

基于显著特征区域和条件随机场的目标跟踪*

蔡波 周大可 杨欣

(南京航空航天大学 自动化学院 南京 211106)

摘要: 针对目标跟踪中的遮挡问题,提出一种基于局部显著特征区域和条件随机场模型(CRF)的跟踪算法。利用目标区域中的显著特征区域相互之间的空间位置关系以及时空域上相邻区域的影响,并结合各个显著特征区域自身的局部信息建立目标的CRF模型;利用CRF模型对Mean Shift算法的跟踪结果进行概率推断,融合各个显著特征区域的权重,精确定位运动目标的最终位置。在多个视频序列上的实验结果表明,与改进的MS算法、粒子滤波算法以及分块跟踪方法相比,文中算法具有较高的跟踪精度;尤其是当目标被遮挡时,该算法具有较好的跟踪鲁棒性。该算法充分利用了显著特征区域自身的局部特征和区域之间的空间结构信息以及各个显著特征区域在时空域上的约束条件,能够实现复杂情况下的运动目标的鲁棒跟踪。

关键词: 目标跟踪;条件随机场;Mean Shift算法;概率推理

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Salient feature regions based conditional random field for object tracking

Cai Bo Zhou Dake Yang Xin

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics college of Automation, Nanjing 211106, China)

Abstract: Occlusion is one of the most challenging problems in object tracking community. To deal with the occlusion problem, this paper presents a local salient feature based probabilistic graphical model for visual tracking. Combining spatial and temporal constraints among different ROIs and local information contained in each ROI, the object is represented as a probabilistic graphical model. Finally, based on the object model and Mean Shift tracking results of each ROI, Probabilistic inference algorithm is adopted to estimate the probability of each ROI belongs to object region. Comprehensive experiments on several testing videos show, compared with three well-known trackers, i. e. improved Mean Shift, particle filter and fragments-based tracker, the proposed method has a higher tracking accuracy and robustness, especially in object occlusion condition. The proposed tracker, using local salient information and spatial and temporal structure constraint of tracking object effectively, can perform with high robustness in complex real-world scenarios such as object occlusion, changes of posture and illumination etc.

Keywords: object tracking; conditional random field; MS; probability reasoning

1 引言

目标跟踪是计算机视觉领域的重要研究方向之一,在视频监控、人机交互、智能交通和导航制导等方面都有着广泛的应用^[1]。跟踪过程中,运动目标姿态、背景、光照的变化以及遮挡^[2-4]等都会影响跟踪算法的鲁棒性,其中遮挡问题是跟踪过程中的一个难点。当目标被(部分)遮挡时,目标的信息如颜色、轮廓、显著特征点等会缺失;遮挡结束后,这些信息会逐渐恢复。这种目标信息的变化,通常会导致跟踪漂移甚至跟踪失败。

其中基于子块匹配的方法是处理遮挡问题的常用算法之一。其基本思想是:将目标分为多个子块,对各子块分别进行跟踪匹配,综合各子块的跟踪结果以确定目标的最终位置。由于目标遮挡时仍存在部分可见的目标信息,将目标分为多个子块,其中一些子块中必然包含这些可见信息,因此可以利用这些子块实现遮挡情况下的目标跟踪。文献[5]对目标区域进行横向和纵向平均分块,采用MS算法对各子块进行跟踪,利用匹配相似度最高的子块来确定最终的跟踪输出。

但一般的基于子块匹配的方法均采用平均分块思路,

收稿日期:2016-08

* 基金项目:航空基金(20125152028)、国家自然科学基金(61172135)资助项目

而平均分块可能会出现没有显著特征信息的子块(如背景、目标中的同质区域等);此外,采用投票法或平均法综合子块的跟踪结果,没有考虑各个子块的权重,对目标的定位会有一些影响。针对以上问题,本文提取目标区域中感兴趣的显著特征区域作为跟踪的子块;同时,建立目标的概率图模型以描述这组子块的空间约束关系,利用概率图模型对子块的匹配结果进行空间推断,以提高跟踪精度及稳健性。

概率图模型是概率论与图论的结合,对处理人工智能领域的不确定性问题具有很大的优势,可以将实际问题中的时间和空间等信息有机地结合在一起。目前,概率图模型已成功应用于目标识别、目标检测与跟踪等领域。Andreas 和 Bastian[6]融合目标运动轨迹、深度图等信息建立概率图模型,实现对多目标的跟踪。但该方法中,目标的深度图和运动轨迹都是利用目标区域的整体信息作为建模依据,当目标遮挡时,其采用的目标信息会有所缺失,因而可能会出现跟踪漂移甚至跟踪失败的情况。文献[7]融合目标区域和背景区域的颜色直方图以及相应像素的运动关系建立图模型,根据图模型将当前帧中的像素的标记为目标或背景像素。但该方法同样采用目标区域的整体信息作为建模依据,难以处理遮挡问题,同时其计算复杂度较大。

文中提出一种基于显著特征区域和 CRF 模型的目标跟踪方法。1)提取目标区域中的局部显著特征点,据此划分出一组感兴趣的显著特征区域作为跟踪过程中的独立子块;2)利用各个子块自身的局部特征和时空域上的约束条件建立关于显著特征区域的 CRF 模型;3)根据 CRF 模型得到各子块影响目标区域位置的权重,从而确定目标的最终位置。提高算法在遮挡情况下的鲁棒性。

2 目标的条件随机场模型

首先提取目标区域的 Harris 角点,以提取出的 Harris 角点为依据,在目标区域中划分出 1 组感兴趣的特征区域,将其作为单独子块。提取感兴趣的特征区域作为跟踪子块,极大程度上保留了目标区域的主要信息,剔除了对于跟踪结果影响不大的冗余信息,有利于下一步的跟踪。然后,利用 CRF 融合各个特征区域之间的空间位置关系,时间域上相邻特征区域的约束关系和特征区域的局部信息,建立目标模型。

2.1 Harris 角点

Harris 算子是一种有效的点特征提取算法,计算简单,对于目标的旋转、光照等变化,几乎具有不变性;并且提取的特征点均匀合理,能够反映图像的结构特性。同时相比其他特征点检测算法,Harris 检测方法的重复率最高,定位精度最精确,而且提取的特征点的数量也比较多,可以满足下一步的处理。Harris 算子 R 定义如下:

$$R = \det(C) - k \cdot \text{tr}^2(C) \quad (1)$$

$$C(x) = \begin{bmatrix} I_u^2(x) & I_{uv}(x) \\ I_{uv}(x) & I_v^2(x) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: \det 为矩阵的行列式, tr 为矩阵的迹, $I_u(x)$ 为图像中像素点在水平方向上的偏导, $I_v(x)$ 为像素点在垂直方向上的偏导数, $I_{uv}(x)$ 为像素点 x 的二阶混合偏导, k 为经验值,通常取值为 $0.04 \sim 0.06$ 。当图像中某个像素点的 R 值大于设定阈值时,则该点为 Harris 角点。

2.2 显著特征区域提取

如图 1(b)所示的目标区域,提取其 Harris 角点,结果如图 1(c)所示。可以看出,提取出的 Harris 角点中有部分角点属于背景区域,需要对其进行筛选,去除属于背景部分的角点。考虑到属于背景的角点一般位于图像的边缘,因此,适当收缩目标区域即可去除背景中角点,如图 1(d)所示。可以发现,去除背景部分的角点后,剩余角点数量仍然较多,且其中有部分角点的空间位置十分接近。若以此直接进行区域划分,空间接近的角点得到的特征区域几乎重合。因此,需要进一步进行角点整合。

采用 K-means^[8]算法对 Harris 角点进行聚类,从每个类别中选取距离类别中心最近的 Harris 角点,如图 1(e)所示。利用聚类输出的角点划分特征区域,分割遵循以下原则:1)每个角点对应 1 个长方形的特征区域。该角点是特征区域的 1 个顶点,根据该角点与其它角点间位置关系确定顶点属性。例如其余角点中超过 50%的角点在当前角点的右方,则该角点是长方形区域的左边顶点;类似的,可判断顶点的上、下属性。2)各特征区域大小相等,具体由目标面积和分块数量确定。图 1(f)展示了 2 个角点及其对应的特征区域。

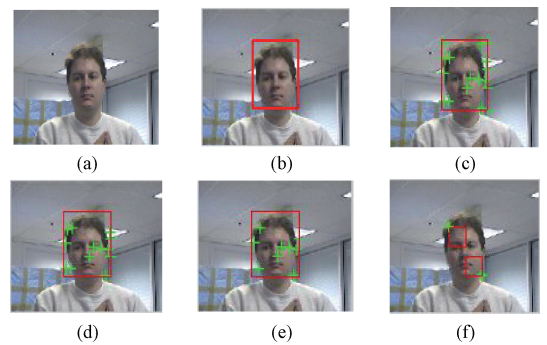


图 1 文中显著特征区域提取过程

2.3 目标建模

使用 CRF^[9]目标中的显著特征区域进行建模,得到关于各个显著特征区域观察值以及标记值之间的条件概率分布。CRF 可以利用上下文相关特征,从而解决标记偏见的问题,目前 CRF 以及相关改进模型被广泛应用在如目标识别,图像分割等领域^[9-10]。近来,在目标跟踪中也取得了一定的进展,文献[11]融合目标区域和背景区域的颜色直方图以及相应像素的运动关系建立图模型,根据图模型将当

前帧中的像素的标记为目标或背景像素。但该方法同样采用目标区域的整体信息作为建模依据,难以处理遮挡问题,同时其计算复杂度较大。

文中的 CRF 模型可以分为单变量势函数和双变量势函数,其中单变量势函数表示单个节点的信息,双变量势函数表示 2 个节点之间的相互关系。假设从目标中提取出的显著特征区域个数为 N ,令 x_i 表示第 i 个特征区域中心坐标, $\Delta x_i = x_i - x_0$ 表示该特征区域中心与目标区域中心的偏移量,其中 x_0 是目标区域中心坐标。设第 i 个显著特征区域的观测值为 y_i ,标记值为 L_i ,其中 $L_i \in \{0,1\}$ 。则 CRF 中关于显著特征区域标记值以及观察值的条件概率分布可用局部势函数的乘积表示:

$$E = \sum_i \lambda f_1(x_i, y_i) + \sum_{j \in N(x_i)} \alpha f_2(x_i, x_j) + \sum_{j \in M(x_i)} \beta f_3(x_i, x_j) \quad (3)$$

$$P(L | I, I_{t-1}) = \frac{1}{Z} \exp(-E) \quad (4)$$

$$Z = \sum_i \exp(-E) \quad (5)$$

式中: $N(x_i)$ 表示图模型中节点的空间邻域节点的集合, $M(x_i)$ 表示图模型中节点的时域节点的集合, $f_1(x_i, y_i)$ 表示单变量势函数, $f_2(x_i, x_j)$, $f_3(x_i, x_j)$ 表示双变量势函数, λ, α, β 分别表示双变量势函数以及单变量势函数对应的权重,是归一化系数。

2.3.1 单变量势函数

CRF 中单变量模型描述的 CRF 中单个节点也就是每一个显著特征区域的性质,因而在定义单变量势函数时,仅仅利用显著特征区域自身包含的信息对其所属的类别进行判断,而不考虑其他显著特征区域对该显著特征区域施加的影响。单变量模型即表示单个显著特征区域的相似性度量函数,常采用基于轮廓、颜色或区域的观测模型来定义模型中的似然函数。当然还可以将目标的多种特征进行融合,这样可以进一步提高目标模型的鲁棒性。文中使用颜色纹理直方图来定义观测似然度函数,给定节点的观测值 y_i ,选择和目标模型中各个节点对应的相同大小的特征区域,计算该观测点区域的颜色直方图和局域二值模式(LBP)特征,联合颜色直方图和 LBP 特征建立颜色纹理直方图(详见 2.1 节)。则对于某个显著特征区域其单变量势函数可以定义为:

$$f_1(x_i, y_i) = d_B^2(q_{x_i}, p_{y_i}) \quad (6)$$

$$d_B(q_{x_i}, p_{y_i}) = \sqrt{\sum_{k=1}^m q_{x_i}(k) p_{y_i}(k)} \quad (7)$$

式中: q_{x_i} 是显著特征区域的颜色纹理直方图, p_{y_i} 是观察区域的颜色纹理直方图。 $d_B(q_{x_i}, p_{y_i})$ 表示两个颜色纹理直方图之间的 Bhattacharyya 系数。 M 表示颜色纹理直方图的维数。

2.3.2 双变量势函数

如式(3)所示,CRF 模型中的双变量势函数模型表示

节点之间的相互关系,其中又分为了空间域上的约束关系和时间域上的约束关系,空间域上的约束关系是对目标空间信息的描述。如果图模型中每个节点都与其他节点相连,表示该节点的运动状态会受到其他所有特征节点的影响。采用这样的概率图模型进行目标建模,理论上会得到更为精确的跟踪结果,但这样的结构模型将造成一种过约束的情况。如果每个节点都不与其他节点相连,结构模型将退化为由无约束的独立节点组成,这样的图模型在跟踪过程中就相当于对多个节点进行独立跟踪,难以利用目标的空间结构信息。以上两种都属于极限情形下的空间结构图模型,形成的结构模型都有一定的缺陷。文中在定义目标的空间约束关系时,根据各个节点之间的空间位置关系,综合考虑节点之间的约束关系和独立性。我们利用节点之间的欧氏距离定义结构模型中的约束关系。根据式(8)和(9)求得每个显著特征区域的空间邻域集合。

$$d_0(x_i, x_j) = x_i - x_j \quad (8)$$

$$N(i) = \{j \mid d_0(x_i, x_j) < \tau, j \in G\} \quad (9)$$

假设已知节点 i 的空间邻域节点集为 $N(i)$,则节点 i, j 之间的势函数:

$$f_2(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\| - \Delta_{ij} \quad (10)$$

式中: x_i 表示第 i 个显著特征区域中心点的坐标, x_j 表示与 x_i 在空间域上相邻的显著特征区域的坐标, Δ_{ij} 表示初始模型中第 i, j 个显著特征区域之间的相对位置。

时间域上的约束关系是对相邻帧之间某一邻域内节点关系的描述,在目标跟踪过程中,图像序列中目标与背景通常存在着不同的运动方式,其中因为目标运动的连续性,使得目标区域中像素的光流在时间域上的邻域中几乎相同,而背景区域中像素的运动通常是随机的,因而其对应的光流也是随机的。所以在建立相应节点在时间域上的双变量势函数模型的时候,文中选择利用像素点的光流^[4]来定义,其形式如下:

$$f_3(x_i, x_j) = -\|\overrightarrow{OF}_{x_i} - \overrightarrow{OF}_{x_j}\|^2 \quad (11)$$

式中: $\overrightarrow{OF}_{x_i}$ 表示第 i 显著特征区域中心点的光流, $\overrightarrow{OF}_{x_j}$ 表示与第 i 个显著特征区域中心点时间域上相邻像素点的光流。文中选择显著特征区域中心点在相邻帧中的 16 邻域内的像素点作为显著特征区域中心点在时间域上的相邻点集合。

2.4 参数训练

分别建立单变量势函数和双变量势函数之后,将两部分势函数分别代入式(4)和(5),得到最终的基于特征区域的 CRF 模型。可以看到在定义了单变量势函数和双变量势函数后,得到的判别式模型中只剩下 3 个未知参数 λ, α, β 。而在利用 CRF 模型进行概率推断时,需要知道未知参数的具体数值,因而需要对模型中的参数进行训练,以此得到所建立模型中的参数估计值。文中采用梯度下降算法利用初始的图像帧中的显著特征区域以及其标记值对模型中的参数进行训练,得到关于模型中未知参数的最大似然估

计值。

已知 CRF 中有 3 个未知参数,分别对其进行训练,对于单变量势函数中的参数 λ ,根据梯度下降算法:

$$\lambda^{n+1} = \lambda^n + \eta \Delta \lambda \quad (12)$$

$$\Delta \lambda = \frac{\partial}{\partial \lambda} \ln P(L | I_t, I_{t-1}) \quad (13)$$

将式(4)代入式(13)得到:

$$\Delta \lambda = \sum_i f_1(x_i, y_i) - \frac{\partial}{\partial \lambda} \ln Z \quad (14)$$

其中对数分配函数 Z 是指数族的累积生成函数^[13],其关于参数 λ 的一阶偏导数为:

$$\frac{\partial}{\partial \lambda} \ln Z = E_{P(X|Y)} \left[\sum_i f_1(x_i, y_i) \right] \quad (15)$$

其中 $E[x]$ 为概率分布 $P(X|Y)$ 下的期望值。

将式(14)、(15)代入式(12)可以得到:

$$\lambda^{n+1} = \lambda^n +$$

$$\eta \left\{ \sum_i f_1(x_i, y_i) - E_{P(X|Y)} \left[\sum_i f_1(x_i, y_i) \right] \right\} \quad (16)$$

其他两个参数 α, β 的训练过程与参数 λ 的训练过程相似。

3 目标跟踪

文中使用 MS 算法对提取出的感兴趣特征区域进行跟踪,得到各个特征区域在当前图像中的位置估计;之后利用信念传播算法对 MS 跟踪结果进行图模型上的空间推断,以此作为最后的目标跟踪结果输出。

3.1 Mean Shift 算法

使用 MS 算法对提取出的多个显著特征区域进行粗略的定位,MS 算法计算量小,可以做到实时跟踪。同时 MS 算法对边缘遮挡、目标旋转、变形和背景运动不敏感,可以满足粗略定位的要求。

采用颜色纹理直方图描述特征区域,其中颜色直方图利用了特征区域全局的颜色信息,LBP 纹理特征受噪声影响小,且具有尺度、旋转以及灰度不变性。联合颜色和 LBP 特征建立的颜色纹理直方图,可以表述更加详细的目标信息,使得建立的观测模型更加可靠。

颜色直方图的维数为 $16 \times 16 \times 16$,分别为彩色图像 R、G、B 通道的灰度信息;LBP 纹理特征采用旋转不变的 LBP 算法,最后形成的 LBP 纹理直方图为 1×36 。将两个直方图进行融合得到的颜色纹理直方图维数为: $16 \times 16 \times 16 + 36$ 。依据颜色纹理直方图,使用 MS 算法对目标各特征区域分别进行跟踪,得到这组特征区域在当前帧中的初始位置估计。

在利用 MS 算法得到各个特征区域在当前帧的匹配位置之后,需要对各个显著特征区域的匹配结果进行简单的判断,判断匹配结果是否准确,统计跟踪正确区域以及跟踪错误区域的数量。最终的结果有两部分判断组成:

1) 计算各个显著特征区域在两帧间的相对位移,通过

位移变化进行判断。如果某个显著特征区域的位移变化与其他显著特征区域的位移变化相差较大,则认为对该显著特征区域的匹配结果失败。2) 利用跟踪正确的显著特征区域对跟踪失败的显著特征区域位置进行修正。

3.2 概率推断

概率推测就是在学习到的参数的基础上,在当前的图像中对 MS 算法匹配得到的显著特征区域进行类别的划分判断。根据 CRF 模型计算各个显著特征区域判定为目标区域的概率估计。对于其中某一个显著特征区域,按照公式(17)分别得到 3 个概率值,以及最终判定该特征区域属于目标的概率 p :

$$\begin{aligned} p_{x_i}^1 &= \exp \left[- \sum_i \lambda f_1(x_i, y_i) \right], \\ p_{x_i}^2 &= \exp \left[- \sum_{j \in N(i)} \alpha f_2(x_i, x_j) \right] \\ p_{x_i}^3 &= \exp \left[- \sum_{j=1}^{16} \beta f_3(x_i, x_j) \right], p_{x_i} = p_{x_i}^1 p_{x_i}^2 p_{x_i}^3 \quad (17) \end{aligned}$$

如果某个显著特征区域的概率值小于一个阈值,则认为对该显著特征区域的跟踪失败。最后利用跟踪正确的显著特征区域以及其判定为目标的目标的概率值,估计目标位置。

$$x_o = \sum_{i=1}^N p_{x_i}(x_i - \Delta x_i) \quad (18)$$

4 目标模型参数的更新

在目标跟踪的过程中,目标可能会发生未知的变化,在目标发生变化后,再利用初始时的判别式模型对特征区域进行判断时,可能会发生较大的误差,因而需要对判别式模型进行更新,文中也就是对模型中的参数,在前一帧进行概率推断得到最终目标位置之后,根据当前的跟踪结果对模型中的参数进行训练更新。文中利用经过两次判定后,跟踪正确的特征区域对模型的参数进行更新。

5 实验结果及分析

采用四组视频序列进行测试,测试视频序列分辨率分别为 128×96 , 176×144 , 帧数分别为 50, 108。测试序列中包含运动过程中可能产生的多种变化,如目标遮挡、姿态、尺度和背景变化、目标与背景区域相似等。比较了文中算法与改进的 MS 算法^[14]、分块跟踪算法^[5]、PF 算法^[15]的跟踪效果。实验在 PC (2.4 GHz CPU + 4 G RAM) 和 MATLAB2012b 下进行。

视频序列 A 中,目标人脸在一段时间内会被严重遮挡。四种算法的跟踪效果如图 2 所示(第 10, 21, 36 和 49 帧)。可以看出,在人脸被遮挡的情况下,MS 算法和 PF 算法具有较大的跟踪漂移,无法准确地跟踪目标;在遮挡结束后,MS 算法和 PF 算法可以恢复对目标的跟踪。在整个运动过程中,分块跟踪算法和文中算法均能稳定地跟踪目标人脸。原因在于,人脸被部分遮挡时,其整体信息会发生很大的变化,因此基于人脸整体信息的 MS 和 PF 算法会跟踪



图 2 序列 B 中四种算法的跟踪效果

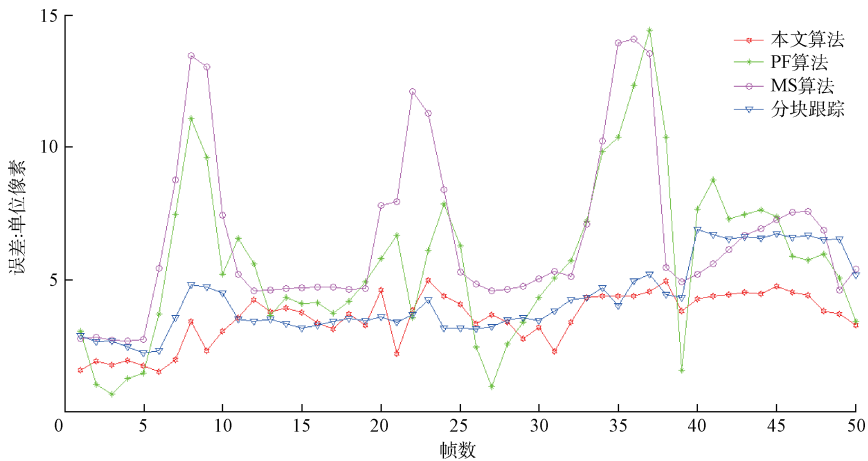


图 3 视频序列 B 的跟踪误差曲线

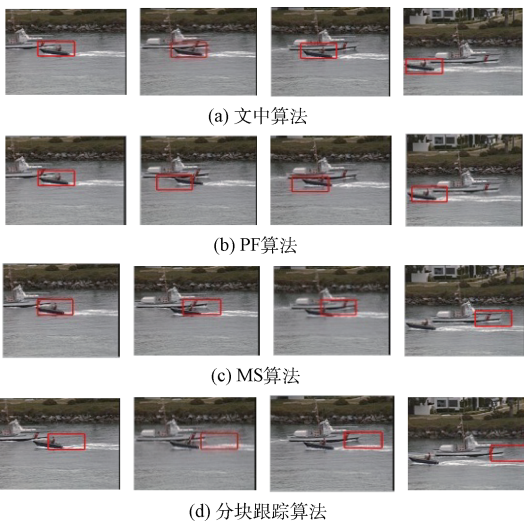


图 4 序列 C 中 4 种算法的跟踪效果

失败;而分块跟踪算法和文中算法均可以利用人脸中未被遮挡部分的特征信息,实现遮挡情况下的目标跟踪。

4 种算法在视频序列 B 上的跟踪误差如图 3 所示。可以看出,在目标遮挡情况下,基于目标局域信息的分块跟踪算法的跟踪精度和稳定性均优于 MS 和 PF 算法;文中算法综合利用了目标的 CRF 模型对子块进行选择融合,因此,其跟踪精度和稳定性最好。尤其在第 36 帧时,由于人脸被严重遮挡,但由于文中算法利用图模型推断目标位置,其跟踪误差仅仅 4.78 个像素。

视频序列 C 中,目标小艇在湖面上快速行驶,并且行驶过程中会出现船只相遇情况。4 种算法的跟踪效果如图 4 所示(第 23,37,67 和 98 帧)。可以看出,PF、MS 算法会发生明显的跟踪漂移,分块跟踪算法甚至会丢失目标,但文中算法的跟踪在整个跟踪过程中可以准确跟踪目标小艇。

图 5 是 4 种算法在视频序列 C 中的跟踪误差。可以看

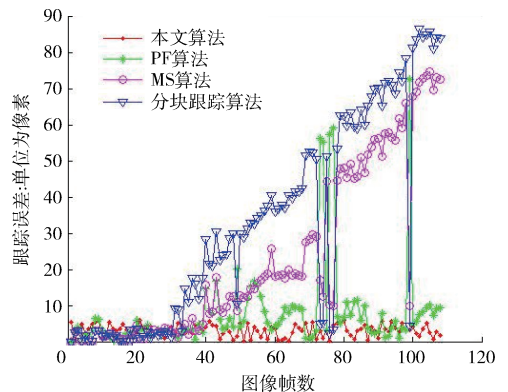


图 5 视频序列 C 的跟踪误差曲线

出,文中算法以及 PF 滤波算法的跟踪结果优于其他两种算法,并且文中算法的跟踪效果更好。原因在于,分块算法的跟踪结果是由匹配相似度最大的子块确定,因此当目

标与背景以及其他物体较为相似时,分块算法容易出现跟踪失败的情况。而MS算法在这种情况下也没有很好的鲁棒性。同时可以发现,由于文中算法使用目标的显著特征区域作为子块,充分利用目标本身的特征信息和时间域和邻域上的约束关系估计目标位置,因此,文中算法的跟踪效果最好。

如表1所示,是文中算法与其他算法对三个视频序列进行跟踪时的性能比较。当特征区域数量设为9时,在算法没有进行优化的情况下,文中算法的平均跟踪速度。图中平均误差的单位为:pixel,跟踪速度的单位为:帧/s。

表1 四种算法在不同视频序列下的性能比较

	序列 A		序列 B	
	平均误差	跟踪速度	平均误差	跟踪速度
文中算法	3.84	4.21	2.25	4.24
MS	4.56	8.76	7.60	8.36
PF	4.82	2.21	6.79	2.34
分块跟踪	5.44	3.71	4.47	3.83

6 结 论

针对复杂场景尤其是遮挡情况下的目标跟踪问题,提出了一种基于显著特征区域和CRF模型的跟踪算法。以目标区域特征点为依据进行目标分块,极大的保留了目标的显著特征信息;结合目标的空间结构信息,时间域的约束条件和局域显著信息构建目标的CRF模型,增强了目标建模的鲁棒性;依据判别式模型,使用概率推理算法对各子块的MS跟踪结果进行概率推断,有效地提高了跟踪精度和稳定性。多个视频序列的实验结果验证了文中算法的可行性和有效性。

参考文献

- [1] OJHA S, SAKHARE S. Image processing techniques for object tracking in video surveillance: A survey [C]. IEEE International Conference on Pervasive Computing, 2015:1-6.
- [2] 李劲菊,朱青,王耀南.一种复杂背景下运动目标检测与跟踪方法[J].仪器仪表学报,2010,31(10):2242-2247.
- [3] 孙斌,黄神治.移动背景下运动目标检测与跟踪技术研究[J].电子测量与仪器学报,2011,25(3):206-210.
- [4] 李红岩,毛征,袁建建,等.一种基于算法融合的运动目标跟踪算法[J].国外电子测量技术,2013(12):36-40.

- [5] 颜佳,吴敏渊,陈淑珍.应用Mean Shift和分块的抗遮挡跟踪[J].光学精密工程,2010,18(6):1413-1418.
- [6] ANDREAS E, BASTIAN L. Robust multiperson tracking from a mobile platform [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009,31(10):1831-1846.
- [7] LIU T, YUAN Z J. Learning to detect a salient object[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(2): 353-367.
- [8] COLEMAN G B, ANDREWS H C. Image segmentation by clustering[J]. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(5):773-785.
- [9] 张瑜.基于CRF的目标检测方法研究[D].西安:西安电子科技大学,2014.
- [10] 刘庆,包晓敏,楼定军.基于CRF的目标跟踪算法研究[J].工业控制计算机,2012,25(9):87-89.
- [11] ANDREAS E, BASTIAN L. Robust multiperson tracking from a mobile platform [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009,31(10):1831-1846.
- [12] LUCAS B D, KANADE T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]. IJCAI, 1981: 674-679.
- [13] VISHWANATHAN S V N, SCHRAUDOLPH N N, SCHMIDT M W, et al. Accelerated training of conditional random fields with stochastic gradient methods[C]. Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning, ACM, 2006: 969-976.
- [14] 李冠彬,吴贺丰.基于颜色纹理直方图的带权均值漂移目标跟踪算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2011,23(12):2059-2065.
- [15] 张巧荣,冯新扬.利用视觉显著性和粒子滤波的运动目标跟踪[J].中国图象图形学报,2013,18(5):512-522.

作者简介

蔡波,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、计算机视觉。

E-mail:1179320018@qq.com

周大可,博士,副教授,硕导,主要研究方向为图像处理、计算机视觉。

杨欣,博士,副教授,硕导,主要研究方向为图像处理、计算机视觉。