

基于多目标跟踪的航迹关联及滤波与预测分析*

吴志强, 黄朝民, 王 丽

(空军工程大学工程学院, 西安 710038)

[摘要] 文中系统地研究了基于边扫描跟踪系统的多目标跟踪数据处理的航迹关联及滤波与预测。多目标跟踪数据处理包括航迹关联、跟踪开始与跟踪取消、滤波与预测、波门选通。文中主要对航迹关联中的“全邻”方法与“最近邻”方法的不同、滤波与预测几种方法的比较进行分析。

[关键词] 多目标跟踪; 航迹关联; 滤波与预测

[中图分类号] TN957 [文献标识码] A

Track Correlation and Filter Forecast Analysis Based on Multitarget Track

WU Zhi-qiang, HUANG Chao-min, WANG Li

(Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: This paper studied systematically the track correlation and filter forecast based on data processing of multitarget track while scan system. The data processing of multitarget track included track correlation, track initiation and track cancellation, filter forecast, port door connection. This paper mostly analyzes the difference of the full near way and the most near way on track correlation, the comparison of some means on filter forecast.

Key words: multitarget track; track correlation; filter forecast

1 引言

多目标跟踪广泛地应用在各种领域中,如航空管制,军用防空系统,空对空多目标攻击,船用导航系统等。现代作战飞机实现空对空多目标攻击的技术前提是载机必须具备多目标探测跟踪能力,而多目标跟踪数据处理是机载雷达边扫描边跟踪状态功能的核心组成部分。由于涉及的知识点较多,本文重点讨论航迹关联中的“全邻”方法与“最近邻”方法的不同和滤波与预测几种方法的比较。

2 多目标跟踪数据处理

多目标跟踪数据处理主要包括航迹关联、跟踪开始与跟踪取消、滤波与预测、波门选通四部分。文中归纳设计出多目标跟踪数据处理的整

个流程基本原理图如图 1 所示。

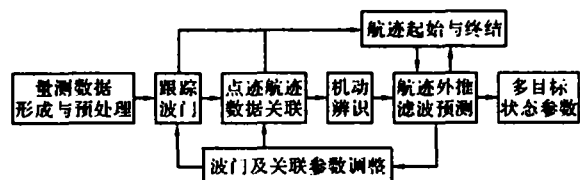


图 1 多目标跟踪数据处理原理图

由图 1 可知,被雷达接收到的观测数据,经奇异值剔除等预处理后,被用于更新已建立的目标航迹;跟踪门被用来确定观测数据与航迹的配对,然后利用目标机动辨识、自适应滤波与预测技术估计出各目标航迹的状态参数。

3 航迹关联

航迹关联在工程上可分为相关与互联两部分。相关是判断录取的目标参数与已建立的目标航迹是否有关系,而互联是从与某一特定航迹

* 收稿日期:2005-11-21

作者简介:吴志强(1976-),男,硕士研究生,研究方向:导弹智能控制和检测。

相关的许多点迹中选出一个正确的点迹,使航迹得以继续。

航迹起始的正确与否直接影响到后面传感器对多目标的跟踪,在边扫描边跟踪系统中,航迹起始方法选择滑窗法。

3.1 滑窗法

序列 $(Z_1, Z_2, \dots, Z_i, \dots, Z_n)$ 表示含 n 次雷达扫描的时间窗的输入,如果在第 i 次扫描时相关波门内含有 m 个点迹,则元素 Z_i 等于1,反之为0。当时间窗内的检测数达到某一特定值为 m 时,航迹起始便告成功。否则,滑窗右移一次扫描。航迹起始告成的检测数 m 和滑窗中的相继事件数 n ,两者一起构成了航迹起始逻辑,这也叫做“ m/n ”逻辑。

3.2 点迹——航迹数据相关

点迹与航迹的数据关联是将落入跟踪门内的相关点迹与已知目标航迹相配对的过程,这是多目标跟踪数据处理的核心部分。

当单个量测点迹位于某个目标的跟踪门内时,那么该点迹就属于这个目标的航迹,关联就告实现。而对于密集多回波环境,特别是近距离目标和交叉飞行目标,可能出现多个点迹位于同一跟踪门内,也可能出现单个点迹位于多个跟踪门的交集内。目前,数据关联有“最近邻”和“全邻”两种基本类型的方法。

最近邻数据关联方法的思想是选择距跟踪门中心的统计距离最近的点迹作为目标点迹。设有 m 个点迹落入航迹 j 的波门,取与航迹波门中心距离最近的点迹属于航迹 j ;

定义残差向量 $d(k)$ 为观测向量 $Z(k)$ 与其预测向量 $H(k)\hat{X}(k/k-1)$ 之差:

$$d(k) = Z(k) - H(k)\hat{X}(k/k-1) \quad (1)$$

式中 $H(k)$ 为观测矩阵。

设定残差向量 $d(k)$ 、观测向量 $Z(k)$ 、预测的观测向量 $\hat{Z}(k/k-1)$ 。

$$d_i^j(k) = Z_i(k) - \hat{Z}_i(k/k-1), i = 1, \dots, m \quad (2)$$

$$|d^j|_{\min} = \min_i \{[d_i^j(k)]^T d_i^j(k)\} \quad (3)$$

取 $|d^j|_{\min}$ 对应的点迹属于航迹 j ,用于更新航迹 j 的状态。

最近邻方法计算较为简单,便于实时计算,在已有的机载多目标跟踪系统中得到了大量应用。然而,在密集多回波环境下,离目标预测状态最近的回波未必就是目标回波,这种方法会发生误跟和丢失目标的现象。

“全邻”方法与“最近邻”方法的不同点在于全面考查跟踪门内的所有相关回波,并根据不同相关情况计算出各点迹属于某航迹的概率加权系数,在此基础上计算所有相关回波的加权和得到一个等效目标回波,然后用这个等效目标回波来更新多个目标的状态,如下式:

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + \sum_{i=1}^m p_i(k) \times b_i(k|k-1) \quad (4)$$

式中 m 为点迹的数目, $p_i(k)$ 为点迹 i 属于某航迹的概率, $b_i(k|k-1)$ 为点迹 i 相对某航迹预测量的偏差。“全邻”方法适合于密集多回波环境,代表着先进跟踪技术的发展方向。

4 比较滤波与预测的各方法

常用的跟踪滤波与预测方法有两点外推、维纳滤波、 $\alpha-\beta$ 滤波、 $\alpha-\beta-\gamma$ 滤波与卡尔曼滤波。文中认为 $\alpha-\beta$ 与 $\alpha-\beta-\gamma$ 滤波是两种常增益滤波方法,便于实时计算,然而,卡尔曼滤波与“当前”统计模型结合,可实现对加速度均值与方差的自适应滤波。下面给出 $\alpha-\beta$ 滤波、 $\alpha-\beta-\gamma$ 滤波与卡尔曼滤波的简单计算过程。

4.1 对三种算法进行分析

目标状态方程和量测方程如下:

$$X(k+1) = \phi(k+1, k)X(k) + G(k)W(k) \quad (5)$$

$$Z(k) = H(k)X(k) + V(k) \quad (6)$$

$\alpha-\beta$ 滤波适用于目标匀速运动模型,其滤波方程为:

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + K[Z(k) - H\hat{X}(k/k-1)] \quad (7)$$

$$\hat{X}(k/k-1) = \phi\hat{X}[(k-1)/(k-1)] \quad (8)$$

$$K = [\alpha, \beta/T]^T \quad (9)$$

式中 K 为常值滤波增益矩阵, T 为滤波计算周期,状态转移矩阵、输入矩阵和量测矩阵分别为:

$$\phi = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, G = \begin{bmatrix} T^2 \\ T \end{bmatrix}, H = [1 \quad 0] \quad (10)$$

$\alpha-\beta-\gamma$ 滤波适应于目标匀加速运动模型,其滤波方程为:

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + K[Z(k) - H\hat{X}(k/k-1)] \quad (11)$$

$$\hat{X}(k/k-1) = \phi\hat{X}[(k-1)/(k-1)] \quad (12)$$

$$K = [\alpha \quad \beta/T \quad \gamma/T^2]^T \quad (13)$$

其中状态转移矩阵、输入矩阵和量测矩阵分别为:

$$\phi = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G = \begin{bmatrix} T^3/6 \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix}, H = [1 \quad 0 \quad 0] \quad (14)$$

卡尔曼滤波的准则是均方根误差最小,卡尔曼一步预测基本方程为:

$$\hat{X}(k+1/k) = \phi(k+1/k)\hat{X}(k/k-1) + K_p(k)[Z(k) - H(k)\hat{X}(k/k-1)] \quad (15)$$

$$K_p(k) = \phi(k+1/k)P(k/k-1)H^T(k) \cdot [H^T(k)P(k/k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1} \quad (16)$$

$$P(k+1/k) = [\phi(k+1,k) - K_p(k)H(k)]P(k/k-1) + G(k)Q(k)G^T(k) \quad (17)$$

式中 P 为滤波协方差矩阵, $K_p(k)$ 为一步预测增益矩阵。

4.2 应用举例

为了比较两点外推、维纳滤波、 $\alpha-\beta$ 滤波、 $\alpha-\beta-\gamma$ 滤波与卡尔曼滤波这几种滤波方法在跟踪系统中的滤波效果,假设目标在二维平面内做

速度为 300m/s 的匀速直线运动,运动的过程噪声标准差为 1m/s^2 ,量测噪声的标准差为 200m,运动时间为 180s,采样周期为 1s,目标的检测概率 $P_D = 1$,经过 100 次 Monte-Carlo 实验,几种典型的滤波方法在相同条件下的滤波精度对比如表 1 所示:

表 1 几种滤波方法跟踪精度比较

滤波方法	两点外推	维纳滤波	$\alpha-\beta$ 滤波	$\alpha-\beta-\gamma$ 滤波	卡尔曼滤波
方位精度 (°)	1.9	1.2	1.4	1.7	1.1
距离精度 (m)	490	350	380	350	320

从表 1 可以看出,两点外推滤波的跟踪精度最差,卡尔曼滤波为最好。

5 结束语

滤波方法的选用受其应用条件的限制。

[参 考 文 献]

- [1] Farina A, Studer F A. Radar Data Processing[J]. 1985,1:183-191.
- [2] 陆彦,等. 航空火力控制技术[M]. 北京:国防工业出版社,1994.
- [3] 李伟仁,谢希权. 机载导弹武器系统[M]. 空军工程大学工程学院.
- [4] Bar-Shalom Y, Thomas E Fortmann. Tracking and Data Association [M]. Oriando, FL: Academic Press,1988.
- [5] 周宏仁,敬忠良,王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京:国防工业出版社,1991.8:134-153.