

# 一种基于 MFM 的传感器优化配置方法<sup>\*</sup>

于保华<sup>1,2</sup>, 杨世锡<sup>1</sup>, 周晓峰<sup>1</sup>

(1. 浙江大学机械系 杭州, 310027) (2. 杭州电子科技大学机械工程学院 杭州, 310018)

**摘要** 为了解决大型流程工业系统状态监测故障诊断系统的传感器优化配置问题, 基于多级流模型(MFM)的传感器优化配置, 在多级流模型分析的基础上, 提出了一种改进的失效模式与影响分析(FMEA)方法。以故障可检测性及可分辨性作为约束函数, 利用测点-故障敏感度、传感器可靠性及成本系数构造了一种新的复合优化目标函数, 建立传感器优化配置模型并给出了优化算法, 最后给出了电站除氧器实例。分析结果表明该方法的可行性和有效性。

**关键词** 多级流模型; 失效模式与影响分析; 传感器优化配置; 电站除氧器

**中图分类号** TP277; TP391

## 引言

电力、石化、造纸和冶金等现代大型流程工业系统在国民经济中占有极其重要的地位, 它们的设备环节繁多且相互关联, 导致系统故障出现。除了局部故障外, 还有物质流、能量流和信息流耦合故障。为了监测系统状态并及时预测故障, 一般需要配置大量传感器实时监测各个环节的状态<sup>[1-3]</sup>。在实际应用中, 由于大型流程工业系统的变量和故障繁多, 且故障之间的传递关系复杂, 故如何在有限资源条件下合理优化配置传感器成为快速准确检测并诊断故障的一个关键问题<sup>[4-6]</sup>。鉴于系统模型描述是优化问题的基础, 多级流模型(MFM)是一种基于目标、功能及设备元件的层次化功能模型。MFM 具有建模简单清晰、诊断推理高效和更新维护便捷等良好特性, 非常适合描述复杂流程工业系统, 可为研究大型复杂流程工业系统的故障及传播规律提供一种模型依据<sup>[7-10]</sup>。在国外, 基于 MFM 的故障诊断系统已经在流程工业系统成功地运行<sup>[8]</sup>, 而国内该领域研究和应用尚处于起步阶段。

运用 MFM 为大型流程工业系统建模, 并在此基础上提出一种改进的失效模式与影响分析(FMEA)方法。同时以故障可检测性及可分辨性作为约束函数, 利用测点-故障敏感度、传感器可靠性和成本系数构造一种新的复合优化目标函数, 建立

传感器优化配置模型, 并给出相应的优化算法。最后运用实例表明方法的可行性和有效性。

## 1 面向 FMEA 的多级流模型与分析

### 1.1 多级流模型(MFM)

现代大型流程工业系统是多学科交叉的复杂系统, 传统的理论建模方法往往需要多领域建模知识, 建模的难度非常大。由于 MFM 不需要复杂的数学模型, 建模目标明确, 建模理念层次抽象, 具有高效的建模效率、良好的更新与修订能力, 非常适合故障诊断目标的大型流程工业系统传感器优化配置。图 1 为本研究后续实例中电站除氧器分析得到的 MFM。

MFM 是一种基于目标、功能和设备元件的层次化建模方法, 对电站除氧器的物质流、能量流和信息

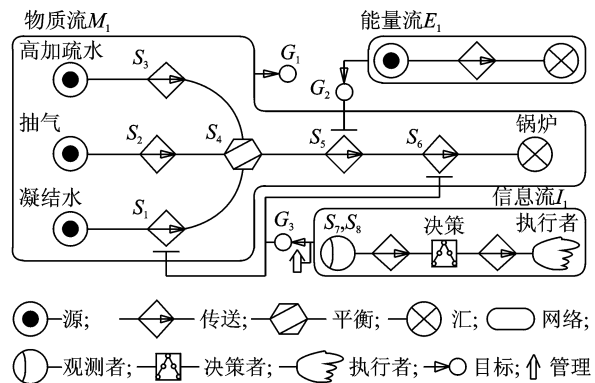


图 1 电站除氧器 MFM

\* 国家高技术研究发展计划(“八六三”计划)资助项目(编号:2008AA04Z410);浙江省自然科学基金资助项目(编号:Y1080843)

息流进行抽象,运用源、传送、阻塞、存储、平衡、汇、观测者、决策者和执行者等功能节点图形符号进行系统过程描述<sup>[8]</sup>。对电站除氧器系统描述而言,最主要的目标  $G_1$  是循环水除氧。除氧过程是通过物质流  $M_1$  来完成的,其中:除氧器  $S_4$  被抽象为平衡节点;液位调节阀  $S_1$ 、抽气电动阀  $S_2$ 、高加疏水电动阀  $S_3$ 、给水泵  $S_5$ 、流量控制阀  $S_6$  被抽象为传送节点;子目标  $G_2$  和子目标  $G_3$  是保证主目标  $G_1$  实现的前提; $G_2$  为给系统提供电力,主要通过能量流  $E_1$  来实现; $S_5$  将电能转换水循环的动能; $G_3$  为给系统系统提供控制,通过信息流  $I_1$  来实现; $S_7, S_8$  被抽象为观测者节点,经决策处理后控制  $S_1$  及  $S_6$ 。

MFM 的目标、功能、设备元件间是通过 3 种关系联系在一起: $M_1 \rightarrow G_1, E_1 \rightarrow G_2, I_1 \rightarrow G_3$  为达成关系; $G_2 \rightarrow S_5, G_3 \rightarrow (S_1, S_6)$  为条件关系;功能节点与其设备元件为实现关系。

### 1.2 改进的失效模式与影响分析(FMEA)

FMEA 是用于评价目标系统典型故障及其影响的一种分析方法<sup>[2,6]</sup>。在多级流模型基础上通过分析典型故障及其传播机理得出典型故障影响矩阵,利用该矩阵可以计算出不同配置下传感器系统对典型故障的敏感度,是后续优化配置的基础。失效模式与影响分析如图 2 虚线部分所示。

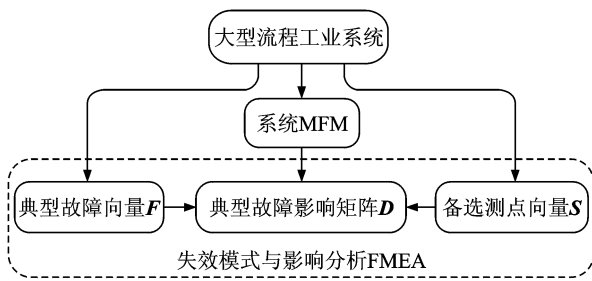


图 2 失效模式与影响分析框图

首先通过对大型流程工业系统进行分析推理,构造出典型故障向量  $F=[F_1, F_2, \dots, F_m]$  及备选测点向量  $S=[S_1, S_2, \dots, S_n]$ ,  $M, N$  分别为  $F, S$  的索引集。图 1 所示的 MFM 得出  $F$  与  $S$  之间的典型故障影响矩阵  $D_s=[d_{ij}]$  如下

$$D_s = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: $d_{ij}$  为备选测点  $S_j$  对典型故障  $F_i$  的敏感度。

目前  $d_{ij}$  采用布尔变量表示,“1”表示  $F_i$  影响  $S_j$ ,“0”表示  $F_i$  不影响  $S_j$ <sup>[4,11]</sup>。但这种“两态”表示方法会丢失如幅值、方向和时间等重要影响信息,对后续的传感器优化配置非常不利。从信息熵角度看,式(1)的信息熵  $H(D_s)$  为 8.42。为此笔者提出拓展  $d_{ij}$  值域的典型故障与影响矩阵,如定义 1、定义 2 所示。

**定义 1** 在系统多级流模型分析的基础上,根据故障传播机理,将备选测点  $S_j$  对典型故障  $F_i$  的敏感度称为测点-故障敏感度  $d_{ij}$ ,其中  $d_{ij} \in [-1, 1]$  的实数。 $|d_{ij}|$  越大表示  $S_j$  对  $F_i$  越敏感,  $\text{sgn}(d_{ij})$  表示  $S_j$  对  $F_i$  敏感方向。 $d_{ij}$  为基于 MFM 对  $F_i$  进行推衍分析,再经专家综合评分确定。

**定义 2** 由  $S$  的每个测点与  $F$  的每个故障之间的测点-故障敏感度  $d_{ij}$  组成的矩阵称为典型故障影响矩阵,表示为

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \dots & d_{mn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中: $S$  为系统备选测点向量; $F$  为典型故障向量; $D$  隐含着  $F$  到  $S$  的传递信息。

由于  $d_{ij}$  的值域从原先的两个点拓展为  $[-1, 1]$  线性区间,从信息熵角度看,式(2)的信息熵  $H(D)$  趋向零,明显比式(1)的信息熵  $H(D_s)$  要小的多。这种新定义的典型故障影响矩阵  $D$  由于包含了更多更准确的故障影响信息,从而大大提高了故障影响模型的精确性,以此为基础的传感器优化配置效果会更好。

## 2 传感器优化配置模型

如何有利于状态监测与故障诊断是传感器优化配置的主旨。传感器优化配置模型包括优化约束函数、优化目标函数及优化算法,它们的优劣直接关系到系统状态监测与故障诊断的性能。

### 2.1 优化约束函数

对于状态监测故障诊断系统来说,故障的可检测和可分辨是保证故障能否被正确诊断的前提,同时由于实际测点空间和位置上的限制,测点传感器数量也有上限约束。

1) 测点传感器数量上限

测点传感器数量上限约束如下

$$\forall x_j \leq q_j, x_j \in Z^+ \quad (3)$$

其中:  $x_j$  为测点  $S_j$  的传感器数量;  $q_j$  为  $x_j$  的上限。 $q_j$  可根据系统实际情况确定。

$\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  为传感器配置向量,  $\mathbf{Q} = [q_1, q_2, \dots, q_n]$  为  $\mathbf{X}$  的上限。

### 2) 故障可检测性

为了保证所有故障都能够被检测,对于每个  $F_i$  都要有一个以上的传感器能够监测到它,因此必须满足

$$\sum_{j \in N} |d_{ij}| x_j \geq fd_{th}, \forall i \in M, fd_{th} \in (0, 1] \quad (4)$$

其中:  $fd_{th}$  为故障检测阈值。

如果检测到  $F_i$  的所有测点的  $d_{ij}$  之和大于  $fd_{th}$  时,那么这个  $F_i$  可被检测。 $fd_{th}$  决定传感器系统最小检测故障的能力,可根据系统的重要程度来调整其大小。

### 3) 故障可分辨性

故障诊断系统不仅要检测故障,而且要对检测到的故障进行隔离和诊断。由于实际系统同时发生多个故障的概率较低,故只考虑单故障可分辨问题,即两个故障的隔离问题,故障可分辨条件为

$$\begin{cases} \sum_{j \in N} d_{ij} d_{pj} x_j \leq \sum_{j \in N} |d_{ij}| x_j - fd_{th} \\ \text{or} \\ \sum_{j \in N} d_{ij} d_{pj} x_j \leq \sum_{j \in N} |d_{pj}| x_j - fd_{th} \end{cases} \quad (5)$$

( $\forall i, p \in M, i \neq p$ )

对  $F_i$  而言,要保证故障可分辨,需满足任意其他故障对传感器的影响不同于  $F_i$  对传感器的影响。

## 2.2 复合优化目标函数

优化目标函数是优化配置模型的核心。目前有将传感器系统可靠性、成本等参数作为优化配置的目标函数,但单一参数作为优化函数是欠周全的。对传感器系统性能来说,测点-故障敏感度、传感器系统可靠性、成本系数都是非常重要的,为此笔者提出一种新的复合优化目标函数——传感器效能函数,综合了以上3方面因素来表示传感器系统优化配置的效果。

**定义3** 传感器配置向量  $\mathbf{X}$  下,综合传感器系统对故障的敏感度、传感器系统的可靠性和成本系数构成的表示传感器系统综合优化性能的函数称为传感器效能函数 EF

$$EF = S_s R_s / C_s \quad (6)$$

其中:  $S_s$  为传感器系统对故障的敏感度,详见定义4;  $R_s$  为传感器系统的可靠性,详见定义5;  $C_s$  为传感器系统的成本系数,详见定义6。

EF 越大,表明该传感器配置向量  $\mathbf{X}$  下的优化配置效果越好。

**定义4** 传感器配置向量  $\mathbf{X}$  下,传感器系统对所有  $F_i$  的敏感程度称为  $\mathbf{X}$  配置下传感器系统对故障的敏感度  $S_s$ ,如式(7)所示。 $S_s$  越大,表示传感器在  $\mathbf{X}$  配置下感测故障的能力越强

$$S_s = \frac{\sum_{i \in M} \sum_{j \in N} |d_{ij}| x_j}{\sum_{i \in M} \sum_{j \in N} d_{ij}^s x_j}, d_{ij}^s = \begin{cases} 0 & d_{ij} = 0 \\ 1 & d_{ij} \neq 0 \end{cases} \quad (7)$$

**定义5** 传感器配置向量  $\mathbf{X}$  下,传感器系统本身的可靠程度称为  $\mathbf{X}$  配置下传感器系统的可靠性  $R_s$ ,  $R_s$  表示为

$$R_s = 1 - (\max_{\forall i} U_i), U_i = f_i [\prod_{j \in N} (r_j)^{|d_{ij}| x_j}] \quad (8)$$

其中:  $U_i$  为典型故障  $F_i$  的不可观测值;  $f_i$  为  $F_i$  的发生概率;  $r_j$  为测点  $S_j$  上传感器的失效率。 $R_s$  越大,表示在  $\mathbf{X}$  配置下传感器系统可靠性越好。

**定义6** 传感器配置向量  $\mathbf{X}$  下,传感器系统相对成本称为  $\mathbf{X}$  配置下传感器系统的成本系数  $C_s$  为

$$C_s = \left( \sum_{j \in N} c_j x_j \right) / \left( \sum_{j \in N} c_j q_j \right) \quad (9)$$

其中:  $c_j$  为测点  $S_j$  上的传感器的成本因子,由传感器本身的价格、安装成本及维护成本确定。

## 2.3 优化算法

传感器优化配置的实际应用中,关键是快速而准确获得全局最优解。考虑到计算机运算速度已足够快,故采用穷举法查找传感器系统的最优配置解,确保找到系统的全局最优解。图3为笔者提出的优

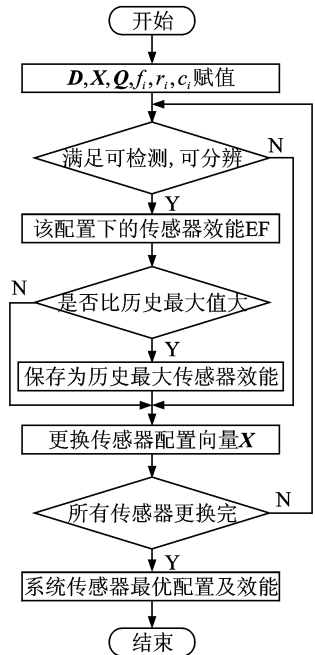


图3 优化算法流程图

化算法流程图。首先给  $D, X, Q, f_i, r_j, c_j$  和  $fd_{th}$  赋初值;然后判断  $X$  配置下传感器系统能否满足可检测性及可分辨性。如果不满足则更换一种新配置;如果满足则计算该配置下的效能函数 EF,并判断是否较大。如果比前面的最大值还要大,则保留给下次比较。循环所有配置方案,直到找到最大效能值及其相应的传感器配置向量,该配置就是系统最优配置。

### 3 实例分析

为了验证基于 MFM 及改进的 FMEA 基础上的传感器优化配置方法的可行性和有效性,以图 4 电站除氧器为例<sup>[12]</sup>,对其进行应用分析。

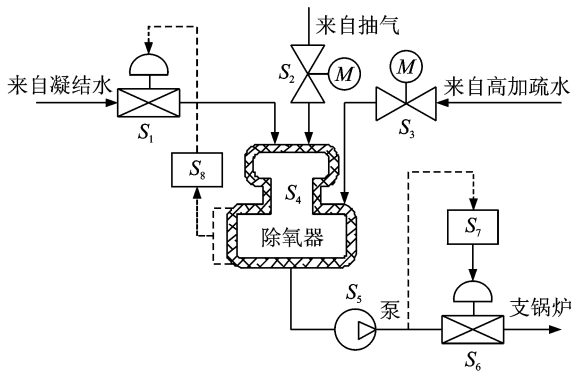


图4 电站除氧器系统简图

除氧器主要包括 8 个功能节点,如表 1 所示。为了计算方便,将所有的功能节点设置为备选测点。

表1 功能节点说明

节点	名称	节点	名称
S <sub>1</sub>	液位调节阀	S <sub>5</sub>	给水泵
S <sub>2</sub>	抽气电动阀	S <sub>6</sub>	流量控制阀
S <sub>3</sub>	高加疏水电动阀	S <sub>7</sub>	流量检测单元
S <sub>4</sub>	除氧器	S <sub>8</sub>	液位检测单元

根据多级流模型的建模方法建模电站除氧器的 MFM,如图 1 所示。表 2 为电站除氧器的 7 种常见典型故障。

表2 典型故障说明

故障	说明	故障	说明
F <sub>1</sub>	S <sub>6</sub> 卡在关闭位置	F <sub>5</sub>	凝结水来管道漏
F <sub>2</sub>	S <sub>1</sub> 卡在关闭位置	F <sub>6</sub>	给水泵性能下降
F <sub>3</sub>	S <sub>2</sub> 卡在关闭位置	F <sub>7</sub>	泵出口管道泄漏
F <sub>4</sub>	S <sub>3</sub> 开度变大(失灵)		

式(10)为在电站除氧器 MFM 上对典型故障向量  $F$  进行推衍分析,得出的典型故障影响矩阵  $D =$

$[d_{ij}]$ ,其中  $|d_{ij}|$  的大小主要根据  $F_i$  与  $S_j$  之间的功能节点间距来确定

$D =$

$$D = \begin{bmatrix} -0.7 & 0 & 0 & 0.8 & 0 & -1 & -0.9 & 0.7 \\ -1 & 0 & 0 & -0.9 & 0 & 0 & 0 & -0.9 \\ 0.8 & -1 & 0 & -0.9 & 0 & 0 & 0 & -0.8 \\ -0.8 & 0 & 1 & 0.9 & 0 & 0 & 0 & 0.8 \\ 1 & 0 & 0 & -0.9 & 0 & 0 & 0 & -0.9 \\ -0.8 & 0 & 0 & 0.9 & -1 & 0.9 & -0.9 & 0.8 \\ -0.8 & 0 & 0 & 0.9 & 0 & 1 & -1 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$f_i$  根据实际经验估算确定,如表 3 所示。 $r_j$  根据传感器技术指标确定, $r_j$  及  $c_j$  如表 4 所示。设故障检测阈值  $fd_{th}=1, x_j$  的上限  $q_j=2$ 。

表3 典型故障发生概率  $f_i$

$F$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_5$	$F_6$	$F_7$
$f_i$	0.1	0.1	0.1	0.05	0.05	0.03	0.03

表4 测点传感器的失效率  $r_j$  及代价因子  $c_j$

$S$	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$	$S_5$	$S_6$	$S_7$	$S_8$
$r_j$	0.1	0.1	0.1	0.05	0.05	0.05	0.03	0.03
$c_j$	1.0	1.0	1.0	0.90	0.80	1.00	0.80	0.90

将式(10)的  $d_{ij}$  代入式(7)可得  $S_s$ ,将表 3 的  $f_i$  和表 2 的  $r_j$  以及  $d_{ij}$  代入式(8)可得  $R_s$ ,将表 4 的  $c_j$  和  $q_j=2$  代入式(9)可得  $C_s$ 。表 5 的 4 行分别是以 EF,  $S_s, R_s$  和  $C_s$  4 个参数作为优化目标函数得出的配置向量及指标。表 5 的第 1 行为本研究传感器优化配置方法得出的结果,其综合性能指标明显优于其他 3 种单性能指标。

表5 优化结果对比表

编号	EF	$S_s$	$R_s$	$C_s$	$X$
1	2.77	0.91	0.990	0.324	[1,1,1,0,1,1,0,0]
2	1.34	0.93	0.990	0.689	[1,2,2,0,2,2,2,0]
3	0.88	0.88	0.999	1.00	[2,2,2,2,2,2,2,2]
4	2.60	0.87	0.950	0.318	[1,1,0,0,1,1,0,1]

### 4 结束语

对于大型流程工业系统状态监测故障诊断来说,MFM 建模简单清晰,诊断推理高效,故将 MFM 引入到大型流程工业系统建模中,并在此基础上提出了一种描述较准确的 FMEA 方法及相应的优化配置模型。最后通过电站除氧器实例验证了该方法

的可行性和有效性。其优化结果不仅能帮助故障诊断人员在现有传感器系统上增设传感器,也有助于工艺设计人员在设计初期优化配置传感器系统。该方法可为以故障诊断为目标的大型流程工业系统传感器优化配置研究提供一种新思路。

### 参 考 文 献

- [1] Bagajewicz M, Fuxman A. Instrumentation network design and upgrade for process monitoring and fault detection [J]. *AICHE Journal*, 2004, 50 (8): 1870-1880.
- [2] Zhang Guangfu. Optimum sensor localization/selection in a diagnostic/prognostic architecture[D]. Georgia Institute of Technology, 2005.
- [3] 时丽娜,朱利民.基于模型的夹具故障诊断及传感器布局优化[J]. *振动、测试与诊断*, 2007, 27(4): 273-277.  
Shi Lina, Zhu Limin. Sensor location optimization for model-based fault diagnosis of fixture[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2007, 27(4): 273-277. (in Chinese)
- [4] Bhushan M, Rengaswamy R. Design of sensor location based on various fault diagnostic observability and reliability criteria[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2000, 24(2-7): 735-741.
- [5] 杨帆,萧德云.故障检测的可靠性描述及传感器分布优化算法[J]. *应用科学学报*, 2006, 24(2): 125-130.  
Yang Fan, Xiao Deyun. Reliability description of fault detection and optimization algorithm of sensor location [J]. *Journal of Applied Sciences*, 2006, 24(2): 125-130. (in Chinese)
- [6] 张亮,张凤鸣.装备健康管理中的传感器优化配置问题研究[J]. *传感器与微系统*, 2008, 27(7): 18-20.  
Zhang Liang, Zhang Fengming. Research on optimal sensor placement in equipment health management [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2008, 27(7): 18-20. (in Chinese)
- [7] Lind M. Modeling goals and functions of complex plant [J]. *Journal of Applied Artificial Intelligence*, 1994, 8(2): 259-283.
- [8] Ouyang J, Yang M, Yoshikawa H, et al. Modeling of PWR plant by multilevel flow model and its application in fault diagnosis[J]. *Journal of Nuclear Science and Technology*, 2005, 42(8): 695-705.
- [9] Yang Ming, Li Jianfei, Peng Minjun, et al. A Hybrid approach for fault diagnosis based on multilevel flow models and artificial neural network[C]//Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence for Modelling Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents Web Technologies and International Commerce. Sydney NSW: IEEE Computer Society, 2006.
- [10] Zhou Yangping, Yoshikawa H, Wu Wei, et al. Modeling goals and functions of micro gas turbine system by multilevel flow models[J]. *Information and Media Technologies*, 2006, 1(2): 963-972.
- [11] 张复春,张凤鸣,顾文灿.关于测点分布的矩阵分析[J]. *测试技术学报*, 2004, 18(2): 114-117.  
Zhang Fuchun, Zhang Fengming, Gu Wencan. The matrix analysis about the distribution of the measuring points[J]. *Journal of Vibration Test and Measurement Technology*, 2004, 18(2): 114-117. (in Chinese)
- [12] 曹文亮.基于符号有向图的热力系统故障诊断方法研究[D].北京:华北电力大学,2006.

**第一作者简介:**于保华,男,1978年11月生,工程师、博士研究生。主要研究方向为大型设备状态监测与故障诊断、机械制造及自动化。曾发表《内孔珩磨尺寸在线气动测量系统》(《农业机械学报》2008年第39卷第10期)等论文。  
E-mail: yubaohua@zju.edu.cn