

目标多航迹数据动态灰色关联算法研究

卢科奇, 申卯兴, 张平定, 王献峰

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要:为解决雷达组网中,由于多传感器的使用,以及存在各种干扰和欺骗,使得空中目标的状态参数比较复杂的问题,采用灰色关联度和动态灰色GM(1,1)模型对量测数据进行处理。实例计算表明该方法不仅减弱环境和目标机动对状态参数的影响,而且所涉及的参数及数据计算量也减少许多,从而提高了数据处理速度。

关键词:雷达组网;数据关联;灰色关联度;灰色GM(1,1)模型

中图分类号:TN957 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3516(2004)04-0017-04

现代战争表明,随着空中目标威胁类型和数量的增加,依靠单部雷达来对付日益复杂的电子干扰环境和低空突防,以及对付高速、远程、高精度的反辐射导弹和隐身目标是不可能的。为了能够准确实时的对空中各种目标进行跟踪,通常采用雷达组网。组成雷达网的目的是将不同雷达提供的数据传送到中心处理器对信息进行最佳组合而建立多雷达航迹^[1]。那么如何对各个雷达获得的目标参数进行数据关联分析,对目标进行归类,从而确保准确跟踪,就成为多目标跟踪过程中的关键问题。数据关联首先产生于传感器观测过程和多目标跟踪环境的不确定性,由于实际的传感器系统总是不可避免的存在着测量误差,以及缺乏跟踪环境的先验知识,往往不能确知目标的个数,无法判定观测数据是由真实目标还是其它虚警目标产生的。这些不确定性因素破坏了回波观测与其目标源之间的对应关系,是导致多传感器多目标数据关联关系模糊的基本原因^[2]。多目标数据关联的主要任务是确定最合理的航迹/航迹配对,常见算法有最邻近算法、概率数据互联算法和多模型算法等。目标航迹的相关分析是雷达进行目标跟踪过程中一个很重要的环节。一般地,跟踪空中目标的两坐标雷达可以提供目标的方位和距离。假设雷达网中有 m 部这样的雷达,对第 i 部雷达,这些参数可以分别表示为

$$A_i = \{\alpha_i(t_1), \alpha_i(t_2), \dots, \alpha_i(t_n)\} \quad (1)$$

$$R_i = \{r_i(t_1), r_i(t_2), \dots, r_i(t_n)\} \quad (2)$$

其中 $\alpha_i(t_k)$ 、 $r_i(t_k)$ 是第 i 部雷达在时刻 t_k 测得的空中目标的方位和距离($i=1,2,\dots,m;k=1,2,\dots,n$)。假设雷达相位同步。通常的作法是,如果雷达时间同步,就可以直接对量测数据进行空间坐标变换,即首先选定一部雷达 j 作为基准,把其它雷达获得的数据进行坐标变换,变换到 j 雷达所在坐标系中,与目标数据或航迹文件中其它测量进行校对,以确定目标航迹的归属。但是通常雷达工作不是时间同步,就必须对数据进行时空校对。这里有两个关键问题:一是采取什么方法进行航迹的相关分析才能得出较准确的结果;二是在对原始数据进行同步处理的时候选择什么方法进行曲线拟合,才能使得预测数据比较准确。

1 方法的提出

1.1 灰色关联分析

在实时多目标跟踪过程中,同一目标在多传感器上建立的量测必定因物理来源相同而具有某种相似性,

收稿日期:2003-11-04

基金项目:国家航空科学基金资助项目(01130011)

作者简介:卢科奇(1967-),男,陕西宝鸡人,讲师,硕士生,主要从事防空作战优化理论和方法研究;

申卯兴(1961-),男,陕西合阳人,教授,主要从事防空作战决策分析及其理论与方法研究。

同时,也必定因杂波干扰和传感器本身性能不稳而导致这些量测不完全相同,数据关联就是利用这些量测相似性,判定这些特征不完全相同的量测是否源于同一目标^[2]。基于雷达量测参数的特点,可以采用灰色关联度^[3]对目标进行航迹关联分析以对其进行聚类分析,即首先给定一个阈值,当灰色关联度超过该阈值时,就可以认为跟踪目标为同一目标。量测参数有时会因为目标机动而波动较大,这时候可以采取一次累加处理使得数据的剧烈波动得以弱化。对于时间同步的雷达,由不同的雷达测得的几组参数,经过空间坐标变换,其规律性不会发生本质的变化,这种性质也体现在经过各组参数所对应点的曲线的某种相似性,对同一目标,同一参数的曲线关联度就越大。基于这个思想,我们考虑以式(1)、(2)所示数据进行处理,并一般化的用 $X^{(i)}(t) = \{x^{(i)}(1), x^{(i)}(2), \dots, x^{(i)}(n)\} (i=1, 2, \dots, m)$ 来表示。

灰色关联度是根据曲线间相似程度来判断因素间关联程度,这里的曲线是把一组数据所对应的点在平面上用光滑曲线连接起来,当两组数据变化规律相近时,它们之间的关联度就比较高^[4]。对式(1)、(2)所示的雷达的方位和距离数据都可以用该思想来处理。求关联度的具体步骤如下:

设有基准序列 $X^{(0)}(t) = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$ 和样本序列 $X^{(i)}(t) = \{x^{(i)}(1), x^{(i)}(2), \dots, x^{(i)}(n)\} (i=1, 2, \dots, m)$, 分别表示从开始到 t 时刻得到的若干组数据。

第1步 对原始样本数据做一次累加处理得

$$X_{(0)}^{(0)}(t) = \{x_{(0)}^{(0)}(1), x_{(0)}^{(0)}(2), \dots, x_{(0)}^{(0)}(n)\}, X_{(0)}^{(i)}(t) = \{x_{(0)}^{(i)}(1), x_{(0)}^{(i)}(2), \dots, x_{(0)}^{(i)}(n)\} \quad (3)$$

其中: $x_{(0)}^{(0)}(k) = \sum_{l=1}^k x^{(0)}(l); x_{(0)}^{(i)}(k) = \sum_{l=1}^k x^{(i)}(l) (k=1, 2, \dots, n)$ 。

第2步 对累加数据做初值化处理得

$$X_{(1)}^{(0)}(t) = \{x_{(1)}^{(0)}(1), x_{(1)}^{(0)}(2), \dots, x_{(1)}^{(0)}(n)\}, X_{(1)}^{(i)}(t) = \{x_{(1)}^{(i)}(1), x_{(1)}^{(i)}(2), \dots, x_{(1)}^{(i)}(n)\}$$

其中: $x_{(1)}^{(0)}(k) = \frac{x_{(0)}^{(0)}(k)}{x_{(0)}^{(0)}(1)}; x_{(1)}^{(i)}(k) = \frac{x_{(0)}^{(i)}(k)}{x_{(0)}^{(i)}(1)} (k=1, 2, \dots, n)$ 。

第3步 求基准序列和样本序列在各时刻的绝对差 $\Delta_i(k) = |x_{(1)}^{(0)}(k) - x_{(1)}^{(i)}(k)|$, 从而得 $\Delta_{\min} = \min_k \min_i \{\Delta_i(k)\}, \Delta_{\max} = \max_k \max_i \{\Delta_i(k)\}$ 。

第4步 取分辨系数 $\rho = 0.05^{[5]}$, 计算基准序列和样本序列的关联系数

$$\xi_i(k) = \frac{\Delta_{\min} + \rho \Delta_{\max}}{\Delta_i(k) + \rho \Delta_{\max}} \quad (4)$$

第5步 求关联度 $r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k) (i=1, 2, \dots, m)$ 。

首先根据具体情况,给定一个阈值,当关联度大于阈值时,就归为同一目标,然后逐步依据新提供的信息,最终确定目标的归属。

1.2 GM(1,1)预测模型

当雷达相位同步而时间、空间不同步时,各个雷达在不同时刻得到量测参数,经过空间坐标变换,可以达到空间同步,但时间不同步,同一参数之间无法比较。要使参数时间同步,需要由一组参数中已知时刻点的数据预测未知时刻点的数据,从而使同一参数达到时间和空间的同步,再进行关联分析。这里需要解决的主要问题是选择一种较好的方法进行拟合使得预测数据与真实数据符合程度较高。灰色预测是根据数据的生成模型建立微分方程,可使原始数据中含有的随机干扰成分得到减弱或消除,同时使所蕴含的确定性信息通过累加处理得到增强。GM(1,1)预测模型主要适合具有单调递增或递减趋势序列的预测,对非单调序列的效果很差^[3]。对雷达所提供的数据进行累加处理后基本上满足所要求的条件。具体步骤如下:

第1步 设有原始数列 $X^{(0)}(t) = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$, 对其依式(3)作一次累加生成得到 $X^{(1)}(t) = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$ 。

第2步 确定数据矩阵 B, Y_N , 用最小二乘法估计参数 \hat{a} 。由 $X^{(1)}(t)$ 构造

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix}, Y_N = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T$$

将 B, Y_N 代入 $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y_N$ 求得 $\hat{a} = (a, u)^T$ 。

第3步 将 a, u 代入公式 $\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = u$, 然后得时间响应函数为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(1)}(1) - \frac{u}{a})e^{-ak} + \frac{u}{a} \quad (5)$$

其中:发展系数 a 反映时间响应序列 $\hat{X}^{(1)}(t)$ 、还原数据序列 $\hat{X}^{(0)}(t)$ 的发展态势;灰作用量 u 反映数据的变化关系。

第4步 模型检验。

残差检验:用式(5)计算 $\hat{x}^{(1)}(k)$, 根据公式 $\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1)$ 得还原数据 $\hat{X}^{(0)}(t) = \{\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n)\}$, 求出各时期残差值 $q(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)$, 相对误差值 $e(k) = \frac{q(k)}{x^{(0)}(k)}$ 。

关联度检验:用式(5)求导数得出的数列 $\hat{X}^{(0)}(t)$ 和 $X^{(0)}(t)$ 作关联度分析(当为离散变量时,可以用差商运算取代求导)。

后验差校验:求出原始数据 $X^{(0)}(t)$ 的均值和方差

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^{(0)}(k), S_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x^{(0)}(k) - \bar{x})^2$$

求出 $q(k)$ 的均值 $\bar{q} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=2}^n q(k)$, 方差 $S_2^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=2}^n (q(k) - \bar{q})^2$, 后验差比值 $C = \frac{S_2}{S_1}$ 。后验差校验对模

型精度要求:一是后验差比值越小越好,一般 $C \leq 0.45$, 最大不超过 0.65;二是小误差概率 $P = P\{|q(k) - \bar{q}| < 0.674 5s\}$ 要大,一般 $P > 0.95$, 不得小于 0.7。

第5步 利用模型预测。

如果模型达到检验要求,这时就可以根据需要用模型进行数据预测。

第6步 利用预测数据与基准数据进行关联分析。

这里的 GM(1,1) 模型是对以等间隔时间序而建的,对于时间间隔不相等的情形,可以通过变换使其成为等间隔时间序列^[3]。

1.3 动态 GM(1,1) 模型预测

对于空中的目标来说,其在下一时刻的状态参数仅仅与目标的前几个时刻和后几个时刻的状态参数有关,而与较远时刻的状态参数关系很弱,为了使得预测数据的准确度更高,同时也为使累积误差减弱,可以采取 GM(1,1) 模型的改进形式——动态 GM(1,1) 模型进行预测。方法是在原始序列 $X^{(0)}(t) = \{x^{(0)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$ 中每次根据数据的变化特点截取其中一部分数据进行模型预测,例如第一次截取 $\{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(l)\}$, 第二次截取 $\{x^{(0)}(2), x^{(1)}(3), \dots, x^{(0)}(l+1)\}$, 以此类推,每组数据的起点及长度可以根据目标的飞行状态确定。当雷达时间不同步时,例如设两部雷达测得的目标距离状态参数分别为 $R_1(t) = \{r_1(t_1), r_1(t_3), \dots, r_1(t_m)\}$ 、 $R_2(t) = \{r_2(t_2), r_2(t_4), \dots, r_2(t_n)\}$, 并且已经过坐标变换,可以根据其中之一去预测另一组中没有出现的时刻点处的参数,一般当 $t_1 < t_2$ 时,可以由第一组的预测模型去预测 $r_2(t_2)$, 数组长度及起始点的选取可以根据目标的飞行状态和状态参数时刻点确定。

2 实例

为简单起见,这里仅取两个参数中的距离参数进行计算。已知有 3 部雷达,它们相位同步,基准雷达所测得的一组距离参数为 $R_0 = (30.39, 46.08, 47.06, 47.06, 50.98, 47.06)$, 另外两部雷达测得的距离参数经过坐标变换和动态 GM(1,1) 预测之后分别为 $R_1 = (35.29, 34.31, 33.33, 39.4, 35.68, 42.16)$, $R_2 = (37.25, 37.25, 25.2, 12.75, 9.8, 16.67)$, 并且给定阈值 $r_0 = 0.7$ 。根据式(4)可以求得关联度分别为 $r_0 = 0.87$, $r_2 = 0.65$, 由此可以判定参数 R_1 所对应目标与 R_0 所对应目标为同一目标,与其它方法所得结果一致^[6]。

这里仅对参数 R 进行处理,实际上应该同时对参数 R, A 进行处理或者采取某种方式把两者结合起来,以期达到较好的结果。

通过该实例可以看出这种方法不仅减弱环境和目标机动对状态参数的影响,而且其中所涉及的参数个数及数据的计算量也减少许多,从而可以提高数据的处理速度,达到及时准确跟踪目标的目的。

3 结论

根据雷达量测参数数据的特点即不确定因素的影响和由于目标机动所引起的波动性,采用灰色关联度和动态 GM(1,1)模型预测可以使得这两种影响得以减弱,并且该方法所涉及的参数只有两组即距离和方位,使得数据的计算量减少许多,并且可以快速有效得出结果,对空中目标进行实时跟踪提供了一种简洁有效的方法。

参考文献:

- [1] 陈廷楠,李制恒. 空军干部高科技知识必读[M]. 北京:蓝天出版社,2001.
- [2] 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.
- [3] 袁嘉祖. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京:科学出版社,1991.
- [4] 刘维顺. 多雷达数据融合技术应用效果研究[J]. 现代电子工程,2003,(1):21-24.
- [5] 申卯兴,薛西锋,张小水. 灰色关联分析中分辨系数的选取[J]. 空军工程大学学报(自然科学版),2003,4(1):68-70.
- [6] 匡永胜. 雷达数据处理[M]. 北京:国防工业出版社,1988.

(编辑:田新华)

Research on the Correlation Algorithm of Multi-track Dynamic Data Based on Grey Incidence

LU Ke - qi, SHEN Mao - xing, ZHANG Ping - ding, WANG Xian - feng
(The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan, Shaanxi 713800, China)

Abstract: The use of multi-sensor in the radar net and the existence of various kinds of jamming make the state parameters of the target in air very complicated. Based on the character of data, the grey incidence and grey model GM(1,1) are used in processing the measurement data. By adopting this method, the data processing speed is improved.

Key words: radar net; data correlation; grey incidence; grey model GM(1,1)