

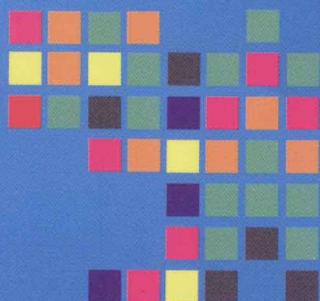
广州市科学技术协会

广州市南山自然科学学术交流基金会 资助出版

广州市合力科普基金会

基于IEEE1451

的智能传感器 技术与应用

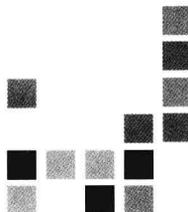


刘桂雄 等著

清华大学出版社

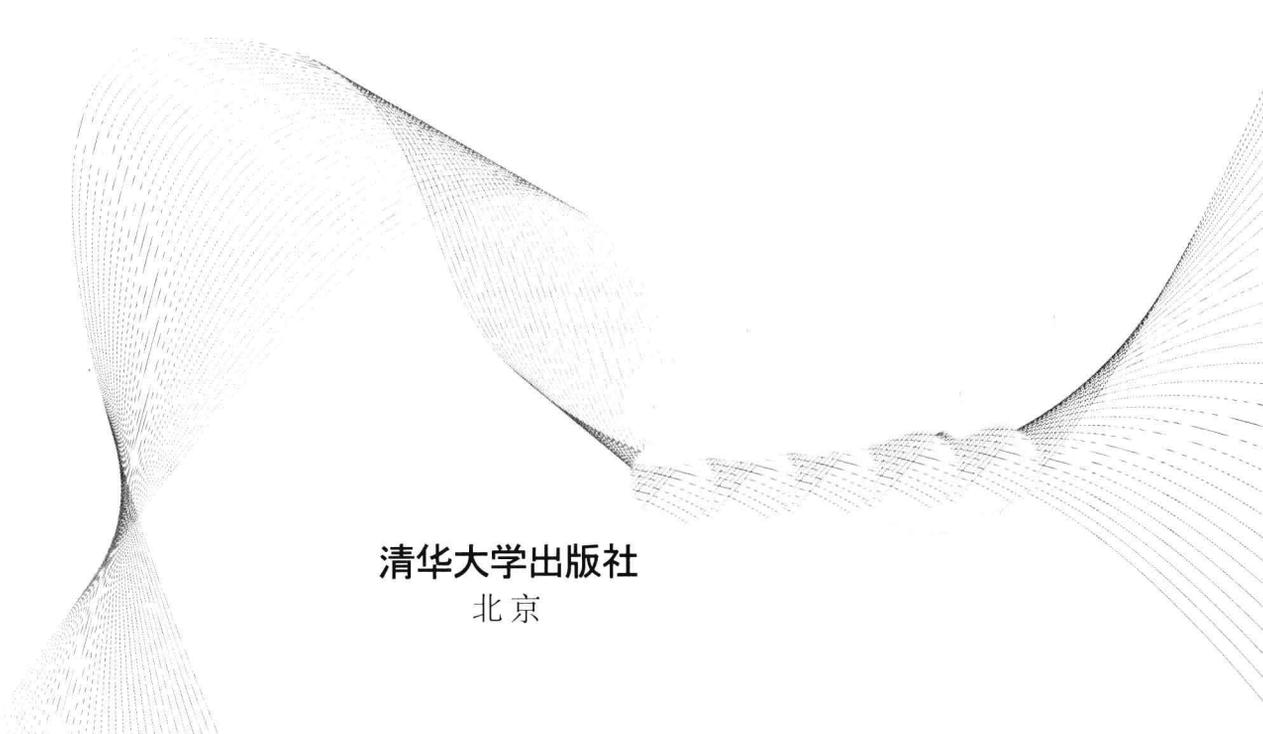
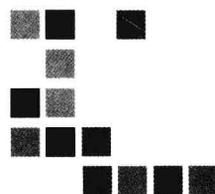
广州市科学技术
广州市南山自
广州市合力科

助出版



基于IEEE1451的 智能传感器技术与应用

刘桂雄 等著



清华大学出版社
北京

内 容 简 介

基于 IEEE 1451 标准的智能传感器技术可解决不同类型传感器之间的即插即用、标准化、兼容性,以及网络互操作性问题。

本书系介绍 IEEE 1451 智能传感技术前沿基础理论与应用的专著,汇集编者多年的研究应用成果,内容有一系列特色与创新。全书分七章,内容包括 IEEE 1451 标准概述、网络化智能传感器面向对象通用建模、信息流的图形化仿真方法、即插即用策略、基于 TEDS 的传感信号自校正方法、负载均衡实现以及应用实例等。

本书可供工科研究生、大学本科高年级学生及相关领域的工程技术人员参考。

版权所有,侵权必究。侵权举报电话:010-62782989 13701121933

图书在版编目(CIP)数据

基于 IEEE 1451 的智能传感器技术与应用 / 刘桂雄等著. --北京:清华大学出版社,2012.11
ISBN 978-7-302-30232-2

I. ①基… II. ①刘… III. ①智能传感器 IV. ①TP212.6

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2012)第 229092 号

责任编辑:庄红权 赵从棉

封面设计:常雪影

责任校对:赵丽敏

责任印制:宋 林

出版发行:清华大学出版社

网 址: <http://www.tup.com.cn>, <http://www.wqbook.com>

地 址:北京清华大学学研大厦 A 座 邮 编:100084

社 总 机:010-62770175 邮 购:010-62786544

投稿与读者服务:010-62776969, c-service@tup.tsinghua.edu.cn

质量反馈:010-62772015, zhiliang@tup.tsinghua.edu.cn

印 刷 者:北京国马印刷厂

经 销:全国新华书店

开 本:185mm×260mm 印 张:13

字 数:310千字

版 次:2012年11月第1版

印 次:2012年11月第1次印刷

印 数:1~3000

定 价:29.00元

产品编号:048694-01

前 言

FOREWORD

作为获取信息的工具,传感器发挥着越来越重要的作用,其应用遍及军事、航天航空、科研、工业、交通、环保、医疗、气象、海洋等各个领域与部门。智能传感器技术是先进的传感技术,特别是在全球兴起的物联网应用中,有着广泛的应用前景与巨大的经济效益。随着智能传感器技术与现场总线技术的快速发展,不同类型的智能传感器陆续推出,它们之间的即插即用、标准化、兼容性以及网络互操作性问题日益突出。

基于 IEEE 1451 标准的网络化智能传感器技术代表了新一代传感技术的发展方向,但由于子标准众多,涉及不同现场总线接口,实际操作与综合应用仍有难度,结合到物联网、传感网、智慧地球等新兴技术应用中,还有很多具体问题要深入研究。编者在教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-08-0211)、广东省高等学校高层次人才项目(粤教师函[2010]79号文)、广东省工业攻关项目(2008B010400043)等一系列课题支持下,开展 IEEE 1451 智能传感技术与应用的研究,经过多年努力取得了一定成果,觉得非常有必要写出来与大家共享,尤其是在物联网技术快速发展的今天,希望对促进我国智能传感技术发展有所帮助。

本书总结了编者近十年来的科研工作成果,对 IEEE 1451 智能传感技术的前沿基础理论与应用进行系统全面阐述。全书内容与结构由刘桂雄教授规划、统稿,并撰写第 1、2、3、6 章,周岳斌副教授撰写第 4 章,洪晓斌副研究员、黄国健博士撰写第 5 章,周松斌副研究员、吴国光博士、徐静高级实验师撰写第 7 章。

博士生潘梦鹞与硕士生林创鲁、梁俊超、刘哲、张健伟、黄奕薇、赵大伟、袁明山、陈耿新、朱明武、朱海兵、叶季衡等为相关课题研究做了大量工作,同时,在本书编写过程中,也得到不少单位和个人的大力支持与帮助,在此表示诚挚的谢意!

由于编者水平有限,书中错漏在所难免,恳请广大读者批评指正。

编 者

2012 年 6 月于广州

主要符号表

T_{i1}, T_{i2}, T_{i3}	传感元件失效、修复、切换的变迁
T_{i4}, T_{i5}	数据采集、选择通道的变迁
S_{i1}, S_{i2}, S_{i3}	传感元件备用、工作、故障状态的库所
S_{i4}	约束条件的库所
S_{i5}, S_{i6}	数据缓存队列、采集数据的库所
$\lambda_{i1}, \lambda_{i2}, \lambda_{i3}$	传感元件失效、修复、切换的实施速率
F_0	CPU 操作完成的库所
w_i	数据缓存队列长度
L_j, D_j	操作转移、操作执行的变迁
F_j	操作就绪的库所
C_1, C_2	获得待处理数据、数据处理结束的变迁
\bar{t}_{de}	数据传输平均延时
n_{samp}	采样数据字节总数
p_{tran}	通道利用率
s_{tran}	数据传输速率
e_{loss}	数据帧丢失率
t_{samp}	TIM 通道传送采样数据时间
t_{oper}	TIM 通道操作时间
$f_{all}, f_{loss}, f_{tran}$	TIM 通道发送、丢失、传送数据帧数量
L	传感通道缓存队列长度
f_m	接口速率
Z_{f1}, Z_{f2}, Z_{re}	WTIM 发送、冲突、重发的库所
P_{f1}, P_{f2}	库所 Z_{f1}, Z_{f2} 对应状态的概率
N_r	传感信息重发次数
S_{th}	吞吐量
t_{ar}	传感信息到达间隔
T_{se}	传感信息发送时间变迁
t_{di}	T_{se} 时间参数
P_b	其他 WTIM 引起信道忙概率
P_c	WTIM 通信冲突率
M_e	状态标识
P_e	状态标识稳定概率
D	TIM 平均延迟
P	TIM 有效数据传送概率

BR_{tim}	TIM 波特率
BR	串口波特率
CW_i	竞争窗口
$CW_{min,i}$	最小竞争窗口
$CW_{max,i}$	最大竞争窗口
α_i, β	竞争窗口倍增系数、递减步长
m_i	最大退避阶数
L_{teds}	TEDS 长度
S_{ida}	单位时间接口有效数据流量
L_{acq}	单位时间通道采样数据长度
T_{slot}	串口时间间隙
T_{BO}	退避时间
t_{amax}, t_{zmax}	最大关联时间、最大入网时间
A_p, A_m, A_n	父节点、第 n 个路由器节点、第 n 个终端子节点地址
L_m	网络深度
C_m	节点最大子节点数
R_m	最大路由器节点数
d	子节点网络深度
$C_s(d)$	父节点与子节点间地址偏移量
$CurRload$	路由负载能力
LQI	链路质量指示
N_{des}	后代节点总数
$I_{i\Sigma}$	总参数信息量
I_{opt}	最小参数信息量
R_k	设备响应消息数
P_R	正确接收响应消息比率
$\lambda_{S_j}(t)$	服务请求到达速率
D_{A_j}	服务请求访问概率
$P_{R_j}(t)$	服务队列访问优先级
$L_{S_j}(t)$	服务队列剩余长度
$W_{P_i}(t)$	NCAP 当前负载容量
$W_{F_i}(t)$	NCAP 预测负载容量
$W_{L_i}(t)$	NCAP 修正负载容量
$NMSE$	正则均方误差
$MAPE$	平均绝对百分误差
R_ω	相关系数
E_S	队列评价指标
r_S	队列相对权重
\hat{r}_S	队列标准化相对权重

$ENOB$	有效比特位数
T_{reg}	TIM 识别时间
P_{reg}	TIM 识别率
T_{fen}	初次入网时间
T_{ren}	重复入网时间
T_{cut}	故障断网时间
X_n	传感器输出的变量值
H_n	输出变量的修正值
$D(n)$	输出变量的阶数
$C_{i,j,\dots,p}$	多项式每一项的系数
$t_{T/A}$	转换器转换时间
t_{TIM}	TIM 处理数据时间
t_{TII}	TII 传输数据时间
t_{NCAP}	NCAP 处理数据时间
t_{NW}	网络传输时间
F_S	传感器系统采样频率
BW	传感器带宽
λ_i	数据包到达率
μ_i	数据包服务率
W_{qi}	数据包等待时间
ρ_i	数据包服务强度
$\overline{W_e}$	平均剩余处理时间
t_{DCLK}	DCLK 时钟周期
A, B, \dots, N	系数矩阵
X_1, X_2, \dots, X_p	变量矩阵
$\gamma_i, \gamma_i^c, \gamma_i^R$	活度系数、组合活度系数、剩余活度系数
R_k, Q_k	官能团容积参数、表面积参数
f_i^0	纯液体逸度
ϕ_i^V, ϕ_i^{sat}	气相逸度系数、饱和气相逸度系数
K_{ij}	两分子之间二元相互作用系数
a_m, b_m	混合物状态方程系数
T_{ci}, P_{ci}	组分 i 临界点温度、压力
P_i^{sat}	饱和蒸汽压力
Z_{ci}	临界压缩系数
A^E, G^E	过余亥姆霍兹自由能、过余吉布斯自由能
V_i, V_m	组分 i 、混合物 m 的摩尔体积
K_i	气液平衡参数
Φ_k^m	尺度函数
V_m, W_m	函数空间

第 1 章 智能传感器与 IEEE 1451 标准概述	1
1.1 智能传感器概述	1
1.1.1 智能传感器的概念	1
1.1.2 智能传感器关键技术	3
1.1.3 智能传感器技术的发展方向	10
1.2 IEEE 1451 智能传感器接口标准	11
1.3 基于 IEEE 1451 的智能传感理论国内外进展	18
第 2 章 网络化智能传感器面向对象通用建模	32
2.1 IEEE 1451 智能传感器 UML 静态用例建模	32
2.1.1 基于 IEEE 1451.0 的智能传感器用例模型	32
2.1.2 TIM 与 NCAP 模块划分	33
2.1.3 TEDS 参数配置	35
2.2 UML 智能传感器动态信息交互描述建模	36
2.3 UML 智能传感器系统部署建模	38
2.4 信息流层次化动态建模 IFHD 方法	39
2.4.1 IEEE 1451 网络化智能传感器信息流层次构架	39
2.4.2 信息流层次化动态建模 IFHD 方法	41
2.5 基于 IFHD 模型的仿真分析	45
2.5.1 结构可操作性分析	46
2.5.2 基于 IEEE 1451 的通信机制仿真与优化	47
2.5.3 动态性能评估与分析	53
2.6 基于通用模型快速构建传感器实例	59
第 3 章 智能传感器信息流的图形化仿真方法	63
3.1 IEEE 1451 网络化智能传感器信号流模型	63
3.2 基于 LabVIEW 的传感器硬件模型图形化	64
3.2.1 基于 LabVIEW DSP Module 的 TIM 模型图形化	64
3.2.2 基于 LabVIEW ARM Module 的 NCAP 模型 图形化	66

3.3	智能传感器核心模块信号流分析	68
3.3.1	TIM 信号流仿真分析	68
3.3.2	NCAP 信号流仿真分析	72
3.3.3	TII 信号流仿真分析	76
3.4	智能传感器整体信号流分析与优化	79
第 4 章	网络化智能传感系统即插即用策略研究	83
4.1	基于波特率自适应的有线传感接口即插即用机理	83
4.1.1	基于波特率自适应有线传感接口即插即用系统构架	83
4.1.2	有线传感接口即插即用的 TEDS 配置方法	84
4.1.3	基于排序脉宽差分的有线传感接口波特率自适应机制	85
4.1.4	避免有线传感接口即插即用数据冲突的退避算法	86
4.2	基于定期关联匹配通信的无线传感接口即插即用机理	89
4.2.1	定期关联匹配通信无线传感接口即插即用系统构架与流程	89
4.2.2	实现定期关联匹配通信的关键技术	90
4.2.3	其他提高无线传感接口即插即用性能的方法	92
4.3	网络接口即插即用机理与实现	96
4.3.1	基于 UPnP 的网络接口即插即用系统构架	96
4.3.2	网络接口 IEEE 1451/UPnP 网桥设计与信息转换	97
4.3.3	基于信息公理的 UPnP 设备优选与传感服务发现策略	99
4.4	即插即用评价指标与测试	101
第 5 章	基于 TEDS 的传感信号自校正方法	107
5.1	校正公式形式转换与引擎配置	107
5.2	基于 TEDS 的动态传感预测校正方法	110
5.2.1	动态传感数据预测估计校正模型	110
5.2.2	基于气液平衡的动态传感预估校正及 TEDS 配置	112
5.3	基于 TEDS 的传感信息多尺度数值解耦校正方法	114
5.3.1	多尺度传感信息耦合模型的尺度特征获取	114
5.3.2	插值解耦的数值计算及 TEDS 配置	115
5.3.3	基于 TEDS 的多尺度传感自校正应用	117
第 6 章	网络化智能传感系统的负载均衡实现	119
6.1	基于概率优先灰色马氏链预测的负载均衡实现构架	119
6.2	负载均衡器服务分类与评估方法	121
6.3	负载均衡器负载预测算法	122
6.4	负载均衡器服务调度与分配算法	128
6.5	PP-GMCP 负载均衡仿真分析	132
6.5.1	基于 OPNET 的 PP-GMCP 负载均衡仿真平台	132

6.5.2 仿真试验与分析	134
第7章 基于 IEEE 1451 的网络化智能传感系统应用	137
7.1 网络化智能称重传感系统	137
7.1.1 基于 IEEE 1451 的网络化智能称重传感系统整体设计	137
7.1.2 智能称重传感器高精度设计与参数优化	137
7.1.3 智能称重传感器功能建模	143
7.1.4 网络化智能称重传感系统软件平台	146
7.2 绝缘子污秽状态检测系统	153
7.2.1 绝缘子表面污秽故障检测机理	154
7.2.2 IEEE 1451 绝缘子污秽检测传感器建模	156
7.2.3 IEEE 1451 绝缘子污秽检测传感器研制	160
7.3 基于物联网的局部环境监测平台	165
7.3.1 物联网下环境监测系统平台构架	166
7.3.2 基于 IEEE 1451.5 的智能无线气象参数集成	167
7.3.3 基于物联网的局部环境监控平台综合服务平台设计	170
7.4 机动车运行安全监测平台	173
7.4.1 基于 IEEE 1451 的 WEIS 机动车安全运行状态监测平台框架	173
7.4.2 WEIS 机动车安全运行状态监测方法	176
7.4.3 基于 IEEE 1451 的 WEIS 机动车安全运行状态监测平台开发	177
参考文献	182

智能传感器与 IEEE 1451 标准概述

1.1 智能传感器概述

智能传感技术是涉及微机械电子技术、计算机技术、信号处理技术、传感技术与人工智能技术等多种学科的综合密集型技术,它能实现传统传感器所不能完成的功能。智能传感器是 21 世纪最具代表性的高新科技成果之一。

1.1.1 智能传感器的概念

智能传感器的概念最初是美国宇航局(NASA)在开发宇宙飞船的过程中形成的。为保证整个太空飞行过程的安全,要求传感器的精度高、响应快、稳定性好,同时具有一定的数据存储和处理能力,能够实现自诊断、自校准、自补偿及远程通信等功能,传统传感器在功能、性能和工作容量方面不能满足这样的要求,于是智能传感器便应运而生^[1]。

关于智能传感器的概念,目前尚无统一确切的定义。早期,人们简单地认为智能传感器是将“传感器与微处理器组装在同一块芯片上的装置”^[2]。随着智能传感技术的发展,基于其构成特点和功能特征,普遍认为,智能传感器是“将一个或多个敏感元件和信号处理器集成在同一块硅或砷化锌芯片上的装置”和“是一种带微处理机并具有检测、判断、信息处理、信息记忆、逻辑思维等功能的传感器”^[3,4]。

1. 智能传感器的结构

智能传感器主要由传感器、微处理器(或微计算机)及相关电路组成,其结构框图如图 1-1 所示。

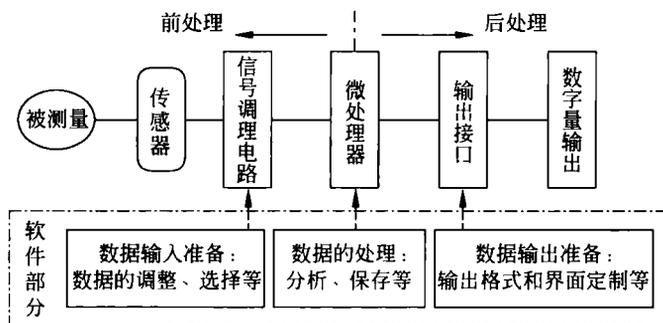


图 1-1 智能传感器基本结构框图

传感器将被测的物理、化学量转换成相应的电信号,送到信号调理电路中,经过滤波、放大、模/数转换后送到微处理器。微处理器对接收的信号进行计算、存储、数据分析和处理后,一方面通过反馈回路对传感器与信号调理电路进行调节以实现测量过程的调节和控制,另一方面将处理后的结果传送到输出接口,经过接口电路的处理后按照输出格式、界面定制输出数字化的测量结果。智能传感器中微处理器是智能化的核心,图 1-1 中软件部分的运算及其相关的调节与控制只有通过它才能实现。

智能传感器的实现结构形式既可是分离式的,也可是集成式的。按实现结构形式的不同,智能传感器可以分为模块式、混合式和集成式三种形式。模块式智能传感器为初级的智能传感器,它由许多相互独立的模块组成(如将微计算机、信号调理电路模块、输出电路模块、显示电路模块和传感器装配在同一壳体内)。此种结构由于集成度不高而导致体积较大,但在目前的技术水平下,仍不失为一种实用的结构形式。混合式智能传感器将传感器、微处理器和信号处理电路做在不同的芯片上,是目前智能传感器采用较多的结构形式。集成式智能传感器将一个或多个敏感器件与微处理器、信号处理电路集成在同一硅片上,集成度高、体积小。该种传感器在目前的技术水平下实现难度还比较大,但它是智能传感器的重要方向,发展非常迅速^[5,6]。

2. 智能传感器的功能

智能传感器比传统传感器在功能上有极大提高,几乎包括仪器仪表的全部功能,主要表现在以下方面。

(1) 逻辑判断、统计处理功能 智能传感器能够对检测数据进行分析、统计和修正,能进行非线性、温度、噪声、响应时间、交叉感应以及缓慢漂移等误差补偿,还能根据系统工作情况决策各部分的供电情况和上位计算机的数据传送速率,使系统工作在最优低功耗状态和传送效率优化的状态。由于具有很强的计算功能,智能传感器能方便地对大规模的数据进行处理,提高了测量准确度。

(2) 自检、自诊断和自校准功能 这是智能传感器的重要功能,智能传感器可以通过对环境的判断、自诊断进行零位和增益等参数的调整。当智能传感器由于某些内部故障而不能正常工作时,通过其故障诊断软件和自检软件,并借助其内部检测线路可以找出异常现象或出现故障的部件。操作者输入零值或某一标准值后,自校准程序可以自动地进行在线校准。

(3) 软件组态功能 智能传感器设置有多种模块化的硬件和软件,用户可以通过操作指令,改变智能传感器的硬件模块和软件模块的组合状态,以达到不同的应用目的,完成不同的功能,实现多传感、多参数的复合测量,增加了传感器的灵活性和可靠性。

(4) 双向通信和标准化数字输出功能 智能化传感器具有数字标准化数据通信接口,能与计算机直接相连或与接口总线相连,相互交换信息,这是智能传感器的关键标志之一。

(5) 人机对话功能 智能传感器与仪表等组合在一起,配备各种显示装置和输入键盘,使系统具有灵活的人机对话功能。

(6) 信息存储与记忆功能 可以存储各种信息,如装置历史信息、校正数据、测量参数、状态参数等。对检测数据的随时存取,可大大加快信息的处理速度。

根据应用场合的不同,目前推出的智能传感器选择具有上述全部功能或一部分功能。

基于其具有的功能,智能传感器具有高的准确性、灵活性和可靠性,同时采用廉价的集成电路工艺和芯片以及强大的软件来实现,故具有高的性价比^[7]。

1.1.2 智能传感器关键技术

不论智能传感器是分离式的结构形式还是集成式的结构形式,其智能化核心为微处理器,许多特有功能都是在最少硬件基础上依靠强大的软件优势来实现,而各种软件则与其实现原理及算法直接相关。

1. 间接传感

间接传感是指利用一些容易测得的过程参数或物理参数,通过寻找这些过程参数或物理参数与难以直接检测的目标被测变量的关系,建立测量模型,采用各种计算方法,用软件实现待测变量的测量。智能传感器间接传感的核心在于建立传感模型。模型可以通过有关的物理、化学、生物学方面的原理方程建立,也可以用模型辨识的方法建立。目前建立模型的方法主要有基于工艺机理的建模方法、基于数据驱动的建模方法和混合建模方法等,这些方法在应用中各有其优缺点^[8~10]。

1) 基于工艺机理的建模方法

机理建模方法建立在对工艺机理深刻认识的基础上,通过列写宏观或微观的质量平衡、能量平衡、动量平衡方程、相平衡方程以及反应动力学方程等来确定难测的主导变量和易测的辅助变量之间的数学关系。基于机理建立的模型其可解释性强、外推性能好,是较理想的间接传感模型。机理建模具有如下几个特点:一是不同的对象其机理模型无论模型结构还是模型参数都千差万别,模型具有专用性;二是机理建模过程中,从反应本征动力学和各种设备模型的确立、实际装置传热传质效果的表征到大量参数(从实验室设备到实际装置)的估计,每一步均较复杂;三是由于机理模型一般是由代数方程组、微分方程组甚至偏微分方程组所组成,当模型结构庞大时,其求解过程的计算量较大。

2) 基于数据驱动的建模方法

对于机理尚不清楚的对象,可以采用基于数据驱动的建模方法建立软测量模型^[11]。该方法从历史的输入输出数据中提取有用信息,构建主导变量与辅助变量之间的数学关系。由于无须了解太多的过程知识,基于数据驱动建模方法是一种重要的间接传感建模方法。根据对象是否存在非线性,该建模方法又可以分为线性回归建模方法、神经网络建模方法和模糊建模方法等。

线性回归建模方法是通过收集大量辅助变量的测量数据和主导变量的分析数据,运用统计方法将这些数据中隐含的对象信息进行提取,从而建立主导变量和辅助变量之间的数学模型。

神经网络建模方法则根据对象的输入输出数据直接建模,将过程中易测的辅助变量作为神经网络的输入,将主导变量作为神经网络的输出,通过网络学习来解决主导变量的间接传感建模问题。该方法无须具备对象的先验知识,广泛应用于机理尚不清楚且非线性严重的系统建模中。

模糊建模是人们处理复杂系统建模的另一个有效工具,在间接传感建模中也得到应用,

用得最多的是将模糊技术与神经网络相结合的模糊神经网络模型,这样既有模糊逻辑那样表达近似于定性的信息的能力,又有神经网络很强的学习能力和非线性表达能力。

3) 混合建模方法

基于机理建模和基于数据驱动建模两种方法的局限性引发了混合建模思想,对于存在简化机理模型的过程,可以将简化机理模型和基于数据驱动模型结合起来,互为补充。简化机理模型提供的先验知识,可以为基于数据驱动模型节省训练样本;同时,基于数据驱动模型又能补偿简化机理模型的特性。虽然混合建模方法具有很好的应用前景,但是前提条件是必须存在简化机理模型。

需要说明的是,间接传感模型性能的好坏要受辅助变量的选择、传感数据变换、传感数据的预处理、主辅变量之间的时序匹配等多种因素制约。

2. 非线性的线性化校正

理想传感器的输入物理量与转换信号量呈线性关系,线性度越高,则传感器的精度越高。但实践上大多数传感器的特性曲线都存在一定的非线性度误差。要提高智能传感器的测量准确度,就必须对系统进行线性化处理(即非线性的线性化校正)^[12]。

智能传感器具有通过软件对前端传感器进行非线性的自动校正功能,即能够实现传感器输入-输出的线性化。因此,它的突出优点在于不受限于前端传感器及其调理电路至 A/D 转换的输入-输出特性的非线性程度多严重,仅要求传感器及其调理电路至 A/D 转换器的输入 x -输出 u 特性重复性好。智能传感器线性化校正原理框图如图 1-2 所示。

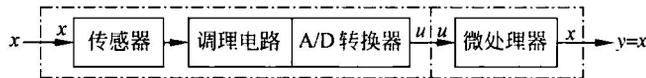


图 1-2 智能传感器线性化校正原理框图

其中,传感器及其调理电路至 A/D 转换器的输入 x -输出 u 特性如图 1-3(a) 所示,微处理器对输入按图 1-3(b) 进行反非线性变换,使其输入 x 与输出 y 呈线性或近似线性关系,如图 1-3(c) 所示。

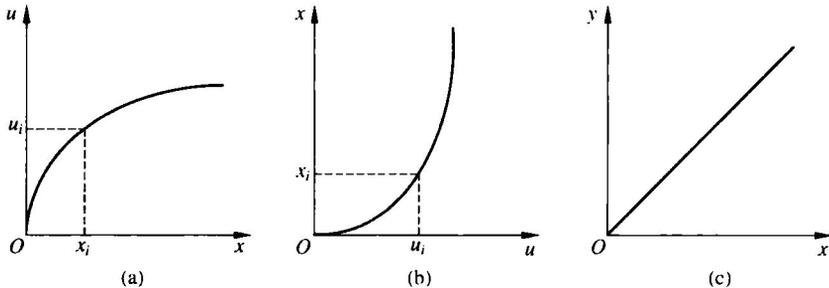


图 1-3 智能传感器输入-输出特性线性化原理

(a) 输入 x -输出 u 特性; (b) 反非线性 u - x 特性; (c) 智能传感器输入 x -输出 y 特性

目前非线性自动校正方法主要有查表法、曲线拟合法和神经网络法三种。

1) 查表法

查表法是一种分段线性插值方法。它是根据准确度要求对反非线性曲线进行分段,用若干折线逼近非线性曲线^[13],如图 1-4 所示,将折点坐标值存入数据表中,测量时首先查找出被测量 x_i 对应的输出量 u_i 处在哪一段,再根据斜率进行线性插值得求输出值 $y_i = x_i$ 。插值表达式的通式为

$$y_i = x_i = x_k + \frac{x_{k+1} - x_k}{u_{k+1} - u_k}(u_i - u_k), \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (1-1)$$

式中, k 为折点的序数,折线条数为 $n-1$ 。

2) 曲线拟合法

曲线拟合法通常是采用 n 次多项式来逼近反非线性曲线的方法,多项式方程的各个系数由最小二乘法确定。其步骤如下:

(1) 对传感器及其调理电路进行静态实验标定,得到校准曲线。假设标定点的数据输入 x_i ; $x_1, x_2, x_3, \dots, x_N$; 输出 u_i ; $u_1, u_2, u_3, \dots, u_N$, 式中, N 为标定点个数, $i=1, 2, 3, \dots, N$ 。

(2) 设反非线性曲线拟合多项式方程为 $x_i(u_i) = a_0 + a_1 u_i + a_2 u_i^2 + a_3 u_i^3 + \dots + a_n u_i^n$, 式中 n 的数值由所要求的准确度来确定, $a_0, a_1, a_2, a_3, \dots, a_n$ 为待定常数。

(3) 根据最小二乘法原则求解待定系数 $a_0, a_1, a_2, a_3, \dots, a_n$ 。

曲线拟合法的缺点在于当有噪声存在时,利用最小二乘法原则求解待定系数时可能会遇到病态的情况,因而没有办法求解。

3) 神经网络法

神经网络法是基于神经网络来求解反非线性特性拟合多项式待定系数 D 的方法^[14]。

图 1-5 为函数链神经网络结构图。

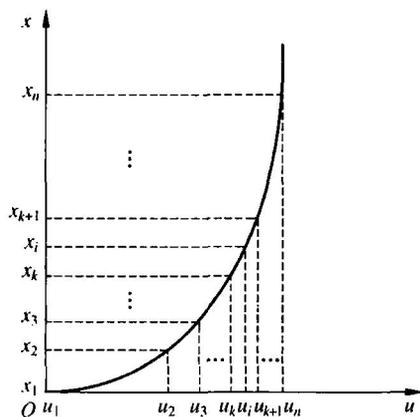


图 1-4 反非线性的折线逼近

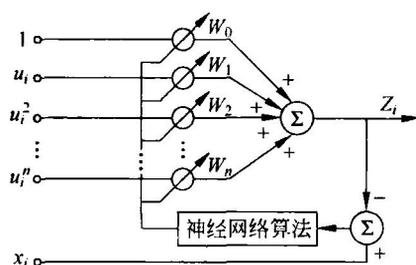


图 1-5 函数链神经网络

图 1-5 中, $1, u_i, u_i^2, \dots, u_i^n$ 为函数链神经网络的输入值, u_i 为静态标定实验中获得的标定点输出值; W_j ($j=0, 1, 2, \dots, n$) 为网络的连接权值(对应于反非线性拟合多项式 u_i^j 项的系数 a_j); z_i 为函数链神经网络的输出估计值, 其第 k 步输出估计值为 $z_i(k) = \sum_{j=0}^n u_i W_j(k)$, 与标定点输入值 x_i 比较的估计误差为 $e_i(k) = x_i - z_i(k)$; 神经网络算法调节网络连接权的调节式为 $W_j(k+1) = W_j(k) + \eta e_i(k) u_i^j$, 其中 $W_j(k)$ 为第 k 步第 j 个连接权值, η 为学习因

子(直接影响到迭代的稳定性和收敛速度)。神经网络算法不断调整连接权值 W_j ($j=0, 1, 2, \dots, n$) 直至估计误差 $[e_i(k)]$ 的均方值达到足够小, 此时结束学习过程, 得到最终的连接权值 $W_0, W_1, W_2, \dots, W_n$ (即求得多项式的待定系数 $a_0, a_1, a_2, \dots, a_n$)。

3. 自诊断

智能传感器自诊断技术俗称“自检”, 要求对智能传感器自身各部件, 包括软件和硬件进行检测, 如 ROM、RAM、寄存器、插件、A/D 及 D/A 转换电路及其他硬件资源等的自检验, 以及验证传感器能否正常工作, 并显示相关信息。

传感器本身的故障诊断是智能传感器自检中的一个重要核心内容, 它要求判断传感器是否故障, 并且一旦判断传感器不能正常工作, 则要运行自诊断程序, 进一步确认哪一部分出了故障, 即实现故障定位的功能, 同时对故障类型进行判别, 以方便后续操作中所出故障采取相应的对策^[15, 16]。对传感器进行故障诊断主要以传感器的输出值为基础, 主要有硬件冗余诊断法、基于数学模型的诊断法和基于信号处理的诊断法等。

1) 硬件冗余诊断法

该方法是对容易失效的传感器进行冗余备份, 一般采用两个、三个或者四个相同传感器来测量相同的被测量(如图 1-6 所示), 通过冗余传感器的输出量进行相互比较可以验证整个系统输出的一致性。一般情况下, 该方法采用两个冗余传感器可以诊断有无传感器故障, 采用三个或者三个以上既可以诊断有无故障, 又可以分离发生故障的传感器。

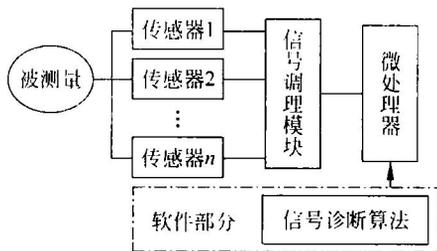


图 1-6 硬件冗余诊断法示意图

2) 基于数学模型的诊断法

该方法通过各测量结果之间或者测量结果序列内部的某种关联, 建立一个适当的数学模型来表征该测量系统的特性, 通过比较模型输出与实际输出之间的差异来判断是否有传感器故障。下面介绍基于数学模型诊断的两种方法: 参数估计诊断法和状态估计诊断法。

(1) 参数估计诊断法 故障产生模型参数则发生变化, 通过参数的估计值与正常值之间的偏差情况来判断传感器是否发生故障。基本步骤如下: ①通过标定建立被测量对象的输入输出模型: $y(t) = f(x(t), \theta(p))$, 其中 θ 为模型参数, p 为过程参数; ②通过测量获得传感器的输入输出系列, 估计模型参数序列 $\hat{\theta}$ 和过程参数系列 \hat{p} ; ③根据参数变化序列的统计特性, 判断传感器故障, 如有故障则进行故障的分离、估计和决策。

(2) 状态估计诊断法 该方法通过估计系统的状态, 结合数学模型进行故障诊断。步骤如下: ①由观测序列 $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ 重构被控过程(对象)状态 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 并构造残差序列(包括各种故障序列、基本残差序列); ②通过构造适当的模型并采用统计检验方法, 把故障从中检测出来, 并作进一步的分离、估计(如由 Luenberger 观测器和卡尔曼滤波器构成的状态估计方法)和决策。

3) 基于信号处理的诊断法

基于信号处理的诊断方法回避了基于模型方法需要抽取对象数学模型的难点,直接对检测到的各种信号进行加工、交换以提取故障特征。基于信号处理的诊断方法虽然可靠,但也有局限性,如某些状态发散导致输出量发散的情况,该方法不适用;另外,阈值选择不当,也会造成该方法的误报或者漏报。目前常用的基于信号处理的诊断方法有以下几种。

(1) 直接信号比较法 在正常情况下,被测量过程的输入输出应该在正常范围变化: $X_{\min}(t) \leq X(t) \leq X_{\max}(t), Y_{\min}(t) \leq Y(t) \leq Y_{\max}(t)$ 。当故障产生时,此范围将发生变化。此外,也可以通过输入输出量的变化率是否满足 $\Delta X_{\min}(t) \leq \Delta X(t) \leq \Delta X_{\max}(t), \Delta Y_{\min}(t) \leq \Delta Y(t) \leq \Delta Y_{\max}(t)$,来判断是否发生了故障。

(2) 基于主成分分析(principal components analysis, PCA)的方法 该方法在有一定相依关系的 n 个参数 m 个样本值构成的数据集合中,通过建立较小数目的综合变量,使其更集中地反映原来的 n 个参数中所包含的变化信息。应用 PCA 可以得到测量变量在不同的时间序列中的统计特性(通常描述这些统计特性的指标有得分 *Score*、预测误差二次方以及 *SPEHotelling T^2*),将采样测量信息的统计特性与正常情况下建立的统计数学模型比较,判断其是否在置信区间或控制限内,是则为正常,否则为有故障存在。

(3) 基于小波变换的诊断方法 该方法的基本思路是对系统的输入/输出信号进行小波变换,应用变换求得的输入/输出信号的奇异点,然后去除由于突变输入引起的极值点,则其余的极值点就对应于系统的故障。这种方法不需要系统的数学模型,具有较高的灵敏度,且具有克服噪声能力强的优点。

4) 基于人工智能的故障诊断法

基于人工智能的故障诊断法主要包括基于专家系统和神经网络的故障诊断方法。

(1) 基于专家系统的故障诊断方法 在故障诊断的专家系统的知识库中,储存了某个对象的故障征兆、故障模式、故障成因、处理意见等内容,故障诊断专家系统在推理机构的指导下,根据用户的信息,运用知识进行推理判断,它使用两种方法(一种是用一个表现状态与诊断的对照表进行对照;另一种是将系统设计的知识结合有关系统实现时的潜在问题的知识,根据出现的前提条件去触发对应规则来推断其结论)将观察到的现象与潜在的原因进行比较。

(2) 基于神经网络的故障诊断方法 应用神经网络的方法来进行传感器故障诊断,可利用神经网络强大的自学习功能、并行处理能力和良好的容错能力,避免解析冗余中实时建模的需求。神经网络模型是由一诊断对象的故障诊断的事例集经训练构造而成,它取决于模型的结构和其学习规则(可根据诊断对象的情况来选择)。

4. 动态特性校正

在利用传感器对瞬变信号实施动态测量时,由于传感器机械惯性、热惯性、电磁储能元件及电路充放电等多种原因,使得动态测量结果与真值之间存在较大的动态误差,即输出量随时间的变化曲线与被测量的变化曲线相差较大。因此,需要对传感器进行动态校正^[17]。

在智能传感器中,对传感器进行动态校正的方法多是用一个附加的校正环节与传感器相连,如图 1-7 所示,使合成的总传递函数达到理想或近乎理想(满足准确度要求)状态。目前对传感器的特性进行提高的软件方法主要有以下几种。