分布式自适应系统辨识与控制理论

陈为胜 李 靖 著



科学出版社

分布式自适应系统辨识与控制理论

陈为胜　李　靖　著

北　京

内 容 简 介

本书旨在介绍作者及其研究团队在分布式自适应系统辨识与控制理论方面多年的最新研究成果. 全书共 6 章, 第 1、2 章分别为绪论和相关数学基础; 第 3 章为分布式自适应系统辨识方法与分析; 第 4 章为分布式合作自适应控制; 第 5 章为连续时间分布式合作学习自适应控制算法设计和分析; 第 6 章为离散时间非线性系统的分布式合作学习控制方案设计. 本书主要关注从分布式技术中总结出来的理论与方法层面的问题, 但相关研究结论可以为解决多智能体系统、通信网络、交通网络等相关的网络化控制系统的辨识和控制问题提供借鉴和指导.

本书适合通信、计算机、自动控制等专业的学生、教师及相关工程技术人员学习或参考.

图书在版编目(CIP)数据

分布式自适应系统辨识与控制理论/陈为胜, 李靖著. —北京: 科学出版社, 2019.6

ISBN 978-7-03-060021-9

Ⅰ. ①分… Ⅱ. ①陈… ②李… Ⅲ. ①分布式处理系统-自适应控制系统-研究 Ⅳ. ①TP338 ②TP273

中国版本图书馆 CIP 数据核字（2018）第 283306 号

责任编辑：李 萍 / 责任校对：郭瑞芝
责任印制：张 伟 / 封面设计：陈 敬

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

北京中石油彩色印刷有限责任公司 印刷
科学出版社发行 各地新华书店经销
*
2019 年 6 月第 一 版 开本：720×1000 B5
2019 年 6 月第一次印刷 印张：10 1/2
字数：212 000

定价：90.00 元

(如有印装质量问题, 我社负责调换)

前　言

进入 21 世纪以后, 随着数字化技术与网络化技术的普及, 人类已经进入一个全新的时代. 其中, 以去中心化为代表的分布式技术已经成为这个时代代表性的创新技术之一, 如大数据的分布式储存技术、飞行器分布式编队和区块链技术等. 这些新技术延伸出一些急需解决的新的基础理论问题, 就是本书研究的出发点.

当前系统辨识理论已经发展成为系统理论中一个重要分支, 吸引了大量研究人员的兴趣. 虽然关于线性系统辨识问题的研究已经取得了许多理论和应用成果, 但对于复杂的非线性动力系统研究, 还处于不能令人满意的状态. 虽然在持续激励条件下, 确定性学习理论已经成功地解决了单个体未知非线性系统基于神经网络控制的辨识问题, 但通过确定性学习方法获得的逼近域只是单个的轨迹, 对于多个体的未知非线性系统, 如何放松持续激励条件和扩大逼近域还需要进一步的研究.

分布式合作学习控制是传统的自适应学习控制的进一步延伸, 是从当前工程实践的分布式技术问题中抽象出来的, 如多智能体系统的编队和协同控制问题、交通流的控制问题等. 这些问题都涉及网络化系统的辨识和学习控制. 传统的集中式自适应学习控制利用了所有的系统信息, 实现起来极为复杂且昂贵; 分布式合作学习控制与传统的集中式自适应学习控制最大的不同是自适应律仅用到了系统的局部信息, 易于设计和实现.

本书各章均配有仿真实例, 它们是本书不可缺少的重要组成部分. 实现这些仿真实例, 有助于读者正确理解和掌握书中给出的概念、设计和方法.

本书的研究成果得到多个研究机构的支持, 特别感谢国家自然科学基金面上项目 (61673308,61673014)、教育部新世纪优秀人才支持计划 (NCET-10-0665)、陕西省自然科学基金面上项目 (2018JM6026)、西安电子科技大学华山学者支持计划. 感谢团队老师戴浩、房新鹏、邬晓敬、常晶在统稿等方面所做的大量工作, 感谢博士生高飞、硕士生花少勇和马建宏在相关内容方面所做的研究工作, 感谢硕士生任

广山、郑曲乐、孙乐乐、刘晓梅、梁宇轩在书稿整理方面所做的贡献, 还有其他对相关研究提出建设性意见的同行, 在此一并致谢!

本书作者长期从事分布式合作学习、辨识与控制理论和方法领域的研究工作, 本书是作者及团队成员多年来相关研究成果的工作总结和提炼. 由于作者水平有限, 书中难免存在不足之处, 恳请读者批评指正.

作　者

2019 年 6 月于西安

符 号 表

$\forall$	任意
$\in$	属于
$\subset$	包含于
$\exists$	存在
$\mathbb{N}$	全体自然数组成的集合
$\mathbb{R}$	全体实数组成的集合
$\mathbb{R}_+$	全体正实数组成的集合
$\mathbb{R}_{\geqslant 0}$	全体非负实数组成的集合
$\mathbb{R}^n$	全体 n 维实向量组成的集合
$\mathbb{R}^{m\times n}$	全体 $m\times n$ 维实矩阵组成的集合
$\mathbb{Z}_+$	全体正整数组成的集合
B_r	半径小于 r 的开球体
$D(t,x)$	含有 x 的时变矩阵
$\dot{P}(t,x)$	$P(t,x)$ 矩阵的一阶导数
A_{mn}	$m\times n$ 阶矩阵
$\bar{x}_{i,j}$	x 矩阵第 i 行的转置
$\mathcal{G}$	固定网络拓扑
$\mathbf{1}_n$	维数为 n 的全 1 向量
$\mathbf{0}_n$	维数为 n 的全 0 向量
I_n	n 阶单位矩阵
$A\otimes B$	矩阵 A 和 B 的克罗内克积
$x^{\mathrm{T}}y$	欧氏空间中的向量 x 与 y 的内积
x^{T}	矩阵 x 的转置

$\|x\|$	向量 x 的欧氏范数，即 $\sqrt{x^{\mathrm{T}}x}$
$\|x\|$	标量 x 的绝对值
$f(x)$	实函数
$\nabla f(x)$	实函数 $f(x)$ 的梯度，$x \in \mathbb{R}^n$
$\nabla^2 f(x)$	实函数 $f(x)$ 的 Hessian 矩阵，$x \in \mathbb{R}^n$
$\partial f(x)$	凸函数 $f(x)$ 的次梯度，$x \in \mathbb{R}^n$
inf	取下确界
$\arg\min_X f(x)$	实函数 $f(x)$ 在集合 X 上的全局最小值点集合
$\sigma_{\min}(A)$	矩阵 A 的最小奇异值
$\mathcal{G}(\mathcal{V}, \varepsilon, \mathcal{A})$	加权有向图
$\mathcal{V}$	节点集
ε	边集合
$\mathcal{A}$	加权的邻接矩阵
$\mathcal{L}$	图的拉普拉斯矩阵
$\mathcal{N}_i$	节点 i 的一组邻居
$(\mathcal{N}_j)^{\mathrm{in}}, (\mathcal{N}_j)^{\mathrm{out}}$	分别表示节点 j 的邻居和外部邻居
$(d_j)^{\mathrm{in}}, (d_j)^{\mathrm{out}}$	分别表示 $(\mathcal{N}_j)^{\mathrm{in}}$ 和 $(\mathcal{N}_j)^{\mathrm{out}}$ 的个数
$\mathrm{diag}(A_i)$	具有对角块 A_i 的块对角矩阵
$\rho(\cdot)$	矩阵的谱半径

缩略语表

CL	centralized learning	集中式学习
DCA	distributed cooperative adaptation	分布式合作自适应
DCL	distributed cooperative learning	分布式合作学习
DL	decentralized learning	分散式学习
DPM	linear "dynamic" parametric model	线性"动态"参数化模型
λ-UGES	λ-uniformly globally exponentially stable	λ- 全局一致指数稳定的
λ-ULES	λ-uniformly locally exponentially stable	λ- 局部一致指数稳定的
LF	leader-following	领导 - 跟随
LTV	linear time-variant	线性时变
MAS	multi-agent system	多智能体系统
MIMO	multiple-input multiple-output	多输入多输出
MSD	mass-spring-damper	质量块-弹簧-缓冲器
NCS	networked control system	网络化控制系统
NECS	networked embedded control system	网络化嵌入式控制系统
NN	neural network	神经网络
PE	persistent excitation	持续激励
RBF	radial basis function	径向基函数
SPM	"static" parametric model	"静态"参数化模型
UCO	uniformly completely observable	一致完全可观的
UES	uniformly exponentially stable	一致指数稳定的
UGAS	uniformly globally asymptotically stable	全局一致渐近稳定的
UGES	uniformly globally exponentially stable	全局一致指数稳定的
UGPE	uniformly globally persistent excitation	全局一致持续激励

ULES	uniformly locally exponentially stable	局部一致指数稳定的
ULPE	uniformly locally persistent excitation	局部一致持续激励
UPE	uniformly persistent excitation	一致持续激励
UUB	uniformly ultimately bounded	一致最终有界

目　　录

前言

符号表

缩略语表

第 1 章　绪论 ····· 1

1.1　系统辨识与控制理论的发展历程 ····· 1

1.2　分布式系统辨识与控制方法 ····· 4

1.3　本书内容安排 ····· 6

第 2 章　数学基础 ····· 7

2.1　代数图论 ····· 7

2.2　克罗内克积 ····· 7

2.3　径向基函数神经网络逼近理论 ····· 8

2.4　持续激励条件 ····· 9

2.4.1　一致持续激励条件 ····· 9

2.4.2　合作一致持续激励条件 ····· 11

2.4.3　径向基函数神经网络的持续激励性能 ····· 13

2.5　系统稳定性理论 ····· 19

2.5.1　连续时间非线性系统的稳定性 ····· 19

2.5.2　参数化时变系统的稳定性 ····· 22

2.5.3　离散时间线性时变系统的稳定性 ····· 23

2.5.4　离散时间非线性系统的稳定性 ····· 27

2.6　常用不等式 ····· 28

第 3 章　分布式自适应系统辨识方法与分析 ····· 29

3.1　线性参数化系统的分布式合作自适应方案 ····· 29

3.1.1　固定拓扑下的分布式合作自适应律 ····· 30
3.1.2　时变拓扑下的分布式合作自适应律 ····· 35
3.2　不确定系统的分布式合作自适应辨识 ····· 37
3.2.1　“静态” 参数化模型的分布式合作自适应辨识 ····· 38
3.2.2　“动态” 参数化模型的分布式合作自适应辨识 ····· 39
3.3　基于事件驱动的分布式自适应线性时变系统辨识 ····· 40
3.3.1　问题描述 ····· 40
3.3.2　一致性分析 ····· 42
3.3.3　基于事件驱动的线性时变系统的一致性 ····· 48
3.3.4　基于事件驱动通信的分布式合作自适应系统辨识 ····· 51
3.4　基于事件驱动和 RBF NN 的分布式自适应非线性系统辨识 ····· 54
3.4.1　问题描述 ····· 54
3.4.2　事件驱动通信方案 ····· 55
3.4.3　性能分析 ····· 57
3.5　数值仿真 ····· 62
3.6　本章小结 ····· 79
第 4 章　分布式合作自适应控制 ····· 80
4.1　线性系统分布式合作自适应控制 ····· 80
4.2　非线性系统分布式合作自适应控制 ····· 82
4.3　数值仿真 ····· 85
4.4　本章小结 ····· 92
第 5 章　连续时间分布式合作学习自适应控制 ····· 93
5.1　基于 RBF NN 的分布式合作学习控制 ····· 94
5.1.1　问题描述 ····· 94
5.1.2　分布式合作学习律设计 ····· 95
5.1.3　稳定性和学习能力分析 ····· 95
5.1.4　利用经验的学习控制 ····· 101

5.2　基于事件驱动与自适应 NN 的分布式合作学习控制……103
5.2.1　问题描述……103
5.2.2　事件驱动通信……104
5.2.3　稳定性分析……105
5.2.4　利用经验的 NN 控制……111
5.3　数值仿真……113
5.4　本章小结……129
第 6 章　离散时间非线性系统的分布式合作学习控制……130
6.1　问题描述……130
6.2　分布式合作学习律设计……131
6.3　稳定性和学习能力分析……132
6.4　利用经验的学习控制……138
6.5　数值仿真……139
6.6　本章小结……145
参考文献……147

第1章 绪　　论

1.1 系统辨识与控制理论的发展历程

系统辨识是由德国著名的天文学家开普勒最早提出来的, 他通过观测行星运动的情况, 对行星的运动规律建立了一套数学模型, 这就是雏形阶段的系统辨识. 那么, 什么是系统辨识呢? 这个问题要从动态系统谈起[1]. 动态系统广泛存在于自然科学和社会科学的各个领域. 例如, 在 20 世纪 60 年代发展起来的生态学中, 族数动力学指出, 某时刻的牲口数、鱼条数都可以用常微分方程或偏微分方程来描述, 研究族数动态系统模型, 可以预测若干年后的族数, 人口模型也属于这一类型. 利用人口模型可以预测 10 年、20 年、30 年后的人口数. 改变人口模型中的某些参数, 可以研究人口政策对人口发展的影响. 在水资源方面, 对于河流和水库水量的测量和控制, 是供水和水源规划、管理最重要的工作之一, 因此需要建立长期和短期的动态模型. 在交通方面, 从个别驾驶者来看, 交通流本质上是随机现象. 然而, 从宏观的角度来看, 当交通动力学以一些集结的变量表示时, 它又可以成为能够被惊人相似地复现的确定性过程, 可以用数学模型来描述. 在许多工业化的国家里, 对于超载拥挤的公路, 可以采用数学模型来实现多种目的, 如系统分析、交通仿真和预测、数据处理以及决定何种控制策略等. 在生物医学方面, 动态模型同样十分重要. 人体是一个十分复杂的系统, 其中包含着许许多多的动态子系统, 如人体的心血管系统是一个具有可变状态的生物学子系统. 由于这些子系统仍然十分复杂, 因此如何简化模型具有特别重要的意义. 在工业控制方面, 人们要进行生产过程的控制, 必须建立生产过程的动态模型, 作为控制器设计的基础.

综上所述, 在不同领域中存在着一个人们共同关心的问题, 就是如何建立正确的动态系统数学模型, 只有建立了正确的模型, 系统的分析、预测和综合才有了可靠的基础. 通俗地来讲, 系统辨识就是一种建立数学模型的方法, 根据学科领域的

不同, 相对应的数学模型也不尽相同.

熟知的经典的系统辨识方法是最小二乘法, 它是由德国数学家高斯于 18 世纪提出来的. 虽然最小二乘法从提出至今已经经过了很长时间, 但这种方法至今仍然有着非常广泛的应用. 在系统辨识学科成立的短短几十年内, 系统辨识得到了长足的发展[2], 一些新的算法相继应用在了系统辨识中, 如蚁群算法、神经网络、量子粒子群算法等. 这些方法解决了系统输入无法保证、经典方法在非线性系统辨识中效果不好、不易得到全局最优解等问题.

根据对系统的组成、结构和支配系统的机理的了解程度, 可以将建模方法分为机理建模、系统辨识 (实验建模)、机理分析和系统辨识相结合的建模方法. 其中, 机理建模是利用各个专业学科领域提出来的物质和能量的守恒性、连续性原理和组成系统的结构形式, 建立描述系统的数学关系, 这样的建模方法也称为 "白箱问题". 如此建立的数学模型, 称为机理模型. 系统辨识 (实验建模) 从理论上是一种在没有任何可利用的先验信息 (即相关学科专业知识与相关数据) 的情况下, 应用所采集系统的输入和输出数据提取信息进行建模的方法. 这是一种实验建模的方法, 也称为 "黑箱问题". 这样建立的数学模型, 称为辨识模型, 也称为实验模型. 机理分析和系统辨识相结合的建模方法适用于系统的运动机理不是完全未知的情况. 这时, 可以利用系统的运动机理和运行经验确定出模型的结构 (如状态方程的维数或差分方程的阶数), 也可能分析出部分参数的大小或可能的取值范围, 再根据采集到的系统输入和输出的数据, 由系统辨识方法来估计和修正模型中的参数, 使其精确化. 这样的建模方法也称为 "灰箱问题". 实际中应用的辨识方法, 严格地说, 对 "黑箱问题" 一般是无法解决的. 通常提到的系统辨识, 往往是指 "灰箱问题".

虽然在各个领域中都存在着如何建立动态模型的问题, 但系统辨识却是从工业生产自动控制中产生的. 在 20 世纪 60 年代的工业过程中, 各种自动控制系统得到了广泛的应用, 这些系统包括了最简单的继电控制系统以及利用辅助变量的复杂回路控制系统. 在这个时期, 自动控制理论的发展也达到了一个比较高的水平, 当时经典的控制概念受到了新兴的现代控制理论的挑战. 随着计算机技术的快速发展及其成本的降低, 计算机作为在线检测的控制装置而得到了广泛的应用. 现代控制理

论的研究和应用是以被控对象的数学模型为前提的, 往往要求系统的数学模型具有特定的形式, 以适合理论分析的需要. 然而, 在获得这些模型的研究中, 却出现了如何确定被控对象的数学模型等各种困难, 理论和实际之间出现了相当大的差距, 这也正是当时现代控制理论并没有得到充分应用的原因之一. 在这样的背景下, 系统辨识问题越来越受到人们的重视, 成为发展系统应用理论、认识实际对象特性以及研究和控制实际对象工作中不可缺少的一个重要手段.

系统辨识对研究对象的定量化描述的特点使得它在自动控制学科之外也得到了迅速的发展, 除了前述的应用外, 它的应用范围还包括对产品需求量、新型工业的增长规律这类经济系统, 已经建立并要求继续建立其定量的描述模型. 其他的应用如结构或机械的震动、地质分析、气象预报等也都涉及系统辨识的理论和方法, 且这类需求还在不断扩大.

当前系统辨识理论已经发展成为系统理论中一个重要分支. 在系统辨识理论中, 对于单变量线性系统辨识的理论和方法已经做了大量研究, 也取得了许多理论和应用成果. 但是, 对于多变量非线性系统的辨识, 尤其是它的结构辨识, 则还处于不能令人满意的状态. 系统辨识理论的发展, 一方面依赖于其他理论 (如系统结构理论、稳定性理论、模式识别、学习理论等) 的发展, 从而加深对系统内在性质的理解, 并提供新的估计算法; 另一方面, 又必须根据客观实际中提出的新问题 (如实验设计、准则函数的选取、模型的验证等) 在理论和实践的统一上加以解决, 从而充实理论并推动学科的发展[3].

因此, 系统辨识作为一个广阔的研究领域, 吸引了大量研究人员的兴趣 [4-15]. 子空间辨识和预测误差辨识已经被成功应用于线性系统辨识[4, 5], 但对于复杂的非线性动力系统, 却很难建立精确的数学模型来描述和预测基于输入与输出数据的非线性动态. 由于神经网络 (neural network, NN) 的万能逼近特性, 它已经被广泛用于设计和分析非线性系统的辨识算法 [6-13]. 自 20 世纪 90 年代以来, 基于 Lyapunov 方法的 NN 辨识和控制已经得到了很好的发展 [13,16-30], 但基于 Lyapunov 方法的 NN 辨识和控制并不能保证所估计的 NN 权值收敛到其最优值. 这就意味着通过学习所得到的 NN 权值不能重复用于相同或相似的非线性系统.

为了克服这个缺点, 王聪等研究了径向基函数 (radial basis function, RBF)NN 的持续激励 (persistent excitation, PE) 性质, 并提出了确定性学习理论 [10,13,31-34]. 确定性学习理论在系统轨迹是周期或类周期的非线性动力系统的自适应辨识和控制方面取得了成功. 根据确定性学习理论, 如果 RBF NN 的中心位于规则网格上, 则回归子向量满足 PE 条件, 并由靠近系统轨迹的神经元中心组成. 在满足该 PE 条件的情况下, 靠近轨迹的神经元的权值指数收敛到最优值的一个小邻域. 同时, 对于远离轨迹的神经元, NN 权值几乎不变或仅被稍微加以更新. 因此, 在实践中, NN 权值可以被存储和重新用于相同或相似的任务.

1.2　分布式系统辨识与控制方法

确定性学习理论成功地解决了单个体未知非线性系统基于 NN 控制的辨识问题. 但是, 通过确定性学习理论获得的逼近域是单个的轨迹, 如何扩大逼近域还需要进一步的研究. 对于在空间中散布的具有相同结构的一组耦合系统, 各个子系统 (也称为 "节点" 或 "智能体") 通过通信网络与其邻居交换信息, 因此可以与邻居共享所学到的信息. 在这种情况下, 如果每个子系统有不同的轨迹, 则需要进一步探索保证所有节点的 NN 权值收敛到最优值的问题, 并放松 PE 条件.

由于应用的广泛性, 多智能体系统 (multi-agent system, MAS) 的辨识问题引起了研究者们的极大兴趣 [35-38]. Chen 等受一致性理论的启发, 研究了一组线性参数化系统的分布式自适应控制和辨识问题[14], 提出了合作 PE 条件, 该条件弱于传统的 PE 条件, 不需要每个线性参数化系统中的信号都满足 PE 条件, 这对于基于 NN 的多耦合系统的自适应控制和辨识非常重要. 利用合作 PE 条件, Chen 等进一步提出了分布式合作学习 (distributed collaborative learning, DCL) 理论[12], 并解决了一组未知非线性系统的 NN 跟踪控制问题. 文献 [12] 证明, 所有估计的 NN 权值在一个所有状态轨迹的并集 (联合轨迹) 上收敛到其最优值的一个小邻域内. 在这种情况下, 对于接近联合轨迹的神经元, NN 权值被激活, 而对于远离联合轨迹的其他神经元, 估计的 NN 权值几乎保持不变. 与确定性学习理论相比, DCL 理论得到的控制器具有更好的泛化能力, 原因是它们具有更大的逼近域.

然而, 对于这样一组耦合系统, 每个子系统需要通过通信网络与其邻居交换学习信息. 实际上, 数据通过数字通信网络 (如无线网络或因特网) 以分组的形式被周期性地接收或发送. 但是, 上面提到的文献采用的是连续通信. 众所周知, 连续或传统的周期通信可能导致能量、带宽和计算资源的浪费. 为了弥补连续通信或者周期通信的缺陷, 文献 [39] 提出了事件驱动方案的原始思想: 只有在状态离开平衡点、通过预定阈值时才对信号进行采样, 并通过事件驱动采样而不是周期采样以获得更好的采样性能. 由于事件驱动通信可减少通信流量并节省计算成本, 从而逐渐替代周期通信 [40-52]. 文献 [40] 假设系统是从输入到状态稳定的, 研究了事件驱动调度算法. 随后, 文献 [43] 将其用于网络上的多智能体系统的协同控制, 并提出了一种基于事件广播的多智能体协同的新型控制策略. 文献 [41] 将基于模型的网络控制和事件驱动控制相结合, 以减少控制网络中的通信流量. 进一步地, 文献 [42] 针对具有通信延迟的线性系统研究了基于事件驱动的一致性问题. 文献 [44] 分别针对固定和时变的网络拓扑结构, 提出了基于 Lyapunov 方法的领导–跟随 (leader-following, LF) 的事件驱动一致性方案.

此外, 基于事件驱动的网络控制系统 (network control system, NCS) 的研究近年来也引起了一些研究者们的关注. 文献 [45] 考虑一个由多个耦合的子系统组成的分布式 NCS, 利用分布式事件驱动的反馈方案解决了时序问题, 其中子系统是否向邻居广播其状态信息仅由其状态误差决定. 文献 [51] 针对未知的多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 非线性系统提出了一种基于逼近的事件驱动控制方法, 其中线性参数化 NN 被用于逼近基于事件驱动采样的控制器, 利用脉冲动力学模型分析了闭环系统的稳定性. 该文献将 NN 逼近扩展到了基于事件驱动的采样, 得到了基于事件驱动的 NN 重构误差, 从而给出了一个关于 NN 逼近特性的有意义的结果. 针对网络化嵌入式控制系统 (networked embedded control system, NECS) 中的新问题, 文献 [52] 在具有可变通信延迟的情况下, 提出了一种基于事件的控制策略.

文献 [39] 及 [41] ~ [52] 成功地运用事件驱动策略解决了系统稳定性的问题, 但事件驱动方案是否以及如何扩展到动态系统的合作辨识问题还需要进一步努力.