

文章编号: 1001-0920(2006)09-1028-05

一种基于切换模型的快速机动目标跟踪算法研究

徐本连, 王执铨

(南京理工大学 自动化系, 南京 210094)

摘要: 根据二维空间内目标作匀速转向运动的特点, 提出一种基于航向变化的目标加速度实时估计方法, 并在此基础上采用采样卡尔曼滤波器对该机动目标进行跟踪。仿真结果表明, 该方法不仅能够检测出目标机动开始时刻和终止时刻, 而且还能近似估计出快速机动目标的加速度大小, 与扩展卡尔曼滤波器相比, 采样卡尔曼滤波器具有较好的跟踪精度。

关键词: 加速度估计; 采样滤波器; 目标跟踪; 机动

中图分类号: TN 953

文献标识码: A

An Algorithm of Fast Maneuvering Target Tracking Based on Switching Models

XU Ben-lian, WANG Zhi-quan

(Department of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Correspondent: XU Ben-lian, E-mail: xu_benlian@yahoo.com.cn

Abstract: According to the characteristic of the constant rate turn acting upon the target in a 2D Cartesian frame, a real time acceleration estimation method based on the target heading change is proposed. Furthermore the unscented Kalman filter is used to track the fast maneuvering target. Simulation results show that this new acceleration estimation method can detect when the maneuver occurs, the magnitude of maneuver values and when the maneuver disappears. It has better tracking performance compared with that of extended Kalman filter.

Key words: Acceleration estimation; Unscented Kalman filter; Target tracking; Maneuver

1 引言

机动目标的跟踪问题一直是人们研究的重点, 实现机动目标精确跟踪, 首要解决的问题就是使所建立的目标运动模型与实际的目标运动模型匹配, 其中也包括机动的检测和加速度估计。目前常用的有 Singer 模型^[1], 多模型(MM)^[2], 交互式多模型(MM)^[3], 切换模型^[4]等。Singer 模型将加速度视为由白噪声驱动的自回归过程。多模型方法就是对一组具有不同机动模型分别进行 Kalman 滤波, 最终的参数估计是各滤波器估计值的加权和。在多模型基础上, Shalom 提出了交互式多模型方法, 这一方法无须目标的机动检测, 显示了更好的鲁棒性和跟

踪的稳定性。切换模型则是分别建立机动和非机动运动模型, 利用机动检测实现在这两个模型之间的切换。一般来说, 交互式多模型的跟踪性能较好, 但计算量较大, 采用切换模型与某种机动检测方法相结合也能达到 MM 的跟踪精度^[5]。

本文对作匀速运动的二维水上机动目标进行研究, 提出一种基于目标航向变化的加速度估计方法, 特别是当目标机动幅度较大时, 该加速度估计方法显示出了较好的鲁棒性, 并利用采样 Kalman 滤波器^[6](UKF)对机动目标进行跟踪。

2 系统基本运动模型

在二维平面内当目标在水上作匀速运动时, 通

收稿日期: 2005-06-10; 修回日期: 2005-07-29

基金项目: 国家博士点基金项目(20020288025)

作者简介: 徐本连(1974—), 男, 江苏句容人, 博士生, 从事多传感器数据融合的研究; 王执铨(1939—), 男, 武汉人, 教授, 博士生导师, 从事非线性控制理论、信息安全等研究。

常包括匀速直线运动和匀速转向运动或两者交替, 设采样间隔为 T , 目标检测概率 $P_d = 1$, 且无虚警存在, 在笛卡尔坐标系下作匀速运动的目标离散运动模型为(假定在采样时刻 k)

$$X(k+1) = \Phi_k X(k) + \Gamma W(k). \quad (1)$$

其中: $X(k) = [x(k), \dot{x}(k), y(k), \dot{y}(k)]^T$ 表示目标状态向量, 由 x, y 轴方向上的坐标位置和相应的速度构成; 矢量 $W(k) = [w_1(k), w_2(k)]^T$ 中的两个分量分别对应 x, y 轴方向上的过程噪声, 假定均为服从零均值的高斯白噪声. 当目标作匀速直线运动时, 状态转移矩阵和噪声激励矩阵分别为

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Gamma = \begin{bmatrix} 0 & 5T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & 0 & 5T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix}. \quad (2)$$

当目标作匀速转向运动时, 状态转移矩阵变为(ω 为目标运动的角速度)

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & -\frac{1 - \cos \omega T}{\omega} \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T \end{bmatrix}. \quad (3)$$

当状态向量扩展为 $X(k) = [x(k), \dot{x}(k), y(k), \dot{y}(k), \omega(k)]^T$ 时, 状态转移矩阵变为

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & -\frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Gamma = \begin{bmatrix} 0 & 5T^2 & 0 & 0 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5T^2 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix}. \quad (4)$$

其中: $W(k) = [w_1(k), w_2(k), w_3(k)]^T, w_3(k)$ 是目标运动角速度噪声项

由式(2)和(3)可以看出, 在运用切换模型进行目标运动参数估计时, 其实质是目标加速度估计, 它是输入估计(IE)方法^[21]的一种变体; 当状态转移矩阵在式(2)和(4)之间切换时, 它是由 Shalom 等提

出的可变维滤波器(VDF)的另一种表达方式. 当把 ω 引入状态变量后, 目标视为作近似的匀速运动, 符合实际. 因此要实现作匀速转向运动目标的精确跟踪, 就必须有相应的机动检测手段和加速度估计方法.

采用多普勒雷达对目标观测采样, 能够检测到目标离雷达距离 ρ , 目标方位角 θ (以 y 轴正向为起点, 顺时针方向为正), 目标径向速度大小 \dot{r} , 这 3 个测量量与目标状态关系表示为

$$z(k) = \begin{bmatrix} \rho_m(k) \\ \theta_m(k) \\ \dot{r}_m(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2(k) + y^2(k)} \\ \text{tg}^{-1} \left(\frac{x(k)}{y(k)} \right) \\ \frac{x(k)\dot{x}(k) + y(k)\dot{y}(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k)}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_\rho(k) \\ v_\theta(k) \\ v_r(k) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

这里假定测量站位于坐标原点. 其中: m 代表测量值; v_ρ, v_θ, v_r 分别表示距离、方位角、径向速度测量误差的均值都为零, 方差分别为 $\sigma_\rho^2, \sigma_\theta^2, \sigma_r^2$ 的高斯白噪声.

3 加速度检测与估计

目标机动检测方法通常采用衰减平均记忆法(FMA)^[4], 但跟踪性能与所选择的窗口长度有关, 且机动时刻检测有延迟. 随着模糊神经网络技术的发展, 可通过提取目标特征实现机动实时检测和估计^[7], 所得到的跟踪性能优于交互式多模型估计方法. 本文采用最小加速度机动检测方法的前提是目标在二维平面内作匀速运动, 且在采样间隔内目标的航向不超过 360° ; 对于作水上运动的目标而言假设是合理的.

由于目标作匀速运动, 在任意两个时刻速度大小相等, 假设在采样时刻 $k-1$ 时目标状态估计为 $\hat{X}(k-1) = [x(k-1), \dot{x}(k-1), y(k-1), \dot{y}(k-1)]^T$, 则在采样时刻 k 的速度为

$$s_k = s_{k-1} = \sqrt{\hat{x}^2(k-1) + \hat{y}^2(k-1)}. \quad (6)$$

目标航向变化的 4 种可能如图 1 所示, 由图 1 可知在采样时刻 k , 利用测得的目标径向速度 $\dot{r}_m(k)$ 可得目标航向 ζ 与径向的夹角 β_k 为

$$s_k \cos(\beta_k) = -\dot{r}_m(k). \quad (7)$$

假设目标与雷达相距较远, 且方位角测量误差较大, 用式(8)来代替 $\theta_m(k)$ 可获得方位角更为精确的估计

$$\hat{\theta}_{k-1} = \text{tg}^{-1}(\hat{x}(k-1)/\hat{y}(k-1)). \quad (8)$$

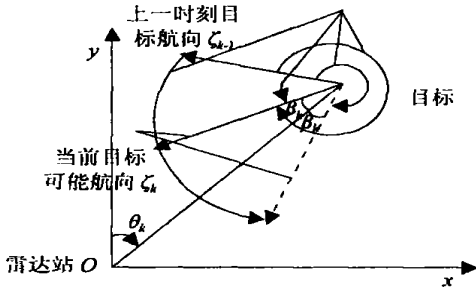


图1 目标航向变化的4种可能

由式(7)可以看出, β_k 可取正负两个值, 根据图1的简单几何关系可知目标在采样时刻 k 的可能航向有两个(航向是以 y 轴正向为起点, 顺时针方向为正), 为

$$\zeta = \theta_k + 180^\circ \pm \beta_k \quad (9)$$

因此目标在采样时刻 $k-1$ 的航向 ζ_{k-1} 到采样时刻 k 的航向 ζ 共有4种可能变化, 左右转各两个, 分别为

$$\lambda_{\text{right}} = (\zeta - \zeta_{k-1}) \bmod (2\pi),$$

$$\lambda_{\text{left}} = (\zeta_{k-1} - \zeta) \bmod (2\pi),$$

则4种航向变化角度表示为

$$\lambda_k = [\lambda_{\text{max, left}} \quad \lambda_{\text{min, left}} \quad \lambda_{\text{min, right}} \quad \lambda_{\text{max, right}}]^T. \quad (10)$$

由匀速转向运动的基本知识可得4种加速度为

$$a_k = s_k \lambda_k / T. \quad (11)$$

一般而言目标径向速度测量的精度较高, 由式(11)计算得出的某一分量能够近似实际加速度, 记 a_k 的最小值为 $a_{\text{min}, k}$, 它表示目标在采样时刻 k 的最小加速度是目标加速度在当前时刻的保守估计值, 因此可用作目标的机动检测, 进一步可以认为当目标机动幅度不是很大时, 在大部分情形下 $a_{\text{min}, k}$ 近似等于实际加速度; 而当目标加速度幅度较大时, $a_{\text{min}, k}$ 即与实际加速度值存在偏差

图2是当目标机动幅度较大时目标航向变化的4种可能, 若目标左转, 在当前采样时刻 k , 目标的实际航向由实线表示, 但 $a_{\text{min}, k}$ 由虚线计算得出, 显然与实际值偏差较大, 因此用 $a_{\text{min}, k}$ 作为加速度估计值会引入较大的误差, 可能会造成跟踪误差曲线的发

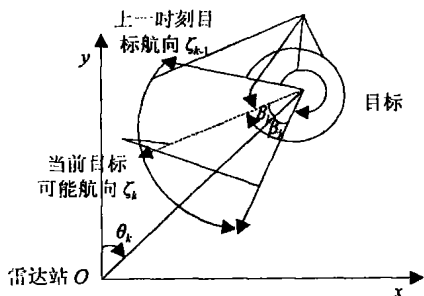


图2 快速机动目标航向变化的4种可能

散; 即使目标的机动幅度较小(满足目标实际航向变化大于 β_{k-1} 的条件), 同样也会造成估计的偏差, 限于篇幅, 不再赘述 根据上述讨论, $a_{\text{min}, k}$ 一般都小于或等于实际加速度值

由式(5)和(10)可以推导出一种辅助方法来确定作快速机动的目标加速度大小 当目标的机动幅度较大时, 式(8)用方位测量值代替, 因此用测量方位角 $\theta_m(k)$ 计算目标坐标位置 $(\tilde{x}(k), \tilde{y}(k))$ 为

$$\tilde{x}(k) = \rho_m(k) \sin(\theta_m(k)),$$

$$\tilde{y}(k) = \rho_m(k) \cos(\theta_m(k)). \quad (12)$$

在测量集中定义一个窗口, 它由当前时刻的前3个测量点(由式(12)确定)构成, 并假定这3个测量点在同一圆周上, 定义其中一个机动圆心坐标 (x_c, y_c) (共有3个)^[8] 为

$$\hat{x}_c = (b_1 - b_2) / (l_2 - l_1),$$

$$\hat{y}_c = (l_1 b_2 - l_2 b_1) / (l_1 - l_2). \quad (13)$$

其中: l 表示与两个测量点连线相垂直的直线斜率, b 表示该垂直的直线与 y 轴截距

于是重新定义目标的航向(若目标作逆时针转向运动)为

$$\zeta = \begin{cases} \pi/2 + \text{tg}^{-1}((\tilde{x}(k) - \bar{x}) / (\tilde{y}(k) - \bar{y})), & \tilde{y}(k) - \bar{y} < 0; \\ 3\pi/2 + \text{tg}^{-1}((\tilde{x}(k) - \bar{x}) / (\tilde{y}(k) - \bar{y})), & \tilde{y}(k) - \bar{y} > 0 \end{cases} \quad (14)$$

其中

$$\bar{y} = (1/N) \sum_{i=1}^N \hat{y}_c(i),$$

$$\bar{x} = (1/N) \sum_{i=1}^N \hat{x}_c(i),$$

表示目标航迹机动圆心坐标的算术平均, 由于共有3组机动圆心坐标, 取 $N = 3$ 当目标作顺时针转向运动时, 航向恰好与式(14)相反; 当目标作匀速直线运动时, 坐标 (\bar{x}, \bar{y}) 在无穷远处, 由式(15)可得目标航向变化近似为零

于是目标航向的变化为

$$\lambda_{\text{right}} = (\zeta - \zeta_{k-1}) \bmod (2\pi),$$

$$\lambda_{\text{left}} = (\zeta_{k-1} - \zeta) \bmod (2\pi). \quad (15)$$

取式(15)中两个航向变化角的最小值并记为 $\lambda_{k, \text{min}}$, 即是最有可能的航向变化角 λ_k 表示矢量 λ_k 的第 i 分量, $i = 1, 2, 3, 4$ 对每个 λ_{ki} 计算 $|\lambda_{ki} - \lambda_{k, \text{min}}|$ 值, 取4个计算结果里最小值所对应的 λ_{ki} 为所要估计的目标航向变化角, 进而, 由式(11)得到当前时刻 k 的目标加速度估计值

上述加速度估计辅助方法实际上是排除了图1

和图 2 中由虚线表示的目标当前可能航向

4 采样 Kalman 滤波器

EKF 滤波器近似认为状态变量为高斯随机变量, 所得到的目标状态预测估计和观测值预测估计均是原来最优估计的一阶近似, 当系统非线性度较大或观测条件不好时, 容易造成目标跟踪曲线发散而这一缺陷可由采样 Kalman 滤波器(UKF)来进行改进, UKF 仍然将状态变量视为一个高斯随机变量, 根据这个高斯随机变量的均值和方差产生一组采样点, 这些采样点经过非线性系统模型一次递推, 得到的后验均值和方差可达到非线性系统的三阶近似^[8].

UKF 的一次循环估计如下: 根据上一采样时刻的状态变量估计值 $\hat{X}(k-1|k-1)$ 和协方差 $P_x(k-1)$ 定义增维的状态变量和协方差为

$$\begin{aligned} \hat{X}^a(k-1|k-1) &= [\hat{X}^T(k-1|k-1), 0]^T, \\ P_x^a(k-1) &= \text{diag}(P_x(k-1), Q(k-1)), \end{aligned}$$

在此基础上产生 $(2L+1)$ 个采样点及其权值, 其中 L 等于状态矢量维数与过程噪声矢量维数之和:

$$\begin{cases} X_0^s(k-1|k-1) = \hat{X}^a(k-1|k-1), \\ W_0 = \rho/(L+\rho); \\ X_i^s(k-1|k-1) = \hat{X}^a(k-1|k-1) + \\ \quad \left(\sqrt{(L+\rho)P_x^a(k-1)} \right)_i, \\ W_i = \rho/2(L+\rho), i = 1, 2, \dots, L; \\ X_i^s(k-1|k-1) = \hat{X}^a(k-1|k-1) - \\ \quad \left(\sqrt{(L+\rho)P_x^a(k-1)} \right)_i, \\ W_i = \rho/2(L+\rho), i = L+1, \dots, 2L. \end{cases} \quad (16)$$

其中: ρ 为调节系数, $\left(\sqrt{(L+\rho)P_x^a(k-1)} \right)_i$ 表示取矩阵平方根分解的第 i 列,

$$X_i(k|k-1) = f(X_i^s(k-1|k-1), k-1),$$

$$\hat{X}(k|k-1) = \sum_{i=0}^{2L} W_i X_i(k|k-1),$$

$$\begin{aligned} \hat{P}(k|k-1) &= \sum_{i=0}^{2L} W_i (X_i(k|k-1) - \\ &\quad \hat{X}(k|k-1))(X_i(k|k-1) - \\ &\quad \hat{X}(k|k-1))^T, \end{aligned}$$

$$\xi(k|k-1) = h(X(k|k-1), k-1),$$

$$\hat{Z}(k|k-1) = \sum_{i=0}^{2L} W_i \xi(k|k-1),$$

$$\begin{aligned} \hat{P}_{zz} &= R(k) + \sum_{i=0}^{2L} W_i (\xi(k|k-1) - \\ &\quad \hat{Z}(k|k-1))(\xi(k|k-1) - \\ &\quad \hat{Z}(k|k-1))^T, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\hat{Z}^T(k|k-1)), \\ \hat{P}_{xz} &= \sum_{i=0}^{2L} W_i (X_i(k|k-1) - \\ &\quad \hat{X}(k|k-1))(\xi(k|k-1) - \\ &\quad \hat{Z}^T(k|k-1)), \\ \hat{K}(k) &= P_{xz} P_{zz}^{-1}, \\ \hat{X}(k|k) &= \hat{X}(k|k-1) + \hat{K}(k)(z(k) - \\ &\quad \hat{Z}(k|k-1)), \\ \hat{P}(k|k) &= \hat{P}(k|k-1) - \hat{K}(k) \hat{P}_{zz} \hat{K}^T(k). \end{aligned} \quad (17)$$

5 仿真实验

5.1 仿真 1

采用 3 种策略并结合 EKF 滤波器来估计目标机动加速度值, 3 种策略分别为: 1) 利用加速度的最小值 $a_{\min,k}$ 进行目标机动检测, 并把所求的最小加速度 $a_{\min,k}$ 作为目标加速度估计, 模型切换在直线与曲线之间交替, 即状态转移矩阵采用式(2)和(3). 2) 利用加速度的最小值 $a_{\min,k}$ 进行目标机动检测, 采用本文所提出的加速度估计方法, 即式(10)~(15), 状态转移矩阵仍采用式(2)和(3). 3) 利用加速度的最小值 $a_{\min,k}$ 进行目标机动检测, 扩展状态变量维数, 加入目标运动角速度变量 ω 状态转移矩阵在式(2)和(4)之间进行切换. 当最小加速度大于 9.8 m/s^2 时, 进行从匀速直线运动模型向匀速转向模型切换, 反之, 从匀速转向模型向匀速直线运动模型切换.

目标的初始状态为 $X(0) = [10000 \text{ m}, 38 \text{ m/s}, 10000 \text{ m}, 30 \text{ m/s}]^T$, 在前 100 个采样目标内作匀速直线运动, 在 101~130 个采样之间作加速度为 $2g$ ($g = 9.8 \text{ m/s}^2$) 或 $6g$ 的匀速转向运动, 而在 131~181 个采样之间作匀速直线运动. 多普勒雷达的采样频率为 100 Hz, 方位角测量误差为 0.2° ; 径向速度误差为 0.1 m/s , 距离测量误差为 2.23 m . 所有仿真环境都进行 50 次 Monte-Carlo 实验.

图 3 和图 4 分别为不同加速度下的机动目标加速度估计. 由图 3 可以看出, 当机动幅度为 $2g$ 时, 3 种策略所得到的加速度估计性能近似, 且策略 A 的目标机动误检率较低 (0.3%), 因此, 当机动幅度不是很大时, 完全可以用策略 A 来进行机动目标的跟踪, 而无须通过增加状态变量维数(即用变维方法)进行加速度估计, 同时又减少了计算量. 由图 4 可以看出, 当机动幅度为 $6g$, 特别是当机动开始或结束时策略 A 的加速度估计性能不如策略 B 和 C. 机动结束后, 目标作匀速直线运动时(稳态时), 策略 A 的加速度估计要大于策略 B 和 C. 因此当目标机动幅度较大时, 考虑到计算负荷, 应优先采用策略 B.

5.2 仿真2

在策略B的基础上分别用UKF和EKF对机动幅度为 $6g$ 的匀速转向运动目标进行跟踪(匀速直线运动阶段参数设置同仿真1)。可以看出,运用UKF得到的位置跟踪精度要明显好于EKF情形,如图5所示,图6所示的速度均方根误差曲线也

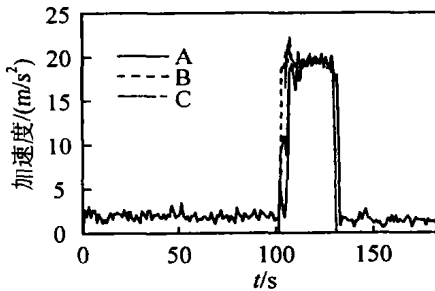


图3 机动目标加速度估计(2g)

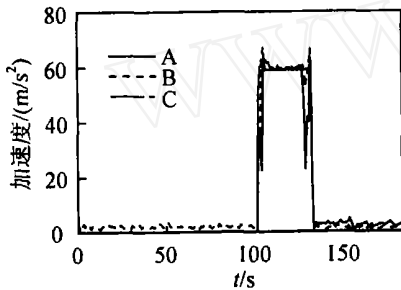


图4 机动目标加速度估计(6g)

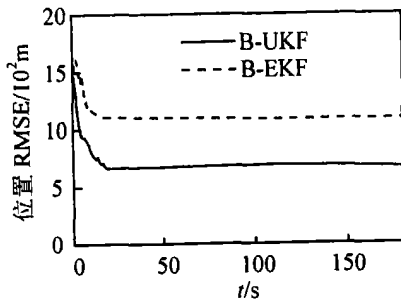


图5 位置均方根误差曲线

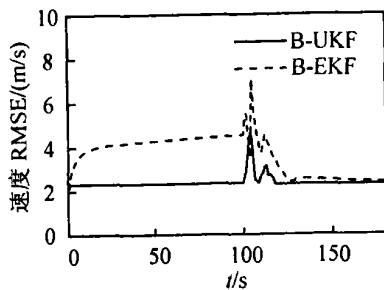


图6 速度均方根误差曲线

说明跟踪精度得到了明显改进 因此当目标的机动幅度较大时,用策略B并结合UKF能得到满意的目标跟踪性能

6 结论

当目标在二维平面上作匀速转向运动时,提出一种基于航向变化的目标加速度实时估计方法,与UKF相结合对目标进行跟踪仿真,结果表明该方法不仅具有机动检测快的特点,而且能够近似估计出作快速机动的目标加速度值 对于作匀速转向运动的目标,若机动目标的径向速度是可测的,则其加速度大小也是可测的,这一结论对实践具有一定的参考价值

参考文献(References)

- [1] Li X R, Jilkov V P. Survey of Maneuvering Target Tracking Part I: Dynamic Models[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1333-1364.
- [2] Sang Jin Shin, Taek Lyul Song. Input Estimation with Multiple Model for Maneuvering Target Tracking[J]. *Control Engineering Practice*, 2002, 10(2): 1385-1391.
- [3] Kim Y S, Hong K S. An MMA Algorithm for Tracking Maneuvering Vehicles in an Adaptive Cruise Control Environment[J]. *Int J of Control, Automation, and System*, 2004, 2(3): 310-318.
- [4] Ahmed A Bahnasawi. A Switching Models Gain Rotation Algorithm for Tracking a Maneuvering Target[J]. *Simulation Practice and Theory*, 1999, 7(1): 71-89.
- [5] David F Bizup, Donald E Brown. Maneuver Detection Using the Radar Range Rate Measurement[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(1): 330-336.
- [6] Julier S J, Uhlmann J K. A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems[A]. *Proc of Aerosense: The 11th Int Symp on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls* [C]. Bellingham, 1997: 182-193.
- [7] Duh F B, Lin C T. Tracking a Maneuvering Target Using Fuzzy Neural Network[J]. *IEEE Trans on Systems Man and Cybernetics*, 2004, 34(1): 16-33.
- [8] Roecker J A, Mcgillen C D. Target Tracking in Maneuver-centered Coordinates[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1989, 25(6): 836-842.