

文章编号: 1003-501X(2009)01-0052-05

一种基于卡尔曼预测的动态目标跟踪算法研究

虞 旦, 韦 巍, 张远辉

(浙江大学 电气工程学院, 杭州 310027)

摘要: 针对视频序列中目标的跟踪, 均值漂移算法和卡尔曼滤波器相结合的目标跟踪算法已经被提出, 而在移动机器人上实现对机动目标的实时跟随时, 机器人自身的运动引起目标在像平面的偏移不能被忽略, 在详述了两者的关系的基础上, 建立起以机器人一个周期内的运动作为输入量的状态方程, 以卡尔曼滤波器的估计值作为均值漂移算法的启动点, 均值漂移算法的最终收敛点作为每帧的跟踪结果, 并以此收敛点替代滤波器的估计值, 两种算法交替使用, 互为补充。实验表明所提算法可以实现在室外环境下对动态目标的实时跟踪。

关键词: 均值漂移算法; 卡尔曼滤波器; 移动机器人; 动态目标跟踪

中图分类号: TP242.6+2

文献标志码: A

Dynamic Target Tracking with Kalman Filter as Predictor

YU Dan, WEI Wei, ZHANG Yuan-hui

(College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Aimed at target tracking in the video image sequences, the tracking algorithm which combines the Mean shift algorithm and Kalman filtering has been proposed, but the offset in the image plane caused by the motion of the robot can not be ignored when implementing the real-time moving object following with a mobile robot. Based on the description of the relationship between the offset and the motion, the target dynamics with the motion of robot as the external control is depicted, and the algorithm that combines the Mean shift and Kalman filter in a novel way is proposed. With the state estimation of Kalman filter as the starting position of the Mean shift and with the converge location of the Mean shift as tracking results of current frame, the state estimation is replaced with the converge location of the Mean shift. Two algorithms work alternately and interact with each other. Experiment results indicate that the proposed algorithm is real-time and robust on dynamic target tracking under complex outdoor environment.

Key words: mean shift algorithm; Kalman filter; mobile robot; dynamic target tracking

0 引 言

传统的基于视觉对行人跟踪的研究是为了安全监控^[1]、人体运动分析^[2]等, 静止的摄像头使得动态目标的检测变得异常简单, 比如背景剪除方法^[3]就可以取得很好的效果, 如果将人体运动视觉分析的研究结合到移动机器人平台上, 利用移动机器人的灵活性和自主性, 扩展了应用范围, 例如: 交通警察, 军用机器人, 服务机器人等, 这样改变的结果是目标检测变得极具挑战, 因为机器人的移动使得背景不可预知, 目标点在像平面不连续, 也就要求基于单目视觉在移动机器人上实现对行人跟随的系统是鲁棒和实时的, 针对静止视频序列的目标跟踪方法显然不适用, 要实现图像平面上目标跟踪有两种思路: 一种是跟踪模板的建立独立于背景, Christian Schlegel 等提出了结合颜色和边缘的跟踪算法^[4], 要求被跟随的人衣服从预设的四种颜色中选择, 在背景复杂的情况下, 边缘匹配容易失败; 另外一种是先补偿视觉传感器运动造成的

收稿日期: 2008-06-30; 收到修改稿日期: 2008-08-07

基金项目: 浙江自然科学基金资助项目(R105341)

作者简介: 虞旦(1983-), 男(汉族), 浙江义乌人。直博生, 主要从事图像运动目标跟踪的研究。E-mail: yiwuyudan@163.com。

偏移,再用针对背景静止的方法进行目标检测,文献[5]提到利用特征点匹配获取偏移信息来补偿摄像机的造成的背景偏移,再利用粒子滤波器检测目标,但是粒子滤波器计算复杂度降低了算法的实时性。

本文选用的均值漂移(Mean shift)算法属于第一种思路,自从 D Comaniciu 等人^[6]把非刚性物体的跟踪问题近似为最优化问题后,均值漂移在目标跟踪领域内得到了很好的应用,特征分布标识了目标,通过对目标点赋大权值,对背景点赋小权值,使目标区域成为密度极值区,从而将目标跟踪同均值漂移算法联系起来,算法实时性好,对于目标的旋转、部分阻挡、变形以及背景运动都不敏感,但是在跟踪连续性上存在很大问题,如果目标在连续的两帧中偏移较大,传统算法使得跟踪不能得以继续,本文提出了将卡尔曼滤波器融于均值漂移算法,把滤波器对于目标点在像平面位置的最优估计作为每一帧中均值漂移算的起始点,相当于对目标位置进行全局的预估计,最终位置由均值漂移算法在起始点的领域内迭代得到,并以最终位置替代滤波器中的后验估计值,用于下一帧的滤波估计,两种算法交替使用,相互补充。

1 卡尔曼滤波器建模

在均值漂移算法的推导过程中,对描述目标模型与目标候选之间相似程度的 Bhattacharyya 系数进行了泰勒展开,而泰勒展开是通过在分析点的领域内展开来逼近原函数的,所以算法假设了一个目标点在连续两帧中偏移量不大的前提,更准确的是偏移量不能超过核函数的带宽,本系统所对应的任务决定了目标在图像平面移动快速,无法满足泰勒展开的前提条件,传统算法的跟踪很可能失败,本文引入卡尔曼滤波器解决这个问题。卡尔曼滤波器^[7]用于估计线性系统的状态,它能利用测量的值修正估计的状态,提供可靠的状态估计,使用卡尔曼滤波器作为预测器,要建立系统的状态方程,不同于以往单纯对目标点的运动进行建模^[8],必须把机器人自身的运动一起加以考虑,所以本文提出了室外环境下移动机器人对目标跟踪时,目标在摄像机像平面运动的状态方程,摄像机的旋转运动引起目标在像平面水平方向的偏移,摄像机在与目标连线方向上的移动则引起垂直方向的偏移,对于第一个运动,假设摄像机与机器人重心所在纵轴线重合,即摄像机旋转角度等同于机器人的旋转角度。

图 1 给出了像平面透视模型的俯视图,其中 γ_x 表示水平方向的视场角, x_B 表示像平面横向拥有的像素个数, x'_k 是 k 时刻目标位置,对应投影线与光轴夹角为 θ'_k , $k+1$ 时刻用 x'_{k+1} 和 θ'_{k+1} 表示,根据三角形的边角关系可得:

$$\frac{x_B/2}{\tan(\gamma_x/2)} = \frac{x'_k - x_B/2}{\tan\theta'_k} = \frac{x'_{k+1} - x_B/2}{\tan\theta'_{k+1}} \quad (1)$$

后两式相减后再与第一式联立得:

$$x'_{k+1} - x'_k = \frac{(\tan\theta'_{k+1} - \tan\theta'_k)x_B}{2\tan(\gamma_x/2)} \approx \frac{(\theta'_{k+1} - \theta'_k)x_B}{2\tan(\gamma_x/2)} = \frac{\theta\alpha_B}{2\tan(\gamma_x/2)} \quad (2)$$

式(2)就建立了像平面目标偏移量与机器人一个周期内旋转角度 θ 的对应关系。

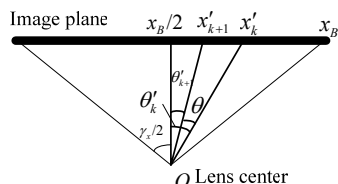


图 1 像平面透视模型的俯视图

Fig.1 Planform of perspective projection

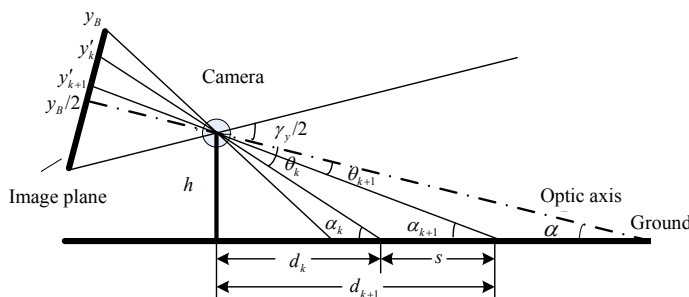


图 2 摄像头透视模型的侧面图

Fig.2 Side elevation of perspective projection

对于第二个运动,假设在一个周期内机器人前后移动的距离是 s ,为了便于分析,以机器人作为参照物,把此位移转移到目标上,图 2 的侧面图给出了两者的关系,其中 k 时刻目标距机器人 d_k ,相应的投影

线与水平线夹角为 α_k , $k+1$ 时刻用 d_{k+1} 和 α_{k+1} 表示, 光轴线与水平线成夹角为 α , y_B 表示像平面纵向拥有的像素个数, 水平方向的视场角用 γ_y 表示。

根据三角形的外角定理, 投影线与光轴的夹角 θ_k 和 θ_{k+1} 分别为

$$\theta_k = \alpha_k - \alpha, \quad \theta_{k+1} = \alpha_{k+1} - \alpha \quad (3)$$

则像平面的垂直方向偏移量的计算方法同式(2), 如下:

$$y'_{k+1} - y'_k = \frac{(\tan(\alpha_{k+1} - \alpha) - \tan(\alpha_k - \alpha))y_B}{2 \tan(\gamma_y / 2)} = \frac{(\tan(\arctan \frac{h}{d_k + s} - \alpha) - \tan(\arctan \frac{h}{d_k} - \alpha))y_B}{2 \tan(\gamma_y / 2)} \quad (4)$$

综上所述, 系统的状态方程和观测方程分别描述如下:

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \dot{x}_{k+1} \\ \dot{y}_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \dot{x}_k \\ \dot{y}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\theta x_B}{2 \tan(\gamma_x / 2)} \\ (\tan(\arctan \frac{h}{d_k + s} - \alpha) - \tan(\arctan \frac{h}{d_k} - \alpha))y_B \\ \frac{2 \tan(\gamma_y / 2)}{0} \\ 0 \end{bmatrix} + W_k, \quad (5)$$

$$Y_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} X_k + V_k$$

其中: 状态变量 $X_k = [x_k \ y_k \ \dot{x}_k \ \dot{y}_k]^T$, 分别表示目标在像平面上的位置和速度, T 为采样周期, 输入 $U = [\theta \ s]^T$ 为机器人在前一个周期中旋转的角度和在目标连线方向上的位移, 输出为目标点在像平面上的位置, W_k 为处理噪声, V_k 为测量噪声, 均为零均值高斯白噪声, 相应的方差记做 σ_w 和 σ_v 。

2 观测模型的建立

卡尔曼滤波器需要用观测值更新测量, 在本系统中, 观测模型建立如下:

以一步预测的结果为中心, 在 2 倍于目标大小的区域 R 内, 利用直方图后投影计算概率图^[4]来估计目标的位置。具体就是在初始化目标模型时, 建立目标传统的颜色直方图:

$$H(u) = \sum_{(x,y) \in R} \frac{\delta(h(x,y) - u)}{|R|}, \quad u = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

其中: u 为颜色向量, 被量化成 m 级, $h(x,y)$ 为像素点 (x,y) 色度分量 H 量化后的值, δ 为 Kronecker Delta 函数, $|R|$ 为区域 R 内像素点的个数, 用于直方图的归一化。

为了定位目标, 把直方图投影到选定的区域内, 即依据颜色值的索引把像素点的值替换成相应的直方图概率值:

$$I(x,y) = \{H(u) | h(x,y) = u\}, \quad (x,y) \in R \quad (7)$$

得到的后投影图表示图像中像素点属于被跟随目标的概率, 对投影图进行简单的滤波, 滤去概率很低的点, 最终目标位置的估计通过计算区域内投影图的质心获得, 并被作为目标的观测值 $z_k = (x_k, y_k)$:

$$x_k = \frac{\sum_{(x,y) \in R} x I(x,y)}{\sum_{(x,y) \in R} I(x,y)}, \quad y_k = \frac{\sum_{(x,y) \in R} y I(x,y)}{\sum_{(x,y) \in R} I(x,y)} \quad (8)$$

3 基于 Kalman 预测的跟踪算法的实现

融合了 Kalman 滤波器预测后跟踪算法的框架如图 3 所示。

由框图可知, 对于每一图像序列目标跟踪算法包含了 5 步, 定义 \hat{x}_k 为系统状态 x_k 的先验状态估计, \hat{x}_k

为 x_k 的后验状态估计, A 、 B 和 H 分别为转移矩阵、控制矩阵和观测矩阵, u_k 为系统的外部输入, z_k 是观测值, 则算法一个迭代过程的具体描述如下:

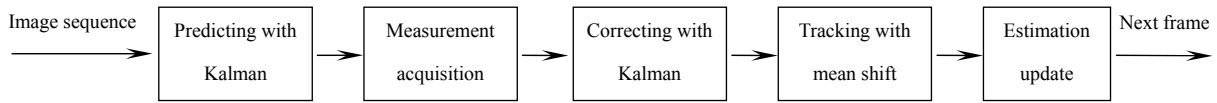


图 3 跟踪算法框图

Fig.3 Diagram of tracking algorithm

Step1 Kalman 滤波完成一步预测以及计算先验误差协方差:

$$\hat{x}'_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k, P'_k = AP_{k-1}A^T + Q \quad (9)$$

Step2 以一步预测结果 \hat{x}'_k 为中心, 依据第二部分所提的观测模型, 获取观测值 z_k ;

Step3 Kalman 滤波进行测量更新, 分别计算修正矩阵、更新后验状态估计和更新误差协方程:

$$\begin{aligned} K_k &= P'_k H^T (HP'_k H^T + R)^{-1}, \\ \hat{x}_k &= \hat{x}'_k + K_k (z_k - H\hat{x}'), \\ P_k &= (1 - K_k H) P'_k \end{aligned} \quad (10)$$

Step4 以滤波估计值 \hat{x}_k 为起始点, 应用均值漂移在领域内迭代寻优, 收敛点即是当前帧目标点所在;

Step5 以收敛点替代后验状态估计 \hat{x}_k 。

4 实验结果及分析

实验所基于的平台是先锋 Pioneer3-AT 型机器人, 装有一个佳能 VC-C50iR 摄像头, 嵌入式计算机的主频是 1.6 GHz, 内存 128 Mb, 图像分辨率设为 320×240 , 系统要求机器人实时跟随前方的目标人, 使得目标在像平面始终位于中心位置。在完成像平面目标跟踪时, 使用了本文所提出的融合了卡尔曼滤波器预测的动态目标跟踪方法, 图 4 是实验用机器人及工作环境。



图 4 机器人及其工作环境

Fig.4 Robot Pioneer3-AT and experimental environment

设定参数值: 采样周期 $T=1$ s, 过程噪声和测量噪声的方差为 $\sigma_w=\sigma_v=5$, 启动卡尔曼滤波器需要初始化状态值和误差协方差阵 P , $X_0=[x_s \ y_s \ 0 \ 0]^T$, 其中 x_s 和 y_s 表示起始帧目标的中心坐标, 协方差阵对滤波的影响不大, 可以用对角阵作为它的初始值^[9], 由于协方差阵 P 独立于系统的外部输入 u_k , 可以设置

$u_k=0$, 即机器人不做跟随动作, 只是通过视觉传感器在像平面上跟踪目标, 参数收敛稳定后, 转为用完整的跟踪算法实现跟随, 图 5 为部分跟踪结果, 其中黑色椭圆是卡尔曼滤波器对于目标位置的最优估计, 白色椭圆是由均值漂移算法得到的最终位置, 各图下方的坐标表示跟踪收敛点。

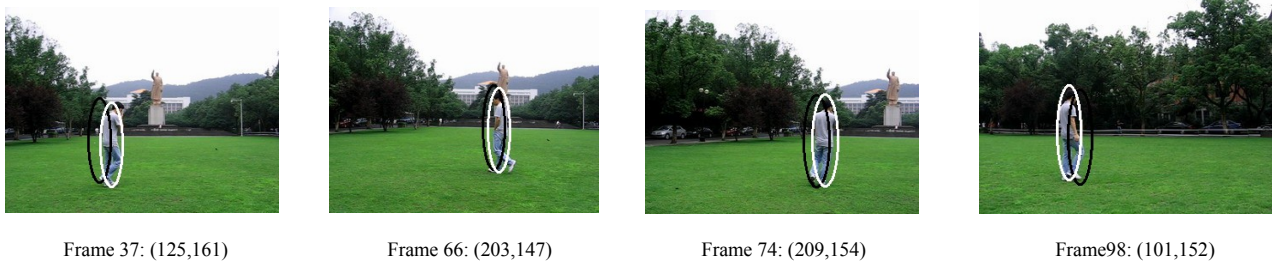


图 5 部分跟踪结果

Fig.5 Results of test

为了说明所提算法的准确性, 由图 6 分别给出了卡尔曼滤波器预测结果以及最终跟踪结果与实际位置

之间的误差, 位置误差的定义如下:

$$E_{\text{position}} = \frac{\sqrt{(x' - x)^2 + (y' - y)^2}}{\sqrt{x_c^2 + y_c^2}} \quad (11)$$

其中: (x, y) 表示目标实际位置参数, 在保存的跟踪结果图中, 手动获取, (x', y') 表示由算法获得的跟踪结果参数, 分母部分的 (x_c, y_c) 表示图像的中心位置, 即 $(160, 120)$ 。从图中可以看出改进算法有效的补偿了机器人自身运动引起目标在像平面的偏移, 最终跟踪的位置误差率控制在了 5% 以内, 能够满足后续机器人控制的需要。

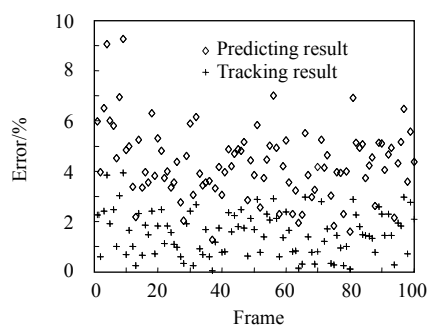


图 6 位置跟踪误差

Fig.6 Position tracking error

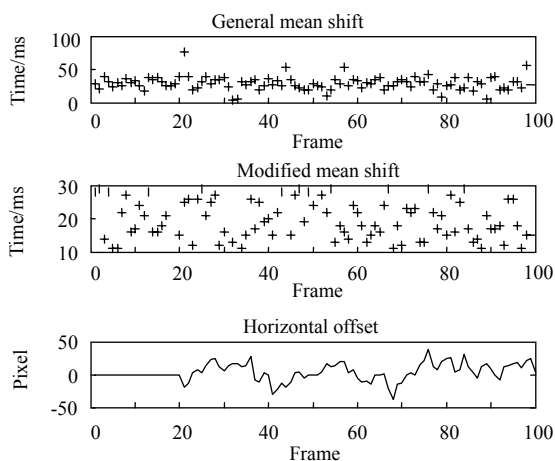


图 7 水平偏移量及新算法和传统算法耗时比较

Fig.7 Horizontal offsets and contrasts of consuming time by two algorithms

由于卡尔曼滤波器实质上是一套递推线性滤波公式, 费时很少, 而每次获取观测值都是一步完成, 计算量小, 并且加入了预测后, 均值漂移算法迭代次数有所减少, 新算法因此有很好的实时性, 图 7 给出了有无卡尔曼预测算法所用时间的比较, 摄像头采集的源图像被保存后在离线的条件下单纯应用均值漂移算法进行目标跟踪, 每一帧的起始点为上一帧的最终结果, 其中下图给出了每帧中由摄像头移动所引起的目标在像平面水平方向的漂移量, 值得注意的是 20 帧之前, 由于设置了 $u_k=0$, 漂移量为零, 另外从图中可以看出机器人自身运动引起目标在像平面的偏移较大时, 单纯应用均值漂移算法由于陷入局部最优无法准确跟踪到目标, 所耗时间呈现随机性, 去除这些情况, 当跟随的目标在像平面大小为 30×100 时, 统计显示传统均值漂移算法平均耗时为 28 ms, 而新算法约为 19 ms。

5 结 论

本文提出了结合了 Kalman 预测的均值漂移跟踪算法, 很好的解决了快速移动的动态目标在像平面的跟踪问题, 在详细分析了引起目标在像平面移动的基础上, 提出了在像平面上关于动态目标位置和速度的状态方程, Kalman 滤波器为均值漂移算法提供起始点, 均值漂移算法将结果返回给滤波器进行估计值的更新, 交替使用, 互为补充, 实验表明, 本算法可以实现对动态目标的跟踪, 也有非常好的鲁棒性和快速性, 该算法的缺点是要求目标与机器人处在同一水平面上, 如果工作环境无法满足这个前提条件, 需要求助于其他跟踪方法。

参考文献:

- [1] HARITAOLGU I, HARWOOD D, Davis L S. W-4: Real-time surveillance of people and their activities [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**(S0162-8828), 2000, **22**(8): 809-830.
- [2] NING H, TAN T, WANG L, *et al.* People tracking based on motion model and motion constraints with automatic initialization [J]. **Pattern Recognition**(S0031-3203), 2004, **37**(7): 1423-1440.

(下转第 62 页)

- WAN Hai-bin. **One hundred successful examples for fighting floods and dealing with the emergency** [M]. Beijing: China Water Power Press, 2007.
- [2] 冷元宝, 朱文仲, 何剑, 等. 我国堤坝隐患及渗漏探测技术现状及展望 [J]. 水利水电科技进展, 2002(4): 59-62.
LENG Yuan-bao, ZHU Wen-zhong, HE Jian, *et al.* Current Situation and Prospects of Dike Anomaly and Infiltration Detecting Technology in China [J]. **Advances in Science and Technology of Water Resources**, 2002(4): 59-62.
- [3] 魏德荣, 赵花城, 秦一涛, 等. 分布式光纤监测技术在我国的发展[C]// 2004 全国 RCCD 筑坝技术交流会议论文集. 北京: 中国水力发电工程学会碾压混凝土专业委员会, 2004, **10**: 354-356.
WEI De-rong, ZHAO Hua-cheng, QING Yi-tao, *et al.* Advancement of distributed fiber monitoring technology in China[C]// **RCCD National dam Technology Communication Conference**. Beijing: Roller Compacted Concrete Division of China Institute of Water Resources and Hydropower Engineering, 2004, **10**: 354-356.
- [4] 冷元宝, 朱萍玉, 周杨, 等. 基于分布式光纤传感的堤坝安全监测技术及展望 [J]. 地球物理学进展, 2007(3): 1001-1005.
LENG Yuan-bao, ZHU Ping-yu, ZHOU Yang, *et al.* Monitoring technology for embankment dam safety based on distributed optical fiber sensing and its prospect [J]. **Progress in Geophysics**, 2007(3): 1001-1005.
- [5] Johansson S, Farhadiroushan M. Seepage and strain monitoring in embankment dams using distributed sensing in optical fibres-theoretical background and experiences from some installations in Sweden [C]// **Proceedings of International Symposium on Dam Safety and Detection of Hidden Troubles of Dams and Dikes**. Xi'an, China: Nov 1-3, 2005.
- [6] Horigushi T, Tateda M. Optical-fiber-attenuation investigation using Brillouin scattering between a pulse and a continuous wave [J]. **Opt. Lett**(S0146-9592), 1989, **14**: 408.
- [7] Minardo A, Bernini R, Zeni L, *et al.* A reconstruction technique for long-range stimulated Brillouin scattering distributed fiber-optic sensors: experimental results [J]. **Measurement Science and Technology**, 2005, **16**: 900-908.
- [8] Nikles M, Thevenaz L, Robert P. Simple distributed fiber sensor based on Brillouin gain spectrum analysis [J]. **Opt. Lett**(S0146-9592), 1996, **21**: 758-760.
- [9] Facchini M. Distributed optical fiber sensors based Brillouin scattering [D]. Lausanne, Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology, 2001.
- [10] Nikles M. Fibre optic distributed scattering sensing system: perspectives and challenges for high performance applications [J]. **Chinese Journal of Scientific Instrument**, 2007, **28**(8): 1345-1352.

~~~~~  
(上接第 56 页)

- [3] COLLINS R, LIPTON A, KANADE T. A system for video surveillance and monitoring [R]. CMU-RI-TR-00-12, 2000.
- [4] SCHLEGEL C, ILLMANN J, JABERG H, *et al.* Vision based person tracking with a mobile robot[C]// **Proceedings of the British Machine Vision Conference**, Southampton, UK: [s.n.], 1998, **2**: 418-427.
- [5] JUNG B, SUKHATME G S. Detecting moving objects using a single camera on a mobile robot in an outdoor environment [C]// **International Conference on Intelligent Autonomous Systems**. Amsterdam, Netherlands: [s.n.], 2004: 980-987.
- [6] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using Mean shift[C]//**Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**. Hilton Head, USA: [s.n.], 2000: 142-149.
- [7] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. **Transaction of the ASME-Journal of Basic Engineering**(S0021-9223), 1960(82): 35-45.
- [8] COMANICIU D, RAMESH V. Mean shift and Optimal Prediction for Efficient Object Tracking [J]. **International Conference on Image Processing**(S1522-4880), 2000, **3**: 70-73.
- [9] 高勤, 李志强, 都学新. 一种新型自适应卡尔曼滤波算法 [J]. 现代雷达, 2001, **23**(6): 29-34.  
GAO Qin, LI Zhi-qiang, DU Xue-xin. A new adaptive kalman filtering algorithm [J]. **Modern Radar**, 2001, **23**(6): 29-34.