

基于半定量概率图模型的溯因分析方法

谢永芳¹, 李 理^{1,2}, 谢世文^{1†}, 陈晓方¹

(1. 中南大学 自动化学院, 湖南 长沙 410083; 2. 鹏程实验室, 广东 深圳 518000)

摘要: 复杂工业系统的故障原因定位可协助操作人员快速调整设备运行参数, 保障生产高效稳定地运行. 铝电解过程机理复杂且外部因素干扰多, 信息具有不确定性特征, 难以建立精确的定量模型, 而定性分析的准确度不高. 为此, 本文针对铝电解溯因过程的层次性、相关性、不确定性的特点, 构建了一种基于半定量概率图模型的溯因分析框架, 将定量和定性分析相结合, 通过不确定理论对信息进行处理和描述, 采用图形符号可视化知识变量间的因果关系, 再基于概率图模型的推理方法实现不确定性条件下的溯因诊断, 为实现铝电解异常槽况的原因分析与定位提供了理论支撑.

关键词: 铝电解; 半定量; 概率图模型; 不确定性; 溯因分析

引用格式: 谢永芳, 李理, 谢世文, 等. 基于半定量概率图模型的溯因分析方法. 控制理论与应用, 2023, 40(3): 419–429

DOI: 10.7641/CTA.2022.10368

Method of root cause analysis based on semi-quantitative probabilistic graphical model

XIE Yong-fang¹, LI Li^{1,2}, XIE Shi-wen^{1†}, CHEN Xiao-fang¹

(1. College of Automation, Central South University, Changsha Hunan 410083, China;

2. Peng Cheng Laboratory, Shenzhen Guangdong 518000, China)

Abstract: Cause analysis of complex industrial systems is beneficial for technicians to quickly adjust the operating parameters, so that the system can work efficiently and stably. As the mechanism of the aluminum electrolysis is complex and there are many external interferences, the information has the characteristics of uncertainty. It is difficult to establish an accurate quantitative model, while the accuracy of qualitative analysis is not high. Therefore, a framework of cause analysis model based on the semi-quantitative probabilistic graph is proposed in the paper, which deals with the problem of hierarchy, correlation and uncertainty in the aluminum electrolysis traceability process. The proposed model combines the quantitative and qualitative methods, and applies uncertainty theory to represent knowledge. Then, graphic symbols are used to visualize the causal relationship between variables, and casual inference is performed by probabilistic graphical model. Thus, it can provide theoretical support for realizing the cause analysis of abnormal conditions in aluminum electrolysis production.

Key words: aluminum electrolysis; semi-quantitative; probabilistic graphical model; uncertainty; root cause analysis

Citation: XIE Yongfang, LI Li, XIE Shiwen, et al. Method of root cause analysis based on semi-quantitative probabilistic graphical model. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(3): 419–429

1 引言

溯因分析是依据系统表现出的特征, 通过相应的分析方法找到造成问题的原因. 迅速准确地识别工业过程异常工况的原因可协助工艺人员调整操作策略, 有利于电解槽快速恢复至正常作业状态, 对保障铝电

解系统高效、稳定运行具有重要作用.

根据获取知识的类型, 溯因方法可划分为定性方法、定量方法和半定量方法. 定性方法是利用不充足的样本信息描述变量及变量之间的关系, 建立定性模型, 实现对系统状态的推理. 定性方法主要包括符号

收稿日期: 2021-04-29; 录用日期: 2022-06-27.

[†]通信作者. E-mail: sw.xie@csu.edu.cn.

本文责任编辑: 付俊.

广东省重点领域研发计划项目(2021B0101200005), 国家自然科学基金重点项目(62233018), 湖南省自然科学基金杰出青年项目(2023JJ10079), 国家自然科学基金青年基金项目(62003370)资助.

Supported by the Key-Area Research and Development Program of Guangdong Province (2021B0101200005), the State Key Program of National Natural Science of China (62233018), the Distinguished Youth Foundation of Hunan Nature Science Foundation (2023JJ10079) and the National Natural Science Foundation of China (62003370).

有向图和基于专家系统的方法等. 李晋宏等^[1]结合专家经验知识与模糊理论构建铝电解槽况诊断模型, 实现对异常状态的及时诊断与处理. 刘敏华等^[2]建立了符号有向图(symbol directed graph, SDG)和模糊论结合的铝电解故障诊断模型, 利用模糊集把SDG节点变量转换为定性概念, 通过分析故障信息传播的特征以识别系统故障. 陈杰^[3]结合符号有向图和模糊理论建立了模糊概率有向图模型, 通过对变量间复杂因果关系建模实现系统故障诊断. 定性模型能够较好地模拟人类对不确定信息的判断行为, 但是对专家经验知识的依赖程度高, 故障分析准确度不高.

定量方法通过分析工艺机理知识, 依据生产过程中的质能平衡理论建立精确的机理模型. 定量方法主要包括基于机理模型的方法、数据驱动的信号处理方法和基于神经网络的方法等. Stam等^[4]依据质能平衡基本机理, 对影响铝电解槽况的关键参数进行解释说明, 提出了基于统计多元变量的过程控制策略方法用于诊断铝电解故障槽原因. 曾水平等^[5]建立了铝电解过程多维决策模型, 利用反向传播神经网络对槽况实施诊断, 构建了过热度的预测数学模型, 并通过槽状态实现对铝电解关键参数的决策, 实现了对电解槽平稳状态的高效控制. 相比定性方法, 定量方法提高了故障分析的准确度, 但实际系统存在多种不确定性, 难以获取准确信息, 精确数学模型建立困难.

半定量方法是综合利用定性和定量两类方法的特征属性对系统进行建模与分析, 现有的半定量方法主要包括基于模糊逻辑的神经网络、模糊Petri网、模糊贝叶斯网络等. 李界家等^[6]构建了模糊小脑型神经网络模型应用于氧化铝浓度控制和槽状态识别, 通过在神经网络中融入模糊信息改善了模型的自适应性能. Yue等^[7]提出了改进Petri网用于铝电解过程的故障判别, 该方法通过引入有序加权平均算子提高了知识的表达与推理能力, 并且利用扩展TOPSIS算法对专家的认知不一致进行了处理, 提高了系统的不确定信息处理能力. 半定量分析方法可以避免定量模型建立难度大以及定性模型准确度低的缺陷, 提高了模型的可靠性. 但是现有的半定量方法着重研究故障状态的识别, 较少关注故障原因溯源. 因此, 本文将定性和定量分析方法相结合, 综合考虑实际系统存在的不确定信息, 研究半定量溯因分析方法, 实现铝电解工业过程异常状态的原因识别.

本文以铝电解槽状态为研究对象, 结合定量和定性分析方法, 利用不确定理论及知识表示和推理模型, 探讨铝电解槽况溯因分析方法. 针对铝电解溯因过程具备层次性、相关性和不确定性的特点, 利用概率图模型直观高效的知识表达与推理优势, 将造成铝电解槽状态异常的参数及其因果联系转换为直观简单的图形结构, 并考虑知识的不确定表征方法, 将因果关

联程度进行模糊量化, 再利用概率分布完成因果推理, 由此构建了基于半定量概率图的溯因模型, 从而实现对铝电解槽况的分析与原因定位.

2 铝电解溯因特点分析

实际铝电解工业生产中, 电解槽内物质与能量处于动态平衡状态^[8], 电解过程具有以下个性特征:

1) 机理复杂. 铝电解槽具有电、强磁、高温等复合场以及气液固三状态共存的特性, 物质转化过程十分复杂, 工艺评价指标和过程变量之间很难构建准确的数学机理模型;

2) 变量繁多且相关. 铝电解过程缓慢, 存在众多制约生产的因素. 各参数变量的状态变化会造成物质或能量失去平衡, 而物质平衡与能量平衡互相影响, 各参数之间存在关联性;

3) 信息的不确定性. 铝电解生产环境高温且强腐蚀, 导致部分生产状态参数无法进行在线监测, 即使部分参数可监测, 但存在检测条件不充分、设备精度有限、测量值缺失等问题. 其次, 技术人员的经验知识受到认知能力的制约, 因此, 生产信息具有多种类型的不确定性.

针对铝电解溯因系统存在变量多且相关、具有多类型不确定性的主要特点, 铝电解槽况溯因模型的建立需要关注3个关键特性: 层次性、相关性以及不确定性. 具体而言, 在层次结构上, 一种异常现象可由各种原因引发, 而一种故障原因可能引发多种异常现象; 在相关性方面, 同一层次的故障原因或者异常症状之间存在关联性; 不确定方面, 由于生产过程复杂且存在各类干扰等影响, 无法通过准确数值描述信息的不确定性特征, 需结合不确定理论进行信息的处理. 实际工业现场, 当槽状态出现不平衡时会造成多个状态参数的异常, 不容易判断异常的操作参数. 因此, 构建的溯因模型需呈现出系统的层次性、相关性以及不确定性.

有向概率图模型采用图形符号定义变量, 并通过直观的有向边描述变量间的因果层次性, 是一种高效的知识表达和推理模型. 现有基于概率图模型的溯因方法多采用精确值形式对系统进行诊断与分析, 忽略了生产知识的不确定性因素. 为此, 本文提出半定量概率图模型, 利用生产过程中的定性定量知识, 研究结合概率图模型与不确定信息表达的方法, 实现复杂铝电解过程的半定量知识表述和溯因推理.

3 基于半定量概率图模型的溯因分析框架构建

基于半定量概率图的溯因模型指综合考虑定性和定量信息, 通过简单易懂的图形符号表示事件间的因果连接关系, 并应用不确定信息理论, 采用概率图模型实现不确定知识的表示和推理. 模型框架的构建主

要包括溯因知识的不确定性表征和溯因推理两部分, 其中, 溯因知识的表示是通过图结构表述变量间因果依存关系, 并利用经验知识或系统报表数据, 结合不确定方法评估变量的概率分布情况, 溯因推理则是根据图形结构和先验知识计算目标变量后验概率的过程。

3.1 半定量概率图模型的基本结构

基于半定量概率图的溯因模型构建以不确定评估方法和概率图模型为基础, 其中, 概率图模型以图形方式描述随机变量间的概率关系, 通过将目标变量的联合概率计算过程拆分为若干子变量的概率组合, 实现高效的概率推理。根据图结构的不同, 概率图模型^[9-10]可分为有向图和无向图, 其中有向图模型利用有向边表达不同属性变量间的因果连接关系, 通过先验概率定量化关联程度, 基于概率分布进行因果分析与推理, 为解决因果推理问题提供了便捷的方法。因此, 本文以有向图为基础实现半定量概率图模型的建模。

概率图模型的基本结构可表示为

$$G = (\tilde{V}, \tilde{E}, \tilde{\mu}),$$

其中: $\tilde{V} = \{\tilde{V}_1, \tilde{V}_2, \dots, \tilde{V}_n\}$ 是各个节点变量的集合; $\tilde{E}$ 是边的集合, 用来建立节点变量间的连接, 代表变量间的依赖关系; $\tilde{\mu}$ 是变量间的关联程度, 且 $\tilde{\mu}$ 为 $[0, 1]$ 范围的实数。

根据概率图模型的表示形式和基本理论, 构建图基本结构有以下几个步骤:

1) 建模目标与对象确定。

确定目标及模型对象是模型建立的前提条件。

2) 变量及弧的确定。

以应用领域的机理知识和专家经验知识为基础, 确定图结构的变量, 并通过规则约束的方法实现知识变量的关联, 形成相应的因果链。

3) 信息收集与处理。

复杂工业过程建模所涉及的信息主要有工艺机理知识、专家经验知识以及生产报表数据, 可根据实际生产需求收集信息, 并结合不确定知识理论对其进行处理。

4) 建模方法选择。

不同的工业场景需求会有不同知识呈现和推理方法, 根据实际需求选择建模方法。

基于图模型的构建步骤, 定义半定量概率图模型的基本结构如下:

定义 1 半定量概率图模型可通过 $\{\tilde{O}, \tilde{G}, \tilde{V}, \tilde{E}, \tilde{S}, \tilde{U}, \tilde{K}_1, \tilde{K}_2\}$ 8 个基本元素进行描述, 基本结构可表示为

$$\tilde{f} = (\tilde{O}, \tilde{G}, \tilde{V}, \tilde{E}, \tilde{S}, \tilde{U}, \tilde{K}_1, \tilde{K}_2), \quad (1)$$

其中: $\tilde{O}$ 指模型对象; $\tilde{G}$ 指建模目标; $\tilde{V}$ 是图模型的变量集合, 包括根变量、叶子变量、连接变量等; $\tilde{E}$ 是图模型的有向边集合, 通过有向边建立各个变量间的因果连接, 边的权值代表变量间的关联程度; $\tilde{S}$ 代表图模型的建模方法, 如动态不确定因果图^[12]和 Petri 网^[13]等; $\tilde{U}$ 代表不确定隶属度函数, 如模糊数、直觉模糊数等; $\tilde{K}_1$ 指定性知识; $\tilde{K}_2$ 指定量知识。

半定量概率图模型中各变量的取值采用不确定隶属度函数进行表达, 如模糊数等。假设半定量概率图中的每个节点 $\tilde{V}_i$ 表示一个随机变量 a_i , 令 a_{π_i} 表示父变量的集合, 父变量与其非子变量条件独立, 则联合概率 $\Pr(a_1, a_2, \dots, a_n)$ 表示为

$$\Pr(a_1, a_2, \dots, a_n) = \prod_{i=1}^n \Pr(a_i | a_{\pi_i}),$$

其中: $\Pr(a_i | a_{\pi_i})$ 为条件概率分布, 当 a_i 不存在父变量时, a_{π_i} 为空集, 则 $\Pr(a_i | a_{\pi_i}) = \Pr(a_i)$ 。

半定量概率图模型可从定性和定量两方面进行解释: 定性方面, 通过有向图形式表述事件变量之间的因果关联关系; 定量方面, 通过条件概率分布描绘了节点之间的依赖程度。在量化的过程中, 由于人对系统的观测存在一定范围内的偏差, 且推理过程是对实际复杂系统的合理抽象化与简化, 推理通常是在不确定条件下进行, 故可结合不确定理论对变量进行量化, 利用变量的模糊阈值而不是采用传统的精确值形式对系统进行状态的评估。因此, 半定量概率图模型能充分利用系统的多样化信息, 提高不确定信息表达和推理的可靠性。

3.2 知识的不确定表征

根据半定量概率图模型的基本结构和构建过程, 首先需对溯因知识进行不确定表征, 知识表示的重点是变量及变量间关联关系的描述。

1) 变量的确定。

节点变量由搭建模型的目标以及所在的应用背景确定, 变量可以是可观察或者可测量的事实, 如温度、颜色等, 也可以或真或假的现象。以研究领域的机理知识和专家经验知识为基础, 模型所需的变量要与实际问题相关, 且具有代表性, 通过变量可以反映系统的局部或者整体情况。变量的正确选取与否对于模型的构建具有重要意义, 能呈现出系统运行状态的好坏。此外, 模型变量的个数和状态类别也决定了系统推理过程的复杂程度和准确程度, 因此构建的模型既要确保推理的高可靠性, 也要保障系统的高效运行。

2) 变量值域的确定。

确定图形变量后, 需要确定变量取值区间, 通常变量类型采用离散型, 一方面, 人类感兴趣的是事件的发生或者不发生或者特定的事件; 另一方面, 计算机更容易理解基于离散变量图模型的数学逻辑以及快

速实现模型的搭建.

通常情况下, 客观事件的描述和人对客观事件的想法表达存在不确定性, 可采用隶属度函数表示知识. 设 $\hat{U}$ 是论域, μ 是把任意 $\mu \in \hat{U}$ 映射为 $[0,1]$ 上某个值的函数, 则隶属度函数 μ 可表示为

$$\mu : \hat{U} \rightarrow [0, 1].$$

3) 变量的关联度分析.

确定知识变量后, 利用IF-THEN知识规则^[11]建立变量间因果关系. 知识规则包括先决条件和结论, 基本形式为

$$\text{Rule } n : \text{IF } a \text{ THEN } b \text{ (CF}(a, b)),$$

其中: a 代表命题的先决前提, b 代表命题的结论, $\text{CF}(a, b)$ 指命题的置信度. 故障系统的原因溯源中, 前提是故障原因, 结论是故障症状. 该规则表示方法能够综合专家经验知识呈现变量之间的因果关系. 当一故障原因引发对应故障症状时, 生成一条对应知识规则, 并用置信度形容事件发生的可能性. 同时, 为了满足规则表述的多样性, 还引入了合取及析取的基本联词, 即

1) “与(AND)”表述合取操作.

$$\text{Rule } 1 : \text{IF } a_1 \text{ AND } a_2 \text{ THEN } b \text{ (CF} = \mu).$$

2) “或(OR)”表述析取操作.

$$\text{Rule } 2 : \text{IF } a_1 \text{ OR } a_2 \text{ THEN } b \text{ (CF} = \mu).$$

将这些生成规则形式化为图拓扑结构, 那么, 完整因果链的生成过程为

- ① 选取任一根变量, 通过关联规则传递因果关系;
- ② 选取任一叶子变量, 通过关联规则传递因果关系;
- ③ 重复①和②步骤, 直到规则涵盖了所有变量关联信息.

经过以上步骤确定图结构中变量间的有向边, 为此, 图中变量信息和变量间因果关系得以确定.

3.3 基于半定量概率图模型的溯因推理

基于半定量概率图模型的溯因推理基本思想是: 从子节点出发, 激活与其关联的节点, 并沿着有向边激活与之连接的其他所有结点, 直至表示事件原因的源节点, 具体推理步骤为

1) 通过对已知数据进行预处理, 并以IF-THEN形式编写知识规则确定图基本结构后, 基于不确定隶属度函数描述特征变量和弧阈值.

2) 路径搜索.

假设 $\text{dom}(r)$ 指知识域, $\text{range}(r)$ 指知识域 r 的值域, 路径 R 可表示为

$$R = S_0 \xrightarrow{r_1} S_1 \xrightarrow{r_2} \cdots \xrightarrow{r_{n-1}} S_{n-1} \xrightarrow{r_n} S_n,$$

其中 $S_n = \text{dom}(r_n) = \text{range}(r_{n-1})$.

假定变量 $Q_{m,R(n)}$ 为沿着路径 R 从节点 m 出发到达节点 n 的概率, 路径搜索过程可定义为 $Q_{m,R(n)}$ 的迭代更新过程, 当到达路径终节点 n 则停止更新. $Q_{m,R(n)}$ 的更新公式为

$$Q_{m,R(n)} = \sum_{n' \in \text{range}(R')} Q_{m,R'(n')}(n') \cdot \Pr(n | n'; r_l) \cdot w,$$

$$\Pr(n | n'; r_l) = \frac{r_l(n', n)}{|r_l(n', \cdot)|},$$

其中: $\Pr(n | n'; r_l)$ 表示沿着边 r_l 从节点 n' 出发通过一步的游走到达节点 n 的概率. $r_l(n', n)$ 表示节点 n 与 n' 的相关性, 如果存在相关性, 则 $r_l(n', n) = 1$, 否则 $r_l(n', n) = 0$. w 代表关联系数, 且满足 $0 \leq w \leq 1$, w 越大表明两节点变量的相关性越强.

实际搜索过程中, 为避免出现路径繁多、效率低的问题, 可适当增加有效规则对路径进行合理制约. 通常而言, 对于图结构中的每条弧会给定相应的阈值, 只有当该弧的起始节点的激活度不小于该阈值的情况下, 这条弧才可以被成功激活, 即信息才能沿着有向弧从始发变量传播给该弧的结束变量, 通常利用技术人员的工作经验知识和生产数据进行阈值的设定.

3) 路径概率计算.

从故障症状开始反向搜索出全部相关路径, 获取路径集 $R_r = \{R_1, R_2, \cdots, R_n\}$, 计算每条样本路径的得分情况, 分值计算方法为

$$\text{score}(m, n) = \sum_{R_i \in R_r} \lambda_i Q_{m,R_i(n)},$$

其中 λ_i 指路径特征 $Q_{m,R_i(n)}$ 的权重系数.

根据样本路径的分值情况, 再基于Logistic函数计算每条路径的概率, 即

$$\Pr(r_i = 1 | \text{score}(m_i, n_i)) = \frac{\exp(\text{score}(m_i, n_i))}{1 + \exp(\text{score}(m_i, n_i))},$$

其中 $\exp$ 代表指数函数. 由于特征变量存在不确定性, 概率的计算需遵循不确定函数的相关理论.

通过对计算结果排序得到最大概率值, 其对应的路径表示故障通过该条路径传播的可能性最大, 从而推理得到最可能的故障原因.

4) 输出结果与模型检验.

将输出结果和实际结果进行对比验证分析, 检验所提模型是否符合实际生产需求.

4 仿真实验及结果分析

为了验证基于半定量概率图模型的溯因分析方法有效性, 本章建立了基于直觉模糊动态不确定因果Petri网的半定量概率图模型, 首先构造直觉模糊动态不确定因果图, 并将因果图进行化简并转换为对应Petri网, 再利用直觉模糊Petri网的推理规则实现工业过程的工况溯因识别.

4.1 基于动态不确定因果Petri网的半定量概率图模型

根据式(1), 定义基于直觉模糊动态不确定因果(dynamic uncertain causality graph, DUCG) Petri, 即DUCG-Petri溯因模型基本结构为

$$\tilde{f}_1 = (\tilde{O}_1, \tilde{G}_1, P, T, \tilde{I}, \tilde{O}, \tilde{E}_1, \text{DUCG-Petri}, \tilde{U}_1, \tilde{K}_1, \tilde{K}_2),$$

其中: $\tilde{O}_1$ 和 $\tilde{G}_1$ 分别代表模型对象和建模目标; P 为库所集合, 库所表示命题; T 为变迁集合, 变迁表示模糊规则; $\tilde{I}$ 指输入直觉模糊矩阵; $\tilde{O}$ 指输出直觉模糊矩阵; $\tilde{E}_1$ 指DUCG-Petri网中有向边集合; $\tilde{U}_1$ 为基于直觉模糊集的不确定知识表示方法; $\tilde{K}_1$ 和 $\tilde{K}_2$ 分别代表定性经验知识和定量数据。

DUCG-Petri具体的形式化描述为

$$\text{DUCG-Petri} = (P; T; \tilde{I}; \tilde{O}; \tilde{F}; \tilde{\alpha}; \tilde{X}),$$

其中: $\tilde{I}$ 为基于直觉模糊的输出阈值矩阵; $\tilde{\alpha}$ 为直觉模糊置信度; $\tilde{X}$ 表示直觉模糊标志矩阵, 表示库所发生的概率以及库所相互之间的影响程度。

为了准确地描述模型的推理过程, 首先定义了以下运算符:

$$1) A \oplus B = D,$$

A, B 和 D 均为 $m \times n$ 维矩阵, 且 $d_{ij} = \max(a_{ij}, b_{ij})$.

$$2) A \circ B = D,$$

A, B 和 D 均为 $m \times n$ 维矩阵, 且 $d_{ij} = a_{ij} \cdot b_{ij}$.

$$3) A \Theta B = D,$$

A, B 和 D 分别为 $m \times p, p \times n$ 和 $m \times n$ 维矩阵, 且 $d_{ij} = \max_{1 \leq k \leq p} (a_{ik} \cdot b_{kj})$.

$$4) A \xi B = D,$$

A 和 D 是 $m \times n$ 维矩阵, B 是 m 维向量, 且

$$d_{ij} = \begin{cases} 1, & a_{ij} \leq b_i, \\ 0, & a_{ij} > b_i. \end{cases}$$

$$5) A * B = D,$$

A 是 m 维矢量, B 和 D 是 $m \times n$ 维矩阵, 且

$$d_{ij} = \begin{cases} 0, & (a_i \cdot b_{ij}) = \max_{1 \leq k \leq m} (a_k \cdot b_{kj}), \\ \infty, & \text{其他}. \end{cases}$$

基于直觉模糊DUCG-Petri网的溯因模型构建框架如图1所示, 具体过程如下:

1) 选取变量及获取事件间的因果关系, 建立动态不确定因果图, 并根据目标事件和动态不确定因果图化简规则将因果图简化, 建立动态不确定因果Petri网。

2) 根据Petri模型规则及直觉模糊理论, 结合所获取的生产知识初始化基于直觉模糊的动态不确定因果Petri网的关联矩阵。

3) 确定变迁触发顺序, 保证所有变迁的输入库所

在变迁触发时都有初始值, 即能通过变迁找到对应的原因事件。系统某组变迁触发后, 按照标志值计算式(2)–(4)将规则转变为矩阵表达式, 其中 $\tilde{I}$ 为输入值、 $\tilde{I}$ 为阈值、 $\tilde{O}$ 为输出值、 $\tilde{X}_k$ 为标志值。

$$\tilde{M}_k = ((\tilde{M}_{k-1} \cdot \tilde{I}) \Theta \times (\tilde{O} \circ (\tilde{I} \xi (\tilde{M}_{k-1} \cdot \tilde{I})))) \oplus \tilde{M}_{k-1}, \quad (2)$$

$$\tilde{Y}_k = (\tilde{X}_{k-1} \cdot \tilde{I}) \Theta (\tilde{O} \circ ((\tilde{M}_{k-1} \cdot \tilde{I}) \times (\tilde{O} \circ \tilde{I} \xi (\tilde{M}_{k-1} \cdot \tilde{I})))) \xi (\tilde{M}_{k-1} \cdot \tilde{I}), \quad (3)$$

$$\tilde{X}_k = \text{diag}\{\tilde{M}_k\} \oplus \tilde{Y}_k. \quad (4)$$

4) 通过等式(2)–(4)计算标志值 $\tilde{X}_k$, 随着系统使用变迁的不断触发, 更新库所标志值 $\tilde{X}_k$, 当 $\tilde{X}_k = \tilde{X}_{k-1}$, 停止更新 $\tilde{X}_k$, 则当前 $\tilde{X}_k$ 为系统最终状态。

5) 获取最终输出库所的可信度并将可信度排序, 得到造成系统异常状态的根原因。

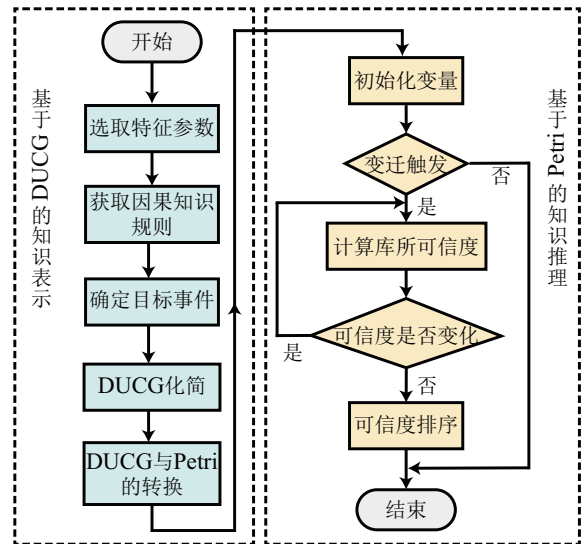


图1 基于直觉模糊DUCG-Petri模型的构建框架

Fig. 1 The construction framework based on intuitionistic fuzzy DUCG-Petri model

4.2 基于DUCG-Petri半定量概率图模型的溯因方法验证

将动态不确定因果Petri网与改进的模糊Petri网^[14]、反向模糊Petri网^[15]进行对比以验证本文模型的有效性。根据文献[14]中故障系统信息构建直觉模糊DUCG-Petri网, 示例图如图2所示。

步骤1 令 $k = 1$, 其中 k 表示迭代次数。初始化库所值 $\tilde{I}$ 、输出阈值 $\tilde{I}$ 、变迁值 $\tilde{O}$ 和标志值 $\tilde{X}_0$, 如式(5)–(8)所示;

步骤2 根据式(2)–(4)计算标识向量 $\tilde{M}_1$ 和 $\tilde{X}_1$, 结果如式(9)–(10)所示;

步骤3 比较式(8)和式(10)可知, $\tilde{X}_1 \neq \tilde{X}_0$, 则 $k = 2$, 继续执行步骤2;

步骤4 当 $k = 5$ 时, $\tilde{X}_5 = \tilde{X}_4$, 结束推理。

[illegible]

[illegible]

[illegible]

$$\begin{bmatrix}
 (0.29, 0.55) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) \\
 (0, 1) & (0.17, 0.55) & (0.16, 0.57) & (0.16, 0.57) & (0.15, 0.61) & (0.14, 0.53) \\
 (0, 1) & (0.32, 0.49) & (0.31, 0.52) & (0.31, 0.52) & (0.28, 0.57) & (0.27, 0.49) \\
 (0, 1) & (0.13, 0.64) & (0.12, 0.66) & (0.12, 0.65) & (0.11, 0.69) & (0.11, 0.61) \\
 (0.28, 0.43) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) \\
 (0.29, 0.55) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) \\
 (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) \\
 (0, 1) & (0.49, 0.26) & (0.46, 0.30) & (0.46, 0.30) & (0.41, 0.37) & (0.39, 0.32) \\
 (0.47, 0.27) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) \\
 (0, 1) & (0.49, 0.26) & (0, 1) & (0.46, 0.30) & (0, 1) & (0.31, 0.53) \\
 (0, 1) & (0, 1) & (0.46, 0.30) & (0, 1) & (0.41, 0.37) & (0.12, 0.58) \\
 (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0.46, 0.30) & (0, 1) & (0.31, 0.53) \\
 (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0.41, 0.37) & (0.12, 0.58) \\
 (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0, 1) & (0.39, 0.32)
 \end{bmatrix} \cdot \quad (11)$$

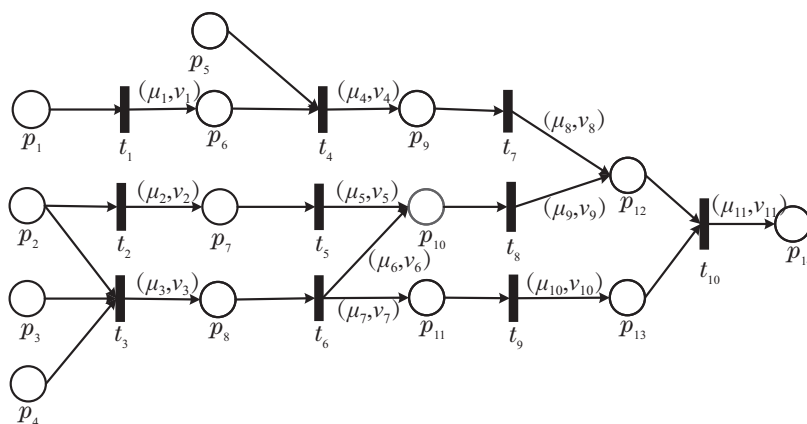


图2 基于直觉模糊DUCG-Petri的示例图

Fig. 2 The example based on intuitionistic fuzzy DUCG-Petri model

由式(11)可知, 当事件 p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 的直觉模糊值分别为 $(0.8, 0.2), (0.7, 0.2), (0.8, 0.1), (0.8, 0.1)$ 和 $(0.7, 0.1)$ 时, 事件 p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 导致事件 p_{14} 发生的直觉模糊概率分别为 $(0, 1), (0.14, 0.53), (0.27, 0.49), (0.11, 0.61)$ 和 $(0, 1)$, 利用直觉模糊数的比较规则, 可得到事件 p_3 的得分函数最高, 即事件 p_3 是导致 p_{14} 发生的最可能原因, 该结果与文献[14-15]中的结果一致, 证明了直觉模糊DUCG-Petri模型的有效性。

为了进一步验证模型, 采用铝电解厂的异常槽况进行原因分析, 构建基于铝电解槽况特征的动态不确定因果图如图3所示, 其中包括出铝量AW、设定电压SV、 AlF_3 添加次数FA和下料间隔NB的操作参数作为根变量, 以及火焰颜色FC及强度FI、电解质颜色BC及流动状态BS、炉底沉淀状况CS、电压摆动VV、槽温BT、炉底电压降BV、炉帮厚度HT、电解质高度EL、铝液高度AL、过热度SD、摩尔比MR、伸腿长度LL、阳极效应次数EC的状态变量作为节点变量, 叶子变量SC表示电解槽状态。

已知异常状态参数为铝水平、分子比和电解质水平异常, 以及电压摆动偏小、过热度偏高、伸腿长度偏

短、炉帮厚度变薄、效应系数偏大, 则当前异常槽状态的原因推理过程为

1) 将图3所示因果图简化如图4所示, 并转换为Petri网. 初始化标志值 $\tilde{X}_0$. 矩阵 $\tilde{X}_0$ 为 13×13 的直觉模糊矩阵, 其中: $(\tilde{X}_0)_{1,1} = (0.6, 0.2), (\tilde{X}_0)_{2,2} = (0.6, 0.3), (\tilde{X}_0)_{3,3} = (0.6, 0.3), (\tilde{X}_0)_{4,4} = (0.6, 0.2)$, 其他元素的值为 $(0, 1)$ 。

输入矩阵 $\tilde{I}$ 为 13×15 的直觉模糊矩阵, 各元素的值为 $(\tilde{I})_{1,1} = (0.4, 0.1), (\tilde{I})_{5,1} = (0.6, 0.1), (\tilde{I})_{1,2} = (0.7, 0.3), (\tilde{I})_{5,2} = (0.3, 0.2), (\tilde{I})_{1,3} = (1, 0), (\tilde{I})_{1,4} = (0, 1), (\tilde{I})_{4,4} = (1, 0), (\tilde{I})_{2,5} = (0.6, 0.2), (\tilde{I})_{7,5} = (0.4, 0.2), (\tilde{I})_{2,6} = (1, 0), (\tilde{I})_{2,7} = (1, 0), (\tilde{I})_{3,8} = (1, 0), (\tilde{I})_{6,9} = (1, 0), (\tilde{I})_{7,10} = (1, 0), (\tilde{I})_{9,11} = (1, 0), (\tilde{I})_{8,12} = (1, 0), (\tilde{I})_{10,13} = (1, 0), (\tilde{I})_{11,14} = (1, 0), (\tilde{I})_{12,15} = (1, 0)$, 矩阵 $\tilde{I}$ 其他元素的直觉模糊值为 $(0, 1)$, 代表对应事件无输入。

输出矩阵 $\tilde{O}$ 为 15×13 的直觉模糊矩阵, 各元素的值为 $(\tilde{O})_{1,8} = (0.9, 0.05), (\tilde{O})_{2,9} = (0.8, 0.05), (\tilde{O})_{3,5} = (0.8, 0.1), (\tilde{O})_{4,5} = (0.8, 0.1), (\tilde{O})_{7,7} = (0.9, 0.1), (\tilde{O})_{8,6} = (0.9, 0.1), (\tilde{O})_{9,9} = (0.8, 0.2), (\tilde{O})_{10,9} =$

$(0.85, 0.15)$, $(\tilde{O})_{11,10} = (0.85, 0.15)$, $(\tilde{O})_{5,11} = (0.9, 0.1)$, $(\tilde{O})_{6,12} = (0.9, 0.1)$, $(\tilde{O})_{12,13} = (0.85, 0.05)$, $(\tilde{O})_{13,13} = (0.75, 0.15)$, $(\tilde{O})_{14,13} = (0.85, 0.05)$, $(\tilde{O})_{15,13} = (0.85, 0.05)$, 矩阵 $\tilde{O}$ 其他元素的直觉模糊值为 $(0, 1)$, 代表对应事件无输出。

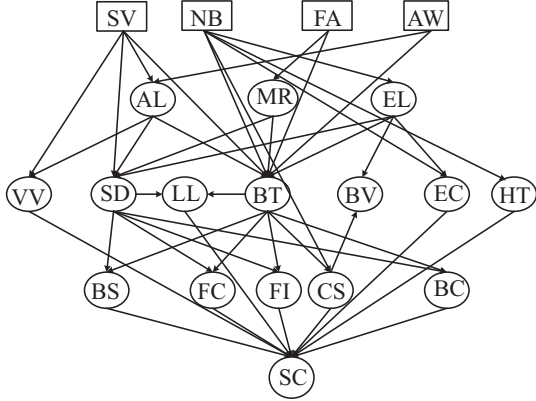


图3 基于铝电解槽特征的动态不确定因果图

Fig. 3 The dynamic uncertain causality diagram based on the characteristics of aluminum reduction cell

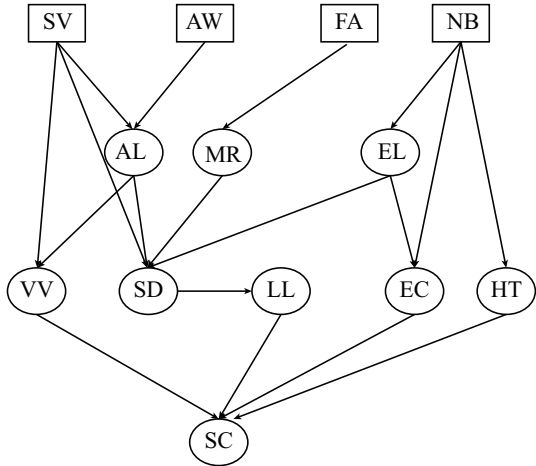


图4 异常槽况一的简化DUCG图

Fig. 4 The simplified DUCG of the abnormal cell No. 1

阈值矩阵 $\tilde{I}$ 为 15×13 的直觉模糊矩阵, 各元素的值为 $(\tilde{I})_{1,8} = (0.2, 0.1)$, $(\tilde{I})_{2,9} = (0.3, 0.1)$, $(\tilde{I})_{3,5} = (0.2, 0.1)$, $(\tilde{I})_{4,5} = (0.2, 0.1)$, $(\tilde{I})_{7,7} = (0.2, 0.1)$, $(\tilde{I})_{8,6} = (0.2, 0.1)$, $(\tilde{I})_{9,9} = (0.1, 0.15)$, $(\tilde{I})_{10,9} = (0.1, 0.15)$, $(\tilde{I})_{11,10} = (0.1, 0.15)$, $(\tilde{I})_{5,11} = (0.2, 0.1)$, $(\tilde{I})_{6,12} = (0.2, 0.1)$, $(\tilde{I})_{12,13} = (0.15, 0.15)$, $(\tilde{I})_{13,13} = (0.15, 0.1)$, $(\tilde{I})_{14,13} = (0.35, 0.1)$, $(\tilde{I})_{15,13} = (0.45, 0.1)$, 定义矩阵 $\tilde{I}$ 其他元素的直觉模糊值为 $(\infty, -\infty)$, 代表对应变迁不会被触发激活。

2) 基于式(2)–(4)确定库所新的标记值 $\tilde{X}_1$, 通过计算得到 $\tilde{X}_1$ 为 13×13 的直觉模糊矩阵, 各元素的值为 $(\tilde{X}_1)_{1,1} = (0.6, 0.2)$, $(\tilde{X}_1)_{2,2} = (0.6, 0.3)$, $(\tilde{X}_1)_{3,3} = (0.6, 0.3)$, $(\tilde{X}_1)_{4,4} = (0.6, 0.2)$, $(\tilde{X}_1)_{1,5} = (0.48, 0.28)$, $(\tilde{X}_1)_{4,5} = (0.48, 0.28)$, $(\tilde{X}_1)_{5,5} = (0.48, 0.28)$, $(\tilde{X}_1)_{3,6} = (0.54, 0.34)$, $(\tilde{X}_1)_{6,6} = (0.54, 0.34)$,

$(\tilde{X}_1)_{2,7} = (0.54, 0.37)$, $(\tilde{X}_1)_{7,7} = (0.54, 0.37)$, $(\tilde{X}_1)_{1,8} = (0.22, 0.32)$, $(\tilde{X}_1)_{1,9} = (0.34, 0.54)$, $(\tilde{X}_1)_{2,11} = (0.32, 0.53)$, $(\tilde{X}_1)_{2,12} = (0.54, 0.37)$, $(\tilde{X}_1)_{12,12} = (0.54, 0.37)$, 矩阵 $\tilde{X}_1$ 其他元素的直觉模糊值为 $(0, 1)$ 。

3) 由于 $\tilde{X}_2 \neq \tilde{X}_1$, 则 $k = 2$, 继续更新标志值 $\tilde{X}_k$ 。

4) 当 $k = 4$ 时, $\tilde{X}_4 = \tilde{X}_3$, 结束推理。 $\tilde{X}_4$ 为 13×13 的矩阵, 各元素的直觉模糊值为 $(\tilde{X}_4)_{1,1} = (0.6, 0.2)$, $(\tilde{X}_4)_{2,2} = (0.6, 0.3)$, $(\tilde{X}_4)_{3,3} = (0.6, 0.3)$, $(\tilde{X}_4)_{4,4} = (0.6, 0.2)$, $(\tilde{X}_4)_{1,5} = (0.48, 0.28)$, $(\tilde{X}_4)_{4,5} = (0.48, 0.28)$, $(\tilde{X}_4)_{5,5} = (0.48, 0.28)$, $(\tilde{X}_4)_{3,6} = (0.54, 0.34)$, $(\tilde{X}_4)_{6,6} = (0.54, 0.34)$, $(\tilde{X}_4)_{2,7} = (0.54, 0.37)$, $(\tilde{X}_4)_{7,7} = (0.54, 0.37)$, $(\tilde{X}_4)_{1,8} = (0.42, 0.14)$, $(\tilde{X}_4)_{4,8} = (0.26, 0.38)$, $(\tilde{X}_4)_{5,8} = (0.26, 0.38)$, $(\tilde{X}_4)_{8,8} = (0.42, 0.14)$, $(\tilde{X}_4)_{1,9} = (0.40, 0.26)$, $(\tilde{X}_4)_{4,9} = (0.12, 0.45)$, $(\tilde{X}_4)_{5,9} = (0.12, 0.45)$, $(\tilde{X}_4)_{9,9} = (0.40, 0.26)$, $(\tilde{X}_4)_{1,10} = (0.34, 0.37)$, $(\tilde{X}_4)_{4,10} = (0.10, 0.53)$, $(\tilde{X}_4)_{5,10} = (0.10, 0.53)$, $(\tilde{X}_4)_{9,10} = (0.34, 0.37)$, $(\tilde{X}_4)_{10,10} = (0.34, 0.37)$, $(\tilde{X}_4)_{2,11} = (0.45, 0.29)$, $(\tilde{X}_4)_{7,11} = (0.20, 0.52)$, $(\tilde{X}_4)_{11,11} = (0.45, 0.29)$, $(\tilde{X}_4)_{2,12} = (0.54, 0.37)$, $(\tilde{X}_4)_{12,12} = (0.54, 0.37)$, $(\tilde{X}_4)_{1,13} = (0.35, 0.19)$, $(\tilde{X}_4)_{4,13} = (0.22, 0.42)$, $(\tilde{X}_4)_{5,13} = (0.22, 0.42)$, $(\tilde{X}_4)_{8,13} = (0.35, 0.19)$, $(\tilde{X}_4)_{13,13} = (0.35, 0.19)$, 矩阵 $\tilde{X}_4$ 其他元素的直觉模糊值为 $(0, 1)$ 。

由直觉模糊矩阵 $\tilde{X}_4$ 可知当前槽状态异常的直觉模糊概率为 $(0.35, 0.19)$, 并且根据矩阵 $\tilde{X}_4$ 最后一列可得到设定电压、下料间隔、氟盐添加次数以及出铝量的变化导致槽况异常的概率分别为 $(0.35, 0.19)$, $(0, 1)$, $(0, 1)$ 和 $(0.22, 0.42)$, 利用直觉模糊数的比较规则, 可得到 $s'_1 > s'_4 > s'_2 = s'_3$, 由此得到当前电解槽槽况异常的最可能原因是设定电压异常, 为此, 工艺人员可结合实际经验对设定电压进行适当的调整。

根据上述推理步骤, 基于直觉模糊的动态不确定因果Petri网根据目标事件化简动态不确定因果图并转换为对应的Petri网, 再利用直觉模糊Petri矩阵进行并行化计算, 通过不断更新标志位矩阵 $\tilde{X}$ 实现推理。根据不同槽况特征现象, 利用直觉模糊DUCG-Petri模型分析得到该铝电解系统在常见异常槽况下的可能原因, 与实际生产状况相符合, 验证了模型的有效性。

此外, 针对容错性、可靠性、敏感性以及自适应性性能指标, 将各指标划分为H(high), M(medium)和L(low) 3种等级, 对不同溯因方法进行了定性评估, 评估结果如表1所示。

通常而言, 铝电解系统模型的容错性越好、可靠性越高、敏感性越低、自适应性越强, 则系统的性能越好。但实际模型难以实现各项性能指标的最优, 通常根据生产条件对性能指标进行综合评估, 以构建符合不同场景需求下的最优溯因模型。传统的贝叶斯网

络(BN)^[16]和动态不确定因果图模型^[17]采用精确值的方式,忽略了信息的模糊不确定性,系统的容错性及可靠性低。模糊Petri网(FPN)^[18]则利用模糊数表示不确定信息,但是当生产过程存在不同专家意见时,这些方法均无法对多样化意见进行表达。直觉模糊动态不确定因果Petri模型考虑了模糊信息的真隶属度和假隶属度信息,能够提供支持、反对和弃权的表达方式,提高了模糊信息的表征能力,模型的容错性及可靠性高。其次,直觉模糊动态不确定因果Petri模型结合动态不确定因果图和Petri网进行溯因推理能够充分利用动态不确定因果图结构灵活的优点,模型敏感度低,自适应能力高,并且,该模型利用Petri矩阵高效推理的优点,避开了动态不确定因果图求解割集的复杂过程,提高了推理效率。因此,在工业过程信息较完备的条件下,基于直觉模糊动态不确定因果Petri模型的溯因方法优于现有的贝叶斯网络、动态不确定因果图和模糊Petri网的典型方法,能够实现故障现象的高效诊断,但是该方法对信息的完整性要求较高。

表1 不同溯因方法的定性评估
Table 1 Qualitative evaluation of different methods

方法	容错性	可靠性	自适应性	敏感性
BN	L	L	L	H
FPN	M	M	L	M
DUCG	L	L	M	M
DUCG-Petri	H	H	H	L

5 结论

本文针对定性溯因分析准确度不高、定量模型建立难度大的问题,提出了基于半定量概率图模型的溯因分析方法,采用不确定性理论对生产信息进行表达,并结合概率图模型对铝电解溯因系统进行原因分析与定位,为对铝电解槽情况的自动化溯因分析提供了理论基础,最后通过仿真实验证明了半定量概率图模型的有效性和优越性。如何根据铝电解实际需求动态选择基于半定量概率图模型的溯因方法,以及进行工业验证与应用是下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] LI Jinhong, LENG Zhengxu, XI Canming. Development and application of fuzzy control and fuzzy expert system technology in large-scale pre-baked aluminum reduction cell. *Light Metals*, 2001, 3: 44–47.
(李晋宏, 冷正旭, 席灿明. 模糊控制和模糊专家系统技术在大型预焙铝电解槽中的开发与应用. 轻金属, 2001, 3: 44–47.)
- [2] LIU Minhua, XIAO Deyun. Fault diagnosis method based on SDG model and fuzzy fusion. *Control Engineering of China*, 2006, 13(1): 10–14.
(刘敏华, 萧德云. 基于SDG模型和模糊融合的故障诊断方法. 控制工程, 2006, 13(1): 10–14.)
- [3] ZHU Lin, CHEN Jie, CHEN Wenjie. Fault diagnosis based on fuzzy probability signed directed graph in complex system. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2007, 27(11): 969–973.
(朱琳, 陈杰, 陈文颀. 基于模糊概率符号有向图的复杂系统故障诊断. 北京理工大学学报, 2007, 27(11): 969–973.)
- [4] STAM M A, TAVLOR M P, CHEN J J, et al. Operational and control improvements in reduction lines at aluminum delfzijl. *Light Metals*, 2013: <https://doi.org/10.1002/9781118647851.ch98>.
- [5] ZENG Shuiping, JIANG Xiaocong, QU Yaxin. Multidimensional decision system for aluminum electrolysis process. *Computer Measurement and Control*, 2013, 21(10): 2783–2785.
(曾水平, 姜晓聪, 曲亚鑫. 铝电解过程的多维决策系统. 计算机测量与控制, 2013, 21(10): 2783–2785.)
- [6] LI Jiejia, FENG Dandan. Intelligent feeding control strategy based on aluminum concentration identification in aluminum electrolytic. *Light Metals*, 2019, 2: 31–36.
(李界家, 冯丹丹. 基于铝电解氧化铝浓度辨识的智能加料控制策略. 轻金属, 2019, 2: 31–36.)
- [7] YUE W C, CHEN X F, GUI W H, et al. Knowledge representation and reasoning using self-learning interval type-2 fuzzy Petri nets and extended TOPSIS. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2019, 10(12): 3499–3520.
- [8] GUI Weihua, YUE Weichao, CHEN Xiaofang. Process industry knowledge automation and its application in aluminum electrolysis production. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(7): 887–899.
(桂卫华, 岳伟超, 陈晓方. 流程工业知识自动化及其在铝电解生产中的应用. 控制理论与应用, 2018, 35(7): 887–899.)
- [9] BICKSON D, BARON D, IHLER A. Fault identification via non-parametric belief propagation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(6): 2602–2613.
- [10] ZHANG L, JI Q. Bayesian network model for automatic and interactive image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(9): 2582–2593.
- [11] ZHANG Q, YAO Q. Dynamic uncertain causality graph for knowledge representation and reasoning: utilization of statistical data and domain knowledge in complex cases. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems*, 2018, 29(5): 1637–1651.
- [12] LIU H C, YOU J X, YOU X Y, et al. Fuzzy petri nets using intuitionistic fuzzy sets and ordered weighted averaging operators. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 46(8): 1839–1850.
- [13] LIU H C, LIU L, LIU Q L, et al. Knowledge acquisition and representation using fuzzy evidential reasoning and dynamic adaptive fuzzy Petri nets. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 2013, 43(3): 1059–1072.
- [14] ZHOU J. A fuzzy petri-net approach for fault analysis considering factor influences. *IEEE Access*, 2020, 8: 72229–72238.
- [15] HU H S, LI Z W, AL-AHMARI A. Reversed fuzzy petri nets and their application for fault diagnosis. *Computers and Industrial Engineering*, 2011, 60(4): 505–510.
- [16] ZHAO Y, XIAO F, WANG S. An intelligent chiller fault detection and diagnosis methodology using bayesian belief network. *Energy and Buildings*, 2013, 57: 278–288.
- [17] ZHANG Q. Dynamic uncertain causality graph for knowledge representation and probabilistic reasoning: Directed cyclic graph and joint probability distribution. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(7): 1503–1517.
- [18] LIU H C, LIN Q L, MAO L X, et al. Dynamic adaptive fuzzy petri nets for knowledge representation and reasoning. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics System*, 2013, 43(6): 1399–1410.

作者简介:

谢永芳 教授, 主要研究方向为知识自动化、有色冶金过程控制、工控信息安全等, E-mail: yfxie@csu.edu.cn;

李理 博士研究生, 主要研究方向为流程工业故障诊断、知识表示与推理等, E-mail: lily122008@163.com;

谢世文 副教授, 主要研究方向为复杂工业过程智能优化控制, E-mail: sw.xie@csu.edu.cn;

陈晓方 教授, 主要研究方向为流程工业智能优化制造、知识自动化等, E-mail: xiaofangchen@csu.edu.cn.