潘　泉　张　磊
崔培玲　张洪才　著

动态多尺度系统估计理论与应用

科学出版社
www.sciencep.com

动态多尺度系统估计理论与应用

潘　泉　张　磊　崔培玲　张洪才　著

科　学　出　版　社
北　京

内 容 简 介

本书是一部关于动态多尺度系统(DMS)估计理论的专著,全面总结了作者在本领域取得的研究成果和国内外的研究进展,系统介绍了基于MAR模型的静态估计算法和多尺度状态空间分析与综合、多尺度动态递归估计,DMS分布式融合估计,基于微分方程约束、线性白噪声、线性有色噪声、非线性白噪声等多种条件下的DMS最优/次优/快速算法等内容。

本书的读者对象是从事信息融合、多尺度建模、最优估计理论及应用研究的研究生和科研人员,同时对从事控制理论研究、系统设计、开发和应用的广大工程技术人员也具有一定的参考价值。

图书在版编目(CIP)数据

动态多尺度系统估计理论与应用/潘泉,张磊,崔培玲,张洪才著. —北京:科学出版社,2007

ISBN 978-7-03-019026-0

Ⅰ. 动… Ⅱ. ①潘…②张…③崔…④张… Ⅲ. 动态控制-自动控制系统-系统理论 Ⅳ. TP273

中国版本图书馆CIP数据核字(2007)第075890号

责任编辑:王志欣 潘继敏 / 责任校对:钟 洋

责任印制:刘士平 / 封面设计:耕者工作室

科学出版社 出版

北京东黄城根北街16号

邮政编码:100717

http://www.sciencep.com

新蕾印刷厂 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2007年6月第 一 版 开本:B5(720×1000)

2007年6月第一次印刷 印张:13 1/2

印数:1—3 000 字数:253 000

定价:35.00元

(如有印装质量问题,我社负责调换〈环伟〉)

前　言

尺度和层次的概念是许多物理现象的本质特征，同时，人们对各种现象的观测及测量也是在不同尺度（分辨级）上进行的。因此，用多尺度系统理论来描述、分析这些现象是非常自然的事情。随着多尺度系统理论、估计理论以及信息融合理论的发展，多尺度系统估计理论应运而生。该理论为研究传统意义下的融合估计方法提供了全新的思想，并在地球物理学探测、地下水文地理学、全球海洋模型和多传感器信息融合等领域取得许多有意义的结果。

多尺度系统可以分为静态多尺度系统和动态多尺度系统。静态多尺度系统的状态不随或基本不随时间变化；动态多尺度系统的状态随时间变化。按照研究方法分类，动态多尺度系统又可以分为微分方程约束的动态多尺度系统和其他方程约束的动态多尺度系统。本书关注的是一类系统特性可由微分方程描述，观测由一组不同分辨率传感器获得的动态多尺度系统（dynamic multiscale system，DMS）估计问题，试图将基于模型的动态系统分析方法与基于统计特性的多尺度或多分辨信号变换方法相结合，建立 DMS 多尺度估计理论基本框架，给出 DMS 估计算法。

本书是作者十余年来研究成果的全面系统总结，同时也力求系统地归纳这一领域国内外的最新研究进展。作者一直致力于多尺度估计理论和应用的研究，培养了许多博士、硕士研究生，取得了一些有价值的研究成果，发表了一系列的学术论文，为本书完成奠定了重要的基础。

全书共分 12 章，可以分为三个部分。第一部分即第 1、2 章，对动态多尺度系统估计的研究背景及本书涉及的多分辨分析、状态估计、多传感器信息融合进行了介绍；第二部分即第 3、4 章，给出了基于 MAR 框架的静态多尺度系统理论，包括一阶马尔可夫模型约束的多尺度动态递归估计等算法；第三部分即第 5～12 章，给出了作者系统完成的基于微分方程约束，采样率为 2 和 M 情况下，线性白噪声、线性有色噪声、非线性白噪声等多种条件下的动态多尺度系统的最优/次优/快速算法，以及其在多传感器信息融合、多目标跟踪等领域的应用。

本书的读者对象是从事信息融合、多尺度建模、最优估计理论及应用研究的研究生和科研人员，同时对从事控制理论研究，系统设计、开发和应用的广大工程技术人员也具有一定的参考价值。读者应具备小波分析、最优估计、随机过程以及数理统计等基础知识。

本书是课题组成员共同努力的研究成果。其中，第 3 章和第 4 章中的部分内

容来自赵巍博士在课题组的研究工作；第 5 章中的部分内容来自文成林博士在课题组的研究工作；张学帅、赵昆和宁冬子硕士参与了本书的部分仿真研究。作者对他们的工作深表谢意。

本书涉及的各项研究工作得到了国家自然科学基金和教育部“跨世纪优秀人才培养计划项目”基金的资助，作者对此表示衷心的感谢。

书中参考和应用的研究成果、著作和论文均在参考文献中列出，在此，作者对这些文献的著作者表示感谢。

由于时间和水平有限，不当之处在所难免，恳请同行专家和广大读者批评指正。

作　者

2007 年 1 月 6 日

目　　录

第 1 章　绪　　论

1.1　引　　言

尺度和层次的概念是许多物理现象的本质特征，同时，人们对各种现象的观测及测量也是在不同尺度(分辨级)上进行的。因此，用多尺度系统理论来描述、分析这些现象是非常自然的事情。

多尺度系统可以分为静态多尺度系统和动态多尺度系统。静态多尺度系统的状态不随或基本不随时间变化；动态多尺度系统的状态随时间变化。按照研究方法分类，动态多尺度系统又可以分为微分方程约束的动态多尺度系统和其他方程约束的动态多尺度系统，如图 1.1 所示。

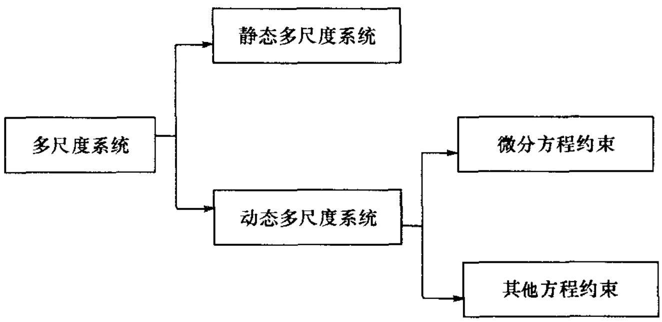

图 1.1　多尺度系统分类

大规模复杂系统中，往往同时使用多个具有不同分辨特性的传感器，因此需要处理的数据量大并且具有多尺度特征，传统的数据融合及估计技术已经很难满足这些多尺度系统的需要。随着多尺度系统理论、估计理论以及信息融合理论的发展，多尺度系统估计理论应运而生。该理论为研究传统意义下的融合估计方法提供了全新的思想，因此在多尺度框架下对大规模多尺度系统进行建模和融合估计，成为众多科技工作者努力探索的问题。

在多尺度系统估计理论方面，目前最重要的是美国麻省理工学院(MIT)以 Willsky 教授为首的研究小组的工作。Willsky 等学者发展的多尺度自回归(multiscale auto-regressive，MAR)框架将许多平稳随机过程用一个紧凑的模型描述了出来，其相应的估计算法综合了卡尔曼滤波和 Rauch-Tung-Striebel (RTS)平滑算法，同传统的线性最小方差估计算法相比，MAR 大大节约了计算量。目前，基

于 MAR 框架的估计算法已经在地球物理学探测、医学诊断、图像处理、目标识别、系统辨识、地下水文地理学和全球海洋模型等应用方面取得了一些有意义的结果。但 MAR 研究的是一类静态平稳过程，实际上，大部分系统都有时间约束。后来 Willsky 等给出了基于 MAR 框架的动态递归估计算法，但该算法很难应用在对动态系统的实时估计中。另外，Willsky 等研究的动态递归估计算法中的动态，采用了一阶马尔可夫模型约束。

此外，美国 Wright State University 的 Hong 等也做了非常有价值的研究。他们将多尺度思想应用于目标跟踪、目标状态估计、多速率交互式多模型融合等领域内，但在构建动态微分方程约束的多分辨多传感器融合估计算法时，损失掉了部分信息，未能得到最优估计方案。

十余年来，本书作者所在课题组在动态多尺度系统估计理论方面进行了大量研究。针对有微分方程约束且由一系列不同分辨率传感器所观测的动态多尺度系统，基于线性投影方程，给出了集中式连续时间 DMS 模型和最优估计算法，并将研究推广到了非线性、有色噪声等情况，系统完成了基于微分方程约束，采样率为 2 和 M 情况下，线性白噪声、线性有色噪声、非线性白噪声等多种条件下的最优/次优/快速算法体系，并在多传感器信息融合、多目标跟踪等领域取得良好的应用效果。这方面的研究成果，在雷达信号处理、遥感、图像处理和故障诊断等领域都可以得到应用。另外，把时间状态空间的能控性和能观性等概念推广到多尺度状态空间，为多尺度模型、多尺度实现和多尺度估计算法建立了一套系统分析理论。同时，针对有微分方程约束的动态系统，研究了分布式多尺度信息融合系统的各类算法。

迄今为止，国内外对动态多尺度系统估计理论及其应用都尚未给出系统和完整的研究结果。本书试图系统总结作者在本领域取得的研究成果和国内外在本领域的最新研究进展，主要是作者系统完成的基于微分方程约束，采样率为 2 和 M 情况下的算法体系。本章的 1.2～1.5 节将系统地介绍国内外在该领域的研究成果和前沿进展。

1.2　基于 MAR 框架的多尺度系统理论

1.2.1　模型

多尺度建模和多尺度估计框架是由 Basseville、Willsky 等在 20 世纪 90 年代初提出来的[1,2]。经过近十年的发展，多尺度系统理论已经积累了许多研究成果，取得了很大的进展。

1990 年 12 月在第 29 届 IEEE 控制与决策会议上，MIT 的 Willsky 教授、法国数学家 Benvensite 和 Nikoukhah 首先提出了多尺度系统理论[3]。他们特别说明

了同态二叉树(homogeneous dyadic tree)理论，这正是多尺度系统理论的基础。一个 q 阶的同态树 $\mathcal{T}$ 是一个无限的、非循环的连通图，$\mathcal{T}$ 的每个节点都和另外 $q+1$ 个节点相连。当 $q=2$ 时就对应于最简单的、也是最普遍的二叉树。

为了给出相应的统计框架来支持最优多尺度统计信号处理算法，Basseville 等人从信号的多尺度表示导出了树状的信号模型，描述了各向同性的过程和同态树，并给出了自回归模型理论[4]。这就推广了 Schur-Levinson 递归，同时还推广了所产生的反射系数的相关性质，为多尺度建模的系统理论奠定了初步基础。另外，还引入二叉树上的前向和后向预测误差过程。像分析时间序列一样，对这些过程给出了类似 Levinson 的递归。虽然分析时所用的基本结构类似于时间序列，但是对二叉树上的过程有几个新问题必须说明。特别值得一提的是，预测误差过程的维数将随着预测阶数的增加而增加。这就要求在计算误差矢量时要非常小心，产生的结果是很复杂的表达式集合。然而，各向同性的限制条件使得问题有很大程度的简化。这个框架可为一类很丰富的现象和信号建模，并为发展有效的建模和估计算法奠定了基础。

基于以上工作，Basseville 等为各向同性过程建立了白化和成形滤波器，并给出这个滤波器的标准和非标准形式[5]。标准化的成形滤波器像一个树状的散射系统。模型的稳态性可以和反射系数序列联系起来。自回归过程的反射系数只有有限个不为零，每个有限的反射系数集合都可以唯一地确定一个自回归过程。这里给出的许多结论虽然类似于时间序列，但由于从一阶同态树(即通常的离散时间序列)到二叉树，即二阶同态树，结构的复杂程度有很大的增加，因此二叉树的结果要比时间序列复杂得多。同时，Basseville 还提出了几个研究方向，其中一个重要的课题就是给出一种方法可直接从得到的数据建立各向同性的自回归模型。

在树状结构的基础上，Daoudi、Frakt 和 Willsky 还提出了一种建立随机多分辨模型的方法，用来描述统计自相似过程[6]。这种多尺度模型利用了所分析过程的标准相关性、自相似性和稳定性。这种框架可以很方便地推广到用任意小波基描述的过程。

在许多工程和科学问题中，经常需要对泊松过程进行建模。Timmermann 和 Nowak 则基于 Haar 小波基提出了一种多尺度建模和估计技术，并基于这一框架给出了一种新颖的多尺度贝叶斯方法，可以对有限光子成像中的强度进行估计，这样就增强了核医学成像的诊断能力[7]。

Wornell 和 Oppenheim 利用正交小波基来分析和表示一般的齐次信号，并给出了一类确定性的自相似信号[8]。确定性的自相似信号是区别于统计自相似信号的另一类信号，其特点是：它的尺度自相似性不是统计意义下的，而是确定性的关系。这一类信号虽然不是自然界天然出现的信号，但其分形结构却决定了它在安全通信方面会有很广阔的应用前景。

1.2.2 算法

在第 29 界 IEEE 的控制与决策会议上，Chou 和 Willsky 同时还提出了随机过程的估计算法[9]。在许多实际应用中，尤其是多维系统中，计算复杂性是急需解决的一个问题，这就需要研究有效的高速并行算法。信号的多尺度表示以及相应的小波变换使这一要求的实现成为可能。Chou 首次提出了一种双向(two-sweep)平滑算法，可以把多尺度过程在各个尺度上的测量数据融合在一起。基于上述工作，Chou 等[10]又将小波变换中的多尺度表达式推广成更抽象的多尺度模型，并给出相应的平滑算法。

虽然上面给出的算法和标准卡尔曼滤波器很相似，但本质上却有很大的不同。为了分析多尺度递归滤波器的稳态性能和稳定性，Chou 提出了多尺度动态系统的能达性(reachability)、能观性(observability)和可重构性(reconstructibility)等概念[11]。

在一些新的应用领域，例如，地图绘制问题、模型有效性问题和一些海洋学问题中，平滑估计误差的统计特性也非常重要。这些应用都利用了一个结论，即高斯-马尔可夫模型的平滑误差本身也是一个高斯-马尔可夫过程[12,13]。Luettgen 把这一结果进行了推广，为多尺度随机模型的平滑误差过程推导出了动态模型，特别指出平滑误差本身是一个多尺度随机过程，其模型参数可计算出来[14,15]。误差的多尺度模型和过程的多尺度模型有相同的结构。

多尺度树状结构也为计算模型的似然函数提供了快速算法，可用于结构辨识中[16]。给定一个结构模型集合和一个含噪的自由场观测集合，必须从结构模型集合中选出在某种意义上与测量数据最匹配的模型。当结构和测量的统计模型已知时，这个问题可转化为似然率的计算。对似然率进行测试以便决定有着不同参数的多尺度模型适合哪种结构。似然测试算法在计算上很有效，这样就可进行多次测试，找出似然函数最大的模型参数。这个算法经常应用在分数维数辨识[17]和海洋表面高度模型参数辨识中[18,19]。

对于多尺度模型，计算树上所有节点状态间的协方差是很简单的，但计算量很大。而相反的过程，即根据自由过程的协方差阵建立多尺度模型就是一个艰巨得多的任务，其目的就是使最细尺度上的协方差尽可能精确地与给定的协方差相匹配。由于多尺度框架具有计算上的优势，所以最近有很多工作都集中在有效的随机实现算法上。

多尺度模型大体可分为两类——内部和外部模型。当较粗尺度上的状态可明显地定义为最细尺度状态的线性函数时，则可建成内部模型[20~24]；在外部模型中，粗尺度状态不能明显地写成最细尺度状态的线性函数[17~19]。在这两种情况中，产生较粗尺度状态的目的都是要在最细尺度上产生期望的协方差结构。

1.2.3 应用

由于多尺度模型可用来为很丰富的一类随机过程建立模型，基于多尺度框架可推导出高速并行、计算有效的多尺度算法，所以多尺度分析理论的应用越来越广泛。

Moulin、O'Sullivan 和 Snyder 主要研究了多尺度建模和估计方法的灵活性，即可在噪声和分辨率之间进行折中[25]。他们还提出用基于 B-样条的多尺度筛来调整最大似然估计问题，并导出了最优解的渐近表达式，这将应用在雷达成像和谱估计中。

Fieguth 用多尺度框架对分数布朗运动的 Hurst 参数 H 进行了估计[17]。分数布朗运动有着类似 $1/f$ 的频谱特征，因为它易于分析，所以经常用来描述一些自然现象。在对分数布朗运动建立模型时，需要对参数 H 进行估计以便确定这个过程的特征。但要精确求出 H 的最大似然估计是非常困难的。1996 年，Fieguth 等用多尺度结构建立了一个快速 H 估计器。这个估计器采用 Haar 小波多尺度随机模型，建立在二叉树上。而且这种估计器只要稍加修正就可适用于其他的情况，例如，采样数据不规则的微观估计、不稳定测量噪音的微观估计和 2D 自由场的微观参数估计。

Barbé 提出了用多尺度方法来研究高斯过程的水平交叉行为，这种方法以采样和线性插值为基础，为分数布朗运动定义了一个可计算的量，也就是提供了一种方法确定分数布朗运动的分维[26]。

多尺度 $1/f$ 模型被成功地应用于多种领域中，$1/f$ 模型的低状态维数意味着大型的 2D 估计问题可以很快地解出来，$1/f$ 模型最早的应用是光流估计问题[27]。在文献[18]中，$1/f$ 模型用于描绘太平洋的海洋表面高度。多尺度 $1/f$ 模型也可作为表面重构[28]和图像分割[29]的先验模型。

Hero、Piramuthu、Titus 和 Fessler 提出了一种极大极小法可以最优地把两种类型的图像融合在一起，而这两种类型的图像具有不同的空间分辨率[30]。

在实际应用中，多尺度随机过程的统计特性也是许多学者研究的内容。Leporini 和 Pesquet 研究了非高斯过程高阶累积量的多尺度特性，用多维滤波器组给出了小波包系数的高阶统计特性，并证明了用高阶小波包可以定义框架多尺度分析[31]。Pesquet-Popescu 研究了具有固定增益的非稳定场的多尺度特性[32]。

1.3 多分辨滤波和分布式多分辨滤波

1993 年，结合多目标跟踪的状态估计问题，Wright State University(美)的 Hong 等提出一类多分辨滤波和多分辨分布式滤波。

Hong 等把多尺度系统理论用于目标跟踪、目标状态估计等领域内，在一定程度上克服了多尺度算法的实时性问题[33~41]。1993 年，Hong 提出一类最优的动态多尺度分布式滤波算法[33,34]。这个算法在最小估计误差方差意义下是最优的。因为需要新的量测数据，所以算法是动态的。新的融合估计基于以前的融合估计和新的量测值，小波变换被用来连接不同尺度之间的传感器数据。

Hong 建立了一种多分辨目标跟踪的框架，说明多分辨技术应用在目标跟踪中的有效性[35]。多分辨目标跟踪并没有提出新的跟踪算法，但它提供了一个理想的多分辨平台，可有效地应用现有的跟踪算法，把现有目标跟踪算法的优点结合起来。多分辨目标跟踪的基础是基于小波变换的多分辨分析技术，多分辨目标跟踪的核心是多分辨建模和多分辨测量。在大多数情况下只能得到一个分辨级的测量，可用小波变换计算多个分辨级的测量。在从底层到顶层的过程中可形成多分辨数据和模型结构，接着再对从顶层到低层的每一层应用跟踪算法[36,37]。多分辨目标跟踪的主要优点是计算量小，稳定性好，而且算法灵活，可看作是现有跟踪算法的推广。例如，对于跟踪界已很熟悉的 NN 和 JPDA 算法，就可利用多分辨目标跟踪框架将二者结合起来[38]。

当多分辨分解应用于空间域时，这种方法被称为多分辨方法；当多分辨分解在时间域进行时，这种方法被称为多速率方法。Hong 首先把空间域多分辨建模和分解应用在目标跟踪联合概率数据关联（JPDA）算法中[39]。在现实世界里，所有的监测系统都只有有限的计算资源。有时，次优地同时跟踪多个目标比最优地跟踪几个目标要重要得多。为了达到这个目的，Hong 在 JPDA 算法的基础上提出了一种有效分配计算资源的跟踪器，即多分辨 JPDA 算法，可根据给定的计算资源限制来调整计算负担。

Cong 也给出了一种类似的算法，可以把在同一框架下采集的测量分解到多个分辨级上[40]。这个算法的基本思想是系统地定义测量之间的关系，因为相邻的测量含有相似的目标信息，所以在相邻的测量之间可以进行有效的选择，然后用一个测量表示，在测量选择后再进行测量分解。作者还推导出分解后测量的统计特性，这对建立多分辨模型是很重要的。

在目标跟踪中，单模型多传感器系统主要用于跟踪非机动目标。对于机动目标，则应使用多模型方法，最有效的一种方法是交互式多模型（IMM）方法。当用多个传感器跟踪具有多个动态行为的目标（如机动目标）时，由于通信速度的限制，在某些情况下对目标状态的估计就不能达到真正的全局最优。当目标不机动时，由于大多数有用的信息集中在低频带，可引入基于小波变换的数据压缩技术，在低通信速率的情况下达到近似的全局最优[41]。目标机动时则不使用数据压缩，数据通信率被调整至全速，以保持全局最优的良好近似。这就是自适应通信速率数据融合算法。

文献[42]中，Hong等研究了时序混乱的地面移动目标指示器(GMTI)数据融合方法，给出了多速率交互式多模型融合算法(MRIMM)。

1.4 基于线性投影方程的动态多尺度系统估计

作者所在课题组长期从事估计理论的研究工作，取得了一些理论和应用成果[43~45]。近年来，又将小波阈值滤波、多尺度系统理论应用于数据融合、目标跟踪和图像处理等方面，也取得了令人鼓舞的结果[46~69]。其中在多尺度估计理论的研究方面，作者所在课题组主要进行了以下研究。

对于有微分方程约束且由一系列不同分辨率传感器所观测的DMS，完整地提出了一套该类DMS的动态多尺度系统估计方法。基于线性投影方程，给出了集中式连续时间DMS模型。基于Haar小波和一般紧支撑小波，给出了离散时间DMS的滤波算法和实现方法；构建的离散DMS模型完全满足标准离散卡尔曼滤波的条件，因此卡尔曼滤波是该系统线性最小方差意义下的最优估计算法。实施卡尔曼滤波后，可以在各个尺度上得到状态最优估计结果。将DMS估计研究范畴扩展到非线性领域，针对三种非线性多尺度系统类型，建立了非线性多尺度系统模型，给出了非线性多尺度融合估计算法。研究了有色噪声情况下该类动态多尺度系统的建模与估计算法。给出了离散DMS最优估计的序贯式快速算法和基于M带小波的DMS集中式融合估计算法。

针对该类DMS，还研究了分布式多尺度信息融合系统的各类算法。另外，还把时间状态空间的能控性和能观性等概念推广到多尺度状态空间，为多尺度模型、多尺度实现和多尺度估计算法建立一套系统分析理论。

1.5 其他相关研究

20世纪90年代初，关于多传感器信息融合的研究在国内逐渐形成高潮，出现了一大批理论研究成果[70~78]。90年代中期以来，信息融合技术在国内已发展成为多方关注的技术，出现了许多热门研究方向，许多学者致力于机动目标跟踪[79,80]、分布检测融合[81,82]、多传感器综合跟踪与定位[83~89]、分布信息融合[90,91]、目标识别与决策信息融合[92]、态势评估[93]与威胁估计[94]等领域的理论及应用研究，但是这些研究工作大多是在单一尺度下进行的。

近几年，基于多尺度系统理论的多传感器信息融合，尤其是多尺度估计和数据融合理论及其应用方面的研究受到越来越多的国内学者和众多实际工程领域专家的关注，相关研究方兴未艾[95~109]。

文成林等[51, 95~102]在Hong研究基础上，取得了一些研究成果。利用多尺度