转换为一个二 阶矩阵。在处理过程中破坏了高维数据各个维度间的内部特 性,去噪过程中忽略了部分高维信息,使得该方法在处理非平 稳背景且具有复杂结构的视频时具有一定的局限性,在混合噪 声的情况下效果不佳。张量作为一维向量和二维矩阵的高阶 推广,能更好地反映高维数据复杂的本质结构。文献[6]将矩 阵的低秩恢复扩展到张量,提出低秩张量恢复理论,为高维数 据的分析和处理提供了有力的支撑。在现有文献的基础上,本 文提出一种基于块和低秩张量恢复的视频去噪方法。首先用 自适应中值滤波器^[7]对含噪视频进行滤波,得到预处理视频; 再将预处理视频的每一帧图像分成若干个大小固定的参考块, 在视频序列中进行最佳匹配块的搜索,并将其构造成一个三阶 张量;最后运用一种经典的低秩张量恢复算法分离出视频中的 噪声。本文方法从张量模型的角度来处理视频去噪的问题,更

收稿日期: 2016-01-19; 修回日期: 2016-03-05

作者简介:李小利(1991-),女,重庆万州人,硕士研究生,主要研究方向为数字图像处理;杨晓梅(1973-),女,四川乐山人,副教授,博士,主要 研究方向为医学图像处理、模式识别(yangxiaomei@scu.edu.cn);陈代斌(1990-),男,四川内江人,硕士研究生,主要研究方向为数字图像处理. 好地保护了视频序列的高维结构特性,可以准确地去除复杂结 构视频的噪声干扰。实验结果表明,相对于常用方法,该方法 能准确完整地分离噪声,具有更强的视频去噪能力。

1 基于低秩矩阵恢复的视频去噪方法

1.1 矩阵鲁棒主成分分析

矩阵鲁棒主成分分析(robust principal component analysis, RPCA)最早由Wright等人^[8]提出,也可称为低秩矩阵恢复,能 自动识别矩阵中被破坏的元素,并恢复出原始矩阵。其具体描 述为:将矩阵 D 分解为低秩矩阵 A 和稀疏矩阵 E 之和,即 D =A + E。其中 A 是逼近原始数据的低秩矩阵, E 是稀疏的误差 矩阵,于是矩阵恢复可用如下优化问题来表示^[9]:

$$\min_{A} \operatorname{rank}(A) + \lambda \parallel E \parallel_{0} \quad \text{s. t. } A + E = D \tag{1}$$

其中:rank(・)表示矩阵的秩; || ・ || _____ 距阵的 l₀ 范数,表示 矩阵所有非零元素的个数; λ 为表明嗓声所占权重的常量系 数。由于该优化问题是 NP-hard 的, Candés 等人^[10]提出:在一 定条件下,矩阵 l₀ 范数的最小化和矩阵秩的最小化,分别等价 于矩阵 l₁ 范数和矩阵核范数的最小化问题。于是可将其转换 成如下凸优化问题:

$$\min_{\boldsymbol{A},\boldsymbol{E}} \|\boldsymbol{A}\|_{*} + \lambda \|\boldsymbol{E}\|_{1} \quad \text{s. t. } \boldsymbol{A} + \boldsymbol{E} = \boldsymbol{D}$$
(2)

其中, || • || 。为矩阵的核范数, 表示矩阵的奇异值之和; || • || ,为矩阵的 l₁ 范数, 表示矩阵所有元素绝对值之和。

针对上述问题,人们提出了许多不同的求解方法^[8],常见 的有迭代阈值算法(iterative thresholding,IT)^[11]、加速近端梯 度算法(accelerated proximal gradient,APG)^[12]和增广拉格朗日 乘子法(augmented Lagrange multipliers,ALM)^[13]等。

1.2 低秩矩阵恢复的鲁棒性分析

当(A,E)满足条件 $||A||_{2,2} + ||E||_{1,\infty} \leq 1$ 时, $||A||_{*} + \lambda ||E||_{1}$ 可看做 rank(A) + $\lambda ||E||_{0}$ 的一个凸包络集合^[9]。 于是,就可以用核范数来解决矩阵的低秩问题,用 l_{1} 范数来解决矩阵的稀疏问题。也就是说,如果能求解出式(2),就能得到一个低秩矩阵 A_{0} 。于是,可将矩阵组(A_{0} , E_{0})表示如下:

 $(A_0, E_0) = \arg \min_{A, E} ||A||_* + \lambda ||E||_1$ s.t. $A + E = A_0 + E_0$ (3) 且具有唯一的最优解。即在低秩和稀疏矩阵的自然概率模型 下,几乎所有由 A_0 和 E_0 组成的观测矩阵 $D = A_0 + E_0$,都可以 通过求解一个凸优化问题,将其有效地分解为对应的生成部 分。

当然,这将高度依赖于正则化参数 $\lambda > 0$ 的选择。根据凸 优化问题式(2)的最优条件,不难证明,对于矩阵 $D \in \mathbb{R}^{m \times m}$, λ 的正确取值应满足 $\lambda = O(m^{-1/2})$,为了简化计算,通常取 $\lambda = 1/\sqrt{m}$ 。为了简单起见,本节将只分析 D 为方阵的情况,相应 结论可推广到其他情形。

值得注意的是,不是所有的低秩矩阵 A_0 都能通过求解式 (2)得到恢复。如秩 -1 情形, $U = [e_i]$ 和 $V = [e_j]$,无先验知 识,即使在很小的误差下,低秩矩阵 $A = USV^*$ 也不能恢复。因 此需要对那些行列空间与标准基不一致的矩阵 A_0 进行一定 的限制,使 U_V 的边缘分布满足 W_i^m ,即随机正交模型^[14]。同 样地,对于误差矩阵 E_0 :矩阵的各项元素相互独立,被污染的 概率为 ρ_i ,污染区域的分布满足伯努利方程模型。

定义1 当矩阵 A。的左奇异向量和右奇异向量都是独立

均匀分布,具有列正交性的 m×r 矩阵时,则称 A。满足随机正 交模型,其秩为r,且非零奇异值为任意值。

定义2 当矩阵 E_0 的各个元素满足独立分布,灰度置0 的概率1- ρ_s ,置±1 的概率为 ρ_s /2 时,则称 E_0 满足伯努利方 程模型,其概率为 ρ_s ,且非零项为任意值。

对任意 p > 0,存在常数 $C_0^* > 0$, $\rho_s^* > 0$, $m_0 > 0$,如果 $m > m_0$,当 $A_0 \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 满足随机正交模型, $r \leq C_0^* m/\log(m)$,且 $E_0 \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 满足伯努利方程模型, $\rho_s \leq \rho_s^*$ 时,有不低于1- Cm^{-p} 的概率,使式(3)有唯一最优解。关于低秩矩阵恢复理论的鲁 棒性分析已有证明^[9],更详细的数学推导可参考此文。

1.3 基于低秩矩阵恢复的视频去噪方法

基于模型式(2),文献[5]将矩阵鲁棒主成分分析方法运 用于视频去噪。对原始视频序列,利用其时空域的冗余性,采 用基于块的方法来去除图像噪声。首先采用快速三步分层搜 索法进行相似块匹配,将每一个相似块排列成一个向量,再将 所有相似块对应的向量排列成一个矩阵。由于视频图像大体 结构趋于稳定,因此稳定的图像信息对应矩阵的低秩部分;而 干扰噪声只随机分布于视频图像的小部分区域,所以可将其对 应于矩阵的稀疏部分。运用上述低秩矩阵恢复方法,将矩阵 D 分解为逼近原始图像的矩阵 A 和噪声数据矩阵 E。最后将上 述处理的参考块重新安置到视频序列的相应位置,得到去噪后 的干净视频。这种基于矩阵鲁棒主成分分析模型的方法对于 平稳背景和结构简单的视频,具有较好的去噪效果。

2 基于块和低秩张量恢复的视频去噪方法

2.1 张量基本概念

张量又称多阶阵列^[15],是向量和矩阵的高阶推广。其元 素所在位置需要用三个及以上的变量来表示^[16],这种多线性 结构能够更精确地表示高维数据的复杂结构。一个大小为 $I_1 \times I_2 \times \cdots \times I_N$ 的 N 阶张量可用 $D \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \cdots \times I_N}$ 来表示。下面 简单介绍张量的代数表达形式和基本运算^[6,16]。

a) 张量 $D \in \mathbb{R}^{l_1 \times l_2 \times \cdots \times l_N}$ 的 Frobenius 范数与矩阵表达一致, 为 || $D ||_F = (\sum_{i_1, i_2, \cdots, i_N} d_{i_1, i_2, \cdots, i_N}^2)^{1/2}$, 张量 $D \approx E \ge 1$ 的距离为 || $D - E ||_{F^{\circ}}$

b) 张量 D 的 *n*-模式展开矩阵 $D_{(n)}$, 是将张量的所有元素 按第 *n* 维重新排列的一个大小为 $I_n(I_{n+1}\cdots I_NI_1\cdots I_{n-1})$ 的矩阵, 分解表达式为 $D_{(n)} = unfold(D,n)$ 。张量位置为 (i_1, i_2, \cdots, i_N) 的元素对应矩阵位置为 (i_n, j) 的元素, 其中 $j = 1 + \sum_{k=1, k \neq n}^{N}$ $((i_k - 1)\prod_{l=1, l \neq n}^{k} I_l)$ 。

c) 张量 D 的 *n*-模式展开矩阵 D_(n) 重新组合并成张量 D 的 数学表达为 D = fold(D_(n), n)。

d) 张量 D 的 *n*-秩定义为矩阵 D_(n) 的列秩, 可将其表示为 rank_n(D)。张量 D 的 N 个 *n*-秩集合称为 Tucker 秩。

2.2 高阶鲁棒主成分分析

高阶鲁棒主成分分析(higher-order RPCA, Ho RPCA),也 可称为低秩张量恢复。对于高维数据,矩阵的表示形式破坏了 原始空间结构,难以完整地刻画数据的本质及其内部特性^[17]。 于是,近年来一些研究人员将矩阵秩最小化框架扩展到张量恢 复理论。针对低秩张量恢复,Goldfarb 等人^[6]作了深入研究,可由式(2)的矩阵恢复扩展得到:

$$\min_{A \in \mathcal{E}} \operatorname{Trank}(A) + \lambda \parallel E \parallel_{1} \quad \text{s. t. } D = A + E$$
(4)

其中: $D, A, E \in \mathbb{R}^{l_1 \times l_2 \times \cdots \times l_N}$; Trank (A) 表示张量 A 的 Tucker 秩。根据 Tucker 分解原理,将上述张量恢复问题进一步转换 为如下 *n*-模式展开矩阵的凸优化问题:

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{E}} \sum_{i=1}^{N} \| \mathbf{A}_i \|_* + \lambda \sum_{i=1}^{N} \| \mathbf{E}_i \|_1 \quad \text{s. t. } \mathbf{D} = \mathbf{A} + \mathbf{E}$$
(5)

其中: · _i 表示张量的第 *i*-模式展开矩阵, λ 为固定常量。该模型的收敛性和鲁棒性分析类似于低秩矩阵恢复即 1.2 节, 更多证明可参考文献[9]。针对式(5)中优化问题, Goldfarb 等人^[6]提出了多种具体的求解方法, 典型的代表有增广拉格朗日(ALM)方法和加速近端梯度(APG)方法。在低秩矩阵恢复中, 经典的 ALM 算法在收敛速度和精度上优于其他算法, 因此本文采用基于 ALM 的恢复方法, 将其推广到张量, 根据式(5)构造增广拉格朗日函数如下:

$$L(\mathbf{A}_{i}, \mathbf{E}_{i}, \mathbf{Y}_{i}, \mu_{i}) = \sum_{i=1}^{N} \|\mathbf{A}_{i}\|_{*} + \lambda \sum_{i=1}^{N} \|\mathbf{E}_{i}\|_{1} + \sum_{i=1}^{N} (\frac{1}{2\mu_{i}} \|\mathbf{A}_{i} + \mathbf{E}_{i} - \mathbf{D}_{i}\|_{2}^{2} - \langle \mathbf{Y}_{i}, \mathbf{A}_{i} + \mathbf{E}_{i} - \mathbf{D}_{i} \rangle)$$
(6)

其中: Y_i 是拉格朗日乘子, μ_i >0 是惩罚因子。为了提高算法的高效性,本文采用交替迭代的方法更新 A、E, 具体步骤为:

a)更新 E,最小化自变量为 E_i 的目标函数:

$$\min_{E_i} \lambda_{i=1}^{N} \| E_i \|_1 + \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{2\mu_i} \| E_i - (D_i - A_i + \mu_i Y_i) \|_2^2$$
(7)

根据文献[18],得到如下最优解:

$$\boldsymbol{E}_{i}^{k+1} = S_{\lambda\mu_{i}} (\boldsymbol{D}_{i} - \boldsymbol{A}_{i}^{k} + \boldsymbol{\mu}_{i}^{k} \boldsymbol{Y}_{i}^{k})$$

$$(8)$$

$$\boldsymbol{E}^{k+1} = \sum_{i=1}^{N} \text{fold}(\boldsymbol{E}_{i}^{k+1}, i)$$
(9)

其中:S 为阈值收缩算子; $S_{\tau}(x) = \text{sgn}(x) \max(|x| - \tau, 0)$ 。 b)更新 A,最小化自变量为 A_i 的目标函数:

$$\min_{\mathbf{A}_{i}} \sum_{i=1}^{N} \| \mathbf{A}_{i} \|_{*} + \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{2\mu_{i}} \| \mathbf{A}_{i} - (\mathbf{D}_{i} - \mathbf{E}_{i} + \mu_{i} \mathbf{Y}_{i}) \|_{2}^{2}$$
(10)

同理可得如下最优解:

$$A_{i}^{k+1} = \mathcal{T}_{\mu_{i}}(D_{i} - E_{i}^{k} + \mu_{i}^{k} Y_{i}^{k})$$
(11)

$$\mathbf{A}^{k+1} = \sum_{i=1}^{N} \text{ fold}(\mathbf{A}_{i}^{k+1}, i)$$
(12)

其中: τ 为奇异值收缩算子; $X = U\Sigma V^{\mathrm{T}}, \tau_{\tau}(X) = US_{\tau}(\Sigma) V^{\mathrm{T}}$ 。

c)更新惩罚因子 $\mu_i^{[13]}$:

$$\mu_i^{k+1} = \begin{cases} \rho \mu_i^k & \parallel \mathcal{E}_i^{k+1} - \mathcal{E}_i^k \parallel_F / \mu_i^k \parallel \mathcal{D}_i \parallel_F < \varepsilon_1 \\ \mu_i^k & \text{otherwise} \end{cases}$$
(13)

其中:0 < ρ < 1, ε₁ > 0, 都是较小的正数。

d)更新拉格朗日乘子 Y_i :

$$\mathbf{Y}_{i}^{k+1} = \mathbf{Y}_{i}^{k} + \frac{1}{\mu_{i}^{k+1}} (\mathbf{D}_{i} - \mathbf{A}_{i}^{k+1} - \mathbf{E}_{i}^{k+1})$$
(14)

e)最终收敛条件为

$$\| \boldsymbol{D} - \boldsymbol{A}^{k+1} - \boldsymbol{E}^{k+1} \|_{F} / \| \boldsymbol{D} \|_{F} < \varepsilon_{2}$$

$$(15)$$

其中:ε₂>0,为一较小的正数。

按以上迭代步骤,反复估算 *E_i* 和 *A_i*,直到收敛,最终分离 出张量 *D*的稀疏部分 *E* 和低秩部分 *A*。

2.3 基于块和低秩张量恢复的视频去噪方法

本文采用一种基于块的方法来构建低秩张量恢复模型,进 而去除视频噪声,具体说明如下:

a)含噪图像预处理。在噪声污染严重的情况下,获得的相似块中存在一定的噪声干扰,影响相似块匹配的准确度。对此,本文进一步运用自适应中值滤波器对含噪视频进行预滤波处理,消除大噪声的影响,提高块匹配的精度,获取最终去噪视

频序列。

b)相似块匹配。与单帧图像相比,视频序列帧与帧之间 具有极大的相似性,由此构成的张量具有更强的低秩性。对每 帧图像,本文将一个大小为 $n \times n$ 的图像块 $d_{i,j}$ 设为参考块,并 以此为中心设置一个窗口 $\Omega(i,j) = l \cdot (n \times n) \times f$,其中l为一 正整数,f为视频帧数。利用 l_2 范数作为相似度测量准则,在 该窗口中寻找与参考块相似的图像块 $d_{x,y}$,将其坐标置入集合 $\Gamma_{i,j}$:

 $\Gamma_{i,j} = \{(x,y) | T = \| \mathbf{d}_{i,j} - \mathbf{d}_{x,y} \|_{F}^{2} \ge t, (x,y) \in \Omega(i,j) \}$ (16) 其中:T为阈值,t为各相似块与参考块的相似度。取前 *m* 个最 相似的块,定义为一个三阶张量 $D_{\Gamma_{i,j}} \in \mathbb{R}^{n \times n \times m}$:

$$D_{\Gamma_{i,j}} = (d_{\Gamma_{i,j}(1)}, d_{\Gamma_{i,j}(2)}, \cdots, d_{\Gamma_{i,j}(m)})$$
(17)

其中: $d_{\Gamma_{i,j}(k)}$ 表示参考块 $d_{i,j}$ 的第 k个相似块。

e)低秩张量恢复。将张量
$$D_{\Gamma_{i,j}}$$
代入式(4),得到

$$\min_{A_{\Gamma_{i,j}}, \mathcal{E}_{\Gamma_{i,j}}} \operatorname{Trank}(A_{\Gamma_{i,j}}) + \lambda \| E_{\Gamma_{i,j}} \|_{1}$$
s.t. $D_{\Gamma_{i,i}} = A_{\Gamma_{i,i}} + E_{\Gamma_{i,i}}$ (18)

其中:**A**_{*Fi,j*}代表由干净的、无噪图像块组成的张量;**E**_{*Fi,j*}代表干扰噪声,可用2.2节中的低秩张量恢复算法分离噪声。

d)相似块加权平均。由于各相似块与参考块的相似度不一致,于是可以根据相似度 t 计算出每个相似块的权重 w(k):

$$w(k) = \frac{T}{h \cdot t + T} \tag{19}$$

其中,h>0,由此对相似块集合求加权平均:

$$\hat{\theta}_{i,j} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{m} w(k)} \sum_{k=1}^{m} w(k) \, d_{\Gamma_{i,j}(k)}$$
(20)

e)图像块重组。通过上述处理的参考块 $\hat{d}_{i,j}$ 需要重新安置 到视频序列的相应位置。对重组过程中的重叠区域需再次求 平均,避免产生边界不连续的伪影。处理完所有参考块后,重 组即可得到去噪视频。

3 实验及分析

3.1 实验设置

为了验证该算法的有效性,本文从标准的视频数据库(http://media.xiph.org/video/derf)中选取了3组特色不同的视频序列进行测试。在相同实验环境下,将本文方法与VBM3D^[19]和RPCA^[5]两种先进的去噪方法进行对比。图1显示了3幅视频测试图像。其中视频 mobile 和 templete 的背景相对简单,前者大部分内容比较光滑,后者存在较强的纹理信息;而视频 bus 的背景结构相对复杂,且含有大量的细节信息。



图1 测试视频图像示例

通过添加3组不同水平的椒盐噪声和高斯噪声,从而产生 含噪程度不同的视频。组合噪声为($\sigma = 5, r = 0.1$),($\sigma = 10$, r = 0.2),($\sigma = 20, r = 0.3$),其中 $\sigma 和 r$ 分别代表高斯噪声和椒 盐噪声水平。将峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR) 作为定量指标来衡量去噪效果,其值越大,表明效果越好。 参数设置方面,对于两种对比算法,均采用文献提供的源 代码,参数保持不变,使其达到最优的去噪效果。对于本文方 法,输入视频为 60 帧,设置块的大小为 8 × 8,相似块个数为 30,最大迭代次数为 200,容忍阈值 $\varepsilon_1 = 10^{-5}$, $\varepsilon_2 = 6 \times 10^{-8}$ 。 以上参数均为经验设置,可使本文算法的去噪效果达到最优。

3.2 实验结果

表1列出了本文方法与两种对比方法的实验结果相应的 PSNR值。由表1数据可知,在相同的噪声水平,本文方法在3 组测试视频上均能取得优于其他方法的效果。

表1	各方法在3组噪	南水平下得	科到的 PSNR (值 /dB
视频	(σ, r)	VBM3D	RPCA	HoRPCA
mobile	(5,0.1)	30.07	33.32	35.76
	(10,0.2)	26.93	30.36	32.09
	(20,0.3)	22.52	24.76	27.28
templete	(5,0.1)	31.14	34.89	36.18
	(10,0.2)	28.13	29.76	32.79
	(20,0.3)	24.40	25.67	28.67
bus	(5,0.1)	28.50	32.67	34.22
	(10,0.2)	25.37	29.86	29.41
	(20,0.3)	22.44	23.25	26.78

为了量化该方法在视频序列里的去噪效果,实验中每5帧取1个测试样本。图2~4给出了在噪声为 σ =10,r=0.2的情况下,各视频序列12个代表帧图像的PSNR值曲线。





图 5 Mobile 视频去噪效果对比图

为了更直观地验证各算法的有效性,图5~7显示了三种 算法在噪声水平为σ=20,r=0.3的情况下,对各视频的去噪 效果,其中每幅图的局部内容被放大显示在正下方位置。参考 原始图像的放大部分,尤其是在图6中可以看出,本文方法对 花枝纹理的复原明显优于其他两种方法。对于整体较平滑的 mobile 和背景结构复杂的 bus,文献[19]中的 VBM3D 算法虽 然能很好抑制图像中的高斯噪声,但会在许多杂乱区域产生畸 变而显得一片模糊;文献[5]中方法能有效地消除这种模糊, 但与原始图像相比,仍然有少部分噪声未去除导致去噪效果欠 佳,尤其是在纹理信息较强的区域。因此,可以得出,相比于其 他两种方法,本文方法不仅能适应多种图像特征的去噪处理, 还能在充分去除混合噪声的同时,更准确完整地还原图像的纹 理结构,具有更强的去噪能力。





图 7 Bus 视频去噪效果对比图

4 结束语

本文结合了低秩与稀疏模型的非局部思想,提出了一种基 于块和低秩张量恢复的视频去噪方法。本文将视频图像分为 若干个具有重叠区域的参考块,利用局部结构的自相似性进行 块匹配搜索,采用张量模型来表征视频数据的高维内部特性, 将视频去噪转换为一个求解低秩张量恢复的问题。实验结果 表明,本文方法的去噪效果明显优于传统方法,尤其是对于背 景复杂,且拥有大量纹理细节的视频,本文方法在保持原始图 像纹理信息的同时,能更有效地去除干扰噪声。但该方法是建 立在噪声水平已知的基础上,不适用于噪声随空间变化的 MR 图像。另外算法中的各参数均为多次实验下得到的经验值,不 能自适应地设置。接下来,笔者将探索如何将低秩张量恢复理 论运用到 MR 图像的盲去噪领域,并对其中参数进行自适应选 择作进一步的研究。

参考文献:

- Buades A, Coll B, Morel J. A review of image denoising algorithms, with a new one [J]. SIAM Journal on Multiscale Modeling & Simulation, 2005, 4(2):490-530.
- [2] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries[J]. IEEE Trans on Image Processing,2006,15(12):3736-3745.
- [3] Coupé P, Yger P, Prima S, et al. An optimized blockwise nonlocal means denoising filter for 3D magnetic resonance images [J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2008, 27(4):425-441.
- [4] Dong Weisheng, Shi Guangming, Li Xin, et al. Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation: a low-rank approach [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2013, 22(2):700-711.
- [5] Ji Hui, Huang Sibin, Shen Zu, et al. Robust video restoration by joint sparse and low rank matrix approximation [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2011, 4(4):1122-1142.
- [6] Goldfarb D, Qin Z. Robust low-rank tensor recovery: models and algorithms [J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, 2014,35(1):225-253.
 (下转第页)

MSSIM 指的是结构相似性的平均值,也是一种评价图像 质量的方法,可以较好地反映人眼的主观感受。MSSIM 的值 越大,说明该图像与原图像的结构相似性越高,图像的质量也 就越高。

表1为Fattal 算法、Tarel 算法、He 算法和本文算法针对不同的图像在平均梯度、对比度、PSNR、MSSIM 等各项指标上的对比结果。经本文算法处理后的图像在平均梯度和对比度方面,相比其他三种算法有了一定程度上的提升,这说明本文算法的去雾结果图,不仅突出了原图像中的边缘细节等信息,且具有良好的视觉效果。PSNR 和 MSSIM 的值也有了极大的提升,说明本文算法处理后的图像在保持较好的结构相似性的同时,更加有效地去除了雾霾,使图像更加清晰。

各	算法比较	平均梯度	对比度	PSNR	MSSIM
城市	原图像	10.9739	0.0054	_	_
	Fattal 算法	14.8132	0.0087	11.3812	0.3733
	Tarel 算法	12.0224	0.0053	4.6741	0.1876
	He 算法	12.3055	0.0069	15.5042	0.3933
	本文算法	15.3717	0.0100	16.0030	0.4854
村庄	原图像	6,7650	0.0017	_	_
	Fattal 算法	8.0641	0.0040	14.7909	0.6780
	Tarel 算法	9.5301	0.0038	5.7594	0.3398
	He 算法	7.4524	0.0033	15.2216	0.4707
	本文算法	12.4680	0.0056	16.9298	0.7394
公路	原图像	2.0964	0.0003	—	_
	Fattal 算法	7.2990	0.0046	11.2650	0.5691
	Tarel 算法	5.4124	0.0025	3.1055	0.2386
	He 算法	4.6347	0.0021	10.3831	0.3724
	本文算法	7.3080	0.0046	14.2762	0.6086

表1 各算法在不同背景下各项指标的比较

4 结束语

雾霾天气条件下获取的图像存在严重的退化现象,本文提 出了一种基于暗通道先验知识和局部多项式核回归的图像去 雾方法,该方法利用中心像素点到周围像素点之间的距离关系 估计出中心像素值,取得了较好的去雾效果。实验结果表明, 本文的方法可以有效地解决浓雾天气条件下或场景光与环境

(上接第页)

- [7] Chan R, Ho C, Nikolova M. Salt-and-pepper noise removal by mediantype noise detectors and detail preserving regularization [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14(10):1479-1485.
- [8] Wright J, Ganesh A, Rao S, et al. Robust principal component analysis; exact recovery of corrupted low-rank matrices via convex[J]. Advances in Neural Information Processing System, 2009, 87(4): 3-56.
- [9] 史加荣,郑秀云,魏宗田,等.低秩矩阵恢复算法综述[J]. 计算机 应用研究,2013,30(6):1601-1605.
- [10] Candès E, Wright J, Ma Yi, et al. Robust principal component analysis[J]. Journal of the ACM, 2009, 58(1):1-73.
- [11] 彭义刚,索津莉,戴琼海,等.从压缩传感到低秩矩阵恢复:理论与 应用[J].自动化学报,2013,39(7):981-994.
- [12] Shen Zuowei, Toh K, Yun S. An accelerated proximal gradient algorithm for frame-based image restoration via the balanced approach
 [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2011, 4(2):573-596.
- [13] Lin Zhouchen, Chen Minming, Ma Yi. The augmented Lagrange multi-

光相似的图像区域,去雾效果不显著,甚至有些失真的问题。 尽管本文算法在清晰度方面能够达到较好的效果,但在实时性 方面,并没有明显的改善。因此,提高算法的运行效率是下一 步的主要工作。

参考文献:

- [1] Tan R. Visibility in bad weather from a single image [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2008:1-8.
- [2] Grewe L L, Brooks R R. Atmospheric attenuation reduction through multisensor fusion [J]. Sensor Fusion: Architectures, Algorithms, and Applications || ,1998,3376(10):102-109.
- [3] Fattal R. Single image dehazing [C]//Special Interest Group for Computer GRAPHICS Asia. New York: ACM Press, 2008:1-9.
- [4] Tarel J P, Hautiere N. Fast visibility restoration from a single color or gray level image[C]//Proc of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2009:2201-2208.
- [5] He Kaiming. Single image haze removal using dark channel prior[J].
 IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011,33(12):2341-2353.
- [6] He Kaiming, Sun Jian, Tang Xiao'ou. Guided image filtering [J].
 IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013,35(6):1397-1409.
- [7] Wang Jinbao, He Ning, Zhang Lulu, et al. Single image dehazing with a physical model and dark channel prior [J]. Neurocomputing, 2015, 149(PB): 718-728.
- [8] Bui T M, Tran H N, Kim W, et al. Segmenting dark channel prior in single image dehazing [J]. Electronics Letters, 2014, 50(7):516-517.
- [9] Chen Long, Guo Baolong, Bi Juan, et al. Algorithm of single image fog removal based on joint bilateral filter[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012, 35(4):19-23.
- [10] 肖创柏,赵宏宇,禹晶,等.基于 WLS 的雾天交通图像恢复方法
 [J].红外与激光工程,2015,44(3):1080-1084.
- [11] 赵青,何建华,温鹏.基于平均梯度和方向对比度的图像融合方法
 [J]. 计算机工程与应用,2012,48(24):165-168.

plier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices [J/ OL]. 2010. http://arxiv.org/pdf/1009.5055v3.pdf.

- [14] Candès E, Tao T. Decoding by linear programming [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2005, 34(4):435-443.
- [15] Kolda T, Bader B. Tensor decompositions and applications [J]. SIAM Review, 2009, 51(3):455-500.
- [16] Lieven D, Bart D, Joos V. A multilinear singular value decomposition
 [J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, 2000, 21
 (4):1253-1278.
- [17] 柳欣,钟必能,张茂胜,等.基于张量低秩恢复和块稀疏表示的运动显著性目标提取 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2014,26
 (10):1753-1763.
- [18] Li Yin, Yan Junchi, Zhou Yue, et al. Optimum subspace learning and error correction for tensors [C]//Proc of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2010:790-803.
- [19] Dabov K, Foi A, Egiazarian K. Video denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering [C]//Proc of the 15th IEEE Signal Processing Conference on European. 2007;2080-2095.