

曲线模型的半自适应交互多模型跟踪方法

李 涛

(中国电子科技集团 第 28 研究所, 江苏 南京 210007)

摘要: 在机动目标跟踪的交互多模型(IMM)算法设计中, 选择覆盖范围大的模型集和简化计算复杂度是一对矛盾且重要的问题. 本文首先对曲线交互多模型算法进行了研究, 建立了一种角速度估计模型, 在此基础上给出了一种构造自适应曲线模型集方法. 用该方法构造的曲线模型集只与切向加速度相关, 法向加速度可自适应调整, 这一方面简化了计算复杂度, 另一方面扩大了算法的适用范围. 进一步的仿真试验表明了该算法的有效性.

关键词: 自适应 IMM 算法; 曲线模型; 转弯模型; 目标跟踪; 模型集

中图分类号: TN953

文献标识码: A

Half adaptive interactive multiple-model tracking algorithm of curvilinear model

LI Tao

(The 28th Institute, Chinese Electronic Technology Company, Nanjing Jiangsu 210007, China)

Abstract: To select the model set with a big covering scope and to simplify computation complexity are contradictory but important in interactive multiple-model (IMM) algorithm design for maneuvering target tracking. This paper first makes a study of curvilinear IMM algorithm and constructs an angular velocity estimation model. Then on this basis, the author presents a method for constructing self-adaptive curvilinear model set. The curvilinear model set constructed by this method is only related to tangential acceleration and normal acceleration can be self-adaptive adjusted. In doing so, computation burden is reduced and the algorithm's application range is extended. The simulation further proves the validity of this algorithm.

Key words: self-adaptive IMM algorithm; curvilinear model; turning rate model; target tracking; model set

1 引言(Introduction)

在机动目标的多模型跟踪中, 次优的交互多模型(IMM)算法因其结构简单、费效比高而倍受青睐. 但是, 当描述目标运动的模型不准确, 或者所使用的模型集不能完全覆盖目标运动模式时, IMM 方法的跟踪性能会大大降低, 研究证明用增大模型集的方法并不能有效地解决上述问题^[1]. 因此, 在 IMM 算法中, 选择目标运动模型和控制模型集在包含目标运动模式的前提下尽可能地小成为关键问题.

在描述目标运动的基本模型中, 除了最常用的匀速(CV)和匀加速(CA)模型外, 还有被广泛应用的基于圆周运动的转弯(TR)模型^[2]. 参数自适应方法能够对模型中的某些参数进行实时调整和估计, 进一步可获得一个时变的模型集. 把时变模型集与 IMM 方法相结合的自适应 IMM 方法已经引起了研

究人员的重视^[2,3], 它有效地解决了 IMM 算法的模型集问题. 文献[4]提出了一种新的目标运动模型, 并把该模型与 IMM 相结合得到一种嵌套的 IMM 估计方法. 该模型避免了转弯模型中切向加速度为零的假设, 但计算量较大. 本文在文献[4]的基础上提出了一种基于曲线模型的时变模型集 IMM 方法, 比文献[4]的方法计算量小, 并且该方法是一种模型集自适应的 IMM 方法, 所采用的曲线模型包含了文献[1~3,5]的转弯模型.

2 基于曲线模型的 IMM 方法(IMM Algorithm based on curvilinear model)

设目标在二维平面内运动, 其状态方程和观测方程为

$$X(k+1) = FX(k) + GU(k) + \Gamma W(k), \quad (1)$$

$$Z(k+1) = HX(k) + V(k). \quad (2)$$

其中 $W(k)$ 和 $V(k)$ 为过程噪声和观测噪声, 是均值为 0 方差为 1 的 Gaussian 白噪声.

2.1 曲线模型的状态方程(State equation of curvilinear model)

设目标从某一时刻起开始转弯, 获得切向加速度 a_t 和法向加速度 a_n , 一个采样周期内目标转过的角度为 $\Delta\theta$, 方向角为 $\Delta\phi$, 如图 1 所示. 质点做圆周运动的线量与角量的关系:

$$v(t) = r\omega(t) \quad (r \text{ 为转弯半径}), \quad (3)$$

$$a_t = \frac{dv(t)}{dt} = r\beta \quad (\beta \text{ 为角加速度}), \quad (4)$$

$$a_n = r\omega(t)^2 = v(t)\omega(t). \quad (5)$$

根据图 1, 目标在直角坐标系中各速度分量为

$$\dot{x}(t) = v(t)\sin(\phi(t)), \quad (6)$$

$$\dot{y}(t) = v(t)\cos(\phi(t)). \quad (7)$$

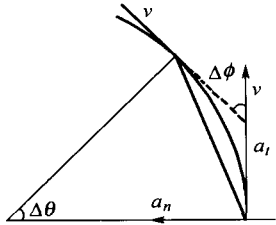


图 1 目标运动模型

Fig. 1 Model of target motion

由式(3)~(7)得目标状态方程的二阶连续形式如下:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \dot{y}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ y(t) \\ \dot{y}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \sin(\phi(t)) & \cos(\phi(t)) \\ 0 & 0 \\ \cos(\phi(t)) & -\sin(\phi(t)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_t \\ a_n \end{bmatrix} + \tilde{W}(t). \quad (8)$$

假设目标运动满足式(9)和(10)两个条件^[4], 对式(8)进行离散化.

$$\left| \frac{\dot{a}_n(t)}{a_n(t)} \right| \ll \left| \frac{a_t(t)}{v(t)} \right|, \quad (9)$$

$$\left| \frac{a_t(k)}{v_k} \right| \ll \frac{2}{T} \quad (k \text{ 为采样时刻, } T \text{ 为采样周期}), \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ \dot{x}(k+1) \\ y(k+1) \\ \dot{y}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \\ y(k) \\ \dot{y}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\cos\phi_k}{\omega_k^2} - \frac{T\sin\phi_k}{\omega_k} - \frac{\cos(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k^2} \\ \frac{\sin(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k} - \frac{\sin\phi_k}{\omega_k} \\ \frac{\sin(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k^2} - \frac{\sin\phi_k}{\omega_k^2} - \frac{T\cos\phi_k}{\omega_k} \\ \frac{\cos(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k} - \frac{\cos\phi_k}{\omega_k} \end{bmatrix} a_n(k) + \begin{bmatrix} \frac{T\cos\phi_k}{\omega_k} + \frac{\sin\phi_k}{\omega_k^2} - \frac{\sin(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k^2} \\ \frac{\cos\phi_k}{\omega_k} - \frac{\cos(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k} \\ \frac{\cos\phi_k}{\omega_k^2} - \frac{T\sin\phi_k}{\omega_k} - \frac{\cos(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k^2} \\ \frac{\sin(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k} - \frac{\sin\phi_k}{\omega_k} \end{bmatrix} a_t(k) + \Gamma W(k). \quad (11)$$

对过程噪声 $W(k)$ 的系数矩阵 Γ 取适当值, 该式即为曲线模型的离散状态方程. 根据式(5)~(7), (11)式右边的第二项可以用 $x(k), \dot{x}(k), y(k), \dot{y}(k)$ 表示. 因此, 可以把式(11)的第二项与第一项合并得式(12).

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ \dot{x}(k+1) \\ y(k+1) \\ \dot{y}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(T\omega_k)}{\omega_k} & 0 & \frac{1 - \cos(T\omega_k)}{\omega_k} \\ 0 & \cos(T\omega_k) & 0 & \sin(T\omega_k) \\ 0 & \frac{\cos(T\omega_k) - 1}{\omega_k} & 1 & \frac{\sin(T\omega_k)}{\omega_k} \\ 0 & -\sin(T\omega_k) & 0 & \cos(T\omega_k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \\ y(k) \\ \dot{y}(k) \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} \frac{T \cos \phi_k}{\omega_k} + \frac{\sin \phi_k}{\omega_k^2} - \frac{\sin(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k^2} \\ \frac{\cos \phi_k}{\omega_k} - \frac{\cos(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k} \\ \frac{\cos \phi_k}{\omega_k^2} - \frac{T \sin \phi_k}{\omega_k} - \frac{\cos(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k^2} \\ \frac{\sin(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k} - \frac{\sin \phi_k}{\omega_k} \end{bmatrix} a_t(k) + \Gamma W(k). \quad (12)$$

从式(11)和(12)可以看出,当 $a_n(k) \neq 0, a_t(k) = 0$ 时,表示目标做匀速圆周运动,此时该曲线模型退化为文献[1~3,5]所用的转弯模型.因此,转弯模型只是该曲线模型的一种特殊情况.

2.2 曲线模型的 IMM 方法(Curvilinear model' IMM algorithm)

如果取模型集 $\{(a_n^i, a_t^j) | i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M\}$, 对标准 IMM 算法状态估计为

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1/k+1) = \\ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \hat{x}^{ji}(k+1/k+1) \Pr\{(a_n^i, a_t^j) = \\ (a_n^i, a_t^j) / Z^{k+1}\}. \end{aligned} \quad (13)$$

可以看出这需要 $N \times M$ 个估计器实现,计算量比较大.为了减小计算量,文献[4]提出了一种嵌套的 IMM 方法.它把 $\{a_n^i | i = 1, 2, \dots, N\}$ 作为外模型集,把 $\{a_t^j | j = 1, 2, \dots, M\}$ 作为内模型集.对外模型集进行 IMM 估计输出状态估计,而内模型集只进行切向加速度估计,并把估计值反馈给每一个外模型.对每个外模型 a_n^i 需要用 M 个内模型估计切向加速 a_t :

$$\hat{a}_t^i = \sum_{j=1}^M \hat{a}_t^j \Pr\{a_t = a_t^j / a_n = a_n^i, Z^{k+1}\}. \quad (14)$$

其中: Z^{k+1} 为直到 $k+1$ 时刻的累积量测,模型概率 $\Pr\{a_t = a_t^j / a_n = a_n^i, Z^{k+1}\}$ 与 IMM 算法中求模型概率的方法相似.

嵌套 IMM 方法把基于曲线的 IMM 方法从 $N \times M$ 个滤波器减少到 N 个滤波器,但在使用式(14)对切向加速度进行估计时仍需要计算 M 次新息、信息协方差和模型概率,计算量还是比较大.并且,该方法仍使用固定模型集,不能解决 IMM 方法中模型集确定问题.

3 基于曲线模型的模型集半自适应 IMM 方法(Model set half adaptive IMM algorithm based on curvilinear model)

根据式(12),要实时估计向心加速度只需要实

时估计角速度的值即可,在转弯模型中已有文献提出角速度估计方法^[3,5,6].由于曲线模型中目标的切向加速度不等于 0,所以不能应用转弯模型的方法对角速度估计.本节首先给出曲线模型的角速度估计方法,由此确定一个时变的模型集.

对在二维平面内做圆周运动的目标,有

$$\theta(K+1) = \theta(K) + \omega(K)T + \frac{1}{2}\beta T^2, \quad (15)$$

$$\omega(k+1) = \omega(k) + T\beta. \quad (16)$$

如果目标做匀速圆周运动则 $\beta = 0$. 否则,当目标运动满足式(10)的条件时,即有

$$\left| \frac{a_t(k)}{v_k} \right| \ll \frac{2}{T} \Leftrightarrow \left| \frac{\beta}{\omega} \right| \ll \left| \frac{2}{T} \right| \Leftrightarrow \left| \frac{1}{2}\beta T^2 \right| \ll |\omega T|. \quad (17)$$

根据式(3)~(5)和式(15),(17),当采样周期较小时可忽略 T 的高阶项,对式(16)有

$$\omega(k+1) = \omega(k) + \frac{T\omega(k)}{v(k)} a_t(k) \cong \quad (18)$$

$$\omega(k) + \frac{\Delta\theta}{v(k)} a_t(k). \quad (19)$$

根据图 1,有

$\Delta\theta(k) = \Delta\phi(k)$, $\phi(k) = \arctg(\dot{x}(k)/\dot{y}(k))$, 代入式(19)得

$$\begin{aligned} \omega(k+1) = \omega(k) + \frac{\Delta\phi}{v(k)} a_t(k) = \\ \omega(k) + \frac{\arctg(\dot{x}(k)/\dot{y}(k)) - \arctg(\dot{x}(k-1)/\dot{y}(k-1))}{\sqrt{\dot{x}(k)^2 + \dot{y}(k)^2}} a_t(k). \end{aligned} \quad (20)$$

根据式(20)和(12)可实现角速度的实时估计,为此对式(12)扩维得

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ \dot{x}(k+1) \\ y(k+1) \\ \dot{y}(k+1) \\ \omega(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(T\omega_k)}{\omega_k} & 0 & \frac{1 - \cos(T\omega_k)}{\omega_k} & 0 \\ 0 & \cos(T\omega_k) & 0 & \sin(T\omega_k) & 0 \\ 0 & \frac{\cos(T\omega_k) - 1}{\omega_k} & 1 & \frac{\sin(T\omega_k)}{\omega_k} & 0 \\ 0 & -\sin(T\omega_k) & 0 & \cos(T\omega_k) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \\ y(k) \\ \dot{y}(k) \\ \omega(k) \end{bmatrix} +$$

$$\left[\begin{array}{c} \frac{T \cos \phi_k}{\omega_k} + \frac{\sin \phi_k}{\omega_k^2} - \frac{\sin(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k^2} \\ \frac{\cos \phi_k}{\omega_k} - \frac{\cos(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k} \\ \frac{\cos \phi_k}{\omega_k^2} - \frac{T \sin \phi_k}{\omega_k} - \frac{T \cos(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k^2} \\ \frac{\sin(\phi_k + T\omega_k)}{\omega_k} - \frac{\sin \phi_k}{\omega_k} \end{array} \right] a_t(k) + \Gamma W(k). \quad (21)$$

$$\eta$$

其中

$$\eta = \frac{\arctg(\dot{x}(k)/\dot{y}(k)) - \arctg(\dot{x}(k-1)/\dot{y}(k-1))}{\sqrt{\dot{x}(k)^2 + \dot{y}(k)^2}}.$$

用模型(21)进行 IMM 估计只需要对集合 $\{a_i^j | j = 1, 2, \dots, M\}$ 中的 M 个模型进行交互, 不需要计算 a_n 的新息、信息协方差和模型概率, 其具体实现过程可参考文献[7]的附录. 因为法向加速度是在滤波过程中做为状态向量的一个分量估计的, 因此, 实现了法向加速度的自适应调整, 从而有效地解决了 IMM 方法中的模型集确定问题. 这里之所以称该算法为半自适应的 IMM 方法, 是因为切向加速度还需要使用固定模型集, 要事先给出.

4 仿真试验(Simulation results)

由于匀速转弯模型是曲线模型的一种特殊情况, 曲线模型的适用远大于转弯模型, 在此实验中不对两种模型做比较, 只把本文提出的半自适应 IMM 算法 (Adaptive Interactive Multiple-Model, 简称 AIMM) 的自适应性和计算负载与文献[4]的嵌套 IMM 方法 (Nesting Interactive Multiple-Model, 简称 NIMM) 相比较:

试验 1 目标转弯时向心加速度的值在模型集 $\{a_n^i | i = 1, 2, \dots, N\}$ 之内.

设目标初始状态值 $[30000, -172, 30000, -246]^T$, 目标在 $1s \sim 29s, 90s \sim 119s, 180s \sim 200s$ 作直线运动; $30s \sim 89s$ 目标右转弯, 转弯率 -2.90 rad/s ; $120s \sim 179s$ 目标左转弯, 转弯率 2.00 rad/s . 对嵌套 IMM 方法, 模型集 $\{a_n = 0, \pm 25\}, \{a_t = 0, \pm 5\}$; 内、外两个模型集取相同的初始模型概率 $[1/3 \ 1/3 \ 1/3]$ 和 Markov 转移矩阵

$$\begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix}, \text{ 初始联合模型概率}$$

$$\begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{bmatrix}. \text{ 对本文提出的方法, 取初始角速}$$

度 $\omega(0) = 0$, 切向加速度集、模型初始概率、和 Markov 转移矩阵与上同. 两种方法使用相同的初始状态、过程噪声、量测噪声. 图 2 是目标运动轨迹, 图 3 和图 4 分别是 50 次仿真的位置和速度的均方误差 (mean square error, 简称 MSE) 估计. 图中: t 为扫描时间, P_{MSE} 为位置均方误差, V_{MSE} 为速度均方误差.

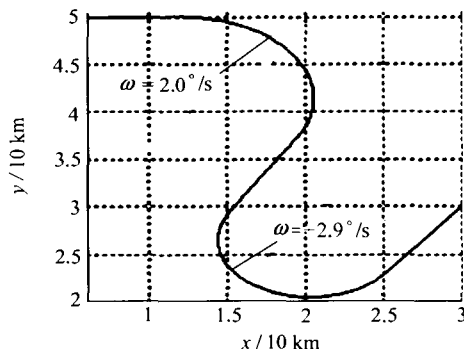


图 2 目标运动轨迹(实验 1)

Fig. 2 Trajectory of target motion (Exp. 1)

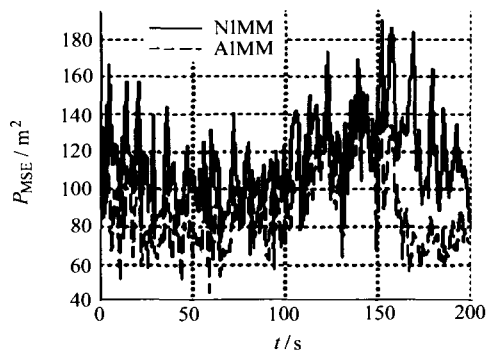


图 3 位置均方误差比较曲线

Fig. 3 Comparison of MSE to position estimation

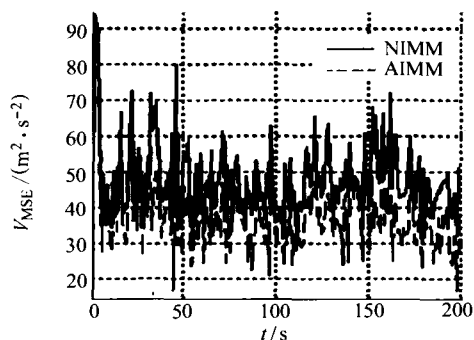


图 4 速度均方误差比较曲线

Fig. 4 Comparison of MSE to velocity estimation

试验 2 调整目标的转弯率, 使得向心加速度的值超出模型集 $\{a_n^i | i = 1, 2, \dots, N\}$.

两种方法的所有条件及初始状态不变,调整目标最后一个转弯的转弯率 4.0 rad/s 使得在该转弯处的向心加速度的值超过给定的范围,重复试验 1. 图 5 是目标的运动轨迹,图 6 和图 7 分别是 50 次仿真的位置和速度的均方误差估计.图中: t 为扫描时间, P_{MSE} 为位置均方误差, V_{MSE} 为速度均方误差.

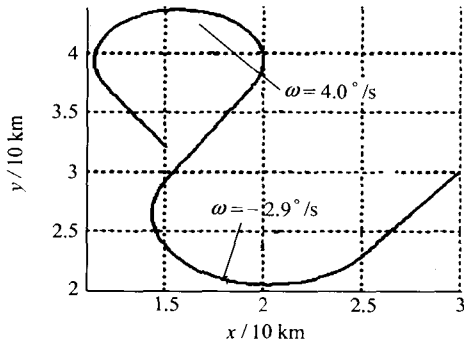


图 5 目标运动轨道(实验 2)

Fig. 5 Trajectory of target motion (Exp. 2)

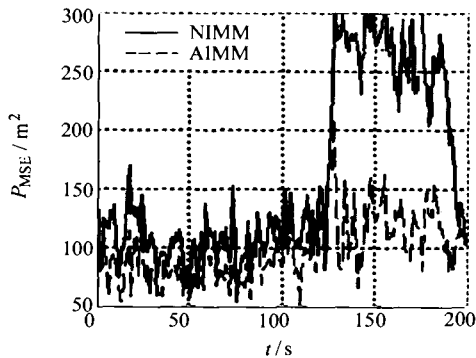


图 6 位置均方误差比较曲线

Fig. 6 Comparison of MSE to position estimation

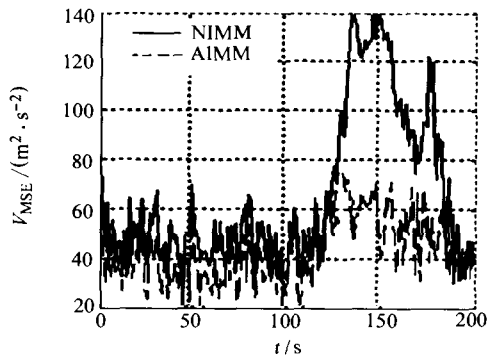


图 7 速度均方误差比较曲线

Fig. 7 Comparison of MSE to velocity estimation

通过以上试验可以看到,当所给定的模型集能够很好地覆盖目标运动模式时,两种方法具有几乎相同的位置误差和速度误差图 3 和图 4(由于试验中给出的法向加速度接近边界值,所以本文的方法略优),而本文方法的计算量明显小于文献[4]的方

法.当所给定的模型集不能覆盖目标运动模式时,本文提出的方法在位置和速度上都获得了较好的跟踪效果(图 6、图 7).不改变模型集,继续增加目标的转弯率,发现当转弯率超过一定值时,文献[4]的方法会出现目标丢失的情况,而本文的方法仍能有效跟踪目标(因篇幅关系略去).

5 结论(Conclusion)

本文简要分析了 IMM 方法存在的模型集确定问题和基于匀速转弯运动模型的限制,介绍了一种曲线模型的 IMM 方法,提出了一种基于曲线模型的半自适应 IMM 方法,并在仿真试验中把该方法与以前的方法进行了比较.理论分析和试验结果都表明,本文提出的与曲线模型相结合的自适应 IMM 方法优于已存在的方法.

参考文献(References):

- [1] LI X R, BAR-SHALOM Y. Multiple model estimation with variable structure [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1996, 41(4): 478 - 493.
- [2] JILKOV V P, ANGELOVA D S, SEMERDJIEV T Z A. Design and comparison of model-set adaptive IMM algorithms for maneuvering target tracking [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(1): 343 - 349.
- [3] MURAT Efe, ATHERTON D P. Maneuvering target tracking using adaptive turn rate models in the interacting multiple model algorithm [C] // *Proc of the 35th IEEE Conference on Decision Control*. Kobe, Japan: [s. n.], 1996: 3151 - 3156.
- [4] BEST R A, NORTON J P. A new and efficient tracker for a target with curvilinear motion [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, 33(3): 1030 - 1037.
- [5] MUNIR A, MIRZA J A. Parameter adjustment in the turn rate models in the interacting multiple model algorithm to tracking A maneuvering target [C] // *Proc of the 21st IEEE Multi-topic Conference on Technology*. Pakistan: [s. n.], 2001: 262 - 266.
- [6] IERRO D, BAR-SHALOM Y. Interacting multiple model tracking with target amplitude feature [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, 29(2): 494 - 509.
- [7] BAR-SHALOM Y, CHANG K C, BLOM H A P. Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1989, 25(2): 296 - 300.

作者简介:

李涛 (1971—),男,西安电子科技大学计算机应用专业博士,现于南京航空航天大学电子工程系博士后流动站、中国电子科技集团第 28 研究所博士后工作站从事传感器网络技术研究,主要研究方向为计算机应用、多尺度分析、信息融合理论及应用、目标跟踪和传感器网络技术, E-mail: lt4901@163.com.