

●研究生教材 ●研究生教材



模式识别与状态监控

温熙森 胡茛庆 邱 静 编著

国防科技大学出版社

TH117
W65

模式识别与状态监控

温熙森 胡莒庆 邱 静 编著

国防科技大学出版社
湖南·长沙

内容提要

在针对设备及过程的研究中,一个重要的研究目标就是提高系统运行过程的可靠性、安全性,提高产品质量、减少维护费用和生产费用。过程状态监控是实现这两个目标最重要手段之一。状态监控为提高系统的可靠性和可维修性开辟了一条崭新的途径,而模式识别理论是状态监控(故障检测)的重要理论基础之一。本书在讨论状态监控基本概念与基本技术的基础上,论述智能模式识别的基本内容,包括贝叶斯决策理论、聚类分析、模糊模式识别、神经网络识别模型、子空间方法和特征选择与提取技术,结合各章理论与技术,给出在状态监控中的具体应用例子,最后给出状态监控与故障诊断技术发展情况。本书可作为机械电子工程专业研究生的教材或参考书,也可作为高等院校相关专业本科生和教师的参考书。

前 言

现代机电系统的自动化水平日益提高,系统规模日益扩大,其复杂性也迅速增加。人们迫切希望提高这类复杂机电系统的可靠性和可维修性,而状态监测与故障诊断技术则为其开辟了一条崭新的途径。模式识别是状态监控(故障检测)的重要理论基础之一。近十几年来,模式识别技术在机械系统状态监控领域的应用已经相当广泛,每年都有大量的论著发表。

笔者从近几年从事设备状态监控理论与技术的研究和研究生教学工作的实践中感到,非常有必要编著一本能较好地把识别理论和机械设备状态监测与故障诊断结合起来的教材,即有必要从系统的角度和发展的观点,对能在机械设备状态监测与故障诊断中应用的识别理论和方法作一较系统的阐述,围绕机械设备状态识别的特点和要求,较全面地讨论状态识别理论的体系、结构及算法,并从更广义的角度来理解识别系统的理论体系。从本专业历届研究生所反馈的信息来看,学生从基础理论学习阶段到课题研究阶段,从理论到实践技能运用上缺乏较好的衔接。本书尝试给研究生从理论到实践这一过渡环节提供模式识别与状态监控理论及应用方面的训练,起到其中间桥梁作用。

本书第一章概述了机械系统状态监控的基本概念、结构体系、基本理论与技术。第二章论述模式识别的基本问题:模式及模式识别的概念,系统的广义组成,识别方法及其发展历程。特别探讨了模糊决策及神经网络识别等智能识别方法的发展;简述了模式识别与人工智能的关系以及机器学习的基本概念;探讨了机电设备状态识别理论的特点、要求和发展方向。第三章论述统计识别的贝叶斯决策理论,决策模型误差分析,实际学习训练模型及在状态监控中的应用。第四章讨论统计模式识别无监督分析的典型方法——聚类分析,探讨近年来仍在不断发展的快速动态聚类分析方法,并给出具体应用例子。第五章论述模糊识别算法、模糊聚类分析、模糊综合决策理论与方法,结合工程实际,给出一个机电系统模糊综合决策的应用实例。第六章讨论近十年来迅速发展起来的神经网络模式识别理论与模型。第七章讨论子空间法模式识别的基本理论。第八章讨论状态监控与模式识别中的重要问题——特征表述、特征选择与提取方法及其工程应用。第九章综合论述一工程应用实例——船舶动力装置运行状态监测与故障诊断系统,探讨系统中具体应用各类识别理论与技术的情况。第十章阐述状态监控技术的发展与展望。本书的编写没有拘泥于教材的范围,作为研究生教材使用

时,可以以第一、二、三、四、五、八、九章为核心内容。

本书的编写是全教研组集体智慧的结晶。本教研室动态组全体教员参加了制定本书提纲的讨论,温熙森教授、胡芑庆讲师负责全书的编著工作。邱静副教授审阅了大部分书稿并参加改写了第三、四、五、八章,李岳讲师审阅了第六章。我校自动控制系胡德文教授对全书进行了仔细的审阅并提出了许多建设性的建议,在此对他表示衷心的感谢。

由于我们的理论水平与学识有限,以及所做研究工作的局限性,书中不足之处,恳请读者批评指正。

作 者

1996年12月于长沙国防科技大学

常用数学符号一览表

符号

ω, ω_i

μ, μ_i

$m, m_i, M, M_i, M(i)$

Σ, Σ_i

$p(x)$

$p(x|\omega_i)$

$P(\omega), P(\omega_i)$

$P(k_1, k_2, \dots, k_C), P(x_1, x_2, \dots, x_n)$

$P(\cdot | \cdot)$

C

$\lambda(a_i, \omega_j), C_{ij}$

x, x_i, x_i

$P(\omega_i | x)$

δ_{ij}

$L(a_1, \dots, a_p)$

R^n

$R^{n \times m}$

$E(\cdot)$

$Var(\cdot), \sigma^2, \sigma_i^2$

$p(p^{(i)})$

$P(P^{(i)})$

θ_{ji}

θ, θ

$R(a_i | x)$

R

$l_{ij}(x), l_{12}(x)$

$u_{ij}(x)$

$e, \epsilon, \epsilon_i, \epsilon_0, \epsilon^0$

$P(e)$

r_{ij}

$d(x), d_i(x)$

$w_1, w_2, \dots, w_{n+1}$

定义

模式类别, 第 i 类类别

信号均值, 第 i 类样本均值

均值矢量, ω_i 类均值矢量

协方差阵, ω_i 类协方差阵

样本总体概率密度

ω_i 类条件概率密度

先验概率, ω_i 类先验概率

联合概率

条件概率

状态类别总数

把 x 分为 ω_i 类而实际属于 ω_j 类的分类
是非代价(损失函数, 惩罚因子)

模式样本矢量, 模式样本矢量, 样本第 i
维分量

ω_i 类的后验概率

克罗内克(Kronecker) δ

由矢量 $a_1, \dots, a_p$ 张成的子空间

n 维实数空间

$n \times m$ 实数矩阵空间

期望值

方差值

第 i 类子空间的维数

投影矩阵(第 ω_i 类的投影矩阵)

分类决策阈值

概率分布的参数

条件期望风险

总风险, 总残差

似然比函数

对数似然比函数

误差, 错误率

总错误率

马氏距离, 相似系数

判别函数

判别函数权系数

w, W, W_i	判别函数权系数向量
$D(m, n)$	二分方式数目
$J, J., J(W, X), J(w, x), J_{ij}, J(x), J(A)$	准则函数
$c, c(k)$	迭代步长, 第 k 步迭代步长
$e(k)$	第 k 步迭代误差向量
X	模式矩阵
$K(x), K(x, x_k)$	总势函数, 势函数
$u(x)$	加权函数
$\varphi_j(x)$	正交函数集函数
φ_j	矩阵的第 j 个特征向量
λ_j	矩阵的第 j 个特征值
$h(W_i), g(W_i)$	观察值, 观察值的回归值
$\delta(\cdot, \cdot), D, D_{ij}, D_m, D(\cdot, \cdot), d(\cdot, \cdot)$	距离(函数)
n, d, D	样本维数
$S(x, z)$	角度相似性算子
S_i	相似性算子
y, z	样本(模式)向量
z_j	聚类中心
n, N, N_i	样本数目
A, B, C, R, Q, S	模糊矩阵, 模糊集合
V, U, E, X, Y	集合
$\gamma_{xy}(f)$	凝聚函数
K	峭度因子
$\mu_{\cdot}(x), \mu(x)$	隶属度(函数)
$K(x, y)$	随机函数的协方差函数
P_{ij}	概率转移矩阵
$Wal(k, j)$	有限沃尔什函数
S_W, S_B, S_T	类内散布矩阵, 类间散布矩阵, 总体散布矩阵
H_k, y_k, W_i	感知器隐层输出向量, 输出向量, 第 i 层权向量
$x, x(t), y, y_i$	信号
$g_{a,b}(t)$	小波基函数, 母函数
$W_g(a; b)$	小波变换
Γ, Γ_i	模式空间, i 类模式空间

目 录

第一章 状态监控体系、技术与方法概述

§ 1.1 状态监控任务的要素与组成	(1)
§ 1.2 信号处理技术	(3)
§ 1.3 监控与决策方法简述	(9)
§ 1.4 状态监控中的其它相关问题	(14)
§ 1.5 本章小结	(17)
参考文献	(18)

第二章 模式识别理论的基本概念

§ 2.1 模式识别的概念	(23)
§ 2.2 模式识别系统	(27)
§ 2.3 模式识别方法	(29)
§ 2.4 模式识别和人工智能的关系	(33)
§ 2.5 机器学习理论与方法概述	(33)
§ 2.6 机械系统状态监测与识别的特点与要求	(39)
参考文献	(41)

第三章 贝叶斯决策理论与方法

§ 3.1 引言	(42)
§ 3.2 贝叶斯分类决策模型	(42)
§ 3.3 贝叶斯分类决策的误差及估计	(47)
§ 3.4 分类器设计	(51)
§ 3.5 分类器的学习训练算法	(55)
§ 3.6 贝叶斯决策应用实例——铣削颤振在线识别	(66)
§ 3.7 本章小结	(68)
参考文献	(69)

第四章 聚类分析

§ 4.1 引言	(70)
----------------	------

§ 4.2 模式相似性测度.....	(73)
§ 4.3 聚类准则.....	(73)
§ 4.4 聚类方法.....	(74)
§ 4.5 快速动态聚类算法.....	(82)
§ 4.6 聚类分析、贝叶斯分类决策应用——减速箱状态监测	(88)
§ 4.7 本章小结.....	(92)
参考文献	(92)

第五章 基于模糊集理论的识别方法

§ 5.1 引言.....	(94)
§ 5.2 模糊集理论简介.....	(95)
§ 5.3 模糊识别信息的获取.....	(99)
§ 5.4 模糊综合评判	(105)
§ 5.5 基于识别算法的模糊识别	(111)
§ 5.6 模糊聚类分析	(116)
§ 5.7 柔性加工单元故障诊断的模糊综合决策	(122)
§ 5.8 本章小结	(125)
参考文献.....	(126)

第六章 神经网络识别理论与模型

§ 6.1 引言	(127)
§ 6.2 用于识别的神经网络研究历史回顾	(127)
§ 6.3 神经网络基本模型	(130)
§ 6.4 神经网络分类器	(140)
§ 6.5 模糊神经网络系统	(155)
§ 6.6 神经网络识别模型及相关技术的发展	(168)
§ 6.7 本章小结	(170)
参考文献.....	(170)

第七章 子空间法模式识别

§ 7.1 引言	(172)
§ 7.2 基本思想	(172)
§ 7.3 数学预备知识	(174)
§ 7.4 K—L 变换的数值计算	(180)
§ 7.5 子空间分类器	(185)
§ 7.6 学习子空间法	(190)
§ 7.7 应用实例	(196)
§ 7.8 本章小结	(200)

参考文献.....	(202)
-----------	-------

第八章 模式特征表述、选择与提取

§ 8.1 模式的表示	(203)
§ 8.2 特征选择和提取的几个问题	(210)
§ 8.3 特征评判标准——类别可分性判据	(213)
§ 8.4 特征选择及搜索算法	(220)
§ 8.5 特征提取	(223)
§ 8.6 多层感知器用于特征压缩	(228)
§ 8.7 最佳特征数目选择及非特征剔除	(229)
§ 8.8 设备及过程状态识别中的特征化问题	(230)
§ 8.9 特征化问题在机械状态监控中的应用例子	(237)
§ 8.10 本章小结	(243)
参考文献.....	(243)

第九章 船舶动力装置运行状态监测与故障诊断系统

§ 9.1 动力装置的结构与组成	(244)
§ 9.2 系统组成及功能概述	(245)
§ 9.3 动力装置运行状态特征分析与提取	(246)
§ 9.4 贝叶斯决策理论在状态分类中的应用	(251)
§ 9.5 无完整知识的运行状态统计决策规则	(253)
§ 9.6 模糊分析在状态分析中的应用	(263)
§ 9.7 人工神经网络(ANN)模型在故障综合决策中的应用	(264)
参考文献.....	(265)

第十章 状态监控与故障诊断技术发展简述

§ 10.1 引言	(266)
§ 10.2 智能状态监控与故障诊断系统构想	(270)
§ 10.3 支撑系统的关键技术	(273)
§ 10.4 一个可实现的集成示范系统	(274)
§ 10.5 本章小结	(275)
参考文献.....	(276)

附录 典型分类数据样本(IRIS 样本数据)

第一章 状态监控体系、技术与方法概述

§ 1.1 状态监控任务的要素与组成

在针对设备及过程的研究中有两个重要的研究目标,一个是开发能够良好运行的、(或)有能力制造各种各样产品的、集成的自调节系统,它很少受操作员的监督和辅助;另一个是提高运行过程的可靠性、安全性和提高产品质量,减少维护费用和生产费用.为了实现这两个目标,状态监控显然是重要的技术需求之一.

关于监控(Monitoring),有几个意义有关联且易混的词,如监视(Surveillance, Supervision)、诊断法(Diagnostics)、诊断(Diagnosis)和检测(Detection).本书中,状态监控指的是辨识基于机械设备及过程特征估计的状态特性改变量的活动.这里的定义与 Brawley 所使用的名词“诊断监控”是相似的^[6],本书优选使用监控这一词,因其意指确定状态和检测故障,而诊断则隐含分析与定位故障.

如图 1.1 所示,监控任务主要由三部分组成:信号拾取、信号处理和监控决策.可用的传感器信号包括力、变形、加速度、温度、压力、声发射、电流或电压、光学信号等.与传感器有关的主要指标包括成本、可靠性、有效性和信噪比.在许多已出版的著作中都对工业用传感器作了详细研究^{[66][15]},有关传感器本身的讨论已超出本书的范围.

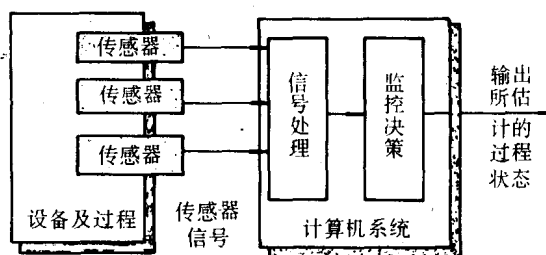


图 1.1 设备与过程的监控

可认为信号处理和监控决策是一个集成的整体,称之为监控方法.目前已开发了大量的监控方法,最简单的方法就是辨识两类过程状态(正常和异常状态)方法.如使用一个传感器信号,可按如下条件描述:

如果 $y < t_x$, 那么状态正常, 否则状态异常 (1-1-1)

式中: y —— 传感器信号; t_x —— 阈值.

不管过程工作状况和噪声分布如何改变,如果信号对正常和异常状态给出了明确的表征,则这一简单的描述将是最优的判决决策规则.然而在许多应用中,这一简单的判决策略不能令人满意.因此,有必要研究更有效的监控方法.

监控方法可以分为两大类:基于模型的方法和基于特征的方法. 对许多设备及过程而言,传感器信号被认为是动态系统的输出,并以时间序列的形式表现出来. 相应地,过程监控是以系统模型化和模型估计为基础的. 根据 Willems 的定义,一个动态系统可以用由三个元素组成的集合 $\{T, W, B\}$ 来表示,其中 T 表示与系统相关的时间事件集; W 表示信号感兴趣变量的赋值空间,它是通过系统与环境的相互作用而得到的;行为 B 表示映射 $T \rightarrow W$. 动态系统可能是非线性的和时变的,而线性时不变系统则更易于理解,研究也更成熟^{[72][73]}.

一个线性时不变系统可以用许多模型来描述,如状态空间模型,输入输出传递函数模型,自回归模型(AR),自回归滑动平均模型(ARMA)等. 有两类方法可用来对模型进行参数估计:精确模型方法和近似模型方法. Willems 对这些方法进行了系统的研究. 在各类模型中,动态数据系统方法(DDS)对很多设备及过程的监控非常有效^{[76][77]},根据 DDS 方法理论,过程可以由 ARMA 模型来近似:

$$y_t - \varphi_1 y_{t-1} - \dots - \varphi_n y_{t-n} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_{n-1} a_{t-n+1} \quad (1-1-2)$$

式中: $a_t \sim \text{NID}(0, \sigma_a^2)$ ——白噪声; φ_i, θ_i ——参数阵;

n ——由系统程序来确定的模型阶次.

与其它模型技术相比较,DDS 方法能更好地对过程进行描述. 且基于 ARMA 模型,可以获得更精确的谱估计^[36].

当找出一个模型后,监控可通过检测模型参数的改变(如阻尼比、固有频率等)来执行,或检测系统期望响应的改变(如预测误差)来执行. 基于模型的监控方法是故障检测的方法之一,在文献[4]中对这些方法进行了综述. 使用模型的方法对过程进行监控在许多文献中都有报道^{[14][54][77][15][50]}. 文献[62]中给出了一项有趣的研究,动态模型(AR Model)与状态图、Boolean 方程一起来对机床的状态进行监控.

尽管如此,基于模型的方法有两个明显的局限. 首先,许多设备及过程是非线性的时变系统. 一个典型的例子是机械制造中的切削过程,它的非线性是由结构振动和切削力之间的相互作用引起的^[65]. 即使是采用自适应的方案,以基于模型的方法对过程结构的改变量进行监控,仍难见成效. 其次,传感器的信号依赖于过程的工作条件,常常很难辨识一个传感器信号的改变量是由过程工作条件改变引起的还是由过程本身的衰变引起的.

基于特征的监控方法是使用传感器信号的适当特征来辨识设备过程状态的. 给定一个传感器信号 $\{y_t, t = 1, 2, \dots\}$, 传感器信号的特征(也称作监控指数,也即后叙的模式特征向量)可以表达为

$$x = P(y_t) \quad (1-1-3)$$

其中: $P(\cdot)$ ——模型阶次算子.

这些特征可能是传感器信号的时域或频域特征,如均值、方差、偏斜度、峭度、特定频带功率等. 一种特殊情况是 $x = P(y_t) = y_t$, 即监控指数是传感器信号本身. 推荐使用的是归一化指数,即监控指数独立于物理单位^[79]. 通常,算子 $P(\cdot)$ 可能是随时间变化的(与时间相关)、非线性的、或甚至是非解析的形式. 因此,监控指数可以是连续数值(如传感器信号的平均值),或离散的事件(如逻辑符号“on”和“off”). 过程的工作状态(即工作条件,如切削速度等)也可以用作监控指数.

显然选择适当的监控指数是非常关键的. 理想情况下, 监控指数应能: (a) 对过程健康状况灵敏; (b) 对过程工作条件不灵敏; (c) 实现成本经济. 实际上, 监控指数是以分析研究、计算机过程仿真和系统试验为基础的. 在许多应用中, 监控指数的选择需要一定的技巧. 监控指数的适当选择常常包含着各种各样的信号处理技术. § 1.2 将详细讨论在过程监控中常常使用的信号处理技术.

获取了监控指数后, 类似于方程(1-1-1), 监控可以用简单的条件描述如下:

如果 $x < t_x$ 那么状态正常, 否则状态异常. (1-1-4)

但在许多应用场合中, 阈值不能完全把各种各样过程状态区分开来. 因此, 阈值的确定是非常重要的. 通常, 阈值可用假设检验的方法来确定^[45]. 如果过程故障的性质是不断变化的, 如磨损和疲劳等, 可以采用文献[8]中提出的 Pareto 分布等方法. 如果监控指数与过程工作条件强烈相关, 可推荐使用文献[18]中的经验阈值估计方法.

更为有效的方法是使用多传感器信号和多监控指数, 这也称之为传感器融合、分类或判别决策^{[51][1]}. 在 § 1.2 里将进一步讨论它的概念. 这里的判别决策仅限于辨识过程特性的改变量, 并不包括诸如风险分析之类的更深一层次的决策问题.

监控任务随着应用场合的不同而不同. 但这些任务的基本形式却具有类似的描述. 假设已获取了监控指数 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 过程状态 $\omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ 也已定义. 则在过程状态和监控指数之间存在一个如图 1.2 所示的关系式, 其数学描述如下:

$$Q: \omega \rightarrow x \quad (1-1-5)$$

其中 Q 称为关系式, 此关系式可有不同的形式, 如可为一个分析函数, 一个模式, 一个模糊系统, 一个决策树, 一个神经网络, 甚至为一个专家系统.

基于特征的方法包括两个阶段: 学习和分类. 学习也称作训练, 就是建立关系式 Q 的过程. 有两种类型的学习方法: 从样本中学习和从指令中学习. 有关学习的一般讨论可从著作[39]中找到. 对许多设备及过程的监控而言, 从样本中学习常常更为有效. 因为精确的指令一般不可能被充分地加以利用, 或即使能用也是相当有限的. 文献[26]中对从样本中学习技术作了详细的回顾和总结. 通常学习样本可以组织成如表 1.1 所示的形式, 其中 m 是监控指数的数量, n 是过程状态的数量, N 是可用学习样本的数量; 此外 $x_k = [x(k, 1), x(k, 2), \dots, x(k, m)]$ 表示第 k 个学习样本, 而 $\omega(x_k) \in \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ 隐含着第 k 个学习样本是从已知的过程状态 $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ 中之一所获取的. 为了方便, 使用 i 表示监控指数变量, j 表示过程状态变量, k 表示学习样本变量. 基于学习样本所建立的关系式将在后面讨论.

在状态分类阶段, 基于关系式 Q 和新的样本 x , 所估计的过程状态用方程(1-1-5)的逆操作来辨识:

$$Q^{-1}: x \rightarrow \omega \quad (1-1-6)$$

依据关系式的形式, 逆操作可以是模式匹配或决策树搜索等.

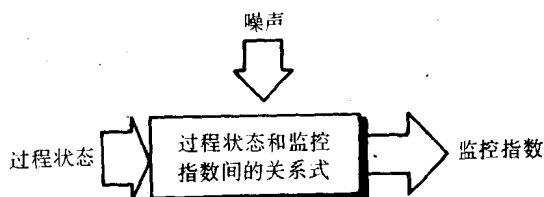


图 1.2 设备及过程状态监控的通用模型

表 1.1 学习样本

样本	监控指数						过程状态
	x_1	x_2	...	x_i	...	x_m	
x_1	$x(1,1)$	$x(1,2)$	...	$x(1,i)$	...	$x(1,m)$	$\omega(x_1) \in \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$
x_2	$x(2,1)$	$x(2,2)$	...	$x(2,i)$	...	$x(2,m)$	$\omega(x_2) \in \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$
...	...	...	...	...	...	...	...
x_N	$x(N,1)$	$x(N,2)$	...	$x(N,i)$	...	$x(N,m)$	$\omega(x_N) \in \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$

显然不同的关系式将导致不同的方法. 根据有关文献, 对设备及过程的监控已开发了大量的方法. 但目前还不清楚哪一种方法的性能最好. 事实上, 许多文献仅仅给出了一个工作在特定应用环境中的特定方法. 并没有验证有关成功率、灵敏度和稳健性等模型与方法的性能. 本书将对各种基于特征的监控方法进行系统的概述, 这些方法包括: (a) 统计模式识别; (b) 模糊识别系统; (c) 决策树; (d) 专家系统; (e) 神经网络. 事实上, 这些都是智能模式识别的主要内容. 与本研究相关的工程及作为理论体系应用载体, 针对各种设备及过程状态监控的共性技术给出一通用的计算机自动状态监控系统.

§ 1.2 信号处理技术

在对设备及其过程的状态监控中, 传感器信号处理就是提取传感器信号的特征(本章称之为监控指数). 所获取的监控指数用来描述过程状态的特性. 在本节中, 传感器信号处理技术与状态监控指数提取技术所指的含义可以认为是等同的. 不同种类的信号应采用不同的处理技术. 各种传感器信号处理技术的一个通用流程如图 1.3 所示. 通常, 滤波是信号处理的第一步, 它能消除各种噪声干扰的影响, 增强所需频率范围内的有用信息. 有关滤波技术的详细讨论可从文献[2]、[27]中找到.

给定一个传感器信号 $x(t)$, 如果它的均值 $\mu(t)$ 不随时间 t 变化, 方差 $\sigma(t_1, t_2)$ 仅是时间差分 $|t_1 - t_2|$ 的函数, 则这一信号称为广义平稳信号, 否则它是不平稳的. 平稳信号可以由诸如概率密度、充分统计量、时域指数、频域指数等特性来描述. 非平稳信号具有非线性和过程时变性, 可以通过高阶谱、时-频分布、小波分析、混沌特征量等来进行分析.

一、统计分析和时域指数

对平稳传感器信号, 最常用的监控指数是诸如均值、方差这样的信号统计特征. 假定采样了一段信号 $\{x(k), k = 1, 2, \dots, N\}$, 则其均值和方差可估计为

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x(k) \quad (1-2-1)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x(k) - \mu_x)^2 \quad (1-2-2)$$

信号是平稳的意味着对任一段信号 $\{x(k'), k' = p + 1, p + 2, \dots, p + N\}$, 用方程 (1-2-1) 和 (1-2-2) 所计算的均值和方差具有相同的结果。

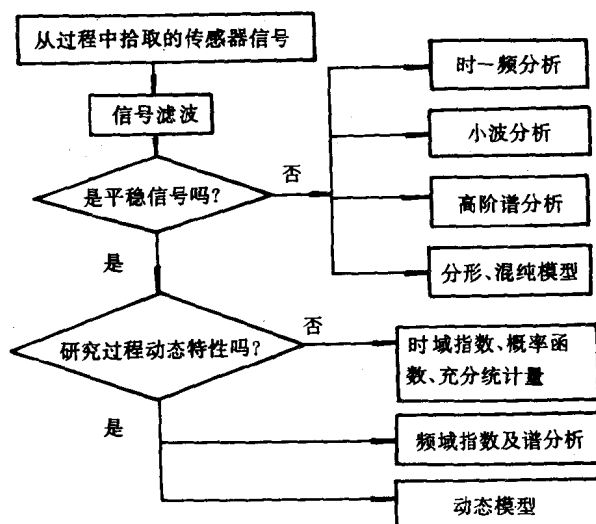


图 1.3 传感器信号处理的通用流程

传感器信号是典型的随机变量,其特征可通过概率分布或概率密度函数 PDF 来描述.实际上,概率密度函数可以通过信号的直方图来进行估计.应该指出,因分解区间的不同,所计算直方图的结果也不尽相同.因此,常常更需 PDF 的参数形式,且 PDF 可由充分统计量唯一地确定.例如,如果已知信号的 PDF 是正态的,那么信号的充分统计量将是均值和方差.

通常大多数时域指数都可以进行有效地使用.此外,还可以使用平均化和差分化指数:

$$y(k) = \frac{T}{2} (x(k) + x(k-1)) \quad (1-2-3)$$

$$z(k) = \frac{x(k) - x(k-1)}{T} \quad (1-2-4)$$

其中: T 是采样频率.

时域指数的应用情况已在许多论文中报道过.例如,文献[78]中表明:在对机械振动的监控中,振动信号的最大值、最小值、均值、均方根值和标准偏差等时域指数是很有效的,声发射信号的幅值直方图可用来描述磨损过程^[37],等等.

应该指出,PDF 和时域指数不能表达过程的动态特性.因此,它们在过程状态随信号量级和形式的改变而改变的场合及需研究动态过程内在变化的本质特征的应用中是很有限的.

二、谱分析和频域指数

对设备及过程的监控,最流行的方法是谱分析方法.谱分析包括两个步骤:计算谱(多使用 FFT)和估计谱(多由现场工作人员进行).应该指出,基于 FFT 的常规谱分析有一些局限性.首先,它的频率分辨率是有限的,例如假设一个传感器信号以 20kHz 进行采样,采集 1024 个点来计算谱,则谱的分辨率是 20Hz,换言之,谱的任两点之间相隔 20Hz,其间再没有可利用的信息;再者,因只利用了部分信号,谱存在泄漏,尽管泄漏可通过平均和加窗技术而得到降低,当可用数据很有限时,它的影响尤其明显;第三,谱是以非参数的形式表达的,可用特定频段内的功率作为监控指数,但确定这些指数的阈值是相当困难的;最后,它不能精确地辨识信号的相位信息.与之相比较,现代谱估计方法有时是更有效的.在现代谱分析中,谱是基于诸如 ARMA 模型这样的参数模型而获得的,因此其精度和分辨率可以大大提高^[36].

与之相关的技术是倒谱分析,它定义为对数谱的 Fourier 变换,它提供了信号的相位信息^[60].另外一个相关的技术是序列谱分析,常规谱是基于 Fourier 变换的,序列谱则是基于 Sequence 变换的,如 Walsh 变换,它常常只需很少的计算量,便于在线应用^[79].全息谱作为弥补常规谱分析的不足,也得到了广泛的应用^[83].

三、时—频分布分析

如果传感器信号非平稳性,则时—频分布分析是一个有效的工具.时—频分布作为一种变换,它可以同时表达信号在时域和频域中的能量和密度,因此它能表达常规谱不能表达的时间依赖特性.现已发展了许多时—频分布分析,其中最常用的一种分布是 Wigner—Ville 分布:

$$d(t, \omega) = \frac{1}{2\pi} \iint e^{j(\xi\mu - \tau\omega - \xi t)} x(\mu + \frac{\tau}{2}) x^*(\mu - \frac{\tau}{2}) d\mu d\tau d\xi \quad (1-2-5)$$

其中: $x(\cdot)$ 表示传感器信号构造的分析信号; $x^*(\cdot)$ 是它的复共轭.

最近又引入了指数时—频分布(Choi—Williams 分布)^[13]:

$$d(t, \omega) = \int_{\tau} e^{-j\omega\tau} \int_{\mu} \frac{1}{\sqrt{4\pi\tau^2/\sigma}} \exp(-\frac{(\mu - t)^2}{4\tau^2/\sigma}) \cdot x(\mu + \frac{\tau}{2}) x^*(\mu - \frac{\tau}{2}) d\mu d\tau \quad (1-2-6)$$

其中 σ 是尺度因子,它有许多期望的特性,如跨时间的常规谱集成性和跨频率的自相关函数集成性.

最近不少学者运用时—频分布处理技术获取监控指数来进行制造过程的切削状态监控.此外,也提出了时—频分布和经典假设检验综合运用的方法.

时频分析的另一个重要分支是小波分析技术,它是信号时间尺度分解的一个典范.80 年代初, Morlet 首先开始这方面的研究工作,后来 Grossman 给出了连续小波的几何公式,自从 Mallat 给出了快速算法并引入了多分辨分析后,小波变换已在很多应用领域得到了成功的应用.

实际上,信号线性变换是基于一系列基函数的信号分解.因此,传感器信号可表示成:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(t, v) \varphi(t, \tau, v) d\tau dv \quad (1-2-7)$$

其中: $g(t, v)$ 是事先选择的基函数.

定义分析小波(时宽 Δg , 频宽 ΔG):

$$g_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} g\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a > 0, b \in R \quad (1-2-8)$$

小波变换就是对任意信号 $x(t)$ 在基函数 $g_{a,b}(t)$ 中进行分解的线性变换. 定义为:

$$W_g(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) g^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1-2-9)$$

其中 $g^*(t)$ 是 $g(t)$ 的复共轭. $g(t)$ 作为分析小波, 满足:

$$C_g = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|G(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1-2-10)$$

其中 $G(\omega)$ 是 $g(t)$ 的 Fourier 变换. 小波变换的逆变换为:

$$x(t) = \frac{1}{C_g} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W_g(a, b) \frac{1}{\sqrt{a}} g^*\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{da db}{a^2} \quad (1-2-11)$$

信号小波变换式(1-2-9)在频域上表示为

$$w_g(a, b) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{ib\omega} X(\omega) G^*(a\omega) d\omega \quad (1-2-12)$$

式中: X, G 分别为 x, g 的 Fourier 变换.

设 ω_0 是 G 的中心, 令 $\Psi(\omega) = G(\omega + \omega_0)$, 则 $\Psi(\omega)$ 是中心为 0 的窗函数, 且

$$\Psi\left(\frac{\omega - \omega_0/a}{a^{-1}}\right) = G(a\omega) \quad (1-2-13)$$

从式(1-2-12)可见, 除去常数因子 $\sqrt{a}$ 外, $W(a, b)$ 与反窗口 Fourier 变换在 $t=b$ 处一致. 此处窗函数由式(1-2-13)给出, 其中心 $\omega = \omega_0/a$, 时宽为 $2\Delta G/a$, 由式(1-2-9)知, 小波变换已将函数 $x(t)$ 窗口化了, 中心在 $t=b$ 处, 宽度为 $2a\Delta G$, 于是得到了 $x(t)$ 的时-频局部化. $t-\omega$ 平面上的时-频处窗口为:

$$(b - a\Delta g, b + a\Delta g) \times \left(\frac{\omega_0}{a} - \frac{1}{a}\Delta G, \frac{\omega_0}{a} + \frac{1}{a}\Delta G\right) \quad (1-2-14)$$

从式(1-2-14)可见, 在高频处, 时宽变窄; 在低频处, 时宽变宽. 这就是小波变换变焦距性质.

一般常用的是二进制离散小波, 即 $g(t)$ 的二进制伸缩与平移系:

$$\{g_{k,j}(t) = 2^{k/2} g(2^k t - j) | k, j \in z\} \quad (1-2-15)$$

小波分析已用于轴承、齿轮箱的故障诊断^[81]等方面.

四、高阶谱分析

高阶谱是研究非平稳传感器信号处理的另一重要技术. 高阶谱分析的发展动力有三方面的因素: (a) 因高斯分布(正态性)假设提取信息导致一定偏差; (b) 需估计非高斯信号的相位信息; (c) 检测和描述由谐波成分相位相关所产生时间序列的非线性特性. 最常用的高阶谱是双谱:

$$C(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} \sum_{\nu=-\infty}^{+\infty} c(\tau, \nu) \exp\{-j(\omega_1 \tau + \omega_2 \nu)\} \quad (1-2-16)$$