

基于背景差分检测和改进 GM-PHD 滤波器的多目标跟踪

湛湘倩¹, 马绍惠¹, 须文波²

(1. 河南工学院 计算机科学与技术系, 河南 新乡 453002; 2. 江南大学 信息工程学院, 江苏 无锡 210034)

摘要: 在多目标跟踪过程中, 遮挡和漏检容易引起目标标签错乱和丢失, 造成跟踪失败。针对该问题, 提出一种基于混合高斯-概率假设密度(GM-PHD)滤波器的改进跟踪方法。使用背景差分检测获得二值图像映射和测量集, 以外观为基础的探测器检测目标外观, 将背景差分获得的测量集与外观检测器获得的测量集进行融合, 利用改进的 GM-PHD 滤波器保持目标跟踪轨迹, 并处理目标跟踪中的一些不确定性因素。实验结果表明, 与 GM-PHD 方法、颜色外观方法和 SMC-PHD 方法相比, 该方法能获得较好的跟踪精度。

关键词: 多目标跟踪; 背景差分检测; 滤波; 置信概率; 多目标跟踪精度

中文引用格式: 湛湘倩, 马绍惠, 须文波. 基于背景差分检测和改进 GM-PHD 滤波器的多目标跟踪[J]. 计算机工程, 2017, 43(1): 253-258.

英文引用格式: Chen Xiangqian, Ma Shaohui, Xu Wenbo. Multiple Object Tracking Based on Background Subtraction Detection and Improved GM-PHD Filter[J]. Computer Engineering, 2017, 43(1): 253-258.

Multiple Object Tracking Based on Background Subtraction Detection and Improved GM-PHD Filter

CHEN Xiangqian¹, MA Shaohui¹, XU Wenbo²

(1. Department of Computer Science and Technology, Henan Institute of Technology, Xinxiang, Henan 453002, China;

2. College of Information Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 210034, China)

[Abstract] Target label confusion and loss are usually caused by occlusion and detection missing in multiple object tracking process, which leads to failing tracking. Aiming at this problem, an improved tracking method based on Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density(GM-PHD) filter is proposed. The binary image mapping and testing sets are got by Background Subtraction Detection(BSD), and the object appearance is detected by detector based on the appearance. The two testing sets got by background subtraction and appearance detector are fused. The improved GM-PHD filter is used to keep the object tracking trajectory so as to deal with some uncertainty in object tracking. Experimental results show that the tracking precision of the proposed method is superior to that of GM-PHD method, color appearance method and SMC-PHD method.

[Key words] multiple object tracking; Background Subtraction Detection (BSD); filtering; confidence probability; Multiple Object Tracking Precision(MOTP)

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.01.044

0 概述

目标跟踪^[1]一般是指监控系统对目标的数量和轨迹进行评估, 在军事、交通、安防和医学等重大应用领域应用非常广泛^[2], 在多目标跟踪系统中, 需要处理目标与目标之间以及目标与外界之间的问题, 如相似目标的干扰、遮挡目标、漏检、形变和复杂背景等, 如何处理这些问题是多目标跟踪的热点和难点^[3]。

已经有很多研究者对该方面进行了研究, 按目标的表示方式分, 有基于彩色颜色直方图方法^[4]、Harr 特征^[5]和直方图方向梯度^[6]等。按是否进行学习训练, 可以将多目标跟踪分为学习方法^[7-8]和非学习方法^[9-10]。

文献[7]提出了 TLD (Tracking-Learning-Detecting) 方法。TLD 将跟踪和检测同时进行, 同时利用 N-P 专家的学习方法对跟踪和检测出现的正样

基金项目: 河南省教育厅科学技术研究重点项目(14A520046); 河南省高等学校重点科研项目(15B520006)。

作者简介: 湛湘倩(1975—), 女, 副教授、硕士, 主研方向为图像处理、目标跟踪; 马绍惠, 副教授、硕士; 须文波, 教授、博士、博士生导师。

收稿日期: 2016-01-08 **修回日期:** 2016-02-19 **E-mail:** Chenxqemail@126.com

本和负样本进行分类以及错误纠正,且跟踪模板和检测模板均进行更新。文献[7]最后指出 TLD 不能跟踪多目标,因为 NP 机制在多目标跟踪过程中的学习非常困难^[7]。

文献[8]在统计学习理论的基础上,提出一种基于序贯蒙特卡洛概率假设密度(Sequential Monte Carlo Probability Hypothesis Density, SMC-PHD)滤波器的部分可分辨的群目标跟踪算法,利用高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)拟合 SMC-PHD 滤波器重采样后的粒子分布,但该拟合容易造成“过拟合”。

文献[9]使用 RGB 彩色直方图表征目标,为每个对象分配一个跟踪器,各个跟踪器彼此独立,文献[9]的目的是构建实用的多目标跟踪器,虽然运行时间满足使用要求,但某些情况下容易产生错误,如目标长时间遮挡或发生身份切换。

文献[10]提出动态遮挡阈值的多目标协作跟踪器,在贝叶斯理论的多视角移动跟踪中引入遮挡变量,可以对每个跟踪目标进行单独的更新,这种方法假设每次测量中都包含干扰遮挡,提高了跟踪精度。然而,当检测到多个目标彼此靠近时会降低跟踪的性能。

本文提出一种基于背景差分检测和改进混合高斯-概率假设密度(Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density, GM-PHD)滤波器的多目标跟踪方法。利用背景差分检测和改进的混合高斯概率密度(Improved Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density, IGM-PHD)滤波器进行多目标跟踪。

1 GM-PHD 滤波器

PHD 滤波器^[11]基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)理论^[12],可用它来跟踪未知数量的目标。在 RFS 理论中,通过随机有限集对目标的状态进行建模。假设 χ_k^n 是第 n 个目标的状态, z_k^m 表示在时间步骤 k 处的第 m 次测量。目标的状态和测量的随机有限集 RFS 定义为:集合 $X_k = \{\chi_k^1, \chi_k^2, \dots, \chi_k^{J_{X_k}}\}$ 和集合 $Z_k = \{z_k^1, z_k^2, \dots, z_k^{J_{Z_k}}\}$,其中, J_{X_k} 和 J_{Z_k} 分别代表在时间步骤 k 处目标的数量和测量的数量。2个后续帧之间的目标状态的过渡利用动力学模型 $f(X_k | X_{k-1})$ 进行建模。此外给定状态集 X_k 接收到的似然测量集 Z_k 利用似然函数 $g(Z_k | X_k)$ 进行建模。在本文的跟踪系统中,生成的状态向量 χ_k 和测量向量 z_k 如下:

$$\chi_k = [x_k, y_k, w_k, h_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k]^T \quad (1)$$

$$z_k = [x_k, y_k, w_k, h_k]^T \quad (2)$$

其中, $[x_k, y_k]$ 表示大小为 $[w_k, h_k]$ 的目标边界框的中心坐标; $[\dot{x}_k, \dot{y}_k]$ 表示在 x - y 方向的目标速度。

GM-PHD 滤波器^[13]为 PHD 滤波器的闭合形式解。假设 $N(c; m, S)$ 表示高斯密度,矩阵 S 表示协方差矩阵, m 表示平均值。动力学模型 $f(\cdot)$ 和测量模型 $g(\cdot)$ 服从如下的线性高斯模型:

$$f(x_k | x_{k-1}) = N(x_k; F_{k-1}x_{k-1}, Q_{k-1}) \quad (3)$$

$$g(z_k | x_k) = N(z_k; H_k x_k, R_k) \quad (4)$$

其中,矩阵 F_k 和矩阵 H_k 分别是过渡矩阵与测量矩阵;矩阵 Q_k 和矩阵 R_k 分别是过程噪声协方差和测量噪声协方差。

在预测步骤中,GM-PHD 的强度通过 $J_{X_{k|k-1}}$ 进行建模,计算如下:

$$v_{k|k-1}(x) = \sum_{i=1}^{J_{X_{k|k-1}}} w_{k|k-1}^i N(x; m_{k|k-1}^i, S_{k|k-1}^i) \quad (5)$$

在更新步骤中,GM-PHD 的强度建模为一个高斯混合函数,即:

$$v_k(x) = \sum_{z \in Z} \sum_{j=1}^{J_{X_{k|k-1}}} w_k^j(z) N(x; m_{k|k}^j(z), S_{k|k}^j) + (1 - P_{D,k}) v_{k|k-1}(x) \quad (6)$$

其中, $P_{D,k}$ 代表检测概率; w_k^j 代表第 j 个目标的权重。更多详细信息可以参考文献[13]。

2 提出的方法

2.1 方法介绍

本文提出的目标检测和跟踪系统的流程如图 1 所示。

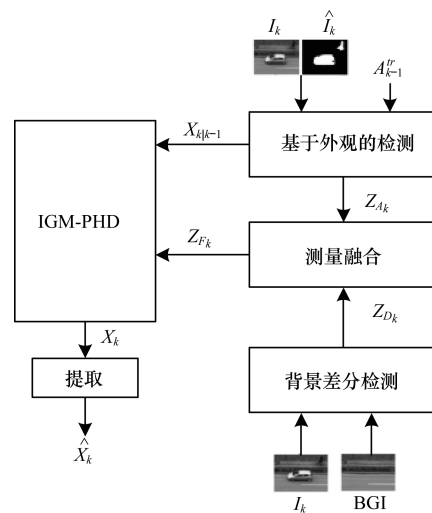


图 1 本文跟踪系统的总体步骤

由图 1 可知,每一步中,背景差分检测(Background Subtraction Detection, BSD)运用背景图片(Back Ground Image, BGI)和当前帧 I_k 来获取二值图像映射 \hat{I}_k 和测量集 Z_{D_k} 。测量集 Z_{D_k} 包含在时间步骤 k 中,运用 BSD 检测对象的边界框。以外观为基础的探测器,也通过外观模型来检测目标。为每个目标建立一套特定的检测器。运用目标外观

模型 A_{k-1}^r 和图像映射 \hat{I}_k 来探测预测状态 $X_{k|k-1}$ 周围的目标。为了更精确的测量,本文融合了 2 套测量集 Z_{D_k} 和 Z_{A_k} ,生成融合测量集 Z_{F_k} ,该测量集最终被送入 IGM-PHD 跟踪器的更新步骤中,从而来估计修正目标状态 X_k 。此外,最后的轨迹 \hat{X}_k 由 IGM-PHD 跟踪器在它的状态提取步骤中进行评估。

2.2 背景差分检测

为了检测每一帧中的目标,本文使用一种简单的背景差分方法。这样选择的原因是:

- 1) 通过背景图像可以学习目标的外观模型。
- 2) 这样做可以探测和跟踪不同目标,忽略其形状或类型。
- 3) 不需要训练一个目标特定的离线检测器。

在每一步,将背景图像 BGI 从当前图像 I_k 中减去。然后,将值高于阈值 g 的像素置为 0,将其他像素置为 1。最后,运用连通分量和形态学算子提取目标边界框。由于 BSD 通常会产生许多小尺寸的虚假检测,删除这些检测,可以减少不确定性。

在图 1 中,由 BSD 在时间步骤 k 获得的测量和图像映射分别表示为 Z_{D_k} 和 \hat{I}_k 。测量集 Z_{D_k} 用于考虑新产生的目标,也用于更新在每个步骤中每个轨迹的外观模型。

2.3 测量融合

测量获取是视觉目标跟踪中最关键的一个步骤。这是因为,由于各种不确定因素的影响,比如噪声、杂波、光照变化、目标变形和部分遮挡,目标测量的效果可能会降低,如图 2 所示,均列举 2 个示例。如图 2(b)和图 2(c)所示,由于低对比度和噪声的影响,BSD 检测目标变得不准确。另外,在图 2(d)和图 2(e)中,由于部分遮挡,BSD 不能精确地检测出目标边界框,导致漏检和噪声。

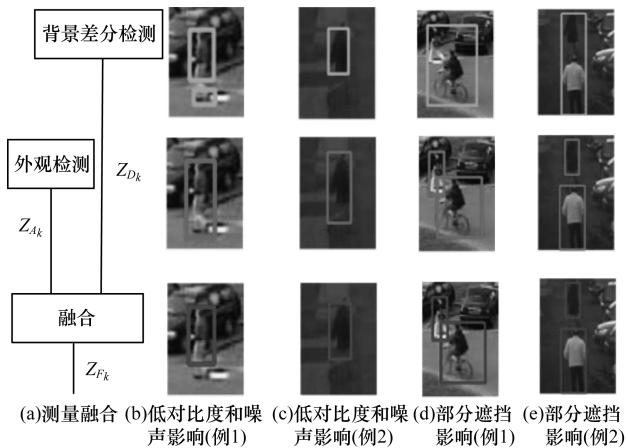


图 2 一些外界可能的影响以及测量融合的重要性

本文假设集合 $Z_{D_k} = \{z_{D_k}^1, z_{D_k}^2, \dots, z_{D_k}^{J_{D_k}}\}$ 和集合

$Z_{A_k} = \{z_{A_k}^1, z_{A_k}^2, \dots, z_{A_k}^{J_{A_k}}\}$ 分别表示由 BSD 和外观探测器得到的测量结果。测量的融合执行如下:

首先,计算 Z_{D_k} 和 Z_{A_k} 所有测量之间的重叠率。如果重叠率满足一个给定的阈值,那么测量 $z_{A_k}^i$ 与测量 $z_{D_k}^j$ 关联,本文实验的经验阈值为 0.5,关联测量融合为:

$$z_{F_k}^{i,j} = w_{A_k} z_{A_k}^i + (1 - w_{A_k}) z_{D_k}^j \quad (7)$$

其中,参数 w_{A_k} 表示基于外观检测的影响。这个影响可以利用图 2 解释,图 2 第 1 行是背景差分检测 Z_{D_k} ,第 2 行是外观检测 Z_{A_k} ,第 3 行是测量融合集 Z_{F_k} ,在非阻塞条件下(这里定义非阻塞是指目标没有被遮挡或干扰,如图 2(b)和图 2(c))所示, w_{A_k} 可以设置为 0.5;在阻塞条件下(阻塞是指目标被遮挡或干扰,如图 2(d)和图 2(e))所示, w_{A_k} 的权值设为 1。

融合测量集合 Z_{F_k} 由 Z_{A_k} 中的非关联测量集以及 Z_{D_k} 中的非关联测量集的联合构造而成。如果 Z_{D_k}/Z_{A_k} 的测量不与 Z_{A_k}/Z_{D_k} 中的任何测量关联,那么 Z_{D_k}/Z_{A_k} 中的测量被称为非关联测量。

2.4 改进的 GM-PHD 跟踪器

本文提出一种改进的 GM-PHD 滤波器,即 IGM-PHD 跟踪器,来保持目标的轨迹,并处理目标跟踪中的不确定性因素。

GM-PHD 的滤波器更新了每个步骤中的所有测量和所有目标,以便考虑测量的不确定性。这些滤波器直接传播所有预测的目标到下一步,以便考虑可能的漏检。在这些滤波器中,各指标的重要性程度由其相应的权重体现。如果目标的权值大于阈值,例如 $w_{Th} = 0.5$,则选定该目标为该时间步长的估计结果。实验结果表明,这种策略在实践中不是完全有效。由于各种不确定的因素,如噪声、杂波、阻塞或漏检,目标的权重可能会减小。在这种情况下,低权重会对目标的估计产生偏差。

IGM-PHD 跟踪器定义一个新参数,即置信概率,以显示一个目标在每个时间步的置信度。此概率根据一种奖励和惩罚策略对目标进行自适应计算。为每个目标定义一个标签来保持目标的轨迹。在每一步中,如果该目标的置信概率在预定义的阈值以上,那么该目标即为该步骤的估计结果。

令 l_k^i 表示在时间步骤 k 中的第 i 个目标的标签, $P_{C_k}^i$ 表示该目标的置信概率。在每一帧中,如果一个新目标进入视野,那么将为这个目标设置一个新的独特标签。在预测步骤中,目标得到它们以前的标签,在更新步骤中,目标继承它们的父标签。如果 $x_k^{i,j}$ 是由目标 x_k^i 产生, x_k^i 是由测量 $z_{F_k}^j$ 更新得到,那么

设置目标标签为 $I_k^{i,j} = I_k^i$ 。另外在取舍步骤中,合并太靠近彼此的目标。

在初始步骤中,目标的置信概率设为 0。每当一个目标的权重超过了一个特定标签的权重阈值 w_{Th} ,设置其置信概率为 $PC_0 = 0.5$ 。在每一个时间步中,当目标的权重大于阈值 w_{Th} 时,使用式(8)进行奖励,当目标的权重小于阈值 w_{Th} 时,使用式(9)进行惩罚。

$$P_{C_k}^i = \min(1, P_{C_{k-1}}^i \times \alpha_R) \quad (8)$$

$$P_{C_k}^i = P_{C_{k-1}}^i \times \alpha_P \quad (9)$$

其中, α_R 和 α_P 分别表示奖励和惩罚系数。

对于帧 k 处的状态提取,提取置信概率大于预设阈值 PC_{Ext} 的目标为该步的估计结果,即:

$$\hat{X}_k = \{x_k^i \in X_k | P_{C_k}^i > PC_{Ext}\} \quad (10)$$

其中, PC_{Ext} 是 PC 中用于提取的最小值。值得注意的是,如果存在具有相同标签的多个目标,那么将选择权重最大的一个。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

本文采用一个恒定速度的动力学模型和一个线性测量模型。过渡矩阵和测量矩阵设置为:

$$F_k = [I_2, \mathbf{0}_2, T I_2; \mathbf{0}_2, I_2, \mathbf{0}_2; \mathbf{0}_2, \mathbf{0}_2, I_2]$$

$$H_k = [I_2, \mathbf{0}_2, \mathbf{0}_2; \mathbf{0}_2, I_2, \mathbf{0}_2]$$

其中, $\mathbf{0}_2$ 和 I_2 分别是 2×2 零矩阵和恒等矩阵;参数 T 是随后 2 帧之间的时间间隔。

其他参数设置为:权重阈值 $w_{Th} = 0.5$,检测概率 $P_D = 0.99$ 。此外,IGM-PHD 跟踪器的具体参数设置最小提取 PC 值 $PC_{Ext} = 0.55$,奖励系数 $\alpha_R = 1.075$ 和惩罚系数 $\alpha_P = 0.98$ 。值得一提的是,在 IGM-PHD 跟踪器中,当一次跟踪的 PC 值超过阈值 PC_{Ext} 时,获取该跟踪。在跟踪系统中,使用延迟初始化一个跟踪,以避免创建虚假跟踪。实验中设置 $PC_{Ext} = 0.55$, $\alpha_R = 1.075$,用大约 3 个时间步长的延迟初始化跟踪。而较大的阈值 PC_{Ext} 和较小的奖励系数 $1 < \alpha_R < 2$ 在初始化的轨迹时,会导致一个较长的延迟。另一方面,当目标的权重下降时,比如噪声、遮挡和误检, α_P 值控制目标提取。使用 $0 < \alpha_P < 1$,可能在更少时间步骤中提取出低权重目标。本文实验的整体性能对惩罚系数 α_P 的值不太敏感,这是测量融合使观测中的不确定性显著下降。

所有实验在几个公开可用的真实视频数据集上进行了评估,这些数据集包含不同的视觉目标,包括人、自行车、汽车等目标。视频序列的选取与文献[14]相似:200 帧来自“Visor”,700 帧来自“Pet 2000”,750 帧来自“Pet 2001”,630 帧来自

“Behave”。

3.2 定性结果

结果可视化的目的是为了显示本文方法跟踪不同目标的功能。图 3 是 Visor 数据集上运行的结果,第 1 行表示 BSD 的输出,第 2 行表示外观探测器的输出,最后一行表示本文提出的跟踪方法的最终结果。

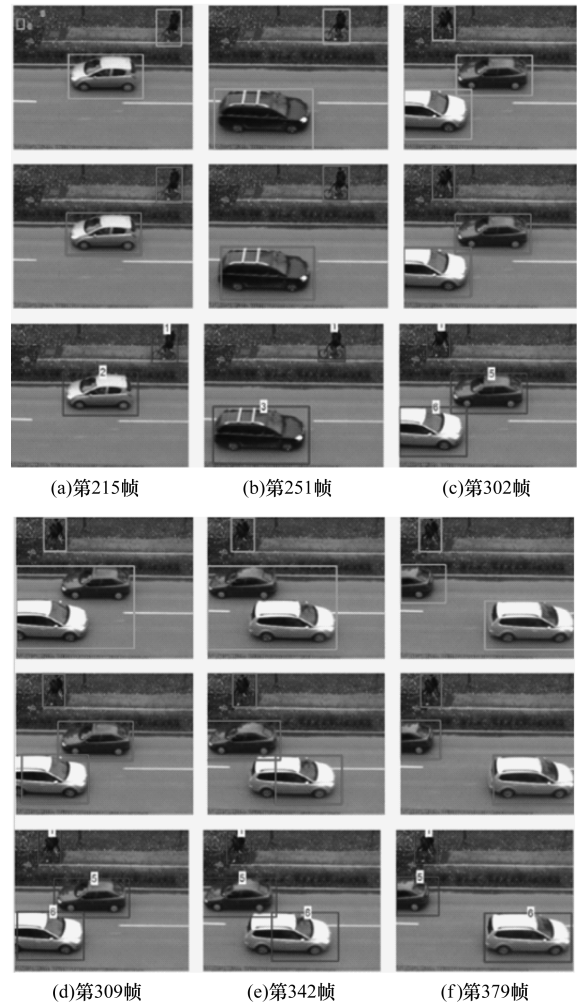


图 3 VISOR 数据集上的结果

根据结果,本文提出的方法的有效性显而易见。有时,BSD 的检测目标不准确,特别是含有一定噪声的观察结果。如图 3(b),BSD 对汽车目标#3 产生较大的边界框;在图 3(c)中,BSD 为妇女目标#1 检测到小目标边界框。

在阻塞遮挡的情况下,BSD 没有分隔检测到的目标。即在这些条件下,具有漏检的可能性。如图 3(d)和图 3(e),汽车目标#5 遮挡汽车目标#6;在图 3(d)和图 3(e)的第 2 行,虽然基于外观的检测器能定位汽车目标#6,但是未能完美估计该目标的大小。这是因为,在目标#6 完全进入现场之前,它与目标#5 有遮挡;因此,当目标#6 的外观模型还没有完

全建立时,无法进行目标的外观模型的更新。

在图 3 中,跟踪该组目标(如目标#1)为单一目标。BSD 不能单独检测到所有帧中的每个目标。显然,在这样的情况下,将构建并学习小组目标的外观模型显得非常重要。

图 4 是 Pet 2000 数据集上的结果,第 1 行表示 BSD 的输出,第 2 行表示外观探测器的输出,最后一行是本文提出的跟踪系统的最终结果,其优势也显而易见。

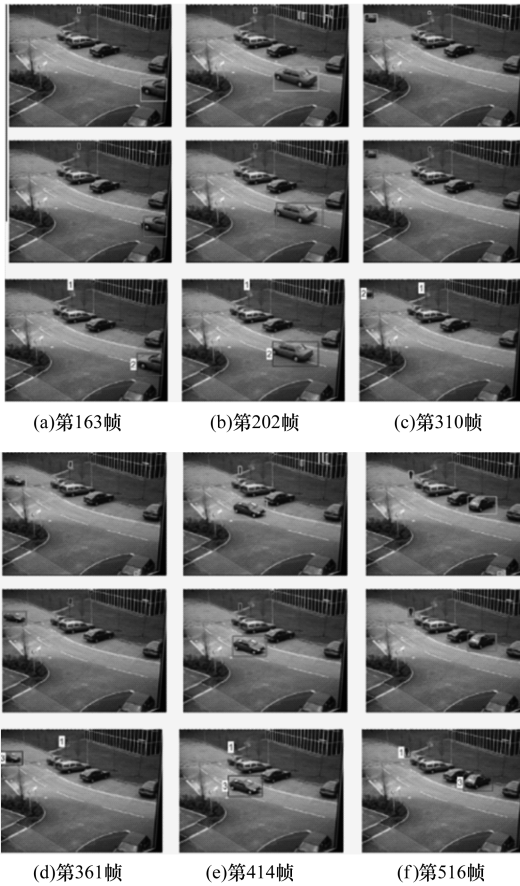


图 4 Pet 2000 数据集上的结果

3.3 定量结果

本节将本文方法与基于颜色外观的跟踪方法^[6],以及文献[14]提出的基于 GM-PHD 的跟踪方法,还有文献[8]提出的基于 SMC-PHD 的视觉跟踪方法进行对比。

本文采用流行的 CLEAR MOT 指标来评价跟踪性能^[15]。多目标跟踪精度(Multiple Object Tracking Precision, MOTP)指标返回了估计边界框与实际边界框之间的重叠率,计算如下:

$$MOTP = \frac{\sum_{tr,k} Area(gb_k^{tr} \cap eb_k^{tr}) / Area(gb_k^{tr} \cup eb_k^{tr})}{\sum_k en_k} \quad (11)$$

其中, gb_k^{tr} 和 eb_k^{tr} 分别是目标 tr 的实际边界框和估计

边界框; en 是在第 k 帧中估计的边界框数。多目标跟踪准确度(MOTA)指标返回跟踪准确度,它由假阴性率(FN)、假阳性率(FP)和目标身份切换(Identification Switching, IDSW)数决定:

$$MOTA = 1 - \frac{\sum_k (FN_k + FP_k + IDSW_k)}{\sum_k gn_k} \quad (12)$$

其中, gn_k 表示在第 k 帧跟踪的实际数目。

所有数据集的结果如表 1 所示,加粗表示最优数值,结果显示,本文方法在所有情况下,都提高了跟踪准确度 MOTA。对于 Pet 2000 数据集,文献[14]的方法实现了稍微更好的跟踪精度 MOTP。尽管如此,与其他方法相比,本文方法在其他数据集上均提高了跟踪精度。

表 1 使用 CLEAR MOT 指标的跟踪结果 %

数据集	评估标准	文献[6]方法	文献[8]方法	文献[14]方法	本文方法
Visor	MOTP	69.93	70.04	70.82	75.63
	MOTA	90.52	88.80	95.26	97.99
Pet 2000	MOTP	76.25	76.58	77.86	77.15
	MOTA	66.67	65.95	99.32	99.83
Pet 2001	MOTP	61.38	61.25	62.46	77.28
	MOTA	71.83	71.05	88.77	94.98
Behave	MOTP	62.96	63.52	64.14	80.52
	MOTA	-131.43	-135.82	86.75	90.40

实验结果表明,包括人、自行车、汽车,本文方法可以有效地提高检测精度,结合了 IGM-PHD 跟踪器可以应对存在于 BSD 输出中的不确定性,BSD 也有助于及时更新目标的外观。

3.4 计算时间分析

提出的跟踪方法在 Matlab 2011b 上实现,PC 机的配置为英特尔酷睿 i7 3.4 GHz 单核处理器,内存为 4 GB,Windows7 操作系统。表 2 所示为本文方法在所有数据集上的平均处理速度以及文献[14]记录的处理速度。

表 2 2 种跟踪方法的处理速度

数据集	文献[14]方法		本文方法	
	图像大小 / 像素	帧率 / (frame · s ⁻¹)	图像大小 / 像素	帧率 / (frame · s ⁻¹)
Visor	360 × 288	10	360 × 288	8
Pet 2000	768 × 576	2	768 × 576	8
Pet 2001	384 × 288	12	768 × 576	6
Behave	640 × 480	2	640 × 480	6

本文方法在更大图像和更大的物体尺寸跟踪检测时,会消耗更多的处理时间。这是由于当图像或

对象的尺寸较大时,差分背景探测器需要更多的时间来检测物体。虽然,文献[14]在数据集 Pet 2001 上实现了12 frame/s的处理速度,调整图像到原始大小的1/4,即384像素×288像素。然而,在该数据集中,本文使用原始尺寸的图像,即768像素×576像素,达到了6 frame/s的速度。由于Matlab是解释性语言,虽然在处理矩阵运算方面有一定优势,但处理速度依然没有达到理想效果,使用C++和并行处理可以实现高效处理,这也是本文未来的研究工作。

4 结束语

本文采用一种简单的背景差分方法,不需要任何离线训练操作,只使用背景图像来检测目标,与其目标形状或类型无关。利用背景图像信息以及外观模型与IGM-PHD跟踪器结合,可补偿漏检或背景差分探测器不准确检测的效果。实验结果表明,本文方法在检测和跟踪视觉目标上的有效性。未来将对外观模型进行深入研究,优秀的外观模型检测对IGM-PHD滤波的输入具有很重要的影响,在众多的方法中,弱监督方法的外观更新是研究热点。此外,如何设计并行程序以提高运行速度也是本文未来的研究工作。

参考文献

- [1] 王健. 基于目标跟踪的交通违停事件检测的研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2011.
- [2] 孙新领,马绍惠,徐平平. 基于SIR粒子滤波和局部搜索算法的运动目标跟踪方案[J]. 湘潭大学自然科学学报,2016,38(2):84-88.
- [3] 喻旭勇,王直杰. 基于灰度触发的Mean Shift自动跟踪算法[J]. 计算机工程,2014,40(1):228-231.
- [4] Ning Jifeng,Zhang Lei,David Z,et al. Robust Mean-shift Tracking with Corrected Background-weighted Histogram[J]. IET Computer Vision,2012,17(1):62-69.
- [5] Li Wenhui,Lin Yifeng,Fu Bo,et al. Cascade Classifier Using Combination of Histograms of Oriented Gradients for Rapid Pedestrian Detection[J]. Journal of Software,2013,8(1):1532-1539.
- [6] 魏运. 道路移动视觉环境感知中的多目标识别与跟踪方法研究[D]. 南京:东南大学,2013.
- [7] Kalal Z,Mikolajczyk K,Matas J. Tracking-Learning-Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2012,34(7):1409-1422.
- [8] 连峰. 基于随机有限集的多目标跟踪方法研究[D]. 西安:西安交通大学,2009.
- [9] Kyriazis N,Argyros A. Scalable 3D Tracking of Multiple Interacting Objects[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D.C., USA:IEEE Press,2014:3430-3437.
- [10] 周良毅,王智,王营冠. 基于动态遮挡阈值的多视角多目标协作追踪[J]. 计算机研究与发展,2014,51(4):813-823.
- [11] Mahler R. Multitarget Bayes Filtering via First-order Multitarget Moments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System,2003,39(4):1152-1178.
- [12] 王晓,韩崇昭,连峰. 基于随机有限集的目标跟踪方法研究及最新进展[J]. 工程数学学报,2012,27(4):567-578.
- [13] Ba-Ngu V N,Ma Wing-Kin. The Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2006,54(11):4091-4104.
- [14] Zhou Xiaolong,Li Youfu,He Bingwei,et al. GM-PHD-based Multi-target Visual Tracking Using Entropy Distribution and Game Theory[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2014,10(2):1064-1076.
- [15] Bernardin K,Stiefelhagen R. Evaluating Multiple Object Tracking Performance: The CLEAR MOT Metrics[J]. Image Video Process,2008,23(1):1-10.
- [10] 蔡强,韩东梅,李海生,等. 基于标签和协同过滤的个性化资源推荐[J]. 计算机科学,2014,41(1):69-71.
- [11] Zeng D,Li H. How Useful Are Tags — An Empirical Analysis of Collaborative Tagging for Web Page Recommendation [C]//Proceedings of IEEE ISI 2008 PAISI,PACCF, and SOCO International Workshops on Intelligence and Security Informatics. Berlin, Germany: Springer,2008:320-330.
- [12] Sen S,Vig J,Riedl J. Tagommenders: Connecting Users to Items Through Tags [C]//Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web. New York, USA:ACM Press,2009:671-680.
- [13] Zhao S,Du N,Nauerz A,et al. Improved Recommendation Based on Collaborative Tagging Behaviors[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent User Interfaces. New York, USA:ACM Press,2008:413-416.
- [14] Givon S,Lavrenko V. Predicting Social-tags for Cold Start Book Recommendations [C]//Proceedings of Conference on Recommender Systems. New York, USA: ACM Press,2009:333-336.
- [15] 陈毅波,揭志忠,吴产乐. 基于同义标签分组的协同推荐[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2011,38(5):83-88.
- [16] Blei D M,Ng A Y,Jordan M I. Latent Dirichlet Allocation[J]. Journal of Machine Learning Research,2003,3:993-1022.

编辑 刘冰

编辑 陆燕菲

(上接第252页)