

系统辨识: 新的模式、挑战及机遇

王乐一¹ 赵文斌²

摘要 钱学森教授曾对“系统”给出一个简明的定义:“系统是指依一定秩序相互联系的一组事物”。一般说来,系统辨识可以认为是利用已知先验信息和输入-输出数据来建立系统数学模型的科学。经过半个多世纪的发展,系统辨识已成为一个定义较为明确、发展相当成熟的研究领域,在思想方法、理论基础、实际应用等诸多方面都有丰富的研究成果。进入新世纪,伴随着科学技术的突飞猛进,新学科、新研究领域不断涌现,给传统的系统辨识带来了新的挑战与机遇。因而,从这个角度说,系统辨识仍是一个年轻的、朝气蓬勃的学科。本文将讨论系统辨识在新机遇下一些具有潜力的重要方向,提出一些值得关注的热点问题,以此为切入点,抛砖引玉,希望能引发进一步的讨论。

关键词 系统辨识, 不确定性, 信息, 复杂性, 网络系统, 大数据处理, 辨识与决策的结合

引用格式 王乐一, 赵文斌. 系统辨识: 新的模式、挑战及机遇. 自动化学报, 2013, 39(7): 933-942

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.00933

System Identification: New Paradigms, Challenges, and Opportunities

WANG Le-Yi¹ ZHAO Wen-Xiao²

Abstract The traditional paradigm of system identification employs prior information on system structures and environments and input/output observation data to derive system models. Extensive research and development on its methodologies, theoretical foundation, algorithms, verifications, and applications over the past half century have established a mature field with a rich literature and substantial benchmark applications. However, rapid advancement in science, technology, engineering, and social medias has ushered in a new era of systems science and control in which challenges and opportunities are abundant for system identification. In this sense, system identification remains an exciting, young, viable, and critical field that mandates new paradigms to meet such challenges. This article points out some potentially important aspects of system identification in these new paradigms, suggests some worthy areas of research focus, and most importantly opens the forum for further discussions.

Key words System identification, uncertainty, information, complexity, networked system, large data processing, integration of identification and decision

Citation Wang Le-Yi, Zhao Wen-Xiao. System identification: new paradigms, challenges, and opportunities. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(7): 933-942

从 20 世纪 50 年代美国学者 Zadeh 的标志性论文引入“辨识”之名伊始^[1], 系统辨识这一作为对动态系统控制设计而引入的建模方法已经过了半个多世纪的发展^[2-9]. 从内容上看, 系统辨识不仅包括系统数学模型的建立, 还包括数据的采集、模型的验证; 从目标上看, 系统辨识本质上以控制为导向, 系统辨识与反馈控制相结合就产生了自适应

控制; 从方法上看, 传统的系统辨识在随机框架下, 逐渐形成了利用带噪声的观测数据对系统未知参数进行建模优化的典型形式, 发展完善了一大批算法, 如递推最小二乘算法^[8, 10]、预报误差算法^[8]、随机逼近算法^[11-14]、常微分方程法^[11]、Akaike 信息准则^[15-16]、Rissanen 的最短数据描述建模^[17]等, 以及在输出信号预处理思想基础上建立的基于偏差补偿系统建模方法^[18-21]、开环及闭环动态系统辨识^[22]、降阶建模^[23]、集元辨识、频率特性辨识等, 系统建模与反馈的结合所形成的自适应控制^[24-26], 得到了一大批成功应用. 同时, 系统辨识与反馈控制密切联系, 要求算法能够实时、在线更新估计这些特点, 使得系统辨识既得益又区别于统计及后来的时间序列分析^[27], 赋予其独特的内涵及生命力.

系统辨识通常遵循以下步骤: 1) 充分了解系统并明确辨识目的, 包括系统的输入、输出、信号范围

收稿日期 2012-07-04 录用日期 2012-11-07
Manuscript received July 4, 2012; accepted November 7, 2012
国家自然科学基金 (61134013, 61104052, 61273193) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61134013, 61104052, 61273193)
本文为黄琳院士约稿
Recommended by Academician HUANG Lin
1. 美国韦恩州立大学电气与计算机工程系 底特律 密歇根州 48202 美国
2. 中国科学院数学与系统科学研究院 北京 100190 中国
1. Department of Electrical and Computer Engineering, Wayne State University, Detroit, Michigan 48202, USA 2. Institute of Systems Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

和系统操作条件,以及所得模型最终应用目的等; 2) 选择适当的模型类,比如时变系统、定常系统、随机系统、确定性系统、线性系统、非线性系统,还包括模型的阶次、滞后时间的选择等; 3) 实验设计和数据采集,一般要求输入持续激励,也就是要求输入必须包含足够丰富的频率成分,并且采样频率应符合香农采样定理; 4) 估计参数或函数,包括离线算法(或称非递推算法)和在线算法(也称递推算法),后者能实时处理数据并得到更新的辨识结果; 5) 模型验证,一般将系统输出与模型输出作比较,评估辨识结果的可靠性和有效性,或在模型应用中检验模型质量,若不满足要求,则需重复上述步骤,直至辨识结果通过模型验证。

上述研究取得了丰富成果,并得到广泛应用。由此意义上说,系统辨识已是一个相当成熟的研究领域,它的思想与方法支持着、推动着相关问题的发展与完善。但系统辨识并未止步不前,它在不断地自我发展,一个显著的例子是 20 世纪 90 年代以来十分活跃的 Worst-case 系统辨识^[28-30],将噪声看作是“非随机”、“未知且有界”,利用模型的集元特征,得到一批重要概念和成果。“控制导向的系统辨识”^[31-33]这一术语常被用来强调系统辨识的目的是为控制设计。这一思想推动了上世纪 90 年代的系统辨识研究,其显著的特点是引入以逼近论及复杂性理论为基础并以相应控制为目标的一批新颖的方法,其中包括在 H_∞ 和 L_1 测度下的模型逼近,用时域数据的 Worst-case 系统辨识,和以频域数据为主的 H_∞ 辨识^[34-39],以及借助于算子理论中的函数逼近与插值理论的一系列算法并与模型验证形成有机融合^[40-42]。这些方法的优点是辨识所得模型和误差界可直接与 80 年代发展的 H_∞ 和 L_1 鲁棒控制挂钩。同时其复杂性研究对系统辨识的本质性局限有了更深刻的认识。对这些方法存在的计算复杂性,结果的保守性,与自适应控制的关联等问题以及与传统系统辨识相比优劣和互补关系的探讨促进了系统辨识向新领域的推进。

随着信息技术革命的到来,自动化技术所直接面对的工业工程、航空航天等领域发生了巨大的变化。传统工业工程大多关注单个装置的建模与控制,而现在人们常要面对时间、空间上相互联系的群体,如传感器网络、多智能体系统、新能源并网后的智能电网等; 工程技术人员现今要面对诸多高速、极端环境(如高速轨道交通、高超声速飞行器)的建模与控制问题。与此同时,新学科不断涌现、新技术层出不穷,一个典型的例子是由美国发起、多个国家合作完成的人类基因组计划,前后投资达数十亿美元,首次得到了人类基因序列的完整图谱。此后,更

高速、更经济的基因测序技术迅猛发展。从建模估计的角度说,基因测序实为利用量测的化学信号或光电信号来还原碱基类别的辨识过程。同时,建立合理的基因调控的网络模型会加深对遗传与变异的基本规律的掌握,指导疾病预防和药物开发的新途径。近几年提出的 Cyber-physical 系统的概念强调信息系统与实际系统的紧密结合并突出 3C (Computer, communication, control) 的协调组织管理,其中系统建模十分关键。再如与人们日常生活已变得密不可分的各类网络搜索引擎,其算法核心是对网络链接矩阵的特征值、特征向量的估计。这些问题给传统的系统辨识带来了挑战,同时也为系统辨识的发展提供了巨大机遇。

为适应科技新领域发展,系统辨识应从广义上定位:系统辨识是以数据为基础,以信息为手段,以模型为媒体,以减少系统、信号、环境不确定性为目标的学科。系统辨识支持和协助监控、诊断、控制、决策、调度。它与反馈结构、鲁棒控制、自适应方法从不同角度提取信息用来处理不确定性,但目标一致,因而相关、相连、相辅、相成。最大限度地有效利用有限的资源、数据、通讯、计算、观测资源和在系统辨识与控制决策之间的最优资源分配使得系统辨识复杂性研究必不可少。广义上的系统辨识是跨学科的。本质上讲,系统辨识是一个从数据求逆变换的问题。而数据挖掘、模式识别、机器学习、数理统计等学科也关注同类问题,所以系统辨识应尽量吸取周边学科的新成果以丰富自身的进步。

在接下来的内容中,本文将从几方面讨论系统辨识的潜在热点问题,由于笔者学识所限,本文内容难免存在疏漏与偏颇,恳请学界同行不吝赐教。

本文具体安排如下:第 1 节讨论更广泛不确定性下的系统辨识;第 2 节讨论基于网络和通信的辨识;第 3 节讨论随机非线性系统的辨识;第 4 节讨论大数据时代的系统辨识;第 5 节将侧重资源有效利用和复杂性方面的考虑;第 6 节将讨论以目标驱动的、综合化的系统辨识;第 7 节简要讨论系统辨识应用的重要手段——友好且高效的软件工具;第 8 节总结概括本文内容并提出一些建议。

1 包容更广泛的不确定性

描述系统不确定性的主要传统方法是在随机框架下,处理出现在系统观测序列中的随机观测噪声、控制信号中的驱动噪声以及导致系统结构变化的随机过程。这些不确定性往往来自传感器误差、通讯数据的压缩、传输、编码和解码,以及系统重组或故障等。随机系统辨识的很多思想和方法与统计中的

思想和方法类似^[43-45], 但又有许多独有特点, 如最优输入信号的设计、开环和闭环辨识、与之相关的自适应控制等. 这些特殊性促进了系统辨识本身的发展, 同时对相关统计、时间序列分析等领域亦有促进. 另一方面, 实际系统面临着更广泛的不确定性^[46]. 包容各种不同类型的不确定性, 系统辨识会走向一个新的发展时期、并得到更广泛的应用. 更广泛的不确定性包含、但不局限于以下几类:

1) 系统结构的非随机不确定性. 系统的许多结构不确定性来自模型的简化. 例如, 将一个无限维系统表示为一个有限维系统, 或者用低阶系统代替高阶系统, 都会引入未建模动态; 利用线性模型局部逼近一个非线性函数, 或者用简单的非线性函数表示未知结构系统就会导致模型失配; 对高复杂度系统作集群系统建模以减少建模复杂性, 不可避免地会产生结构不确定性. 由于这些不确定性不随时间和观测输出而改变, 它们一般不具有随机性质, 因此不能用平均量来减少或消除它们的影响. 这类不确定性对估计及模型的精度有着直接影响, 因此有必要在系统辨识中加以考虑. 在确定性的 Worst-case 框架下处理这类不确定性已有不少结果^[29, 47-51]. 但与随机不确定性在一个统一的框架下同时处理还有待进一步发展^[49].

2) 缺乏数据和信息而产生的不确定性. 有一些不确定性也可能具有随机性, 但由于缺乏相关数据和信息而得不到它们的统计性质. 例如, 在移动系统(自动汽车、无人飞机、机器人网络等)的动态系统及通信网络建模时, 由于系统运行的地形条件无法重复利用, 所收集的数据通常不足以作可靠的统计分析, 随机建模非常困难; 再比如, 对基因调控网络建模, 常会遇到网络维数大而测量数据少的困难, 相应的模型方程欠定, 给网络结构带来极大不确定性. 在这些情况下, 模糊的、非精确的数学描述或许将有助于系统的辨识和对粗糙信息的加工.

3) 缺乏计算能力导致的不确定性. 即使对于已经描述完好的模型结构, 计算能力的局限性也会直接影响系统的辨识结果. 例如, 天气预报系统包含许多影响因素也有许多历史数据可用, 但是将它们全部考虑进去将会导致巨大的计算负担而无法做预测. 为了保证建模过程的可行性, 减少一些所谓“次要”影响因素必然导致系统模型的误差或不确定性, 这些影响通常也是非随机的. 这里计算资源和模型精度的关系很重要.

4) 结构切换导致的不确定性. 复杂系统以子系统间相互作用为特点. 这些相互作用常用网络拓扑来表示、并随时间而变化, 当这些变化不能直接观测到时, 可被视为不确定性. 比如汽车组队、分布传

感器网络都利用通讯网络拓扑来交换信息. 通讯频道的动态分配是典型的拓扑结构变化. 另一例子是 Google 的网页排序 PageRank 算法, 在网络结构确定的条件下, 计算网络链接矩阵的特征向量作为网页重要性的刻画; 但实际上, 网络的拓扑结构是变化的, 每时每刻又有许多新的链接被加入、许多旧的链接被删减, 那么网络结构固定的假设将给辨识结果带来多大误差、多少不确定性? 当系统参数和结构不确定性同时存在时, 我们面临混杂系统和随机网络的辨识问题. 这方面的研究将会变得越来越重要.

实际系统中往往上述因素同时存在, 辨识必须考虑多种不确定性共存时的处理方法. 目前, 越来越多的研究工作着眼于将不同种类的不确定性结合在一起, 但是结果零星. 未来我们需要更多的团队和不懈的努力来推动这一问题向前发展.

2 基于网络和通信的辨识

传统的系统辨识在标准设置下大多为小规模单回路结构. 当前, 物理系统的一个发展趋势是系统间日益相互关联, 并且许多是由通信网络互联. 传统的控制过程通常在一个时间上只控制一个进程, 而如今与之不同的是, 系统间存在大量的相互作用和调节. 这方面的例子不胜枚举, 比如智能电网、可再生能源和分布式发电机、智能电表等, 以及尚处于概念层面的微网, 都打破了电网结构的传统概念, 对这类网络化系统需要运用新的方法收集子系统信息和特征; 大规模电池系统包含了数以千计的电池模块, 对其进行实时描述需要新的网络辨识工具; 生物系统包含相互作用的许多子系统, 从血液到循环代谢, 从免疫系统到神经信号传输; 为了完成一个协调性的任务, 无人驾驶的空中、地面、水下各类机动交通系统要形成移动、同步队形; 分布计算和信息处理将代替专用计算机系统成为新标准, 如云计算; 此外, 多层次模型包括多尺度建模技术对目标信息的处理, 将分子甚至原子水平的子系统无缝聚合成更高层次的模型.

以上问题都需要寻找新的辨识方法^[52], 并开始受到关注^[53-54], 而这方面的挑战主要包括通信约束、动态网络拓扑结构变化、数据流量的限制、网络的复杂程度等. 针对这些问题, 系统辨识需要考虑的相关问题包括但不限于下述几个方面^[55-56]:

1) 局部信息. 由于网络系统的巨大规模, 信息通过网络传输将使用宝贵的网络资源、产生开销、导致网络拥挤. 限于邻近数据流的数据采集方法可能是可行方案. 对网络系统辨识而言, 如何利用网络结构来传播处理后的信息, 而不是集中在原始数据的

存储和处理上, 将是非常有价值的研究方向.

2) 通信限制. 通信受到功率和带宽的约束. 典型的通信系统包括采样、量化、以及为减少数据的大小和增加传输可靠性采取的数据压缩和编码. 在传输过程中, 数据包丢失、随机传输延迟、收到数据错误是十分常见的. 受到数据流量和功率水平的影响, 这些不确定性可由传输协议和编码/解码方案来处理. 这些新因素使我们对系统辨识要有一个全新认识. 量化辨识和采样框架下状态估计的发展都是该方向最新的研究成果^[57-59].

3) 通信不确定性. 与专用有线网络不同, 无线通信有更多不确定因素、对资源有更多限制. 无线通信网络中, 数据丢包、传输错误及网络拓扑变更都比较常见, 这些不确定性对系统辨识的影响需要仔细加以研究. 通信设计作为系统辨识的一部分也可能成为研究者的兴趣所在.

4) 网络拓扑变化下系统辨识的可靠性. 通信网络是互联网和无线通信独有的, 它连接着各个子系统且一直在变化中. 尤其对于移动电话系统或者高通量网络而言, 其优先渠道可能会丢失, 或随机连接到由信号路径变化、地形条件、和用户优先级而决定的竞争通道上; 再如突发式通信, 在短时间内需要大量网络资源而后释放. 因此, 随机切换网络拓扑和具有其他不确定性的网络系统的辨识是一个值得深入探究的领域.

5) 网络结构的辨识. 不同于传统系统辨识, 复杂关联系统的网络本身是建模的重要方面^[60]. 其典型例子是基因调控的网络模型的结构辨识问题^[61-63]. 结合分子生物学中机理研究提取合理的系统网络以解释蛋白质的相互作用是具有挑战性又十分重要的课题.

面对以上挑战, 以下方向可能有大的发展潜力:

1) 不规则和异步采样时间的系统辨识理论, 比如通信网络的数据包损失和延迟、数据可能在不可预测的时间到达等; 2) 延迟系统的辨识理论; 3) 采用局部或邻域信息的系统辨识理论; 4) 对混杂系统, 综合了系统不确定性和未知事件的辨识理论和状态估计理论; 5) 建立网络模型结构辨识理论.

3 随机及非线性系统的辨识

随机系统的辨识已有很长历史, 现在处于发展的新时期. 例如, 从 20 世纪 50 年代被认为是研究核心的线性系统辨识到 20 世纪 80 年代的非线性系统辨识, 从关注单一过程的辨识到现在的网络系统辨识, 从只专注于系统和控制领域到交叉学科研究, 如系统生物学、航空航天技术、量子技术和纳米技术、

经济金融等.

经过几十年的努力, 虽然尚未达到完善的程度, 但无论是在理论研究和实际应用方面, 随机线性系统的辨识都已发展得十分成熟, 常用的随机分析数学工具包括 Chebyshev-Markov-Stieltjes 不等式、Chernoff 界、鞅收敛定理、大数定理、大偏差原理、马氏过程、随机微分方程等. 近年来非线性系统辨识受到了相当大的关注^[64-65]. 但“非线性”一词是多元化的、难以界定的, 因此可以说非线性系统辨识仍是一个开放的、尚未完全开发的领域. 也正因为如此, 非线性系统辨识的研究十分活跃, 其成果也是深入且卓有成效的. 而从另一方面讲, 对于非线性系统的辨识研究, 各种方法之间尚缺乏内在联系和统一框架. 目前, 非线性系统辨识的大量研究工作是针对某些特殊结构的系统, 如 Wiener 系统^[11, 66-67]、Hammerstein 系统^[68-72] 以及它们的推广^[73-74]、非线性 ARX 系统^[75]、量化观测系统^[76-77]、子空间辨识方法^[78-79]、跳变系统^[80-81] 等.

系统辨识会越来越多地涉及时变、随机、非线性等因素. 首先, 当系统参数随时间变化或结构跳变时, 它们与状态类似, 而同时估计参数和状态就会引入非线性问题. 对这类问题中参数和状态联合可观性、可辨识性、信号持续激励等基本问题都有待深入探讨. 再之, 当控制、决策、优化利用辨识结果在实时执行时, 随机噪音以非线性结构进入系统, 造成随机非线性时变系统. 另外, 观测数据同时含有系统和环境的信息. 比如同时辨识系统参数和噪音的统计模型也是一个非线性问题. 最后, 时变系统会造成不可约误差, 这是与物理学家海森堡在量子力学中著名的“测不准原理”是类似的^[82]. 由于辨识与控制结合实时执行时总会有时变特征, 随机非线性系统辨识不可约误差是一个复杂性研究的重要方面.

随着过去几十年科学的迅猛发展, 不同研究领域的界限越来越模糊. 相应的, 新的针对随机及非线性系统的辨识和估计问题也在不同领域不断涌现, 例如, 智能材料驱动器的模型辨识与控制、金融数据的建模和预测、遗传调控网络的结构和功能性推断、互联网和社会网络的关键节点检测、飞机引擎的建模及状态估计等. 这些课题富于挑战性, 需要来自不同领域的专家共同合作, 这些研究热点也为系统辨识本身提供了更多的机遇. 进一步的研究内容可能包括、但不局限于以下方面: 级联非线性系统的递推辨识及其对一般非线性系统的逼近能力, 为克服“维数灾难”而针对随机非线性系统辨识来建立新理论、提出新算法, 基于量化观测的对一般随机非线性系统的辨识等等; 此外, 交叉研究领域的若干问题也

值得关注, 如网络结构的辨识、网页排序的随机化分布式算法及其收敛性分析、基于新一代测序技术 (Illumina 基于荧光信号的基因测序、Ion Torrent 基于离子浓度的基因测序等) 的碱基辨识算法及性能分析等。

4 大数据时代的系统辨识

从历史上看, 由于传感器、测量装置等各方面的局限, 使得信息的获取十分昂贵。但随着信息技术革命, 特别是互联网技术的到来, 情况得到极大改变。有报道指出, 互联网上的数据每年增长 50%。此外, 大数据又并非单纯指人们在互联网上发布或搜集的信息, 由于系统被网络越来越多地相互联系在一起, 全世界的工业设备、汽车、电表上有着无数的传感器, 这些装置快速、大容量地收集数据并存储在指定的数据库中, 也产生了海量的数据信息。这种情形下, 数据采集相对便宜, 而数据的转化和处理十分昂贵, 大数据技术的意义不在于掌握庞大的数据信息, 而在于对这些含有信息的数据进行专业化处理。显然, 系统辨识作为处理数据、提取有效信息的手段, 应该在大数据时代一显身手。

但从研究的角度看, “大数据”概念过于宽泛, 例如智能电网观测数据、交通网络智能调度、基因调控网络的结构推断、时间空间分布系统的建模与滤波问题等, 都将面对海量数据。因而, 泛泛的去研究“大数据”对辨识的发展是不够的。所以, 从这个角度说, 首先我们需要明确要研究的具体问题, 在这个前提下, 发挥辨识的特点与长处, 解决较为典型的理论问题, 并推动其具体应用。

比如新能源和智能电网的重要特征是大量的向量测量单元、智能仪表、通讯网络, 加上快速采样造成海量数据。系统分块、数据分布处理、快速局部子系统辨识与慢速总系统协调辨识可能会对减少这类系统的辨识复杂性有帮助。从基本方法来说, 以下领域对辨识研究来说已具备一定基础、同时有较大的发展潜力^[83-87]: 数据的压缩、编码与网络传输, 数据处理的分布式、协同估计, 数据的挖掘与自学习及其递推算法, 稀疏数据的处理及信息提取等。

5 考虑资源的有效利用, 突出复杂性的研究

复杂性的研究趋向于对资源和目标之间关系的理解。为通过系统辨识减少不确定性, 我们会遇到资源消耗和限制的问题。资源有不同的形式, 主要取决于其应用的领域。

在传统的系统设置下, 资源通常和获取数据的成本有关, 包括传感器数量、传感器种类、传感器位

置、辨识实验包含的方案数目、数据持久度、采样率、数据存储需求等。从这个意义上讲, 如果我们减少了一个传感器, 使用了一个更便宜的传感器, 或只用少量的数据, 那么资源使用就会减少, 但相应的不确定性会增加, 并影响辨识的质量 (如精度或者不确定性集合的大小) 和速度 (如收敛速率、Cramer-Rao (CR) 下界、信息准则)。

再如, 比较常见的网络系统的辨识问题中, 最常提到的资源是通讯系统的功率和带宽。为减少能量消耗, 可用低功率传输, 但会增加数据传输误差、掉包、延迟。为减少带宽的使用, 我们需要降低采样率、使用低分辨率量化、压缩数据以减少数据冗余、仅使用部分信息等。系统辨识必须解决如何少用资源的问题。对于系统辨识来说这些都是新问题, 这为形成新的有意义的研究方向创造了机会。

严格地研究这些影响是根本的, 并变得越来越重要。从历史上看, 为了研究模型的复杂性、辨识速度和不可约误差^[88-90], Worst-case 辨识采用了基于信息的复杂性和近似理论中的复杂性概念。类似地, 为减少模型复杂度, 随机框架下^[8, 12, 77]的系统辨识一般采用熟知的 CR 下界和 Fisher 信息准则来界定不可约误差。

探索系统辨识的复杂性及其与控制之间关系存在巨大的机遇^[46, 91]。由于技术上的困难, 过去这并未成为主要研究目标。在系统辨识的新模式下, 我们应该尝试从已有的理论基础如近似理论、统计、信息理论、计算复杂性等中, 建立新的复杂性的结果。以下的四个支柱可能在交叉学科的框架下, 发展出一种新的复杂性理论:

1) 近似理论。在近似理论中, 辨识时间复杂度、采样复杂度^[51, 82, 92-93]、模型复杂性^[94]、反馈复杂性^[95]被看作复杂性的几类理论结果。实际上, 从更广义的角度讲, 反馈系统的鲁棒性能力可以用近似理论来描绘。因此, 当描述未建模动态、模型失配、模型不确定集合、反馈不确定性的减少等, 我们能受益于近似理论的不确定性结果^[87-89]。

2) 统计。著名的 CR 下界^[96]和 Fisher 信息量^[97]准确地定义了有噪声干扰的数据中系统参数的信息。Fisher 信息矩阵在描绘实际问题中的信息量方面有广泛应用^[97-98]。但如何将其与通信和基于近似理论计算的复杂性理论结合起来, 形成一个更广泛的复杂性理论, 仍然是一个难题。

3) 信息理论。Shannon 的信息论是信息理论方面的一个重大发现。它对信源编码、信道编码、数据失真、数据压缩的影响是举世公认的^[99-102]。另外, Shannon 的采样理论描写了信号处理中的采样复杂性。在网络系统辨识中, 信息理论显然也应该作为基

础,但是它也必须纳入到其他复杂性的研究中。

4) 计算复杂性. 在计算机逻辑、自动机、计算机语言中,传统的计算复杂性的研究比较常见^[103],主要是计算程序方面的分类: P-类与 NP-类. 总的来说, P 问题被视作可计算的,而 NP 问题被视作无法操作的. 但是,对于系统辨识和控制应用而言,上述计算复杂度的基本特性不足以具体到能够对系统辨识算法提供一个可行的约束. 目前,这方面尚不清楚如何解决. 另一方面,关于计算复杂性的不少概念已被用到物理、量子计算、分子建模等. 它也可以对算法的复杂性和信息、熵等提供一些指导^[104].

6 以目标驱动的,综合化的系统辨识

辨识致力于利用实时、在线数据来建立系统模型. 从数据和环境中减少系统的不确定性,得到更加精确的参数、非参数、状态的估计,都是系统辨识的直接目标. 减少不确定性是为应用服务的: 不确定性的减少意味着更加精确的控制、可靠性更好的监测,以及更好的诊断来对系统进行保护. 过去,人们一直在寻找如何将系统辨识加以应用,尤其是在控制设计方面. “控制导向辨识”和“自适应控制”显著地反映系统辨识与控制的结合^[105]. 以目标驱动的、综合化的系统辨识旨在以复杂性为基础从总体上来看问题. 系统辨识应致力于结合控制、诊断、决策、调度,实现最小资源达标.

1) 首先,系统辨识应以达到目标为止,否则就会浪费资源. 例如在对系统做故障诊断时,目的只在区分正常与出错状态即可,不必过分追求参数收敛. 另外系统参数重要性不同. 一个病人心跳和呼吸都很正常但血压高,数据采集量应更多用在血压上. 所以,临界参量和非临界参量应该有不同精度要求. 以目标驱动的最小资源系统辨识的方法和算法还很少研究,值得重视.

2) 系统辨识和反馈控制都旨在增强系统在不稳定性条件下的工作能力,是殊途同归的. 如果反馈控制的鲁棒性强,则对系统辨识精度要求降低,并可少用资源. 因此辨识和反馈控制综合化的方法会比专注系统辨识要更优越. 如何巧妙利用反馈控制的结构和设计来辅助系统辨识是很有意义和前途的研究方向.

3) 新领域多以系统关联为特色. 交互系统的子系统间信息可以协助辨识、监测、诊断. 因此,在大系统的框架下利用关联信息的系统辨识方法比专注子系统的辨识能更有效的利用资源. 这方面现有知识甚少,有待应用领域的专家与系统辨识研究者的密切合作来推动发展.

这类思想在数据挖掘、机器学习、随机过程中均有发展,包括局部结构的嵌入、元数据挖掘、马氏链状态组合等. 其主体思想是在精度允许范围内尽量减少数据复杂性,系统辨识对此可以借鉴.

7 客户服务:友好且高效的工具

系统辨识工具的发展主要体现在不断改进的代码开发上,例如 Matlab/Simulink 中系统辨识的工具包^[106-109]. 如果要将系统辨识广泛应用于实际系统,除了以上各节讨论的理论、算法上的发展以外,还需要在软件开发这个领域做进一步的努力,一方面包括各种辨识算法的软件实现,特别是递推实现;另一方面包括人机友好的软件界面. 显而易见的例子是,虽然大多数人并不了解 iPhone、Facebook、云计算中的高技术概念和细节,但他们依然能够方便地使用这些高科技产品,很大程度上取决于这些工具的核心科技中加入了用户友好的界面. 为了使得系统辨识成为控制系统日常应用的一部分,在工具软件方面我们需要继续努力,使得只有有限的系统辨识背景的工程师或科研人员可以方便、快捷地学习和使用这些工具软件包.

8 结论与建议

本文从几个方面简要探讨系统辨识今后的发展方向,假如其中的某些观点能引起学界同行的共鸣、讨论和批评,将使本文作者感到十分宽慰,因为这也正是本文的目的所在.

广义上讲,系统辨识以建模和减少不确定性为目标. 伴随着新技术的进步,系统辨识必然要面对大量的应用性问题以及不断涌现的新挑战. 对系统辨识来说,为了促进它的新发展、新突破,从问题的提出、方法的建立、理论的发展,乃至编程、用户工具包开发等各个方面,都需要一个完整的、有条理的研究规划和组织管理. 因此,迫切呼唤从国家层面上对系统辨识这门重要的学科重视起来,规划好系统辨识的战略方向,加大科技投入,完善各方面的组织协调,以促进这门学科的进一步发展. 下面提几个具体建议.

1) 有一批新领域已受到世界各国高度重视,中国也已投入巨资发展. 它们对新科技的推动和对经济、生活的巨大影响已势不可挡. 系统辨识的战略方向可首先考虑与其接轨同步. 下述三大领域尤其值得重视: a) 与生命科学相关的方向. 包括系统生物学、基因测序中的建模辨识问题、基因调控网络建模、人体神经、循环、免疫等系统的建模诊断控制等. b) 与交通相关的方向. 包括电动车、混合动力

力车、电池管理、自动驾驶车队、无人驾驶飞机、汽车、机器人等. c) 与新能源和智能电网相关的方向. 包括风力光伏电池和智能电网状态参数估计、分布式调度和优化、负载预测等.

2) 建立系统辨识方法、算法、理论结果、应用范例、模拟案例、硬软件系统的开放式数据库, 以方便科研工作者、学生、工程技术人员学习、引用、应用. 一个领域的有力(影响力)、有效(见实效)、有益(企业有利可图方可推广)的发展不能只集中在少数人才的理论成果与学术成就上. 开放式数据库是一个集智广益的有效途径.

3) 建立几个真正的国家级开放式实验基地, 并联网服务. 复杂系统的模拟和方法验证需要高速计算机(如云计算)和昂贵软件, 实验论证需要实际智能微网、汽车、飞机实验基地、大规模电池、电动车充电系统以及相应的数据采集系统. 大部分的高校、科研单位、企业无力拥有这样的设备. 国家若提供开放式实验平台可使系统辨识在新战略方向上的研究普遍和大众化, 并鼓励平等竞争和多学科合作.

4) 重视人才培养, 尤其是理论与应用俱强的“中间”人才或“交叉”人才. 新领域的交叉学科特征使得问题的提出、数学描述、限制条件的设定、数学工具的选择以及理论结果的实际验证和应用变得十分困难. 没有对理论方法具有较强功底又对某一领域有深入理解的“中间”人才, 常见的理论与实际脱节的现象会在新时期更多出现. “中间”人才可发挥组合多学科的协调同步发展的关键作用.

鸣谢

此文准备过程在中国科学院数学与系统科学研究院张纪峰研究员的组织指导下受到下述专家热情帮助, 提供重要的补充修改意见, 在此表示衷心感谢(姓氏笔划为序): 北京大学王建东教授, 中国科学院数学与系统科学研究院方海涛研究员, 美国爱荷华大学和英国女王大学白尔维教授, 香港城市大学陈杰教授, 加拿大阿尔伯塔大学陈通文教授, 中国科学院数学与系统科学研究院陈翰馥院士, 澳大利亚悉尼大学郑卫新教授, 清华大学周彤教授, 路易斯安那州立大学顾国祥教授, 美国韦恩州立大学殷刚教授等.

文中的错误和遗漏, 由笔者负责, 特此声明.

后记

对本文思路影响最大的是 George Zames. 作为鲁棒控制的前驱者和 H_∞ 理论的创始人, Zames 对控制界的贡献和影响是众所周知的. 但他对辨识、

反馈、鲁棒控制、自适应的某些综观思想却不见经文且知者不众. Zames 在本文第一作者博士学习期间和工作后反复谈及并解释这些思想. 尽管笔者对此理解不深, 但这些思想对笔者在相关领域的研究选题和方法都影响深刻. 本文以信息、不确定性、复杂性为主干线的思路来自于 Zames 对控制发展的基本框架. Zames 的早逝使控制界失去了一位深刻的思想家. 特以本文对 George Zames 寄予悼念.

References

- 1 Zadeh L A. On the identification problem. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 1956, **3**(4): 277–281
- 2 Cai Ji-Bin. *System Identification*. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 1989
(蔡季冰. 系统辨识. 北京: 北京理工大学出版社, 1989)
- 3 Guo Lei, Cheng Dai-Zhan, Feng De-Xing. *Introduction to Control Theory: from Basic Concepts to Research Frontiers*, Beijing: Science Press, 2005
(郭雷, 程代展, 冯德兴. 控制理论导论 — 从基本概念到研究前沿. 北京: 科学出版社, 2005)
- 4 Ljung L, Vicino A. Guest editorial: special issue on system identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, **50**(10): 1473
- 5 Gevers M. A personal view of the development of system identification: a 30-year journey through an exciting field. *IEEE Control Systems Magazine*, 2006, **26**(6): 93–105
- 6 Ljung L. Perspectives on system identification. In: Proceedings of the 17th IFAC World Congress. Seoul, South Korea: IFAC, 2008. 7172–7184
- 7 Ljung L, Hjalmarsson H, Ohlsson H. Four encounters with system identification. *European Journal of Control*, 2011, **17**(5–6): 449–471
- 8 Ljung L. *System Identification: Theory for the User*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1987
- 9 Chen H F, Guo L. *Identification and Stochastic Adaptive Control*. Boston, MA: Birkhäuser, 1991
- 10 Ljung L. Analysis of recursive stochastic algorithms. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1977, **22**(4): 551–575
- 11 Chen H F. Recursive identification for Wiener model with discontinuous piece-wise linear function. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2006, **51**(3): 390–400
- 12 Kushner H J, Yin G. *Stochastic Approximation and Recursive Algorithms and Applications (2nd edition)*. New York: Springer-Verlag, 2003
- 13 Chen H F, Zhu Y M. Stochastic approximation procedures with randomly varying truncations. *Science in China, Series A*, 1986, **29**(9): 914–926
- 14 Chen H F. *Stochastic Approximation and Its Applications*. Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic, 2002
- 15 Akaike H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1974, **19**(6): 716–723
- 16 Burnham K P, Anderson D R. Multimodel inference: understanding AIC and BIC in model selection. *Sociological Methods and Research*, 2004, **33**(2): 261–304

- 17 Rissanen J. Modeling by shortest data description. *Automatica*, 1978, **14**(5): 465–471
- 18 Zheng W X, Feng C B. Identification of stochastic time lag systems in the presence of colored noise. *Automatica*, 1990, **26**(4): 769–779
- 19 Zheng W X, Feng C B. A bias-correction method for indirect identification of closed-loop systems. *Automatica*, 1995, **31**(7): 1019–1024
- 20 Soderstrom T. Accuracy analysis of the Frisch scheme for identifying errors-in-variables systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2007, **52**(6): 985–997
- 21 Söderström T, Soverini U, Mahata K. Perspectives on errors-in-variables estimation for dynamic systems. *Signal Processing*, 2002, **82**(8): 1139–1154
- 22 Forssell U, Ljung L. Closed-loop identification revisited. *Automatica*, 1999, **35**(7): 1215–1241
- 23 Obinata G, Brian D O A. *Model Reduction for Control System Design*. London: Springer, 2001
- 24 Kalman R E. Design of a self-optimising control system. *Transactions on ASME*, 1958, **80**: 468–478
- 25 Aström K J, Wittenmark B. On self tuning regulators. *Automatica*, 1973, **9**(2): 185–199
- 26 Guo L. Convergence and logarithm laws of self-tuning regulators. *Automatica*, 1995, **31**(3): 435–450
- 27 Durrett R. *Probability: Theory and Examples (Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics) (4th edition)*. Cambridge: Cambridge University Press, 2010
- 28 Zhou Tong. *Introduction to Control-Oriented System Identification*. Beijing: Tsinghua University Press, 2004
(周彤. 面向控制的系统辨识导论. 北京: 清华大学出版社, 2004)
- 29 Milanese M, Belforte G. Estimation theory and uncertainty intervals evaluation in presence of unknown but bounded errors: linear families of models and estimators. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1982, **27**(2): 408–414
- 30 Milanese M, Vicino A. Optimal estimation theory for dynamic systems with set membership uncertainty: an overview. *Automatica*, 1991, **27**(6): 997–1009
- 31 Mäkilä P M, Partington J R, Gustafsson T K. Worst-case control-relevant identification. *Automatica*, 1995, **31**(12): 1799–1819
- 32 Chen J, Gu G X. *Control-Oriented System Identification: An H_∞ Approach*. New York: Wiley-Interscience, 2000
- 33 Smith R S, Dahleh M A [Editor]. The modeling of uncertainty in control systems. In: Proceedings of the 1992 Santa Barbara Workshop. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1994
- 34 Helmicki A J, Jacobson C A, Nett C N. Control oriented system identification: a worst-case/deterministic approach in H_∞ . *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1991, **36**(10): 1163–1176
- 35 Gu G X, Khargonekar P P. Linear and nonlinear algorithms for identification in H_∞ . *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1992, **37**(7): 953–963
- 36 Gu G X, Khargonekar P P. A class of algorithms for identification in H_∞ . *Automatica*, 1992, **28**(2): 299–312
- 37 Chen J, Nett C N. The Caratheodory-Fejer problem and H_∞/l_1 identification: a time domain approach. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1995, **40**(4): 729–735
- 38 Chen J, Nett C N, Fan M K H. Worst case system identification in H_∞ : validation of a priori information, essentially optimal algorithms, and error bounds. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1995, **40**(7): 1260–1265
- 39 Zhou T, Kimura H. Time domain identification for robust control. *Systems and Control Letters*, 1993, **20**(3): 167–178
- 40 Chen J. Frequency-domain tests for validation of linear fractional uncertain models. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1997, **42**(6): 748–760
- 41 Poolla K, Khargonekar P, Tikku A, Krause J, Nagpal K. A time-domain approach to model validation. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1994, **39**(5): 951–959
- 42 Smith R S, Doyle J C. Model validation: a connection between robust control and identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1992, **37**(7): 942–952
- 43 Anderson T W. *The Statistical Analysis of Time Series*. New York: Wiley, 1971
- 44 Serfling R J. *Approximation Theorems of Mathematical Statistics*. New York: Wiley, 1980
- 45 Bohlin T. On the maximum likelihood method of identification. *IBM Journal of Research and Development*, 1970, **14**(1): 41–51
- 46 Wang L Y. Uncertainty, information and complexity in identification and control. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2000, **10**(11–12): 857–874
- 47 Casini M, Garulli A, Vicino A. Time complexity and input design in worst-case identification using binary sensors. In: Proceedings of the 46th IEEE Conference on Decision and Control. New Orleans, LA, USA: IEEE, 2007. 5528–5533
- 48 Milanese M, Vicino A. Information-based complexity and nonparametric worst-case system identification. *Journal of Complexity*, 1993, **9**(4): 427–446
- 49 Wang L Y, Yin G G. Towards a harmonic blending of deterministic and stochastic frameworks in information processing. *Robustness in Identification and Control, Lecture Notes in Control and Information Sciences Volume 245*. London: Springer-Verlag, 1999. 102–116
- 50 Wang L Y, Yin G G. Persistent identification of systems with unmodeled dynamics and exogenous disturbances. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, **45**(7): 1246–1256
- 51 Dahleh M A, Theodosopoulos T V, Tsitsiklis J N. The sample complexity of worst-case identification of FIR linear systems. *Systems and Control Letters*, 1993, **20**: 157–166
- 52 Chong C Y, Kumar S P. Sensor networks: evolution, opportunities, and challenges. *Proceedings of the IEEE*, 2003, **91**(8): 1247–1256
- 53 Wang J D, Zheng W X, Chen T W. Identification of linear dynamic systems operating in a networked environment. *Automatica*, 2009, **45**(12): 2763–2772
- 54 Zhang Q, Zhang J F. Distributed parameter estimation over unreliable networks with Markovian switching topologies. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2012, **57**(10): 2545–2560

- 55 Liu X H, Goldsmith A. Wireless communication tradeoffs in distributed control. In: Proceedings of the 42nd IEEE Conference on Decision and Control. Maui, HI: IEEE, 2003. 688–694
- 56 Yuksel S, Basar T. Optimal signaling policies for decentralized multicontroller stabilizability over communication channels. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2007, **52**(10): 1969–1974
- 57 Wang L Y, Zhang J F, Yin G. System identification using binary sensors. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2003, **48**(11): 1892–1907
- 58 Wang L Y, Yin G, Zhang J F, Zhao Y L. *System Identification with Quantized Observations*. Boston, MA: Birkhäuser, 2010
- 59 Wang L Y, Li C Y, Yin G, Guo L, Xu C Z. State observability and observers of linear-time-invariant systems under irregular sampling and sensor limitations. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011, **56**(11): 2639–2654
- 60 He T, Lu X L, Wu X Q, Lu J A, Zheng W X. Optimization-based structure identification of dynamical networks. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2013, **392**(4): 1038–1049
- 61 Zhou T, Wang Y L. Causal relationship inference for a large-scale cellular network. *Bioinformatics*, 2010, **26**(16): 2020–2028
- 62 Wang Y L, Zhou T. A relative variation-based method to unraveling gene regulatory networks. *PLoS ONE*, 2012, **7**(2): e31194
- 63 Bolouri H, Bower J M. *Computational Modeling of Genetic and Biochemical Networks*. Cambridge, Mass: MIT Press, 2001
- 64 Billings S A. Identification of nonlinear systems — a survey. *IEEE Proceedings D: Control Theory and Applications*, 1980, **127**(6): 272–285
- 65 Sjöberg J, Zhang Q H, Ljung L, Benveniste A, Delyon B, Glorennec P Y, Hjalmarsen H, Juditskys A. Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview. *Automatica*, 1995, **31**(12): 1691–1724
- 66 Verhaegen M, Westwick D. Identifying MIMO Wiener systems using subspace model identification methods. *Signal Processing*, 1996, **52**(2): 235–258
- 67 Bai E W, Reyland J Jr. Towards identification of Wiener systems with the least amount of a priori information on the nonlinearity. *Automatica*, 2008, **44**(4): 910–919
- 68 Bai E W. An optimal two-stage identification algorithm for Hammerstein-Wiener nonlinear system. *Automatica*, 1998, **34**(3): 333–338
- 69 Ninness B, Gibson S. Quantifying the accuracy of Hammerstein model estimation. *Automatica*, 2002, **38**(12): 2037–2051
- 70 Zhu Y. Estimation of an N-L-N Hammerstein-Wiener model. *Automatica*, 2002, **38**: 1607–1614
- 71 Bai E W, Li K. Convergence of the iterative algorithm for a general Hammerstein system identification. *Automatica*, 2010, **46**(11): 1891–1896
- 72 Zhao W X, Chen H F. Adaptive tracking and recursive identification for Hammerstein systems. *Automatica*, 2009, **45**: 2773–2783
- 73 Zhao W X, Chen H F. Identification of Wiener, Hammerstein, and NARX systems as Markov chains with improved estimates for their nonlinearities. *Systems and Control Letters*, 2012, **61**(12): 1175–1186
- 74 Mu B Q, Chen H F. Recursive identification of Wiener-Hammerstein systems. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 2012, **50**(5): 2621–2658
- 75 Roll J, Nazin A, Ljung L. Nonlinear system identification via direct weight optimization. *Automatica*, 2005, **41**(3): 475–490
- 76 Zhao Y L, Wang L Y, Yin G G, Zhang J F. Identification of Wiener systems with binary-valued output observations. *Automatica*, 2007, **43**(10): 1752–1765
- 77 Wang L Y, Yin G G. Asymptotically efficient parameter estimation using quantized output observations. *Automatica*, 2007, **43**(7): 1178–1191
- 78 Katayama T. *Subspace Methods for System Identification*. London: Springer, 2005
- 79 Van Overschee P, de Moor B. A unifying theorem for three subspace system identification algorithms. *Automatica*, 1995, **31**(12): 1853–1864
- 80 Vidal R. Recursive identification of switched ARX systems. *Automatica*, 2008, **44**(9): 2274–2287
- 81 Wang J, Chen T. Parameter estimation of periodically switched linear systems. *IET Control Theory and Applications*, 2012, **6**(6): 768–775
- 82 Zames G, Lin L, Wang L Y. Fast identification n -widths and uncertainty principles for LTI and slowly varying systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1994, **39**(9): 1827–1838
- 83 Tan P N, Steinbach M, Kumar V. *Introduction to Data Mining*. Boston, MA: Addison-Wesley, 2006
- 84 Sayeed A M. A signal modeling framework for integrated design of sensor networks. In: Proceedings of the 2003 IEEE Workshop Statistical Signal Processing. St. Louis, MO, USA: IEEE, 2003. 7
- 85 Vapnik V N. *Statistical Learning Theory*. New York: Wiley-Interscience, 1998
- 86 Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory (Information Science and Statistics for Engineering and Information Science) (2nd edition)*. New York: Springer Verlag, 1999
- 87 Vidyasagar M. *Learning and Generalization: With Applications to Neural Networks (2nd edition)*. London: Springer, 2003
- 88 Kolmogorov A N. On some asymptotic characteristics of completely bounded spaces. *Doklady Akademii Nauk SSSR*, 1956, **108**: 385–389 (in Russian)
- 89 Pinkus A. *N-Widths in Approximation Theory*. New York: Springer-Verlag, 1985
- 90 Traub J F, Wasilkowski G W, Wozniakowski H. *Information-based Complexity*. New York: Academic Press, 1988

- 91 Wang L Y, Yin G G, Zhang J F, Zhao Y L. Space and time complexities and sensor threshold selection in quantized identification. *Automatica*, 2008, **44**(12): 3014–3024
- 92 Lin L, Wang L Y, Zames G. Time complexity and model complexity of fast identification of continuous-time LTI systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1999, **44**(10): 1814–1828
- 93 Poolla K, Tikku A. On the time complexity of worst-case system identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1994, **39**(5): 944–950
- 94 Tse D C N, Dahleh M A, Tsitsiklis J N. Optimal asymptotic identification under bounded disturbances. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1993, **38**(8): 1176–1190
- 95 Zames G. On the metric complexity of causal linear systems: ε -entropy and ε -dimension for continuous time. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1979, **24**(2): 222–230
- 96 Cramer H. *Mathematical Methods of Statistics*. Princeton NJ: Princeton University Press, 1946
- 97 Frieden B R. *Science from Fisher Information: A Unification*. Cambridge: Cambridge University Press, 2004
- 98 Hannan E J, Deistler M. *The Statistical Theory of Linear Systems*. New York: John Wiley and Sons, 1988
- 99 Cover T M, Thomas J A. *Elements of Information Theory*. New York: Wiley-Interscience, 1991
- 100 Gallager R G. *Information Theory and Reliable Communication*. New York: John Wiley and Sons, 1968
- 101 Gersho A, Gray R M. *Vector Quantization and Signal Compression*. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers, 1991
- 102 Sayood K. *Introduction to Data Compression (2nd edition)*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2000
- 103 Davis M D, Sigal R, Weyuker E J. *Computability, Complexity, and Languages (2nd edition)*. San Diego: Academic Press, 1994
- 104 Zurek W H. *Complexity, Entropy, and the Physics of Information*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1990
- 105 Gevers M. Towards a joint design of identification and control? *Essays on Control: Perspectives in the Theory and Its Applications*. Boston, MA: Birkhäuser, 1993. 111–151
- 106 Ljung L. *System Identification Toolbox — for Use with Matlab, User's Guide (5th edition)*. Natick, MA: The MathWorks, Inc. Sherborn, Mass, 2000 1–350
- 107 Garnier H, Gilson M, Laurain V. The CONTSID toolbox for Matlab: Extensions and latest developments. In: Proceedings of the 15th IFAC Symposium on System Identification. Saint-Malo, France, 2009. 735–740
- 108 Ljung L. Educational aspects of identification software user interfaces. In: Proceedings of the 13th IFAC Symposium on System Identification. Rotterdam, The Netherlands: IFAC, 2003. 1590–1594

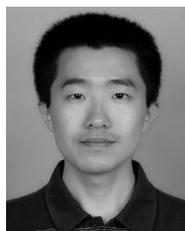
- 109 Rivera D E, Lee H, Braun M W, Mittelman H D. Plant-friendly system identification: a challenge for the process industries. In: Proceedings of the 13th IFAC Symposium on System Identification. Rotterdam, Netherlands: IFAC, 2003. 917–922



王乐一 1990 年于加拿大蒙特利尔麦吉尔大学电气工程系获得博士学位。自 1990 起在美国密西根州韦恩州立大学电气与计算机工程系任教，现任教授，IEEE Fellow。主要研究方向为系统复杂性及信息，系统辨识，鲁棒控制， H_∞ 时变系统，自适应系统，混合与非线性系统。

本文通信作者。E-mail: lywang@eng.wayne.edu

(WANG Le-Yi Received his Ph. D. degree in electrical engineering from McGill University, Montreal, Canada, in 1990. Since 1990, he has been with Wayne State University, Detroit, Michigan, where he is currently a professor in the Department of Electrical and Computer Engineering. He is a fellow of IEEE. His research interest covers complexity and information, system identification, robust control, H_∞ optimization, time-varying systems, adaptive systems, hybrid and nonlinear systems. Corresponding author of this paper.)



赵文颢 2003 获得山东大学数学学院学士学位，2008 获得中国科学院数学与系统科学研究院理学博士学位，其后曾在清华大学自动化系做博士后，在澳大利亚悉尼大学数学系任访问学者。目前，任中国科学院数学与系统科学研究院系统科学研究所副研究员。主要研究方向为系统辨识，适应控制以及信号处理和系统生物学中的相关问题。E-mail: wxzhao@amss.ac.cn

(ZHAO Wen-Xiao Received the bachelor degree from Shandong University, China in 2003 and the Ph. D. degree in operation research and cybernetics from the Institute of Systems Science (ISS), Academy of Mathematics and Systems Science (AMSS), Chinese Academy of Sciences (CAS), China in 2008. After graduation, he worked as a postdoctoral fellow in the Department of Automation, Tsinghua University, and a visiting scholar at the School of Mathematics, University of Western Sydney, Australia. He is currently an associate professor with ISS, AMSS, CAS. His research interest covers identification, adaptive control, and systems biology.)