

鲁棒融合卡尔曼 滤波理论及应用



哈爾濱工業大學出版社
HARBIN INSTITUTE OF TECHNOLOGY PRESS

鲁棒融合卡尔曼 滤波理论及应用

邓自立 齐文娟 张鹏 著



哈尔滨工业大学出版社

内 容 简 介

本书系统地介绍由作者提出的带不确定噪声方差和不确定模型参数的多传感器系统鲁棒信息融合 Kalman 滤波理论,并给出了在目标跟踪系统中的仿真应用。本书内容包括局部、集中式与分布式融合、状态融合与观测融合、加权融合、协方差交叉融合鲁棒 Kalman 滤波,方法包括作者提出的极大极小鲁棒 Kalman 滤波方法、虚拟噪声补偿技术、鲁棒性分析的 Lyapunov 方程方法、改进的协方差交叉融合鲁棒 Kalman 滤波方法、鲁棒精度概念和鲁棒精度分析方法及鲁棒 Kalman 滤波的收敛性分析方法。

本书内容新颖,理论严谨,并含有大量仿真例子,可作为高等学校信息科学与技术和控制科学与技术有关专业的教师和研究生的参考资料,且对在信号处理、控制、通信、航天、导航、制导、目标跟踪、无人机、卫星测控、GPS 定位、机器人、石油地震勘探、遥感、图像处理等领域从事多源信息融合理论与应用的科技人员也有重要的参考价值。

图书在版编目(CIP)数据

鲁棒融合卡尔曼滤波理论及应用/邓自立,齐文娟,
张鹏著. —哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2015. 12
ISBN 978-7-5603-5620-4

I. ①鲁… II. ①邓…②齐…③张… III. ①鲁棒
控制—研究 IV. ①TP273

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2015)第 220778 号

策划编辑 尹继荣

责任编辑 尹继荣 刘立娟

封面设计 卞秉利

出版发行 哈尔滨工业大学出版社

社 址 哈尔滨市南岗区复华四道街 10 号 邮编 150006

传 真 0451-86414749

网 址 <http://hitpress.hit.edu.cn>

印 刷 哈尔滨市工大节能印刷厂

开 本 787mm×1092mm 1/16 印张 29.75 字数 702 千字

版 次 2016 年 1 月第 1 版 2016 年 1 月第 1 次印刷

书 号 ISBN 978-7-5603-5620-4

定 价 85.00 元

(如因印装质量问题影响阅读,我社负责调换)

前言

在经典 Kalman 滤波(状态估计)理论中,要求系统的数学模型(包括模型参数和噪声方差)是精确已知的。在这种情况下才能得到最优(线性最小方差)状态估值器,实现最优滤波。然而在实际应用中,由于建模误差或模型参数(包括噪声方差)的漂移或不确定干扰,系统不可避免地存在不确定性。所谓不确定性是指对系统的某些部分了解不全面,只知道片断的或局部的不完整信息。因此任何通过机理或系统辨识方法得到的数学模型严格地讲都带有某种不确定性,都带有建模误差或未建模动态(Unmodeled Dynamics),都是描述系统的一种近似模型。对带有模型误差的数学模型应用经典 Kalman 滤波将引起滤波器性能变坏,甚至导致滤波发散。因此近年来对不确定系统的鲁棒 Kalman 滤波理论受到特别的关注。它的目的是基于有关不确定性的不完整信息,设计不依赖于不确定性的滤波器,使实际系统滤波误差方差满足期望性能指标。换言之,对所有容许的不确定性,滤波器能保持基本的期望性能,这种滤波器称为鲁棒滤波器,这种性能称为鲁棒性(Robustness)。所谓鲁棒性是指系统的性能对不确定性的“稳健”程度。鲁棒滤波器具有“以不变应万变”的性质,所谓“应万变”是指对所有容许的不确定性,“以不变”是指滤波器的基本性能保持不变——保持基本的期望指标。这种保持不变的性能称作“稳健性”或鲁棒性。鲁棒性也可形象比喻为“任凭风浪起,稳坐钓鱼船”。“任凭风浪起”是指不确定性,“稳坐钓鱼船”是指保持滤波器基本性能指标,它不受不确定性影响。用集合论观点解释,相应于所有容许的不确定性,被估对象可用一个数学模型族来描写。我们的目的是设计一个固定的滤波器,使其对这个模型族中的每个数学模型,均有相应的实际滤波误差方差满足期望的性能指标(例如具有最小上界)。因此,鲁棒滤波器的研究对象不是一个数学模型,而是由不确定性引出的一族数学模型。这从本质上区别于经典最优 Kalman 滤波理论。经典 Kalman 滤波处理对象是一个固定的数学模型。鲁棒 Kalman 滤波是处理不确定系统状态估计的理论和方法。

近 30 年来,由于军事、国防、战争及高科技领域的迫切需要,多传感器信息融合(Multisensor Information Fusion)也称多传感器数据融合(Multisensor Data Fusion)或多源信息融合(Multi-source Information Fusion)已发展成为一门新兴边缘学科,目前已成为备受人们关注的热门领域。但目前最优信息融合 Kalman 滤波理论仅适用于数学模型精确已知的系统。对不确定多传感器系统的鲁棒信息融合 Kalman 滤波的研究在文献中报道较少。著者之一邓自立曾先后得到 4 项国家自然科学基金资助,且在专著《信息融合滤波理论及其应用》(哈尔滨工业大学出版社,2007 年)和《信息融合估计理论及其应用》(科学出版社,2012 年)系统地提出了最优信息融合 Kalman 滤波理论。但这种理论推广到不确定多传感器系统,设计鲁棒信息融合 Kalman 滤波器乃是一个非常重要的开放课题。

本书全面地介绍了作者提出的不确定多传感器系统鲁棒融合 Kalman 滤波理论。内

容包括局部、集中式与分布式融合、状态融合与观测融合、加权融合、协方差交差融合鲁棒 Kalman 滤波,方法包括作者提出的极大极小鲁棒 Kalman 滤波方法、虚拟噪声补偿模型误差鲁棒 Kalman 滤波方法、鲁棒性分析的 Lyapunov 方程方法、鲁棒精度概念和鲁棒精度分析方法、鲁棒 Kalman 滤波收敛性分析方法。最后给出了这些理论方法在跟踪系统中的仿真应用。

本书是研究团队成员新近重要研究成果的总结,融入了近 3 年在国际重要核心期刊《Information Sciences》《Information Fusion》《Signal Processing》《Digital Signal Processing》等上发表的被 SCI 检索的多篇论文的精华内容,构成了统一的和通用的新的鲁棒融合 Kalman 滤波理论和方法,开拓了鲁棒 Kalman 滤波领域新的研究方向。本书共 7 章,第 1 章绪论阐述鲁棒信息融合 Kalman 滤波理论的内容、方法和意义;第 2 章介绍最优和鲁棒估计的几种重要方法;第 3 章介绍最优经典 Kalman 滤波;第 4 章介绍最优信息融合 Kalman 滤波;第 5 章介绍不确定系统鲁棒融合 Kalman 滤波理论;第 6 章介绍在分簇传感网络系统上的两级集中式和分布式融合 Kalman 滤波理论;第 7 章介绍鲁棒融合 Kalman 滤波理论创新和某些开放问题。第 1 章至第 4 章和第 7 章由邓自立执笔,第 5 章由齐文娟执笔,第 6 章由张鹏执笔。全书由邓自立统一定稿。

本书的出版曾得到国家自然科学基金项目(60874063, 60374026, 69774019, 69172007)和黑龙江大学重点学科科研基金资助,作者深表谢意。作者感谢博士研究生王雪梅、刘文强、杨青山等参加了本书第 5.12 ~ 5.17 节的部分理论和仿真研究工作。最后还要感谢哈尔滨工业大学出版社尹继荣编审和编辑刘立娟对本书的出版所做的大量工作。

由于水平所限,书中缺点和疏漏之处在所难免,望读者批评指正。

作 者

2016 年元旦于哈尔滨

目 录

第 1 章 绪论	(1)
1.1 最优信息融合 Kalman 滤波	(1)
1.2 不确定系统鲁棒信息融合 Kalman 滤波	(1)
参考文献	(4)
第 2 章 最优和鲁棒估计方法	(8)
2.1 WLS 估计方法	(8)
2.2 LUMV 估计方法	(10)
2.3 LMV 估计方法——正交投影方法	(12)
2.4 最优加权状态融合估计方法	(17)
2.4.1 按矩阵加权最优状态融合估计方法	(18)
2.4.2 按标量加权最优状态融合估计方法	(20)
2.4.3 按对角阵加权最优状态融合估计方法	(22)
2.5 最优加权观测融合估计方法	(24)
2.5.1 加权观测融合数据压缩准则	(24)
2.5.2 两种加权观测融合算法	(25)
2.5.3 平均加权观测融合算法	(27)
2.5.4 加权观测融合算法的全局最优性	(28)
2.6 一种极大极小鲁棒估计方法	(28)
2.7 用虚拟噪声补偿模型误差鲁棒估计方法	(29)
2.7.1 带不确定模型参数和噪声方差系统鲁棒 Kalman 滤波方法	(29)
2.7.2 带乘性噪声和不确定噪声方差系统鲁棒 Kalman 滤波方法	(30)
2.7.3 带丢失观测和不确定噪声方差系统鲁棒 Kalman 滤波方法	(31)
2.7.4 带丢包和不确定噪声方差系统鲁棒 Kalman 滤波方法	(33)
2.7.5 带随机参数阵和不确定噪声方差系统鲁棒 Kalman 滤波方法	(34)
2.8 协方差交叉(CI)融合估计方法	(36)
2.8.1 协方差椭圆及其性质	(36)
2.8.2 CI 融合估计的几何原理	(39)
2.8.3 CI 融合算法推导	(41)
2.8.4 最优参数 ω 的选择	(42)
2.8.5 CI 融合估值器的鲁棒性	(44)

2.8.6 改进的 CI 融合估值器	(45)
2.8.7 多传感器系统 CI 融合估计	(48)
2.8.8 CI 融合估值与局部和三种加权融合估值精度比较	(49)
参考文献	(51)

第3章 最优 Kalman 滤波

3.1 引言	(54)
3.2 状态空间模型与 ARMA 模型	(55)
3.2.1 状态空间模型与 Kalman 滤波问题	(55)
3.2.2 ARMA 模型与状态空间模型的关系	(63)
3.3 最优 Kalman 滤波	(68)
3.3.1 Kalman 滤波器和预报器	(69)
3.3.2 Kalman 平滑器	(73)
3.3.3 信息滤波器	(75)
3.4 Kalman 滤波的稳定性	(77)
3.5 稳态 Kalman 滤波	(82)
3.5.1 稳态 Kalman 估值器	(83)
3.5.2 稳态 Kalman 滤波的收敛性	(85)
3.6 白噪声估值器	(88)
3.7 相关噪声时变系统最优 Kalman 滤波和白噪声估值器	(91)
3.7.1 最优 Kalman 滤波器和预报器	(91)
3.7.2 超前 N 步最优 Kalman 预报器	(100)
3.7.3 最优 Kalman 平滑器	(101)
3.7.4 最优白噪声估值器	(103)
3.8 相关噪声定常系统稳态 Kalman 滤波和白噪声估值器	(108)
参考文献	(113)

第4章 最优融合 Kalman 滤波

4.1 引言	(116)
4.2 全局最优集中式和去集中式融合 Kalman 滤波器	(118)
4.2.1 集中式融合 Kalman 滤波器	(119)
4.2.2 全局最优去集中式融合 Kalman 滤波器	(120)
4.2.3 带相关噪声集中式融合 Kalman 滤波器	(121)
4.2.4 带相关噪声集中式融合稳态 Kalman 滤波器	(123)
4.3 全局最优加权观测融合 Kalman 滤波	(124)
4.3.1 加权观测融合 Kalman 滤波算法 1	(125)
4.3.2 加权观测融合 Kalman 滤波算法 2	(126)
4.3.3 两种加权观测融合算法的全局最优性	(126)
4.3.4 两种加权观测融合稳态 Kalman 滤波算法	(128)

4.4	带相关噪声加权观测融合 Kalman 滤波	(130)
4.4.1	输入噪声与观测噪声去相关处理	(130)
4.4.2	两种加权观测融合 Kalman 滤波算法	(131)
4.4.3	两种加权观测融合算法的全局最优性	(132)
4.4.4	两种加权观测融合稳态 Kalman 滤波算法	(133)
4.5	加权观测融合白噪声反卷积估值器	(135)
4.5.1	加权观测融合时变白噪声反卷积估值器	(135)
4.5.2	加权观测融合稳态白噪声反卷积估值器	(138)
4.6	最优加权状态融合 Kalman 滤波和白噪声反卷积	(139)
4.6.1	局部最优 Kalman 滤波器和预报器及互协方差阵 Lyapunov 方程	(139)
4.6.2	局部多步 Kalman 预报器及互协方差阵	(144)
4.6.3	局部最优 Kalman 平滑器及互协方差阵	(145)
4.6.4	三种最优加权状态融合 Kalman 估值器	(152)
4.6.5	最优加权融合白噪声反卷积估值器	(153)
4.7	最优加权状态融合稳态 Kalman 滤波和白噪声反卷积	(157)
4.8	带不同局部模型时变系统最优融合 Kalman 估值器	(169)
4.8.1	问题提出——一个启发性的目标跟踪系统例子	(169)
4.8.2	带不同局部模型时变系统局部最优 Kalman 估值器	(170)
4.8.3	带不同局部模型时变系统最优融合 Kalman 估值器	(175)
4.9	带不同局部模型定常系统最优融合稳态 Kalman 估值器	(177)
4.10	带不同局部模型最优融合白噪声反卷积估值器	(182)
4.10.1	一个启发性例子——带不同局部模型的白噪声反卷积融合估计问题	(183)
4.10.2	带不同局部模型时变系统最优白噪声反卷积融合器	(184)
4.10.3	带不同局部模型定常系统稳态最优白噪声反卷积融合器	(187)
	参考文献	(189)

第5章 不确定系统鲁棒融合 Kalman 滤波

5.1	引言	(191)
5.2	不确定噪声方差系统鲁棒加权融合时变和稳态 Kalman 滤波器	(193)
5.2.1	局部鲁棒时变 Kalman 滤波器	(193)
5.2.2	鲁棒加权融合时变 Kalman 滤波器	(196)
5.2.3	鲁棒精度分析	(204)
5.2.4	鲁棒局部和融合稳态 Kalman 滤波器	(205)
5.2.5	仿真例子	(210)
5.3	不确定噪声方差系统鲁棒加权融合时变和稳态 Kalman 预报器	(216)
5.3.1	局部鲁棒时变 Kalman 预报器	(216)
5.3.2	鲁棒加权融合时变 Kalman 预报器	(219)
5.3.3	鲁棒精度分析	(225)

5.3.4	鲁棒局部和融合稳态 Kalman 预报器	(226)
5.3.5	鲁棒性检验方法和保守性小的噪声方差上界的选择	(232)
5.3.6	仿真例子	(236)
5.4	不确定噪声方差系统鲁棒加权融合时变和稳态 Kalman 平滑器	(246)
5.4.1	局部鲁棒时变 Kalman 平滑器	(246)
5.4.2	加权融合鲁棒时变 Kalman 平滑器	(249)
5.4.3	鲁棒精度分析	(257)
5.4.4	鲁棒局部和加权融合稳态 Kalman 平滑器	(258)
5.4.5	仿真例子	(264)
5.5	不确定噪声方差系统鲁棒加权融合稳态 Kalman 滤波器	(268)
5.5.1	局部鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(268)
5.5.2	加权融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(269)
5.5.3	鲁棒精度分析	(275)
5.5.4	仿真例子	(275)
5.6	不确定噪声方差系统鲁棒加权融合稳态 Kalman 平滑器	(279)
5.6.1	局部鲁棒稳态 Kalman 平滑器	(279)
5.6.2	加权融合鲁棒稳态 Kalman 平滑器	(282)
5.6.3	加权观测融合鲁棒稳态 Kalman 平滑器	(287)
5.6.4	仿真例子	(287)
5.7	带不确定公共干扰噪声系统集中式融合鲁棒 Kalman 滤波器	(290)
5.7.1	鲁棒集中式融合时变 Kalman 滤波器	(290)
5.7.2	鲁棒局部和集中式融合稳态 Kalman 滤波器	(293)
5.7.3	鲁棒精度分析	(295)
5.7.4	仿真例子	(295)
5.8	带不确定公共干扰噪声系统加权观测融合鲁棒 Kalman 预报器	(297)
5.8.1	鲁棒加权观测融合时变 Kalman 预报器	(297)
5.8.2	鲁棒局部和融合稳态 Kalman 预报器	(301)
5.8.3	鲁棒精度分析	(303)
5.8.4	仿真例子	(304)
5.9	序贯协方差交叉融合鲁棒时变和稳态 Kalman 滤波器	(306)
5.9.1	局部鲁棒时变 Kalman 滤波器	(306)
5.9.2	批处理协方差交叉(BCI)融合鲁棒时变 Kalman 滤波器	(308)
5.9.3	SCI 融合鲁棒时变 Kalman 滤波器	(311)
5.9.4	鲁棒精度分析	(312)
5.9.5	鲁棒局部和融合稳态 Kalman 滤波器	(313)
5.9.6	关于序贯融合次序的灵敏性分析	(317)
5.9.7	仿真例子	(317)
5.10	并行协方差交叉融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(321)
5.10.1	局部鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(321)

5.10.2	PCI 融合鲁棒稳态 Kalman 融合器的结构	(322)
5.10.3	PCI 鲁棒融合器中两传感器 CI 鲁棒融合器的分布	(323)
5.10.4	PCI 和 SCI 鲁棒融合器的计算时间比较	(324)
5.10.5	PCI 融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器的鲁棒性和精度分析	(325)
5.11	不确定模型参数系统鲁棒 CI 融合稳态 Kalman 滤波器	(326)
5.11.1	局部鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(327)
5.11.2	鲁棒 CI 融合稳态 Kalman 滤波器	(328)
5.11.3	仿真例子	(329)
5.12	不确定模型参数系统鲁棒集中式融合稳态 Kalman 预报器	(332)
5.12.1	集中式融合和局部鲁棒稳态 Kalman 预报器	(332)
5.12.2	仿真例子	(334)
5.13	不确定模型参数和噪声方差系统鲁棒加权观测融合稳态 Kalman 滤波器	(336)
5.13.1	加权观测融合和局部鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(336)
5.13.2	加权观测融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器的鲁棒性	(338)
5.13.3	仿真例子	(339)
5.14	不确定参数和噪声方差系统鲁棒加权观测融合稳态 Kalman 预报器	(342)
5.14.1	加权观测融合鲁棒稳态 Kalman 预报器	(342)
5.14.2	集中式融合鲁棒稳态 Kalman 预报器	(344)
5.14.3	仿真例子	(346)
5.15	不确定参数和噪声方差系统鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(348)
5.15.1	保守稳态 Kalman 滤波器	(348)
5.15.2	鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(350)
5.15.3	仿真例子	(351)
5.16	不确定参数和噪声方差系统鲁棒集中式融合稳态 Kalman 滤波器	(355)
5.16.1	鲁棒融合稳态 Kalman 滤波器	(355)
5.16.2	仿真例子	(357)
5.17	不确定噪声方差系统保性能鲁棒稳态 Kalman 预报器	(360)
5.17.1	保性能鲁棒融合稳态 Kalman 预报器	(360)
5.17.2	仿真例子	(363)
5.18	不确定噪声方差系统鲁棒 Kalman 滤波理论的推广应用问题	(364)
5.19	小结	(380)
	参考文献	(383)

第 6 章 分簇传感网络系统鲁棒融合 Kalman 滤波器

6.1	引言	(388)
6.2	分簇传感网络系统两级集中式融合鲁棒时变 Kalman 滤波器	(390)
6.2.1	局部时变鲁棒 Kalman 滤波器	(391)
6.2.2	第一级(局部)集中式融合时变鲁棒 Kalman 滤波器	(393)

6.2.3	第二级(全局)集中式融合时变鲁棒 Kalman 滤波器	(394)
6.3	分簇传感网络系统两级集中式融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(395)
6.3.1	局部稳态鲁棒 Kalman 滤波器	(395)
6.3.2	第一级(局部)集中式融合稳态鲁棒 Kalman 滤波器	(397)
6.3.3	第二级(全局)集中式融合稳态鲁棒 Kalman 滤波器	(398)
6.4	分簇传感网络系统两级去集中式融合鲁棒时变 Kalman 滤波器	(399)
6.4.1	第一级(局部)去集中式融合时变鲁棒 Kalman 滤波器	(399)
6.4.2	第二级(全局)去集中式融合时变鲁棒 Kalman 滤波器	(400)
6.4.3	局部、两级集中式融合、去集中式融合时变鲁棒 Kalman 滤波器的精度 关系比较	(401)
6.5	分簇传感网络系统两级去集中式融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(401)
6.5.1	第一级(局部)去集中式融合稳态鲁棒 Kalman 滤波器	(401)
6.5.2	第二级(全局)去集中式融合稳态鲁棒 Kalman 滤波器	(402)
6.5.3	局部、两级集中式融合、去集中式融合稳态鲁棒 Kalman 滤波器的精度 关系比较	(402)
6.5.4	仿真例子	(403)
6.6	分簇传感网络系统第I类两级加权观测融合鲁棒时变 Kalman 滤波器	(409)
6.6.1	局部时变鲁棒 Kalman 滤波器	(409)
6.6.2	两级加权观测融合时变鲁棒 Kalman 滤波器	(411)
6.6.3	仿真例子	(416)
6.7	分簇传感网络系统第I类两级加权观测融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(418)
6.7.1	局部稳态鲁棒 Kalman 滤波器	(418)
6.7.2	两级加权观测融合稳态鲁棒 Kalman 滤波器	(419)
6.7.3	仿真例子	(425)
6.8	分簇传感网络系统第II类两级加权观测融合鲁棒时变 Kalman 滤波器	(431)
6.9	分簇传感网络系统第II类两级加权观测融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(433)
6.9.1	第II类两级加权观测融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器	(433)
6.9.2	第II类两级加权观测融合鲁棒稳态 Kalman 滤波器的精度	(435)
6.9.3	仿真例子	(438)
6.10	分簇传感网络系统两级序贯协方差交叉(SCI)融合鲁棒稳态 Kalman 滤波 器和预报器	(443)
6.10.1	局部稳态鲁棒 Kalman 滤波器和预报器	(443)
6.10.2	第一级序贯协方差交叉(SCI)融合鲁棒 Kalman 估值器	(446)
6.10.3	第二级序贯协方差交叉(SCI)融合鲁棒 Kalman 估值器	(448)
6.10.4	仿真例子	(450)
6.11	小结	(453)
	参考文献	(454)

第7章	鲁棒融合 Kalman 滤波理论创新与某些开放问题	(459)
-----	---------------------------------	-------

第 1 章 绪 论

1.1 最优信息融合 Kalman 滤波

多传感器数据融合问题是如何组合局部观测或局部状态估值器得到一个全局的融合的状态估值器,它的精度高于每个局部状态估值器的精度^[1]。这类融合问题广泛出现在许多领域,包括军事、目标跟踪、信息处理、GPS 定位、无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)、遥感、通讯、指挥、控制、计算机和智能(C⁴I)系统等^[24],近 30 年来引起人们很大的关注。多传感器信息融合已成为一门新兴的多学科交叉的边缘学科。

有两种基本的融合方法:集中式和分布式融合方法,取决于未加工的观测数据是否直接被用于融合估计。前者可给出全局最优融合的状态估值,但它的缺点是要求较大的通讯和计算负担。后者可分为状态融合和观测融合方法。用组合或加权局部状态估值器,状态融合方法可给出全局最优或次优的状态估值。它的优点是可以减少计算机和通讯负担,可简化故障诊断和分离,且有较强的容错性。在无偏线性最小方差(Unbiased Linear Minimum Variance, ULMV)最优融合估计准则下,有三种全局次优的加权状态融合方法,它们分别是按矩阵加权、按对角阵加权(即状态分量按标量加权)或按标量加权状态融合方法^[5-9]。去集中式融合(Decentralized Fusion)Kalman 滤波器^[10]以及联邦 Kalman 滤波器^[11]可给出全局最优分布式状态估计。基于加权局部观测数据的观测融合方法可给出全局最优融合的状态估值,且它仅要求较小的计算负担。基于加权最小二乘法(WLS),两种加权观测融合算法已被提出^[10-14]。一般的带满秩分解的统一的加权观测融合算法^[15]和带相关噪声的加权观测融合算法^[16]也被提出,它们包括上述两种加权观测融合算法作为特例。同集中式融合方法相比,加权观测融合方法的优点是它不仅具有全局最优性,而且可减小计算和通讯负担,具有重要的理论和实际应用价值。

1.2 不确定系统鲁棒信息融合 Kalman 滤波

Kalman 滤波^[17,18]是多传感器数据融合的基本工具,但它仅适用于带精确已知数学模型的多传感器系统。对于带模型参数和/或噪声方差不确定性的多传感器不确定系统,局部和融合 Kalman 滤波器的性能将变坏,甚至引起滤波器发散^[19]。为了克服这个局限性,鲁棒 Kalman 滤波的研究备受人们关注。目前,许多鲁棒 Kalman 滤波的文献主要考虑带模型参数不确定性的系统,而噪声方差被假定是精确已知的。一类重要的鲁棒 Kalman 滤波问题是:寻求这样一个固定的 Kalman 滤波器,使得由所有容许的不确定性引起的实际滤波误差方差被保证有一个最小上界。这个最小上界与不确定性无关,它体现了滤波器总体精度或鲁棒性,它也体现了滤波器保持了基本的期望的性能指标。从集合

论观点,所谓鲁棒 Kalman 滤波器是指对由不确定性规定的一族数学模型(模型族或模型集合),设计一个固定的滤波器保证对族中每个数学模型,它的实际滤波误差方差有一个公共的最小上界^[19]。这样的性质称为鲁棒性,这样的滤波器称为鲁棒滤波器。不确定性仅影响实际的滤波误差方差,而不影响它们的最小上界。在这里,所谓鲁棒性是指某一种期望性能指标(例如实际滤波误差方差有最小上界)对该模型族的所有成员均成立。解决上述鲁棒 Kalman 滤波问题主要有两种方法:Riccati 方程方法^[19,22-25]和线性矩阵不等式(LMI)方法^[19,20,21,26-29]。有限视野(时变)鲁棒 Kalman 滤波器^[22,25,30-32]和无限视野(稳态)鲁棒 Kalman 滤波器^[22,25]已分别被提出。上述鲁棒 Kalman 滤波器的局限性是:仅模型参数是不确定的,而噪声方差被假设是精确已知的。对于带噪声方差不确定性的不确定系统,鲁棒 Kalman 滤波器的报道较少^[33,34]。对于带单传感器和不确定噪声方差的广义系统,一种极大极小鲁棒 Kalman 滤波器被提出^[33]。对于带不确定参数和噪声方差的单传感器系统,用 Riccati 方程方法,一种鲁棒 Kalman 滤波器被提出^[34]。

多传感器不确定系统信息融合 Kalman 滤波是一个新领域,目前已报道的结果较少^[35-37],且融合 Kalman 滤波器的鲁棒性问题没有被满意解决。新近,对带不确定噪声方差的多传感器系统,基于极大极小鲁棒估计原理^[38],鲁棒加权融合时变和稳态 Kalman 滤波器被提出^[39],并且所提出的 Lyapunov 方程方法证明了它的鲁棒性,其中稳态鲁棒加权融合 Kalman 滤波器是对时变鲁棒加权融合 Kalman 滤波器取极限得到的。这称为间接方法。它也可基于稳态 Kalman 滤波理论的直接方法得到^[40]。带不确定噪声方差多传感器系统的鲁棒加权融合时变 Kalman 预报器和平滑器已分别被提出^[41,42]。上述带不确定噪声方差的鲁棒加权融合 Kalman 估值器(滤波器、预报器、平滑器)^[39-42]构成了一种统一的通用的鲁棒融合 Kalman 滤波理论。它包括六种鲁棒加权融合器(按矩阵、对角阵、标量加权三种鲁棒融合器,两种鲁棒加权观测融合器和一种改进的协方差交叉(CI)融合器),且包括一种基于极大极小鲁棒估计原理的鲁棒 Kalman 滤波方法,一种基于 Lyapunov 方程的鲁棒性分析和证明方法,一种鲁棒精度分析方法和一种鲁棒 Kalman 滤波收敛性分析方法——动态误差系统分析(DESA)方法^[43]和动态方差误差系统分析(DVESA)方法^[44]。

所提出的极大极小(Minimax)鲁棒滤波方法^[38-42]的基本原理是:根据极大极小鲁棒估计准则,基于带噪声方差保守上界的最坏情形的保守系统(即带“极大”噪声方差的保守系统)用标准 Kalman 滤波算法可得到线性“最小”方差状态估值和它的“最小”(“极小”)误差方差阵。因为它们是对最坏情形保守系统得到的“极小”状态估计误差方差阵,因此对一般情形(实际噪声方差不超过或小于噪声方差保守上界的系统),相应的实际状态估值误差方差将不会超过(不大于)这个“极小”状态估计误差方差阵。它就是实际状态估计误差方差阵的最小上界,因而实现了极大极小鲁棒 Kalman 滤波器。

所提出的鲁棒性分析的 Lyapunov 方程方法^[31-42]的基本原理是:将证明鲁棒性问题转化为证明一个 Lyapunov 方程的解的正半定性问题。它完全不同于流行的 Riccati 方程方法和 LMI 方法。

所提出的时变鲁棒 Kalman 滤波器与稳态鲁棒 Kalman 滤波器之间的按实现收敛性的基本原理是将问题归结为一个动态误差系统和一个动态方差误差方差系统的稳定性判别。用 DESA 方法和 DVESA 方法给出了稳定性判别准则^[43,44]。

在文献[39-42]中鲁棒精度概念被完整提出,提出了鲁棒估值器的实际精度和鲁棒精度(总体精度)概念,文献[45]曾初步给出了鲁棒精度概念。我们证明了两种加权观测融合器的鲁棒精度等于集中式融合器的鲁棒精度,高于带矩阵权的鲁棒融合器的鲁棒精度。带矩阵权的鲁棒融合器的鲁棒精度高于带标量权的鲁棒融合器的鲁棒精度,且带对角阵权的鲁棒融合器的鲁棒精度在它们两者之间。所有上述六种鲁棒加权融合器的鲁棒精度高于每个局部鲁棒 Kalman 估值器的鲁棒精度。改进的 CI 融合器的鲁棒精度高于原始 CI 融合器的鲁棒精度。每个鲁棒 Kalman 估值器的所有容许的实际精度高于它的鲁棒精度。

我们提出了推导鲁棒融合稳态 Kalman 估值器的两种方法:一种是基于稳态 Kalman 滤波理论的直接方法^[40];另一种是基于对时变鲁棒融合 Kalman 估值器取极限的间接方法^[39,42]。

我们提出了设计鲁棒加权融合 Kalman 平滑器的增广状态方法^[42],它将鲁棒加权融合 Kalman 平滑问题转化为增广状态系统的鲁棒加权融合 Kalman 滤波问题^[39]。应指出我们也可用非增广状态方法解决这个问题。

应指出,带矩阵权、对角阵权或标量权的三种加权状态融合器要求计算保守的局部 Kalman 估值器之间的互协方差,以求得最优加权。但在许多实际应用中,局部 Kalman 估值器之间的互协方差或相关阵是未知的,或互协方差的计算很复杂^[46,47]。为了克服这个缺点,协方差交叉(CI)融合方法被提出^[4,48,49]。它的优点是互协方差可以是未知的或不确定的,且互协方差的计算可以避免。它的缺点是实际局部状态估值误差方差的保守估值被假定是已知的。CI 融合器本质是一种按矩阵加权融合器,它给出实际融合估值误差方差的一个保守上界,因而 CI 融合器具有鲁棒性。为了减小 CI 融合器的保守上界,提高它的鲁棒精度,利用保守的互协方差信息,一种改进的 CI 融合器被提出^[40,42],它可给出实际 CI 融合误差方差的最小上界。新近,利用互协方差信息,椭圆交叉(EI)融合方法被提出^[50],它改善了原始 CI 融合器的精度。所提出的改进的 CI 融合器发展了 EI 融合方法。

应强调指出,所提出的上述鲁棒加权融合 Kalman 滤波理论和方法不仅适用于带噪声方差不确定性的多传感器不确定系统,而且引入虚拟噪声补偿模型误差方法^[19],还适用于带模型参数不确定性或带模型参数和噪声方差两者不确定性的多传感器不确定系统,详见本书第 5 章第 5.11 ~ 5.17 节有关内容。本书提出的虚拟噪声补偿参数不确定性误差鲁棒 Kalman 滤波方法的原理是:通过引入虚拟白噪声补偿参数不确定性误差,可将带参数和噪声方差两者不确定性系统转化为带已知模型参数和带不确定噪声方差的系统,可将仅带参数不确定性系统化为带已知模型参数和带虚拟白噪声和已知噪声方差的系统,从而可解决鲁棒 Kalman 滤波器设计问题。从历史上看,虚拟噪声补偿建模误差技术^[19]曾应用于非线性系统的推广的 Kalman 滤波器(EKF),用以补偿由于非线性系统线性化引起的建模误差(未建模动态),以防止 Kalman 滤波发散。

以上简要综述了最优信息融合 Kalman 滤波、鲁棒 Kalman 滤波和鲁棒融合 Kalman 滤波的发展概况。

本书重点介绍由作者提出的不确定系统鲁棒 Kalman 滤波和鲁棒融合 Kalman 滤波理论和方法。它包括带不确定噪声方差系统鲁棒 Kalman 滤波和鲁棒融合 Kalman 滤波理论和方法以及带模型参数不确定性或带模型参数和噪声方差两者不确定性系统鲁棒

Kalman 滤波和鲁棒融合 Kalman 滤波理论和方法,还包括带不确定噪声方差的分簇传感网络系统上的两级鲁棒融合 Kalman 滤波理论和方法。详细介绍作者提出的极大极小鲁棒 Kalman 滤波方法,虚拟噪声补偿参数不确定性误差鲁棒 Kalman 滤波方法,鲁棒性分析的 Lyapunov 方程方法,鲁棒精度分析方法和鲁棒 Kalman 滤波的收敛性分析方法,并给出大量仿真例子验证理论和方法的有效性和正确性。

本书提出的鲁棒 Kalman 滤波方法不同于文献中流行的 Riccati 方程方法和 LMI 方法,所提出的鲁棒 Kalman 滤波和鲁棒融合 Kalman 滤波理论和方法开拓了鲁棒 Kalman 滤波领域新的研究方向。

参考文献

- [1] HALL D L, LLINAS J. An introduction to multisensor data fusion[J]. Proceeding of IEEE,1997,85(1): 6-23.
- [2] BOLZANI J C, FERREIRA D C, WALDMANN D C. Covariance intersection based sensor fusion for sounding rocket tracking and impact area prediction[J]. Control Engineering Practice,2007,15:389-409.
- [3] GAO Q, CHEN S Y, LEUNG H R, et al. Covariance intersection based image fusion technique with allocation to pansharpening in remote sensing[J]. Information Sciences, 2010, 180: 3434-3443.
- [4] JULIER S J, UHLMAN J K. General decentralized data fusion with covariance intersection, In: LIGGINS M E, HALL D L, LLINAS J (eds.), Handbook of multisensor data fusion: Theory and Practice[M]. 2th ed. Boca Raton, Florida: CRC Press, 2009: 319-342.
- [5] DENG Z L, GAO Y, MAO L, et al. New approach to information fusion steady-state Kalman filtering[J]. Automatica, 2005,41: 1695-1707.
- [6] SUN S L. Multi-sensor information fusion white noise filter weighted by scalars based on Kalman predictor[J]. Automatica, 2004, 40: 1447-1453.
- [7] SUN S L, DENG Z L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. Automatica, 2004,40: 1017-1023.
- [8] 邓自立. 信息融合滤波理论及其应用[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2007.
- [9] 邓自立. 信息融合估计理论及其应用[M]. 北京:科学出版社,2012.
- [10] ZHU Y M, YOU Z S, ZHAO J, et al. The optimality for distributed Kalman filtering fusion with feedback[J]. Automatica, 2001, 37: 1489-1493.
- [11] CARLSON N A. Federated square root filter for decentralized parallel processes[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1990, 26: 517-525.
- [12] GAO Y, JIA W J, SUN X J, et al. Self-tuning multisensor weighted measurement fusion Kalman filter[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45 (1): 171-191.
- [13] GAO Y, RAN C J, SUN X J, et al. Optimal and self-tuning weighted measurement

- fusion Kalman filter and their asymptotic global optimality[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2010, 24: 982-1004.
- [14] RAN C J, DENG Z L. Self-tuning distributed measurement fusion Kalman estimator for the multi-channel ARMA signal[J]. Signal Processing, 2011, 91(8): 2028-2041.
- [15] 王欣,朱齐丹,孙书利. 不受约束的全局最优加权观测融合[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(24): 22-26.
- [16] 王欣,朱齐丹,孙书利. 带相关噪声的加权观测融合算法及其全局最优性[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(10): 2057-2061.
- [17] ANDERSON B D O, MOORE J B. Optimal Filtering[M]. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1979.
- [18] KAILATH T, SAYED A H, HASSIBI B. Linear Estimation[M]. New York: Prentice Hall, 2000.
- [19] LEWIS F L, XIE L H, POPA D. Optimal and Robust Estimation[M]. 2th ed. New York: CRC Press, 2008.
- [20] EBIHARA Y, HAGIVARA T. A dilated LMI approach to robust performance analysis of linear time-invariant uncertain systems[J]. Automatica, 2005, 41(11): 1933-1941.
- [21] JIN X B, BAO J, ZHANG J L. Centralized fusion estimation for uncertain multisensor system based on LMI method[J]. Proceeding of the IEEE, 2009: 2383-2387.
- [22] MAHMOUD M S, XIE L, SOH Y C. Robust Kalman filtering for discrete state-delay systems[J]. IEEE Proc. Control Theory Application, 2000, 147(6): 613-618.
- [23] XIONG K, WEI C L, LIU L D. Robust Kalman filtering for discrete-time nonlinear systems with parameter uncertainties[J]. Aerospace Science and Technology, 2012, 18: 15-24.
- [24] YANG F W, WANG Z D, HUNG Y S. Robust Kalman filtering for discrete time-varying uncertain systems with multiplicative noises[J]. IEEE Trans. on Automatic Control, 2002, 47(7): 1179-1183.
- [25] ZHU X, SOH Y C, XIE L H. Design and analysis of discrete-time robust Kalman filters[J]. Automatica, 2002, 38: 1069-1077.
- [26] SHAKED U, XIE L H, SOH Y C. New approaches to robust minimum variance filter design[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2001, 49(11): 2620-2629.
- [27] WANG F, BALAKRISHNAN V. Robust Kalman filters for linear time-varying systems with stochastic parametric uncertainties[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2002, 50(4): 803-813.
- [28] WANG Z D, HO W C, LIU X H. Robust filtering under randomly varying sensor delay with variance constraints[J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems-II: Express Briefs, 2004, 51(6): 320-326.
- [29] XIE L H, LU L L, ZHANG D, et al. Improved robust H_2 and H_∞ filtering for

uncertain discrete-time systems[J]. Automatica, 2004, 40: 873-880.

- [30] QU X M, ZHOU J. The optimal robust finite-horizon Kalman filtering for multiple sensors with different stochastic failure rates[J]. Applied Mathematics Letters, 2013, 26 (1): 80-86.
- [31] SOH Y C, FOO Y K. Robust Kalman filtering for uncertain discrete-time systems with probabilistic parameters bounded within a polytope[J]. Systems & Control Letters, 2008, 57: 482-488.
- [32] THEODOR Y, SHAKED U. Robust discrete-time minimum-variance filtering[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1996, 42 (2): 181-189.
- [33] XI H S. The guaranteed estimation performance filter for discrete-time descriptor systems with uncertain noise[J]. International Journal of Systems Science, 1997, 28 (1): 113-121.
- [34] ZHE D, ZHENG Y. Finite-horizon robust Kalman filtering for uncertain discrete time-varying systems with uncertain covariance white noises[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2006, 13 (8): 493-496.
- [35] AHMAD A, GNAI M, YANG F W. Decentralized robust Kalman filtering for uncertain stochastic systems over heterogeneous sensor networks[J]. Signal Processing, 2008, 88: 1919-1928.
- [36] CHEN B, ZHANG W A, LIU A D. Robust fusion estimation for multiple delay-tolerant sensors with different failure rates[J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems-I: Regular paper, 2013, 60 (2): 401-414.
- [37] FENG J X, WANG Z D, ZENG M. Distributed weighted robust Kalman filter fusion for uncertain systems with autocorrelated and cross-correlated noises[J]. Information Fusion, 2013, 14: 78-86.
- [38] QU X M, ZHOU J, SONG E B, et al. Minimax robust optimal estimation fusion in distributed multisensor systems with uncertainties[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 17 (9): 811-814.
- [39] QI W J, ZHANG P, DENG Z L. Robust weighted fusion Kalman filters for multisensor time-varying systems with uncertain noise variances[J]. Signal Processing, 2014, 99: 185-200.
- [40] QI W J, ZHANG P, DENG Z L. Weighted fusion robust steady-state Kalman filters for multisensor system with uncertain noise variances[J]. Journal of Applied Mathematics, 2014: 1-11.
- [41] QI W J, ZHANG P, NIE G H, et al. Robust weighted fusion Kalman predictors with uncertain noise variances[J]. Digital Signal Processing, 2014, 30: 37-54.
- [42] QI W J, ZHANG P, DENG Z L. Robust weighted fusion time-varying Kalman smoothers for multisensor system with uncertain noise variances[J]. Information Science, 2014, 30: 37-54.
- [43] DENG Z L, GAO Y, LI C B, et al. Self-tuning decoupled information fusion Wiener