

DOI: 10.7667/PSPC170775

## 基于偏最小二乘法的气动执行机构故障诊断研究

李鹏辉<sup>1</sup>, 陈建林<sup>1</sup>, 申忠利<sup>1</sup>, 刘帅<sup>1</sup>, 李雄飞<sup>2</sup>, 关成龙<sup>3</sup>

(1. 长沙理工大学能源与动力工程学院, 湖南 长沙 410004; 2. 湖南省湘电试验研究院有限公司, 湖南 长沙 410007; 3. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410004)

**摘要:** 气动调节阀是工业生产中重要的控制装置, 其故障诊断技术越来越受到重视。基于 DAMADICS 平台建立气动阀门仿真模型, 利用 DABLib 模块生成故障数据。提取故障数据的主元向量, 构建 PLS 模型, 将多变量的高维空间映射到低维空间, 对数据进行压缩和标准化处理。借助 Hotelling  $T^2$  和 SPE 统计检测法对平台生成的测试数据与实际数据的残差进行分析。仿真结果表明, 该方法实现了对阀门故障的诊断和分类, 效果明显。

**关键词:** 气动调节阀; 故障诊断; 主元向量; PLS

### Research on fault diagnosis of pneumatic actuator based on partial least square method

LI Penghui<sup>1</sup>, CHEN Jianlin<sup>1</sup>, SHEN Zhongli<sup>1</sup>, LIU Shuai<sup>1</sup>, LI Xiongfei<sup>2</sup>, GUAN Chenglong<sup>3</sup>

(1. School of Energy and Power Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410004, China; 2. Hunan Xiangdian Test & Research Institute Co., Ltd, Changsha 410007, China; 3. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410004, China)

**Abstract:** Pneumatic control valve is an important control device in industrial production, and its fault diagnosis technology is paid more and more attention. The simulation model of pneumatic valve is established based on the DAMADICS platform, and the fault data is generated by DABLib module. The principal component vector of fault data is extracted and the PLS model is constructed. The multidimensional high-dimensional space is mapped to the low-dimensional space, and its data is compressed and normalized. The results of Hotelling  $T^2$  and SPE statistical analysis are used to analyze the residuals of the test data and the actual data generated by the platform. The simulation results show that the method realizes the diagnosis and classification of the valve faults, and the results are effective.

This work is supported by Hunan Science and Technology Department Project (No. 2012FJ4251) and Hunan Provincial Department of Education Project (No. 20150637).

**Key words:** pneumatic control valve; fault diagnosis; principal component vector; PLS

## 0 引言

气动调节阀是工业生产过程中非常重要的终端装置之一, 其工作环境非常恶劣, 处于高温、高压和强腐蚀等环境中。气动调节阀通过调节阀门的开度大小来控制流过阀门工质的流量大小, 影响产品生产的质量, 阀门的故障同样对工业现场的安全造成严重的威胁。针对气动调节阀的故障诊断, 国内外进行过许多相关的研究, 仿真出故障数据, 对数据分析和处理, 得出故障诊断结果<sup>[1-6]</sup>。文献[7]以

CRIO 为数据采集模块, 搭建阀门故障诊断平台, 使用最小二乘法和残差法对数据分析和拟合, 实现在线诊断和性能评价。文献[8]提出了一种基于多变量关联向量机回归和关联向量机二叉树分类的气动执行器故障诊断方法, 将残差作为特征向量输入二叉树多分类机, 判断气动执行器故障类型。文献[9]在分析执行器动态特征的机理上搭建出非线性测试模型, 根据模型输出值和实测信号的残差对故障进行在线诊断, 通过判断残差的变化情况来确定故障信号和进行故障分离。但系统检测故障的精度受残差阈值  $p$  和  $x$  的大小影响, 具体大小没有提出解决方案。文献[10-11]采集了气动阀门的大量故障数据作为训练样本输入到神经网络系统, 利用神经网络

基金项目: 湖南省科技厅项目资助(2012FJ4251); 湖南省教育厅项目资助(20150637)

系统的储存和训练能力对故障进行识别。但神经网络诊断系统操作繁琐, 容易陷入局部最优状态, 故障诊断的准确度大打折扣。

本文在分析气动执行机构流量和压力工作特性的基础上, 基于 DAMADICS 故障仿真平台产生故障数据, 利用 PLS 模型对故障数据进行分析 and 处理。通过 Hotelling  $T^2$  和 SPE 统计方法对故障诊断结果进行验证。验证结果表明, 该方法切实可行, 取得良好的诊断效果。

## 1 气动调节阀

气动调节阀由气动执行机构和阀门组成, 接受气压控制信号, 产生相应推力, 使阀杆移动, 推动阀门动作。流过阀门流体的流量和工作特性是衡量阀门质量的标准, 同时也是阀门故障诊断的依据。

### 1.1 流量工作特性

流量调节系统是过程工业的主要控制对象之一, 其工作原理如图 1 所示。其中, RR 为气动调节阀, 根据阀门定位器  $P_z$  发出的阀位信号动作;  $q_v$  为流体输送设备 SP 输送管路介质的流量, 用流量变送器 TF 测量;  $x_r$  为变送器输出标准信号, 传送给调节器 C;  $x_i$  为回路指定信号, 在串级调节的情况下是另一个调节器 C 的输出。  $x_c$  为阀门定位器  $P_z$  发出的控制信号。其工作原理用式(1)、式(2)表示。

$$P_p = an^2 + bnq_v - cq_v^2 \quad (1)$$

$$P_c = P_v + kq_v^2 \quad (2)$$

式中:  $P_p$  为泵产生的压力,  $P_a$ ;  $P_v$  为液体流出罐的压力,  $P_a$ ;  $n$  为泵的转速, r/min;  $a$ 、 $b$ 、 $c$ 、 $k$  为常数;  $q_v$  为体积流量,  $m^3/s$ 。

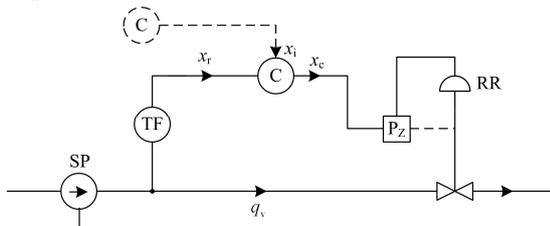


图 1 流量自动调节系统原理图

Fig. 1 Schematic of flow automatic regulation system

### 1.2 压力工作特性

设调节阀后的压力为  $p_2$ , 调节阀的开启度为  $H$ , 调节阀的工作特性如下所述<sup>[12]</sup>。

对于线性调节阀有

$$\frac{dp_2}{dH} = 2n \frac{\Delta p_{r100}}{H_{100}} \left[ \frac{1}{\varphi} \left( \frac{1}{q^2} - 1 \right) + 1 \right]^2 \quad (3)$$

对于对数调节阀有

$$\frac{dp_2}{dH} = 2n \frac{\Delta p_{r100}}{H_{100}} \left[ \frac{1}{\varphi} - \left( \frac{1}{\varphi} - 1 \right) q^2 \right] \quad (4)$$

式中:  $q = q_v / q_{v100}$ ;  $\varphi = \Delta p_{r100} / \Delta p_{s0}$ ;  $n = \ln(K_{vs} / K_{vo})$ ;  $q_{v100}$  为调节阀全开时的流量,  $m^3/s$ ;  $K_v$  为流量系数;  $K_{vs}$  为阀门全开时的流量系数,  $m^3/h$ ;  $K_{vo}$  为标准特性曲线与  $K_v / K_{vs}$  的交点,  $m^3/h$ ;  $p_{r100}$  为阀门全开时的压力系数, Pa;  $P_r$  为阀门压力系数;  $\Delta p_{s0}$  为标准特性曲线与  $p_r / p_{r100}$  的交点数值大小, Pa。

## 2 基于 DAMADICS 平台的气动执行机构故障诊断

### 2.1 DAMADICS 平台

DAMADICS 基准仿真平台是基于数据驱动方面进行故障检测和分类的一个平台, 用于模拟、诊断阀门的故障<sup>[13]</sup>。依据气动执行器的工作原理, 利用其运行时产生的大量真实数据或者仿真数据研发出的一种在线故障测试平台。DAMADICS 运行需要多个参数, 本文在满足对阀门故障检测和分类等基本功能的前提下, 选取主要参数构建如图 2 所示的模型。

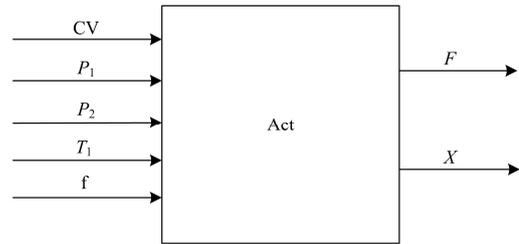


图 2 基于 DAMADICS 平台的阀门模型

Fig. 2 Valve model based on DAMADICS platform

图中:  $X$  为阀门阀杆位移, 由控制信号  $CV$  来决定;  $P_1$  为阀门入口处压强;  $P_2$  为出口处压强;  $T_1$  为介质温度;  $f$  为故障类型;  $F$  为出口处介质流速。阀门的故障类型和强度大小可根据实际需要设置, 模型参数经过编译后在 Simulink 环境中运行输出, 解决了难以获取现场故障数据的问题。利用仿真平台得出的数据与已有的故障数据库比对, 分析故障类型和制定解决方案。

### 2.2 气动执行机构标准故障信号

气动调节阀作为执行器的主要组成部分之一, 结构复杂、动作频繁、容易发生故障。从工业现场运行的情况来看, 气动调节阀的故障依据其产生方式和类型可分为 19 种, 本文选取 F1、F11 和 F15 三类故障进行验证和研究, 气动阀门的故障描述如表 1 所示。

表 1 气动阀门的故障描述  
Table 1 Pneumatic valve failure description

故障编号	故障类型	故障描述
F1	阀门堵塞	突变
F2	载体过热蒸发	突变
F3	电机活塞杆扭曲	突变
F4	膜头穿孔故障	突变
F5	弹簧弹性故障	突变
F6	电-气转换器故障	突变
F7	压力传感器故障	突变
F8	定位器反馈故障	突变
F9	旁路阀故障	突变
F10	流量传感器故障	突变
F11	阀塞或阀座下沉	衰减
F12	阀塞或阀座腐蚀	衰减
F13	阀或轴承摩擦增加	衰减
F14	外部泄漏	衰减
F15	内部泄漏	衰减
F16	机架或端子松脱	衰减
F17	杆位移传感器故障	衰减
F18	压力供给下降故障	快变
F19	不可预计压差变化故障	快变

### 3 基于偏最小二乘法的故障诊断

PLS(偏最小二乘法)是由 C.Albano 和 S.wold 等人在 1983 年提出,是一种用来处理多个因变量对多个自变量的回归建模方法。PLS 可实现多种数据分析方法的综合应用,解决许多一般多元回归分析方法无法解决的问题。

#### 3.1 偏最小二乘法原理

PLS 算法基本思想:系统是被少量无法测量的隐变量所控制,但是这些隐变量可通过数据进行估计,如式(5)、式(6)所示。偏最小二乘法可看成是对不能直接测量的隐变量的求解工具<sup>[14]</sup>。

$$X = \hat{X} + E_k = \sum_{i=1}^k t_i p_i^T + E_k = TP^T + E_k \quad (5)$$

$$Y = \hat{Y} + F_k = \sum_{i=1}^k b_i t_i q_i^T + F_k = TBQ^T + F_k \quad (6)$$

式中:  $\hat{X}$ 、 $\hat{Y}$  为  $X$ 、 $Y$  的拟合矩阵;  $E_k$  和  $F_k$  为相应的误差矩阵;  $t_i$  为第  $i$  个偏最小二乘隐变量的得分向量;  $p_i$  和  $q_i$  为相应的负载向量。在偏最小二乘算法中,隐变量  $t_i$  和  $u_i$  的选取原则如下所述。

1)  $t_i$  和  $u_i$  要尽可能地携带各自数据表中的变异信息;

2)  $t_i$  和  $u_i$  的相关程度要达到最大<sup>[15]</sup>, 即

$$\text{Var}(u_i) \rightarrow \max$$

$$\text{Var}(t_i) \rightarrow \max$$

$$r(t_i, u_i) \rightarrow \max \quad (7)$$

$$\text{Cov}(t_i, u_i) = \sqrt{\text{Var}(t_i)\text{Var}(u_i)}r(t_i, u_i) \rightarrow \max$$

$$i = 1, 2, \dots, k$$

式中:  $\text{Var}(\ast)$  为变量  $\ast$  所携带的有效变异信息;  $r(1,2)$  表示变量 1、2 之间的相关系数;  $k$  为隐变量给定数。

#### 3.2 PLS 算法

PLS 模型的解可通过非线性迭代偏最小二乘法来实现,具体算法如下<sup>[16]</sup>:

1)  $E_0 = X$ ,  $F_0 = Y$ ,  $h=1$ ;

2) 取  $u_h = y_j$ ,  $y_j$  为  $F_{h-1}$  的任意一列向量或取方差最大列向量;

3) 计算输入权值向量  $w_h$ :  $w_h^T = u_h^T E_{h-1} / (u_h^T u_h)$ , 将  $w_h$  归一化得  $w_h = w_h / \|w_h\|$ ;

4) 计算输入得分向量  $t_h$ :  $t_h = E_{h-1} w_h / (w_h^T w_h)$ ;

5) 计算输出负载向量  $q_h$ :  $q_h^T = t_h^T F_{h-1} / (t_h^T t_h)$ , 将  $q_h$  进行归一化得  $q_h = q_h / \|q_h\|$ ;

6) 计算输出得分向量  $u_h$ :  $u_h = F_{h-1} q_h / (q_h^T q_h)$ ;

7) 重复步骤 3)~6), 直到收敛,目的是让  $t_h$  与前一次的误差在允许的范围内,通常会在有限的步骤内达到收敛。若矩阵  $Y$  只含一个向量,那么步骤 5)~7) 就不需重复,直接令  $q=1$ 。

8) 计算输入负载向量  $p_h$ :  $p_h = E_{h-1} t_h / (t_h^T t_h)$ ;

9) 计算模型回归系数  $b_h$ :  $b_h = u_h^T t_h / (t_h^T t_h)$ ;

10) 对  $E_{h-1}$  和  $F_{h-1}$  进行缩减得:

$$E_h = E_{h-1} - b_h t_h p_h^T, \quad F_h = F_{h-1} - b_h t_h q_h^T;$$

11) 令  $h=h+1$ ,再转至步骤 2),直到求出所有的特征向量为止。

确定特征向量个数的方法有两种:一是利用 NIPALS 算法,在迭代中残差小于给定的阈值时,停止迭代,并算出此时特征向量的个数;二是当前后两次的残差差值小于给定的误差限时,迭代停止,并求出此时特征向量的个数。

#### 3.3 Hotelling $T^2$ 统计量

通常采用统计检验法对计算结果的可信度进行检验<sup>[17]</sup>。PLS 是一种多元统计分析方法,需要采用多元统计检验法来验证。Hotelling  $T^2$  检验法是一种常用的多元统计检验法,是单变量检验法的自然推广,常用于两组均向量的比较。

对于过程监测数据  $X_{n \times m}$  经标准化后记为  $\bar{X}_{n \times m}$ ,  $\bar{X}_{n \times m}$  中第  $i$  时刻过程变量的向量表示为

$$\bar{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}], \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

$T^2$ 可表示为

$$T_i^2 = t_i^T A^{-1} t_i = \bar{X}_i P_k A^{-1} P_k^T \bar{X}_i^T \quad (9)$$

式中:  $n$  为数据采样次数;  $m$  为变量个数;  $A$  为  $T_k^T T_k$  的对角矩阵;  $P_k$  为前  $k$  个主元负载向量。  $\alpha$  为显著性水平, 当  $\alpha=0.05$  时的置信区间边界为预警边界; 当  $\alpha=0.01$  时的置信区间边界为报警边界。在偏最小二乘法中, 利用 Hotelling  $T^2$  统计量实现对多个主元得分向量的一起监控。例如一个新的采样点

$$X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}], \text{ 当 } T^2 \leq \frac{k(n-1)}{n-k} F_{k, n-1, \alpha} \text{ 时, 新}$$

数据点的分布与  $X$  数据阵的变量分布应相同, 反之则不成立。即当新数据点与  $X$  的数据阵变量不符合同分布时, 这时生产状况可能产生了异常<sup>[18]</sup>。

### 3.4 基于 PLS 故障诊断理论

基于偏最小二乘的故障诊断法是从正常工况下提取生产数据, 寻找质量水平和过程变量间的关系, 构建相应的模型, 从而对生产过程中工况进行有效检测。PLS 是一种有效的数据压缩和信息提取方法, 将多变量高维空间向量影射到低维空间向量, 降低了数据处理的难度。影射法的空间模型是由隐变量或主元变量组成, 因此找到隐变量或主元变量成为关键。PLS 故障诊断不依赖于过程机理和故障数据, 弥补了其他故障统计方法的不足<sup>[19]</sup>。

用“交叉检验法”来确定 PLS 故障算法中隐变量的个数, 即将数据分为  $M$  组, 一次删去一组, 利用剩下组的数据建模。在第  $n$  步时, 有  $n$  个隐变量, 可表示为

$$PRE_n = \sum_{j \neq n}^M (\hat{y} - y)^2 \quad (10)$$

式中:  $j$  为第  $j$  个隐变量成分;  $\hat{y}$  为采样值;  $y$  为预测值。第  $n$  步的拟合误差平方和 RSS 为

$$RSS_n = \sum (\hat{y} - y)^2 \quad (11)$$

当预测误差平方和与拟合误差平方和之比小于控制限  $\alpha$  (即  $PRE_n/RSS_n < \alpha$ ) 时, 此时增加隐变量, 有助于提高模型的精度, 那么继续增加隐变量, 进入下一次的“交叉检验”, 否则迭代停止。建立 PLS 预测模型后, 利用 Hotelling  $T^2$  和 SPE 统计量完成对生产过程工况的监控。 $T^2$  统计量采集数据点到模型中心的距离, 是描述内部模型变化的量度, 反映了生产工况偏离正常工况的程度。SPE 统计量是描述外部模型变化的量度, 用于统计残差空间的信息, 监测对主元模型的偏离程度。定义第  $i$  时刻平方预测误差(SPE)为

$$SPE(i) = \sum_{j=1}^m (\bar{X}_{i,j} - \hat{X}_{i,j})^2 \quad (12)$$

式中:  $\bar{X}_{i,j}$  为  $\bar{X}_{n \times m}$  的第  $i$  时刻第  $j$  个变量的测量值;  $\hat{X}_{i,j}$  为重构值。当检验水平为  $\alpha$  时, SPE 在第  $i$  时刻的控制线为

$$SPE(i)_\alpha = g \chi^2 h \quad (13)$$

式中:  $g$  为加权参数,  $g=b/(2a)$ ;  $h$  为自由度,  $h=2a^2/b$ ,  $a, b$  为 SPE 的均值和方差;  $\chi^2$  为权重。利用本文提到的方法和过程控制下历史数据建立 PLS 统计模型, 可实现对过程工况进行在线监控, 原理如图 3 所示。基于 PLS 的故障检测, 诊断结果分为以下四种情况。



图 3 过程检测图

Fig. 3 Process detection diagram

- 1)  $T^2$  (统计量)和 SPE(平方预测误差)都没超过控制限;
- 2) SPE 超出控制限, 但  $T^2$  正常;
- 3)  $T^2$  超出控制限, 但 SPE 正常;
- 4)  $T^2$  和 SPE 都超出控制限。认为 2)和 4)为故障情况, 另两种为正常情况。

## 4 仿真研究

### 4.1 基于 DAMADICS 平台仿真实验

在 Matlab 的 Simulink 环境下, 构建基于 DAMADICS 平台的故障诊断仿真系统, 如图 4 所示。

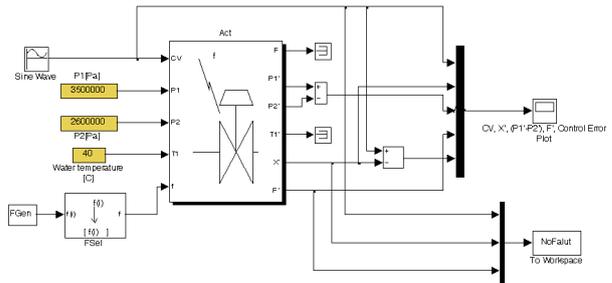


图 4 故障仿真模型

Fig. 4 Failure simulation model

本文选取常规气动执行机构进行建模仿真, 选取信号  $CV=0.25\sin(0.628t)+0.5$  作为控制输入信号; 选择差压恒定的条件, 入口压力  $P_1$  设定为 3.5 Mpa, 出口压力  $P_2$  设定为 2.6 Mpa; 流体的温度设为 145  $^{\circ}\text{C}$ 。故障时间发生在 20 s, 仿真时间设为 50 s。为了直

观地分析各数据的变化情况,选择控制信号 CV、差压阀杆位移  $X$ 、流体流速  $F$  以及 CV- $X$  差值信号作为故障信号(模型如图 2 所示)。仿真输出如图 5—图 8 所示。

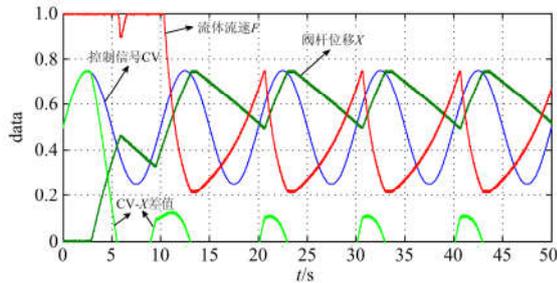


图 5 无故障图形输出

Fig. 5 Trouble free graphics output

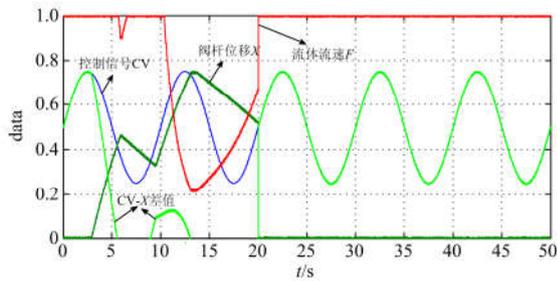


图 6 故障 F1 图形输出

Fig. 6 Fault F1 graphic output

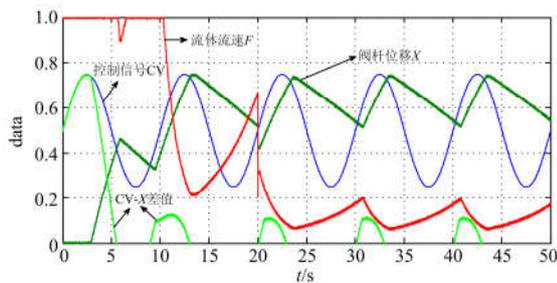


图 7 故障 F11 图形输出

Fig. 7 Fault F11 graphic output

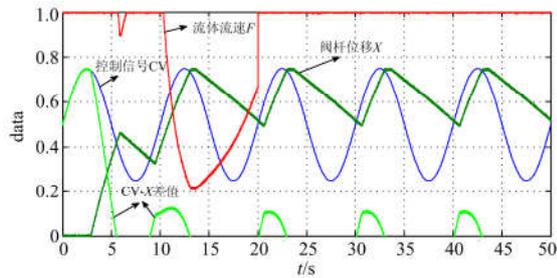


图 8 故障 F15 图形输出

Fig. 8 Fault F15 graphic output

对比图 5 和图 6 可知,故障发生在 20 s,为 F1 故障,阀门堵塞导致阀杆的位置不能随控制信号改变,卡在临界位置,流体的流速一直处于恒速状态。对比图 5、图 7 可知,故障 F11 是一个渐变型故障,为阀塞或阀座沉降,虽然阀杆位移和正常工况一样,但流体流速越变越慢。对比图 5、图 8 可知,故障 F15 是内部泄露,是阀的密封性故障,属于渐变型故障。由于故障是在 20 s 发生,所以波形图中的流速在 20 s 时呈现阶跃型上升,与实际符合。

### 4.2 基于 PLS 的仿真数据故障分析

利用本文的算法进行 PLS 建模,将实验得到的数据进行标准化处理<sup>[20]</sup>。得到相对应隐变量的得分和负载后,将标准化后的检测数据应用到检测算法中,计算出隐变量新的得分和负载,求出 SPE 和  $T^2$  的统计量以及相应的控制限来进行故障诊断和结果验证,统计量检测图如图 9—图 12 所示。

从以上故障仿真波形图可知,故障 F1 是一种突变性很强的故障,在 20 s 时,统计量检测图也表

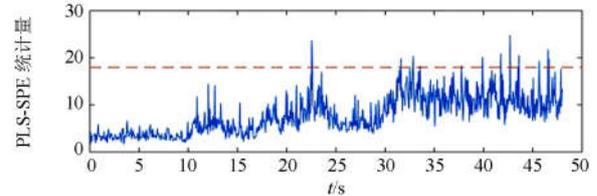
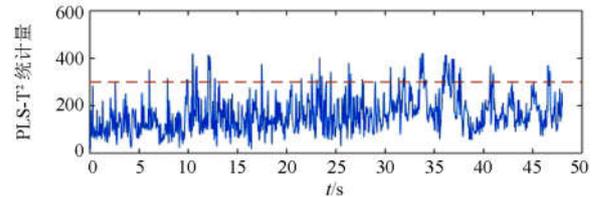


图 9 正常工况下的 PLS 统计量检测图

Fig. 9 Detection of PLS statistics under normal operating conditions

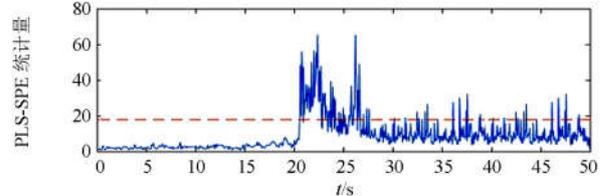
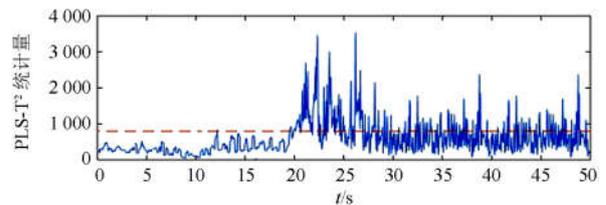


图 10 故障 F1 情况下的 PLS 统计量检测图

Fig. 10 Fault detection of PLS in case of failure F1

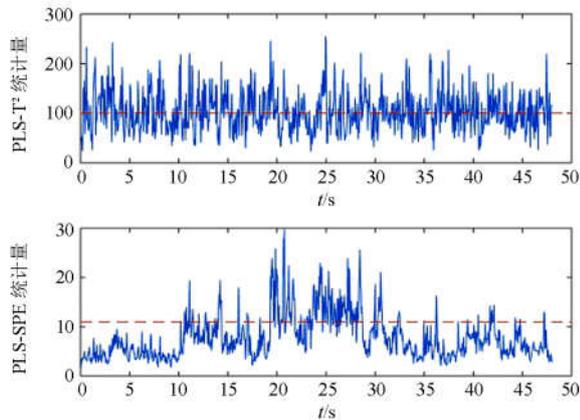


图 11 故障 F11 情况下的 PLS 统计量检测图

Fig. 11 Fault detection of PLS in case of failure F11

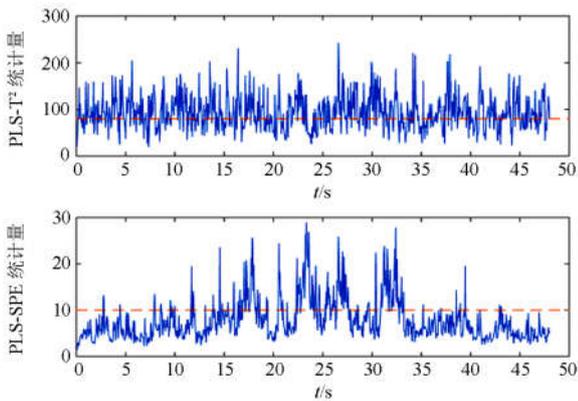


图 12 故障 F15 情况下的 PLS 统计量检测图

Fig. 12 Fault detection of PLS in case of failure F15

现出发生一个突变性故障, 这和仿真波形的结果相吻合。而故障 F11 和故障 F15 受到噪声的影响, 统计量检测图也在预测允许的范围, 说明此时属于非正常的运行状态, 即对故障同样具有可检性。从图 10—图 12 中均可判断出故障状态的存在, 充分说明了基于偏最小二乘法对故障诊断检测的可行性和准确性。

## 5 结论

本文基于 DAMADICS 平台生成故障数据, 通过仿真输出结果来分析和诊断故障类型。利用偏最小二乘法对故障数据进行处理和分析, 与故障诊断结果进行对比, 结果验证了所提方案的有效性。

## 参考文献

[1] NAZARI R, SERON M M, DE DONÁ J A. Actuator fault tolerant control of systems with polytopic uncertainties using set-based diagnosis and virtual-actuator-based

- reconfiguration[J]. Automatica, 2017, 75: 182-190.
- [2] HEYDARZADEH M, NOURANI M. A two-stage fault detection and isolation platform for industrial systems using residual evaluation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(10): 2424-2432.
- [3] 李洪强. 基于核偏最小二乘的故障诊断方法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2009.
- LI Hongqiang. Research of fault diagnosis method based on kernel partial least squares[D]. Shenyang: Northeastern University, 2009.
- [4] 李永德, 李红伟, 张炳成, 等. 融合粗糙集与神经网络的燃气轮发电机组振动故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(8): 90-94.
- LI Yongde, LI Hongwei, ZHANG Bingcheng, et al. Fault diagnosis of gas turbine generator set by combination of rough sets and neural network[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(8): 90-94.
- [5] 郭学梅. 基于 ZigBee 的变压器在线监测系统设计[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2010, 38(1): 167-169.
- GUO Xuemei. The design of online monitoring system about ZigBee-based transformer[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science), 2010, 38(1): 167-169.
- [6] 郭皓, 周虎成, 张端金, 等. 基于 Delta 算子的网络控制系统故障检测[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2011, 39(6): 145-149.
- GUO Hao, ZHOU Hucheng, ZHANG Ruijin, et al. Fault detection for delta operator based network control systems[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science), 2011, 39(6): 145-149.
- [7] 陶长兴, 刘玉秋, 曾泽嵘. 气动调节阀门诊断系统平台设计[J]. 仪器仪表用户, 2014, 21(6): 57-59.
- TAO Changxing, LIU Yuqiu, ZENG Zerong. The design of the pneumatic valves to diagnosis system[J]. Electronic Instrumentation Customers, 2014, 21(6): 57-59.
- [8] 冯志刚, 王茹, 田丰. 基于 MVRVM 回归和 RVM 二叉树分类的自确认气动执行器故障诊断算法[J]. 传感技术学报, 2015, 28(6): 842-849.
- FENG Zhigang, WANG Ru, TIAN Feng. Self-validating pneumatic actuator fault diagnosis based on MVRVM regression and RVM binary tree classification[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2015, 28(6): 842-849.
- [9] 尚群立, 孙黎, 吴海燕. 基于模型的执行器故障诊断[J]. 浙江大学学报(工学版), 2007, 41(10): 1660-1663.
- SHANG Qunli, SUN Li, WU Haiyan. Model-based actuator fault diagnosis[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2007, 41(10): 1660-1663.

[10] DEMETGUL M, TANSEL I N, TASKIN S. Fault diagnosis of pneumatic systems with artificial neural network algorithms[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(7): 10512-10519.

[11] SUBBARAJ P, KANNAPIRAN B. Fault detection and diagnosis of pneumatic valve using adaptive neuro-fuzzy inference system approach[J]. Applied Soft Computing, 2014, 19: 362-371.

[12] 陆培文. 调节阀实用技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.

[13] PUIG V, STANCU A, ESCOBET T, et al. Passive robust fault detection using interval observers: application to the DAMADICS benchmark problem[J]. Control Engineering Practice, 2006, 14(6): 621-633.

[14] 尹力, 刘强, 王惠文. 偏最小二乘相关算法在系统建模中的两类典型应用[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(1): 135-137, 145.  
YIN Li, LIU Qiang, WANG Huiwen. Two typical application of the related partial least square algorithms in the field of system modeling[J]. Journal of System Simulation, 2003, 15(1): 135-137, 145.

[15] 刘凯, 彭维捷, 杨学君. 特征优化和模糊理论在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(15): 54-60.  
LIU Kai, PENG Weijie, YANG Xuejun. Method of fault diagnosis for power transformer based on optimizing characteristics and the fuzzy theory [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(15): 54-60.

[16] 宋凯. 基于PLS的统计质量监控研究与应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.  
SONG Kai. PLS-based statistical quality monitoring: theories and application[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2005.

[17] 李响, 李彦, 刘革新. 光纤纵联保护通道故障在线诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(2): 147-150.  
LI Xiang, LI Yan, LIU Geming. A channel fault diagnosis method for fiber pilot relay protection [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(2): 147-150.

[18] 万崇华, 方积乾, 张玉祖, 等. Hotelling T<sup>2</sup> 检验及多元方差分析在生命质量资料分析中的应用[J]. 数理医药学杂志, 1999, 12(1): 29-30.  
WAN Chonghua, FANG Jiqian, ZHANG Yuzu, et al. Application of Hotelling T2 test and multivariate analysis of variance in quality of life data analysis[J]. Journal of Mathematical Medicine, 1999, 12(1): 29-30.

[19] YIN S, DING S X, ZHANG P, et al. Study on modifications of PLS approach for process monitoring[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2011, 44(1): 12389-12394.

[20] 田沛, 温兴贤. 热工过程建模中的数据处理方法研究[J]. 计算机仿真, 2013, 30(8): 147-150.  
TIAN Pei, WEN Xingxian. Research on data processing method in thermal process modeling[J]. Computer Simulation, 2013, 30(8): 147-150.

收稿日期: 2017-05-23; 修回日期: 2017-08-05

作者简介:

李鹏辉(1992—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电厂自动控制技术; E-mail: penghui\_web@126.com

陈建林(1975—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为太阳能转换与利用技术; E-mail: cjlinhunu@csust.edu.cn

申忠利(1976—), 男, 博士, 讲师, 研究方向为复杂系统建模. E-mail: www-licon@126.com

(编辑 姜新丽)