

文献标识码: B 文章编号: 1003-0492 (2022) 06-054-05 中图分类号: TP206

基于SDG模糊融合推理模型的电站锅炉引风机在线报警溯源研究

Research on Online Alarm Traceability of Power Plant Boiler Induced Draft Fan Based on SDG Fuzzy Fusion Reasoning Model

★ 胡树云, 费盼峰, 李昱, 李戎 (杭州和利时自动化有限公司, 浙江 杭州 310018)

摘要: 文章从系统安全的角度出发, 将一种优秀的系统安全分析方法即SDG因果网络引入到了电站大型锅炉引风机在线报警诊断中, 根据引风机运行系统及故障先验知识构建了SDG因果网模型, 利用模糊数据融合技术对节点偏差带进行概率模糊处理, 结合有向图推理算法可以实现根据在线运行参数和相关状态参数对引风机进行不确定推理, 在部分参数偏离正常偏差带时, 能够快速准确地分析出当前引风机的安全状态, 自动识别出当前最有可能的危险以及出现危险的原因, 从而给运行人员及时提供有利于快速处理故障的信息, 减轻运行人员的监盘难度, 提高系统可靠性。

关键词: 报警溯源; 引风机; SDG因果网; 模糊融合推理

Abstract: From the perspective of system safety, the research of this paper introduces an excellent system safety analysis method, SDG causal network, into the on-line alarm diagnosis of induced draft fan of large boiler in power station, constructs the SDG causal network model according to the operation system and fault prior knowledge of induced draft fan, and uses the fuzzy data fusion technology to deal with the probability fuzzy of node deviation zone. Combined with the directed graph reasoning algorithm, it can realize the uncertain reasoning of the induced draft fan according to the on-line operation parameters and relevant state parameters. When some parameters deviate from the normal deviation zone, it can quickly and accurately analyze the current safety state of the induced draft fan, and automatically identify the most possible danger and the cause of the danger, so as to provide the operators with timely information conducive to rapid fault handling, reduce the difficulty of supervision by operators and improve the reliability of the system.

Key words: Alarm traceability; Induced draft fan; SDG causal network; Fuzzy fusion reasoning

1 前言

要实现电站智能监控系统, 对重要设备和系统的安全状态进行在线识别及故障原因分析是一项必不可少的重要建设内容, 有效的在线状态分析系统可以给电站运行操作人员提供快速及时的诊断信息, 减少人为因素偏见, 减轻对操作人员故障分析经验的依赖及监盘工作量, 提高机组运行效率。电站锅炉引风机是电站重要的辅机, 作为将高温烟气排出锅炉的装置, 工作在高温、杂质多且摩擦腐蚀都很严重的工作条件下, 很容易发生故障^[2], 引入有效的分析方法开展对引风机的在线状态检测显得非常有必要。本文论述了适合电站引风机特点的SDG因果网经验模型建立的原则和方法, 并利用模糊融合推理技术实现了模型节点偏差的定量概率描述, 并实现了不确定推理引擎算法, 研究证明, 该方法可在电站智能监控系统中进行有效的实际工程应用。

2 基于模糊融合推理的SDG因果网分析方法

2.1 分析流程

基于模糊融合推理的SDG因果网分析方法对电站引风机进行安全分析是一个比较复杂的系统工程。主要分析流程如图1所示。

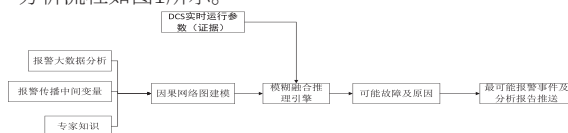


图1 引风机报警溯源系统工作流程

2.2 SDG因果网络图建模

(1) 建模原理

采用基于经验知识的建模方法, 利用专家先验知识结合引风机工艺报警测点及测点间关联关系、引风机出厂运维资料、引风机故障成因分析以及现场相关试验, 构建引风机运行报警溯源SDG因果图模型, 系统报警状态信号可描述为状态变量, 对应于每一个报警的值, 值取为正常状态的值(0), 以及超高限值(+1)或小于低限值(-1), 可用符号有向图SDG (Signed Directed Graph) 表达, 有向图 γ 是有向图 ξ 与函数 φ 的组合 (ξ, φ) , 其中:

- 有向图 ξ 由四部分组成: $(N, B, \partial^+, \partial^-)$, 报警信息节点集合 $N = \{n_1, \dots, n_m\}$; 支路集合 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$; 影响“关系对” $\partial^+ : B \rightarrow N$ (支路的起始节点), $\partial^- : B \rightarrow N$ (支路的终止节点), 该“关系对”分别表示每个支路的起始节点和终止节点。

- 函数 $\varphi : B \rightarrow \{+, -\}$, 其中 $\varphi(b_k) (b_k \in B)$ 称为支路 b_k 的符号。

- SDG模型 $\gamma = (\xi, \varphi)$ 的样本是一个函数 $\psi : N \rightarrow \{+, 0, -\}$, $\psi(n_\alpha) (n_\alpha \in N)$ 称为节点 n_α 的符号。即:

$$\psi(n_\alpha) = 0 \quad |X_{n_\alpha} - X_{-n_\alpha}| < \varepsilon_{n_\alpha}$$

$$\psi(n_\alpha) = + \quad X_{n_\alpha} - X_{-n_\alpha} \geq \varepsilon_{n_\alpha}$$

$$\psi(n_\alpha) = - \quad X_{-n_\alpha} - X_{n_\alpha} \geq \varepsilon_{n_\alpha}$$

对于一个给定的具有可观测报警样本的SDG模型, 其状态变化的传播方式由原因一后果图 (CEG) 所表达。

具有报警样本的SDG模型 $\gamma = (\xi, \varphi)$ 之中, 如果 $\psi(\partial^+ b_k) \varphi(b_k) \psi(\partial^- b_k) = +$, 则该支路 b_k 称为相容; 如果 $\psi(n_\alpha) \neq 0$, 则节点 n_α 称为有效节点。

当一个SDG模型 $\gamma = (\xi, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_k)$ 的样本 ψ 和一系列的函数 $\varphi_k (k=1, 2, \dots, k)$ 确定时, 如果 $\psi(\partial^+ b_1) \varphi(b_1) \dots \varphi(b_k) \psi(\partial^- b_k) = +$, 则支路组合也称为在 ψ 样本下的相容。

ξ 的子图 ξ^* 若包括了全部有效节点和所有的相容支路, 则 ξ^* 称为图模型 γ 在样本 ψ 下的原因一后果图 (CEG)。

SDG模型如图2所示。

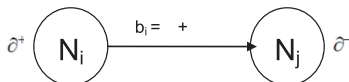


图2 SDG模型示意

(2) 建模方法与步骤 (如图3所示)



图3 建模步骤示意

Step1单元的划分: 根据建模对象的复杂度, 将系统划分成多级子系统, 本文研究的对象引风机系统较为简单, 可以不做子系统划分。

Step2节点的选择和定义: 在系统中, 选择能反映该系统的运行故障状态的关键报警及工艺变量作为系统模型的节点。确定节点的偏差等级, 选择“+1”“0”“-1”三个状态。然后对所选的关键节点产生异常偏差进行直接原因和操作措施的分析, 将操作指导列入表中。

Step3确定节点间的影响关系及影响方程: 利用专家经验的判断结合历史数据节点间的关联分析, 找出影响节点的其它节点变量, “+”表示增量的影响, “-”表示减量影响。利用经验知识或实验方式对每一变量进行正负拉偏, 考察节点间的影响变化关系, 记录在影响关系的表格里。影响方程描述的是各相邻节点对某一过程变量的影响关系。影响方程的表达是将特定的过程变量放在方程左边, 以一箭头表示相邻节点作用的方向, 在箭头的末端也就是方程的右边列上带符号的所有相邻节点, 其中符号表示各相邻节点对特定过程变量的影响关系。根据影响方程, 可以将变量以有向图节点的形式在模型中画出。

Step4建立SDG模型: 根据整体的影响关系表和影响方程, 依照一定的系统工艺流程方向建立各子系统的SDG模型。

Step5修改和简化模型: 建立完初步的模型后, 根据实际情况对模型进行简化或修改。

2.3 基于模糊融合推理方法

为表达节点的偏差程度, 可以通过模糊算法将模型中的节点状态模糊化, 这样就可以利用这些定量的信息进行半定量的推理了。对于模型中存在的多个后果节点对应一个原因节点的情况 (以下简称: 多对一), 或是多个原因节点对应一个后果节点的情况, 可以利用证据理论的相关原理对各节点的影响加以数据融合予以解决。

(1) 经验模型的模糊量化

- 可测节点模糊偏差

为了便于计算机的表达, 将模糊量化模型中的节点定义为: Node_name ($\Delta v_i, \delta v_i, A_i, B_i$), 其中, A_i 表示节点 v_i 原因节点的集合, B_i 表示其后果节点的集

合。 Δv_i 表示由节点真实变量 v_i 映射得到的偏差,映射关系如图4所示。 δv_i 表示 Δv_i 经映射的模糊偏差,其值范围为 $[-1,1]$ 。利用模糊集概念将正常带扩展,节点 v_i 的偏差 Δv_i 映射成模糊偏差 δv_i ,定义下限(inferior) v_i^l 和上限(superior) v_i^s ,上下限外表现为SDG节点“-”、“0”和“+”状态。如:当节点 v_i 变量在正常波动范围 $[v_i^l, v_i^s]$,即映射成 Δv_i 落在 $[-v_i^l, v_i^l]$,则节点状态正常,在SDG模型中节点值为“0”。限内按线性模糊化。其中 L_i 和 S_i 为节点 v_i 变量的报警上限和下限。 v_i^l, v_i^s 值可根据工程经验得到^[4]。

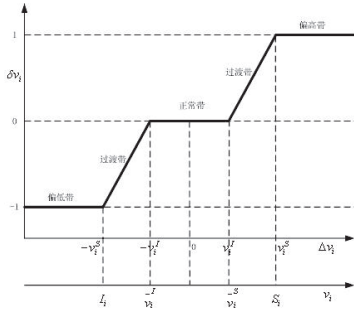


图4 模糊偏差定义函数

图4中模糊偏差隶属度函数的表达式如式(1)所示:

$$\delta v_i = \begin{cases} -1 & \Delta v_i \leq -v_i^l \\ (\Delta v_i + v_i^l) / (v_i^s - v_i^l) & -v_i^l < \Delta v_i \leq -v_i^l \\ 0 & -v_i^l < \Delta v_i \leq v_i^l \\ (\Delta v_i - v_i^l) / (v_i^s - v_i^l) & v_i^l < \Delta v_i \leq v_i^s \\ 1 & \Delta v_i > v_i^s \end{cases} \quad (1)$$

· 不可测节点的可能性确定原则

在模型中不可测节点可分为直接原因后果节点和故障传播节点。其中对于故障传播节点的可能性确定将在下一小节论述。对于节点 v_i 直接原因或结果节点的可能性 R_i 的确定,本文采用的是利用工程经验确定的原则。

(2) 故障传播信息可能性融合

通过定义节点的模糊偏差可知, δv_i 表示的是节点 v_i 偏差的程度,也就是表示该节点受原因节点的影响程度,这样,就可以通过已知的节点 v_i 模糊偏差 δv_i 来进一步确定其原因节点偏离发生以及路径传播的可能性。在各种数据融合技术中,基于证据理论的融合方法可以利用mass函数表达信息的不确定性,并能对这些不确定的信息进行证据的合成^[5]。根据证据理论的相关定理^[7],SDG-HAZOP模型中原因节点 v_i 相容通路的后果节点 v_j ,即 $v_i \rightarrow v_j (j \in J, J = \{j | \Psi(v_i) \phi(v_i, v_j) \Psi(v_j) = +, |J| \geq 1\})$,得以下定理^[3]:

定理1 设由基本信度为 $M_j(A) = |\delta v_j|$ 和 $M_j(\Theta) = 1 - |\delta v_j|$ 的子节点 $v_j (j \in J)$ 融合得到的父节点 v_i 基本信度为 $m(A)$,则有:

$$m(A) = 1 - \prod_{k=1}^{|J|} (1 - |\delta v_{j_k}|) \quad (2)$$

如原因节点 v_i 的模糊偏差为 δv_i ,已知其融合基本信度为 $m(A)$,则节点 v_i 作为故障源或故障传播节点的可能性 $Pl(v_i)$ 如式(3)所示:

$$Pl(v_i) = |\delta v_i| m(A) \quad (3)$$

当遇到不可测节点时,可以直接把后果节点的模糊偏差融合基本信度作为其故障发生的可能性,即 $Pl(v_i) = m(A)$ 。当搜索到直接原因和不利后果节点时,对于一对一的情况,即当直接原因(或不利后果)节点对应一个子节点 v_i ,则 u_i 的可能性。

当最终搜索到危险原因与后果节点时,设该节点为 v_i ,其发生可能性模糊隶属度值为 R_{v_i} ,则最终融合推理结果的融合信度输出如式(4)所示:

$$Pl(u_i) = R_i Pl(v_j) \quad (4)$$

对于一对多的情况,即当直接原因(或不利后果)节点 u_i 对应 n 个子节点 v_j ,则:

$$Pl(u_i) = 1 - \prod_{k=1}^n (1 - R_i \cdot Pl(v_{j_k})) \quad (5)$$

运用以上的方法,就可以对SDG模型中的可能故障路径进行搜索并计算传播节点的可能性大小^[6],为现场提供有价值的参考。

(3) 矩阵运算推理算法

矩阵运算推理方法的基本思路是利用构造矩阵的方式表示模型节点的影响关系、相容路径、各节点的状态,利用矩阵的运算计算出模型的相容路径,以及故障传播节点的可能性大小^[7]。其具体的步骤如下:

· 构建矩阵

根据SDG模型的影响关系表,建立能表示模型结构的方阵 G ;用对角矩阵 δV 和 N 分别表示模型节点的模糊偏差和状态(即“-1”“0”“+1”);用方阵 R 表示模型路径状态(“+1”表示相容,“-1”表示不相容);用方阵 E 表示全部相容通路信息。一维矩阵 M 和 PL 分别表示节点的融合信度和发生可能性。则各矩阵关系如式(6)~(10)所示:

$$R = N \times G \times N \quad (6)$$

$$E = \frac{abs(R) + R}{2} \quad (7)$$

$$Z = E \times \delta V \quad (8)$$

$$m_i(A) = 1 - \prod_{j=1}^J (1 - |Z_{ij}|) \quad (9)$$

$$PL = M \times \delta V \tag{10}$$

- 按式（6）计算模型路径状态矩阵R。按式（7）计算模型通路信息矩阵E。按式（2）计算出节点的融合信度，得到矩阵M。根据式（8）计算模型故障传播节点可能性矩阵PL。
- 根据相容通路信息矩阵E得出各相容通路，根据通路找出直接原因节点和不利后果节点 w_i' ，如果 w_i' 有一个子节点，按式（4）计算该节点的可能性，否则，按式（5）计算该节点的可能性。
- 对各直接原因节点和不利后果节点按可能性从大到小排序后输出，计算各相容路径可能性大小，按可能性大小排序后输出。
- 结束。

3 引风机分析实例

下面是运用SDG因果网结合模糊融合矩阵运算算法对锦界某机组锅炉引风机系统进行建模与状态分析，利用历史真实数据对模型进行了仿真运行，取得了较好的效果。

3.1 电站引风机SDG因果报警溯源模型参数解释

图5为引风机运行状态分析SDG因果模型，其中序号1~19分别表示水平振动、垂直振动、风机振动状态、风机转速、动叶开度、风机流量、炉膛压力、烟道压力、电机电流、锅炉负荷、电机轴温、润滑油油箱液位、润滑油过滤器压差、润滑油出口压力、润滑油排出温度、风机轴承温度、风机进出口压差、风机入口压力、风机出口压力这19个节点的编号。各节点相关的直接非正常原因、不利后果及相关发生可能性模糊隶属先验度值如表1所示。

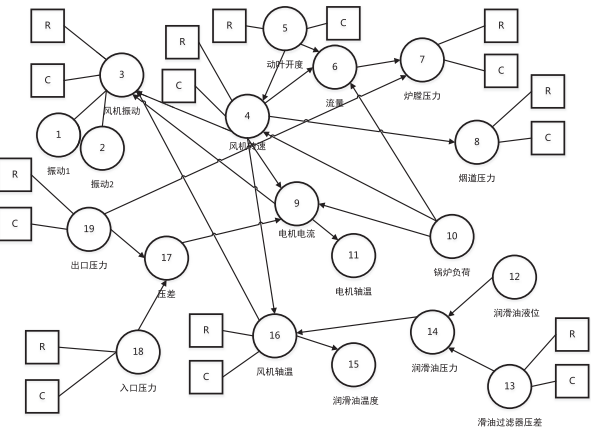


图5 引风机运行状态分析SDG因果模型

表1 模型节点先验知识表

编号	节点名称	单位	直接非正常原因	可能性隶属度	直接不利后果	可能性隶属度
1	水平振动位移	μm				
2	垂直振动	μm				
3	风机振动状态	0/1	叶片积灰	0.35	故障停机	0.05
			叶片不均匀磨损	0.26	密封损坏漏油	0.1
			动静结构摩擦	0.17	轴承损坏	0.5
			电机振动	0.06	叶片变型	0.2
			转子不平衡	0.08		
			轴不对中	0.1		
			结构松动	0.15		
4	风机转速	r/min	攻角太大	0.08	超速共振	0.5
5	动叶开度	%	异物卡涩	0.3	调节故障	0.8
			液压故障	0.25	破坏液压系统	0.5
			部件损坏	0.1		
			材料腐蚀	0.05		
6	流量	t/h				
7	炉膛压力	kpa	积灰严重	0.02	锅炉停机	0.5
8	烟道压力	kpa	积灰	0.02	锅炉效率低	0.5
9	电机电流	A				
10	锅炉负荷	t/h				
11	电机轴温	℃				
12	润滑油液位	mm				
13	滑油过滤压差	Mpa	过滤器堵塞	0.5	润滑油脏	0.5
14	润滑油压力	Mpa				
15	润滑油温度	℃				
16	风机轴温	℃	冷却不够	0.3	损害密封	0.5
17	进出口压差	Kpa				
18	进口压力	Kpa	风道阻力大	0.5	影响力	0.5
			测点故障	0.03		
19	出口压力	kpa	测点故障	0.03		

3.2 报警溯源软件实现

根据建立的模型，将其转化为二维矩阵，并利用计算机进行表达，配套实现推理运算算法，软件利用OPC客户端接口与机组DCS系统进行数据通讯，将引风

机模型检测相关的测点引入报警溯源软件中，软件对所输入的实时数据进行定期计算，以实现在线检测功能。引风机运行状态分析软件界面如图6所示。某时刻软件分析报告如表2所示。



图6 引风机运行状态分析软件

表2 某时刻软件分析报告

编号	偏离节点	模糊偏差	可能原因	可能性	可能后果	可能性
14	润滑油压力	-0.95	加注滑油的时候加注量不够	0.82	轴承磨损	0.84
			油泵控制箱故障	0.65	润滑油变质	0.77
12	油箱液位	-0.96	油泵电机出现故障	0.55	轴承磨损	0.52
16	风机轴承温度	0.97	润滑油过滤器太脏	0.45	高温停机	0.49
			在泄露处润滑油消耗过大	0.35		
			温度变送器本身故障	0.33		

由上表可知，软件运行期间检测出一次引风机轴温偏高异常，经过在线推理计算对当前状态下可能故障原因进行了分析，并列出了可能性，故障信息一目了然。根据现场巡检人员的确认，参数偏离正常值的最终

原因是润滑油油箱里的润滑油量不够，从而导致异常。由此可见，系统的分析结果和实际情况是基本相符的。

4 结束语

本文引入了一种适合计算机及工程实现的优秀的系统安全分析方法用于电站大型锅炉引风机在线报警诊断中，能够将电厂专业故障诊断知识和经验固化并通过软件根据DCS实际参数进行在线推理监测，在部分参数偏离正常偏差带时，能够快速准确地分析出当前引风机的安全状态，自动识别出当前最有可能的危险以及出现危险的原因，此种方法可以推广至电厂其它重要辅助设备和系统，实施后可以给电厂运行人员及时提供有利于快速处理故障的信息，减轻运行人员的监盘难度，提高系统可靠性。AP

作者简介：

胡树云（1972-），男，江西余江人，工程师，学士，现就职于杭州和利时自动化有限公司，从事火力发电自动控制及智能系统研究工作。

费盼峰（1985-），男，浙江绍兴人，高级工程师，硕士，现就职于杭州和利时自动化有限公司，从事基于数据挖掘的发电厂节能技术、智能诊断技术等应用研究工作。

李 昱（1986-），男，陕西西安人，高级工程师，现就职于杭州和利时自动化有限公司，从事现场总线技术研究、智能型设备管理应用及智能工厂建设工作。

李 戎（1975-），男，陕西西安人，高级工程师，现就职于杭州和利时自动化有限公司，从事工业互联网平台技术研究、智能工厂应用及智能工厂建设工作。

参考文献：

[1] 刘涛,刘吉臻,吕游,等.基于多元状态估计和偏离度的电厂风机故障预警[J].动力工程学报,2016,36(6):454-460.
[2] 张贝壳,许欣,马昕,等.基于SDG-HAZOP方法的煤气化关键设备安全评价[J].煤炭学报,2008,33(7):81-84.
[3] 曹文亮,王兵树,马永光,等.基于SDG深层知识模型的电站热力系统故障诊断方法[J].华北电力大学学报,2005,5(1):10-14.
[4] 刘宇慧,夏涛,张贝壳,等.基于SDG的HAZOP单元建模方法[J].计算机仿真,2004,12(1):20-25.
[5] 曹炳元.应用模糊数学与系统[M].北京:科学出版社,2005.
[6] 杨露菁,余华.多源信息融合理论与应用[M].北京:北京邮电大学出版社,2006.
[7] 刘敏华,萧德云.基于SDG模型和模糊融合的故障诊断方法[J].控制工程,2006,13(1):10-14.
[8] 吕宁,王雄.基于SDG的加热炉HAZOP与故障诊断[J].系统仿真学报,2006,18(6):1660-1663.