

基于多目标多特征信息融合数据关联的无源跟踪方法

王杰贵, 罗景青

(电子工程学院 206 研究室, 安徽合肥 230037)

摘要: 在多目标无源跟踪中, 传统的数据关联方法只利用那些与目标状态向量计算直接相关的信息(如 DOA、TOA 信息等). 本文提出了一种新的数据关联算法——基于多目标多特征信息融合的数据关联算法, 该算法同时利用了更多的目标特征信息(如频率、PRI 等), 应用 D-S 证据理论进行单目标多特征信息融合, 在此基础上, 再进行多目标综合数据关联. 它是一种基于多特征信息的全局最优的算法. 计算机仿真表明, 基于该算法的无源跟踪性能要优于传统的 NN 方法和扩展的 NN 方法.

关键词: 无源跟踪; 信息融合; 数据关联

中图分类号: TN959 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2004)06-1013-04

Passive Tracking Based on Data Association with Information Fusion of Multi-Feature and Multi-Target

WANG Jie-gui, LUO Jing-qing

(Electronic Engineering Institute, Hefei, Anhui 230037, China)

Abstract: A new data association algorithm based on information fusion of multi-feature and multi-target in passive tracking is proposed in this paper. It uses more features of the target such as the frequency, PRI, while the traditional algorithms only use the features directly correlative with the target state such as DOA, TOA. Based on the information fusion of multiple features with DS evidence theory, the decision of synthetic data association of all the targets is made. With the help of computer simulation, it is proven that the proposed algorithm is superior to the NN method and the expanded NN method.

Key words: passive tracking; information fusion; data association

1 引言

在多目标跟踪过程中, 数据关联是关键技术. 数据关联就是将传感器获得的观测数据与已知目标航迹相比较并最后确定正确的观测/航迹配对或建立新航迹的过程. 常见的数据关联方法^[1]主要有“最近邻”(NN)方法和“全邻”(AN)方法, AN方法的典型代表为联合概率数据关联方法(JPDA). NN方法把离目标预报量测统计距离最近的有效观测作为目标; 而 JPDA认为所有有效观测都可能源于目标, 只是每个有效观测与目标的相关概率有所不同, 它把所有有效观测的概率加权和作为等效观测. NN方法在计算统计距离以及 JPDA 计算相关率时, 都只利用了那些与目标状态向量计算直接相关的信息. 事实上, 传感器不只是获取这些信息, 它还可以获得更多的有关目标的其他特征数据, 如何利用其他特征数据来提高目标关联的性能, 国内外的文献尚不多见. 文献[3]给出了一种在雷达有源定位中考虑目标多特征的数据关联, 它只是一种扩展的 NN 方法, 仍然是一种局部最优的算法.

态的量测数据包括信号到达方向(DOA)、信号到达时间(TOA)以及多卜勒频率等^[5,6], 而无源定位系统可以获得的辐射源特征数据还包括: 工作频率、脉宽、脉幅、脉内特征, 甚至脉冲重复周期、天线扫描特性等. 而在传统的无源跟踪数据关联方法中, 这些信息总是被忽略了. 这里我们提出一种基于多目标多特征信息融合的数据关联算法, 该算法利用目标多个特征数据的量测值, 应用 Dempster Shafer (D-S) 证据理论进行多特征信息融合, 得到各个有效观测与真实目标的关联度, 在此基础上, 再进行多目标综合数据关联, 从而达到全局最优. 仿真结果表明, 基于信息融合数据关联算法的性能比 NN 方法更好, 也优于文献[3]给出的扩展 NN 方法.

2 基于 D-S 证据理论^[1]的多特征信息融合

D-S 证据理论用识别框架 Θ 表示所感兴趣的命题集, 它定义 Θ 上的基本可信度赋值函数(Basic Probability Assignment Function, BPAF) $m: 2^{\Theta} \rightarrow [0, 1]$, 满足:

$$\begin{cases} m(\Phi) = 0 \\ \sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

在无源跟踪^[2,4]过程中, 通常可以直接用于计算目标状

命题 A 为 Θ 的非空子集, 称为焦点, $m(A)$ 反映了对 A 的信度大小.

如果 m_1, \dots, m_n 是同一识别框架 Θ 上由 n 个独立的证据源导出的 BPAF, 则利用下面的 Dempster 组合规则可以计算这 n 个证据共同作用下的 BPAF:

$$\begin{cases} m(\Phi) = 0 \\ m(A) = \frac{\sum_{\Omega_{A_i}=A} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)}{1 - \sum_{\Omega_{A_i}=\Phi} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)} = \frac{\sum_{\Omega_{A_i}=A} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)}{\sum_{\Omega_{A_i} \neq \Phi} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)} \end{cases} \quad (2)$$

在无源定位系统中, 通过量测 DOA、TOA 以及多卜勒频率, 可以直接计算目标状态向量 (通常含位置、速度、加速度向量), 以下称为目标状态量测. 这里讲的目标特征信息包括目标状态量测、工作频率、脉宽和脉冲重复周期.

类似于 D-S 证据理论的 BPAF, 我们提出了关联度的概念, 这里关联度指的是依据某个特征信息判定跟踪门内的各个有效观测与真实目标的相关程度. 基于证据理论的信息融合, 实质上是在同一识别框架下, 将不同的证据体合并成一个新的证据体的过程.

基于证据理论的多特征信息融合, 指的是基于跟踪门内有效观测的多特征信息关联度, 判定跟踪门内的各个有效观测与真实目标的相关程度.

在进行多特征信息融合数据关联时, 数据关联的正确性同各个特征信息权重的选择有着直接的关系. 对目标状态量测、工作频率、脉宽和脉冲重复周期的权重分配要视具体情况而定, 分别以 a_1, a_2, a_3, a_4 表示, 它们满足归一化条件, 即: $a_1 + a_2 + a_3 + a_4 = 1$.

(1) 基于目标状态量测的关联度

用 $Z(k)$ 表示目标状态量测, 第 k 次采样时, 各个有效观测对应的状态量测与预测值的统计距离分别用 $D_1(k), D_2(k), \dots, D_M(k)$ 表示. 第 i 个观测的状态量测统计距离为:

$$D_i^2(k) = v_i^T(k) S_i^{-1}(k) v_i(k) \quad (3)$$

其中 $v_i(k) = Z_i(k) - Z(k|k-1)$ 为滤波残差向量, $S_i(k)$ 为残差协方差矩阵.

基于目标状态量测的关联度记为 m_s , 它表示状态量测统计距离对关联程度的影响, 我们定义第 i 个有效观测的 m_s 为:

$$m_s(i) = a_1 \frac{\min(D_1, D_2, \dots, D_M)}{D_i}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

式中 D_i 为 $D_i(k)$ 的简写. 可以看出, $m_s(i) \in (0, a_1]$, D_i 越小, $m_s(i)$ 越大, 表示关联程度越高.

(2) 基于工作频率的关联度

第 k 次采样时, 各个有效观测对应的目标工作频率观测值用 $f_1(k), f_2(k), \dots, f_M(k)$ 表示. 设第 $k-1$ 次采样时该跟踪门所对应目标的工作频率观测值为 $f(k-1)$, 记 $\Delta f_i(k) = |f_i(k) - f(k-1)|$ 为观测频差, 简记为 Δf_i .

基于工作频率的关联度记为 m_f , 它表示观测频差对关联程度的影响, 对不同频率类型的目标, 频率关联因子的定义是

不同的. 这里给出几种常见频率类型的 m_f 定义.

对固定频率 (FIX) 类型的目标, 第 i 个有效观测的 m_f 定义为:

$$m_f(i) = \begin{cases} a_2, & \Delta f_i \leq \mathcal{G} \\ a_2 \frac{(\Delta f_i - 2\mathcal{G})^2}{\mathcal{G}^2}, & \mathcal{G} < \Delta f_i \leq 2\mathcal{G} \\ 0, & \Delta f_i \geq 2\mathcal{G} \end{cases} \quad (5)$$

$i = 1, 2, \dots, M$

其中 \mathcal{G} 是由系统噪声与量测噪声所确定的测频容差, 下同.

对频率捷变 (FA) 类型的目标, 第 i 个有效观测的 m_f 定义为:

$$m_f(i) = \begin{cases} a_2, & \Delta f_i \leq A_f + \mathcal{G} \\ a_2 \frac{(\Delta f_i - A_f - 2\mathcal{G})^2}{\mathcal{G}^2}, & A_f + \mathcal{G} < \Delta f_i \leq A_f + 2\mathcal{G} \\ 0, & \Delta f_i \geq A_f + 2\mathcal{G} \end{cases} \quad (6)$$

$i = 1, 2, \dots, M$

其中 A_f 是捷变频范围.

对频率分集 (FD) 类型的目标, 以频率二分集为例, 设二分集频率的差值记为 D_f , 则第 i 个有效观测的 m_f 定义为:

$$m_f(i) = \begin{cases} a_2, & \Delta f_i \leq \mathcal{G}, \text{ or } |\Delta f_i - D_f| \leq \mathcal{G} \\ a_2 \frac{(\Delta f_i - 2\mathcal{G})^2}{\mathcal{G}^2}, & \mathcal{G} < \Delta f_i < 2\mathcal{G} \\ a_2 \frac{(|\Delta f_i - D_f| - 2\mathcal{G})^2}{\mathcal{G}^2}, & \mathcal{G} < |\Delta f_i - D_f| < 2\mathcal{G} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

$i = 1, 2, \dots, M$

可以看出, $m_f(i) \in (0, a_2]$, $m_f(i)$ 越大, 表示关联程度越高.

(3) 基于脉宽 (PW) 的关联度

基于脉宽的关联度记为 m_{PW} , 它表示脉宽 PW 观测差对关联程度的影响, 对不同 PW 类型的目标, m_{PW} 的定义也是不同的. m_{PW} 定义原则同于频率关联因子, 由于 PW 类型比较简单, 这里不再给出 m_{PW} 的具体定义. 需要说明的是, m_{PW} 在对脉压/非脉压辐射源关联时非常有效. $m_{PW}(i) \in (0, a_3]$, $m_{PW}(i)$ 越大, 表示关联程度越高.

(4) 基于脉冲重复周期 (PRI) 的关联度

虽然 PRI 不是直接量测数据, 但它是辐射源的一个重要特征, 并且它可由量测 TOA 得到, 所以这里选择 PRI 作为一个评估因素. 第 k 次采样时, 由各个有效观测得到的目标脉冲重复周期分别用 $PRI_1(k), PRI_2(k), \dots, PRI_M(k)$ 表示. 设第 $k-1$ 次采样时该跟踪门所对应目标的脉冲重复周期为 $PRI(k-1)$, 记 $\Delta PRI_i(k) = |PRI_i(k) - PRI(k-1)|$ 为 PRI 观测差, 简记为 ΔPRI_i .

基于 PRI 的关联度记为 m_{PRI} , 它表示 PRI 观测差对关联程度的影响, 对不同 PRI 类型的目标, m_{PRI} 的定义也是不同的. 这里给出几种常见 PRI 类型的 m_{PRI} 定义.

对重频固定 (PRIFX) 类型的目标, 第 i 个有效观测的 m_{PRI} 定义为:

$$m_{PRI}(i) = \begin{cases} a_4, & \Delta PRI_i \leq \varepsilon PRI \\ a_4 \frac{(\Delta PRI_i - 2\varepsilon PRI)^2}{\varepsilon PRI^2}, & \varepsilon PRI < \Delta PRI_i < 2\varepsilon PRI \\ 0, & \Delta PRI_i \geq 2\varepsilon PRI \end{cases} \quad (8)$$

$i = 1, 2, M$

其中 εPRI 是由系统噪声与量测噪声所确定的 PRI 测量容差, 下同。

对重频参差(PRIST)类型的目标, 以重频二参差为例, 设二参差重频的差值记为 DPRI, 则第 i 个有效观测的 m_{PRI} 定义为:

$$m_{PRI}(i) = \begin{cases} a_4, & |\Delta PRI_i - DPRI| \leq \varepsilon PRI \\ a_4 \frac{(|\Delta PRI_i - DPRI| - 2\varepsilon PRI)^2}{\varepsilon PRI^2}, & \varepsilon PRI < |\Delta PRI_i - DPRI| < 2\varepsilon PRI \\ 0, & |\Delta PRI_i - DPRI| \geq 2\varepsilon PRI \end{cases} \quad (9)$$

$i = 1, 2, M$

可以看出, $m_{PRI}(i) \in (0, a_4]$, $m_{PRI}(i)$ 越大, 表示关联程度越高。

假设落在单个跟踪门中的有效观测个数为 N 个, 对第 i 个有效观测(可能为杂波或干扰), 在得到各个特征信息的关联度后, 再利用式(2)的 Dempster 组合规则得到多个特征信息共同作用下的关联度。

3 多目标综合数据关联

在多目标跟踪时, 解决了某一个跟踪门的最佳关联, 并不能保证所有跟踪门的整体最佳关联, 所以需要进行多目标综合数据关联, 再作关联判决。

由于每一个跟踪门所跟踪目标的威胁等级不一样, 所以对每一跟踪门分配的权重也应不同。如果把跟踪目标的威胁等级分为一、二、三等, 假设第一威胁等级的目标有 N_1 个, 第二威胁等级的目标有 N_2 个, 第三威胁等级的目标有 N_3 个。对同一威胁等级的目标分配相同的权重, 则权重分配为:

$$A = \left\{ \underbrace{a_1, \dots, a_1}_{N_1}, \underbrace{a_2, \dots, a_2}_{N_2}, \underbrace{a_3, \dots, a_3}_{N_3} \right\} \quad (10)$$

其中, a_1, a_2, a_3 分别表示对第一、第二、第三威胁等级目标分配的权重。假设取 $a_1: a_2: a_3 = 3: 2: 1$, 则进行归一化处理, 有:

$$a_1 = \frac{3}{3N_1 + 2N_2 + N_3}; a_2 = \frac{2}{3N_1 + 2N_2 + N_3}; a_3 = \frac{1}{3N_1 + 2N_2 + N_3}$$

由于对每一个目标的跟踪效果都直接影响到整体跟踪效果的好坏, 所以在进行整体关联程度的评价合成运算时, 我们采用广义模糊算子 $M(\cdot, \oplus)^{[7]}$, 得到多目标整体关联程度 m 为:

$$m = a_1 m_1(i_1) \oplus \dots \oplus a_1 m_{N_1}(i_{N_1}) \oplus a_2 m_{N_1+1}(i_{N_1+1}) \oplus \dots \oplus a_2 m_{N_1+N_2}(i_{N_1+N_2}) \oplus a_3 m_{N_1+N_2+1}(i_{N_1+N_2+1}) \oplus \dots \oplus a_3 m_{N_1+N_2+N_3}(i_{N_1+N_2+N_3}) \quad (11)$$

其中, $m_j(i_j), j = 1, 2, \dots, N_1 + N_2 + N_3$ 表示某一次采样时, 第 j

个跟踪门第 i_j 个有效观测的关联度。关联判决的依据是使整体关联程度 m 最大, 此时各跟踪门内对应的有效观测即为关联点迹。

4 计算机仿真与分析

4.1 仿真条件

对于密集多目标环境, 数据关联容易出问题的典型情况是: 近相距目标和小角度交叉目标。为检验这种数据关联算法的性能, 我们针对这两种典型情况在 XOY 平面进行仿真, 以观测站为坐标原点, 两种情况目标初始状态数据如表 1 所示, 其他特征数据如表 2 所示。DOA 观测误差的方均根值为: $\sigma_\alpha = 10\text{mrad}$, DOA 观测误差的方均根值为 $\sigma_\tau = 15\text{ns}$, 测频误差为 1MHz 。

表 1 两种情况目标初始状态数据

		$X_0(\text{km})$	$V_{X_0}(\text{m/s})$	$y_0(\text{km})$	$V_{y_0}(\text{m/s})$
情况 1	目标 1	0	200	20	100
	目标 2	0	200	21	105
情况 2	目标 1	0	200	20	-20
	目标 2	0	200	10	20

表 2 两种情况目标部分特征数据

		工作频率		脉宽		PRI	
		类型	中心值 (MHz)	类型	中心值 (μs)	类型	中心值 (ms)
情况 1	目标 1	FIX	5000	PWFIX	2.5	PRIFX	0.2
	目标 2	FA	5000	PWFIX	3.8	PRIST	0.2, 0.3
情况 2	目标 1	FIX	3000	PWFIX	2.8	PRIFX	0.5
	目标 2	FD	3000, 5000	PWFIX	5.0	PRIFX	1

4.2 仿真结果及分析

针对上述仿真条件, 分别在应用基于多目标多特征信息融合数据关联算法以及传统的 NN 方法对该目标进行关联的基础上, 运用扩展 Kalman 滤波算法进行跟踪, 经过 50 次 Monte Carlo 实验, 得到两种方法对两种情况的跟踪结果分别如图 1 至图 4 所示。

从仿真结果可以看出: 对情况 1 的近相距目标, 传统的 NN 方法得到的两条航迹出现多次误交错, 而本文给出的基于多目标多特征信息融合数据关联算法得到的两条航迹没有发生错误交错现象; 对情况 2 的小角度交叉目标, NN 方法得到的两条航迹在交叉时发生多次交错, 而本文得到的结果与实际情况基本吻合。对这两种情况, 运用文献[3]给出的

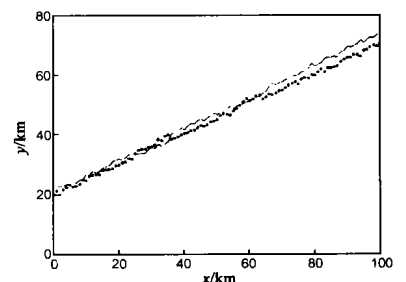


图 1 NN 方法关联跟踪结果(情况 1)

扩展 NN 方法进行关联跟踪, 其性能与本文方法差不多, 所以跟踪结果没有列出。但是, 对于目标密度大、存在多跟踪门交叉的情况, 本文方法明显优于扩展 NN 方法。

NN 方法只利用了那些与目标状态向量计算直接相关的信息, 而本文方法合理地利用了目标更多的特征信息; 另外, NN 方法和文献 [3] 给出的扩展 NN 方法, 都是一种局部最优的“贪心”算法, 而本文方法在信息融合的基础上, 进行多目标综合数据关联, 是一种全局最优的算法。因此, 它比 NN 方法和扩展 NN 方法有更好的关联跟踪效果。

参考文献:

[1] J Llinas, E Waltz. Multisensor Data Fusion [M]. Norwood, Massachusetts: Artech House, 1990. 115- 142.

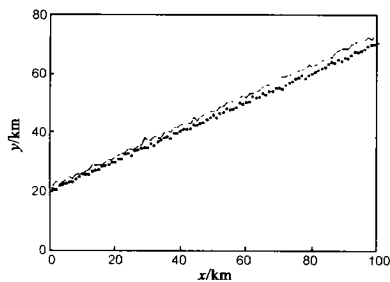


图 2 本文方法关联跟踪结果(情况 1)

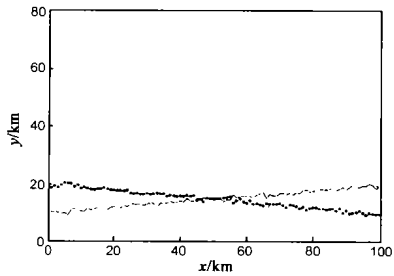


图 3 NN 方法关联跟踪结果(情况 2)

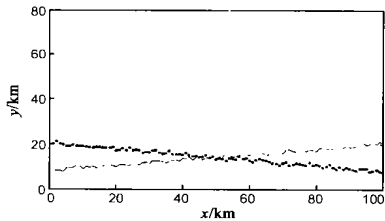


图 4 本文方法关联跟踪结果(情况 2)

- [2] 周宏仁, 等. 机动目标跟踪 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1991. 219- 236.
- [3] 程洪玮, 等. 多目标跟踪关联中的多特征数据融合方法 [J]. 电子学报, 1999, 27(3): 136- 139.
- [4] D J Torrieri. Statistical theory of passive location systems [J]. IEEE Trans on AES, 1984, 20: 183- 198.
- [5] L G Taff. Target localization from bearings- only observations [J]. IEEE Trans On AES, 1997, 33: 2- 10.
- [6] 周一宇, 孙仲康. 利用 DOA 和 TOA 测量对三维运动辐射源的定位与跟踪 [J]. 电子学报, 1991, 19(2): 69- 73
- [7] 李洪兴. 工程模糊数学方法及应用 [M]. 天津: 天津科学技术出版社, 1991. 64- 102

作者简介:



王杰贵 男, 1969 年生, 安徽桐城人, 博士。主要研究方向有雷达对抗信号处理、单/多站有源无源定位跟踪技术、数据融合技术等。近年来已发表相关论文 30 余篇。Email: wjiegui@sina.com.



罗景青 男, 1957 年生, 四川南溪人, 教授, 博士, 博士生导师, 国家“十五”863 专家, 主要研究方向有空间电子对抗技术、信号与信息处理、有源无源定位跟踪技术等。近年来已发表论文数十篇。