

文章编号:1007-2780(2016)06-0595-09

基于颜色和边缘直方图的多目标跟踪

张 雷^{1,2,3*}, 王延杰¹, 孙宏海¹, 姚志军¹, 何舒文^{1,2,3}

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 北方自动控制技术研究所, 山西 太原 030006)

摘要:为了解决基于颜色直方图的多目标跟踪方法对复杂场景适应能力差,容易丢失目标的问题,文中提出一种将颜色直方图与边缘方向直方图相结合的多目标跟踪方法。该方法首先采用一种分块连通域标记方法进行多目标提取,并获得目标的颜色、边缘特征;然后融合目标颜色与边缘两种特征来描述目标的外观模型;最后对跟踪过程中的目标模板进行更新。实验结果表明,该方法对于目标在尺度、光照、姿态发生变化以及目标发生旋转情况下能够实现目标的稳定跟踪,具有很强的鲁棒性。实验中对 3 组挑战性的视频序列进行了测试,目标数目选定为 2 个,目标窗口大小为 64 pixels×64 pixels 的情况下,本文方法跟踪速度最高可达 20 fps,基本上可以满足实时性的跟踪需求。

关 键 词:多目标跟踪;颜色-边缘直方图;连通域标记

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20163106.0595

Color and edge histogram based multi-target tracking

ZHANG Lei^{1,2,3*}, WANG Yan-jie¹, SUN Hong-hai¹, YAO Zhi-jun¹, HE Shu-wen^{1,2,3}

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;*

3. *North Automatic Control Technology Research Institute, Taiyuan 030003, China*)

Abstract: In order to solve the problem that the color-histogram based multi-target tracking is poorly adaptive to the complex scene and easy to lose the target, a multi-target tracking which combines the color-histogram and edge-direction-histogram is proposed in this paper. Firstly, the algorithm adopts a cell-based connected component labeling algorithm to extract the multiple targets and obtains the color and edge features of the targets. Then we combine the color and edge features to describe the target appearance models. Finally, the target models are updated in the tracking process. The experimental results show that the algorithm can complete the stable tracking when the target undergoes the scale variation, illumination changes, pose variation and rotation. And the algorithm has a strong robustness. We perform our algorithm on 3 challenging video sequences in the experiment, when the targets number is chosen to 2 and the target window size is 64 pixels×64 pixels, the maximum speed of our approach can reach 20 fps and it can mainly satisfy the real-time tracking requirement.

收稿日期:2015-07-22; **修订日期:**2015-08-23.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2014AA7031010B)

Supported by National High Technology Research and Development Program of China (No. 2014AA7031010B)

* 通信联系人, E-mail: zhanglei8080@126.com

Key words: multi-target tracking; color-edge histogram; connected component labeling

1 引言

目标跟踪是计算机视觉研究领域的重要组成部分,广泛应用于视频监控、行为识别及国防安全等领域^[1]。目标跟踪的本质是将非平稳的、随时间变化的目标和背景图像流进行处理,提取出图像流中目标的信息^[2]。在视频序列中如何实现对目标进行稳健、实时跟踪,是计算机视觉领域的热点问题^[3]。近年来涌现出很多跟踪方法,但由于现实世界中的复杂性,在跟踪过程中目标会发生旋转等各种形态变化,同时也会受到光照变化、背景干扰等影响,因此能够实现目标的稳定跟踪比较困难^[4]。为解决这些问题提出了许多方法,大体上可分为两种:一种是基于特征模型匹配的方法;另一种是基于运动参数估计的随机方法。特征模型匹配的方法需要合适的模型来表征运动目标,迄今有许多目标表征的方法已经被提出^[5-7],而基于运动参数估计的方法采用状态空间来描述被跟踪系统的运动特性。

颜色直方图由于不含有目标的空间信息,因而对于视轴的变换和旋转具有不变性,随着视角和尺度的变化很慢,在遮挡情况下也不是很敏感。基于这些性质可以用于描述目标,为此出现了许多基于颜色直方图的跟踪算法如基于 mean shift 的算法^[8-9]、颜色相关跟踪^[10]、基于颜色的粒子滤波^[11]、基于颜色直方图的多目标跟踪算法^[12]等。然而这些算法对于光照发生突变、背景干扰、多目标间的干扰等比较敏感。

边缘方向直方图,是对目标物体中边缘点的边缘方向一种分布统计,已经被用来描述表达目标物体^[4],并被实践证明具有快速运算和鲁棒的

特点,而且能够有效应对光照变化和背景颜色变化的干扰。

为解决目标移动速度较快和多目标跟踪中目标间的干扰问题,可以将连通域标记引入到多目标跟踪中,连通域标记算法很多如 Rosenfeld 的标记算法^[13]、Haralick 标记算法^[14]、Haralick 标记改进算法^[15]、2 次扫描快速改进方法^[16]等,然而这些算法的计算量较大。

Qingyi Gu 等^[12]提出了一种基于颜色直方图的多目标跟踪算法,并采用了一种高效的分块连通域标记方法。本文在此方法的基础上,对其进行了两点改进,一是对其中连通域标记算法进行了修改;二是引入边缘方向直方图特征来描述目标模型,从而提出了一种基于颜色-边缘直方图的多目标跟踪方法。

2 基于颜色-边缘直方图的多目标提取

2.1 颜色-边缘直方图计算与性质

由于 RGB 空间对光照变化很敏感,为了减少光照的影响,将输入图像转换到 HSV 颜色空间得到 $H(x, y)$ 、 $S(x, y)$ 、 $V(x, y)$ 三分量,再进行后续处理:

(1) 将 HSV 颜色空间图像进行二值化得到二值图像 $B(x, y)$;

(2) 对 H 分量采样,将 HSV 颜色空间划分成 I 个色调块区域,得到色调 i 的二值图像 $C_i(x, y)$, 其中 $i=1, \dots, I$;

(3) 对 $B(x, y)$ 进行 Sobel 边缘提取得到图像 $Be(x, y)$, 梯度方向为 θ , ($\theta \in [0, \pi]$), 将边缘方向均匀划分为 I 等分, 得到方向 i 的边缘图像 $Ce_i(x, y)$ ($i=1, \dots, I$);

$$B(x, y) = \begin{cases} 1 & H(x, y) \in [thl, thh], S(x, y) \geq ths, V(x, y) \geq thv \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (1)$$

$$C_i(x, y) = \begin{cases} 1 & H(x, y) \in [(i-1) \times d, i \times d], S(x, y) \geq ths, V(x, y) \geq thv \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

$$Ce_i(x, y) = \begin{cases} 1 & Be(x, y) = 1, \theta \in [(i-1) \times d_1, i \times d_1] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3)$$

其中 thl, thh 分别为 H 分量最小与最大阈值, ths 为 S 分量阈值, thv 为 V 分量阈值, $d = \frac{H_{\max}}{I}$, $(H(x, y) \in [0, H_{\max}]), d_1 = \frac{\pi}{I}$.

对于 $M \times N$ 的二值图像 $B(x, y)$, 将其划分成 $N_1 \times N_2$ 块 $n \times n$ 的子图像 $B'_{pq}(x, y) (p=0, \dots, N_1-1, q=0, \dots, N_2-1)$, 标记后获得区域为 $O_k (k=1, \dots, L)$, 对应的颜色直方图、边缘方向直方图及矩特征分别为 $Q_i(O_k), Qe_i(O_k), M_{cd}(O_k)$, 其中 $M=n \times N_1, N=n \times N_2, c, d$ 为矩的阶数。则有如下关系:

$$B'_{pq}(x, y) = \left\{ (x, y) \mid (p \times n + s, q \times n + t), 0 \leq s \leq n-1, 0 \leq t \leq n-1 \right\}. \quad (4)$$

(1) 图像 $B(x, y)$ 区域 Γ 的 $c+d$ 阶矩为:

$$M_{cd}(\Gamma) = \sum_x \sum_y x^c y^d B(x, y), (x, y) \in \Gamma. \quad (5)$$

(2) 图像 $B(x, y)$ 区域 Γ 的颜色直方图为:

$$Q_i(\Gamma) = \sum_x \sum_y C_i(x, y), (x, y) \in \Gamma, i=1, \dots, I. \quad (6)$$

(3) 图像 $B(x, y)$ 区域 Γ 的边缘方向直方图为:

$$Qe_i(\Gamma) = \sum_x \sum_y Ce_i(x, y), (x, y) \in \Gamma, i=1, \dots, I. \quad (7)$$

由于矩特征和直方图的计算具有叠加性, 故对于将 Γ 分成 K 个子区域 $\Gamma_0, \dots, \Gamma_{K-1}$, 则有:

$$M_{cd}(\Gamma) = \sum_{k=0}^{K-1} M_{cd}(\Gamma_k), \quad (8)$$

$$Q_i(\Gamma) = \sum_{k=0}^{K-1} Q_i(\Gamma_k), \quad (9)$$

$$Qe_i(\Gamma) = \sum_{k=0}^{K-1} Qe_i(\Gamma_k). \quad (10)$$

从而可知对于图像中某一区域的矩特征、颜色及边缘直方图可以通过将组成该区域的若干子区域的矩特征、颜色及边缘直方图累加求和获得, 这为目标提取过程计算矩特征、颜色及边缘直方图提供了理论依据。

2.2 基于颜色-边缘直方图的连通域标记多目标提取

传统的连通区域标记方法通常要对二值图像执行二次扫描。第一次扫描通过逐行逐列扫

描像素来判断像素之间的邻域关系, 对属于同一连通区域的像素赋予相同的连通标号。这种逐行逐列的次序扫描的结果, 通常会产生同一像素点被重复标记的现象, 同一连通区域的不同子区域被赋予了不同的标记号。第二次扫描消除重复性的标记, 合并属于同一连通区域的而具有不同标记号的子区域。传统方法的效率非常低, 尤其是在重复性标记发生率高的情况下, 效率更低。依据文献[13]中的思想提出一种分块标记方法, 使用分块标记的多目标直方图提取过程如图1所示。

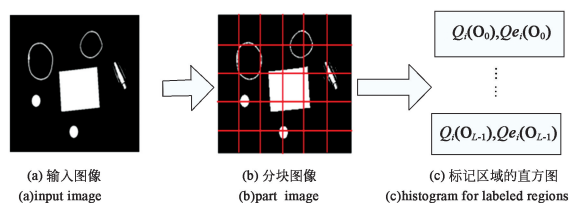


图1 使用分块标记的多目标直方图提取过程

Fig. 1 Multi-target histogram extraction using cell-based labeling

Step1: 对二值图像进行分块, 利用式(4)、(5)计算每块图像 $B'_{pq}(x, y)$ 的矩特征 $M_{00}(B'_{pq}(x, y)), M_{01}(B'_{pq}(x, y)), M_{10}(B'_{pq}(x, y))$ 、颜色直方图 $Q_i(B'_{pq}(x, y))$ 及边缘直方图 $Qe_i(B'_{pq}(x, y))$;

Step2: 对划分后的 $N_1 \times N_2$ 个块图像进行标记, 需要复杂度为 $O(N_1 \times N_2)$ 的计算, 而基于像素的连通域标记需要复杂度为 $O(M \times N)$ 的计算。对分块后的图像从左上角的块图像到右下角的块图像逐块进行扫描, 同时判断 $M_{00}(B'_{pq}(x, y))$ 是否大于设定阈值 T 来决定块 $B'_{pq}(x, y)$ 是否被标记, 若被标记则记为 $P=1$, 否则 $P=0$ 。即:

$$P = \begin{cases} 1, & M_{00}(B'_{pq}(x, y)) \geq T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (11)$$

(1) 对块图像 $B'_{pq}(x, y)$ 初步标记

不考虑图像第一行和第一列的块, 初始化标记为0; 若 $P=1$ 则当前块图像 $B'_{pq}(x, y)$ 需要被标记, 假设① $P_{pq}, tlab_{pq}, lab_{pq}$ 分别表示分块后图像第 q 行第 p 列的块图像的 P 、初步块标记号、块

标号($p=0, \dots, N_1-1, q=0, \dots, N_2-1$); ② $q_i(k)$ 、 $qe_i(k)$ 、 $m_{cd}(k)$ 分别表示标号为 k 的块的颜色直方图、边缘方向直方图、矩特征($k=1, \dots, L, i=1, \dots, I$)。对于 4 邻域标记方法, 考虑如下 5 种情况:

(a) $P_{pq-1}=0, P_{p-1q}=0$ 则:

$tlab_{pq} = \text{new}(\text{new 为新的标号, 初始值选为 } 1), \text{new} = \text{new} + 1,$

$$\begin{cases} q_i(tlab_{pq}) = Q_i(B'_{pq}(x, y)) \\ qe_i(tlab_{pq}) = Qe_i(B'_{pq}(x, y)) \\ m_{cd}(tlab_{pq}) = M_{cd}(B'_{pq}(x, y)) \end{cases} \quad (12)$$

(b) $P_{pq-1}=1, P_{p-1q}=0$ 则:

$$\begin{cases} tlab_{pq} = lab_{pq-1} \\ q_i(tlab_{pq}) = q_i(lab_{pq-1}) + Q_i(B'_{pq}(x, y)) \\ qe_i(tlab_{pq}) = qe_i(lab_{pq-1}) + Qe_i(B'_{pq}(x, y)) \\ m_{cd}(tlab_{pq}) = m_{cd}(lab_{pq-1}) + M_{cd}(B'_{pq}(x, y)) \end{cases} \quad (13)$$

(c) $P_{pq-1}=0, P_{p-1q}=1$ 则:

$$\begin{cases} tlab_{pq} = lab_{p-1q} \\ q_i(tlab_{pq}) = q_i(lab_{p-1q}) + Q_i(B'_{pq}(x, y)) \\ qe_i(tlab_{pq}) = qe_i(lab_{p-1q}) + Qe_i(B'_{pq}(x, y)) \\ m_{cd}(tlab_{pq}) = m_{cd}(lab_{p-1q}) + M_{cd}(B'_{pq}(x, y)) \end{cases} \quad (14)$$

(d) $P_{pq-1}=1, P_{p-1q}=1, tlab_{p-1q} = lab_{pq-1}$ 则:

$$\begin{cases} tlab_{pq} = tlab_{p-1q} \\ q_i(tlab_{pq}) = q_i(tlab_{p-1q}) + Q_i(B'_{pq}(x, y)) \\ qe_i(tlab_{pq}) = qe_i(tlab_{p-1q}) + Qe_i(B'_{pq}(x, y)) \\ m_{cd}(tlab_{pq}) = m_{cd}(tlab_{p-1q}) + M_{cd}(B'_{pq}(x, y)) \end{cases} \quad (15)$$

(e) $P_{pq-1}=1, P_{p-1q}=1, tlab_{p-1q} \neq lab_{pq-1}$ 则:

$$\begin{cases} tlab_{pq} = lab_{\min} \\ q_i(tlab_{pq}) = q_i(tlab_{p-1q}) + q_i(tlab_{pq-1}) + Q_i(B'_{pq}(x, y)) \\ qe_i(tlab_{pq}) = qe_i(tlab_{p-1q}) + qe_i(tlab_{pq-1}) + Qe_i(B'_{pq}(x, y)) \\ m_{cd}(tlab_{pq}) = m_{cd}(tlab_{p-1q}) + m_{cd}(lab_{pq-1}) + M_{cd}(B'_{pq}(x, y)) \\ R(lab_{\max}) = tlab_{pq} \end{cases} \quad (16)$$

其中 $lab_{\min}$ 、 $lab_{\max}$ 分别为 $tlab_{p-1q}$ 与 lab_{pq-1} 中的最小者与最大者, $R(k)$ 用作缓存, 初始化为 $R(k)=k, k=1, \dots, L$, 下一步(2)中将频繁用到。

(2) 对每行块图像更新标记

若标记完当前行 $q(q=0, \dots, N_2-1)$ 中的所

有块图像时, 在标记下一行之前需要对当前行的标记存储, 同时对(1)中(e)的情况更新标记。更新过程如下:

$$\begin{aligned} lab_{iq} &= R(R(tlab_{iq})) \\ (i &= N_1-1, \dots, 0) \end{aligned} \quad (17)$$

(3) 对每块图像更新标记

(1)、(2) 完成之后对具有‘U’形部分的目标却不能正确标记, 为了提高目标提取准确性, 进行了如下改进: 若 $lab_{pq} \neq 0$, 则有更新:

$$lab_{pq} = R(R(tlab_{pq})), \quad (18)$$

其中 $p=0, \dots, N_1-1, q=0, \dots, N_2-1$ 。

改进中增加了一次更新过程, 于此同时增加了复杂度为 $O(N_1 \times N_2)$ 的运算量, 相对于原算法增加的并不大, 另外还可通过调整分块大小来降



(a) 原图像

(a) Original image



(b) 原方法标记结果

(b) The labeled result for original algorithm



(c) 本文方法标记结果

(c) The labeled result for this paper's algorithm

图 2 标记结果

Fig. 2 The labeled results

低运算复杂度。图2为对 512×512 的二值图像进行标记,取 $n=4, T=1$,改进前后标记的效果图如图2所示,其中每一种颜色代表一个目标,从图中可看出改进前对于具有‘U’形部分的目标标记错误,而改进后标记正确。

3 颜色-边缘直方图多目标跟踪

目标直方图模型是跟踪区域图像特征分布的近似表示,在Mean Shift跟踪算法中,通常用颜色直方图来表示目标。根据用户选择区域得到的模型,称为目标模型 $\hat{q}_u$ 。在随后的视频序列中,会得到一个目标的候选区域,计算其相应的颜色直方图,称之为目标候选模型 $\hat{p}_u(y)$, y 为该候选区域的中心,

两模型之间的Bhattacharyya系数为:

$$\rho = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u} \quad (19)$$

Bhattacharyya系数是散度类型的测度,有着直观的几何意义。它是 m 维特征向量 $(\sqrt{\hat{p}_1}, \dots, \sqrt{\hat{p}_m})^T$ 和 $(\sqrt{\hat{q}_1}, \dots, \sqrt{\hat{q}_m})^T$ 之间夹角的余弦^[3],其值在 $0 \sim 1$ 。 $\rho(\hat{p}(y), \hat{q})$ 的值越大,表示两个模型越相似。为此,依据此思路,本文通过颜色与边缘特征来描述目标模型与候选目标模型,并采用加权融合法将二者的相似度函数融合在一起,共同来筛选候选目标。

归一化颜色直方图的计算:

$$Q'_i(O_k) = \frac{Q_i(O_k)}{\sum_{i=1}^I Q_i(O_k)} \quad (20)$$

归一化边缘直方图的计算:

$$Q'e_i(O_k) = \frac{Qe_i(O_k)}{\sum_{i=1}^I Qe_i(O_k)} \quad (21)$$

假设帧 f 的候选目标集为 $C_r(f)$,跟踪目标集为 $T_r(f)$,跟踪过程的具体步骤如下所示:

(1):在初始帧中,选择要跟踪的目标 Ref_r ,获得参考目标 $Ref_r(r=1, \dots, I)$ 的归一化颜色及边缘方向直方图 $Q'_i(Ref_r)$ 、 $Q'e_i(Ref_r)$;

(2):读取下一帧,确定当前帧 f 的候选目标集 $C_r(f)$:当前帧 f 中的提取出的粗目标 O_k 与 Ref_r 的归一化直方图之间的联合相似度系数 $\rho(O_k(f), Ref_r)$:

$$\begin{aligned} \rho(O_k(f), Ref_r) = \\ \alpha \rho_c(O_k(f), Ref_r) + \alpha \rho_e(O_k(f), Ref_r), \end{aligned} \quad (22)$$

其中 $k=1, \dots, L(f), r=1, \dots, R, \alpha, \beta$ 为加权系数且 $\alpha + \beta = 1, \rho_c, \rho_e$ 分别为候选目标与参考目标之间颜色、边缘特征的Bhattacharyya系数。若 $\rho(O_k(f), Ref_r) > th$, th 为设定的阈值,则认为标记的目标 $O_k(f)$ 属于 $C_r(f)$,即:

(3)判定跟踪的目标 $T_r(f)$:

(a)若 $C_r(f) = \emptyset$;则 $T_r(f) = \emptyset$,说明当前帧 f 中没有参考目标 Ref_r ,没有需要被跟踪目标;

(b)若 $C_r(f) \neq \emptyset$ 且 $T_r(f-1) = \emptyset$,则选择 $C_r(f)$ 中值最大的目标 $O_k(f)$ 作为被跟踪的目标,即有:

$$T_r(f) = \arg \max_{O_k(f) \in C_r(f)} (\rho(O_k(f), Ref_r)) \quad (23)$$

(c)若 $C_r(f) \neq \emptyset$ 且 $T_r(f-1) \neq \emptyset$,则利用上一帧与当前帧对于同一目标的面积与质心位置变化不会很大的特点可将候选目标集 $C_r(f)$ 的搜索范围减小,获得新的候选目标集 $C'_r(f)$,设定面积、质心位置变化阈值为 ths, thc ,则有:

定义1:面积变化率:

$$\Delta s = \frac{|s(O_k(f)) - s(T_r(f-1))|}{s(T_r(f-1))} \quad (24)$$

定义2:质心位置偏移量:

$$\Delta c = \frac{|c(O_k(f)) - c(T_r(f-1))|}{c(T_r(f-1))} \quad (25)$$

则候选目标集:

$$C'_r(f) = \{O_k(f) | \Delta s \leq ths, \Delta c \leq thc\} \\ O_k(f) \in C_r(f) \quad (26)$$

在目标跟踪过程中,若场景中突然发生了光照变化或目标瞬间移动速度过快,突然从图像消失或被遮挡等,目标模板和目标相比已经发生了很大的变化,导致二者的Bhattacharyya相关系数很小,目标很容易丢失,即使目标仍在视野或者再进入视野中,还是很难跟踪到目标,这时需要及时更新目标模板,保证跟踪能持续稳定的进行下去。针对以上情况,进行如下处理:

(4)更新目标模板:

(A)若 $T_r(f) \neq \emptyset$ 则:

(a)如果满足 $\rho(T_r(f), Ref_r) > thm$;则将此对应的直方图数据存储起来,用于以后目标模板的更新,有:

$$\begin{cases} Q_{u_i}(Ref_r)=Q'_i(T_r(f)) \\ Q_{e_{u_i}}(Ref_r)=Q'_{e_i}(T_r(f)) \end{cases}, \quad (27)$$

(b)如果满足 $\rho(T_r(f),Ref_r)<thu$;则更新当前帧目标模板:

$$\begin{cases} Q'_i(Ref_r)=\gamma Q'_i(T_r(f))+(1-\gamma)Q_{u_i}(Ref_r) \\ Q'_{e_i}(Ref_r)=\gamma Q'_{e_i}(T_r(f))+(1-\gamma)Q_{e_{u_i}}(Ref_r) \end{cases}, \quad (28)$$

其中 $thm、thu$ 为相似度阈值,取值均在 $[0,1],\gamma$ 为更新系数 $\gamma\in[0,1]$ 。

(B)若 $T_r(f)=\varnothing$,如果没有发现被跟踪的目标,保留已有目标模板的信息不变,继续进行下一帧的处理,直到发现目标。

4 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性,对 3 组复杂场景下的视频序列(Car、Rotation 及 Singer1 视频)进行测试,每组实验给出了部分跟踪结果,并给出中心位置误差曲线,曲线图中的数值为平均中心位置误差(单位:pixels)。

实验 1:对较复杂背景中运动的轿车(目标 0,绿色跟踪窗)与静止的轿车(目标 1,红色跟踪窗)进行跟踪,视频中存在背景中颜色的干扰、目标尺度、光照变化等因素。图 3(a)中用原算法对目标进行跟踪,在第 357 帧中由于背景中颜色与目标 1 相近,目标 1 丢失,跟踪失败;在第 940 帧中目标 0 消失,错误将背景中车辆当成目标 0;在第 1 012 帧中目标 0 重新出现,依然跟踪失败;图 3(b)



(a)原算法跟踪结果

(a)Tracking results of original algorithm

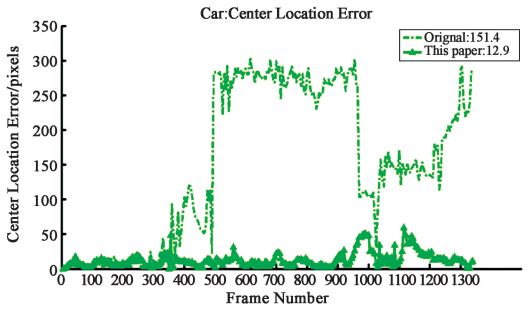


(b)本文跟踪结果

(b)Tracking results of this paper

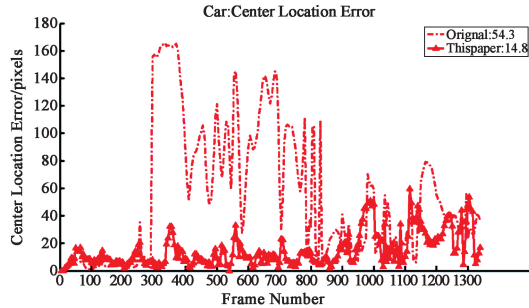
图 3 实验 1 跟踪结果

Fig. 3 Tracking results of experiment 1



(a)目标 0 中心位置误差曲线

(a)The center location error plot of target 0



(b)目标 1 中心位置误差曲线

(b) The center location error plot of target 1

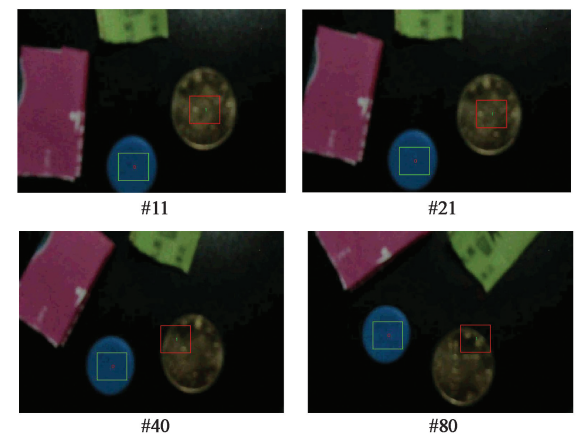
图 4 实验 1 中心位置误差曲线

Fig. 4 The center location error plots of experiment 1

采用本文方法进行实验,在上述情况下跟踪目标均未发生丢失状况,并且视频中出现了目标 0 在一段时间内跑出视场然后又出现的情况,当目标 0 在视场中重现后本文方法仍能稳定准确地跟踪

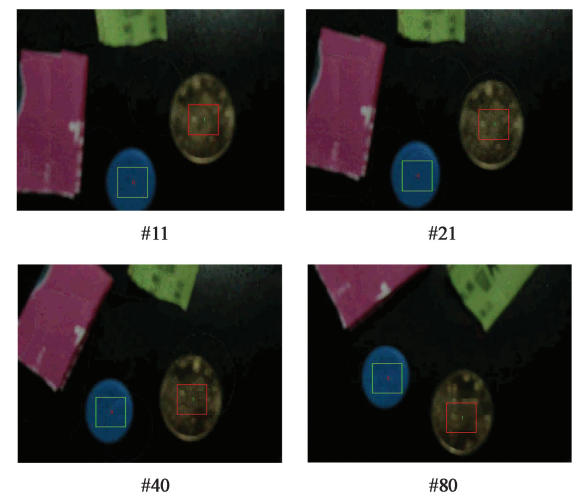
目标 0。对于目标 0 及目标 1 的跟踪误差曲线分别如图 4(a)、(b)所示,可见本文方法的中心位置误差较小。

实验 2: 中对目标发生旋转的情况下进行测试,将 4 个物体摆放在一个可旋转底座上面,目标为蓝色瓶盖(目标 0,绿色跟踪窗)与黄色 5 角硬币(目标 1,红色跟踪窗),如图 5(a)、(b)所示,由于硬币容易反光,从而旋转过程中还存在光照变化。图 5(a)中使用原算法进行实验,在第 40、80 帧目标 1 跟踪窗由于光照变化开始发生漂移,跟踪失败;而图 5(b)中使用本文算法进行测试,在第 40、80 帧仍能很准确稳定地跟踪目标 1,可见本文算法在目标发生旋转及光照变化较



(a)原算法跟踪结果

(a)Tracking results of original algorithm

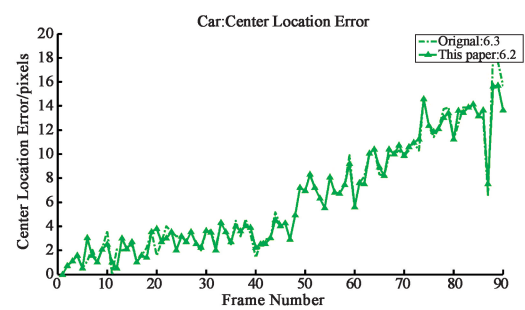


(b)本文跟踪结果

(b)Tracking results of this paper

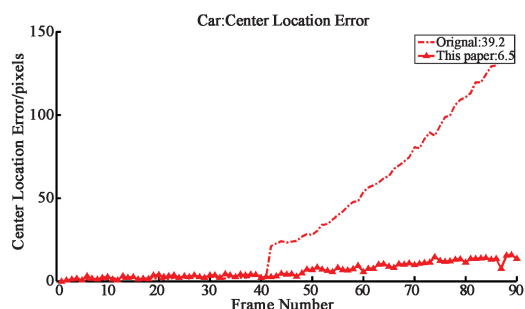
图 5 实验二跟踪结果

Fig. 5 Tracking results of experiment 2



(a)目标 0 中心位置误差曲线

(a)Center location error plot of target 0



(b)目标 1 中心位置误差曲线

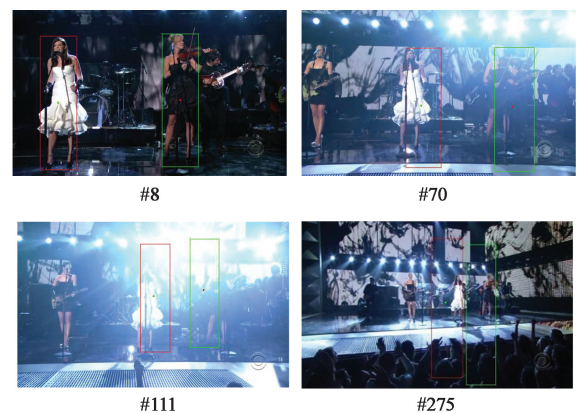
(b)Center location error plot of target 1

图 6 实验 2 中心位置误差曲线

Fig. 6 Center location error plots of experiment 2

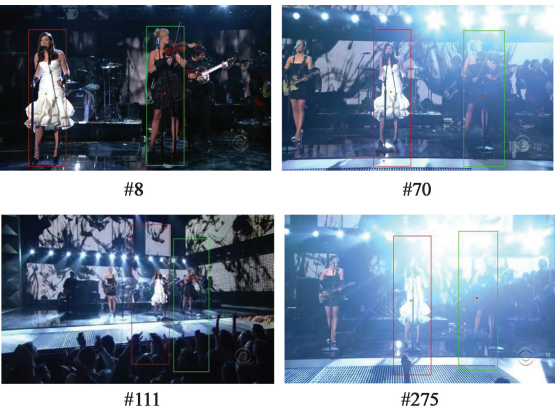
大的情况下具有很强的适应能力。对于目标 0 及目标 1 的跟踪误差曲线分别如图 6(a)、(b)所示。对于目标 0,本文平均中心位置误差为 6.2 pixels,与原方法相差不大;对于目标 1,本文方法的平均中心误差较原方法较少了 32.7 pixels.

实验 3: 对 Singer1 视频进行测试,在此视频中目标存在剧烈光照变化、姿态及尺度变化等情况。目标为黑色衣服乐手(目标 0,绿色跟踪



(a)原算法跟踪结果

(a)Tracking results of original algorithm



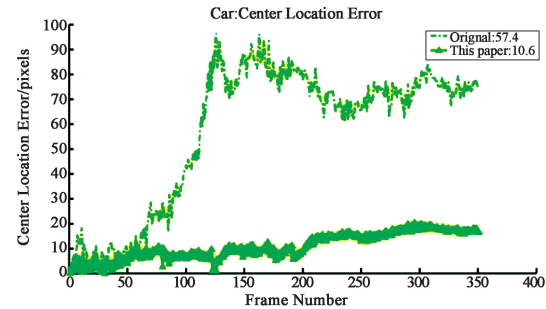
(b) 本文跟踪结果

(b) Tracking results of this paper

图 7 实验三跟踪结果

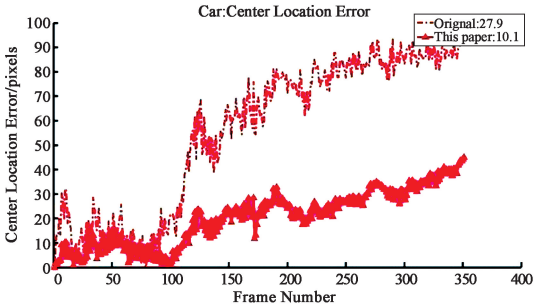
Fig. 7 Tracking results of experiment 3

窗)与白色衣服歌手(目标 1,红色跟踪窗)图 7(a)中使用原算法进行实验,在第 70、111 帧目标 0、1 跟踪窗由于光照变化开始发生漂移,同时随着目标尺度的变化,在第 275 帧跟踪失败;而图 7(b)中使用本文算法进行测试,在第 70、111 帧仍能较稳定地跟踪目标 0 及 1,由于目标尺度变化,在第



(a) 目标 0 中心位置误差曲线

(a) Center location error plot of target 0



(b) 目标 1 中心位置误差曲线

(b) Center location error plot of target 1

图 8 实验 3 中心位置误差曲线

Fig. 8 Center location error plots of experiment 3

275 帧时目标也开始发生漂移。本文算法在目标发生光照变化较大的情况下具有较好的性能但不能适应尺度变化。对于目标 0 及目标 1 的跟踪误差曲线分别如图 8(a)、(b)所示。

5 结 论

提出了一种利用颜色及边缘直方图和连通域标记的多目标跟踪方法,由于使用颜色与边缘特征结合及目标模板的更新策略,在一定程度上能够克服跟踪场景变化所造成的影响。文中对复杂场景下的运动与静止目标、旋转、运动目标进行了跟踪测试。实验结果表明,本算法在目标发生光照变化、姿态变化、旋转及背景颜色干扰的情况下具有较强的适应性和稳定性;在跟踪 2 个目标,跟踪窗大小为 64×64 的情况下,跟踪的最高速度可达 20 fps。目前,本文只着重研究了彩色视频图像下的多目标跟踪的软件仿真,对于其在更复杂场景下及硬件实现将是下一步进行研究的重点。

参 考 文 献:

[1] 程帅,孙俊喜,曹永刚,等. 增量深度学习目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2015, 23(4): 1161-1170.
CHENG S, SUN J X, CAO Y G, et al. Target tracking based on incremental deep learning [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(4): 1161-1170. (in Chinese)

[2] 李静宇,王延杰. 基于子空间的目标跟踪算法研究[J]. 液晶与显示, 2014, 29(4): 617-622.
LI J Y, WANG Y J. Subspace based target tracking algorithm [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4): 617-622. (in Chinese)

[3] 郭敬明,何昕,魏仲慧. 基于在线支持向量机的 Mean Shift 彩色图像跟踪[J]. 液晶与显示, 2014, 29(1): 120-128.
GUO J M, HE X, WEI Z H. New mean shift tracking for color image based on online support vector machine [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(1): 120-128. (in Chinese)

- [4] 张雷,王延杰,何舒文. 基于相位一致性的实时压缩跟踪方法[J]. 光子学报, 2014, 43(8): 0810003.
ZHANG L, WANG Y J, HE S W. Real-time compressive tracking method based on phase congruency [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2014, 43(8): 0810003. (in Chinese)
- [5] BIRCHFIELD S T, RANGARAJAN SR. Spatiograms versus histograms for region-based tracking [C]//*Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego, CA, USA: IEEE, 2005, 2: 1158-1163.
- [6] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5): 564-577.
- [7] ZHU W Y, LEVINSON S E. Edge orientation-based multi-view object recognition [C]//*Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Pattern Recognition*, Barcelona: IEEE, 2000, 1: 936-939.
- [8] BRADSKI G R. Real time face and object tracking as a component of a perceptual user interface [C]//*Proceedings of the 4th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, Princeton, NJ: IEEE, 1998: 214-219.
- [9] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Hilton Head Island, SC: IEEE, 2000, 2: 142-149.
- [10] ZHAO Q, TAO H. A motion observable representation using color correlogram and its applications to tracking [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, 113(2): 273-290.
- [11] NUMMIARO K, KOLLER-MEIER E, GOOL L V. An adaptive color-based particle filter [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 99-110.
- [12] GU Q Y, TAKAKI T, ISHII I. 2000 fps multi-object tracking based on color histogram [C]//*Proceedings of SPIE 8437, Real-Time Image and Video Processing*, Brussels, Belgium: SPIE, 2012, 8437: 84370E-1-84370E-13.
- [13] ROSENFELD A, PFALTZ J L. Sequential operations in digital picture processing [J]. *Journal of the ACM*, 1966, 13(4): 471-494.
- [14] HARALICK R M. Some neighborhood operations [M]//*Real Time/Parallel Computing Image Analysis*. New York: Plenum Press, 1981: 11-35.
- [15] WU K, OTOO E, SUZUKI K. Two strategies to speed up connected component labeling algorithms [R]. Technical Report 59102. Berkeley: Lawrence Berkeley National Lab, 2005.
- [16] HE L F, CHAO Y Y, SUZUKI K, *et al.* Fast connected-component labeling [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 42(9): 1977-1987.

作者简介:张雷(1987—),男,吉林长春人,博士研究生,主要从事机器视觉及目标跟踪等方面的研究。E-mail: zhanglei8080@126.com