

目标跟踪系统中的 滤波方法

FILTERING METHODS IN TARGET TRACKING SYSTEM

陈金广 著



西安电子科技大学出版社
<http://www.xduph.com>

目标跟踪系统中的 滤波方法

陈金广 著



西安电子科技大学出版社

内 容 简 介

本书内容属于信息融合研究领域。针对多条件下目标跟踪系统中的滤波方法,本书结合近年来国内外研究热点进行论述,内容较为新颖。具体内容包括:卡尔曼滤波和非线性系统滤波、粒子滤波、等式状态约束条件下的滤波、自适应卡尔曼滤波及其融合、无序量测条件下的滤波、网络丢包条件下的滤波、RTS平滑及其分段融合以及非线性滤波算法在目标跟踪中的应用等。

本书可供电子信息、自动化、计算机应用、控制科学与工程、信号处理、导航与制导等相关专业高年级本科生和研究生,以及相关领域的工程技术人员和研究人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

目标跟踪系统中的滤波方法/陈金广著.

—西安:西安电子科技大学出版社,2013.8

ISBN 978 - 7 - 5606 - 3074 - 8

I. ① 目… II. ① 陈… III. ① 滤波技术—应用—目标跟踪

IV. ① TN953

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2013)第 164827 号

策划编辑 王 飞

责任编辑 阎 彬

出版发行 西安电子科技大学出版社(西安市太白南路2号)

电 话 (029)88242885 88201467 邮 编 710071

网 址 www.xduph.com 电子邮箱 xdupfxb001@163.com

经 销 新华书店

印刷单位 陕西华沐印刷科技有限责任公司

版 次 2013年8月第1版 2013年8月第1次印刷

开 本 787毫米×1092毫米 1/16 印张 13.5

字 数 309千字

印 数 1~1000册

定 价 27.00元

ISBN 978 - 7 - 5606 - 3074 - 8/TN

XDUP 336600 1-1

* * * 如有印装问题可调换 * * *

本社图书封面为激光防伪覆膜,谨防盗版。

前 言

在目标跟踪系统中,滤波方法是重要的研究内容之一。在假定状态转移模型和观测模型已知的情况下,可采用滤波算法获得状态估计。对于线性高斯系统,卡尔曼滤波算法是最优算法。然而在实际应用中,系统往往呈现非线性、非高斯特征,现已有多种非线性滤波算法从不同角度解决了这些问题,包括扩展卡尔曼滤波算法、不敏卡尔曼滤波算法、中心差分滤波算法、粒子滤波算法等。本书对这些算法进行了较为系统的讨论,并对作者近年来的研究成果进行了总结。全书涉及以下内容:典型的非线性滤波算法、粒子滤波、等式状态约束条件下的滤波、自适应卡尔曼滤波及其融合、无序量测条件下的滤波、网络丢包条件下的滤波、RTS平滑及其分段融合,以及滤波算法在目标跟踪中的应用等。

本书第1章介绍了滤波方法在目标跟踪系统中的地位和作用,以及滤波方法的研究进展和评价标准。第2章对卡尔曼滤波和与卡尔曼滤波相关的非线性滤波算法做了论述,如扩展卡尔曼滤波、不敏卡尔曼滤波、积分卡尔曼滤波、容积卡尔曼滤波、傅立叶厄米特卡尔曼滤波、中心差分卡尔曼滤波等。第3章介绍粒子滤波,包括序贯重要性重采样粒子滤波、辅助粒子滤波、正则化粒子滤波、扩展卡尔曼粒子滤波、高斯和粒子滤波、边缘粒子滤波等。第4章论述等式状态约束条件下的滤波算法,提出了一种线性等式状态约束条件下的粒子滤波算法和一种迭代收缩非线性状态约束条件下的滤波算法。第5章讨论自适应卡尔曼滤波,提出了一种双重迭代变分贝叶斯自适应卡尔曼滤波算法及其融合方法。第6章讨论无序量测条件下的滤波方法,提出了一种基于不敏变换的无序量测融合算法。第7章讨论网络丢包条件下的滤波方法,提出了一种非线性系统中具有丢包情况的滤波方法。第8章研究各类非线性滤波 RTS平滑算法,并在此基础上提出了一种 RTS分段融合方法。第9章介绍了几种非线性滤波算法在目标跟踪系统中的应用实例。第10章是相关的数学预备知识,内容涉及向量和矩阵、随机变量、随机向量和随机过程。

在书稿的撰写过程中,作者参考了许多国内外同行学者们的研究成果。正是他们的出色工作,使目标跟踪系统中滤波方法的研究不断向前迈进。本书的不少研究成果都是作者读博士期间在导师高新波教授的指导下完成的,在此向高老师的辛勤培养表示衷心感谢。在读研究生贺姗、王妮、张曼、孙瑞参与了书稿的修改和校对工作。

由于作者学术水平有限,书中难免存在不妥之处,恳请读者批评指正。

作 者

2013年6月

目 录

第1章 绪论	(1)
1.1 滤波方法在目标跟踪系统中的地位和作用	(1)
1.2 状态估计和融合方法的研究进展及现状	(2)
1.2.1 信息融合技术	(2)
1.2.2 目标跟踪技术	(4)
1.2.3 状态估计技术	(5)
1.2.4 估计融合技术	(7)
1.3 目标跟踪滤波性能评价准则	(8)
1.3.1 单目标跟踪滤波性能评价准则	(9)
1.3.2 多目标跟踪滤波性能评价准则	(10)
1.3.3 时间复杂度评价准则	(12)
1.4 本书内容安排	(12)
参考文献	(13)
第2章 卡尔曼滤波和非线性系统滤波方法	(18)
2.1 引言	(18)
2.2 卡尔曼滤波算法	(18)
2.2.1 状态空间模型	(18)
2.2.2 最优滤波方程	(19)
2.2.3 卡尔曼滤波	(20)
2.3 扩展卡尔曼滤波算法	(21)
2.3.1 泰勒级数展开	(22)
2.3.2 扩展卡尔曼滤波	(24)
2.4 不敏卡尔曼滤波算法	(26)
2.4.1 不敏变换	(26)
2.4.2 不敏卡尔曼滤波	(27)
2.5 积分卡尔曼滤波算法	(28)
2.5.1 高斯厄米特积分准则	(28)
2.5.2 积分卡尔曼滤波	(28)
2.6 容积卡尔曼滤波算法	(29)
2.6.1 球面径向规则	(29)
2.6.2 容积卡尔曼滤波	(32)
2.7 傅立叶厄米特卡尔曼滤波算法	(33)
2.7.1 傅立叶厄米特级数展开	(33)

2.7.2 傅立叶厄米特卡尔曼滤波	(36)
2.8 中心差分卡尔曼滤波算法	(37)
2.8.1 Stirling 插值公式	(37)
2.8.2 中心差分逼近	(39)
2.8.3 中心差分卡尔曼滤波	(42)
2.9 小结	(46)
参考文献	(46)
第3章 粒子滤波方法	(48)
3.1 引言	(48)
3.2 贝叶斯滤波	(48)
3.3 贝叶斯重要性采样	(49)
3.4 序贯重要性重采样粒子滤波算法	(50)
3.4.1 序贯重要性采样	(50)
3.4.2 序贯重要性采样问题及策略	(51)
3.4.3 序贯重要性重采样粒子滤波算法步骤	(52)
3.5 马尔可夫链蒙特卡罗粒子滤波算法	(53)
3.5.1 蒙特卡罗方法	(53)
3.5.2 Gibbs 采样	(53)
3.5.3 Metropolis 算法	(54)
3.5.4 马尔可夫链蒙特卡罗粒子滤波算法步骤	(55)
3.6 辅助粒子滤波算法	(55)
3.7 正则化粒子滤波算法	(57)
3.8 边缘粒子滤波算法	(58)
3.8.1 问题描述	(58)
3.8.2 边缘粒子滤波算法步骤	(59)
3.8.3 Model 1: 对角模型	(60)
3.8.4 Model 2: 三角模型	(61)
3.8.5 Model 3: 一般模型	(62)
3.9 扩展卡尔曼粒子滤波算法	(65)
3.9.1 局部线性化	(65)
3.9.2 扩展卡尔曼粒子滤波算法步骤	(65)
3.10 高斯和粒子滤波算法	(66)
3.10.1 问题描述	(66)
3.10.2 高斯噪声条件下的高斯和粒子滤波算法	(67)
3.10.3 非高斯噪声与高斯混合模型	(69)
3.10.4 非高斯噪声条件下的高斯和粒子滤波算法	(72)
3.11 小结	(74)
参考文献	(74)
第4章 等式状态约束条件下的滤波方法	(76)

4.1	引言	(76)
4.2	线性状态约束方法	(77)
4.2.1	模型降阶	(78)
4.2.2	最佳量测	(79)
4.2.3	估计投影	(79)
4.2.4	具有不等式约束的估计投影	(80)
4.2.5	增益投影	(81)
4.2.6	概率密度函数截断	(81)
4.2.7	系统投影	(81)
4.2.8	软约束	(82)
4.2.9	仿真实验	(83)
4.3	非线性状态约束方法	(84)
4.3.1	二阶项展开	(84)
4.3.2	平滑约束卡尔曼滤波	(85)
4.3.3	水平滑动估计	(86)
4.3.4	不敏卡尔曼滤波	(87)
4.3.5	内点方法	(88)
4.3.6	粒子滤波方法	(88)
4.4	线性等式状态约束条件下的粒子滤波算法	(89)
4.4.1	问题描述	(89)
4.4.2	算法描述及步骤	(89)
4.4.3	仿真实验及结果分析	(92)
4.5	非线性等式状态约束条件下的滤波算法	(96)
4.5.1	问题描述	(96)
4.5.2	基于 UT 变换的最佳量测值方法	(96)
4.5.3	基点误差降低方法	(97)
4.5.4	仿真实验及结果分析	(98)
4.6	小结	(100)
	参考文献	(101)
第5章	自适应卡尔曼滤波及融合方法	(103)
5.1	引言	(103)
5.2	扩展遗忘因子递推最小二乘算法	(104)
5.2.1	问题描述	(104)
5.2.2	扩展递推最小二乘算法	(105)
5.2.3	扩展遗忘因子递推最小二乘算法	(107)
5.3	变分贝叶斯自适应卡尔曼滤波算法	(109)
5.3.1	问题描述	(109)
5.3.2	基于变分贝叶斯近似的自适应卡尔曼滤波	(109)
5.4	双重迭代的 VB_AKF 算法	(110)

5.4.1	算法过程	(110)
5.4.2	仿真实验及结果分析	(111)
5.5	基于 VB_AKF 的集中式融合方法	(115)
5.5.1	基于 VB_AKF 的扩维集中式融合算法	(116)
5.5.2	基于 VB_AKF 的序贯集中式融合算法	(117)
5.5.3	对一些参数初始化的讨论	(118)
5.5.4	仿真实验及结果分析	(118)
5.6	小结	(124)
	参考文献	(124)
第6章	无序量测条件下的滤波方法	(127)
6.1	引言	(127)
6.2	问题描述	(128)
6.3	单步滞后无序量测算法	(129)
6.3.1	回溯状态	(129)
6.3.2	具有无序量测状态估计的最优更新过程	(130)
6.3.3	A1 算法	(131)
6.3.4	次优算法 B1 和 C1	(131)
6.3.5	B1 和 C1 算法的均方误差	(132)
6.4	基于 UT 变换的单步滞后无序量测算法	(133)
6.4.1	用 UT 变换解决单步滞后 OOSM	(133)
6.4.2	单步滞后 OOSM 多传感器量测融合方法	(135)
6.5	仿真实验及结果分析	(136)
6.5.1	实验模型	(136)
6.5.2	仿真结果及分析	(137)
6.6	小结	(138)
	参考文献	(139)
第7章	网络丢包条件下的滤波方法	(141)
7.1	引言	(141)
7.2	噪声不相关时不变系统中网络丢包条件下的滤波算法	(141)
7.2.1	问题描述	(141)
7.2.2	算法推导及过程	(142)
7.3	噪声相关时变系统中网络丢包条件下的滤波算法	(144)
7.3.1	问题描述	(144)
7.3.2	算法推导及过程	(145)
7.4	非线性系统中网络丢包条件下的滤波算法	(148)
7.4.1	问题描述	(148)
7.4.2	算法推导及过程	(148)
7.4.3	仿真实验及结果分析	(150)
7.5	小结	(151)

参考文献	(151)
第8章 RTS 平滑及分段融合方法	(153)
8.1 引言	(153)
8.2 RTS 平滑算法	(154)
8.2.1 卡尔曼滤波 RTS 平滑	(154)
8.2.2 高斯 RTS 平滑算法的通用形式	(156)
8.2.3 不敏卡尔曼滤波 RTS 平滑	(158)
8.2.4 高斯厄米特 RTS 平滑算法	(160)
8.2.5 容积卡尔曼滤波 RTS 平滑	(160)
8.3 基于分段 RTS 平滑的凸组合航迹融合算法	(161)
8.3.1 分段 RTS 平滑算法	(161)
8.3.2 算法描述及分析	(162)
8.3.3 仿真实验及结果分析	(163)
8.4 小结	(165)
参考文献	(166)
第9章 非线性滤波算法在目标跟踪中的应用	(168)
9.1 基于高斯粒子滤波的机载 GMTI 雷达跟踪	(168)
9.1.1 概述	(168)
9.1.2 机载 GMTI 雷达	(168)
9.1.3 算法描述及步骤	(169)
9.1.4 仿真实验及结果分析	(171)
9.2 基于边缘粒子滤波的目标跟踪算法	(173)
9.2.1 概述	(173)
9.2.2 问题描述	(174)
9.2.3 算法描述及步骤	(174)
9.2.4 仿真实验及结果分析	(176)
9.3 基于求积分卡尔曼滤波的交互式多模型算法	(178)
9.3.1 概述	(178)
9.3.2 求积分卡尔曼滤波	(178)
9.3.3 算法描述及步骤	(180)
9.3.4 仿真实验及结果分析	(181)
9.4 小结	(183)
参考文献	(183)
第10章 数学预备知识	(186)
10.1 向量和矩阵	(186)
10.1.1 向量的有关概念	(186)
10.1.2 矩阵运算	(186)
10.1.3 矩阵的特征值与特征向量	(187)
10.1.4 逆矩阵	(188)

10.1.5	矩阵求逆引理	(189)
10.1.6	正定矩阵和半正定矩阵	(190)
10.1.7	矩阵的奇异值分解	(190)
10.1.8	向量与矩阵的微分运算	(190)
10.1.9	雅可比矩阵和 Hessian 矩阵	(193)
10.2	随机变量、随机向量和随机过程	(193)
10.2.1	随机变量的函数及其分布	(193)
10.2.2	随机变量的数字特征	(196)
10.2.3	随机向量	(198)
10.2.4	多元高斯分布	(200)
10.2.5	随机过程	(201)
参考文献		(203)

第1章 绪 论

1.1 滤波方法在目标跟踪系统中的地位和作用

目标跟踪是人们运用各种观测和计算手段,实现主体对被关注运动客体的状态建模、估计、跟踪的过程。随着航空、航天、航海事业的不断发展以及现代战争信息化、网络化特征的日益凸显,对海底、海面、陆地、空中和太空中目标跟踪技术的精确性和实时性的要求在不断提高。毋庸置疑,该技术在国防安全领域中发挥着重要作用。此外,在民用领域,目标跟踪技术也得到广泛应用,例如空中交通管制、机器人、视频监控以及存在于制造业中的工件定位等。

一般意义下的目标跟踪技术通常包括三个部分:数据关联、状态估计及融合、航迹管理^[1],如图 1.1 所示。在多目标多传感器测量环境下,数据关联的作用很重要,不正确的数据关联直接导致跟踪精度降低甚至丢失目标。数据关联从所关联数据的类型的角度可做如下划分:量测和量测关联(点迹和点迹关联)、量测和局部估计关联(点迹和航迹关联)以及航迹和航迹关联。数据关联的难度体现在传感器存在漏检、虚警以及在测量值比较密集情况下的关联。Sittler 最早提出数据关联的概念, Singer 和 Bar-Shalom 对数据关联理论的研究和发展做出过重大贡献。最为重要的数据关联方法包括最近邻方法、概率数据关联、联合概率数据关联、多假设方法以及上述方法的改进算法等。航迹管理包括航迹起始、航迹终止、航迹维持等。状态估计及融合既包括在假定目标运动模型的基础上进行估计、预测及平滑的过程,也包括了状态估计融合的内容。本书讨论的重点是目标跟踪系统中的滤波及其融合方法。滤波方法是目标跟踪系统的重要组成部分,直接决定着目标跟踪的精确程度,也在很大程度上影响着整个系统的时间复杂度。因此,滤波方法历来是人们研究的重点。由于实际目标跟踪系统中环境和条件的复杂多变,滤波方法也一直是目标跟踪(尤其是点目标跟踪)研究的难点和关键问题。

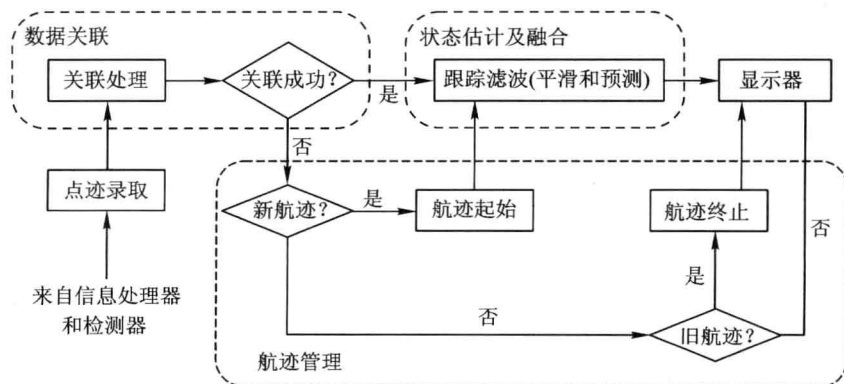


图 1.1 目标跟踪系统

实际上，目前还有一种与上述思路不太相同的目标跟踪方法，即采用随机集的方法进行多目标跟踪^[2]。该方法不需要事先假定目标数目，也不需要数据关联、航迹起始和航迹终止步骤，就可以进行跟踪。该方法的实现也直接依赖于滤波方法，如粒子滤波或者高斯和滤波等。

1.2 状态估计和融合方法的研究进展及现状

1.2.1 信息融合技术

信息融合通俗地讲，是将不同来源、不同模式、不同媒质、不同时间、不同地点、不同表示形式的信息进行综合，最后得到对被感知对象的更精确描述。信息融合与数据融合虽属两个不同的概念，但两者很类似，人们所指的信息融合一般是指数据的融合，因此本书对这两个概念不加区分。由于多传感器测量信息具有冗余性和互补性，因此采用有效的融合方法可以得到更加可靠和更加准确的信息。冗余性可以增加系统的健壮性，如果传感器网络中有部分节点遭到破坏，则可以利用其它正常工作的传感器所携带的相同信息进行弥补。互补性可以提高信息的准确性，可以充分利用不同传感器的测量特征，从而获取被观测目标的更准确、更全面的信息。

根据美国国防联合指导实验室(the US Joint Directors of Laboratories, JDL)的定义，信息融合是组合数据的过程，该过程能够进一步优化估计和预测^[3]。也就是说，如果能够有效地利用多源信息，则能够在一定程度上获取更加可靠、更加精确的估计和预测信息。为了说明信息融合的特征，我们给出一个典型的信息融合例子，如图 1.2 所示。在目标跟踪过程中，使用雷达(Radar)、可见光或红外(E0/IR)和电子支援设备(ESM)对目标进行观测，然后进行融合。可以看出，不同类型的测量设备在探测性能、运动参数估计和识别

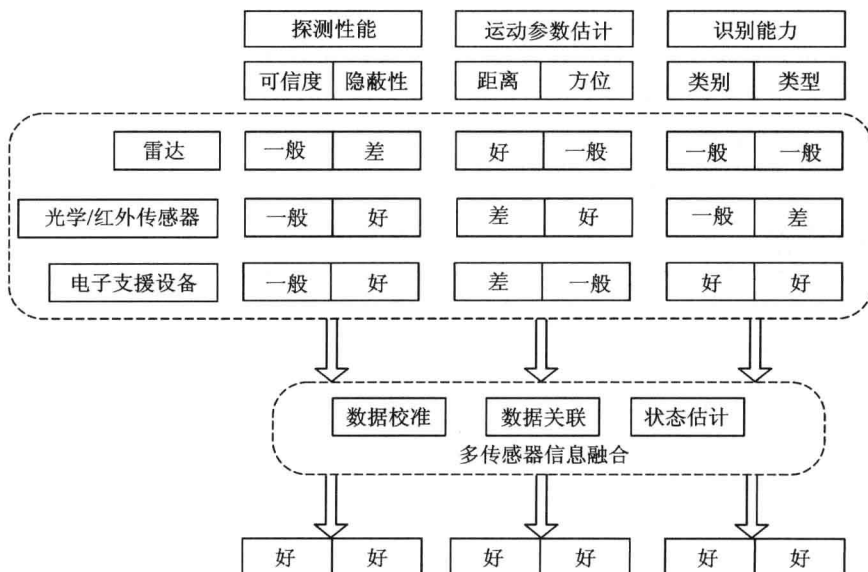


图 1.2 信息融合举例

能力方面是不完全相同的。也就是说,这些传感器的性能具有互补性,所获得的测量信息也相应地具有互补性,使用有效的融合方法进行融合,能够获得各项指标都较好的总体性能。此外,以各种途径获得的数据之间存在冗余,当一部分数据被破坏或者丢失之后,可以通过其它传感器数据对该部分数据进行恢复,因此提高了系统的健壮性。

信息融合在军事上涵盖的范围是比较广泛的,从最底层的数据预处理到战场中的指挥决策,全都包含在内。JDL 实验室对信息融合进行了分层,给出了各层的作用范围框架,如图 1.3 所示。下面对每一层的定义简单加以说明。

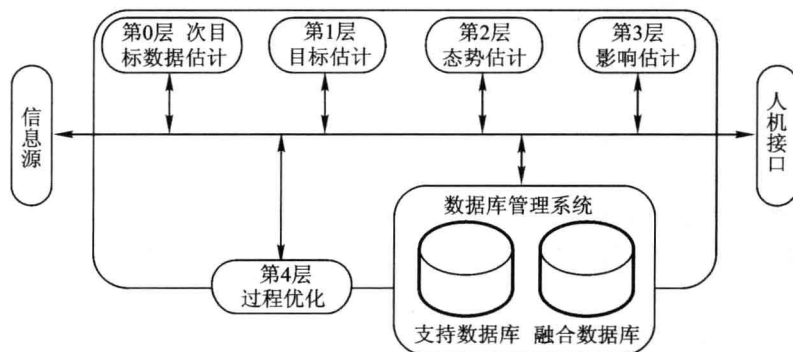


图 1.3 信息融合分层模型^[3]

第 0 层——次目标数据估计：在对有偏的信号或者像素层数据进行数据关联和特征化的基础上,对信号(即目标观测向量)进行估计和预测。

第 1 层——目标估计：在有偏的量测和航迹关联的基础上,对实体状态进行估计和预测,包括连续状态估计和离散状态估计。

第 2 层——态势估计：估计和预测实体之间的关系,包括军力结构和交叉军力关系、通信和感知影响、自然条件等。

第 3 层——影响估计：战争各方的计划或者对其估计(或预测)的行为对态势影响的估计和预测,包括多个参战方行动计划的相互作用等。

第 4 层——过程优化：自适应地获取和处理数据,以便支持战争目的。该处理涉及到计划和控制,不是估计。该层任务主要是根据各层结果进行判断,指定有利于我方的部署,并将任务分配给各种资源,最终达到目前态势和预测态势有利于我方的目的。

然而上述分层模型只是一个框架,不够具体。赵宗贵在此基础上结合军事实例对该模型涵盖的内容进行了细化,如图 1.4 所示。

信息融合技术涉及的范围尽管很广泛,但是现有的研究成果主要集中在低层(也就是第 0 层和第 1 层)。这主要是因为高层需要具体的实例环境以及相关的军事理论和实践知识,大部分理论研究者缺乏此类专业知识,因此,就公开的文献来看,针对高层信息融合的研究开展得相对较少^[5]。如果按照 JDL 分层理论,本书的研究范畴属于第 1 层次。

JDL 划分的第 1 层次中一个重要的研究内容就是运动目标跟踪。目标的精确定位和运动估计在现代战场上对决定战场态势具有重要作用。因此,近半个世纪以来,世界各国尤其是发达国家,对信息融合的基础理论研究和工程实践都非常重视。在这期间,出现了众多理论研究成果和专著。

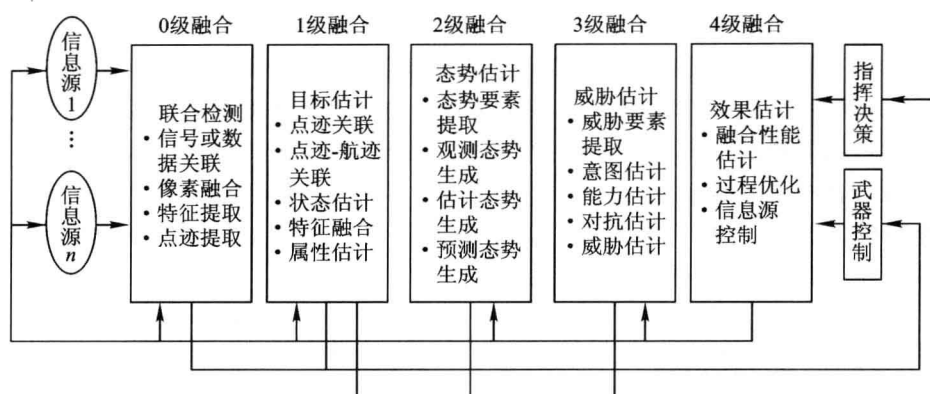


图 1.4 信息融合分层在军事中的实例^[4]

最具有影响的专著有 Shalom 等人的文献[1]和文献[6]、Blackman 等人的文献[7]以及 Hall 的文献[8]等。还有许多优秀的相关专著极大地推进了信息融合技术的不断发展^[9-10]。我国在上世纪 80 年代中期开始数字雷达处理技术的研究,也出现了多部信息融合领域的著作^[11-18]。尤其是 2009 至 2010 年,涌现出多部信息融合和目标跟踪领域的专著^[19-25],这些新著作必将会为信息融合技术在我国科研人员中的普及发挥重要作用。

在信息融合领域做出过巨大贡献的有如下几位: Bar-Shalom Y.、Samuel S. Blackman、Farina 和李晓榕(Li X. R.)等人,他们长期活跃在信息融合领域,不断地推动并引导信息融合技术的发展。国内也展开了一系列研究,主要研究机构有上海交通大学、国防科技大学、杭州电子科技大学、海军航空工程学院、西安交通大学、西北工业大学和西安电子科技大学等单位。

信息融合领域的重要刊物包括《IEEE Transactions on Automatic Control》、《IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems》、《IEEE Transactions on Signal Processing》和 Elsevier 出版集团的《Automatica》等。信息融合国际会议(International Conference on Information Fusion)是该领域的学术盛会。

1.2.2 目标跟踪技术

使用状态空间估计方法对目标进行跟踪,首先要对目标的运动模型和传感器的测量模型建模。测量模型根据传感器的性质容易确定,然而,目标的运动模型事先难以确定。为了简化问题,人们对常见的理想状态下的目标运动进行建模^[26]。简单的目标运动模型包括匀速运动、匀加速运动、零均值一阶马尔可夫模型、均值自适应加速模型、已知转弯角速度的常速度转弯运动和未知转弯角速度的常速度转弯运动等。在基于模型的目标跟踪过程中,对目标运动情况的建模十分重要,模型的好坏直接决定着跟踪的效果。

然而在实际应用中,目标的运动模型往往是未知的,而且在现代战场上,目标在运动过程中会做各种各样的运动模式变换,以摆脱对方的追踪和打击。如果仅仅使用已知的模型进行状态估计,效果就会很差,在这种情况下,人们对机动目标的跟踪产生了浓厚的兴趣。所谓机动目标,是指目标的运动模式不断变换,跟踪系统无法准确知道当前目标的运动模型。李晓榕及其合作者十分关注机动目标跟踪方法的研究和该领域的进展,并且分主

题做了相关的综述,这些内容包括:① 动态模型^[26];② 弹道目标的运动模型^[27];③ 量测模型^[28];④ 基于决策的方法^[29];⑤ 多模型方法^[30];⑥a) 在混合时间中的近似非线性密度滤波^[31];⑥b) 基于密度的精确非线性滤波^[32];⑦ 非线性滤波的近似技术^[33]。

在处理机动目标跟踪的方法中,交互式多模型算法是解决该类问题的有效方法,李晓榕和其合作者针对多模型方法进行了一系列研究,并撰写了系列综述论文。这些内容包括:① 变结构的多模型方法^[34];② 变结构多模型方法——模型集自适应^[35];③ 变结构多模型方法——模型组切换算法^[36];④ 变结构多模型方法——模型组切换算法的设计和评估^[37];⑤ 变结构多模型方法——似然模型集算法^[38];⑥ 变结构多模型方法——期望模型的扩充^[39]。如果采用变模型结构,那么对运动目标模型的切换时刻的检测是一个关键问题,李晓榕和其合作者同样注意到这个问题,对模型切换检测算法做了综述,并在其中进行了比较^[40]。

一旦建立好目标运动模型和传感器测量模型,就可以利用状态估计和估计融合技术对目标进行跟踪。

1.2.3 状态估计技术

在目标跟踪过程中,传感器测量信息不仅包含所需信号,同时也包含随机观测噪声和干扰信号。估计是指通过对一系列带有观测噪声和干扰信号的实际观测数据进行处理,从中得到所需要的各种参量的估计值的过程。通常估计问题可以分为两类:一类是系统的结构参数部分或全部未知,有待确定;二是系统中的部分或全部状态变量不能直接测得。这两类问题通常称为参数估计和状态估计。两者的区别在于:参数估计是不随时间变化或只随时间缓慢变化的随机变量;状态估计是随时间变化的随机过程。对于状态估计的国外专著如文献[41-43],国内也涌现了一系列著作可供参考^[44-48]。

根据状态向量和观测向量在时间上存在的不同对应关系,状态估计问题可以分为预测、滤波和平滑。预测是滤波的基础,滤波是平滑的基础,因此下面仅针对主要的滤波算法进行讨论。假设 $\hat{\mathbf{x}}_{k|j}$ 表示根据 j 时刻和 j 时刻以前的测量值对 k 时刻的状态 $\mathbf{x}_k$ 作出的估计,则按照 k 和 j 的不同对应关系,状态估计可作如下划分:

(1) 当 $k=j$ 时的估计过程称为滤波,即依据过去直到现在的观测值来估计现在的状态;

(2) 当 $k>j$ 时的估计过程称为预测,即依据过去直到现在的观测值来预测未来的状态;

(3) 当 $k<j$ 时的估计过程称为平滑,即依据过去直到现在的观测值来估计过去的历史状态。

对于随机线性高斯系统,可以采用卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)^[49]。卡尔曼滤波是一种线性最小方差估计算法,具有递推性质,适合采用计算机求解。由于连续随机系统可以利用离散化方法加以变换^[6, 41],得到随机线性离散系统的状态方程,因此,本书只讨论随机离散系统的状态估计问题。

卡尔曼滤波是一种线性最优滤波算法,适用于线性高斯系统。对于非线性高斯系统,通常的做法是采用泰勒级数展开的方法将非线性状态转移方程或者量测方程展开,取其前

一阶或二阶项, 将其变换为线性函数, 然后使用卡尔曼滤波。该算法就是扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF)。扩展卡尔曼滤波的优点是运算速度快, 在许多实际应用中滤波精度较高, 因此该算法常常被作为评价非线性滤波算法的基准算法。然而, 由于该算法在转换过程中存在截断误差, 因此滤波结果失去最优性, 属于次优算法, 尤其是对于强非线性系统, 估计误差会进一步扩大甚至发散; 此外, 该算法需要计算非线性函数的雅可比矩阵, 因此不适用于非线性函数不连续的情况。为了进一步提高非线性系统的滤波性能, 克服扩展卡尔曼滤波算法的缺点, 人们提出了许多算法, 例如不敏卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF)^[50-52]、粒子滤波 (Particle Filter, PF)^[53-55] 等。

不敏卡尔曼滤波算法是由 Julier 和 Uhlmann 提出的^[50]。该算法要求过程噪声和量测噪声满足高斯分布。其主要优点是不需要求解非线性函数的雅可比矩阵或者海森矩阵, 尽管运算时间比扩展卡尔曼滤波算法大一些, 但是两者的时间复杂度都处于同一数量级。不敏卡尔曼滤波算法的主要思想是通过事先选定的和状态变量相关的一些点 (Sigma point) 及权值来表示状态向量的分布, 然后将非线性变换施加到这些点上, 对变换后的点利用原来的权值进行加权, 从而获得状态变量的非线性变换。为了提高该算法运算过程的鲁棒性, 出现了平方根不敏卡尔曼滤波算法^[56]。为了将噪声分布的非线性变换也加入到状态估计过程中, 文献^[57]给出了扩维形式的不敏卡尔曼滤波算法。此外, 文献^[58-59]推导了不敏卡尔曼滤波算法的平滑算法。

求积分卡尔曼滤波和容积卡尔曼滤波都属于确定性采样算法, 能够处理噪声为高斯分布的非线性滤波问题, 属于两种较新型的非线性滤波算法^[60-62]。从已有的文献及仿真结果来看, 这两种算法的性能与不敏卡尔曼滤波相当。求积分卡尔曼滤波算法的主要缺点是: 在运算过程中所需要的求积分点的个数会随着状态向量维数的增加而呈指数增长, 从而造成计算量随着状态向量维数呈指数增长的情况。容积卡尔曼滤波算法则不存在该问题, 因为容积点的个数是状态向量维数的两倍, 尽管随着状态向量维数的增大, 运算时间也在增大, 但是这种增长方式所带来的计算复杂度远远小于指数增长方式所带来的计算复杂度。这两种非线性滤波算法也有相应的均方根算法形式和扩维算法形式^[62-65]。

粒子滤波算法属于随机采样方法, 能够较好地处理强非线性和非高斯系统的状态估计问题^[53-55]。该算法的核心思想是: 通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本, 对状态向量的后验概率密度进行近似, 以样本均值代替积分运算, 从而获得状态的最小方差估计。这些样本被形象地称为“粒子”。假定 $k-1$ 时刻系统的后验概率密度为 $p(x_{k-1}|z_{k-1})$, 依据一定规则选取 n 个随机样本点, 在 k 时刻获得测量信息后, 经过状态更新和时间更新, n 个粒子的后验概率密度近似为 $p(x_k|z_k)$ 。随着粒子数目的增加, 粒子集所表示的概率密度逐渐逼近状态的概率密度。经典蒙特卡罗方法的核心思想就是将积分问题转换为有限样本点的概率转移累加过程, 然而实际应用中 $p(x_k|z_{1:k})$ 可能是多变量、非标准分布, 一般情况下不能写成解析形式, 因此粒子抽样过程变得困难。人们借助于一些抽样算法, 如重要性函数抽样算法来解决该问题。所谓重要性函数, 就是指概率分布与 $p(x_k|z_{1:k})$ 相同却易于抽样的分布函数。为了易于在计算机上运算, 又提出了序列重要性抽样方法 (Sequential Importance Sampling, SIS), 实现了重要性抽样过程的递推。粒子滤波的一个重要问题是粒子退化, 降低粒子退化最有效的方法是选取好的提议分布函数 (Proposal Distribution Function)。因此, 研究人员提出了一系列改进的粒子滤波算法, 例如 EKF_PF、UKF_

PF^[66]、辅助粒子滤波(Auxiliary Particle Filter, APF)^[67]、高斯厄米特粒子滤波^[68]、边缘粒子滤波(Marginalized Particle Filter, MPF)^[69-70]、高斯粒子滤波^[71]、高斯和粒子滤波^[72]等。

由于人们在一定程度上解决了粒子数匮乏问题,随着计算机性能的不断提高,粒子滤波算法的计算量不再成为主要障碍,即实时运算成为可能,因此,在最近十多年时间里,国际上掀起了针对粒子滤波算法的理论研究和应用研究的热潮,出现了一大批研究成果。国内关于粒子滤波算法的研究也在不断跟进,并于2010年相继出版了两本介绍粒子滤波原理及应用的中文著作^[47-48]。

为了提高粒子滤波算法的执行效率,人们提出了粒子数自适应的粒子滤波算法^[73-76]。该算法思路是在不降低滤波精度的条件下尽可能减少参与运算的粒子个数,从而降低滤波算法的时间复杂度。

解决非高斯系统状态估计问题的另外一种方法是高斯和滤波^[77]。该算法的主要思想是通过有限个高斯混和密度之和来近似状态的后验概率密度。如果系统是线性的,则并行使用多个卡尔曼滤波器,对每个卡尔曼滤波器的状态估计结果进行加权,获得最终估计;如果系统是非线性的,首先需要对非线性方程进行一阶泰勒级数展开,然后采用多个扩展卡尔曼滤波器并行运算。

中心差分滤波方法的主要思想是采用插值多项式展开代替泰勒级数展开^[78, 79]。通常采用 Stirling 内插公式将非线性模型按多项式展开,无需计算函数的偏导数,可应用于任意函数,甚至非线性函数不连续且存在奇异点时也能应用该滤波方法进行状态估计,其估计精度高于扩展卡尔曼滤波。

1.2.4 估计融合技术

如果同时有多个传感器对目标进行测量,则需要用到融合技术。根据观测节点是否具有状态估计能力,可以将其分为集中式、分布式和混合式三种结构^[80, 81]。集中式结构如图1.5(a)所示, N 个传感器对目标进行观测之后获得量测值,然后将量测值送入融合中心,由中心处理器对这些量测信息进行统一处理。分布式结构如图1.5(b)所示,每个传感器带有可以进行局部估计的处理器,当传感器观测到目标信息之后,局部传感器直接进行处理,将得到的局部估计结果送入融合中心后,采用相应算法进行统一处理。前一种结构需要传输的信息量大,对中心节点的处理能力要求高,然而由于原始数据能够得到统一处理,因此,其处理结果精度高。后一种结构网络传输负载小,对中心节点的处理能力要求低,但是其处理结果精度也低。混合结构性能则介于上述两种结构之间。

集中式结构下的融合算法较为简单,常见的有扩维融合和序贯融合两种方法。而分布式结构下,人们已经提出了多种融合算法。

凸组合航迹融合算法(Convex Combination track-to-track Fusion, CCF)^[80]不考虑各传感器局部估计误差之间的相关性。当局部航迹都是传感器航迹并且不存在过程噪声,并且各传感器在初始时刻的估计误差也不相关时,简单凸组合算法是最优的。该算法只对各个局部传感器的估计及其协方差矩阵进行处理,需要传送到中心节点的信息量少,与其它航迹融合算法相比运算量小。