

文章编号：0258-0926(2015)03-0057-05；doi: 10.13832/j.jnpe.2015.03.0057

基于 MSET 和 SPRT 的核动力装置 异常状态监测技术研究

孙英杰, 彭敏俊

哈尔滨工程大学核安全与仿真技术国防重点学科实验室, 哈尔滨, 150001

摘要：对核电厂反应堆冷却剂系统在线监测与预警技术进行研究。在分析反应堆冷却剂系统组成特点及故障特点的基础上，采用多变量状态估计（MSET）和序贯概率比（SPRT）技术，对系统的变量进行估计预测和异常判断。一旦发现异常，即可触发故障诊断单元或给出预警。验证表明，通过 MSET 和 SPRT 技术结合的方法，可以较好地完成对变工况下的反应堆冷却剂系统异常监测任务。

关键词：在线监测；多变量状态估计（MSET）；序贯概率比（SPRT）

中图分类号：TL363 **文献标志码：**A

MSET&SPRT-based Abnormal Condition Monitoring Technology for Nuclear Power Plants

Sun Yingjie, Peng Minjun

Fundamental Science on Nuclear Safety and Simulation Technology Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin, 150001, China

Abstract: The on-line monitoring and forecasting techniques for the nuclear power plant reactor coolant system are studied. Based on the analysis of the characteristics of the reactor coolant system components and fault characteristics, multi-state variable estimation techniques (MSET) and sequential probability ratio technology (SPRT) was used to estimate and predict the system and to determine whether the system is abnormal. The anomaly can trigger a fault diagnosis unit or give warning. Test results show that MSET and SPRT combined technology make a good performance in the abnormal condition monitoring tasks.

Key words: Online monitoring, MSET, SPRT

0 引言

美国田纳西大学核能工程系和美国阿贡国家实验室的研究人员最早提出了多变量状态估计（MSET）^[1-4]。国内的研究主要有清华大学核能与新能源技术研究院的核电厂二回路故障诊断专家系统（FBOLES）^[5]、基于主元分析的核电厂主冷却剂泵故障诊断技术^[6]、基于 M-P 人工神经网络的核电厂故障诊断系统^[7]、核电厂实时故障诊断专家系统的设计与实现^[8]，以及哈尔滨工程大学的核动力运行支持系统^[9]等。

开发实用的、能在线处理的诊断系统是目前

核电厂在线监测与故障诊断领域的重要研究方向。在线监测技术可分为基于模型的方法和非基于模型的方法。后者可进一步区分为数据驱动的方法（多变量）和基于信号处理的方法（单变量）^[10]。本文使用的 MSET 方法即为基于数据驱动的方法。

1 理论基础

1.1 MSET

MSET 技术的本质是：对全部可获得的监测系统的传感器信息数组进行检查，把这些数据当做一个整体与之前在不同系统运行状态下采集的

历史数据进行比较^[11-13]。基于对当前系统状态和历史状态的比较,即使当前采集的数据出现错误(例如某些传感器出现故障),也可以得到当前系统的优化估计。在MSET技术中,从历史数据中挑选典型的有效观测向量代表系统或设备的“正常”或“理想”运行状态。相对于参数化建模技术(如多元回归或神经网络),MSET技术没有对模型解的形式进行假设;该模型通过一个局部插值计算可以做出合理地估计全局范围内的行为。

MSET建模的基本条件:能真正代表设备的、良好的历史数据;足够的历史数据可以适当包含变量间的耦合关系。这2个基本条件都是所有经验模型技术的特点。MSET建模技术基于对观测向量的在观测向量和包含历史观测向量的状态矩阵之间进行^[14]的相似运算;2个观测向量的相似性运算结果是其相似性测度(标量)。1个相似性测度代表前一个矩阵的某一行向量和后一个矩阵的某一列向量的相似程度。因此,给定1个包括 L 个数据源的输入向量 \underline{Y}_{in} ,数据源相应的估计值 \underline{Y}_{est} 为:

$$\underline{Y}_{est} = \mathbf{D} \cdot \underline{w} \quad (1)$$

式中, \mathbf{D} 是包含历史观测向量的状态矩阵,估计向量可以用存储在状态矩阵的观测向量线性表示; \underline{w} 为权值向量,代表当前状态估计和状态存储矩阵 \mathbf{D} 的相似性度量。

$$\underline{w} = \frac{\hat{\underline{w}}}{\left(\sum_{j=1}^J \hat{\underline{w}}_j \right)} \quad (2)$$

$$\hat{\underline{w}} = (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D})^{-1} (\mathbf{D}^T \otimes \underline{Y}_{in}) \quad (3)$$

式中,下标 j 代表时间点;非线性运算符 \otimes 使 $\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D}$ 的乘积矩阵成为可逆, $\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D}$ 是对 $\mathbf{D}^T \cdot \mathbf{D}$ 的改进。 $\mathbf{D}^T \cdot \mathbf{D}$ 可逆的一个必要非充分条件是矩阵 \mathbf{D} 的列数应小于其行数,即 \mathbf{D} 的状态数(历史观测样本数)应小于用于监测系统状态的监测参数数目。但是,在实际应用中,为了提供足够的统计信息必须使用大量的样本,为了解决 $\mathbf{D}^T \cdot \mathbf{D}$ 矩阵可逆计算的问题,MSET使用非线性运算符 \otimes 代替线性向量乘积运算符^[15]。非线性算子 \otimes 可以是任意1种应用于矩阵的相似性运算。本文使用线性相关系数运算符:

$$f(\underline{x}, \underline{y}) = \frac{\sum_{k=1}^K (x_k - \bar{x})(y_k - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{k=1}^K (x_k - \bar{x})^2 \sum_{k=1}^K (y_k - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

式中, \underline{x} 、 \underline{y} 为 x 、 y 的向量矩阵; K 为观测向量的个数; x_k 、 y_k 指 k 时刻的 x 、 y 向量; \bar{x} 、 \bar{y} 是 x 、 y 向量的均值向量。 \mathbf{D} 由大量覆盖所监测系统全部动态过程的历史参考数据组成。在覆盖全部动态过程的前提下,选择的参考向量越少越好。所要求的向量数目依赖于模型中的传感器数量以及系统正常运行时的动态变化性。在所建模的数据源高度线性相关的情况下,只需要少量参考向量就可满足需要。普遍的经验法则是:选择的历史参考向量数目不少于数据源数目的2倍。残差向量 ε 可用来判别系统是否出现异常:

$$\varepsilon = \underline{Y}_{obs} - \underline{Y}_{est} \quad (5)$$

式中, \underline{Y}_{obs} 是当前观测向量。在系统变化工况运行时,只要系统无异常,残差向量 ε 的变化就比较平稳。如果系统发生了异常, ε 就会发生大的波动。为了可靠地区分事故引起的波动、系统的正常波动及随机扰动,本文中使用时序贯概率比检验(SPRT)方法处理残差向量 ε 。

1.2 SPRT

SPRT是一种统计决策方法,它能在保证2种检验错误足够小的前提下,仍然可以作出判断,克服了似然比检验只能保证1种检验错误足够小的缺陷。序贯概率比 λ 定义如下:

$$\lambda = \frac{L(S_n | H_1)}{L(S_n | H_0)} \quad (6)$$

式中,下标 n 为样本量; $L(S_n | H_i)$ 是当 H_i ($i=0$ 或 1)为真时观测样本序列 S_n 的似然函数,其中 H_0 为原假设, H_1 为备择假设。若 α 为第一类故障概率, β 为第二类故障概率,则以下规则决定接受哪个假设: $\lambda \geq (1-\beta)/\alpha$,接受 H_1 ; $\lambda \leq \beta/(1-\alpha)$,接受 H_0 ; $B < \lambda < A$,不能决定,增加样本数量到 $n+1$,再用规则、进行判断。上述规则可以保证SPRT实际的误报警和漏报警(分别用 α' 和 β' 表示)被限制在一定范围内^[16]:

$$\alpha' + \beta' \leq \alpha + \beta \quad (7)$$

也就是说,实际的误报警率和漏报警率的和不会超过其规定值。在很多应用中,假定样本遵从高斯分布。在这个假定下, $L(S_n | H_i)$ 可以计算

出来，序贯概率比被简化为：

$$\ln \lambda = \frac{M}{\sigma^2} \sum_{j=1}^n \left(x_j - \frac{M}{2} \right) = \frac{nM}{\sigma^2} \left(\bar{X} - \frac{M}{2} \right) \quad (8)$$

式中， M 是样本平均值偏移的警报阈值； σ 是样本方差； \bar{X} 是序列的样本平均值。本文把 D 和 \bar{D} 定为 0.05，则 $\ln D$ 的上、下边界为：

$$A = \ln \left(\frac{1-\beta}{\alpha} \right) = 2.944 \quad (9)$$

$$B = \ln \left(\frac{\beta}{1-\alpha} \right) = -2.945 \quad (10)$$

2 在线监测模拟与验证

核动力系统在稳态运行时，各过程变量各自稳定在某个值附近。此时对系统的异常监测较容易。而系统功率变化时，大多数过程变量都会波动，有些过程变量还会剧烈波动，此时对核动力系统的异常监测就比较困难。

在秦山 300 MW 核电厂模拟机上对核动力系统正常功率提升过程在线监测进行程序模拟，验证此技术对核动力系统的正常功率变动不会产生误报警，然后对降功率过程下的蒸汽发生器传热管破裂 (SGTR) 事故进行程序模拟与验证。

2.1 模型建立

蕴含系统正常运行信息的状态矩阵 D 的建立是整个模型的基础。为了减小模型的复杂程度，根据仿真实验及分析的需要，本文选取能代表系统、具有耦合关系的 31 个观测变量建立状态矩阵 D 。31 个观测变量分别是：相对核功率、冷段温度 1、冷段温度 2、主泵流量 1、主泵流量 2、热段温度 1、热段温度 2、蒸汽发生器 (SG) 流量 1、SG 流量 2、SG 压力 1、SG 压力 2、SG 窄量程水位 1、SG 窄量程水位 2、给水流量 1、给水流量 2、给水温度 1、给水温度 2、稳压器水位、稳压器压力、稳压器温度、下泄流、上充流、蒸汽母管压力、调门 1 开度、调门 2 开度、凝汽器真空 2、蒸汽出口温度 1、凝汽器温度 1、蒸汽出口温度 2、凝汽器温度 2、凝汽器真空 1。

2.2 正常升功率过程监测

当功率大于额定功率的 15% 以后，反应堆的输出热功率依靠功率调节系统自动跟踪汽轮发电机组所需要的功率。从 60% 到 100% 升功率的过程中，热段温度、蒸汽流量、给水流量等参数变化比较大，如图 1 所示。

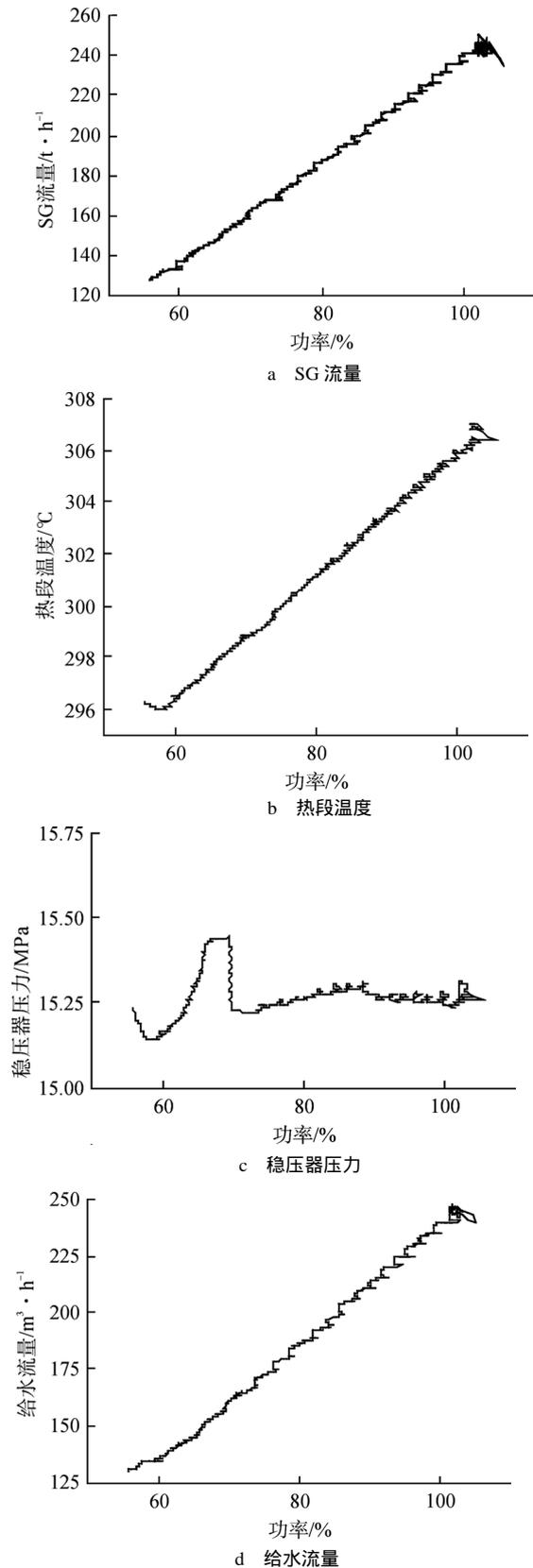


图 1 60% 至 100% 升功率过程典型参数变化

Fig. 1 Typical Parameters Change with Power Increasing from 60% to 100%

从图 2 中可以看出, 电厂从 60% 匀速升功率至 100% 时, 给水流量从 130 m³/h 升至 245 m³/h, 变化显著。但给水流量残差几乎没有变化。

图 3 显示, 给水流量残差的序贯概率比一直保持在 -0.1~0.1, 处于 -2.94~2.95 的安全区间内。这说明在系统正常升功率过程中, 虽然很多过程变量变化很大, 但使用 MSET 和 SPRT 技术, 并不会因为系统参数的巨大变化而做出系统发生异常的判断。只要系统是正常的, 各参数残差就变化平稳, 其序贯概率比也在容许范围内。

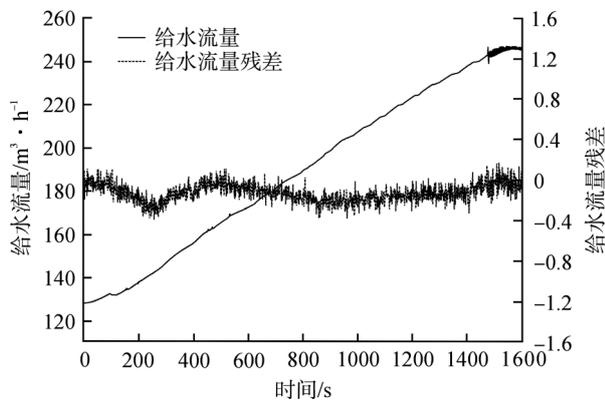


图 2 60% 至 100% 升功率过程中给水流量和其残差对比
Fig. 2 Contrast of Feedwater Flow and Its Residual with Power Increasing from 60%~100%

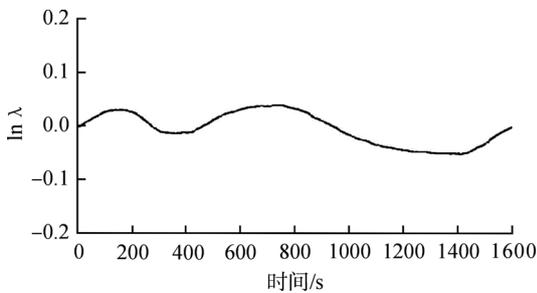
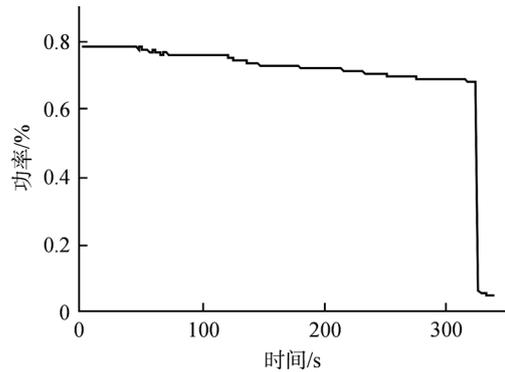


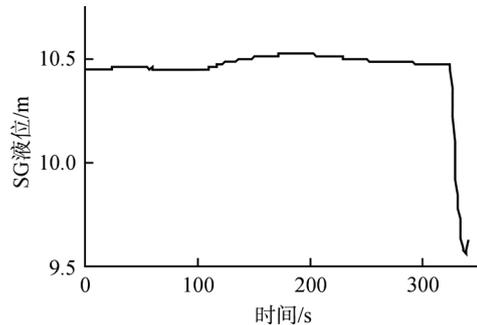
图 3 60% 至 100% 升功率过程中给水流量残差概率比
Fig. 3 Residual Sequential Probability Ratio of Feedwater Flow with Power Increasing from 60% to 100%

2.3 降功率过程中的 SGTR 事故监测

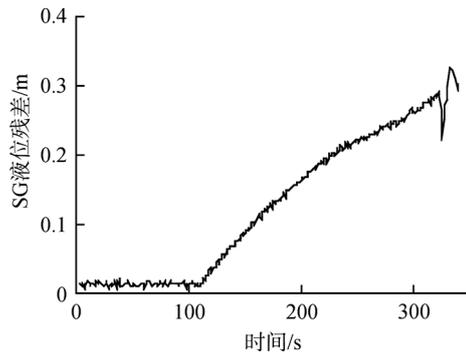
本节的验证测试数据采集自功率下降过程中插入的一环路单根 SGTR。插入 SGTR 事故前, 所采集的系统各过程参数的残差变化平稳, 100 s 时插入 SGTR 事故后, 各过程参数残差开始增大。从图 4 中可以看出, 电厂功率下降速率较快。在 110 s 时插入 SGTR 故障, 功率继续下降, 直到 330 s 稳压器压力低触发停堆。可以看到: SG 液位在插入 SGTR 后有小幅度的上涨, 但未达到



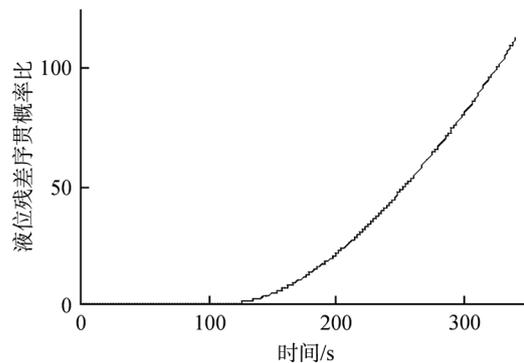
a 功率



b SG 液位



c SG 液位残差



d 液位残差序贯概率比

图 4 降功率过程中发生 SGTR 事故后参数变化
Fig. 4 Parameter Changes after SGTR Accident during Power Reduction Process

SG 水位的高值报警值 10.769 m, 操纵员不能确

认 SG 液位异常；SG 的残差曲线在事故前是平稳的，事故后迅速上升。而从 SG 液位残差序贯概率比来看，在事故发生几十秒后，序贯概率比的值超过了 2.944 的容许值，给出了 SG 液位异常的判断。本文提供的方法给出的 SG 液位异常判断，对操纵员事故识别有一定的辅助作用。

如果一个故障的发生是一个缓慢的过程，所监测的各个参数的变化也会非常缓慢。在此种情况下，MSET 和 SPRT 方法相结合的技术可以利用充足的历史参考数据对参数的发展趋势做出正确的预测判断。SG 的“高水位”报警值是 10.769 m，额定参考值是 10.474 m。在整个事故的发生过程中，破损 SG 的水位最高为 10.522 m。如利用上下限法将无法监测到这个异常。

3 结 论

本文结合 MSET 和 SPRT 技术各自的优点，设计了可以监测变化工况非稳态的核动力装置系统在线监测模型，并对该模型方法进行模拟计算与验证。验证结果表明，MSET 和 SPRT 技术结合的方法可以用于核动力装置系统变工况下的异常状态在线监测。

参考文献：

- [1] Upadhyaya B. Sensor failure detection and estimation[J]. Nuclear Safety, 1985,26(1):32-43.
- [2] Upadhyaya B R. Development and testing of an integrated signal validation system for nuclear power plants[R]. No. DOE/NE/37959-35. Tennessee Univ., Knoxville, TN (USA):Dept. of Nuclear Engineering; Combustion Engineering, Inc., 1989.
- [3] Upadhyaya B, Eryurek E. Application of Neural Networks for Sensor Validation and Plant Monitoring[J]. Nuclear Technology, 1992, 97:170-176.
- [4] Mott J, Young R, King R. Pattern-recognition software for plant surveillance [R]. No. CONF-870837-1. EI International, Inc., Idaho Falls, ID (USA): Argonne National Lab., 1987.
- [5] Zhang Q, An X, Gu J, et al. Application of FBOLES—a prototype expert system for fault diagnosis in nuclear power plants[J]. Reliability Engineering & System Safety, 1994, 44(3): 225-235.
- [6] 冯俊婷, 王桂增, 徐銖. 基于主元分析的核电站主冷却剂泵故障诊断[J]. 原子能科学技术, 2003, 37(5), 395-399.
- [7] 李晓冬, 奚树人. MP 神经网络用于核电站故障诊断系统[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 43(12):1623-1626.
- [8] 张燕, 周志伟, 董秀臣. 核电厂实时故障诊断专家系统的设计与实现[J]. 原子能科学技术, 2006, 40(4): 420-423.
- [9] 刘永阔, 夏虹, 谢春丽, 等. 核电设备状态监测与故障诊断系统的研究[J]. 原子能科学技术, 2008, 42(3): 200-205.
- [10] Jianping Ma, Jin Jiang. Applications of fault detection and diagnosis methods in nuclear power plants: A review [J]. Progress in Nuclear Energy, 2011, 53(3): 255-266.
- [11] Gross K, Singer R., Wegerich S, et al. Application of a model-based fault detection system to nuclear plant signals[A]. The 9th International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems. Seoul, Korea, 1997.
- [12] Herzog J P, S W W, Gross K C. MSET modeling of crystal river-3 venturi flow meters[A]. The ASME/JSME/SFEN 6th International Conference on Nuclear Engineering, San Diego, USA, 1998.
- [13] Vaidyanathan K, Gross K. MSET performance optimization for detection of software aging[A]. In Proc. of ISSRE, Chillarege Press, 2003.
- [14] Herzog J P, Hanlin J, Wegerich S W, et al. High-performance condition monitoring of aircraft engines[A]. Proceedings of GT2005, ASME Turbo, 2005.
- [15] Wegerich S. Similarity-based modeling of vibration features for fault detection and identification[J]. Sensor Review, 1999, 25(2):114-122.
- [16] Wald A. Sequential analysis[M]. New York:wiley, 1947.

(责任编辑：孙 凯)