

## 一种用于无人机的目标颜色核相关跟踪算法研究

曲蕴杰<sup>1</sup>, 莫宏伟<sup>2</sup>, 王常虹<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150006;

2. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:** 利用 CSK 算法从图像碎片中提取运动目标的一个最小二乘分类, 引入多通道颜色特征标定运动目标, 通过当前图片碎片中的核函数周期性假设循环结构, 一定程度拟补 CSK 算法使用目标灰度特征描述能力的不足。采用 PCA 降低特征维度并去除特征冗余信息, 提高分类器参数更新速度, 解决了 CSK 算法分类器参数更新线性化、无法适应目标发生较大变化时的运动目标跟踪问题。利用 benchmark 测试平台的算法集与测试数据集进行了实验, 目标颜色核相关跟踪算法(TCKCT)的实验结果表明, 对光照变化、背景杂乱、目标形变、目标运动速度较快、目标运动幅度较大的情况下, 算法都有较好的跟踪效果。无人机跟踪遥控小车的物理实验结果, 进一步验证了 TCKCT 算法特性, 良好的实时性能够满足无人机目标跟踪要求, 具有良好的实际应用前景。

**关键词:** 颜色特征标定; 无人机; 目标跟踪; CSK

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0326001

## A target color kernel correlation tracking algorithm for UAVs

Qu Yunjie<sup>1</sup>, Mo Hongwei<sup>2</sup>, Wang Changhong<sup>1</sup>

(1. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150006, China;

2. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** The CSK algorithm was used to extract a least square classification of moving objects from image fragments in this paper, and the multichannel color features was introduced to calibrate the moving objects. Through the cyclic hypothesis of periodicity of the kernel function in the current image fragments, the CSK algorithm was applied to compensate the lack of target gray-level features describing capacity with CSK algorithm in some extent. The PCA was used to reduce the feature dimension, remove feature redundant information, improve the updating speed of classifier parameters. The problem of moving target tracking could be solved when CSK algorithm classifier parameters were updated linearly and could not adapt to large changes of target. Experiments were performed on the algorithm dataset of the benchmark test platform and the dataset of test data. The experimental results of target color kernel tracking algorithm (TCKCT) show that the algorithm has a better tracking effect in the case of the illumination changing, the background clutter, the target deformation existing, the target moving velocity is faster and the target motion amplitude is larger. The experimental results of UAV tracking remote

收稿日期: 2017-10-31; 修订日期: 2017-11-30

作者简介: 曲蕴杰(1971-), 男, 研究员, 博士生, 主要从事导航制导与控制方面的研究。Email: quyunjie2016@163.com

导师简介: 王常虹(1961-), 男, 教授, 主要从事飞行器导航、制导与控制等方面的教学、研究工作。Email: cwang@hit.edu.cn

control car further verify the characteristics of TCKCT algorithm and good real-time performance can meet the target tracking requirements of UAV. It has a good practical application prospect.

**Key words:** color feature calibration; UAV; target tracking; CSK

## 0 引言

运动目标识别跟踪有诸多影响因素,如光照变化、外观变化、快速运动、背景相似干扰、目标遮挡等。早在 1990 年开始,国外的大学与研究中心已开始着手研究复杂环境下的目标跟踪技术。一方面,大多数跟踪算法对目标特征的描述并不完全,多数只能适应一种或者几种特定的环境,对多种干扰的适应能力差异较大;另一方面,摄像头将目标在三维空间中的运动直接转化为二维图像信息过程中,会丢失重要的深度信息;目前,比较有效的目标识别跟踪方法主要有:基于模板的目标识别跟踪<sup>[1-2]</sup>、基于统计理论的目标识别跟踪<sup>[3-4]</sup>、基于运动的目标识别跟踪<sup>[5]</sup>、基于区域的目标识别跟踪<sup>[6-7]</sup>、基于特征的目标识别跟踪<sup>[8-9]</sup>、基于上下文信息的目标识别跟踪<sup>[10]</sup>。上述算法虽然能解决目标跟踪的一些问题,但需要处于某一种或几种理想状态下,例如:假设物体的运动平滑、光照恒定或者缓慢变化等,尚无法完全满足无人机视觉跟踪识别系统的实时性、普适性、鲁棒性要求,未来需要结合多特征多方法跟踪<sup>[11]</sup>、多视角跟踪<sup>[12]</sup>、利用概率空间预测<sup>[13]</sup>、基于目标模型的跟踪学习<sup>[14]</sup>几个方面开展深入研究。

对于目标识别与检测来说将目标的外观与光照信息融合,颜色特征将会更为复杂。但同时利用颜色特征可以显著减少图像由于照明、阴影、镜面反射、摄像头畸变以及物体几何形状变化产生的影响。要取得理想的跟踪效果,所期望的颜色特征应能进行高效的计算处理,并能保持一定的光照不变性同时有较强的辨别力。

基于核函数的循环检测跟踪算法(CSK)<sup>[15]</sup>的优点在于利用循环移位的方法进行稠密采样,并结合快速傅里叶变换进行分类器训练,具有非常高的跟踪速度与准确度。但其仅简单使用目标的灰度特征,对目标外观描述能力不足,分类器的参数更新

过于线性化无法适应目标发生较大变化时的跟踪。

该研究对 CSK 算法进行改进。利用多维度颜色特征描述运动目标,同时采用主成分分析法(PCA)<sup>[16]</sup>对多维特征进行降维处理,去除特征冗余信息,使算法在 100 frame/s 左右的速度处理图像数据时,对目标特征描述更为精确与鲁棒。

## 1 目标颜色命名方法

概率潜在语义分析(Probabilistic Latent Semantic Analysis, PLSA)模型原属于自然语言处理的范畴,一般用于文档的潜在语义分析。对于一组给定的文档  $D=\{d_1, \dots, d_N\}$ ,任一文档都可以通过词汇表  $W=\{w_1, \dots, w_m\}$  进行描述,词汇是由一组潜在的主题  $Z=\{z_1, \dots, z_2\}$  产生,则对于词汇  $w$  在文档  $d$  中出现的概率可表示为:

$$P(w|d)=\sum_{z \in Z} P(w|z)P(z|d) \quad (1)$$

其中  $P(w|d)$  与  $P(z|d)$  二者均为离散的,可利用 EM 算法估计其值。标准的 PLSA 算法是不能对图像中的颜色名称进行分析的,Joost Vanilde 等人对原始的进行改进后得到 PLSA-bg 模型<sup>[17]</sup>。其将每幅图像分为两个部分:基本色确定的前景(Foreground)与所有图像共享的背景(Background)。

$$P(w|d, l_d=z)=\alpha_d P(w|l_d=z)+(1-\alpha_d)P(w|bg) \quad (2)$$

其中  $P(w|d, l_d=z)$  为词汇  $w$  由主题  $l_d$  产生的概率。对于每种颜色将隐型变量分为两种状态,用以表示此种颜色是在前景中或是背景中,并对两种状态进行计算:

$$q_{wd}^{fg}=\frac{\alpha_d \beta_{wz}}{p_{wd}} \quad (3)$$

$$q_{wd}^{bg}=\frac{(1-\alpha_d) \theta_w}{p_{wd}} \quad (4)$$

其中  $p_{wd}=P(w|d, l_d=z)$ ,  $\theta_w=P(w|bg)$ ,  $\beta_{wz}=P(w|z)$  表示颜色名称的分布概率,通过求解完整数据的对数-似然函数的最大值:

$$Q = \sum_{w,d} c_{wd} (q_{wd}^{fg} \log \alpha_d \beta_{wd} + q_{wd}^{bg} \log(1 - \alpha_d) \theta_w) \quad (5)$$

由得到的  $q$  值对参数进行重新估算:

$$\alpha_d = \left[ \sum_w c_{wd} \right]^{-1} \sum_w c_{wd} q_{wd}^{fg} = \alpha_d \left[ \sum_w c_{wd} \right]^{-1} \sum_w \frac{c_{wd}}{P_{wd}} \beta_{wz} \quad (6)$$

根据新得到的参数  $\alpha$  更新  $p_{wd}$ :

$$\beta_{wz} \propto \sum_{d|z} c_{wd} q_{wd}^{fg} = \beta_{wz} \sum_{d|z} \alpha_d \frac{c_{wd}}{P_{wd}} \quad (7)$$

$$\theta_w \propto \sum_d c_{wd} q_{wd}^{fg} = \theta_w \sum_d (1 - \alpha_d) \frac{c_{wd}}{P_{wd}} \quad (8)$$

式中:  $c_{wd}$  为每张图片中的规格化颜色数目, 进而由  $P(w|z)$  求出图像中出现的颜色被标定成基本颜色的概率  $P(z|w)$ 。

$$P(z|w) \propto P(z)P(w|z) \quad (9)$$

## 2 目标颜色名称标定算法的实现

下面给出基于文本分析的 PLSA-bg 的颜色命名算法, 对图像进行命名的实现流程, 是对 PLSA 模型的改进。算法主要过程如下:

### (1) 颜色空间转换

根据色彩空间转换公式, 将图像由 RGB 空间转换到 Lab 空间。由 RGB 颜色空间转到 CIEXYZ 空间的关系是:

$$\begin{aligned} X &= 0.48 \times R + 0.31 \times G + 0.2 \times B \\ Y &= 0.177 \times R + 0.812 \times G + 0.011 \times B \\ Z &= 0 \times R + 0.01 \times G + 0.99 \times B \end{aligned} \quad (10)$$

在由 CIEXYZ 转到 Lab:

$$\begin{aligned} L &= 116 \times f(Y/Y_n) - 16 \\ a &= 500 \times [f(X/X_n) - f(Y/Y_n)] \\ b &= 200 \times [f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)] \end{aligned} \quad (11)$$

(2) 初始化簇中心, 求出空间中点在 Lab 空间中到簇中心的距离, 一般利用欧式距离来表示。

$$D^2 = (a_j - a_{c_i})^2 + (b_j - b_{c_i})^2 \quad (12)$$

式中:  $a_{c_i}$  和  $b_{c_i}$  为 Lab 空间中第  $i$  簇的中心值, 计算其到各簇中心的欧式距离, 寻找出最小距离值  $D_{\min}$ , 将  $j$  点纳入第  $i$  簇中。以此类推, 将图像中全部点分别纳入各簇中后再重新计算各簇的中心点。

(3) 使用最小二乘误差准则衡量误差值, 递归调用上两步直至误差值  $J$  达到最小。

$$J = \sum_{j=1}^c \sum_{x \in S_j^{(k)}} \left| |x - z_j^{(k+1)}| \right|^2 \quad (13)$$

(4) 根据公式

$$z_j^{(k+1)} = \frac{1}{n} \sum_{x \in S_j^{(k)}} x \quad (j=1, 2, \dots, c) \quad (14)$$

式中:  $z_j^{(k+1)}$  为  $S_j^{(k)}$  簇的均值, 求出每个簇中心的颜色值与标注颜色值的距离, 对所得结果做比对, 得到颜色最为接近的簇, 从而获得有效的颜色区域。

(5) 将样本中获取到的有效颜色值离散处理后分散在颜色空间中, 构成模糊集。若模糊集中的颜色区间所选区间太小, 学习集中的颜色信息分布将过于分散, 若区间太大, 会降低所得到的颜色信息准确度。将整个空间划分成颜色区间, 提取最为接近的分类区域内像素点的颜色值, 并对应到相应的颜色区间。根据文献在 Lab 空间中选定  $10 \times 20 \times 20$  的区间作为单位, 对样本图像中所集中的颜色执行离散处理, 之后统计每个区间的对应点的数量, 从而得到单个区间相对于整个图像区间所占百分比。

$$P^{(1)}(c_j | z_k) = N_{c_j} / \sum_{i=1}^m N_{c_i} \quad i=1, 2, \dots, m \quad (15)$$

式中:  $z_k$  为 11 种基础颜色集中的颜色值,  $k=1, 2, \dots, 11$ ;  $N_{c_i}$  为第  $j$  个区间所包含的像素点的个数;  $m$  为图像中的颜色区间个数。

(6) 由 PLSA-bg 结合 EM 递归求出  $P(c_j | z_k)$ 。在 PLSA 模型中, 学习样本集中的图像都被预先打上相对应的颜色标签, 使用 EM 算法中的 E 步:

$$P^{(r)}(z_k | d_i, c_j) = P^{(r)}(z_k | d_i, c_j) = \frac{P^{(r-1)}(c_j | z_k)}{\sum_{k=1} P^{(r-1)}(c_j | z_k)} \quad (16)$$

由对数似然函数最大化, 再次估算  $P(c_i | z_k)$ , 得到 EM 算法的 M 步:

$$P^{(r)}(c_j | z_k) = \frac{\sum_{i=1}^{k=N} f(d_i, c_j) P^{(r)}(z_k | d_i, c_j)}{\sum_{j=1} \sum_{i=1}^{i=N} f(d_i, c_j) P^{(r)}(z_k | d_i, c_j)} \quad (17)$$

式中:  $f(d_i, c_j)$  为在  $c_j$  区间中的颜色值出现在图像  $d_i$  中的概率。图像在公式(15)与(16)之间迭代, 直至 EM 算法为止。

(7) 将 11 种基本颜色的样本集按上述步骤处

理,得出颜色区间跟基本颜色集中的颜色相关的比率  $P(c_j|z_k)$ ,即得到 11 种基本颜色对应于颜色区间的分布,进而得到颜色区间对应这 11 种基本颜色的概率值,建立相应的特征信息库。

### 3 目标颜色核相关跟踪算法

利用颜色特征来拓展 CSK 跟踪器,因 CSK 跟踪器的参数更新环节对于多维度颜色特征不是最优,则需优化算法的更新环节。特征维度增加的同时,也将导致计算开销的加剧,这将会限制其在实时场景中的应用,因此又采用主成分分析法对多维特征进行降维处理,将使算法以 100 frame/s 左右的速度处理图像数据且不会大量损失精度。

目标颜色核相关目标跟踪算法步骤如下:

- (1) 对视频进行截取获取一帧图像;
- (2) 提取前景目标循环偏移序列;

(3) 对前景目标序列中的目标进行目标颜色命名,提取相应颜色特征,并利用 PCA 技术对颜色特征进行降维处理;

(4) 针对上述步骤中前进目标序列提取的颜色特征样本,利用循环矩阵处理,采用线性回归训练方案,通过快速傅里叶变换进行计算获得分类器;

(5) 利用响应函数计算样本对应的目标匹配响应值大小,响应值最大的位置即为目标新的位置;并根据所计算出的参数大小对分类器进行参数更新;

(6) 获取下一帧图像,重复上述步骤直至视频结束。

### 4 算法测试与评估

算法测试基于 Visual tracking benchmark<sup>[15]</sup>平台,共包含有 29 个跟踪算法,其中一些算法在表达方式、搜索机制、模型更新等方面所使用的方法有所重合。文中选取 TLD<sup>[18]</sup>、CT<sup>[5]</sup>两个具有代表性的算法进行评估测试。

#### 4.1 测试数据集与评估指标

采用表 1 中八种属性标注所有的序列来进行分类,使用精确度图和成功率图进行定量评估跟踪算法的鲁棒性。

表 1 测试序列属性

Tab.1 Sequence attribute of testing

Attribute	Meaning
IV	Illumination variation: illumination in the target area changing dramatically
SV	Scale variation—the scope of the bounding box size ratio of the first frame and the current one $[1/t_s, t_s]$ ( $t_s > 1$ )
DEF	Deformation: no rigid object deformation
MB	Motion blur: blurring the target area caused by the target or the camera motion
FM	Fast movement: the movement of ground truth is more than $t_m$ pixels( $t_s=20$ )
OV	Overstep vision: a part of the target leaves the visual field
BC	Background clutter: the background of a target has a color or texture similar to that of the target
LR	Low resolution: pixels in bounding box of ground truth less than $t_r$ ( $t_r=400$ )

#### 4.2 跟踪实验效果分析

图 1 与图 2 分别为两个场景的算法跟踪效果对比,图(a)、(b)、(c)、(d)为目标颜色核相关跟踪(Target Color Kernel Correlation Tracking, TCKCT) 算法,图(e)、(f)、(g)、(h)为 CT 算法,图(i)、(j)、(k)、(l)为 TLD 算法,以及所表示的目标位置与大小。

##### 4.2.1 场景一

第一个场景是灯光复杂变化的演唱会现场,跟

踪目标为正在演唱的歌手,场景的特点为背景变化的同时会受到强烈光源的影响。

从图 1 中看出此场景光线变化剧烈,背景变化较大,且目标在上述变化过程中发生多次形变。在第 12 帧图(a)、(e)、(i)中三种算法都能正常跟踪目标;第 32 帧图(b)、(f)、(j)中,光照发生剧烈变化,TLD 算法与 CT 算法的目标位置均出现不同程度的偏移,TCKCT 算法仍能够稳定跟踪目标;第 239 帧



图 1 场景一算法跟踪效果对比图

Fig.1 Scene1:comparison diagram of algorithm tracking

图(c)、(g)、(k)中,场景背景发生较大变化同时场景光照也发生变化,CT 算法几近丢失目标,TLD 算法的目标位置也发生较小的偏移。第 338 帧(d)、(h)、(l)中,场景背景再次发生变化且光照强度再次下降,此时 CT 算法已丢失目标且目标位置估计已经开始发散,TLD 算法与 TCKCT 算法在此时仍能确保稳定的跟踪效果。

4.2.2 场景二

第二个场景是在奥运会百米比赛,跟踪目标为第四跑道上的运动员,场景特点为背景变化,相似目标较多,目标形变严重且运动速度较快。

图 2 为对比赛现场某个运动员的跟踪效果对比。

在此序列中,目标运动速度较快,运动幅度较大,背景也在目标运动过程中发生变化,处于初始状态的第七帧(a)、(e)、(i)中三个算法对目标实现稳定的跟踪;在第 36 帧(b)、(f)、(j)中,CT 算法的目标位置已出现错误,TLD 算法的估计位置与目标实际位置有较大的偏差;在第 104 帧(c)、(g)、(k)中,目标背景已发生改变,且有较多外形相似目标聚集,CT 算法的目标位置已发生漂移,TLD 算法的目标位置也出现错误;在第 168 帧(d)、(h)、(l)中,CT 算法与 TLD 算法的目标位置远远偏离目标在图像中的实际位置,跟踪目标失败。综上对于快速运动且运动幅度较大的目标,TCKCT 算法均表现出较为鲁棒的跟踪效果。

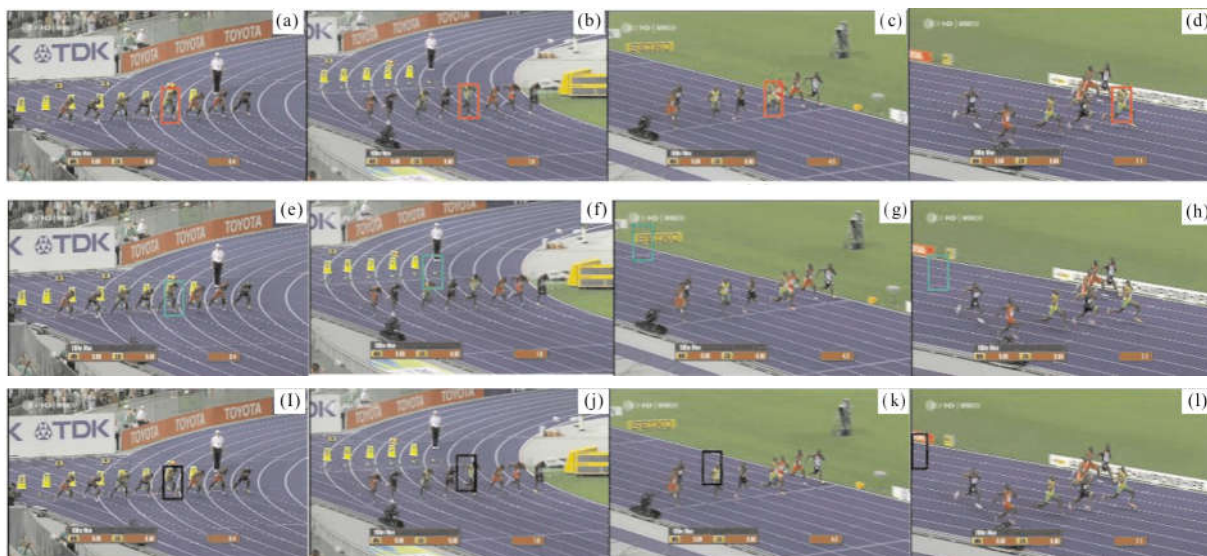


图 2 场景二算法跟踪效果对比图

Fig.2 Scene2:comparison diagram of algorithm tracking

## 5 TCKCT 算法用于无人机跟踪运动目标

将 TCKCT 算法用于未知环境中、目标无先验模型的无人机实时跟踪运动目标(遥控小车)。利用挂载无线摄像头获得图像,超声波测距模块结合自身惯性测量单元(IMU),利用 TCKCT 算法计算目标在图像平面中的位置信息,计算目标移动的距离、旋转角度、速度以及尺寸变化导致的误差,实时调整无人机的飞行姿态与航向、跟踪运动目标。

### 5.1 运动目标的方位识别

对整个跟踪过程中产生的图像帧进行目标识别,此过程包含实验过程中出现的光照变化、目标形变、目标运动速度较快,运动幅度较大,背景变化以及小车转向等情况,最终确定目标在整个跟踪过程中质心位置的变化轨迹,如图 3 所示。

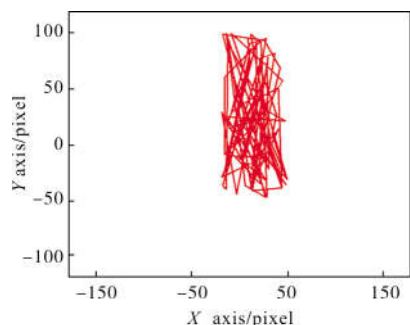


图 3 运动状态下小车在图像中质心的轨迹

Fig.3 Trajectory of centroid of the car in moving

从图 3 中可看出,运动状态下,识别目标位置在图像平面内的  $x$  轴上波动在 50 pixel 范围内,质心运动集中在  $y$  轴,约为 150 pixel 的距离,小车的运动主要发生在图像平面的  $y$  轴方向,符合实际试验中小车的运动方向。

根据摄像头成像原理以及高度比例计算,位置估算的误差要求在 190 pixel 范围内,质心在  $y$  轴上的波动低于此阈值,以此说明算法运动目标的位置方位识别较为准确,满足实验要求。

### 5.2 运动目标的轨迹跟踪

为保证跟踪效果在试验中限制小车的运动速度以保证无人机能够及时跟踪,小车的运动轨迹与无人机的飞行轨迹对比如图 4 所示,从图中的无人机机头朝向可看出,当小车运动前向发生改变

时,无人机能够根据目标位置参数的变化及时调整偏航角度,改变飞行器的航向以确保二者朝向同步。

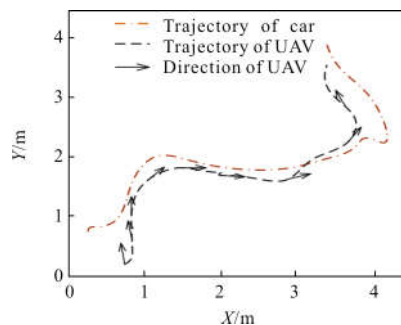


图 4 小车与无人机二维运动轨迹对比图

Fig.4 Comparison diagram in two dimension moving trajectory of car and UAV

## 6 结论

Benchmark 测试平台的实验结果表明,与 CT、TLD 相比,在光照变化、目标形变、目标运动速度较快,运动幅度较大,背景变化的情况下,TCKCT 能确保稳定的跟踪效果,具有出色的动态跟踪特性。无人机跟踪遥控小车的物理实验结果说明,TCKCT 对于运动目标的位置方位识别准确,轨迹跟踪误差较小,算法的实时性能满足无人机目标跟踪要求,具有良好的实际应用前景。

### 参考文献:

- [1] Jiang Xuejun, Wan Xiaodong. Research on target tracking algorithm for template drift correction[J]. *Modern Computer (Professional Edition)*, 2013, 24(16): 25-29. (in Chinese)  
姜学军, 万晓东. 模版漂移纠正的目标跟踪算法研究[J]. *现代计算机(专业版)*, 2013, 24(16): 25-29.
- [2] You Peihan, Hu Yu, Sheng Ping, et al. A self-adjust image matching tracking system design based on DSP and FPGA [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2013, 33(5): 16-22. (in Chinese)  
游培寒, 胡瑜, 盛平, 等. 一种基于 DSP 和 FPGA 的自适应模版匹配跟踪系统设计[J]. *弹箭与制导学报*, 2013, 33(5): 16-22.
- [3] Adam A, Rivlin E, Shimshoni I. Robust fragments-based tracking using the integral histogram [C]//2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR, 2006.
- [4] He S, Yang Q, Lau R, et al. Visual tracking via locality

- sensitive histograms[C]/2013 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR, 2013.
- [5] Zhang K, Zhang L, Yang M. Real-time compressive tracking[C]/Computer Vision-ECCV, 2012: 864-877.
- [6] Yu Jizhou, Liu Huixia, Liu Chengyu, et al. Application of AMAUKF on the condition of target re-tracked by UAV[J]. *Computer Measurement & Control*, 2012, 20(2): 516-519. (in Chinese)  
余霁洲, 刘慧霞, 刘承禹, 等. AMAUKF 应用于无人机跟踪目标再捕获研究 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(2): 516-519.
- [7] Sevilla-Lara L, Learned-Miller E. Distribution fields for tracking [C]/2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR, 2012.
- [8] Dong Liang. Theory and method of video multi-target tracking[D]. Xi'an: Xidian University, 2014. (in Chinese)  
董亮. 视频多目标跟踪的理论与方法[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
- [9] Zhong W, Lu H, Yang M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]/2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR, 2012.
- [10] Zhang K, Zhang L, Yang M, et al. Fast tracking via spatio-temporal context learning[C]/ECCV, 2014.
- [11] Zhang Miaohui, Xin Ming, Yang Jie. Adaptive multi-feature tracking in particle swarm optimization based particle filter framework [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2012, 23(5): 775-783.
- [12] Dai Fenglin. An object free adaptive multi view tracking system[D]. Shanghai: Fudan University, 2012. (in Chinese)  
戴凤麟. 无标定的自适应多视角跟踪系统[D]. 上海: 复旦大学, 2012.
- [13] Zhao Lingling. Research on particle filter and probability hypothesis density filtering in target tracking [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2011. (in Chinese)  
赵玲玲. 目标跟踪中的粒子滤波与概率假设密度滤波研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.
- [14] Kalal Z, Matas J, Mikolajczyk K. P-N learning: Bootstrapping binary classifiers by structural constraints[C]/2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR, 2010.
- [15] Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: A benchmark [C]/2013 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR, 2013.
- [16] Scholkopf B, Smola A J. Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond [M]. Cambridge: The MIT Press, 2002.
- [17] Liu Y, Zhang D, Lu G, et al. Region-based image retrieval with high-level semantic color names [C]/2005 Proceedings of the 11th International Multi-Media Modeling Conference (MMM'05), 2005.
- [18] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-Learning-Detection [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2012, 34(7): 1409-1422.