

文章编号 1004-924X(2015)增-0583-09

基于显著性直方图的粒子滤波跟踪

修春波^{1,2*}, 何慧尧¹

- (1. 天津工业大学 电气工程与自动化学院, 天津 300387;
2. 天津工业大学 电工电能新技术天津市重点实验室, 天津 300387)

摘要: 提出基于显著性直方图模型的粒子滤波跟踪方法, 以提高复杂背景下目标跟踪的稳定性。通过对比目标与背景区中像素色调的分布, 确定出不同色调等级的显著性权值, 从而建立能够突出目标显著性颜色信息的直方图模型。利用显著性直方图模型可抑制背景中与目标具有相似色调的区域对目标识别的干扰, 突出了目标特有色调在目标识别中的作用, 从而提高目标识别的准确性。实现了基于显著性直方图粒子跟踪算法, 并进行了仿真实验。结果表明: 该方法适用于复杂背景下的目标跟踪, 计算量增加不大。与传统粒子滤波方法相比, 本文方法目标定位准确, 跟踪过程中粒子尺寸小, 从而有效减小了单帧跟踪运算时间, 单帧平均跟踪时间小于 5 ms, 满足跟踪系统实时性的要求。

关键词: 目标识别; 目标跟踪; 显著性直方图; 粒子滤波

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152313.0583

Particle filter tracking based on saliency histogram

XIU Chun-bo^{1,2*}, HE Hui-yao¹

- (1. School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China;
 2. Tianjin Key Laboratory of Advanced Electrical Engineering and Energy Technology, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387)
- * Corresponding author, E-mail: xiuchunbo@tjpu.edu.cn

Abstract: A particle filter tracking method based on the saliency histogram was proposed to improve the stability of target tracking in a complex background. The saliency weights of hues in the histogram were determined by comparing the distribution of the hues in the target and the background. Then, a saliency histogram was established. The saliency histogram could restrain the disturbance from the background to the target by strengthening the recognition role of the hues existing only in the target. Thus, the accuracy of the target location could be improved. On the saliency histogram, the particle tracking algorithm was implemented and a simulation experiment was performed. The experimental results show that the method proposed in the paper can be applied to performance of the target tracking in the complex background with the low computation cost. Furthermore, the sizes of the particles are small because the model is accurate. As compared with the traditional particle track-

收稿日期: 2015-05-18; 修订日期: 2015-05-26.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61203302); 天津市应用基础与前沿技术研究计划资助项目 (No. 14JCYBJC18900)

ing method, the proposed method has low tracking computation time for the single frame, and its average tracking computation time is less than 5 ms, which well satisfies the real-time requirement.

Key words: target recognition; target tracking; saliency histogram; particle filter

1 引言

目标识别与跟踪技术在国防军事、工业生产、智能交通以及视频监控等诸多领域有着重要的应用价值,一直是机器视觉领域研究的热点问题^[1-3]。序列图像的目标跟踪是指根据目标当前的位置、速度、加速度以及大小等状态信息估计和预测目标的未来状态信息,从而实现目标的定位与跟踪^[4-6]。这一过程可看作是根据目标状态的先验概率和观测值实现目标状态的最大后验概率贝叶斯估计问题。由于实际跟踪中后验概率分布往往具有非线性、非高斯和多模态的特点,因此,限制了卡尔曼滤波方法的使用,而粒子滤波方法可有效解决这一问题^[7-8]。粒子滤波也被称为序贯蒙特卡洛方法,它通过从后验概率中抽取的随机状态粒子来表达其分布,是一种顺序重要性采样法。

在实际跟踪过程中,目标特征模型的选择对于目标识别的准确性和跟踪效果有着直接影响。由于跟踪系统一般具有较严格的实时性要求,因此,计算量过大的特征模型不适用,而计算量较小的特征模型往往忽略了大量细节信息,无法对目标进行准确描述,从而影响跟踪性能^[9-10]。颜色直方图模型由于能够描述目标的全局特征,且具有计算简单的特点故经常用于目标跟踪^[2,9]。传统的颜色直方图适用于目标与背景具有明显差异的跟踪系统中。当背景复杂时,背景与目标颜色相近的像素区域会对目标的识别产生干扰^[9]。上述问题的一种有效解决方法是在直方图模型中融入其他特征信息。例如,文献[11]采用融入了空间信息的相关直方图来描述目标特征,文献[12]将颜色特征与纹理特征相融合,但由于各特征权值均为固定值,因此跟踪精度不高。在此基础上,文献[13]提出了颜色、纹理和边缘三种特征融合的改进方法,并对各特征权值进行自适应调节,进一步提高了目标跟踪的鲁棒性。尽管采用多种辅助特征融合通常能够提高目标描述的精确性,但提取特征必然增加计算量,从而对系统的实时性造成一定影响。另外,当目标处于复杂背景环境

中时,背景区域也会存在与目标的边缘、纹理等辅助特征相似的区域,从而限制了多特征融合机制的效果。

为了能够在不过多增加计算量的情况下有效抑制背景干扰,提高目标跟踪的稳定性,本文通过对比目标与背景直方图的差异,建立了能够突出目标显著性颜色信息的直方图模型,用于计算目标模板与候选区域的相似性,并由此实现了粒子滤波跟踪方法。该方法能够有效抑制背景对目标识别的干扰,提高目标跟踪的稳定性。

2 粒子滤波跟踪原理

粒子滤波是利用蒙特卡洛积分实现递推贝叶斯滤波器的方法,其目的是为了构建状态变量的后验概率密度,主要包括预测和更新两个部分。当状态空间中的粒子数量足够多时,粒子的概率密度函数就逼近于状态的概率密度函数,粒子滤波就逼近于最优贝叶斯估计。设目标状态为 x_{t-1} ,利用后验概率密度 $p(x_t | z_t)$ 可实现其后续状态 x_t 的估计,利用加权的后验样本集表示的后验概率密度 $p(x_t | z_t)$ 为:

$$p(x_t | z_t) \approx \sum_{i=1}^N \bar{\omega}_i^{(i)} \delta(x_t - x_t^{(i)}), \quad (1)$$

其中: N 为粒子数量, $x_t^{(i)}$ 为由状态方程求得的目标状态, δ 为克罗内克函数, $\bar{\omega}_i^{(i)}$ 为归一化权值:

$$\bar{\omega}_i^{(i)} = \omega_i^{(i)} / \sum_{j=1}^N \omega_j^{(i)}, \quad (2)$$

其中 $\omega_i^{(i)}$ 为归一化前的粒子权重:

$$\omega_i^{(i)} \propto p(z_t | x_t^{(i)}). \quad (3)$$

由此可得 t 时刻的状态估计 \hat{x}_t 为:

$$\hat{x}_t = E[x_t | z_t] \approx \sum_{i=1}^N \bar{\omega}_i^{(i)} x_t^{(i)}. \quad (4)$$

由于在目标实时跟踪过程中,相邻帧间目标运动的机动性较小,因此可采用一阶常速方程建立目标运动模型。设包含目标的最小方框图的中心坐标点为 (x, y) ,最小方框图的长和宽分别为 $2h_x$ 和 $2h_y$,目标在 x 和 y 方向的运动速度分别为 \dot{x} 和 \dot{y} ,由此构造出目标的状态向量为:

$$\mathbf{S} = [x, \dot{x}, y, \dot{y}, h_x, h_y]^T. \quad (5)$$

设系统的采样周期为 T , W_t 为多变量的高斯白噪声, 则可建立目标状态变化模型为:

$$\mathbf{S}_t = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{S}_{t-1} + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{W}_t. \quad (6)$$

由于跟踪过程中目标大小的随机变化较大, 因此取 (h_x, h_y) 为随机扰动模型。

3 基于显著性的目标直方图模型

由于利用 RGB 颜色空间建立目标模型易受光照的影响, 因此本文在 HSV 颜色空间中选择 H(色调)分量建立目标模型, 这样既可减少光照的影响, 又可减少跟踪方法的计算量, 提高模型的稳定性。

将色调特征划分为 m 个等级, 目标中各像素的位置坐标为 $\{(x_i, y_i)\}$, $i=1, 2, \dots, s$ 。其对应的色调特征值为 $b(x_i, y_i)$, 基本的色调直方图模型 $\mathbf{q} = \{q_u\}$, $u = 1, 2, \dots, m$:

$$q_u = \sum_{i=1}^s \delta[b(x_i, y_i) - u]. \quad (7)$$

当目标与背景色调具有明显差异时, 利用基本色调直方图模型就可以很好地将目标从背景中区分出来, 但当背景中存在与目标相似的色调时, 背景将会对目标识别产生较大的干扰, 从而降低目标跟踪的性能。

为了抑制背景对目标识别的影响, 可对组成目标的色调等级进行显著性分析, 既背景区中像素数量越少的色调等级, 显著性越高, 因为这些色调等级易于将目标从背景中区分出来, 应成为识别目标的主要色调等级。而背景区中像素数量较多的色调等级的显著性越低, 因为这些色调等级很容易混淆背景与目标之间的特征, 在目标识别中应降低这些色调等级所起的作用。由此可建立起基于显著性的色调直方图模型。

将确定出的目标区向四周扩展出一定的区域, 称之为背景区, 对背景区的色调等级按照目标

区的色调等级进行划分, 由此建立起背景区的直方图模型 $\mathbf{r} = \{r_u\}$, $u = 1, 2, \dots, m$:

$$r_u = \sum_{i=1}^s \delta[b'(x_i, y_i) - u], \quad (8)$$

其中: $b'(x_i, y_i)$ 是背景区坐标位置为 (x_i, y_i) 像素点的色调特征值。

确定各色调等级的显著性程度 h_u :

$$h_u = 1 - \frac{r_u}{\sum_{v=1}^m r_v}. \quad (9)$$

确定各色调等级显著性加权系数 ω_u :

$$\omega_u = h_u \exp\left[-\frac{(h_u - 1)^2}{2\sigma^2}\right], \quad (10)$$

其中 σ 为抑制系数, σ 越小, 对显著性程度低的色调等级的抑制越明显, 也就是对背景的干扰作用抑制越强。

由此可得显著性色调直方图模型 $\mathbf{q}' = \{q'_u\}$, $u = 1, 2, \dots, m$:

$$q'_u = \omega_u \cdot q_u = \sum_{i=1}^s \omega_u \cdot \delta[b(x_i, y_i) - u]. \quad (11)$$

上述显著性直方图突出了目标特有色调的作用, 由于目标特有色调等级能够很容易地将目标从背景中区分出来, 因此, 使用该模型能够在目标识别过程中有效抑制背景色调的影响, 从而提高目标识别的准确性。

4 基于显著性直方图的粒子滤波跟踪

利用上述基于显著性特征的直方图建立目标模型, 采用粒子滤波方法实现目标跟踪, 算法描述如下:

Step1. 参数初始化。时间 $t=0$, 手动选定初

始目标区域,初始化粒子数为 N ,初始化状态分布 $x_0^{(i)} \sim p(x_0)$,每个粒子具有相同权值,即第 i 个粒子的权值 $\bar{\omega}_0^{(i)} = 1/N$,这样,粒子集可表示为 $\{x_0^{(i)}, \bar{\omega}_0^{(i)}\}_{i=1}^N$,利用式(11)所建立目标的显著性直方图模型。

Step2. 利用式(6)进行采样,得到新的粒子集 $\{x_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

Step3. 更新粒子权值。设利用式(11)建立的目标模板的显著性直方图为 $q'_0 = \{q'_{0u}\}_{u=1,2,\dots,m}$,第 j 个粒子所在目标候选区的显著性直方图为 $q'_j = \{q'_{ju}\}_{u=1,2,\dots,m}$,二者的 Bhattacharyya 系数为:

$$\rho[q'_0, q'_j] = \sum_{u=1}^m \sqrt{q'_{0u}q'_{ju}}. \quad (12)$$

二者的相似程度可表示为:

$$d[q'_0, q'_j] = \sqrt{1 - \rho[q'_0, q'_j]}, \quad (13)$$

$d[q'_0, q'_j]$ 的值越小,模板与候选粒子区的相似度越大,则该区域为跟踪目标的可能性就越大。粒子的观测似然函数设计为:

$$p(z_t | x_t^{(j)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{d^2[q'_0, q'_j]}{2\sigma^2}\right], \quad (14)$$

其中, σ 为方差。粒子权重的递推公式为:

$$\omega_t^{(j)} = \omega_{t-1}^{(j)} p(z_t | x_t^{(j)}). \quad (15)$$

归一化的权重结果为:

$$\bar{\omega}_t^{(j)} = \frac{\omega_t^{(j)}}{\sum_{i=1}^N \omega_t^{(i)}}. \quad (16)$$

Step4. 重采样计算。

计算 $N_{\text{eff}} = 1/\sum_{j=1}^N (\bar{\omega}_t^{(j)})^2$,如果 $N_{\text{eff}} < N_{\text{th}}$,

则复制高权值的粒子而舍去低权值的粒子,得到 N 个新粒子,并定义新粒子权值为 $1/N$;否则不执行重采样。

Step5. 状态估计为:

$$\hat{x}_t = \sum_{j=1}^N \bar{\omega}_t^{(j)} x_t^{(j)}. \quad (17)$$

Step6. $t = t + 1$,返回 Step2。

本文提出基于显著性直方图建立目标模型的粒子滤波方法,突出了目标特有的颜色信息的识别作用,能够用于解决复杂背景下的目标跟踪问题。

5 实验结果分析

采用本文方法进行目标跟踪实验,并与标准粒子滤波跟踪方法以及基于多特征融合的粒子滤波跟踪方法^[13]进行对比。跟踪实验在 Intel Corei5-4210M, 2.60GHz 的 PC 机上运行,采用 VS2010+OPENCV2.4.9 作为开发工具。

5.1 车辆目标跟踪实验

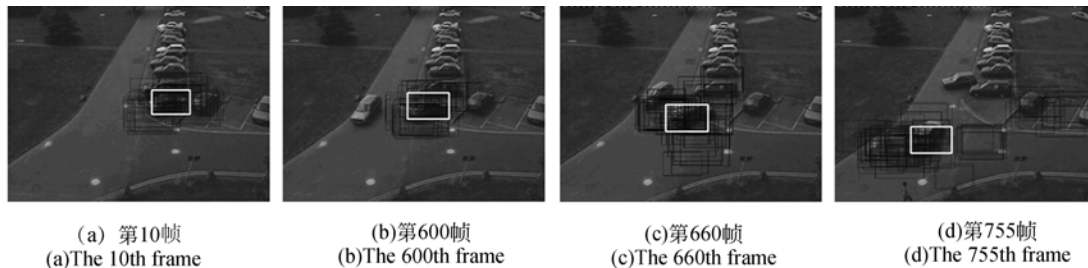
选用 PETS2001 标准测试库中 camera2. mov 视频中的运动车辆作为目标,粒子数量选择为 $N = 100$ 。图 1 中的白色框为首帧图像中所选定的被跟踪目标区。



图 1 跟踪目标区

Fig.1 Target area for tracking

图 2 为采用标准粒子滤波方法所得的跟踪结果,图 3 为采用多特征融合粒子滤波跟踪方法所得的跟踪结果,图 4 为采用本文方法所得的跟踪结果。



(a) 第10帧
(a)The 10th frame

(b)第600帧
(b)The 600th frame

(c)第660帧
(c)The 660th frame

(d)第755帧
(d)The 755th frame

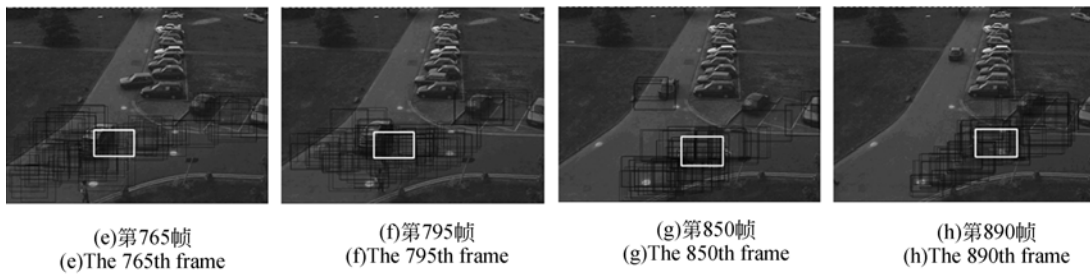


图 2 标准粒子滤波跟踪结果

Fig. 2 Tracking results of basic particle filter method

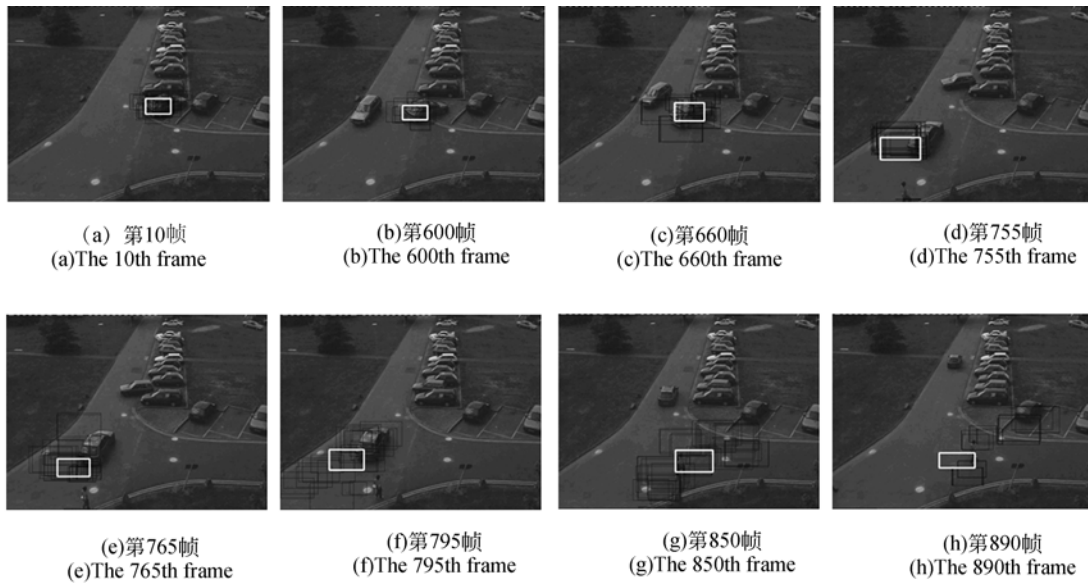


图 3 多特征融合的粒子滤波跟踪结果

Fig. 3 Tracking results of particle filter method based on fusing multiple features

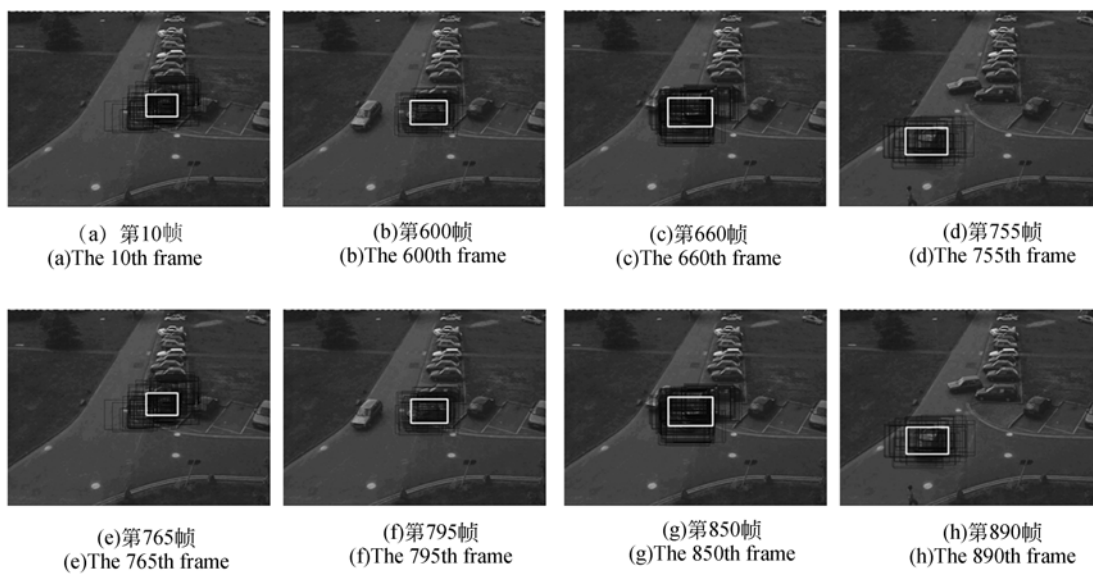


图 4 本文方法跟踪结果

Fig. 4 Tracking results of proposed method

图 2~图 4 中黑色细线框表示粒子位置,白色框为跟踪结果。从跟踪结果可见,跟踪图像光线整体较暗,被跟踪目标与背景区(除被跟踪目标之外的所有区域,包括其他车辆等)具有大量的相似颜色区域,因此,背景会对目标识别产生很大干扰,标准粒子滤波方法很难完成目标的长时间有效跟踪。而背景区中其他车辆的边缘、纹理等特征由于与被跟踪目标相似,因此,采用多特征融合方法建立的目标模型与背景区域仍然具有很大的相似性,因此,跟踪性能改善并不明显。

本文方法虽然只利用了目标中的色调(H)信息,但通过对比分析目标与背景的色调分布能够确定出易于识别目标的显著性色调等级,由此建立的显著性色调直方图模型能够较准确地描述被跟踪目标的显著特征,弱化了其与背景区相似特征的描述,因此能够有效抑制背景对目标识别的干扰,提高了目标识别的有效性,能够获得较好的

跟踪效果。

5.2 行走人体目标跟踪实验

针对 PETS2001 标准测试库 camera1. mov 视频中行走人体进行跟踪。初始帧图像中所选定的目标区如图 5 中的白色方框所示。

图 6 给出了标准粒子滤波跟踪结果,图 7 给出了基于多特征融合的粒子滤波跟踪结果,图 8 为采用本文方法所得到的目标跟踪结果。



图 5 跟踪目标区
Fig. 5 Tracking target area

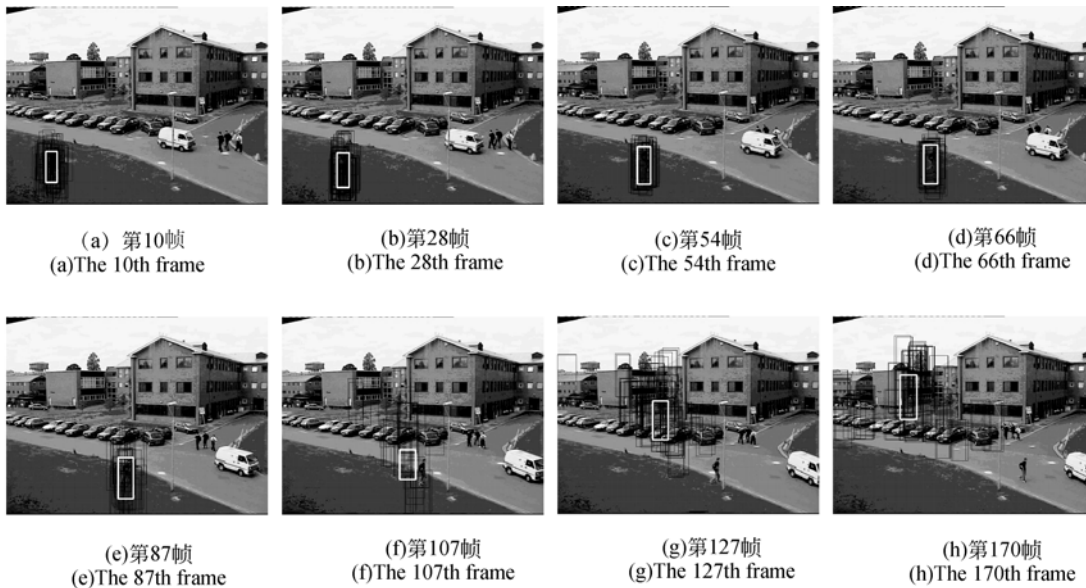
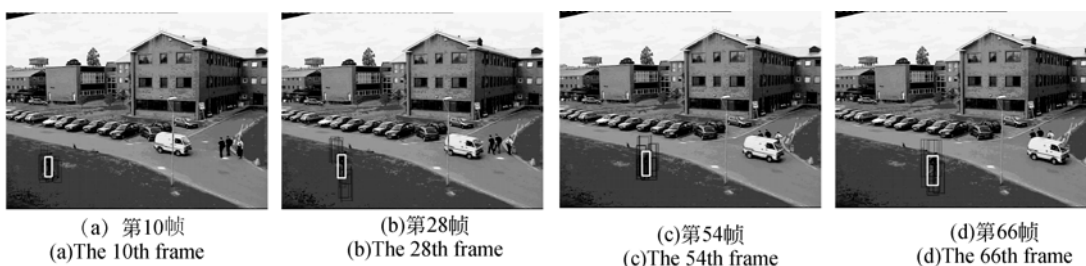


图 6 标准粒子滤波跟踪结果
Fig. 6 Tracking results of basic particle filter method



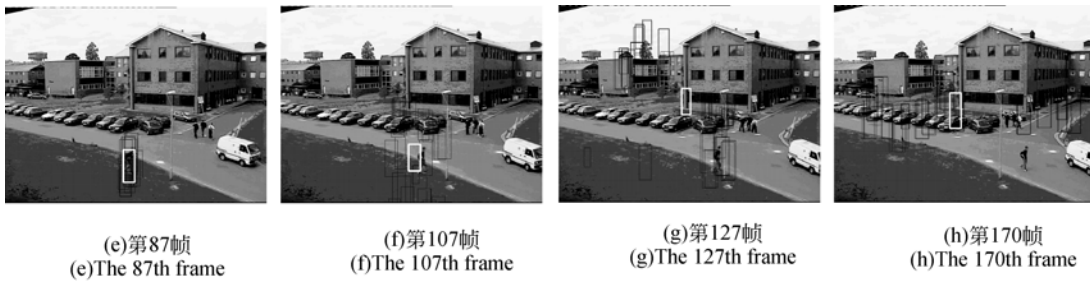


图 7 多特征融合的粒子滤波跟踪结果

Fig. 7 Tracking results of particle filter method based on fusing multiple features

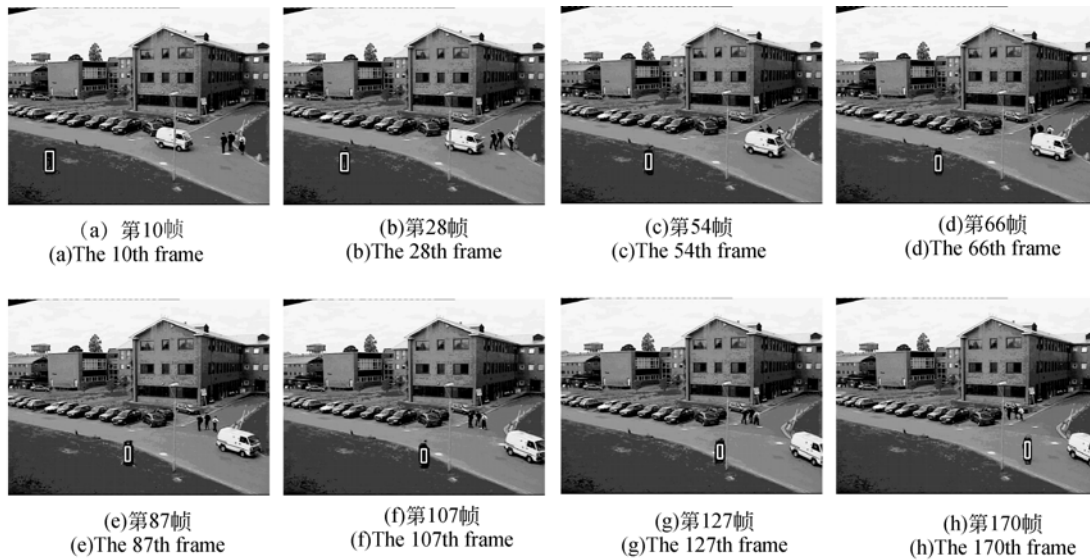


图 8 本文方法跟踪结果

Fig. 8 Tracking results of proposed method

由于人身上的衣服颜色与背景草地相似,被跟踪目标大部分颜色区域淹没在背景中。故利用传统的直方图模型无法区分目标与背景的差异,背景对目标识别产生极大干扰,跟踪过程中目标很快丢失。基于多特征融合的粒子滤波方法虽然能够利用纹理、边缘等辅助特征提高目标建模精度,但当目标与背景的辅助特征区分不明显时,该方法也无法实现长时有有效的跟踪。而采用本文提出的显著性色调直方图模型描述目标,能够有效突出跟踪目标的特有特征,忽略目标与背景的共有特征,因此能够提高目标识别能力,例如从图 8 中可以清楚的看到,相对于前两种方法,本文方法中的粒子主要集中在目标上,可以较好地锁定目标区域。

5.3 运算时间对比

上述目标跟踪实验的运算时间对比如表 1 所示。

表 1 单帧平均跟踪运算时间

Tab. 1 Computation time for tracking single frame(ms)

实验	标准粒子滤波	多特征融合 粒子滤波 ^[13]	本文方法
车辆目标跟踪	5.2	39.5	4.4
人体目标跟踪	3.7	23.9	2.6

由表 1 可见,本文方法的运算时间最短,而多特征融合的粒子滤波方法的运算时间最长。这是由于标准粒子滤波方法采用的直方图模型虽然建模机理简单,建模过程运算量少,但从图 2 和图 6 可见,其由于模型描述不准确,目标识别过程易受背景干扰,目标定位不够准确,因此粒子尺寸较大,造成跟踪运算时间比本文方法略长。而本文方法在建模过程中仅增加了目标显著性特征直方图的计算,并不需要提取其他的辅助特征,计算量增加不大,而且由于目标识别较准确,跟踪过程中

粒子尺寸较少,因此单帧平均跟踪时间最短。基于多特征融合的粒子滤波方法在跟踪过程中需要不断提取跟踪图像的多种辅助特征,这需要较大的运算量,而在复杂背景跟踪过程中,模型准确性改善并不明显,粒子尺寸也较大,因此运算时间最长。

另外,标准粒子滤波和本文方法的运行时间均远小于 40 ms,能够满足电视跟踪系统实时性的跟踪要求,而多特征融合方法虽然平均运算时间小于 40 ms,但存在大于 40 ms 的处理帧,因此跟踪实时性不能完全保障。综上所述,对于复杂背景下的目标跟踪问题,本文方法具有很好的适用性。

6 结 论

本文提出了一种基于显著性直方图模型的粒子滤波跟踪方法,通过强化显著性色调信息在目标建模和识别中的作用来抑制背景对目标识别的

干扰。根据跟踪对比实验可知,标准粒子滤波方法适用于目标与背景具有明显差异的情况,而多特征融合的粒子滤波方法适用于简单背景下的目标跟踪,例如文献[13]中所给出的对蓝天中飞机的跟踪或人脸(肤色)的跟踪,即背景辅助特征对目标不易造成干扰时,采用多特征融合粒子滤波方法能够在一定程度上改善跟踪性能。但对于复杂背景下的目标跟踪问题,标准粒子滤波方法和多特征融合的粒子滤波方法对背景干扰的抑制能力有限。而本文方法利用易于区分目标的显著性色调实现目标的识别与跟踪,通过减弱非显著性色调的权重来有效抑制背景对目标识别的干扰,从而可有效提高目标跟踪的稳定性。而且,本文方法在建模过程中计算量增加不多。与标准粒子滤波方法相比,本文方法由于目标定位准确,粒子尺寸小,单帧跟踪运算时间能够进一步减少,单帧平均跟踪时间小于 5ms,满足跟踪系统实时性的要求。

参考文献:

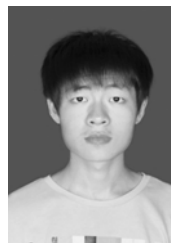
- [1] 於俊,汪增福,李睿. 一种同步人脸运动跟踪与表情识别算法[J]. 电子学报, 2015, 43(2): 371-376.
YU J, WANG Z F, LI R. A simultaneous facial motion tracking and expression recognition algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(2): 371-376. (in Chinese)
- [2] 修春波,魏世安,万蓉凤. 二维联合特征模型的自适应均值漂移目标跟踪[J]. 光电子·激光, 2015, 26(2): 342-351.
XIU CH B, WEI SH A, WAN R F. CamShift target tracking based on two-dimensional joint characteristics [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2015, 26(2): 342-351. (in Chinese)
- [3] 袁广林,薛模根. 基于主分量寻踪的鲁棒视觉跟踪[J]. 电子学报, 2015, 43(3): 417-423.
YUAN G L, XUE M G. Robust visual tracking via principal component pursuit [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(3): 417-423. (in Chinese)
- [4] 李一芒,何昕,魏仲慧,等. 采用降维技术的红外目标检测与识别[J]. 光学精密工程, 2013, 21(5): 1297-1303.
LI Y M, HE X, WEI ZH H, et al. Infrared target detection and recognition using dimension reduction technology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(5): 1297-1303. (in Chinese)
- [5] 孙晓燕,常发亮. 梯度特征稀疏表示目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2013, 21(12): 3191-3197.
SUN X Y, CHANG F L. Object tracking based on sparse representation of gradient feature [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(12): 3191-3197. (in Chinese)
- [6] 黄伟国,顾超,朱忠奎. 用于目标识别的 PAC-SC 形状匹配算法[J]. 光学精密工程, 2013, 21(8): 2103-2110.
HUANG W G, GU CH, ZHU ZH K. PAC-SC shape matching for object recognition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(8): 2103-2110. (in Chinese)
- [7] YI SH Y, HE ZH Y, YOU X G, et al. Single object tracking via robust combination of particle filter and sparse representation [J]. *Signal Processing*, 2015, 110(SI): 178-187.
- [8] WALIA G S, KAPOOR R. Intelligent video target tracking using an evolutionary particle filter based upon improved cuckoo search [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(14): 6315-6326.
- [9] 修春波,卢少磊,任晓. 基于微分信息融合的 Mean Shift 改进跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术,

- 2014,36(5):1004-1009.
- XIU CH B, LU SH L, REN X. Improved Mean Shift tracking algorithm based on differential information[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014,36(5):1004-1009. (in Chinese)
- [10] 李翠芸,曹满男,廖良雄,等. 高斯粒子 PHD 滤波的多个弱小目标 TBD 算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2015,37(4):740-745.
- LI C Y, CAO X N, LIAO L X, *et al.*. Track-before-detect using Gaussian particle probability hypothesis density[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015,37(4):740-745. (in Chinese)
- [11] 张涛,费树岷,李晓东,等. 基于色彩相关直方图的粒子滤波跟踪算法[J]. *系统仿真学报*, 2009,21(17):5423-5426.
- ZHANG T, FEI SH M, LI X D, *et al.*. Tracking algorithm based on color correlogram using particle filter [J]. *Journal of System Simulation*, 2009, 21(17):5423-5426. (in Chinese)
- [12] 高秀斌,丁盼盼,蒋长帅,等. 一种基于多特征融合的粒子滤波目标跟踪算法[J]. *扬州大学学报:自然科学版*, 2013,16(1):57-60.
- GAO X B, DING P P, JIANG CH SH, *et al.*. A particle filter object tracking algorithm based on multi-feature fusion[J]. *Journal of Yangzhou University: Natural Science Edition*, 2013,16(1):57-60. (in Chinese)
- [13] 杨欣,刘加,周鹏宇,等. 基于多特征融合的粒子滤波自适应目标跟踪算法[J]. *吉林大学学报:工学版*, 2015,45(2):533-539.
- YANG X, LIU J, ZHOU P Y, *et al.*. Adaptive particle filter for object tracking based on fusing multiple features [J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2015,45(2):533-539. (in Chinese)

作者简介:



修春波(1978—),男,黑龙江肇州人,博士,副教授,2005年于北京理工大学获得博士学位,主要从事人工神经网络及目标识别方面的研究。E-mail: xiuchunbo@tjpu.edu.cn



何慧尧(1992—),男,湖南常德人,硕士研究生,2014年于天津工业大学获得学士学位,主要从事机器视觉与目标检测方面的研究。E-mail: 2505172930@qq.com