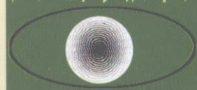


长江科学技术文库

国家“十五”重点
图书出版规划项目

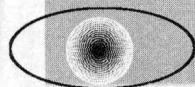


System Identification and its
Application in Hydroelectric Energy



系统辨识及其在 水电能源中的应用

张勇传 主编
湖北科学技术出版社



长江科学技术文库

国家“十五”重点
图书出版规划项目

系统辨识及其在 水电能源中的应用

System Identification and its Application in Hydroelectric Energy

湖北科学技术出版社

张勇传 主编

图书在版编目(CIP)数据

系统辨识及其在水电能源中的应用/张勇传主编. —武汉:湖北科学技术出版社, 2007. 12

(长江科学技术文库)

ISBN 978-7-5352-3907-5

I. 系… II. 张… III. ①系统辨识-应用-水资源管理②系统辨识-应用-电力系统 IV. TV213.4 TM7

中国版本图书馆CIP数据核字(2007)第193403号

系统辨识及其在水电能源中的应用

© 张勇传 主编

责任编辑:李慎谦

封面设计:王梅

出版发行:湖北科学技术出版社

电话:87679468

地址:武汉市雄楚大街268号
湖北出版文化城B座12~13层

邮编:430070

印刷:武汉中远印务有限公司

邮编:430034

监督印:刘春尧

787mm × 960mm

16开

16.75印张

267千字

2008年1月第1版

2008年1月第1次印刷

定价:40.00元

本书如有印装质量问题 可找本社市场部更换

内容简介

本书系统地介绍了水电能源系统辨识理论、方法和作者新近的研究成果。全书分为7章，第1章、第2章包括确定调度函数的回归分析方法、径流的Markov描述、时间序列分析及其在水电能源系统中的应用；第3章、第4章为辨识型水库优化调度方法介绍，包括总体框架、单库和梯级水库的非线性实时调度函数建立；第5章是洪水的分类预测和优化调度；第6章为神经网络模型；第7章为混沌理论及应用。

本书适用于水电能源规划调度与管理的科技工作者、研究人员、工程技术人员和大专院校相关教师、研究生。

《长江科学技术文库》编委会

主 任 王少阶

副主任（按姓氏笔画为序）

王建辉 刘会永 刘健飞 邱久钦

郭生练 路 钢

委 员（按姓氏笔画为序）

王少阶 王建辉 方秦汉 宁津生

齐民友 刘会永 刘健飞 朱英国

张文华 张天序 邱久钦 张勇传

李家荣 邱菊生 张端明 郑守仁

周祖德 赵守富 赵修建 郭生练

殷鸿福 夏穗生 黄志远 路 钢

樊明文 樊明武

总策划 李慎谦 张端明（兼）

策划组成员（按姓氏笔画为序）

王红斌 史可荣 余永东 夏杨福

第一作者简介

张勇传,男,1935年生,河南南阳人。1957年毕业于华中工学院,留校工作至今。1984年荣获国家有突出贡献的中青年专家,1997年当选中国工程院院士,现



任华中科技大学学术委员会副主任、华中科技大学水电与数字化工程学院名誉院长,华中科技大学文华学院院长。

长期从事水资源、电力领域的教学科研工作,为现代水库运行理论的创立作出了突出贡献;在水库运行基础理论、规划决策与洪水风险管理、电力系统和水电站计算机仿真控制、电力系统工程随机决策领域取得了重要突破;研究成果已成功地应用于生产实际。目前他又率先提出了数字流域的新概念,并着手流域数字化领域的工程项目和系统的理论研究。

科研成果获国家科技进步一、二、三等奖和省部级一、二等奖计11项;出版《水电站水库调度》等著作10多部,学术专著《水电能优化管理》一书曾获全国优秀图书二等奖;发表论文150余篇。

总序

科学技术作为“最高意义上的革命力量”，推动社会生产力的急剧发展，乃是人类社会进步的强大动力。科学技术的一次次革命，触发一次次的产业革命，使人类文明一次又一次地攀上更高的峰顶。“科学技术是生产力，而且是第一生产力”已成为当代公众的共识。

当前，一场规模宏伟的高科技革命正以排山倒海之势席卷全球。这场革命其范围之广泛，内容之丰富，发展之迅猛，影响之深刻，更是以往的科技革命所无法比拟的。其直接之后果导致所谓“信息革命”、“知识经济”应运而生。这场新的科学技术革命的三大主角是信息科学技术、材料科学技术和生命科学技术。科技知识空前快捷和广泛地产生、传播和应用，不仅极大地推动经济和社会发展，归根结底，也决定了国家的综合国力和民族的竞争能力。因此，“科教兴国”不仅是现代化建设的需要，更是我们自立于世界民族之林、振兴中华的英明决策。

荆楚大地，人杰地灵，自古以来，人才辈出。不仅创造了瑰丽多姿的楚文化，而且在科学技术方面谱就了一篇篇辉煌乐章。曾侯乙编钟，陆羽的《茶经》，毕昇的活字印刷术，李时珍的《本草纲目》……无不闪耀着智慧的光芒。清末民初，欧风东渐，现代的科技传入中国，湖北省更是开风气之先。尤其是清末张之洞主政湖广，锐意革新，创建学堂，兴办实业。所谓“汉阳造”竟成为当时中国新兴军工的象征；“汉冶萍”公司更是中国近代工业的翘首。因此，民初以来，汉口遂发展成为全国仅次于上海、天津的大商

埠;湖北的近代教育、近代科技、近代产业在当时的中国堪称中坚。

党的十一届三中全会以来,湖北科技界高举邓小平理论伟大旗帜,锐意创新,勇攀高峰,硕果累累,成绩斐然。老一代的硕学鸿儒,春深花茂;一大批功底扎实、奋进不已的中年学者,叶盛枝繁;更加可喜的是,风起云涌的青年才俊更是意气风发,大展宏图。目前湖北省的整体科技实力已跻身于全国“科技强省”之列。

为了进一步贯彻好“科教兴鄂”的战略方针,弘扬科学精神,宣传科学方法,普及科学知识,汇集并宣扬改革开放以来湖北省在科学技术上,尤其是在高科技研究方面所取得的丰硕成果,特组织出版《长江科学技术文库》。本文库的宗旨,在于收录奋战在荆楚大地科研第一线上,并且取得了在国际和国内能够占据一席之地的优秀科研成果的专家教授的新著,兼收并蓄,分卷出版,无分轩輊。文库内容遍及偏微分方程、现代分析理论、随机分析、理论物理、高能物理、原子核物理、高分子材料、纳米材料、大地测量、摄影与遥感、生物地质、作物遗传改良、动物遗传育种、口腔医学、器官移植、激光技术、数控技术、人工智能、水利工程和桥梁建设等等。需要说明的是,应该收录而未进入本文库的专著还很多。其中原因多多,如有的专家工作太忙,近期无暇著书立说;有的专家刚有专著出版;等等。由于湖北科技战线很广,而文库容量有限,挂一漏万,也在所难免,敬请各界同仁见谅。我们希望,这个文库还可以继续出续集,以弥补这些遗憾。

“天行健,君子以自强不息。”愿湖北的广大科技工作者再接再厉,百尺竿头,更进一步,描绘出荆楚大地上更灿烂的科技星空。

《长江科学技术文库》编委会

2003年8月

前 言

水电能源系统受自然、人类社会活动和经济活动的影响,反过来又影响人们的社会经济活动,是一个复杂的巨系统。水电能源系统辨识理论和方法的研究一直非常活跃,并取得了丰硕的成果,但还没有完全解决。如 Masse、Little 等人最早把优化概念引入水库调度,使用随机动态方法研究水库优化调度;我国水电设计系统近年提出了用判别系数和调度图结合的方法进行水电站群的径流补偿调节,一些勘测设计院皆用这种方法进行径流补偿调节的计算;等等。随着科学技术的飞速发展、新的理论方法的不断涌现,水电能源系统辨识理论和方法也在不断地发展。

全书共分 7 章,主要介绍在水电能源系统辨识理论和方法研究方面业已取得的成果和我们最近的研究成果。前 2 章综合介绍了经典的系统辨识理论方法,及其在水电系统中的应用,内容包括:确定水库调度函数的回归分析方法、入库径流的 Markov 描述、线性平稳时间序列模型、非线性时间序列模型和卡尔曼滤波模型;后 5 章主要介绍了我们近期结合工程和科研的一些研究成果,内容包括:水库系统的辨识型优化调度理论、梯级水库能量的增益转换、单库和梯级水库的非线性实时调度函数建立、洪水的分类预测与调度、神经网络和混沌理论径流、负荷预报模型。

本书以清江水布垭—隔河岩—高坝洲梯级水库系统、长江三峡工程防洪系统的研究工作为背景,立足于解决水电能源系统实际问题,力求理论与实际相结合。基本理论力求严格、准确,对于工程实际问题,一般不会严格满足理论假设或很难验证满足某些理论假设,我们以满足实际需要为准则,采取抓住其主要特点和性质,适当、合理地引入某些假设,以使其符合相应的理论,从而解决实际问题。对同一问题,我们有时采用不同的理论和方法来处理,可能得到不同的结果,目的是使读者从不同的方面受到一些启示。

本书的研究工作得到了国家自然科学基金雅砻江联合研究基金重点项目(50539140)和国家自然科学基金项目(50579022)资助。

本书由张勇传主编,参加编写的有李承军、周晓阳、蒋传文,权先璋协助

目 录

总 序	I
前 言	III
第 1 章 线性回归与随机过程方法	1
1.1 线性回归原理	1
1.1.1 回归模型与最小二乘估计	1
1.1.2 线性检验和置信区间	3
1.1.3 均差法与判定系数	8
1.2 水电站线性调度函数	10
1.2.1 线性调度函数与回归分析	11
1.2.2 相邻时段径流独立条件下的线性调度函数	13
1.2.3 线性决策函数的其他计算方法	16
1.2.4 线性调度函数的综合计算方法	19
1.3 马尔可夫过程	21
1.3.1 马尔可夫(Markov)过程	21
1.3.2 切普曼-柯尔莫哥洛夫方程	22
1.3.3 齐次马氏链	24
1.3.4 遍历性与平稳分布	26
1.4 Markov 径流描述	27
1.4.1 时段径流分布律	28
1.4.2 时段相关与条件概率	30
1.4.3 检查径流是否简单马氏链的方法	34
参考文献	36
第 2 章 时间序列分析	38
2.1 线性平稳 ARMA 模型	38

2.1.1	线性平稳模型的类别及特征	38
2.1.2	时间序列的预报	43
2.1.3	ARMA 模型参数估计	51
2.1.4	模型阶数的确定	64
2.2	简单非平稳、非线性模型	72
2.2.1	ARIMA 模型	72
2.2.2	季节性 ARIMA 模型	77
2.2.3	线性趋势预测技术	79
2.2.4	组合模型	84
2.2.5	门限自回归模型	86
2.3	卡尔曼(Kalman)滤波模型	90
2.3.1	状态空间及状态估计	90
2.3.2	离散时间 Kalman 滤波	98
2.3.3	多库径流预报模型	103
	参考文献	107
第 3 章	水库系统的辨识型优化调度理论	109
3.1	水库系统辨识型优化调度方法概述	109
3.1.1	辨识型优化调度方法的提出	109
3.1.2	信息结构	117
3.1.3	被测系统和研究对象的预处理	118
3.1.4	模型类的建立和水库调度系统的几种辨识结构	120
3.1.5	最优矩模型及其与串联辨识优化调度的关系	125
3.2	单库的辨识型优化调度	126
3.2.1	高水位原则的表述和初始调度方案	127
3.2.2	减少无益弃水原则和非线性调度函数	131
3.2.3	参数模型类和参数辨识:调度函数的优选	134
3.2.4	数值模拟——回检与最优回检	136
3.3	保证出力的确定	139
3.3.1	保证出力的取值范围	139
3.3.2	保证出力的确定方法	142
3.3.3	引理的证明	146
	参考文献	152

第 4 章 梯级水库辨识型优化调度	155
4.1 梯级水库能的能量增益转换	156
4.1.1 梯级水库的能量增益转换及其转换条件	157
4.1.2 箱库模型及梯级水库的全箱库能增益转换	165
4.2 最优调度函数的确定	169
4.2.1 确定末库容初态	170
4.2.2 联合保证出力的全箱库能增益转换分配技术	172
4.2.3 非线性实时调度函数	175
4.2.4 调度函数的优选——最优调度规则	178
4.2.5 数值模拟——最优回检	179
4.3 定理和公式的证明	183
4.3.1 并联水库能和发电能关系式(4.3)的证明	183
4.3.2 梯级水库能和发电能关系式(4.4)的证明	184
4.3.3 水库蓄能式(4.11)的计算	185
4.3.4 定理 4.1 的证明	186
4.3.5 梯级水库能箱库分解式(4.17)的证明	190
参考文献	190
第 5 章 洪水的分类预测与调度	192
5.1 长江中下游流域的洪水分类	192
5.2 洪水的分类预测	197
5.3 防洪实时调度规则的 Bayes 综合	202
参考文献	206
第 6 章 神经网络理论及应用	207
6.1 引言	207
6.1.1 神经网络的发展及应用	207
6.1.2 神经网络结构及学习方法	209
6.2 单层前向神经网络	211
6.2.1 线性网络	212
6.2.2 非线性网络	213
6.2.3 单层前向网络的最小二乘分类算法	214
6.3 多层前向神经网络及应用	215
6.3.1 前向多层神经网络的反传学习算法(BP 算法)	216

6.3.2 前向多层神经网络在预测中的应用	219
6.4 反馈型神经网络及其应用	221
6.4.1 连续系统神经网络	221
6.4.2 Hopfield 人工神经网络在 TSP 中的应用	223
6.4.3 离散系统神经网络	226
参考文献	229
第 7 章 混沌理论及分析方法	230
7.1 引言	230
7.2 混沌的数学理论基础	232
7.3 混沌分析原理及方法	234
7.3.1 混沌的基本概念	234
7.3.2 吸引子及其特征描述	236
7.4 混沌预测模型及应用	242
7.4.1 全域预测方法	243
7.4.2 局域预测法	246
7.4.3 相轨迹演化模式算法	248
参考文献	251
后 记	253

第 1 章

线性回归与随机过程方法

1.1 线性回归原理

1.1.1 回归模型与最小二乘估计

许多应用问题的研究,往往归结为弄清楚一些有关变量之间的联系,在现实中,这些变量往往呈现出非确定性的关系,它的特征是因变量 Y 所取的值与自变量 X_1, \dots, X_p 有关系,但这种关系没有密切到可以确切决定的程度,实用上,人们常常以下述模型

$$Y = f(X_1, \dots, X_p) + \epsilon \quad (1.1)$$

来表述这种关系,其中, f 是多元函数, ϵ 为零均值的随机扰动项。随机扰动项的存在使 Y 与 X_1, \dots, X_p 的关系成为非确定性的。不确定性的程度取决于这一项影响的大小,而 f 可以称为回归函数。

当回归函数 f 取为线性函数时,式(1.1)化为

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p + \epsilon. \quad (1.2)$$

式(1.2)为线性模型,线性回归的任务是由观察数据估计线性回归函数并进行统计推断。

假定进行了 n 次试验或观察,得到了变量 (Y, X_1, \dots, X_p) 的 n 组观察值。

$$\begin{array}{ccccccc} Y_1 & X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1p} & & \\ Y_2 & X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} & & \\ & & & \cdots & & & \\ & & & & & & \\ Y_n & X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{np} & & \end{array}$$

又设第 i 次观察中随机误差 ϵ 取值为 $\epsilon_i (i=1, \dots, n)$, 应该注意的是,误差 ϵ_i 的取值是不能观察到的。根据模型(1.2)有

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_p X_{ip} + \epsilon_i \quad (i = 1, \dots, n). \quad (1.3)$$

令

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1p} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{np} \end{pmatrix}, \boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_p \end{pmatrix}, \mathbf{Y} = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix}, \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix},$$

则可将式(1.3)写成矩阵的形式

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}. \quad (1.4)$$

对于线性回归模型,常用的有下述两种假定:

1° Gauss-Markov 假定

$$E\boldsymbol{\varepsilon} = 0, \\ \text{Var}(\boldsymbol{\varepsilon}) = \sigma^2 \mathbf{I}.$$

2° 正态假定

$$\boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \sigma^2 \mathbf{I}).$$

用最小二乘估计法,可以推导出回归系数的估计公式。最小二乘估计法引入二次损失函数

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}), \quad (1.5)$$

其中

$$\hat{Y}_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \cdots + \beta_p X_{ip} \quad (i = 1, \dots, n).$$

然后定出 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 使

$$L(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \min_{\boldsymbol{\beta}} L(\boldsymbol{\beta}),$$

即以 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 作为 $\boldsymbol{\beta}$ 的估计。这个估计简称为 LS 估计。由于

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \|\mathbf{Y}\|^2 - 2(\mathbf{X}^T \mathbf{Y})^T \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta},$$

如果 \mathbf{X} 是列满秩矩阵,从而 $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ 是正定阵,根据 LS 估计 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 的定义,它应满足

$$\left. \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} \right|_{\boldsymbol{\beta} = \hat{\boldsymbol{\beta}}} = 0,$$

由此可得

$$(\mathbf{X}^T \mathbf{X}) \hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}^T \mathbf{Y}. \quad (1.6)$$

式(1.6)称为回归模型(1.4)的正规方程。由正规方程知 LS 估计

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}. \quad (1.7)$$

得到 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 后,可用

$$\begin{aligned}\tilde{\sigma}^2 &= \frac{1}{n-p-1} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}\|^2 \\ &= \frac{1}{n-p-1} (\|\mathbf{Y}\|^2 - \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y})\end{aligned}\quad (1.8)$$

作为 σ^2 的估计,关于这些估计量的性质有如下结论:

1° $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 为 $\boldsymbol{\beta}$ 的无偏估计,即 $E\hat{\boldsymbol{\beta}} = \boldsymbol{\beta}$;

2° 在 Gauss-Markov 假定下有

$$\text{Var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1};$$

3° 在 Gauss-Markov 假定下,在 $\boldsymbol{\beta}$ 的任一线性函数 $\mathbf{d}^T \boldsymbol{\beta}$ 的一切线性无偏估计类中,其 LS 估计 $\mathbf{d}^T \hat{\boldsymbol{\beta}}$,也只有 $\mathbf{d}^T \hat{\boldsymbol{\beta}}$,其方差达到最小;

4° 在正态假定下, $\hat{\boldsymbol{\beta}} \sim N(\boldsymbol{\beta}, \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1})$;

5° 在 Gauss-Markov 假定下,由(1.8)所确定的 $\tilde{\sigma}^2$ 为 σ^2 的一个无偏估计;

6° 在正态假定下

$$\frac{(n-p-1)\tilde{\sigma}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-p-1),$$

且 $\tilde{\sigma}^2$ 与 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 独立。

1.1.2 线性检验和置信区间

要成功地使用回归分析方法,有两个问题须处理好:一是选择适当的自变量;二是选定适当的回归函数形式。对第二个问题除少数情况外,往往找不到足够的根据去支持任何一种特定的选择。于是为简单计算且作为一种近似,人们多转向于线性函数。只要有和必要,应当通过种种途径对线性回归的形式是否正确进行考察。通过实际观察数据去作检验,是重要的途径之一。

1.1.2.1 回归显著性检验

设取定了自变量 X_1, \dots, X_p , 且决定采用线性回归方程。进行了 n 次观测后得数据

$$(X_{i1}, \dots, X_{ip}, Y_i) \quad (i = 1, \dots, n). \quad (1.9)$$

因此可算出回归系数 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ 的估计 $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_p$ 。如果 $\hat{\beta}_j \approx 0$ ($j=1, \dots, p$), 则实际上 X_1, \dots, X_p 整个与 Y 的关系很小。这时经验回归方程

$$Y = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \dots + \hat{\beta}_p X_p$$