

基于张量核范数与3D全变分的背景减除

陈利霞^{1,2}, 班颖^{1,2}, 王学文^{3*}

- (1. 桂林电子科技大学 数学与计算科学学院, 广西 桂林 541004;
2. 广西高校数据分析与计算重点实验室(桂林电子科技大学), 广西 桂林 541004;
3. 桂林电子科技大学 计算机与信息安全学院, 广西 桂林 541004)
(* 通信作者电子邮箱 befine@aliyun.com)

摘要: 针对常用背景减除方法忽略前景时空连续性的问题, 以及动态背景对前景提取的干扰问题, 基于张量鲁棒主成分分析(TRPCA)提出了一种改进的背景减除模型。该模型利用改进的张量核范数对背景进行约束, 加强了背景的低秩性, 保留了视频的空间信息; 然后用3D全变分(3D-TV)对前景进行正则化约束, 考虑了目标在时空上的连续性, 有效地抑制了动态背景和目标移动对前景提取造成的干扰。实验结果表明, 所提算法能有效地分离视频中的前景和背景, 且与高阶鲁棒主成分分析(HoRPCA)、带有新核范数的张量鲁棒主成分分析(TRPCA-TNN)和基于克罗内克基的鲁棒主成分分析(KBR-RPCA)等方法相比, 综合评判指标F-measure值均处于最优或次优状态。由此可见, 所提算法有效地提高了前景背景分离的准确度, 抑制了复杂天气和目标移动对前景提取的干扰。

关键词: 背景减除; 张量鲁棒主成分分析; 张量核范数; 3D全变分; 交替方向乘子法

中图分类号: TP391.413 **文献标志码:** A

Background subtraction based on tensor nuclear norm and 3D total variation

CHEN Lixia^{1,2}, BAN Ying^{1,2}, WANG Xuewen^{3*}

- (1. School of Mathematics and Computing Science, Guilin University of Electronic Technology, Guilin Guangxi 541004, China;
2. Guangxi Colleges and Universities Key Laboratory of Data Analysis and Computation (Guilin University of Electronic Technology), Guilin Guangxi 541004, China;
3. School of Computer Science and Information Security, Guilin University of Electronic Technology, Guilin Guangxi 541004, China)

Abstract: Concerning the fact that common background subtraction methods ignore the spatio-temporal continuity of foreground and the disturbance of dynamic background to foreground extraction, an improved background subtraction model was proposed based on Tensor Robust Principal Component Analysis (TRPCA). The improved tensor nuclear norm was used to constrain the background, which enhanced the low rank of background and retained the spatial information of videos. Then the regularization constraint was performed to the foreground by 3D Total Variation (3D-TV), so as to consider the spatio-temporal continuity of object and effectively suppress the interference of dynamic background and target movement on the foreground extraction. Experimental results show that the proposed model can effectively separate the foreground and background of videos. Compared with High-order Robust Principal Component Analysis (HoRPCA), Tensor Robust Principal Component Analysis with Tensor Nuclear Norm (TRPCA-TNN) and Kronecker-Basis-Representation based Robust Principal Component Analysis (KBR-RPCA), the proposed algorithm has the F-measure values all optimal or sub-optimal. It can be seen that, the proposed model effectively improves the accuracy of foreground and background separation, and suppresses the interference of complex weather and target movement on foreground extraction.

Key words: background subtraction; Tensor Robust Principal Component Analysis (TRPCA); tensor nuclear norm; 3D Total Variation (3D-TV); Alternating Direction Multiplier Method (ADMM)

0 引言

伴随网络技术和数字视频技术的飞速发展, 监控技术日益面向智能化、网络化方向发展, 这使得对视频背景减除技术的要求越来越高。背景减除, 即从视频中准确检测出运动目标而将不关心的背景完全或部分除去^[1], 是很多计算机视觉

问题中的关键技术。

近年来, 低秩稀疏分解在背景减除领域应用广泛, 典型的算法是鲁棒主成分分析(Robust Principal Component Analysis, RPCA)^[2-3]。该模型将视频矩阵化并分解为背景和前景, 其中低秩背景用核范数约束, 稀疏前景用 L_1 范数约束。进一步, 为解决动态背景和噪声干扰等问题, 陈利霞等^[4]分别

收稿日期: 2020-01-15; 修回日期: 2020-04-24; 录用日期: 2020-05-06。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11961010); 广西自然科学基金资助项目(2018GXNSFAA138169)。

作者简介: 陈利霞(1979—), 女, 湖北浠水人, 教授, 博士, 主要研究方向: 数字图像处理中的数学理论与算法; 班颖(1995—), 女, 河北廊坊人, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字图像处理中的数学理论与算法; 王学文(1979—), 男, 湖北浠水人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 数字图像处理。

用 Schatten-p 范数和 3D 全变分 (3D Total Variation, 3D-TV) 代替核范数和 L_1 范数来约束背景和前景, 具体模型如下^[4]:

$$\min_{X_1, X_2, E} \|X_1\|_{w, Sp}^p + \lambda \|X_2\|_{3D-TV} + \|E\|_F^2$$

$$\text{s. t. } X = X_1 + X_2 + E$$

其中: E 是噪声项, λ 为平衡前景与背景的权衡参数。

上述矩阵形式的 RPCA 存在一个缺点: 只能处理二维数据。而实际数据在本质上通常是高维的, 所以要使用 RPCA 必须先将高维数据矩阵化, 但矩阵化会破坏其固有的空间结构, 导致一些信息丢失, 性能下降; 另外, 视频矩阵化后得到的结果由于帧数多而变得庞大, 故占用较大的内存空间, 计算复杂度变大。因此, 上述的 RPCA 模型进一步扩展到高维空间。Goldfarb 等^[5]为减少高维信息的丢失, 提出了高阶鲁棒主成分分析模型 (High-order RPCA, HoRPCA)。Xie 等^[6]提出了用张量稀疏检测代替核范数建模背景——KBR-RPCA (Kronecker-Basis-Representation based RPCA), 将每个维度的秩分配合适的权值, 考虑了张量低秩的实际物理意义。Liu 等^[7]基于核心张量的低秩分量提出了一种新的张量核范数对背景约束, 提高了前景背景分离的准确性。为了更加精确地逼近低秩背景, Lu 等^[8]提出了一种改进的张量核范数对背景建模——TRPCA-TNN (Tensor RPCA with Tensor Nuclear Norm), 旨在加强背景的低秩性。上述方法对于前景大多采用 L_1 范数约束, 而 L_1 范数独立地对待每个像素点, 没有考虑前景目标在空间中的连续性以及时间上的持续性。

而对于前景约束, Yuan 等^[9]用 $L_{2,1}$ 范数代替 L_1 范数作为前景的稀疏性约束, 实现了变量组水平的稀疏性。Xu 等^[10]进一步用 $L_{1,1,2}$ 范数代替 $L_{2,1}$ 范数, 加强了前景的管稀疏性和时空连续性。Cao 等^[11]提出使用全变分对前景建模, 提高了视频前景的时空连续性, 抑制了动态背景造成的干扰。上述方法在一定程度上提高了对前景的约束, 但对于背景的约束大部分采用张量核范数, 其近似程度有待进一步提高。

文献[4]等以矩阵为基础的 RPCA 模型导致了高维数据的结构破坏和信息丢失, 因此本文以张量为工具提出了一种改进的基于张量鲁棒主成分分析 (Tensor RPCA, TRPCA) 的背景减除模型。该模型把视频当作三维张量来整体处理, 保留了不同视频帧之间的空间结构和信息, 且以张量的形式进行存储节约了内存空间, 降低了计算复杂度, 有效解决了文献[4]耗时长的问题。矩阵 Schatten-p 范数^[4]约束的背景同样由于信息的丢失而导致对实际视频背景的近似程度不够, 因此本文利用改进的张量形式的核范数对背景成分进行低秩约束, 考虑了视频背景的时空连续性, 且更加接近实际高维数据的秩函数 (加强了视频背景的低秩性), 从而提高了前景背景分离的效果。同时, 为解决 L_1 范数约束前景不够充分的问题, 利用 3D-TV 正则化对前景成分进行稀疏性约束, 加强了视频前景的时空连续性, 且对视频中的不连续变化有较强的抑制作用, 因此有效地抑制了动态背景对前景提取的干扰作用, 使得前景背景分离更加准确。

1 基于张量核范数与 3D-TV 的背景减除

现有的模型在平稳背景下能实现较好的背景减除效果, 但大多没有考虑前景目标的时空连续性和局部结构, 且在动

态背景中提取目标的效果较差, 基于此, 提出了一种结合改进的张量核范数与 3D-TV 的 TRPCA 模型, 下面详细介绍。

1.1 前景建模

视频前景的运动轨迹在第三维 (时间) 上通常是光滑的, 故前景目标在时空域上具有光滑性和连续性的特征, 而动态背景中微小物体的显著变化呈现不连续的特性^[4]。在数学上, 全变分具有平滑信号的作用, 对信号中的不连续变化具有较强的抑制作用^[11]。因此, 3D-TV 能有效地抑制由动态背景造成的噪声干扰, 其定义^[4]如下:

$$\begin{aligned} \|\tilde{X}_1\|_{3D-TV} &= \sum_{m,n,t} TV_{m,n,t}(\tilde{X}_1); \\ V_{m,n,t}(\tilde{X}_1) &= |\tilde{X}_1(m+1, n, t) - \tilde{X}_1(m, n, t)| + \\ &|\tilde{X}_1(m, n+1, t) - \tilde{X}_1(m, n, t)| + \\ &|\tilde{X}_1(m, n, t+1) - \tilde{X}_1(m, n, t)| \end{aligned} \quad (1)$$

从上述定义可以看出, 沿水平和垂直方向的差分算子表明 3D-TV 考虑了前景目标在空间上的连续性; 同时沿时间方向的差分算子表明其考虑了前景目标在时间上的持续性。

为计算方便^[11], 引入沿水平、垂直和时间方向的向量差分算子:

$$\begin{aligned} D_h \tilde{X}_1 &= \text{vec} \left(\left| \tilde{X}_1(m+1, n, t) - \tilde{X}_1(m, n, t) \right| \right) \\ D_v \tilde{X}_1 &= \text{vec} \left(\left| \tilde{X}_1(m, n+1, t) - \tilde{X}_1(m, n, t) \right| \right) \\ D_t \tilde{X}_1 &= \text{vec} \left(\left| \tilde{X}_1(m, n, t+1) - \tilde{X}_1(m, n, t) \right| \right) \end{aligned}$$

其中 $\text{vec}(\cdot)$ 表示张量向量化。令 $D\tilde{X}_1 = [(D_h \tilde{X}_1)^T, (D_v \tilde{X}_1)^T, (D_t \tilde{X}_1)^T]^T$ 表示 3 个向量差分算子的联级, 则式 (1) 可改写为:

$$\|\tilde{X}_1\|_{3D-TV} = \|D\tilde{X}_1\|_1 = \|D_h \tilde{X}_1\|_1 + \|D_v \tilde{X}_1\|_1 + \|D_t \tilde{X}_1\|_1 \quad (2)$$

1.2 背景建模

在 TRPCA 模型中, 通常采用张量核范数代替秩函数来约束背景。但是一般的张量核范数是对张量进行矩阵化, 然后用矩阵的奇异值来定义张量核范数, 破坏了视频的空间结构, 对秩函数的近似程度不够。基于 t-product, Lu 等^[8]提出了一种改进的张量核范数, 定义如下:

$$\|\tilde{X}_2\|_{**} := \langle \tilde{S}, \tilde{I} \rangle = \sum_{i=1}^r \tilde{S}(i, i, 1) \quad (3)$$

其中 $r = \text{rank}_t(\tilde{X}_2)$, $\tilde{X}_2 = \tilde{U} * \tilde{S} * \tilde{V}^*$ 。上述的张量核范数可以转化成矩阵的核范数:

$$\|\tilde{X}_2\|_{**} = \frac{1}{N} \|bcr(\tilde{X}_2)\|_* = \frac{1}{N} \|\bar{X}_2\|_* \quad (4)$$

其中 $bcr(\tilde{X}_2)$ 表示 $\tilde{X}_2$ 的块循环矩阵, $\bar{X}_2$ 表示 $\tilde{X}_2$ 的块对角矩阵。

从式 (3) 看出, 改进的张量核范数直接用奇异值张量 $\tilde{S}$ 来定义, 且从式 (4) 式块循环矩阵和块对角矩阵中看出, 上述的张量核范数是基于正面切片 (第三维时间) 来定义的, 保留了视频的空间信息, 考虑了视频的时空连续性; 另外, 改进的张量核范数 $\|\tilde{X}_2\|_{**}$ 是在张量谱范数单位球内平均秩的凸包络, 对秩函数的近似程度更好^[8]。基于以上考虑, 本文采用上述的张量核范数对背景进行低秩约束, 加强了背景的低秩性。

1.3 新模型的建立

基于以上讨论,本文提出一种新的基于张量核范数和3D-TV的背景减除模型:

$$\min_{\tilde{X}_1, \tilde{X}_2} \|\tilde{X}_2\|_{**} + \lambda \|\tilde{X}_1\|_{3D-TV}$$

$$\text{s. t. } \tilde{X} = \tilde{X}_1 + \tilde{X}_2$$

利用式(2),上述模型可以转化成:

$$\min_{\tilde{X}_1, \tilde{X}_2} \|\tilde{X}_2\|_{**} + \lambda \|D\tilde{X}_1\|_1$$

$$\text{s. t. } \tilde{X} = \tilde{X}_1 + \tilde{X}_2 \quad (5)$$

其中 λ 为平衡前景成分与背景成分的权衡参数。上述模型以TRPCA为基础,用改进的张量核范数加强背景的低秩性,以达到更加接近实际视频背景的目的;用3D-TV来平滑信号,有效抑制动态背景的干扰作用。

2 模型的求解

为求解式(5),先引入辅助变量 g ,则上述模型变为:

$$\min_{\tilde{X}_1, \tilde{X}_2, g} \|\tilde{X}_2\|_{**} + \lambda \|g\|_1$$

$$\text{s. t. } \tilde{X} = \tilde{X}_1 + \tilde{X}_2, g = D\tilde{X}_1 \quad (6)$$

再利用交替方向乘子法(Alternating Direction Multiplier Method, ADMM)^[12-13],式(6)的增广拉格朗日函数为:

$$\begin{aligned} L_u(\tilde{X}_1, \tilde{X}_2, g, \tilde{P}, h, \mu_1, \mu_2) = & \|\tilde{X}_2\|_{**} + \lambda \|g\|_1 + \\ & \left\langle \tilde{X} - \tilde{X}_1 - \tilde{X}_2, \tilde{P} \right\rangle + \frac{\mu_1}{2} \|\tilde{X} - \tilde{X}_1 - \tilde{X}_2\|_F^2 + \\ & \left\langle g - D\tilde{X}_1, h \right\rangle + \frac{\mu_2}{2} \|g - D\tilde{X}_1\|_F^2 \end{aligned}$$

其中: $\tilde{P}$ 、 h 为拉格朗日乘子, μ_1 、 μ_2 为惩罚参数。

1) 固定 $\tilde{X}_1^k, g^k, \tilde{P}^k, h^k, \mu_1^k$ 和 μ_2^k ,利用下式更新 $\tilde{X}_2^k$:

$$\tilde{X}_2^{k+1} = \arg \min_{\tilde{X}_2} \frac{1}{\mu_1} \|\tilde{X}_2\|_{**} + \frac{1}{2} \left\| \tilde{X}_2 - (\tilde{X} - \tilde{X}_1^k + \tilde{P}^k / \mu_1^k) \right\|_F^2$$

该问题的闭解^[8]为:

$$D(\tilde{Y}) = \tilde{U} * \tilde{S}_\tau * \tilde{V}^* \quad (7)$$

其中: $\tilde{Y} = \tilde{X} - \tilde{X}_1^k + \tilde{P}^k / \mu_1^k, \tilde{Y} = \tilde{U} * \tilde{S}_\tau * \tilde{V}^*$,且 $\tilde{S}_\tau = \text{ifft}((\tilde{S} - \tau)_+, [1, 3], \tau = 1/\mu_1, t_+ = \max(t, 0))$ 。ifft为快速傅里叶反变换。

2) 固定 $\tilde{X}_2^{k+1}, g^k, \tilde{P}^k, h^k, \mu_1^k$ 和 μ_2^k ,更新 $\tilde{X}_1$:

$$(\mu_1^k I + \mu_2^k D^T D) \mathbf{x}_1 = G, \tilde{X}_1^{k+1} = \text{reshape}(\mathbf{x}_1)$$

其中 $G = \text{vec}(\mu_1^k (\tilde{X} - \tilde{X}_2^{k+1} - \tilde{P}^k) + D^T (\mu_2^k g^k - h^k))$, $\text{reshape}(\cdot)$ 是将向量 $\mathbf{x}_1$ 转化成张量 $\tilde{X}_1$, $\text{vec}(\cdot)$ 是将张量向量化。通过3D快速傅立叶变换(3D Fast Fourier Transform, 3D FFT)^[11]求得解为:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_1^{k+1} = & \text{ifftn} \left(\frac{\text{ifftn}(G)}{\mu_1^k I + \mu_2^k \left(|\text{ifftn}(D_h)|^2 + |\text{ifftn}(D_v)|^2 + |\text{ifftn}(D_l)|^2 \right)} \right) \\ \tilde{X}_1^{k+1} = & \text{reshape}(\mathbf{x}_1^{k+1}) \end{aligned} \quad (8)$$

其中ifftn为快速3D傅立叶逆变换。

3) 固定参数 $\tilde{X}_1^{k+1}, \tilde{X}_2^{k+1}, \tilde{P}^k, h^k, \mu_1^k$ 和 μ_2^k ,通过

$$g^{k+1} = \arg \min_g \lambda \|g\|_1 + \frac{\mu_2^k}{2} \left\| g - (D\tilde{X}_1^{k+1} + h^k / \mu_2^k) \right\|_F^2$$

更新 g ,利用软阈值算子^[14]求得解为:

$$g^{k+1} = S_{\frac{\mu_2^k}{\lambda}} \left(D\tilde{X}_1^{k+1} + h^k / \mu_2^k \right) \quad (9)$$

其中 $S_n(m) = \text{sgn}(m) \cdot \max(|m| - n, 0)$ 。

4) 固定参数 $\tilde{X}_1^{k+1}, \tilde{X}_2^{k+1}$ 和 g^{k+1} ,更新拉格朗日乘子 $\tilde{P}, h$:

$$\tilde{P}^{k+1} = \tilde{P}^k + \mu_1^k (\tilde{X} - \tilde{X}_1^{k+1} - \tilde{X}_2^{k+1}) \quad (10)$$

$$h^{k+1} = h^k + \mu_2^k (g^{k+1} - D\tilde{X}_1^{k+1}) \quad (11)$$

其中 ρ 是正的常数。本文算法的具体步骤见算法1。

算法1 基于张量核范数与3D-TV的背景减除算法。

输入: 视频张量 $\tilde{X}$, 参数 λ , 停止条件 tol ;

输出: $\tilde{X}_1 = \tilde{X}_1^{k+1}, \tilde{X}_2 = \tilde{X}_2^{k+1}$ 。

初始化: $\tilde{X}_1^0, \tilde{X}_2^0, g^0, \tilde{P}^0, h^0, \rho, \mu_1^0, \mu_2^0, \mu_{\max}, k = 0$;

通过ADMM求解式(5)

While

1) 根据式(7)更新 $\tilde{X}_2^{k+1}$;

2) 根据式(8)更新 $\tilde{X}_1^{k+1}$;

3) 根据式(9)更新 g^{k+1} ;

4) 根据式(10)和(11)更新 $\tilde{P}^{k+1}, h^{k+1}$;

5) 判断收敛性: $\|\tilde{X}_1^{k+1} - \tilde{X}_1^k\|_\infty \leq tol, \|\tilde{X}_2^{k+1} - \tilde{X}_2^k\|_\infty \leq tol$,

$$\|\tilde{X}_1^{k+1} + \tilde{X}_2^{k+1} - \tilde{X}\|_\infty \leq tol, k = k + 1;$$

End while

3 实验结果及分析

3.1 实验数据和指标选取

为了验证所提算法的效果,本文从CD.net数据库^[15]选取8组大小为 $128 \times 128 \times 128$ 的视频序列SnowFall和Skating(复杂天气)、Traffic和Boulevard(相机抖动)、CopyMachine和Backdoor(阴影)、PETS2006和Highway(基础集),如图1所示,并在相同的实验环境下与HoRPCA^[5]、IALM-RPCA(RPCA via Inexact Augmented Lagrange Multipliers)^[3]、TRPCA-TNN^[8]、KBR-RPCA^[6]和文献[4]算法从主观和客观两方面进行比较。本文实验的运行环境为Matlab 2014a, Inter Core i5-6500处理器,8 GB的内存,Windows 10 64位操作系统。

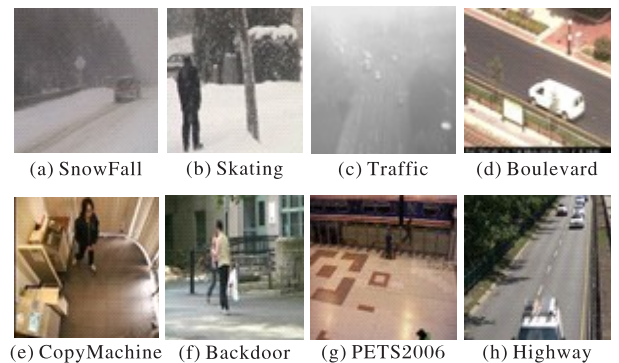


图1 实验视频集

Fig. 1 Experimental video set

为了在客观上准确地评估本文算法的性能,采用查全率(recall)、查准率(precision)和综合评判指标F-measure值(F值)来评价前景背景分离的效果,其定义^[16]分别为:

$$recall = \frac{tp}{tp + fn}$$

$$precision = \frac{tp}{tp + fp}$$

$$F\text{-measure} = \frac{2 \cdot recall \cdot precision}{recall + precision}$$

其中: tp 表示检测出正确的前景像素点; fp 表示误检为前景的背景像素点; fn 表示误检为背景的前景像素点。其中 $recall$ 、 $precision$ 和 F 值均在0~1,且其值越大,得到的结果就越精确。

3.2 主观分析

图2前4行给出了复杂天气和相机抖动的视觉效果,从中

看出,对于复杂天气和相机抖动,HoRPCA和TRPCA-TNN提取前景的效果较差;IALM-RPCA对Skating和Boulevard的提取效果较好,但对SnowFall和Traffic目标的移动对前景提取产生较大的干扰,对前景的误判较大;KBR-RPCA由于飘落的雪花和白雪的覆盖容易将把白色背景部分误判为前景,且出现较大的空洞现象;对SnowFall和Traffic文献[4]算法同样由于目标的移动和复杂天气而对前景提取产生较大的误判,出现较大的运动轨迹;本文算法对前景目标提取的效果较好,对前景的误判较小,有效抑制动态背景的干扰作用,虽然对Skating的前景提取效果较差,且出现少量的背景部分,但从表1知本文的 F 值要远高于其他算法。

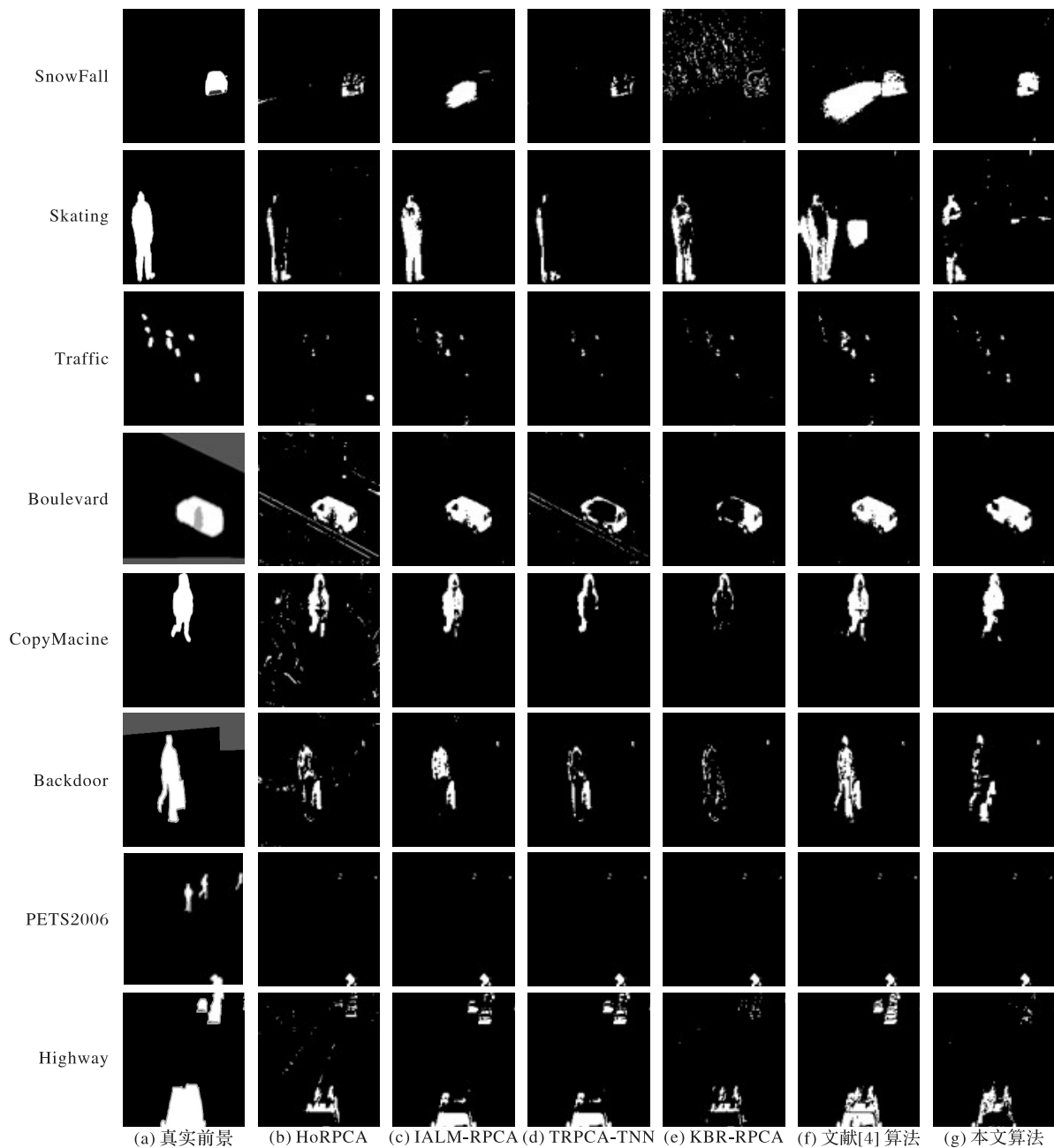


图2 不同算法下的视频集视觉效果对比

Fig. 2 Visual effect comparison of experimental video set by different algorithms

图2后4行给出了阴影和基础集的视觉效果。从图2看出,对于阴影和基础集,HoRPCA和KBR-RPCA提取前景的效

果较差,且易将背景误判为前景;TRPCA-TNN提取的目标存在着较大的空洞现象;IALM-RPCA、文献[4]算法和本文算法

提取前景的效果较好,且空洞现象和对前景的误判较少,其中Backdoor和Highway,文献[4]算法提取前景的效果优于其他2种算法,但在客观评判指标上本文算法有较高的 F 值。

综上所述,本文算法在前景背景分离中提取前景的效果较好,对前景的误判和目标中的空洞现象较少,且有效抑制了动态背景和目标移动对前景提取的干扰。

3.3 客观分析

将本文算法与其他5种算法进行对比,其评判指标 $recall$ 、 $precision$ 和 F 值见表1。从表1可以看出,本文算法的 $recall$ 值基本上高于其他5种算法,基本上处于最优的情况。因此,本文算法在前景背景分离中有较高的查准率,对运动目标有较为准确的提取效果。表1中文献[4]算法的 $precision$ 值在一些视频上比本文算法占有一定的优势,虽然HoRPCA、

IALM-RPCA、TRPCA-TNN和KBR-RPCA算法的 $precision$ 值有比本文算法高的情况,但由于 $recall$ 只能反映丢失运动目标内部信息的相关性, $precision$ 只能反映丢失目标外部信息的相关性,且两者指标值有时会出现矛盾的情况,因此采用它们的调和平均值 F 值来综合判断提取效果更准确。本文算法的 F 值均处于最优或次优的情况,因此本文算法在提取前景上有较高的准确率,且对前景的误判较小。另外,表1给出了5种对比算法与本文算法的运行耗时,看出本文算法在运行耗时方面占有一定的优势,虽然运行耗时高于IALM-RPCA和TRPCA-TNN,但在客观评判指标 F 值上均优于上述两种算法(表1)。并且不同于文献[4],本文算法把视频当作张量来整体处理,故节约了内存,运行耗时上优于文献[4]。

表1 不同算法下的客观评判指标对比

Tab. 1 Comparison of objective evaluation indicators of different algorithms

客观评判指标	对比算法	SnowFall	Skating	Traffic	Boulevard	CopyMachine	Backdoor	PETS2006	Highway
$recall$	HoRPCA	0.554	0.521	0.469	0.319	0.602	0.382	0.487	0.682
	IALM-RPCA	0.762	0.871	0.476	0.322	<u>0.841</u>	0.398	0.643	0.854
	TRPCA-TNN	0.525	0.515	<u>0.525</u>	<u>0.622</u>	0.710	<u>0.776</u>	0.647	<u>0.876</u>
	KBR-RPCA	0.393	0.778	0.517	0.501	0.725	0.625	<u>0.680</u>	0.720
	文献[4]算法	<u>0.860</u>	0.552	0.393	0.702	0.705	0.606	0.222	0.632
	本文算法	0.880	<u>0.802</u>	0.689	0.954	0.997	0.963	0.682	0.910
$precision$	HoRPCA	0.550	0.523	0.410	0.507	0.440	0.553	0.759	0.548
	IALM-RPCA	0.342	0.638	0.551	0.590	<u>0.948</u>	0.703	0.877	0.870
	TRPCA-TNN	<u>0.662</u>	0.550	0.550	0.738	0.811	0.834	<u>0.882</u>	<u>0.923</u>
	KBR-RPCA	0.444	<u>0.801</u>	<u>0.592</u>	0.661	0.725	0.772	0.809	0.856
	文献[4]算法	0.303	0.407	0.678	0.997	0.982	0.993	1	0.993
	本文算法	0.882	0.864	0.569	<u>0.885</u>	0.918	<u>0.839</u>	0.845	0.875
F 值	HoRPCA	0.552	0.522	0.369	0.391	0.508	0.452	0.593	0.755
	IALM-RPCA	0.472	0.737	0.567	0.413	<u>0.891</u>	0.509	0.741	0.856
	TRPCA-TNN	<u>0.585</u>	0.532	0.550	0.675	0.757	<u>0.803</u>	<u>0.746</u>	0.899
	KBR-RPCA	0.417	<u>0.789</u>	<u>0.570</u>	0.570	0.715	0.691	0.739	0.783
	文献[4]算法	0.327	0.473	0.498	<u>0.823</u>	0.848	0.753	0.363	0.773
	本文算法	0.881	0.832	0.623	0.919	0.947	0.897	0.754	<u>0.892</u>
运行耗时/s	HoRPCA	3.96	5.97	2.12	3.54	3.89	5.32	2.39	5.74
	IALM-RPCA	0.04	0.05	0.04	0.04	0.04	0.05	0.04	0.05
	TRPCA-TNN	<u>0.42</u>	<u>0.43</u>	<u>0.55</u>	<u>0.50</u>	<u>0.50</u>	<u>0.42</u>	<u>0.40</u>	<u>0.40</u>
	KBR-RPCA	0.95	0.95	1.19	1.37	1.37	1.03	0.56	0.63
	文献[4]算法	2.25	2.03	1.37	2.17	2.17	2.52	1.74	2.18
	本文算法	0.72	0.64	1.29	1.26	1.26	0.72	0.52	1.06

注:加粗数据代表最优值,加下划线数据代表次优值。

4 结语

以TRPCA模型为基础,本文首先利用改进的张量核范数代替秩函数约束背景的低秩性,加强了视频背景在时空上的连续性;再利用3D-TV代替 L_1 范数,有效抑制了动态背景的噪声干扰。实验结果表明,与经典算法以及目前最新算法相比,本文算法提取的前景目标空洞现象较小,有效抑制了动态背景和目标移动对前景提取造成的干扰作用,减少了对前景的误判。

参考文献(References)

- [1] 孙吉花. 背景减除的算法研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2006: 1-10. (SUN J H. Research on algorithm of background subtraction [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006: 1-10.)

- [2] ZHOU X, YANG C, ZHAO H, et al. Low-rank modeling and its applications in image analysis[J]. ACM Computing Surveys, 2014, 47(2): No. 36.
- [3] LIN Z, CHEN M, MA Y. The augmented Lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices [J]. Journal of Structural Biology, 2010, 181(2): 116-127.
- [4] 陈利霞,刘俊丽,王学文. 结合加权 Schatten-p 范数与3D全变分的前景检测[J]. 计算机应用, 2019, 39(4): 1170-1175. (CHEN L X, LIU J L, WANG X W. Foreground detection with weighted Schatten-p norm and 3D total variation [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(4): 1170-1175.)
- [5] 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.

- [6] XIE Q, ZHAO Q, MENG D, et al. Kronecker-basis-representation based tensor sparsity and its applications to tensor recovery [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(8): 1888-1902.
- [7] LIU Y, CHEN L, ZHU C. Improved robust tensor principal component analysis via low-rank core matrix [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2018, 12(6): 1378-1389.
- [8] LU C, FENG J, CHEN Y, et al. Tensor robust principal component analysis with a new tensor nuclear norm [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(4): 925-938.
- [9] YUAN M, LIN Y. Model selection and estimation in regression with grouped variables [J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 2006, 68(1): 49-67.
- [10] XU Y, WU Z, CHANUSSOT J, et al. Joint reconstruction and anomaly detection from compressive hyperspectral images using Mahalanobis distance regularized tensor RPCA [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(6): 2919-2930.
- [11] CAO W, WANG Y, SUN J, et al. Total variation regularized tensor RPCA for background subtraction from compressive measurements [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(9): 4075-4090.
- [12] WANG Y, YIN W, ZENG J. Global convergence of ADMM in non-convex non-smooth optimization [J]. *Journal of Scientific Computing*, 2019, 78(1): 29-63.
- [13] BOYD S, PARIKH N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers [J]. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2011, 3(1): 1-122.
- [14] TOM A J, GEORGE S N. Tensor total variation regularized moving object detection for surveillance videos [C]// *Proceedings of the 2018 International Conference on Signal Processing and Communications*. Piscataway: IEEE, 2018: 327-331.
- [15] WANG Y, JODOIN P M, PORIKLI F, et al. CDnet 2014: an expanded change detection benchmark dataset [C]// *Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Piscataway: IEEE, 2014: 393-400.
- [16] 刘仲民, 何胜蛟, 胡文瑾, 等. 基于背景减除法的视频序列运动目标检测 [J]. *计算机应用*, 2017, 37(6): 1777-1781. (LIU Z M, HE S J, HU W J, et al. Moving object detection based on background subtraction for video sequence [J]. *Journal of Computer Applications*, 2017, 37(6): 1777-1781.)

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China (11961010), the Natural Science Foundation of Guangxi (2018GXNSFAA138169).

CHEN Lixia, born in 1979, Ph. D., professor. Her research interests include mathematical theory and algorithm in digital image processing.

BAN Ying, born in 1995, M. S. candidate. Her research interests include mathematical theory and algorithm in digital image processing.

WANG Xuewen, born in 1979, M. S., lecturer. His research interests include digital image processing.