

文章编号:1005-0523(2013)05-0030-07

一种基于PCP的块稀疏RPCA运动目标检测算法

黄晓生¹,黄萍¹,曹义亲²,严浩¹

(华东交通大学 1. 信息工程学院;2. 软件学院,江西 南昌 330013)

摘要:针对已有的块稀疏RPCA运动目标检测方法难以适用于动态变化背景的问题,提出一种基于PCP的块稀疏RPCA运动目标检测算法。该算法首先通过基于PCP的RPCA方法对视频序列降维,将观测图像序列分解成低秩背景矩阵和稀疏前景矩阵;然后根据运动特性的光流一致性特点,结合前景区域的空间相关性,进一步得到大致的前景稀疏块;再利用基于PCP的块稀疏RPCA方法,动态地估计前景运动区域,重构出前景目标。实验结果表明,该算法能有效地排除运动和变化背景的干扰,提高对小目标的检测率。

关键词:目标检测;鲁棒主成分分析;主成分追踪;块稀疏

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

运动目标检测在机器视觉、智能环境中,起着重要的作用。在实际运动目标检测应用中,由于图像分辨率越来越高,视频序列中的运动目标检测往往存在数据维数过大等问题,这导致大量的信息冗余以及计算复杂度的增加,因此对高维数据进行降维,用获得的低维数据特征表示原始的庞大数据,从而提高处理效率成了视频数据处理的一种重要方法。

JOLLIE I^[1]最早提出线性降维的PCA(principal component analysis,主成分分析法)方法,它通过寻找子空间的线性模型来完成数据降维,但是其并未挖掘出相邻样本间的结构关系,导致降维效果不理想。为解决PCA存在的问题,研究学者提出了不同的RPCA(robust principal component analysis,鲁棒性主成分分析法)模型,其基本思想是,若某一矩阵可分解为低秩矩阵和稀疏矩阵的线性叠加,那么可用某种数学方法分别求得这两个矩阵。对视频序列而言,将其进行列向量化处理,若背景在某段时间内保持不变,则背景矩阵经过行列式变化后即变为低秩矩阵,而前景目标相对背景较小使其满足稀疏性这一要求^[2]。

RPCA方法解决了PCA在降维过程中相关性数据丢失的不足,因此,在视频流序列的运动目标中的应用越来越受到人们的关注。ZHI等^[3]提出块稀疏RPCA(block sparse,BS-RPCA)的前景目标检测算法,通过使用IALM(inexact augmented lagrange multiplier,非精确增广拉格朗日乘子)求解RPCA模型,得到稀疏前景,完成运动目标的检测,但由于其计算量大,且对于背景动态变化(如树叶晃动、水面波动等)的情况检测效果不佳。由于基于PCP(principal component pursuit,主成分追踪)的RPCA^[4]方法对变化背景的适应性较强^{[5]236},同时其优化目标函数较为简单,因此,本文提出一种基于此方法的运动目标检测算法:首先,通过PCP算法,采用RPCA对视频序列进行图像建模,得到稀疏前景块;其次,计算稀疏前景块的运动特征测量值;最后,利用其运动特征测量值,为每个稀疏块设定其正则化参数,通过基于PCP的块稀疏RPCA方法,重构出前景运动目标,同时排除运动背景的干扰。

收稿日期:2013-07-10

基金项目:江西省科技支撑计划项目(20123BBE50093);江西省教育厅科技项目(GJJ12306);江西省研究生创新专项基金项目(YC2012-X015)

作者简介:黄晓生(1972—),男,副教授,博士,主要研究方向为图形图像处理、多智能体理论与技术。

1 RPCA理论

在实际应用中(如图像视频分析、多媒体处理等),由于数据维度非常大,为降低数据维度,考虑将其投影到低维的子空间进行处理^[6]。也即,对于一给定的高维矩阵 M ,其可以表示为

$$M = L + N \quad (1)$$

其中: L 表示矩阵的低秩成分, N 表示一扰动矩阵。经典PCA方法^[1]通过求解下式寻求最优的秩 k 来估计 L

$$\arg \min_{L} \|M - L\| \text{ s.t. } \text{rank}(L) \leq k \quad (2)$$

$\|M\|$ 代表矩阵的2范数,也即 M 中奇异值的最大值。 $\text{rank}(L)$ 代表矩阵 L 的秩。以上问题可通过奇异值分解(SVD)得到有效求解,同时当噪声 N 比较小且满足独立同分布高斯噪声时,能求得最优解。

类比以上模型,CANDES等^[4]指出,对于一给定的矩阵,可以将其分解为

$$M = L + S \quad (3)$$

其中: S 表示其稀疏成分。上式可转化为以下优化问题,即

$$\arg \min_{L, S} \text{rank}(L) + \lambda \|S\|_0 \text{ s.t. } M = L + S \quad (4)$$

λ 为正则化参数, $\|S\|_0$ 表示矩阵 S 的0范数,即 S 中非零元素的个数。进一步地,由于上式是一个非凸优化问题,因此使用凸松弛方法将其转化为^{[5]226}

$$\arg \min_{L, S} \|L\|_* + \lambda \|S\|_1 \text{ s.t. } M = L + S \quad (5)$$

其中: $\|L\|_*$ 是矩阵 L 的核范数,代表其奇异值之和,即 $\|L\|_* = \sum_{i=1} \sigma_i(L)$ 。 $\|S\|_1$ 是矩阵 S 的1范数,表示矩阵 S

的列和范数,即 $\|S\|_1 = \max_j (\sum_{i=1}^m |a_{ij}|) (j = 1, 2, \dots, n)$ 。上式,即为RPCA方法的优化目标函数。在事先并不确定低秩成分 L 的行数和列数,以及 S 中非零元素的个数和其位置等的情况下,CANDES等^[4]证明了上式在满足一定条件时,可以通过PCP算法,将其低秩成分和稀疏成分完全(或大致完全)有效地重构出来。

2 基于PCP的块稀疏RPCA运动目标检测算法

2.1 图像建模

正如上文所提到的,本文方法首先对视频序列图像 M 进行列向量化,同时以4:1(综合考虑计算量和实验效果)的比例进行降采样,组成矩阵 $M \in R^{m \times n}$ (每帧图像像素点的个数为 m , n 帧图像)。然后使用RPCA建模,设置正则化参数 λ 的值为 $\lambda = 1/\sqrt{\max(m, n)}$,基于等式(5),建立如下所示的最小化模型

$$\arg \min_{L, S} \|L\|_* + \frac{1}{\sqrt{\max(m, n)}} \|S\|_1 \text{ s.t. } M = L + S \quad (6)$$

正则化参数 λ , 确保可能的前景区域不被丢失。CANDES等^[4]指出,RPCA实现低秩矩阵与稀疏矩阵的精确分解,必须存在能有效判定前景目标运动特征的处理机制作为保证。需要注意的是,没有一个合适的 λ 值,能准确地分离出前景区域和背景区域。当 $\lambda = 1/\sqrt{\max(m, n)}$ 时,能基本检测到所有的前景区域,但其中也可能会包括某些背景区域,因此需要后续处理机制来排除其干扰。上述凸函数具有唯一的最小值,通过PCP方法而非IALM方法进行求解,获得粗糙的前景稀疏块供下一步处理,提高算法的鲁棒性^{[5]224}。

图1(a)表示将视频序列列向量化后组成的矩

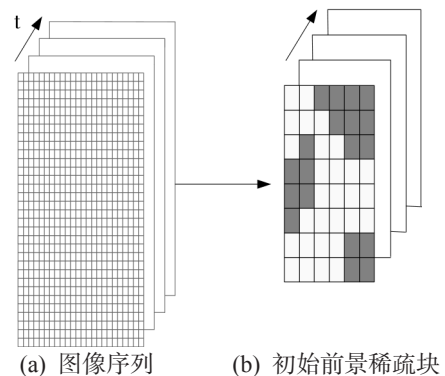


图1 视频序列建模

Fig.1 Modeling for video sequence

阵。图1(b)中所有灰色的像素点,是通过RPCA得到的稀疏估计值,其中包括前景目标,也可能含有变化的背景成分。图中标记的估计值,是在降采样图像下的图像小块。然后通过简单的块合并步骤,将那些空间相关连的稀疏块整合成大的稀疏块,供下一步使用。

2.2 运动特征估计

利用文献[7]所提出的类似方法,判定稀疏块中的前景目标。其基本思想是,跟踪上一步骤中检测到的稀疏块内像素点的致密光流,只有运动方向在一定轨迹上的像素点,才是可能的前景目标。与文献[7]不同的是,我们尽可能地跟踪稀疏块内的每一个像素点,得到其运动轨迹,然后计算整个运动轨迹的运动特征测量值(saliency measure, SM),而不是仅仅跟踪窗口内的10帧图像。这样,便于更好地处理背景运动了一段时间(超过10帧)的情况。值得注意的是,跟踪过程是针对每个像素点而非稀疏块进行。

像素点 $(x_i, y_i)^T$ 处的光流场为 $\omega(x, y) := (u(x, y), v(x, y))^T$, 可以通过该点在下一帧图像的光流 $(x_{i+1}, y_{i+1})^T = (x_i, y_i)^T + (u_i(x_i, y_i), v_i(x_i, y_i))^T$ 进行跟踪。其中, $u = dx/dt$, $v = dy/dt$, 这里的求导运算表示该像素点在水平方向和垂直方向上的图像梯度。像素点跟踪完毕后,获得致密点(dense point)的轨迹,我们用 $X_{l,j}, X_{l,j+1}, \dots, X_{l,k}$ 表示第 l 个轨迹从第 j 帧图像运动到第 k 帧图像的像素点的位置($j, k \in [1, n]$, 取决于 l 的取值)。首先去除那些运动时间很短的轨迹,即 $k-j \leq 10$ 的轨迹,然后利用运动方向一致性特点,计算余下轨迹的特征测量值(SM)。

算法1:特征测量值(SM)计算

输入:轨迹 $X_{l,j}, X_{l,j+1}, \dots, X_{l,k}$

1) 初始化计数器: $P_u = P_v = N_u = N_v = 0$ 。 P_u, N_u 分别表示水平方向上图像梯度值大于 D 和小于 D 的个数; P_v, N_v 分别表示垂直方向上图像梯度值大于 D 和小于 D 的个数。

2) 计算水平流方向 u 的一致性

for $t=j; t \leq k; t++$

if $u_i(X_{l,t}) > 0$ $P_u = P_u + 1$;

if $u_i(X_{l,t}) < 0$ $N_u = N_u + 1$;

end for

3) 使用同样的方法,在垂直方向 v 上计算其 P_v, N_v 。 P_u, N_u 分别表示水平方向上图像梯度值大于0和小于0的个数; P_v, N_v 分别表示垂直方向上图像梯度值大于0和小于0的个数

4) 如果 P_u, P_v, N_u 和 N_v 中存在大于 $0.8(k-j)$ 的值,则判定该轨迹属于前景目标,同时令其运动特征测量值 $SM_l = \max |X_{l,t_1} - X_{l,t_2}| (t_1, t_2 \in [j, k])$; 否则,标记该轨迹为背景区域。

输出:轨迹的运动特征 SM

如果一个轨迹满足方向一致性要求,那么算法1中定义的运动特征测量值 SM 与该轨迹内像素点的移位是成比例的。这就提高了在前景目标运动比较缓慢,但在一定时间内满足方向一致性要求的情况下的目标检测率。同时,排除在第一阶段没有被去除的背景图像中那些不满足方向一致性的像素点。对于每一个稀疏块 i , 计算穿过该块所有轨迹的 SM 平均值,用 $\overline{SM}_i$ 表示,供前景运动目标检测中 λ 值的设置用。

图2(a)是在原始图像矩阵下,为稀疏块内的每个像素点求其光流,若满足算法2中光流一致性要求的像素点,标记为前景点。图2(b)表示,经过算法1排除某些背景像素点后的情况,同时求出每一个稀疏块 i 的运动特征测量平均值

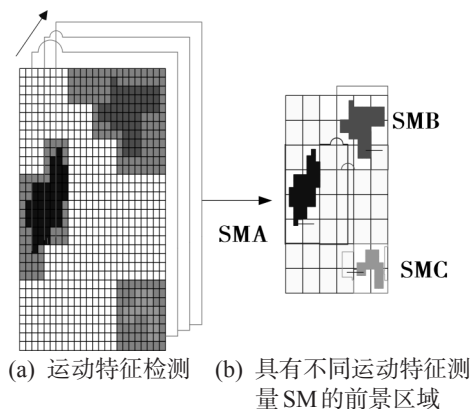


图2 获取粗糙的前景稀疏块
Fig.2 Rough sparse blocks of foreground

$\overline{SM}_i$, 供下一步精确定位前景目标用。

2.3 运动目标的判定

经过上一步骤中运动方向一致性检验,由前景目标引起的各种变化,都会完全转换成稀疏矩阵的变化,不会在背景中留下虚影而导致误检现象的发生。同时,对上一步得到的由低秩背景和稀疏前景块组成的图像矩阵,再次使用基于PCP的RPCA方法,通过减小正则化参数 λ 的值,提高小物体的目标检测率。与传统RPCA相比,我们考虑分别设置每个稀疏块 i 的 λ 值,设定 $\lambda_i = \frac{0.1}{\sqrt{\max(m, n)}} \frac{\overline{SM}_{\min}}{\overline{SM}_i}$, $\overline{SM}_i$ 为当前稀疏块特征测量的平均值, $\overline{SM}_{\min}$ 表示所有检测到的满足运动方向一致性块的特征测量最小值。若单纯使用RPCA方法,这些满足运动缓慢且较小的前景目标,可能会由于 λ 值设置不准确而被漏检了。

因此,对于稀疏矩阵中估计到的运动块,以及如图(2)所示的不同 SM 值,我们通过块稀疏RPCA求解,得到精确的稀疏前景图像。其目标函数表示如下

$$f(\mathbf{L}, \mathbf{S}) = \|\mathbf{L}\|_* + \sum_i \lambda_i \|P_i(\mathbf{S})\|_F \text{ s.t. } \mathbf{M} = \mathbf{L} + \mathbf{S} \quad (7)$$

式中: $\|\cdot\|_F$ 为矩阵的Frobenius范数,即矩阵元素的平方和开根号; P_i 是表示将 $\mathbf{S}$ 中的每一列还原成矩阵的操作,返回稀疏块 i 在每一帧图像内的矩阵表示。而这里对于前景目标的块稀疏表示,也正是与(6)式所表示的传统RPCA最大的不同之处。上式仍然是一个凸优化问题,因此继续通过PCP方法求解。

对于块稀疏RPCA,通过软阈值操作 $S_{\xi_i}[\cdot]$ 完成低秩矩阵 $\mathbf{L}$ 的最小化,通过下面的块收缩BS算子完成 $\mathbf{S}$ 的最小化

$$BS_{\xi_i}[G_i] = \begin{cases} \frac{\|G_i\|_F - \xi_i}{\|G_i\|_F} & \text{if } \|G_i\|_F > \xi_i \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

式中: G_i 是稀疏块 i 在图像帧中的矩阵表示; $\xi_i = \lambda_i \mu_k^{-1}$ 代表稀疏块 i 的阈值。加入块稀疏的RPCA算法,利用PCP求解,其大致流程如下:

算法2:基于PCP的块稀疏RPCA算法

输入:矩阵 $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{m \times n}$,所有运动图像块 b_i ,以及相应的阈值 λ_i

1:初始化: $\mathbf{Y}_0 = \mathbf{M}/J(\mathbf{M})$, $\mathbf{S}_0 = 0$, $\mu_0 > 0$, $\rho > 1$, $k = 0$

2:while 收敛条件 do

3: //4-5行求解(9)式中的 $\mathbf{L}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{L}} f(\mathbf{L}, \mathbf{S}_k)$

4: $(\mathbf{U}, \mathbf{A}, \mathbf{V}) = \text{svd}(\mathbf{M} - \mathbf{S}_k + \mu_k^{-1} \mathbf{Y}_k)$

5: $\mathbf{L}_{k+1} = \mathbf{U} \mathbf{S}_{\mu_k^{-1}}[\mathbf{A}] \mathbf{V}$

6: //第7行求解 $\mathbf{S}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{S}} f(\mathbf{L}_{k+1}, \mathbf{S})$,同时加入块收缩操作

7: $\mathbf{S}_{k+1} = BS_{\lambda_i \mu_k^{-1}}[\mathbf{M} - \mathbf{L}_{k+1} + \mu_k^{-1} \mathbf{Y}_k]$

8: $k = k + 1$

9: end while

输出: $(\mathbf{L}, \mathbf{S})$ 的估计值 $(\mathbf{L}_k, \mathbf{S}_k)$

算法2中, $\mu_0 = 1.25/\|\mathbf{M}\|_2$, $\rho = 1.5$, $J(\mathbf{M}) = \max(\|\mathbf{M}\|_2, \lambda^{-1}\|\mathbf{M}\|_\infty)$, $\|\cdot\|_2$ 表示矩阵的谱范数,即矩阵中的最大正奇异值,而 $\|\cdot\|_\infty = \max(\sum_{j=1}^n |a_{ij}|) (i = 1, 2, \dots, m)$ 称为行和范数,同时令 $\lambda_i = \frac{0.1}{\sqrt{\max(m, n)}} \frac{\overline{SM}_{\min}}{\overline{SM}_i}$ 。其中,步骤2的收敛条件为 $\|\mathbf{M} - \mathbf{L}_k - \mathbf{S}_k\|_F / \|\mathbf{M}\|_F < 10^{-7}$ 。

3 实验结果及其分析

为验证本文算法的有效性,本文选用Lenovo笔记本电脑,Intel Core/酷睿 i5-540 CPU,内存2G,在

Matlab 2010a 环境下,分别对4段真实视频序列进行实验,包括1段公用数据集和3段为本文特定场景需要而采集的视频。

实验结果如图3所示,其中上方为4段视频序列中的某一帧图像,下方为通过本文方法得到的相应的检测结果图。第1列(图3(a),图3(e))是在背景静止的条件下检测运动的人,是比较简单的情况。第2列(图3(b),图3(f))是在十字路口由交通信号灯引起背景变化的实验,由交通灯引起的背景突变,对基于PCP的RPCA方法没有太大影响,因为交通灯的变化完全被低秩这一条件限制。第3列(图3(c),图3(g))是表示在下雨天时,雨滴导致背景大面积运动的情况。同时,由图可以看出,水雾条件下图像质量也比较差。在此类情形下,评判某一算法好坏的标准主要在于其能否有效排除水滴运动带来的影响,由以下的结果图可知,使用PCP求解RPCA模型,同样能比较好地适用于下雨天的情形。第4列(图3(d),图3(h))是许多小鸟飞翔在天空中,左右两侧有摆动的树叶,由于本文方法利用空间相关特性,通过稀疏块的形式求解其运动特征测量值SM,排除树叶晃动带来的影响,然后为每个前景稀疏块设置不同的RPCA正则化参数值,从而对前景目标的大小没有要求。

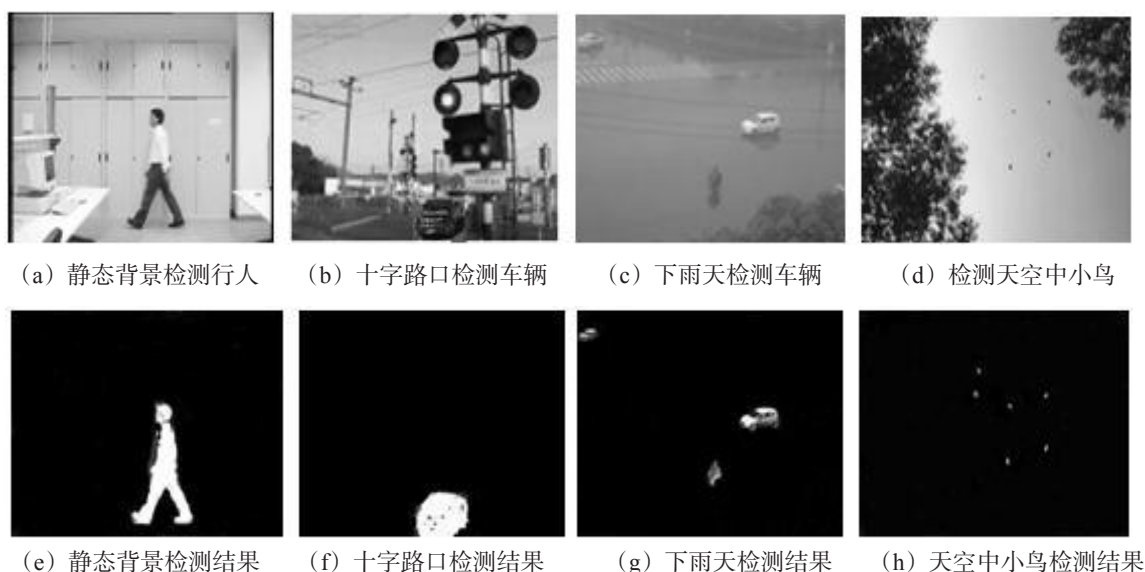


图3 实验结果图

Fig.3 Experimental results

另一方面,通过定义准确率 P (precision)和召回率 R (recall)^[8],将前景目标检测算法的好坏当成一个分类问题来判断

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

其中: TP (true positives), FP (false positives)和 FN (false negatives)分别表示被正确分类的前景像素点、被错误分类成前景的背景像素点、被错误标识为背景的前景像素点。换句话说,准确率就是被正确分类的前景像素点占有所有被分类成前景像素点的比例,而召回率就是被正确分类的前景在前景像素点真实值中所占的比例。当然,我们希望准确率和召回率都能越高越好。

因此,在定义好的准确率和召回率上,将本文算法与文献[9]中指出的较好算法 Zivkovic^[10](根据文献[9]的命名规则)、无参核密度估计 KDE^[11](该方法声称能较好地处理复杂的动态场景,但并未包括在文献[9]中),以及与本文方法最相似的传统块稀疏 RPCA (BS-RPCA)方法^[3]和使用 RPCA 与 MRF 相结合的 DECOLOR 方法^[8]进行比较。通过 Matlab 实验,对比在上述4种场景下,各算法检测运动目标的情况,得到如下所示的准确率和召回率对比图表。

通过以上实验,可以发现:① 对于静态背景下的目标检测,是比较简单的情况,大部分算法都能较好地

定位到运动目标;② 尽管文献[9]中提到的能处理动态背景的Zivkovic方法,但当背景发生突变时(如图4(b)夜间公路上交通灯的变化)并不适用;③ 传统BS-RPCA、DECOLOR和本文方法,能较好处理变化背景的情况,包括图4(b)十字路口交通灯的变化、图4(c)下雨天等,但相比较而言,本文方法具有更高的准确率和召回率,能比较清晰地重构出前景目标;④ 对于背景存在树叶摆动,同时前景目标比较小的情况,由图4(d)可知,本文方法检测效果更好一些。尽管基于RPCA的方法相比于其他传统目标检测方法有明显优势,但其中DECOLOR由于不能设置准确的 λ 值,从而导致其无法有效处理不同大小的前景目标检测,而本文方法通过为每个前景稀疏块设置不同的参数值,并不受限于运动物体的大小。

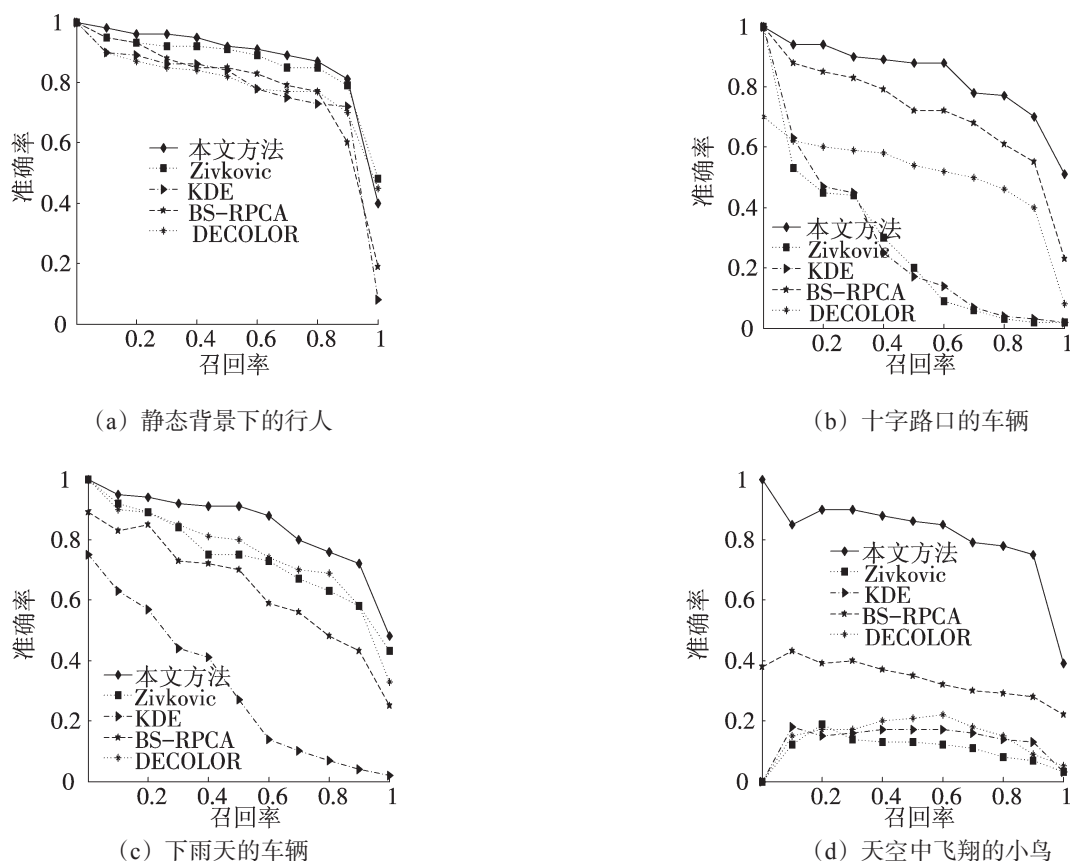


图4 本文方法、Zivkovic、KDE、传统BS-RPCA与DECOLOR在4种不同场景下的准确率和召回率图表

Fig.4 Precision-recall charts of the performance of Zivkovic, KDE, traditional BS-RPCA, DECOLOR and our method

4 结论

基于RPCA建模的运动目标检测方法,解决了视频序列维数过大以及对小目标容易出现漏检等问题,正逐渐成为运动目标检测方法研究的热点之一。针对传统块稀疏RPCA方法检测运动目标时,动态变化背景情况的适应性不够强,本文提出一种基于PCP的块稀疏RPCA的检测算法。该算法首先通过基于PCP的RPCA方法对视频序列降维,将观测图像序列分解成低秩背景矩阵和稀疏前景矩阵;然后根据运动特性的光流一致性特点,结合前景区域的空间相关性,进一步得到大致的前景稀疏块;再利用基于PCP的块稀疏RPCA算法,排除运动和变化背景的干扰,修改正则化参数的取值,提高对小目标的检测率,同时动态地估计前景运动区域,重构出前景目标。相对于已有算法,该算法兼顾了鲁棒性和小目标检测的准确性。复杂场景的目标检测实验表明,该算法能准确而有效地检测出前景运动目标。

参考文献:

- [1] JOLLIE I. Principal component analysis[M]. 2ed. New York: Springer-Verlag, 1986: 338-343.
- [2] 郭厚焜, 吴峰, 黄萍. 基于压缩感知和字典学习的背景差分法[J]. 华东交通大学学报, 2012, 29(1): 43-47.
- [3] ZHI G, LOONG F, MO S. Block-sparse RPCA for consistent foreground detection [C]//ANDREW F, The 12th European Conference on Computer Vision, Germany: Springer-Verlag Berlin, 2012: 690-703.
- [4] CANDES E, LI X, MA Y, et al. Robust principal component analysis? [J]. Journal of the Association for Computing Machinery, 2011, 58(3): 1-37.
- [5] GUYON C, BOUWMANS T, ZAHZAH E. Robust principal component analysis for background subtraction systematic evaluation and comparative analysis [M]. Lapochelle: Intech, 2012: 223-238.
- [6] CHEN S B, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2001, 43(1): 129-159.
- [7] WIXSON L. Detecting salient motion by accumulating directionally-consistent flow [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 774-780.
- [8] ZHOU X, YANG C, YU W. Moving object detection by detecting contiguous outliers in the low-Rank representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35: 597-610.
- [9] BRUTZER S, HOFERLIN B, HEIDEMANN G. Evaluation of background subtraction techniques for video surveillance [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2011: 1937-1944.
- [10] ZIVKOVIC Z, HEIJDEN F. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(7): 773-780.
- [11] ELGAMMAL A, HARWOOD D, DAVIS L. Non-parametric model for background subtraction [C]//DAVID V. The 6th European Conference on Computer Vision. UK: Springer-Verlag London, 2000: 751-767.

A Block-sparse RPCA Algorithm for Moving Object Detection Based on PCP

Huang Xiaosheng¹, Huang Ping¹, Cao Yiqin², Yan Hao¹

(1. School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. School of Software, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Aiming at the shortcoming of being unsuitable for dynamic background for the existing RPCA based block-sparse moving object detection method, this paper proposes a PCP based block-sparse RPCA object detection algorithm. First, the observed image sequence was regarded as the sum of a low-rank background matrix and a sparse outlier matrix, and then the decomposition was solved by the RPCA method via PCP. According to the consistent optical flow of motion saliency, by imposing spatial coherence on these regions, the rough foreground regions were obtained. Finally block-sparse RPCA algorithm through PCP was used to estimate foreground areas dynamically and to reconstruct the foreground objects. Extensive experiments demonstrate that our method can exclude the interference of background motion and change, simultaneously improving the detection rate of small targets.

Key words: object detection; robust principal component analysis; principal component pursuit; block-sparse