

使用高斯混合滤波器的机动目标跟踪

权宏伟¹, 李俊华¹, 彭冬亮²

(1. 西京学院机控制工程学院, 西安 710123; 2. 杭州电子科技大学信息与控制研究所, 杭州 310018)

摘要: 实际目标跟踪过程中, 被跟踪目标的状态与类型都是不确定的。使用运动学传感器与属性传感器分别获取的目标状态量测信息与特征量测信息, 给出了目标状态与类型不确定性的联合状态类型概率密度函数表示, 并推导了线性高斯假设下的系统模型为高斯混合模型。根据这一性质, 引入高斯混合滤波器, 实现了机动目标的有效跟踪。在仿真分析中, 通过对比3种算法的跟踪结果, 进一步验证了使用高斯混合滤波器在机动目标跟踪过程中的有效性。

关键词: 目标跟踪; 高斯混合模型; 概率密度; 滤波器

中图分类号: TP271 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)11-0024-04

Maneuvering Target Tracking Using Gaussian Mixture Filter

QUAN Hong-wei¹, LI Jun-hua¹, PENG Dong-liang²

(1. College of Control Engineering, Xijing University, Xi'an 710123, China;

2. Institute of Information and Control, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In actual target tracking process, the state and the type of target being tracked are uncertain. By using the state information and the feature information obtained respectively by kinematic sensor and attribute sensor, we obtained a joint state/type probabilistic density function for describing the uncertainty of target state and target type, and proved that the system model under the linear Gaussian assumptions is a Gaussian mixture model. Based on this property, a Gaussian mixture filter was introduced to implement maneuvering target tracking effectively. In simulation and analysis, the effectiveness of the tracking algorithm using Gaussian mixture filter was validated by comparing it with two other classic tracking algorithms.

Key words: target tracking; Gaussian mixture model; probability density; filter

0 引言

机动目标跟踪一直以来都是现代军事领域中一类较难解决的问题^[1-4], 其实质是根据传感器探测的目标量测信息估计目标的运动状态。在现代战争环境中, 各种高机动性能目标的出现加大了目标跟踪的难度, 因而迫切需要研究更为有效的机动目标跟踪方法。

早期的机动目标跟踪算法大多使用单模型滤波器。然而, 由于单模型滤波器不能很好地匹配实际的目标运动模型, 因此在跟踪过程中容易引起滤波发散,

导致被跟踪的目标丢失。多模型(Multiple Model, MM)滤波方法的引入较好地解决了模型误匹配的问题^[1], 在多模型滤波方法中, 多于一个的目标运动模型被假定, 同一时刻对应于各运动模型的滤波器并行工作, 目标的状态估计由各滤波器估计量的加权和给出。而后, 在多模型算法的基础上发展了交互式多模型、变结构交互式多模型等算法^[5-7], 这些算法在解决机动目标的跟踪问题上被证明性能较单模型滤波算法有很大的提高。

高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)最早应用于语音及图像处理中的参数估计, 它具有如下性质: 任何概率密度函数都能被有限多个高斯分布组成的混合概率密度近似。根据这一性质, 目前国内外已有学者尝试使用高斯混合模型建立机动目标的运动模型^[2,8], 在文献[8]中作者提出了基于最小均方误差(MMSE)的高斯混合模型滤波方法。本文引入期望值

收稿日期: 2013-12-02

修回日期: 2014-01-02

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(2012CB821200); 国家自然科学基金(61174024); 陕西省教育厅科研计划(14JK2159); 西京学院高层次人才专项基金(XJ14B01)

作者简介: 权宏伟(1979—), 男, 四川广元人, 博士, 研究方向为多源信息融合、目标跟踪。

最大化模型降阶算法,从而解决了模型数量指数级增长问题。

另一方面,传统的目标跟踪方法大多仅使用目标的运动学信息,如目标位置、速度等,目标的属性/类型很少在跟踪层面上加以考虑。近几年来,越来越多的文献已经开始尝试将二者结合起来^[6,9-10]。其中,文献[6]推导了同时的目标跟踪与分类算法;文献[9]在传统的关联基础上引入目标的类型属性,增加了目标的关联概率。

同文献[6]一样,本文使用一套目标的运动模型集来表征该类目标,不同类型目标的机动模型包含在各自的模型集中。两类传感器的量测数据被使用:运动学传感器的状态量测与属性传感器的类型量测。目标的状态与类型不确定性用联合状态-类型概率密度函数表示。本文首先推导了每类目标的状态量测预测密度函数都服从高斯混合分布,根据前面的介绍,高斯混合模型是近似密度函数的有效方法,因而可以很好地表征目标的机动特性;在此基础上,引入高斯混合滤波器来实现机动目标的跟踪,最后通过具体的仿真场景验证了算法的有效性。

1 系统模型

考虑被跟踪的目标属于 s 个已知类型 $S = \{1, 2, \dots, s\}$ 中的某一类,目标的类型用 c 表示,即 $c = i \in S$ 。对应于每一类目标,由于目标的类型决定了目标可以呈现的全部运动方式,一个合理的假设是使用一个包含该类目标所有运动模型的模型集来表征该目标的类型。假设类型为 i 的目标最多有 $q(i)$ 个可能的运动模型,对应 i 类目标的模型集可表示为

$$M^i = \{m^{i,1}, m^{i,2}, \dots, m^{i,q(i)}\} \quad (1)$$

式中: $m^{i,j}$ 表示 i 类目标的第 j 个模型; q 为 i 的函数,意味着不同类型目标的运动模型通常不相同。

在目标的运动过程中,目标可能从一个运动模型转移到另一个运动模型,从而导致目标的机动。为了解释这一事实,定义 i 类目标模型转移概率 p_{lj}^i 为

$$p_{lj}^i = P_r\{m_{k+1}^i = j | m_k^i = l, z_{1:k}\} \quad l, j = 1, \dots, q(i) \quad (2)$$

式中: p_{lj}^i 表示 i 类目标由 k 时刻的模型 l 转变为 $k+1$ 时刻的模型 j 的概率; $z_{1:k} = \{z_{1:k}^x, z_{1:k}^c\}$,为前 k 个时刻的状态量测与属性量测集合,即

$$\begin{cases} z_{1:k}^x = \{z_1^x, z_2^x, \dots, z_k^x\} \\ z_{1:k}^c = \{z_1^c, z_2^c, \dots, z_k^c\} \end{cases} \quad (3)$$

式中,量测数据集 $z_{1:k}^x$ 与 $z_{1:k}^c$ 分别对应运动学传感器的目标状态量测与属性传感器的类型量测。如果令 x_k 表示目标的运动状态向量,则对于每一类目标,目标的状态方程可表示为

$$x_{k+1} = f^i(x_k) + v_k^i \quad (4)$$

式中: f 为状态转移函数; v_k 为高斯过程噪声;上标 i 指示目标的类型。

根据上面的假设,目标在 k 时刻的状态是一个二维随机向量,其概率密度函数既是目标状态向量 x_k 的函数,也是目标类型 c 的函数,从而可以写成如下联合状态-类型概率密度函数的形式为

$$p(x_k, c = i | z_{1:k}) \quad (5)$$

目标类型概率由贝叶斯分类器输出。已知目标类型的先验概率为 $P_r\{c = i\}$ (即目标属于类型 i 的概率),当前时刻属性传感器的量测数据为 z_{k+1}^c ,根据贝叶斯公式,目标类型的后验概率为

$$\begin{aligned} P_r\{c = i | z_{1:k+1}^c\} &= \\ \frac{P_r\{z_{k+1}^c | c = i, z_{1:k}^c\} P_r\{c = i | z_{1:k}^c\}}{\sum_{j=1}^s P_r\{z_{k+1}^c | c = j, z_{1:k}^c\} P_r\{c = j | z_{1:k}^c\}} &= \\ \frac{P_r\{z_{k+1}^c | c = i\} P_r\{c = i\}}{\sum_{j=1}^s P_r\{z_{k+1}^c | c = j\} P_r\{c = j\}} & \quad (6) \end{aligned}$$

式中: s 为已知的目标类型数; $P_r\{z_{k+1}^c | c = i\}$ 为分类器的量测似然函数,表示属性传感器的量测不确定性,通常根据传感器的测量精度事先确定。

根据目标的类型概率及状态方程, k 时刻 i 类目标的状态预测概率密度为

$$p(x_{k+1} | c = i, z_{1:k}) = \sum_{j=1}^{q(i)} p(x_{k+1} | m_{k+1}^i = j, z_{1:k}) \mu_{k+1}^{i,j} \quad (7)$$

式中:

$$\begin{aligned} \mu_{k+1}^{i,j} &= P_r\{m_{k+1}^i = j | c = i, z_{1:k}\} = \\ \sum_{l=1}^{q(i)} P_r\{m_k^i = l | c = i, z_{1:k}\} p_{lj}^i & \quad (8) \end{aligned}$$

为 k 时刻 i 类目标的模型预测概率。

一般情况下,目标的运动学传感器的量测方程可表示为

$$z_k = h^i(x_k) + w_k^i \quad (9)$$

式中: h 为量测函数; w_k 为运动学高斯量测噪声;上标 i 为目标的类型。则目标的状态量测预测密度为

$$\begin{aligned} p(z_{k+1}^x | c = i, z_{1:k}) &= \sum_{j=1}^{q(i)} p(z_{k+1}^x | m_{k+1}^i = j, z_{1:k}) \cdot \\ P_r\{m_{k+1}^i = j | c = i, z_{1:k}\} &= \\ \sum_{j=1}^{q(i)} p(z_{k+1}^x | m_{k+1}^i = j, z_{1:k}) \mu_{k+1}^{i,j} & \quad (10) \end{aligned}$$

如果目标的状态方程与量测方程均服从高斯线性假设,即状态转移函数 f 与量测函数 h 可以分别用状态转移矩阵 F_k 与量测矩阵 H_k 代替,从而状态量测预测密度为

$$p(z_{k+1}^x | m_{k+1}^i = j, z_{1:k}) \sim \mathcal{N}[z_{k+1}^x; \hat{z}_{k+1}^{i,j}, S_{k+1}^{i,j}] \quad (11)$$

式中: $\hat{z}_{k+1|k}^{i,j}$ 为 i 类目标在模型 j 下的状态量测预测; $S_{k+1}^{i,j}$ 为对应的量测预测协方差; 符号 \mathcal{N} 表示该概率密度函数服从高斯分布。根据全概率公式, i 类目标所有模型预测概率的和为

$$\sum_{j=1}^{q(i)} \mu_{k+1|k}^{i,j} = 1, \quad (12)$$

于是得到 i 类目标状态量测的预测密度服从高斯混合分布, 即

$$p(z_{k+1}^i | c = i, z_{1:k}^i) \sim \sum_{j=1}^{q(i)} \mathcal{N}[z_{k+1}^i; \hat{z}_{k+1|k}^{i,j}, S_{k+1}^{i,j}] \mu_{k+1|k}^{i,j}. \quad (13)$$

2 高斯混合滤波器设计

根据上面的系统模型, 得到了目标在 k 时刻的不确定性, 可以使用式(5)的联合状态-类型概率密度表示, 它同时描述了被跟踪目标的状态不确定性和类型不确定性。这说明在实际的跟踪过程中, 目标的状态估计不仅与当前的状态量测有关, 还与目标的类型有关。

在目标的状态方程(4)与量测方程(9)均服从高斯线性假设的条件下, i 类目标的量测预测密度函数可以用 $q(i)$ 个高斯分量组成的高斯混合模型表示, 高斯混合模型的阶等于高斯分量个数 $q(i)$, k 时刻第 j 个高斯分量的权重等于模型 j 的预测概率 $\mu_{k+1|k}^{i,j}$ 。

当 k 时刻的目标状态量测与类型量测数据测得后, 应用贝叶斯后验概率密度的理论, 将 k 时刻的目标联合状态-类型概率密度递推到 $k+1$ 时刻, 从而实现目标跟踪的一个滤波周期。由于目标的类型也是不确定的, 因而在更新目标联合状态-类型密度的后验概率密度时, 首先, 对已知 s 类目标的每一类分别进行状态及协方差更新; 然后, 根据高斯混合模型的性质, 对每类目标的状态更新使用加权求和, 从而得到实际的目标状态估计。由于该滤波过程是基于高斯混合模型的假设的, 可以把上面的滤波器称为高斯混合滤波器 (Gaussian Mixture Filter, GMF)。

高斯混合滤波器的一个滤波周期如下所述。

对于类型为 i 的目标, 状态预测与状态预测协方差分别为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{i,j} = \mathbf{F}_k^i \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i, \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k}^{i,j} = \mathbf{F}_k^i \mathbf{P}_{k|k}^i (\mathbf{F}_k^i)^T + \mathbf{Q}_k^i. \quad (15)$$

又根据系统模型中的量测方程, 可以得到状态量测的预测值及新息, 以此得到新息协方差及滤波增益的表达式为

$$\mathbf{S}_{k+1}^{i,j} = \mathbf{H}_{k+1}^{i,j} \mathbf{P}_{k+1|k}^{i,j} (\mathbf{H}_{k+1}^{i,j})^T + \mathbf{R}_{k+1}^i, \quad (16)$$

$$\mathbf{W}_{k+1}^{i,j} = \mathbf{P}_{k+1|k}^{i,j} \mathbf{H}_{k+1}^{i,j} [\mathbf{S}_{k+1}^{i,j}]^{-1}. \quad (17)$$

根据上式的滤波增益 $\mathbf{W}_{k+1}^{i,j}$, 可以求出 i 类目标在模型 j 下的状态估计为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{i,j} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^{i,j} + \mathbf{W}_{k+1}^{i,j} \mathbf{v}_{k+1}^{i,j}, \quad (18)$$

从而 i 类目标的状态更新与协方差更新为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^i = \sum_{j=1}^{q(i)} \mu_{k+1|k}^{i,j} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{i,j}, \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1}^i = \sum_{j=1}^{q(i)} \mu_{k+1|k}^{i,j} \{ \mathbf{P}_{k+1|k}^i + \mathbf{K}_{k+1|k}^i + E[\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i][\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^i]^T \}. \quad (20)$$

最后, 将贝叶斯分类器输出的目标类型概率作为加权值, 得到 k 时刻的目标状态估计为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \sum_{i=1}^s P_i \{ c = i | \mathbf{z}_{1:k+1}^i \} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^i. \quad (21)$$

以上为使用高斯混合滤波器跟踪一个机动目标的过程。当需要同时跟踪多个目标时, 则必须先进行数据关联, 然后再将关联后的数据分别针对相应的目标使用高斯混合滤波器滤波。

3 仿真与结果分析

本文给出一个跟踪空中飞行目标的例子。飞行器在某一固定高度上做二维平面内的等速率飞行, 飞行速率为 250 m/s。以传感器的位置为坐标原点建立直角坐标系, y 轴的正方向为正北方向。目标的初始位置位于 (15 km, 20 km) 处, k 时刻目标的状态用随机向量 $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$ 表示, 式中, x_k, y_k 与 \dot{x}_k, \dot{y}_k 分别表示二维直角坐标系下目标的位置与速度。飞行器在前 60 s 由西向东做匀速直线飞行, 从第 60 s 开始机动, 机动持续时间为 80 s, 然后再由南向北匀速飞行, 飞行器的运动轨迹如图 1 所示。两类传感器被使用: 雷达作为运动学传感器探测目标的位置, ESM 传感器作为属性传感器探测目标的属性/类型。这里假设雷达与 ESM 的探测是同步的, 且探测时间间隔 (观测周期) 为 1 s。

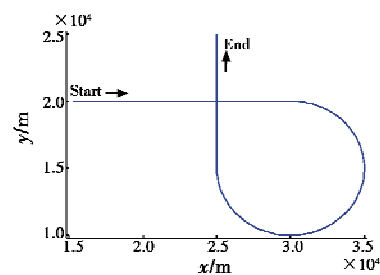


图1 飞行器运动轨迹

Fig. 1 Trajectory of the aircraft

根据上述仿真场景, 系统的状态转移矩阵与量测矩阵分别为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (23)$$

式中, T 为探测时间间隔, 在本例中 $T = 1$ s。过程噪声与量测噪声假定为独立的高斯白噪声, 且不同时刻的噪声彼此不相关, 同时有

$$\begin{cases} v_k^i = v_k \sim \mathcal{N}(0, 0.2^2) \\ w_k^i = w_k \sim \mathcal{N}(0, 0.1^2) \end{cases} \quad (24)$$

飞行器的类型是未知的, 这里假设可能的类型只有两类, 即 $S = \{1, 2\}$ 。每类目标各有两个运动模型: 匀速直线运动模型与匀速转弯模型。不同的是第一类目标的转弯加速度为 $5g$, 而第二类目标的转弯加速度为 $2g$ 。初始时刻的模型概率假设是相等的, 模型集中各模型之间的转移概率为

$$p^1 = p^2 = [p_{ij}^i] = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix} \quad (25)$$

为了验证高斯混合滤波器的性能, 针对本文的跟踪场景分别使用了三种不同的跟踪算法。算法 1 使用经典的交互式多模型滤波器^[1]; 算法 2 为当前较为流行的粒子滤波算法; 算法 3 采用本文的高斯混合滤波器。三种算法得到的目标位置估计误差如图 2 与图 3 所示。

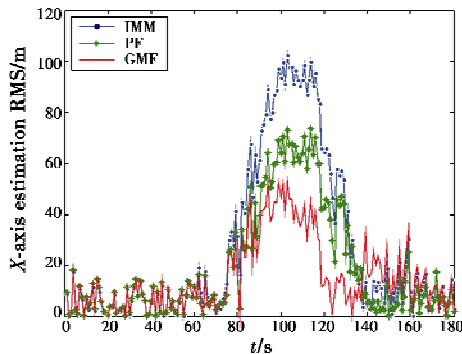


图 2 X-轴方向的位置估计均方误差
Fig. 2 Position estimation RMSE of X-axis

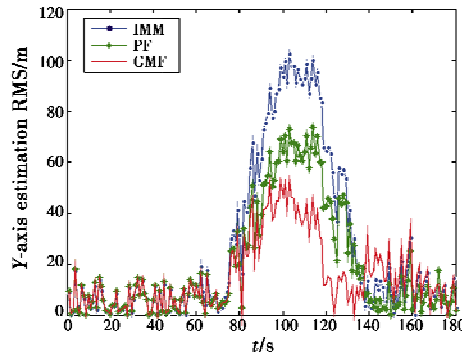


图 3 Y-轴方向的位置估计均方误差
Fig. 3 Position estimation RMSE of Y-axis

从目标的位置估计误差图可以看出, 在目标未机动的前 60 s 内, 三种算法的跟踪效果非常接近; 当飞行器出现机动之后, 三种算法的跟踪性能发生了变化, 使用高斯混合滤波器的算法 3 的估计误差明显小于前两

种算法。这是因为在匀速直线运动过程中, 目标类型对于滤波器的性能影响不大, 但当目标开始机动之后 (本文中为目标由匀速直线运动转变为匀速转弯), 在前两种跟踪方法中假设的系统模型便不能很好地匹配实际的目标运动模型, 从而导致较大的位置估计误差。算法 3 采用的是本文的高斯混合滤波器, 在跟踪过程中, 首先利用 ESM 传感器的属性量测信息经由贝叶斯分类器得到目标的类型输出, 这就使得状态滤波器能够根据目标的类型自适应地匹配相应的运动模型, 从而减小了目标的估计误差。

4 结论

本文讨论了使用高斯混合滤波器跟踪战场环境中单个机动目标的方法。在目标运动学信息与属性信息可以同时获取的前提下, 首先给出了目标不确定性的联合状态类型概率密度表示; 在此基础上, 推导了高斯系统模型的状态量测预测概率密度服从高斯混合分布, 从而引入了用于机动目标跟踪的高斯混合滤波器。通常情况下, 目标的机动性越强, 产生的估计误差就越大, 但这时的机动检测更加容易, 由此选择正确的模型可以极大地减小跟踪误差。对于经典的机动目标跟踪算法而言, 跟踪弱机动目标与机动检测之间的矛盾很难解决, 这就需要模型集中的模型必须选取得足够精确, 才能很好地匹配目标的实际运动状态。

本文仅讨论了单个机动目标的跟踪, 在跟踪多机动目标时, 还必须考虑数据关联, 这些是有待进一步研究的地方。

参考文献

- [1] BAR-SHALOM Y, LI X R, KIRUBARAJAN T. Estimation with applications to tracking and navigation [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc, 2001.
- [2] BILIK I, TABRIKIA J. Maneuvering target tracking in the presence of glint using the nonlinear Gaussian mixture Kalman filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(1): 246-262.
- [3] SAMIL A M, AFSAR S. A Tracker-aware detector threshold optimization formulation for tracking maneuvering targets in clutter [J]. Signal Processing, 2011, 91(9): 2213-2221.
- [4] 闫文利, 王建刚, 柳毅. 多模型粒子滤波在机动目标跟踪中的应用[J]. 电光与控制, 2012, 19(1): 18-21.
YAN W L, WANG J G, LIU Y. Application of multiple model particle filter in maneuvering target tracking [J]. Electronic Optics & Control, 2012, 19(1): 18-21.

参 考 文 献

- [1] Office of the Secretary of Defense. Unmanned systems roadmap 2007-2032 [R]. Department of Defense, Washington DC, 2007.
- [2] SUJIT P B, GHOSE D. Search using multiple UAVs with flight time constrains [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2):491-509.
- [3] DE VRIES E, SUBBARAO K. Cooperative control of swarms of unmanned aerial vehicles [C]//Proceedings of the 49th AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition, Orlando, Florida; AIAA, 2011:1-23.
- [4] POLYCARPOU M M, YANG Y L, PASSINO K M. A cooperative search framework for distributed agents [C]//Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control, Mexico, 2001:1-6.
- [5] 沈延航, 周洲, 祝小平. 基于搜索理论的多无人机协同控制方法研究 [J]. 西北工业大学学报, 2006, 24(3):367-370.
SHEN Y H, ZHOU Z, ZHU X P. Method of cooperative control for UAVs (Uninhabited Air Vehicles) using search theory [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2006, 24(3):367-370.
- [6] 郭军, 朱凡, 刘远飞. 基于马尔科夫链预测的多无人机协同搜索控制 [J]. 弹箭与制导学报, 2007, 27(5):315-318.
GUO J, ZHU F, LIU Y F. Based on Markov chain prediction multi-UCAV cooperative search control [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2007, 27(5):315-318.
- [7] 田菁, 陈岩, 沈林成. 不确定环境中多无人机协同搜索算法 [J]. 电子与信息学报, 2007, 29(10):2325-2328.
TIAN J, CHEN Y, SHEN L C. Cooperative search algorithm for multi-UAVs in uncertainty environment [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(10):2325-2328.
- [8] BERTUCCCELLI L F, HOW J P. Bayesian forecasting in multi-vehicle search operations [J]. AIAA Navigation, and Control Conference and Exhibit, 2006, doi:10.2514/6.2006-64-60.
- [9] CHUNG T H, BURIDICK J W. A decision-making framework for control strategies in probabilistic search [J]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2007:4386-4393.
- [10] KANG Y, HEDRICK J K. Design of nonlinear model predictive controller for a small fixed-wing unmanned aerial vehicle [C]//Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, Keystone, Colorado, AIAA, 2006:21-24.
- [11] 宋敏. 多无人机编队飞行与编队重构控制方法研究 [D]. 西安:空军工程大学, 2011.
SONG M. Research on control method of flight and reconfiguration for Multi-UAVs [D]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2011.
- [12] YANG Y L, POLYCARPOU M M, MINAI A A. Multi-UAV cooperative search using an opportunistic learning method [J]. ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2007, 129(5):716-728.
- (上接第 27 页)
- [5] ZHANG J G, JI H B. IMM iterated extended Kalman particle filter based target tracking [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(5):1117-1120.
- [6] MEI W, LI X R. Simultaneous tracking and classification: A modularized scheme [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2):581-597.
- [7] FU X, JIA Y, DU J, et al. New interacting multiple model algorithms for the tracking of the maneuvering target [J]. IET Control Theory and Applications, 2010, 4(10):2184-2194.
- [8] BILIK L, TABRIKIAN J. MMSE-based filtering in presence of non-Gaussian system and measurement noise [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(3):1153-1169.
- [9] BAR-SHALOM Y, KIRUBARAJAN T, GOKBERK C. Tracking with classification-aided multiframe data association [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3):868-878.
- [10] 权宏伟, 彭冬亮, 薛安克. 目标联合状态类型密度表示的跟踪门技术 [J]. 光电工程, 2012, 39(1):88-93.
QUAN H W, PENG D L, XUE A K. Tracking gate technique for joint target state-class probability density [J]. Opto-Electronic Engineering, 2012, 39(1):88-93.