

系统辨识算法的复杂性、收敛性及计算效率研究

丁 锋

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 实践中经常会遇到大型计算问题和优化问题, 使得求解问题算法的复杂性、计算量和计算精度等成为突出问题, 特别是大规模非线性多变量系统的辨识. 对此, 提出几个有趣的研究课题: 1) 利用信息滤波技术和多新息辨识理论研究能提高辨识精度的大规模系统辨识理论与方法; 2) 利用递阶辨识原理研究维数高、变量数目多、计算量小的多变量系统递阶辨识方法; 3) 利用鞅收敛理论建立非线性多变量系统辨识方法的收敛理论; 4) 利用并行计算与递阶计算技术提高辨识算法的计算效率, 以解决一类大规模非线性多变量系统的模型化问题.

关键词: 参数估计; 并行计算; 递阶计算; 鞅收敛定理; 多新息辨识理论; 递阶辨识原理

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Complexity, convergence and computational efficiency for system identification algorithms

DING Feng

(School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China. E-mail: fding@jiangnan.edu.cn)

Abstract: In practice, one often encounters large-scale computational problems and optimization problems, so that the complexity, computation and computational accuracy of algorithms for solving these problems become a prominent issue, especially for the identification algorithms of large-scale nonlinear multi-variable systems. Therefore, the interesting research projects are proposed as follows: 1) the information filtering technology and the multi-innovation identification theory are used to study the identification methods for large-scale nonlinear systems, which can improve the identification accuracy; 2) the hierarchical identification principle is used to study the hierarchical identification methods for multi-variable systems with high dimensionalities and more variables so as to reduce computational complexity; 3) the martingale convergence theory is used to establish the convergence theory of the identification methods for nonlinear multi-variable systems; 4) the parallel computing and the hierarchical computation are used to enhance the computational efficiency so as to solve the modeling problems of a class of large-scale nonlinear multi-variable systems.

Keywords: parameter estimation; parallel computing; hierarchical computation; martingale convergence theorem; multi-innovation identification theory; hierarchical identification principle

0 引 言

在许多工程系统中, 经常会遇到计算问题和优化问题, 需要进行相应的算法设计和求解. 特别地, 对于大型计算问题, 需要研究求解算法的复杂性、计算量(计算效率)和计算精度等问题. 本文讨论大规模非线性系统和多变量系统辨识建模算法的复杂性、收敛性和计算效率等关键科学问题.

事物的运动规律用方程描述, 就是数学模型. 数学模型能够描述事物的本质特征, 是人们从理论上探讨事物的运动规律的重要工具^[1-2]. 一些简单数学模

型的例子如下:

1) 牛顿第二定律

$$F = ma.$$

其中: F 为物体受到的合外力, m 为质量, a 为加速度.

2) 万有引力定律

$$F = G \frac{mM}{r^2}.$$

其中: G 为引力常数, m 和 M 分别为两个物体质量, r 为物体间距离.

3) 理想气体定律(理想气体状态方程)

收稿日期: 2015-07-12; 修回日期: 2016-01-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61472195).

作者简介: 丁锋(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 从事系统辨识、自适应控制等研究.

$$\frac{P_1 V_1}{T_1} = \frac{P_2 V_2}{T_2}$$

其中: P_i 为压强 (Pa), V_i 为体积 (m^3), T_i 为绝对温度 (K).

4) 向心力定律

$$F = m\omega^2 r = m \frac{v^2}{r}$$

即向心力 F 是质量为 m 的物体以速度 v 沿曲率半径为 r 的曲线运动时所需的力. 其中: v 为线速度 (m/s), ω 为角速度 (rad/s), m 为物体质量 (kg), r 为物体的运动半径 (m).

以上都是变量数目较少的物理过程(或物理系统), 是表达式较为简单的算法, 即简单的数学模型. 数学模型是研究、分析、认识事物本质特征的工具, 是求解优化问题、减小代价、进行设计、实行有效控制的基础. 系统辨识是研究建立系统数学模型的理论与方法. 对于结构复杂、变量多、维数高的大规模多变量工业生产过程(如炼油蒸馏过程、重油催化裂化过程、化工精制过程等), 建立这类复杂系统的机理模型极其困难, 有时甚至是不可能的, 必须借助辨识技巧, 利用观测的大量运行数据研究相应的辨识算法, 通过算法计算获得系统的数学模型, 从而进行模型验证以评价模型精度和实际应用效果.

近半个多世纪以来, 系统辨识得到了长足发展, 从辨识的定义和辨识的基本步骤、系统描述的基本模型、辨识的基本问题, 到辨识方法及其性能分析、辨识算法的计算效率、计算步骤以及辨识算法的计算实现等, 各国控制领域的科学家都进行了许多深入的研究. 新的辨识方法不断问世, 如辅助模型辨识方法、迭代辨识方法、多新息辨识方法、递阶辨识方法、耦合辨识方法、滤波辨识方法等^[1-3]. 因此, 针对大规模多变量系统辨识算法的复杂性、算法的收敛性和收敛速度、算法的辨识精度、算法的计算效率等进行分析 and 评价, 对于辨识算法设计、算法分析(包括计算复杂性、计算量与精度关系), 提高辨识算法的性能、获得高精度的数学模型, 对系统实行有效控制, 具有十分重要的意义.

随着科学技术的发展和电子设备计算能力的提高, 生产规模的扩大, 控制和管理能力的增强, 人们对处理复杂、庞大生产过程的要求也越来越强烈. 对于控制系统而言, 大规模生产过程(如炼油过程)这些结构复杂的系统, 其主要特征是输入输出变量多、耦合性强、非线性、维数高、参数数目多. 这些因素导致建立其数学模型的辨识算法的复杂性和计算量大大增加, 使得辨识算法的复杂性、算法的设计、算法的收敛性、收敛速度、辨识模型精度等成为系统辨识领域的突出问题. 这对人们分析辨识方法的计算效率, 估

算辨识算法的计算量, 研制计算量小的辨识方法, 评价辨识算法的性能提出了更高的要求. 因此, 针对维数高、变量多、待辨识参数数目多的大规模多变量系统, 对其辨识算法的复杂性、收敛性、计算效率评价等提出新的研究课题十分必要, 具有重要的科学意义.

1 算法的复杂性: 计算效率、计算时间与并行计算

算法的计算效率或算法计算量、计算时间与算法的复杂性有密切关系, 采用并行计算可以加快实现算法的速度. 辨识方法是一种统计建模方法, 它利用观测系统的大量输入输出数据, 根据有关辨识准则(如模型输出与系统输出误差平方和最小), 推导出计算系统模型参数的一些递推关系式, 这些递推关系式称为辨识算法或参数估计算法. 算法的计算量随着问题规模和复杂性的增加而增加, 包括系统辨识算法, 算法的计算量可以简单地利用乘法和加法次数进行衡量.

1.1 算法计算量的评价指标——计算机的浮点运算次数

算法的计算量可以用浮点运算次数衡量, 简称为 flop 数. 评价算法的计算量有很多方法. 例如, 执行一个算法, 统计计算机运行时间的长短. 这是通过实践比较两个算法的计算量大小. 如果没有计算机, 则将无法进行比较, 这在算法的设计阶段根本不可行, 不可能每次都用来计算机来比较计算时间. 况且, 一些大规模算法可能需要计算机计算几天、几星期或更长时间, 需要人们等上很长时间才能判断算法的计算量大小, 显然是不可取的. 实际上, 人们更期望不通过计算机运算就能估算和比较不同算法的计算量. 为此, Golub 等在著作《Matrix Computations》中, 用浮点运算次数来评价计算量^[4]. 一次加法运算称为一次 flop, 即一次浮点运算, 一次乘法运算也是一个 flop. 乘法运算次数与加法运算次数之和的 flop 数就是算法的计算量(注: 除法视为乘法对待, 减法视为加法对待). 尽管数字大小的浮点运算在不同的计算机上运行时间不一样, 但是用 flop 来大致刻画算法的计算量也不失为一种好的方法^[4]. 如果同为递推算法(或迭代算法), 则可通过比较每一步递推计算(或迭代计算)的 flop 数来评价算法的计算量. 有了每个算法的 flop 数, 比较它们的计算量就容易了. 现在国际期刊的一些评审专家要求作者分析辨识算法的计算量, 为此, 本文作者在南京信息工程大学学报上连载了一些论文, 讨论了辨识算法的计算量, 其中 3 篇论文专门讨论了有关矩阵运算、递推辨识算法和迭代辨识算法等的计算效率问题^[5-7].

计算机计算能力的增强,使得原来难以解决的大规模计算问题能够得到解决.在这种情形下,各种大规模复杂系统的辨识算法不断问世^[8],例如新型的极大似然辨识方法^[9-10]、辅助变量辨识方法^[11]等,对这些方法的计算复杂性和计算效率进行研究,给辨识领域提出了新的研究课题.

1.2 算法的实现方式可以提高计算效率——减少运算量

值得注意的是,即使对于同一个算法,由于计算方式的不同,其计算量可能相差很大.算法的最经济实现方式可以提高计算效率,缩短计算时间,减少运算量.例如,多项式

$$(P1): f(x) = x^3 + 2x^2 + 3x + 4 = \\ x \cdot x \cdot x + 2 \times x \cdot x + 3 \times x + 4$$

需要5次乘法运算和3次加法运算,共8 flops,即需要8个单位时间.如果将表达式修改为

$$(P2): f(x) = x(x(x+2) + 3) + 4,$$

则只需要2次乘法运算和3次加法运算,共5 flops,即需要5个单位时间完成,比(P1)减少了3个 flops,即减少了3个单位时间.因此,估算辨识方法的计算量,评价辨识方法的计算效率,需要找到能实现辨识算法的最经济计算方式,即实现辨识算法的最小 flop 数的计算方式,从而提高辨识算法的计算效率,缩短计算时间.

文献[5-7]使用 flop 数讨论了标量、向量、矩阵、矩阵逆、矩阵行列式等之间的运算与实现方式和计算效率,以及递推辨识算法、迭代辨识算法、耦合辨识算法的计算量.

1.3 并行计算可以缩短算法的计算时间,提高计算效率

并行计算是相对于串行计算而言的.所谓并行计算可分为时间上的并行和空间上的并行.时间上的并行就是指流水线技术,而空间上的并行则是指用多个处理器并发地执行计算.并行计算提高计算效率,主要是节省计算时间,提高了执行任务计算的速度.如果采用并行计算,则有两个处理器,问题(P1)可以在4个单位时间完成,问题(P2)需要5个单位时间完成.如果将问题(P1)修改为

$$(P3): f(x) = (x \cdot x)(x+2) + 3 \times x + 4,$$

则可以在3个单位时间完成计算.问题(P3)需要3次乘法运算和3次加法运算,共6 flops.

由问题(P1)、(P2)和(P3)的计算量和计算时间可知:浮点次数少的问题(P2),采用并行计算不一定能缩短计算时间,它不比问题(P1)、(P3)短,因此,为

缩短计算时间,采用并行计算必须对算法的计算方式进行研究和特殊处理.有关并行计算的硬件软件实现算法在计算机领域得到了很多研究,如国际期刊《Parallel Computing》于2013年第9期出版了关于并行计算的专刊“Novel on-chip parallel architectures and software support (芯片并行体系结构和软件支持)”^[12];2011年第12期出版了关于“并行矩阵算法及应用”的专刊“Parallel matrix algorithms and applications”^[13].

1.4 递阶计算可减小辨识算法的计算量,提高计算效率

并行计算可以缩短算法的计算时间,提高计算效率,其本质是多个处理器执行并发计算,使得计算求解任务能在更短时间内得以完成.并行计算并不改变计算问题本身,如前述问题(P1)、(P2)、(P3).与并行计算不同,递阶计算是本文作者提出的一种新的计算方法,它借鉴大系统的递阶控制的分解-协调原理,发展并提出了递阶辨识原理,将递阶计算应用到系统辨识建模中,进而提出了递阶辨识方法和递阶参数估计算法^[14-17].递阶辨识算法是通过改变辨识算法的结构,用“递阶辨识原理”或“递阶分层方式”研究并提出新算法,具有计算量小的特点,它不同于原辨识算法,但能达到同样的计算目的,能够实现大规模复杂系统的辨识,提高计算效率.

2 辨识算法的收敛性、收敛速度和计算效率

随着现代化生产规模的扩大,需要处理的大规模复杂系统的建模、辨识和控制问题也日益突出,例如多传感器信息融合系统、复杂动态网络系统和智能电网系统等^[18-20].这对复杂非线性系统、多变量系统建模与辨识的研究提出了挑战^[21-22].复杂系统一般具有如下重要特征:对象具有非线性属性、动力学模型参数具有时变性、系统具有多输入多输出、高维数和强耦合属性、系统受到确定或不确定干扰、系统存在某些内部不可测变量、量测数据信息不完整等.针对这样的复杂系统,不仅要提出计算量小、辨识精度高的算法,而且要对提出的辨识算法进行收敛性分析,找到保证辨识算法收敛的最简洁、最弱的条件.

2.1 辨识算法收敛性分析的主要工具——随机过程理论与鞅理论

随着计算机的快速计算能力的提高,以及在过程工业建模与控制中的应用,各种辨识算法不断涌现.现存的辨识算法大致可以分为以下3类:一次完成算法、递推算法和迭代算法.对于递推辨识算法和迭代辨识算法,人们期望随着递推次数或迭代次数的增加,

参数估计不断接近系统的真实参数. 参数估计的这种称为收敛性.

对于某一辨识算法, 一般直接解析地分析其收敛性比较困难. 这时可以借助仿真来研究它的收敛性. 仿真研究, 即 Monto-Carlo 实验方法, 需要针对某种辨识算法, 以大量的模拟仿真例子, 根据仿真的结果来分析算法的收敛性. 这种方法相当直观, 不失为一种基本的研究方法. 但仿真结果往往与仿真所用的模型及噪声性质有关, 不能对算法的收敛性做出确实可靠的普遍性结论. 更值得重视的还是借助于稳定性分析理论研究, 即在实际应用中需要把理论分析法与仿真研究法配合起来使用. 目前用于辨识算法收敛性分析的工具主要有: 伴随微分方程方法、间接法和鞅理论方法^[1-2,23-24].

随机过程理论和鞅收敛定理是研究辨识方法收敛性的主要工具, 相当于李雅普诺夫稳定性定理在随机系统中的推广, 是专门用于线性或非线性系统递推辨识算法收敛性的重要工具. 早期的辨识算法收敛性分析一般都基于“噪声零均值、方差和高阶矩存在”这样的假设, 本文作者将这一条件减弱到噪声方差有界或持续激励条件存在, 这是目前得到的辨识算法收敛的最弱条件, 并利用鞅收敛定理研究了时不变参数系统辨识算法参数估计的一致收敛性, 例如递推最小二乘算法、随机梯度算法、多新息最小二乘算法、辅助模型最小二乘算法和递阶随机梯度辨识方法等. 最近, 发表在国际著名期刊上的论文利用鞅收敛定理研究了递阶辨识方法和耦合辨识算法的收敛性, 如《Automatica》上的论文“An efficient hierarchical identification method for general dual-rate sampled-data systems”用鞅收敛定理研究了一般双率采样数据系统的递阶辨识方法的收敛性^[25] (该文入选了“2014年中国百篇最具影响国际学术论文”); 《IET Control Theory and Applications》上的论文“Coupled least squares identification for multivariable systems”研究了多变量系统的耦合最小二乘辨识方法及其收敛性^[26].

2.2 影响辨识算法收敛性的因素——持续激励信号、干扰噪声

一切定理和定律的成立都是有条件的, 辨识算法的收敛性也是如此. 就系统参数辨识而言, 期望利用系统的输入输出数据能够确定系统参数, 也就是期望输入信号能够激发系统的所有特征或模态, 使得输出数据包括系统模型的全部信息. 从谱分析的角度看, 这就意味着输入信号的频谱必须足以覆盖系统的频谱, 即量测数据信息丰富. 这样的信号是充分丰富的或称为持续激励信号. 直接使用持续激励信号研究辨识方法的性能十分不便, 经常使用的是与持续激励信

号相关的持续激励条件. 对于大规模非线性系统和多变量系统, 在更弱持续激励条件下保证辨识算法的收敛性能是辨识研究的永恒主题^[1-3].

当今是一个大数据的时代, 系统的复杂性必然带来庞大的数据量. 由于操作环境的变化、采样仪器的灵敏度以及设备故障等原因, 往往造成系统的测得值不准确或不可信, 甚至造成采集的数据存在丢失现象, 系统的输出或某些观测变量并不是在每个采样时刻都能得到. 另外, 辨识所用的数据通常都含有测量误差或噪声. 为了研究问题的方便, 通常假设噪声是白噪声或者是服从高斯分布的. 然而, 工业上实际系统的噪声不可测, 噪声可能是有色噪声或者不服从高斯分布. 这些问题无疑给复杂系统的辨识带来极大的困难和挑战^[27-28].

文献[29]针对丢失数据下仿射结构形式的系统辨识问题, 提出了条件极大似然辨识优化算法; 文献[30]针对输入输出数据都受干扰的问题, 提出了基于鲁棒优化的辨识算法; 文献[31]使用状态空间模型正交梯度搜索方法和预报误差方法来研究复杂系统辨识问题. 尽管这些文献通过仿真实验验证了算法的有效性, 但是在数据丢失或者噪声干扰下, 这些辨识算法的收敛性仍然是具有挑战性的研究课题. 因此, 在更弱持续激励条件下, 基于含有测量误差的数据, 在高噪声水平下, 研究非线性系统辨识算法和多变量系统辨识算法的收敛性能是系统辨识的主要研究课题之一.

2.3 辨识算法收敛性和辨识精度评价指标——参数估计误差上界

评价辨识算法收敛性和辨识精度的重要指标是 Cramér-Rao 下界和参数估计误差上界. 基于输入输出数据, 利用辨识方法得到的模型, 由于所假定的模型结构只是实际过程的一种近似, 数据受随机噪声污染等原因, 必然有误差, 需要对辨识的精度进行评价. 辨识精度包括辨识模型精度、辨识模型阶次估计精度、辨识模型参数估计精度, 或者辨识模型输出与实际系统输出的接近程度. 对于物理量的辨识, 目标是获得精确的模型参数, 这种情况下, 除了期望辨识算法收敛之外, 还期望辨识的精度越高越好. 而对于一些实际工业过程系统, 如锅炉燃烧系统、生物反应过程, 其模型结构和参数往往呈现“不确定性”, 且估计的模型结构或阶次也不一定准确(阶次估计只是一定准则意义下的近似)^[1,32-34]. 在这种情况下, 把辨识精度约束为参数估计精度有失偏颇, 一般把辨识精度解释为辨识模型输出与真实系统输出的接近程度.

辨识算法的收敛性, 或参数估计接近真参数的程度常用无偏性、渐近无偏性、一致收敛性、均方收

敛性、有界收敛性等来描述^[35-36]。一致收敛是指参数估计误差依概率 1 收敛, 而均方收敛是指参数估计误差的平方和的期望收敛于零。它们都是描述参数估计误差的极限行为, 已经广泛用于评价算法的收敛性^[37-41]。

Cramér-Rao 不等式给出了概率意义下和有限数据长度时, 参数估计误差协方差的下界公式。随着数据长度的增加, 这个下界将趋于零。如果无偏估计值的方差达到了 Cramér-Rao 不等式的下界, 则称为有效估计值。显然, Cramér-Rao 不等式为任何无偏估计量的方差确定了一个下界, 这就为比较无偏估计量的性能提供了一个标准。尽管实际上很难得到估计误差协方差阵的下界, 但是无偏估计量可以渐近地达到这个下界, 因此该下界还是备受关注的。

实际上, 由于真参数是未知的, 即使获得参数估计, 也无法通过计算得到参数估计误差, 人们更感兴趣的还是知道参数估计误差的上界, 参数估计误差上界可以间接说明参数估计精度, 即参数估计的有界收敛性; 人们在证明参数估计一致收敛性的同时, 力求找到误差上界。对于有界收敛性, 如果一个算法的误差上界较小, 则该算法参数估计精度较高, 算法具有较大的应用价值; 反之, 误差上界较大, 就没有太大的应用价值。有界收敛性是针对实际应用提出的, 具有较大的工程意义。如果估计误差收敛于零, 则期望找出参数估计误差上界。研究参数估计的有界性或收敛性, 不仅要找到误差上界, 而且要研究如何减少这个误差上界的方法。有关辨识算法的收敛性和辨识精度在文献[1-2]中有详细论述。

2.4 大规模非线性系统辨识和多变量系统辨识领域关键科学问题

系统的数学模型和模型参数估计是一切控制问题的基础, 系统辨识是研究建立动力学系统数学模型的理论与方法。大规模非线性系统和多变量系统的辨识、分析与控制是当今控制领域的研究难点和热点, 许多相关研究成果发表在国际一些著名学术刊物上^[42-43]。国际著名期刊《Automatica》^[44]和《IEEE Transactions on Automatic Control》^[45]陆续刊登了“基于数据的建模和系统辨识(Data-based modeling and system identification)”和“线性与非线性系统辨识(System identification: Linear vs nonlinear systems)”特别专辑。

对于复杂非线性系统, 一些研究针对参数模型描述的 Hammerstein 非线性系统, 假设系统中的非线性是一个两段或多段折线非线性, 以及不同类型的非线性系统(包括 Hammerstein 系统)^[46-47]; 一些方法假设系统中的非线性是单调、奇函数或可逆非线性, 这类

非线性系统可以用迭代辨识技术进行研究^[48]。其他一些方法假设非线性是一个已知阶次的输入信号的多项式函数, 或假设非线性是一些已知非线性基的线性组合。在迭代辨识领域, 美国著名华裔学者 Liu 等使用非线性分离最小二乘(separable least squares)准则函数, 提出了 Hammerstein 输入非线性 ARX 系统的迭代辨识方法, 并在假设白噪声干扰, 静态非线性是奇函数条件下, 研究了算法的收敛性^[48]。Vörös 使用关键变量分离原理(key term separation principle), 研究了不连续非线性、多段折线输入非线性系统和输出非线性系统的辨识建模问题^[49-50]。

如何把线性系统辨识建模理论与方法及其收敛理论延伸并拓展, 用于大规模非线性系统以及维数高、参数数目多的多变量系统, 提出精度高、计算量小、收敛速度快的递阶辨识方法, 并分析辨识算法复杂性、收敛速率和计算效率, 用并行计算, 结合递阶计算, 以最经济的方式实现提出的方法, 是现代工业过程系统领域迫切需要解决的研究课题, 其研究成果对于复杂系统动力学建模与控制理论的发展具有重要意义, 研究成果在石油化工、制药发酵等领域具有广泛的应用前景。

虽然复杂非线性系统和多变量系统建模、辨识取得了一些研究成果, 但从上述现状分析可以发现, 仍然有一些重要的辨识方法与辨识算法计算量及其实现问题尚待解决。

3 非线性和多变量系统辨识的研究课题、研究目标、技术方案

3.1 非线性系统和多变量系统辨识所涉及的研究课题

非线性系统和多变量系统的辨识算法必须进行收敛性分析、参数估计精度与计算效率分析。非线性系统是复杂的, 存在各种各样的非线性, 输入输出数目多, 呈现多输入多输出特征。目前的研究领域主要集中在块结构非线性系统, 如 Hammerstein 非线性系统、Wiener 非线性系统、Hammerstein-Wiener 非线性系统, 以及反馈非线性系统等。尽管某些弱非线性系统经过参数化后可转化为近似线性模型, 可以用线性系统理论与方法进行的研究, 但是对于一些强非线性系统, 线性近似化难以满足精度要求, 因此, 必须针对大规模强非线性系统和多变量系统研究新的辨识建模方法, 以及辨识方法的收敛性和计算效率。

1) 关于双线性参数系统辨识理论与方法, 即关于块结构非线性系统辨识理论与方法。块结构是一类特殊的非线性系统, 是非线性块与线性动态块(线性动态子系统)的组合, 可构成并联、串连、反馈结

构形式的非线性系统(如前述的 Hammerstein 系统、Wiener 系统、Hammerstein-Wiener 系统). 当非线性块的输出可以表示为已知基函数的线性参数组合时, 这类系统可转化为一个双线性参数系统(即系统里存在非线性块参数与线性块参数乘积的系统. 注: 双线性参数系统不同于双线性系统). 按照科学研究从简单到复杂的原则, 必须首先针对这类双线性参数系统, 研究计算量小、计算效率高的辨识算法及其收敛性.

2) 关于大规模强非线性系统辨识方法的收敛性和计算效率. 如何利用数据滤波技术, 根据系统的输入输出数据研制非线性系统辨识新方法, 以提高模型参数估计精度, 一直是建模和辨识领域的研究热点. 因此, 针对这类结构复杂大规模强非线性系统, 利用滤波技术, 结合多新息(multi-innovation)辨识理论能改进辨识精度的特性, 以及充分利用系统数据和新息的思想, 研究能提高大规模非线性系统参数估计精度和收敛速度的方法, 利用随机过程理论, 研究建立非线性系统辨识方法及其参数估计算法的收敛性、评价参数估计性能和算法的计算效率, 都是领域中的重要研究课题.

3) 关于参数数目多的多变量系统辨识算法的计算效率. 由于大规模多输入多输出系统的维数高、参数数目多、存在非线性特性, 无论是基于输入输出关系的差分方程或算子表达的输出预报类方法, 还是基于状态空间模型的子空间辨识方法, 其参数估计精度低和算法的计算量大都变成了突出问题. 因此, 研究和探索新型辨识理论与方法, 提高参数估计精度和减小多变量系统辨识方法的计算量, 也是值得研究的重要辨识课题.

4) 关于多变量系统辨识算法的收敛性和计算效率. 对于参数数目多的耦合多变量系统, 如何利用递阶辨识原理和优化技术, 根据系统的输入输出数据, 将标量系统的辨识理论推广到多变量系统, 研究和提出多变量系统的递阶辨识方法, 减小算法的复杂性和计算量, 提高算法的计算效率, 解决多变量系统的辨识建模问题, 这也是领域中有待研究的重要课题.

5) 关于非线性系统和多变量系统辨识算法的并行计算与递阶计算. 针对提出的非线性系统辨识算法和多变量系统辨识算法, 探讨算法的最经济实现方式, 结合并行计算和递阶计算, 分析和评价算法的计算量, 以提高计算效率.

3.2 非线性系统和多变量系统辨识所涉及的研究目标

以流程工业的典型大规模石油化工装置复杂多变量系统为研究对象, 针对其模型是非线性、变量多、维数高、耦合性强、结构复杂的特点, 研究这类大

规模非线性系统和多变量系统的辨识算法、收敛性和计算效率. 研究目标如下:

1) 针对块结构非线性系统——双线性参数系统, 从机理上对典型的几类块结构非线性系统进行分析, 将线性参数系统辨识理论与方法加以发展, 研究并提出相应的双线性参数系统辨识理论与方法及其收敛性, 以解决复杂双线性参数系统辨识算法的计算效率与模型化问题.

2) 利用滤波技术, 结合多新息辨识理论, 研究大规模强非线性系统的动力学行为, 将双线性参数系统辨识理论加以推广, 研究并提出大规模非线性系统的辨识理论与方法及其收敛性, 以解决非线性系统辨识算法的计算效率和模型化问题.

3) 针对参数数目多的多输入多输出系统, 利用递阶辨识原理, 结合多新息理论, 研究计算量小的辨识算法, 采用并行计算和递阶计算实现提出的算法, 提高大规模多变量系统辨识算法的计算效率, 以解决多变量系统计算效率和模型化问题.

4) 多变量系统的维数高、参数数目多, 使得相应的辨识算法计算量大, 辨识精度低(在相同数据长度下). 如何利用递阶辨识原理和并行计算技术, 研究并提出计算量小、精度高的多变量系统辨识理论与方法, 有效解决多变量系统模型化和计算效率问题.

3.3 非线性系统和多变量系统辨识所涉及的技术方案

工业过程都是非线性多变量系统, 如石油炼制的千万吨级大型常减压装置、催化裂化装置, 化工过程的聚乙烯装置、聚丙烯装置等, 都是伴随传热传质、物理、化学反应的过程. 这些系统维数高、变量数目十分庞大, 控制回路达到几百甚至上千个, 描述这些反应规律的方程都是非线性的, 物流反应过程、反应机理的动力学模型也是非线性的. 维数高、变量多、非线性是这类复杂工业过程的共性特征. 针对这类大规模非线性系统和多变量新系统, 可以采取的技术研究方案如下:

1) 针对几类典型的非线性系统, 利用物理学定律、化学定律、热力学定律等, 以及基本辨识建模技术: 滤波技术、多新息辨识理论、递阶辨识原理等, 采用从简单到复杂的研究方案, 先研究较为简单的双线性参数系统的辨识理论与方法及其收敛性.

2) 进一步, 将双线性参数系统的辨识研究思路加以推广, 针对大规模非线性系统的结构特征, 辨识算法协方差阵维数大的问题, 利用滤波技术和多新息辨识理论, 研究并提出能提高收敛速度和参数估计精度的新方法, 并进行计算效率分析和收敛性分析.

3) 针对维数高、参数数目多的多变量系统辨识算法计算量大的问题, 采用递阶辨识原理, 研究并提出计算量小的辨识方法, 进一步采用并行计算技术研究缩短辨识算法执行时间, 提高计算效率, 使得大规模系统辨识方法得以实现和应用。

4) 对提出的非线性系统辨识方法、多变量系统辨识方法进行性能分析和精度分析, 采用计算机仿真验证、实验验证的研究方案, 将实验结果反馈到理论研究中, 以获得有广泛应用前景的理论和方法。

3.4 并行计算方法、递阶计算方法、递阶辨识原理简介

下面简单介绍并行计算与递阶计算方法的区别。

1) 并行计算方法是指同时使用多种计算资源实现计算的过程, 是提高计算机系统计算速度和处理能力的一种有效手段。其基本思想是利用多个处理器协同求解同一问题, 即将被求解的问题分解成若干个部分, 各部分均由一个独立的处理器来并行计算。例如, 对于简单算式 $X = ab + cd$, 假设 a 、 b 、 c 、 d 是已知的, 可以采用并行算法计算 X : 同时计算 $y = ab$ 和 $z = cd$, 然后计算 $X = y + z$, 即实现了并行计算; 对于算式 $X = abcd$ 也类似, 同时计算 $y = ab$ 和 $z = cd$, 随后计算 $X = yz$ 。很明显, 并行计算依赖于硬件-处理器的数量。

2) 由于大规模非线性系统和多变量系统的参数数目多、参数向量维数大、结构复杂, 直接的辨识算法计算量巨大。为此, 本文作者提出了递阶辨识原理 (hierarchical identification principle), 已经证明递阶辨识原理能解决多变量系统辨识算法计算量大的问题, 相关成果发表在国际期刊《Automatica》^[14]和《IEEE Transactions on Automatic Control》^[15]。递阶辨识原理是研究大规模系统、结构复杂的多变量系统辨识问题的工具, 特别适用于变量多、维数高的大规模非线性系统和多变量系统求解问题。最近发表在国际期刊《Applied Mathematical Modelling》的文章“Hierarchical multi-innovation stochastic gradient algorithm for Hammerstein nonlinear system modeling”讨论了基于分解的 Hammerstein 系统递阶多新息随机梯度辨识方法^[51]。该文入选“2013 年中国百篇最具影响国际学术论文”。

3) 递阶计算方法完全不同于并行计算方法。递阶计算是本文作者提出的一种新的计算方法, 已被广泛用在辨识领域和矩阵方程求解, 它不依赖于处理器的数量。递阶计算是先将大规模计算问题分解为一些规模较小的子问题, 一些子问题间存在耦合变量或关联变量, 在计算过程中子问题间需要交换信息, 因此, 需要提出新的变量“分解-协调”策略来实现计算,

从而提出了递阶辨识原理。递阶辨识方法主要是基于递阶辨识原理, 使得辨识算法本身的计算量下降, 与处理器数量没关系, 它不同于原辨识算法, 但达到了相同的辨识目的, 且计算量小。递阶计算的大规模计算问题分解为子问题的递阶结构如图 1 所示。其中: C_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 表示子问题 i 对其他子问题的影响关联; 当两个子问题间的影响互不对称时, 关联记为 C_{ij} , $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, N$ ^[1,14-15,51]。

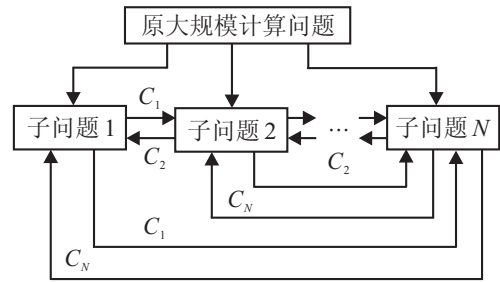


图 1 大规模计算问题分解为子问题的递阶结构

4) 递阶计算借用了大系统优化递阶控制中的“分解-协调原理”, 进而将递阶计算推广到系统辨识中, 提出了递阶辨识原理。因为子辨识问题相对于原整体问题规模小、维数低, 使得子问题的总计算量远小于原整体问题, 这就是递阶计算和递阶辨识能减小算法计算量的原因。本团队利用递阶辨识原理研究了大规模多变量系统递阶梯度迭代参数估计算法^[17], 以及其他复杂结构系统的递阶辨识方法, 并将结果推广到双率采样数据系统、多率采样数据系统^[25,52]、非均匀多率采样数据系统^[53]的辨识中。

4 领域存在的急需解决的关键系统辨识科学问题及其解决思路

4.1 关于双线性参数系统辨识算法的一致收敛性与有界收敛性

与线性参数系统相比, 双线性参数系统辨识要困难得多, 因为辨识模型中出现了线性部分与非线性部分参数的乘积项, 使得传统线性参数系统辨识理论与方法遇到特别的困难。第 1 个关键科学问题是必须针对双线性参数系统, 研究并提出新的辨识理论与方法。

1) 实际系统参数数目多、维数高, 呈现非线性、多变量特征, 如炼油企业石油蒸馏过程的控制回路变量多达几百, 甚至上千个, 可获得的量测变量数目巨大, 即系统的输入输出数据量极其庞大, 且变量间相关程度大小不同。因此, 以炼油蒸馏过程非线性多变量系统为典型案例, 对采集的大量输入输出数据, 构造一个输入输出数据乘积矩矩阵 (data product moment matrix), 对该矩阵进行特征分解, 通过部分最小二乘 (PLS) 技术、主元分析法 (PCA)、奇异值分解 (SVD) 技术识别变量的相关程度, 提炼出相关度高的

变量用于双线性参数系统、大规模非线性系统、多变量系统的辨识建模方法的研究。

2) 双线性参数系统是一类较为简单的非线性系统,它是块结构非线性系统,即 Hammerstein 系统、Wiener 系统、Hammerstein-Wiener 系统、反馈非线性系统的代表。这类系统模型中包含非线性块参数与线性动态子系统参数的乘积。对于这种情形,可以借助递阶辨识原理,对双线性参数系统进行结构分解,得到两个参数集的线性参数模型,采用关联项协调,可望研究并提出双线性参数系统的辨识理论与方法,并用随机过程理论研究所提出的辨识方法的收敛性和计算效率。

3) 关于双线性参数系统的辨识,本文作者于 2011 年发表在国际期刊《Digital Signal Processing》的长文“Identification methods for Hammerstein nonlinear systems”^[54](该文入选“2011 年中国百篇最具影响国际学术论文”),综述了一些非线性系统辨识方法的研究现状,详细阐述了 Hammerstein 非线性系统的辨识方法,即一类典型双线性参数系统的辨识方法,并提出了几个重要的辨识方法。该文为进一步研究双线性参数系统,以至非线性系统的辨识理论与方法奠定了基础。

4.2 关于大规模强非线性系统辨识方法的有界收敛性和计算效率

大规模非线性系统结构复杂,分布范围广,伴随随机干扰,辨识方法存在收敛性差、辨识精度低的问题。第 2 个关键科学问题是必须针对非线性系统的结构特征,采用滤波技术和多新息辨识理论,研究并提出能抑制过程干扰的非线性系统辨识理论与方法,并研究算法的收敛性和计算效率。

1) 与线性系统不同,非线性系统结构复杂,还存在着线性部分与非线性部分参数的乘积项,使得系统的参数向量维数大幅度增加,导致辨识算法协方差矩阵维数大、计算量大。因此,必须针对非线性系统的结构特征,研究大规模强非线性系统的动力学行为,利用滤波技术和多新息辨识理论,将双线性参数系统辨识理论加以推广,研究并提出能抑制过程干扰的非线性系统辨识理论与方法,以期解决非线性系统辨识算法计算量大的问题。

2) 辨识算法的收敛性是极其重要的,它是指数据量趋于无穷时参数估计的行为特征,是辨识算法的极限行为。在实践中,人们更关心有限数据下参数估计的收敛速度和参数估计精度(即参数估计误差的大小)。参数估计误差是一个不可计算的指标,因为实际系统的参数是未知的、是要估计的,虽然参数估计可以计算,但二者之差(估计误差)也是不可能得到的。

因此,本文作者提出了有界收敛性(或有界性)概念,具有工程意义。例如,一个算法估计误差上界值较小(如 $\varepsilon = 0.001$),则该算法有较大的应用价值;反之,值较大(如 $\varepsilon = 100$),就没有太大的应用价值。因此,从工程应用角度,为了使所提出的方法更实用,需要研究辨识算法的一致收敛性或有界收敛性,以及研究如何减小参数估计误差上界的方法^[1,55]。

3) 随机过程理论、随机鞅理论(鞅收敛定理)、以及本文作者建立的鞅超收敛定理,是专门用于线性或非线性系统递推辨识算法收敛性的重要工具,已经用来研究一系列递推辨识和参数估计方法的一致收敛性或有界收敛性。例如,用随机过程理论分别研究了多新息随机梯度辨识方法的有界收敛性^[56]和稀少数据辅助模型多新息随机梯度算法的收敛性^[57](该文入选“2011 年中国百篇最具影响国际学术论文”)等,得到了参数估计误差界,以及确定最小误差上界的方法等结论;用鞅收敛定理研究了双率采样数据系统递阶最小二乘辨识算法的收敛性^[52]。这些方法能够推广到非线性系统中,可望在大规模非线性辨识算法的收敛性方面取得有价值的研究成果。

4.3 关于多变量系统辨识算法收敛性、参数估计精度与计算效率

针对多变量系统参数数目多、维数高,辨识方法存在计算量大、收敛性差、参数估计精度低的问题,第 3 个关键科学问题是研究和探索收敛性能好的新型辨识方法,提高参数估计精度,减小多变量系统辨识方法的计算量,提高辨识算法的计算效率。

1) 维数高、参数多的多变量系统辨识算法计算量很大,一直是辨识领域有待解决的重要课题。一个简单的辨识算法往往难以获得满意的精度。辨识算法的结构和复杂性将会随问题规模的增大而增加,计算量也会增加,这种增加导致辨识算法的收敛速度和辨识精度降低。因此,必须借助于递阶辨识原理,通过参数向量的分解和参数估计的协调,结合多新息辨识理论,可望研制出计算量小、收敛速度快,满足辨识精度要求的递阶辨识算法。

2) 递阶辨识算法,特别是有色噪声干扰的多变量系统递阶辨识算法的收敛性成果还很有限。在运用鞅收敛理论研究线性参数系统辨识算法收敛性方面已有一些成果。例如,国际著名期刊《Automatica》2014 年第 3 期上论文“An efficient hierarchical identification method for general dual-rate sampled-data systems”用鞅收敛定理研究了一般双率采样数据系统的递阶辨识方法的收敛性;在论文“Performance analysis of the auxiliary model-based least-squares identification algorithm for one-step state-delay systems (International

Journal of Computer Mathematics, 2012)”中用随机过程理论研究了辅助模型最小二乘算法的收敛性^[58]. 将这种证明方法加以扩展, 考虑有色噪声干扰情形, 可望研究和证明多变量系统递阶辨识算法的收敛性, 取得更有广泛意义的研究成果.

3) 实际系统大多干扰是有色噪声, 为了解决有色噪声干扰下系统参数的无偏估计问题, 本团队提出了滤波辨识理念, 它在有色噪声干扰的线性系统和非线性系统中的广泛应用, 出现了大量的滤波辨识方法^[59-67], 其基本思想是利用噪声模型的传递函数对系统的输入输出数据进行滤波来改变系统中噪声模型的结构形式, 交互估计系统模型参数和噪声模型参数, 从而获得系统参数的无偏估计. 递阶辨识算法和滤波辨识算法的收敛性目前还没有严格的证明, 特别是有色噪声干扰时, 现有方法大多是利用随机过程理论和鞅收敛定理近似研究算法的性能^[2,25,52,68]; 对于时变随机系统, 通常采用鞅超收敛定理来研究算法的有界收敛性^[2].

4.4 关于非线性系统和多变量系统辨识算法并行计算与递阶计算

大规模非线性系统和维数高、参数多的多变量系统, 其辨识算法复杂、计算量大, 是公认的辨识难题. 第 4 个关键科学问题是, 一方面利用递阶辨识原理研究并提出计算量小的递阶辨识方法; 另一方面探讨提出算法的实现方式, 结合并行计算和递阶计算, 研究提高计算效率的方法.

1) 关于辨识算法的计算量. 在本文作者前期发表的几篇论文中, 已经讨论了标量、向量、矩阵、矩阵逆、行列式、块矩阵逆及它们之间相互运算的计算量, 以及如何以最经济方式实现它们之间的运算, 并且研究了几类递推辨识算法、迭代辨识算法、耦合辨识算法的计算效率^[5-7]. 这些为研究非线性系统和多变量

系统辨识算法的计算量, 提高计算效率奠定了基础.

2) 关于辨识算法的并行计算. 非线性系统和多变量系统辨识算法一般是基于观测的大量输入输出数据, 极小化模型输出与系统输出误差的准则函数, 通过优化方法推导的一些关系式. 随着观测数据增加, 为避免矩阵求逆运算, 减小计算量, 通常采用一些递推关系式和迭代关系式实现辨识算法. 通过分析非线性系统和多变量系统辨识算法的大量递推关系式之间的耦合关系、时序关系, 借助于本团队前期的研究成果, 采取并行计算技术, 实现辨识算法的并行计算, 可望解决大规模系统和多变量系统辨识算法的计算量大的问题和计算效率低的问题.

3) 关于辨识算法的递阶计算. 递阶辨识是一种基于递阶辨识原理提出的方法, 即基于“分解-协调”原理提出的新算法. 它能够减小辨识算法中协方差矩阵的维数, 从而降低辨识方法的计算负担, 减小计算量, 提高计算效率. 在这方面, 本团队有几篇发表在国际期刊上的递阶辨识方面的论文, 如文献^[14,52]等, 用递阶辨识原理分别研究了多变量系统和双率采样数据系统的递阶辨识方法, 并被证明能提高辨识算法的计算效率. 最近, 本团队发表在《Automatica》上的论文“An efficient hierarchical identification method for general dual-rate sampled-data systems”^[25]提出了一般双率采样数据系统的递阶辨识计算结构(参见图 2), 其中 $\hat{\alpha}(t)$ 、 $\hat{\theta}_i(t)$ 等为不同子系统的参数估计. 基于这种结构提出的递阶辨识算法具有较高的计算效率, 能够大幅度降低原辨识方法的计算量, 被证明是一种可行方法. 将这一思想加以推广用, 结合并行计算, 用递阶计算方式, 探讨和研究大规模非线性系统和多变量系统的递阶辨识方法, 可望减少大规模非线性系统和维数高、参数多的多变量系统辨识方法的计算量, 提高计算效率.

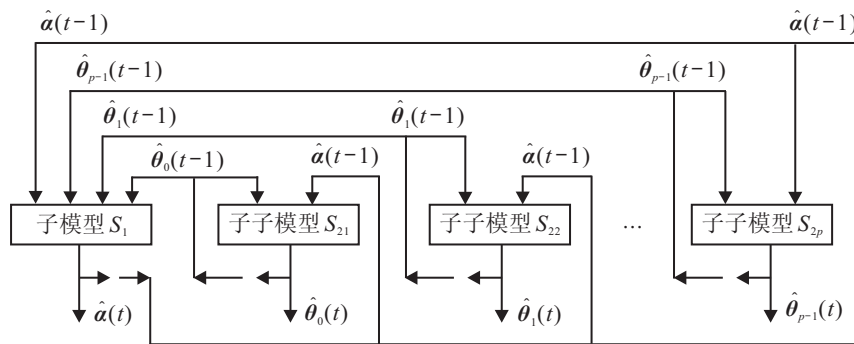


图 2 递阶辨识算法的计算结构

4.5 理论分析、计算机仿真、半实物仿真、实验研究与工程应用

新的方法可以对目标问题从理论上进行分析,

根据某种准则或原理推导出来, 也可以采用某种简化、或类比、或假设、或进行某种合理猜测直接给出. 这些新方法当时可能无法用严密的数学语言进行推

导和论证,一旦能够证明这些方法的有效性,或仿真实验结果可行,或实际应用成功,则不管在什么假设下、不管用什么途径提出的方法都将是有效的^[1,69]。

1) 理论分析. 一个辨识方法的提出需要了解实际对象的工作机理,运用有关定律、定理、原理,通过理论分析推导系统的机理模型;在此基础上,用统计辨识方法,或者提出新的辨识方法确定模型参数,并进行模型检验;随后,运用随机过程理论、随机鞅理论,从理论上分析和证明方法的收敛性,在理论上说明方法具有某种性能。

2) 计算机仿真. 辨识算法最终要应用于实际,要接受实践检验. 在算法开发和研究过程中,首先需要进行计算机仿真对比研究. 工程上,一个新方法的应用要经过漫长的时间,辨识算法也不例外. 辨识算法在应用前,一般利用计算机产生大量的模拟系统,通过搭建仿真实验平台,对理论研究中提出的各类辨识算法进行模拟研究、性能分析、精度分析等。

在仿真实验平台上,通过模拟各类非线性系统和多变量系统,利用模拟数据,对提出的非线性系统辨识和多变量系统辨识方法进行测试、模拟仿真,以验证所提出方法的有效性,并评价辨识算法的计算量,为所提出方法的工程应用前期模拟实验提供必备条件,从而评价非线性系统和多变量系统辨识建模方法的性能。

3) 半实物仿真. 辨识方法尽管经过计算机仿真对比研究,通过计算机模拟例子检验算法的性能,但还只是停留在理论研究阶段. 在经过理论分析和计算机仿真研究阶段后,最终在实践中加以验证,直至成功应用。

半实物仿真研究主要是针对控制算法的设计而言,辨识算法没有半实物仿真这一步. 一个控制器一旦设计完毕,便需要经过实践的检验. 由于控制器的加入,可能改变系统的运行状态,万一不成功,可能导致几百万甚至上千万元的经济损失(对于大型设备而言). 因此,为万无一失,控制算法在应用前最好先进行半实物仿真。

半实物仿真就是针对被控对象特性,在实验室搭建一个控制系统,系统中或控制回路中价格低的、体积小的采用真实元件,无法采用真实元件(如昂贵的大型锅炉设备、大型装置等)的,就采用仿真模型(即通过机理分析、辨识所获得的模型)代替,将控制器、真实元件、仿真模型等连接在一起进行实验. 在这种实验中,因采用了一些真实元件(实物),故称为半实物仿真,它是一种更接近实际的仿真实验技术. 这种仿真可以根据控制性能优劣而调整控制器参数或修改控制器设计(即在控制器尚未安装到真实系统

中之前,通过半实物仿真来验证控制器的设计性能,若系统性能指标不满足设计要求,则可调整控制器的参数,或修改控制器的设计)。

4) 实验研究与工程应用. 辨识建模方法的实践检验没有控制算法那么复杂. 研究辨识算法的目的就是建立系统的数学模型. 辨识算法在经过理论分析研究阶段、计算机仿真验证阶段后,就是实践检验. 通过在实际生产设备(生产装置)上进行实验,采集有关输入输出数据,将数据分为两个数据集,一个用于辨识算法建模,获得的模型用另一个数据集进行模型检验. 获得的模型通过模型检验后,将模型接入到实际系统进行开环运行,将系统输入引出作为模型输入,经过长时间观察,如果模型输出与实际系统输出很接近,则该模型可以用于预测,可以用作仿真模型,即代替实际系统进行控制器设计. 辨识获得的模型最终要用于预测,用于控制器设计,控制的好坏取决于模型质量。

在经过理论分析、计算机仿真、实践研究和工程应用后,才能评价非线性系统和多变量系统辨识建模方法的实用性. 辨识方法只有经过工程应用,才能从本质上推进非线性系统和多变量系统辨识建模的研究进程。

5 结 论

本文对双线性参数系统和大规模非线性系统进行了机理分析,利用滤波技术和多新息辨识理论,研究并提出了这类系统辨识理论与新方法,并进行了收敛性、收敛速率、辨识精度分析,可望解决双线性参数系统和一类大规模非线性系统辨识建模问题. 利用递阶辨识原理和多新息理论,研究维数高、参数多的多变量系统辨识问题,提出计算量小、收敛速度快的递阶辨识算法,用并行计算和递阶计算实现了所提出的算法,提高辨识算法的计算效率,可望解决大规模多变量系统的模型化问题. 将鞅理论和鞅收敛定理推广到非线性系统和多变量系统辨识中,研究并提出辨识算法的收敛性、参数估计误差的有界收敛性以及参数估计精度,可望建立非线性系统和多变量系统辨识收敛理论. 针对大规模非线性系统和维数高、参数多的多变量系统的辨识算法,利用递阶辨识原理和并行计算技术实现所提出的辨识算法,以提高计算效率,缩短计算时间,使得一些大型递推辨识算法能在线实现。

参考文献(References)

- [1] 丁锋. 系统辨识新论[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
(Ding F. System identification—New theory and methods[M]. Beijing: Science Press, 2013.)

- [2] 丁锋. 系统辨识——辨识方法性能分析[M]. 北京: 科学出版社, 2014.
(Ding F. System identification — Performance analysis for identification methods[M]. Beijing: Science Press, 2014.)
- [3] 丁锋. 系统辨识——多新息辨识理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2016.
(Ding F. System identification — Multi-innovation identification theory and methods[M]. Beijing: Science Press, 2016.)
- [4] Golub G H, Van Loan C F. Matrix computations[M]. The 3rd ed. Baltimore: Johns Hopkins University Press, 1996.
- [5] 丁锋. 辨识方法的计算效率 (1): 递推算法[J]. 南京信息工程大学学报: 自然科学版, 2012, 4(4): 289-300.
(Ding F. Computational efficiency of the identification methods, Part A: Recursive algorithms[J]. J of Nanjing University of Information Science and Technology: Natural Science Edition, 2012, 4(4): 289-300.)
- [6] 丁锋. 辨识方法的计算效率 (2): 迭代算法[J]. 南京信息工程大学学报: 自然科学版, 2012, 4(5): 385-401.
(Ding F. Computational efficiency of the identification methods, Part B: Iterative algorithms[J]. J of Nanjing University of Information Science and Technology: Natural Science Edition, 2012, 4(5): 385-401.)
- [7] 丁锋. 辨识方法的计算效率 (3): 信息向量耦合算法[J]. 南京信息工程大学学报: 自然科学版, 2012, 4(6): 481-495.
(Ding F. Computational efficiency of the identification methods, Part C: Coupled information vector algorithms[J]. J of Nanjing University of Information Science and Technology: Natural Science Edition, 2012, 4(6): 481-495.)
- [8] Spall J C. Identification for systems with binary subsystems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2014, 59(1): 3-17.
- [9] Hansson A, Wallin R. Maximum likelihood estimation of Gaussian models with missing data-Eight equivalent formulations[J]. Automatica, 2012, 48(9): 1955-1962.
- [10] Li J H, Ding F. Maximum likelihood stochastic gradient estimation for Hammerstein systems with colored noise based on the key term separation technique[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2011, 62(11): 4170-4177.
- [11] Hu X L, Welsh J S. Necessary and sufficient convergence conditions of the instrumental variable method for identification[J]. Automatica, 2013, 49(9): 2693-2703.
- [12] Shen F Y, Yang M, Palesi M. Guest editors' introduction to the special issue on novel on-chip parallel architectures and software support[J]. Parallel Computing, 2013, 39(9): 355-356.
- [13] Arbenz P, Saad Y, Sameh A, et al. Special issue on parallel matrix algorithms and applications[J]. Parallel Computing, 2011, 37(12): 731-732.
- [14] Ding F, Chen T. Hierarchical gradient-based identification of multivariable discrete-time systems[J]. Automatica, 2005, 41(2): 315-325.
- [15] Ding F, Chen T. Hierarchical least squares identification methods for multivariable systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2005, 50(3): 397-402.
- [16] Ding F, Chen T. Hierarchical identification of lifted state-space models for general dual-rate systems[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems — I: Regular Papers, 2005, 52(6): 1179-1187.
- [17] Zhang Z N, Ding F, Liu X G. Hierarchical gradient based iterative parameter estimation algorithm for multivariable output error moving average systems[J]. Computers and Mathematics with Applications, 2011, 61(3): 672-682.
- [18] 李恒, 谭拂晓, 孙刚, 等. 带有色公共干扰噪声的 ARMA 模型多传感器信息融合系统辨识[J]. 计算机应用, 2013, 33(增2): 296-298.
(Li H, Tan F X, Sun G, et al. Information fusion identification of mutisensor autoregressive moving average model with colored common disturbance noise[J]. J of Computer Applications, 2013, 33(S2): 296-298.)
- [19] 万佑红, 王锁萍, 蒋国平. 基于观测器的复杂网络辨识新方法研究[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1064-1068.
(Wan Y H, Wang S P, Jiang G P. A new state-observer-based approach to the identification of complex dynamical networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1064-1068.)
- [20] 王乐一, 赵文虓. 系统辨识: 新的模式、挑战及机遇[J]. 自动化学报, 2013, 39(7): 933-942.
(Wang L Y, Zhao W X. System identification: New paradigms, challenges, and opportunities[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(7): 933-942.)
- [21] 贾立, 李训龙. Hammerstein 模型辨识的回顾及展望[J]. 控制理论与应用, 2014, 31(1): 1-10.
(Jia L, Li X L. Identification of Hammerstein model: Review and prospect[J]. Control Theory & Applications, 2014, 31(1): 1-10.)
- [22] Mu B Q, Chen H F. Recursive identification of MIMO Wiener systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2013, 58(3): 802-808.
- [23] Ljung L. System identification: Theory for the user[M]. 2nd ed. Prentice-Hall: Englewood Cliffs, 1999.

- [24] Goodwin G C, Sin K S. Adaptive filtering, prediction and control[M]. Prentice-Hall: Englewood Cliffs, 1984.
- [25] Liu Y J, Ding F, Shi Y. An efficient hierarchical identification method for general dual-rate sampled-data systems[J]. *Automatica*, 2014, 50(3): 962-970.
- [26] Ding F. Coupled-least-squares identification for multivariable systems[J]. *IET Control Theory and Applications*, 2013, 7(1): 68-79.
- [27] Stano P, Lendek Z, Braaksma J, et al. Parametric bayesian filters for nonlinear stochastic dynamical systems: A survey[J]. *IEEE Trans on Cybernetics*, 2013, 43(6): 1607-1624.
- [28] 朱凯然, 何学辉, 吴惠阳, 等. 一种单自旋回波串信号参数估计方法[J]. *电子学报*, 2013, 41(3): 457-462.
(Zhu K R, He X H, Wu H Y, et al. An approach for parameter estimation of a single spin echo train signal[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(3): 457-462.)
- [29] 王建宏. 丢失数据下的条件极大似然辨识[J]. *控制与决策*, 2014, 29(2): 358-362.
(Wang J H. Conditional maximum likelihood identification under missing data[J]. *Control and Decision*, 2014, 29(2): 358-362.)
- [30] 钱富才, 黄姣茹, 秦新强. 基于鲁棒优化的系统辨识算法研究[J]. *自动化学报*, 2014, 40(5): 988-993.
(Qian F C, Huang J R, Qin X Q. Research on algorithm for system identification based on robust optimization[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(5): 988-993.)
- [31] 衷路生, 樊晓平, 杨辉, 等. 状态空间模型基于正交梯度搜索的预报误差辨识[J]. *控制与决策*, 2011, 26(5): 685-689.
(Zhong L S, Fan X P, Yang H, et al. Output error identification of LTI state-space models by orthogonal gradient search[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(5): 685-689.)
- [32] 黄辉先, 任科明, 李燕, 等. 基于渐消卡尔曼滤波算法的航空发动机参数估计方法[J]. *计算机应用*, 2013, 33(10): 2993-2995.
(Huang H X, Ren K M, Li Y, et al. Aero-engine parameters estimation using fading Kalman filter algorithm[J]. *J of Computer Applications*, 2013, 33(10): 2993-2995.)
- [33] 邓思玉, 吴瑛, 张弛. 基于 SC-FDE 循环自相关的盲参数估计算法[J]. *计算机工程*, 2013, 39(8): 135-138.
(Deng S Y, Wu Y, Zhang C. Blind parameters estimation algorithm based on SC-FDE cyclic autocorrelation[J]. *Computer Engineering*, 2013, 39(8): 135-138.)
- [34] 唐晓, 吴志健. 基于 SPPSO 算法的时滞 HBV 模型的系统辨识研究[J]. *计算机科学*, 2013, 40(2): 210-213.
(Tang X, Wu Z J. Research on system identification by SPPSO programming for time-delay HBV model[J]. *Computer Science*, 2013, 40(2): 210-213.)
- [35] Guo J, Zhao Y L. Recursive projection algorithm on FIR system identification with binary-valued observations[J]. *Automatica*, 2013, 49(11): 3396-3401.
- [36] Abdolee R. Estimation of space-time varying parameters using a diffusion LMS algorithm[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2014, 62(2): 403-418.
- [37] Söderström T, Irshad Y, Mossberg M, et al. On the accuracy of a covariance matching method for continuous-time errors-in-variables identification[J]. *Automatica*, 2013, 49(10): 2982-2993.
- [38] Irshad Y, Mossberg M, Söderström T. System identification in a networked environment using second order statistical properties[J]. *Automatica*, 2013, 49(2): 652-659.
- [39] Wills A, Schön T B, Ljung L, et al. Identification of Hammerstein-Wiener models[J]. *Automatica*, 2013, 49(1): 70-81.
- [40] Li G, Wen C. Convergence of normalized iterative identification of Hammerstein systems[J]. *Systems and Control Letters*, 2011, 60(11): 919-935.
- [41] Xia Y S, Deng Z P, Zheng W X. Analysis and application of a novel fast algorithm for 2-D ARMA model parameter estimation[J]. *Automatica*, 2013, 49(10): 3056-3064.
- [42] Cerone V, Piga D, Regruto D. Bounded error identification of Hammerstein systems through sparse polynomial optimization[J]. *Automatica*, 2012, 48(10): 2693-2698.
- [43] Marelli D, You K, Fu M. Identification of ARMA models using intermittent and quantized output observations[J]. *Automatica*, 2013, 49(2): 360-369.
- [44] Söderström T, den Hof P V, Wahlberg B, et al. Editorial: Introduction to the special issue on data-based modelling and system identification[J]. *Automatica*, 2005, 41(3): 357-358.
- [45] Ljung L, Vicino A. Guest editorial: Special issue on system identification[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2005, 50(10): 1743.
- [46] Schoukens M, Pintelon R, Rolain Y. Parametric identification of parallel hammerstein systems[J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2011, 60(12): 3931-3938.
- [47] Lv X, Ren X. Non-iterative identification and model following control of Hammerstein systems with asymmetric dead-zone nonlinearities[J]. *IET Control Theory and Applications*, 2012, 6(1): 84-89.
- [48] Liu Y, Bai E W. Iterative identification of Hammerstein systems[J]. *Automatica*, 2007, 43(2): 346-354.

- [49] Vörös J. Parameter identification of Wiener systems with multisegment piecewise-linear nonlinearities[J]. *Systems and Control Letters*, 2007, 56(2): 99-105.
- [50] Vörös J. Modeling and identification of systems with backlash[J]. *Automatica*, 2010, 46(2): 369-374.
- [51] Ding F. Hierarchical multi-innovation stochastic gradient algorithm for Hammerstein nonlinear system modeling[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2013, 37(4): 1694-1704.
- [52] Ding J, Ding F, Liu X P, et al. Hierarchical least squares identification for linear SISO systems with dual-rate sampled-data[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2011, 56(11): 2677-2683.
- [53] Ding F, Qiu L, Chen T. Reconstruction of continuous-time systems from their non-uniformly sampled discrete-time systems[J]. *Automatica*, 2009, 45(2): 324-332.
- [54] Ding F, Liu X P, Liu G. Identification methods for Hammerstein nonlinear systems[J]. *Digital Signal Processing*, 2011, 21(2): 215-238.
- [55] Ding F, Chen T. Performance bounds of the forgetting factor least squares algorithm for time-varying systems with finite measurement data[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems — I: Regular Papers*, 2005, 52(3): 555-566.
- [56] Ding F, Chen T. Performance analysis of multi-innovation gradient type identification methods[J]. *Automatica*, 2007, 43(1): 1-14.
- [57] Ding F, Liu G, Liu X P. Parameter estimation with scarce measurements[J]. *Automatica*, 2011, 47(8): 1646-1655.
- [58] Ding F, Gu Y. Performance analysis of the auxiliary model based least squares identification algorithm for one-step state delay systems[J]. *Int J of Computer Mathematics*, 2012, 89(15): 2019-2028.
- [59] Wang D Q, Ding F. Input-output data filtering based recursive least squares parameter estimation for CARARMA systems[J]. *Digital Signal Processing*, 2010, 20(4): 991-999.
- [60] Ding F, Wang Y J, Ding J. Recursive least squares parameter identification for systems with colored noise using the filtering technique and the auxiliary model[J]. *Digital Signal Processing*, 2015, 37: 100-108.
- [61] Mao Y W, Ding F. Multi-innovation stochastic gradient identification for Hammerstein controlled autoregressive autoregressive systems based on the filtering technique[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2015, 79(3): 1745-1755.
- [62] Mao Y W, Ding F. A novel data filtering based multi-innovation stochastic gradient algorithm for Hammerstein nonlinear systems[J]. *Digital Signal Processing*, 2015, 46: 215-225.
- [63] Mao Y W, Ding F. Parameter estimation for nonlinear systems by using the data filtering and the multi-innovation identification theory[J]. *Int J of Computer Mathematics*, 2016, 93, doi: 10.1080/00207160.2015.1077949.
- [64] Mao Y W, Ding F. Data filtering-based multi-innovation stochastic gradient algorithm for nonlinear output error autoregressive systems[J]. *Circuits, Systems and Signal Processing*, 2016, 35(2): 651-667.
- [65] Wang Y J, Ding F. Novel data filtering based parameter identification for multiple-input multiple-output systems using the auxiliary model[J]. *Automatica*, 2016, 71: 308-313.
- [66] Ding F, Liu X M, Gu Y. An auxiliary model based least squares algorithm for a dual-rate state space system with time-delay using the data filtering[J]. *J of the Franklin Institute*, 2016, 353(2): 398-408.
- [67] Wang X H, Ding F. Joint estimation of states and parameters for an input nonlinear state space system with colored noise using the filtering technique[J]. *Circuits, Systems and Signal Processing*, 2016, 35(2): 481-500.
- [68] Liu Y J, Ding F, Shi Y. Least squares estimation for a class of non-uniformly sampled systems based on the hierarchical identification principle[J]. *Circuits, Systems and Signal Processing*, 2012, 31(6): 1985-2000.
- [69] 丁锋, 萧德云, 丁韬. 多新息随机梯度辨识方法[J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(6): 870-874.
(Ding F, Xiao D Y, Ding T. Multi-innovation stochastic gradient identification methods[J]. *Control Theory & Application*, 2003, 20(6): 870-874.)

(责任编辑: 李君玲)