

被动传感器网基于模糊综合贴近度的航迹起始

刘宗香, 谢维信, 黄敬雄, 杨

(深圳大学信息工程学院 ATR 实验室, 广东深圳 518060)

摘 要: 提出了适用于被动传感器网数据关联的模糊数学模型, 定义了模糊综合贴近度, 基于模糊综合贴近度提出了模糊航迹起始算法. 研究了最速下降法中搜索起始点选取、候选目标初始状态估计、目标检测、多义性处理等问题. 模糊航迹起始算法的优点是不必已知杂波特性及目标探测概率. 仿真实验结果表明, 该算法能有效实现航迹起始.

关键词: 数据融合; 数据关联; 被动传感器; 航迹起始; 模糊集

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 08-1476-05

Fuzzy Track Initiation Algorithm in the Passive Sensor Network

LIU Zong-xiang, XIE Wei-xin, HUANG Jing-xiong, YANG Xuan

(ATR Laboratory, College of Information and Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: This paper presents a fuzzy mathematic model for data association applying to the passive sensor network and defines the fuzzy synthetic closeness. Based on the fuzzy synthetic closeness, a fuzzy track initiation algorithm is proposed. The selection of the starting points for searching in the steepest descent algorithm, the initial state estimation of the candidate targets, and the methods for target detection and multivalency processing are also discussed. The advantage of the proposed algorithm over the algorithms available is that it isn't necessary to know the distributed characteristic of the clutter and the detection probability of target. Simulation results show the proposed algorithm can initiate the tracks effectively.

Key words: data fusion; data association; passive sensor; track initiation; fuzzy set

1 引言

通常, 多目标跟踪问题包括三个方面: 航迹起始、数据关联与航迹维持、航迹终结^[1~8]. 不论是主动传感器还是被动传感器, 多目标条件下航迹起始问题都是一个极为重要并且有待进一步研究的问题. 目前一些雷达还采用半自动的工作方式, 航迹的起始由人工完成. 在许多现有跟踪算法中, 都假定目标航迹已经建立, 而没有考虑目标航迹起始问题^[5]. 被动传感器由于只能获得目标的角度信息而不能获取距离信息, 航迹的起始、目标的跟踪变得更为困难. 文献[1, 2]提供了一种解决探测概率、杂波分布特征均已知情况下分布式传感器网航迹起始问题的方法. 其基本思想是采用修正的最小描述长度(MDL)标准估计目标数^[2], 在目标数已知的情况下寻求一种总代价达到最小的最佳分配^[1]. 由于将测量分配给目标或者分配给杂波时可能的分配方案太多, 寻求最佳分配计算量太大. 而且文献[1, 2]的前提是探测概率、杂波分布特征均已知. 实际情况下, 由于受地形、气象等

条件的影 响, 目标的探测概率难以确定; 由于干扰源的复杂性, 杂波分布特征也往往难以确定. 模糊数学能对不确定性问题给出鲁棒解, 为此, 本文试图用模糊数学解决杂波环境下分布式被动传感器网多目标航迹起始问题. 其基本思想是通过模糊综合贴近度在连续的六维状态空间中寻找全局极值点, 而全局极值点处的状态就是真实目标的状态.

本算法不要求准确掌握目标的探测概率及杂波的分布特性, 不仅适用于同步工作的被动传感器系统, 同样适用于异步工作的被动传感器系统. 如同文献[1, 2]一样, 本文假定目标作匀速直线运动.

2 模糊数学模型

2.1 模糊综合函数

根据文献[9], 对于一模糊集 $M_i = [d_1, d_2, \dots, d_k]^T$ $[0, 1]^k$, 如果存在一个映射 $S_k: [0, 1]^k \rightarrow [0, 1]$ 满足以下两个条件:

(1) 保序性 即 $\forall M_i, M_p \in [0, 1]^k$ 有

$$M_i \quad M_p \Rightarrow S_k(M_i) \quad S_k(M_p) \quad (1)$$

(2) 综合性 即 $\forall M_i \in [0, 1]^k$, 有

$$\prod_{l=1}^k d_l \quad S_k(M_i) \quad \prod_{l=1}^k d_l \quad (2)$$

则称该映射子函数为综合函数. 例如下列的 S_k 都是综合函数

$$S_k(M_i) = \left[\frac{1}{k} \prod_{l=1}^k d_l^q \right]^{\frac{1}{q}}; \quad q > 0 \quad (3)$$

$$S_k(M_i) = \left[\prod_{l=1}^k d_l \right]^{\frac{1}{k}} \quad (4)$$

$$S_k(M_i) = \left[\prod_{l=1}^k a_l d_l \right]; \quad a_l \in [0, 1], \quad \prod_{l=1}^k a_l = 1 \quad (5)$$

$$S_k(M_i) = \left[\prod_{l=1}^k a_l d_l^q \right]^{\frac{1}{q}}; \quad q > 0, \quad a_l \in [0, 1], \quad \prod_{l=1}^k a_l = 1 \quad (6)$$

2.2 目标检测模型

用 $T \in R^6$ 表示目标. 假设模糊集 $M_i = [d_1, d_2, \dots, d_k]^T \in [0, 1]^k$ 中的元素 d_j 表示测量集中测量 j 属于该目标的隶属度, 则测量集与目标 T 之间的模糊综合贴近度可定义为

$$\mu = S_k(M_i) \quad (7)$$

目标检测的一般模型为

$$T_{opt} = \arg \max_{T \in R^6} \mu \quad (8)$$

式(8)表示目标集中使模糊综合贴近度最大的目标 T 最可能为真实的目标.

3 目标与测量集间的模糊综合贴近度

3.1 测量集的数学表示

不失一般性, 考虑 s 个位置固定的传感器观测 N 个恒速运动的目标. 假设目标 i 的初始状态为 $X_0^i = (x_0^i, y_0^i, z_0^i, \dot{x}_0^i, \dot{y}_0^i, \dot{z}_0^i)^T$, 则由目标位置 $(x^i(t), y^i(t), z^i(t))$ 及目标运动速度 $(\dot{x}^i(t), \dot{y}^i(t), \dot{z}^i(t))$ 确定的目标 i 的状态为

$$X^i(t) = (x^i(t), y^i(t), z^i(t), \dot{x}^i(t), \dot{y}^i(t), \dot{z}^i(t))^T, \quad i = 1, \dots, N \quad (9)$$

其中

$$\begin{cases} x^i(t) = x_0^i + \dot{x}_0^i \times (t - t_0) \\ y^i(t) = y_0^i + \dot{y}_0^i \times (t - t_0) \\ z^i(t) = z_0^i + \dot{z}_0^i \times (t - t_0) \\ \dot{x}^i(t) = \dot{x}_0^i, \dot{y}^i(t) = \dot{y}_0^i, \dot{z}^i(t) = \dot{z}_0^i \end{cases}$$

i 为目标索引, t 为采样时间, t_0 为起始时间. 由传感器位置 (x_s^j, y_s^j, z_s^j) 确定的传感器的状态为

$$X_s^j = (x_s^j, y_s^j, z_s^j, 0, 0, 0)^T, \quad j = 1, \dots, s \quad (10)$$

目标 i 与传感器 j 之间的相对状态矢量为

$$X^j(t) = X^i(t) - X_s^j$$

$$\begin{aligned} &= (x^i(t) - x_s^j, y^i(t) - y_s^j, z^i(t) - z_s^j, \dot{x}^i(t), \dot{y}^i(t), \dot{z}^i(t))^T \\ &= (x^{ij}(t), y^{ij}(t), z^{ij}(t), \dot{x}^i(t), \dot{y}^i(t), \dot{z}^i(t))^T \quad (11) \end{aligned}$$

用 n_j 表示传感器 j 的累积测量数, t_{jm} 表示传感器 j 的第 m 个测量产生的时间, 假定传感器 j 的第 m 个测量源于目标 i , 在不考虑测量噪声的情况下, 传感器的测量方程为

$$\begin{cases} T_{jm} = \arctan \left[\frac{y^{ij}(t_{jm})}{x^{ij}(t_{jm})} \right] = f^j(X_0^i, t_{jm}) \\ T_{jm} = \arctan \left[\frac{z^{ij}(t_{jm})}{\sqrt{(x^{ij}(t_{jm}))^2 + (y^{ij}(t_{jm}))^2}} \right] = f^j(X_0^i, t_{jm}) \end{cases} \quad j = 1, \dots, s, m = 1, \dots, n_j \quad (12)$$

在考虑了观测噪声、杂波干扰影响的情况下, 传感器 j 的第 m 个测量可表示为

$$z_{jm} = \begin{cases} \begin{bmatrix} T_{jm} \\ v^j(t_{jm}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v^j(t_{jm}) \\ v^j(t_{jm}) \end{bmatrix}; & \text{如果测量源于目标 } i \\ \begin{bmatrix} c(t_{jm}) \\ c(t_{jm}) \end{bmatrix}; & \text{如果测量源于杂波} \end{cases} \quad (13)$$

其中 $v^j(t_{jm})$ 和 $v^j(t_{jm})$ 为传感器 j 的方位角和高低角观测噪声. 这里, 假定传感器 j 的观测噪声为高斯加性噪声, 其均值为 0、方差分别为 σ_j^2 和 σ_j^2 . 传感器 j 和整个测量集合可分别表示为

$$Z_j = \{z_{jm}\}_{m=1}^{n_j}, \quad Z = \{Z_j\}_{j=1}^s \quad (14)$$

3.2 目标状态与测量集间的模糊综合贴近度

被动传感器系统的航迹起始实际上涉及三个问题, 即目标数的确定、测量数据的分配及目标初始状态估计. 在目标数和目标状态均已知的情况下, 测量数据的分配实质上是测量与航迹之间的关联问题. 由于测量与航迹之间关联判决存在较大的模糊性, 而这种模糊性可用模糊数学中的隶属度函数来表示, 即用隶属度描述测量与目标之间的贴近度. 在分布式被动传感器网中, 判决测量与目标之间关联的模糊因素可分为两种: 一种为方位角测量值与由目标当时的状态求得的实际值之间的距离, 另一种为高低角测量值与由目标当时的状态求得的实际值之间的距离. 从测量集合 Z 中任取一测量 $z_{jm} = [T_{jm}, v^j(t_{jm})]^T$, 则该测量的方位角、高低角与目标 i 之间的距离分别为

$$i_{jm} = |T_{jm} - T_{jm}^i| = |T_{jm} - f^j(X_0^i, t_{jm})| \quad (15)$$

$$i_{jm} = |v^j(t_{jm}) - v^j(t_{jm})^i| = |v^j(t_{jm}) - f^j(X_0^i, t_{jm})| \quad (16)$$

如果采用高斯型隶属度函数, 参照式(5), 可定义测量 $Z_{jm} = [T_{jm}, v^j(t_{jm})]^T$ 与目标 i 之间的综合贴近度为

$$\mu_{jm}^i = \frac{1}{2} \exp \left\{ - \left(\frac{i_{jm}}{s_j} \right)^2 \right\} + \frac{1}{2} \exp \left\{ - \left(\frac{i_{jm}}{s_j} \right)^2 \right\} \quad (17)$$

其中 s_j 和 s_j 分别为对应于 i_{jm} 和 i_{jm} 的展度. 参照式(5), 测量集 Z 与目标 i 之间的模糊综合贴近度可定义为

$$R(X_0^i) = \frac{1}{s} \prod_{j=1}^s \mu_{jm}^i = \frac{1}{s} \prod_{j=1}^s \left\{ \frac{1}{2} \exp\left[-\left(\frac{i_{jm}}{s_j}\right)^2\right] + \frac{1}{2} \exp\left[-\left(\frac{i_{jm}}{s_j}\right)^2\right] \right\} \quad (18)$$

其中 n_j 为传感器 j 的测量数, s 为传感器数. 模糊综合贴近度反映了测量集与目标间的贴近程度, 在每一真实目标处模糊综合贴近度均会出现峰值.

4 目标检测

目标的数目和目标的初始状态都是未知的, 但在真实目标的初始状态 X_0^i 处模糊综合贴近度函数 $R(X_0^i)$ 出现极大值, 于是通过使模糊综合贴近度函数最大化就能得到目标初始状态的估计.

$$X_0^i = \arg \max_{X_0^i} R(X_0^i) = \arg \min_{X_0^i} \{-R(X_0^i)\} \quad (19)$$

最大化 $R(X_0^i)$ 等同于最小化 $-R(X_0^i)$. 因此, 我们可以采用最速下降法求解式(19). 最速下降法求解式(19)需解决关键问题是如何保证得到的是全局最小点. 为保证得到的是全局最小点, 第一要避免 $R(X_0^i)$ 在全局峰值点附近出现局部峰值, 这可以通过选取合适的展度 s_j 、 s_j 加以解决, 第二要保证搜索的起始点在目标初始状态附近. 为了做到第二点, 我们利用少量的测量构建候选目标集并且取候选目标的初始状态作为搜索的起始点. 假定我们用任意两传感器第一个采样周期和最后一个采样周期的测量建立候选目标集, 从两传感器第一个扫描同期和最后一个扫描周期中各取一测量共四个测量形成一候选目标, 所有候选目标形成的集合为候选目标集.

对于任一候选目标 c , 其初始状态 X_0^c ; $c=1, 2, \dots, N_C$ 是未知的, 可采用极大似然法估计其初始状态. 设候选目标 c 中的四个测量为 $[j_k(t_{jk}), j_k(t_{jk})]^T$; $j=1, 2, k=1, 2$, 在初始状态为 X_0^c 的条件下, 候选目标中的四个测量同时出现的似然(联合概率密度函数)为

$$= \left\{ \prod_{j=1}^2 \prod_{k=1}^2 \frac{1}{2} \right\} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(j_k(t_{jk}) - f^j(X_0^c, t_{jk}))^2}{j} + \frac{(j_k(t_{jk}) - f^j(X_0^c, t_{jk}))^2}{j} \right] \right\} \quad (20)$$

其中 j 和 j 分别为传感器 j 方位角和高低角测角误差标准差. 若令

$$(X_0^c) = \prod_{j=1}^2 \prod_{k=1}^2 \left[\frac{(j_k(t_{jk}) - f^j(X_0^c, t_{jk}))^2}{j} + \frac{(j_k(t_{jk}) - f^j(X_0^c, t_{jk}))^2}{j} \right] \quad (21)$$

显然, 使似然函数 最大化等价于使 (X_0^c) 最小化. 于是极大似然估计问题转化成非线性最小二乘估计问题. X_0^c 的极大似然估计为

$$X_0^c = \arg \max_{X_0^c} = \arg \min_{X_0^c} (X_0^c) \quad (22)$$

非线性最小二乘问题可以通过高斯-牛顿算法^[4]迭代求解.

以 X_0^c 为最速下降法搜索的起始点, 通过最大化模糊综合贴近度函数 $R(X_0^c)$, 就能获得 X_0^c 附近的最佳状态 X_0^d . 对于每一个 X_0^c ; $c=1, 2, \dots, N_C$, 就有一个最佳的状态 X_0^d ; $d=1, 2, \dots, N_C$ 与之对应. 由于候选目标可能为真实目标(对应全局极值点), 也可能为虚假目标(对应局部极值点), 这样并不是所有的最佳状态都是真实目标的初始状态. 同时, 也可能出现多个最佳状态源于同一真实的目标. 下一步要做的是从最佳状态中辨别出哪些是真实目标的初始状态(剔除局部极值点, 保留全局极值点), 即实现目标的检测.

从最佳状态中挑选真实目标的依据有两个: 一是模糊综合贴近度尽可能的大, 二是与最佳状态相关联的测量数要超过一定的值. 使模糊综合贴近度大的最佳状态是真实目标初始状态的可能性大; 对于一批真实目标而言, 必定有一定数量的测量聚集在其周围.

一个测量 $[j_m, j_m]^T$ 是否与最佳状态 X_0^d 相关可以通过下式加以判定.

$$\frac{(j_m - f^j(X_0^d, t_{jm}))^2}{j} + \frac{(j_m - f^j(X_0^d, t_{jm}))^2}{j} < g^2 \quad (23)$$

其中 j 和 j 分别为传感器 j 方位角和高低角测角误差标准差, g 表示 Sigma 确认域. 满足式(23)的测量为与最佳状态 X_0^d 相关的测量. 从最佳状态集中辨别真实目标的方法如下:

从最佳状态集中找出使模糊综合贴近度值最大的最佳状态, 计算测量集中与该最佳状态相关的测量总数. 如果与之相关的测量数大于事先设定的阈值 N_d (阈值 N_d 可由实验确定), 接收该最佳状态为真实目标的初始状态, 同时从测量集中删除与之相关联的测量. 从最佳状态集中删除该最佳状态, 重复以上过程直至最佳状态集为空.

当有多个最佳状态源于同一真实目标时, 上述过程选取模糊综合贴近度最大的最佳状态作为真实目标的初始状态. 通过以上的过程可以实现真实目标的检测.

5 测量归类和目标初始状态估计

上述方法能将真实目标挑选出来, 通过式(23)可找出与每一真实目标相关联的测量. 但很可能出现下列情况: 一个测量与多个真实目标相关. 这违背了一个测

量只源于一批目标的原则,为此,需进行多义性处理。当一个测量与多个目标相关联时,取关联概率最大的目标作为与该测量相关联的目标。即取满足式(24)的目标 d^* 作为与测量 $[j_m, j_m]^T$ 相关联的目标。多义性处理进行测量与航迹配对时与顺序无关。

$$d^* = \arg \max_d \left\{ \frac{1}{2} \exp \left[- \frac{(\hat{x}_m - f^j(X_0^d, t_{jm}))^2}{2} - \frac{(\hat{y}_m - f^j(X_0^d, t_{jm}))^2}{2} \right] \right\}$$

$$= \arg \min_d \left[\frac{(\hat{x}_m - f^j(X_0^d, t_{jm}))^2}{2} + \frac{(\hat{y}_m - f^j(X_0^d, t_{jm}))^2}{2} \right] \quad (24)$$

在知道与每一目标相关联的测量后,利用与该目标相关联的测量由极大似然法最终求得每一目标的初始状态。

6 仿真实验与分析

仿真考虑两传感器观测四目标的情况。目标 1~4 的初始位置与初始速度如表 1 所示。传感器 1 位于(0, 0, 0), 传感器 2 位于(20km, 0, 0), 两传感器方位角与高低角测角误差的标准差均为 5mrad。传感器方位角的观测范围为 0°~180°, 高低角的观测范围为 0°~90°, 在

该观测范围内杂波均匀分布,杂波数为真实测量数的两倍。取 $s_j = s_j = 2 = 10\text{mrad}$, $g = 5$ 。实验中两传感器异步工作,采样时间相差 5 秒,各取 8 个采样周期的数据进行航迹起始,其中第一个和第八个采样周期的测量数据用来形成候选目标集。在我们的算法中,阈值 N_d 主要用于抑制虚假航迹的产生,过小起不到抑制作用,过大会抑制掉真实航迹。由于目标的状态是六维的,而测量是二维的,确定目标的状态至少需要三个测量,因此 $N_d \geq 3$;由于两传感器在 8 个采样周期内至多能获得同一目标的测量数为 $2 \times 8 = 16$,因此 $N_d \leq 16$ 。为了更好地抑制虚假航迹的产生,实验中取 $N_d = 9$ 。

表 1 四批目标的初始状态(真实值)

目标	$x_0(m)$	$y_0(m)$	$z_0(m)$	$\dot{x}_0(m/s)$	$\dot{y}_0(m/s)$	$\dot{z}_0(m/s)$
1	1340	15000	1000	173.2	-100	0
2	1340	5000	1000	173.2	100	0
3	6000	1000	1000	0	200	0
4	1340	16000	1000	173.2	-100	0

图 1 和表 2 为一次实验的结果。从一次仿真实验的结果看,本文的算法能将四批目标检测出来,估计出的目标初始状态接近真实目标初始状态。

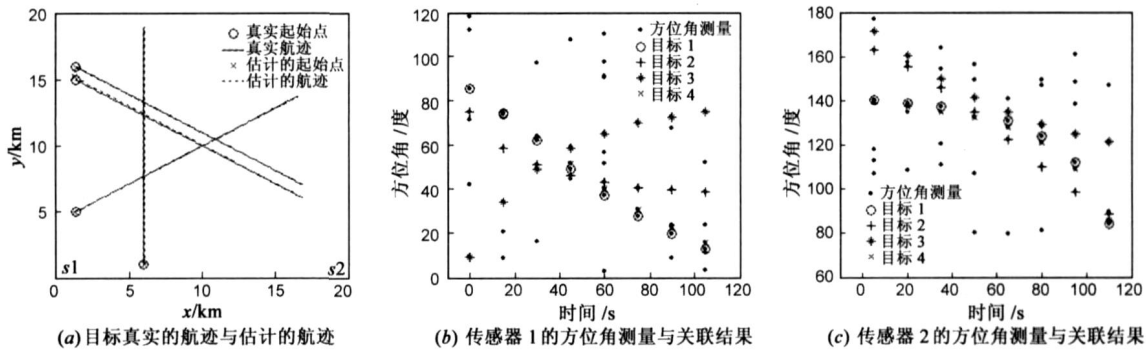


图 1 杂波环境下一次仿真实验结果

表 2 一次实验目标初始状态估计

目标	$\hat{x}_0(m)$	$\hat{y}_0(m)$	$\hat{z}_0(m)$	$\hat{\dot{x}}_0(m/s)$	$\hat{\dot{y}}_0(m/s)$	$\hat{\dot{z}}_0(m/s)$
1	1281	15035	991	174	-100	0
2	1353	5025	1004	173	99	0
3	6011	1013	1002	-1	200	0
4	1354	16008	996	173	-99	0

为进一步验证本文算法的正确性,我们进行了 100 次 Monte Carlo 仿真实验。表 3 为 100 次实验本文算法的均方根误差和完全正确关联时的均方根误差,括号中的值为完全正确关联时的均方根误差。从表 3 可看出,对于目标 2 和目标 3,两种均方根误差很接近;而对于目标 1 和目标 4,本文算法的均方根误差大于完全正确关联时的均方根误差,主要原因是两目标的初始状态比较接近,易造成误关联。

表 3 100 次实验的均方根误差(RMS)

目标	$x_0(m)$	$y_0(m)$	$z_0(m)$	$\dot{x}_0(m/s)$	$\dot{y}_0(m/s)$	$\dot{z}_0(m/s)$
1	58.6(42.7)	85.9(74.7)	28.3(7.8)	0.81(0.43)	1.07(0.97)	0.16(0.12)
2	27.1(26.9)	51.9(49.6)	7.64(6.9)	0.48(0.48)	0.97(0.97)	0.11(0.11)
3	60.2(61.9)	28.2(28.0)	6.88(6.95)	1.07(1.10)	1.08(1.08)	0.12(0.10)
4	56.6(46.2)	80.2(80.1)	12.0(6.49)	0.65(0.51)	1.09(1.08)	0.18(0.13)

7 结束语

本文提出了杂波环境下分布式被动传感器网模糊航迹起始算法。与文献[1,2]中的算法相比,本文采用了完全不同的思路。文献[1,2]的算法是首先确定目标数,然后从离散的分配空间中寻找一种最佳分配,再由分配结果求得目标的初始状态。而本文的算法从连续的状态空间着手,通过所定义的模糊综合贴近度在状态空间中搜索极值点,找到最佳状态;利用模糊综合贴近

度和与最佳状态相关联的测量数实现目标检测;最后对测量进行归类并由与真实目标相关联的测量估计目标初始状态. 仿真实验表明, 本文的算法能有效实现航迹起始. 本文算法特点是不必精确掌握目标探测概率, 也不必知道杂波的分布特征, 不要求传感器同步工作, 但要求同一目标至少被两个传感器探测到.

参考文献:

- [1] Pei-yih Ting, Ronald A Itlis. Multitarget motion analysis in a DSN[J]. IEEE Trans, 1991, SMC-21(5): 1125 - 1138.
- [2] Ronald A Itlis, Kraig L Anderson. A consistent estimation criterion for multisensor bearing-only tracking [J]. IEEE Trans, 1996, AES-32(1): 108 - 120.
- [3] Kirubarajan T, Wang H, Bar-Shalom Y, et al. Efficient multi-sensor fusion using multidimensional data association[J]. IEEE Trans, 2001, AES-37(2): 386 - 398.
- [4] Yeddanapudi M. Estimation and Data Association Algorithm for Multisensor Multitarget Tracking [D]. Storrs, USA: University of Connecticut, 1996.
- [5] 何友, 王国宏, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000: 195 - 225.
- [6] Alexiev K M, Bojilov L V. A hough transform track initiation algorithm for multiple passive sensors[A]. Proc of 3rd International Conf on Multisource- Multisensor Information Fusion [C]. Paris, France, 2000. 211 - 216.
- [7] 修建娟, 何友, 王国宏, 等. 两站无源定位系统中的多目标跟踪算法研究[J]. 电子学报, 2002, 30(12): 1763-1767.
Xiu Jian-juan, He You, Wang Guo-hong, et al. Study on multi-target tracking algorithm in two direction-finding location systems[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(12): 1763 - 1767. (in Chinese)
- [8] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y, Lerro D. Bearings-only tracking of maneuvering targets using batch-recursive estimator [J]. IEEE Trans, 2001, AES-37(3): 770 - 780.
- [9] 李洪兴, 汪培庄. 模糊数学[M]. 北京: 国防工业出版社, 1994.

作者简介:



刘宗香 男, 1965年2月生于河南省光山县, 1985年、1988年分获天津大学学士学位和硕士学位, 2005年获西安电子科技大学信号与信息处理专业博士学位, 现为深圳大学信息工程学院ATR国防科技重点实验室副研究员, 主要研究方向为数据融合、智能信息处理. 获军队科技进步二等奖1项、军队科技进步三等奖7项.
E-mail: zongxiangliu@sohu.com



谢维信 男, 1941年生于广东省, 教授, 博导, 深圳大学信号与信息处理学科学术带头人, 国家级有突出贡献中青年专家, 1965年毕业于西安军事电信工程学院, 1981年~1983年在美国宾夕法尼亚大学作访问学者, 1989年~1990年在美国宾夕法尼亚大学作访问教授, 发表论文120余篇, 出版专著多部, 主要研究方向为智能信息处理、模糊信息处理、智能人机交互、图像处理

和模式识别.



黄敬雄 男, 1963年生于广西崇左, 教授, 1996年获西安电子科技大学博士学位, 主要研究方向为智能信息处理、对空侦察预警信息处理等.