

计算机技术

大型真空系统智能故障诊断

成海霞 钟建安

(应天职业技术学院,南京 210046)

摘要 根据大型真空钎焊炉真空系统的故障种类及特点,分析了现有的真空系统故障诊断存在的主要问题。针对大型真空系统故障诊断的不确定性和模糊性等特点,建立了基于故障树分析方法的模糊 Petri 网模型和推理算法,并以扩散泵不工作故障诊断为例,验证了该模型及算法的正确性和有效性。

关键词 真空系统 智能故障诊断 故障树分析方法 模糊 Petri 网

中图法分类号 TP277; **文献标志码** A

由于真空钎焊技术具有无可比拟的优点,被广泛地应用于航空、电子、汽车和空分工业中。在空分工业中,为满足制造高质量、高压力等级、大尺寸板翅式换热器的需求,厂家纷纷采用大型真空钎焊炉。真空系统是其关键的系统,如果真空系统发生故障,轻则直接影响产品钎焊质量,重则导致产品报废,停机停产,造成巨大的经济损失。由于真空系统结构复杂、故障影响因素多且关系复杂,这给故障的排除带来诸多不便。传统上进行真空系统故障诊断常出现如下的问题^[1]:(1) 对故障的种类、发生的频度和权重缺乏全面了解;(2) 故障的排查多为人工方式,不仅费时且不够准确;(3) 现有的大型真空钎焊炉监控系统监测点少,缺少必要的分析、诊断功能,无法实现智能诊断;(4) 缺乏科学、实用的故障辨识及故障诊断理论的指导;(5) 缺乏故障排除经验知识的积累、更新和继承,以及缺乏对操作员进行有效的故障诊断培训;(6) 无法实现故障的预报。因此,建立快速准确的智能故障诊断系统具有重要的实际意义。

以大型铝真空钎焊炉为对象对真空系统的故障特点进行深入分析,并利用面向故障的模糊 Petri 网

理论,建立了真空系统常见故障的故障模型,通过实例来说明模糊 Petri 网的应用。

1 大型真空系统的故障特点

大型铝真空钎焊炉的真空系统由六套真空机组组成,每套真空机组由机械泵、罗茨泵、维持泵、油扩散泵、粗真空调、前级阀和高真空调组成,如图 1 所示。真空系统故障主要分为三大类^[2]:真空设备故障、真空度达不到要求值故障和抽真空时间过长故障,导致上述故障的原因很多,并且故障起因与症状之间并非一一对应的关系。抽气机理和真空设备的复杂性决定了故障具有如下特点:(1) 故障种类的多样性:既有真空泵的故障,又有真空调和真空计的故障;既有泵本身漏气的故障,又有真空室漏气的故障;(2) 故障征兆与故障原因的对应关系复杂:一种故障征兆可能对应多个故障原因,一个故障原因也会对应多个故障征兆;(3) 故障的频度与权重不同:各故障间并不是独立发生的,一个故障往往会导致另一个故障的发生,而且每个故障发生的频度也不同;(4) 真空机组群对真空系统的影响关系复杂:各套真空机组对真空系统的影响关系复杂,且相互之间关系的权重不同。

2009 年 8 月 31 日收到

第一作者简介:成海霞,E-mail:xiafei0922@yahoo.com.cn。

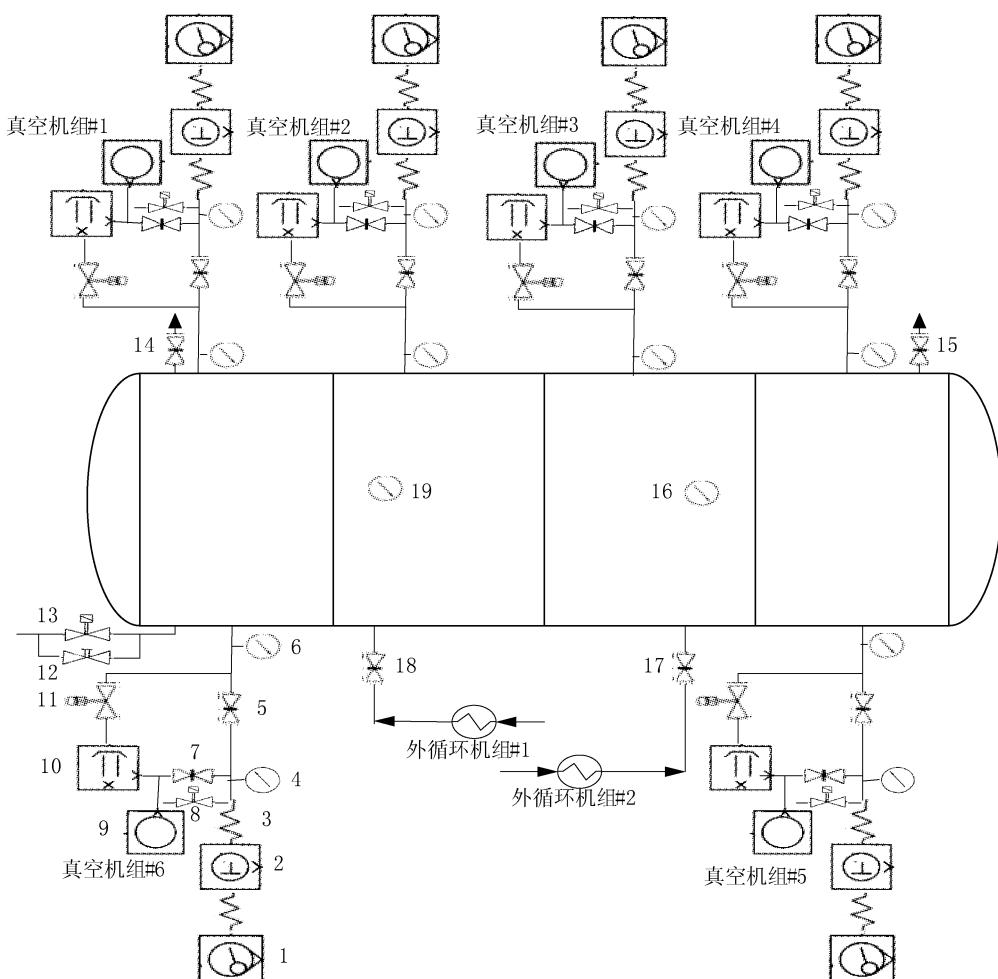


图 1 大型铝真空钎焊炉真空系统简图

1—机械泵,2—罗茨泵,3—波纹管,4—粗真空计,5—粗真空阀,6—扩散泵真空计,7—前级阀,8—放空阀,9—维持泵,10—油扩散泵,11—高真空调节阀,12—手动充气阀,13—自动充气阀,14—外循环机组#2 出口阀,15—外循环机组#1 出口阀,16—后炉顶真空计,17—外循环机组#2 进口阀,18—外循环机组#1 进口阀,19—前炉顶真空计

2 智能故障诊断理论

专家系统故障诊断是故障诊断中最引人注目的方向之一,也是研究最多、应用最广的一类智能故障诊断技术^[3]。建立智能故障诊断系统知识库最基本的过程是诊断知识的获取、表示和组织。在故障诊断时,由于对设备状态好坏的评估存在着很大的不确定、不精确和模糊性,故障的发生具有并发性,就希望有既能合理描述故障诊断知识所固有的并发

性、模糊性,又能进行模糊推理的模型。模糊 Petri 网有很好的知识表达与逻辑推理功能,具有动态描述因果关系的能力,因而非常适用于故障诊断。

2.1 面向故障诊断的模糊 Petri 网^[4]

为了能准确地描述因故障发生的随机性,故障征兆的模糊性,诊断经验知识的不确定性、不一致性和不完备性等原因产生的不确定性诊断信息,采用一个八元组来定义面向故障诊断的模糊 Petri 网 (FPN)^[4]: $N_{FP} = (P, T; D, I, O, f, \alpha, \beta)$, 其中: 1) $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 是库所的有限集合; 2) $T =$

$\{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 是变迁的有限集合; 3) $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ 是命题的有限集合, 并且 $P \cap T \cap D = \emptyset$, $|P| = |D|$; 4) $I: P \rightarrow T$ 是输入函数, 表示从库所到变迁的映射; 5) $O: T \rightarrow P$ 是输出函数, 表示从变迁到库所的映射; 6) $f: T \rightarrow [0, 1]$ 是一个关联函数, 是变迁的信度映射; 7) $\alpha: P \rightarrow [0, 1]$ 是一个关联函数, 是库所的信度映射; 8) $\beta: P \rightarrow D$ 是一个关联函数, 是命题的信度映射。

故障 Petri 网的建模方法有直接建模和间接建模两种, 间接建模通常采用基于产生式规则建模和故障树分析方法(FTA)建模。故障树转换为 Petri 网主要涉及两方面: 一是故障树事件符号用对应的 Petri 网表示, 即故障树的各类事件用库所表示; 二是故障树的逻辑关系用对应的逻辑 Petri 网模型表示, 如图 2 所示。

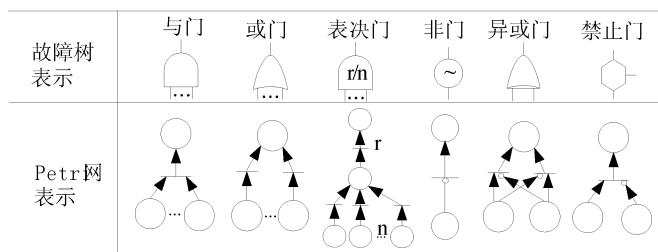


图 2 故障树的逻辑关系和对应的逻辑 Petri 网模型

2.2 基于模糊 Petri 网的故障诊断算法

基于 FPN 的故障诊断推理, 主要有适用于系统级在线诊断的正向推理、适用于元件级离线诊断的反向推理、以及结合两者优点的混合推理。针对以往的故障推理算法不能很好地解决已知单个故障征兆和故障原因置信度的前提下进行模糊推理的问题, 给出了以下的推理算法, 而这在实际应用中更为常见。

根据 FPN 系统运行规则, 库所下一步标识向量的推理公式为

$$\theta^{k+1} = \theta^k \oplus \{ [H((W \otimes \mu)^T \otimes \theta^k) i_m] \odot [(H\mu) \oplus G^T] \quad (1)$$

式(1)中, ① $W: P \rightarrow T$ 为规则的输入矩阵, $W = \{w_{ij}\}$ 。当 $p_i \in t_j$ 时, $w_{ij} = 1$; 当 $p_i \notin t_j$ 时, $w_{ij} = 0$, $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$; ② $H: T \rightarrow P$ 为规则的输

出矩阵, $H = \{h_{ij}\}$ 。当 $p_i \in t_j$ 时, $h_{ij} = 1$; 当 $p_i \notin t_j$ 时, $h_{ij} = 0$, $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$; ③ θ^0 为初始标识向量, $\theta^0 = (\alpha^0(p_1), \alpha^0(p_2), \dots, \alpha^0(p_m))^T$; ④ μ 为 n 维置信度向量, $\mu = (f(t_1), f(t_2), \dots, f(t_n))^T$; ⑤ G 为 m 维非汇点向量, $G = \{g_i\}$, 当 p_i 为汇点时, $g_i = 0$; 当 p_i 不是汇点时, $g_i = 1$; $i = 1, 2, \dots, m$; i_m 为元素全为 i 的 m 维列向量。⑥ $\oplus: a \oplus b = c$, a, b, c 是 m 维向量, 则 $c_i = \max(a_i, b_i)$, $i = 1, 2, \dots, m$; ⑦ $\otimes: A \otimes b = D$, A, D 分别是 $m \times n$ 矩阵, b 是 m 维列向量, $D = \{d_{uv}\}$, $d_{uv} = A_{uv} \times b_u$ 其中, $u = 1, 2, \dots, m; v = 1, 2, \dots, n$; ⑧ $\odot: a \odot b = c$, a, b, c 是 m 维向量, 则 $c_i = a_i \div b_i$, $i = 1, 2, \dots, m$ 。

库所下一步标识向量推理公式的推理算法描述如下:

步骤 1 令 $k = 0$; 步骤 2 由推理公式(1)根据 θ^k 求 θ^{k+1} ; 步骤 3 如果 $\theta^{k+1} \neq \theta^k$, 令 $k = k + 1$, 重复步骤 2; 如果 $\theta^{k+1} = \theta^k$, 推理结束, 输出 θ^k 。

4 基于模糊 Petri 网的故障诊断实例

下面以大型真空系统中扩散泵不工作为例, 来说明模糊 Petri 网的应用。扩散泵不工作故障的原因有漏气故障、加热器故障、泵前级压力高、扩散泵油故障。根据专家经验和真空设备故障样本, 我们建立了扩散泵不工作的故障树, 如图 3 所示, 置信度由最易发生的故障及故障发生频度确定, 使用三角形隶属函数确定权值, 如表 1 所示。

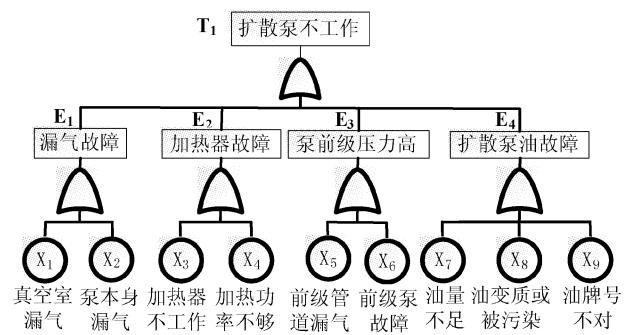


图 3 扩散泵不工作故障树

表 1 优先权属性的模糊量定义表

属性		模糊量[0,1]				
规则可信度	很低	低	中	高	很高	
故障征兆可信度	不可能	可能	中	很可能	确定	
属性	[0,0.2]	[0.2,0.4]	[0.4,0.6]	[0.6,0.8]	[0.8,1]	

根据扩散泵模糊故障诊断规则，并基于故障树分析方法建立了扩散泵不工作的模糊 Petri 网模型如图 4 所示，图 4 中库所含义如下： p_1 表示前炉顶真空度过低； p_2 表示后炉顶真空度过低； p_3 表示前级泵真空度正常； p_4 表示前级泵真空度过低； p_5 表示扩散泵真空度过低； p_6 表示油温过低； p_7 表示油温不变化； p_8 表示前级管道不漏气； p_9 表示前级管道漏气； p_{10} 表示油量不足； p_{11} 表示油变质或被污染； p_{12} 表示油牌号不对； p_{13} 表示真空室漏气； p_{14} 表示泵本身漏气； p_{15} 表示前级泵故障； p_{16} 表示漏气故障； p_{17} 表示加热器故障； p_{18} 表示泵前级压力高； p_{19} 表示扩散泵油故障； p_{20} 表示扩散泵不工作。

故障现象前炉顶真空度过低(置信度 = 0.9), 后炉顶真空度过低(置信度 = 0.8)。由此可得初始标识向量 $\theta^0 = (0.9, 0.8, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)^T$ 。

由图4可以得到规则置信度 μ 、向量非汇点向量 G 、输入矩阵 W 和输出矩阵 H 。

$$\mu = (0.9, 0.9, 0.85, 0.95, 0.9, 0.9, 0.9, 0.8, 0.85, 0.9, 0.8, 0.75, 0.9, 0.95, 0.9, 0.7, 0.9, 0.75, 0.95)^T$$

用 MATLAB 进行仿真计算,迭代计算得到 $\theta^{12} = \theta^{11}$,故迭代推理结束。 $\theta^{11} = (0.9, 0.8, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.85, 0, 0, 0.414, 0, 0, 0, 0.089)^T$ 。可知真空室漏气的置信度为 0.85,漏气故障的置信度为 0.414,扩散泵不工作的置信度为 0.089,以及故障传播的可能路径,可以推断真空室漏气的可能性最大。

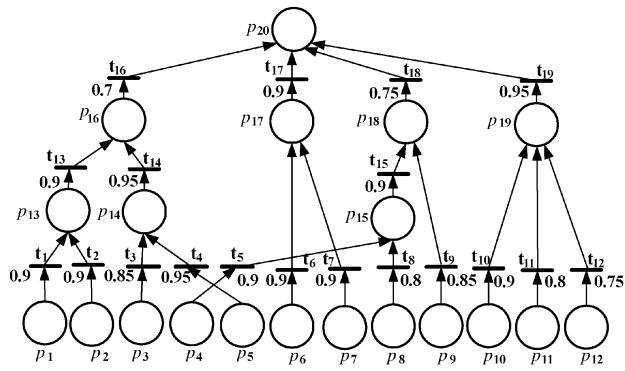


图 4 扩散泵不工作的模糊 Petri 网

5 结论

面向故障诊断的模糊 Petri 网能很好地表示和处理故障诊断知识，并可通过矩阵重建，方便地对知识库进行扩展或删除。将模糊 Petri 网应用于大型铝真空钎焊炉真空系统的故障诊断，建立了基于故障树分析方法的 Petri 网故障模型，并以扩散泵不工作的故障诊断为例，验证了模糊 Petri 网模型在故障诊断中的正确性和有效性。

参 考 文 献

- 1 王 庆,巴德纯,刘 坤. 大型真空冶金系统故障分析及智能诊断. 2004'全国真空冶金与表面工程学术研讨会会议论文集,沈阳:东北大学,2004:130—134
 - 2 任耀文. 真空钎焊工艺. 北京:机械工业出版社,1993:317—320
 - 3 王仲生. 智能故障诊断与容错控制. 西安:西北工业大学出版社,2005:172—179
 - 4 Pedrycz W,Comide F. A generalized fuzzy Petri net model. IEEE Transactions on Fuzzy Systems,1994;2(4):295—301

(下转第 89 页)

- 1998;1265–1271
- 8 张仰森,曹大元,俞士汶. 基于规则与统计相结合的中文文本自动查错模型与算法. 中文信息学报,2006;20(4):1—7
- 9 Ma Yuchun, Song Hantao. Research of Chinese word segmentation based on the Web. Computer Application,2004;24(4):134—136
- 10 陈 平,刘晓霞,李亚军. 基于字典和统计的分词方法. 计算机工程与应用,2008;44(10):144—146
- 11 顾益军,樊孝忠,王建华,等. 中文停用词表的自动选取. 北京理工大学学报,2005;25(04):337—340
- 12 周 茜,赵明生,扈 曼. 中文文本分类中的特征选择研究. 中文信息学报,2004;18(3):17—23

Word Combination Based Chinese Word Segmentation Methodology

HUANG Wei, GAO Bing, LIU Yi¹, YANG Ke-wei

(School of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, P. R. China;
Liberal Arts College, Hunan Normal University¹, Changsha 410081, P. R. China)

[Abstract] Since the automatic of Chinese word will bring the lack of information, method of word segmentation according to lexical chunk as segmentation unit are proposed, such segmenting process divided are into three sub-process: firstly, text segmentec by means of Backward Maximum Matching. Second, the stop-words is deleted from the segmentation result. At last, count words mutual information and adjacency by the first time segment words, and then, according to this counting result the lexical chunk can judge and sign by relevant words. The experimentation shows that after the word combination, the lexical chunk bear much more feature information which shares a better effect of the process. It also proves the effect of feature selection in Chinese text categorization and enhanced the capability of text classification.

[Key words] text text feature word segmentation words

(上接第 84 页)

Intelligent Fault Diagnosis of Large Vacuum System

CHENG Hai-xia, ZHONG Jian-an

(Yingtian College, Nanjing 210046, P. R. China)

[Abstract] According to the fault types and characteristics of vacuum system of large aluminium vacuum brazing furnace, main problems of the existent fault diagnosis of vacuum system are analyzed. A fuzzy Petri net model and reasoning algorithm is represented which are based on the fault tree analysis, aiming at the uncertainty and fuzziness of fault diagnosis of the large vacuum system. And the example of fault diagnosis of diffusion pump not working the validity and efficiency of our model and algorithm are proved.

[Key words] vacuum system intelligent fault diagnosis fault tree analysis fuzzy Petri net