

文章编号: 1001-0920(2005)02-0199-04

单被动传感器 BOT 鲁棒跟踪算法研究

王永成^{1,2}, 王宏飞³, 杨成梧¹

(1. 南京理工大学 动力工程学院, 江苏 南京 210094; 2 郑州航空工业管理学院,
河南 郑州 450015; 3 南京电子技术研究所, 江苏 南京 210013)

摘要: 对系统建立了仅有角度测量信息的单传感器跟踪(BOT)模型和算法, 从机动目标鲁棒跟踪的角度给出了单传感器仅有角测量信息时的状态估计方法 BOT 的状态估计采用修正增益扩展卡尔曼滤波器(MGEKF), 目标加速度采用周期递推估计. 该算法的模型简单、无噪声假定、无模型切换, 并对目标机动具有良好的自适应能力. 仿真结果验证了该方法的有效性

关键词: 被动传感器; 机动目标跟踪; 鲁棒跟踪

中图分类号: TN 953

文献标识码: A

On robust state estimation algorithm for bearing-only tracking

WANG Yong-cheng^{1,2}, WANG Hong-fei³, YANG Cheng-wu¹

(1. Department of Dynamic Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 2 Zhengzhou Institute of Aeronautical Industry Management, Zhengzhou 450015, China; 3 Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing 210013, China Correspondent: WANG Yong-cheng, Email: wyclz@sina.com)

Abstract: The bearing only tracking model and its algorithm are studied. A robust state estimation algorithm is presented for the tracking of maneuvering target. The modified gain extended Kalman filter is employed in the state estimation and the target acceleration vector is periodically calculated in a recursive manner. The characteristics of the proposed algorithm is adaptive for maneuvering target. The model is simple and has no noise assumption or model switching. Simulation results show the effectiveness of the method.

Key words: passive sensor; tracking of maneuvering target; robust tracking

1 引言

目标定位与跟踪已完全建立在现代控制理论的基础上, 彻底摆脱了最小二乘法的束缚, 并应用了 Singer 模型、变形的 Singer 模型及其相应的自适应模型, 对机动目标和非平稳量测噪声具有一定的适应能力. 关于鲁棒卡尔曼估计, Masreliez 针对系统观测噪声和系统噪声分别为非高斯的情况进行研究. Morris 直接采用新息序列鲁棒化的方法, 改进了 Masreliez 的方法. Masreliez 和 Morris 用影响函数提出了鲁棒卡尔曼滤波器. Tsai 和 Kurz 提出了用区间多项式计算影响函数的方法. Agee 在

Masreliez 的工作基础上, 提出一种极小极大鲁棒卡尔曼估计算法. Nakamizo 和 Korenaga 提出了基于假设试验方法的鲁棒卡尔曼滤波算法.

人们研究了当系统噪声和测量噪声均为污染模型情况下的卡尔曼估计问题. 文献[1]结合多目标跟踪问题提出了针对目标机动加速度不确定、基于系统变结构技术的鲁棒卡尔曼估计方法. 实际工程应用中跟踪目标的机动性通常较强, 运动规律一般无法准确建立, 目标机动加速度的不确定性造成系统动态噪声处理非常复杂, 因此鲁棒性的满足更趋于依靠实时的机动检测来实现.

收稿日期: 2004-05-09; 修回日期: 2004-09-09

基金项目: 河南省自然科学基金项目(0211050500); 国防科技重点实验室基金试点项目(51431040103DZ2401).

作者简介: 王永成(1965—), 男, 河南上蔡人, 博士生, 从事多传感器信息融合、混沌控制的研究; 杨成梧(1937—), 男, 辽宁沈阳人, 教授, 博士生导师, 从事信息融合、广义系统等研究.

本文针对仅有方位角测量的跟踪(BOT),建立了仅有角测量跟踪系统的模型,针对机动目标,提出一种实用的单被动传感器鲁棒卡尔曼滤波跟踪算法,该方法采用简单的动态模型,无动态噪声假设,完全借助于目标机动加速度递推来修正动态模型,在计算量上只相当于两个降维的并行递推滤波器

2 仅有方位角测量信息的系统模型

仅有方位角测量的跟踪也称测向跟踪,它是在被动声呐、红外探测、光学测量器材作为探测器以及电子对抗或制导等系统中常见的问题,尤其在多传感器系统中,红外、电磁辐射源探测设备是常用的传感器,BOT 问题更为常见。BOT 问题的提法是只用带有噪声的方位角测量值来估计目标的位置和速度。BOT 问题与一般的目标跟踪问题相比,具有如下特点:

1) 系统为非线性系统:在直角坐标系上,观测方程是状态变量的反正切函数;

2) 不可观测性:因为系统只有方位角一个观测值,当目标和传感器间相对加速度为零时,目标的距离状态是不可观的,不能对目标的距离状态进行最优估计^[2]。

3) 系统估计性能与目标和传感器的相对运动及位置有关^[1]。

在直角坐标系上,设目标与传感器的相对运动关系如图 1 所示。其运动方程可表示为

$$\dot{r} = v(t), \tag{1}$$

$$\dot{v} = -a_m(t). \tag{2}$$

其中: $v(t) = v_t(t) - v_m(t)$, $r = (r_x, r_y)^T$, $v = (v_x, v_y)^T$, r 和 v 分别表示相对距离和速度; $a_m = (a_{mx}, a_{my})^T$ 为传感器加速度; 下标 m 代表传感器, t 代表目标。假定目标作的是匀速运动

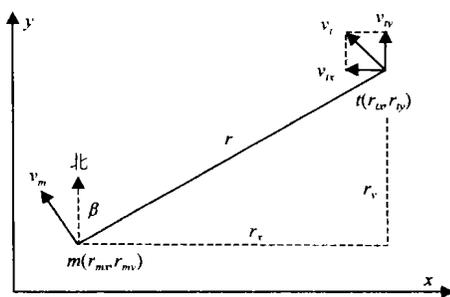


图 1 单被动传感器目标跟踪几何图

对式(1)和(2)积分得

$$r(t) = r(t_0) + (t - t_0)v(t_0) - \int_0^t (t - \tau)a_m(\tau) d\tau, \tag{3}$$

$$v(t) = v(t_0) - \int_0^t a_m(\tau) d\tau \tag{4}$$

式中 t_0 表示初始时间。由图 1 可得观测值 $\beta(t)$ 的非线性观测方程为

$$\beta(t) = \arctan(r_x(t)/r_y(t)). \tag{5}$$

3 机动目标 BOT 鲁棒跟踪算法

文献[1]中提出一种基于最优制导律的鲁棒跟踪方法,但其在二维BOT中采用的状态维数为6,并且运动模型复杂,机动噪声处理复杂,机动检测鲁棒性不足。本文提出了辐射源跟踪定位二维BOT问题的鲁棒跟踪方法。该方法采用简单的动态模型,无动态噪声假设,完全借助于目标机动加速度递推来修正动态模型,在计算量上只相当于两个降维的并行递推滤波器,因此具有较强的工程应用价值

3.1 跟踪算法

当目标与传感器相对加速度为零时,系统状态是不可观测的^[2],所以传感器或传感器平台必须以一定的相对加速度运动以满足可观测性。目标的加速度未知,传感器的加速度已知(传感器载体上的加速度计),并且认为无加速度测量误差

本文采用如下的系统模型:

$$X(k) = \Phi X(k-1) + \Gamma u(k-1). \tag{6}$$

其中: $X(k) = [r_x(k), r_y(k), v_x(k), v_y(k)]^T$, $u(k) = u_t(k) - u_m(k)$, $u_t(k)$ 为目标加速度, $u_m(k)$ 为传感器加速度, $u(k) = [u_x, u_y]^T$ 。

目标不机动时,目标运动可表示为

$$X(k) = \Phi X(k-1) + \Gamma(-u_m(k-1)). \tag{7a}$$

目标机动且机动加速度为 $u_t(k)$ 时,目标运动可表示为

$$X(k+1) = \Phi X(k) + \Gamma(u_t(k) - u_m(k)), \tag{7b}$$

即将相对加速度作为控制项,不作动态噪声假定

观测方程为

$$z(k) = \beta(k) + v(k) = \arctan(r_x(k) | r_y(k)) + v(k) = h(X(k)) + v(k). \tag{8}$$

式中: $v(k)$ 是均值为零、均方差为 $R(k)$ 的高斯噪声,观测矩阵 $h(X(k))$ 为可修正函数。则对任意的 $X(k)$ 和 $\bar{X}(k)$, 有

$$h(X(k)) - h(\bar{X}(k)) = \arctan(r_x(k) | r_y(k)) - \arctan(\bar{r}_x(k) | \bar{r}_y(k)) = g_k(\beta(k)) [X(k) - \bar{X}(k)] \tag{9}$$

式中

$$g_k(\beta(k)) = [d(k) \arctan(a(k) | a(k)) H(\beta(k)), a(k) = d(k) (\bar{r}_y(k) \sin \beta(k) - \bar{r}_x(k) \cos \beta(k)), d(k) = 1/(\bar{r}_x(k) \cos \beta(k) + \bar{r}_y(k) \sin \beta(k)), H(\beta(k)) = (\cos \beta(k) \quad -\sin \beta(k) \quad 0 \quad 0).$$

假设 $u_t(k)$ 已知,则 $u(k)$ 已知,于是对于式(7)

和(8)的跟踪系统, 根据修正增益扩展卡尔曼滤波算法^[3], 有

$$\hat{X}(k|k-1) = \Phi \hat{X}(k-1) + \Gamma u(k-1), \quad (10)$$

$$\hat{X}(k) = \hat{X}(k|k-1) + K(k) [z(k) - h(\hat{X}(k|k-1))], \quad (11)$$

$$P(k|k-1) = \Phi P(k-1) \Phi^T, \quad (12)$$

$$K(k) = P(k|k-1) \bar{h}^T(x(k)) \times [\bar{h}(x(k)) P(k|k-1) \bar{h}^T(x(k)) + R^2(k)]^{-1}, \quad (13)$$

$$P(k) = [I - K(k) g_k(\beta(k))] P(k|k-1) \times [I - K(k) g_k(\beta(k))]^T + R^2(k) K(k) K^T(k). \quad (14)$$

其中 $\bar{h}(X(k)) = \frac{\partial h(X(k))}{\partial X(k)} \Big|_{X(k)=\hat{X}(k|k-1)}$

下面推导 $u_r(k)$ 的递推估计算法 对于目标不机动(或机动加速度恒定)的情况, 即式(7)和(8)的系统, 有

$$\begin{aligned} X(k) &= \Phi X(k-1) + \Gamma(-u_m(k-1)) + K(k) \tilde{z}(k), \\ &\vdots \\ \hat{X}(k+l) &= \Phi^{l+1} \hat{X}(k-1) + \sum_{i=0}^l \Phi^{l-i} \Gamma(-u_m(i-1)) + \sum_{i=0}^l \Phi^{l-i} K(k+i) \tilde{z}(k+i). \end{aligned} \quad (15)$$

设 k 时刻目标开始机动, 即对式(7b)和(8)的系统, 有

$$\hat{X}^*(k+l) = \hat{X}(k+1) + \sum_{i=0}^l \Phi^{l-i} \Gamma u_r(i-1). \quad (16)$$

由式(16)可得

$$\hat{X}^*(k+l) - \hat{X}(k+1) = \sum_{i=0}^l \Phi^{l-i} \Gamma u_r(i-1). \quad (17)$$

将机动时新息序列记为 $\tilde{z}^*(k)$, 则有

$$\begin{aligned} \tilde{z}^*(k+l) - \tilde{z}^*(k+1) &= \\ &- h(\hat{X}^*(k+l|k+l-1)) - \\ &h(\hat{X}(k+l|k+l-1)) = \dots = \\ &- g_k(\beta(k+l)) \sum_{i=0}^l \Phi^{l-i} \Gamma u_r(i-1). \end{aligned} \quad (18)$$

故有

$$\begin{aligned} \tilde{z}^*(k+l) &= \\ &- g_k(\beta(k+l)) \sum_{i=0}^l \Phi^{l-i} \Gamma u_r(i-1) + \tilde{z}^*(k+1). \end{aligned} \quad (19)$$

为推导递推算法, 改写式(19)得

$$\begin{aligned} \tilde{z}^*(k+l) + g_k(\beta(k+l)) \sum_{i=0}^{l-1} \Phi^{l-i} \Gamma u_r(i-1) &= \\ &- g_k(\beta(k+l)) \Gamma u_r(l-1) + \tilde{z}^*(k+1). \end{aligned} \quad (20)$$

令

$$\begin{aligned} y(k+l) &= \\ \tilde{z}^*(k+l) + g_k(\beta(k+l)) \sum_{i=0}^{l-1} \Phi^{l-i} \Gamma u_r(i-1), \\ \mathcal{Q}(k+l) &= -g_k(\beta(k+l)) \Gamma, \end{aligned}$$

则式(20)可写成

$$y(k+l) = \mathcal{Q}(k+l) u_r(l-1) + \tilde{z}^*(k+1). \quad (21)$$

若假设目标机动加速度变换较缓慢, 则有

$$u_r(l) = u_r(l-1). \quad (22)$$

由式(21)和(22)得

$$\begin{aligned} \hat{u}_r(l+1) &= \\ \hat{u}_r(l) + K(l+1) [y(k+1) - \mathcal{Q}(k+1) \hat{u}_r(l)] \end{aligned} \quad (23)$$

其中

$$\begin{aligned} K(l+1) &= \\ P(l+1) \mathcal{Q}(l) [\mathcal{Q}(l) P(l) \mathcal{Q}^T(l) + \eta(l)]^{-1}, \\ P(l+1) &= [I - K(l+1) \mathcal{Q}(l)] P(l), \\ \hat{u}_r(l+1|l) &= \hat{u}_r(l). \end{aligned}$$

初始值 $u_r(0) = 0, \eta(k) = E\{\tilde{z}^*(k) \tilde{z}^*(j)\} = \eta(k) \delta_{kj}$

采用 SageT 和 Husa 的递推次优无偏 MAP 估计器来估计 $\eta(k)$, 有^[1]

$$\begin{aligned} \hat{\eta}(k) &= [(l-1) \hat{\eta}(l-1) + \tilde{e}(l) - \\ &\mathcal{Q}(k+l) P(l) \mathcal{Q}(k+1)] / l, \end{aligned} \quad (24)$$

$$\tilde{e}(k) = y(k+l) - \mathcal{Q}(k+l) \hat{u}_r(l-1). \quad (25)$$

3.2 系统结构

在跟踪过程中以 n 次测量为一个周期 跟踪开始时, 认为目标非机动, 采用式(7a)和(8)相应的滤波器, 并设该滤波器为 \mathbf{F}_1 . 在第 1 个周期 $T_1(0 \leq k \leq n-1)$ 中进行两个递推估计: 一是 \mathbf{F}_1 , 二是在 \mathbf{F}_1 基础上进行目标加速度递推估计, 在 $k = n-1$ 时得到目标加速度 u_1 . 在第 2 周期 T_2 的时刻 $n \leq k \leq 2n-1$ 切换到具有机动加速度 u_1 的滤波器 \mathbf{F}_2 , 同时在该周期内以 \mathbf{F}_2 为基础进行加速度估计, 以此类推 实际上, \mathbf{F}_1 和 \mathbf{F}_2 是同一滤波器

n 取决于目标加速度的变化快慢和方位角测量频率 被动传感器的采样频率通常较高, 而且目标加速度变化率受物理条件的限制小, 所以 n 可以选择得较大

该方法与其他变结构方式不同的是: 在每一周期开始时刻引入新的机动加速度, 该加速度其实是

相对原加速度的加速度变化量 由于无噪声假定, 状态维数不变, 与变维滤波方法及其他基于机动检测的方法相比, 滤波参数完全不受影响, 并且没有重新初始化的过程 在实际应用时, 应选取适当的 n 值以降低加速度辨识的滞后性

3.3 系统仿真

目标初始状态为: $r_{tx}(0) = 6 \text{ km}$, $r_{ty}(0) = 0$, $v_{tx}(0) = 0$, $v_{ty}(0) = 80 \text{ m/s}$, $u_x(0) = 0$; 传感器初始状态为: $r_{mx}(0) = 100 \text{ m}$, $r_{my}(0) = 0$, $v_{m_{yx}}(0) = 50 \text{ m/s}$, $v_{m_{yy}}(0) = 60 \text{ m/s}$, $u_{mx}(0) = 1g$, $u_{my}(0) = 2g$, 最大加速度为 $5g$. 目标与传感器均在同一平面内, 目标先作匀速运动, 13 s 后机动, $u_{tx} = -2g$, $u_{ty} = 3.6g$. 采样周期 $T_s = 0.15 \text{ s}$, 采样时间为 26 s , n 为 10, 角度测量误差方差为 0.4° ; 机动时取为 0.6° . 在仿真中, 状态初值取为 $X(0) = (5300, -3.47, 60)^\top$, 虽然模型中没有系统噪声, 但在模拟目标运动时, 加入了加速度噪声 当目标作匀速运动时, 取

$$\sigma(k) = \begin{bmatrix} T_s^3 \xi / 3 & T_s^2 / 2 \\ T_s \xi / 2 & T_s \xi \end{bmatrix}, \xi \sim N(0, 0.7);$$

当目标机动时, 取

$$\sigma^*(k) = \begin{bmatrix} T_s^3 \xi / 3 & T_s^2 / 2 \\ T_s \xi / 2 & T_s \xi \end{bmatrix}, \xi \sim N(0, 1.1).$$

表1给出了 y 轴估值误差 其中: I 为采用准线性卡尔曼滤波器的结果; II 为文献[1]中同样条件下, 采用改进型扩展卡尔曼滤波的计算结果; III 为文献[1]中变结构滤波器的计算结果; IV 为本文计算结果 由此可见, 当目标机动时, 准线性卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波的误差均较大 同时, 本文方法中未建立复杂的目标运动模型, 没有系统噪声的假设, 因此计算量较小, 但估计误差与 III 相差不多

对机动情况较频繁的目标也进行了仿真, 基本情况同上 目标在 4 s 突然机动, 此时 $u_{tx} = -2g$, $u_{ty} = 3.6g$, 保持该加速度至 5 s; 然后作匀速运动, 在 13 s 再次机动, 此时 $u_{tx} = -3g$, $u_{ty} = 4.6g$; 保持至 15 s 后加速度变为 $u_{tx} = -2g$, $u_{ty} = 3.6g$, 18 s 后为匀速运动

表1 y 轴估计误差

序号	距离 /m		速度 /(m/s)	
	机动前(前 13 s) 平均值	机动后(后 13 s) 平均值	机动前 平均值	机动后 平均值
I	25.43	197.91	8.935	15.86
II	13.18	67.62	2.127	3.846
III	8.37	12.64	1.044	1.299
IV	9.24	15.64	1.397	1.613

相对距离跟踪误差的仿真结果如图2所示(50次 Monte Carlo 仿真的平均结果). 从图中可以看出, 本文方法对于频繁机动的目标有较好的自适应跟踪能力, 只是在目标突然机动时误差稍大, 但仍能保持较高的跟踪精度

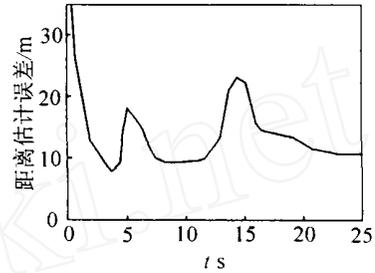


图2 距离估计误差

4 结 语

对于一个实用的BOT单传感器跟踪系统, 除了可观性之外, 鲁棒性能是应满足的条件 传统的跟踪理论是在系统噪声和观测噪声严格服从高斯分布且系统模型准确知道的基本假设基础上建立起来的 工程实践证明, 当系统噪声分布偏离原来的假设模型时, 会给跟踪算法带来较大的误差, 甚至导致发散 另外, 被动传感器跟踪系统固有的非线性还会带来模型的不确定, 因此跟踪算法的鲁棒性与实际应用紧密相关 本文提出了单被动传感器在目标随机机动意义下的一种鲁棒跟踪新方法, 该方法不需要系统噪声假定, 不需要机动判别, 不需要模型切换, 不增加过多的计算负担, 能自适应目标机动, 跟踪效果良好

参考文献(References)

- [1] 权太范 信息融合神经网络——模糊推理理论与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002
- [2] 周宏仁, 敬忠良, 王培德 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991
- [3] Song T L, Speyer J L. A stochastic analysis of a modified gain extended Kalman filter with applications to estimation with bearing-only measurements [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1985, 30(3): 940-949
- [4] 陈兵, 张嗣瀛 基于传感器与执行器同时失误的鲁棒可靠 H_∞ 控制[J]. *控制与决策*, 2003, 18(2): 145-149
- [5] 龙翔, 敬忠良, 金德琨, 等 随机模糊神经网络在目标状态信息融合中的应用[J]. *控制与决策*, 2002, 17(4): 497-499
(Chen B, Zhang S Y. Robust H_∞ reliable control against simultaneous failures of sensor and actuator[J]. *Control and Decision*, 2003, 18(2): 145-149.)

(下转第206页)

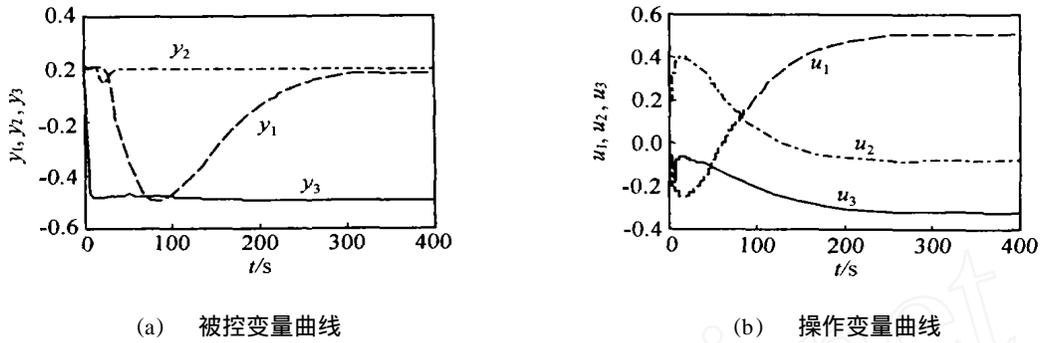


图2 MMPC的控制效果

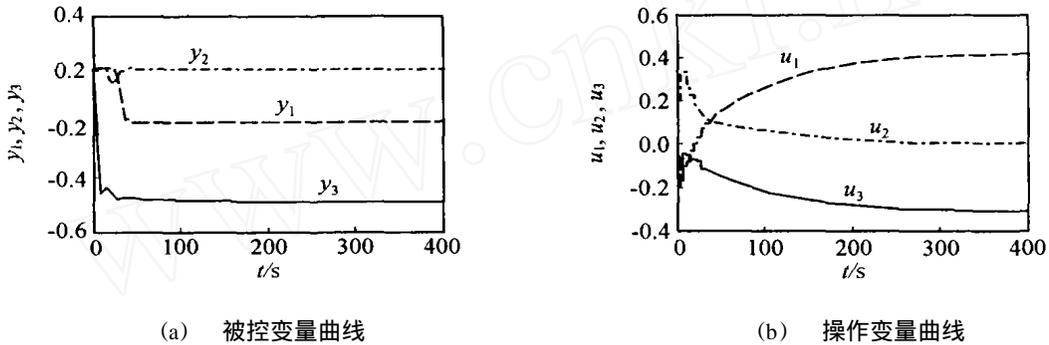


图3 ZMPC的控制效果图

5 结 论

本文针对实际过程控制系统中某些变量没有设定值要求只有区域目标要求这一特点,提出一种带有输出区域目标特性的ZMPC算法。ZMPC根据区域目标约束条件的满足情况,将控制器的目标函数及约束划分为定值控制模式和区域控制模式,并采用基于逻辑的方法完成动态控制过程中目标与约束条件的切换。ZMPC在某种程度上增加了系统的自由度,有利于提高复杂工业系统动态控制的品质。本文对一个 3×3 的系统进行仿真研究,结果表明ZMPC算法具有良好的稳态和动态性能。

参考文献(References)

- [1] Maciejowski J M. *Predictive Control with Constraints* [M]. London: Prentice Hall, 2002: 156-158
- [2] Qin S J, Badgwell T A. An overview of industrial model predictive control technology [A]. *Fifth Int*

Conf on Chemical Process Control, CACHE: A IChE [C]. New York, 1997: 232-256

- [3] Tyler M L, Morari M. Propositional logic in control and monitoring problems [J]. *Automatica*, 1999, 35(4): 565-582
- [4] Bemporad A, Morari M. Control of systems integrating logic, dynamics and constraints [J]. *Automatica*, 1999, 35(3): 407-427.
- [5] Scaekaert P O, Rawlings J B. Feasibility issues in linear model predictive control [J]. *AIChE J*, 1999, 45(8): 1649-1659.
- [6] Bemporad A, Borrelli F, Morari M. Piecewise linear optimal controllers for hybrid systems [A]. *Proc of American Control Conference* [C]. Chicago, 2000: 1190-1194
- [7] Prett D M, Morari M. *The Shell Process Control Workshop* [M]. Boston: Butterworths, 1987: 20-31.

(上接第202页)

- [6] Branko Ristic, Sanjeev Arulampalam, Christian Musso. The influence of communication bandwidth on target tracking with angle only measurements from two platforms [J]. *Signal Processing*, 2001, 81(9): 1801-1811.
- [7] Farina A. Target tracking with bearings only

measurements [J]. *Signal Processing*, 1999, 78(1): 61-78

- [8] Fogel E, Gavish M. Nth order dynamics target observability from angle measurements [J]. *IEEE Trans on AES*, 1988, 24(3): 305-308