

上海交通大学学术出版基金资助

现代电力系统辨识 人工智能方法

艾 芊 著



上海交通大学出版社
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY PRESS

上海交通大学学术出版基金资助

现代电力系统辨识 人工智能方法

艾 芊 著

上海交通大学出版社

内 容 提 要

本书主要论述电力系统中主要元件的数学模型以及建模方法,并对智能算法及智能系统应用到电力系统建模的研究成果进行了进一步阐述,如人工神经网络、遗传算法、免疫算法、免疫系统。本书可供工科院校电气专业及相关专业研究生作为教材,也可供从事电力系统运行、设计、试验、科研等工作的科技人员作为参考书。

图书在版编目(CIP)数据

现代电力系统辨识人工智能方法/艾芊著. —上海:
上海交通大学出版社,2012
ISBN 978-7-313-07143-9

I. 现... II. 艾... III. 人工智能—应用—电
力系统 IV. TM7

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2011)第 037208 号

现代电力系统辨识人工智能方法

艾 芊 著

上海交通大学出版社出版发行

(上海市番禺路 951 号 邮政编码 200030)

电话:64071208 出版人:韩建民

上海景条印刷有限公司印刷 全国新华书店经销

开本:787mm×960mm 1/16 印张:27 字数:506千字

2012年1月第1版 2012年1月第1次印刷

ISBN 978-7-313-07143-9/TM 定价:98.00元

版权所有 侵权必究

告读者:如发现本书有印装质量问题请与印刷厂质量科联系
联系电话:021-51004111

前 言

电力系统的特点是电能不能大量地储存,正常运行时电能的生产、传输、消耗要求保持动态平衡,系统的各个组成部分通过电气的联系而联结成为一个整体,系统中任何一个元件发生故障可以瞬间波及全网,从而可能对系统的安全运行带来负面影响,严重时系统可能失去稳定,由此可造成不可估量的经济损失和社会影响,因此保证系统运行的安全可靠是电力系统规划和运行的首要任务。

研究电力系统受到扰动后的动态特性可以及时发现系统的薄弱环节,进而采取各种加强和控制措施,或者从中得到可以避免发生严重后果的运行经验,从而提高电力系统的安全性。由于安全运行的限制,当研究电力系统在扰动后的行为时,不能采用直接在实际系统中进行各种试验的方法,通常在模拟系统上来研究电力系统的动态特性。数字仿真技术的发展为研究系统在各种扰动下的稳定性、考察各种稳定措施的效果以及稳定控制的性能提供了一个经济、方便的手段。目前,数字仿真已成为电力系统规划、设计、运行的主要工具,数字仿真结果的准确度直接影响运行和规划中决策的正确性,是电力系统设计、规划、运行的基础。

电力系统仿真计算与实际情况的吻合程度取决于所采用模型的准确性。大系统互联后,网络庞大,结构复杂,可能潜在的对系统稳定性的威胁需要人们更多的关注。稳定仿真计算的结果与其所采用的系统中各元件模型密切相关,复杂的互联系统的稳定计算需要更精确详细的模型。

本书主要论述电力系统中主要元件的数学模型以及建模方法;并对智能算法及智能系统应用到电力系统建模的研究成果进行了进一步阐述,如,人工神经网络、遗传算法、免疫算法、免疫系统等。

本书限于作者水平和实践经验,缺点和不足之处还望读者批评指正。

目 录

第 1 章 概论	1
1.1 模型和建模途径	1
1.1.1 模型定义与建模方法	1
1.1.2 模型基础	2
1.2 系统辨识的定义	7
1.3 辨识方法、内容与步骤	9
1.3.1 辨识方法	9
1.3.2 辨识内容	16
1.3.3 辨识步骤	18
1.4 电力系统中参数辨识的重要性	19
1.4.1 电力系统参数辨识的提出	19
1.4.2 电力系统参数辨识的特点	20
1.4.3 电力系统参数辨识的发展及研究现状	21
1.4.4 电力系统元件建模综述	22
参考文献	26
第 2 章 人工智能在电力系统中的应用	29
2.1 人工智能的含义	29
2.1.1 人工智能简述	29
2.1.2 人工智能的定义	31
2.2 智能算法的简介	32
2.2.1 人工神经网络 ANN	32
2.2.2 遗传算法	44
2.2.3 免疫算法	55
2.2.4 蚁群算法	73
2.2.5 模拟退火算法	88
2.2.6 上述算法的相互结合	104
2.2.7 其他智能算法与体系	114

2.3 智能算法在电力系统的成功应用	115
参考文献	122
第3章 电力系统动态数学模型	134
3.1 动态系统的数学模型	134
3.1.1 线性动态系统模型	134
3.1.2 非线性动态系统模型	139
3.2 电力系统动态数学模型的特点	140
3.2.1 电力系统的 DAE 模型	141
3.2.2 同步电机数学模型	142
3.2.3 励磁系统的数学模型	145
3.2.4 原动机与调速器模型	146
3.2.5 负荷模型	148
3.2.6 电力网络的数学模型	152
参考文献	153
第4章 电力发电机组建模	154
4.1 发电机的常用模型	154
4.1.1 <i>abc</i> 坐标下的有名值方程	154
4.1.2 同步发电机的基本方程	157
4.1.3 同步发电机的导出模型	158
4.2 参数模型的辨识方法	164
4.2.1 同步发电机参数辨识原理	164
4.2.2 同步发电机参数辨识步骤	166
4.2.3 发电机参数辨识方法	166
4.3 非参数模型的确定	174
4.3.1 传统发电机机理模型的特点	174
4.3.2 基于输入/输出特性的发电机模型	177
4.3.3 全互联递归神经网络(RNN 网络)原理和学习算法	178
4.3.4 发电机详细模型的输入输出量的选择	182
4.3.5 培训模型的扰动方式选择	183
参考文献	186

第 5 章 励磁系统的建模	189
5.1 励磁系统的常规数学模型	189
5.1.1 励磁控制系统的基本任务	190
5.1.2 发电机励磁系统原理与分类	191
5.1.3 发电机励磁系统的数学模型	192
5.1.4 励磁系统的标么值和建模所需要的数据	197
5.2 励磁系统建模的常用方法	198
5.2.1 发电机励磁系统参数辨识研究现状	198
5.2.2 基于频域法的发电机励磁系统的参数辨识研究	199
5.2.3 基于时域法的发电机励磁系统的参数辨识研究	206
5.3 智能算法在励磁系统建模及参数辨识中的应用	213
5.3.1 基于遗传算法的发电机励磁系统的参数辨识研究	213
5.3.2 基于改进模拟退火算法励磁系统参数辨识	219
5.3.3 基于粒子群优化算法的励磁系统参数辨识	224
5.4 现场测试励磁系统参数	227
5.4.1 励磁系统原型数学模型辨识	228
5.4.2 励磁系统计算模型的选择	232
5.4.3 励磁系统模型参数的校核	232
参考文献	233
第 6 章 调速系统及原动机建模	237
6.1 原动机和调速系统数学模型	237
6.1.1 原动机及调速系统及其模型	237
6.1.2 调速系统主要特性	243
6.1.3 调速系统模型在电力系统分析中的作用	245
6.1.4 电力系统计算用调速系统模型	245
6.2 常用的辨识方法	246
6.2.1 原动机及调速系统参数辨识研究现状	246
6.2.2 励磁调速系统模型参数辨识	250
6.3 人工免疫算法和神经网络的应用	256
6.3.1 模糊神经 PID 控制器设计	256
6.3.2 基于免疫算法的水轮机调速系统参数辨识	263

参考文献	269
第7章 电力系统负荷建模	271
7.1 概述	271
7.1.1 负荷模型对潮流计算的影响	272
7.1.2 负荷模型对小信号稳定的影响	273
7.1.3 负荷模型对暂态稳定的影响	273
7.1.4 负荷模型对电压稳定的影响	274
7.2 电力系统负荷建模的现状与发展	275
7.2.1 负荷模型	275
7.2.2 负荷建模方法	277
7.2.3 负荷模型的参数辨识方法	279
7.2.4 负荷辨识中存在的问题	281
7.3 基于非对称扰动的负荷建模新方法	281
7.3.1 负荷模型	282
7.3.2 参数优化	285
7.3.3 辨识参数的校验	286
7.3.4 改进的免疫算法用于负荷模型辨识	286
7.3.5 负荷模型参数的辨识与验证	295
7.4 本章小结	309
参考文献	309
第8章 电力电子元件建模	321
8.1 概述	321
8.1.1 目前电力系统的发展及存在的主要问题	321
8.1.2 电力电子设备建模的研究现状与发展	323
8.1.3 含非线性元件的电力系统仿真	325
8.2 非线性系统的稳定分析方法	326
8.2.1 非线性系统的研究历史与现状	326
8.2.2 主要非线性分析方法的研究现状	327
8.2.3 非线性系统稳定性的基本理论	329
8.2.4 电力系统暂态稳定分析传统方法概述	333
8.3 电力电子元件的详细模型	337

8.3.1	STATCOM 的基本运行原理	337
8.3.2	STATCOM 的数学模型	338
8.3.3	SSSC 的运行原理	343
8.3.4	SSSC 的数学模型	344
8.3.5	光伏电池的模型	347
8.3.6	燃料电池	349
8.3.7	微型燃气轮机的基本原理及模型	350
8.3.8	基于状态空间平均法的变流器建模	351
8.4	IGBT 参数辨识智能优化算法的应用及改进	357
8.4.1	IGBT 参数辨识优化目标	357
8.4.2	最优化问题	359
8.4.3	已应用的优化算法	360
8.4.4	遗传算法与模拟退火算法的混合策略	363
	参考文献	364
第 9 章	电力系统动态等值	368
9.1	电力系统等值的常用方法及优缺点	368
9.1.1	动态等值问题	369
9.1.2	动态等值的发展综述	370
9.1.3	同调等值法	371
9.1.4	模式等值法	374
9.1.5	估计等值法	375
9.2	动态等值中改进免疫算法的应用	376
9.2.1	小生境免疫算法	376
9.2.2	基于小生境免疫算法的动态等值方法	380
9.2.3	基于小生境免疫算法的估计等值法	384
9.2.4	算例分析	386
	参考文献	390
第 10 章	电力系统整体建模	394
10.1	电力系统运行特点	394
10.1.1	电力系统运行基本要求	394
10.1.2	运行风险问题的提出	396

10.1.3	电力系统风险评估目的与必要性	397
10.1.4	运行风险评估的国内外研究现状	398
10.1.5	运行风险评估研究的难点	399
10.2	微电网与智能电网的发展趋势	400
10.2.1	智能电网的概念	400
10.2.2	微电网的基本原理	402
10.2.3	微电网的国内外研究现状及前景	405
10.3	智能系统在电力系统整体建模中的应用	409
10.3.1	多智能体系统的基本概念	409
10.3.2	多智能体系统的体系结构及智能体间的通信	410
10.3.3	多智能体系统的协调与协作	414
	参考文献	417

第1章 概 论

本章介绍的系统辨识是现代控制理论中三个重要组成部分之一。

1.1 模型和建模途径

1.1.1 模型定义与建模方法

所谓模型就是把关于实际过程的部分信息简缩成有用的描述形式。它是用来描述过程的运动规律,是过程的一种客观写照或缩影,是分析过程和预报、控制过程行为特性的有力工具。

一般说来,建立过程的数学模型有两种基本方法。

(1) 解析法。这种方法也称作理论分析法(又称为理论建模),也就是所谓“白箱”问题。这种方法通常需要通过分析过程的运动规律,运用一些已知的定律、定理和原理,如化学动力学原理、生物学定律、牛顿定理、物料平衡方程和传热传质原理等,才能建立起对象的数学模型。

(2) 系统辨识。测试法,即辨识,也就是“黑箱”问题。过程的输入、输出信号一般总是可以测量的。由于过程的动态特性必然表现在这些输入、输出数据之中,因此就可以利用输入、输出数据所提供的信息来建立数学模型。

如果根据对系统的组成、结构和支配系统运动的机理的了解程度,可以将建模方法分为如下三类^[1,2]:

(1) 机理建模。

机理建模是利用各个专业学科领域提出来的物质和能量守恒性、连续性原理、组成系统内部的结构形式,建立描述系统的数学关系。这样的建模方法也称为“白箱问题”。

(2) 实验建模。

理论上,实验建模是一种在没有任何可以利用的验前信息的情况下,应用所采集系统的输入和输出数据提取信息进行建模的方法。

(3) 机理分析和实验建模相结合。

这种建模方法适用于系统的运动机理不是完全未知的情况。这时,可以利用系统的运动机理和运行经验确定出模型的结构,也可分析出部分参数的大小或取

值范围,根据采集到的系统输入和输出数据,由系统辨识方法来估计和修正模型中的参数,使其精确化。实际中的辨识方法一般属于这种机理与实验结合的方法。

1.1.2 模型基础

从本质上来说,系统辨识是一种优化问题,当前常用辨识算法的基本方法是通过建立系统的参数模型,把辨识问题转化为参数估计问题。这类算法能较好地解决线性系统或本质线性系统的辨识问题,但若应用于本质非线性系统规则比较困难。可是,真实世界中的模型都不是严格线性的,它们或多或少都表现出非线性特性,因此越来越多的非线性现象和非线性模型已经引起了人们广泛的重视。与线性系统一样,建立辨识模型是进行系统辨识的基础。用数学函数来描述真实系统是相当复杂的,其确切形式往往无法得到,因此实际模型一般都是基于一个选定的函数已知的模型集。这个模型集必须具有以任意精度逼近系统的能力。从数学上说,这就要求该集合是连续函数空间的紧集。多项式函数由于具有这样的完备性常被选中。针对非线性系统人们提出了几个较典型的模型^[3,4]。

1) Volterra 级数模型

Volterra 级数可表示为

$$y(t) = \sum_{n=1}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n) \prod_{i=1}^n u(t - \tau_i) d\tau_i = \sum_{n=1}^{\infty} y_n(t) \quad (1-1)$$

式中: $y_n(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \cdots \int_{-\infty}^{+\infty} h_n(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n) \prod_{i=1}^n u(t - \tau_i) d\tau_i$ 。 $u(t)$ 和 $y(t)$ 分别是模型的输入和输出,函数 $h_n = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n)$ 是 Volterra 核。经证明,任何一个连续函数可以被一系列在所有连续的紧集上均匀收敛的整阶函数所表达,这里每一个整阶函数等价于一个 Volterra 函数。Volterra 级数用于辨识的缺点是需要相当多的被估计参数才能得到满意的精度。一般认为很难用于工业工程的建模。

2) NARMA 模型

非线性自回归移动平均模型 NARMA (Nonlinear Auto Regressive Moving Average) 可表示为

$$y(k) = F\{y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u), e(k-1), \dots, e(k-n_e)\} + e(k) \quad (1-2)$$

式中: $F(\cdot)$ 是非线性函数, $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别是模型的输入和输出, $e(k)$ 是一个不可观测的零均值和有限方差的独立噪声, $k = 0, 1, \dots$, 是离散的时间标量。该模型提供了一个统一的、有限的、可实现非线性系统的表达式,它的优点是逼近精度高,收敛快;缺点是虽然对线性参数的子模型辨识简便,但对非线性参数的子模型辨识有一定困难。

3) 高阶频率响应函数模型

该模型将非线性系统的输出 $y(t)$ 的傅里叶变换表示为

$$y(\omega) = y_1(\omega) + y_2(\omega) + \cdots + y_n(\omega) \quad (1-3)$$

式中: $y_1(\omega) = H_1(\omega)U(\omega)$, $y_2(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} d\omega_1 H_2(\omega_1, \omega - \omega_2)U(\omega_1)U(\omega - \omega_1)$ 。

$U(\omega)$ 是输入 $u(t)$ 的傅里叶变换, $H_n(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ 是 Volterra 核 $h_n = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n)$ 的傅里叶变换, 被定义为 n 阶频率响应函数。高阶频率响应函数是多变量函数, 可表达非线性系统的一些典型频率响应特征, 如分谐波(harmonics)、相互调制(inter modulation)及增益压缩(gain compression)等。由于频率特性易于用图形来表达, 因此它更直观地反映了系统的特征。

4) 二维 ARMA 模型

该模型可表示为

$$y(m, n) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [a(i, j)y(m-i, n-j) + b(i, j)u(m-i, n-j) + c(i, j)e(m-i, n-j)] + e(m, n) \quad (1-4)$$

此模型主要用于信号处理领域, 如图像处理, 也被用于一维系统的预报、滤波和自校正控制。

5) 神经网络模型

由于大规模集成电路的发展和计算机技术的革命, 复杂费时的运算已不再是研究人员关心的主要问题, 因此神经网络近年来得以迅速发展, 并被有效地应用于系统辨识与控制。目前得到广泛应用的神经网络有两种, 一是前馈神经网络, 一是递归神经网络(反馈神经网络)。从辨识角度讲, 前馈网络^[5,6]代表了静态非线性模型, 而递归网络则代表了动态非线性模型。基于输出误差的神经网络辨识原理如图 1-1 所示。

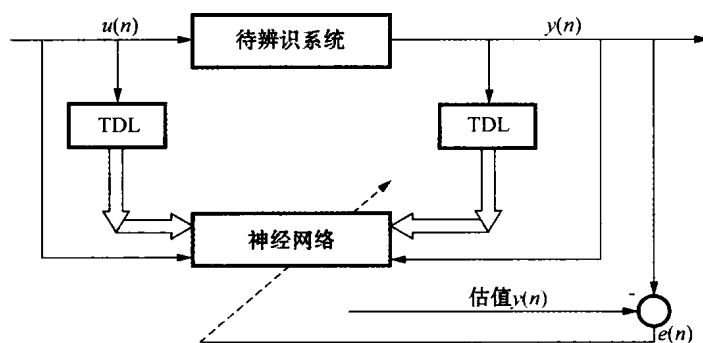


图 1-1 神经网络系统辨识原理

神经网络是一种高度非线性的模型,它用于系统辨识具有以下几个特点:

(1) 作为一种辨识模型,其可调参数反映在网络内部的连接权上,因此不需系统建模。

(2) 可对本质非线性系统进行辨识。通过在网络外部拟合系统的输入/输出数据,在网络内部归纳隐含在输入/输出数据中的系统特性完成辨识,故这种辨识是由神经网络本身实现的,是非算法式的。

(3) 辨识的收敛速度不依赖于待辨识系统的维数,只与神经网络本身及采用的学习算法有关,而传统的辨识算法会随着模型参数维数增大而变得复杂。

(4) 神经网络中存在的大量连接权值在辨识中对应于模型参数,通过调节这些权值可使网络的输出逼近系统输出。

(5) 神经网络作为系统的辨识模型,也是系统的物理实现之一,可用于在线控制。

6) 模糊模型

近年来,模糊理论得到了广泛发展,在辨识领域中得到运用,几种常见的模糊模型如下^[7]:

(1) 模糊关系模型。

对于具有 m 个输入的 MISO 系统,模糊规则可表达为:

如果 x_i 为 A_i^1, \dots, x_m 为 A_m^i , 则

$$y = B_j \quad (1-5)$$

系统输出可以表示为:

$$y(t) = x_1(t)x_2(t)\cdots x_m(t)R \quad (1-6)$$

其中: $R \in F(x_1x_2\cdots x_mY)$ 是基于参考模糊集的模糊关系, $F(\cdot)$ 代表定义在论域上的一组参考模糊集, 记为:

$$A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{ir} \in F(x_i), \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad B_j \in F(Y) \quad (1-7)$$

为保证模糊模型的性能,要求各参考模糊集为正规凸集。辨识的目的是在性能指标 J 给定的情况下,从系统的 I/O 数据中按 J 极小化的原则确定各参考模糊集合模糊关系 R 和模型的结构参数。

Pedrycz 等人研究了模糊关系的迭代算法,并在隶属函数的构造上引入了模糊聚类方法,结果显示算法具有很好的收敛性。陈建勤等在 Pedrycz 的工作基础上,提出了在线模糊辨识方法,能够克服由于不准确的测量数据对模糊关系产生的不良影响。

(2) T-S 模糊模型。

T-S 模糊模型最早是由日本学者 Takagi 和 Sugeno 提出的,规则输出段采用线性方程表示,第 i 条规则形式如下:

如果 x_i 为 A_1^i, \dots, x_m 为 A_m^i , 则

$$y_i = P_0^i + P_1^i x_1 + \dots + P_m^i x_m \quad (1-8)$$

该模型是将输入空间实行模糊划分, 形成若干个模糊子空间, 在每个子空间采用线性模型描述, 并通过隶属度函数来实现整体的非线性。该模型可以看做是分段线性化的扩展, 可描述和表示一类非常广泛的静态或动态非线性系统, 非常适合于基于模型的控制系统的稳定性分析。

由于 T-S 模糊模型的结论是采用线性方程式描述的, 因此便于采用传统的线性系统的控制策略设计相关的控制器。基本的 T-S 模糊模型的辨识步骤包括前提结构的辨识、前提参数的辨识、结论结构的辨识和结论参数的辨识等。

最初提出的 T-S 模型辨识方法需要涉及非线性规划问题, 实现过于复杂且繁琐费时, 并不适合于复杂系统的在线应用, 随着对 T-S 模糊模型研究的不断深入, 各种新的辨识算法与改进的 T-S 模糊模型相继被提出, 如 Sugeno 提出的快速辨识算法, 由于加入了结论结构的辨识, 大大提高了模型的辨识速度。Sugeno 和 Kang 提出的用复合型方法进行前提参数的辨识, 其特点是不需要已知对象的数学模型, 适用面广, 目标函数容易建立。缺点是计算量大, 收敛速度慢。事实上, 这本身就是一个自相矛盾的问题, 如果一个模型有更高的匹配精度、更广泛的适用范围, 那么必然需要辨识的时间长, 辨识速度慢。而后, Sugeno 和 Tanaka 又提出 T-S 模型的连续辨识算法, 该方法将辨识分为两级: 监控级和调整级。监控级采用模糊调整规则集来确定参数调整策略, 调整规则由模糊隐含推理以及 Zadeh 的对比强度概念推广而得到。参数调整级执行调整规则所决定的调整策略, 其中包括前提参数和结论参数的调整, 均由加权循环最小二乘法实现。该连续辨识算法可以快速调整 MIMO 系统的 T-S 模糊模型, 便于控制快速的复杂实际过程, 并且通过连续调整, 能够得到较为精确的系统模型, 利于时变系统的控制。为适合工程使用, Sugeno 和 Yasukawa 在 1993 年提出一种简化的 T-S 模糊模型(一般称为纯 T-S 模型或标准模糊模型), 其结论部分为一单值, 这样就大大简化了模型辨识过程和控制器的设计步骤, 但由于其结论部分并非采用前提变量的线性组合, 因此其对系统的描述能力较差。虽然迄今为止提出了许多种改进的 T-S 模糊模型的辨识算法, 但由于 T-S 模型本身结构的复杂性, 要建立 T-S 模糊模型需要离线进行大量的工作, 且产生的模型自适应性和鲁棒性较差。

(3) 模糊基函数(Fuzzy Basis Function, FBF)模糊模型。

模糊基函数是由 Wang 首先提出的, n 条规则基中的第 i 条规则可以表示为:

如果 x_i 为 A_1^i, \dots, x_m 为 A_m^i , 则

$$y = y^i, \quad 1 \leq i \leq n \quad (1-9)$$

这类模糊模型采用单值模糊化方法、乘积推理及重心平均反模糊化方法, 系统

输出可以表示为:

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^n y^i \left\{ \prod_{l=1}^m u_{A_k^l}(x_k) \right\}}{\sum_{k=1}^n \left\{ \prod_{l=1}^m u_{A_k^l}(x_k) \right\}} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{\prod_{l=1}^m u_{A_k^l}(x_k)}{\sum_{l=1}^n \left(\prod_{l=1}^m u_{A_k^l}(x_k) \right)} y^i \right\} \quad (1-10)$$

基于 FBF 的模糊模型,从函数基展开的角度去分析模糊模型,在理论上有着重要的意义。Wang 证明了具有高斯型隶属度函数形式的 FBF 模糊系统具有万能逼近性。并在此基础上将该模糊系统表示为一个前馈神经网络,采用 BP 算法对网络进行训练。但是万能逼近定理只是一个存在性定理,对于如何找到最优值,如何估计逼近误差等关键问题目前还没有很好的解决方案。

(4) 模糊动态模型(Fuzzy Dynamic Model)。

模糊动态模型^[8~13](模糊线性状态模型)是由 Cao 在 1996 年提出来,其中第 i 条规则表达如下:

如果 $z_1(t)$ 为 $F_1^i, \dots, z_n(t)$ 为 F_n^i , 则

$$\dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \quad (1-11)$$

$$y(t) = C_i x(t) + D_i u(t), \quad 1 \leq i \leq m \quad (1-12)$$

式中: m 为总共的模糊规则数; $F_j^i (j = 1, 2, \dots, n)$ 为模糊集合; $x(t)$ 为状态变量; $u(t)$ 为输入变量; $y(t)$ 为输出变量; $z(t) = [z_1(t), z_2(t), \dots, z_n(t)]^T$ 为系统可测变量,系统的最终输出可通过求各个子系统的加权平均得到。

模糊动态模型可以看做是多个线性状态方程通过模糊隶属函数光滑连接成一个全局模型,它认为局部子系统可以使用线性动态微分(或差分)方程表示。在辨识系统参数的时候,Cao 等使用模糊聚类的方法获取模糊规则的数目和隶属函数的特征参数,并使用最小二乘算法辨识局部线性模型。但当 n 很大时辨识需要很长的时间。

(5) 模糊双曲正切模型(Fuzzy Hyperbolic Model, FHM)。

模糊双曲正切模型是由 zhang 和 Quan 首先提出的。模糊双曲正切规则基可以表示为

R^i : 如果 x_i 为 $F_{x_i}^i, \dots, x_m$ 为 $F_{x_m}^i$, 则

$$y_i = \pm C_{x_1} \pm C_{x_2} \pm \dots \pm C_{x_m} \quad (1-13)$$

其中: R^i 表示第 i 条模糊规则; n 为总共的模糊规则数; $F_{x_j}^i (j = 1, 2, \dots, m)$ 为模糊集合,包括正(P)和负(N)两个语言值。 $C_{x_j} (j = 1, \dots, m)$ 是与 $F_{x_j}^i$ 对应的正常数。它前面的符号确定如下:当 $F_{x_j}^i$ 为正(P)时, C_{x_j} 前面的符号为正号;当 $F_{x_j}^i$ 为负(N)时, C_{x_j} 前面的符号为负号。

x_i 函数取为

$$\mu_{P_{r_i}}(x) = e^{-\frac{1}{2}(x-k_{r_i})^2}, \mu_{N_{r_i}}(x) = e^{-\frac{1}{2}(x+k_{r_i})^2} \quad (1-14)$$

其中: k_{r_i} 为大于零的常数。当采用单点模糊化, 清晰化采用加权平均法, 直接运算采用求积法时, 则可以根据此规则基得出如下形式的数学模型:

$$y = A \cdot \tanh(k_r x) \quad (1-15)$$

式中: $A = \text{diag}(C_{r_1}, \dots, C_{r_M}), k_r = \text{diag}(k_{r_1}, \dots, k_{r_m})$ 。该模型巧妙地利用了模糊规则的组成和推理方式, 用一个整体的双曲正切模型表示了一组模糊规则。这种模型的规则构造简单, 易于利用人的经验。最终形成的总体模型, 易于进行控制器设计和稳定性分析。基于 FBF 的模糊模型和模糊双曲正切模型本质上都属于 T-S 模糊模型, 其规则的结论部分都为一个是 T-S 线性模型的特例。

在某种意义上说, 采用辨识方法与理论分析方法相比较有一定的优越性, 比如对复杂系统而言, 当人们对其结构和支配其运动的机理了解不够、甚至很不了解时, 将难以用理论分析方法得到数学模型, 而只能利用观测数据来确定数学模型, 因此, 系统辨识适用于机理尚不明确的复杂系统建模, 在航空、航天、工程控制、生物学、医学、天文学、水文学及社会经济学等方面有广泛应用。

系统辨识作为建立被控对象数学模型的重要途径之一, 近年来发展非常迅速, 已成为自动控制理论的一个十分活跃而又重要的分支。不同的学科领域, 对应着不同的数学模型, 从某种意义上讲, 不同学科的发展过程就是建立它的数学模型的过程。

1.2 系统辨识的定义

从实用的角度来看, 系统辨识就是按照某种准则, 从一组模型中选择一个模型, 使之能最好地拟合由系统的输入输出观测数据体现出的实际系统的动态或静态特性。由于观测到的数据一般都含有噪声, 因此辨识建模实际上是一种实验统计的方法, 它所获得的模型只不过是与实际过程外特性等价的一种近似描述。

1962 年扎德(Zadeh)对系统辨识^[14]作了如下的定义“系统辨识就是根据对已知输入量的输出响应的观测, 在指定一类系统的范围内确定一个与被辨识系统等价的系统”。

这个定义包括了三个概念:

(1) 必须确定输入输出信号, 这是辨识的基础。输入信号有时是外加一个特定信号, 如正弦、脉冲、噪声、伪随机码的信号等。

(2) 必须确定某类系统。对被辨识的系统要确定是属于哪一种类型, 如线性还是非线性、连续系统还是离散系统、确定性的还是随机性的。