基于特征点集群目标跟踪与检测

罗子安 毛 征 张 辉

(北京工业大学电子信息与控制工程学院 北京 100124)

摘 要:目标跟踪与检测技术是计算机视觉研究领域一个热点和难点问题,该技术广泛应用在制导、导航、监控等方面。尤其在复杂背景下,准确的跟踪既定目标,在遮挡情况下稳定跟踪,是近年来研究的热点。利用一种特征点集群方法,通过提取特征点方式,以及对目标的运动估计等方式,解决针对地面目标在光线变化、缩放、旋转3个变化量下的跟踪与检测问题。该方法对于地面运动目标的限制较小,同时图像序列中每一帧图像间运动目标的位移量较小。运用本文所提出算法,能够解决针对地面目标在光线变化、缩放以及旋转情况下跟踪与检测的问题。

关键词:目标跟踪;目标检测;特征点匹配

中图分类号: TN2 文献标识码:A 国家标准学科分类代码: 520.6040

Base on cluster feature tracking and detection

Luo Zian Mao Zheng Zhang Hui

(College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Target tracking and detection technology is a hot and difficult problem in the field of computer vision research, which is widely used in guidance, navigation, monitoring and so on. Especially in the complex background, the accurate tracking of the target, in the occlusion of the stable tracking, is a hot research topic in recent years. By using a feature point cluster method, extracting feature points and estimating the target motion etc., solve the ground target under the light changes, scaling, rotation, and three variations of tracking and detection. This method has less limitation to the ground moving target, and the displacement of the moving object is smaller in the image sequence at the same time. By using the proposed algorithm, we can solve the problem of tracking and detecting the ground targets in the case of light variation, scaling and rotation.

Keywords: target tracking; target detection; feature matching

1 引 言

在复杂背景下的运动目标跟踪[1]与检测[2]是计算机 视觉、交通监控等研究中的重要课题,运动目标的跟踪难点在于,首先如何合理且完整的提取目标中特征点。在复杂背景下,目标和背景的灰度值会由于对比度、光照等问题受到影响,进而造成跟踪失败;其次是如何解决目标跟踪中的遮挡问题,针对遮挡问题,国内外学者已进行了大量研究,例如:基于目标特征匹配的算法[3-4]、广义的 Hough 变换解决遮挡问题[5]、多子模板匹配的方法[6]等。最后,地面目标具有一定机动性[7],针对不同目标在视频中体现出缩放以及转弯或旋转的特性,会对跟踪与检测算法的效率提出较高的要求。本文中假设运动目标(以一个

运动目标为例)在图像序列首帧中的大概位置已经通过人工锁定或某种检测技术确定出来,所以跟踪中只处理目标及其附近部分图像区域而非整幅图像。通过特征点[8+9]运动估计及基于线性 SVM 的特征分类来跟踪及检测目标。通过本文所述方法能够在一定程度上解决地面目标在通过光线变化区域、针对目标缩放以及转弯或旋转方面在现有算法上的不足之处。

2 概 述

本文研究算法整体框架如图 1 所示。可见光视频运动目标跟踪与检测包括 4 个模块:1)图像输入(预处理), 2)目标模型及图像缓存,3)目标跟踪与运动参数估计、检测,4)决策。

收稿日期:2016-03

"目标模型及图像缓存"模块包含图像历史缓存库、目标特征库和目标先验模型库。历史缓存库用于存储多帧可见光图像(支持三帧差动目标检测、群集跟踪环节);目标特征库用于存储当前时刻目标的瞬时状态量。

图像跟踪与运动参数估计、检测,其中检测模块,只单独对待每帧数据结合目标的运动信息,其存在虚警和漏检两种错误。检测模块在必要时纠正跟踪模块的跟踪结果(对跟踪模块进行初始化),避免跟踪的漂移,并保证算法在目标丢失后重新将其捕获。跟踪模块以目标可见(在视场之内且不被遮挡)和其在相邻两帧之间位移有限为前提,估计目标的帧间运动矢量。跟踪器容易失效且当目标出视场后不能恢复跟踪,但它能填补检测输出的不连贯帧,使得锁定的目标轨迹输出更加稳定。

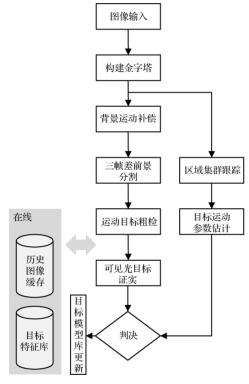


图 1 运动目标检测跟踪总体框架

3 可见光图像检测与跟踪

对可见光的处理分为两大模块: 检测模块与跟踪模块。检测模块不考虑视频中目标的时空相关信息,单独对待每帧数据。它结合目标运动信息,以及预存的外观模型在整个视场中捕获目标,其存在虚警和漏检两种错误。检测模块在必要时纠正跟踪模块的跟踪结果(对跟踪模块进行初始化),避免跟踪的漂移,并保证算法在目标丢失后重新将其捕获。跟踪模块以目标可见(在视场之内且不被遮挡)和其在相邻两帧之间位移有限为前提,估计目标的帧间运动矢量。跟踪器容易失效且当目标出视场后不能恢复跟踪,但它能填补检测输出的不连贯帧,使得锁定的目标轨迹的输出更加稳定。

3.1 帧间运动补偿

3.1.1 FAST 特征点检测

以 p 为特征点中心,取半径为 3 的圆上 16 个点,当该圆上连续存在 n 个比 p 处灰度高(或低)t 的像素,且 p 点灰度与上述圆弧各点灰度差值累积和在图像平面的一定邻域内为最大时,就认为 p 为角点。本算法的实现采用 n=9 的 FAST 检测器,如图 2 所示。

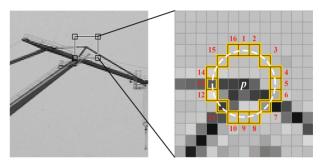


图 2 FAST 特征检测原理与示例

2.1.2 FAST 特征点筛选

假设目前场景为 384×288 的可见光图像,平均检测到 FAST 特征点在 2 000 个左右(包括非极大值抑制环节),直接用这些点进行帧间运动估计势必运算量过大。这里采用如下策略筛选出可靠特征点:将原始图像水平和垂直方向分成固定的矩形栅格,每个栅格中保留一个FAST 特征检测得分最高的点。按栅格取特征点有助于特征点在空间上散布于整个图像平面,有助于帧间背景运动参数计算的高精准度。

3.2 特征点帧间运动估计

针对给定一帧图像的特征点,在邻近帧图像中完成特征点对应的问题,本算法采用度量特征点邻域图像 SSD 距离的 Lucas-Kanade 方法。Lucas-Kanade 稀疏光流计算基于亮度恒定、时间连续假设,导出光流约束方程:

 $f(u_i, I) = \nabla I^T u_i + I_i = I_x u_i + I_y v_i + I_i = 0$ (1) 式中: 各符号的下角标代表对相应坐标求偏导数, $\nabla I = (I_x, I_y)^T$ 表示像素灰度的梯度。利用块内像素的运动的一致性假设,运动矢量 $(u, v)^T$ 可以通过所有像素建立系统方程来求解。本算法采用 5×5 邻域作为块,可建立 25个光流方程(写成矩阵操作形式)为:

$$\begin{bmatrix} I_{x}(p_{1}) & I_{y}(p_{1}) \\ I_{x}(p_{2}) & I_{y}(p_{2}) \\ \vdots & \vdots \\ I_{x}(p_{25}) & I_{y}(p_{25}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{t}(p_{1}) \\ I_{t}(p_{2}) \\ \vdots \\ I_{t}(p_{25}) \end{bmatrix}$$
(2)

进而运动矢量的迹是上述方程的解为:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = (\mathbf{A}^{\mathsf{T}} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^{\mathsf{T}} b \tag{3}$$

式中:
$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{25}) & I_y(p_{25}) \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ I_t(p_{25}) \end{bmatrix}.$$

理论与方法

为保证差分出的整个目标区域,帧差图像的采集间隔应大于一定范围,但较大间隔造成背景运动的不连贯。为了保证特征点跟踪在这种不连贯情况下的稳定,本算法采用金字塔 Lucas-Kanade 光流。特征点跟踪由粗到精逐级迭代估计。

另外考虑到点运动估计,易受到特征点本身不够稳定、成像噪声及遮挡等问题的影响,本算法采用双向跟踪的处理策略,即首先由 $I_t \rightarrow I_{t-k}$,得到 t-k 帧中特征点位置,再以此位置为起始完成由 $I_{t-k} \rightarrow I_t$ 的跟踪,当反向跟踪与特征点原始位置重合才认为跟踪是可靠的,否则丢弃跟踪获得的对应点对。

3.3 三帧差目标粗检

为保证差分出的整个目标区域,帧差数据的采集间隔取 $k \ge 3$ 帧。为补偿帧差间隔帧的背景运动。对于当前帧 t,需要计算它到中间帧的运动补偿,以实现 t-k 中的目标检测,同时还需计算中间帧到当前帧的运动补偿,方便当前帧作为中间帧时的 3 帧差处理。

经过 3 帧差处理环节后,若第 t-k 帧检测到目标,则需通过后向映射,得到目标在第 t 帧的位置。考虑到目标在 t 帧和 t-k 帧中的位置临近,且外观和几何参数相似,这里将 t-k 帧中的目标映射到 t 帧坐标系下,再在其周围临近区域搜索相似的运动区域,最终获得当前帧 t 的目标区域。

4 基于线性 SVM 的特征分类

4.1 离线分类器模型训练

给定若干帧包含目标的场景序列图像,基于矩特征和 Linear-SVM 的"目标先验模型"通过以下步骤离线获得。

- 1)逐帧手动标注出目标的外接框。
- 2)正标记样本在每帧初始外接框的基础上由计算机合成。首先,在扫描栅格上选择 10 个与初始位置最近的外接框;对于每个外接框,产生 10 个几何变换(移位 $\pm 1\%$,尺度变化 $\pm 1\%$,平面内旋转 $\pm 10^\circ$)并在像素上加以 $\sigma=5$ 的高斯噪声。结果生成 100 个合成的正样本。负样本由初始框邻域中取得,未进行计算机合成。
- 3)对样本进行各向同性特征计算, Hu 矩特征和径向 矩描述量提取。
 - 4)对特征各维数据归一化处理。
- 5)用特征量作为训练数据,采用台湾大学林智仁的 liblinear^[10]工具进行分类器学习。目前的算法实现中采用 L2-regularized L2-loss SVM 模型,惩罚参数通过网格寻优实现优选。
- 6)将经过交叉验证后,最优的分类器参数及归一化参数预存为"目标先验模型"。

4.2 适应大尺度放的群集跟踪

通常目标跟踪算法可以估计帧间目标运动,更新目标模型但容易发生漂移现象。

本文跟踪模块采用群集跟踪方法,以上帧目标区域为参考,估计当前帧中的目标区域。该方法将区域的跟踪转化为对点的跟踪,进而目标运动参数估计由跟踪点运动情况投票实现。转化后的处理方式可以适应部分遮挡、大尺度缩放,及目标的非平面内旋转。群集跟踪处理流程如图 3所示。具体步骤如下:

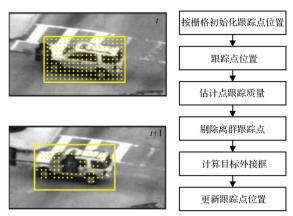


图 3 集群跟踪处理流程

1)将跟踪点的初始位置定在目标区域中各栅格的中心(整个目标外界框划分成 10×10 栅格),这一步仅在跟踪模块初始化处理一次;

- 2)采用稀疏光流跟踪,计算每个点在 t+1 帧中的新位置:
- 3)评估点跟踪质量:通过 NCC 准则判定点邻域图像 块的外观一致性,结合周围点的运动情况判定邻域运动一 致性,结合马尔科夫模型判定跟踪点运动历史一致性;
 - 4)结合上一步的3个指标,剔除离群的跟踪点;
- 5)由剩余的跟踪点估计 t+1 帧中的目标外接框(包括位置和尺度信息);
- 6)重新将离群跟踪点位置初始化到相应的栅格中心, 以保证下一帧群内跟踪数量。

5 实验

本文中提出的基于目标集群跟踪算法,以及相关对比算法在 Windows7 系统、Visio Studio 2013 编译平台附加 OpenCV2. 4. 9 图形库中编译,运用公众数据集,以及自行拍摄的视频进行对比实验,实验结果如下:

使用 SUV、CAR 两个公共数据集(如图 4(a)、(b)所示),以及自行拍摄两段 TANK 视频和一段剪辑 TANK 视频,两段 TANK 视频内容一致,只有图像尺寸差别,TANK1 为图像尺寸为 384 × 288 (如图 4(c)所示),TANK2 图像尺寸为 800×600(如图 4(d)所示),TANK3 视频为 TANK1 视频的剪辑(如图 4(e)所示),每隔 5 帧进行一次剪辑再合成一段完整视频。不同视频中,涉及跟踪目标通过光线变化区域、目标物体转弯、旋转,自行拍摄的TANK 系列视频还包含摄像机针对目标物体的缩放。实验涉及的 Harris 角点检测算法以及 TLD 算法[11],使用

DEMO 程序。根据上述实验样本应用不同算法针对每个样本进行 10 次实验,记录每个样本每次实验中,处理每帧图像所需要的时间,经计算可得知每个样本在全部实验中平均单帧耗时,如表 1 所示。



图 4 实验结果

表 1	平均单帧耗时	/m

样本	集群跟踪	Harris 角点	TLD
SUV	23	46	41
CAR	22	41	45
TANK1	24	36	48
TANK2	40	86	65
TANK3	26	39	53

根据表1可看出本文所提出的算法在光线变化、目标物体转弯、旋转以及缩放的情况下,都能够较好的跟踪目标物体,并在跟踪时间上单帧耗时小于对比算法。

在算法性能上,引入平均跟踪正确率,使用本文提出 算法同对比算法进行比较。应用每种算法针对每个样本 进行10次实验,记录每个样本在每次实验中的跟踪正 确率。

平均跟踪正确率计算方式为:当任一算法无法跟踪目标物体后,回调历史缓存中数据进行检测,回调一次数据记录一次,用每一视频总帧数减去回调次数,再除以该视

频总帧数,然后乘以100%,计算出结果,结果如表2所示。

	表 2 平均跟踪正确率		
样本	集群跟踪	Harris 角点	TLD
SUV	93.7	89.4	91.4
CAR	93.1	86.3	91.2
TANK1	95.7	85.4	90.1
TANK2	90.8	54.1	85.6
TANK3	92.8	83.1	86.4

根据表 2 可看出,本文所提算法在平均跟踪正确率上 优于对比算法,能够相对稳定的运行。

实验结果如图 4 所示,每一行为一段视频,左起为视频起始帧,在该帧进行手动目标标定,之后是经过本文算法计算在不同帧中的跟踪结果。从结果图 4(a)、(b)中可看出在针对不同的地面标定目标在通过光线变化区域和小角度转弯时,本文算法能够稳定跟踪目标;从结果图 4(c)、(d)中可看出在针对不同分辨率的同一内容视频中,应用本文算法,目标物体在通过光线变化区域、缩放变化、小角度转弯以及旋转变化,本文算法能够较好的跟踪目标。从结果图 4(e)可看出,在每隔 5 帧重新剪辑的视频中,即相邻帧间运动间隔加大的情况下,等效于目标速度加快,转动角度加大。运用本文算法能够稳定跟踪目标。综上所述,本文算法能够在标定目标通过光线变化区域、缩放变化、小角度转弯以及旋转变化时,稳定跟踪目标。

6 结 论

本文提出了一种基于集群跟踪的特征点匹配的运动物体跟踪和检测方法。应用本文方法可以进行针对地面运动目标在光线变化、目标转弯及旋转过程中,实现对目标的跟踪和检测,并且在跟踪开始阶段通过手动标定方式,大大降低计算量,在一定程度上缓解在信息计算量和实时性之间的矛盾,但同时也暴露出针对高分辨率图像的跟踪效果相比普通分辨率图像在时间消耗上有较大差距,如何进一步解决上述问题,将是下一步研究涉及的工作。

参考文献

- [1] 张娟, 毛晓波, 陈铁军. 运动目标跟踪算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(12):4407-4410.
- [2] 冯伟. 视频序列运动目标检测与识别方法研究[D]. 西安:西北工业大学, 2003.
- [3] 常发亮,马丽,乔谊正. 遮挡情况下基于特征相关匹配的目标跟踪算法[J]. 中国图象图形学报,2006(11):877-882.
- [4] 刘松松,张辉,毛征,等. 基于 HRM 特征提取和 SVM 的目标检测方法[J]. 国外电子测量技术,2014,33(10):38-41. (下转第 42 页)