

双基地系统中基于信息融合的关联技术*

陈永光

(国防科技大学计算机学院 长沙 410073)

摘要 本文讨论了双基地雷达系统中几种基于信息融合的关联技术, 提出在干扰条件下应用多卜勒频率和雷达反射面积等目标属性参数, 来提高系统对多目标的关联能力。并以仿真手段证明了该关联技术的有效性。

关键词 信息融合, 关联, 多卜勒频率, 雷达反射面积

分类号 TN953.7, TN957.52

Association Based on Information Fusion in Bistatic System

Chen Yongguang

(Institute of Computer, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract The paper discusses several association techniques based on information fusion in bistatic radar systems. It is also presented in the paper that the attribute parameters of targets such as Doppler frequency and radar cross-section should be used to improve the association ability of the system for multiple targets in jamming. The paper proves the validity of the association technique via simulation way.

Key words Information Fusion, Association, Doppler Frequency, Radar Cross-Section

双基地系统中, 随着目标密集程度的加大, 当针对 T/R 站的弱电磁干扰出现时, 会使 T/R 站的斜距测量数据失效^[1], 如果仅靠双基地各站获取的目标位置信息 (T/R 站测量的方位角、R 站测量的方位角和距离和) 已很难将各目标区分开来, 这时对目标的混淆在所难免。为了改善双基地系统对多目标的跟踪能力, 必须充分挖掘其潜在的信息量, 将收站可以测得的目标状态信息以外的数据利用起来, 改善对多目标的跟踪效果。

许多双基地系统中的收站可以获得目标的多卜勒频率和雷达反射面积, 这两个目标属性参数对于改善双基地系统对多目标的跟踪能力非常有用; 因此本文拟引入非状态信息测量量改善双基地系统对多目标的关联能力。

* 1997年5月12日收稿

1 一般关联算法

在采用边扫描边跟踪体制的雷达中，一次扫描中取下的 N 个目标跟踪，要与前一次存储起来的 M 个目标跟踪互相联系起来。要采用某种决策手段来判别这一次的 N 个目标跟踪与上一次的 M 个目标跟踪之间，哪些是由上一次 M 个目标所产生，以便利用新的跟踪来继续跟踪，哪些是新出现的，哪些则丢失了。这个问题称之为目标关联^[2]。

设第 K 时刻共测得 N 个目标位置值： $(x_{k_1}, y_{k_1}, z_{k_1}), \dots, (x_{k_N}, y_{k_N}, z_{k_N})$ ；现在欲判断其中哪个与上次的第 j 个目标关联，一般都采取“先粗后细”的关联方法，即先行施套门操作，再比较间距均值矢量的幅值。

1.1 粗关联算法

考虑到利用 T/R 站方位角和 R 站方位角、距离和定位时高度方向上的误差较大^[1]，所以在进行粗关联时只在 x, y 方向上施行套门操作。将第 K 时刻测得的 N 个目标位置值 $(x_{k,i}, y_{k,i})$ ($i=1, 2, \dots, N$) 分别与上次第 j 个目标的预测估值 $(x_{pk,j}, y_{pk,j})$ 作粗关联运算，即判断下式是否成立：

$$|X_{k,i} - X_{pk,j}| \leq lP_{x_j} \quad (1)$$

其中：

$$X_{k,i} = \begin{bmatrix} x_{k,i} \\ y_{k,i} \end{bmatrix}, X_{pk,j} = \begin{bmatrix} x_{pk,j} \\ y_{pk,j} \end{bmatrix}, P_{x_j} = \begin{bmatrix} P_{x_j} \\ P_{y_j} \end{bmatrix}$$

P_{x_j}, P_{y_j} 是第 j 个目标 x, y 方向预测值误差的标准差； l 是波门宽度系数。

设共有 q 个目标跟踪满足 (1) 式，将其位置定位值记下，以便继续施行细关联算法。如果在 N 个目标定位值中只有一个满足 (1) 式，则将它作为第 j 个目标在第 K 时刻的定位测量值。

1.2 细关联算法

若目标的真实状态矢量是 x_k ，滤波器给出的预测估值为 $\hat{x}_{k/k-1}$ ，而预测误差为 $\tilde{x}_{k/k-1}$ 。当测量矩阵为 H 时，测量矢量的预测值为：

$$\hat{z}_{k/k-1} = H\hat{x}_{k/k-1} \quad (2)$$

实际测量得出的矢量是：

$$z_k = Hx_k + \eta_k \quad (3)$$

所以测量矢量的残差为：

$$\tilde{z}_{k/k-1} = z_k - \hat{z}_{k/k-1} = H\tilde{x}_{k/k-1} + \eta_k \quad (4)$$

此测量矢量残差的协方差是 P_k 。由于预测误差 $\tilde{x}_{k/k-1}$ 与测量噪声 η_k 相互独立，所以：

$$P_k \triangleq \text{COV}[\tilde{z}_{k/k-1}] = HP_{\tilde{x}_{k/k-1}}H' + R_k \quad (5)$$

在“关联”中，对应 q 个跟踪可得 q 个测量矢量以及 q 个残差，即

$$\tilde{z}_{k,i} = z_{k,i} - \hat{z}_{k/k-1,j}, i = 1, 2, \dots, q \quad (6)$$

其中 q 是在粗关联中落入门内的目标跟踪数。为明确哪个是上次第 j 个目标产生的跟踪，需要计算间距均值矢量的平方幅度，加以比较后决定哪一个可进行关联。具体而言是计算下式：

$$\begin{aligned} D_i(\tilde{Z}) &= \tilde{Z}_{k,i} P_{-1} \tilde{Z}_{k,i}; & (i = 1, 2, \dots, q) \\ D(\tilde{Z})_{\min} &= \min\{D_i(\tilde{Z})\}; \end{aligned} \quad (7)$$

取 $D(\tilde{Z})_{\min}$ 对应的定位测量值与上次第 j 个目标关联, 参与跟踪滤波运算。

2 信息融合关联技术

2.1 利用目标多卜勒频率的关联算法

融合 F_{ds} 信息的关联算法是在一般关联算法基础上进行的, 具体步骤:

(1) 按 (7) 式计算落入粗关联波门中 q 个目标的 $D_i(\tilde{Z})$, ($i=1, 2, \dots, q$); 比较后得出 $D(\tilde{Z})_{\min}$ 。

(2) 记下满足下式的目标定位测量值序号,

$$D_i(\tilde{Z}) < LD(\tilde{Z})_{\min} \quad (8)$$

L 是在实验中确定的常数; 设共有 U 个测量值符合 (8) 式要求。

(3) 将符合 (8) 式的所有 U 个目标的 F_{ds} 测量值与等待关联、批号为 j 的目标的原先的 F_{ds} 测量值相比较, 取差值绝对值最小的一个来关联。即求:

$$\begin{aligned} D_i(F_{ds}) &= |(F_{ds})_{k,i}^m - (F_{ds})_{k-1,j}^m|; & (i = 1, 2, \dots, U) \\ D(F_{ds})_{\min} &= \min\{D_i(F_{ds})\}; \end{aligned} \quad (9)$$

其中 $(F_{ds})_{k,i}^m$ 表示第 K 次测量中符合 (8) 式要求的第 i 个 F_{ds} 测量值, $(F_{ds})_{k-1,j}^m$ 则是批号为 j 的目标在第 $K-1$ 次测量中的 F_{ds} 测量值。

由于 F_{ds} 测量误差较小, 并且目标在一个测量周期内 F_{ds} 不会发生较大变化, 所以采用这种办法是较为适宜的。

2.2 利用目标雷达反射面积的关联算法

目标的雷达反射面积具有起伏性, 但其平均值则基本稳定; 因此如将本次测量后计算得到的 RCS 平均值与等待关联目标的 RCS 平均值相比较, 取差值最小的关联, 则可以较好地克服目标混批现象。另外, 考虑到随着目标的运动, 其相对接收站的视角会发生变化, 所以不宜以目标所有的 RCS 历史测量值得平均值, 而只应截取一段时间内的 RCS 测量值求平均以保证关联的正确性。

以 $(RCS)_{n,i}^m$ 表示第 k 次测量中第 i 个目标的 RCS 值, 而已知等待关联、批号为 j 的目标 RCS 平均值为:

$$\bar{\sigma}_j = \frac{1}{k - k_1} \sum_{n=k_1}^{k-1} (RCS)_{n,j}^m \quad (10)$$

如果符合 (8) 式的目标定位值有 U 个, 则计算:

$$\begin{aligned} D_i(\bar{\sigma}) &= \left| \frac{1}{k - k_1} \sum_{n=k_1+1}^k (RCS)_{n,i}^m - \bar{\sigma}_j \right|; & (i = 1, 2, \dots, U) \\ D(\bar{\sigma})_{\min} &= \min\{D_i(\bar{\sigma})\}; \end{aligned} \quad (11)$$

取 $D(\bar{\sigma})_{\min}$ 对应的目标定位值与批号为 j 的目标关联。

2.3 利用目标属性参数的关联算法

以上分别讨论了利用 F_{ds} 、RCS 信息的关联算法, 它们比仅用位置信息的关联算法有明显改善。但是, 如果只用 F_{ds} 或者只用 RCS 信息也有其局限性。比如同时在几条不同航

线上飞行的目标与 T/R 站、R 站的距离和变化率有时相差不大，则此时它们的 F_{ds} 近似相等，会影响关联的准确性。由于目标雷达反射面积起伏较大，因此 RCS 关联算法也有同样问题。

基于以上原因，拟将目标的这两种属性参数结合起来关联，方法如下：

(1) 用 (1) 式对位置信息粗关联。

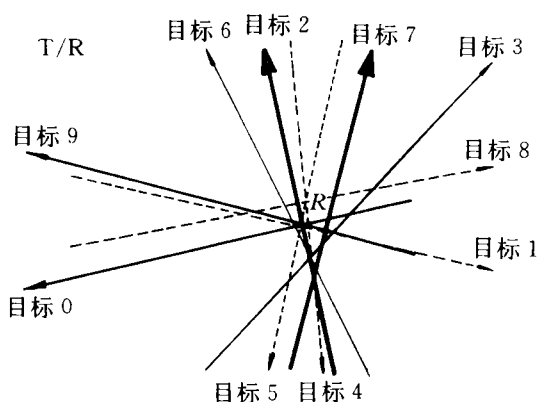
(2) 对满足粗关联的测量值，分别按 (7) 式求出 $D_i(\tilde{Z})$ 、 $D(\tilde{Z})_{\min}$ ，按 (9) 式求出 $D_i(F_{ds})$ 、 $D(F_{ds})_{\min}$ ，按 (11) 式求出 $D_i(\bar{\sigma})$ 、 $D(\bar{\sigma})_{\min}$ ； $(i=1, 2, \dots, q)$ 。

(3)

$$D_i(\tilde{Z}, F_{ds} + \text{RCS}) = C_0 \frac{D_i(\tilde{Z})}{D(\tilde{Z})_{\min}} + C_1 \frac{D_i(F_{ds})}{D(F_{ds})_{\min}} + C_2 \frac{D_i(\bar{\sigma})}{D(\bar{\sigma})_{\min}}; (i=1, 2, \dots, q) \quad (12)$$

(4) 取最小的 $D_i(\tilde{Z}, F_{ds} + \text{RCS})$ 对应的测量值与批号为 j 的目标关联。

(12) 式中，以 C_0 、 C_1 、 C_2 系数改变目标位置、 F_{ds} 、RCS 信息在判别式中的比重， $C_0 + C_1 + C_2 = 1$ 。如果 C_0 大于 C_1 、 C_2 ，则位置信息起较大作用，余者类推。



配对符号说明：第一组（目标 3、6）、第二组（目标 0、9），
第三组（目标 1、8）、第四组（目标 2、7）、第五组（目标 4、5）。

图 1 航线示意图

3 关联算法效果比较

一共仿真了五组目标的跟踪情况，每组有两个目标，其中一个为歼击机，另一个是远程轰炸机；每组的飞行路线标于图 1（以不同的线型相区别）。

各关联算法的混批频率如表 1 所示。所有混批频率都是 100 次 Monte Carlo 试验的结果。

表 1 各关联算法的目标混批情况

混批频率%	第一组	第二组	第三组	第四组	第五组
无融合	34	12	65	39	23
融合 F_{ds}	3	12	65	39	44
融合 RCS	9	2	24	2	0
融合 $F_{ds}+RCS$	3	2	24	2	0

由表 1 可见, 融合 $F_{ds}+RCS$ 算法在五组目标的飞行中都达到了最小的混批频率, 因此同时利用目标两种属性参数的关联算法值得推荐。

4 结束语

本文针对双基地雷达系统在对多目标定位跟踪过程中容易出现的目标混批问题, 并根据系统的实际配置及其潜在能力, 提出利用目标多卜勒频率和雷达反射面积信息提高接收站跟踪能力、降低混批频率的算法。通过对五组目标飞行中混批情况的计算机仿真试验, 按照 Monte Carlo 方法统计比较了无融合、融合 F_{ds} 、融合 RCS 及融合 $F_{ds}+RCS$ 四种算法的优劣, 得出了初步结论, 为今后深入研究双基地系统中的信息融合技术作了准备。

参 考 文 献

- 1 陈永光, 孙仲康. T/R—R 型双基地系统分段跟踪技术的研究. 航空学报, 1994, 15 (12): 1515~1519
- 2 孙仲康. 雷达数据数字处理. 国防工业出版社, 1983: 350~373

(责任编辑 潘 生)