系统辨识学术专著丛书（第6分册）

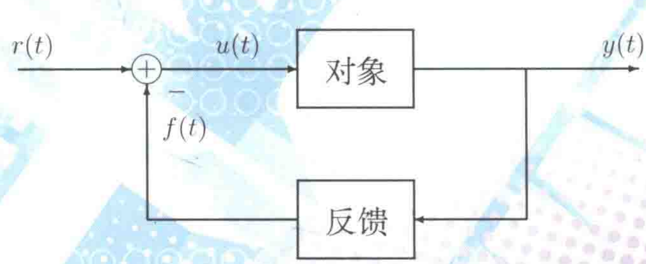
# 系统辨识
## ——多新息辨识理论与方法

丁 锋◎著

$$\frac{1-\frac{1}{2}+\frac{1}{3}-\frac{1}{4}+\cdots+\frac{1}{2n-1}-\frac{1}{2n}}{\frac{1}{n+1}+\frac{1}{n+2}+\cdots+\frac{1}{2n}}=1.$$

$$\lim_{n\to\infty}\left(1+\frac{1}{2}+\frac{1}{3}+\frac{1}{4}+\cdots+\frac{1}{n}-\ln n\right)=\gamma=0.577215\ldots$$

$$\lim_{n\to\infty}\left(1-\frac{1}{2}+\frac{1}{3}-\frac{1}{4}+\cdots+(-1)^{n-1}\frac{1}{n}\right)=\ln 2=0.693147\ldots$$




科学出版社

系统辨识学术专著丛书(第 6 分册)

# 系统辨识

## ——多新息辨识理论与方法

丁 锋 著

科 学 出 版 社

北 京

## 内 容 简 介

《系统辨识——多新息辨识理论与方法》是《系统辨识学术专著丛书》的第6分册，是作者在清华大学、江南大学教学和科研创新经验的结晶，汇聚了作者及其合作者在多新息辨识理论与方法研究方面的一些最新成果.

本书介绍了线性系统与输入非线性系统的多新息辨识方法，内容包括：多新息随机梯度类辨识方法、多新息最小二乘类辨识方法、变递推间隔多新息辨识方法、基于分解的多新息辨识方法、基于滤波的多新息辨识方法等，分析了一些典型多新息辨识方法的收敛性.本书不仅传授知识，而且还传授科学研究与创新的新思想和新方法. 特别是提出了一系列值得学者们深入研究的辨识课题，为进一步研究指明方向.

书中Matlab仿真例子源程序为初学者快速上手提供了学习蓝本. 本书可作为大学本科高年级学生、硕士和博士研究生“系统辨识”教材及有志者攀登科学高峰的科研用书，也可供自动控制、电气自动化类及相关电类专业高校教师和科技人员选用.

**图书在版编目(CIP)数据**

系统辨识：多新息辨识理论与方法/丁锋著. —北京：科学出版社，2016.3

(系统辨识学术专著丛书；6)

ISBN 978-7-03-047544-2

I. ①系… II. ①丁… III. ①系统辨识-研究 IV. ①N945.14

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2016) 第 044375 号

责任编辑：姚庆爽 / 责任校对：桂伟利

责任印制：徐晓晨 / 封面设计：迷底书装

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

北京教图印刷有限公司 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2016年3月第 一 版 开本：787×1092 1/16

2016年3月第一次印刷 印张：27

字数：650 000

**定价：165.00 元**

(如有印装质量问题，我社负责调换)

# 作 者 简 介

丁锋，男，湖北广水人(应山县人)，清华大学博士、University of Alberta 博士后、教授、博士生导师.

**教育与工作经历**如下：

- 2004 年受聘为江南大学“太湖学者”特聘教授，博士生导师、学科带头人.
- 1980 年 9 月~1984 年 7 月湖北工业大学学士学位.
- 1984 年 7 月~1988 年 8 月湖北制药厂变配电技术员.
- 1988 年 9 月~2002 年 6 月清华大学硕士学位、博士学位(优秀博士学位论文)、讲师、副教授，系统工程研究所副所长.
- 2002 年 7 月~2005 年 10 月加拿大阿尔伯塔大学(University of Alberta，埃德蒙顿)博士后、研究员.
- 2006 年 3 ~ 5 月香港科技大学研究员.
- 2006 年 12 月~2007 年 2 月、2008 年 5 ~ 12 月加拿大卡尔顿大学(Carleton University, 渥太华) 访问教授.
- 2009 年 1 ~ 10 月加拿大瑞尔森大学(Ryerson University, 多伦多)研究员(包括国家公派访问学者半年).

**主要学术成绩**如下：

- 《系统辨识——系统辨识新论》. 北京: 科学出版社, 2013. 65 万字.
- 《系统辨识——辨识方法性能分析》. 北京: 科学出版社，2014. 80 万字.
- 发表学术论文 300 余篇，其中 SCI 收录 136 篇、EI 收录 200 余篇、《Automatica》和《IEEE Transactions》20 余篇、《SIAM Journals》2 篇.
- 62 篇 SCI 论文入选 2004 ~ 2014 年十一年期间 ESI (Essential Science Indicators) 高被引论文全球前 1%，其中第一作者 35 篇.
- 2 篇第一作者论文入选“2011 年中国百篇最具影响国际学术论文”.
- 1 篇第一作者论文入选“2012 年中国百篇最具影响国际学术论文”.
- 1 篇第一作者论文入选“2013 年中国百篇最具影响国际学术论文”.
- 1 篇第二作者论文入选“2011 年中国百篇最具影响国际学术论文”和“2014 年欧洲信号处理协会 3 篇最佳论文奖之一”.

- 入选“2014 年中国高被引学者(Most Cited Chinese Researchers)榜单”.
- 入选“2014 高被引科学家和 2014 全球最有影响力科学思想名录”的工程(中国 35 名)和计算机科学(中国 5 名)两个领域.全球 3215 名，中国(包括港澳台地区)共有 146 名，中国有 17 名科学家同时入选 2 个以上领域.
- 入选“全球 2015 年高被引科学家名录(Highly Cited Researchers 2015)”的工程和数学两个领域. 全球共有 2975 名(3125 人次)科学家入选，中国共有 148 位科学家(含港澳台地区)入选 168 人次(江南大学 3 人次)，有 18 人同时入选 2 个以上领域.
- 发表在《IET Control Theory and Applications》2013 年第 2 期上的论文“Gradient-based and least-squares-based iterative algorithms for Hammerstein systems using the hierarchical identification principle”获得 2015 年 IET Journals 杂志的最佳论文奖“Premium (Best Paper) Awards”. 该奖是 IET Journals 杂志每年从前两年发表论文中评选出一篇最佳论文.
- 2008 年入选江苏省“青蓝工程”中青年学术带头人培养对象(2012 年 12 月考核颁发证书).
- 2012 年 5 月被授予“无锡市有突出贡献中青年专家”称号.

他提出和创立了辅助模型辨识思想、多新息辨识理论、递阶辨识原理、耦合辨识概念、滤波辨识理念. 在辅助模型辨识、多新息辨识、递阶辨识、耦合辨识、迭代辨识、滤波辨识领域作出了杰出贡献，提出了用于时变系统递推辨识方法与自校正控制算法有界收敛性判定工具——“鞅超收敛定理”，研究和提出了一系列辨识新方法， 研究了一系列参数估计算法的性能. 他正在出版《系统辨识学术专著丛书》，共 8 分册，每分册 60 万字以上. 他在系统辨识方面所取得的最新研究成果代表着国际系统辨识学科的前沿之一，尤其在辨识新方法、辨识方法收敛性分析等方面所作的贡献，具有前瞻性和开创性，在国内外都处于领先地位.

# 系统辨识学术专著丛书

控制科学铸造了时代的辉煌, 高集成度计算机芯片是自动化控制科学与技术的杰作. 控制科学跨越时空的伟大成就 —— 电子设备计算能力和信息处理能力的提升、自动化设备和装备的出现、自动化电子产品的普及, 彻底改变了信息社会的生活方式, 美化了我们的生活. 在这背后, 我们不禁要问: 控制科学是什么, 控制科学的基础是什么?

控制科学就是在认识事物运动规律的基础上, 通过施加特定的、奇妙的控制作用 (控制律), 以改变事物的运动轨迹, 使其向着我们期望的方向发展. 事物的运动规律用方程描述就是数学模型. 数学模型是控制科学的基础, 在控制科学发展中起到了举足轻重的作用, 是一切自然科学的基础. 系统辨识是研究建立 (动态) 系统数学模型的理论与方法.

在系统建模、系统辨识领域, 各国科学家进行了大量的研究工作, 在理论与应用方面都取得了不少优秀成果.《系统辨识学术专著丛书》的作者在学术前辈研究成果基础上, 对系统辨识方法和辨识理论进行了长期深入的研究, 系列研究成果发表在控制领域国际权威期刊《Automatica》、《IEEE Transactions》、《SIAM Journals》、《Systems & Control Letters》等上, 且被广泛引用, 得到国内外同行的认可和高度评价. 多年来, 作者一直在为出版 "系统辨识系列著作" 积累素材, 2013 年 1 月出版的《系统辨识新论》第 1 版, 到 2013 年 7 月已销售一空, 这加速了系列著作的出版进程, 应科学出版社邀请, 拟决定出版《系统辨识学术专著丛书》.

《系统辨识学术专著丛书》初步计划出版 8 分册, 各分册名称如下:

第 1 分册: 系统辨识 —— 系统辨识新论

第 2 分册: 系统辨识 —— 系统辨识方法论

第 3 分册: 系统辨识 —— 辨识方法性能分析

第 4 分册: 系统辨识 —— 辅助模型辨识思想与方法

第 5 分册: 系统辨识 —— 迭代搜索原理与辨识方法

第 6 分册: 系统辨识 —— 多新息辨识理论与方法

第 7 分册: 系统辨识 —— 递阶辨识原理与方法

第 8 分册: 系统辨识 —— 耦合辨识概念与方法

# 序

《系统辨识 —— 多新息辨识理论与方法》是《系统辨识学术专著丛书》的第 6 分册. 该书汇聚了作者承担多项国家自然科学基金项目的研究成果, 是国内外多新息辨识领域的第一部著作.

该书是作者在清华大学和江南大学给硕士生和博士生开设 “系统辨识” 等相关课程基础上, 从多新息理论角度研究了和提出了一系列多新息辨识方法. 反映这些理论与方法的重要研究成果, 都以 Regular Papers 形式发表在《Automatica》、《IEEE Transactions》等国际著名杂志上, 被国内外同行广泛引用, 并给予高度评价.

多新息辨识理论与辨识方法是丁锋教授的原创性研究成果. 多新息辨识方法在提高梯度算法等的参数估计精度方面具有显著的优点. 发表在国际著名期刊《Automatica》2007 年第 1 期和《IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics》2010 年第 3 期上的多新息辨识 Regular Papers 论文, 足以说明其在国际控制领域的学术价值和地位.

该书介绍了线性回归系统的多新息辨识理论与方法, 随后按照方程误差系统、输出误差系统、输入非线性方差误差系统, 研究了多新息辨识方法、变递推间隔多新息辨识方法、基于辨识模型分解的多新息辨识方法、基于数据滤波的多新息辨识方法等.

上述研究成果体现了该书的学术水平及其创新点, 在国内外都处于领先位置, 出版该专著具有重要的科学意义. 这是一部优秀的理论著作, 与国内外同类书相比, 其独特之处表现在:

第一, 该书内容新颖、原始创新性强, 如多新息辨识理论是作者首次提出的, 发表在国际著名期刊上, 且被广泛引用;

第二, 该书结构思路清晰、深入分析了多新息辨识方法产生的机理, 揭示了辨识方法间深层的性质和特征, 写作方法独特;

第三, 该书不仅传授知识, 而且还传授科学研究与创新的新思想和新方法, 特别是书中还提出了一系列值得学者们深入研究的辨识课题, 为进一步研究指明方向.

桂卫华

中国工程院院士 桂卫华 教授
2015 年 12 月于中南大学

# 前 言

系统辨识是研究建立系统数学模型的理论与方法. 近年来, 系统辨识应用范围日益广泛和深入, 系统辨识的理论与方法得到很大发展. 然而, 还缺乏系统总结这些优秀理论成果的著作, 这就是《系统辨识学术专著丛书》的出版意图. 至此, 这套丛书已经出版了第 1 分册《系统辨识新论》和第 3 分册《系统辨识 —— 辨识方法性能分析》. 本书《系统辨识 —— 多新息辨识理论与方法》是《系统辨识学术专著丛书》的第 6 分册, 重点介绍作者在多新息辨识方面取得的一系列最新成果.

本书是作者在清华大学和江南大学为研究生开设的 “系统辨识” 等相关课程教学经验与数年海内外科学研究经验的结晶, 除重点介绍一些基础知识和多新息辨识方法外, 还致力于传授科学研究与创新的新思想. 书中提出了一系列开放性的辨识研究课题, 使读者能清楚了解多新息辨识领域还有哪些研究难题尚未解决, 并为今后的研究指明方向.

本书主要内容是作者及其合作者发表在国际著名期刊《Automatica》、《IEEE Transactions》等上的系列多新息辨识研究成果. 这些研究成果得到多项国家自然科学基金项目资助 (项目成果都被国家自然科学基金委评价为 “优秀”).

《系统辨识 —— 多新息辨识理论与方法》是以本书作者发表在《南京信息工程大学学报》上的 5 篇连载论文 (2012 年第 1 期、2015 年第 1、2、5、6 期) 为蓝本, 进行补充, 加上 “多新息辨识方法的性能分析” 一章构成的.

全书共 6 章. 第 1 章是全书的基础, 详细介绍线性回归系统多新息随机梯度辨识方法、多新息最小二乘辨识算法、变递推间隔多新息随机梯度辨识方法、变递推间隔多新息最小二乘辨识方法等. 第 2 章研究方程误差系统多新息辨识方法. 第 3 章研究输出误差系统的辅助模型多新息辨识方法. 第 4 章研究输入非线性方程误差系统的多新息辨识方法. 第 5 章研究输入非线性方程误差自回归系统的多新息辨识方法和基于滤波的多新息辨识方法等. 第 6 章研究几个典型多新息辨识方法的收敛性. 随后是参考文献、索引和后记.

本书提供的 Matlab 仿真实验有助于理解辨识方法的性能和证实算法的有效性. 书中仿真例子和 Matlab 源程序都是本书作者亲自完成的. 因此, 建议读者能亲自完成几个实验, 以加深对理论方法的理解. 书中备有思考题, 其中有的是需要深入思考的辨识难题, 这类问题的解决就是新的科学发现.

本书可作为我国自动化等电类专业、控制科学与工程学科用书, 可作为培养高层次的创新型人才的 “系统辨识” 教材和科研用书, 也可作为有关技术人员、工程师的参考书.

丁锋

2015 年 12 月于江南大学

# 主要符号说明

**数集和数域**

| | |
|---|---|
| $\mathbb{N}$ | 自然数集: $\mathbb{N}=\{1,2,3,\cdots\}$. |
| $\mathbb{N}_0$ | 包括 0 的自然数集: $\mathbb{N}_0=\{0,1,2,3,\cdots\}$. |
| $\mathbb{Z}$ | 整数集: $\mathbb{Z}=\{\cdots,-2,-1,0,1,2,\cdots\}$. |
| $\mathbb{Q}$ | 有理数集或有理数域. |
| $\mathbb{R}$ | 实数集或实数域, $\mathbb{R}:=\mathbb{R}^1$. |
| $\mathbb{R}^n$ | $n$ 维实欧几里得 (Euclidean) 空间, $\mathbb{R}^n:=\mathbb{R}^{n\times 1}$,<br>或 $n$ 维实数列向量集或实系数函数列向量集 (列向量空间). |
| $\mathbb{R}^{m\times n}$ | 所有 $m$ 行 $n$ 列矩阵构成的实空间或实系数函数空间. |
| $\mathbb{R}^{1\times n}$ | $n$ 维实数行向量集或实系数函数行向量集 (行向量空间). |
| $\mathbb{C}$ | 复数集或复数域; $\mathbb{F}$ 代表 $\mathbb{R}$ 或 $\mathbb{C}$. |
| $\mathbb{C}^{m\times n}$ | $m\times n$ 复矩阵集或复系数函数矩阵集;<br>$\mathbb{F}^{m\times n}$ 代表 $\mathbb{R}^{m\times n}$ 或 $\mathbb{C}^{m\times n}$. |
| $\mathbb{C}^n$ | $n$ 维复数列向量集或复系数函数列向量集, $\mathbb{C}^n:=\mathbb{C}^{n\times 1}$;<br>$\mathbb{F}^{n\times 1}=:\mathbb{F}^n$ 代表 $\mathbb{R}^n$ 或 $\mathbb{C}^n$. |
| $\mathbb{C}^{1\times n}$ | $n$ 维复数行向量集或复系数函数行向量集. |
| $\mathbb{F}$ | 代表 $\mathbb{R}$ 或 $\mathbb{C}$. |

**数向量和数矩阵**

| | |
|---|---|
| $\mathbf{0}$ | 适当维数的零向量或零矩阵. |
| $\mathbf{0}_{m\times n}$ | $m\times n$ 零矩阵. |
| $\mathbf{1}$ | 元均为 1 的适当维数矩阵. |
| $\mathbf{1}_{m\times n}$ | 元均为 1 的 $m\times n$ 矩阵. |
| $\mathbf{1}_n$ | 元均为 1 的 $n$ 维列向量, $\mathbf{1}_n:=\mathbf{1}_{n\times 1}$. |
| $\boldsymbol{I}$ | 适当维数的单位阵, 其对角元均为 1, 其余元均为零. |
| $\boldsymbol{I}_n$ | $n$ 阶单位阵 $\boldsymbol{I}_n\in\mathbb{R}^{n\times n}$, 其对角元均为 1, 其余元均为零. |

**基本数学符号**

| | |
|---|---|
| $\mathrm{adj}[\boldsymbol{A}]$ | 矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的伴随矩阵, $\mathrm{adj}[\boldsymbol{A}]=\det[\boldsymbol{A}]\boldsymbol{A}^{-1}$. |
| $\mathrm{col}[\boldsymbol{X}]$ | 将矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的列按次序排成的向量. 如<br>$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n]\in\mathbb{R}^{m\times n}$, $\boldsymbol{x}_i\in\mathbb{R}^m$, $i=1,2,\cdots,n$, 那么<br>$\mathrm{col}[\boldsymbol{X}]:=\begin{bmatrix}\boldsymbol{x}_1\\ \boldsymbol{x}_2\\ \vdots\\ \boldsymbol{x}_n\end{bmatrix}\in\mathbb{R}^{mn}$. 有的资料上用 $\mathrm{vec}\boldsymbol{X}$ 代替 $\mathrm{col}[\boldsymbol{X}]$. |

| | |
|---|---|
| const | 常数. |
| cov | $\mathrm{cov}[\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}]$ 表示随机向量 $\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{y}$ 的协方差阵, 定义为 $\mathrm{cov}[\boldsymbol{x}] := \mathrm{E}[(\boldsymbol{x}-\bar{\boldsymbol{x}})(\boldsymbol{y}-\bar{\boldsymbol{y}})^{\mathrm{T}}]$, $\bar{\boldsymbol{x}} := \mathrm{E}[\boldsymbol{x}]$. |
| $\mathrm{D}[*]$ | $\mathrm{D}[x(t)] := \mathrm{var}[x(t)]$ 表示随机变量 (过程) $x(t)$ 的方差. |
| $\det[\boldsymbol{X}]$ | 矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的行列式, 即 $\det[\boldsymbol{X}] := \lvert\boldsymbol{X}\rvert$. |
| $\mathrm{diag}[*,*,\cdots,*]$ | 对角矩阵. |
| $\dim\boldsymbol{\varphi}(t)$ | 表示向量 $\boldsymbol{\varphi}(t)$ 的维数, 如 $\boldsymbol{\varphi}(t)\in\mathbb{R}^n$, 则 $\dim\boldsymbol{\varphi}(t)=n$. |
| $\mathrm{E}[*]$ | 数学期望 (均值). |
| $\mathrm{E}[*\lvert\mathcal{F}_t]$ | 对 $\mathcal{F}_t$ 的条件期望 (条件均值). |
| $\exp(x)$ | 指数函数, $\exp(x)=\mathrm{e}^x$. |
| for all | for all $t\geqslant 0$ 表示对所有 $t\geqslant 0$, 即 $t=0,1,2,\cdots$. |
| for any | for any $t>0$ 表示对每一个 $t>0$, 即 $t=1,2,3,\cdots$. |
| for large | for large $t$ 表示对大 $t$. |
| for some | for some $t>0$ 表示对某个 $t>0$, 如 $t=1,2,3,\cdots$ 中的一个. |
| $\mathrm{grad}[f(\boldsymbol{x})]$ | 标量函数 $f(\boldsymbol{x})$ 对向量自变量 $\boldsymbol{x}\in\mathbb{R}^n$ 的梯度 (列向量), 定义为 $\mathrm{grad}[f(\boldsymbol{x})]=\frac{\partial\boldsymbol{f}(x)}{\partial\boldsymbol{x}}\in\mathbb{R}^n$. |
| $\mathrm{Im}[s]$ | $s$ 的虚部, 若 $s=\sigma+\mathrm{j}\omega$, $\sigma$ 和 $\omega$ 均为实数, 则 $\mathrm{Im}[s]=\omega$. |
| $\inf[*]$ | 下界. 例如, $f(x)=\exp(-x^2)$, 则 $\inf[f(x)]=0$. |
| j | 虚数单位, 即 $\mathrm{j}=\sqrt{-1}$. |
| lim | 极限符号. |
| lim sup | 上界极限符号. |
| $\ln[*]$ | 以 $\mathrm{e}=2.718281828459\cdots$ 为底的自然对数. |
| $\max[*,*,\cdots,*]$ | $(*,*,\cdots,*)$ 中最大者. |
| $\min[*,*,\cdots,*]$ | $(*,*,\cdots,*)$ 中最小者. |
| $\mathrm{Re}[s]$ | $s$ 的实部, 若 $s=\sigma+\mathrm{j}\omega$, $\sigma$ 和 $\omega$ 均为实数, 则 $\mathrm{Re}[s]=\sigma$. |
| $\mathrm{sgn}(x)$ | 符号函数, 即 $\mathrm{sgn}(x)=\begin{cases}1, & x\geqslant 0,\\ -1, & x<0.\end{cases}$ |
| star ($\star$) | Star 积或 $\star$ 积或星积 (即块矩阵 $\star$ 积, 块矩阵内积). 例如, $\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{X}_1\\ \boldsymbol{X}_2\\ \vdots\\ \boldsymbol{X}_p\end{bmatrix}$, $\boldsymbol{Y}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{Y}_1\\ \boldsymbol{Y}_2\\ \vdots\\ \boldsymbol{Y}_p\end{bmatrix}$, $\boldsymbol{X}\star\boldsymbol{Y}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{X}_1\\ \boldsymbol{X}_2\\ \vdots\\ \boldsymbol{X}_p\end{bmatrix}\star\begin{bmatrix}\boldsymbol{Y}_1\\ \boldsymbol{Y}_2\\ \vdots\\ \boldsymbol{Y}_p\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{X}_1\boldsymbol{Y}_1\\ \boldsymbol{X}_2\boldsymbol{Y}_2\\ \vdots\\ \boldsymbol{X}_p\boldsymbol{Y}_p\end{bmatrix}$. |
| sup | 上界. 例如, $f(x)=1-\exp(-x^2)$, 则 $\sup[f(x)]=1$. |
| T | 上标 T 表示矩阵转置. |
| $\mathrm{tr}[\boldsymbol{X}]$ | 矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的迹, 即矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的对角元之和 (也等于 $\boldsymbol{X}$ 的特征值之和). |
| $\mathrm{var}[x(t)]$ | 随机过程 (变量) $x(t)$ 的方差, 即 $\mathrm{var}[x(t)]=\mathrm{E}\{[x(t)-\mathrm{E}(x(t))]^2\}$. |
| $\lvert x\rvert$ | $\lvert x\rvert := \mathrm{abs}(x)$ 表示 $x$ 的绝对值; |
| $\lvert\boldsymbol{X}\rvert$ | $\lvert\boldsymbol{X}\rvert := \det[\boldsymbol{X}]$ 表示方阵 $\boldsymbol{X}$ 的行列式. |

**变量和函数定义**

| | |
|---|---|
| $A =: X$ | $A$ 定义为 $X$. |
| $X := A$ | $A$ 定义为 $X$. |
| $1(t)$ | 单位阶跃函数: $1(t) = \begin{cases} 1, & t \geqslant 0, \\ 0, & t < 0. \end{cases}$ |
| $\|\boldsymbol{X}\|$ | 矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的范数, 如定义为 $\|\boldsymbol{X}\|^2 := \mathrm{tr}[\boldsymbol{X}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}]$ 或 $\|\boldsymbol{X}\|^2 := \lambda_{\max}[\boldsymbol{X}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}]$. |
| $\boldsymbol{X}^{-1}$ | 方阵 $\boldsymbol{X}$ 的逆矩阵, 定义为 $\boldsymbol{X}^{-1}\boldsymbol{X} = \boldsymbol{X}\boldsymbol{X}^{-1} = \boldsymbol{I}$, 或 $\boldsymbol{X}^{-1} = \mathrm{adj}[\boldsymbol{X}]/\det[\boldsymbol{X}]$. |
| $\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}$ | 矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的转置. |
| $\boldsymbol{X}^{-\mathrm{T}}$ | 矩阵 $\boldsymbol{X}$ 逆的转置: $\boldsymbol{X}^{-\mathrm{T}} = [\boldsymbol{X}^{-1}]^{\mathrm{T}} = [\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}]^{-1}$. |
| $\boldsymbol{X}^*$ | (复) 矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的共轭转置. |
| $z^{-1}$ | 单位后移算子, 如 $z^{-1}y(t) = y(t-1)$. |
| $f(t) = o(g(t))$ | 表示 $g(t) > 0$, $\lim\limits_{t\to\infty} \dfrac{f(t)}{g(t)} = 0$. |
| $f(t) = O(g(t))$ | 表示 $g(t) \geqslant 0$, 存在常数 $\delta_1 > 0$ 和 $t_1$ 满足 $\|f(t)\| \leqslant \delta_1 g(t)$, $t \geqslant t_1$. |
| $\boldsymbol{P}(t)$ | 协方差矩阵. |
| $\delta$ | 相对参数估计误差 $\delta := \|\hat{\boldsymbol{\theta}}(t) - \boldsymbol{\theta}\|/\|\boldsymbol{\theta}\|$ 或 $\delta := \|\hat{\boldsymbol{\theta}}(t) - \boldsymbol{\theta}(t)\|/\|\boldsymbol{\theta}(t)\|$. |
| $\delta_a$ | 绝对参数估计误差 $\delta_a := \|\hat{\boldsymbol{\theta}}(t) - \boldsymbol{\theta}\|$ 或 $\delta_a := \|\hat{\boldsymbol{\theta}}(t) - \boldsymbol{\theta}(t)\|$. |
| $\delta_0$ | 均方参数估计初值偏差 $\delta_0 := \mathrm{E}[\|\hat{\boldsymbol{\theta}}(0) - \boldsymbol{\theta}\|^2]$, 或 $\delta_0 := \mathrm{E}[\|\hat{\boldsymbol{\theta}}(0) - \boldsymbol{\theta}(0)\|^2]$. |
| $\delta_{ij}$ | Kronecker delta 函数, $\delta_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j, \\ 0, & i \neq j. \end{cases}$ |
| $\delta_{\mathrm{ns}}$ | 噪信比. |
| $\boldsymbol{\theta}$ 或 $\boldsymbol{\theta}(t)$ | 时不变或时变参数向量 (或参数矩阵). |
| $\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$ | 参数向量 (矩阵) $\boldsymbol{\theta}$ 或 $\boldsymbol{\theta}(t)$ 在时刻 $t$ 的估计. |
| $\tilde{\boldsymbol{\theta}}(t)$ | 参数估计误差 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}(t) := \hat{\boldsymbol{\theta}}(t) - \boldsymbol{\theta}$ 或 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}(t) := \hat{\boldsymbol{\theta}}(t) - \boldsymbol{\theta}(t)$. |
| $\lambda$ | 遗忘因子: $0 \leqslant \lambda \leqslant 1$. |
| $\lambda[\boldsymbol{X}]$ | 方阵 $\boldsymbol{X}$ 的特征值. |
| $\lambda_i[\boldsymbol{X}]$ | 方阵 $\boldsymbol{X}$ 的第 $i$ 个特征值. |
| $\lambda_{\max}[\boldsymbol{X}]$ | 对称矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的最大特征值. |
| $\lambda_{\min}[\boldsymbol{X}]$ | 对称矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的最小特征值. |
| $\sigma[\boldsymbol{X}]$ | 矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的非零奇异值 (不要求为方阵), 它定义为 $\sigma[\boldsymbol{X}] := \sqrt{\lambda[\boldsymbol{X}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}]}$ 或 $\sigma[\boldsymbol{X}] := \sqrt{\lambda[\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}]}$. |
| $\sigma_i[\boldsymbol{X}]$ | 矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的第 $i$ 个非零奇异值. |
| $\sigma_v^2(t)$ 或 $\sigma_v^2$ | 噪声 $\{v(t)\}$ 的方差. |
| $\otimes$ | Kronecker 积或直积, 若 $\boldsymbol{A} = [a_{ij}] \in \mathbb{R}^{m\times n}$, $\boldsymbol{B} = [b_{ij}] \in \mathbb{R}^{p\times q}$, 则 $\boldsymbol{A} \otimes \boldsymbol{B} = [a_{ij}\boldsymbol{B}] \in \mathbb{R}^{(mp)\times(nq)}$, 一般 $\boldsymbol{A} \otimes \boldsymbol{B} \neq \boldsymbol{B} \otimes \boldsymbol{A}$. |
| $\star$ | Star 积或 $\star$ 积或星积 (即块矩阵 $\star$ 积, 块矩阵内积), 定义见上. |
| $\circ$ | Hadamard 积, 定义为两个矩阵对应元素相乘. 若 $\boldsymbol{A} = [a_{ij}] \in \mathbb{F}^{m\times n}$ 和 $\boldsymbol{B} = [b_{ij}] \in \mathbb{F}^{m\times n}$, 则 |

$\boldsymbol{A} \circ \boldsymbol{B} = [a_{ij}] \circ [b_{ij}] = [a_{ij}b_{ij}] \in \mathbb{F}^{m\times n}$.

Hadamard 积要求两个矩阵的维数相同.

两个矩阵的 Hadamard 积的例子如下:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \\ b_{31} & b_{32} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} & a_{12}b_{12} \\ a_{21}b_{21} & a_{22}b_{22} \\ a_{31}b_{31} & a_{32}b_{32} \end{bmatrix}.$$

# 目　录


系统辨识学术专著丛书

序

前言

主要符号说明

第 1 章　线性回归系统 ······ 1

1.1　引言 ······ 1

1.2　多新息辨识理论 ······ 1

1.2.1　什么是多新息辨识方法 ······ 2

1.2.2　变递推间隔多新息辨识方法 ······ 3

1.2.3　多新息辨识的重要文献与研究成果 ······ 3

1.3　多新息随机梯度辨识方法 ······ 5

1.3.1　随机梯度辨识算法 ······ 6

1.3.2　多新息随机梯度辨识算法 ······ 7

1.3.3　多新息随机梯度辨识方法的特点 ······ 11

1.3.4　仿真例子 ······ 12

1.4　多新息梯度类辨识方法 ······ 16

1.4.1　多新息投影辨识算法 ······ 16

1.4.2　多新息遗忘梯度算法 ······ 18

1.4.3　多新息广义投影算法 ······ 19

1.5　变递推间隔多新息梯度类辨识方法 ······ 19

1.5.1　变递推间隔多新息投影算法 ······ 21

1.5.2　变递推间隔多新息广义投影算法 ······ 24

1.5.3　变递推间隔多新息随机梯度算法 ······ 24

1.5.4　几个多新息梯度辨识方法 ······ 25

1.6　多新息最小二乘辨识方法 ······ 29

1.6.1　最小二乘辨识算法 ······ 29

1.6.2　递推最小二乘辨识算法 ······ 33

1.6.3　遗忘因子最小二乘辨识算法 ······ 35

1.6.4　多新息最小二乘辨识算法 ······ 40

1.7　多新息最小二乘类辨识方法 ······ 42

1.7.1　有限数据窗递推最小二乘辨识算法 ······ 43

1.7.2　变递推间隔多新息最小二乘辨识算法 ······ 44

1.7.3　几个多新息最小二乘辨识方法 ······ 46

1.8 小结 ······ 49
1.9 思考题 ······ 52
**第 2 章 方程误差类系统** ······ 56
2.1 引言 ······ 56
2.2 受控自回归系统 ······ 59
2.3 受控自回归滑动平均系统 ······ 60
2.3.1 系统描述与辨识模型 ······ 60
2.3.2 增广随机梯度辨识方法 ······ 61
2.3.3 多新息增广随机梯度辨识方法 ······ 64
2.3.4 递推增广最小二乘辨识方法 ······ 67
2.3.5 多新息增广最小二乘辨识方法 ······ 68
2.4 受控自回归自回归系统 ······ 69
2.4.1 系统描述与辨识模型 ······ 69
2.4.2 广义随机梯度算法 ······ 71
2.4.3 多新息广义随机梯度算法 ······ 71
2.4.4 递推广义最小二乘算法 ······ 72
2.4.5 多新息广义最小二乘算法 ······ 73
2.5 受控自回归自回归滑动平均系统 ······ 73
2.5.1 系统描述与辨识模型 ······ 73
2.5.2 广义增广随机梯度算法 ······ 75
2.5.3 多新息广义增广随机梯度算法 ······ 77
2.5.4 递推广义增广最小二乘算法 ······ 78
2.5.5 多新息广义增广最小二乘算法 ······ 80
2.5.6 关于输出预报与模型验证 ······ 81
2.5.7 仿真例子 ······ 86
2.6 CARARMA 系统的分解多新息辨识方法 ······ 94
2.6.1 系统描述与分解辨识模型 ······ 95
2.6.2 基于分解的广义增广随机梯度算法 ······ 96
2.6.3 基于分解的多新息广义增广随机梯度算法 ······ 98
2.6.4 基于分解的递推广义增广最小二乘算法 ······ 100
2.6.5 基于分解的多新息广义增广最小二乘算法 ······ 103
2.7 CARARMA 系统的滤波多新息辨识方法 ······ 104
2.7.1 系统描述与滤波辨识模型 ······ 105
2.7.2 基于滤波的广义增广随机梯度算法 ······ 106
2.7.3 基于滤波的多新息广义增广随机梯度算法 ······ 110
2.7.4 基于滤波的递推广义增广最小二乘算法 ······ 112
2.7.5 基于滤波的多新息广义增广最小二乘算法 ······ 115
2.8 小结 ······ 117

2.9 思考题 ······ 117
**第 3 章　输出误差类系统** ······ 122
3.1 引言 ······ 122
3.2 输出误差系统 ······ 124
3.2.1 系统描述与辨识模型 ······ 124
3.2.2 辅助模型随机梯度辨识方法 ······ 125
3.2.3 辅助模型多新息随机梯度辨识方法 ······ 129
3.2.4 辅助模型递推最小二乘辨识方法 ······ 132
3.2.5 辅助模型多新息最小二乘辨识方法 ······ 134
3.3 输出误差滑动平均系统 ······ 136
3.3.1 系统描述与辨识模型 ······ 136
3.3.2 辅助模型增广随机梯度辨识方法 ······ 138
3.3.3 辅助模型多新息增广随机梯度辨识方法 ······ 140
3.3.4 辅助模型递推增广最小二乘辨识方法 ······ 142
3.3.5 辅助模型多新息增广最小二乘辨识方法 ······ 145
3.3.6 仿真例子 ······ 147
3.4 输出误差自回归系统 ······ 157
3.4.1 系统描述与辨识模型 ······ 157
3.4.2 辅助模型广义随机梯度算法 ······ 159
3.4.3 辅助模型多新息广义随机梯度算法 ······ 160
3.4.4 辅助模型递推广义最小二乘算法 ······ 161
3.4.5 辅助模型多新息广义最小二乘算法 ······ 162
3.5 Box-Jenkins 系统 ······ 164
3.5.1 系统描述与辨识模型 ······ 164
3.5.2 辅助模型广义增广随机梯度算法 ······ 166
3.5.3 辅助模型多新息广义增广随机梯度算法 ······ 169
3.5.4 辅助模型递推广义增广最小二乘算法 ······ 171
3.5.5 辅助模型多新息广义增广最小二乘算法 ······ 172
3.6 Box-Jenkins 系统的分解多新息辨识方法 ······ 174
3.6.1 系统描述与分解辨识模型 ······ 174
3.6.2 基于分解的辅助模型广义增广随机梯度算法 ······ 175
3.6.3 基于分解的辅助模型多新息广义增广随机梯度算法 ······ 178
3.6.4 基于分解的辅助模型递推广义增广最小二乘算法 ······ 180
3.6.5 基于分解的辅助模型多新息广义增广最小二乘算法. ······ 183
3.7 OEAR 系统的滤波多新息辨识方法 ······ 184
3.7.1 系统描述与滤波辨识模型 ······ 184
3.7.2 基于滤波的辅助模型广义随机梯度算法 ······ 186
3.7.3 基于滤波的辅助模型多新息广义随机梯度算法 ······ 188

3.7.4 基于滤波的辅助模型递推广义最小二乘算法 ············ 190
3.7.5 基于滤波的辅助模型多新息广义最小二乘算法 ············ 192
3.8 Box-Jenkins 系统的滤波多新息辨识方法 ············ 194
3.8.1 Box-Jenkins 系统描述与滤波辨识模型 ············ 194
3.8.2 基于滤波的辅助模型广义增广随机梯度算法 ············ 196
3.8.3 基于滤波的辅助模型多新息广义增广随机梯度算法 ············ 199
3.8.4 基于滤波的辅助模型广义增广递推最小二乘算法 ············ 202
3.8.5 基于滤波的辅助模型多新息广义增广最小二乘算法 ············ 203
3.9 小结 ············ 205
3.10 思考题 ············ 206
**第 4 章 输入非线性方程误差系统** ············ 211
4.1 引言 ············ 211
4.2 基于过参数化模型的多新息辨识方法 ············ 214
4.2.1 系统描述与过参数化辨识模型 ············ 214
4.2.2 基于过参数化模型的随机梯度算法 ············ 216
4.2.3 基于过参数化模型的多新息随机梯度算法 ············ 217
4.2.4 基于过参数化模型的递推最小二乘算法 ············ 219
4.2.5 基于过参数化模型的多新息最小二乘算法 ············ 222
4.3 基于过参数化模型的递阶多新息辨识方法 ············ 224
4.3.1 基于过参数化模型的递阶随机梯度算法 ············ 225
4.3.2 基于过参数化模型的递阶多新息随机梯度算法 ············ 226
4.3.3 基于过参数化模型的递阶最小二乘算法 ············ 228
4.3.4 基于过参数化模型的递阶多新息最小二乘算法 ············ 230
4.4 基于关键项分离的多新息辨识方法 ············ 232
4.4.1 基于关键项分离的辨识模型 ············ 233
4.4.2 基于关键项分离的随机梯度算法 ············ 234
4.4.3 基于关键项分离的多新息随机梯度算法 ············ 235
4.4.4 基于关键项分离的递推最小二乘算法 ············ 237
4.4.5 基于关键项分离的多新息最小二乘算法 ············ 239
4.5 基于关键项分离的两阶段多新息辨识方法 ············ 240
4.5.1 基于关键项分离的两阶段随机梯度算法 ············ 241
4.5.2 基于关键项分离的两阶段多新息随机梯度算法 ············ 243
4.5.3 基于关键项分离的两阶段递推最小二乘算法 ············ 244
4.5.4 基于关键项分离的两阶段多新息最小二乘算法 ············ 246
4.6 基于关键项分离的三阶段多新息辨识方法 ············ 248
4.6.1 基于关键项分离的三阶段辨识模型 ············ 248
4.6.2 基于关键项分离的三阶段随机梯度算法 ············ 249
4.6.3 基于关键项分离的三阶段多新息随机梯度算法 ············ 250

4.6.4 基于关键项分离的三阶段递推最小二乘算法 ······ 252
4.6.5 基于关键项分离的三阶段多新息最小二乘算法 ······ 255
4.6.6 算法的计算量比较 ······ 258
4.7 小结 ······ 258
4.8 思考题 ······ 260
**第 5 章 输入非线性方程误差自回归系统** ······ 263
5.1 引言 ······ 263
5.2 基于过参数化模型的多新息辨识方法 ······ 265
5.2.1 系统描述与过参数化辨识模型 ······ 265
5.2.2 基于过参数化模型的广义随机梯度算法 ······ 268
5.2.3 基于过参数化模型的多新息广义随机梯度算法 ······ 269
5.2.4 基于过参数化模型的递推广义最小二乘算法 ······ 270
5.2.5 基于过参数化模型的多新息广义最小二乘算法 ······ 271
5.3 基于关键项分离的多新息辨识方法 ······ 272
5.3.1 基于关键项分离的辨识模型 ······ 273
5.3.2 基于关键项分离的广义随机梯度算法 ······ 274
5.3.3 基于关键项分离的多新息广义随机梯度算法 ······ 275
5.3.4 基于关键项分离的递推广义最小二乘算法 ······ 276
5.3.5 基于关键项分离的多新息广义最小二乘算法 ······ 277
5.4 基于数据滤波的多新息辨识方法 (1) ······ 278
5.4.1 基于滤波的辨识模型 ······ 278
5.4.2 基于滤波的随机梯度算法 ······ 279
5.4.3 基于滤波的多新息随机梯度算法 ······ 281
5.4.4 基于滤波的递推最小二乘算法 ······ 283
5.4.5 基于滤波的多新息最小二乘算法 ······ 285
5.5 基于数据滤波的多新息辨识方法 (2) ······ 286
5.5.1 基于滤波的辨识模型 ······ 287
5.5.2 基于滤波的随机梯度算法 ······ 287
5.5.3 基于滤波的多新息随机梯度算法 ······ 288
5.5.4 基于滤波的递推最小二乘算法 ······ 290
5.5.5 基于滤波的多新息最小二乘算法 ······ 291
5.6 基于数据滤波的多新息辨识方法 (3) ······ 291
5.6.1 基于滤波的辨识模型 ······ 292
5.6.2 基于滤波的随机梯度算法 ······ 292
5.6.3 基于滤波的多新息随机梯度算法 ······ 293
5.6.4 基于滤波的递推最小二乘算法 ······ 293
5.6.5 基于滤波的多新息最小二乘算法 ······ 294
5.7 基于关键项分离的分解多新息辨识方法 ······ 296