

基于主元分析的核电站主冷却剂泵故障诊断

冯俊婷¹, 王桂增², 徐 铎¹

(1. 中国原子能科学研究院 快堆工程部, 北京 102413;

2. 清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘要:研究了基于主元分析的故障诊断方法,在对某核电厂主冷却剂泵的故障诊断仿真实验中,建立了15个测量参数异常情况的故障特征方向库。通过对实测数据进行分析,证明此方法用于核电站的主冷却剂泵的故障诊断是可行的。

关键词:主元分析(PCA);故障诊断;主冷却剂泵;核电站

中图分类号: TL316 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-6931(2003)05-0395-05

Fault Diagnosis of Main Coolant Pump in the Nuclear Power Station Based on the Principal Component Analysis

FENG Jun-ting¹, WANG Gui-zeng², XU Mi¹

(1. Department of China Experiment Fast Reactor,

China Institute of Atomic Energy, Beijing 102413, China;

2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: The fault diagnosis method based on principal component analysis is studied. The fault character direction storeroom of fifteen parameters abnormality is built in the simulation for the main coolant pump of nuclear power station. The measuring data are analyzed, and the results show that it is feasible for the fault diagnosis system of main coolant pump in the nuclear power station.

Key words: principal component analysis; fault diagnosis; main coolant pump; nuclear power station

核电站的安全问题一直是备受瞩目的焦点。故障诊断技术在核电站中受到高度重视,它已成为故障诊断领域取得成功的范例之一。

在核电站过程控制中,需测量很多过程变量,用以对过程进行监测和控制。同一过程中的不同变量间往往互相关联,变量间不是互相独

立的。大量的过程变量给操作人员及时做出正确判断带来困难,如能将很多相关的过程变量压缩为少数独立的变量,操作人员则可从少数几个独立变量的变化中较易找出引起过程异常的真正原因。主元分析 PCA 是将多个相关变量转化为少数几个相互独立的变量的一种有效

收稿日期:2002-09-04;修回日期:2002-11-20

作者简介:冯俊婷(1963—),女,高级工程师,博士,核科学与工程专业,现通讯地址:清华大学核能技术设计研究院(100084)

的分析方法,它采用多元投影方法,将过程数据从高维数据空间投影到低维特征空间,所得到的特征变量保留了原始数据的特征信息,摒弃了冗余信息,是一种高维数据分析的有效手段^[4]。本工作采用该方法对测量数据进行分析,用以对核电站主冷却剂泵进行故障诊断。

1 多方向主元分析法

1.1 主元分析

PCA 是一种数据压缩和信息抽取的多元统计分析技术,通过构造 1 组新的潜隐变量来降低原始数据空间的维数,再从新的映射空间抽取主要变化信息,提取统计特征向量,反映原始数据空间的数据特性。主元分析法成功解决了原始数据空间维数过大、变量间相关严重、干扰未知和信噪比低等问题。

设数据矩阵 $X(m, n)$, 即 m 个历史正常数据样本, n 维原始过程变量。为避免过程变量不同量纲对结果的影响和数学上处理的需要,需对建模数据进行量化处理,即将每个变量的均值减去后除以它的标准差。假设 $X \in R^n \times m$ 为收集到的过程正常运行数据,先将 X 做如下标准化:

$$\bar{X} = [X - (1 \ 1 \ \dots \ 1)^T m] \cdot \text{diag} \left[\frac{1}{s_1}, \frac{1}{s_2}, \dots, \frac{1}{s_m} \right] \quad (1)$$

其中: $m = [m_1 \ m_2 \ \dots \ m_m]$ 为变量 X 的均值; s_1, s_2, \dots, s_m 为变量的标准差。

对 \bar{X} 进行主元分析可以得到下式^[1]:

$$\bar{X} = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + \dots + t_m p_m^T \quad (2)$$

式中: $t_i \in R^n$ 为得分向量; $p_i \in R^m$ 为负荷向量, $i = 1, 2, \dots, m$ 。

X 的得分向量也叫做 X 的主元。各个得分向量之间是正交的,即对任何 i 和 j , 当 $i \neq j$ 时, 满足 $t_i^T t_j = 0$ 。各个负荷向量之间也是互相正交的,同时每个负荷向量的长度都为 1, 即:

$$p_i^T p_j = 0 \quad i \neq j \quad (3)$$

$$p_i^T p_j = 1 \quad i = j \quad (4)$$

若可用前 k ($k < m$) 个主元代表数据中的主要变化,那么,则可得到以下主元模型:

$$X = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + \dots + t_k p_k^T + E = \mathbf{X} + E \quad (5)$$

式中: $\mathbf{X} = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + \dots + t_k p_k^T$; E 为忽略其

它几个小主元而引起的误差,通常, E 主要为测量噪声。

这个主元模型在 i 时刻的平方预测误差 (SPE, squared prediction error) 可写为:

$$\text{SPE} = \sum_{j=1}^m (x_{ij} - \hat{x}_{ij})^2 \quad (6)$$

其中: x_{ij} 为 i 时刻第 j 个变量的测量值; \hat{x}_{ij} 为 i 时刻第 j 个变量正常情况下的主元模型预测值。

1.2 基于主元分析的故障诊断法

基于主元分析的故障诊断方法的本质是利用 PCA 来减少数据维数,并建立一低维的数据模型,使得过程监测可在低维空间内进行。从过程正常运行数据中计算出过程正常运行的界限,通过观测模型的 SPE 和 PCA 的负荷向量,可以检测并诊断故障^[3]。

由于过程变量的相关关系,一特定的故障往往会使过程测量值沿着特定的轨迹变化。对过程故障数据进行主元分析可找到不同的故障特征。过程数据的第 1 个负荷向量可用来表示故障在测量空间的方向,称为故障的特征方向。通过对不同故障数据进行主元分析,可得到不同故障的特征方向^[1]。

假设对 m 个故障过程变量采集了 n 个数据,对所测量得到的故障数据 X_s 做与式(1)相同的处理,得:

$$\bar{X}_s = [X_s - (1 \ 1 \ \dots \ 1)^T m] \cdot \text{diag} \left[\frac{1}{s_1}, \frac{1}{s_2}, \dots, \frac{1}{s_m} \right] \quad (7)$$

其中: $m = [m_1, m_2, \dots, m_m]$ 为正常运行数据的均值; s_1, s_2, \dots, s_m 为正常运行数据的标准差。

通过对故障数据进行主元分析,提取它们的特征方向,用得到的第 1 个负荷向量来表示故障在测量空间的方向。通过对不同的故障数据进行主元分析,可将这些故障的特征方向放入一矩阵,从而构成一故障特征方向库:

$$F = [D_1 \ D_2 \ \dots \ D_i \ \dots \ D_r] \quad (8)$$

其中: D_i 为第 i 个故障的特征方向 ($i = 1, 2, \dots, r$), r 为故障个数。

同样用主元分析来处理当前被监测的过程测量数据。第 1 个负荷向量可用来代表当前数据的方向,并用 M_D 来表示,那么,它与第 i 个故障的特征方向的接近程度可用 $M_D^T D_i$ 来度量。 $M_D^T D_i$ 实际上是 M_D 与 D_i 间角度的余弦。

当 $M_D^T D_i$ 非常接近于 1 时, M_D 的方向与 D_i 的方向非常接近。当 $M_D^T D_i$ 非常接近于 0 时, M_D 与 D_i 几乎垂直。故障诊断可通过将一系列当前数据方向与故障方向库中的特征方向相比较来实现。与当前数据方向非常接近的故障特征方向所代表的故障很可能就是目前过程中的故障。

2 主元分析在主冷却剂泵故障诊断中的应用

2.1 主冷却剂泵的工况

某核电厂反应堆冷却剂泵是由空气冷却的三相感应式电动机驱动的立式、单级、轴密封机组。整机是 1 台立式组件,由电动机、密封组件和水力部件组成。反应堆冷却剂由 1 台装在转子轴底部的叶轮泵输送。冷却剂通过泵壳底部吸入,向上流过叶轮,通过扩散器和壳体侧面的一出口接管排出。

串联布置的三级轴封控制着沿反应堆冷却剂泵轴的泄漏,由化学和容积系统供应的密封水注入泵内,以防止反应堆冷却剂沿轴向上流动,且冷却轴封和泵轴承。在密封水注入失效情况下,隔热屏可保证冷却剂流到密封的反应堆堆芯内。反应堆冷却剂泵的功能特性如下。

1) 泵:设计压力 17.23 MPa;设计温度 343 ;名义流量 23 790 m³/h;名义流量下的压头 97.2 m 水柱;轴吸收的功率冷水运行时为 8 042 kW,热水运行时为 5 932 kW;吸入压力 155 MPa;吸入温度 293 ;最低入口压力 24 MPa。

2) 电动机:电动机电压 6 600 V;额定功率 6 500 kW;吸收功率冷却运行时为 8 685 kW,热水运行时为 6 490 kW;同步转速 1 500 r/m。

3) 电动机泵机组:总的惯性矩为 3 800 kg·m²;飞轮惯性矩为 2 505 kg·m²。

为防止反应堆冷却剂泵误动作,对 23 个参数进行连续监测,23 个测量参数包括轴承和电机定子绕组温度,泵的振动和轴的偏心率,润滑油压力和液位,密封系统的运行等。

2.2 主元分析在主冷却剂泵故障诊断中的应用

从 23 个测量参数中挑选 15 个参数进行连续监测。所选 15 个参数列于表 1。

表 1 测量参数

Table 1 Measuring parameters

编号	参数名称
1	1 号密封压差
2	主冷却剂泵吸入温度
3	主冷却剂泵吸入压力
4	主冷却剂泵振动
5	主冷却剂泵轴偏转
6	泵入口 1 号密封水温度
7	电机上部轴承温度
8	电机下部轴承温度
9	电机下部推力瓦温度
10	电机上部推力瓦温度
11	泵线圈 段温度
12	泵线圈 段温度
13	泵转速
14	密封泄漏流量
15	密封旋转流量计

针对这 15 个实测参数,对系统的故障进行仿真研究。仿真过程中,在各个测量信号上加上白噪声,从而使仿真更接近于实际。

在主冷却剂泵监测中,由代表过程正常运行的数据建立一主元模型。在此过程中,考虑 15 种不同的异常情况,通过仿真来建立故障,得到相对于这些故障的数据。利用主元分析,求解出第 1 负荷向量,得到这些故障的特征方向^[1],并利用它们构成一故障特征方向库。在监测过程中,通过不断监测主元模型的 SPE 图对过程故障进行检测。一旦检测到系统运行出现异常情况,则利用主元分析来计算当前的数据方向,并与故障特征方向库相比较,从而进行故障诊断。

将表 1 中的 15 个参数故障情况分别单独加到仿真系统中,将采集到的故障数据进行处理,对处理后数据进行主元分析,提取它们的特征方向,从而建立故障特征方向库。

通过仿真实验可见:所有这些故障的第 1 主元均能解释为 95% 以上的数据变化。因而,第 1 负荷向量能很好地代表故障方向。在这里,故障特征方向库是一 15 × 15 的矩阵,其中,每一列代表一特定故障的特征方向,每一行对应于 15 个监测参数。

图 1 所示为系统正常运行时各变量的测量数据,这些数据已经过处理。图 2a 为系统正常运行时各变量对第 1 负荷向量的贡献,图 2b 为第 1 主元向量的变化。

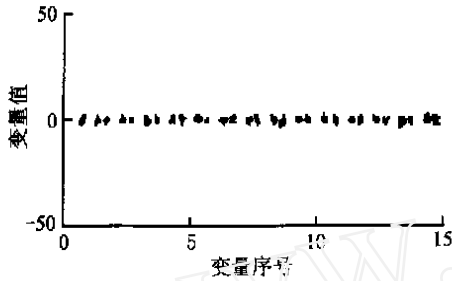


图 1 系统正常运行时处理后的数据
Fig. 1 Processed data under system normal running

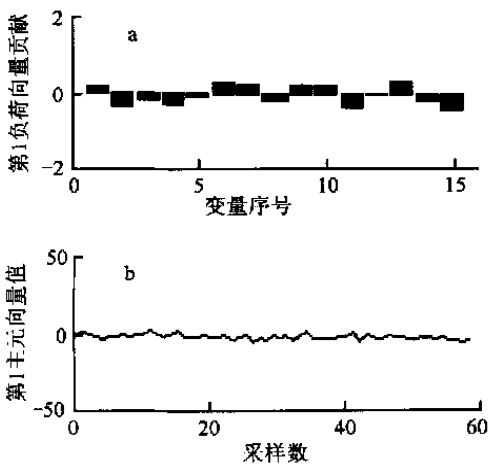


图 2 系统正常运行时的负荷向量 (a) 和主元向量 (b)
Fig. 2 Charge vector (a) and principal component vector (b) under system normal running

由图 2 可看出:当系统正常运行时,第 1 负荷向量没有大的波动,第 1 主元向量的曲线几乎在“0”点坐标上波动,说明系统正常运行。系统正常运行监测的数据虽是 15 × 60 矩阵(15 个测量参数,采样数为 60 次),而第 1 主元向量只是 60 × 1 矩阵,但却能表示出系统的运行状况。所以,主元分析起到了数据压缩的作用。图 2b 显示了第 1 主元向量对数据变化起到了很好的解释作用。

在仿真实验中,引入故障,这时的系统监测数据发生了变化。图 3 为系统故障时所采集的

数据经处理后的各变量变化情况。与图 1 相比,图 3 上出现了一峰值。如果系统一直运行在正常状态下,则主元模型的 SPE 应该保持在控制限以下。当系统出现异常时,SPE 图将高于它的控制限(图 4),表明系统出现了故障。为了诊断出这个故障,通过主元分析将当前的数据方向(第 1 负荷向量)计算出来,并与故障特征方向库中的故障特征方向相比较, $M_D^T D_i$ 接近于 1,表明是何种故障。

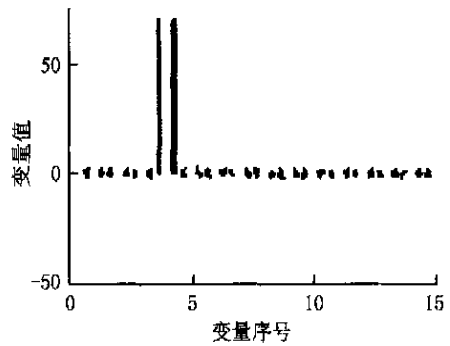


图 3 系统故障时处理后的各变量数据
Fig. 3 Processed variable data under system fault running

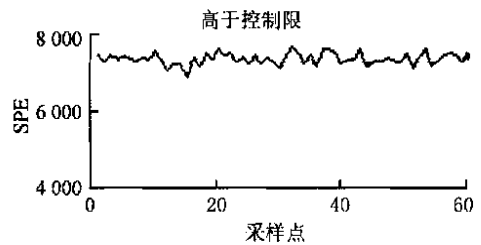


图 4 主元模型的误差平方和
Fig. 4 Principal component squared prediction error

主元分析的控制限是关系到系统是否出现异常的重要参数。当控制限值过大时,系统出现了异常情况而不能被检测出,可能会造成重大损失;当控制限过小时,又可能会造成频繁停泵,同样会给生产带来损失。本文的控制限是根据核电厂的实际要求确定的,即定为设计参数的 ±20% 左右。超出这个限度,确认系统出现了异常。

当系统的 SPE 超出控制限时,利用主元分析求解出各变量第 1 负荷向量的贡献和第 1 主元向量(图 5)。从图 5b 可看出,系统出现了高限故障,即系统的测量参数高于它的最高限。

从图 5a 可看出系统现在的数据方向。在 4 号测量参数上出现了峰值,表明 4 号变量测量数据出现了问题。

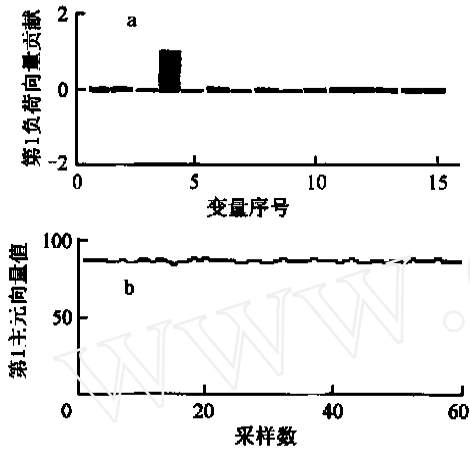


图 5 系统故障运行时的负荷向量(a)和主元向量(b)

Fig. 5 Charge vector(a) and principal component vector(b) under system fault running

为了进一步诊断出故障,将当前的数据方向与故障特征方向库中的数据一一求解夹角的余弦,余弦值接近于 1,则表明是这种故障。

图 6 诊断出是泵的振动信号不正常,控制室内则需发出报警,严重时,紧急停堆。

本文所进行的实验均在故障特征方向库中已有故障模式。对于新的故障,主元分析方法也可进行检测。当一新的故障出现时,SPE 图会超出它的控制限,利用主元分析可得到当前的数据方向。但此数据方向并不与故障方向库中的任何方向接近,这时,可把它的方向加入到故障特征方向库中去,而它的加入并不影响以前的故障库。经过这样的不断更新,故障特征方向库将不断充实,从而使诊断更趋完善。

3 结论

主元分析方法是高维数据转换到低维数

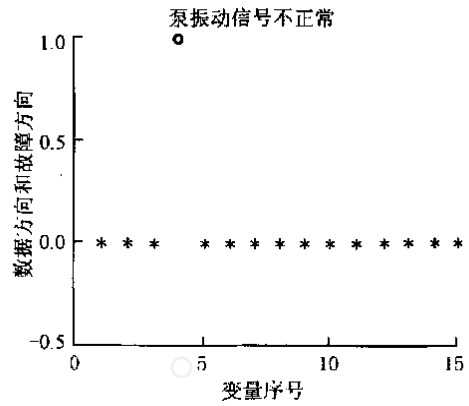


图 6 当前数据方向与故障库的比较

Fig. 6 Comparison between current data direction and fault storeroom

“*”代表当前的数据方向

据的一强有力的手段,这使得过程监测可在低维空间内进行。从生产实践中计算出过程正常运行的界限,不断观察模型的 SPE,一旦发现异常,利用主元分析方法,求出第 1 负荷向量,即当前数据方向,并与故障特征方向库进行比较,以进行故障诊断。此方法应用于某核电厂主冷却剂泵的故障诊断,诊断结果较为理想。

参考文献:

- [1] 张杰,阳宪惠.多变量统计过程控制[M].北京:化学工业出版社,2000.24~27.
- [2] 张志涌,刘瑞楨,杨祖樱.掌握和精通 MATLAB[M].北京:北京航空航天大学出版社,1997.20~30.
- [3] Kresta JV, Mac Gregor JF, Marlin TE. Multivariate Statistical Monitoring of Process Performance[J]. Can J Chem Eng, 1991, 69:35~47.
- [4] 高翔,王纲,马纪虎.基于可变多元统计模型的故障检测方法[J].上海海运学院学报,2001,22(3):51~55.
- [5] 王纲,赵立杰.基于多方向主元分析方法的间歇过程性能监视和故障检测[A].第一届全国技术过程的故障诊断与安全性学术论文集[C].北京:清华大学,1999.72~77.