

文章编号: 1001-0920(2004)03-0272-05

基于模糊推理多传感信息融合的多目标跟踪

韩 红, 韩崇昭, 朱洪艳, 文 戎

(西安交通大学 电子信息工程学院, 陕西 西安 710049)

摘 要: 将模糊推理系统与多传感器顺序结构算法相结合, 实现密集杂波环境中多目标的精确跟踪. 采用模糊推理求解关联概率, 并与雷达/红外跟踪系统相结合, 在密集杂波环境中实现了对多目标的精确跟踪. 仿真实验结果表明了所提出方法的有效性.

关键词: 模糊推理; 数据关联; 多传感器信息融合; 多目标跟踪

中图分类号: V 247 文献标识码: A

Multi-target tracking based on multi-sensor information fusion with fuzzy inference

HAN Hong, HAN Chong-zhao, ZHU Hong-yan, WEN Rong

(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China. Correspondent: HAN Hong, E-mail: Juy214@163.com)

Abstract: For the problem of data association (DA) in the multi-target tracking (MTT) system based on multi-sensor information system fusion, an association algorithm based on fuzzy inference system is proposed. According to the desire of the radar/infrared image fused tracking system, the accurate tracking for multi-targets in heavily cluttered environment is implemented. The simulation results indicated the efficiency of the proposed method.

Key words: fuzzy inference; data association; multi-sensor fusion; multi-target tracking

1 引 言

由于多传感器跟踪系统具有可视范围广, 相互之间量测信息互补性强等特点, 采用多传感器的目标跟踪系统的跟踪性能远优于采用单传感器的目标跟踪系统. 雷达和红外两种传感器各有优缺点. 红外传感器的缺点主要有作用距离较近, 不能提供目标的距离信息等, 但具有测角精度高, 目标识别能力强以及对目标环境依赖性小等特点. 雷达虽然可以测角、测距, 但测角的精度较低. 另一方面, 雷达作为有源传感器, 在工作时要向空中辐射大功率电磁波, 因而易受电子干扰和反辐射导弹的攻击. 所以, 将红外传感器与雷达配合使用, 已成为既相互独立又彼此

补充的探测跟踪手段

在多传感器多目标跟踪中, 用数据融合技术融合来自不同传感器的各个目标的量测数据或融合各局部传感器的目标状态估计, 可得出各个目标状态的精确估计.

数据关联问题是数据融合中最重要的问题之一, 也是实现多传感器多目标跟踪的前提. 在密集杂波干扰环境中, 目标跟踪的困难在于众多量测与目标航迹关联的不确定性, 无法确定哪一个量测来自真实的目标, 其核心内容是数据关联. 现有的方法有最近邻域法, 概率数据关联, 联合概率数据关联, 经典分配法和多假设法等.

收稿日期: 2003-02-10; 修回日期: 2003-10-11

基金项目: 国家重点基础研究发展规划(973)项目(2001CB309403).

作者简介: 韩红(1974—), 女, 陕西户县人, 博士生, 从事雷达系统仿真、目标识别等研究; 韩崇昭(1943—), 男, 陕西乾县人, 教授, 博士生导师, 从事数据融合、非线性控制等研究.

目前,在杂波干扰环境下,目标跟踪的数据关联算法中最具代表性的是联合概率数据关联算法(JPDA)^[1]. JPDA 是目前理论上最完善的一种方法,但随着目标和回波数目的增加,其联合关联假设数目急剧增长,运算量会出现组合爆炸现象,限制了它的实际应用

对于由雷达和红外传感器组成的多目标跟踪系统,本文将模糊推理系统与多传感器顺序结构的滤波算法相结合,实现了密集杂波环境中多目标的精确跟踪.该系统主要包括 4 个基本环节:模糊化、模糊规则库、模糊推理和去模糊.仿真结果表明,本文算法可以实现对密集杂波环境中的多目标精确跟踪,并与 JPDA 相比较,说明了其有效性

2 传感器的量测模型

对于红外传感器,量测输出为目标方位角和俯仰角.假设目标成像中心与质心重合,则其量测模型为

$$\begin{cases} \theta(k) = \Theta(k) + w_{\theta}(k), \\ \varphi(k) = \mathcal{Q}(k) + w_{\varphi}(k). \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\theta(k), \mathcal{Q}(k)$ 为真值; $w_{\theta}(k), w_{\varphi}(k)$ 为量测噪声,设其为均值为零,方差分别为 σ_{θ}^2 和 σ_{φ}^2 的高斯白噪声.则有

$$\begin{bmatrix} \theta(k) \\ \varphi(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan(y(k)/x(k)) \\ \arctan \frac{z(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k)}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{\theta}(k) \\ w_{\varphi}(k) \end{bmatrix}. \quad (2)$$

对于 3D 雷达,其量测输出为目标的距离、方位角和俯仰角.设目标反射中心与质心重合,则雷达量测模型为

$$\begin{cases} r_R(k) = r(k) + w_{rR}(k), \\ \theta(k) = \Theta(k) + w_{\theta}(k), \\ \mathcal{Q}(k) = \mathcal{Q}(k) + w_{\varphi}(k). \end{cases} \quad (3)$$

其中, $r(k), \theta(k), \mathcal{Q}(k)$ 为真值; $w_{rR}(k), w_{\theta}(k), w_{\varphi}(k)$ 为量测噪声,设其为均值为零,方差分别为 $\sigma_{rR}^2, \sigma_{\theta}^2, \sigma_{\varphi}^2$ 的高斯白噪声.则有

$$\begin{bmatrix} r_R(k) \\ \theta(k) \\ \mathcal{Q}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2(k) + y^2(k) + z^2(k)} \\ \arctan(y(k)/x(k)) \\ \arctan \frac{z(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k)}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{rR}(k) \\ w_{\theta}(k) \\ w_{\varphi}(k) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

因为量测方程是非线性的,需要采用扩展 Kaman 滤波器

3 顺序处理多传感器算法

在多传感器融合系统中,有 3 种实现方式:顺序结构、并行结构和混合结构.当杂波密度和传感器数量增加时,顺序实现较并行实现在降低计算量上更有效.所以,对于雷达和红外组成的多传感器多目标跟踪系统采取图 1 所示顺序处理结构

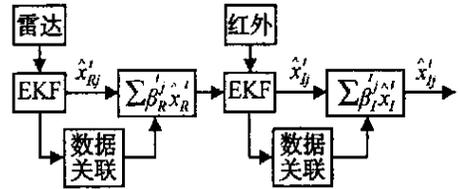


图 1 多传感器融合跟踪顺序处理结构

对于目标 t , 设其动力学方程为(文中采用二阶动态模型)

$$\begin{aligned} X'(k+1) &= FX'(k) + V'(k), \\ Z'(k+1) &= h(X'(k+1)) + W'(k+1), \\ E\{V'(k)V'(j)\} &= Q'(k)\delta_{kj}, \\ E\{W'(k)W'(j)\} &= R'(k)\delta_{kj}. \end{aligned} \quad (5)$$

其中: δ_{kj} 为 Kronecker delta 函数; 而

$$X'(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad y(k) \quad \dot{y}(k) \quad z(k) \quad \dot{z}(k)]$$

为状态变量; 对于 3D 雷达,量测为

$$Z'(k) = [\theta(k) \quad \mathcal{Q}(k) \quad r(k)];$$

$V'(k), W'(k)$ 分别为过程噪声和量测噪声,假设它们互不相关,均值为零,协方差矩阵分别为 $Q'(k)$ 和 $R'(k)$ 的高斯白噪声

顺序结构的多传感器滤波算法如下^[2]:

Step 1: 对于目标 t , 利用 $X'(k-1|k-1)$ 及其协方差阵 $P(k-1|k-1)$, 计算状态预测 $X^R(k|k-1)$ 及其 $P^R(k|k-1)$, 雷达的量测预测 $\hat{Z}^R(k)$ 和相应的协方差 $S^R(k)$ 为

$$X^R(k|k-1) = FX'(k-1|k-1), \quad (6)$$

$$P^R(k|k-1) = FP^R(k-1|k-1)F + Q(k), \quad (7)$$

$$\hat{Z}^R(k) = h(X^R(k|k-1)), \quad (8)$$

$$S^R(k) = H^R(k)P^R(k|k-1)H^R(k) + R^R. \quad (9)$$

Step 2: 对雷达量测是否落在跟踪波门内进行确认.若满足 $V_j^R(k) S^R(k)^{-1} V_j^R(k) < \mathcal{Y}^*$, 则为有效量测. $V_j^R(k) = Z_j^R(k) - \hat{Z}^R(k)$ 跟踪波门内第 j 个量

测新息, \mathcal{Y} 为雷达跟踪波门的门限值

Step 3: 利用 Step 2 确认的有效量测更新状态估计及其协方差阵

$$\hat{X}^{R,t}(k|k) = P(\Theta^t | Z^{R,t}) \hat{X}_j^{R,t}(k|k) = \beta_j^{R,t}(k) \hat{X}_j^{R,t}(k|k), \quad (10)$$

$$\begin{aligned} P^R(k|k) &= \beta_0^{R,t}(k) P^R(k|k-1) + [1 - \beta_0^{R,t}(k)] [I - \\ &W^R(k) H^R(k)] P^R(k|k-1) + \\ &W^R(k) \left[\prod_{j=1}^N \beta_j^{R,t}(k) V_j^{R,t}(k) V_j^{R,t}(k) - \right. \\ &\left. V^{R,t}(k) V^{R,t}(k) \right] W^R(k). \end{aligned} \quad (11)$$

其中

$$V^{R,t}(k) = \prod_{j=1}^N \beta_j^{R,t}(k) V_j^{R,t}, \quad (12)$$

$\beta_j^{R,t}(k)$ 为 k 时刻落入跟踪波门的第 j ($0 < j < N$) 个量测与目标 t 的互联概率, 由数据关联算法给出. 本文采用了基于模糊推理的数据关联算法, 其中 $W^R(k)$ 为滤波增益, 有

$$\hat{X}_j^{R,t}(k|k) = \hat{X}_j^{R,t}(k|k-1) + W^R(k) [Z_j^R(k) - \hat{Z}_j^R(k)], \quad (13)$$

$$W^R(k) = P^R(k|k-1) H^R(k) S^R(k)^{-1}, \quad (14)$$

$$H^R(k) = \left. \frac{\partial h^R(x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}^{R,t}(k|k-1)}. \quad (15)$$

Step 4: 计算红外的状态预测 $\hat{X}^{I,t}(k|k-1)$ 及其协方差阵 $P^I(k-1/k-1)$, 量测预测 $Z^I(k)$ 及协方差 $S^I(k)$ 为

$$\hat{X}^{I,t}(k|k-1) = \hat{X}^{R,t}(k|k), \quad (16)$$

$$Z^I(k) = h^I(\hat{X}^{I,t}(k|k-1)), \quad (17)$$

$$P^I(k|k-1) = P^R(k|k), \quad (18)$$

$$S^I(k) = H^I(k) P^I(k|k-1) H^I(k) + R^I. \quad (19)$$

Step 5: 同 Step 2, 对红外量测是否落在跟踪波门内进行确认. 若满足 $V_j^I(k) S^I(k)^{-1} V_j^I(k) < \mathcal{Y}$, 则为有效量测. 其中: $V_j^I(k) = Z_j^I(k) - \hat{Z}_j^I(k)$ 跟踪波门内第 j 个量测的新息, \mathcal{Y} 为红外跟踪波门的门限值.

Step 6: 同 Step 3, 利用 Step 5 确认的有效量测进行状态及其协方差阵的更新, 即

$$\hat{X}^{I,t}(k|k) = P(\Theta^t | Z^{I,t}) \hat{X}_j^{I,t}(k|k) = \beta_j^{I,t}(k) \hat{X}_j^{I,t}(k|k), \quad (20)$$

$$\begin{aligned} P^I(k|k) &= \beta_0^{I,t}(k) P^I(k|k-1) + [1 - \beta_0^{I,t}(k)] [I - \\ &W^I(k) H^I(k)] P^I(k|k-1) + \\ &W^I(k) \left[\prod_{j=1}^N \beta_j^{I,t}(k) V_j^{I,t}(k) V_j^{I,t}(k) - \right. \\ &\left. V^{I,t}(k) V^{I,t}(k) \right] W^I(k). \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &W^I(k) H^I(k) P^I(k|k-1) + \\ &W^I(k) \left[\prod_{j=1}^M \beta_j^{I,t}(k) V_j^{I,t}(k) V_j^{I,t}(k) - \right. \\ &\left. V^{I,t}(k) V^{I,t}(k) \right] W^I(k). \end{aligned} \quad (21)$$

其中

$$V^{I,t}(k) = \prod_{j=1}^M \beta_j^{I,t}(k) V_j^{I,t}. \quad (22)$$

$\beta_j^{I,t}(k)$ 为 k 时刻落入跟踪波门的第 j ($0 < j < M$) 个量测与目标 t 的互联概率, 由数据关联算法给出. 同样采用了基于模糊推理的数据关联算法. $W^I(k)$ 为滤波增益, 则有

$$\hat{X}_j^{I,t}(k|k) = \hat{X}_j^{I,t}(k|k-1) + W^I(k) [Z_j^I(k) - \hat{Z}_j^I(k)], \quad (23)$$

$$W^I(k) = P^I(k|k-1) H^I(k) S^I(k)^{-1}, \quad (24)$$

$$H^I(k) = \left. \frac{\partial h^I(x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}^{I,t}(k|k-1)}. \quad (25)$$

Step 7: 更新 k 时刻目标 t 的状态估计及协方差阵

$$\hat{X}^t(k|k) = \hat{X}^{I,t}(k|k), \quad (26)$$

$$P(k|k) = P^I(k|k). \quad (27)$$

4 基于模糊推理的数据关联

数据关联问题本身的不确定性 (即模糊性), 正是模糊逻辑研究的对象^[3]. 另一方面, 应用模糊逻辑可以快速建立目标特征空间与关联度空间之间的非线性映射关系的模型. 该模型可以融合数字、语言、专家经验等多种信息, 具有良好的鲁棒性.

分别以雷达的多普勒频移的变化量 $D_f = (f_a - \hat{f}_a)$ 和落入跟踪波门内的有效回波新息 \tilde{r}, Θ, Φ (雷达) 以及 Θ 和 Φ (红外) 作为模糊关联系统的输入特征量. 对于雷达, 有

$$\beta_j^{R,t}(k) = \text{FDA}^R(\tilde{r}, \Theta, \Phi, D_f); \quad (28)$$

对红外传感器, 有

$$\beta_j^{I,t}(k) = \text{FDA}^I(\Theta, \Phi). \quad (29)$$

模糊推理系统的输出分别为雷达和红外的落入跟踪波门内的量测与目标关联概率 $\beta_j^{R,t}, \beta_j^{I,t}$. f_a 为由目标状态估计及其一步预测得到的多普勒频移的估计值.

模糊推理系统的输入可划分为多个模糊子集, 数据关联的精度取决于模糊子集的数目. 一般说, 模糊子集的数目越多, 输出精度越高, 相应的计算量也会增加. 在实际应用中, 需要根据要求的精度, 选择合适的模糊规则库的大小.

对于雷达, 建立如下 M_R 条模糊规则:

R_l^R : if \tilde{r} is A_l^R and Θ is B_l^R and Φ is C_l^R and D_f is D_l^R ,

Then $\beta_l^{R'}$ is E_l^R , $l = 1, 2, \dots, M_R$.

其中: A_l^R, B_l^R, C_l^R 和 D_l^R 分别为用隶属函数 $\mu_{A_l^R}^R(r), \mu_{B_l^R}^R(\Theta), \mu_{C_l^R}^R(\Phi)$ 和 $\mu_{D_l^R}^R(\Phi)$ 表示的语义项

对于红外, 建立如下 N_I 条模糊规则:

R_l^I : If Θ is A_l^I and Φ is B_l^I ,

Then $\beta_l^{I'}$ is D_l^I , $l = 1, 2, \dots, N_I$.

对于上述每一条规则 R_l^R, R_l^I 都用 Max-Min 确定输出论域中的模糊集 最后采用常用的重心法去模糊化, 给出关联概率

下面给出将红外的量测新息划分为 5 个模糊子集 $\{NL, NS, Z, PS, PL\}$, 输出划分为 $\{VL, L, M, H, VH\}$ 时对应的规则库, 如表 1 所示, 隶属函数如图 2 ~ 图 4 所示

表 1 红外对应的模糊规则库

$\beta_l^{I'}$	Θ				
	NL	NS	Z	PS	PL
NL	VL	L	M	L	VL
NS	L	M	H	M	L
Φ	Z	M	H	VH	M
PS	L	M	H	M	L
PL	VL	L	M	L	VL

为提高模糊推理系统的精度, 可以对其输入进一步细化为 $n = 7$ 个模糊子集, 如 $\{NL, NM, NS, Z, PS, PM, PL\}$, 或 $n = 9$ 个模糊子集, 如 $\{NVL, NL, NM, NS, Z, PS, PM, PL, PVL\}$. 输出论域的划分不变^[4].

5 仿真结果及分析

假设雷达距离量测方差为 $\sigma_{R_r}^2 = 50^2$, 方位和俯仰角的量测方差为 $\sigma_{R_\theta}^2 = \sigma_{R_\phi}^2 = 10^2$, 红外方位、俯仰角的量测方差为 $\sigma_{I_\theta}^2 = \sigma_{I_\phi}^2 = 6^2$, 系统误差为 $0.01^2 I_{3 \times 3}$. 雷达波长为 $\lambda = 8.57 \times 10^{-3} \text{ m}$, 多普勒变换标准差 $\sigma_{fd} = 15 \text{ m/s}$. 传感器均位于坐标原点, 设两者同步, 采样周期为 $T = 1 \text{ s}$.

采用如下航迹进行仿真: 目标 I 和 II 的初始位置分别在 $(20\ 000, 20\ 000, 1\ 000) \text{ m}$ 和 $(10\ 000, 20\ 000, 1\ 000) \text{ m}$ 处, 初始速度分别为 $v_x^1 = -172 \text{ m/s}, v_y^1 = 146 \text{ m/s}, v_x^2 = 164 \text{ m/s}, v_y^2 = 146 \text{ m/s}$, 在 $0 \sim 60$ 个周期内均作匀速直线飞行. 设杂波服从一致性分布, 个数服从 Poisson 分布. 期望数分别为 $\lambda^0 = 15 \times 10^{-6}, \lambda^1 = 10 \times 10^{-6}$.

在仿真试验中, 对于 D_f , 均定义其模糊子集为

$\{N, Z, P\}$, 只改变量测新息对应的模糊子集大小 n . 雷达和红外角度测量精度不同, 红外要高于雷达. 所以, 对于不同的传感器, 角度量测新息的划分采用了不同的方法. 图 2 给出了将雷达俯仰角量测新息划分为 $n = 5$ 个模糊子集 $\{NL, NS, Z, PS, PL\}$, 方位角新息与之相同; 图 3 给出了红外角度量测新息的划分; 图 4 给出了模糊关联输出的隶属函数. 模糊集合

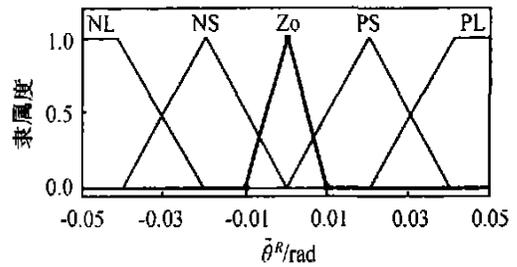


图 2 雷达方位角、俯仰角量测新息的隶属函数

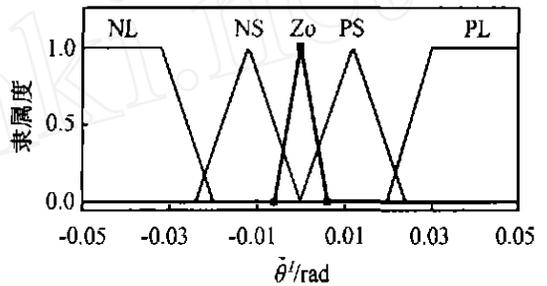


图 3 红外方位、俯仰角量测新息的隶属函数

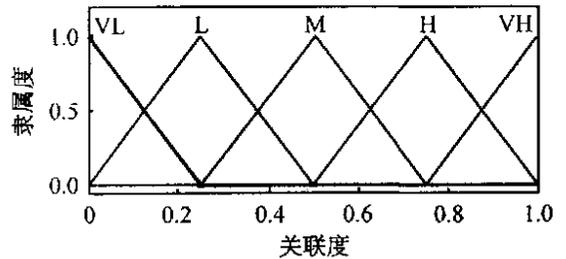


图 4 模糊关联输出的隶属函数

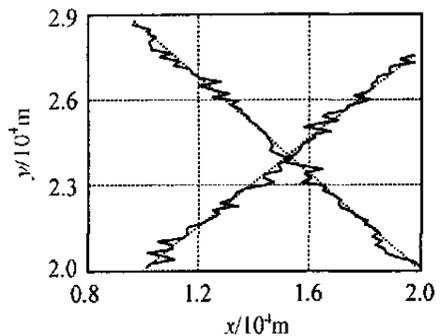


图 5 $n = 5$ 的跟踪结果

的隶属函数均选用常用的三角形^[3]。相应地,对雷达建立 375 条模糊规则,对红外传感器建立 25 条模糊规则

图 5 给出了 $n = 5$ 时,一次运行的跟踪结果

在相同的白噪声条件下,分别取 $n = 5, n = 7$ 和 $n = 9$,进行 100 次 Monte Carlo 仿真 表 2 给出了不同情况下两个目标的平均 RMS 位置误差 从表 2 可以看到,采用模糊关联的跟踪效果优于 JPDA^[5,6],且随模糊子集数目的增加,模糊规则也相应增加,跟踪效果明显改善

表 2 仿真结果比较

	平均 RMS 位置误差 /m	
	I	II
JPDA	442.45	649.23
$n = 5$	330.28	358.68
$n = 7$	290.18	306.67
$n = 9$	268.94	283.62

图 6 为 $n = 5$ 时目标 II 位置估计的均方误差 从图中可以看到,多传感器(Infrared 的输出)的估计精度明显好于单传感器(radar 的输出)的估计精度

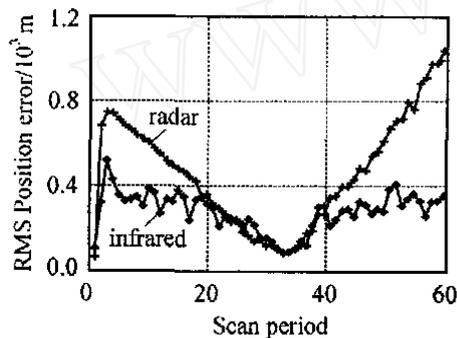


图 6 $n = 5$ 时目标 II 的 RMS 位置误差

6 结 论

本文提出了基于模糊推理系统多传感器多目标跟踪方法 多传感器的目标状态估计由多传感器顺序估计算法实现,多目标数据关联由模糊推理系统

求解 仿真结果表明了采用本文算法解决密集杂波干扰环境中多传感器跟踪多目标的数据关联问题的有效性,以及对目标状态估计精度的改善

与 JPDA 相比较,一方面跟踪精度有所提高,另一方面在很大程度上降低了计算量的要求 虽然随着模糊规则数目的增加,跟踪精度有所提高,但必须将运算量的问题考虑在内,根据要求的精度选择合适的模糊规则数

本文中仅将量测新息和 Doppler 频移作为模糊推理系统的输入,也可利用其并行处理能力融合多种有效特征信息,如红外传感器的图像数据,敌我识别,相控阵雷达的时空二维数据等多种信息,实现多传感器多目标的数据关联^[7]。

参考文献(References):

- [1] 何友,王国宏,陆大瑜,等 多传感器信息融合及应用 [M] 北京:电子工业出版社,2000 78-166
- [2] Shalom Y B. *Tracking and Data Association* [M] Orlando: Academic Press, 1988
- [3] Ram-Nandan P Singh, William H Bailey. Fuzzy logic applications to multisensor multitarget correlation [J] *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, 33(3): 752-769.
- [4] 李人厚 智能控制理论和方法 [M] 西安:西安电子科技大学出版社,1999 36-59
- [5] Li X R, Shalom Y B. Tracking in clutter with nearest neighbor filter: Analysis and performance [J] *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1996: 32(3): 995-1010
- [6] 康耀红 数据融合理论与应用 [M] 西安:西安电子科技大学出版社,1997
- [7] 刘源,谢维信,许录平 多传感器模糊-概率交互作用的数据关联算法 [J] *电子学报*, 1999, 27(12): 30-34 (Liu Y, Xie W X, Xu L P. Multisensor fuzzy-probability interacting data association algorithm [J] *Acta Electronica Sinica*, 1999, 27(12): 30-34)