

文章编号: 1001-0920(2007)11-1213-05

机动目标跟踪的一种自适应“当前”模型

陈嘉鸿^{1,2}, 韩九强¹, 张新曼¹

(1. 西安交通大学 电信学院, 西安 710049; 2. 中国卫星海上测控部, 江苏 江阴 214431)

摘要: 针对单个模型跟踪机动目标的性能不够理想、多模型方法最优模型集设计困难且算法较复杂的问题, 基于“当前”模型, 从目标与跟踪雷达的相对角运动出发, 提出一种能适应多类飞行器的自适应跟踪单模型, 并给出了优化估计目标与雷达的相对角运动及距离运动的算法。仿真结果表明, 该自适应单模型跟踪性能稳定, 远优于“当前”模型, 对于强机动飞行的目标, 其跟踪性能要优于交互多模型方法 (IMM), 而且其计算量要低于 IMM。

关键词: “当前”模型; 机动目标跟踪; 相对角运动; 自适应单模型

中图分类号: TP273.2

文献标识码: A

Adaptive “Current” model of maneuvering target tracking

CHEN Jia-hong^{1,2}, HAN Jiu-qiang¹, ZHANG Xin-man¹

(1. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Marine Tracking and Controlling Department of China Satellite, Jiangyin 214431, China. Correspondent: CHEN Jia-hong, E-mail: stone_cjh@sina.com)

Abstract: To the problem of dissatisfied single model tracking and the design of the optimal model-set of multiple-model (MM) algorithm being difficult, a kind of single adaptive model and algorithm are proposed to track the relative angular motion of aircrafts and radar based on the modified “Current” model. Simulation results show that tracking performance of this proposed adaptive model is improved much more than the “Current” model, and better than the interacting multiple-model (IMM) for the strong maneuvering target tracking. Furthermore, the computational load of the proposed model is less than that of IMM.

Key words: “Current” model; Maneuvering target tracking; Relative angular motion; Adaptive single model

1 引言

目标跟踪的关键在于能从量测中提取目标状态的有效信息, 并对下一步运动作出精确的预测。一个准确的运动模型无疑对信息提取和预测有事半功倍的作用。常见的机动目标跟踪模型有: 维纳噪声加速度模型 (CA 模型)、零均值一阶马尔科夫模型 (Singer 模型)、加速度均值自适应一阶马尔科夫模型 (MAA 或“当前”模型)、摆动模型、常转速模型 (CT 模型) 和交互多模型 (IMM) 等。其中前 5 种都是单模型, 当其与目标运动模式匹配时, 能达到较好的跟踪效果, 但当运动模式变化时, 其跟踪精度将降低。单模型参数及滤波算法相对固定, 因而计算量较小。然而大多数情况下, 目标运动模式时常发生变化, 以致于很难找到精确描述目标运动模式的参数, 因而采用多组近似参数和概率分布来拟合目标运

动, 即多模型方法。该方法的关键在于选择优化的模型集, 并不断更新模型概率, 其设计复杂, 且运算量较大。

IMM 作为多模型方法的杰出代表, 其运算量适中, 跟踪效果良好, 受到人们普遍青睐。文献 [1-5] 对机动目标跟踪问题进行了深入研究, 比较了各类通用、专用动态模型的优劣, 并指出单个模型对机动目标跟踪的缺陷之处; 文献 [6-8] 提出了不同改进的多模型方法。文献 [8] 的研究表明, 对多模型方法只有当模型集中的模型数为 1, 且该模型参数与目标运动模式完全匹配时, 系统才是最优的。事实上, 任一时目标只能具有一种运动模式, 若能找到与此模式相匹配的运动模型, 对跟踪和估计都是最佳的。本文的主要目的是用参数随时间变化的单个模型来拟合目标运动。

收稿日期: 2006-07-06; 修回日期: 2006-10-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60502021).

作者简介: 陈嘉鸿 (1971—), 男, 江苏宝应人, 高级工程师, 博士, 从事飞行器跟踪测量、信息融合技术的研究;

韩九强 (1951—), 男, 西安人, 教授, 博士生导师, 从事信息融合技术、图像处理等研究。

另外,大多数雷达只能提供方位角 b , 俯仰角 e 和径向距离 r 的测量,而不能提供直角坐标 x, y, z 的直接测量. 在直角坐标系下,研究目标运动势必引入复杂的非线性模型,各种近似、转换也必然导致角度控制指令的不同程度失真. 文献[9]从视运动(相对角运动)出发,研究了雷达跟踪角误差的滤波模型,但没有给出角度量测的最优估计. 本文将雷达在球坐标系下的跟踪与目标在直角坐标系下的状态估计相对独立地进行研究,直接进行相对角运动估计,从而输出较准确的角度测量值和预报值.

2 “当前”模型

文献[10]在 Singer 模型的基础上考虑加速度均值不为零的情况,提出了“当前”模型(MAA). 令状态 $X = [x \quad \dot{x} \quad \ddot{x}]^T$, 上标表示矩阵转置,则系统离散化后的模型表达式为

$$X_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & T & (-1 + T + e^{-T})/T \\ 0 & 1 & (1 - e^{-T})/T \\ 0 & 0 & e^{-T} \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} (T^2/2) - (-1 + T + e^{-T})/T \\ T - (1 - e^{-T})/T \\ 1 - e^{-T} \end{bmatrix} \bar{a}_k + w_k. \quad (1)$$

其中 k 表示当前状态估计滤波为第 k 步; T 为采样周期; $a = \ddot{x}$ 为加速度; w_k 为第 k 步状态噪声; $\tau = 1/T$, 为系统机动时间,对飞机目标而言,瞬时机动一般 $10 \sim 20$ s,慢机动约为 60 s^[1].

关于加速度均值,在文献[10]中使用前一步的滤波估计值作为当前步的加速度均值,即 $\bar{a}_{k+1} = \hat{a}_{k/k}$. 文献[1]对此进行了修订,对式(1)分解后的第3项即加速度项求均值有

$$\bar{a}_{k+1} = E[a_{k+1} | z_k] = a_{k+1/k}. \quad (2)$$

3 自适应“当前”模型

3.1 对“当前”模型的改进

雷达跟踪目标的过程就是其伺服系统以时变的角速度和角加速度指令驱动天线对准目标的过程,因而本文用加速度均值随时间变化的“当前”模型来拟合目标的相对角运动,从其物理意义上是可行的. 事实上,雷达角运动大多时候都存在一定的角加速度变化,尤其是对匀速直线飞行的目标,其相对角运动并不是匀速的.

考虑目标机动时间一般都大于 10 s(较小的可认为是对系统的一种扰动)、采样周期 T ($T = 0.5$ s) 较短的情况. 对“当前”模型(2)中 e^{-T} 作泰勒展开,有

$$e^{-T} = 1 - T + \frac{1}{2!}(T)^2 - \frac{1}{3!}(T)^3 + \dots \quad (3)$$

将式(3)代入式(1),略去关于 T 的高阶项,可得系统的近似“当前”模型为

$$X_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 - T^3/6 \\ 0 & 1 & T - T^2/2 \\ 0 & 0 & 1 - T \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} T^3/6 \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix} \bar{a}_k + w_k. \quad (4)$$

不难发现,式(2)的结论对此近似模型依然成立.

考虑模型应具有一定的通用性和自适应性,本文对式(4)的模型进行适当改进,引入自适应因子,有

$$X_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & T & (T^2/2 - T^3/6) \\ 0 & 1 & (T - T^2/2) \\ 0 & 0 & (1 - T) \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} T^3/6 \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix} \bar{a}_k + w_k. \quad (5)$$

即

$$X_{k+1} = F_k X_k + B_k \bar{a}_k + w_k. \quad (6)$$

其中: 只取 0 或 1 , 也在一个固定值(本文取 0.1) 和 0 之间切换. 分析上式可见,当 $\alpha = 1$, $\beta = 0$ 时,系统近似等效于 MAA 模型;当 $\alpha = 0$, $\beta = 1$ 时,系统近似等效于 Singer 模型;当 $\alpha = 0$, $\beta = 1$ 时,系统除随机误差项外将退化为常加速度模型(CA 模型);当 $\alpha = 1$, $\beta = 0$ 时,系统除随机误差项外将等效于常速度模型(CV 模型). 故称上述通用模型为自适应“当前”模型(ACM). 不难发现如果参数实时变化,该模型能拟合角运动的匀速、匀加速和变加速运动,因此具有较强的自适应性.

3.2 自适应规则

为能准确描述目标的相对角运动,ACM 应能依据实时量测和状态估计值在 MAA, CA, CV 之间适时切换. 下面分 3 种情形进行设计.

根据统计理论,连续 m 步统计加速度和速度的均值、修正标准差分别为

$$\mu_{a,m} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \hat{a}_{k-i/k-i}, \quad (7)$$

$$\sigma_{a,m} = \left(\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\hat{a}_{k-i/k-i} - \mu_{a,m})^2 \right)^{1/2}, \quad (8)$$

$$\mu_{v,m} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \hat{v}_{k-i/k-i}, \quad (9)$$

$$\sigma_{v,m} = \left(\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\hat{v}_{k-i/k-i} - \mu_{v,m})^2 \right)^{1/2}. \quad (10)$$

目标机动随时都可能发生,要能迅速检测,步长 m 不宜太大(本文取 5),因而用修正的样本标准

方差来代替标准方差进行运算. 自适应规则如下：

1) 目标当前为 MAA 模型时($\alpha = 1, \beta = 0$), 满足：

$\sigma_{a,m} < \sigma_1$, 即前 m 步加速度标准差很小时, 模型切换为 CA, 即令 $\alpha = 1, \beta = 0$;

$\mu_{a,m} < \mu_2$, 且 $\sigma_{v,m} < \sigma_3$, 即前 m 步加速度均值接近 0, 而速度标准差很小时, 模型切换为 CV, 即令 $\alpha = 0, \beta = 0$.

2) 目标当前为 CA 模型时($\alpha = 1, \beta = 0$):

1) 中的 $\sigma_{a,m} < \sigma_1$ 仍然适用;

满足 $\sigma_{a,m} > \sigma_4$, 即前 m 步加速度标准差较大时, 模型切换为 MAA, 即令 $\alpha = 1, \beta = 0$.

3) 目标当前为 CV 模型时($\alpha = 0, \beta = 0$), 满足 $\sigma_{v,m} > \sigma_5$, 即前 m 步速度标准差较大时, 模型切换为 CA, 即令 $\alpha = 1, \beta = 0$.

由以上规则可以看出, 新模型可同时实现 CV, CA, MAA 三种模型的功能, 但任一时刻本质上只有一种模型起作用, 这与目标在任一时刻只具有一种运动模式是吻合的, 而且依据最近 m 组观测及状态估计的统计结果与经验统计值的差异大小决定适用哪种模型. 而 IMM 方法在同一时刻有多个模型在起作用, 一般情况下与目标运动模式较接近的模型作用较大, 各模型作用的大小依据观测值和状态估计结果以概率区分.

3.3 球坐标系下的状态估计

雷达跟踪时方位 b , 俯仰 e 和距离 r 三个通道一般是相互独立的, 因而可对它们独立进行滤波估计. 3 个状态方程和量测方程形式是一致的, 其中状态方程如式 (6), 量测方程如下:

$$z_k = HX_k + v_k = [1, 0, 0]X_k + v_k, \quad (11)$$

v_k 为量测噪声. 关于球坐标系下的状态估计算法主要分两步: 第 1 步确定 F_k 和 B_k , 第 2 步滤波估计. 虽然模型是时变的, 但却都是线性模型, 因而本文采用最优卡尔曼滤波方法进行状态滤波. 这里不再详细阐述.

虽然本文提出的自适应模型是基于角运动的, 但它能同时拟合匀速运动和加速运动, 所以对距离通道同样适合. 这也正是该模型的适应性所在. 文献 [11] 基于“当前”模型, 提出一种利用自适应噪声协方差的改进自适应滤波算法, 而本研究则主要是基于模型的自适应切换.

3.4 门限设置

能有效提高 ACM 模型跟踪性能的关键在于设置准确的门限值 $\sigma_1 \sim \sigma_5$. 本文从概率统计的角度进行理论分析.

以加速度统计为例, 如果系统作常加速度运动,

则其加速度分布可认为近似服从 $N(\mu_a, \sigma_a^2)$ 的正态分布. 其中均值与受力有关, 是可变的; 而方差 σ_a^2 一般与系统性能、采样时间及角度测量精度等有关, 系统确定后, 该参数变化不大, 可从经验数据获得.

确定 σ_1 和 σ_4 的问题可看作是一个假设检验问题. 对于上界 σ_1 , 建立原始假设 $H_0: \sigma_{a,m}^2 \leq \sigma_a^2$, 备选假设 $H_1: \sigma_{a,m}^2 > \sigma_a^2$. 要保证 $\sigma_{a,m}^2 \leq \sigma_a^2$ 的可信度, 需控制一类风险, 即当 $\sigma_{a,m}^2 \leq \sigma_a^2$ 时, 误以为 $\sigma_{a,m}^2 > \sigma_a^2$ 成立的风险 (置信度水平) 较小. 由于统计量

$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\hat{\alpha}_{k-i|k-i} - \mu_{a,m})^2$ 服从 $\chi^2_{(m-1)}$ 分布, 当 $\sigma_{a,m}^2$ 较小时, 拒绝域 W_1 (拒绝 H_0) 为

$$\left\{ \left(\hat{\alpha}_{k-1|k-1}, \dots, \hat{\alpha}_{k-m|k-m} \right) : \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\hat{\alpha}_{k-i|k-i} - \mu_{a,m})^2 = \frac{(m-1) \sigma_{a,m}^2}{2} \chi^2_{(m-1)} \right\}. \quad (12)$$

其中: $\chi^2_{(m-1)}$ 是 $\chi^2_{(m-1)}$ 的分位数, 取 $\alpha = 0.1, m = 5$, 查表可求得 $\sigma_{a,m}^2 = \sigma_a^2/2$, 即 $\sigma_1 = \sigma_a/2$, 类似可求得 $\sigma_4 = 2\sigma_a$. 其直观意义可进一步理解为: 如果在 MAA 模型下统计得 $\sigma_{a,m} < \sigma_a/2$, 则有理由相信, 此时加速度为近似常值; 反之如果在 CA 模型下 $\sigma_{a,m} > 2\sigma_a$, 则判断为 MAA 模型也不过分.

同理可得 $\sigma_3 = \sigma_v/2, \sigma_5 = 2\sigma_v, \sigma_2 = \frac{1}{2} \sim \frac{1}{10} \sigma_a$.

以上只是作了简要的分析, 实际门限设置还需综合考虑系统特性, 并经实验验证. 另外需注意的是, 修正样本标准差的大小直接与采样间隔相关, 间隔越大标准差越大, 因此在采样间隔改变时, 标准差门限也应作相应变化. 同时也可看出, 较高的采样率能提高数据的统计稳定性, 对系统模型的实时拟合是有利的.

3.5 性能简析

新模型算法是通过测量数据和状态估计结果的准实时分析计算, 判断目标当前所应拟合的最佳模型. 由于每步都需对前 m 步结果进行统计计算, 更新状态矩阵和输入矩阵, 计算量和复杂度都较传统的单模型要大; 但相比 IMM, IMM 针对模型集中每个模型都需进行滤波计算, 且每一步都要对模型概率进行更新, 其物理概念不如新模型清晰, 因而略显复杂. 在计算量上要看模型集的大小以及检测步长而定, 通常情况下它们是相当的, 可由实验验证.

如果将目标实际航路看作是一个未知的复杂曲线, 那么新模型就是综合应用近似的一次、二次、三次曲线分段进行拟合, 较传统单模型用一固定曲线来拟合显然更具有自适应性, 且若拟合得当, 其跟踪



性能应得到明显提高,尤其是对于运动模式不断变化的强机动飞行目标.仿真实验充分证明了这一点.

对于检测步长 m ,考虑统计的可信度, m 不能太小,针对只有位置测量信息而需对加速度进行估计的情况, m 一般不小于3.同时考虑计算的实时性要求, m 也不能取太大,有效统计数据所占时间长度 mT 应比目标机动时间充分小,且较大的 m 会增加计算量,一般不大于10.对于高性能计算系统,当采样率较高,即 T 较小时, m 的选择余地较大.

4 仿真实验

为更清楚地说明 ACM 模型算法的跟踪性能,本文将 ACM 与 MAA 及当前较流行的 IMM 模型算法进行了仿真实验比较.以雷达三轴中心作为坐标原点,考虑目标作高度不变的平面运动, $z = 10\ 000$ m,直角坐标系下的状态向量为 $[x \ \dot{x} \ y \ \dot{y}]$,球坐标系下状态向量为 $[r \ \dot{r} \ \dot{\theta}]$, $[b \ \dot{b} \ \dot{\theta}]$, $[e \ \dot{e} \ \dot{\theta}]$.

按直角坐标系下机动性由弱到强设计了4条航迹,如图1所示.

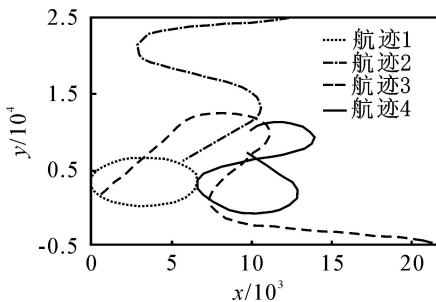


图1 目标航迹

航迹1: $X_0 = [6\ 000 \ 200 \ 1\ 000 \ 200]$,作 $(t) = 5\ \text{s}$ 的圆周运动.

航迹2: $X_0 = [6\ 000 \ 200 \ 6\ 000 \ 250]$,在 $20 \sim 40$ s 期间以 $(t) = 5\ \text{s}$ 向左匀速转动,在 $55 \sim 75$ s 期间以 $(t) = -7\ \text{s}$ 向右匀速转动,其他时间均作匀速直线运动.

航迹3: $X_0 = [1\ 000 \ 200 \ 1\ 000 \ 400]$,在 $25 \sim 45$ s 期间以 $(t) = -9\ \text{s}$ 向右匀速转动,在 $60 \sim 75$ s 期间以 $(t) = 7\ \text{s}$ 向左匀速转动,其他时间均作匀速直线运动.

航迹4: $X_0 = [10\ 000 \ 200 \ 10\ 000 \ 250]$,在 $0 \sim 25$ s 期间以 $(t) = -9\ \text{s}$ 向右匀速转动,在 $40 \sim 55$ s 以及 $60 \sim 85$ s 期间以 $(t) = 7\ \text{s}$ 向左匀速转动,其他时间均作匀速直线运动,这是一个“8”字形航迹.

IMM 的模型集设计使用了一个 CV 模型和两个 CT 模型,为实现自适应 IMM 模型算法的效果,降低程序复杂性,仿真设计中每个时刻都保证有一个模

型与目标运动模式完全匹配,且都是在直角坐标系下进行仿真.模型转移概率和初始概率分别为

$$p_{ij} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix},$$

$$\mu_0 = [0.5 \ 0.3 \ 0.2].$$

而针对 MAA 和 ACM 的仿真设计要复杂一些.为便于比较3种模型的性能,本文采用在直角坐标系下产生含过程噪声和量测噪声的量测值,经坐标变换得到球坐标系下的量测值.对两个角度量和距离量分别使用 MAA,ACM 模型进行跟踪估计,最后,将估计结果再转换至直角坐标系下与真实航迹进行比较.仿真中取 0.1 , T 取 0.05 s, m 取5步,仿真时间为 $0 \sim 100$ s, N 为蒙特-卡洛仿真的次数,本文取2000.

需注意的两个问题是,球坐标系下的噪声矩阵与直角坐标系下的噪声系数是相关的,门限设置是否合适对系统的跟踪性能有直接的影响.为保证仿真的可比性,4条航迹公共参数设置完全一致.

表1和表2给出了 IMM,ACM 与 MAA 三种模型算法在 x 和 y 两个方向位置均方根误差(RMS),表3给出了3种模型运算所消耗时间统计(CL).

表1 x 轴位置均方根误差(RMS)

	航迹1	航迹2	航迹3	航迹4
IMM	26.199 5	27.376 8	29.915 2	34.471 7
ACM	29.774 2	28.693 8	29.492 9	27.846 9
MAA	45.757 8	46.849 4	44.030 2	38.287 7

表2 y 轴位置均方根误差(RMS)

	航迹1	航迹2	航迹3	航迹4
IMM	22.755 9	32.401 4	29.622 4	34.723 0
ACM	28.105 0	26.124 6	30.055 8	29.667 1
MAA	47.844 7	36.786 7	49.484 5	50.235 2

表3 运算用时(CL)

	航迹1	航迹2	航迹3	航迹4
IMM	4.976	5.045	5.107	5.318
ACM	4.526	4.486	4.236	4.446
MAA	1.552	1.503	1.513	1.518

从表中可以看出,无论是 x 方向还是 y 方向 MAA 的均方根误差都较大,但其运算简单,用时较少;ACM 相对 IMM 的计算耗时要小一些;IMM 跟踪性能对目标的机动性反应明显,机动性强或运动模式转换多时,其跟踪误差较大.对于航迹1,ACM 性能要劣于 IMM,对于航迹2和3两者性能相当,但对于航迹4,ACM 性能明显优于 IMM,且总体上

ACM 的跟踪性能相对稳定,对上述 4 条航迹变化很小,说明其对目标机动适应性更强.

为进一步验证新模型算法的跟踪性能,本文对航迹 1 反应目标机动持续时间的参数 α 作了一个调整实验. 令 $\alpha = 0.01$, 其角跟踪过程可理解为持续机动,仿真结果表明,其跟踪性能有所提高, x, y 方向均方根误差分别为 25.543 1 和 25.825 9,基本接近 IMM. 因此,如果 α 的自适应性更强一些,将有助于 ACM 跟踪性能的提高.

从表 1 和表 2 还可发现,对于同一航迹,有时在两个方向上跟踪性能差别很明显,这是由航迹设计在两个方向上的相对机动性不一致造成的,而且在不同的跟踪体制下(直角坐标跟踪和球坐标跟踪),对机动性的理解一般也是不一致的. 因而在仿真实验中,本文对另一种反映 x 和 y 方向综合跟踪性能的指标“归一化位置误差”(NPE)进行了计算,其结果与本文分析也是一致的.

仿真实验中并未考虑坐标转换所带来的误差, IMM 仿真设计采用了等效于自适应 IMM(AIMM)算法的方法,因此可以认为新模型算法对跟踪性能的提高是有效的.

5 结 语

本文从空间飞行器与测量雷达的相对角运动出发,设计了基于近似的“当前”模型的自适应角度跟踪模型,同时也适用于距离跟踪. 仿真结果表明,改进后的模型跟踪性能有了明显的提高. 新的模型及其算法物理概念清晰,具有工程实用价值,尤其对于雷达的跟踪估计显得更加简便有效.

参考文献(References)

- [1] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part I: Dynamic models[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1333-1363.
- [2] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part II: Ballistic target models[C]. Proc 2001 SPIE Conf on Signal and Data Processing of Small Targets. San Diego, 2001: 559-581.
- [3] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part III: Measurement models[C]. Proc 2001 SPIE Conf on Signal and Data Processing of Small Targets. San Diego, 2001: 423-446.
- [4] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part IV: Decision-based methods [C]. Proc 2002 SPIE Conf on Signal and Data Processing of Small Targets. Orlando, 2002: 511-534.
- [5] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking, Part V: Multiple-model methods[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1255-1321.
- [6] Lei Ming, Han Chong-zhao. Expectation-maximization (EM) algorithm based on IMM filtering with adaptive noise covariance[J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(1): 28-37.
- [7] Li X R, Zhang Y M, Zhi X R. Multiple-model estimation with variable structure, Part VI: Expected-mode augmentation[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 853-867.
- [8] He Yan, Guo Zhi-jiang, Jiang Jing-ping. Model set design of the adaptive interacting multiple model tracking algorithm[J]. Electronics Optics and Control, 2002, 9(2): 26-29.
- [9] Ekstrand B. Tracking filters and models for seeker applications [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(3): 965-976.
- [10] Zhou H, Kumar K S P. A “Current” statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets[J]. AIAA J of Guidance, 1984, 7(5): 596-602.
- [11] Liu Xiar-xing, Ding Fei, Hu Zhen-tao, et al. An adaptive filtering algorithm of noise variances based on modified “Current” statistical model[J]. Chinese J of Electronics, 2006, 15(2): 265-268.

(上接第 1212 页)

- [10] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.
- [11] Blum C, Dorigo M. The hyper-cube framework for ant colony optimization [J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(2): 1161-1172.