

多传感器加权观测 融合Kalman滤波理论

冉陈键 著

多传感器加权观测 融合Kalman滤波理论

冉陈键 著



图书在版编目 (CIP) 数据

多传感器加权观测融合 Kalman 滤波理论 / 冉陈键著

— 哈尔滨 : 黑龙江大学出版社, 2017.8

ISBN 978-7-5686-0062-0

I. ①多… II. ①冉… III. ①卡尔曼滤波器—滤波理论—应用—传感器—数据融合 IV. ①TN713 ②TP212

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2016) 第 264084 号

多传感器加权观测融合 Kalman 滤波理论

DUO CHUANGANQI JIAQUAN GUANCE RONGHE KALMAN LÜBO LILUN

冉陈键 著

责任编辑 肖嘉慧

出版发行 黑龙江大学出版社

地 址 哈尔滨市南岗区学府三道街 36 号

印 刷 哈尔滨市石桥印务有限公司

开 本 880×1230 1/16

印 张 13

字 数 255 千

版 次 2017 年 8 月第 1 版

印 次 2017 年 8 月第 1 次印刷

书 号 ISBN 978-7-5686-0062-0

定 价 39.00 元

本书如有印装错误请与本社联系更换。

版权所有 侵权必究

前 言

随着科学技术的飞速发展,多传感器信息融合技术已经广泛应用到现代军事、工业、交通和金融等领域。多传感器信息融合技术和状态估计技术相结合产生了多传感器信息融合状态估计理论,它研究最优和自校正多传感器信息融合状态或信号估计问题。多传感器信息融合就是充分利用多个传感器的资源,通过对各种观测信息的合理支配和使用,在空间和时间上把互补和冗余信息依据某种优化准则结合起来产生对观测环境的一致性解释或描述,同时产生新的融合结果。它的最终目的就是利用多个传感器共同或联合操作的优势来提高整个系统的有效性。因此信息融合估计的目的是利用多个传感器的观测数据对多传感器系统的过去状态进行平滑、对现在的状态进行滤波和对未来的状态进行预测,其精度要比基于单个传感器的估计精度高。

对于系统模型精确已知的多传感器线性离散系统,基于Kalman滤波方法提出了基于加权最小二乘准则的加权观测融合Kalman估值算法、改进的加权观测融合算法和基于正交变换的加权观测融合Kalman算法。特别是对于带相关观测噪声的多传感器系统,用分块矩阵的方法提出了高维矩阵的递推求逆算法,当该多传感器观测系统含有公共干扰噪声时,推广Pei-Radman矩阵的求逆结果,提出了快速的高维矩阵求逆算法,将该快速的求逆结果应用到多传感器加权观测融合的观测及其观测噪声方差中,可以得到其相当简化的形式。应用信息滤波器形式下Kalman滤波器证明所提出的几种加权观测融合算法完全功能等价于集中式融合算法,即证明了这几种算法所得到的估值器是全局最优的。并且对于带公共干扰噪声的多传感器观测系统的扩维融合噪声方差的逆运算进行了深入的研究,提出了快速的递推求逆结果。该算法与传统的Kalman估值算法相比,具有计算负担小和全局最优的优点。两个跟踪系统的数值仿真例子验证了基于提出的几种加权观测融合算法的Kalman估值器及其误差方程阵在数值上和集中式观测融合Kalman估值器及其误差方差阵是相等的,也即证明了所提出加权观测融合Kalman估值器是全局最优的。

系统含有精确的数学模型和噪声统计(噪声均值和方差阵)是Kalman滤波方法的基本要求,然而在实际应用中,系统的数学模型和/或噪声统计总是不能完全已知的(或者系统的模型参数或噪声统计含有误差),例如在海上石油勘探钻井平台动态定位系统中就存在海浪所引起的高频干扰观测噪声。此外,对于一个实际应用系统,常常存在模型不确定性和/或干扰不确定性,即存在未建模动态系统,这将引起滤波性能变坏,甚至发散。为了克服经典Kalman滤波的这一缺点和局限性,产生了Kalman滤波理论的又一个分支——自校正Kalman滤波。它解决

了含有未知模型参数和噪声统计系统或含有未建模动态系统的滤波问题。将自校正Kalman滤波技术与多传感器信息融合技术相结合形成了一个新的研究方向和新的研究领域,也即自校正信息融合Kalman滤波理论。它的关键问题是如何采用系统辨识方法设计具有渐近最优性的信息融合滤波器,也称为自校正信息融合滤波器。渐近最优性涉及自校正融合器的收敛性问题,即在某种收敛性意义下自校正融合滤波器是否收敛到当系统模型参数和噪声方差完全已知时的最优信息融合估值器。

带观测噪声的自回归滑动平均信号的估计问题被广泛应用到信号处理、状态估计、目标跟踪、通信、反卷积和时间序列分析上。为了提高信号估计的精度,多传感器系统被应用到观测信号上。但是如何在这么多观测信息的基础上获得最好的融合信号估值一直是一个比较困难的课题。众所周知,自回归滑动平均信号模型可以转化为状态空间模型,而信号则是状态的一部分分量。因此,Kalman滤波方法仍然是处理局部和融合信号估值的一个非常重要的方法。但是,当噪声统计和模型参数都含有未知信息的时候,自校正信息融合信号估值器被提出。

本书共7章。第1章为绪论。第2章为Kalman估值器。第3章为最优加权观测融合Kalman估值器。第4章为系统辨识方法。第5章为自校正加权观测融合Kalman估值器。第6章为自校正Riccati方程和自校正Kalman估值器的收敛性。第7章为自校正加权观测融合Kalman信号估值器。

本书的出版曾得到国家自然科学基金项目(60874063、61203121)和黑龙江大学重点学科科研基金资助,笔者深表感谢,同时感谢黑龙江大学博士生导师邓自立教授多年来对笔者的指导和帮助。最后,还要感谢黑龙江大学出版社肖嘉慧编辑对本书的出版所做出的大量工作。

由于作者水平有限,书中疏漏之处在所难免,望读者批评指正。

冉陈键

ranchenjian@163.com

2016年09月

目 录

第1章 绪论	1
1.1 Kalman滤波理论	1
1.2 多传感器信息融合状态估计	5
1.3 自校正信息融合Kalman估值理论	9
1.4 ARMA信号的自校正信息融合估值器	14
1.5 主要研究内容	15
第2章 Kalman估值器	17
2.1 射影理论	17
2.2 滤波器和预报器	25
2.3 平滑器	32
2.4 白噪声估值器	38
2.5 时变系统Kalman估值器	43
2.6 定常系统的最优和稳态Kalman估值器	46
第3章 最优加权观测融合 Kalman 估值器	48
3.1 多传感器加权观测融合Kalman估值器	49
3.2 加权观测融合Kalman滤波算法的功能等价性	68
3.3 数值仿真例子	75
3.4 结论	84

第4章 系统辨识方法	85
4.1 最小二乘估计	85
4.2 WLS 估计	94
4.3 多传感器多通道ARMA 模型信息融合多段辨识.....	99
第5章 自校正加权观测融合Kalman 估值器	106
5.1 带未知噪声方差系统的自校正加权观测融合Kalman 估值器	106
5.2 带未知参数和噪声方差系统的自校正观测融合Kalman 估值器	112
5.3 仿真例子	120
5.4 结论	135
第6章 自校正加权观测融合Kalman 估值器的收敛性分析	136
6.1 收敛性分析的DESA 方法和DVEA 方法	137
6.2 自校正Riccati方程的收敛性分析.....	146
6.3 自校正Kalman估值器的收敛性分析	155
6.4 结论	159
第7章 自校正加权观测融合Kalman 信号估值器.....	160
7.1 单通道AR 信号的自校正加权观测融合Kalman估值器.....	161
7.2 多通道 ARMA 信号的自校正加权观测融合 Kalman 估值器.....	166
7.3 仿真例子	174
7.4 结论	188
参考文献	190

第1章 绪论

1.1 Kalman滤波理论

由于传感器或检测仪表对状态或信号的检测带有一定的量测噪声，且在检测过程中还有可能存在其他干扰噪声，因此，为了滤掉这些噪声，产生了滤波器的概念。通常所说的滤波器就是线性最小方差估值器，该滤波器是观测信号和历史数据的线性函数，并且选择极小化均方误差作为求最优估值器的最优化性能指标（即极小化估计误差平方的数学期望）。到目前为止，主要有三种方法论解决最优滤波问题：Kalman滤波方法^[1]，Wiener滤波方法^[2]和现代时间序列分析方法^[3, 4]。

经典Wiener滤波方法^[2]是一种频域滤波方法，它的基本工具是平稳随机过程谱分解，它的缺点是它要求信号为平稳随机过程，要求存储全部历史数据，且滤波器是非递推的，计算量大，不便于实时应用。现代Wiener滤波方法也即多项式方法，通过求解相互耦合的Diophantine方程得到递推Wiener滤波器，它可以处理多维、非平稳随机信号。

Kalman滤波方法^[1]是一种最优状态估计方法，它被广泛应用到动态随机系统中，更准确地说，Kalman滤波器给出了一种线性的、无偏的最小误差递推算方法。经典Kalman滤波理论^[1]是1960年由美籍匈牙利数学家R. E. Kalman在一篇名为*A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*的论文中提出的。它是一种时域方法，且基于状态空间模型和投影理论来解决最优滤波问题，且最终将问题归结为计算或求解Riccati方程。它的优点是它是递推的，便于在计算机上实时应用，同时，Kalman滤波方法可以处理时变、非平稳信号及多维信号滤波问题，它克服了经典Wiener滤波方法的局限性。它的缺点是它要求系统模型和噪声方差是精确已知的。

现代时间序列分析方法^[4]是经典时间序列分析^[3]与经典Kalman滤波方法相互渗透、相互交叉而形成的，它的特色和基本工具是自回归滑动平均（ARMA）新

息模型和白噪声估值器。现代时间序列方法可将状态或信号最优滤波问题转化为白噪声估计问题。

Kalman滤波在解决系统状态估计的问题上应用广泛。在状态空间方法中,人们引入状态变量和状态空间的概念。状态是比信号更广泛、更灵活的概念,它非常适合处理多变量系统,也非常适合处理信号估计的问题。且信号可以视为状态或状态的分量。例如在目标跟踪问题中,可以将运动目标的位置当作状态,也可以将目标的位置、速度和加速度作为状态。一个 n 维状态变量的取值属于 n 维欧氏空间 $\mathbb{R}^n$,即 n 维状态变量的取值是 $\mathbb{R}^n$ 中的点,称状态变量取值的欧氏空间 $\mathbb{R}^n$ 为状态空间。下面的例子就给出了目标跟踪中如何建立系统的状态空间模型。

例 1.1 GPS车辆导航定位系统^[5]中,车辆在公路上行驶可以近似地看作在二维平面上车辆的运动,见图1.1所示。GPS接收机载体(车辆)运动的分解如图1.2所示。

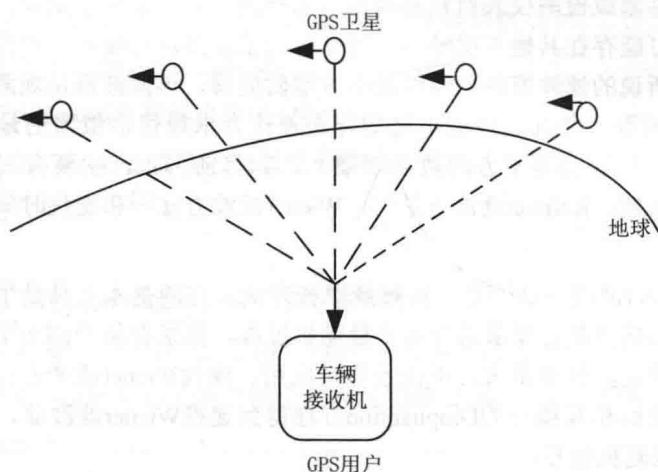


图 1.1 GPS车辆导航定位原理

设采样周期为 T_0 ,车辆的运动可分解为东向运动和北向运动。车辆东向运动的状态变量可取为 $x_e(t)$, $\dot{x}_e(t)$, $\ddot{x}_e(t)$,它们分别为在时刻 tT_0 处车辆的东向位置、速度和加速度。车辆北向运动的状态变量可取为 $x_n(t)$, $\dot{x}_n(t)$, $\ddot{x}_n(t)$,它们分别为在时刻 tT_0 处车辆的北向位置、速度和加速度。在直坐标下,车辆在时刻 tT_0 处的位置坐标为 $(x_e(t), x_n(t))^T$ 。由匀加速运动定律,车辆东向和北向运动的模型分别为

$$x_e(t+1) = x_e(t) + T_0\dot{x}_e(t) + 0.5T_0^2[u_e(t) + \ddot{x}_e(t)] \quad (1.1)$$

$$\dot{x}_e(t+1) = \dot{x}_e(t) + T_0[u_e(t) + \ddot{x}_e(t)] \quad (1.2)$$

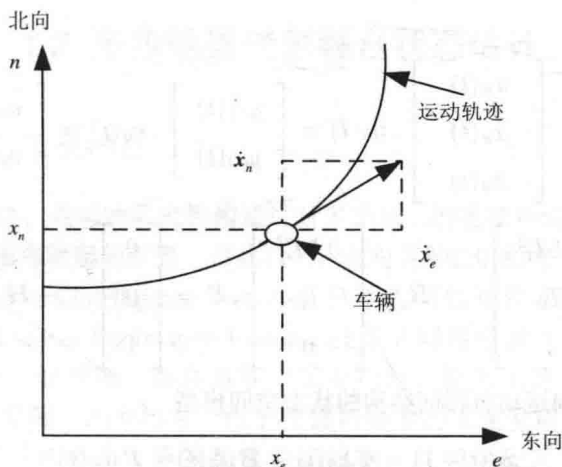


图 1.2 接收机载体（车辆）运动的分解

$$\ddot{x}_e(t+1) = \ddot{x}_e(t) + w_e(t) \quad (1.3)$$

$$y_{e1}(t) = x_e(t) + v_{e1}(t) \quad (1.4)$$

$$y_{e2}(t) = \dot{x}_e(t) + v_{e2}(t) \quad (1.5)$$

和

$$x_n(t+1) = x_n(t) + T_0 \dot{x}_n(t) + 0.5T_0^2 [u_n(t) + \ddot{x}_n(t)] \quad (1.6)$$

$$\dot{x}_n(t+1) = \dot{x}_n(t) + T_0 [u_n(t) + \ddot{x}_n(t)] \quad (1.7)$$

$$\ddot{x}_n(t+1) = \ddot{x}_n(t) + w_n(t) \quad (1.8)$$

$$y_{n1}(t) = x_n(t) + v_{n1}(t) \quad (1.9)$$

$$y_{n2}(t) = \dot{x}_n(t) + v_{n2}(t) \quad (1.10)$$

其中，定义 $u_e(t)$ 和 $u_n(t)$ 各为东向和北向由驾驶员决定的机动加速度。 $y_{e1}(t)$ 和 $y_{e2}(t)$ 分别为对东向位置和速度的观测， $v_{e1}(t)$ 和 $v_{e2}(t)$ 为相应的观测噪声。北向位置和速度的观测分别用 $y_{n1}(t)$ 和 $y_{n2}(t)$ 表示， $v_{n1}(t)$ 和 $v_{n2}(t)$ 为相应的观测噪声。 $w_e(t)$ 和 $w_n(t)$ 为互不相关的白噪声。

定义

$$\mathbf{x}_\theta(t) = \begin{bmatrix} x_\theta(t) \\ \dot{x}_\theta(t) \\ \ddot{x}_\theta(t) \end{bmatrix}, \mathbf{y}_\theta(t) = \begin{bmatrix} y_{\theta 1}(t) \\ y_{\theta 2}(t) \end{bmatrix}, \mathbf{v}_\theta(t) = \begin{bmatrix} v_{\theta 1}(t) \\ v_{\theta 2}(t) \end{bmatrix}$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T_0 & 0.5T_0^2 \\ 0 & 1 & T_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0.5T_0^2 \\ T_0 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

则车辆东向和北向运动有相同结构的状态空间模型

$$\mathbf{x}_\theta(t+1) = \Phi \mathbf{x}_\theta(t) + \mathbf{B} \mathbf{u}_\theta(t) + \mathbf{\Gamma} \mathbf{w}_\theta(t) \quad (1.11)$$

$$\mathbf{y}_\theta(t) = \mathbf{H} \mathbf{x}_\theta(t) + \mathbf{v}_\theta(t), \theta = e, n \quad (1.12)$$

状态空间方法的关键技术包括状态空间模型和基于投影理论的状态估计方法。Kalman滤波问题就是由观测方程所得到的观测信息求系统状态的最优估计。从抽象的Hilbert空间角度，状态变量和观测信号均可看成是抽象的，由随机变量的线性运算生成的Hilbert空间中的元素或“点”，因而，Kalman滤波问题在几何上可转化为状态变量在由观测信号生成的子Hilbert空间上的投影^[6]。

R. E. Kalman最初所提出的滤波理论只适用于解决线性系统状态估计问题，且要求观测方法也必须是线性的。文献[6-10]将Kalman滤波理论应用到带已知输入和观测白噪声的线性系统。文献[11]所提出的扩展的Kalman滤波器能解决非线性系统的滤波问题。对于广义系统，文献[12]给出了该广义系统的Kalman估值器。

因此，Kalman滤波算法的优点是它是递推的，便于在计算机上实现和实时应用，可处理时变系统、非平稳信号、多维信号的滤波问题。Kalman滤波器应用广泛且功能强大，即使在不知道模型确切性质的前提下，它也可以估计信号的过去状态、当前状态和未来状态，且提供了一种高效可计算的估计方法，使估计的均方误差最小。它已经成为控制、信号处理与通信等领域最基本、最重要的计算方法和工具之一，并成功地应用到航空航天、工业过程及社会经济等不同领域。美国阿波罗登月计划和C-5A飞机导航系统设计是Kalman滤波理论早期应用中成功的范例。随着现在高速计算机的发展，Kalman滤波方法已经成为能处理非常复杂的时变系统的最有效的方法之一。^[8]

1.2 多传感器信息融合状态估计

1.2.1 多传感器信息融合

20世纪70年代, 美国的研究机构通过对多个独立的连续声纳信号进行融合处理, 自动检测出敌方潜艇的位置, 自此以后, 在对各种C3I系统(Communication, Command, Control and Intelligence Systems)技术的研究开发过程中, 多传感器信息融合(Multi-sensor Information Fusion)技术的应用受到了广泛的关注和重视, 且民用工业, 如管理、海洋监视、工业控制、机器人等领域也向多传感器信息融合方向发展。20世纪末, 由于传感器技术的飞速发展和传感器投资的大量增加, 军事系统中的传感器数量急剧增加, 且超远程武器出现和发展, 这些从根本上改变了C4ISR系统(Command, Control, Communication, Computer, Intelligence, Surveillance and Reconnaissance System)的信息处理方式。这使得信息融合的研究工作成了军工生产和高技术开发等各个方面所关心的问题。特别是在1988年, 美国国防部将信息融合技术列为20世纪90年代重点研究开发的20项关键技术之一。21世纪以来, 美国国防部、海军和空军都把信息融合技术作为CEC系统(Cooperative Engagement Capability System), C4ISR系统, C4KISR系统(Command, Control, Communication, Computer, Killing, Intelligence, Surveillance and Reconnaissance System)和BMC3I系统(Battle Management, Command, Control, Communications and Intelligence System)中的关键技术, 并进行了重点和深入的研究。

由于早期的融合方法的研究是针对数据处理的, 所以信息融合也叫“数据融合”(Data Fusion)^[13-15]。多传感器信息融合就是充分利用多个传感器的资源, 通过对各种观测信息的合理支配和使用, 在空间和时间上把互补和冗余信息依据某种优化准则结合起来产生对观测环境的一致性解释或描述, 同时产生新的融合结果。它的最终目的就是利用多个传感器共同或联合操作的优势来提高整个系统的有效性。

虽然与单传感器相比, 多传感器的复杂性大大增加, 由此带来了不利因素, 如成本的提高和设备尺寸、质量、功耗等物理因素的增大, 以及辐射增多使系统被敌方探测的概率增加, 但是它在实际的应用中有着单传感器无法比拟的优势, 比如更广的空间和时间覆盖范围、更强的系统生存能力、更高的可信度和探测性能等。因此, 多传感器信息融合技术得到了广泛的关注和应用。

在过去的20多年里, 多传感器信息融合的重点不仅放在了军事应用上, 它还在非军事领域取得了卓越的成就。军事应用是多传感器信息融合技术诞生的源泉, 其主要用于军事目标的检测、定位、跟踪和识别。这些目标可以是静止的,

也可以是运动的,具体应用包括海洋监视、空对空或地对空防御系统等,海洋监视系统包括潜艇、鱼雷、水下导弹等目标的检测、跟踪和识别。典型的传感器包括雷达、声呐、远红外、合成孔径雷达等。空对空或地对空防御系统的基本目标是检测、跟踪、识别敌方飞机导弹等。而近年来,多传感器信息融合也在民用领域得到了较快发展,主要包括图像处理、工业智能机器人技术、遥感技术、设备的自动监视、医疗诊断等。而随着人工智能技术的发展,多传感器信息融合技术也朝着智能化、集成化的方向发展。

多传感器信息融合按照信息抽象可以分为五个层次,融合可以分为五级。第一级为检测级融合,它是直接在多传感器分布检测判决或信号层上进行的融合。第二级为位置级融合,属于中间层次,也是最重要的融合,是直接在传感器的观测报告或测量点迹和传感器的状态估计上进行的融合,它是跟踪级的融合,包括时间和空间上的融合。第三级为目标识别级的融合,也称为属性分类或身份估计。第四级为态势估计,它是对战场上战斗力量分配情况的评价过程。第五级为威胁估计,它是通过将敌方的威胁能力以及敌人的企图进行量化来实现的。

信息融合作为对多源信息的综合处理过程,具有本质的复杂性。传统的估计理论和识别算法为信息融合技术奠定了不可或缺的理论基础。并且在此基础上出现了一些新的方法,它们正成为推动信息融合技术向前发展的重要力量,比如:信号处理与估计理论方法^[16]、统计推断方法^[17]、信息论方法、决策论方法、人工智能方法^[18]、几何方法等。

1.2.2 信息融合Kalman滤波

经典最优滤波(状态或信号估计)理论是针对单个传感器系统而言的,将经典最优滤波理论与多传感器信息融合相互渗透、相互交叉产生了多传感器信息融合学科的一种重要分支和领域——多传感器信息融合滤波理论^[15, 19, 20]。它研究在估计未知量的过程中如何最佳利用多个数据集合中所包含的有用信息。信息融合估计的目的是利用多个传感器的测量数据对多传感器系统过去状态进行平滑、对现在的状态进行滤波和对未来的状态进行预测。融合估计的精度要比基于每个单传感器的估计精度高。

多传感器信息融合滤波的一个重要应用背景是目标跟踪。为了提高对运动目标(导弹、飞机、坦克、船舰等)状态的跟踪精度,必须采用多传感器进行观测。信息融合的目的是如何融合各个传感器提供的局部状态估计信息(状态融合)或融合各个传感器提供的局部观测信息(观测融合)得到高于局部状态估计精度的融合状态估计。对于信息融合器的设计的基本要求是融合器的精度要高于局部估值器的精度。目前研究较多的是信息融合Kalman滤波理论,它已经广泛应

用到国防、军事等许多高科技领域。

多传感器信息融合Kalman滤波方法分为状态融合方法和观测融合方法，状态融合方法又包括集中式状态融合Kalman滤波方法和分布式状态融合Kalman滤波方法^[21, 22]，观测融合方法也分为集中式观测融合方法和分布式观测融合方法^[23, 24]。集中式状态融合方法和集中式观测融合方法是等价的，它们是最传统、最直接的融合方法，各个传感器把观测到的信息送到中心站集中处理，也将所有传感器的观测方程联立成一个扩维的观测方程，然后与状态方程一起应用经典Kalman滤波算法就可以得到一个全局最优的Kalman估值器。由于在融合的过程中所有传感器的原始观测数据都得到了利用，没有任何信息的损失，因此集中式融合方法得到的估计是全局最优的，但是该融合过程需要频带很宽的数据传输链路来传输原始数据，并且需要有较强处理能力的中心处理器，所以在工程上实现起来较为困难，且对于所得到的信息都采用一样的处理方式，使得系统的容错性较差。但由于集中式融合方法是全局最优的，因此它主要是和其他融合方法做比较用的。

为了克服集中式Kalman滤波方法的缺点，分布式状态融合Kalman滤波方法被提出。分布式融合结构中每个传感器都有自己的处理器，可以进行一系列的预处理，然后将所得到的预处理结果送到中心结点进行融合处理。因为这种结构对于信道容量要求低，系统的生命力强，且在工程中易于实现而得到很大的重视，所以该问题已经成为信息融合研究的重点。但是，传统的分布式Kalman滤波方法要求传感器测量误差和局部估计之间是不相关的，或经过特殊处理降低局部估计间的相关性，或要求局部动态模型是相同的。

多传感器分布式状态融合方法^[21, 22]已经发展了30多年，在众多的分布式滤波方法中，N. A. Carlson等人于1988年提出的联邦Kalman滤波器^[22]倍受重视，被广泛应用到军事和非军事方面。联邦Kalman滤波器的基本原理是在矩阵加权线性最小方差最优融合准则下，假设基于单个传感器的局部估计误差是不相关的，用加权最小二乘法导出了多传感器按矩阵加权的最优融合算法，并提出了用“方差上界技术”使局部估计误差不相关，从而实现了全局最优信息融合技术，其原理图如图1.3所示。为了克服在实时应用中该融合方法计算负担大的缺点，在线性最小方差准则下，文献[25]提出了按对角阵加权和按标量加权的最优信息融合方法。为了克服假设局部估计误差不相关的局限性，文献[25-27]考虑了局部估计误差相关的情形。

分布式观测融合Kalman滤波方法也叫加权观测融合Kalman滤波方法，该方法就是按线性最小方差准则对每个传感器的观测方程进行加权得到一个融合的观测方程^[23, 24, 28-30]，它的维数是较低的，然后将它与状态方程联立得到分布式观测融合Kalman滤波器。在一定假设条件下，可以证明它具有全局最优性^[24, 28-30]，

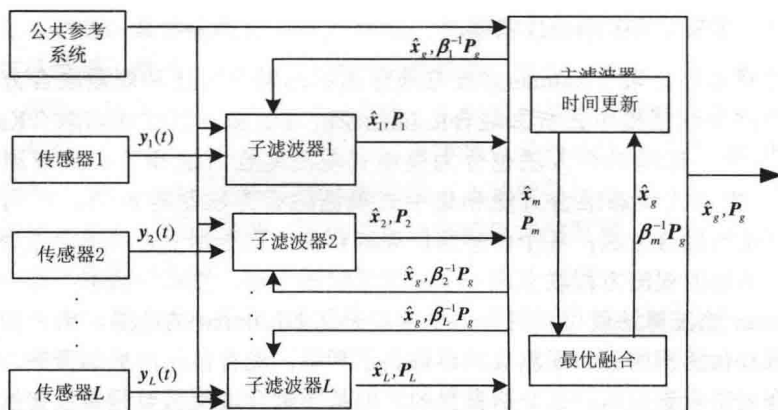


图 1.3 联邦Kalman滤波器的原理

即它在数值上恒同于集中式观测融合Kalman滤波器。因为分布式观测融合方法不需要计算分布式状态融合过程中各个局部估值之间的互协方差，且用加权方法得到的融合观测方程的维数通常明显低于集中式观测融合的扩维观测融合方程的维数，因此，分布式观测融合算法最显著的优点是它具有全局最优性且可以明显减小计算负担，具有很重要的应用价值，它的原理图如图1.4所示。

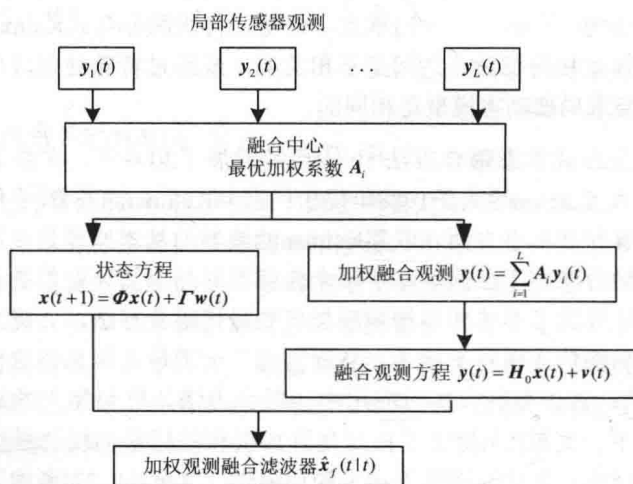


图 1.4 分布式观测融合Kalman滤波器原理

在已有的研究结果中，文献[31–38]对于只具有观测模型的线性系统，给出了集中式融合、分布式融合和混合式融合的估计问题，其中文献[31, 32]针对统一的线性融合模型研究了在完全已知先验信息、部分已知先验信息和无先验信息的条

件下的基于不同融合准则的最优融合方法。文献[33–38]分别研究了一致的融合准则^[33]、局部估计之间的相关性的计算方法^[33, 34]、分布式融合的最优性^[35]，不同融合准则和融合结构之间的关系^[36]、有限的通信能力对融合的影响^[37]以及异步航迹融合方法和动态过程估计融合方法^[38]。

为了证明加权观测融合Kalman滤波算法的全局最优性，需要证明用加权观测融合方法得到的Kalman估值器完全或部分功能等价于集中式观测融合Kalman估值器^[39]，其中部分功能等价性是指加权观测融合方法得到Kalman滤波器与集中式观测融合Kalman滤波器在数值上是恒同的^[24]，而完全功能等价性^[29, 40]是在部分功能等价性的基础上，相应的Kalman预报估值、Kalman平滑估值和Kalman白噪声估值，以及与状态相关的信号估值在数值上也是恒同的。

在很多实际应用中，各个传感器的观测噪声是相关的^[41]，为了解决这种情况下系统的融合估计问题，文献[28]用Lagrange乘数法可以得到一种加权观测融合算法，并用信息滤波器形式^[42]证明了它的完全功能等价性和全局最优性。在此基础上，文献[43]提出了对于带不同观测阵和相关观测噪声多传感器系统，具有完全功能等价性和全局最优性的加权观测融合算法。

1.3 自校正信息融合Kalman估值理论

1.3.1 自校正估值理论

系统含有精确的数学模型和噪声统计（噪声均值和方差阵）是Kalman滤波方法的基本要求，然而在实际应用中，系统的数学模型和/或噪声统计总是不能完全已知的（系统的模型参数或噪声统计含有误差），例如在海上石油勘探钻井平台动态定位系统^[44]中就存在海浪所引起的高频干扰观测噪声。此外，对于一个实际应用系统，常常存在模型不确定性和/或干扰不确定性，即存在未建模动态系统，这将引起滤波性能变坏，甚至发散。近年来，人们将鲁棒控制思想渗透到滤波领域，形成了包括 H_∞ 鲁棒滤波^[45]的鲁棒Kalman滤波理论^[46]。

为了克服经典Kalman滤波的这一缺点和局限性，Kalman滤波理论的又一个分支——自适应Kalman滤波^[47, 48]产生了。它解决了含有未知模型参数和噪声统计系统或含有未建模动态系统的滤波问题。其通常用噪声统计估值器或模型参数估值器伴随Kalman滤波器实现自适应Kalman滤波。其缺点是通常噪声统计或模型参数估值器与状态估值器是互耦的，容易出现滤波发散现象，且理论上不能证明自适应滤波器的收敛性（渐近最优性）。因此，通常只能给出次优Kalman滤波器。

自校正滤波原理源于自校正调节理论^[49,50],它解决了含未知模型参数和未知噪声统计系统的自适应控制问题,其基本原理就是用一个在线的辨识器伴随最优调节器,从而得到了自校正调节器,并证明了该自校正调节器具有渐近最优性,也即它收敛于当模型参数和噪声方差都已知的最优调节器。文献[51,52]将自校正调节原理应用到了估计领域,从而可以处理含未知模型参数和未知噪声方差的单变量ARMA信号的滤波、平滑和预报问题,其中文献[52]所处理的系统是带有白色观测噪声的系统。文献[53]将该方法推广到了带未知信号过程和噪声统计的线性多变量过程,得到了一种自校正最优固定滞后平滑器和滤波器。

近年来的自校正理论都是基于现代时间序列分析方法所提出的^[54,55]。现代时间序列分析方法的基本工具是自回归滑动平均新息模型,它提供了最优估计所需要的所有信息,揭示了系统输入、白噪声、观测白噪声、观测、新息之间的关系。文献[56]对于带输入和带未知噪声方差的离散时间定常系统,用现代时间序列分析方法,基于ARMAX新息模型,提出了带输入估计的自校正Kalman滤波器以及自校正 $\alpha - \beta - \gamma$ 跟踪滤波器。对于含未知模型参数和带未知噪声统计的一类雷达跟踪系统,文献[57]用现代时间序列分析方法提出了一种新的自校正跟踪滤波器。文献[58]以现代时间序列分析的观点,运用状态空间模型与时间序列模型之间的相互转换,根据投影理论将状态估计转换为噪声估值器和输出预报器的计算,方法上完全不同于Kalman滤波器,通过辨识ARMA新息模型提出了自校正平滑器。文献[59]对于带未知噪声统计、未知输入模型和/或有色噪声模型系统,给出了自校正输入噪声和观测噪声反卷积估值器。

1.3.2 自校正信息融合Kalman估值理论

将自校正Kalman滤波技术与多传感器信息融合技术相结合形成了一个新的研究方向和新的研究领域,也即自校正信息融合Kalman滤波理论。它的关键问题是如何采用系统辨识方法设计具有渐近最优性的信息融合滤波器,也称为自校正信息融合滤波器。渐近最优性涉及自校正融合器的收敛性问题,即在某种收敛性意义下自校正融合滤波器是否收敛到当系统模型参数和噪声方差完全已知时的最优信息融合估值器。

参数和噪声统计估计的常用方法是:用系统辨识方法得到参数的估值,再用相关函数方法得到未知噪声统计的估计;而对于多传感器系统,则可以通过加权平均未知参数和噪声统计的局部估值得到一个融合的估值。虽然该融合的估值的误差不一定是最小的,但是它的稳定性比较好,可信度更高。

在系统辨识过程中,常用的辨识单维模型参数的方法有:递推最小二乘(RLS)法、加权最小二乘(WLS)法、递推增广最小二乘(RELS)法、偏