

基于非凸秩近似与三维全变分的运动目标检测

王永丽, 丁晓云*, 陶菊亮

山东科技大学数学与系统科学学院, 山东 青岛 266590

摘要 在复杂动态背景下的运动目标检测往往会产生前景目标提取不完全、将动态背景误检为前景等问题。针对上述问题,提出了一种结合非凸秩近似函数和三维全变分正则项的运动目标检测模型。该模型在原始鲁棒主成分分析模型的基础上,引入非凸秩近似函数来刻画视频背景部分的低秩性,并利用三维全变分正则项在时间和空间上对前景部分进行约束,最后采用交替方向乘法对该模型进行求解。实验结果表明,所提模型在处理动态背景、恶劣天气等复杂场景时能有效提高运动目标检测的准确性,并且比现有方法具有更好的视觉效果。

关键词 图像处理; 运动目标检测; 鲁棒主成分分析; 非凸秩近似; 三维全变分; 交替方向乘法

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212988

Moving Object Detection Based on Nonconvex Rank Approximation and Three-Dimensional Total Variation

Wang Yongli, Ding Xiaoyun*, Tao Juliang

College of Mathematics and Systems Science, Shandong University of Science and Technology,
Qingdao 266590, Shandong, China

Abstract In the detection of moving objects in complex dynamic background, there are many problems, such as incomplete extraction of foreground objects and false detection of dynamic background as foreground. To solve the above issues, a moving object detection model that combines a nonconvex rank approximation function and a three-dimensional total variation (3D-TV) regularization term is proposed. Based on the original robust principal component analysis model, the proposed model introduces a nonconvex rank approximation function to describe the low rank of the video background part and uses the 3D-TV regularization term to constrain the foreground part in time and space. Finally, the alternating direction multiplier method is used to solve the proposed model. Furthermore, the experimental results show that the model can effectively improve the accuracy of moving target detection when dealing with complex scenes, such as dynamic background and bad weather, and has a better visual effect than existing methods.

Key words image processing; moving object detection; robust principal component analysis; nonconvex rank approximation; three-dimensional total variation; alternating direction multiplier method

1 引言

在图像处理、计算机视觉和信号处理等领域中,图像表示扮演着很重要的角色。随着数据规模的不断扩大,数字图像处理逐渐演变成一门独立学科,引起国内外很多学者的广泛关注。运动目标检测作为计算机视觉的一大热点,是智能视频分析中的关键步骤,在许多方面起着广泛且基础性的作用,例如视频监控^[1]、目标识别^[2]、医学图像处理^[3]等领域。运动目标检测从视频场景中分离出前景、背景,以获取运动目标的形状与轮

廓等信息。传统的检测方法包括光流法^[4-5]、背景差分法^[6-7]、帧差法^[8-9]等。但是视频场景中所含的背景噪声、阴影变化、光照变化等多种复杂因素会导致现有的许多算法无法准确地检测运动目标。

针对上述问题,Candès等^[10]提出鲁棒主成分分析(RPCA)模型,该模型现已广泛应用于运动目标检测当中,并成为运动目标检测最重要的方法之一。RPCA模型是一个子空间学习模型,由PCA模型^[11]发展而来。PCA在面对前景检测时,对大的噪声和异常点非常敏感,不能很好地适用于含有稀疏噪声的数据。

收稿日期: 2021-11-17; 修回日期: 2021-12-23; 录用日期: 2022-01-05; 网络首发日期: 2022-01-15

基金项目: 山东省自然科学基金青年基金(ZR2019QA017)

通信作者: *dxy@sdust.edu.cn

RPCA 模型则引入稀疏表示,使得模型在面对稀疏噪声时更加鲁棒,该模型通过矩阵分解的方式将视频场景矩阵分解为低秩的背景矩阵和稀疏的前景目标矩阵来实现运动目标检测。RPCA 模型能有效地克服由于背景的周期性变化导致的目标误检,同时估计背景和提取前景,在面对噪声挑战时有着更好的鲁棒性。特别是当视频背景是静态或准静态时,该模型能够更精准地提取出运动前景目标,但其在面对含有复杂动态背景的视频序列时,往往提取效果并不理想,容易将动态背景误检为动态目标。

基于 RPCA 模型在运动目标检测中的优势,本文针对其处理包含动态背景的视频序列时前景目标提取效果较差的问题,提出了一个新的运动目标检测模型。

2 相关工作

2009 年, Candès 等^[10]针对视频前/背景分离问题提出 RPCA 模型。给定一组含有 T 帧图像的视频序列,每一帧图像都是 $M \times N$ 维的矩阵,如果将每一帧图像按列拉伸为一个列向量 \mathbf{a}_i ,则 $M \times N \times T$ 维的观测矩阵 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_T]$ 。RPCA 模型将观测矩阵 \mathbf{A} 分解为一个低秩的背景矩阵 \mathbf{L} 和一个稀疏的前景矩阵 \mathbf{S} ,并分别利用秩最小化和 L_0 范数来刻画背景 \mathbf{L} 的低秩性和前景 \mathbf{S} 的稀疏性,具体模型如下:

$$\min_{\mathbf{L}, \mathbf{S}} \text{rank}(\mathbf{L}) + \lambda \|\mathbf{S}\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{A} = \mathbf{L} + \mathbf{S}, \quad (1)$$

式中: λ 是平衡因子,用以平衡背景和前景的比重。然而该模型是一个非凸、非线性且非连续的优化问题,其求解是 NP-难的。考虑到核范数和 L_1 范数分别是秩函数和 L_0 范数的凸包, Wright 等^[12]使用核范数和 L_1 范数分别来近似代替秩函数和 L_0 范数,于是式(1)可以近似为如下凸优化模型:

$$\min_{\mathbf{L}, \mathbf{S}} \|\mathbf{L}\|_* + \lambda \|\mathbf{S}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{A} = \mathbf{L} + \mathbf{S}, \quad (2)$$

式中: 矩阵 \mathbf{L} 的核范数 $\|\mathbf{L}\|_* = \sum_{i=1}^r \sigma_i$, σ_i 是矩阵 \mathbf{L} 的非零奇异值; 矩阵 \mathbf{S} 的 L_1 范数 $\|\mathbf{S}\|_1 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |s_{i,j}|$ 。该模型有效地解决了式(1)求解难的问题,并且只要噪声足够稀疏,就可以精确地恢复出低秩矩阵和稀疏矩阵。因此式(2)被广泛应用,并被视为原始的 RPCA 模型。

原始 RPCA 模型在应对稀疏噪声方面表现良好,尤其是在处理静态或准静态背景的视频序列时,能够较为准确地实现运动目标检测。然而,在自然环境下采集的视频序列,背景并不完全是静态的,通常是更为复杂的动态背景(摇晃的树叶、波浪、恶劣的天气等)。在处理此类复杂动态背景下的视频序列时,原始 RPCA 模型所表现出的前、背景分离效果并不理想,往往易将动态背景部分识别为运动前景,造成前景提取不准确、不完整的问题,这极大地影响了运动目标检测的精度。因此,部分学者开始有针对性地对 RPCA 模

型进行改进,使其适应于更加复杂的视频序列。

对于视频中的背景部分,为了方便求解,传统 RPCA 模型用核范数近似秩函数。但是,核范数只是简单地将所有奇异值相加,平等地对待每一个奇异值,这就导致秩估计过大。基于此,学者们开始尝试利用非凸函数^[13-16]来近似秩函数,如非凸伽马范数^[14]、对数行列式函数^[16]等。实验结果表明,非凸函数能够更好地近似秩函数,并且基于非凸秩近似函数的 RPCA 模型能够恢复出更干净的背景,从而提取出更准确的前景。基于非凸函数的模型,虽然在刻画视频背景方面取得了较好的效果,却忽略了对前景目标的约束,并没有考虑到连续的视频帧之间前景部分的联系,从而导致前景提取准确率不高。事实上,前景部分在视频序列中具有时间和空间上的连续性,如果能够合理地利用运动前景的时空连续性对其进行约束,加强前景目标的运动特征,则提取的准确率也会大幅提高。Cao 等^[17]提出了一种基于全变分正则化的鲁棒主成分分析(TV-RPCA)模型,该模型在 RPCA 模型中结合全变分(TV)正则项,充分考虑前景在空间和时间上的连续性,能准确地过滤运动区域中的动态背景,从而提取出更加完整的前景。

考虑到非凸秩近似函数和三维全变分(3D-TV)正则项在视频前/背景分离中所展现出的优势,本研究引入非凸秩近似函数与 3D-TV 正则项,提出一个新的运动目标检测模型,使其更加适用于含有复杂动态背景的视频序列,并利用交替方向乘子法对改进后的模型进行求解,最后通过实验验证模型的有效性。

3 模型的建立

3.1 非凸秩近似函数

采用文献[18]中的非凸函数来近似秩函数,其表达式为

$$\|\mathbf{L}\|_\varphi = \sum_{i=1}^r \frac{\sigma_i(\mathbf{L})}{\sqrt{\sigma_i(\mathbf{L})^2 + \varphi}}. \quad (3)$$

该非凸函数对秩函数的近似效果如图 1 所示,横坐标为奇异值,纵坐标为近似函数的估计秩与真实秩的比例。从图中可以看出,随着奇异值的增大,核范数越来越偏离真实值,而该非凸函数则稳定地逼近真实值,且参数 φ 越小非凸函数逼近秩的效果越好。

3.2 3D-TV 正则项

使用 3D-TV 正则项来对三维前景张量 $\mathbf{F} \in \mathbb{R}^{M \times N \times T}$ 进行约束,记 \mathbf{F} 中的每个体素为 $\mathbf{F}(m, n, t)$, $m=1, 2, \dots, M$, $n=1, 2, \dots, N$, $t=1, 2, \dots, T$, 定义体素在水平、垂直、时间上的差分算子分别为

$$\begin{cases} \mathbf{F}_h = |\mathbf{F}(m+1, n, t) - \mathbf{F}(m, n, t)| \\ \mathbf{F}_v = |\mathbf{F}(m, n+1, t) - \mathbf{F}(m, n, t)| \\ \mathbf{F}_t = |\mathbf{F}(m, n, t+1) - \mathbf{F}(m, n, t)| \end{cases} \quad (4)$$

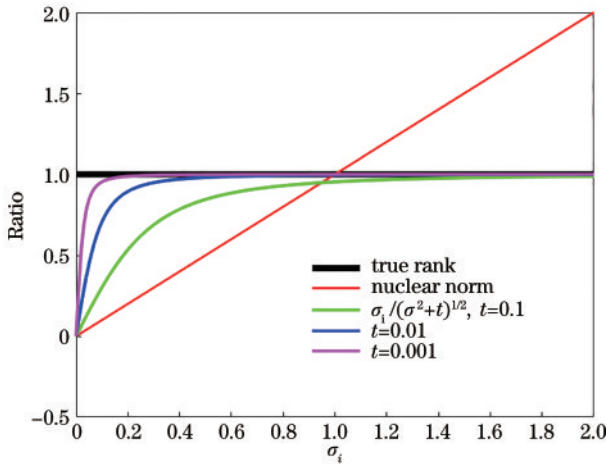


图 1 不同近似函数对矩阵秩的近似结果对比图

Fig.1 Comparison of approximate results of different approximate functions on rank of matrix

为了方便计算,将差分算子沿水平、垂直和时间方向向量化:

$$\begin{cases} D_h f = \text{Vec}(F_h) \\ D_v f = \text{Vec}(F_v), \\ D_t f = \text{Vec}(F_t) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $f = \text{Vec}(F)$; D 为压缩算子。于是 3D-TV 的表达式为

$$\|F\|_{3D-TV} = \|Df\|_1 = \|D_h f\|_1 + \|D_v f\|_1 + \|D_t f\|_1. \quad (6)$$

3.3 基于非凸函数与 3D-TV 的运动目标检测模型

基于非凸函数与 3D-TV 的运动目标检测模型将观测矩阵 A 分为 3 部分,其中 L 代表低秩的视频静态背景, F 是运动前景目标, G 是稀疏的视频动态背景。利用非凸秩近似函数来刻画视频的静态背景,使用 3D-TV 正则项对运动前景的时空连续性进行约束,同时考虑到动态背景的非结构化非稀的特性,用 Frobenius 范数来消除视频动态背景的噪声。具体如下:

$$\min_{L,F,G} \|L\|_{\varphi} + \lambda_1 \|F\|_{3D-TV} + \lambda_2 \|G\|_F^2 \quad (7)$$

s. t. $A = L + F + G$,

式中: λ_1, λ_2 是平衡因子。

根据 3D-TV 的定义,上述模型可以改写为

$$\min_{L,F,G} \|L\|_{\varphi} + \lambda_1 \|Df\|_1 + \lambda_2 \|G\|_F^2 \quad (8)$$

s. t. $A = L + F + G$ 。

4 模型的求解

对于式(7),采用交替方向乘子法(ADMM)对其进行求解,其增广拉格朗日函数为

$$L(L, F, G, Y) = \|L\|_{\varphi} + \lambda_1 \|Df\|_1 + \lambda_2 \|G\|_F^2 + \langle X, A - L - F - G \rangle + \frac{\mu}{2} \|A - L - F - G\|_F^2, \quad (9)$$

式中: X 是拉格朗日乘子; μ 是惩罚参数; $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 代表两

个矩阵的内积。

利用交替迭代的思想来更新各个变量,假设当前迭代次数为 k ,具体迭代过程如下:

1) 固定 F, G , 更新 L^{k+1} 。

$$L^{k+1} = \arg \min \|L\|_{\varphi} + \frac{\mu^k}{2} \left\| L - \left(A - F^k - G^k + \frac{X^k}{\mu^k} \right) \right\|_F^2. \quad (10)$$

通过定理 1 来求解式(9)。定理 1^[19]: 设 $M = U \text{diag}(\sigma_M) V^T$ 为矩阵 $M \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 的奇异值分解(SVD),其中 σ_M 为 M 的奇异值。设 $F(Z) = f \circ \sigma(Z)$ 是一个酉不变函数,且 $\mu > 0$,则优化问题 $\min_Z F(Z) + \frac{\mu}{2} \|Z - M\|_F^2$ 的最优解为

$$Z^* = U \text{diag}(\sigma^*) V^T,$$

式中: $\sigma^* = \text{prox}_{f, \mu}(\sigma_M) = \arg \min_{\sigma \geq 0} f(\sigma) + \frac{\mu}{2} \|\sigma - \sigma_M\|_2^2$ 。

根据定理 1,在式(9)中,令 $Z=L, \|L\|_{\varphi} =$

$$\sum_{i=1}^r \frac{\sigma_i(L)}{\sqrt{\sigma_i(L)^2 + \varphi}} = F(Z), A - F - G + \frac{X}{\mu} = M, \text{ 有}$$

$$L^{k+1} = U \text{diag}(\sigma^*) V^T. \quad (11)$$

2) 固定 L, G , 更新 F^{k+1} 。

$$F^{k+1} = \arg \min \lambda_1 \|Df\|_1 + \frac{\mu_k}{2} \left\| F - \left(A - L^{k+1} - G^k + \frac{X^k}{\mu^k} \right) \right\|_F^2. \quad (12)$$

为了方便计算,令 $K = Df$,则有

$$F^{k+1} = \arg \min \lambda_1 \|K\|_1 + \frac{\mu_k}{2} \left\| F - \left(A - L^{k+1} - G^k + \frac{X^k}{\mu^k} \right) \right\|_F^2$$

s. t. $K = Df$ 。 (13)

此处再次使用 ADMM 求解式(13),其增广拉格朗日函数为

$$L_{\gamma}(F, K, Y) = \lambda_1 \|K\|_1 + \langle Y, K - Df \rangle + \frac{\gamma}{2} \|K - Df\|_F^2 + \frac{\mu_k}{2} \left\| F - \left(A - L^{k+1} - G^k + \frac{X^k}{\mu^k} \right) \right\|_F^2, \quad (14)$$

式中: Y 是拉格朗日乘子; γ 是惩罚参数。假设当前迭代次数为 t ,则子问题(12)的求解过程如下:

①更新 F^{t+1} :

$$F^{t+1} = \arg \min \lambda_1 \|K^t\|_1 + \langle Y^t, K^t - Df^t \rangle +$$

$$\frac{\gamma}{2} \|K^t - Df^t\|_F^2 + \frac{\mu_k}{2} \left\| F - \left(A - L^{k+1} - G^k + \frac{X^k}{\mu^k} \right) \right\|_F^2. \quad (15)$$

由(15)式的正规方程可得:

$$(\mu^k I + \gamma^t D^T D) f = Q, \quad (16)$$

式中: $Q = \mu_k \text{Vec}(A - L^{k+1} - G^k + \frac{X^k}{\mu^k}) + \gamma^t [D^T K^t +$

$(\mathbf{D}^T \mathbf{Y}' / \mu^k)$ 。由于矩阵的块循环结构,可以利用三维离散傅里叶变换将其对角化,可得

$$\mathbf{f}'^{+1} = \text{ifftn} \left[\frac{\text{fftn}(\mathbf{Q})}{\mu^k \mathbf{1} + \gamma' \left(\left| \text{fftn}(\mathbf{D}_h) \right|^2 + \left| \text{fftn}(\mathbf{D}_v) \right|^2 + \left| \text{fftn}(\mathbf{D}_l) \right|^2 \right)} \right], \quad (17)$$

式中: fftn 和 ifftn 分别表示三维傅里叶变换和它的逆变换。最后有

$$\mathbf{F}'^{+1} = \text{reshape}(\mathbf{f}'^{+1}). \quad (18)$$

②更新 \mathbf{K}'^{+1} :

$$\mathbf{K}'^{+1} = \text{argmin} \lambda_1 \|\mathbf{K}\|_1 + \frac{\gamma'}{2} \left\| \mathbf{K} - \left(\mathbf{D}\mathbf{f}' + \frac{\mathbf{Y}'}{\gamma'} \right) \right\|_F^2, \quad (19)$$

式(19)可以通过软阈值算子进行求解,即

$$\mathbf{K}'^{+1} = \mathbf{S}_{\lambda_1} \left[\mathbf{D}\mathbf{f}' + \frac{\mathbf{Y}'}{\gamma'} \right]. \quad (20)$$

③更新 \mathbf{Y}'^{+1} :

$$\mathbf{Y}'^{+1} = \mathbf{Y}' + \gamma' (\mathbf{K}'^{+1} - \mathbf{D}\mathbf{f}'^{+1}). \quad (21)$$

④更新 γ'^{+1} :

$$\gamma'^{+1} = \rho \gamma', \quad (22)$$

式中: ρ 是步长,用于更新 γ' 。

于是求解式(12)的内循环算法框架如下:

Algorithm 1 Update algorithm of \mathbf{F}^{k+1}

Input: $\mathbf{A}, \mathbf{L}^{k+1}, \mathbf{G}^k, \mathbf{X}^k, \mu^k, \lambda_1, t_{\max}$;

Initialization: $\mathbf{Y}^0 = \mathbf{K}^0 = \mathbf{0}, \gamma^0 > 0, \rho > 1, t = 0$;

1: Update \mathbf{F}'^{+1} via equation(18);

2: Update \mathbf{K}'^{+1} via equation(20);

3: Update \mathbf{Y}'^{+1} via equation(21);

4: Update γ'^{+1} via equation(22);

5: Check the convergence condition: If $t > t_{\max}$ or

$$\frac{\|\mathbf{K}'^{+1} - \mathbf{D}\mathbf{f}'\|_F^2}{\|\mathbf{K}'^{+1}\|_F^2} \leq \epsilon, \text{ stop iteration};$$

6: Otherwise, let $t = t + 1$, return step 1 and continue the iteration

Output: Optimal solution $\mathbf{F}^{k+1} = \mathbf{F}'^{+1}, \mathbf{K} = \mathbf{K}'^{+1}$.

3)固定 \mathbf{L}, \mathbf{F} ,更新 \mathbf{G}^{k+1} :

$$\mathbf{G}^{k+1} = \text{arg min} \lambda_2 \|\mathbf{G}\|_F^2 + \frac{\mu^k}{2} \left\| \mathbf{G} - (\mathbf{A} - \mathbf{L}^{k+1} - \mathbf{F}^{k+1}) \right\|_F^2, \quad (23)$$

通过求导,可以得到上述子问题的闭式解:

$$\mathbf{G}^{k+1} = \left(1 + \frac{2\lambda_2}{\mu^k} \right)^{-1} (\mathbf{A} - \mathbf{L}^{k+1} - \mathbf{F}^{k+1} + \frac{\mathbf{X}^k}{\mu^k}). \quad (24)$$

4)固定其他变量,更新 \mathbf{X}^{k+1} 和 μ^{k+1} :

$$\mathbf{X}^{k+1} = \mathbf{X}^k + \mu^k (\mathbf{A} - \mathbf{L}^{k+1} - \mathbf{F}^{k+1} - \mathbf{G}^{k+1}), \quad (25)$$

$$\mu^{k+1} = \tau \mu^k, \quad (26)$$

式中: τ 为步长。

综上所述,式(7)的求解算法框架如下:

Algorithm 2 The algorithm of moving object detection model (7)

Input: Original video sequence \mathbf{A} , parameter $\lambda_1, \lambda_2, \mu > 0, \tau >$

1, Maximum number of iterations k_{\max} ;

Initialization: $\mathbf{L} = \mathbf{F} = \mathbf{G} = \mathbf{0}, \mathbf{X} = \mathbf{0}, k = 0$;

1: Update \mathbf{L}^{k+1} via equation(11);

2: Update \mathbf{F}^{k+1} via algorithm 1;

3: Update \mathbf{G}^{k+1} via equation(24);

4: Update \mathbf{X}^{k+1} via equation(25);

5: Update μ^{k+1} via equation(26);

6: Check the convergence condition: If $k > k_{\max}$ or

$$\frac{\|\mathbf{A} - \mathbf{L}^{k+1} - \mathbf{F}^{k+1} - \mathbf{G}^{k+1}\|_F^2}{\|\mathbf{A}\|_F^2} \leq \epsilon, \text{ stop iteration};$$

7: Otherwise, let $k = k + 1$, return step 1.

Output: Optimal solution $\mathbf{L} = \mathbf{L}^{k+1}, \mathbf{F} = \mathbf{F}^{k+1}, \mathbf{G} = \mathbf{G}^{k+1}$.

5 数值实验与结果分析

为验证所提模型的性能,将其应用到含有动态背景的视频序列场景中分析前景提取效果,并从主观和客观两方面,与 RPCA-PCP^[10] (原始 RPCA)、NCSC^[18]、SUN^[20]、AccAltproj^[21]、WNNM-RPCA^[22]、NC-RPCA^[23]、LRSR-RPCA^[24] 等 7 种模型进行比较。从 I2R 数据集和 CDnet2014 数据集中选取 boats、curtain、fountain、skating、watersurface、wavingtrees 等 6 个视频序列进行比较测试,这 6 个视频序列所面临的挑战包含水面的波动、光照变化、恶劣天气和摇晃的树叶等。对每个视频序列,截取数百个连续帧作为观察数据集。所有数值实验均基于 Intel(R) Core(TM) i5-9300H CPU @ 2.40GHz 2.40 GHz 处理器,使用的软件为 MATLAB R2018b。

5.1 参数设置

所提算法涉及 6 个参数,分别为影响模型性能的性能参数 λ_1, λ_2 和用于控制算法收敛速度的收敛性参数 μ, γ, τ, ρ 。为适应不同视频序列,采取自适应的方式对参数 λ_1 进行取值,令 $\lambda_1 = 1/\sqrt{M \times N}$ 。对于其他参数,为使实验达到最好的视觉效果,令噪声项的平衡参数 $\lambda_2 = 10^{-2}$,惩罚参数 $\mu = 10^{-3}, \gamma = 10^{-3}$,控制收敛速度的步长参数 $\tau = 1.1, \rho = 1.1$ 。同时,为保证实验的可比性,对所有的实验模型都设置同样的停止准则,迭代次数 $k_{\max} = 300$ 或相对误差 ϵ 小于 10^{-6} 。

5.2 评价指标

为了体现数值实验的公平性和客观性,采用 3 种评价指标对实验结果进行量化分析,分别为查全率 (R)、查准率 (P)、和综合评价指标 (F):

$$R = \frac{P_i}{P_i + P_f}, \quad (27)$$

$$P = \frac{P_i}{P_i + N_i}, \quad (28)$$

$$F = 2 \cdot \frac{P \cdot R}{P + R}, \quad (29)$$

式中: P_i 表示检测出的正确前景像素点数量; N_i 表示错检为背景的前景像素点数量; P_i 表示错检为前景的背景像素点数量。3 个指标的数值越高, 表明前景目标检测的效果越好。

5.3 实验结果主观分析与客观分析

图 2 为所提算法、RPCA-PCP、SUN、AccAltproj、WNNM-RPCA、NC-RPCA、LRSD-RPCA、NCSC 在上述 6 个视频序列中的实验结果, 图 2(a) 为 6 个视频序列的原始帧, 图 2(b) 为原始帧相对应的真实前景, 图 2(c) 为所提算法提取的前景, 图 2(d)~(j) 分别为 RPCA-PCP、SUN、AccAltproj、WNNM-RPCA、NC-RPCA、LRSD-RPCA、NCSC 提取的前景。

图 2 中的第 1 行为 boats 数据集, 在该数据集中, 大面积的河面会对前景的检测造成影响, 河面的涟漪和光照变化可能会被当作前景提取, 增加了目标检测的难度。从图中可以看出, LRSD-RPCA 和 AccAltproj 的检测结果对水面摇动的抑制效果并不理想, 且前景部分边缘不完整不平滑。NCSC 虽然对噪声的去除效

果较好, 但前景区域略有空洞, 所提算法则不仅能提取出较为完整的前景目标, 而且能够有效地对水面噪声进行抑制, 效果优于其他算法。第 5 行的 watersurface 数据集所面临的挑战也是水面的波动和光照变化, 从检测效果来看, 仍是所提算法提取出的前景边缘更为光滑, 背景部分更为干净。

第 2 行的 curtain 数据集的检测结果中, 除所提算法外, 其他算法的前景检测结果都存在着明显的空洞和重影现象, 而相较于对比算法, 所提算法提取出的前景更为完整。第 3 行是 fountain 数据集, 该数据集在提取前景目标时会受到背景中喷泉的影响, RPCA-PCP、SUN、WNNM-RPCA 和所提算法受到影响较小, 但从前景目标的平滑度来说, 所提算法更为出色。第 4 行的 skating 数据集是包含着飞舞的雪花的数据集, 从图中可以看出, 不管是从前景的完整性还是背景的干净性来说, 所提算法的检测效果都明显地优于其他算法。第 6 行为 wavingtrees 数据集, 在该视频序列当中有大量摇晃的树叶, 这些背景中不规则运动的树叶是检测中最大的障碍, 虽然 AccAltproj 可以较为有效地去除树叶的干扰, 但是其前景区域非常不完整。相比之下, 所提算法可以抑制动态背景的扰动, 提取出较为完整的前景目标。

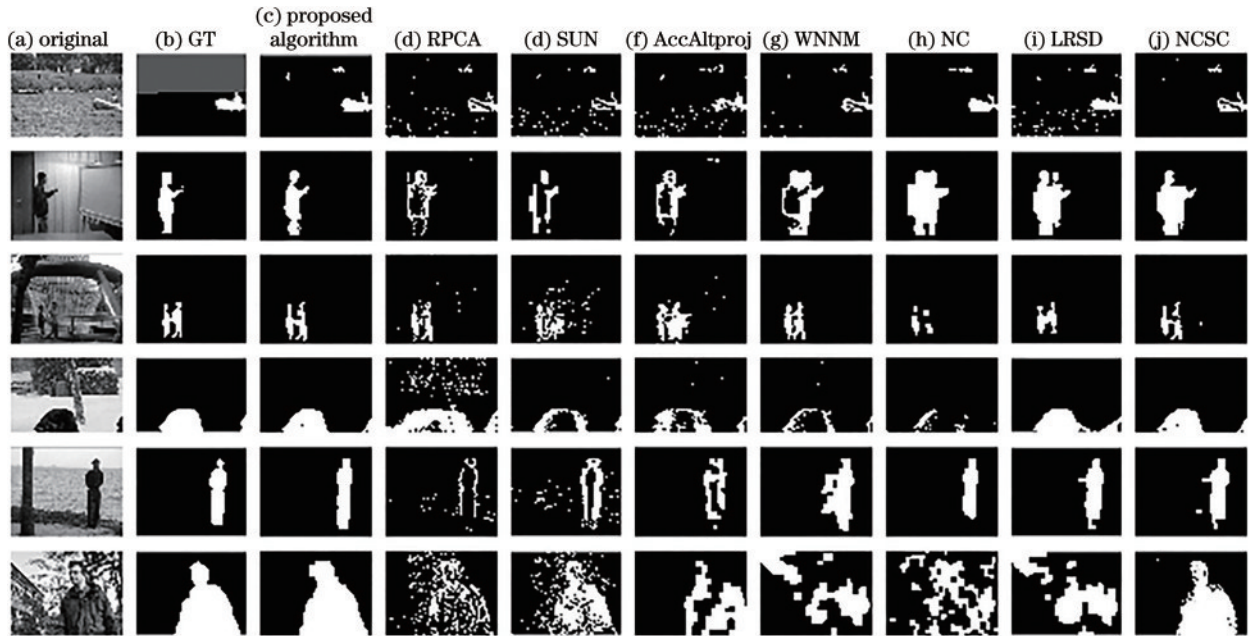


图 2 动态背景下不同算法前景检测效果图

Fig. 2 Foreground detection effect diagrams of different algorithms under dynamic background

不同算法在各视频序列的评价指标如表 1 所示。从表中可以看出, 在这 6 个视频序列中, 不论是从查全率、查准率还是综合指标来看, 所提算法的表现大多都优于其他 6 种算法。实验结果表明, 所提算法对运动目标检测的效果相较于其他算法更有优势。

为进一步验证模型的有效性, 在 skating 数据集中选取连续的 3 帧, 即第 1613~1615 帧, 并将这 3 帧作为

测试帧, 该数据集受到风雪等恶劣天气的影响, 因此易将视频背景中的飘落的雪花当作前景目标检出, 如图 3 所示。从图中可以看出, 除所提算法和 LRSD 算法外, 其他算法结果图中都提取出大量的雪花, 而且前景目标都含有较大的空洞。LRSD 算法虽然对风雪天气和空洞现象有一定的抑制作用, 但是其提取了大量的无关像素, 降低了检测的准确率。表 2 为不同算法

表 1 不同算法前景检测的评价指标对比

Table 1 Comparison of evaluation indicators for foreground detection of different algorithms

Dateset	Index	RPCA	SUN	AccAltproj	WNNM	NC	LRSD	NCSC	Proposed algorithm
boats	<i>R</i>	0.593	0.629	0.782	0.598	0.821	0.928	0.629	0.934
	<i>P</i>	0.539	0.465	0.459	0.782	0.976	0.376	0.974	0.976
	<i>F</i>	0.565	0.535	0.578	0.678	0.892	0.535	0.764	0.954
curtain	<i>R</i>	0.353	0.412	0.425	0.327	0.784	0.875	0.8997	0.903
	<i>P</i>	0.395	0.448	0.423	0.224	0.785	0.403	0.486	0.786
	<i>F</i>	0.373	0.380	0.424	0.266	0.784	0.557	0.632	0.785
fountain	<i>R</i>	0.714	0.675	0.746	0.533	0.419	0.673	0.673	0.781
	<i>P</i>	0.724	0.422	0.464	0.528	0.850	0.799	0.799	0.803
	<i>F</i>	0.719	0.519	0.572	0.531	0.561	0.731	0.731	0.792
skating	<i>R</i>	0.803	0.371	0.454	0.293	0.179	0.338	0.902	0.972
	<i>P</i>	0.364	0.633	0.547	0.702	0.702	0.553	0.816	0.835
	<i>F</i>	0.501	0.468	0.496	0.413	0.286	0.420	0.974	0.756
Water-surface	<i>R</i>	0.188	0.515	0.535	0.934	0.800	0.933	0.923	0.928
	<i>P</i>	0.401	0.426	0.577	0.584	0.863	0.815	0.816	0.905
	<i>F</i>	0.256	0.466	0.556	0.729	0.850	0.870	0.866	0.892
Waving -trees	<i>R</i>	0.375	0.739	0.738	0.404	0.517	0.374	0.905	0.998
	<i>P</i>	0.609	0.764	0.763	0.468	0.525	0.456	0.966	0.909
	<i>F</i>	0.464	0.751	0.750	0.434	0.521	0.411	0.935	0.951

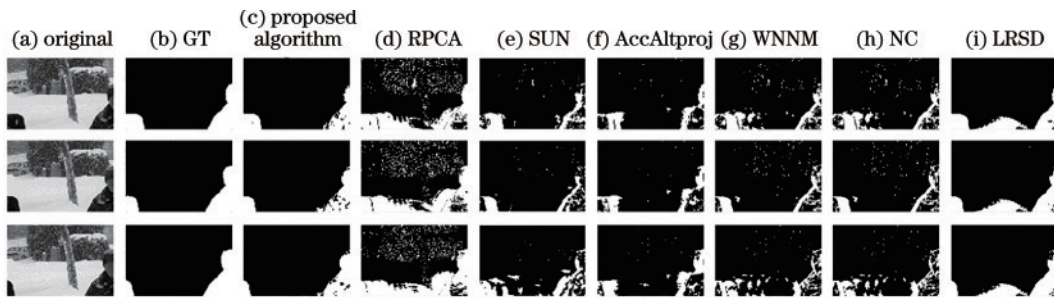


图 3 连续帧下不同算法前景检测效果图

Fig. 3 Foreground detection effect diagrams of different algorithms under continuous frames

在连续帧下前景检测的评价指标对比,从表 2 也可以看出,所提算法的各项客观指标也都优于其他算法,尤

其是 *F* 值具有很大的优势,这也从客观上验证了所提算法的有效性。

表 2 不同算法在连续帧下前景检测的评价指标对比

Table 2 Comparison of evaluation indicators for foreground detection of different algorithms under continuous frames

Dateset	Index	RPCA	SUN	AccAltproj	WNNM	NC	LRSD	Proposed algorithm
Frame 1613	<i>R</i>	0.781	0.516	0.443	0.530	0.529	0.923	0.912
	<i>P</i>	0.374	0.611	0.580	0.517	0.517	0.664	0.982
	<i>F</i>	0.505	0.560	0.502	0.523	0.531	0.722	0.945
Frame 1614	<i>R</i>	0.765	0.408	0.496	0.500	0.461	0.904	0.887
	<i>P</i>	0.340	0.692	0.539	0.657	0.653	0.666	0.954
	<i>F</i>	0.471	0.513	0.517	0.541	0.541	0.767	0.925
Frame 1615	<i>R</i>	0.808	0.521	0.530	0.430	0.430	0.889	0.911
	<i>P</i>	0.320	0.496	0.517	0.466	0.465	0.666	0.966
	<i>F</i>	0.460	0.509	0.523	0.448	0.447	0.761	0.942

6 结 论

为了应对复杂动态背景对前景提取的影响,提出了一种基于非凸秩近似函数和 3D-TV 正则项的运动

目标检测算法。该算法利用非凸秩近似函数对视频序列中的低秩背景部分进行刻画,并利用 3D-TV 正则项在时间和空间上对运动目标进行约束,有效抑制了由动态背景扰动造成的影响,提高了目标提取的准确度。

数值实验结果表明,所提算法不管在主观上还是客观上都显示出了不同程度的优势。然而,由于 3D-TV 正则项求解的计算量较大,算法在运行时间上没有较大竞争力,这将是今后继续研究和突破的重点。

参 考 文 献

- [1] 刘宗达,董立泉,赵跃进,等. 视频中快速运动目标的自适应模型跟踪算法[J]. 光学学报, 2021, 41(18): 1815001. Liu Z D, Dong L Q, Zhao Y J, et al. Adaptive model tracking algorithm for fast-moving targets in video[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(18): 1815001.
- [2] 汤旻安,王晨雨. 基于改进 ViBe 算法的静态场景运动目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410011. Tang M N, Wang C Y. Moving object detection in static scene based on improved ViBe algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1410011.
- [3] Aufrichtig R, Wilson D L. X-ray fluoroscopy spatio-temporal filtering with object detection[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1995, 14(4): 733-746.
- [4] 张丽平,范红,王璐瑶,等. 利用光流法实现运动目标提取的研究[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(1): 83-87. Zhang L P, Fan H, Wang L Y, et al. Research on moving object extraction by optical flow method[J]. Computer & Digital Engineering, 2020, 48(1): 83-87.
- [5] Song H J, Shen M L. Target tracking algorithm based on optical flow method using corner detection[J]. Multimedia Tools and Applications, 2011, 52(1): 121-131.
- [6] Kim W, Kim Y. Background subtraction using illumination-invariant structural complexity[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 634-638.
- [7] Zhang Y S, Zheng W B, Leng K J, et al. Background subtraction using an adaptive local Median texture feature in illumination changes urban traffic scenes[J]. IEEE Access, 2020, 8: 130367-130378.
- [8] Brenner E, Smeets J B J. Different frames of reference for position and motion[J]. Naturwissenschaften, 1994, 81(1): 30-32.
- [9] 李娜,樊宽刚,刘亚辉,等. 基于 ASRPCA 和五帧差分融合的无人机检测研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20): 2015007. Li N, Fan K G, Liu Y H, et al. Unmanned aerial vehicle detection based on ASRPCA fused with five-frame difference[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20): 2015007.
- [10] Candès E J, Wakin M B, Boyd S P. Enhancing sparsity by reweighted ℓ_1 minimization[J]. Journal of Fourier Analysis and Applications, 2008, 14(5): 877-905.
- [11] Oliver N M, Rosario B, Pentland A P. A Bayesian computer vision system for modeling human interactions [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 831-843.
- [12] Wright J, Ganesh A, Rao S, et al. Robust principal component analysis: Exact recovery of corrupted low-rank matrices via convex optimization[C]. Advances in neural information processing systems, 2009, 2080-2088.
- [13] Wang Y L, Wei H C, Ding X Y, et al. Video background/foreground separation model based on non-convex rank approximation RPCA and superpixel motion detection[J]. IEEE Access, 2020, 8: 157493-157503.
- [14] Hu Y, Zhang D B, Ye J P, et al. Fast and accurate matrix completion via truncated nuclear norm regularization [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(9): 2117-2130.
- [15] Yang L, Pong T K, Chen X J. Alternating direction method of multipliers for a class of nonconvex and nonsmooth problems with applications to background/foreground extraction [EB/OL]. (2015-06-23) [2021-05-06]. <https://arxiv.org/abs/1506.07029>.
- [16] 陈勇勇. 基于非凸近似的矩阵秩极小化算法研究及应用[D]. 青岛: 山东科技大学, 2017. Chen Y Y. Study on matrix rank minimization algorithms and applications based on non-convex approximation[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2017.
- [17] Cao X C, Yang L, Guo X J. Total variation regularized RPCA for irregularly moving object detection under dynamic background[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(4): 1014-1027.
- [18] Hu Z X, Wang Y L, Su R, et al. Moving object detection based on non-convex RPCA with segmentation constraint[J]. IEEE Access, 2020, 8: 41026-41036.
- [19] Wang Y, Wei H, Ding X, et al. Video Background/Foreground Separation Model Based on Non-Convex Rank Approximation RPCA and Superpixel Motion Detection[J]. IEEE Access, 2020, PP (99):1-1.
- [20] 孙志鹏,王永丽,王淑琴,等. 视频背景分离中一种新的非凸秩近似的 RPCA 模型[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2019, 38(4): 83-91. Sun Z P, Wang Y L, Wang S Q, et al. A new non-convex rank approximation RPCA model for video background separation[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2019, 38(4): 83-91.
- [21] Cai H Q, Cai J F, Wei K. Accelerated alternating projections for robust principal component analysis[EB/OL]. (2017-11-15) [2021-06-05]. <https://arxiv.org/abs/1711.05519>.
- [22] Gu S H, Zhang L, Zuo W M, et al. Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising [C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 2862-2869.
- [23] Kang Z, Peng C, Cheng Q. Robust PCA via nonconvex rank approximation[C]//2015 IEEE International Conference on Data Mining, November 14-17, 2015, Atlantic City, NJ, USA. New York: IEEE Press, 2015: 211-220.
- [24] Xue Z C, Dong J, Zhao Y X, et al. Low-rank and sparse matrix decomposition via the truncated nuclear norm and a sparse regularizer[J]. The Visual Computer, 2019, 35 (11): 1549-1566.