

# 基于三维模型的粒子滤波行人跟踪算法<sup>①</sup>

朱梦哲, 冯 瑞

(复旦大学 计算机科学技术学院, 上海 201203)

(复旦大学 上海市智能信息处理重点实验室, 上海 201203)

(上海视频技术与系统工程研究中心, 上海 201203)

**摘 要:** 针对传统行人跟踪算法得到运动轨迹与真实轨迹差异巨大的问题, 提出一种基于三维模型的粒子滤波行人跟踪算法. 该方法利用摄像机标定信息和图像帧信息建立行人的三维模型, 解决图像中目标尺度的变化问题, 并得到目标的真实运动轨迹. 同时该方法利用双指数预测模型对粒子滤波算法进行优化, 以解决短时遮挡问题, 同时降低运算复杂度. 实验表明, 基于三维模型的粒子滤波行人跟踪算法能够较准确地建立行人三维模型, 对比标准粒子滤波和 KPF 算法, 能够对行人进行有效跟踪, 对短时遮挡和尺度变化有较强的鲁棒性.

**关键词:** 三维模型; 粒子滤波; 行人跟踪; 双指数平滑

## Improved Particle Filter Pedestrian Tracking Method Based on 3D Model

ZHU Meng-Zhe, FENG Rui

(School of Computer Science, Fudan University, Shanghai 201203, China)

(Shanghai Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Fudan University, Shanghai 201203, China)

(Shanghai Engineering Research Center for Video Technology and System, Shanghai 201203, China)

**Abstract:** To solve the problem that the trajectory based on traditional pedestrian tracking method is very different from the real trajectory, this paper proposed an improved particle filter pedestrian tracking method based on 3D model. It used camera calibration information and image sequence information to construct 3D pedestrian model, in order to deal with scale variation and extract real trajectory. And double exponential smoothing is used to improve particle filter, so it can deal with occlusion issue and reduce computation complexity. The experiment results of this paper indicates that the proposed method can cope with the situations of targets occlusion and scale variation. It has good performance in pedestrian tracking compared to standard particle filter as well as KPF.

**Key words:** 3D model; particle filter; pedestrian tracking; double exponential smoothing

## 1 引言

行人跟踪是计算机视觉领域的一个重要研究方向, 在安全监控、交通控制、机器人控制、人机交互等领域有着广泛引用. 实际应用中, 行人跟踪通常作为整个系统的一个环节, 系统通过行人跟踪获得其运动轨迹, 利用轨迹信息做进一步的判断处理. 传统基于视觉的行人跟踪方法只能得到目标在图像平面中的轨迹, 与物理世界中目标的真实轨迹存在这较大差异, 可能会导致系统的误判断.

粒子滤波通过蒙特卡洛模拟方法逼近目标状态的

后验概率密度, 从而对目标状态进行估计. 粒子滤波的性能依赖于建议分布的选择, 原始的粒子滤波方法利用转移概率密度作为建议分布, 无法较好地模拟后验概率密度分布, 并且存在粒子退化现象<sup>[1]</sup>. Merwe 等研究者采用卡尔曼滤波来生成建议分布, 改善了粒子滤波的效果<sup>[2,3]</sup>, 但卡尔曼粒子滤波存在计算量较大, 无法满足实时性要求等问题.

本文提出一种基于三维模型的粒子滤波跟踪算法. 该算法利用摄像机标定信息及先验知识建立目标的三维模型, 利用三维模型对目标进行跟踪, 解决了目标

<sup>①</sup> 基金项目: 国家科技支撑计划(2013BAH09F01); 上海市科委科技创新行动计划(14511106900)

收稿时间: 2016-02-28; 收到修改稿时间: 2016-03-28 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005420]

的尺度变化问题,同时得到目标的真实运动轨迹.改进的粒子滤波算法利用双指数预测模型生成建议分布,在提升粒子滤波效果的同时减少了计算量.

## 2 三维模型

建立行人的三维模型可以将图像平面中的行人图像与物理世界中的行人联系起来,从而得到行人目标在物理世界中的真实位置及运动轨迹.

### 2.1 摄像机成像原理

摄像机的成像原理可以由针孔模型来描述<sup>[4]</sup>,如图 1 所示,其中  $f$  为摄像机焦距.

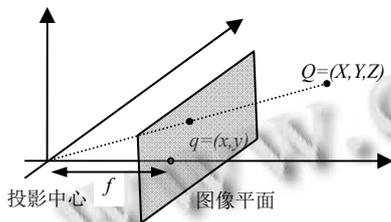


图 1 针孔模型

世界坐标系中一点  $Q(X,Y,Z)$  与其在摄像机图像平面中对应的点  $q(x,y)$  之间的映射关系如式(1).

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [R \quad t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = K [R \quad t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中  $f_x, f_y$  分别表示摄像机在  $x, y$  方向上的焦距,  $c_x, c_y$  分别为焦点在  $x, y$  方向上的偏移.  $R, t$  分别为旋转矩阵和平移向量.

$K$  为摄像机内部参数矩阵,与摄像机设备相关.

$R, t$  为摄像机外部参数,由世界坐标系与摄像机的相对位置决定.内部参数  $K$  和外部参数  $R, t$  可以通过对摄像机标定得到<sup>[5]</sup>.得到摄像机的外部参数和内部参数后,即可由式(1)建立图像与物理世界的联系.

### 2.2 目标三维模型

由式(1)的摄像机成像原理可以知道,图像平面内的一点可能对应世界坐标系中的多个点,因而无法直接从图像中获得目标的三维信息.传统的三维模型建立方法需要使用额外的设备获得目标的深度信息,例如双目摄像机、距离传感器等.大部分应用场景中没有配备此类设备,同时添加设备会带来额外的成本.本文提出的三维模型建立方法可以直接从连续图像帧

中提取目标的三维信息,应用更加广泛且成本低廉.

由于跟踪的目标是行人,可以假设:①行人均为直立姿态.②行人足部在地面平面内.在世界坐标系中,定义行人头部坐标为  $(X_h, Y_h, Z_h)$ ,足部坐标为  $(X_f, Y_f, Z_f)$ .连接头部与足部得到直线  $\Phi$ ,那么  $\Phi$  应当近似与地面垂直,如图 2(左)所示.此时头部与足部坐标满足式(2):

$$\begin{cases} X_f = X_h \\ Y_f = Y_h \\ Z_f = 0 \\ Z_h = H \end{cases} \quad (2)$$

若已知世界坐标系中点  $(X_f, Y_f, Z_f), (X_h, Y_h, Z_h)$  在图像平面中的对应点分别为  $(x_f, y_f), (x_h, y_h)$ ,连立式(1)和式(2),即可求解得到  $(X_f, Y_f, Z_f), (X_h, Y_h, Z_h)$  的值.同时,由式(2)可以得到目标的身高  $H$ .

场景中目标相对摄像机的位置不定,因而图像平面中目标的视角各异,此时目标的肩宽信息无法利用上述方法求得.本文利用人体的平均比例对肩宽近似估计<sup>[6]</sup>,这里取肩宽  $L = 0.22H$ .



图 2 目标三维模型

利用目标身高和肩宽信息,可以建立目标的三维模型.这里采用圆柱体模型近似描述人体,其中圆柱体的高度由目标身高  $H$  确定,直径由目标肩宽  $L$  确定.实际中为了计算方便,采用  $L \times L \times H$  的棱柱体模型代替圆柱体模型,如图 2(右)所示.

建立目标的三维模型后,无论目标移动到场景中的任何位置,其在图像平面中像的大小均可利用三维模型计算得到.为了便于计算,目标在图像平面中的区域采用将棱柱体模型的八个顶点利用式(1)投影到图像平面中,取其外接矩形表示.

### 2.3 提取目标信息

由 2.2 节可知,建立行人三维模型的关键是确定行人头部和足部在图像平面中的位置,本文利用目标的前景图以及相对位置关系来确定头部和足部的坐标.

近似认为图像平面中目标足部在前景图外接矩形

的底边上, 则  $(x_f, y_f)$  满足式(3).

$$\begin{aligned} x_{il} \leq x_f \leq x_{br} \\ y_f = y_{br} \end{aligned} \quad (3)$$

其中  $x_{il}, x_{br}$  分别为目标前景图外接矩形  $x$  方向的最小值和最大值,  $y_{br}$  为  $y$  方向的最小值.

由于  $\Phi$  垂直于地面平面(即  $Z=0$  平面), 因此当行人足部坐标确定时, 则直线  $\Phi$  也确定. 因此, 对于每一个可能的  $(x_f, y_f)$  取值, 都有一个对应可能的直线  $\Phi$ .

令  $\phi$  为图像平面中与  $\Phi$  对应的直线, 考虑  $\phi$  与目标前景图的关系.  $\phi$  穿过图像平面中目标的头部与足部, 由于行人的姿态为直立,  $\phi$  也应当穿过行人的整个躯干, 即  $\phi$  是众多可能的直线中, 穿过行人前景点最多的直线. 此时  $x_f$  可以由式(4)确定.

$$x_f = \arg \max_x (N_f) \quad (4)$$

其中  $N_f$  表示在直线  $\phi$  上的行人前景点数.

考虑到图像帧中行人处于运动状态, 行人的腿部姿态并不定. 这里认为行人的上半身仍处于直立的姿态, 而足部由于摆动, 可能会偏离目标完全直立时的位置, 如图 3 所示. 因此, 在确定  $x_f$  时, 忽略行人的足部, 此时可认为  $(x_f, y_f)$  表示目标的“虚拟”足部位置, 即目标完全静立时足部的位置. 则  $x_f$  可以由式(5)确定.

$$x_f = \arg \min_x (N'_f) \quad (5)$$

其中  $N'_f$  表示排除足部后在直线  $\phi$  上的行人前景点数, 实际计算中取前景图外接矩形的上部  $5/7$  区域进行计算.



图 3 目标足部摆动的情況

当足部  $(x_f, y_f)$  和直线  $\phi$  确定后, 行人头部位置  $(x_h, y_h)$  可由式(6)确定.

$$\begin{aligned} y_h = \max(y), \text{ where } ((x, y) \in P_{fg}) \\ \phi(x_h, y_h) = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

其中  $P_{fg}$  表示目标的前景点集合.

### 3 基于三维模型的粒子滤波跟踪

相对传统的粒子滤波跟踪方法, 基于三维模型的

粒子滤波方法在世界坐标系中对目标进行跟踪, 可以得到目标的真实运动轨迹.

#### 3.1 基于三维模型的粒子初始化

本文利用行人检测和前景检测相结合的方法以提高目标提取的效果. 其中行人检测利用 Dollar 提出的行人检测方法<sup>[7,8]</sup>, 前景检测利用 ViBe 背景建模方法<sup>[9]</sup>.

令行人检测的结果为  $r_i^p$ , 前景检测的结果为  $r_i^f$ , 若  $r_i^p$  与  $r_i^f$  重合的区域大于阈值  $r_{th}$ , 则认为该目标有效. 利用第 2 节的方法对有效目标建立三维模型.

传统粒子滤波跟踪方法的粒子状态包括目标位置, 以及目标在图像中的大小信息<sup>[10]</sup>. 由于本文已经建立目标的三维模型, 目标在图像中的大小可以作为已知信息, 无需对其进行估计, 因此粒子的状态仅包括目标的位置信息.

$k$  时刻目标的状态由式(7)给出.

$$x_k = [X_k, Y_k, 0] \quad (7)$$

其中  $(X_k, Y_k, 0)$  表示  $k$  时刻世界坐标系中行人足部的坐标.

#### 3.2 基于双曲预测的观测模型

粒子滤波从建议分布中进行采样, 利用采样粒子近似逼近后验概率密度. 因此, 建议分布的选择是影响粒子滤波性能的一个重要因素<sup>[11]</sup>. 原始粒子滤波选取式(8)的转移概率密度作为建议分布.

$$q(x_k | x_{k-1}, y_k) = p(x_k | x_{k-1}) \quad (8)$$

转移概率密度便于采样, 然而该建议分布缺乏实时的观测信息, 使得对粒子状态的估计依赖于系统的状态模型. 当状态模型无法很好地描述系统时, 滤波算法往往无法得到较好的结果<sup>[12]</sup>. 鉴于此, 研究者引入卡尔曼滤波产生建议分布, 有效地提高了滤波性能, 但当状态向量维数较高、粒子数目较多时, 卡尔曼滤波的计算时会导致时间开销增大.

本文利用双指数预测模型生成建议分布, 研究表明该模型能够在保持与卡尔曼滤波器相同性能的情况下大幅降低时间开销<sup>[13]</sup>.

令  $D(k)$  表示  $k$  时刻目标的位移, 由式(9)给出.

$$D(k) = \hat{x}_k - \hat{x}_{k-1} \quad (9)$$

其中  $\hat{x}_k$  表示  $k$  时刻目标的估计状态. 则双指数预测模型如式(10).

$$\begin{aligned} D(k) &= (2 + \frac{\alpha}{1-\alpha})D'(k-1) - (1 + \frac{\alpha}{1-\alpha})D''(k-1) \\ D'(k-1) &= \alpha D(k-1) + (1-\alpha)D'(k-2) \\ D''(k-1) &= \alpha D'(k-1) + (1-\alpha)D''(k-2) \end{aligned} \quad (10)$$

其中  $D(k)$  为第  $k$  帧中目标的预测转移矢量,  $D'(k-1)$  和  $D''(k-1)$  为辅助函数,  $\alpha$  为平滑参数.

此时建议分布  $q(x_k | x_{k-1}, y_k)$  由式(11)给出:

$$\begin{aligned} q(x_k | x_{k-1}, y_k) &= N(g_k, P_k) \\ g_k &= \hat{x}_{k-1} + D(k) \\ P_k &= \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} (x_{k-1}^{(i)} - g_k)^T (x_{k-1}^{(i)} - g_k) \end{aligned} \quad (11)$$

### 3.3 基于颜色直方图的观测模型

本文采用基于 CIE-Lab 颜色模型的颜色直方图作为目标特征进行观测, CIE-Lab 颜色模型对光照有良好的鲁棒性.

目标模板在粒子初始化时建立, 而目标的观测区域由 2.2 节中的方法, 将目标的三维模型投影至图像平面计算得到. 目标模板与观测区域的相似性可以利用 Bhattacharyya 距离衡量.

分别对目标模板和观测区域图像的 a、b 通道建立直方图  $h^a, h^b$ , 并归一化, 则目标模板与观测结果的距离  $d$  的定义为<sup>[14]</sup>:

$$\begin{aligned} d &= \frac{1}{2} (\sqrt{1 - BC(h_m^a, h_c^a)} + \sqrt{1 - BC(h_m^b, h_c^b)}) \\ BC(h_1, h_2) &= \sum_{j=1}^{N_{bin}} \sqrt{h_1(j)h_2(j)} \end{aligned} \quad (12)$$

其中  $BC$  为 Bhattacharyya 系数,  $h_m^a, h_m^b$  表示目标模板颜色直方图,  $h_c^a, h_c^b$  表示观测结果颜色直方图.

### 3.4 算法流程

本文提出的基于三维模型的改进粒子滤波跟踪算法具体流程如下:

#### 1) 粒子初始化

利用行人检测算法和前景检测算法提取目标, 建立目标模板  $h_m^a, h_m^b$ . 对目标建立三维模型, 利用 2.3 节的方法确定模型其参数  $H, L$ .

从初始分布中采样  $N$  个粒子  $\{x_0^{(i)}\}$ , 初始化粒子权值  $\omega_0^{(i)} = 1/N$ .

#### 2) 重要性采样

利用式(13)从建议分布中采样, 得到相应的粒子.

$$x_k^{(i)} \propto q(x_k | x_{k-1}, y_k) = N(g_k, P_k) \quad (13)$$

利用式(1)将行人三维模型映射到图像中, 计算其在粒子  $x_k^{(i)}$  位置处的观测区域  $r$ .

#### 3) 权值更新

计算观测区域  $r$  的颜色直方图  $h_c^a, h_c^b$ , 利用式(12)计算目标模板与观测区域的 Bhattacharyya 距离  $d_i$ .

利用式(14)计算相应粒子的权值:

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_k^{(i)} &= \omega_{k-1}^{(i)} p(z_k | x_k^{(i)}) \\ p(z_k | x_k^{(i)}) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(-\frac{1-d_i}{2\sigma^2}) \end{aligned} \quad (14)$$

利用式(15)对粒子权值进行归一化:

$$\omega_k^{(i)} = \frac{\hat{\omega}_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N \hat{\omega}_k^{(j)}} \quad (15)$$

#### 4) 目标状态估计

利用式(16)对当前行人状态进行估计, 得到行人状态  $\hat{x}_k$ :

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} x_k^{(i)} \quad (16)$$

则  $k$  时刻, 行人的位置为  $(\hat{x}_k, \hat{y}_k, 0)$ .

#### 5) 重要性重采样

判断粒子退化程度, 对退化粒子进行重采样.

#### 6) 双指数平滑预测

利用式(10)预测行人运动轨迹, 从而对行人的状态进行估计, 更新目标建议分布参数  $g_{k+1}$  和  $P_{k+1}$ .

## 4 实验结果与分析

本文实验平台为 Microsoft Windows 7 Home Premium 64bit, Microsoft Visual Studio Community 2013, Matlab R2010a, OpenCV 2.4.0. 硬件配置为 Intel® Core™ i3-380M CPU, 4.00GB DDR3 1066MHz RAM.

测试数据采用 PETS2009 数据集 (<http://www.cvg.reading.ac.uk/PETS2009/a.html>) 和 CAVIAR 数据集 (<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/>). 其中数据集对应的摄像机内部参数和外部参数由数据集给出.

### 4.1 三维模型

从 PETS2009 数据集中采集目标图像及其对应的前景图作为样本, 对第 2 节中的目标三维模型建立算法进行测试.

人工确定目标样本的基准线  $\hat{\phi}$ , 使得  $\hat{\phi}$  穿过行人头部和(虚拟)足部中心. 用第 2 节中计算得到的直线  $\phi$  与  $\hat{\phi}$  进行对比, 得到表 1 的结果.

表 1 三维重建实验结果

分类	数量	所占比率(%)
所有样本	200	100
基本拟合	136	68
轻微偏差	48	24
较大偏差	16	8

其中各分类的定义如下:

1) 基本拟合:  $\phi$  与  $\hat{\phi}$  的夹角小于  $10^\circ$ . 此时图像中  $\phi$  能够穿过行人头部与足部区域.

2) 轻微偏差:  $\phi$  与  $\hat{\phi}$  的夹角大于  $10^\circ$  小于  $18^\circ$ . 此时图像中  $\phi$  能够穿过行人肩部并覆盖足部区域.

3) 较大偏差:  $\phi$  与  $\hat{\phi}$  的夹角大于  $18^\circ$ . 此时图像中  $\phi$  与行人模型偏差较大.

当  $\phi$  基本拟合或存在轻微偏差时, 三维模型能够近似拟合目标模型, 此时目标跟踪效果较好; 而当偏差较大时, 三维模型拟合效果较差, 可能会影响目标跟踪效果. 偏差主要是由于目标前景图被其他景物干扰, 如图 4 所示. 同时, 目标的非直立姿态也会导致偏差的产生.

由表 1 可知, 大部分情况下, 算法都能够较为准确地建立三维模型.



图 4 拟合较差情况

### 4.2 目标跟踪

将本文中的目标跟踪算法与经典粒子滤波、KPF<sup>[3]</sup>进行对比测试. 各算法中粒子数均取 50, 经典粒子滤波与 KPF 的模型由式(17)给出, 其中  $X_t$  为  $t$  时刻目标状态,  $x_t, y_t$  分别为目标中心在图像中的位置,  $v_x, v_y$  分别为目标各方向运动速率,  $h_t, w_t$  分别为目标图像的高度和宽度;  $F$  为状态转移矩阵,  $H$  为观测矩阵,  $\Delta t$  为图像时间间隔.

$$X_t = (x_t, y_t, v_x, v_y, h_t, w_t)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

图 5 为 PETS 数据集第 142、144、150 帧的跟踪结果, 图 6 为 CAVIAR 数据集第 175、221、303 帧的跟踪结果. 图中第一行为经典粒子滤波跟踪算法, 第二行为 KPF 跟踪算法, 第三行为本文的跟踪算法.

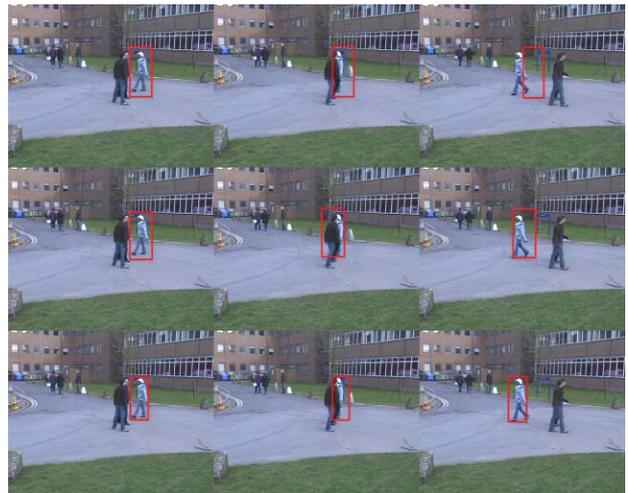


图 5 PETS 数据集测试结果



图 6 CAVIAR 数据集测试结果

图 5 显示当目标短时间被遮挡时的情形. 经典粒子滤波算法在目标被遮挡后可能会跟踪丢失; KPF 算法在短时间被遮挡后仍能够跟踪目标, 但可以看出跟踪框与真实目标在位置和尺度上都有所偏差; 本文提出的算法利用双指数预测能够较好地处理短时遮挡, 同时目标的三维模型能够精确地描述目标的尺度和位置. 图 6 显示目标靠近或远离镜头时, 目标尺度发生变化的情况. 可以看出经典粒子滤波和 KPF 方法在目标尺度发生较大变化时跟踪效果会受到较大影响甚至跟踪丢失; 本文的方法利用目标的三维模型可以有效地解决目标尺度变化的问题.

表 2 和表 3 展示了三种算法的跟踪效果, 其中平均误差和方差由跟踪目标外接矩形的中心计算. PETS 数据集分辨率较大且场景范围较广, 因而相对 CAVIAR 数据其误差较大. 由表中可以看出经典粒子

滤波(PF)的跟踪效果最差,而KPF算法跟踪效果有一定的提升.本文提出的算法能够有效降低误差,同时其方差相对其他两种算法有很大提升,说明算法性能稳定,能够有效跟踪目标.

表2 PETS数据集测试结果

	平均误差(像素)	方差(像素)
PF	110.7	197.1
KPF	68.9	72.4
本文	39.8	33.6

表3 CAVIAR数据集测试结果

	平均误差(像素)	方差(像素)
PF	85.4	137.1
KPF	44.7	58.1
本文	27.6	29.8

表4展示了本文提出的滤波算法与KPF算法的时间性能测试结果.可以看到本文改进的粒子滤波算法能够有效地降低计算量.

表4 耗时测试结果

	平均耗时(ms)
KPF	137.2
本文	84.1

## 5 结语

本文提出了一种利用摄像机标定信息和图像帧信息建立行人三维模型的方法.该方法无需特殊设备辅助,直接利用已知信息建立模板三维模型,可以有效提高跟踪算法的效果,应对图像中目标尺度变化的情况,同时可以得到目标的真实运动轨迹.本文对粒子滤波算法加以改进,利用双指数模型对目标运动轨迹进行预测,能够有效提高粒子滤波跟踪的效果,同时降低计算复杂度.

## 参考文献

- 王法胜,鲁明羽,赵清杰,袁泽剑.粒子滤波算法.计算机学报,2014,37(8):104-107.
- Merwe RVD, Doucet A, Freitas ND, et al. The unscented

- particle filter. Advances in Neural Information Processing Systems, 2001, 13: 584-590.
- Satoh Y, Okatani T, Deguchi K. A color-based tracking by Kalman particlefilter. Proc. of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. IEEE. 2004, 3: 502-505.
- Bradski G, Kaebler A. Learning OpenCV.北京:清华大学出版社,2009.
- Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration. IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- 何敬东.人体比例和在体育动作简图中的应用.中国学校体育,2003,(5).
- Dollár P, Tu Z, Perona P, et al. Integral Channel Features. Bmvc, 2009.
- Dollár P, Appel R, Belongie S, et al. Fast feature pyramids for object detection. IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(8): 1532-1545.
- Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences. IEEE Trans. on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2011, 20(6): 1709-1724.
- 孙亮,孟朝晖.基于车尾中轴特征的粒子滤波跟踪算法.计算机系统应用,2014,11:140-144.
- 朱明清,王智灵,陈宗海.基于灰色预测模型和粒子滤波的视觉目标跟踪算法.控制与决策,2012,27(1).
- 李昱辰,李战明.基于自适应无迹粒子滤波的目标跟踪算法.光电子:激光,2012(10).
- Laviola JJ. Double exponential smoothing: an alternative to Kalman filter-based predictive tracking. Proc. of the workshop on Virtual environments 2003. ACM. 2003. 199-206.
- Führ G, Jung CR. Combining patch matching and detection for robust pedestrian tracking in monocular calibrated cameras. Pattern Recognition Letters, 2014, 39(1): 11-20.