

文章编号: 1005-0523(2016)02-0121-06

一种基于改进粒子滤波的多目标检测与跟踪方法

周 明¹, 涂宏斌²

(1. 上海申通轨道交通研究咨询有限公司, 上海 201103; 2. 华东交通大学轨道交通学院, 江西 南昌 330013)

摘要: 针对复杂监控环境下由于目标间相互遮挡导致多行人目标检测与跟踪准确率低的问题, 利用一种基于改进运动目标的检测方法和改进粒子滤波的多目标跟踪算法。首先, 采用改进动态高斯模型在监控环境下对人体运动目标进行检测, 然后利用改进粒子滤波算法对场景中多人运动目标进行识别。该算法可以在发生行人目标发生遮挡时, 消除或降低由于遮挡等原因造成的目标检测和跟踪精度下降问题。实验证明该算法在满足实时性的要求下, 可以在遮挡和非遮挡情况下对人体目标进行准确检测和跟踪。

关键词: 多目标跟踪; 运动检测; 粒子滤波; 实时跟踪

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

DOI: 10.16749/j.cnki.jecjtu.2016.02.018

智能视频监控技术是计算机视觉领域近年来新兴的一个研究方向, 它融合了图像处理模式识别人工智能以及自动控制等不同领域的先进技术, 将计算机视觉同网络化的视频监控结合起来, 实现视频中运动目标的检测识别跟踪和行为分析等功能^[1]。目前, 多行人目标跟踪技术广泛应用于智能视频监控等领域, 然而该项跟踪技术用于许多应用于公共场所(例如: 地铁站、火车站和银行等场合)^[2], 具有很多不可控的干扰因素: ① 复杂场景; ② 人体目标之间的遮挡和自遮挡; ③ 场景内光照不均匀等因素。在实际监控场景下, 由于遮挡情况常常会由于在跟踪过程中人体目标丢失而导致降低实时监控的效率^[3], 这给跟踪的准确性以及算法的计算复杂度带来了诸多问题。行人检测与跟踪是行为分析的基础, 近些年受到了广泛的关注。

常用的运动目标检测的方法有光流法^[4], 背景消减法^[5], 帧间差分法^[6]。光流法不需要预先获取图像背景, 计算结果仅仅依靠图像中的相对运动就可以很精确地计算出运动目标的速度等参数, 但其算法复杂运算量较大, 实时性和实用性较差。帧间差分法的原理和算法比较简单, 易于实现且实时性好, 但一般不能完全提取所有相关的特征像素点在运动, 实体内部容易产生空洞现象, 检测位置不够精确。背景消减法操作简单, 检测位置准确且速度快, 但背景获取受环境影响大, 很难获取准确的背景。黄晓生等提出利用一种基于 PCP 的块稀疏 RPCA 运动目标检测算法^[7]。郭厚焜等提出一种基于稀疏表示和字典学习的背景差分法, 该方法可以有效克服使用背景差分法时, 背景存在突变和渐变、图像数据的冗余和伪前景对目标检测的干扰等问题^[8]。张璐波等提出了一种基于 Lucas-Kanade (LK) 光流及运动目标预检机制的视频帧内运动目标复制-粘贴篡改检测算法^[9]。徐久强等提出了结合帧间差分技术的 ViBe 改进算法, 通过使用帧间差分方法判断鬼影像素, 提高消除鬼影的速度, 从而有效提高跟踪精度^[10]。熊春红等利于粒子滤波算法对多传感器信息进行融合, 对磁悬浮列车进行跟踪定位^[11]。但是上述方法在复杂场景下光照变化、运动目标跟踪过程中发生的遮挡或自遮挡和摄像机发生运动等情况下, 目标检测效果依然不理想。

运动目标跟踪是一个复杂的问题, 现有的目标跟踪方法主要有: 基于区域的跟踪、基于模型的跟踪和基于活动轮廓的跟踪等方法^[11-12]。

收稿日期: 2015-10-09

作者简介: 周明(1987—), 工程师, 硕士, 研究方向为技术防范, 视频监控, 通信工程。

综上所述,现有的目标检测方法大多采用背景提取模型、统计模型、时空差异模型和光流等模型,但是诸如上述模型受到动态场景变化、对噪声和遮挡等因素影响导致检测精度不稳定;而现有的多目标跟踪算法大多基于区域跟踪、基于轮廓跟踪、基于特征和混合模型进行跟踪,这些模型大多只关注生成所有目标的区分性运动和外观模型;但是由于在实际监控环境下不同程度存在光照变化不均匀、图像噪声、目标之间遮挡或自遮挡等情况,使得这些方法在上述情况下跟踪精度不高。

本文在文献[12-14]基础上,先采用改进动态高斯模型在监控环境下对人体运动目标进行检测,然后利用改进粒子滤波算法对场景中多人运动目标进行识别。该跟踪算法可以在遮挡和非遮挡情况下多人运动目标进行准确跟踪。

1 运动目标检测

运动目标检测就是从图像序列中将前影变化区域从背景图像中提取出来,最常用的方法有背景差分法、帧间差分法和光流法等。差分图像算法就是将视频不同帧的图像进行灰度化处理再将处理好的两帧图像相减得到二值图像来进行目标检测的算法。实现差分图像算法通常有二种方法:一种是对当前图像与背景图像之间进行差分;另一种是在一段时间内的两帧图像之间进行差分。这两种方法之间各有优劣,静态背景法计算量小响应速度快但它不适应灰度变化较大的检测环境也就是光照条件变化明显的环境。基于文献[12-14],本文采用高斯分布混合模型(GMM)检测人体运动目标。文中利用选定的颜色空间描述每个像素,当前像素观测值的后验概率 $P(X_t)$ 为

$$P(X_t) = P(X_t | M^{\xi_{t_1}, \psi_{t_2}}) \quad (1)$$

$$P(X_t | M^{\xi_{t_1}, \psi_{t_2}}) = \sum_{j=1}^k w_j^i N(X(t, \xi_{t_1}, \psi_{t_2}), \mu, \Sigma) \quad (2)$$

式中: X_t 表示在 t 时刻像素密度; M 表示图像帧中背景模型; ξ_{t_1} 表示图像帧中选中的正向子集; ψ_{t_2} 表示图像帧中选中的反向子集;在公式(2)中 w_j^i 为 t 时刻第 i 个高斯分布的权值;通过初始化均值 μ 以及利用 EM 算法(期望最大值算法)估计出协方差矩阵 Σ 。一旦高斯变量 K 确定,则满足以下条件可以确定出高斯背景分布 B

$$B = \arg \min_b \sum_{i=1}^{b-1} w_i^i > T_1 \quad (3)$$

式中: T_1 为阈值; b 为 $i=1$ 到总数为 b 的高斯分布序列。

本文定义另一个高斯概率分布表示找到的目标,利用 Mahalanobis 距离作为判据对目标和背景进行识别,并对权值进行更新

$$w_{t+1}^i = (1-a)w_t^i + a \quad (4)$$

$$\mu_{t+1}^i = (1-\rho)\mu_t^i + \rho X(t+1, \xi_{t_1}, \psi_{t_2}) \quad (5)$$

$$\delta_{t+1}^{2i} = (1-\rho)\delta_t^{2i} + \rho (X_{t+1}^i + \mu_{t+1}^i) \cdot (X_{t+1}^i - \mu_{t+1}^i) \quad (6)$$

式中: a 和 ρ 为学习率为 δ 适应学习参数; ρ 为收敛系数; $\delta_{\pi+1}^{2i}$ 为定义的高斯分布。因此,根据 GMM 理论可以得到

$$P_f(X_t) = P(X_t | M^{e_{t-1}}) \quad (7)$$

$$P_b(X_t) = P(X_t | M^{e_{t+1}}) \quad (8)$$

式中: $P_f(X_t)$ 和 $P_b(X_t)$ 表示 GMM 模型中后验概率值; $M^{e_{t-1}}$ 和 $M^{e_{t+1}}$ 分别为后验概率中前一时刻和后一时刻的概率值。并定义一个相似度参数 x , 该参数表示前景和目标相似性判断

$$x(P_f(\cdot), P_b(\cdot)) = \vartheta(d(I_t - I_{t-k:\tau})) + v(I_t') \quad (9)$$

$$\zeta_n = \arg \max(x_i > T_2) \quad (10)$$

式中: ϑ 为相似度参数; v 为权值; ζ_n 为相似性时间分布最大值。

2 利用改进粒子滤波算法对运动目标进行预测跟踪

粒子滤波作为一种普通应用的近似方法,本身能够实现多模式搜索,并能在全局空间中找到最优结果。但粒子滤波在光照变化、遮挡和摄像头运动等情况下跟踪精度不高;尤其是粒子退化问题,若增加采样粒子数则增加计算量,而重采样会降低粒子的多样性;因此,针对上述问题,本文利用文献[12-13]提出改进的粒子滤波算法对遮挡情况下多人目标进行跟踪。

首先定义一个根变量 R 表示运动信息

$$R^t = \tau R_{t-1} + \eta_{t,t-1} \quad (11)$$

其中: τ 表示转移矩阵, η 表示随机噪声。

尺度参数 L 估计值计算如下

$$L^t = AL_{t-1} + \varphi(R_t, R_{t-1}) + \zeta_{t-1} \quad (12)$$

其中: φ 为 L 和 R 之间的相关性。

本文定义一个运动模型,该模型利用贝叶斯估计算法对目标运动状态建模

$$p(R_t | R_t^i, Z_t) = p(Z_t | R_t) p(R_t | R_t^i) \quad (13)$$

此处利用卡尔曼滤波算法估计出 L 值

$$p(L^t | T_m^t, R_m^{t-1}, L_m^{t-1}, Z^t) \quad (14)$$

然后,再建立一个用于估计每个粒子的观测模型

$$\omega_i^t = p(Z_t | R_t^i, \mu_i^t) \quad (15)$$

该参数的估计值为: $\overline{\omega}_i^t = \overline{\omega}_1 \cdot G_h^* \cdot G_g^* + \overline{\omega}_2 \cdot p(R-\Omega) + \overline{\omega}_3 \cdot p(R-3)$ 。其中: $(\overline{\omega}_1, \overline{\omega}_2, \overline{\omega}_3)$ 为常数, $(G_h^* \cdot G_g^*)$ 表示跟踪器置信度, $p(R-\Omega)$ 为探测器置信度, $p(R-3)$ 为跟踪器-探测器相对误差。

$$G_h^* = \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta_c}} \exp\left(-\frac{1-\rho[s_r^i, r]^2}{2\delta_c^2}\right) \quad (16)$$

其中: $\rho[s_r^i, r]$ 表示各个粒子间的相似度。粒子的颜色直方图为

$$\Gamma^i = f \sum k \left\{ \frac{\| (x_t^i, y_t^i) - \theta^i \|}{\alpha} \right\} \sigma^* [h(\theta^i) - u] \quad (17)$$

其中: σ^* 为克罗里克函数, $h(\theta^i)$ 为二值函数。

最后基于粒子的低权值定义一个重采样模型,并采用以下更新策略

$$K_t^i = \delta_t^i (C \delta_t^i)^{-1} \quad (18)$$

$$\mu_t^i = \mu_t^i + K_t^i C \mu_t^i \quad (19)$$

$$\delta_t^i = \delta_t^{i-1} + \mu_t^i K_t^i C \mu_t^i \quad (20)$$

其中: K_t^i 为卡尔曼增益,该参数用于最小化后验误差协方差。

3 试验验证及结果分析

为了验证本文提出算法的有效性,本文利用现有公共监控数据库进行实验,分别采用 CAVIAR 数据库^[14-15]和 BEHAVE 数据库^[15-16]和 UT-interaction 数据库^[16-17],实验环境采用 Intel 2.4 GHz、8 G 内存, Windows XP 操作系统,编程语言采用 Matlab。

在 CAVIAR 数据库中,如图 1 所示,靠近柜台处行为人被固定场景遮挡,空白大厅处不存在遮挡情况,从图 1 的结果可以看到在空闲大厅处由于不存在遮挡情况,所以跟踪效果很好。其中在图 1(a)和图 1(b)场景中,虽然人与人之间存在遮挡,但是本文提出的算法可以很好的跟踪人体目标;图 1(c)和图 1(d)场景下前台处,行为人被场景中的设施遮挡,但是仍然可以准确跟踪行为目标。

在 BEHAVE 数据库中,没有遮挡情况下,人体目标可以很好的检测出来并准确跟踪;当出现多人之间遮挡及自遮挡时,跟踪算法也能很好的对行人目标进行准确跟踪,不会出现跟踪过程中丢失目标的情况。

在 UT-interaction 数据库中,在没有遮挡和遮挡情况两种情况下,人体目标可以很好的检测出来并准确跟踪,该算法在整个跟踪过程中没有出现丢失目标的情况。

针对 CAVIAR 数据库、BEHAVE 数据库和 UT-interaction 数据库,文中方法与现有方法比较结果见表 1~表 3。

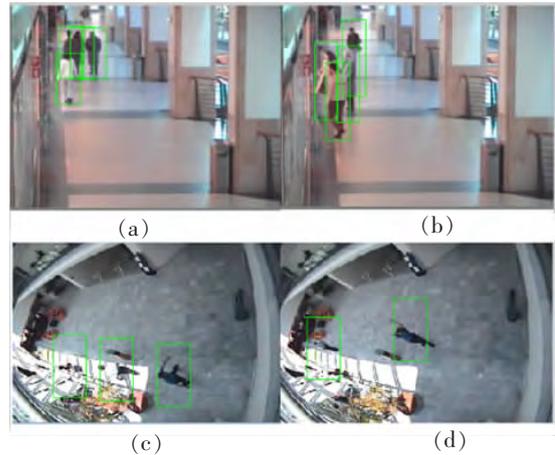


图 1 CAVIAR 室内监控数据库实验结果图
Fig.1 The result of objects tracking in the CAVIAR dataset

表 1 针对 CAVIAR 数据库本文方法与现有文献方法对比结果

Tab.1 Comparison between the suggested approach and other approaches on CAVIAR dataset

方法	遮挡情况下平均准确率/%	非遮挡情况下平均准确率/%
本文方法	93.2	97.1
Ibarguren A ^[18]	90.3	95.1
Koval M C ^[19]	91.3	92.2
Muthuswamy Karthik ^[20]	89.5	91.3
Juan C SanMiguel ^[21]	91.5	94.4

表 2 针对 BEHAVE 数据库本文方法与现有文献方法对比结果

Tab.2 Comparison between the suggested approach and other approaches on BEHAVE dataset

方法	遮挡情况下平均准确率/%	非遮挡情况下平均准确率/%
本文方法	91.6	96.1
Ibarguren A ^[18]	90.1	94.8
Koval M C ^[19]	89.3	90.2
Muthuswamy Karthik ^[20]	89.1	90.3
Juan C SanMiguel ^[21]	90.4	93.3

表 3 针对 UT-interaction 数据库本文方法与现有文献方法对比结果

Tab.3 Comparison between the suggested approach and other approaches on BEHAVE dataset

方法	遮挡情况下平均准确率/%	非遮挡情况下平均准确率/%
本文方法	91.1	95.1
Ibarguren A ^[18]	88.1	93.2
Koval M C ^[19]	87.8	92.3
Muthuswamy Karthik ^[20]	88.2	93.3
Juan C SanMiguel ^[21]	90.2	92.1

从表 1~表 3 可以看出,本文方法在遮挡和非遮挡情况下跟踪精度比其他 3 种方法高。本文方法在上述 3 个数据库中的平均运行时间与现有方法对比,结果如表 4 所示。

表 4 平均运行时间结果
Tab.4 Result of average running time

方法	算法平均运行时间/s
本文方法	1.6
Ibarguren A ^[18]	2.3
Koval M C ^[19]	3.0
Muthuswamy Karthik ^[20]	1.9
Juan C SanMiguel ^[21]	2.7

从表 4 可以看出,本文的方法平均运行时间短于现有文献中提出的方法。

4 结论

本文利用改进运动目标检测方法和改进粒子滤波多目标跟踪算法对公共监控场合的行为人进行目标检测和跟踪,针对监控场合遮挡情况下跟踪目标通常容易丢失的问题,提出了一种基于改进运动目标的检测方法和改进粒子滤波的多目标跟踪算法。实验结果论证了该算法具有较好的精度和运行速度,可以应用于实时图像跟踪和视频处理。而在现实生活中,大量的有意义的视觉信息包含在运动中,机器人行走定位、交通流量的检测、重要场所的保安、航空和军用飞机的制导、汽车的自动驾驶或辅助驾驶等;因此,该实时运动跟踪方法具有广泛的应用前景。

参考文献:

- [1] 邹薇,赵勋杰,李权,等. 一种基于运动检测的行人多目标跟踪算法[J]. 计算机应用与软件,2014,31(8):132-135.
- [2] 李一波,丁裕林. 基于智能监控的独居老人室内异常行为检测[J]. 计算机应用与软件,2014,31(2):188-190.
- [3] 刘宏志,吴中海,张兴. 一种基于特征选取的传感器选择方法[J]. 计算机应用与软件,2013,30(9):100-102.
- [4] NAOYA O, KENICHI K, KAZUHIRO K. Moving object detection from optical flow without empirical thresholds[J]. *IEEE Transactions on Information & Systems*, 1998(2):243-245.
- [5] 张蓉,陈兴无,卓红艳,等. 空中红外运动点目标检测算法[J]. 红外与激光工程,2003,32(5):472-475.
- [6] 邱男,朱明. 一种复杂背景下的实时目标跟踪算法[J]. 中国图象图形学报,2008,13(9):1758-1765.
- [7] 黄晓生,黄萍,曹义亲,等. 一种基于 PCP 的块稀疏 RPCA 运动目标检测算法[J]. 华东交通大学学报,2013,30(5):30-36.
- [8] 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.
- [9] 张璐波,孙锁锋,蒋兴浩. 视频帧内运动目标复制-粘贴篡改检测算法[J]. 上海交通大学学报,2015,49(2):196-208.
- [10] 徐久强,江萍萍,朱宏博,等. 面向运动目标检测的 ViBe 算法改进[J]. 东北大学学报:自然科学版,2015,36(9):1227-1231.
- [11] 熊春红,李晓龙,韩静茹. 基于粒子滤波算法信息融合的磁悬浮列车定位研究[J]. 华东交通大学学报,2015,32(3):12-15.
- [12] SARVESH V, ANUPAM A. A survey on activity recognition and behavior understanding in video surveillance [J]. *Vision Computer*, 2013, 29(10):983-1008.
- [13] HARISH K D. Autonomous detection and tracking under illumination changes occlusions and moving camera [J]. *Signal Processing*, 2015, 117:343-354.
- [14] FUKUNAGA T, KUBOTA S, ODA S, et al. GroupTracker: Video tracking system for multiple animals under severe occlusion[J]. *Computational Biology & Chemistry*, 2015, 57:39-45.
- [15] FISHER R B. CAWIAR: context aware vision using image-based active recognition [EB/OL].[2011-11-01]. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/caviar.htm>.
- [16] FISHER R B; Computer-assisted prescreen of video streams for unusual activities[EB/OL].[2011-11-01]. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/BEHACE/>.
- [17] RYOO M S, AGGARWAL J K. ut-interaction dataset, ICPR contest on semantic description of human activities (SDHA)[EB/OL].[2012-02-01]. <http://cvrc.ece.utexas.edu/SDHA2010/HumanInteraction.html>.

- [18] IBARGUREN A, MAURTUA I, PEREZ M A, et al. Multiple target tracking based on particle filtering for safety in industrial robotic cells[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2015, 72:105–113.
- [19] KOWAL M C, POLLARD N S, SRINIVASA S S. Pose estimation for planar contact manipulation with manifold particle filters[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2015, 34(7):922–945.
- [20] MUTHUSWAMY K, RAJAN D. Particle filter framework for salient object detection in videos[J]. *Iet Computer Vision*, 2015, 9(3):428–438.
- [21] SANMIGUEL J C, CAVALLARO A. Temporal validation of Particle Filters for video tracking[J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2015, 131:42–55.

Multi-target Detecting and Tracking Method Based on Improved Particle Filter

Zhou Ming¹, Tu Hongbin²

(1. Shanghai Shentong Rail Transit Research and Consulting Co., Ltd., Shanghai 201103, China;
2. School of Railway Tracks and Transportation, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: To solve the occlusion problem in multiple pedestrians detection and tracking with complex surveillance environment, the improved Gaussian detection model and improved particle filter were presented. The improved Gaussian detection model was firstly used to detect multiple moving targets under surveillance environment. Then, the improved particle filter was employed for multiple pedestrian targets tracking while the targets were occluded. This method could eliminate or reduce filter instability and improve the tracking accuracy. Experiments proved that when the algorithm satisfied the real-time requirements, it could track human target accurately under conditions of both occlusion and non-occlusion.

Key words: multi-target tracking; motion detection; particle filter; real-time tracking

(责任编辑 姜红贵)