

文章编号: 1001-0920(2005)06-0837-04

## 基于粒子滤波和似然比的联合检测与跟踪

杨小军, 潘泉, 张洪才

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

**摘要:** 针对低信噪比下幅值波动的弱目标跟踪问题, 提出一种基于粒子滤波和Bayes似然比方法的联合检测和跟踪算法。该方法直接利用传感器的原始数据, 以Bayes似然比作为目标检测的判决准则, 利用粒子滤波器获得状态的后验概率分布, 同时实现对目标的检测与跟踪。仿真结果表明了算法的有效性。

**关键词:** 粒子滤波器; 检测前跟踪; 似然比

**中图分类号:** TP182 **文献标识码:** A

## Unified Detection and Tracking Based on Particle Filtering and Likelihood Ratio Methods

YANG Xiao-jun, PAN Quan, ZHANG Hong-cai

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China Correspondent: YANG Xiao-jun, Email: yang\_npu@sohu.com)

**Abstract:** An unified detection and tracking algorithm for dim target with fluctuating amplitude in very low signal-to-noise ratio environment is proposed based on particle filter and Bayesian likelihood ratio methods. The proposed method utilizes raw data of sensor and take Bayesian likelihood ratio as decision criterion. The posterior probability distribution of target and unified detection and tracking are achieved using particle filter. The simulation results show the effectiveness of the algorithm.

**Key words:** Particle filter; Track-before-detect; Likelihood ratio

### 1 引言

在实际跟踪系统中, 由于各种噪声的干扰, 目标信噪比很低。在传感器的一拍扫描中, 目标出现与否则不定, 即使目标出现, 因其产生的信号太弱而可能不被检测到。检测前跟踪(TBD)通过对多拍量测数据的处理, 使传感器的响应逐步积累, 最终通过阈值而被检测到, 同时得到目标的状态估计。TBD的常用方法有动态规划和最大似然估计等<sup>[1-3]</sup>, 但这些方法在信噪比较低和目标机动时性能很差。最近几年出现的粒子滤波器因能解决非线性非高斯问题而得到广泛的应用<sup>[4,5]</sup>。文献[6,7]利用混合估计的思想提出了一种基于粒子滤波器的TBD方法。本文进一步针对低信噪比下具有幅值波动目标的跟踪问题,

利用传感器的原始数据, 由粒子滤波器得到状态的后验概率分布以及目标出现的概率, 用Bayes似然比作为目标检测的判决准则, 提出一种联合检测和跟踪算法, 实现了目标的检测与跟踪。

### 2 问题描述

目标跟踪问题可用状态空间模型描述, 其中目标的运动模型用状态转移概率 $q_k(x_k | x_{k-1})$ 描述, 传感器的量测用似然函数 $g_k(z_k | x_k)$ 描述。假定状态服从一阶Markov过程, 在给定状态的条件下, 量测相互独立。

在目标检测与跟踪问题中, 人们只关心目标是否出现在传感器的检测域 $R$ 内。设 $S$ 为目标位于 $R$ 内的状态空间, 如果目标不出现在 $R$ 内, 记目标状态

收稿日期: 2004-07-26; 修回日期: 2004-09-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(60404011, 60372085)。

作者简介: 杨小军(1971—), 男, 陕西扶风人, 博士生, 从事自适应滤波与信息融合等研究; 潘泉(1961—), 男, 重庆人, 教授, 博士生导师, 从事多目标跟踪、信息融合等研究。

为  $\Phi$ , 设扩张的目标状态空间为  $S^+ = S \cup \{\Phi\}$ , 设  $k$  时刻目标状态向量为  $s_k, s_k \in S^+$ .

由于目标可能出现也可能不出现, 对状态转移概率作如下修正: 设转移概率  $q_k(\Phi|\Phi) = \epsilon, q_k(x_k|R|\Phi) = 1 - \epsilon, \epsilon > 0$  为某个小的正数; 设目标从  $\Phi$  进入  $R$  时状态  $x_k$  在  $S$  内均匀取值; 设目标由  $R$  进入  $\Phi$  的概率为  $q_k(\Phi|x_{k-1}) = \beta, \beta > 0$  为某个小的正数; 设初始时刻目标不出现在  $R$  内的概率为  $p_0(\Phi) = p_0$ , 若目标出现, 初始状态  $x_0$  在状态空间  $S$  内均匀分布

### 3 幅值波动目标的检测与跟踪

设一个点源目标在  $xy$  平面上作机动运动, 目标的运动模型为非线性转弯运动, 即

$$\begin{bmatrix} x \\ x \\ y \\ y \\ \omega \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega T)}{\omega} & 0 & -\frac{1 - \cos(\omega T)}{\omega} & 0 \\ 0 & \cos(\omega T) & 0 & -\sin(\omega T) & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos(\omega T)}{\omega} & 1 & \frac{\sin(\omega T)}{\omega} & 0 \\ 0 & \sin(\omega T) & 0 & \cos(\omega T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ x \\ y \\ y \\ \omega \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 & 0 & 0 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \end{bmatrix}_k \quad (1)$$

其中: 目标状态向量  $x_k = [x, \dot{x}, y, \dot{y}, \omega]_k^T$  包含目标位置  $(x, y)$ , 速度  $(\dot{x}, \dot{y})$  和转弯速度  $\omega$ ;  $T$  为采样间隔;  $W_k = [w_1, w_2, w_3]^T$  为系统噪声, 服从某个已知分布. 目标的幅值为  $I_k$  且随时间波动, 设目标幅度的波动模型为<sup>[4]</sup>

$$I_k = \alpha I_{k-1} + (1 - \alpha) I + v_k, \quad (2)$$

其中:  $\alpha$  给出了前后时刻目标幅度之间的相关程度,  $I_0 \sim N(I, \alpha)$ , 噪声  $v_k$  服从已知分布  $p_{v_k}(\bullet)$ .

设传感器对  $xy$  平面上的区域  $R$  进行扫描监测, 传感器含有  $N \times M$  个矩形分辨单元, 大小为  $\Delta \times \Delta$ , 在每个采样时刻  $k$ , 每个分辨单元  $(i, j)$  ( $1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M$ ) 分别记录一个量测, 即

$$z_{ij}(k) = I_{ij}(k | (x, y)) + n_{ij}(k). \quad (3)$$

其中:  $I_{ij}(k | (x, y))$  为  $k$  时刻当目标位于  $(x, y)$  时, 单元  $(i, j)$  处接受的信号强度;  $n_{ij}(k)$  为量测噪声, 其分布为  $p_{n_{ij}}(\bullet)$ . 设像素之间, 每帧之间的噪声相互独

立. 单元  $(i, j)$  处的信号强度  $I_{ij}(k | (x, y))$  按照传感器的点传播函数可近似为<sup>[3]</sup>

$$I_{ij}(k | (x, y)) = \frac{I_k \Delta^2}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x - i\Delta)^2}{2\sigma^2} - \frac{(y - j\Delta)^2}{2\sigma^2}\right), \quad (4)$$

其中  $\sigma = 0.6\Delta$ . 量测  $Z(k) = \{z_{ij}(k), i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, M\}$  与目标位置  $(x, y)$  和幅值  $I_k$  之间具有强非线性关系, 设  $Z_{1:k} = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_k\}$ .

由于目标幅值  $I_k$  波动, 需要对  $I_k$  进行估计. 定义扩张的状态向量  $s_k^A = (s_k, I_k)$ , 其中  $s_k$  为状态向量; 扩张状态的转移概率为  $q_k(s_k^A | s_{k-1}^A) = q_k(s_k | s_{k-1}) q_k(I_k | I_{k-1})$ , 其中  $q_k(I_k | I_{k-1})$  代表幅值的转移概率, 由式(2)确定

当量测的信噪比很低时, 本文利用粒子滤波器估计目标出现在检测域内的后验概率, 目标出现的后验概率和没有出现的后验概率之比称为 Bayes 似然比. Bayes 似然比结合了目标动态、先验信息以及传感器量测等信息, 以它作为检测的充分决策统计量是一种最优准则. 当宣布目标出现时, 由粒子滤波器得到目标状态的后验估计, 该方法是一种检测前跟踪. 下面给出从噪声污染的量测信息中检测和跟踪目标的算法

基于粒子滤波器的检测和跟踪算法步骤如下:

**Step1 初始化** 对  $i = 1, \dots, N$ , 从初始分布采样  $s_0^{(i)} \sim p_0(s_0)$ . 具体方法为: 采样  $u \sim U_{[0,1]}$ , 如果  $u < p_0$ ,  $s_0^{(i)} = \Phi$ , 否则  $s_0^{(i)} = x_0^{(i)}, x_0^{(i)}$  在状态空间  $S$  内均匀分布,  $\omega_0^{(i)} = 1/N$ .

**Step2 运动更新** 给定  $k-1$  时刻的一组样本  $s_{k-1}^A = (s_{k-1}, I_{k-1})$ , 在  $k$  时刻从状态转移分布采样  $\tilde{s}_k^{(i)} \sim q_k(s_k | s_{k-1}^{(i)})$ . 具体方法为: 若  $s_{k-1}^{(i)} = \Phi$ , 采样  $u \sim U_{[0,1]}$ , 如果  $u < \epsilon$ ,  $\tilde{s}_k^{(i)} = \Phi$ , 否则  $\tilde{s}_k^{(i)} = x_k^{(i)}$ , 且  $x_k^{(i)}$  在  $S$  内均匀取值. 若  $s_{k-1}^{(i)} = x_{k-1}^{(i)}$ , 采样  $u \sim U_{[0,1]}$ , 如果  $u < \beta$ ,  $\tilde{s}_k^{(i)} = \Phi$ , 否则采样  $\tilde{s}_k^{(i)} = \tilde{x}_k^{(i)} \sim q_k(x_k | x_{k-1}^{(i)})$ . 若  $\tilde{x}_k^{(i)} \notin R$  ( $R$  为检测域), 则令  $\tilde{s}_k^{(i)} = \Phi$ , 其中转移概率  $q_k(x_k | x_{k-1}^{(i)})$  由式(1)确定. 令样本  $\tilde{I}_k^{(i)} = \alpha I_{k-1}^{(i)} + (1 - \alpha) I + v_k^{(i)}$ , 其中  $v_k^{(i)} \sim p_{v_k}(\bullet)$ , 则得到  $k$  时刻状态的一组样本  $s_k^A = (s_k^{(i)}, \tilde{I}_k^{(i)})$ ,  $i = 1, \dots, N$ .

**Step3 量测更新** 当  $k$  时刻的量测  $Z(k) = \{z_{ij}(k), i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, M\}$  到达时, 计算样本的重要性的

$$\tilde{\omega}^{(i)} = g_k(Z(k) | (s_k^{(i)}, \tilde{I}_k^{(i)})) = \begin{cases} p_{n_{ij}}(z_{ij}(k)), & s_k^{(i)} = \Phi \\ p_{n_{ij}}(z_{ij}(k) - I_{ij}(k | (s_k^{(i)}, \tilde{I}_k^{(i)}))), & s_k^{(i)} = x_k^{(i)}. \end{cases} \quad (5)$$



其中  $p_{n_{ij}}(\bullet)$  为量测噪声  $n_{ij}(k)$  的概率分布 归一化后的权值为  $\omega^{(i)} = \tilde{\omega}^{(i)} / \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}^{(i)}$ .

**Step4 重采样** 计算有效样本数,  $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\omega^{(i)})^2$ , 若  $N_{\text{eff}} < N_{\text{threshold}}$  ( $N_{\text{threshold}}$  为阈值), 重采样

$$\begin{cases} s_k^{(i)} \sim \sum_{j=1}^N \omega^{(j)} \delta(s_k - s_k^{(j)}), \\ \omega^{(i)} = 1/N; \end{cases}$$

否则,  $s_k^{(i)} = s_k^{(i)}$ , 权值不变 重采样后得到  $k$  时刻的一组粒子  $\{s_k^{(i)}, \omega^{(i)}\}_{i=1}^N$  逼近状态的后验概率分布  $p(s_k | Z_{1:k})$ .

**Step5 似然比检测** 用  $k$  时刻的粒子集估计目标没出现在检测域内的概率, 即

$$p_k(s_k = \Phi | Z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbb{1}_{s_k^{(i)} = \Phi}, i = 1, \dots, N$$

上式也为粒子集  $\{s_k^{(i)}, \omega^{(i)}\}_{i=1}^N$  中  $\Phi$  的百分比, 其中  $|\bullet|$  表示集合的势, 即元素个数 目标出现在检测域内的概率为

$$p_k(s_k \in R | Z_{1:k}) = 1 - p_k(\Phi | Z_{1:k}).$$

计算目标Bayes 似然比为

$$\Lambda_k = \frac{p_k(s_k \in R | Z_{1:k})}{p_k(s_k = \Phi | Z_{1:k})}$$

此时进行决策: 如果  $\Lambda_k > \Lambda_T$ , 宣布目标出现; 否则, 目标没有出现, 其中  $\Lambda_T$  为阈值

**Step6 状态估计** 若宣布目标出现, 状态的后验估计为: 在粒子集  $\{s_k^{(i)}, \omega^{(i)}\}_{i=1}^N$  中, 若  $s_k^{(i)} = \Phi$ , 令相应的  $\omega^{(i)} = 0$ , 即除去  $s_k^{(i)} = \Phi$  的粒子, 对权值  $\omega^{(i)}$  重新归一化得  $\bar{\omega}^{(i)}$ , 则状态的后验概率分布估计为

$$p(x_k | Z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \bar{\omega}^{(i)} \delta(x_k - x_k^{(i)}),$$

最小均方误差估计为

$$\bar{x}_k = \sum_{i=1}^N \bar{\omega}^{(i)} x_k^{(i)}$$

### 4 仿真分析

将上述算法用于以下系统进行仿真 设系统噪声  $W_k = [w_1, w_2, w_3]^T \sim N(0, Q_k)$ ,  $Q_k = \text{diag}(0.05^2, 0.05^2, 0.05^2)$ , 目标幅值参数  $I = 1$ . 传感器具有  $20 \times 20$  个分辨单元,  $\Delta = 1$  传感器检测域为  $R = \{(x, y) | x \in [1, 20], y \in [1, 20]\}$ , 量测噪声  $n_{ij}(k) \sim N(0, \sigma_n^2)$ , 标准差  $\sigma_n = 0.15$ , 量测信号的峰值信噪比为  $(I/2\pi\sigma^2)/\sigma_n^2 = 8.6867 = 9.39 \text{ dB}$ , 采样间隔  $T = 2$ , 仿真拍数  $k = 1, 2, \dots, 20$  初始时刻目标位于检测域  $R$  外  $(6, 0)$  处, 初始状态为  $[6, 0, 8, 0, 0.2, 0.1]$  仿真中, 使用  $N = 2000$  个粒子, 参数  $\epsilon =$

$\beta = 0.1$ , 重采样阈值  $N_{\text{threshold}} = 0.8N$ , 判决阈值  $\Lambda_T = 1$ .

图1给出了一次Monte Carlo 仿真中, 对目标位置的检测和跟踪结果, 其中虚线为目标的实际运动轨迹, 矩形框代表传感器的检测域  $R$ , 目标在  $k = 3$  时进入检测域, 直到  $k = 18$  时离开 图2给出了对目标  $x$  方向和  $y$  方向速度的跟踪结果 图3给出了对目标转弯速度和幅值的跟踪结果, 其中“+”表示目标的真实状态, “o”表示目标状态的最小均方误差估计值 从中可以看出, 粒子滤波算法能完全检测出出现在检测域内的目标, 并获得了一定的跟踪精度 通过100次Monte Carlo 仿真, 统计得到算法的虚警率

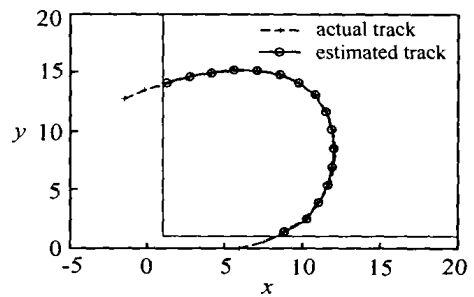


图1 目标位置检测和跟踪结果

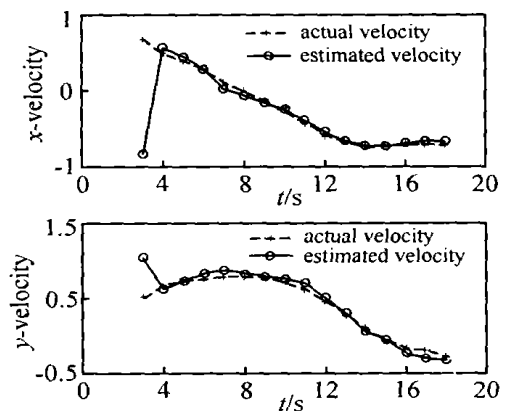


图2 目标 x 方向和 y 方向速度的估计值

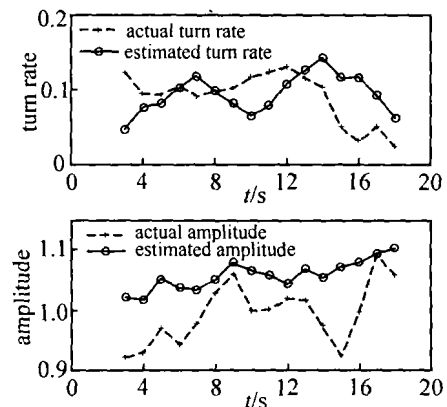


图3 目标转弯速度和幅值的估计值

(目标没有出现时超过阈值的概率)为 14.63%, 检测到目标的概率为 98.67%。

## 5 结 语

本文针对低信噪比下幅值波动目标的跟踪问题,以 Bayes 似然比作为检测准则,提出一种基于粒子滤波器的检测和跟踪算法。仿真研究表明,该算法能实现对目标的检测与跟踪。但算法性能对检测阈值很敏感,如何合理地选择阈值,降低虚警率,以及怎样克服粒子滤波器所具有的退化问题和计算量大等问题还需进一步研究。

## 参考文献(References)

- [1] Barniv Y, Kella O. Dynamic Programming Solution for Detecting Dim Moving Targets, Part II: A Analysis[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, 23(2): 776-788
- [2] 夏明革,何友,黄晓东,等. 基于红外图像的小目标检测与跟踪方法[J]. *火力与指挥控制*, 2003, 28(1): 1-5  
(Xia M G, He Y, Huang X D, et al. A Survey of Small Target Detection and Tracking Based on Infrared Images[J]. *Fire Control and Command Control*, 2003,

28(1): 1-5.)

- [3] Tonissen S M, Bar-Shalom Y. Maximum Likelihood Track-before-detect with Fluctuating Target Amplitude[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, 34(3): 796-808
- [4] Doucet A, de Freitas J F G, Gordon N J. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice* [M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [5] 莫以为,萧德云. 基于粒子滤波算法的混合系统监测与诊断[J]. *自动化学报*, 2003, 29(5): 641-648  
(Mo Y W, Xiao D Y. Hybrid System Monitoring and Diagnosing Based on Particle Filter Algorithm[J]. *Automatica Sinica*, 2003, 29(5): 641-648.)
- [6] Salmond D J, Birch H. A Particle Filter for Track-before-detect[A]. *Proc of the American Control Conf* [C]. Arlington VA, 2001: 3755-3760
- [7] Rollason M, Salmond D. A Particle Filter for Track-before-detect of a Target with Unknown Amplitude[J]. *IEE Target Tracking: Algorithms and Applications*, 2001, (1): 16-17.

(上接第 836 页)

约束区间如果取的较小,  $a$  应取得较大; 约束区间如果取的较大,  $a$  应取得较小。约束区间既定的情况下,  $a$  一般取 0.6 ~ 0.8 较合适。

## 4 结 语

本文对预测控制被控变量的约束区间进行了较深入的讨论,对被控变量设置了小偏差区和大偏差区两种不同的约束区间。控制作用从被控变量的小偏差区过渡到大偏差时乘上一连续变化的系数,既避免了控制作用的跳变又起到改善控制效果的作用。当模型存在不确定时,在一定范围内,应用该方法可以改善控制系统的动态性能。设计参数  $a$  可以在线实时调整,适应装置操作变化情况,可以避免重新确定模型的结构参数以及调整预测时域,使其更具有工程应用的价值。

## 参考文献(References)

- [1] 徐用懋,杨尔辅. 石油化工流程模拟、先进控制与过程优化技术的现状与展望[J]. *工业控制计算机*, 2001, 14(9): 21-27.  
(Xu Y M, Yang E F. The Actuality and Expectation of Petrochemicals Flow Simulation Predictive Control and Process Optimum Technology [J]. *Industry Control Computer*, 2001, 14(9): 21-27.)

- [2] 褚健,王朝辉,苏宏业. 先进控制技术及其产业化[J]. *测控技术*, 2000, 19(8): 1-3  
(Chu J, Wang C H, Su H Y. Advanced Process Control Technique and Its Industrialization [J]. *Measurement and Control Technology*, 2000, 19(8): 1-3.)
- [3] 胡品慧,杜殿林,左信,等. 状态反馈预测控制在催化裂化柴油产品质量先进控制中的应用[J]. *石油炼制与化工*, 2003, 34(5): 57-59  
(Hu P H, Du D L, Zuo X, et al. Advanced Process Control and Plant Implementation for FCC FCO Quality Based on State Feedback Model Predictive Control[J]. *Petroleum Processing and Petrochemicals*, 2003, 34(5): 57-59.)
- [4] 胡品慧,袁璞. 关于状态反馈预测控制系统的极点配置[J]. *控制与决策*, 2001, 16(6): 910-913  
(Hu P H, Yuan P. On Pole Placement of State Feedback Model Predictive Control Systems[J]. *Control and Decision*, 2001, 16(6): 910-913.)
- [5] 胡品慧,袁璞. 状态反馈预测控制干扰解耦的研究[J]. *控制与决策*, 2003, 18(2): 194-198  
(Hu P H, Yuan P. Study on Disturbance Decoupling of Stack Feedback Model Predictive Control[J]. *Control and Decision*, 2003, 18(2): 194-198.)