

## 动态系统的故障预报技术

陈敏泽, 周东华

(清华大学自动化系, 北京 100084)

**摘要:** 首先介绍了动态系统故障预报技术的发展状况, 然后分三类介绍了目前已有的各种故障预报技术, 并讨论了各种方法的优缺点, 随后介绍了一些典型的应用例子, 最后对这一领域的发展趋势进行了探讨。

**关键词:** 故障预报; 故障诊断; 微小故障; 预测维修

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Fault prediction techniques for dynamic systems

CHEN Min-ze, ZHOU Dong-hua

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** A survey on fault prediction techniques in dynamic systems was presented. Firstly, the importance of these techniques was introduced. Then the available fault prediction techniques were classified into three categories, and the advantages and disadvantages of those techniques were discussed. Moreover, several typical examples were presented to show the effectiveness of the techniques. Finally, further problems to be addressed and trends in this field were tentatively pointed out.

**Key words:** fault prediction; fault diagnosis; incipient fault; predictive maintenance

### 1 引言 (Introduction)

随着计算机科学的进步, 现代化的工程技术系统正朝着大规模、复杂化的方向发展。这类系统一旦发生事故, 就可能造成人员和财产的巨大损失。因此, 切实保障现代化复杂系统的可靠性与安全性, 具有十分重要的意义。故障诊断与容错控制技术的出现, 为提高复杂系统的可靠性开辟了一条新的途径。

这里所说的故障检测与诊断技术 (FDD: fault detection and diagnosis) 是指以软件冗余 (或解析冗余) 为主的故障诊断技术, 一般被公认为起源于 1971 年 Beard 发表的博士论文<sup>[1]</sup> 以及 Mehra 和 Peschon 发表在 *Automatica* 上的论文<sup>[2]</sup>。随后, 国内外在这方面进行了大量的研究<sup>[3-13]</sup>。目前, 故障诊断技术已成为国际自控界的热点研究方向之一。每年发表的有关故障诊断的论文与报告都在 1000 篇以上。

随着对系统安全性要求的进一步提高, 人们不仅希望能够在出现故障时提供故障的检测与隔离, 还要求能在系统发生故障前就能预先知道, 也就是能够进行故障预报。这样, 就能够有足够的时间采取措施防止故障的发生, 避免不必要的损失。特别是在对可靠性要求很高的系统 (如航天、核能等领域), 故障预报已经作为重要问题提了出来。

对企业来说, 故障预报技术还能帮助其实现维修体制的变革。如今, 企业为了提高自身的竞争力, 不断地降低生产成本。而生产成本中有很大的的一部分是维修费用 (据统计, 维修

费用一般占了制造业生产成本的 15%, 钢铁业的 40%, 在美国, 企业每年的维修费用都在 2000 亿美元以上<sup>[14]</sup>。而目前, 企业一般都是实行预防维修 (preventive maintenance) 或叫计划维修, 也就是定期对设备进行检修 (例如对水电设备机组而言, 一般 1 年 2 次小修, 4 年一次大修<sup>[15]</sup>)。这种方法虽然能够减少发生故障的概率, 但由于计划固定, 较少考虑设备使用的实际情况, 容易产生维修过剩或维修不足。最近的调查显示, 由于不必要或者不正确地进行维修, 使得三分之一的维修费用都属于浪费<sup>[16]</sup>。随着监测手段的进步和计算机的发展, 近年来已提出了更科学的维修体制, 即以状态为基础的预测维修体制 (CBPM: condition based predictive maintenance)<sup>[17-20]</sup>。这种维修体制是以故障预报技术为基础, 实时监测系统的状态, 当预测到即将发生故障时, 就立即进行检修, 这就能够确保系统不会发生大的故障, 同时还克服了维修过剩的缺点, 提高了设备的利用率, 减少了维修费用。统计表明, 如果投资 10,000 ~ 20,000 美元用于状态维修, 每年将节省 500,000 美元的费用<sup>[17]</sup>。

故障预报是故障诊断与事件预报技术相结合的领域, 早在 1979 年 Sacks 等人就开始了这方面的研究<sup>[21]</sup>, 但发展一直很缓慢。由于它所研究的是系统中出现的故障征兆, 这种征兆幅值很小, 还没有对系统造成破坏, 而且混杂在系统的噪声中, 难以用一般的方法辨别出。因此, 这是 FDD 领域中的一个难题, 也越来越受到人们的重视。

到目前为止,由于故障预报具有很大的难度,使得国内外对故障预报技术的研究成果还不是很多.本文试图对现有的故障预报方法,作一个分类与评价,并提出一些可能的研究方向.

现有的故障预报技术可大致分为三类:第一类方法主要是基于时间预测的方法.这类方法的出发点是,虽然当前时刻这种故障特征的幅值很小,难以检测出来,但随着时间的推移,它的幅值会越来越大.因此,根据系统过去和现在的状态,采用预报技术,估计出将来时刻的状态,再进行故障检测.第二类方法主要是基于早期微小故障检测的方法.在某些系统中可能存在着一些幅值小、变化缓慢的故障(incipient fault),如果能尽早的检测出这类故障,就能预防将来大的故障的发生,这同样属于故障预报的研究领域.第三类方法是基于定性分析的方法,根据系统的定性知识,进行分析推理实现故障预报.

## 2 基于时间预测的方法(Methods based on time series prediction)

这类方法是根据系统过去和现在的状态的变化趋势,结合事件预报方法,估计出系统将来的状态,看是否达到故障的阈值,从而判断出系统是否将会发生故障.根据预测方法的不同,又可以分为以下几类.

### 2.1 基于经典时间序列分析的故障预报方法(Fault prediction based on classical time series analysis)

自从1970年Box和Jenkins的《Time Series Analysis: Forecasting and Control》<sup>[22]</sup>一书问世,经典时间序列分析的研究和应用得到飞速发展.这种方法把数据看作一个随机序列,根据相邻观测值具有依赖性,建立数学模型来拟合时间序列.Box和Jenkins详细分析了用于描述线性平稳过程的ARMA模型(autoregressive moving average)和线性非平稳过程的ARIMA模型(autoregressive integrated moving average),并推导出在最小均方误差下的预报公式.Ho和Xie<sup>[23]</sup>针对故障发生的时间间隔构成的数据序列建立ARIMA模型,采用经典时间序列分析的方法,建立预报公式,对下一次故障发生的时刻作出预报.

经典时间序列分析方法经过几十年的发展,已经非常成熟,而且也已经应用到社会生活中的各个领域.但这种方法是用线性模型来拟合数据序列.因此,从本质上说,它不适合预报非线性系统.

### 2.2 基于灰色模型理论的故障预报方法(Fault prediction based on gray model)

灰色模型理论是我国学者邓聚龙在80年代初提出的一种用来解决信息不完备系统(灰色系统)的数学方法<sup>[24]</sup>.由于在社会、经济、工程诸多领域所分析的系统大多是灰色系统,因此,用这种方法进行预测在各种领域均得到大量应用.程惠涛等人<sup>[25]</sup>采用基于灰色模型的预报方法并结合专家系统对航天器的推进系统进行了故障预报.

这种方法首先选定特征向量 $\sigma$ ,对 $\sigma$ 序列 $\{\sigma^{(0)}(t_i)\}$ 进行一次累加,生成 $\{\sigma^{(1)}(t_i)\}$ ,其中

$$\sigma^{(1)}(t_i + 1) = \sigma^{(0)}(t_i + 1) + \sigma^{(1)}(t_i), t_i = 1, 2, \dots;$$

$$\sigma^{(1)}(1) = \sigma^{(0)}(1).$$

根据灰色理论,这个累加序列具有指数规律,可用下列微分方程进行拟合:

$$\frac{d\sigma^{(1)}(t)}{dt} + a\sigma^{(1)}(t) = b.$$

再用差分对方程进行近似离散化,得到一个线性方程组,对方程组用最小二乘法进行参数估计得到 $a, b$ .最终得到预报模型:

$$\sigma^{(0)}(i + 1) = (\sigma^{(0)}(1) - \frac{b}{a})(1 - e^a)e^{-ai}, i = 1, 2, \dots.$$

通过对灰色系统模型分析可以看出,其实质也是一种曲线拟合过程.而且,它仅能描述一个随时间按指数规律变化的过程.如果对一般的数据序列采用灰色预测方法,在不了解序列变化的规律下,就采用这种指数拟合的方法,必然存在预报模型不准确的问题<sup>[26]</sup>.

### 2.3 基于神经网络的方法(Fault prediction based on neural networks)

Lapedes等人最早(1987年)发表了将神经网络应用于时间序列预报的文章,他们用非线性神经网络对由计算机产生的时间序列仿真数据进行了学习和预测.在这之后,出现了大量的将神经网络用于预报的文章<sup>[27-30]</sup>.Connor等人提出了一种鲁棒学习算法用于训练回归神经网络,并通过仿真,验证了回归神经网络用于预报的效果优于ARMA模型<sup>[31]</sup>.Tse和Atherton采用了回归神经网络对香港一家化工厂的冷却塔的鼓风机进行故障预报<sup>[32]</sup>.通过记录减速箱的振动声音信号,构成一个时间序列,再利用回归神经网络对序列进行外推,实现故障预报.

由神经网络的模型可以看出,神经网络对观测序列没什么限制,它几乎可以对所有的时间序列进行分析.特别是神经网络的非线性映射能力,使得它能够应用在非线性系统中.文<sup>[33]</sup>则把这种方法用到等离子反应堆的故障预报中.但目前神经网络法还有一些问题有待于进一步研究:

首先,尽管已经证明了一个三层神经网络具有任意逼近非线性连续函数的能力,但如何构造出这样的神经网络,还是一个未解决的难题.因此,在实际中,神经网络的结构往往不易确定,包括它的隐节点数、隐层数和作用函数,目前都只能由经验决定.

其次,神经网络的预报误差如何分析.目前只能证明神经网络对拟合曲线具有很高的精度,但对曲线外推时的误差,还无法进行分析.

### 2.4 基于滤波器的方法(Fault prediction based on filters)

60年代初,Kalman和Bucy最先提出状态空间方法,以及递推滤波算法,也即Kalman滤波器,通过对系统状态估计误差的极小化,得到递推估计的一组方程,由于它同时得到了系统的预报方程,因此在预报领域也得到大量的应用.例如,飞行器运动的实时预报<sup>[34]</sup>,运动物体的轨迹预测<sup>[35]</sup>等等.

文<sup>[36]</sup>对直流电机建立状态方程,然后利用Kalman滤

波器对电机转速进行跟踪估计,同时在一部预报公式的基础上推导出  $N$  步预报公式,根据预报公式得出直流电机将来的状态,从而进行故障预报.

基于 Kalman 滤波器的方法要求系统模型已知,当模型比较精确时,通过比较滤波器的输出与实际输出值的残差,实时调整滤波器的参数,能够较好地估计系统的状态,同时,也就能对系统的状态做短期预报.但一旦模型不准时,滤波器估计值就可能发生较大偏差.用于非线性系统的扩展 Kalman 滤波器(EKF)同样存在关于模型不确定性的鲁棒性差的问题<sup>[37,38]</sup>,而且在系统达到平稳状态时,将丧失对突变状态的跟踪能力<sup>[13]</sup>.文[39]针对 Kalman 滤波器的这种缺点,提出了一种基于强跟踪滤波器的自适应故障预报方法.这种方法利用强跟踪滤波器良好的跟踪系统状态的特性,能够更好地克服建模误差的影响.

### 3 基于早期微小故障检测的方法(Methods based on incipient fault detection)

早期微小故障由于幅值小,变化缓慢,往往被系统中存在的各种干扰和噪声所淹没,而且对于闭环系统来说,反馈控制的补偿效果会削弱这类故障的影响<sup>[40]</sup>,因此,早期微小故障的检测一直是 FDD 的一个难题.

#### 3.1 局部渐近法(Asymptotic local approach)

局部渐近法(asymptotic local approach)<sup>[41]</sup>是一种基于统计特性的方法,它引入一个统计量:  $H(\theta, X_k)$ ,其中  $\theta$  是系统的参数,  $X_k$  是系统可测的状态.对一个 AR 模型来说,

$$\begin{aligned} \gamma_k &= \varphi_k^T \theta + v_k, \\ \theta_k &= \theta_{k-1} + \gamma_k H(\theta_{k-1}, X_k), \end{aligned}$$

其中  $\gamma_k$  是一个适当的比例系数.

考虑累加和:

$$D_N(\theta) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N H(\theta, X_k).$$

令  $\theta_* - \theta_0 = \frac{\hat{\theta}}{\sqrt{N}}$ ,  $\theta_*$  是实际的系统参数,  $\theta_0$  是系统正常时的参数.根据概率统计的中心极限定理,可以得出,  $D_N(\theta)$  是均值为  $\text{cov}(\varphi \hat{\theta})$ , 方差为  $R = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N \varphi_k v_k$  的正态分布.

因此,当系统参数发生微小偏差时,将使得  $D_N(\theta)$  的均值发生改变.通过计算  $D_N(\theta)$  的均值是否偏离 0,就能够检测到这个微小的故障.文[42]对这种方法的进一步扩展和应用做了更深入的研究.

这种方法的核心依据是中心极限定理,这要求所选取的数据量要趋于足够大.但是,在实际应用中需要考虑检测的灵敏度,当  $N$  过大时,新的数据淹没在历史数据中,必然造成灵敏度下降.因此这种方法在实际应用时就存在一定的缺陷.

#### 3.2 在线近似的方法(Method of online approximators: OLA)<sup>[40]</sup>

这种方法根据自适应理论,设计出一种非线性自适应估计器,通过在线的调整,来近似故障函数.

考虑一类非线性系统:

$$\dot{x}(t) = \xi(x(t), u(t)) + B(t-T)f(x(t), u(t)),$$

这里,  $B(t-T) = \text{diag}(\beta_1(t-T), \beta_2(t-T), \dots, \beta_n(t-T))$  表示故障.其中

$$\beta_i(\tau) = \begin{cases} 0, & \tau < 0, \\ 1 - e^{-\rho_i \tau}, & \tau \geq 0, \end{cases}$$

当  $\rho_i$  取值很小时,这就是一个微小故障.

文[43]建立起如下模型来逼近系统:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x}(t) + \xi^*(x(t), u(t)) + \\ &\hat{f}(x(t), u(t); \hat{\theta}(t)) - Ax(t). \end{aligned}$$

其中,  $\hat{x}(t)$  是系统状态的估计值,  $\hat{\theta}(t)$  是可调节的参数,  $A$  是满足 Lyapunov 方程  $A^T \Pi + \Pi A = -Q$  的定常矩阵,其中,  $\Pi = \Pi^T > 0$ ,  $Q > 0$ .  $\hat{f}(x, u; \hat{\theta})$  用来在线近似故障函数:  $B(t-T)f(x, u)$ .通过自适应调节  $\hat{\theta}(t)$ ,使得模型和系统相匹配.这样,当在线近似函数  $y = \hat{f}(x, u; \hat{\theta})$  的输出不为 0 时就意味着发生微小故障.文[40]还进一步证明了这种方法的鲁棒性.

基于 OLA 的方法的关键在于设计  $\hat{\theta}(t)$  的自适应调节率,使得构造的模型能够足够精确地逼近原来的系统.而且,这将直接影响到该方法的有效性.

### 4 基于定性分析的方法(Methods based on qualitative analysis)

在实际应用中,人们发现一些系统往往无法用定量的方法进行描述,或者系统的信息本身就是定性的知识.这就需要一种定性的故障预报方法.这类方法不需要系统的精确的数学模型,因此在很多领域得到广泛应用.

#### 4.1 基于时序逻辑的方法(Method based on temporal logic)

由于某些故障的发生和相互影响与时间有密切关系,因此,可以采用时序逻辑来研究这类故障之间的关系,并利用时序逻辑的命题演算的方法,根据当前系统的状态推演出今后将发生的故障.

文[44]利用时态命题演算形式系统(这是基于时态算子的公理模式和推理规则构成的系统<sup>[45]</sup>),针对网络故障的预测问题,采集了一天上午出现的 200 个故障信息作为基础,首先确认重现故障,然后对重现故障进行合并,建立各种逻辑关系的知识库,然后随机选取当天下午发生的故障作为输入,利用知识库中的规则进行推理演算,可以预测出将要发生的故障.

这种方法适用于故障之间存在因果关系的系统.

#### 4.2 基于粗糙集的方法(Methods based on rough sets)

粗糙集(rough set)理论是 80 年代初由波兰数学家 Z. Pawlak 首先提出的一个分析数据的数学理论<sup>[46]</sup>.它是一种刻画不完整性和不确定性的数学工具,能有效地分析和处理不精确(imprecise)、不一致(inconsistent)、不完整(incomplete)等各种不完备信息,还可以对数据进行分析 and 推理,并从中发现隐含的知识,揭示潜在的规律<sup>[47]</sup>.目前它已被广泛应用于人工智能、模式识别、决策支持与分析、机器学习、智能控制等领域.

粗糙集理论的特点是将分类与知识联系在一起,利用定

义在数据集合  $U$  上的等价关系  $R$  对  $U$  的划分作为知识. 在保持系统分类能力不变的基础上, 删除冗余或者可忽略的知识. 它的优点在于除了问题所需处理的数据集, 不需要其它先验的知识, 是一种客观的数据推理方法.

文[48]将粗糙集用到航空领域的飞机故障预报. 现代的飞机系统上有众多的传感器, 不断地收集各种数据, 如何对这些数据进行分析从而预报出潜在的故障, 是一个难题. 文章首先用 LA (lower approximation<sup>[49]</sup>) 方法对收集到的数据进行属性约简; 再用 VPRSM (variable precision rough set model<sup>[50]</sup>) 提取规则, 这样, 大量的数据就减少为人们容易理解的一小部分规则, 而这样的约简并不影响结果的正确性. 根据提取出来的规则, 就能够很容易地进行故障预报.

基于粗糙集的方法适用于对大量杂乱的数据进行规则提取, 并形成专家知识库, 用于故障预报. 但它还需要和其它优化技术相结合, 以加快数据处理的速度.

#### 4.3 基于 Petri 网的方法 (Methods based on Petri nets)

1962 年德国的 C. A. Petri 在他的博士论文“用自动机通信”中首次使用网状结构来模拟通信系统. 这种系统模型后来以 Petri 网为名流传. 经过几十年的发展, Petri 网逐渐得到大家的重视. 由于它具有良好的描述并发事件和复杂情形的优点, 因此常被用于动态系统建模<sup>[51]</sup>, 包括离散事件系统、分层式系统、混杂系统等等, 同时还可以用在故障监控<sup>[52]</sup>等领域. 文[53]提出了一种使用混合 Petri 网建模并结合参数趋势和故障树分析的方法进行换热设备的早期故障检测. 这里所说的混合 Petri 网是指包括了三种 Petri 网: ordinary, inhibitor arc, timed (这三种 Petri 网的定义见文[51]). 该文先根据已知信息构造故障树, 并转化为 Petri 网模型, 同时, 把系统的各种状态变化情况 (包括故障信息) 用 Petri 网统一表示. 利用 Petri 网分析系统的状态变迁情况, 当系统状态达到警戒线但还未到故障阈值时, 就可以发出警报, 这就能够做到早期预报.

这种方法的优点在于可以对很复杂的系统进行建模和描述, 但它要求具有足够多的先验知识, 才能建立起完整的 Petri 网.

### 5 其他类型的故障预报方法 (Other method for fault prediction)

#### 5.1 基于 Hough 变换的方法 (Method based on Hough transform)

自从 Hough 在 1962 年提出 Hough 变换的基本定义以来, Hough 变换被广泛应用于图像处理中, 它能够根据图像数据提取出几何特征. Flint 在此基础上提出一种新的 Hough 变换: 多点 Hough 变换<sup>[54]</sup>, 用于发现时间序列中出现的异常趋势. 文[55]将这种方法用于柴油机车的故障预报.

使用 Hough 变换将采集到的时间序列数据  $(x_n, t_n)$  映射到二维的极坐标系  $H(\rho, \theta)$  中:

$$\rho = t_n \cos \theta + x_n \sin \theta, \theta = 0^\circ, 1^\circ, \dots, 180^\circ.$$

通过 Hough 变换后, 时间序列中的每个趋势都对应着新坐标系中的一个峰值. 当系统正常时, 系统参数在一个稳定

值附近波动. 这就对应着坐标系  $H(\rho, \theta)$  中的一个最高峰. 当时间序列出现异常趋势时, 在坐标系  $H(\rho, \theta)$  中将出现新的峰值, 这就能立刻判断出系统将发生故障.

这种方法实际上是一种坐标变换的方法, 经过变换, 能够较早地发现系统的异常情况, 而且它还可以避免噪声的干扰<sup>[55]</sup>. 但是这种方法只能适用于参数保持不变的系统.

#### 5.2 空间变换法<sup>[56]</sup> (Method based on space transform)

这种方法首先通过主元分析法从多个传感器收集的数据中提取出主要的两个参数  $T_1, T_2$ , 然后把数据转化到空间  $T_1 - T_2 - SPE$  中, SPE 是主元分析模型的输出与实际观测值的偏差. 在空间  $T_1 - T_2 - SPE$  中, 正常的数据都集中在原点附近, 而故障状态将分布在四周, 再用模糊聚类法将故障状态分成有限的几类. 随着测量数据的更新, 对应空间  $T_1 - T_2 - SPE$  中是一条运动的轨迹, 用微元法近似计算出这条轨迹的运动速度和加速度, 就可以估计出到达故障状态的时间.

这种方法要求所有故障状态已知, 而且要求非主元参数的忽略对系统的影响很小.

### 6 故障预报方法的典型应用 (Typical application of fault prediction)

表 1 给出了故障预报技术的一些典型应用例子及相关的参考文献.

表 1 故障预报技术的应用实例  
Table 1 Application of fault prediction

应用对象	采用方法	文献
航天器的推进系统	基于灰色模型的故障预报方法	[25]
等离子反应堆	基于神经网络的故障预报方法	[33]
飞机元件	基于粗糙集的方法	[45]
换热器	基于 Petri 网的方法	[53]
火车机车	基于 Hough 变换的方法	[54]

### 7 结论 (Conclusion)

故障预报技术是安全技术研究中的一个新兴的领域, 它对提高系统的可靠性, 提高企业的经济效益, 以及促进企业的科学管理都具有十分重要的意义. 目前这方面的研究才刚起步, 还有大量的问题需要解决.

基于时间序列预测的方法是当前研究最多的领域. 当系统物理模型已知时, 基于滤波器的故障预报方法能够很好地跟踪系统变化的趋势, 预报的结果也较准确, 还需要解决的就是模型不准时的鲁棒性问题. 当模型未知时, 现有的方法 (例如经典时间序列分析和神经网络方法) 都是通过构造一个近似模型来逼近真实系统, 它们都还存在一定的缺陷, 需要进一步发展.

早期微小故障的检测始终是一个难点, 尽管已经有一些文献开始了这方面的探索, 但还没有完全解决这个问题. 特别是对早期微小故障还没有一个明确的判断标准.

基于定性分析的方法不需要系统的定量数学模型, 因此在许多领域有其特殊的作用. 但不同的定性方法往往适用的范围也不同, 因此, 实际使用中需要根据获得的系统知识进

行选择.

在故障诊断问题中存在着误报和漏报,这在故障预报中也同样存在.另外,预报时间是预报领域中很重要的一个指标,因此,可以把误报率、漏报率和预报时间作为评价故障预报方法的性能参数.

故障预报应该和目前控制领域中研究的热点联系起来,例如:非线性系统故障预报、混杂系统的故障预报、非高斯系统的故障预报等.

另外,故障预报技术还需要和实际相结合,将故障预报方法与状态维修相结合的系统集成设计也是值得研究的课题.

### 参考文献(References):

- [1] BEARD R V. *Failure accommodation in linear systems through self-reorganization* [R]. Cambridge Massachusetts: Man Vehicle Lab, MIT, 1971.
- [2] MEHRA R K, PESCHON J. An innovation approach to fault detection and diagnosis in dynamics [J]. *Automatica*, 1971, 7(5): 637 - 640.
- [3] WILLISKY A S. A survey of design methods for failure detection in dynamic systems [J]. *Automatica*, 1976, 12(6): 601 - 611.
- [4] HIMMELBLAU D M. *Fault Detection and Diagnosis in Chemical and Petrochemical Process* [M]. Amsterdam: Elsevier Press, 1978.
- [5] GERTLER J J. Survey of model based failure detection and isolation in complex plants [J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 1988, 8(6): 3 - 11.
- [6] ISERMANN R. Process fault detection based on modeling and estimation methods: a survey [J]. *Automatica*, 1984, 20(4): 387 - 404.
- [7] FRANK P M. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy: a survey and some new results [J]. *Automatica*, 1990, 26(3): 459 - 474.
- [8] ISERMANN R. Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing—tutorial paper [J]. *Automatica*, 1993, 29(4): 815 - 835.
- [9] PATTON R, et al. *Fault Diagnosis in Dynamic Systems* [M]. New York: Prentice Hall, 1989.
- [10] 叶银忠,潘日芳,蒋慰孙. 动态系统的故障检测与诊断方法 [J]. 信息与控制, 1985, 15(6): 27 - 34.  
(YE Yinzong, PAN Rifang, JIANG Weisun. Fault detection and diagnosis methods for dynamic systems [J]. *Information and Control*, 1985, 15(6): 27 - 34.)
- [11] 周东华,孙优贤. 控制系统的故障检测与诊断技术 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1994.  
(ZHOU Donghua, SUN Youxian. *Fault Detection and Diagnosis Technology for Control Systems* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1994.)
- [12] 张萍,王桂增,周东华. 动态系统的故障诊断方法 [J]. 控制理论与应用, 2000, 17(2): 153 - 157.  
(ZHANG Ping, WANG Guizheng, ZHOU Donghua. Fault diagnosis methods for Dynamic Systems [J]. *Control Theory & Applications*, 2000, 17(2): 153 - 157.)
- [13] 周东华,叶银忠. 现代故障诊断与容错控制 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.  
(ZHOU Donghua, YE Yinzong. *Modern Fault Diagnosis and Fault Tolerance Control* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.)
- [14] CHU Chengbin, PROTH J M, WOLFF P. Predictive maintenance: The one-unit replacement model [J]. *Int J Production Economics*, 1998, 54(3): 285 - 295.
- [15] 滕小雨,唐国庆. 水电厂设备状态监测 [J]. 电力系统自动化, 2000, 24(10): 45 - 47.  
(TENG Xiaoyu, TANG Guoqing. Automation of electric power systems [J]. *Condition Monitoring to Equipment of Hydropower Plant*, 2000, 24(10): 45 - 47.)
- [16] HENDERSON D S, LOTHIAN K, PRIEST J. PC based monitoring and fault prediction for small hydroelectric plants [A]. *IEE/IMEchE Int Conf on Power Station Maintenance-Profitability Through Reliability* [C]. Edinburgh: [s. n.], 1998.
- [17] SARANGA H, KNEZEVIC J. Reliability prediction for condition-based maintained systems [J]. *Reliability Engineering & System Safety*. 2001, 71(2): 219 - 224.
- [18] KOHLER J L, SOTTILE J, TRUTT F C. Condition-based maintenance of electrical machines [A]. *Industry Applications Conf of the 34th IAS Annual Meeting* [C]. Phoenix, AZ: Conf Record of the 1999 IEEE, 1999: 205 - 211.
- [19] DIEULLE L, BERENQUER C, GRALL A, et al. Continuous time predictive maintenance scheduling for a deteriorating system [A]. *Proc of the Annual Reliability and Maintainability Symposium* [C]. Philadelphia, PA: [s. n.], 2001: 150 - 155.
- [20] LEWIN D R. Predictive maintenance using PCA [J]. *Control Engineering Practice*, 1995, 3(3): 415 - 421.
- [21] LU K S, SAEKS R. Failure prediction for an on-line maintenance system in a poisson shock environment [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(6): 356 - 362.
- [22] BOX G E, JENKINS G M. *Time Series Analysis Forecasting and Control* [M]. San Francisco: Holden-Day, 1970.
- [23] HO S L, XIE M. The use of ARIMA models for reliability forecasting and analysis [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 1998, 35(1, 2): 213 - 216.
- [24] 邓聚龙. 灰色系统基本方法 [M]. 武汉: 华中工学院出版社, 1987.  
(DENG Julong. *The Basic Methods of Gray Systems* [M]. Wuhan: Huazhong Technology Institute Press, 1987.)
- [25] 程惠涛, 黄文虎, 姜兴渭. 基于灰色模型的故障预报技术及其在空间推进系统上的应用 [J]. 推进技术, 1998, 19(3): 74 - 77.  
(CHENG Huitao, HUANG Wenhui, JIANG Xingwei. Gray model based fault forecasting technique and its application in propulsion system of space [J]. *J of propulsion technology*, 1998, 19(3): 74 - 77.)
- [26] 高玮, 郑颖人. 非线性时序建模预测方法探讨 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2000, 40(S2): 6 - 10.  
(GAO Wei, ZHENG Yingren. The discussion on prediction model

- of nonlinear time series [J]. *J of Tsinghua University (Science & Technology)*, 2000,40(S2): 6-10.
- [27] 刘豹,胡代平.神经网络在预测中的一些应用研究[J].系统工程学报,1999,14(4):338-344.  
(LIU Bao, HU Daiping. Studies on applying artificial neural networks to some forecasting problems [J]. *J of Systems Engineering*, 1999,14(4): 338-344.)
- [28] ZHANG J, MORRIS A J, MARTIN E B. Long-term prediction models based on mixed order locally recurrent neural networks [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 1998,22(7,8):1051-1063.
- [29] CHAKRABORTY K, MHROTRA K, MOHAN C K, et al. Forecasting the behavior of multivariate time series using neural networks [J]. *Neural Networks*, 1992, 5(6): 961-970.
- [30] 赖晓平,周鸿兴,云昌钦.混合神经网络在短期负荷预测中的应用[J].控制理论与应用,2000,17(1):69-72.  
(LAI Xiaoping, ZHOU Hongxing, YUN Cangqin. Application of hybrid-model neural networks to short-term electric load forecasting [J]. *Control Theory & Applications*, 2000,17(1): 69-72.)
- [31] CONNOR J T, MARTIN D, ATLAS L E. Recurrent neural networks and robust time series prediction [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1994,5(2):240-254.
- [32] TSE P W, ATHERTON D P. Prediction of machine deterioration using vibration based fault trends and recurrent neural networks [J]. *J of Vibration and Acoustics*, 1999, 121(7): 355-362.
- [33] RIETMAN E A, BEACHY M. A study on failure prediction in a plasma reactor [J]. *IEEE Trans on Semiconductor Manufacturing*, 1998, 11(4): 670-680.
- [34] SIDAR M M, DOOLIN B F. On the feasibility of real-time prediction of aircraft carrier motion at sea [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1983, 28(3):350-355.
- [35] BERG R F. Estimation and prediction for maneuvering target trajectories [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1983,28(3): 294-304.
- [36] YANG S K, LIU T S. State estimation for predictive maintenance using Kalman filter [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 1999, 66(1): 29-39.
- [37] CHIEN T T, ADAMS M B. A sequential failure detection technique and its application [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1976, 21(10): 750-757.
- [38] BONIVENTO C, TONIELLI A. A detection estimation multifilter approach with nuclear application [A]. *IFAC Proc [C]*. Budapest, Hungary: [s.n.].1984: 1771-1776.
- [39] 陈敏泽,周东华.一种基于强跟踪滤波器的自适应故障预报方法[J].上海海运学院学报,2001,22(3):35-40.  
(CHEN Minze, ZHOU Donghua. An adaptive fault prediction method based on strong tracking filter [J]. *J of Shanghai Maritime University*, 2001, 22(3): 35-40.)
- [40] DEMETRIOU M A, POLYCARPOU M M. Incipient fault diagnosis of dynamical systems using online approximators [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1998, 43(11):1612-1617.
- [41] BENVENISTE A, BASSEVILLE M, MOUSTAKIDES G V. Asymptotic local approach to change detection and model validation [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1987, 32(7): 583-592.
- [42] ZHANG Q, BASSEVILLE M, BENVENISTE A. Early warning of slight changes in systems [J]. *Automatica*, 1994, 30(1): 95-113.
- [43] POLYCARPOU M M, HELMICKI A J. Automated fault detection and accommodation: A learning systems approach [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1995, 25(11): 1447-1458.
- [44] 曹立明,施润身.基于时序逻辑的故障预测[J].上海铁道大学学报,1998,19(12):65-69.  
(CAO Liming, SHI Runshen. Temporal logic and fault prediction [J]. *J of Shanghai Tiedao University*, 1998,19(12): 65-69.)
- [45] KABANZA F, BARBEAU M, ST-DENIS R. Planning control rules for reactive agents [J]. *Artificial Intelligence*, 1997, 95(1): 67-113.
- [46] PAWLAK Z. Rough sets [J]. *Int J of Information and Computer Science*, 1982, 11: 341-356.
- [47] PAWLAK Z, GRZYMALA B J, SLOWINSKI R, et al. Rough sets [J]. *Communication of Association for Computing Machinery*, 1995, 38 (11): 89-95.
- [48] PENA J M, LETOURNEAU S, FAMILI F. Application of rough sets algorithms to prediction aircraft component failure [A]. *Advances in Intelligent Data Analysis—3rd Int Symposium [C]*. Amsterdam, Netherlands: [s.n.], 1999.
- [49] PAWLAK Z. Rough Sets: *Theoretical Aspects of Reasoning about Data [M]*. Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [50] ZIARKO W. Variable precision rough set model [J]. *J of Computers and System Sciences*, 1993,46(1): 39-59.
- [51] DAVID R, ALLA H. Petri nets for modeling of dynamic systems—a survey [J]. *Automatica*, 1994, 30(2): 175-202.
- [52] CHAILLET A, COMBACAU M, COURVOISIER M. Specification of FMS real-time control based on Petri nets with objects and process failure monitoring [A]. *IECON Proc (Industrial Electronics Conf) [M]*. Hawaii: [s.n.], 1993:144-149.
- [53] YANG S K, LIU T S. A petri net approach to early failure detection and isolation for preventive maintenance [J]. *Quality and Reliability Engineering Int*, 1998,14(5):319-330.
- [54] FLINT A, INGLEBY M, MORTON D. A new generalisation of the Hough transform in trend analysis [A]. *IEEE Int Symposium on Intelligent Control [C]*. Glasgow, Scotland: [s.n.],1992:261-267.
- [55] FLINT A D. Prognostic maintenance system based on the Hough transformation [J]. *Trans of the Institute of Measurement and Control*, 1994,16(2): 59-65.
- [56] LEWIN D R. Predictive maintenance using PCA [J]. *Control Engineering Practice*, 1995,3(3):415-421.

#### 作者简介:

陈敏泽 (1978—),男,2000年在清华大学自动化系获学士学位,现为清华大学自动化系博士生.研究方向为动态系统的故障预报技术. E-mail: chenmz00@mails.tsinghua.edu.cn;

周东华 (1963—),男,1990年在上海交通大学获博士学位,目前为清华大学自动化系教授,博士生导师.兼任中国自动化学会副秘书长,技术过程的故障诊断与安全性专业委员会秘书长.研究方向为故障诊断,预报与容错控制等. E-mail: zdh@mail.tsinghua.edu.cn.