

# 核电站主蒸汽系统冗余压力传感器异常检测

金典<sup>1</sup>, 谢珊<sup>1\*</sup>, 丁军<sup>1</sup>, 吴一纯<sup>1</sup>, 李宁<sup>1</sup>, 曹培根<sup>2</sup>

(1. 厦门大学能源学院, 福建 厦门 361102; 2. 福清核电站, 福建 福州 350300)

**摘要:** 为保障核电站运行安全, 电站设置冗余传感器对重要系统的关键参数进行测量, 传感器的健康状况将直接影响测量结果. 在被测冗余传感器个数较少, 为 3 个左右时, 目前核电站常用的传感器校准方法很难区分故障传感器. 将独立成分分析和序贯概率比检验 (independent component analysis-sequential probability ratio test, ICA-SPRT) 相结合的方法用于冗余传感器故障检测, 使用核电站主蒸汽系统冗余压力传感器数据进行验证. 与简单平均法的结果进行对比可知, 该方法在冗余度不高的情况下明显优于简单平均法, 能及时准确地检测到传感器信号的漂移.

**关键词:** 独立成分分析; 序贯概率比检验; 核电站; 冗余传感器校准; 异常检测

**中图分类号:** TL 362.3

**文献标志码:** A

**文章编号:** 0438-0479(2019)04-0582-07

在核电站运行过程中, 准确地收集和处理信号不仅对电厂的安全运行至关重要, 而且直接影响维修成本、发电效率以及设备的寿命. 国内外核电站采用周期性校准来识别老化或故障的传感器, 这种传统的方法经济性不佳, 且无法避免维修过程中的随机故障、人为失误以及运行过程中的老化. 近年来, 基于系统运行状态的在线监测 (on-line monitoring, OLM) 技术在核电领域受到关注, OLM 以非入侵的方式对运行数据进行分析, 能进一步评估传感器的健康状态.

在线监测的概念由美国电力研究协会提出<sup>[1]</sup>, 美国核管会 (NRC) 在报告 NUREG-6895<sup>[2]</sup> 中详述了 OLM 技术的关键问题和方法. OLM 的故障检测实效性强, 缩短了维修周期从而降低维护成本, 具有良好的经济性. 作为 OLM 的一部分技术内容, 冗余传感器校准技术被许多核电厂用于重要系统的关键参数测量, 以保障系统的安全运行.

目前 OLM 用于核电站冗余传感器校准的方法有简单平均 (simple average, SA)、仪器校准监测程序 (instrumentation and calibration monitoring program, ICMP) 和奇偶空间等, 这些方法在传感器冗余度不高时, 很难区分故障传感器. 为解决上述方法存在的问题, 本文中提出独立成分分析 (independent component

analysis, ICA) 和序贯概率比检验 (sequential probability ratio test, SPRT) 相结合的方法 ICA-SPRT, 以实现低冗余状态下传感器的正确校验.

## 1 方法原理

本文中提出的冗余传感器校准方法分为 2 个步骤: 信号估计和残差分析. 首先, 在信号估计阶段, 使用 ICA 完成传感器数据主要特征的分离, 挑选出包含传感器测量变量特征的独立成分 (该成分已去除被测信号的系统噪声、通道噪声以及漂移等) 并进行还原, 得到各传感器残差; 再使用 SPRT 对残差进行检验, 得到传感器健康状态的预测. 信号估计阶段, 本文中将 ICA 的算法结果与传统 SA 算法结果进行了对比分析.

### 1.1 信号估计

#### 1.1.1 基于 ICA 的信号估计

ICA 是 20 世纪 90 年代后期才发展起来的一种信号处理方法, 它能在没有任何先验信息的情况下, 将混合信号分离成若干个相互独立的子信号. ICA 的概念最早由 Jutten 等<sup>[3]</sup> 提出, 他们认为 ICA 能从线性混合信号中分离出一些基本的源信号. 随后 ICA 算法开

收稿日期: 2018-11-11 录用日期: 2019-02-18

基金项目: 厦门大学能源学院发展基金 (2017NYFZ01)

\*通信作者: shanxie@xmu.edu.cn

引文格式: 金典, 谢珊, 丁军, 等. 核电站主蒸汽系统冗余压力传感器异常检测[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2019, 58(4): 582-588.

Citation: JIN D, XIE S, DING J, et al. Fault detection for redundant pressure sensors in main steam system in nuclear power plants[J]. J Xiamen Univ Nat Sci, 2019, 58(4): 582-588. (in Chinese)



<http://jxmu.xmu.edu.cn>

始流行,并得到广泛研究. Sejnowski 课题组<sup>[4-5]</sup>提出基于信息极大化和扩展的信息极大化原理,用于求解 ICA 中的源信号. Amari<sup>[6]</sup>基于人工神经网络提出了最陡下降梯度的 ICA 算法. Hyvärinen 等<sup>[7-8]</sup>提出一种逐次提取独立成分的固定点算法. 随着 ICA 技术日趋成熟,ICA 的应用范围也越来越广,比如盲源信号分离<sup>[9]</sup>、特征提取<sup>[10]</sup>、生理学数据分析<sup>[11]</sup>、语音信号和图像处理<sup>[12]</sup>、人脸识别<sup>[13]</sup>、脑图像处理<sup>[14]</sup>等. Ding 等<sup>[15-16]</sup>首次将 ICA 用于核电厂冗余传感器的校准验证. 近年来,许多改进的 ICA 算法被广泛用于复杂系统的故障检测<sup>[17-18]</sup>.

ICA 主要用于实现信号特征的分离. 假设观测数据  $X$  由  $S$  的线性组合构成. 模型表达如下:

$$X = AS.$$

其中: $X$  为  $m$  个传感器的  $n$  个观测值组成的  $m \times n$  阶矩阵; $S$  为  $m$  个独立分量组成的  $m \times n$  阶矩阵,独立分量包含被检测信号、系统噪声、通道噪声以及漂移等; $A$  为由常数构成的  $m \times m$  阶未知矩阵,称为混合矩阵.

实际中  $S$  无法直接获得,但可通过求解解混矩阵  $W$ (即  $A$  的逆矩阵),得到各分量尽可能相互独立的  $Y$  作为未知独立分量  $S$  的估计,即

$$Y = WX. \quad (1)$$

为了求解  $Y$ ,本文采用 Hyvärinen 提出的基于负熵最大化的快速 ICA(FastICA)<sup>[19]</sup> 算法实现独立成分的分离. 首先对  $X$  进行去均值和白化的预处理操作,以减少计算并消除变量之间的相关性.

白化具体步骤如下:

令  $Z = BX$ ,  $B = \Lambda^{-1/2} U^T$ . 其中, $Z$  为  $X$  去除相关性后的矩阵, $B$  为白化矩阵, $\Lambda$  为  $X$  的协方差矩阵的特征值矩阵, $U$  为  $X$  的协方差矩阵的特征向量矩阵.

FastICA 算法在独立变量的分离过程中,通过对分离结果的非高斯性度量来表示分离结果间的相互独立性,当非高斯性度量达到最大时,分离出的成分之间的独立性达到最大,此时表明已完成对各独立分量的分离. 非高斯性的度量由负熵来表示,其定义为:

$$N_g(Y) = H(Y_{\text{Gauss}}) - H(Y). \quad (2)$$

其中, $Y_{\text{Gauss}}$  为与  $Y$  具有相同方差的高斯随机变量, $H$  为随机变量的微分熵. 对于式(2),由于  $Y$  的微分熵  $H(Y)$  无法准确计算,采用如下近似式:

$$N_g(Y) = c\{E[g(Y)] - E[Y_{\text{Gauss}}]\}^2. \quad (3)$$

其中, $Y=WZ$ ,  $c$  为无关常数,  $E$  为 MATLAB 中的均值运算函数 mean,  $g$  为非线性函数  $\tanh(x)$ .

式(3)中  $N_g(Y)$  的极大值通常在  $E[g(W^T Z)]$  的极值点处取得,对  $W$  逐行求解, $W_k^T$  代表  $W$  中的第  $k$

行,转化为求  $E[g(W_k^T Z)]$  在  $\|W\|^2 = 1$  时的极值,计算得到  $w_k$  的迭代式(4):

$$W_{k+1} = E[Z \dot{g}(W_k^T Z)] - E[\ddot{g}(W_k^T Z)] W_k, \quad (4)$$

其中,  $\dot{g}$  为  $g$  的一阶导数,  $\ddot{g}$  为  $g$  的二阶导数,初始值  $W_0$  随机生成.

迭代求得  $W_1 \sim W_m$  后,对其进行正交化和标准化,得到解混矩阵  $W$ ,再通过式(1)计算出各独立成分.

由于 FastICA 计算得到  $S$  的估计值  $Y$  由被检测信号与噪声、漂移等独立分量的估计值构成,且各的独立成分顺序是打乱<sup>[20]</sup>,因此为了准确监测传感器异常,需要在各个独立成分中找出被检测信号对应的独立成分,并对该成分进行还原和修正. 本文通过比较各独立成分与观测信号  $X$  的平均值之间的相关系数,寻找相关系数最大的独立成分作为被检测信号的估计值:

$$I_C = \operatorname{argmax}[C(E(X), y_i^T)].$$

其中, $C$  为 MATLAB 中的相关系数函数 corrcoef,  $y_i^T$  为估计值  $Y$  的第  $i$  行.

本文中引入比例因子对估计值  $I_C$  进行优化,由式(5)计算优化的估计值信号,其中比例因子  $k$  由式(6)<sup>[21]</sup>求得,则

$$Y = k I_C, \quad (5)$$

$$k = \frac{E(M(X))}{M(I_C)}, \quad (6)$$

其中  $M$  为 MATLAB 中的中值函数 median.

### 1.1.2 基于 SA 的信号估计

SA 算法原理如下:

$$Y = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i^T.$$

其中: $x_i^T$  为冗余传感器的观测数据矩阵  $X$  的第  $i$  行; $m$  为冗余传感器个数,即冗余度; $Y$  为这组冗余传感器的估计值.

## 1.2 基于 SPRT 的传感器残差分析

被测信号去除通道噪声后,需要对该信号进行故障检测来判断传感器的健康状态. 故障检测采用 SPRT<sup>[22]</sup> 算法,它是一种基于序列检测的统计决策程序,在 20 世纪 50 年代由 Wald<sup>[23]</sup> 提出,与传统的固定样本量检验方法不同,SPRT 从第一个样本开始检验,直到阈值达到预设值,给出判断结果<sup>[24]</sup>. Lorden<sup>[25]</sup> 在解决平均样本量的巨大差异问题时,提出了 2 层 SPRT. 对于非高斯分布的样本, Yu 等<sup>[26]</sup> 提出了效率更高的非参数 SPRT. SPRT 算法一般通过比较被检测数据属于 2 种情况的可能性来判断是否发生异常, Armitage<sup>[27]</sup> 提出将 SPRT 的 2 个假设增加到 3 个及以上. 黄寒砚等<sup>[28]</sup> 提出了曲线式的结尾 SPRT. 张志

华等<sup>[29]</sup>则提出了一种广义的 SPRT 方法. 近年来, Gao 等<sup>[30]</sup>使用多假设的 SPRT 方法辅助分类, Golz 等<sup>[31]</sup>将 SPRT 方法与其他方法结合, 用于信号分析.

本文的故障检测变量  $x$  为传感器残差, 即传感器测量值与估计值之间的差值, 其概率密度函数为高斯函数. 假设  $H_0$  为健康状态下残差分布 (均值  $\mu_0$ , 方差  $\delta_0^2$ ),  $H_1$  是故障时残差分布 (均值  $\mu_1$ , 方差  $\delta_1^2$ ). 其中健康状态假设  $H_0$  的均值和方差由正常运行的数据残差计算而来, 故障状态  $H_1$  的均值由工程经验或实际检测检测要求给出, 均值检验时  $\delta_1^2 = \delta_0^2$ . 当假设  $H_0$  成立时, 随机变量  $x$  概率密度函数为  $P(x/H_0)$ , 当假设  $H_1$  成立时,  $x$  概率密度函数为  $P(x/H_1)$ . 似然比可以由式(7)表示:

$$R(t) = \frac{P(x_1, x_{t-1}, \dots, x_t / H_1)}{P(x_1, x_{t-1}, \dots, x_t / H_0)} = \prod_{i=1}^t \frac{P(x_i / H_1)}{P(x_i / H_0)}. \tag{7}$$

对于概率密度函数为高斯函数的变量, 式(7)可以化简为:

$$R(t) = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^t (x_i - \mu_1)^2 + \frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^t (x_i - \mu_0)^2\right].$$

在进行故障检测时首先取定两个常数  $A$  和  $B$  ( $0 < B < 1 < A$ ), 对于一组被检验数据  $(x_1, x_2, \dots, x_t)$ , 从第一个数据  $x_1$  开始依次抽样然后计算似然比. 当  $R(t) \leq B$  时停止抽样, 接受  $H_0$  假设; 当  $R(t) \geq A$  时停止抽样, 接受  $H_1$  假设; 当  $B < R(t) < A$  时继续抽样.  $A$  和  $B$  的值分别由误警率  $\alpha$  和漏警率  $\beta$  决定, 其中  $A = (1 - \beta) / \alpha, B = \beta / (1 - \alpha), \alpha$  为当  $H_0$  成立时反而被否定的概率;  $\beta$  为当  $H_1$  成立时反而被接受了  $H_0$  的概率, 一般情况下,  $\alpha, \beta$  可取 0.1, 0.05, 0.01, 0.005.

令  $\lambda(i) = \ln R(i), \lambda(i) = \lambda(i-1) + l(i)$ , 其中,  $l(i) = -\frac{1}{2\sigma_0^2}(x_i - \mu_1)^2 + \frac{1}{2\sigma_0^2}(x_i - \mu_0)^2$ .

在进行故障判断时,  $\lambda(i)$  超过上限值  $A$  即判定为故障. 由于  $\ln R(i)$  始终在 0 上下波动, 当  $\lambda(i-1)$  的值小于 0 时, 会导致下一步的判定值  $\lambda(i)$  是  $l(i)$  与负值  $\lambda(i-1)$  叠加, 导致一定的检测延时. Liu 等<sup>[32]</sup>针对这个问题提出了改进的 SPRT 检测方法. 决策规则如下:

- 1)  $\lambda(0) = 0$ ;
- 2) 当  $\lambda(i) = \lambda(i-1) + l(i) < 0$  时,  $\lambda(i) = 0$ ;
- 3)  $\lambda(i) \geq \ln A$ , 接受  $H_1$  假设, 传感器出现故障;
- 4)  $\lambda(i) < \ln A$ , 继续抽样检测.

SPRT 的检验过程需要得到传感器正常运行状态

的残差分布, 本文算法的总体流程为: 取冗余传感器正常运行时的数据, 经过 ICA/SA 处理, 得到正常运行数据的 ICA/SA 估计值, 减去正常运行时的数据, 得到正常运行状态下的数据残差, 以此计算平均值  $\mu_0$  和方差  $\delta_0^2$ , 得到  $H_0$  假设; 将待检测数据进行上述处理, 得到待检测的数据残差  $x$ ; 根据提出的  $H_1$  假设, 用 SPRT 对待检测残差进行检测. 算法大致流程如图 1 所示.

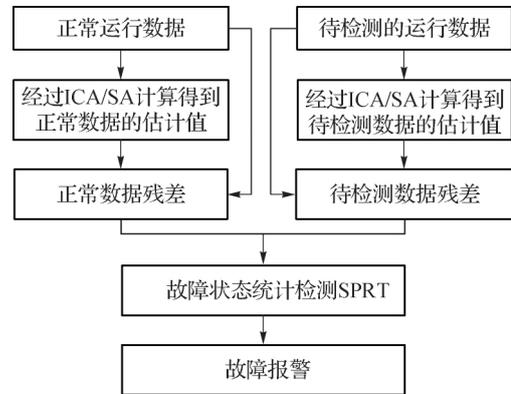


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

## 2 模型验证

### 2.1 研究对象介绍

核电站主蒸汽系统 (记为 VVP) 是电厂二回路热力系统的重要组成部分, 其功能是吸收一回路的热量并产生蒸汽, 把蒸汽发生器的蒸汽送到各用汽点. 蒸汽发生器每条主蒸汽管道有 3 条压力测量通道, 在压力过高或过低的状态下, 分别触发不同的信号. 本文中选取福清核电站 VVP 中某一条主蒸汽管道的 3 个冗余压力传感器 (冗余度为 3) 作为验证对象, 在核电厂正常运行时进行数据采集, 数据采集周期为 1 s, 采样点数为 6 000 组. 案例测试时分别采用正常运行时的数据和加入人工漂移的数据, 分别采用 ICA-SPRT 和 SA-SPRT 的方法进行.

### 2.2 VVP 蒸汽压力健康数据分析

正常运行状态下监测得到的数据测试结果如图 2 所示. 先分别通过 ICA 和 SA 方法对 2 000 组冗余传感器正常运行数据计算残差分布的均值  $\mu_0$  和方差  $\delta_0$ , 再对每个通道进行残差处理, 用 SPRT 检验每个通道残差分布的均值  $\mu_1$ . SPRT 中误警率  $\alpha$  取 0.01, 漏警率  $\beta$  取 0.001, 正常运行数据每个通道对应的  $\mu_0$  和  $\delta_0$  值由表 1 给出. 传感器在实际测量过程中, 经常会受到许多噪声影响, 造成最后的测量值波动很大, 这在图 2

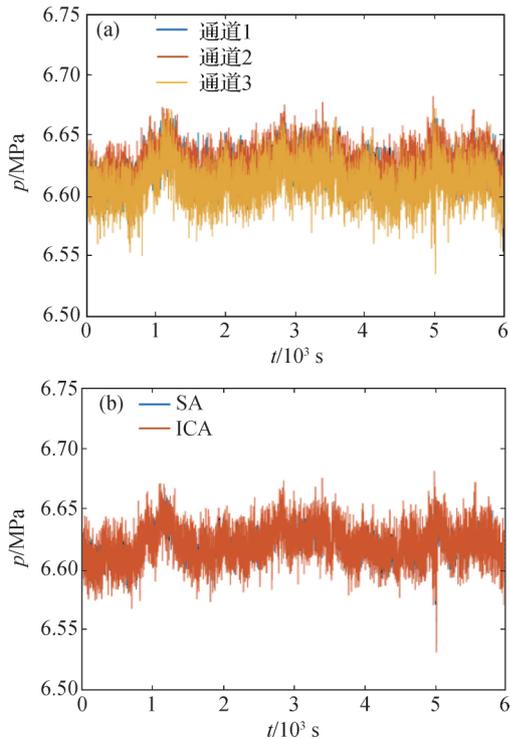


图 2 健康传感器数据(a)和 ICA/SA 计算的估计值(b)  
Fig. 2 Healthy sensor data(a) and ICA/SA estimation(b)

(a)中的 3 个通道中都可以观察到. 图 2(b)中可以看到, ICA 估计值的波动要略大于 SA 估计值的波动, 特别是在计算残差后, 由表 1 可知, ICA 算法得到的残差波动情况明显大于 SA 计算得到的残差波动. 这与 SA 算法的原理有关, SA 的估计值是对 3 个通道的测量值取简单平均得到的. 这就导致在计算残差时, 估计值与各个通道的测量值之间的偏差处在一个比较小的范围, 但这种方法忽略了测量信号里的噪声等因素, 也就导致了 SA 估计值的准确度相对较低. ICA 的估计值则不同, 它将传感器测量得到的值看作测量噪声与传感器测量值的线性混合, 传感器的测量值作为独立成分之一在算法的最后分离出来, 并在修正后得到最终的算法估计值. 从原理上看, ICA 算法能够将测量过程中的噪声分离出来, 与没有排除噪声影响的 SA 算法相比, 计算得到的残差波动相对较大.

表 1 3 个通道的  $\mu_0$  和  $\delta_0$  值  
Tab. 1  $\mu_0$  and  $\delta_0$  from 3 channels

通道	$\mu_0 / 10^{-4}$		$\delta_0 / 10^{-3}$	
	ICA	SA	ICA	SA
1	0.411	8.32	14.3	8.90
2	59.0	67.0	13.3	9.50
3	-83.0	-75.0	10.3	2.40

由工程经验可知, 在进行均值检验时  $\mu_1 = \mu_0 + 3\delta_0$ , 检验过程在 MATLAB 上完成. 当似然比大于或等于报警阈值  $\lambda_{th}$  时, 即  $\lambda(i) \geq \ln A = \lambda_{th}$ , 说明 SPRT 在第  $i$  点发现了故障.

使用 SPRT 算法对 ICA 和 SA 方法得到的通道残差进行检验, 传感器健康状况判断的统计结果如表 2 所示, 尽管在通道 1 和 2 的 ICA 残差中均检测到故障点, 但这些故障的数量处于误警率可以接受的误差范围 ( $6\ 000 \times 0.01 = 60$ ), 故 3 个传感器的判别结果均为健康. 3 个通道 SA-SPRT 残差检验结果均无故障点, 3 个传感器判别结果均为健康. 以上对传感器健康状况的判断结果均符合预期.

表 2 健康状况判别  
Tab. 2 Status discrimination

通道	检测到的故障点数		判别结果	
	ICA	SA	ICA	SA
1	24	0	健康	健康
2	48	0	健康	健康
3	0	0	健康	健康

### 2.3 VVP 蒸汽压力漂移数据分析

对 VVP 蒸汽压力漂移数据进行分析, 为了对比 ICA 与 SA 对漂移数据的故障分析能力, 考虑到在实际进行核电厂冗余传感器校准时, 1.4% 为最大允许误差<sup>[33]</sup>, 测试时在通道 2 的监测数据第 1 000 秒时加入 1% 的仿真漂移, 测试中漂移状态下的传感器数据和 ICA、SA 计算的估计值如图 3 所示. ICA 和 SA 处理后计算获得的传感器残差结果如图 4 所示. 从图 3 中可以看到 SA 的估计值相较于 ICA 的估计值, 在 4 000 s 左右发生了轻微的漂移现象. 而且图 4(b) 中明显可以看出通道 2 的 ICA 残差发生了漂移; 在图 4(d)~(f) 中, SA 3 个通道的残差均发生轻微的漂移. 这是由于 SA 的算法原理导致通道 2 中 1% 的漂移被平均到 3 个通道中, 而 ICA 算法准确分离出了漂移的影响, 给出了更为准确的估计值, 故在 ICA 残差图中可以准确判断出漂移发生的位置在通道 2. 在低冗余的情况下, 对于 VVP 压力传感器的单通道漂移, 传统的 SA 方法无法像 ICA 那样准确识别出故障发生的通道.

SPRT 各参数均保持不变, 使用 SPRT 算法对 ICA 和 SA 方法得到的通道残差进行检验, 传感器健康状况判别的统计结果如表 3 所示, 残差检验结果如

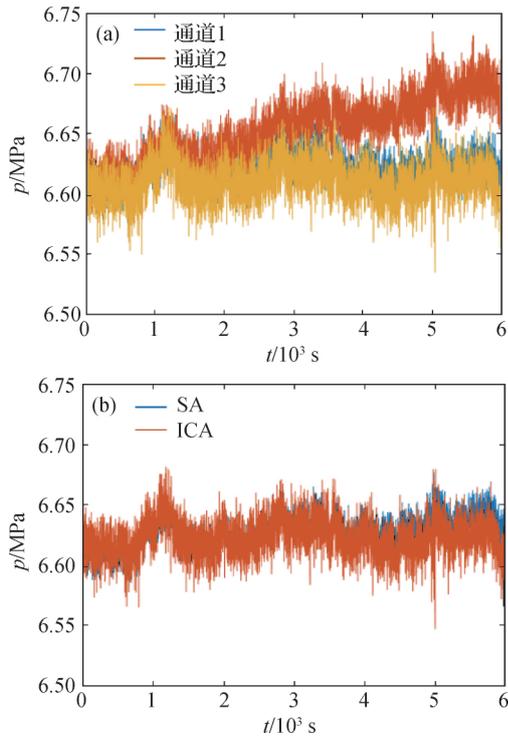


图 3 漂移状态下传感器数据(a)和 ICA/SA 计算的估计值(b)  
Fig. 3 Sensor data with drift(a) and ICA/SA estimation(b)

图 5 所示. ICA 残差检验结果显示通道 2 传感器故障, 通道 1 和通道 3 传感器健康; SA 残差检验结果显示 3 个通道均故障. 以上结果可以看到 ICA-SPRT 对 3 个通道传感器健康状况判别结果符合预期, 而 SA-SPRT 对通道 1 和通道 3 传感器健康状况的判别是错误的.

从图 5 中还可以看到, SPRT 对于两种残差的变化是比较敏感的, 能顺利检测到被 SA 算法“平均分配”到 3 个通道的漂移和 ICA 算法分离出来的漂移. 此外, 1% 的仿真漂移是在第 1 000 秒时插入的, 在检

表 3 漂移数据下, 传感器健康状况判别

Tab. 3 Status discrimination of sensors with drift data

通道	检测到的故障点数		判别结果	
	ICA	SA	ICA 残差	SA 残差
1	13	2 849	健康	故障
2	3 574	2 948	故障	故障
3	14	4 312	健康	故障

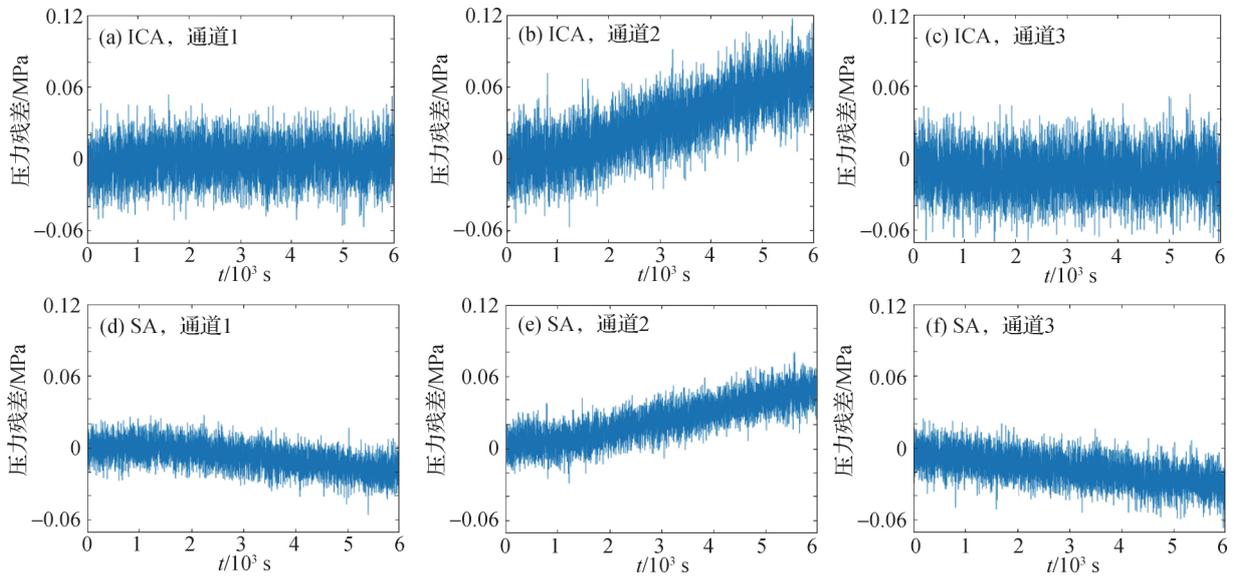


图 4 ICA 和 SA 计算的残差  
Fig. 4 Residual calculated by ICA and SA

测 ICA 残差时, SPRT 在 2 339 s 时累计检测到 60 个故障点, 可以判断该通道发生了故障. 测试中如果缩短数据采样周期, SPRT 便可以在更短的时间内检测出异常, 为故障分析和维修争取更多的时间.

在本案例中, ICA-SPRT 在低冗余的情况下可以准确识别出故障, 检测准确率明显优于传统 SA 方法, 实效性也明显优于传统核电厂冗余传感器校准策略.

### 3 结 论

本文中提出以 ICA 结合 SPRT 作为核电厂冗余传感器异常检测的新算法, 并利用实际 VVP 运行数据对该算法进行初步验证. 结果表明, 在核电厂冗余传感器校准验证方面表现出比传统方法更优的性能;

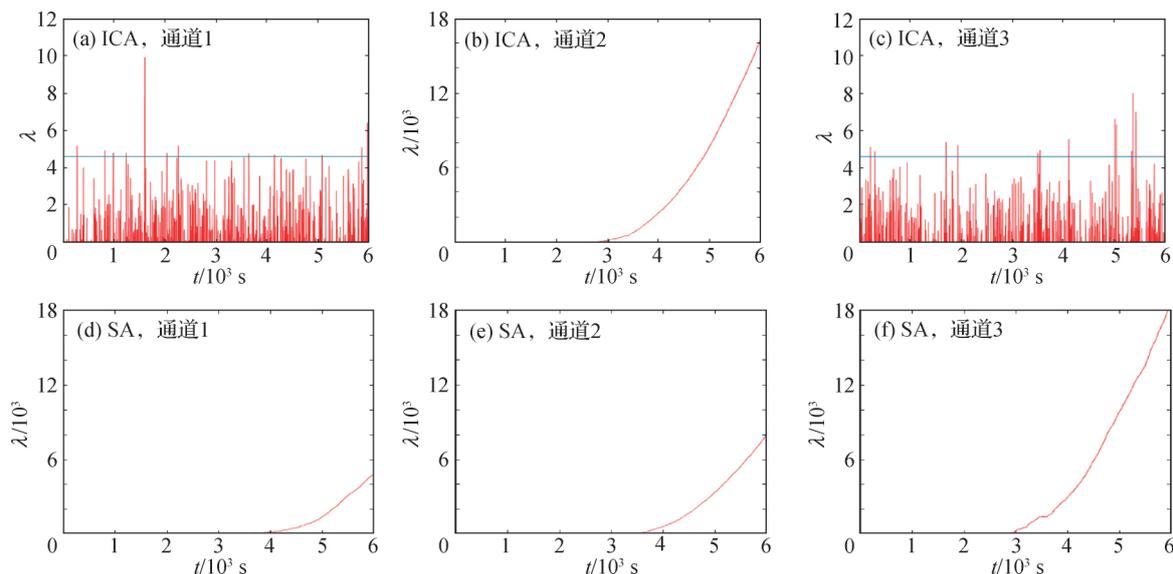


图5 ICA残差和SA残差的检验结果

Fig. 5 Test result of ICA residual and SA residual

ICA 能尽量分离出传感器工作过程的噪声干扰,在低冗余条件下相比于传统 SA 算法,能提高冗余传感器估计值的准确度;SPRT 对传感器微小的通道异常十分敏感,能快速地识别出传感器异常;两者的结合能有效地提高冗余传感器测量参数的精确度并及早给出故障预警.因此,该方法有利于更及时且准确地进行冗余传感器故障预警,可为故障分析和维修争取更多的时间,具有一定的经济效用和推广价值.

#### 参考文献:

- [1] DAVIS E, FUNK D, HOOTEN D. On-line monitoring of instrument channel performance; TR-104965[R]. California: EPRI, 1998.
- [2] HINES J W, SEIBERT R. Technical review of on-line monitoring techniques for performance assessment; NUREG-6895[R]. Washington DC: Nuclear Regulatory Commission, 2006.
- [3] JUTTEN C, HERAULT J. Independent component analysis versus principal component analysis[J]. Signal Processing IV, Theories and Applications, 1988, 12(3): 643-646.
- [4] BELL A J, SEJNOWSKI T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. Neural Computation, 1995, 7(6): 1129-1159.
- [5] LEE T W, GIROLAMI M, SEJNOWSKI T J. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for subgaussian and supergaussian sources[J]. Neural Computation, 1999, 11(2): 417-441.
- [6] AMARI S I. Natural gradient works efficiently in learning [J]. Neural Computation, 1998, 10(2): 251-276.
- [7] HYVÄRINEN A. Survey on independent component analysis[J]. Neural Computing Surveys, 1999, 2: 94-128.
- [8] HYVÄRINEN A, OJA E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483-1492.
- [9] JUTTEN C, HERAULT J. Blind separation of sources, part I: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture[J]. Signal Processing, 1991, 24(1): 1-10.
- [10] KARHUNEN J, HYVARINEN A, VIGARIO R, et al. Applications of neural blind separation to signal and image processing [C] // Proceeding of the IEEE 1997 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Munich: IEEE, 1997: 131-134.
- [11] STONE J V, PORRILL J, POTER N R, et al. Spatio-temporal ICA of fMRI data[R/OL]. [2018-11-01]. citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.32.3892&rep=rep1&type=pdf.
- [12] BELL A J, SEJNOWSKI T J. The "independent components" of natural scenes are edge filters[J]. Vision Research, 1997, 37(23): 3327-3338.
- [13] YUEN P C, LAI J H. Face representation using independent component analysis[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(6): 1247-1257.
- [14] ROBERTS S, EVERSON R. Independent component analysis, principles and practice[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2001: 338-340.
- [15] DING J, HINES J W, RASMUSSEN B. Independent component analysis for redundant sensor validation[C] // Proceedings of the 2003 Maintenance and Reliability Conference. Knoxville: MARCON, 2003: 4-7.

- [16] DING J, GRIBOK A, HINES J W, et al. Redundant sensor calibration monitoring using ICA and PCA[J]. Real Time Systems Special Issue on " Applications of Intelligent Real-Time Systems for Nuclear Engineering" , 2004, 27(1):27-48.
- [17] CHEN H T, JIANG B, LU N Y, et al. Real-time incipient fault detection for electrical traction systems of CRH<sub>2</sub> [J]. Neurocomputing, 2018, 306:119-129.
- [18] FENG L, DI T R, ZHOU Y W. HSIC-based kernel independent component analysis for fault monitoring[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 178:47-55.
- [19] HYVÄRINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3):626-634.
- [20] HYVÄRINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent component analysis[M]. Hoboken: Wiley-Interscience, 2001:1-11, 125-137.
- [21] DING J, GRIBOK A V, HINES J W, et al. Redundant sensor calibration monitoring using independent component analysis and principal component analysis [J]. Real-Time Systems, 2004, 27(1):27-47.
- [22] WALD A. Sequential tests of statistical hypotheses[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1945, 16(2):117-186.
- [23] WALD A. Sequential analysis[M]. New York: Wiley, 1947:15-23.
- [24] CHARLESWORTH J P, TEMPLE J A G. Engineering applications of ultrasonic time-of-flight diffraction[M]. London: Research Studies Press, 1989:47-62.
- [25] LORDEN G. 2-SPRT'S and modified kiefer-weiss problem of minimizing an expected sample size[J]. The Annals of Statistics, 1976, 4(2):281-291.
- [26] YU C G, SU B J. A non-parametric sequential rank-sum probability ratio test method for binary hypothesis testing[J]. Signal Processing, 2004, 84(7):1267-1272.
- [27] ARMITAGE P. Sequential analysis with more than two alternative hypotheses, and its relation to discriminant function analysis[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1950, 12(1):137-144.
- [28] 黄寒砚, 王磊. 基于参数优化的截尾序贯检验法[J]. 飞行器测控学报, 2011, 30(3):49-55.
- [29] 张志华, 刘海涛. 广义计数型序贯抽样检验[J]. 海军工程大学学报, 2011, 23(6):44-48.
- [30] GAO Y, LIU Y, LI X R. Tracking-aided classification of targets using multihypothesis sequential probability ratio test[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 54(1):233-245.
- [31] GOLZ M, FAUSS M, ZOUBIR A. A bootstrapped sequential probability ratio test for signal processing applications[C] // IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-sensor Adaptive Processing. Piscataway: IEEE, 2018:10-13.
- [32] LIU K P, ZENG Q H. An improved sequential probability ratio test method for residual test[J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(8):36-39.
- [33] DAVIS E, FUNK D, HOOTEN D. On-line monitoring of instrument channel performance TR-104965 [R]. California: EPRI, 1998.

## Fault detection for redundant pressure sensors in main steam system in nuclear power plants

JIN Dian<sup>1</sup>, XIE Shan<sup>1\*</sup>, DING Jun<sup>1</sup>, WU Yichun<sup>1</sup>, LI Ning<sup>1</sup>, CAO Peigen<sup>2</sup>

(1. College of Energy, Xiamen University, Xiamen 361102, China; 2. Fuqing Nuclear Power Plant, Fuzhou 350300, China)

**Abstract:** Redundant sensors are installed for measurement of critical parameter in crucial systems in nuclear power plants (NPPs) to ensure the operation safety, and status of the sensor will directly influence the results of measurements. Now it is difficult for traditional sensor calibration methods (simple average, instrumentation and calibration monitoring program, parity space, etc.) commonly used in NPPs to recognize the faulty redundant sensors when redundancy of systematic parameter is 3 or low. In this article, independent component analysis combined with sequential probability ratio test (ICA-SPRT) is proposed for fault detection in redundant sensors, and is validated by the dataset from redundant pressure sensors in main steam system in NPPs. Compared with results of simple average, the method cannot only outperform traditional ones but also accurately detects the drift of sensors' signal in time and provides more time for fault analysis and maintenance of sensors.

**Keywords:** independent component analysis (ICA); sequential probability ratio test (SPRT); nuclear power plant; redundant sensors calibration; fault detection

<http://jxmu.xmu.edu.cn>