

代 号 10701
分类号 TN953
U D C

学 号 1075490243
密 级 公 开
编 号

题（中、英文）目 雷达目标跟踪算法的研究

Research on Target Tracking Algorithm of Radar

作者姓名 高 虎 学校指导教师姓名职称 刘聪锋 副教授

工程领域 电子与通信工程 企业指导教师姓名职称 李锋 研究员

论文类型 应用基础技术 提交论文日期 二〇一三年三月

创新性声明

本人声明所呈交的论文是我个人在导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容外，论文中不包含他人已经发表或撰写的研究成果；也不包含为获得西安电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所作过的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

本人签名：_____

日期：_____

关于论文使用授权的说明

本人完全了解西安电子科技大学有关保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属西安电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署各单位仍然为西安电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用复印、影印、缩印或其它手段保存论文。(保密的论文在解密后遵守此规定)

本人签名：_____

日期：_____

导师签名：_____

日期：_____

摘要

目标跟踪技术自从上世纪 50 年代诞生后, 经过几十年的研究与发展, 已经成为了现代社会不可或缺的高端技术。不论是在军事领域里, 还是在人们平时生活中, 目标跟踪技术都起到了非常广泛的用途, 并在这些领域取得了丰硕的成果。目前, 国内外许多研究机构也在开展相关的研究工作, 但是要将这些技术真正广泛的应用于实际的工程中, 还需要进行较多的理论研究工作。本文在以此为目标的基础上, 做了一些研究工作, 现在将主要的研究内容阐述如下:

本文就目标跟踪技术中基础部分的目标运动模型和滤波进行了详细的分析阐述, 讨论了跟踪坐标系的选择问题。接着又着重介绍了几种滤波器, 最后阐述了边扫描边跟踪雷达的跟踪原理。航迹起始是雷达数据处理中的首要问题, 本文首先介绍了航迹起始波门的选取, 接着研究了面向目标的顺序处理技术和面向量测的批处理技术, 最后对各算法进行了仿真。本文还讨论了数据关联, 目标的数据关联分为单目标数据关联和多目标数据关联, 鉴于此文章针对各种情况进行了具体的讨论并且做了仿真分析。论文中介绍了有关目标跟踪技术最新研究动态和发展趋势, 并就接下来进一步的工作进行了展望。

关键词: 目标跟踪 航迹起始 航迹关联 卡尔曼滤波
雷达评估

Abstract

Since the birth of target tracking technology in the 1950s, it has become an integral part of high-end technology in modern society after decades of research and development. Nowadays whether in the military field, or in everyday life, target tracking technology have played a very wide range of uses, and achieved fruitful results in these areas. At present, many research institutions at home and abroad also carry out related research work, but if these techniques were really widely used in practical engineering, there are more theoretical research work to do. In this paper, some research was done. Now the main research content are described below:

In this paper, the fundamental part of the target tracking technology such as: target motion model and filtering was carried out. And then the tracking problem of the choice of the coordinate system was discussed. Followed by several filters. Finally a while-scan tracking radar tracking principle was elaborated. The track initiation is the most important issue in the radar data processing. The paper first introduces the selection of track initiation wave door, and then studies the sequential processing technology and goal-oriented measurement-oriented batch. Finally, the simulation of each algorithm was done. This paper also discusses the target data association. It is divided into single-target data association and multi-target data association. Specifically discussion and simulation analysis for a variety of situations was in light of this article. The paper introduces the latest research developments and trends in target tracking technology, and further work on the next prospect.

Key Words: Target tracking Track initiation Track association
Kalman filter Radar assessment

目录

第一章 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究意义	2
1.3 发展现状	3
1.4 论文结构安排	3
第二章 目标跟踪基本知识	5
2.1 目标运动模型	5
2.1.1 匀速度和匀加速度运动模型	5
2.1.2 一阶时间相关模型	6
2.1.3 机动目标“当前”统计模型	7
2.2 跟踪坐标系与滤波状态变量的选取	8
2.3 滤波与预测	9
2.3.1 卡尔曼滤波	9
2.3.2 常增益滤波	12
2.3.3 扩展卡尔曼滤波	13
2.3.4 不敏卡尔曼滤波	17
2.4 边扫描边跟踪雷达工作原理	19
2.5 仿真分析	20
2.6 本章小结	22
第三章 雷达航迹起始	23
3.1 航迹起始波门的形状和尺寸	23
3.2 航迹起始算法	25
3.2.1 直观法	26
3.2.2 逻辑法	26
3.2.3 Hough 变换法	27
3.3 仿真分析	29
3.4 本章小结	31
第四章 雷达航迹关联	33
4.1 单目标数据关联算法	33
4.1.1 最近邻算法	34
4.1.2 概率数据关联算法	35

4.2 多目标数据关联算法	37
4.2.1 联合概率数据互联算法.....	39
4.2.2 简化联合概率数据关联算法	45
4.2.3 快速联合概率关联算法.....	46
4.2.4 广义联合互联数据互联算法	48
4.3 仿真分析.....	51
4.4 本章小结.....	57
第五章 雷达数据处理算法的评估方法	59
5.1 Monte Carlo 方法	59
5.2 解析法	59
5.3 半实物仿真方法	60
5.4 实验验证法.....	61
第六章 总结与展望.....	63
6.1 总结	63
6.2 展望	63
致谢.....	65
参考文献	67
攻读学位期间发表的学术论文	71

第一章 绪论

1.1 研究背景

目标跟踪问题作为科学技术发展的一个方面，可以追溯到第二次世界大战前夕，即 1937 年世界上第一部跟踪雷达站 SCR—28。雷达作为一种远距离探测传感器，它具有十分重要的军事意义和民用价值^[1]。之后，许多目标跟踪系统，诸如雷达、红外、声纳、激光等相继得到发展且日趋成熟。渐渐地人类进入了信息化时代，信息技术的运用给人们的生产生活带来了很多的便捷，这也促使人们往更多的方面应用更先进的技术，信息的采集及处理成为必不可少的手段，如何更快、更可靠、更准确的采集及处理信息是人们一直所追求的目标。如今，随着传感器技术的发展与应用，由传感器获得某一物体的状态信息（包括该物体的位置，运动状态，运动方向，速度等等），获得的状态信息将被进行处理和分析，以估计出该物体在后续时刻的状态属性，这些研究便形成了一种新的研究方向——目标跟踪。在自然科学领域里，跟踪的概念如下所述：追踪某一变化的输入量或者一个运动的目标的过程，这是一个利用观测到的数据对运动目标的状态进行预测的过程。它的功能是对控制区域内目标的运动轨迹进行平滑计算，从而形成在下一时刻的航程和外推出他们的可能性的运动参数，以完成目标跟踪^[2]。

目标跟踪无论是在军事还是在民用方面，它都有着非常广泛的应用，如空中预警、海洋监测、战场监视、空中交通管制、机器人技术等^[3]，无不采用目标跟踪技术，因此它已成为十分活跃的研究领域之一。二十世纪四五十年代，Wax 提出了最初的目标跟踪理论，但是基于当时其他技术的限制，这项技术始终没有大规模的发展起来，目标跟踪的研究课题得以变得明朗起来要到卡尔曼滤波理论的成功应用。二十世纪六十年代多普勒雷达的成功研制和使用给目标跟踪技术的研究打下坚实的基础。到了二十世纪七十年代，卡尔曼滤波理论和数据关联被结合在一起，并将它引入到目标跟踪系统里，这一成果进一步的发展了目标跟踪技术。

目标跟踪技术的研究领域涉及许多学科。随着社会的发展，目标跟踪技术在各个领域取得了一些突破性的成果和实际应用，于此同时又产生了一些新的问题，现有的技术难以满足今后的实际应用，比如一些实际工程的实时性需求未能得到满足，这就要求人们继续完善这项技术，而社会对这项技术也越来越依赖，因此，目标跟踪技术依旧是当今热点研究领域。

1.2 研究意义

雷达是一种远距离探测传感器，雷达系统用传感器测量目标的距离、方位角、仰角和目标的运动速度，通过这些参数来预测它们的未来值^[4]。在雷达测量值中，利用参数估计理论估算目标的运动参数；进行目标航迹的预处理；接着形成变换、校正等各种各样的数据；再估计某些与目标有关的参数，目标跟踪技术可以支持这些处理过程^[5]。目标跟踪及预测是雷达必须具备的一项功能。早期的雷达，采用的是模拟式解算设备，导致处理速度是相当慢的，因此实时效果很难达到，而现代雷达可以运用数字计算机来完成这些处理过程^[6]。现在的“3S”技术就运用于目标跟踪技术当中，其中“3S”是指全球定位系统（GPS）技术、遥感（RS）技术和地理信息系统（GIS）技术的统称，信息化战场建设就是指这些核心技术，美国历来都十分重视使用由“3S”技术构成的先进的卫星对地观测系统进行战场地形和态势侦查、军事目标跟踪监视、飞行器的定位导航和武器精确制导等。从目前防空系统的实际情况看来，近程低空和超低空突防越来越成为可能。比方说，低空高性能飞机可以通过中、远程监视雷达防空网络，潜入固定架设雷达探测盲区，突袭战略点。为了保护海上与地面的各种设施，伴随出现了低空和超低空近程搜索雷达，这些雷达可以补漏防空网的间隙还能低空补盲，监测低空进入的目标，进一步完善对战略要地的防护。

随着时代的发展，我们越来越需要新的技术来解决复杂环境下的目标跟踪问题，边扫描边跟踪(TWS: Track While Scan)技术在传统搜索雷达的基础上利用计算机实现目标的快速跟踪。边扫描边跟踪技术就是利用计算机二次处理雷达信息，进行滤波外推、相关处理和航迹管理，实时地确定发现的各个目标的运动状态及其变化规律，并将各种信息通过显示器等设备，提供给指挥员，并作为决策的依据。有了现代计算机的协助，提高了雷达跟踪系统的快速反应能力。

目标跟踪技术在军事领域有着无与伦比的影响力，在民用领域，它也可以发挥着特殊的作用。在运输系统中，目标跟踪技术可以用来控制流量、检测车辆的异常状况、实现智能车辆等。还有一些是从军用转向民用的技术，比方说目光跟踪仪。目光跟踪仪最初是运用在军用飞机的设计领域，目光跟踪仪跟踪飞行员目光，改进驾驶舱的设计。这种仪器也曾运用于广告行业，它可以跟踪路人的目光，评估哪类广告最“抢眼”。目标跟踪技术的发展和运用不仅提高了军队战斗力，而且能有效控制战场局势，同时也极大的影响了人们的日常生活。因此，目标跟踪技术的研究是非常有影响力和意义的，其研究成果在军事和民用领域都有着十分广阔的运用前景。

1.3 发展现状

随着计算机以及传感技术的发展,目标跟踪技术得到了广泛的关注,在几十年的发展之后,其已经有了几次飞跃式的进步。1964 年, Sittler 进行了一项深入到探索,这为目标跟踪技术的深层次的研究打下了很好的基础,即他提出了一种新的贝叶斯方法,这种方法将目标点迹概念和航迹最有数据关联方法相结合。然而目标跟踪技术得到真正意义上广泛的应用是在二十世纪 70 年代初期, Singer 和 Bar-Shalom 等人将卡尔曼滤波引入到目标跟踪技术中,这对于目标跟踪技术来说是崭新的一页,使得目标跟踪技术有了里程碑式的发展,到了二十世纪八十年代左右,目标跟踪技术又有了第二次里程碑式的发展,信息技术的进步使得传感器技术的也有了长足的进步,并且人们有了足够的资本进行传感器技术的更新。目标跟踪技术已越发趋于成熟,并且在越来越多的领域中得到了应用。

单传感器跟踪系统是最为经典的目标跟踪系统,现今很多比较经典算法得到实际的运用。如最近邻法、多假设法、经典分配法、概率多假设法、概率数据关联法、联合概率数据关联法、交互多模型法等。与此同时,构建系统模型方面也有很多新的发展,如 Wiener 过程加速度模型、Singer 加速度模型等。目标跟踪理论经历了确定性求解、最小二乘法、维纳滤波、卡尔曼滤波、非线性滤波这几个发展过程^[7]。

1.4 论文结构安排

本文研究了雷达目标的跟踪理论以及相应的算法,阐述了国内外关于目标跟踪技术的研究现状,讨论了这项技术发展研究的重要意义。本文各章节安排如下:

第一章 绪论

本章介绍了雷达目标跟踪的研究背景、研究意义以及研究现状,将目标跟踪这项课题引入文章主题。

第二章 目标跟踪基本知识

本章首先介绍了目标运动模型,其次阐述了跟踪坐标系与滤波状态变量的选取,接着讨论了滤波与预测理论,还将边扫描边跟踪雷达工作原理纳入本章,最后进行了相应的仿真分析。

第三章 雷达航迹起始

本章首先介绍了航迹起始波门的形状和尺寸,其次重点研究了航迹起始算法,最后进行了相关算法的仿真分析。

第四章 雷达航迹关联

本章首先介绍了单目标数据关联算法，其次重点阐述了多目标数据关联算法，最后对各个算法进行了相应的仿真分析。

第五章 雷达数据处理算法的评估方法

本章主要介绍了雷达数据处理性能评估的多种方法，包括 Monte Carlo 方法，专解析法，半实物仿真评估法，实验法。

第二章 目标跟踪基本知识

目标运动模型是机动目标跟踪的基本要素之一。从一定程度上可以说目标状态估计是整个目标跟踪算法的关键，因为量测与航迹的关联也需要知道量测到达时刻每条航迹的状态预测值^[8]。目标运动模型，总的原则是，该模型是必要的，符合实际的目标，同时也便于实时处理。根据目标是否机动，分为两大类：一类是非机动目标模型，主要有 CV 和 CA 模型；另一类是机动目标模型，一阶时间相关模型(Singer 模型)和“当前”统计模型首当其冲，每个目标运动模型都有各自适用的实际情况，下面就分别予以介绍。

2.1 目标运动模型

2.1.1 匀速度和匀加速度运动模型

在具有随机干扰的情况下。当目标做无机动运动时，比如目标作匀速或匀加速直线运动时，可以采用二阶常速 CV 模型或者三阶常加速模型作为运动模型。

CV 模型：

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \ddot{x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tilde{\omega}(t) \quad (2-1)$$

式中 x 为运动目标的位置、 \dot{x} 为运动目标的速度、 \ddot{x} 为运动目标的加速度； $\tilde{\omega}(t)$ 是均值为 0，方差为 σ^2 的高斯白噪声。

类似的，连续时间系统的离散描述很容易得到，其离散时间系统表达式为

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(k+1) \\ \ddot{x}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix} \omega(k) \quad (2-2)$$

其中， $\omega(k)$ 是均值为 0，方差为 $\sigma_w^2 = E[\omega(k)\omega(k)]$ 的高斯白噪声。

CA 模型：

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \ddot{x} \\ \dddot{x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ \ddot{x} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tilde{\omega}(t) \quad (2-3)$$

其离散描述为：

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(k+1) \\ \ddot{x}(k+1) \\ \dddot{x}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \\ \ddot{x}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix} \omega(k) \quad (2-4)$$

它的参数的意义和匀速运动模型中相应的参数意义是一样的。这两种模型是目标运动模型中最为基础的，也是目标跟踪中应用最多的两种模型，是推导得出其它模型的基础。对于匀速直线运动或者近似匀速的运动模型，都能够达到相当高的跟踪精度，对于机动的运动目标，要想降低模型误差对跟踪精度的影响，通常需要采用自适应滤波来提高跟踪精度。总而言之，以上的各种模型的计算量小，能够满足每时每刻的跟踪的要求。在我们平常的使用当中，目标的机动通常由 CA 模型大致的进行讨论，如果目标运动的时候机动性不强，其机动可被当做加速度变化所引起的，我们可以把目标加速度当成随机噪声 [9]。

2.1.2 一阶时间相关模型

一阶时间相关模型（Singer 模型）是加速度均值为零的一阶时间相关模型 [10,11,12]，如图 2.1 所示，我们可以计算出下式：

$$\sigma_a^2 = \frac{A_{\max}^2}{3} (1 + 4P_{\max} - P_0) \quad (2-5)$$

其中 A_{\max} 为最大的机动加速度， P_{\max} 为 A_{\max} 时的发生概率。

在 Singer 模型中，目标机动加速度为 $a(t)$

$$R_a(\tau) = E\{a(t)a(t+\tau)\} = \sigma_a^2 e^{-\alpha|\tau|} (\alpha \geq 0) \quad (2-6)$$

σ_a^2 和 α 为在 $(t, t+1)$ 区间就作为待定参数。 α 称为机动频率，在一般情况下， α 是这样取值的：大气扰动 $\alpha=1$ ，逃避机动 $\alpha=1/20$ ，转弯机动 $\alpha=1/60$ ，只有经过实际测量之后，我们才能知道机动频率的确切值 [13]。

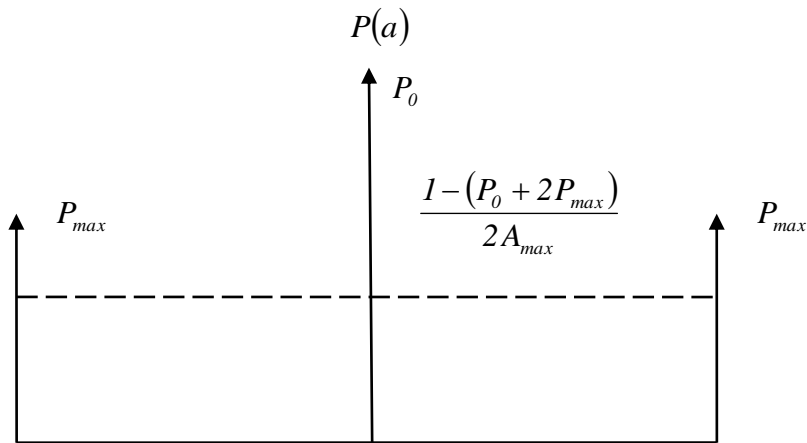


图 2.1 加速度的密度函数

因为机动加速度 $a(t)$ 是有色噪声，为了满足卡尔曼滤波算法对噪声的要求，我们对 $R_a(\tau)$ 应用白化过程后， $a(t)$ 可用于输入为白噪声的一阶时间相关模型的表示，即：

$$\dot{a}(t) = -\alpha a(t) + \omega(t) \quad (2-7)$$

其中, $\omega(t)$ 是均值为零, 方差为 $\sigma_w^2 = 2\alpha\sigma_a^2$ 的高斯白噪声。

经过上面的式子的推导, 我们可以方便地得到在连续条件下用白噪声描述的机动目标运动模型为

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{\dot{x}}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \omega(t) \quad (2-8)$$

该模型同 CV 和 CA 模型相比而言, 改用有色噪声描述机动加速度, 因而它具有比较大的机动适应性^[14], 但伴随而来的是计算量的增大, 当前的机器水准难以满足实现实时跟踪。

2.1.3 机动目标“当前”统计模型

Singer 模型将目标的加速度看作零均值随机过程。然而, 如果目标正在以某一加速度机动时, 显然, 其下一时刻必为有限的加速度取值, 并且只能在“当前”加速度的邻域内, 为此周宏仁提出了机动目标当前统计模型^[15,16]; 周宏仁教授认为加速度出现机动一般均在“当前”所在加速度的周围, 修正的瑞利分布可以描述其概率密度^[17]。

$x(t)$ 为目标位置, $a(t)$ 为零均值有色加速度噪声, $\bar{a}(t)$ 为“当前”加速度的均值, 假如每个周期都是恒定的, 那么 \bar{a} 可以用 $\bar{a}(t)$ 来替换, α 为机动频率, 与 Singer 模型里 α 的含义相同。 $w(t)$ 是均值为 0, 方差为 $\sigma_w^2 = 2\alpha\sigma_a^2$ 的白噪声, 其中, σ_a^2 是目标加速度方差。

$$\ddot{x}(t) = \bar{a}(t) + a(t) \quad (2-9)$$

$$\dot{a}(t) = -\alpha a(t) + w(t) \quad (2-10)$$

令 $a_1(t) = \bar{a} + a(t)$, 则有以下式:

$$\ddot{x}(t) = a_1(t) \quad (2-11)$$

$$\dot{a}_1(t) = -\alpha a_1(t) + \alpha \bar{a}(t) + w(t) = -\alpha a_1(t) + w_1(t) \quad (2-12)$$

其中 $w_1(t)$ 是白噪声, 它的均值为 $\alpha \bar{a}(t)$ 。

我们可以得到如下模型

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{\dot{x}}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \alpha \end{bmatrix} \bar{a}(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} w(t) \quad (2-13)$$

与经典的 Singer 模型比较来说, 该模型修正的瑞利分布和采用非零均值来描述机动加速度这样一个特点, 它反映目标机动范围内强度的变化越发的准确无误, 其得天独厚的响应快、跟踪精度高的优点, 使其特别适合跟踪强烈机动的目标, 相反的, 它跟踪轻微机动或非机动的目标则精度低, 并且计算量也不小, 不宜用于对于实时性要求比较高的情况下 [18]。

2.2 跟踪坐标系的选取

在实际的雷达目标跟踪中, 还要考虑量测方程和目标状态方程准确程度的影响这样一些因素。目标跟踪通常依赖两种描述: 一种是对目标运动的描述, 一种是对目标量测值的描述, 两者必须要结合具体的坐标系来描述。因此如何选择合适的坐标系是完成跟踪的一大课题。由于传感器在量测阶段往往是在球坐标系中, 而描述目标状态方程是在直角坐标系中; 如果在一种坐标系中建立目标的动态方程的话, 那么目标状态方程和量测方程中肯定有一个是非线性的, 这样带入模型误差的情况就在所难免。在现代雷达跟踪系统中, 一般采用两种方法来尽量消除引入的模型误差: 其一是将直角坐标系和球坐标系有机的结合在一起, 形成混合坐标系。首先在滤波和预测之前进行坐标变换这一过程, 然后再在直角坐标系中完成滤波和预测这一过程。所谓坐标变换的问题是: 已知两个坐标系, 根据二者之间的位置关系, 可以给出同一点的两组坐标间的位置关系。图 2.2 所示为坐标系的转换。

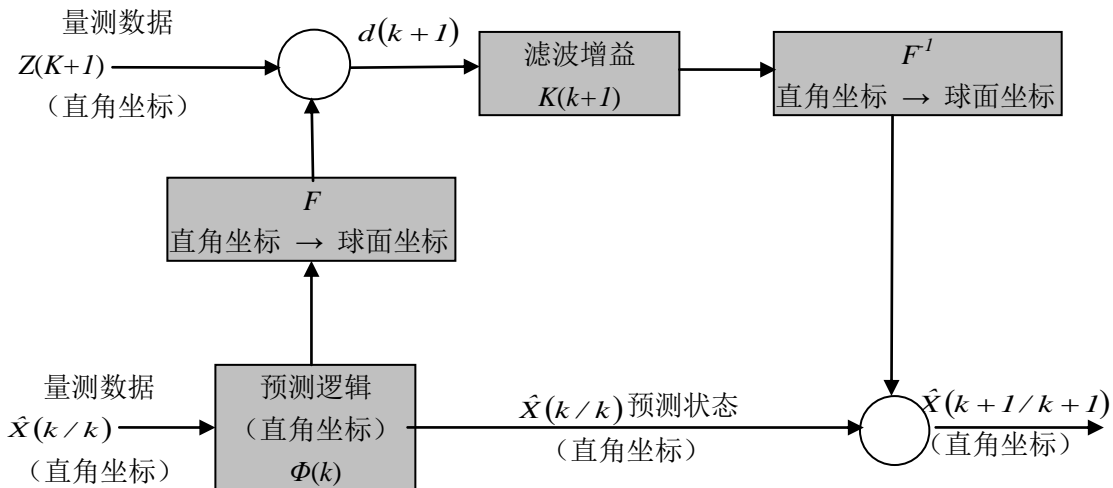


图 2.2 混合坐标系中的跟踪滤波框图

另一种方法只在一个坐标系下完成跟踪滤波。在球坐标系下测量雷达距离、方位、

仰角的测量误差变得简单易行，随之带来的优点也体现在其他方面，比如用波门选通的方法进行点迹与航迹的相关处理。与第一种方法相比，这种方法将三个伪加速度计算出，而不用计算两个坐标系之间的转换。事实证明，引入速度量测是一种很有用的办法，提高了跟踪精度。

2.3 滤波与预测

滤波与预测的目的是估计目标当前和未来时刻的运动状态。如若要跟踪非机动的目标，那么我们往往运用基本的滤波与预测方法。

卡尔曼滤波器是目标做匀速直线运动时的效果最好的滤波器。但是实际情况却不让，因为目标往往要产生机动，这样一来就会引起目标真实运动情况与建立起来的目标运动模型并不一致，卡这就会导致滤波的发散。人们于是通常采用应用各种自适应的滤波与预测方法。目标跟踪中的滤波和预测方法已经相当成熟。

2.3.1 卡尔曼滤波

目标跟踪最主要的目的就是估计被跟踪目标的状态，状态估计的目的是对目标过去的运动状态进行平滑，对目标现在的运动状态进行滤波和对目标未来的运动状态进行预测，这些运动状态包括目标的位置、速度和加速度等。二十世纪六十年代初，卡尔曼第一次成功地使用状态空间的概念，改变了滤波问题的一般描述，它是把信号看作是在白噪声激励下的一个线性系统的输出，并且我们用一组状态方程来表现这种输入输出关系。图 2.3 示出了上述的关系。

状态方程如下式：

$$X(k+1) = \Phi(k+1, k)X(k) + \Gamma(k+1, k)W(k) \quad (2-14)$$

量测方程如下式：

$$Y(k) = H(k)X(k) + V(k) \quad (2-15)$$

其中 $X(k) \in R^{n \times 1}$ 是目标的状态向量， $Y(k) \in R^{m \times 1}$ 是系统的量测向量； $W(k) \in R^{p \times 1}$ 是状态噪声， $V(k) \in R^{m \times 1}$ 为系统量测噪声，且 $W(k)$ 和 $V(k)$ 是高斯白噪声序列，它们互不相关。 $Q(k)$ 和 $R(k)$ 分别是 $W(k)$ 和 $V(k)$ 的协方差矩阵； $\Phi(k+1, k) \in R^{n \times n}$ 是状态转移矩阵； $\Gamma(k+1, k) \in R^{n \times p}$ 是干扰输入矩阵； $H(k) \in R^{m \times n}$ 是系统观测矩阵。

我们假设有以下条件成立：

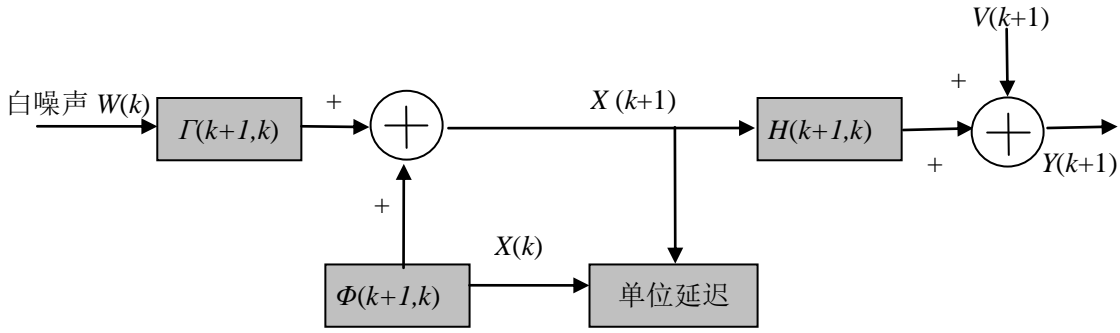


图 2.3 离散卡尔曼滤波的信号模型

① $\{W(k), k \geq 0\}$ 和 $\{V(k), k \geq 0\}$ 是零均值白噪声或者高斯白噪声序列， $Q(k)$ 和 $R(k)$ 分别是 $W(k)$ 和 $V(k)$ 的方差矩阵。

$$\begin{cases} E[W(k)] = 0 \\ Cov[W(k), W(j)] = Q(k)\delta_{ij} \end{cases} \text{ 和 } \begin{cases} E[V(k)] = 0 \\ Cov[V(k), V(j)] = R(k)\delta_{kj} \end{cases} \quad (2-16)$$

② $\{W(k), k \geq 0\}$ 和 $\{V(k), k \geq 0\}$ 有下列关系：

即 $Cov[W(k), V(j)] = 0$

③ 系统初始状态均值和方差如下所示。

$$\begin{cases} E[X(0)] = \mu_x(0) \\ Var[X(0)] = P_x(0) \end{cases} \quad (2-17)$$

④ $\{W(k), k \geq 0\}$ 和 $\{V(k), k \geq 0\}$ 的相关函数如下。

$$\begin{cases} Cov[X(0), W(k)] = 0 \\ Cov[X(0), V(k)] = 0 \end{cases} \quad (2-18)$$

因此，卡尔曼滤波问题就化成用观测数据 $Y(1), Y(2), \dots, Y(k)$ ，求解在 k 时刻目标状态方程的状态向量 $X(k)$ 的最佳估计 $\hat{X}(k/k)$ 的问题。

我们可以创建一个线性估计系统，它把观测序列作为输入，其目的是用来估计系统的状态，最终求解卡尔曼滤波。设 $X(k+1) \in R^{n \times 1}$ 为亟待估计的状态， $Y(k+1) \in R^{m \times 1}$ 为观测数据，则可以找到矩阵 $F(k+1, k) \in R^{n \times n}$ 、 $K(k+1) \in R^{n \times m}$ 、 $G(k+1) \in R^{n \times n}$ 使得

$$Z(k+1) = F(k+1, k)Z(k) + K(k+1)Y(k+1) \quad (2-19)$$

$$\hat{X}(k+1) = G(k+1)Z(k+1) \quad (2-20)$$

由图 2.4 所示了卡尔曼状态估计的过程。

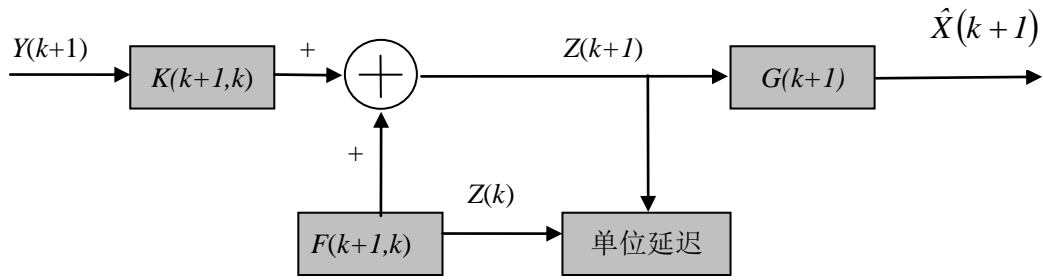


图 2.4 卡尔曼状态估计器原理

推导的具体过程如下表所示：

表 2.1 离散卡尔曼滤波递推公式表

状态方程	$X(k+1) = \Phi(k+1, k)X(k) + \Gamma(k+1, k)W(k)$
量测方程	$Y(k) = H(k)X(k) + V(k)$
滤波初始条件	$\begin{cases} \hat{X}(0) = E[X(0)] = \mu_x(0) \\ P(0) = \text{Var}[X(0)] = P_x(0) \end{cases}$
状态滤波值	$X(k/k) = \hat{X}(k, k-1) + K(k)[Y(k) - H(k)\hat{X}(k/k-1)]$
状态一步预测值	$\hat{X}(k/k-1) = \Phi(k, k-1)\hat{X}(k-1/k-1)$
一步预测均方误差阵	$P(k/k-1) = \Phi(k, k-1)P(k-1/k-1)\Phi^T(k, k-1) + \Gamma(k, k-1)Q(k-1)\Gamma^T(k, k-1)$
滤波增益矩阵	$K(k) = P(k, k-1)H^T(k)[H(k)P(k, k-1)H^T(k) + R(k)]^{-1}$
滤波均方误差阵	$P(k, k) = [I - K(k)H(k)]P(k/k-1)$

图 2.5 为离散卡尔曼滤波递推流程图：

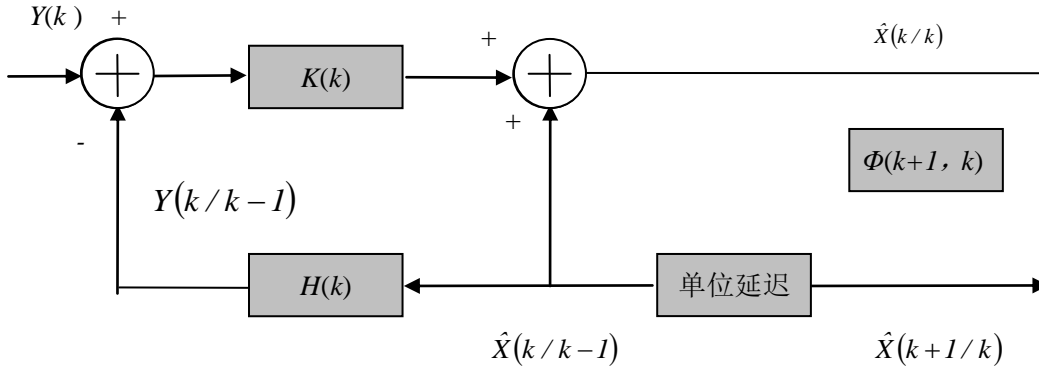


图 2.5 离散卡尔曼滤波递推流程图

这种新的线性递推滤波方法与以往的方法有所不同，它不需要记忆之前的观测数据，取而代之的是：每一个时刻，只要根据新的观测数据和前一时刻的估计量，便可以算出当前时刻的估计量。是一种线性无偏最小方差递推估计。

2.3.2 常增益滤波

当目标作匀速直线运动时，我们用两维向量来描述目标运动状态，即 $X = [x \ \dot{x}]$ ，这里 x 为位置分量， \dot{x} 为速度分量。

目标状态方程如下所示

$$X(k+1) = \Phi X(k) + GW(k) \quad (2-21)$$

其中

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0 & I \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix} \quad (2-22)$$

量测方程如下所示

$$Z(k) = HX(k) + N(k) \quad (2-23)$$

其中

$$H = [I \quad 0] \quad (2-24)$$

α - β 滤波方程如下所示：

$$X(k/k) = \hat{X}(k, k-1) + K(k)[Z(k) - H(k)\hat{X}(k/k-1)] \quad (2-25)$$

$$\hat{X}(k/k-1) = \Phi \hat{X}(k-1/k-1) \quad (2-26)$$

其中 $K = [\alpha \quad \beta/T]$

α - β 滤波方程是简而易行的方法，它在每次滤波循环中大约可以节约计算量70%^[19]。适合实时性要求比较高的场合。

下图给出了线性滤波模型的分类图：

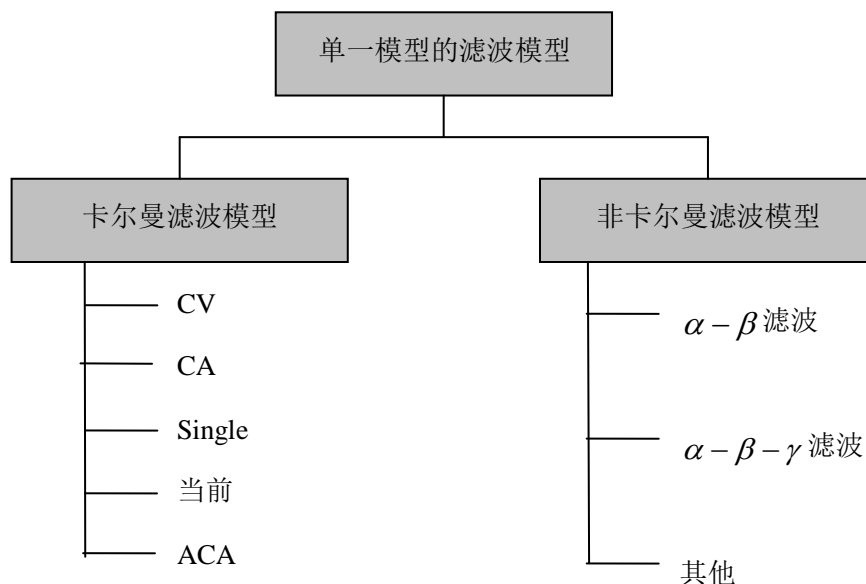


图 2.6 单一模型的滤波模型

2.3.3 扩展卡尔曼滤波

现在所用的许多传感器，如红外、电子支援措施(Electronic Support Measure,ESM)、被动声呐等，都是被动探测系统。被动探测系统自身并不对外发射信号，它只是接受目标发射、散射或反射的信号。较之有源探测系统，其具有隐蔽性高的优点，从而可极大地增强系统在作战环境下的生存能力。但也是由于无源探测系统并不对外发射信号这一原因，致使它不能测距。在此后的十多年间，Bucy 等人致力于研究卡尔曼滤波理论在非线性和非线性观测下的扩展^[20]，拓宽了卡尔曼滤波的适用范围。本文主要讨论了扩展卡尔曼滤波、不敏卡尔曼滤波这样的非线性滤波算法。

卡尔曼滤波是在线性高斯情况下获得目标的动态估计的，但是在实际的系统中，目标动态参数与观测数据间的关系往往不是线性的。对于涉及到非线性的滤波的时候，至今尚未得到完善的解法。现在通常利用线性化技巧将非线性的滤波变化为线性问题来进行解决，泰勒级数的展开是最普遍的线性化方法，这样处理就可以得到扩展卡尔曼滤波器(EKF)。

非线性系统的状态方程如下所示：

$$X(k+1) = f(k, X(k)) + V(k) \quad (2-27)$$

这里为了简便,省略掉了控制输入项,并认为过程噪声是加性白噪声,其均值为 0,其方差为

$$E[V(k)V(j)] = Q(k)\delta_{kj} \quad (2-28)$$

量测方程如下所示

$$Z(k) = h(k, X(k)) + W(k) \quad (2-29)$$

式中,量测噪声也认为是加性零均值白噪声,其方差为

$$E[W(k)W(j)] = R(k)\delta_{kj} \quad (2-30)$$

假定量测噪声和过程噪声不相关,并具有协方差矩阵 $P(0/0)$ 和初始状态估计 $\hat{X}(0/0)$ 。假设 k 时刻的估计如下所示

$$\hat{X}(k/k) = E[X(k)/Z^k] \quad (2-31)$$

这是一个近似的条件均值, $P(k/k)$ 为其相伴协方差的均值。由于 $\hat{X}(k/k)$ 不是精确地条件均值,所以,严格的说, $P(k/k)$ 应该是近似的均方误差。但习惯上人们把它当做协方差。

我们做如下的处理:对非线性函数在 $\hat{X}(k/k)$ 附近进行泰勒级数展开,取其中一阶项或者二阶项,以产生一阶或者二阶的 EKF,下式为二阶泰勒级数的展开式

$$\begin{aligned} X(k+1) = & f(k, X(k)) + f_x[X(k) - \hat{X}(k/k)] \\ & + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_x} e_i [X(k) - \hat{X}(k/k)] f_{xx}^i [X(k) - \hat{X}(k/k)] + (\text{高阶项}) + V(k) \end{aligned} \quad (2-32)$$

式中, n_x 为状态向量 $X(k)$ 的维数, e_i 为第 i 个笛卡尔基本向量,假如四位向量情况下笛卡尔基本向量有 4 个,它们分别为

$$e_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad e_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad e_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad e_4 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-33)$$

并且

$$f_x(k) = [\nabla_x f'(k, X)]_{X=\hat{X}(k/k)} = \left[\begin{array}{c} \frac{\partial}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial x_n} \end{array} \left[f_1(X) \cdots f_n(X) \right] \right]_{X=\hat{X}(k/k)} \quad (2-34)$$

$$= \left[\begin{array}{cc} \frac{\partial f_1(X)}{\partial x_1} & \cdots \frac{\partial f_n(X)}{\partial x_1} \\ \vdots & \cdots \vdots \\ \frac{\partial f_1(X)}{\partial x_n} & \cdots \frac{\partial f_n(X)}{\partial x_n} \end{array} \right]_{X=\hat{X}(k/k)}$$

是向量 f 的雅克比矩阵。类似的，可求得 f 的第 i 个分量的海赛矩阵为

$$f_{xx}^i(k) = \left[\nabla_x \nabla_x' f^i(k, X) \right]_{X=\hat{X}(k/k)} = \left[\begin{array}{cc} \frac{\partial^2 f^i(X)}{\partial x_1 \partial x_1} & \cdots \frac{\partial^2 f^i(X)}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \vdots & \cdots \vdots \\ \frac{\partial^2 f^i(X)}{\partial x_n \partial x_1} & \cdots \frac{\partial^2 f^i(X)}{\partial x_n \partial x_n} \end{array} \right]_{X=\hat{X}(k/k)} \quad (2-35)$$

从 k 时刻到 $k+1$ 时刻的状态预测值是通过取以 Z^k 为条件的期望值，并略去高阶项可得到

$$\hat{X}(k+1/k) = E[X(k+1)/Z^k] = f(k, \hat{X}(k/k)) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_x} e_i \text{tr}[f_{xx}^i(k)P(k/k)] \quad (2-36)$$

这里运用了恒等式

$$E[X'AX] = E[\text{tr}(AXX')] = \text{tr}(AP) \quad (2-37)$$

可得到状态预测值的估计误差，这里忽略了较高阶项，即

$$\begin{aligned} \tilde{X}(k+1/k) &= X(k+1) - \hat{X}(k+1/k) = f_x(k)\tilde{X}(k/k) + \\ &\quad \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_x} e_i [\hat{X}'(k+1/k)f_{xx}^i(k)\tilde{X}(k/k) - \text{tr}[f_{xx}^i(k)P(k/k)]] + V(k) \end{aligned} \quad (2-38)$$

利用上式可得相伴的协方差为

$$\begin{aligned} P(k+1/k) &= E[\tilde{X}(k+1/k)\tilde{X}'(k+1/k)/Z^k] = f_x(k)P(k/k)f_x'(k) + \\ &\quad \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_x} \sum_{j=1}^{n_x} e_i e_j' \text{tr}[f_{xx}^i(k)P(k/k)f_{xx}^j(k)P(k/k)] + Q(k) \end{aligned} \quad (2-39)$$

这里运用了恒等式

$$E\{[X'AX - E(X'AX)][X'BX - E(X'BX)]\} = 2\text{tr}(APBP) \quad (2-40)$$

对于二阶扩展卡尔曼滤波器，量测预测值为

$$\hat{Z}(k+1/k) = h(k+1, \hat{X}(k+1/k)) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_x} e_i \text{tr}[h_{xx}^i(k+1)P(k+1/k)] \quad (2-41)$$

与其相伴的协方差是

$$S(k+1) = h_x(k+1)P(k+1/k)h_x'(k+1) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_x} \sum_{j=1}^{n_x} e_i e_j' \text{tr}[h_{xx}^i(k)P(k+1/k)h_{xx}^j(k)P(k+1/k)] + R(k+1) \quad (2-42)$$

式中, $h_x(k+1)$ 是雅克比矩阵, 即

$$h_x(k+1) = [\nabla_x h'(k+1, X)]_{X=\hat{X}(k+1/k)}^T \quad (2-43)$$

它的第 i 个分量的海赛矩阵, 即

$$h_{xx}'(k+1) = [\nabla_x \nabla_x h'(k+1, X)]_{X=\hat{X}(k+1/k)}^T \quad (2-44)$$

增益

$$K(k+1) = P(k+1/k)h_x'(k+1)S^{-1}(k+1) \quad (2-45)$$

状态更新方程

$$\hat{X}(k+1/k+1) = \hat{X}(k+1/k) + K(k+1)\{Z(k+1) - h[k+1, \hat{X}(k+1/k)]\} \quad (2-46)$$

协方差更新方程为

$$P(k+1/k+1) = [I - K(k+1)h_x'(k+1)]P(k+1/k)[I + K(k+1)h_x(k+1)] - K(k+1)R(k+1)K'(k+1) \quad (2-47)$$

式中, I 为单位矩阵。

一阶扩展卡尔曼滤波的公式系包括

状态的一步预测

$$\hat{X}(k+1|k) = f[k, \hat{X}(k|k)] \quad (2-48)$$

协方差的一步预测

$$P(k+1/k) = f_x(k)P(k/k)f_x'(k) + R(k+1) \quad (2-49)$$

量测预测值

$$\hat{Z}(k+1/k) = h(k+1, \hat{X}(k+1/k)) \quad (2-50)$$

与其相伴的方差

$$S(k+1) = h_x(k+1)P(k+1/k)h_x'(k+1) + R(k+1) \quad (2-51)$$

增益

$$K(k+1) = P(k+1/k)h_x'(k+1)S^{-1}(k+1) \quad (2-52)$$

状态更新方程

$$\hat{X}(k+1/k+1) = \hat{X}(k+1/k) + K(k+1)\{Z(k+1) - h[k+1, \hat{X}(k+1/k)]\} \quad (2-53)$$

协方差更新方程

$$P(k+1/k+1) = [I - K(k+1)h_x(k+1)]P(k+1/k)[I + K(k+1)h_x(k+1)] - K(k+1)R(k+1)K'(k+1) \quad (2-54)$$

式中, I 为与协方差同维的单位矩阵。

扩展卡尔曼滤波(EKF)是一种常用的非线性信号处理办法, 广泛应用于雷达目标跟踪, 自动控制, 参数估计等领域^[21,22]。

2.3.4 不敏卡尔曼滤波

目前, 扩展卡尔曼滤波模型的线性化误差往往会严重影响滤波的结果, 甚至产生滤波发散。虽然在许多场合下, 扩展卡尔曼滤波都用来非线性问题, 但是其效果却差强人意。另外, 在不少的场合下, 线性化过程相对来说比较繁杂, 这是很不容易达到的。

为此, 人们由不敏变换衍生出了不敏卡尔曼滤波。不敏变换的方法是由 Juiler 等首先提出的^[23, 24]。它的核心思想是 UT 变换, UKF 对状态向量的概率密度函数 PDF 进行近似化, 表现为一系列选取好 δ 采样点。这些 δ 采样点完全体现了高斯密度的真实均值和协方差。这些点经由任何非线性系统的传输后就可以得到后验均值和协方差都并且能过精确到二阶状态。由于省略掉了线性化非线性系统之步骤, 并可以轻而易举的应用于非线性系统的状态估计, 因此, 这种方法很快得到了学者的普遍运用。

不敏变换不需要线性化非线性系统, 而是近似化状态向量的 PDF。近似化后的 PDF 仍然是高斯的, 但它表现为一系列选取好的 δ 采样点。

假设 X 为一个 n_x 维随机向量, $g: R^{n_x} \rightarrow R^{n_y}$ 为一非线性函数, 并且 $y = g(x)$ 。 X 的均值为 \bar{X} , 协方差为 P_x 。计算 UT 变换的过程如下所示。

① 首先计算 $(2n_x + 1)$ 个 δ 采样点 ξ_i 和对应的权值 W_i

$$\begin{cases} \xi_0 = \bar{X} & , i = 0 \\ \xi_i = \bar{X} + \left(\sqrt{(n_x + \kappa)P_x}\right)_i & , i = 1, \dots, n_x \\ \xi_{i+n_x} = \bar{X} - \left(\sqrt{(n_x + \kappa)P_x}\right)_i & , i = 1, \dots, n_x \end{cases} \quad (2-55)$$

$$\begin{cases} W_0 = \frac{\kappa}{(n_x + \kappa)} & , i = 0 \\ W_i = \frac{1}{[2(n_x + \kappa)]} & , i = 1, \dots, n_x \\ W_{i+n_x} = \frac{1}{[2(n_x + \kappa)]} & , i = 1, \dots, n_x \end{cases} \quad (2-56)$$

式中, κ 是一个尺度参数, 可以为任何数值, 只要 $(n_x + \kappa) \neq 0$ 。 $(\sqrt{(n_x + \kappa)P_x})_i$ 是 $(n_x + \kappa)P_x$ 均方根均值的第 i 行或第 i 列, n_x 为状态向量的维数。

② 每个 δ 采样点传播得到

$$y_i = g(\xi_i), \quad i = 0, \dots, 2n_x \quad (2-57)$$

③ y 的各量值估计如下

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i y_i \quad (2-58)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})' \quad (2-59)$$

假设 k 时刻跟踪系统的 $\hat{X}(k/k)$ 和 $P(k/k)$, 则得到 δ 采样点 $\delta_i(k/k)$ 和其对应的权值 W_i 。一步预测为:

$$\delta_i(k+1/k) = f[k, \xi_i(k/k)] \quad (2-60)$$

可得到如下的关系

$$\hat{X}(k+1/k) = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i \xi_i(k+1/k) \quad (2-61)$$

$$P(k+1/k) = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i \Delta X_i(k+1/k) \Delta X_i'(k+1/k) + Q(k) \quad (2-62)$$

式中, $\Delta X_i(k+1/k) = \xi_i(k+1/k) - \hat{X}(k+1/k)$

δ 采样点

$$\varsigma_i(k+1/k) = h[k+1, \xi_i(k+1/k)] \quad (2-63)$$

协方差为

$$\hat{Z}(k+1/k) = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i \varsigma_i(k+1/k) \quad (2-64)$$

$$P_{zz} = R(k+1) + \sum_{i=0}^{2n_x} W_i \Delta Z_i(k+1/k) \Delta Z_i'(k+1/k) \quad (2-65)$$

式中, $\Delta Z_i = z_i(k+1/k) - \hat{Z}(k+1/k)$

同样, 我们可以交互协方差

$$P_{xz} = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i \Delta X_i(k+1/k) \Delta Z_i' \quad (2-66)$$

如果 $k+1$ 时刻传感器所提供的测量为 $Z(k+1)$, 则状态更新和状态更新协方差可表示为

$$\hat{X}(k+1/k+1) = \hat{X}(k+1/k) + K(k+1)[Z(k+1) - \hat{Z}(k+1/k)] \quad (2-67)$$

$$P(k+1/k+1) = P(k+1/k) + K(k+1)S(k+1)K'(k+1) \quad (2-68)$$

$$K(k+1) = P_{xz} P_{zz}^{-1} \quad (2-69)$$

2.4 边扫描边跟踪雷达工作原理

在本文中我们对目标跟踪所采用的是边扫描边跟踪雷达体系。边扫描边跟踪雷达系统按以下基本逻辑步骤展开工作：航迹起始——点迹、航迹相关——航迹预测——航迹滤波——航迹终止^[25]。

发展现代边扫描边跟踪系统(TrackWhileScan, TWS)的目的是, 同时跟踪多个目标是仅在一个探测器条件下进行的。边扫描边跟踪雷达在方位上扫描周期约在数秒至数十秒之间, 通常用电或机械的方式进行慢速连续的扫描。采用边扫描边跟踪技术能使一部雷达边跟踪所选定的目标, 边扫描搜索目标。从原理上讲, 对已发现的目标实施跟踪的搜索雷达都可以称为边扫描边跟踪雷达。边扫描边跟踪雷达技术, 就是利用计算机二次处理雷达信息, 进行滤波外推、相关处理和航迹管理, 实时地确定发现的各个目标的运动状态及其变化规律, 并且把各种信息通过显示器等设备, 提供给指挥员, 以作为决策的依据。

在仰角上, 一般采用电扫描方法作快速扫描。天线在一次扫描中可能收到多个目标的回波信号, 方位采样周期较长亦即扫描速度较低, 它们的状态数据并不是一样的。因为, 在每两个相邻采样周期内, 任何一个目标的速度, 位置都会有相当大的不一样。我们要达到跟踪每个正在移动的目标这样的任务的话, 那么就要在雷达获得跟踪的目标回波的那一刻, 对下一扫描周期, 预测这个目标可能出现的位置和相应的速度等信息, 这样做是为了在下一次扫描周期内, 大致能和此目标回波重合在一起。上述过程即为边扫描边跟踪雷达的作用。有了现代计算机的协助, 雷达跟踪系统的快速反应能力得以提高^[26]。

2.5 仿真分析

基于以上对卡尔曼滤波的论述, 设目标在 x 轴方向上做直线运动, 其状态方程为

$$X(k+1) = F(k)X(k) + \Gamma(k)v(k), \quad k = 0, 1, \dots, 99$$

式中, 状态向量 $X(k) = [x \quad \dot{x}]$, 状态转移矩阵 $F(k)$ 、过程噪声分布矩阵 $\Gamma(k)$ 分别

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma(k) = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix}$$

式中, 采样间隔 $T = 1s$, 过程噪声是高斯白噪声, 其均值为 0, 并且它和量测噪声序列相互独立, 其方差为 $E[v^2(k)] = q$, 仿真时取 $q = 0$ 和 $q = 1$ 两种条件。真实的目标初始状态为

$$X(0) = \begin{bmatrix} 9 \\ 11 \end{bmatrix}$$

量测方程为

$$Z(k) = H(k)X(k) + W(k)$$

式中, 量测噪声是白噪声, 其均值为 0, 且有方差 $E[W^2(k)] = r = 4$, 而量测矩阵

$$H(k) = [1 \quad 0]$$

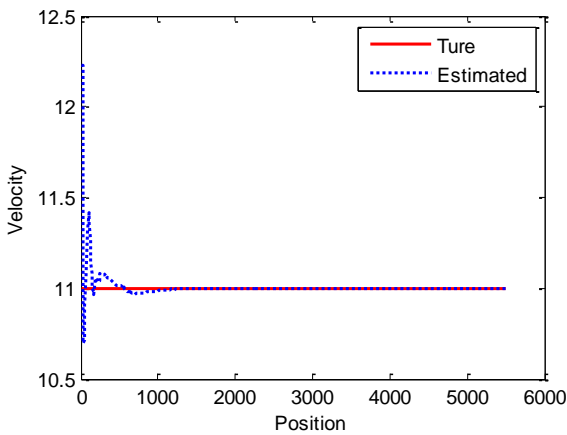


图 2.6(a) $q=0$ 时的真实轨迹和卡尔曼滤波

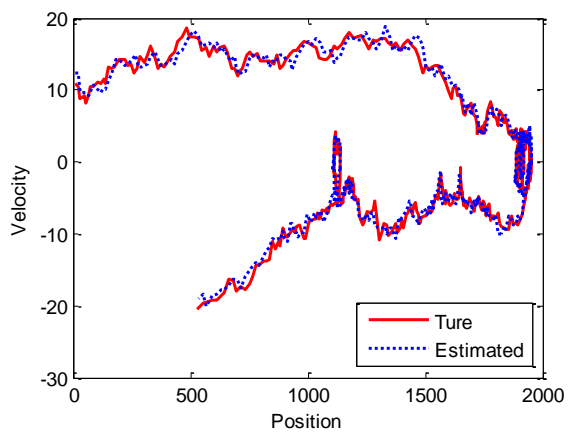
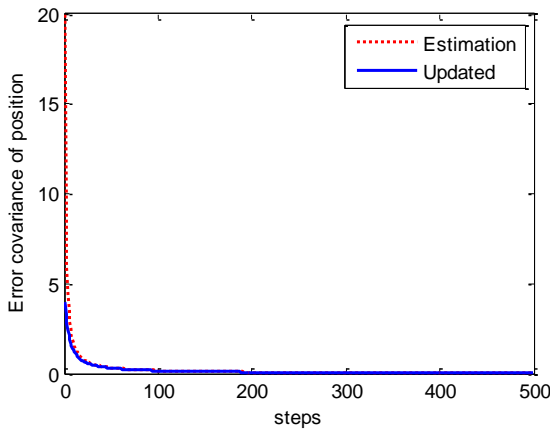
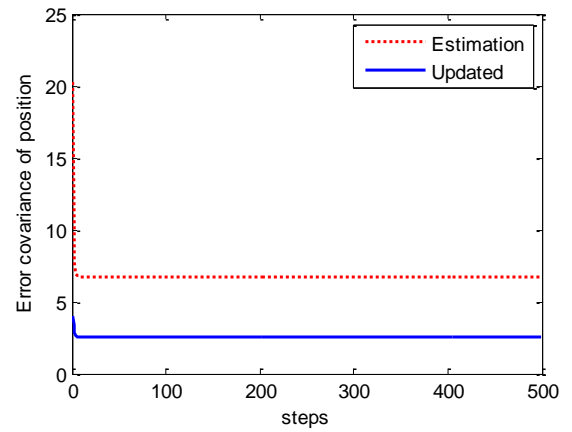
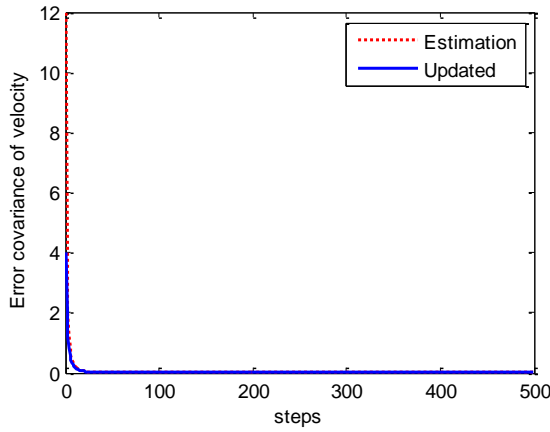
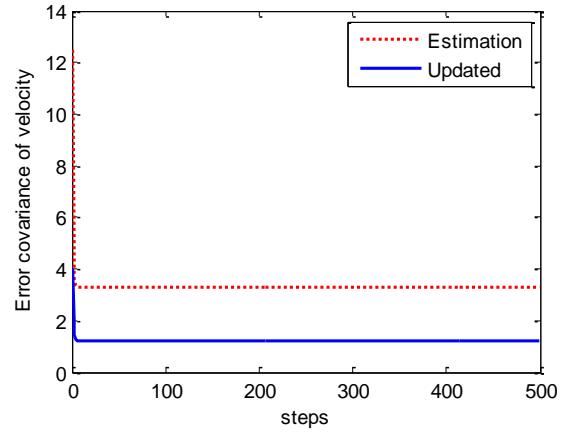


图 2.6(a) $q=1$ 时的真实轨迹和卡尔曼滤波

图 2.6(b) $q=0$ 时预测和更新位置误差协方差图 2.6(e) $q=1$ 时预测和更新位置误差协方差图 2.6(c) $q=0$ 时预测和更新速度误差协方差图 2.6(f) $q=1$ 时预测和更新速度误差协方差图 2.6 $q=0$ 和 $q=1$ 时的卡尔曼滤波仿真图

考虑一个系统，其运动限于直线上，系统的状态方程为

$$X(k+1) = F(k)X(k) + \Gamma(k)v(k), \quad k = 0, 1, \dots, 99$$

式中， $v(k)$ 是零均值的白噪声

$$E[v(k)v'(j)] = \sigma_v^2 \delta_{kj} = 9\delta_{kj}$$

$$\Gamma(k) = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix}$$

式中， T 为采样间隔，这里取 $T = 1s$ ，目标运动的真实初始状态 $X(0) = [8 \quad 66]$ 。量测为

$$Z(k) = [1 \quad 0]X(k) + W(k)$$

式中，量测噪声是零均值白噪声，并与过程噪声序列式相互独立的，且具有方差 $\sigma_w^2 = 100$

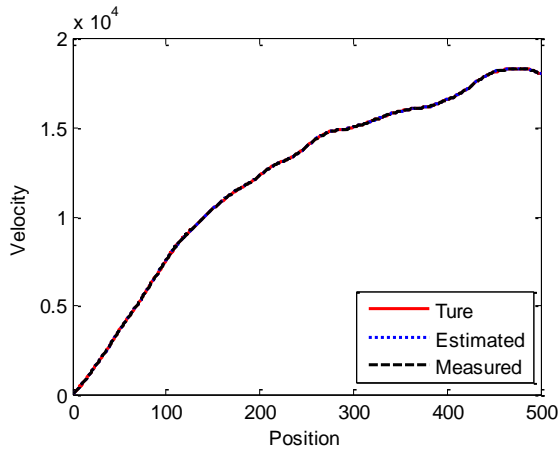


图 2.7(a) 常增益真实和滤波轨迹

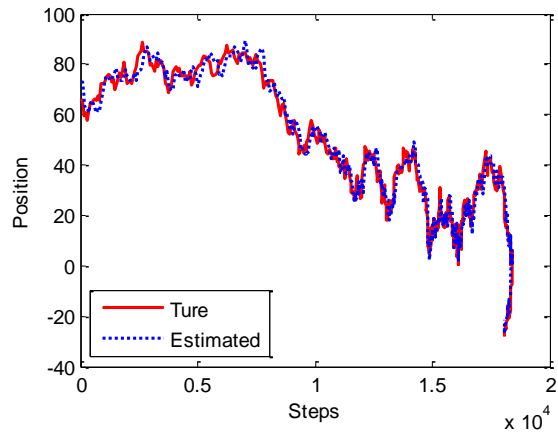


图 2.7(b) 常增益真实和滤波轨迹

图 2.7 常增益卡尔曼滤波仿真图

对于非线性的卡尔曼滤波模型，假设目标速度大小为 200m/s，距离测量误差的标准差为 30m,方位和俯仰角量测误差的标准差为 1°

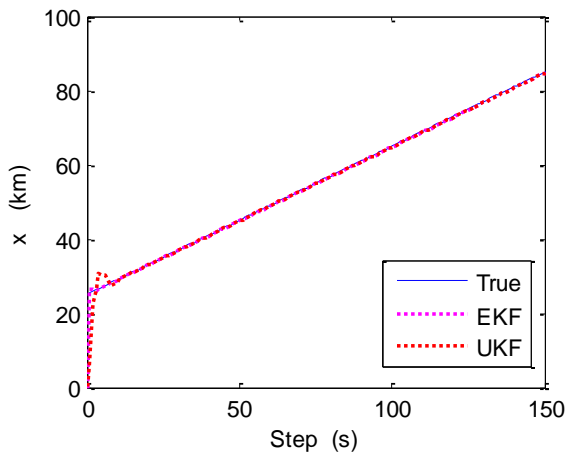


图 2.8(a) 目标位置真实和非线性滤波轨迹

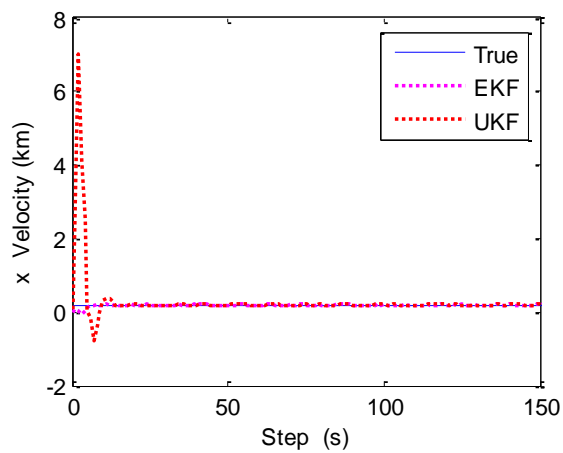


图 2.8(b) 目标速度真实和非线性滤波轨迹

图 2.8 非线性卡尔曼滤波仿真图

2.6 本章小结

本章简要介绍了目标跟踪的基础知识，包括目标运动的模型和常用的滤波与预测算法。针对本文主要讨论的雷达目标跟踪问题，重点介绍了滤波与预测的算法，包括卡尔曼滤波、常增益卡尔曼滤波以及一些非线性滤波算法，以上内容是以后各章的基础，对后续的工作有指导意义。

第三章 雷达航迹起始

航迹起始是航迹起始处理中至关重要的一环，准确无误的起始一条航迹可以消除组合爆炸，减轻计算上面的负担。但在整个领域中，航迹起始同跟踪、维持相比，这方面的课题研究成果很少。如果航迹起始不正确，目标跟踪就无从谈起，“失之毫厘谬以千里”这句话可充分体现航迹起始的重要性。而且在处理航迹起始的环节时，还有一些因素导致了航迹起始问题成为一个棘手的问题。这些因素包括目标距离远，传感器探测分辨率较低、测量精度较差，再加上真假目标的出现无明显的统计学规律^[27]。

航迹起始用英文来说是“Track Initiation”，中文翻译过来是“航迹起始”、“跟踪起始”、“航迹初始”等。从处理航迹的过程来分，航迹起始有下面的定义：航迹保持之前的航迹确立过程^[28]。这其中又包括了航迹起始，航迹头的选择及其航迹段形成过程。

其中多目标噪声环境航迹处理最为复杂，这是因为多目标密集状态下处理航迹相对复杂并且和航迹起始所在的地位有一定的关系。多目标跟踪最首要的问题是如何形成确认区域和如何形成相关波门。这里，我们通常将以被跟踪目标的预测位置作为中心点，在这中心点的四周确定一块儿区域并作为相关波门。确定这块儿区域的大小要用到能正确接收回波的概率。通常状况下在进行波门的建立时，要考虑到其大小与形状，效果良好的波门应该可以满足让真实量测以相当高的概率落入其中，同时又可以不让无关的点击数相对很少。相关波门的作用是来判断量测值是否是源自目标的，它相当于一个决策门限。我们把相关波门里头的回波称为候选回波，一旦相关波门大小与形状被确立好了，相应的正确检测概率和虚警概率也就可以确定。而检测概率和虚警概率常常是移动与矛盾体，可见如何选择相关波门是一个问题。

3.1 航迹起始波门的形状和尺寸

本文将对一些最基本的相关波门拿来进行讨论。这里我们把新息（量测残差）、量测方程和新息协方差等信息另作定义。

量测方程为：

$$Z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + W(k+1) \quad (3-1)$$

其中： $H(k+1)$ 为量测矩阵， $X(k+1)$ 为状态向量， $W(k+1)$ 是具有协方差 $R(k+1)$ 的零均值、白色高斯量测噪声序列。

新息为:

$$v(k+1) = z(k+1) - \hat{z}(k+1/k) \quad (3-2)$$

新息协方差为:

$$S(k+1) = H(k+1)P(k+1|k)H'(k+1) + R(k+1) \quad (3-3)$$

椭圆（球）波门

转换量测值为 $z_c(k+1)$ ，在直角坐标系下，它满足下列条件:

$$\begin{aligned} \tilde{V}_{k+1}(\gamma) &\triangleq [z_c(k+1) - \hat{z}_c(k+1/k)]^T S^{-1}(k+1) [z_c(k+1) - \hat{z}_c(k+1/k)] \\ &= v_c'(k+1) S^{-1}(k+1) v_c(k+1) \leq \gamma \end{aligned} \quad (3-4)$$

式(3-4)称为波门规则。若 $z_c(k+1)$ 为 n_z 维，则 $\tilde{V}_{k+1}(\gamma)$ 是具有 n_z 个自由度的平方根 $g = \sqrt{\gamma}$ 的 χ^2 分布随机变量参数。其中: 参数 γ 由 χ^2 分布表获得。当 $n_z = 2$ 时，椭圆波门形状如图所示:

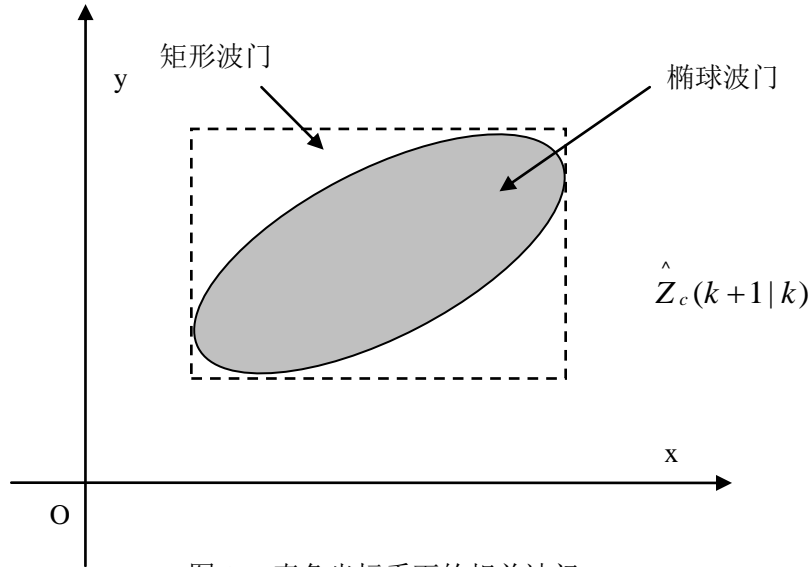


图 3.1 直角坐标系下的相关波门

对于不同 γ 值与不同量测维数 n_z ，定义

$$P_G = P\left\{z_c(k+1) \in \tilde{V}_{k+1}(\gamma)\right\} \quad (3-5)$$

n_z 维椭圆（球）波门的面（体）积为:

$$V(n_z) = c_{n_z} \gamma^{\frac{n_z}{2}} |S(k+1)|^{\frac{1}{2}} \quad (3-6)$$

其中:

$$c_{n_z} = \begin{cases} \frac{\pi^{\frac{n_z}{2}}}{(n_z/2)!} & n_z \text{为偶数} \\ \frac{2^{n_z+1} \left(\frac{n_z+1}{2}\right)! \pi^{\frac{n_z-1}{2}}}{(n_z+1)!} & n_z \text{为奇数} \end{cases} \quad (3-7)$$

当 $n_z = 1, 2, 3$ 时, c_{n_z} 分别为 2 、 π 和 $4\pi/3$ 。

可得归一后的 n_z 维椭圆（球）波门的面（体）积为：

$$V(n_z) = c_{n_z} \gamma^{n_z/2} \quad (3-8)$$

矩形波门

最简单的相关波门即矩形波门。设转换量测 $z_c(k+1)$ 、新息 $v_c(k+1)$ 和量测的预测值 $\hat{z}_c(k+1/k)$ 的第 i 个分量可以相应用 $z_{ci}(k+1)$ 、 $v_{ci}(k+1)$ 、 $\hat{z}_{ci}(k+1/k)$ 表示, $S(k+1)$ 的第 i 行第 j 列用 S_{ij} 表示, 则当量测 $z_c(k+1)$ 有下式

$$|z_{ci}(k+1) - \hat{z}_{ci}(k+1/k)| = |v_{ci}(k+1)| \leq K_G \sqrt{S_{ij}} \quad i = 1, 2, 3, \dots, n_z \quad (3-9)$$

n_z 维矩形波门的面（体）积为：

$$V_{\text{矩}}(n_z) = (2K_G)^{n_z} \prod_{i=1}^{n_z} \sqrt{S_{ij}} \quad (3-10)$$

利用新息协方差的标准差进行归一化得归一化后 n_z 维矩形波门面（体）积为：

$$V_{\text{矩}}^u(n_z) = (2K_G)^{n_z} \quad (3-11)$$

若不同分量对应的波门常数 K_G 互不相同, 则式分别变为

$$V_{\text{矩}}(n_z) = 2^{n_z} \prod_{i=1}^{n_z} K_{Gi} \sqrt{S_{ij}} \quad (3-12)$$

$$V_{\text{矩}}^u(n_z) = 2^{n_z} \prod_{i=1}^{n_z} K_{Gi} \quad (3-13)$$

由式可求的 K_G 相同情况下的椭圆（球）波门和矩形波门面（体）积之比为：

$$\text{ratio}(n_z) = \frac{V_{\text{椭}}^u(n_z)}{V_{\text{矩}}^u(n_z)} = \frac{c_{n_z} \gamma^{n_z/2}}{(2K_G)^{n_z}} \quad (3-14)$$

3.2 航迹起始算法

航迹起始可以说是目标跟踪技术的首要环节, 根据它能够建立新目标的档案信息来, 我们可以把它分为暂时航迹形成和轨迹确定这两部分。按处理的方法来分

的话，航迹起始算法能够被分成顺序处理技术和批处理技术这两部分。在平时的使用当中，顺序处理技术和批数据处理技术尤其各自的处理过程。

3.2.1 直观法

这种算法是航迹起始各种算法中最简单易行的算法，其中用到了最基本的物理学原理：相邻两次采样周期得到的任意两个量测，如果它们是属于同一个目标的量测，则两个量测与扫描时间之比应该在目标最小速度与最大速度之间取值，更进一步，加速度也要受到目标最大加速度值的限制。假设 $r_i, i=1,2,\dots,N$ ，为连续扫描 N 次得到的位置量测值，如果在这 N 次扫描中有超过 M 个量测值符合下列的条件的时候，那么启发式规则法就可以起始一条航迹了。

(1) 测得的或估计的速度大于某最小值 V_{\min} 而小于某最大值 V_{\max} ；这种速度约束形成的相关波门，特别适合于第 1 次扫描得到的量测和后续扫描的自由量测。

(2) 测得的或估计的加速度的绝对值小于最大加速度 a_{\max} 。如果存在不止一个回波，则用加速度最小的那个回波来形成新的航迹。

若用数学的模型来判定的话，可由下式描述：

$$V_{\min} \leq \left| \frac{r_i - r_{i-1}}{t_i - t_{i-1}} \right| \leq V_{\max} \quad (3-15)$$

$$\left| \frac{r_{i+1} - r_i}{t_{i+1} - t_i} - \frac{r_i - r_{i-1}}{t_i - t_{i-1}} \right| \leq a_{\max} (t_{i+1} - t_i) \quad (3-16)$$

若要达到尽可能多的形成正确的航迹的话，我们还要另外附加一个用角度信息的约束条件。

令 φ 为矢量 $r_{i+1} - r_i$ 和 $r_i - r_{i-1}$ 之间的夹角，即

$$\varphi = \arccos \left[\frac{(r_{i+1} - r_i)(r_i - r_{i-1})}{|r_{i+1} - r_i||r_i - r_{i-1}|} \right] \quad (3-17)$$

我们可以把角度约束条件表示成为 $|\varphi| \leq \varphi_0$ ，式子 $0 < \varphi_0 \leq \pi$ 。若 $\varphi_0 = \pi$ ，那么角度就不收约束了。

3.2.2 逻辑法

逻辑法最开始是在集合论描述法中提出的方法。在航迹处理的每个过程中，逻辑法都能派上用场，量测值的序列说明了含有 N 次采样时间窗内的输入，若时间窗内的检测数量超过设定的阈值时就说明一条航迹起始完成，不然的话时间窗就要移动一次采样周期，移动方向是朝增加时间窗长度的方向。但是直观法和逻辑

法起始航迹有所不同，那就是：直观法用物理学上的简单原理规则来删去可能起始的航迹，而逻辑法则略微不同，它以多重假设的方式来识别可能存在的航迹。下面具体讨论逻辑法。

设 $z_i^l(k)$ 是 k 时刻量测 i 的第 l 个分量，这里 $l=1, \dots, p, i=1, \dots, mk$ 。则可将观测值 $\mathbf{z}_i(k)$ 与 $\mathbf{z}_j(k+1)$ 间的距离矢量 $\mathbf{d}_{ij}(k)$ 的第 1 个分量定义为

$$d_{ij}(k) = \max[0, z_j^l(k+1) - z_j^l(k) - v_{\max}^l t] + \max[0, -z_j^l(k+1) + z_j^l(k) + v_{\min}^l t] \quad (3-18)$$

协方差为 $\mathbf{R}_i(k)$ ，那么有下列公式城里

$$\mathbf{D}_{ij}(k) = \mathbf{d}_{ij}'(k) [\mathbf{R}_i(k) + \mathbf{R}_j(k+1)]^{-1} \mathbf{d}_{ij}(k) \quad (3-19)$$

下面是搜索时要考虑的步骤：

(1) 用第一次扫描中得到的量测为航迹头建立门限，用速度法建立初始相关波门，对落入初始相关波门的第二次扫描量测均建立可能航迹；

(2) 对每个可能航迹进行外推，以外推点为中心，后续相关波门的大小由航迹外推误差协方差确定；第三次扫描量测落入后续相关波门离外推点最近者给予互联；

(3) 若后续相关波门没有量测，则撤销此可能航迹，或用加速度限制的扩大相关波门考察第三次扫描量测是否落在其中；

(4) 继续上述的步骤，直到形成稳定航迹，航迹起始方算完成；

(5) 在历次扫描中，未落入相关波门参与数据互联判别的那些量测（称为自由量测）均作为新的航迹头，转步骤 1。

用逻辑法进行航迹起始，怎样确定形成稳定的航迹要由算法的性能和复杂性分析来决定。航迹起始通常运用的原理是滑窗法的 m/n 逻辑原理。

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 次采样时有量测点存在于相关波门内，则元素 z_I 等于 1，反之为 0。如果时间窗内的检测数超过我们设定的阈值 m 时，那么就宣告航迹起始成功。如若不然，就要增大窗口时间，具体操作是将滑窗右移一次。构成航迹起始的逻辑就是航迹起始的检测数 m 以及滑窗中的相继事件数 n 。

3.2.3 Hough 变换法

Hough 变换在模式识别和图像处理中被广泛应用^[29]。1972 年，Duda 和 Hart 将极坐标引入 Hough 变换^[30]，1994 年，Carlson 等人将 Hough 变换法应用到雷达中，它可搜索检测直线运动或做近似直线运动的低可观测目标。Hough 变换法也可以用于航迹起始，但是由于 Hough 变换法起始航迹比较慢，为了能提高起始的速度，J.Chen 等人创新的提出了修正的 Hough 变换法。

Hough 变换法是通过下式将笛卡尔坐标系的观测数据 (x,y) 变换到参数空间中的坐标 (ρ,θ) ，即

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (3-20)$$

式中， $\theta \in [0, 180^\circ]$ 。对于一条直线上的点 (x_i, y_i) ，必有两个唯一的参数 ρ_0 和 θ_0 满足

$$\rho_0 = x_i \cos \theta_0 + y_i \sin \theta_0 \quad (3-21)$$

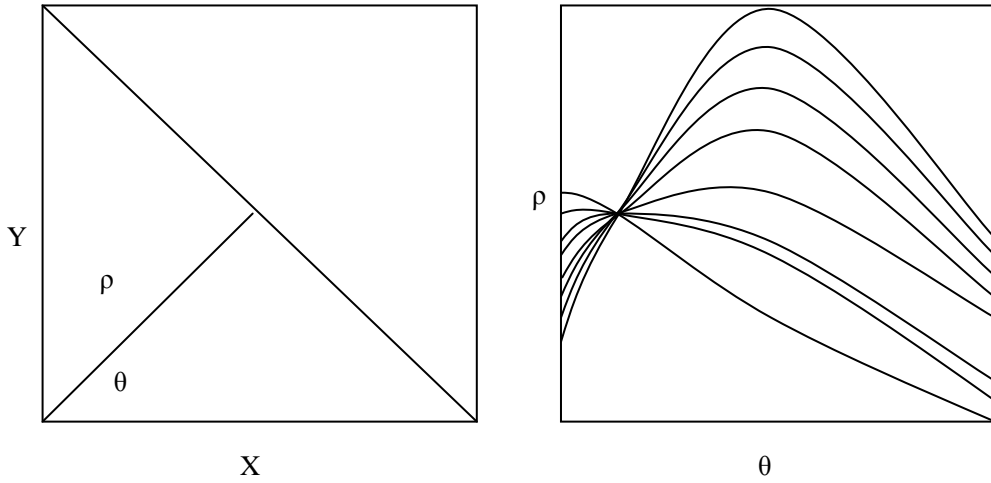


图 3.2 Hough 变化示意图

如图所示笛卡尔空间中的一条直线可以通过从原点到这条直线的距离 ρ_0 和 ρ_0 与 x 轴的夹角 θ_0 来定义。将直线上的几个点转换成参数空间的曲线，如图所示。从图中可以明显看出图中直线上的几个点转换到参数空间中的曲线交于一公共点。

为了能在接受的雷达数据中将目标检测出来，需将 ρ - θ 平面离散的分割成一些小方格，如何判断出公共的交点就要检测 3-D 直方图中的峰值。在直方图中，没个方格的中心位置在

$$\theta_n = \left(n - \frac{1}{2} \Delta \theta \right), \quad n=1, 2, \dots, N_\theta \quad (3-22)$$

$$\rho_n = \left(n - \frac{1}{2} \Delta \rho \right), \quad n=1, 2, \dots, N_\rho \quad (3-23)$$

式中， $\Delta \theta = \pi / N_\theta$ ， N_θ 为参数 θ 的分割段数， $\Delta \rho = L / N_\rho$ ， N_ρ 为参数的分割段数， L 为雷达测量范围的 2 倍。当 X - Y 平面时存在有若干点，当这些点可连成一条直线的时候，那么这些点就会就会在 ρ - θ 平面相应的方格内汇集。扫描多次以后，如果目标是做直线运动的，那么在相应的单元方格内就会有許多点累计在一起。直方图中的峰值预示着可能会产生一条航迹，但是不能排除杂波产生航迹

的可能性。

Carlson 等人提出了一种使用简单转换方法。

定义一个实际矩阵 D ，即

$$D = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \cdots & x_L \\ y_1 & y_2 & y_3 & \cdots & y_L \end{bmatrix} \quad (3-24)$$

转换矩阵 H

$$H = \begin{bmatrix} \cos\theta_1 & \sin\theta_1 \\ \cos\theta_2 & \sin\theta_2 \\ \cos\theta_3 & \sin\theta_3 \\ \vdots & \vdots \\ \cos\theta_L & \sin\theta_L \end{bmatrix} \quad (3-25)$$

式中， $\theta \in [0, 180^\circ]$ ，转换后有下式

$$R = HD = \begin{bmatrix} \rho_{1\theta_1} & \cdots & \rho_{L\theta_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{1\theta_N} & \cdots & \rho_{L\theta_N} \end{bmatrix} \quad (3-26)$$

Hough 变换法起始航迹的效果由航迹起始的时间和参数 $\Delta\theta$ 、 $\Delta\rho$ 两个方面而定。航迹起始所用的时间越长，起始航迹的效果越好；参数 $\Delta\theta$ 、 $\Delta\rho$ 选取越小，起始航迹的效果越好，但是容易造成漏警；参数 $\Delta\theta$ 、 $\Delta\rho$ 的选取应根据实际雷达的测量误差而定，若测量误差较大，则参数 $\Delta\theta$ 、 $\Delta\rho$ 选取较大的值。不至于漏警。Hough 变换法很难起始机动目标的航迹，这是由 Hough 变换法的特点所决定的。

3.3 仿真分析

本节对上面的航迹起始算法进行了仿真比较，使用一个2D雷达对目标进行跟踪，雷达采样周期为 $T=5s$ ，图中“○”表示真实目标点迹，“□”表示雷达第一次采样周期的点迹，“☆”表示雷达第二次采样周期的点迹，“*”表示雷达第三次采样周期的点迹，“+”表示第四次采样周期的点迹。雷达的测向误差和测距误差分别为 $\sigma_\theta = 0.3^\circ$ ， $\sigma_r = 40m$ 。仿真环境如下：直观算法情况下，假定一个目标做匀速直线运动，初始位置为(60000m,60000m)，目标运动速度为 $v_x = 500m/s$ ， $v_y = 0m/s$ ；逻辑法情况下，假定5个目标做匀速直线运动，初始位置分别为(55000m,55000m)、(45000m,45000m)、(35000m,35000m)、(45000m,25000m)、(55000m,15000m)，目标运动速度为 $v_x = 350m/s$ ， $v_y = 0m/s$ ；Hough变换法情况下，假定1个目标做匀速直线运动，初始位置分别为(60000m, 60000m)，运动速度为 $v_x = 500m/s$ ， $v_y = 0m/s$ 。

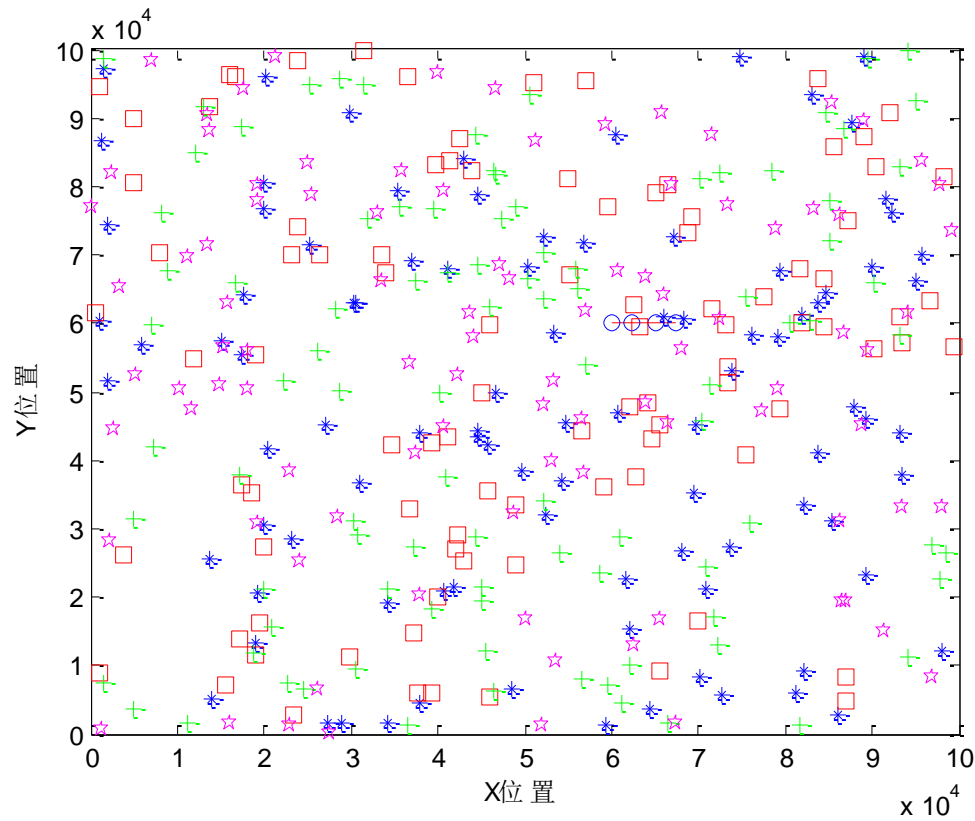


图 3.3(a) 杂波点与真实点态势图

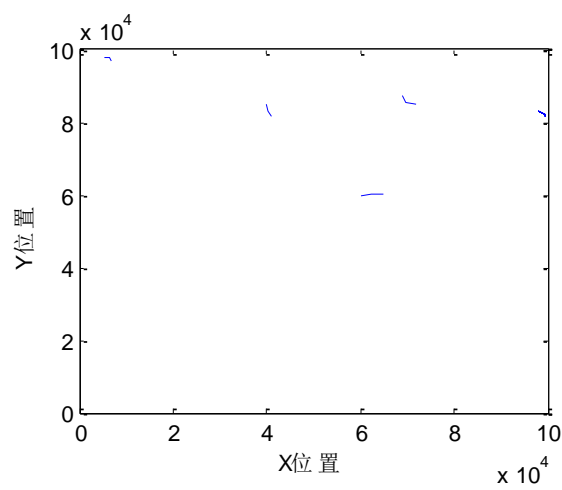


图 3.3(b) 基于直观法的起始的航迹图

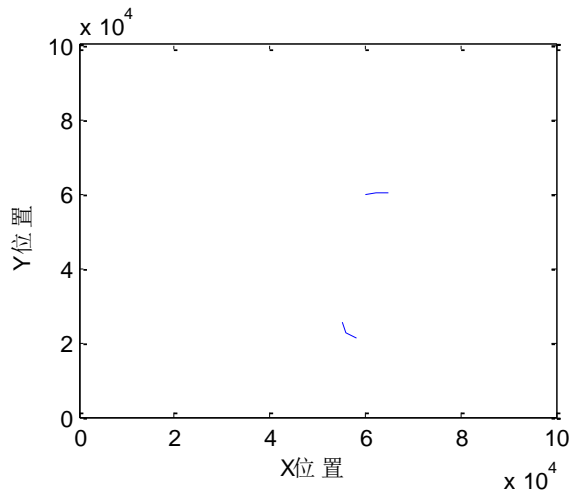


图 3.3(c) 基于 Hough 变换的起始的航迹图

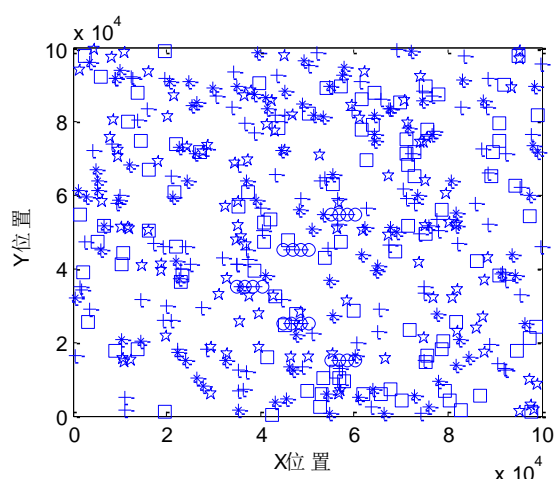


图 3.3(d) 杂波点与真实点态势图

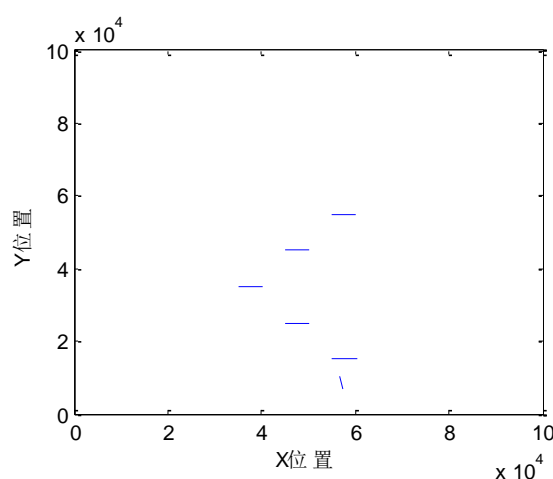


图 3.3(e) 基于逻辑法起始的航迹图

图 3.3 航迹起始仿真图

通过上面的仿真分析，上述航迹算法在杂波较密集的环境中，均出现了虚警，其中基于 Hough 变换的航迹起始算法起始的虚假航迹最多。可以得到直观法和逻辑法相对来说能够较好的起始目标的航迹，而基于 Hough 的起始方法会产生虚假航迹，可以看到其仿真效果并不好，因此对于 Hough 起始算法通常要进行一定的改进。

3.4 本章小结

本章介绍了雷达目标航迹起始的理论，包括有航迹波门和航迹起始算法。航迹算法是重点，其中包括最基本的直观法、逻辑法和 Hough 变换法。航迹起始是指从目标进入雷达威力区到建立该目标航迹的过程，如果航迹起始不正确，则根本无法实现对目标的跟踪。因此本章是为以后的雷达航迹更新与维持做铺垫，为后续的工作做准备。

第四章 雷达航迹关联

这几年，目标跟踪技术已成为美国建设的国家导弹防御系统以及推动发展起来的地域性导弹防御系统的关键技术之一。现在，目标跟踪已经远不止应用在军事领域，其涉及到的方面非常广泛，包括医疗、航天、机器人、交通乃至金融与经济领域中。一般意义我们所指的目标跟踪问题是指在干扰环境下单个目标或者多个目标的跟踪问题，这是在 1955 年由 wax 提出的。到了 1964 年，Sittler 做出了很多贡献：在以数据关联等为研究课题的多目标跟踪理论方面取得了建设性的进展；到了 1970 年以后递推卡尔曼滤波技术逐渐兴起，多目标跟踪理论慢慢进入了人们的视野；随后，Bar-shalom 和 Singe：以数据关联技术与滤波理论有机结合为分水岭^[31]，多目标跟踪技术开始突出的在现代军事和民用广阔的应用领域里取得了卓著的成绩。单目标跟踪是多目标跟踪的基础，单目标跟踪不仅涵盖了各基本环节，随后还形成了一些新的环节，主要包括关联门的形成、数据关联和跟踪维持、跟踪起始与跟踪终结、漏报与虚警；在这些环节中，数据关联是多目标跟踪技术中最关键且又是最复杂的一步。

目标跟踪的意义是准确的预测目标的运动状态，在这期间也是对传感器捕捉到的量测数据进行处理环节^[1]。在实际环境中，静态目标与动态目标是经常被跟踪的目标，然而实际情况下目标都是做机动性的运动的。所以，机动目标跟踪问题成为至关重要并且不易解决的问题。目标跟踪的目的就是在众多跟踪数据中尽量精确地预测出目标的状态。目标跟踪的研究内容包括：目标的机动目标模型、定位与测速、滤波与预测等。

最初的跟踪系统采用的是“一对一”的策略，即一个传感器仅对跟踪一个目标实施跟踪，这类问题就是所谓的“单目标跟踪”，其关键性的问题是在排除“量测源不确定”的情况下，对运动目标的运动模型和观测模型建模进行研究，以及对跟踪算法的推导。随着人们对其研究的深入，多个目标同时被单/多个传感器跟踪的思想慢慢的成为研究的核心。多目标跟踪与单目标跟踪有所不同，多目标跟踪的过程中会有“量测源不确定”的因素，即目标源与量测的对应并不是确定的关系。为了解决这一问题，人们通常采用的方法是通过数据关联建立量测和目标的对应关系，进而简化为单目标跟踪的情形，从这种意义上将，单目标跟踪是问题研究的首要问题。

数据关联具体来说是将信号处理模块检测到的点迹与所有目标航迹进行关联配对，并得出“点迹——航迹”的配对结果，这一结果可以用于跟踪滤波、确认处理或产生新航迹。在低信噪比条件下数据关联是机动目标跟踪系统的重要步骤

之一，比较经典的算法如下：

①最近邻域法

这是最简单的一种数据关联方法，它仅将被跟踪目标预测状态最近点迹作为候选目标点迹。

②概率数据关联用在统计意义上与法(PDA)

概率数据关联方法是基于贝叶斯的一种方法，它将位于跟踪门内的所有点迹进行相应处理并获得可能的后验信息，其大致的思路如下：依据一个准则，对预测跟踪门内的每一个候选点迹，计算其与对应航迹关联的概率，然后再用这些概率加权求出一个统计意义上的最佳的状态估计，用来更新航迹。

③联合数据关联算法

Bar-Shalom 等人在仅适用于单目标跟踪的关联数据互联算法的基础上提出了联合数据关联算法，在杂波环境下该方法是对多目标进行数据互联的一种十分优秀的算法，杂波环境下的多目标数据关联技术是多目标跟踪中最关键却又是最棘手的一个环节。

④针对于联合数据关联算法的一些改进算法

由于联合数据关联算法可能会带来数据的组合爆炸以至于算法过于复杂，人们对其进行了相应的改进，包括简化的联合关联互联算法、快速联合数据关联算法等。

⑤广义的联合数据关联算法

在结合实际情况下，联合数据关联算法并不能满足所有的情形，因此广义的联合数据关联算法应运而生。它的核心是修正了联合数据关联算法的可行性规则，将目标的复用与量测有机的进行了结合，实现了量测与目标之间的多多对应关系。

4.1 单目标数据关联算法

单目标跟踪技术的研究核心就是在密集杂波干扰情况下怎样解决目标跟踪问题。如果单目标跟踪是在理想环境(无杂波)下进行的，那么目标的跟踪就只需要进行滤波外推。但是在实际情况下不得不考虑地物和杂波大气湍流等的作用，因此落入跟踪门内的回波可能并不是一个，如何在这些杂波中筛选出有用信息，并把这些信息作为更新航迹的信息就是我们研究的核心。从本质上讲当目标工作是多目标跟踪的一个分领域。单目标跟踪的主要方法是在干扰环境下的最近邻(NearestNeighborFilter NNF)算法和在干扰环境下的概率数据关联(ProbabilisticDataAssociation, PDA)算法^[34]。这两种方法是多目标跟踪的根本，最近邻法算法易于实现，易于进行编程计算，计算量相对较小，适合用于实时跟踪。概率数据关联算法能够很好地适应多目标跟踪，但是他的运算量较大，不适

合进行实时跟踪。

4.1.1 最近邻算法

1971 年, 需要进行固定记忆的一种能在多回波场合下工作的跟踪滤波器被 Singer 等人提出^[36,36]。它工作的时候, 把在统计意义上与被跟踪目标预测状态最近的回波作为候选回波, 我们在计算滤波时候, 把跟踪门的大小以及可能产生的影响也计入其中。

首先, 我们用跟踪门来进行约束, 这样一来目标回波的数目就被限制了, 经过跟踪门第一次剔除剩余得到的回波作为候选回波。设 $Z_i(k+1)$ 表示第 $k+1$ 时刻的第 i 个回波, 那么更新序列可表示为

$$v_i(k+1) = Z_i(k+1) - Z_i(k+1/k) \quad (4-1)$$

其范数为

$$g_i(k+1) = v_i^T(k+1)S^{-1}(k+1)v_i(k+1) \quad (4-2)$$

最近邻法就是将门内各个回波的更新向量 $v_i(k+1)$ 做一比较, 令 $g_i(k+1)$ 最小者做为目标的真实回波。

最近邻法将下面四条作为判别准则:

(1) 当航迹门内有且只有一个观测值时, 那么就判定该航迹与此观测量相关, 其它的观测量就不再考虑其中。

(2) 当观测量已落入一个航迹门内, 那么该观测量与此航迹相关, 其它情形就不考虑其中。

(3) 当某航迹门内含有多个观测量时, 该航迹与最近的观测量相关。

(4) 当某观测量落入多个航迹的门内, 该观测量与最近的航迹相关。

通过具体的实验, 我们发现通过以上规则求出来的结果并不唯一, 起决定因素的是先后次序。而对顺序次序的选取而言, 正确的回波未必能被挑选出来, 所以, 最近邻法并不是所有时候都正确。产生这一现象的原因是计算滤波器的误差方差矩阵并没有把处理一个不正确测量的概率划在考虑的范畴, 导致目标丢失也在所难免。因此, 最近邻法不适合用在处理密集多回波环境下的多目标跟踪。但是它却有着得天独厚的优点, 那就是该算法计算量小, 实时性强, 便于编程实现, 因此工程上仍常用到这种算法。

4.1.2 概率数据关联算法

1972 年, Bar-Shalom 和 Jaffer 等人提出了概率数据关联算法^[37], 它做了如下假设: 在杂波环境下仅有一个目标存在, 并且存在其对应的航迹。当每个时刻只

有一个有效回波时，那么关联问题成了典型的卡尔曼滤波问题。但是存在随机因素，所以在杂波环境下，某一给定目标的有效回波在任何一个时刻通常不是一个，到底哪一个有效回波产生于目标这就成了一个需要解决的问题。较早期人们是用“最近邻”方法来处理的，这就是简单地把离目标预报量测最近的有效回波作为是源于目标的，剩下的回波都被认为是杂波干扰；另一种方法则将所有有效回波都当做源于目标，不同的一点在于每个有效回波来源于目标的概率不相同。

系统的状态方程和量测方程如下所示：

$$\text{状态方程: } x(k+1) = F(k)x(k) + v(k), k = 1, 2, \dots, \quad (4-3)$$

$$\text{量测方程: } z(k) = H(k)x(k) + w(k), k = 1, 2, \dots, \quad (4-4)$$

做如下假设： $Z(k) = \{z_j(k)\}_{j=1}^{m(k)}$ 表示传感器在 k 时刻确认的量测集合，其中 $m(k)$ 是 k 时刻确认量测的个数； $Z^k = \{z(j)\}_{j=1}^k$ ，表示直到时刻 k 的累积量测集合； $\theta_j(k)$ 表示 $z_j(k)$ 是来自目标的正确量测的事件，而 $\theta_0(k)$ 表示传感器所确认的量测都不正确的事件。

定义： $\beta_j(k) = P(\theta_j(k) / Z^k)$ ，表示在 k 时刻， $z_j(k)$ 源于目标的概率，立即知

$$\text{道 } \sum_{j=0}^{m(k)} \beta_j(k) = 1。$$

定义：

$$\hat{x}_i(k/k) = E[x(k) / \theta_i(k), Z^k], \quad i = 1, 2, \dots, m(k) \quad (4-5)$$

$\hat{x}_j(k/k)$ 为事件 $\theta_j(k)$ 条件下的更新状态估计，定义 $\hat{x}_0(k/k) = \hat{x}(k/k-1)$ 为没有正确量测时的估计。

令 $\hat{x}(k/k-1)$ 为 Z^k 条件下对 k 时刻状态的预报，应用卡尔曼滤波公式得到，

$$\hat{x}_i(k/k) = \hat{x}(k, k-1) + W(k)v_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, m(k) \quad (4-6)$$

$$v_i(k) = z_i(k) - \hat{z}_i(k/k-1), \quad i = 1, 2, \dots, m(k) \quad (4-7)$$

其中， $\hat{z}_i(k/k-1) = H(k)\hat{x}_i(k/k-1)$ ， $i = 1, 2, \dots, m(k)$

至此，利用全概率公式可推导出，

$$\begin{aligned} \hat{x}(k/k) &= E[x(k) / Z^k] \\ &= \sum_{i=0}^{m(k)} E[x(k) / \theta_i(k), Z^k] P(\theta_i(k) / Z^k) = \sum_{i=0}^{m(k)} \hat{x}_i(k/k) \beta_i(k) \end{aligned} \quad (4-8)$$

由上式可得，

$$\hat{x}(k/k) = \hat{x}(k, k-1) + W(k)v(k) \quad (4-9)$$

$$v(k) = \sum_{i=0}^{m(k)} \beta_i(k) v_i(k) \quad (4-10)$$

当我们计算 $\beta_i(k)$ 的时候，作如下的假设：1) 在跟踪门内假量测服从均匀分布。2) 正确量测服从正态分布。3) 至多有一个真实量测处于每个采样周期，并且发生该事件的概率是 P_d 。

在本文中仅考虑采用 m 维椭球关联门的情况，关于 $\beta_i(k)$ 的计算如下式所示：

$$\beta_i(k) = \frac{e_i(k)}{b(k) + \sum_{j=0}^{m(k)} e_j(k)}, \quad i=1,2,\dots,m(k) \quad (4-11)$$

$$\beta_o(k) = \frac{b(k)}{b(k) + \sum_{j=0}^{m(k)} e_j(k)} \quad (4-12)$$

$$b(k) = \lambda |2\pi S(k)|^{1/2} (1 - P_D P_G) / P_D = \frac{2\pi V_k (1 - P_D P_G)}{C_m \gamma^{m/2} P_D} \quad (4-13)$$

其中 $e_i = \exp\left\{-\frac{1}{2} v_i'(k) S^{-1} v_i(k)\right\}$ ； $S(k)$ 是量测的协方差，有式子

$$|2\pi S(k)|^{1/2} = V_k C_m^{-1} \gamma^{-m/2}; \quad C_m = \frac{\pi^{m/2}}{\Gamma(m/2 + 1)}; \quad \lambda \text{ 是泊松分布的参数。}$$

下面的式子是针对非参数概率数据概率滤波器的情况：

$$b(k) = \frac{2\pi m(k) (1 - P_D P_G)}{C_m \gamma^{m/2} P_D} \quad (4-14)$$

可以看到，这种算法与最近邻算法相比而言，极大的降低了误相关率，因此它在密集多回波环境下跟踪单目标。不过随之而来的则是运算量的增加，对于实时操作却没有带来好处。在杂波多和回波密度大的环境中，该算法用于多目标跟踪中往往会出现误跟和丢失目标的情况。

4.2 多目标数据关联算法

多目标跟踪原理是以单目标跟踪原理为基础的，是研究现代边扫描边跟踪雷达系统通过一个或者多个传感器同时跟踪多个目标的理论范畴。多目标跟踪在单目标跟踪原理的基础上，还包括了跟踪门(关联区域)的形成，数据关联与跟踪维持，跟踪起始与跟踪终结等等内容。其中，数据关联(航迹关联)是多目标跟踪技术中最关键但是又是最棘手的一环。比较经典的算法有 NNF 和 PDAF。在此基础上发展起来了许多优秀的算法，诸如：JPDAF，多假设跟踪方法(MHT)等等，每一种算法都有其应用的场合^[35]。

① MTT 雷达终端各单元关系

现代雷达终端是由终端处理机，MMT 处理软件，终端显控机及相应的 I/O 接口组成。图 4.1 为 MTT 与雷达终端各模块关系图。

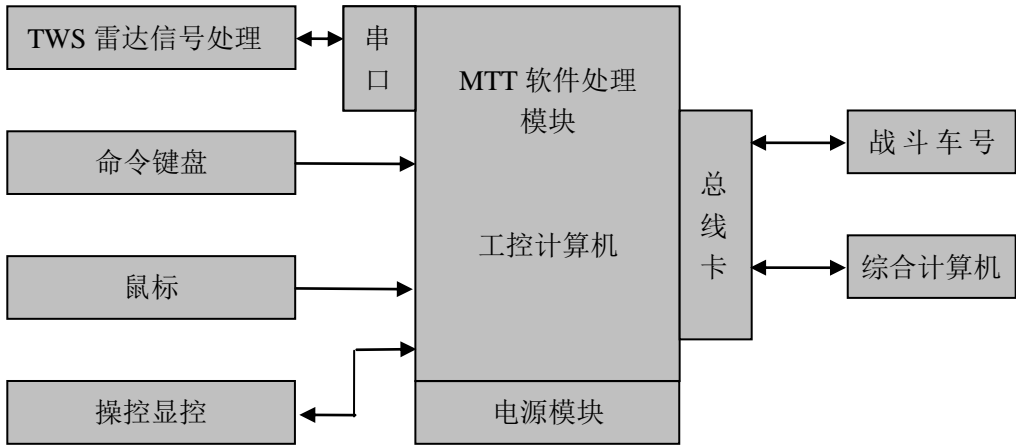


图 4.1 MTT 与雷达终端各模块关系图

② TWS 系统 MTT 方法

就多目标跟踪来讲，传统的操纵员利用手工来进行点迹录取的方式已经远远达不到现代雷达的要求。如今 TWS 雷达运用了数据处理中的自动录取与检测来处理该问题，即 ADT。

图 4.2 为雷达多目标跟踪流程图。

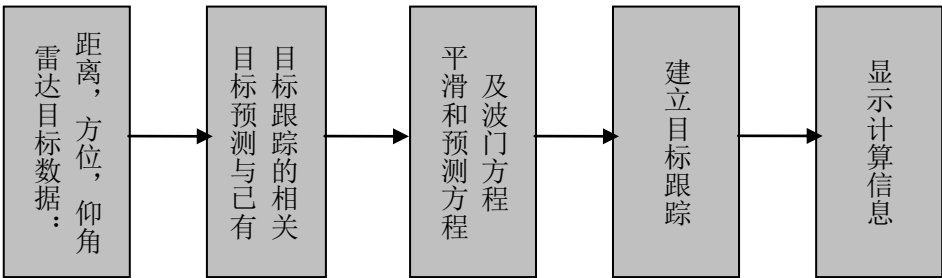


图 4.2 雷达多目标跟踪流程图

对一个已经跟踪成功的目标进行处理的话，就只要对其进行维持跟踪；对于一个新发现的目标进行处理的话，要经过数次的考察后才能决定是否进行跟踪滤波。

图 4.3 为多目标的跟踪基本原理图：

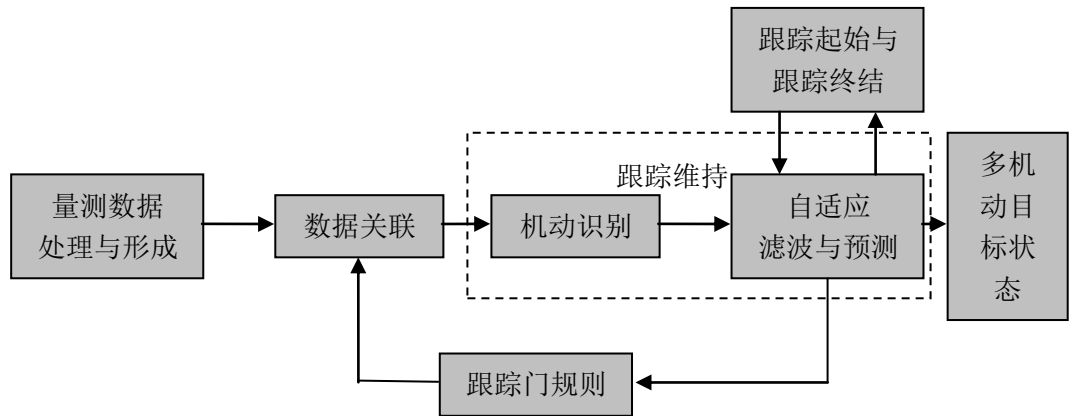


图 4.3 多目标跟踪基本原理

4.2.1 联合概率数据互联算法

二十世纪七十年代，Bar-Shalom 等人以进行了一次创举，即提出联合概率数据关联算法^[39, 40]。该算法一经问世，便以其优良的相关性能引起相关学者的高度重视，然而不可避免的是，当回波密度的增加时，该联合时间也会迅速增大，这就会引起计算量的组合爆炸现象。1986 年一种简化的方法应运而生，Fitzgerald 把在计算关联概率时用了一种基于经验的特殊规则。其方法是：第一步要通过目标的相关波门判断哪些回波落入期内，也就是说判断每一个回波落在目标的跟踪门内的情况，并成为了其对应候选波门，根据具体情况产生确认矩阵，这在大体之上预示了所有回波和所有目标之间的对应关系；另外，量测落入跟踪门的重叠范围内时说明了某些量测不仅源于一个目标，联合概率数据关联算法要把每一个量测与其可能的各源目标相关联的概率都进行一番考虑。

通常来讲我们要确定可行联合事件就要对确认矩阵进行拆分。拆分的结果往往是一个确认矩阵被拆分成为许多可行矩阵。如果目标个数、有效回波个数变大了的话，那么可行矩阵数会呈指数迅速增大。并且每个目标所产生的可行矩阵的数目随着关联门交叉的程度的增大而增大。所以如何研究出来准确无误高效地拆分确认矩阵的方法，是实现 JPDA 的关键。

这里需要做一点声明：在当且只有唯一一个目标的情况下，JPDA 与 PDA 是等同的，所以可以说 JPDA 是 PDA 的推广。

① JPDA 算法的基本模型

如果有回波存在于不同目标跟踪门的重叠区域的时候，这时量测的来源分布就不得不作为考虑范畴，因此，Bar-Shalom 提出了确认矩阵。

确认矩阵定义如下所示

$$\mathbf{\Omega} = [\omega_{jt}] = \left\{ \begin{matrix} \overbrace{\omega_{10} \cdots \omega_{1T}}^T \\ \vdots \quad \cdots \quad \vdots \\ \omega_{m_k 0} \cdots \omega_{m_k T} \end{matrix} \right\}^j \quad (4-15)$$

其中, $\omega_{jt} = 1$ 表示量测 $j(j=1, 2, \dots, m(k))$ 落入目标 $t(t=0, 1, \dots, T)$ 的确认门内, ω_{jt} 是一种二进制量值, $\omega_{jt} = 0$ 表示没有目标, $\omega_{jt} = 0$ 表示量测 j 没有落在目标 t 的相关门内。这是由于任何一个观测点都可能来自杂波或者虚警的原因, 此时 $\mathbf{\Omega}$ 对应的列元素 ω_{j0} 全都是 1。

只要反映有效回波与目标或杂波互联态势的确认矩阵 $\mathbf{\Omega}$ 能够写出之后, 在处理一个特定的多目标跟踪算法时, 那么就可以拆分确认矩阵, 拆分确认矩阵时我们要以以下两个基本假设为原则, 继而可以把表示全部互联事件的互联矩阵求出来。

- 1) 每一个量测有唯一的源, 即任一个量测不源于某一目标, 则必源于杂波, 即该量测为虚警。换言之, 这里不考虑有不可分辨的探测情况。
- 2) 对于一个给定的目标, 最多有一个量测以其为源。如果一个目标有可能与多个量测相匹配, 将取一个为真, 其他为假。

这就是讲我们要遵循两个原则来拆分确认矩阵。

- 3) 在确认矩阵的每一行, 选出一个且仅选出一个 1, 作为互联矩阵在该行唯一非零的元素。这实际上是为使可行矩阵表示的可能联合事件满足第一个假设, 即每个量测有唯一的源。

- 4) 在可行矩阵中, 除第一列外, 每一列最多只能有一个非零元素。这是使互联矩阵表示的可行事件满足第二个假设, 即每个目标最多有一个量测以其为源。

该算法的意义就在于将每一个观测值与其对应的可能互联概率求出来。不同目标跟踪波门的相交范围内若有回波落入的时候, 那么每一个观测值的目标来源组合也不得不综合考虑在内。设 $\theta_{jt}(k)$ 说明观测量 j 来自目标 $t(0 \leq t \leq T)$ 的事件, 而事件 $\theta_{j0}(k)$ 说明观测值 j 来自杂波或虚警。于是我们可以得到

$$\beta_{jt}(k) = Pr\{\theta_{jt}(k) / Z^k\}, \quad j=0, 1, \dots, m_k, t=0, 1, \dots, T \quad (4-16)$$

表示第 j 个量测与目标 t 互联上的概率, 且

$$\sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) = 1 \quad (4-17)$$

则 k 时刻目标 t 的状态估计为

$$\hat{X}^t(k/k) = E[X^t(k) / Z^k] = \sum_{j=0}^{m_k} E[X^t(k) / \theta_{jt}(k), Z^k] Pr\{\theta_{jt}(k) / Z^k\} = \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) \hat{X}_j^t(k/k) \quad (4-18)$$

式中 $\hat{X}_j^t(k/k) = E[X^t(k) / \theta_{jt}(k), Z^k]$, $j=0, 1, \dots, m_k$

表示在 k 时刻用第 j 个观测值对目标 t 卡尔曼滤波后产生的状态估计。而这要用预测值 $\hat{X}_o^t(k/k-1)$ 来代替, $\hat{X}_o^t(k/k)$ 表示 k 时刻无观测值来自目标的情况。

下式求取第 j 量测与目标互联的概率可利用:

$$\beta_{jt}(k) = Pr\{\theta_{jt}(k)/Z^k\} = Pr\left\{\bigcup_{i=1}^{n_k} \theta_{jt}^i(k)/Z^k\right\} = \sum_{i=1}^{n_k} \hat{\omega}_{jt}^i[\theta_i(k)] Pr\{\theta_i(k)/Z^k\} \quad (4-19)$$

式中, $\theta_{jt}(k)$ 表示量测 j 在第 i 个联合事件中源于目标 t ($0 \leq t \leq T$) 的事件, $\theta_i(k)$ 表示第 i 个联合事件, n_k 表示联合事件的个数, 而

$$\hat{\omega}_{jt}^i[\theta_i(k)] = \begin{cases} 1, & \text{若 } \theta_{jt}^i(k) \subset \theta_i(k) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4-20)$$

表示在第 i 个联合事件中, 观测值 j 来自于目标 t 与否, 在量测 j 源于目标 t 时为 1, 不然的话为 0。

一般情况下的第 i 个联合事件定义为

$$\theta_i(k) = \bigcap_{j=1}^{m_k} \theta_{jt}^i(k) \quad (4-21)$$

它表示 m_k 个观测值与其他目标相匹配得到的一种情况。和联合事件相应得到的互联矩阵可如下表示

$$\hat{\Omega}[\theta_i(k)] = \hat{\omega}_{jt}^i[\theta_i(k)] = \left[\begin{array}{c} \overbrace{\omega_{10} \cdots \omega_{1T}}^T \\ \vdots \quad \cdots \quad \vdots \\ \omega_{m_k 0} \cdots \omega_{m_k T} \end{array} \right] \Bigg\} j, \quad j=1,2,\dots,m_k, i=1,2,\dots,n_k, t=0,1,\dots,T \quad (4-22)$$

我们可以由上面式子得到互联矩阵符合如下公式

$$\sum_{t=0}^T \hat{\omega}_{jt}^i[\theta_i(k)] = 1, \quad j=1,2,\dots,m_k \quad (4-23)$$

$$\sum_{j=1}^{m_k} \hat{\omega}_{jt}^i[\theta_i(k)] \leq 1, \quad t=0,1,\dots,T \quad (4-24)$$

② 联合事件概率的计算

下面我们引入了二元变量, 这样对于讨论问题有所帮助:

1) 量测互联的指示, 即

$$\tau_i[\theta_i(k)] = \sum_{t=0}^T \hat{\omega}_{jt}^i[\theta_i(k)] = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} \quad (4-25)$$

说明观测值 j 在联合事件 $\theta_i(k)$ 中和一个真实目标互联与否;

2) 目标检测指示, 即

$$\delta_i[\theta_i(k)] = \sum_{j=1}^{m_k} \hat{\omega}_{ji}^i[\theta_i(k)] = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} \quad (4-26)$$

设 $\phi[\theta_i(k)]$ 说明在联合事件 $\theta_i(k)$ 中假设观测值的数目，则

$$\phi[\theta_i(k)] = \sum_{j=1}^{m_k} \{1 - \tau_j[\theta_i(k)]\} \quad (4-27)$$

应用贝叶斯法则，在 k 时刻联合事件 $\theta_i(k)$ 的条件概率是

$$\begin{aligned} \Pr\{\theta_i(k) | Z^k\} &= \Pr\{\theta_i(k) | Z(k), Z^{k-1}\} = \frac{1}{c} p[Z(k) | \theta_i(k), Z^{k-1}] \Pr\{\theta_i(k) | Z^{k-1}\} \\ &= \frac{1}{c} p[Z(k) | \theta_i(k), Z^{k-1}] \Pr\{\theta_i(k)\} \end{aligned} \quad (4-28)$$

式中， c 为归一化常数

$$c = \sum_{j=0}^{n_k} p[Z(k) | \theta_j(k), Z^{k-1}] \Pr\{\theta_j(k)\} \quad (4-29)$$

我们做如下假设：在体积为 V 的确认区域中，与目标互联的量测服从高斯发布，不与任何目标互联的虚假量测服从均匀发布。与单目标情况有所不一致的只是要假设所有的跟踪门是对应整个监视区域存在的，即门概率 $P_G = 1$ ，与处理单目标概率数据互联法的结果相类似，有如下式子

$$p[z_j(k) | \theta_j^i(k), Z^{k-1}] = \begin{cases} N_i[z_j(k)], & \text{若 } \tau_j[\theta_i(k)] = 1 \\ V^{-1} & \text{若 } \tau_j[\theta_i(k)] = 0 \end{cases} \quad (4-30)$$

于是有

$$p[Z(k) | \theta_i(k), Z^{k-1}] = \prod_{j=1}^{m_k} p[z_j(k) | \theta_j^i(k), Z^{k-1}] = V^{-\phi[\theta_i(k)]} \prod_{j=1}^{m_k} N_i[z_j(k)]^{\tau_j[\theta_i(k)]} \quad (4-31)$$

我们知道，一旦 $\theta_i(k)$ 被给定，则目标探测指示 $\delta_i[\theta_i(k)]$ 和虚警量测数 $\phi[\theta_i(k)]$ 就完全确定了。因此

$$\Pr\{\theta_i(k)\} = \Pr\{\theta_i(k), \delta_i[\theta_i(k)], \phi[\theta_i(k)]\} \quad (4-32)$$

应用乘法定理上式可表示为

$$\Pr\{\theta_i(k)\} = \Pr\{\theta_i(k) | \delta_i[\theta_i(k)], \phi[\theta_i(k)]\} \Pr\{\delta_i[\theta_i(k)], \phi[\theta_i(k)]\} \quad (4-33)$$

实际上，一旦虚假量测数被给定以后，联合事件 $\theta_i(k)$ 便由其目标探测指示函数 $\delta_i[\theta_i(k)]$ 唯一确定，而包含 $\phi[\theta_i(k)]$ 个虚假量测的事件共有 $C_{m_k}^{\phi[\theta_i(k)]}$ 个，对于其余 $m_k - \phi[\theta_i(k)]$ 个真实量测，在包含 $\phi[\theta_i(k)]$ 个虚假量测的事件中与目标共有 $\{m_k - \phi[\theta_i(k)]\}!$ 种可能的互联，故

$$Pr\{\theta_i(k)/\delta_i[\theta_i(k)],\phi[\theta_i(k)]\} = \frac{I}{\{m_k - \phi[\theta_i(k)]\}! C_{m_k}^{\phi[\theta_i(k)]}} = \frac{\phi[\theta_i(k)]!}{m_k!} \quad (4-34)$$

$$Pr\{\delta_i[\theta_i(k)],\phi[\theta_i(k)]\} = \prod_{t=1}^T (P_D^t)^{\delta_i[\theta_i(k)]} (1-P_D^t)^{I-\delta_i[\theta_i(k)]} \mu_F\{\phi[\theta_i(k)]\} \quad (4-35)$$

式中, P_D^t 是目标 t 的检测概率。可得联合事件 $\theta_i(k)$ 的先验概率表示为

$$Pr\{\theta_i(k)\} = \frac{\phi[\theta_i(k)]!}{m_k!} \mu_F\{\phi[\theta_i(k)]\} \prod_{t=1}^T (P_D^t)^{\delta_i[\theta_i(k)]} (1-P_D^t)^{I-\delta_i[\theta_i(k)]} \quad (4-36)$$

类似的, 后验概率表示为

$$Pr\{\theta_i(k)/Z^k\} = \frac{I}{c} \frac{\phi[\theta_i(k)]!}{m_k!} \mu_F\{\phi[\theta_i(k)]\} V^{-\phi[\theta_i(k)]} \prod_{j=1}^{m_k} N_{ij}[Z_j(k)]^{\tau_j[\theta_i(k)]} \prod_{t=1}^T (P_D^t)^{\delta_i[\theta_i(k)]} (1-P_D^t)^{I-\delta_i[\theta_i(k)]} \quad (4-37)$$

根据 $\mu_F\{\phi[\theta_i(k)]\}$ 所用的模型, JPDA 滤波器有两种可能的情况。其一是参数 JPDA, 它使用泊松分布

$$\mu_F\{\phi[\theta_i(k)]\} = e^{-\lambda V} \frac{(\lambda V)^{\phi[\theta_i(k)]}}{\phi[\theta_i(k)]!} \quad (4-38)$$

式中, λV 则是门内虚假量测期望数, λ 是虚假量测的空间密度。则有

$$Pr\{\theta_i(k)/Z^k\} = \frac{\lambda^{\phi[\theta_i(k)]}}{c'} \prod_{j=1}^{m_k} N_{ij}[Z_j(k)]^{\tau_j[\theta_i(k)]} \prod_{t=1}^T (P_D^t)^{\delta_i[\theta_i(k)]} (1-P_D^t)^{I-\delta_i[\theta_i(k)]} \quad (4-39)$$

式中, c' 是新的归一化常数。

非参数 JPDA 使用均匀发布的 $\mu_F\{\phi[\theta_i(k)]\}$, 即 $\mu_F\{\phi[\theta_i(k)]\} = \varepsilon$, 则可得

$$Pr\{\theta_i(k)/Z^k\} = \frac{I}{c''} \frac{\phi[\theta_i(k)]!}{V^{-\phi[\theta_i(k)]}} \prod_{j=1}^{m_k} N_{ij}[Z_j(k)]^{\tau_j[\theta_i(k)]} \prod_{t=1}^T (P_D^t)^{\delta_i[\theta_i(k)]} (1-P_D^t)^{I-\delta_i[\theta_i(k)]} \quad (4-40)$$

式中, c'' 为新的归一化常数。

② 状态估计协方差的计算

$\hat{X}_j^t(k/k)$ 的协方差为

$$P_j^t(k/k) = E\{[X^t(k) - \hat{X}_j^t(k/k)][X^t(k) - \hat{X}_j^t(k/k)]^T / \theta_{jt}(k), Z^k\} \quad (4-41)$$

由卡尔曼滤波公式有

$$P_j^t(k/k) = P^t(k/k-1) - K^t(k)S^t(k)K^{tT}(k) \quad (4-42)$$

式中, $S^t(k)$ 是对应的信息协方差, $K^t(k)$ 表示 k 时刻目标的增益矩阵。

如果没有任何目标源于 t 这样的情况存在, 那么目标状态估计等同于目标的预测值, 于是可得

$$\begin{aligned}
P_o^t(k/k) &= E\left\{[X^t(k) - \hat{X}_o^t(k/k)][X^t(k) - \hat{X}_o^t(k/k)] / \theta_{ot}(k), Z^k\right\} \\
&= E\left\{[X^t(k) - \hat{X}^t(k/k-1)][X^t(k) - \hat{X}^t(k/k-1)] / \theta_{ot}(k), Z^k\right\} = P^t(k/k-1)
\end{aligned} \quad (4-43)$$

状态估计 $\hat{X}^t(k/k)$ 的协方差为

$$\begin{aligned}
P^t(k/k) &= E\left\{[X^t(k) - \hat{X}^t(k/k)][X^t(k) - \hat{X}^t(k/k)] / Z^k\right\} \\
&= \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) E\left\{[X^t(k) - \hat{X}^t(k/k)][X^t(k) - \hat{X}^t(k/k)] / \theta_{jt}(k), Z^k\right\} \\
&= \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) E\left\{[(X^t(k) - \hat{X}^t(k/k)) + (\hat{X}_j^t(k/k) - X^t(k/k))]\right. \\
&\quad \left.[(X^t(k) - \hat{X}^t(k/k)) + (\hat{X}_j^t(k/k) - X^t(k/k))] / \theta_{jt}(k), Z^k\right\} \\
&= \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) E\left\{[(X^t(k) - \hat{X}^t(k/k))][(X^t(k) - \hat{X}^t(k/k))] / \theta_{jt}(k), Z^k\right\} + \\
&\quad \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) E\left\{[(X^t(k) - \hat{X}^t(k/k))][(\hat{X}_j^t(k/k) - \hat{X}^t(k/k))] / \theta_{jt}(k), Z^k\right\} + \\
&\quad \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) E\left\{[(\hat{X}_j^t(k/k) - \hat{X}^t(k/k))][(X^t(k) - \hat{X}^t(k/k))] / \theta_{jt}(k), Z^k\right\} + \\
&\quad \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) E\left\{[(\hat{X}_j^t(k/k) - \hat{X}^t(k/k))][(\hat{X}_j^t(k/k) - \hat{X}^t(k/k))] / \theta_{jt}(k), Z^k\right\}
\end{aligned} \quad (4-44)$$

由上面式子可得

$$\begin{aligned}
&\sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) E\left\{[(X^t(k) - \hat{X}^t(k/k))][(X^t(k) - \hat{X}^t(k/k))] / \theta_{jt}(k), Z^k\right\} \\
&= \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) P_j^t(k/k) \\
&= \beta_{ot}(k) P_o^t(k/k) + \sum_{j=1}^{m_k} \beta_{jt}(k) [P^t(k/k-1) - K^t(k) S^t(k) K^{t'}(k)] \\
&= P^t(k/k-1) - [I - \beta_{ot}(k)] K^t(k) S^t(k) K^{t'}(k)
\end{aligned} \quad (4-45)$$

并可得到

$$\begin{aligned}
&\sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) E\left\{[(X^t(k) - \hat{X}^t(k/k))][(\hat{X}_j^t(k/k) - \hat{X}^t(k/k))] / \theta_{jt}(k), Z^k\right\} \\
&= \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) [E[X^t(k) / \theta_{jt}(k), Z^k] - \hat{X}^t(k/k)][\hat{X}_j^t(k/k) - \hat{X}^t(k/k)] = 0
\end{aligned} \quad (4-46)$$

同理可得

$$\sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) E\left\{[(\hat{X}_j^t(k/k) - \hat{X}^t(k/k))][(X^t(k) - \hat{X}^t(k/k))] / \theta_{jt}(k), Z^k\right\} = 0 \quad (4-47)$$

$$\begin{aligned}
& \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) E\{ [\hat{X}_j^t(k/k) - \hat{X}^t(k/k)] [\hat{X}_j^t(k/k) - \hat{X}^t(k/k)]^T / \theta_{jt}(k), Z^k \} \\
&= \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) [\hat{X}_j^t(k/k) \hat{X}_j^{t'}(k/k) - \hat{X}^t(k/k) \hat{X}_j^{t'}(k/k) - \hat{X}_j^t(k/k) \hat{X}^{t'}(k/k) + \hat{X}^t(k/k) \hat{X}^{t'}(k/k)] \\
&= \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) [\hat{X}_j^t(k/k) \hat{X}_j^{t'}(k/k) + \hat{X}^t(k/k) \hat{X}^{t'}(k/k)]
\end{aligned} \tag{4-48}$$

于是, 可得 $\hat{X}^t(k/k)$ 的协方差为

$$\begin{aligned}
P^t(k/k) &= P^t(k/k-1) - (1 - \beta_{0t}(k)) K^t(k) S^t(k) K^{t'}(k) \\
&+ \sum_{j=0}^{m_k} \beta_{jt}(k) [\hat{X}_j^t(k/k) \hat{X}_j^{t'}(k/k) - \hat{X}^t(k/k) \hat{X}^{t'}(k/k)]
\end{aligned} \tag{4-49}$$

4.2.2 简化联合概率数据关联算法

在处理密集杂波环境情况下多目标的跟踪问题时, 最有效的关联算法之一就是联合概率数据关联(JPDA)算法。由拆分的规则可知, 一个确认矩阵可以拆分成许多个可行互联矩阵。互联矩阵的数量将伴随着有效回波数、目标个数的增大而呈指数级增大。此外, 互联矩阵的数量的迅速增大也会随着波门相交的程度而增大。因此, 一种简化的联合概率数据关联 SJPDA(simplified JPDA)算法应运而生^[41], 它的出现可以处理实时性能差、可行联合事件过多和计算负荷过大的问题, 并得到了 Monte Carlo 仿真的实验验证。

在联合概率数据关联算法中, 所有的后验概率 $\beta_i(k)$ 都被计算出来, 这样才能形成聚概率矩阵。计算量的爆炸正是在计算 $\beta_i(k)$ 和通过对确认矩阵的拆分来确定所有的可行互联事件的过程中产生的。一种近似计算方法被提出来, 它可以用来减少计算量。

设 $\beta_i(k)$ 为 k 时刻回波 i 来自目标 t 的关联概率, 由概率数据关联算法(PDA)有

$$\beta_i^t(k) = \frac{e_i^t(k)}{b^t(k) + \sum_{j=1}^{m(k)} e_j^t(k)}, \quad i=1, 2, \dots, m(k) \tag{4-50}$$

$$\beta_0^t(k) = \frac{b^t(k)}{b^t(k) + \sum_{j=1}^{m(k)} e_j^t(k)} \tag{4-51}$$

式中

$$b^t(k) = \lambda^t \overline{2\pi S^t(k)} (2 - P_D^t P_G^t) / P_D^t \tag{4-52}$$

$$e_j^t(k) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} v_j^t(k) S_j^t(k)^{-1} v_j^t(k) \right\} \quad (4-53)$$

v_j^t 为 t 波门内量测 j 的新息, $m(k)$ 为目标 t 的波门内的有效量测数, P_D^t 为正确量测的检测概率, P_G^t 为正确量测落入目标 t 的波门内的概率, λ^t 为目标 t 的波门内的杂波密度, $S^t(k)$ 为 t 波门内量测的协方差。

为了解决多目标波门相重叠情况下的相关问题, 给出了一个计算后验概率 $\beta_i^t(k)$ 的修正公式。

$$\beta_i^t(k) = \left(1 - \frac{n-1}{\lambda N_t} \right) \beta_i^t(k) \quad (4-54)$$

式中, n 表示有效回波 i 被包含的波门数, 如 i 在 2 个目标波门内时, $n=2$; N_t 表示跟踪的目标数, λ 为修正系数。

由此可得到聚概率矩阵

$$[\beta_i^t(k)]_{(n+1) \times m(k)} = \begin{bmatrix} \beta_1^0(k) & \beta_1^1(k) & \cdots & \beta_1^n(k) \\ \beta_2^0(k) & \beta_2^1(k) & \cdots & \beta_2^n(k) \\ & & \ddots & \\ \beta_{m(k)}^0(k) & \beta_{m(k)}^1(k) & \cdots & \beta_{m(k)}^n(k) \end{bmatrix} \quad (4-55)$$

在 JPDA 算法中, 基于 k 时刻所以量测的联合事件的后验概率为

$$Pr\{\theta_i(k)/Z^k\} = \frac{\lambda^{\phi[\theta_i(k)]}}{c'} \prod_{j=1}^{m_k} N_{t_j}[Z_j(k)]^{\tau_j[\theta_i(k)]} \prod_{t=1}^T (P_D^t)^{\delta_t[\theta_i(k)]} (1 - P_D^t)^{1-\delta_t[\theta_i(k)]} \quad (4-56)$$

4.2.3 快速联合概率关联算法

快速联合概率关联算法假设一个聚中有两个目标^[42], 首先把聚中的目标进行编号, 把候选回波进行编号, 如图 4.4 中的 $t=1,2$, 图 4.4 中 $j=0,1,2,3$ 。每个目标的跟踪门内的候选回波将被分配给每个目标, 用树枝相连。当 0 回波分配给目标时, 表示此目标不和任何回波关联。当候选回波 2 已经被分配给目标 1 时, 尽管候选回波 2 也在目标 2 的跟踪门中, 也不能再把它分配给目标 2, 这是由于一个回波只能来源于一个目标或杂波的限制条件来约束的。在假设树中, 一个联合事件的形成是指从树根出发到达树的末端的每一条路径。三个候选回波, 假设树方法假设如下: 在约束条件下, 目标和候选回波的一个个关联假设被树枝相连, 形成一个个的联合事件。

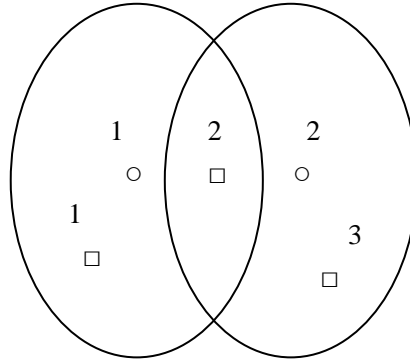


图 4.4 目标和候选回波位置关系图

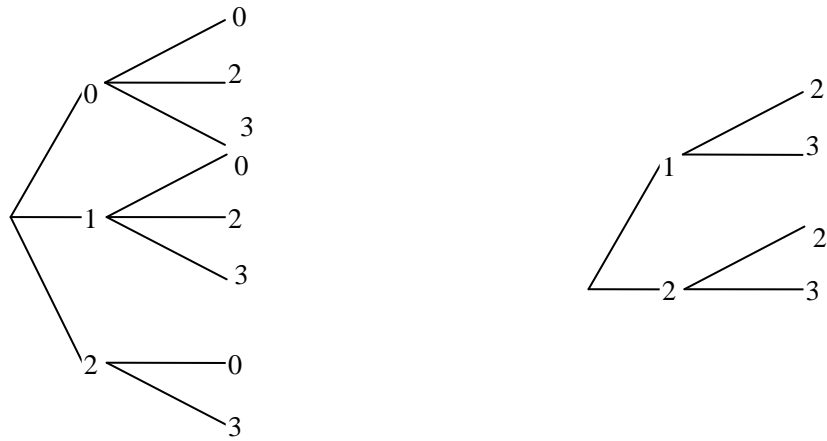


图 4.5 两种算法的假设树图

这表明，在聚中有多少个目标，假设树中就应有多少层树枝；联合事件的个数是由最后一层树枝的个数决定的。而由树枝连接起来的候选回波编号和相对应的目标编号一起组合成为一个联合事件。

图 4.5 示出了图 4.4 中的一个例子，在假设树中，可见总共有 8 个联合事件被构成。可以看出，在 JPDA 方法中当目标和候选回波的个数增加时可能产生的联合事件的个数是非常大的。

当 $P_D' = 1$ 且 $P_G' = 1$ 时，若其中含有一个或几个目标，则将此事件的概率认为是 0，对于任何一个联合事件，不产生回波的假设。但是在平时运用当中 P_D' 和 P_G' 一般是很小的，有一些事件出现的概率极小，因此我们就可以忽略这些联合事件，这样一来联合事件的个数就大大地减少了。快速联合概率关联算法和联合概率关联算法方法基本相同，其不同之处在于产生联合事件时，我们增加了一个条件，即若在某目标 t 的门内有回波，则认为目标 t 被检测到了，只有在目标 t 的跟踪门内无回波时才认为目标 t 没被检测到。快速联合概率关联算法在形成联合事件时

的限制条件如下：(1)每个回波只能源自于一个目标或者杂波；(2)每个目标只能产生一个回波或者没有被检测到；如果在目标的跟踪门内有回波，则认为此目标被检测到了。在用快速联合概率关联算法形成联合事件时，舍弃了用联合概率关联算法形成假设树时的一些不太可能的联合事件。这即为本文提出的快速联合概率关联算法(FJPDA)的基本思路。

FJPDA 产生联合事件的方法和 PDA 产生联合事件的方法基本相同，只是在 FJPDA 方法中不考图 4.5 FJPDA 中的假设树虑 0 回波，即在对候选回波进行编号时不存在 $j=0$ 的编号。用 FJPDA 方法图 4.4 中的例子形成的假设树如图 4.5 所示。

与图 4.5 比较可知，用 JPDA 方法产生了 8 个联合事件，而用快速 JPDA 方法减少到了 3 个。当目标的个数和回波的个数增加时，这种快速算法的优越性就更能体现出来。

4.2.4 广义联合互联数据互联算法

定义新算法中联合互联事件的概念^[43,44]，这是与 JPDA 联合互联事件的概念相对应，人们为了区别于 JPDA 算法，通常称新算法中的新定义的事件为广义联合事件。在已知目标数为 T ，量测数为 m_k 的条件下，广义联合事件被认定为由以下两个广义事件组合所得，新算法有如下两条可行性规则。

- ①每个目标都拥有量测；
- ②每个量测都拥有目标来源^[45]。

这里，0 目标的含义是指无目标，也就是我们所要讨论的除去目标外的新目标，也可能是杂波、干扰等产生的假目标测量标；0 量测指无量测。

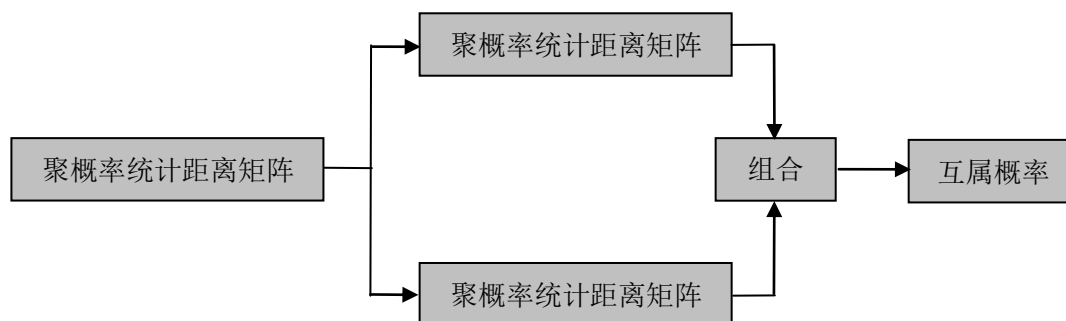


图 4.6 GPDA 算法流程图

以目标为基准的处理实际上是在广义事件“每个目标都拥有量测”的假设下对聚概率统计矩阵进行的一种处理，反之，以量测为基准的处理实际上是在广义事件“每个量测都有目标来源”的假设下对聚概率统计矩阵进行的一种处理；第一种处理并未考虑“每个量测都有目标来源”的因素，第二种处理同样未考虑“每

个目标都拥有量测”的因素。而本文认为目标和量测均是可复用的^[46]。

第一步要产生矩阵 F 。通常来说, 设目标 t 的状态变量服从均值为 $\hat{X}_t(k/k-1)$, 方差 $P_t(k/k-1)$ 的正态分布, 即:

$$P[X_t(k)/Z_t^{k-1}] = N[X_t(k); \hat{X}_t(k/k-1), P_t(k/k-1)] \quad (4-57)$$

则量测对应目标的概率密度函数为

$$\begin{aligned} f_{it} &= p[Z_{it}/m_k, Z_t^k] = P_G^{-1} N[Z_{it}(k); \hat{Z}_t(k/k-1), P_t(k)] \\ &= P_G^{-1} |2\pi S_t(k)|^{-1/2} \exp\left[-\frac{1}{2} v_{it}' S_t^{-1} v_{it}\right] \end{aligned} \quad (4-58)$$

其中 $v_{it} = Z_{it}(k) - \hat{Z}_t(k/k-1)$

0 测与目标 t 之间的 f_{0t} 的含义是该目标没有任何正确量测与其关联, 用 p_L 表示为:

$$f_{0t} = p_L = (nV)^{-1} (I - P_D P_G) \quad (4-59)$$

第 i 个量测与 0 目标之间的概率密度函数的含义是该量测不与任何一个我们关注的目标相关联, 用 p_F 表示, 为:

$$f_{i0} = p_F = \lambda \quad (4-60)$$

0 测与 0 目标相关联无任何意义, 因此它们之间的概率密度函数为:

$$f_{00} = 0 \quad (4-61)$$

首先, 以目标为基准对矩阵进行归一化, 可得矩阵 $E_1 = [\varepsilon_{it}]$, $\varepsilon_{it} = \frac{f_{it}}{c_t}$, 其中

c_t 为在目标 t 上的归一化常数:

$$c_t = \sum_{i=0}^{m_k} f_{it} \quad (4-62)$$

然后, 以量测为基准对矩阵进行归一化, 可得矩阵 $E_2 = [\varepsilon_{it}']$, $\varepsilon_{it}' = \frac{f_{it}}{c_i}$, 其中

c_i 为在量测 i 上的归一化常数:

$$c_i = \sum_{t=0}^T f_{it} \quad (4-63)$$

下面在 E_1 E_2 基础上计算互属概率。

由定义知

$$\sum P\{\theta_{it} / \Theta, Z^k\} = \sum_{f_1 \in F_{1t}} P\{\theta_{it} / \Theta_t, Z^k\} \cup \sum_{f_2 \in F_{2t}} P\{\theta_{it} / \Theta_i, Z^k\} \quad (4-64)$$

由多事件的贝叶斯公式可得:

$$\begin{aligned} \sum_{f_1 \in F_{1t}} P\{\theta_{it} / \Theta_t, Z^k\} &= \sum_{f_1 \in F_{1t}} (P\{\theta_{it} / Z^k\} \cdot P\{\Theta_t / \theta_{it}, Z^k\}) \\ &= \sum_{f_1 \in F_{1t}} (P\{\theta_{it} / Z(k), Z^{k-1}\} \cdot P\{\Theta_t / \theta_{it}, Z(k), Z^{k-1}\}) \\ &\quad P\{\theta_{it} / Z(k), \hat{X}_t(k/k-1), P_t(k/k-1)\} \\ &\quad \cdot \sum_{f_1 \in F_{1t}} P\{\Theta_t / \theta_{it}, Z(k), \hat{X}_t(k/k-1), P_t(k/k-1)\} \end{aligned} \quad (4-65)$$

因为前面先有归一化的过程, 因此我们可以将上式里的归一化的系数删除掉。那么我可以得到下式,

$$P\{\theta_{it} / Z(k), \hat{X}_t(k/k-1), P_t(k/k-1)\} = \varepsilon_{it} \quad (4-66)$$

我们可以计算最后一个等号右边第二项概率如下所示,

$$\begin{aligned} P\{\Theta_t / \theta_{it}, Z(k), \hat{X}_t(k/k-1), P_t(k/k-1)\} &= P\{\Theta_t / \theta_{it}, Z(k)\} \\ &= \prod_{\substack{r=0, tr=0 \\ r \neq 1, tr \neq 1}}^{m_k, T} \varepsilon_{rtr} \end{aligned} \quad (4-67)$$

所以

$$\begin{aligned} \sum_{f_1 \in F_{1t}} P\{\Theta_t / \theta_{it}, Z(k), \hat{X}_t(k/k-1), P_t(k/k-1)\} &= \sum_{f_1 \in F_{1t}} \left(\prod_{\substack{r=0, tr=0 \\ r \neq 1, tr \neq 1}}^{m_k, T} \varepsilon_{rtr} \right) \\ &= \prod_{\substack{tr=0 \\ tr \neq 1}}^T \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq 1}}^{m_k} \varepsilon_{rtr} \end{aligned} \quad (4-68)$$

于是可得

$$\sum_{f_1 \in F_{1t}} P\{\theta_{it} / \Theta_t, Z^k\} = \varepsilon_{it} \cdot \prod_{\substack{tr=0 \\ tr \neq 1}}^T \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq 1}}^{m_k} \varepsilon_{rtr} \quad (4-69)$$

同理可得

$$\sum_{f_2 \in F_{2t}} P\{\theta_{it} / \Theta_i, Z^k\} = \varepsilon'_{it} \cdot \prod_{\substack{tr=0 \\ tr \neq 1}}^T \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq 1}}^{m_k} \varepsilon'_{rtr} \quad (4-70)$$

可得到

$$\sum P\{\theta_{it} / \Theta, Z^k\} = \varepsilon_{it} \cdot \prod_{\substack{tr=0 \\ tr \neq 1}}^T \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq 1}}^{m_k} \varepsilon_{rtr} + \varepsilon'_{it} \cdot \prod_{\substack{tr=0 \\ tr \neq 1}}^T \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq 1}}^{m_k} \varepsilon'_{rtr} \quad (4-71)$$

要达到确保目标 t 概率是完备的目的, 那么还需要对互属概率同一目标 t 进行归一化, 故可得目标 t 的互属概率为

$$\beta_{it} = \frac{1}{c} \sum P\{\theta_{it} / \Theta, Z^k\} = \frac{1}{c} \left(\varepsilon_{it} \cdot \prod_{\substack{tr=0 \\ tr \neq 1}}^T \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq 1}}^{m_k} \varepsilon_{rtr} + \varepsilon'_{it} \cdot \prod_{\substack{tr=0 \\ tr \neq 1}}^T \sum_{\substack{r=0 \\ r \neq 1}}^{m_k} \varepsilon'_{rtr} \right) \quad (4-72)$$

其中，c 为保证目标波门内量测完备性的归一化系数。

综上所述，本文中所涉及的单拍扫描航迹关联的算法如图 4.7 所示。

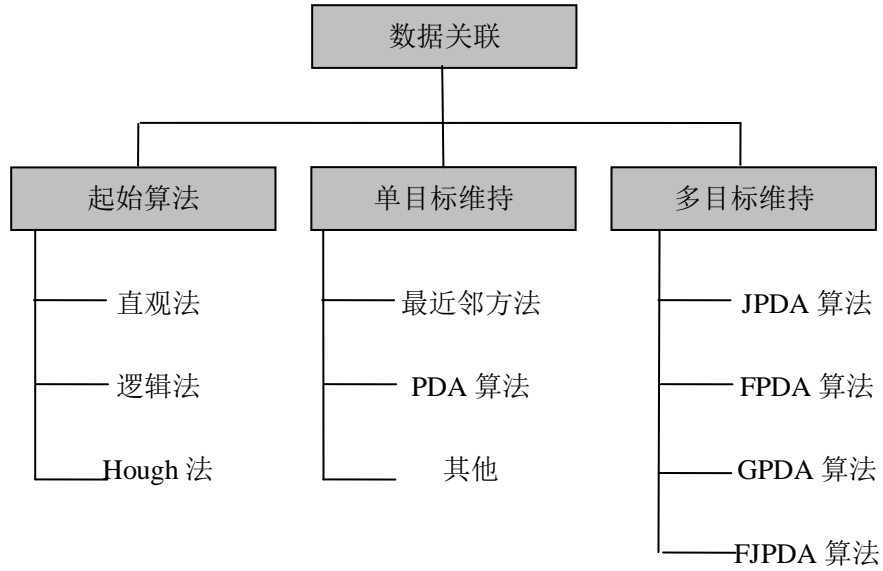


图 4.7 数据关联的各步骤分类图

4.3 仿真分析

1, 最近邻域法

最近邻域法是对杂波环境下的单目标进行目标跟踪的。假设被跟踪的目标在平面上做匀速直线运动，初始状态为 $X(0)=(200m,10000m)$ ，速度为 $v_x=0m/s, v_y=-15m/s$ ，雷达测距误差为 $\sigma_r=200m$ ，测角误差为 $\sigma_\theta=0.02rad$ ，探测概率 $P_D=1$ ， $P_G=0.9997$ ，单位面积的虚假量测数为 $\lambda=0.0004$ ，采样间隔为 $T=1s$ ，仿真步数为 100 步。

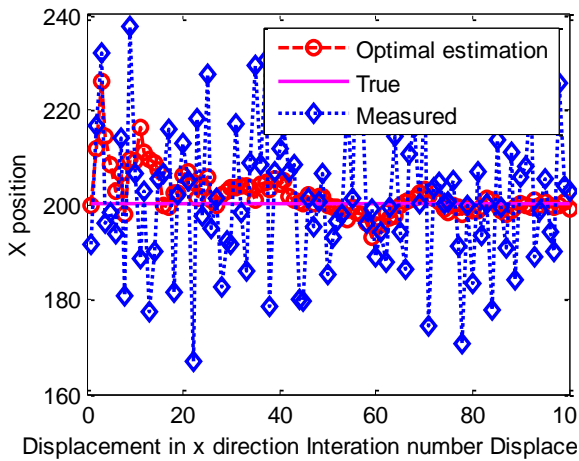


图 4.8(a) X 方向位置真实和跟踪轨迹

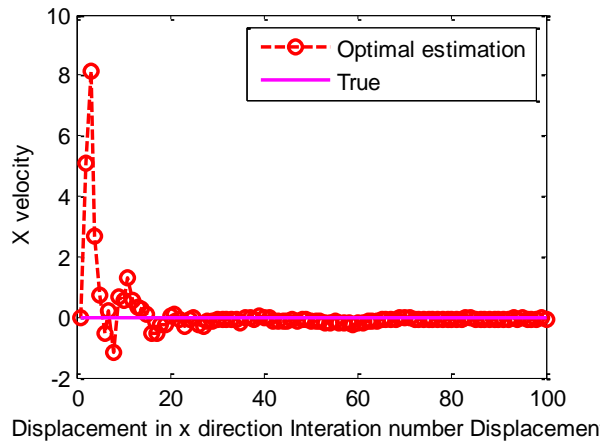


图 4.8(b) X 方向速度真实和跟踪轨迹

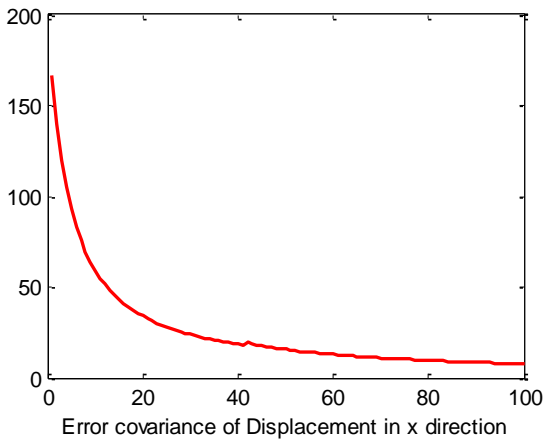


图4.8(c) X方向位移协方差

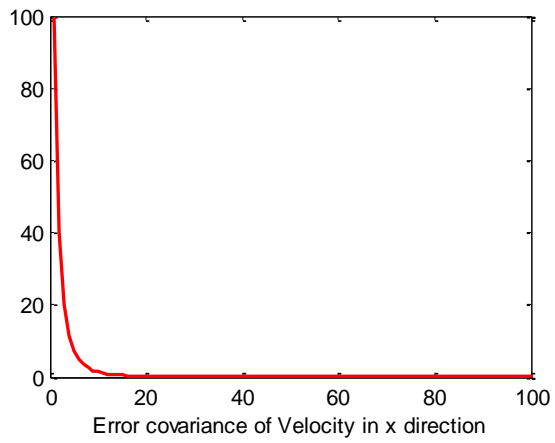


图4.8(c) X方向速度协方差

图 4.8 最近邻域算法

2, 概率统计互联法

概率统计互联法是对杂波环境下单目标进行目标跟踪的。假设被跟踪的目标在平面上做匀速直线运动，初始状态为 $X(0)=(200m,10000m)$ ，速度为 $v_x=0m/s, v_y=-15m/s$ ，雷达测距误差为 $\sigma_r=200m$ ，测角误差为 $\sigma_\theta=0.02rad$ ，探测概率 $P_D=1$ ， $P_G=0.9997$ ，单位面积的虚假量测数为 $\lambda=0.0004$ ，采样间隔为 $T=1s$ ，仿真步数为 100 步。

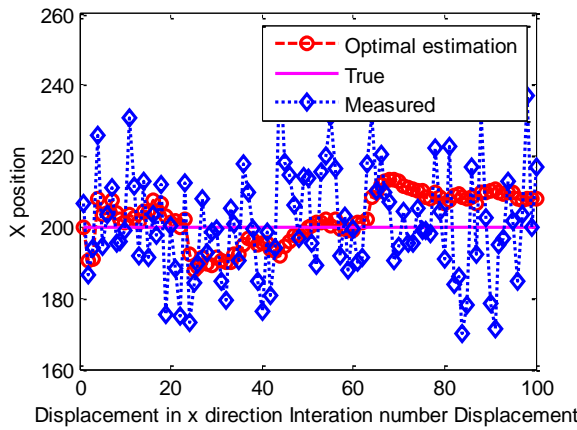


图 4.9(a) X 方向位置真实和跟踪轨迹

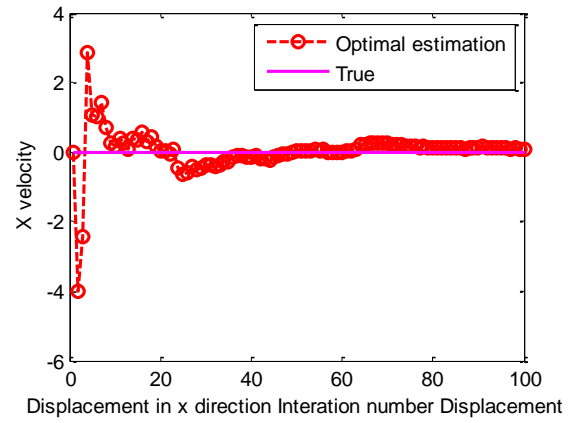


图 4.9(b) X 方向速度真实和跟踪轨迹

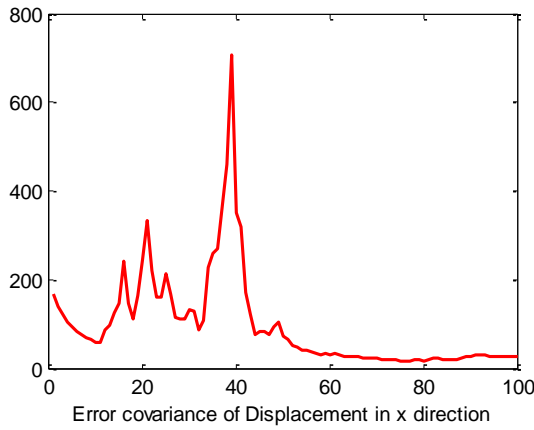


图4.9(c) X方向位移协方差

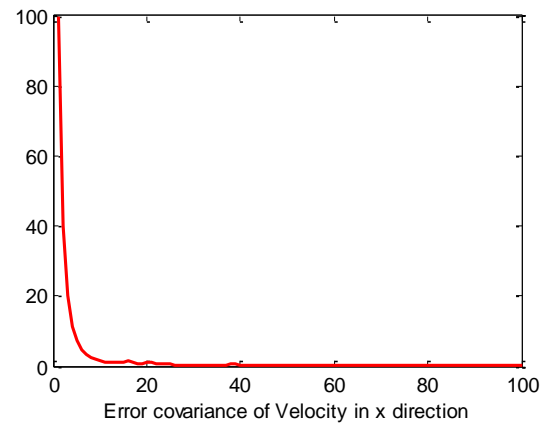


图4.9(c) X方向速度协方差

图 4.9 概率统计互联算法

3. 联合概率数据互联算法

假设滤波器跟踪两个交叉运动的目标，目标初始位置分别为：目标 1， $X(0) = (1500m, 300m/s, 500m, 400m/s)$ 目标 2， $X(0) = (500m, 400m/s, 1500m, 300m/s)$ ，雷达测距误差为雷达测距误差为 $\sigma_r = 100m$ ，测角误差为 $\sigma_\theta = 0.02rad$ ，探测概率 $P_D = 1$ ， $P_G = 0.99$ ，单位面积的虚假量测数为 $\lambda = 0.00002$ ，采样间隔为 $T = 1s$ ，仿真步数为 20 步，仿真次数 10 次。

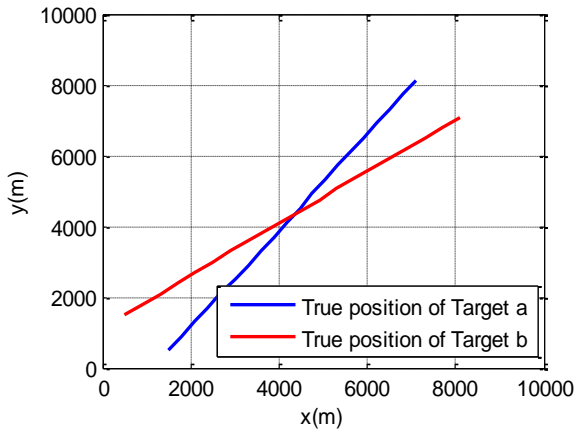


图 4.10(a) 两目标位置真实轨迹

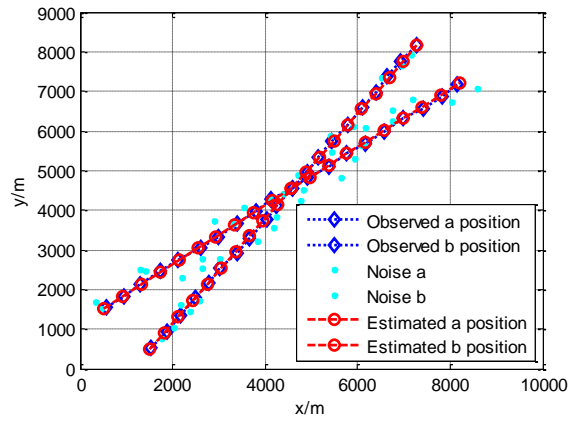


图 4.10(b) 杂波、观测和滤波轨迹

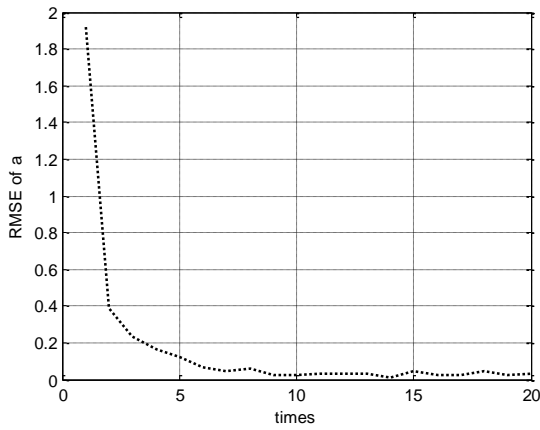


图 4.10(c) 目标 a 的 RMSE

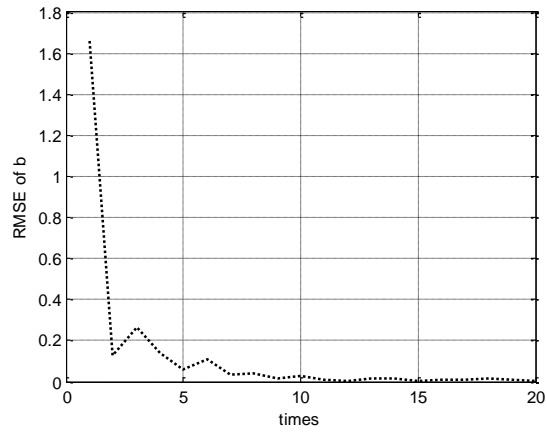


图 4.10(d) 目标 b 的 RMSE

图 4.10 联合概率数据互联算法

4. 简化联合概率数据互联算法

假设滤波器跟踪两个交叉运动的目标，目标初始位置分别为：目标 1， $X(0) = (1500m, 300m/s, 500m, 400m/s)$ ；目标 2， $X(0) = (500m, 400m/s, 1500m, 300m/s)$ ，雷达测距误差为雷达测距误差为 $\sigma_r = 100m$ ，测角误差为 $\sigma_\theta = 0.02rad$ ，探测概率 $P_D = 1$ ， $P_G = 0.99$ ，单位面积的虚假量测数为 $\lambda = 0.00002$ ，采样间隔为 $T = 1s$ ，仿真步数为 20 步，仿真次数 10 次。

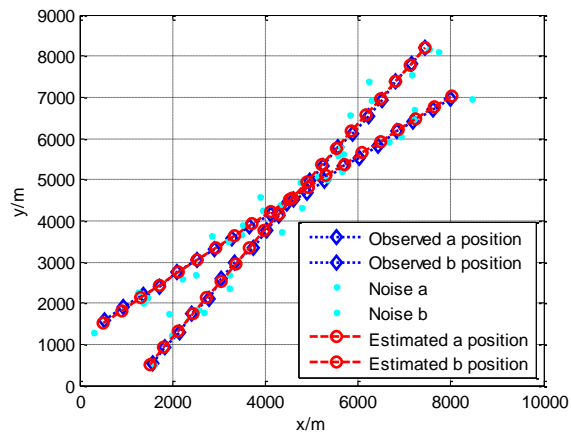


图 4.11(a) 两目标位置真实轨迹

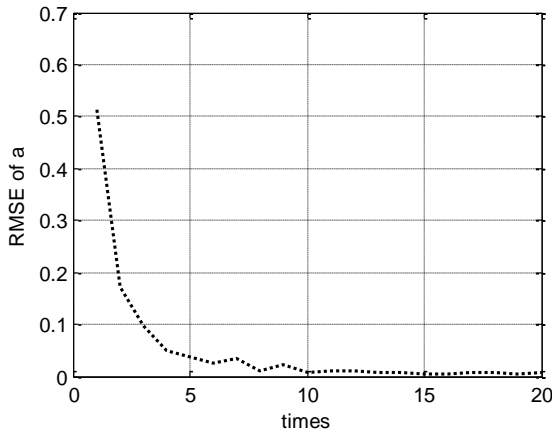


图 4.11(c) 目标 a 的 RMSE

图 4.11(b) 杂波、观测和滤波轨迹

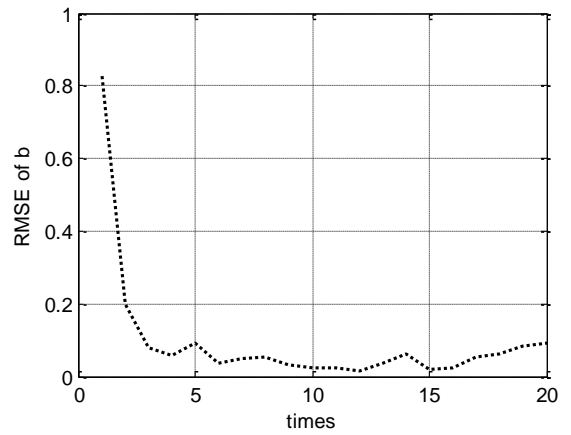


图 4.11(d) 目标 b 的 RMSE

图 4.11 简化联合概率数据互联算法

5. 快速联合概率数据互联算法

假设滤波器跟踪两个交叉运动的目标，目标初始位置分别为：目标 1， $X(0) = (1500m, 300m/s, 500m, 400m/s)$ ；目标 2， $X(0) = (500m, 400m/s, 1500m, 300m/s)$ ，雷达测距误差为雷达测距误差为 $\sigma_r = 100m$ ，测角误差为 $\sigma_\theta = 0.02rad$ ，探测概率 $P_D = 1$ ， $P_G = 0.99$ ，单位面积的虚假量测数为 $\lambda = 0.00002$ ，采样间隔为 $T = 1s$ ，仿真步数为 20 步，仿真次数 10 次。



图 4.12(a) 两目标位置真实轨迹

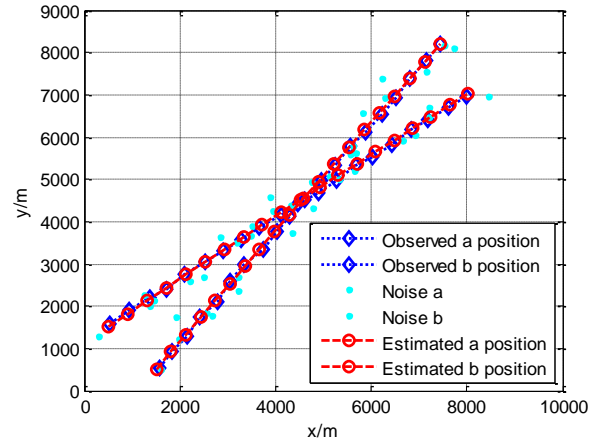


图 4.12(b) 杂波、观测和滤波轨迹

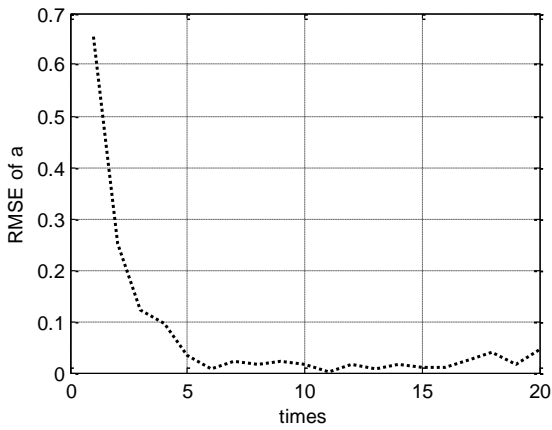


图 4.12(c) 目标 a 的 RMSE

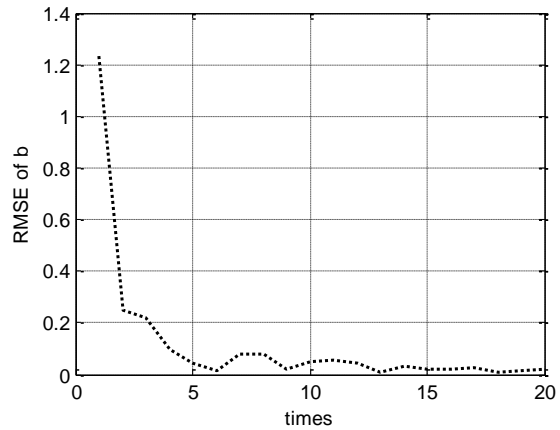


图 4.12(d) 目标 b 的 RMSE

图 4.12 快速联合概率数据互联算法

6. 广义联合概率数据互联算法

假设滤波器跟踪两个交叉运动的目标，目标初始位置分别为：目标 1， $X(0) = (1500m, 300m/s, 500m, 400m/s)$ ；目标 2 $X(0) = (500m, 400m/s, 1500m, 300m/s)$ ，雷达测距误差为雷达测距误差为 $\sigma_r = 100m$ ，测角误差为 $\sigma_\theta = 0.02rad$ ，探测概率 $P_D = 1$ ， $P_G = 0.99$ ，单位面积的虚假量测数为 $\lambda = 0.00002$ ，采样间隔为 $T = 1s$ ，仿真步数为 20 步，仿真次数 10 次。

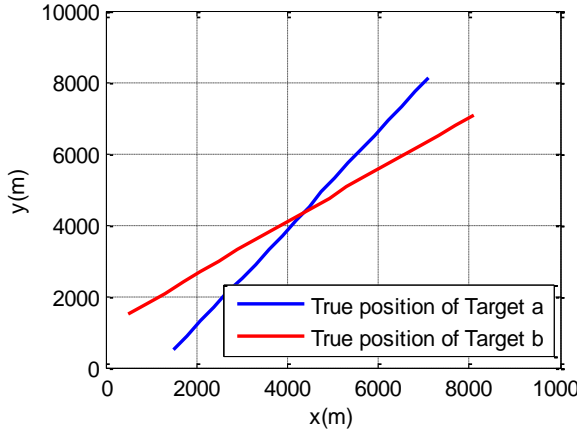


图 4.13(a) 两目标位置真实轨迹

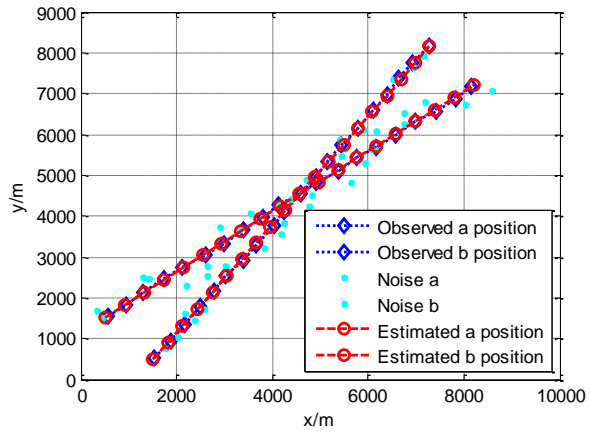


图 4.13(b) 杂波、观测和滤波轨迹

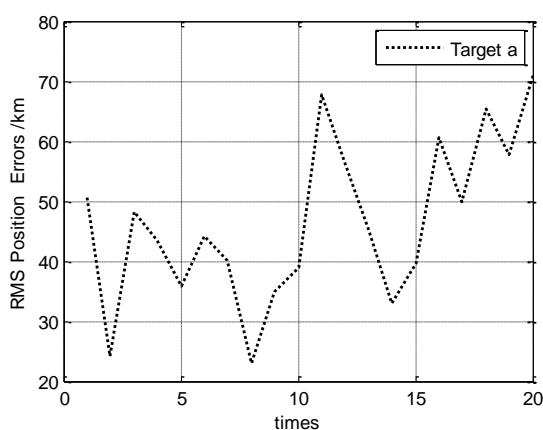


图 4.13(c) 目标 a 的 RMSE

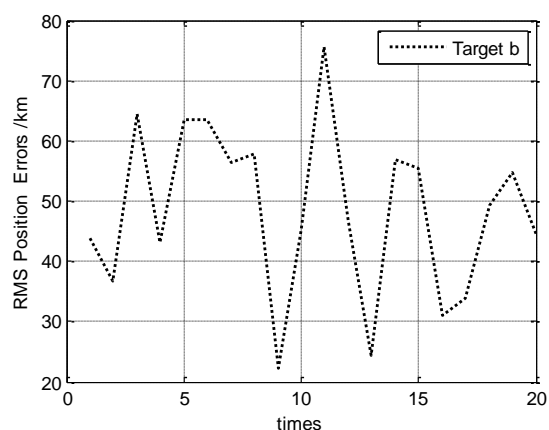


图 4.13(d) 目标 b 的 RMSE

图 4.13 广义联合概率数据互联算法

4.4 本章小结

本章主题讨论了雷达目标跟踪的流程、单目标跟踪以及多目标跟踪算法。其中重点是单目标的跟踪算法和多目标的跟踪算法，包括有最近邻域算法、概率数据关联算法和联合概率数据互联算法广义联合数据互联算法。由于联合概率数据互联算法可能产生数据爆炸，因此对其进行了相应的改进，减少了计算量，包括简化的联合互联算法和快速的联合概率互联算法。如若跟踪过程中出现了错误的互联，就很可能导致滤波发散，一旦出现发散现象，滤波就失去了意义，所以说本章也是目标跟踪非常重要的一个环节。

第五章 雷达数据处理算法的评估方法

雷达数据处理性能评估可采用多种方法，如 Monte Carlo 方法，解析法、半实物仿真评估法、实验法等。

5.1 Monte Carlo 方法

所谓 Monte Carlo 方法，又称为统计实验法，它是一种采用统计抽样理论近似求解实际问题的方法，是通过大量的计算机模拟来检验系统的性能并归纳出统计较高的一种随机分析方法，它的原理基础是概率论中的大数定律。Monte Carlo 方法包括伪随机数的产生、Monte Carlo 仿真设计及结果解释等内容。它解决问题的思路是，首先建立与雷达数据处理性能评估有相似性的概率模型，然后对模型进行模拟或统计抽样，再利用所得到的结果进行雷达数据处理性能评估。

采用 Monte Carlo 方法的优点是：

- 可在计算机上大量重复抽样，可节省大量的经费，具有很好的经济性；
- 对于一些模型特别复杂。利用数值求解方法难以求解的问题，采用 Monte Carlo 方法是一种可行的选择；
- 适应性强，受问题条件限制的影响小，特别是对于一些危险、难以实现或成本太大的问题，采用 Monte Carlo 方法是一种好的选择。

采用 Monte Carlo 方法的缺点是：

- 对于一些精度要求较高的实际问题，通常收敛速度较慢，有时不能满足实时性要求；
- 他是实际问题的近似，与实际应用问题还有一定的差距；Monte Carlo 方法得到的结果只能作为参考或指导。

在用 Monte Carlo 方法产生伪随机数时，若所采用的计算机编程语言提供了产生随机数的方法，则可直接采用，例如，在用 Matlab 进行编程时，可直接用语句 rand 产生[0,1]区间上的均匀分布随机数，用 randn 产生标准正态分布随机数。若所采用的计算机编程语言不能直接提供所需的随机数，则往往是先产生[0,1]区间上的均匀分布的随机数，然后再用反变换法产生所需分布的随机数。

5.2 解析法

所谓性能评估的解析法，就是通过各种方法建立起关于某个或多个性能评估指

标的数学模型,利用解析计算或数值求解得到雷达数据处理系统的效能评估指标的数值,从而对系统进行评估。为了采用解析法,可以以某种或多种理论为基础对系统进行抽象,将模型参数、初始条件、输入和输出关系等均用数学表示式表示,得到相应的数学模型。就所采用的数学理论而言,雷达数据处理性能评估的解析法主要有基于统计理论的性能评估、基于模糊理论的性能评估等。

在用解析法进行性能评估时,建立系统的数学模型是至关重要的一步。而在数学模型的建立过程中首先要根据问题的分析结果,确定所采用的坐标系、系统状态变量,并根据变量间的相互关系以及约束条件,将它们用数学的形式描述出来,同时确定其中的参数,即构成用于解析评估的数学模型。该数学模型所描述的变量及作用关系必须要接近于真实系统,且要兼顾反映系统真实性和运行效率,使模型的复杂度适中,既不过于简单,也不过于复杂。

5.3 半实物仿真方法

半实物仿真是一种在室内进行的仿真实验评估方法,他是用硬件和软件来仿真信源和电子系统的电磁特性,由计算机控制实验系统,产生典型实验环境中的真实信号,通过把实际的系统放置在内场半实物仿真实验工具中,并利用计算机模拟系统工作或运动,以分析评估系统的效能。进行半实物仿真时,内场半实物仿真工具需要大量各种类型的数据作为仿真的初始条件,这类数据包括目标运动轨迹、目标的 RCS 特征、信源的辐射特征、雷达数据处理算法模型、性能指标定义以及战术、阵地条件的数据等。

内场半实物仿真实验可以为雷达数据处理系统实验鉴定与评估提供灵活方便的仿真实验平台,主要优点有:

- 实验环境可控,根据需要仿真各种所需的动态电磁环境,为雷达数据处理系统性能评估提供较为逼真的实验条件;
- 实验过程可控,可以根据需要,多次重复实验和评估过程,也可对其中感兴趣的中间过程进行实验和评估,为评估系统性能提供了有利条件,使定量评估性能成为可能;
- 实验数据录取容易,受环境影响小,测量数据精度高,有利于对雷达数据处理系统性能的评估;
- 实验消费比高;
- 保密性好,不向外产生电磁辐射,不易被敌方侦查。

内场半实物仿真实验的主要缺点是:

- 实验结果可信度与数学仿真模型有关,与实际真实环境往往有些差别;
- 在微波暗室进行半实物仿真实验时,由于微波暗室尺寸的限制,必须考虑

近场电磁波传输效应的消除问题。

5.4 实验验证法

所谓实验验证法，也就是把所研制的雷达数据处理模型和/或系统放到实际应用中，通过实际检验对雷达数据处理系统的性能进行评估。用实验验证法进行评估的优点是能够客观、真实和比较全面的反映雷达数据处理系统的效能特性，缺点是成本高、实现困难。一般来说，用实验验证法进行性能评估往往在解析评估、仿真评估和/或半实物仿真评估基础上进行的评估，也往往是最终的评估。

第六章 总结与展望

6.1 总结

目标跟踪技术的研究是一个十分关键的理论问题，在军事和在民用领域里，该技术都得到了广泛的运用。因此，目标跟踪课题的开展，可以提高国家的国防实力和国际地位，它有着及其重要的现实意义。这篇文章对目标跟踪算法进行了研究分析，首先阐述了目标跟踪技术的起源和研究背景，讨论了开展目标跟踪技术课题的实际意义，阐述了国际上关于目标跟踪技术的最前沿的动态。接着，目标跟踪技术的基本概念和知识被引入文中，这包括系统动态模型和量测模型的建立、滤波和预测的概念以及所用到的边扫描边跟踪雷达体系。接着阐述了目标跟踪的第一步骤：航迹起始的相关问题，涉及到直观法、逻辑法和 Hough 法。最后还讨论了雷达的单目标跟踪和多目标跟踪，其中单目标跟踪是基础，多目标跟踪是难点部分，文章对数据关联技术进行了详细的描述和总结，并给出了几个典型的数据关联算法。

针对联合概率数据关联算法时间花销大的问题，本文提出了几种改进的联合概率数据关联算法来解决这样的问题，包括简化的联合概率数据概率算法、快速联合概率互联算法，还有广义的数据互联算法，这些算法达到了保持原有跟踪精度的同时又降低了算法的时间复杂度，提高了算法的实时性和实用性。

6.2 展望

目标跟踪技术的研究与发展有着在过去几十年中有了长足的进步，但是随着该技术不断深入的发展与应用，许多亟待解决的问题出现在人们面前。

这些问题包括：

①本文介绍了跟踪门的一些基本概念，但在实际的目标跟踪问题中，当目标处于机动状态时，跟踪门的大小应该自适应的调整，以便保证最大程度的接收到有效回波。所以如何使跟踪门自动适应目标机动范围是一个值得深入研究的问题。

②将目标跟踪技术与一些相关学科进行交叉结合，互补优势，比如将目标跟踪技术与遗传算法，神经网络相结合，这样就为目标跟踪技术的研究拓展了一条新的方法和思路。

③在航迹起始过程中，Hough 变换作为一种最基本的起始算法，起始效果并不理想，因此还要进行相应的一些改进，衍生出许多改进算法，这是本文没有涉

及到的内容。

④在实际的应用中，目标一旦发生了机动运动，将会产生不可预测的变化，本文只介绍了一种机动运动模型，并未对机动目标跟踪作深入的探讨。

致谢

本研究及学位论文是在我的导师刘聪锋老师的悉心指导下完成的。在论文的撰写过程中我遇到了许多的难题与困惑，都在同学和老师的帮助下度过了。尤其要强烈感谢我的论文指导老师刘聪锋老师，他严谨的科学态度，一丝不苟的治学精神，精益求精的工作作风，潜移默化的影响了我。刘老师治学严谨，学识渊博，思想深邃，视野雄阔，为我营造了一种良好的精神氛围。授人以鱼不如授人以渔，置身其间，耳濡目染，潜移默化，不仅使我形成了创新的思想观念，而且使我树立了远大的学术目标，让我学会了处理问题的思考方式，从论文研究方向到论文写作的指导，每每得到刘老师耐心的点拨之后，常常让我如坐春风，茅塞顿开。在此谨向刘老师致以诚挚的谢意和崇高的敬意。

我还要感谢在一起愉快的度过毕业论文小组的同学们，在你们的帮助和支持下，我才能把问题与困惑逐个的消灭掉，最终完成文章的写作。

感谢这篇论文所涉及到的各位学者。本文引用了数位学者的研究文献，如果没有各位学者的研究成果的帮助和启发，我将很难完成本篇论文的写作。

感谢我的父母，焉得谖草，言树之背，养育之恩，无以回报，你们永远是我内心最强大的支持，你们的健康平安是我最大的心愿。这篇论文从开始进入课题到顺利完成，有许许多多可敬的师长、同学、朋友给了我帮助，在这里请接受我诚挚谢意！

最后，再次对关心、帮助我的老师和同学表示衷心地感谢！

由于我的学术水平有限，所写论文难免有不足之处，恳请各位老师和学友批评和指正！

参考文献

- [1] 王杰贵, 罗景青, 多目标无缘跟踪中的多特征模糊综合数据关联算法. 航空学报, 2004,25 (2): 172-176.
- [2] Seong-Taek P,Jang Gyu IL.Improved Kalman filter design for three-dimensional radar tracking.IEEE Trans.Aerosp.Electrion.Syst.2001,AES-37(2): 727-739
- [3] 丁晋俊, 李志刚, 传感器网络在战场目标定位跟踪中的应用. 电子对抗, 2006,108: 22-25.
- [4] 何友, 王国宏, 陆大金, 彭应宁.多传感器信息融合及应用. 北京: 电子工业出版社.2000
- [5] 王文松,, 龙晓波, 汪大昭. 干扰下的组网雷达目标跟踪分析. 电子信息对抗技术, 2009,5: 11-15
- [6] 任德才. 浅谈"3S"技术在信息化战争中的作用. 国防技术基础 2005.3: 40-42
- [7] 张兰秀, 赵连芳译.跟踪与数据关联. 连云港: 中船总七一六所, 1991
- [8] 刘刚, 多目标跟踪算法及实现研究, 西北工业大学博士学位论文, 2003
- [9] 宋骊平, 被动多传感器目标跟踪方法研究, 西安电子科技大学博士学位论文, 2008
- [10] Singer R. A. Estimation optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets, IEEE Trans. AES, 1970, 6(4):473-483.
- [11] 蔡庆宇, 薛毅, 张伯彦, 相控阵雷达数据处理及其仿真技术, 国防工业出版社, 北京, 1997
- [12] KalmanR E,Bucy R S,New results in linear filtering and prediction theory,Trans.ASME.Journal of Basic Eng, 1961, 83: 95-108
- [13] Singer R A and Sed R G.A new filter for optimal tracking in dense multi-target environments[J]. Proc.Ninth Allerton Conf. Circuit and System Theory, Urbana,Iuinions,Oct,1977,202-211.
- [14] 李燕, 郭立, 一种用于雷达量测的滤波算法, 火控雷达技术, 2001.3(2): 3-7.
- [15] 周宏仁, 机动目标当前统计模型与自适应跟踪算法, 航空学报, 1983, 4(1): 73-86
- [16] 周宏仁, 敬忠良, 王培德, 机动目标跟踪, 国防工业出版社, 北京, 1991
- [17] 罗立强, 某型雷达多目标跟踪算法研究, 西北工业大学硕士学位论文, 2004
- [18] 熊伟.水面舰艇编队作战系统信息融合技术研究: 烟台: 海军航空工程学院硕士学位论文, 2001.

- [19] P.R. Kalata. The Tracking Index: A Generalized Parameter for $\alpha - \beta$ and $\alpha - \beta - \gamma$ Target Trackers. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 1984.03, Vol. AES-20.No.2.174.182
- [20] Bucy R S, Renne K D, Digital Synthesis of nonlinear filters, Automatica, 1971, 7(3):287-289
- [21] 胡峰, 范金城, 动态测量系统抗扰性预报算法. 宇航学报, 1995, 16(1): 12-15
- [22] 龚享衣, 一种基于极坐标的无源定位与跟踪稳定算法研究. 信号处理, 2005.8(21): 13-17
- [23] Julier S.J. and Uhlmann J.K. A General Method for Approximating Nonlinear Transformations of Probability Distributions. Technical report, RRG, Dept of Engineering Science, University of Oxford, 1996.
- [24] Julier S.J. and Uhlmann J.K. A consistent, unbiased method of reconvertng between polar and Cartesian coordinate systems, Proc. of Aerosense: The 11th International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, Orlando, Florida, 1997, Vol. Acquisition, Tracking and Pointing XI.
- [25] A. 费利那, F.A. 斯塔德著, 匡永胜, 张祖稷等译. 雷达数据处理(第一卷). 第一版. 北京: 国防工业出版社, 1988
- [26] 钱健民, 曹国怒, TWS 雷达数据处理系统建模与软件设计. 火控雷达技术, 1993, 1 (22): 1-5.
- [27] 何友, 修建娟, 张晶炜, 关欣等, 雷达数据处理及应用, 电子工业出版社, 2009
- [28] 董志荣. 论航迹起始方法. 情报指挥控制系统与仿真技术. 1999, (2): 1-7
- [29] 王国宏, 苏峰, 何友. 三维空间中基于 Hough 变换和逻辑的航迹起始. 系统仿真学报. 2004, 16(8): 2198-2200
- [30] R. O. Duda and P. E. Hart "Use of the Hough transformation to detect lines and curves in Pictures, Communication of the ACM, Vol.15, No, 1, Jan. 1972, pp.11-15.
- [31] 刘盼, 多频连续波雷达系统目标跟踪与脱靶量算法研究, 西安电子科技大学学位论文, 2007
- [32] 龙翔, 敬忠良, 金德琨等. 雷达多目标跟踪系统的跟踪效能评估. 航空电子技术. 2001, 6, 32(2). 30-34
- [33] 刘长江, 地面情报雷达中的数据处理, 南京理工大学硕士学位论文, 2006
- [34] 罗利强, 模型雷达多目标跟踪算法的研究, 西北工业大学硕士学位论文, 2004
- [35] Singer R A, Stein J J. An optimal tracking filter for processing sensor data imprecisely determined origin in surveillance systems[A]. Proceedings of the 1971

- IEEE Conference on Decision and Control. Miami Beach:1971,171-175
- [36] Singer R A, Sea R G. A new filter for optimal tracking in dense multi-target environments. Proceedings of the ninth Allerton Conference Circuit and System Theory. Urbana:1971,201-211
- [37] Bar-Shalom Y, Jaffer A G. Adaptive nonlinear filtering for tracking with measurements of uncertain. Proceedings of the 11th IEEE Conference on decision and Control. 1972:243-247
- [38] 何友.多目标多传感器分布信息融合算法研究: 清华大学博士学位论文, 1996.
- [39] Bar-Shalom Y. Extension of the Probabilistic Data Association Filter in Multi-Target Tracking. Processing of the 5th Symp. on Nonlinear Estimation, 1974:16-21.
- [40] 徐振来, 相控阵雷达数据处理, 国防工业出版社, 2009
- [41] 秦卫华, 一种简化的联合概率数据关联算法, 西北工业大学学报, 2005, 23(2): 276-279
- [42] 杨春玲, 余英林, 刘国岁, 多目标跟踪中的数据关联算法, 系统工程与电子技术, 2000, 22(3): 11-15
- [43] 张进平. 机载雷达机动多目标跟踪建模与数据关联研究, 西北工业大学硕士学位论文, 1994.
- [44] 潘泉, 自适应目标跟踪算法研究, 西北工业大学博士学位论文, 1997.
- [45] 唐吉, 卡尔曼滤波算法在强机动目标跟踪中的应用, 东南大学学位论文, 2008
- [46] 叶西宁, 多目标跟踪系统中数据关联与多维分配技术, 西北工业大学博士学位论文, 2003

攻读学位期间发表的学术论文

- [1] 高虎. 密集杂波环境下改进的 Hough 航迹起始研究. 西安电子科技大学研究生学术年会. 2012