

电熔镁炉熔炼过程异常工况识别及自愈控制方法

李荟¹ 王福利^{1,2} 李鸿儒¹

摘要 本文提出了基于多源信息融合的电熔镁炉异常工况识别及自愈控制方法。通过分析与三种异常相关的专家知识及操作经验,本文提取了与异常工况相关的多源信息。通过融合多源信息,建立了用于异常工况识别的贝叶斯网络模型。根据异常工况的识别结果,利用剩余生命时间与控制变量调整量间的关系获得自愈控制措施。仿真结果表明提出的方法能够实现异常工况识别,并且能够区分严重程度,制定相应的自愈控制方案,获得比现有方法更好的性能。

关键词 电熔镁炉, 多源信息融合, 异常工况识别, 贝叶斯网络, 自愈控制

引用格式 李荟, 王福利, 李鸿儒. 电熔镁炉熔炼过程异常工况识别及自愈控制方法. 自动化学报, 2020, 46(7): 1411–1419

DOI 10.16383/j.aas.2018.c180333

Abnormal Condition Identification and Self-Healing Control Scheme for the Electro-Fused Magnesia Smelting Process

LI Hui¹ WANG Fu-Li^{1,2} LI Hong-Ru¹

Abstract In this paper, the abnormal condition identification and self-healing scheme is proposed based on the multi-source information fusion. By analyzing the expert knowledge and the experience of operators related with the abnormalities, the related multi-source characteristics are extracted. The Bayesian networks are established to identify the abnormalities by fusing the multi-source information. Based on the identification results, the self-healing control scheme can be obtained by the relationship between the remaining lifetime and the adjustment of control variables. The simulation results show that the proposed method is effective to identify the abnormal conditions and distinguish the abnormal degree. The corresponding self-healing control scheme can be made to remove the abnormal conditions. The proposed method owns the better performance than the existing research results.

Key words Electro-fused magnesium furnace, multi-source information fusion, abnormal condition identification, Bayesian network, self-healing control

Citation Li Hui, Wang Fu-Li, Li Hong-Ru. Abnormal condition identification and self-healing control scheme for the electro-fused magnesia smelting process. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(7): 1411–1419

电熔镁是重要的耐火材料,被广泛应用于各种各样的领域,例如:航天工业、水泥、化工及电子设备等。在中国,菱镁矿石是电熔镁的主要原料,然而,原料经常存在品位低及矿物成分复杂的问题。三相电熔镁炉是生产高品质的电熔镁的重要设备。电熔镁炉的相关研究已经吸引了很多研究人员的关注^[1–12],包括电熔镁炉熔炼过程的建模、控制、优化、预测、异常识别及自愈控制等多方面的问题。

对于电熔镁炉熔炼过程的不同生产条件,操作人员通过调整电流的设定值去控制电熔镁炉的熔炼过程。通过控制三相电极的位置,控制系统能够跟踪不同的电流设定值。当原料粒度和纯度发生变化时,原有的电流设定值将不再适用。若操作人员没有根据环境的变化及时调整电流设定值,异常工况将发生。目前,电熔镁炉熔炼过程的异常工况辨识及自愈控制主要通过人工的方式实现,现场的操作人员利用他们的经验、技术及知识识别异常工况并给出电流设定值的调整量。但是,操作人员预测原料粒度及组成变化是非常困难的。人工的操作方式对误差敏感,操作人员经常会忽视变量间的相互作用。因此,为了避免异常工况引起高能耗及安全威胁,减少操作人员的工作强度,提高熔炼过程的性能,有必要采用更加有效的方式识别异常工况,并根据异常工况的识别结果制定相应的自愈控制方案。操作人员观察的信息主要包含三个方面:电极电流的变化、炉体颜色的变化及由电弧产生的声音的变化。操作人员在异常工况识别时会关注多源信息,但是人

收稿日期 2018-05-22 录用日期 2018-10-09
Manuscript received May 22, 2018; accepted October 9, 2018
国家自然科学基金(61533007, 61873049), 国家重点研发计划(2017YFB0304205) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61533007, 61873049), National Key Research and Development Program of China (2017YFB0304205)
本文责任编辑 付俊
Recommended by Associate Editor FU Jun
1. 东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819 2. 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室 沈阳 110819
1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819 2. State Key Laboratory of Process Industry Automation, Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110819

工方式对于信息的处理大多是定性的且处理多源信息的能力是有限的. 当大量信息同时出现时, 操作人员很难做出恰当的决策去控制电流设定值. 受到之前的技术水平及生产条件的限制, 现有的自动的电熔镁炉异常工况识别及自愈措施制定仅考虑了主要的电流特征信息的变化. 但随着技术的进步及计算机运算能力的提高, 通过融合多源信息进行更加及时准确的异常工况识别及自愈控制成为可能.

针对异常工况识别及自愈控制问题, 文献 [13] 针对复合故障问题进行了研究, 给出了重构为基础的故障诊断策略. 但针对电熔镁炉熔炼过程, 几种常见的异常工况或发生在熔炼过程的不同阶段 (例如: 半熔化与过加热发生在加热熔炼阶段, 排气异常工况发生在排气阶段), 或由完全相反的异常原因导致 (例如: 半熔化由原料熔点升高导致, 而过加热由原料熔点降低导致), 因此, 不会发生复合故障. 文献 [14] 研究了故障预报问题, 针对慢时变故障, 建立了故障衰减模型和在线故障预测策略, 定义了稳定因素, 辨识了故障衰减的关键变量, 使用 Fisher 区分方法来选择变量, 并将其用于故障进化的建模过程中. 但针对电熔镁炉熔炼过程, 通过专家知识和操作经验, 可以获取与异常工况相关的变量. 针对自愈控制问题, 更关注于建立异常严重程度与剩余生命时间的关系. 文献 [15] 针对批次过程的非优工况, 提出了一种基于强化学习的自恢复方法. 文中给出了非优自恢复问题的描述, 使用质量指标为优化目标. 但是, 针对电熔镁炉熔炼过程的异常工况识别及自愈控制问题, 由于变量之间的强耦合、非线性关系及随机的外部干扰, 仅能获得变量间的定性关系, 很难建立精确的数学模型, 无法转化为优化问题进行求解. 因此, 针对电熔镁炉熔炼过程中的异常工况识别及自愈控制问题, 基于数据驱动的方法获得了更多的关注^[3, 16-18]. 在文献 [17] 中, 一种新的故障诊断方法被应用到电熔镁炉熔炼过程中, 但是提出的方法不能辨识异常工况的类型. 通过模拟操作人员辨识和移除异常工况的行为, 文献 [3] 分析了电熔镁炉发生异常工况的原因, 提出了数据驱动的异常工况识别及自愈控制方法. 然而, 文中仅使用电流信息去识别异常工况, 提出的方法没有整合多源信息且无法区分异常工况的程度.

贝叶斯网络是一种有效的概率知识表达及推理工具, 能有效利用背景知识且能够实现多源信息融合. 当在线信息被视为证据输入到模型中时, 贝叶斯网络能够通过推理获得目标问题的后验概率, 并以此做出相应决策. 贝叶斯网络已经被使用去解决很多实际问题^[19-25]. 在工业系统状态预测方面, 文献 [26] 提出了一种考虑结构劣化的海上管道状态监测和可靠性预测的概率方法. 文献 [27] 利用贝叶斯网

络来预测变压器故障, 提出的预测模型从本质上描述了变压器的故障是如何通过症状来显现的. 文献 [28] 利用贝叶斯网络提出了一种基于缺陷的恶化模型, 以概率的方式确定污水管道的工况等级. 因此, 为了更加有效地利用专家知识及异常工况发生时的多源特征信息, 本文使用贝叶斯网络建立异常工况识别模型.

本文的目的是针对电熔镁炉熔炼过程中常见的三种异常工况, 通过融合多源特征信息, 提出新的异常工况识别和自愈控制方案. 首先, 本文给出了基于贝叶斯网络的异常工况识别框架, 分析了电熔镁炉熔炼过程及三种异常工况, 提取了多源特征信息, 建立了基于专家知识和多源特征信息的贝叶斯网络异常工况识别模型. 其次, 为了根据异常工况的不同严重程度制定相应的自愈控制方案, 本文将剩余生命时间预测的思想引入到自愈控制措施的制定中, 利用剩余生命时间与控制变量调整量之间的关系获得自愈控制措施. 最后, 仿真结果表明提出的方法能够有效地识别异常工况及根据异常工况识别结果制定相应的自愈控制方案. 通过对比可知, 和现有的仅使用电流信息进行异常工况识别及自愈控制的方法相比, 提出的方法能够区分异常工况的严重程度并且拥有更好的性能.

本文的创新点包括以下两个方面: 1) 通过分析电熔镁炉异常工况发生时的多源特征信息, 建立了基于专家知识和多源特征信息融合的贝叶斯网络异常工况识别模型, 使异常工况的识别结果更加及时准确; 2) 将设备剩余生命时间预测的思想引入到异常工况严重程度发展当中, 提出了基于剩余时间预测的电熔镁炉自愈控制方法, 可以根据不同的异常严重程度制定相应的自愈控制方案.

论文的结构如下: 第 1 节提出了基于贝叶斯网络的电熔镁炉异常工况识别方法; 第 2 节提出了基于剩余生命时间预测的电熔镁炉异常工况自愈控制方法; 第 3 节给出了仿真分析; 第 4 节总结了全文.

1 电熔镁炉异常工况识别

首先, 提出了基于贝叶斯网络进行异常工况识别的一般框架; 其次, 分析了电熔镁炉熔炼过程及三种异常工况, 提取了相应的多源特征信息; 最后, 构建了用于异常工况识别的贝叶斯网络模型.

1.1 基于贝叶斯网络的异常工况识别框架

针对异常工况识别问题, 提出了基于贝叶斯网络的一般框架, 包括下面几个步骤:

步骤 1. 分析异常工况, 获取专家知识, 收集相关变量及相应的数据. 将变量划分为不同的种类, 例如: 语义变量、可操作变量及表征现象的变量等.

步骤 2. 确定变量间的相关关系, 将变量划分为不同的层次, 确定根节点、中间节点及叶子节点.

步骤 3. 数据处理. 将获取的数据进行滤波处理, 避免噪声的影响. 将所有的变量划分等级. 等级的数量和阈值由专家知识和操作人员的经验确定.

步骤 4. 利用专家知识确定贝叶斯网络的部分或全部结构. 若仅部分结构能够利用专家知识确定, 则利用相关变量的数据信息学习剩余无法用知识确定的结构.

步骤 5. 利用数据信息进行贝叶斯网络参数学习.

步骤 6. 将表征现象的变量作为证据输入到贝叶斯网络中进行推理, 将获取的最大后验概率结果作为最终的异常工况识别结果.

1.2 电熔镁炉熔炼过程描述

电熔镁炉熔炼过程如图 1 所示. 一般电熔镁炉熔炼过程包括三个主要的熔炼状态: 加热熔炼、加料和排气. 操作人员需要通过经验根据不同的状态确定相应的电流设定值. 控制系统通过追踪不同的电流设定值来实现不同的操作状态. 当异常工况出现时, 之前的电流设定值将不再适用. 操作人员需要调整电流设定值, 确保熔炼过程正常进行. 因此, 异常工况能否及时准确地识别对后续制定自愈控制措施至关重要.

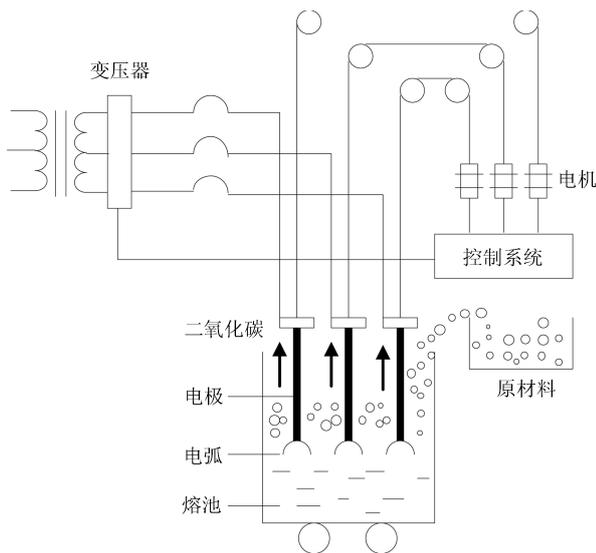


图 1 电熔镁炉熔炼过程
Fig. 1 The electro-fused magnesia furnace smelting process

1.3 三种异常工况的分析及提取的特征

针对电熔镁炉熔炼过程, 有三种主要的异常工况: 半熔化、过加热和排气异常. 下面本文将分析三种异常工况和相应的特征. 文献 [3] 使用电流信息识

别异常工况. 然而, 基于专家知识及操作经验, 除电流信息外, 操作人员还关注图像和声音信息. 因此, 为了提高异常工况识别的性能, 本文融合多源特征信息去模拟操作人员的现场操作, 实现异常工况的识别. 基于文献 [3] 中的结果, 电流跟踪误差和电流变化率仍被使用去识别异常工况. 下面本文将着重分析三种异常工况中涉及的图像及声音信息.

1) 半熔化工况: 在加热熔炼过程中, 当原料的熔点升高时, 使用原来的电流设定值将不会使原材料充分熔化, 没有充分熔化的原料掉入熔池内, 产生大量二氧化碳气体, 炉内压力过大会使高温熔液穿透炉壁保护层而直接与炉壁接触. 局部的温度过高会使炉壁薄的地方熔化, 产生亮斑, 这种异常工况叫做半熔化. 在亮斑出现之前, 可以根据炉体表面温度场的变化, 识别将要出现的亮斑, 便于提早做出调整. 根据该异常工况发生时的现象, 图像信息能够用于辨识该异常工况. 在图像处理过程中, 灰度的变化可以反应亮度的变化. 在熔炼过程中, 已经熔炼好的原料会在炉体下部逐渐冷却, 颜色较暗, 被称为凝固区. 炉体内正在熔炼的区域颜色较亮, 且亮斑一般在此区域内随机产生, 被称为熔融区. 凝固区和熔融区合称为熔化区. 因此, 为了使灰度变化的表征作用更加明显, 针对半熔化异常工况, 本文选择熔融区进行图像特征提取. 以下图像特征被选择去识别半熔化异常工况: 熔融区平均灰度、熔融区灰度方差和亮斑面积.

2) 过加热工况: 在加热熔炼过程中, 当原料熔点降低时, 使用原有的电流设定值将使原料快速熔化, 使熔浆液面迅速上升导致熔池的上涨速度超过工艺允许范围, 这种异常工况叫做过加热, 影响产品纯度使产品质量下降. 熔池的温度很高, 从炉体表面上看, 熔池部位的亮度高于炉体其他部分, 可以通过炉体的亮度区域的变化判断熔池液面的变化. 通过处理一段时间内的图像信息, 熔池液位的上升速度能够获得. 因此, 以下的图像信息被用于辨识过加热异常工况: 熔池液面上升速度及灰度丰度. 其中, 丰度指超过正常平均灰度值的比例.

3) 排气异常工况: 在熔炼过程中会产生大量的二氧化碳气体, 需要排出气体以保持炉内外的气压平衡. 通过移动电极追踪不同的电流设定值, 原料与电极间将产生空隙使气体排出, 空隙的大小由原料的粒度决定. 当原料粒度改变超出正常的范围时, 排气异常工况发生. 当炉内气压大到一定程度时, 高温熔液会随气体一同飞溅到炉外, 造成大量能量损失, 对生产设备和操作人员产生严重威胁. 在飞溅发生之前, 操作人员将听到与正常排气工况不同的声音信息. 因此, 声音信息被使用去辨识排气异常工况. 基于文献 [29] 的结果, 本文使用飞溅特征频率下的

短时能量及幅值去辨识排气异常工况. 当飞溅发生时, 操作人员将观察到炉口有高温熔浆喷出, 炉口的亮度会提高. 因此, 以下的图像特征被使用去辨识排气异常工况: 平均灰度、灰度方差和灰度丰度.

1.4 基于贝叶斯网络的异常工况识别模型

利用第 1.1 节部分提出的基于贝叶斯网络的异常工况识别框架及第 1.3 节部分的分析, 此部分建立了三种异常工况的贝叶斯网络识别模型. 贝叶斯网络的结构通过专家知识确定, 所有的节点用定性的方式划分为不同的等级, 等级的个数及阈值由专家知识确定. 建立的贝叶斯网络模型如图 2~4 所示, 节点的含义分别为: A_1 熔融区平均灰度; B_1 熔融区灰度方差; C_1 亮斑面积; D_1 电流变化率; E_1 : 电流跟踪误差; A_2 : 熔池液面上升速度; B_2 灰度丰度; C_2 电流变化率; D_2 电流跟踪误差; A_3 在飞溅特征频率下的短时能量; B_3 在飞溅特征频率下的幅值; C_3 平均灰度; D_3 灰度方差; E_3 灰度丰度; F_3 电流变化率; G_3 电流跟踪误差.

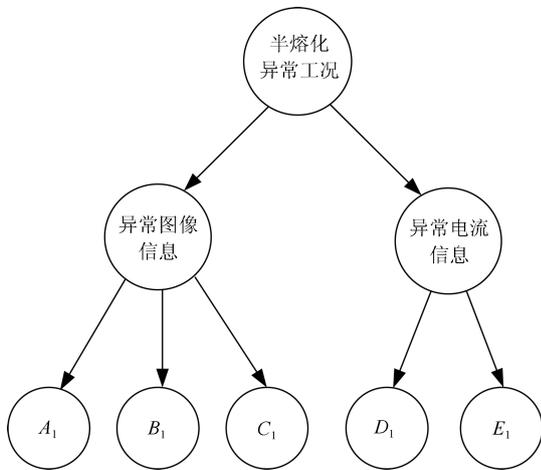


图 2 用于识别半熔化异常工况的贝叶斯网络模型
Fig. 2 The established Bayesian network for the semimolten condition

2 自愈控制方案

2.1 电熔镁炉自愈控制操作经验

在现场, 操作人员通过调整电流设定值来排除异常工况, 即在原有电流设定值的基础上, 给定调整量 $\Delta y_j(t)$ ($j = 1, 2, 3$), 其中 j 代表三相电极, 控制系统将跟踪新的电流设定值 $y'_j(t) = y_j(t) + \Delta y_j(t)$ ($j = 1, 2, 3$) 来排除异常工况. 因此, 针对电熔镁炉熔炼过程, 自愈控制问题就转化为如何根据异常工况的识别结果制定适当的电流调整量.

2.2 基于剩余寿命时间预测的电熔镁炉自愈控制方案

文献 [29] 以轴承为例, 引入生命周期的概念, 以现在的状态为基础, 计算了轴承的剩余寿命时间. 使用相似的思想, 文献 [30] 将生命周期的概念引入到电熔镁炉排气异常工况的发展过程中.

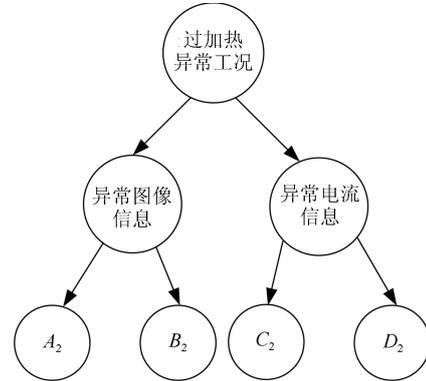


图 3 用于识别过加热异常工况的贝叶斯网络模型
Fig. 3 The established Bayesian network for the overheating condition

排气异常工况被划分为三种异常严重程度: 轻微、中度和严重. 异常工况从轻微到严重的发展过程与设备生命进程相类似. 因此, 利用电熔镁炉异常工况发生过程中收集的专家知识和历史数据, 可以描绘出异常工况从轻微到严重的生命曲线, 其示意图如图 5 所示.

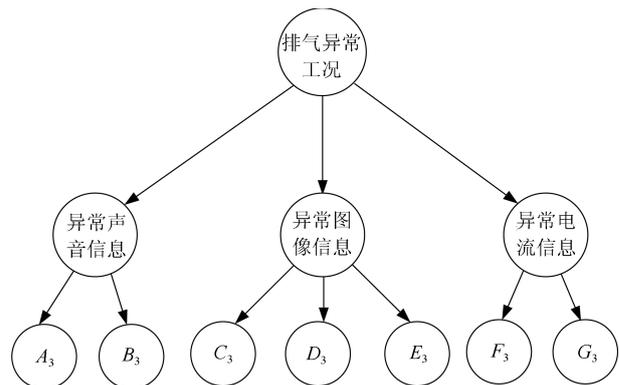


图 4 用于识别排气异常工况的贝叶斯网络模型
Fig. 4 The established Bayesian network for the abnormal exhausting condition

图 5 中纵轴代表异常的严重程度, 横轴代表异常状态的持续时间. 从 I_1 至 I_2 , 异常程度为轻微, 持续时间为 τ_1 ; 从 I_2 至 I_3 , 异常程度为中度, 持续时间为 τ_2 ; 从 I_3 至 I_4 , 异常程度为严重, 持续时间为 τ_3 . 本文提出的自愈控制方案如下所示.

$$R(t) = \sum_{i=1}^3 P(X = i)r_i(t) \quad (1)$$

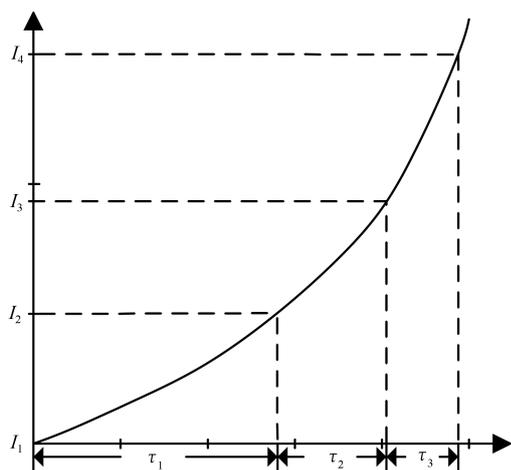


图 5 生命周期曲线示意图

Fig. 5 The schematic diagram of life cycle

$$r_i(t) = \sum_{j=i}^3 \tau_j \quad (2)$$

其中, $R(t)$ 代表最终剩余生命时间, 是所有异常状态的剩余生命时间的权重和; $P(X = i)$ ($i = 1, 2, 3$) 代表第 i 种异常状态发生的后验概率, 可由贝叶斯网络的异常工况识别结果获得, 数字 1~3 分别代表轻微、中度和严重的异常状态; $r_i(t)$ 代表每种异常状态的剩余生命时间; τ_j 代表第 j 种异常状态的持续时间, 能够通过历史数据获得. 若异常状态

的程度为轻微, 则剩余生命时间为 $\tau_1 + \tau_2 + \tau_3$; 若异常状态的程度为中度, 则剩余生命时间为 $\tau_2 + \tau_3$; 若异常状态的程度为严重, 则剩余生命时间为 τ_3 .

在获取了异常工况的剩余生命时间以后, 需要建立剩余生命时间与调整量之间的关系 f , 通过此关系计算出调整量 $\Delta y = f(R(t))$. 基于专家知识及现场的调节经验可以大体给出针对三种异常状态的电流补偿值, 分别为 Δy_j^1 , Δy_j^2 和 Δy_j^3 ($j = 1, 2, 3$). 本文选取几个特征点, 使用简单的直线分段拟合方式获取关系 f . 选择的点包括 $(\tau_1 + \tau_2 + \tau_3, \Delta y_j^1)$ 、 $(\tau_2 + \tau_3, \Delta y_j^2)$ 、 $(\tau_3, \Delta y_j^3)$ 和 $(0, \Delta y_j^{\max})$, 其中 Δy_j^{\max} ($j = 1, 2, 3$) 代表工艺允许的最大调整量. 这种拟合方式仅是一种简单的, 符合现场工艺要求的方法之一, 并不是唯一的、最精确的方法, 也可使用其他更加精确的方法去获得关系 f .

3 仿真与分析

3.1 仿真平台

电熔镁炉熔炼过程仿真平台如图 6 所示. 本文提出的方法通过电熔镁炉仿真平台验证. 仿真平台能够基于机理分析和实际数据模拟电熔镁炉的熔炼过程, 包括异常工况辨识、优化及安全运行控制几个主要部分. 平台中的相关设备包括完成各种功能的计算机、嵌入式控制系统、数据库、传感设备及传输设备. 传感设备包括电流检测装置、图像检测装置

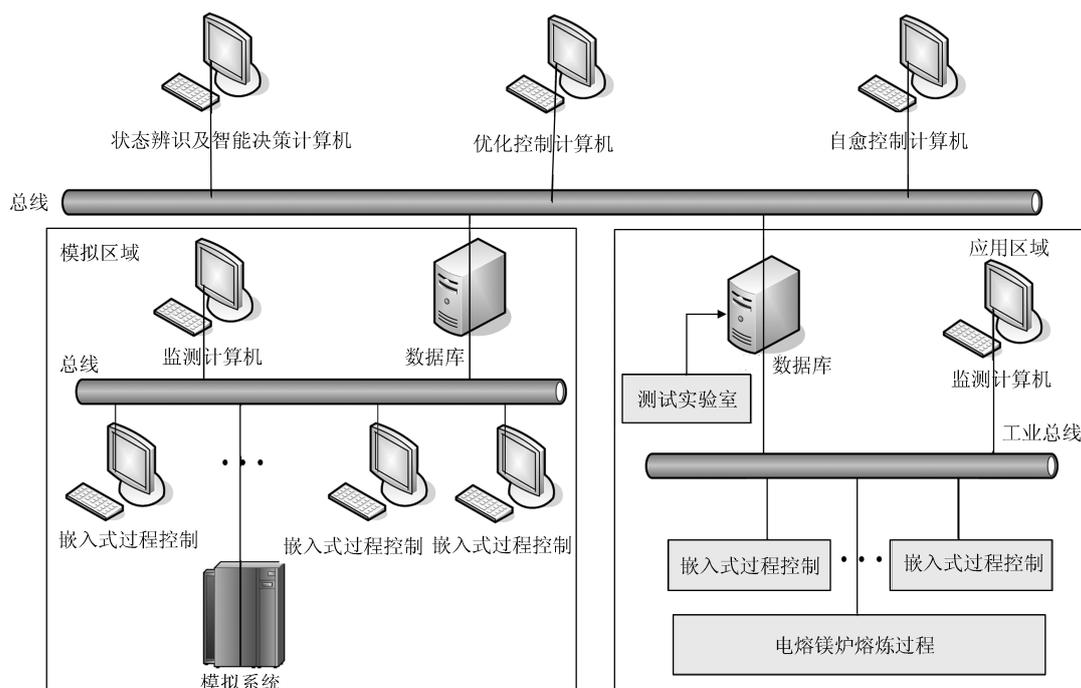


图 6 电熔镁炉熔炼过程仿真平台

Fig. 6 The simulation platform for the electro-fused magnesia smelting process

和声音检测装置. 这些检测装置能够检测相应的信号, 之后通过传输装置将信号传送到本地服务器中. 由于实际现场的条件限制, 本文使用仿真平台模拟了三种异常工况, 提取了相应的特征信息.

3.2 异常工况辨识结果

在线的特征变量数据被划分为不同的等级, 作为证据输入到建立的用于异常工况识别的贝叶斯网络模型中. 通过推理获得异常工况辨识结果. 以半熔化异常工况为例, 一些可能的异常事件如表 1 所示, 表中包含了可能发生的事件. 每个事件均含有不同程度的特征变量. 每个特征变量被划分为三至 4 个等级. 图像特征变量 $A_1 \sim C_1$ 被划分为三个等级: 小、中和大; 电流特征变量 D_1 被划分为三个等级: 小、大和非常大, 以上三个等级分别用数字 1~3 表示; 电流特征变量 E_1 被划分为 4 个等级: 非常小、小、大和非常大, 以上 4 个等级分别用数字 1~4 表示. 以事件 8 为例, 其物理含义是: 图像特征变量 $A_1 \sim C_1$ 为非常大, 电流特征变量 D_1 为小, 电流特征变量 E_1 为非常大. 同理, 过加热异常工况及排气异常工况可能发生的典型事件如表 2~3 所示. 表 1~3 中的事件作为证据分别输入到相应贝叶斯网络模型中进行推理并获得识别结果, 识别结果如表 4~6 所示.

以表 4 中针对表 1 半熔化异常事件的识别结果为例, 半熔化异常工况被划分为 4 个状态: 正常、轻微异常、中度异常和严重异常, 分别用数字 1~4 表示. 过加热异常工况及排气异常工况的识别结果同理. 分析表 4~6 中的识别结果可知: 本文提出的方法能够有效地辨识异常工况, 其结果符合操作人员的经验. 为了反映提出方法的优势, 本文将提出的方法与文献 [3] 中的方法进行对比. 文献 [3] 在进行异常工况识别时仅使用了电流信息并且没有对异常工况的严重程度进行区分. 本文提出的方法在使用电流信息的基础上, 融合了图像及声音信息进行异常工况识别, 并且区分了异常工况的严重程度, 便于之后更好地制定及实施自愈控制措施. 针对半熔化及

过加热异常工况, 不同证据下的异常工况识别的对比结果如表 7 和 8 所示.

表 1 半熔化异常工况的典型事件

Table 1 The typical scenarios for the semimolten condition

事件编号	A_1	B_1	C_1	D_1	E_1
1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	3	1
3	1	1	1	2	2
4	1	1	1	2	3
5	2	2	2	2	3
6	2	2	2	2	4
7	3	3	3	2	3
8	3	3	3	2	4

表 2 过加热异常工况的典型事件

Table 2 The typical scenarios for the overheating condition

事件编号	A_2	B_2	C_2	D_2
1	1	1	2	1
2	1	1	2	2
3	1	1	3	1
4	1	1	3	2
5	1	1	1	3
6	1	1	1	4
7	2	2	1	3
8	2	2	1	4
9	3	3	1	3
10	3	3	1	4

以表 7 中半熔化异常工况识别对比结果为例, 对比证据 ($A_1 = 1, B_1 = 1, C_1 = 1, D_1 = 2, E_1 = 3$) 与证据 ($A_1 = 2, B_1 = 2, C_1 = 2, D_1 = 2, E_1 = 3$) 下的识别结果可知, 当图像信息表现出一定的异常程度时, 半熔化“轻微”及“中度”程度的后验概率均有所提高, 并且“正常”的后验概率变得

表 3 排气异常工况的典型事件

Table 3 The typical scenarios for the abnormal exhausting condition

事件编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
A_3	1	2	2	3	3	3	3	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
B_3	1	2	3	2	3	3	2	3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
C_3	1	1	1	1	1	1	1	1	3	3	3	3	3	2	2	2	2	2
D_3	1	1	1	1	1	1	1	1	3	3	3	3	3	2	2	2	2	2
E_3	1	1	1	1	1	1	1	1	3	3	3	3	3	2	2	2	2	2
F_3	1	1	1	1	1	2	2	2	3	3	2	3	2	3	2	2	3	3
G_3	1	1	1	1	1	2	2	2	2	4	3	3	4	2	3	4	3	4

很小. 对比证据 ($A_1 = 2, B_1 = 2, C_1 = 2, D_1 = 2, E_1 = 3$) 及证据 ($A_1 = 3, B_1 = 3, C_1 = 3, D_1 = 2, E_1 = 3$) 下的识别结果可知, 当图像信息的异常程度更加严重时, 半熔化的异常程度转入“严重”, 并且“正常”的后验概率进一步减小. 以上对比结果说明图像信息的引入不仅实现了异常工况的分级并且使识别结果的准确性提高. 同理, 对比表 8 中过加热异常工况的识别结果可以得到同样的结论.

表 4 针对表 1 的识别结果

Table 4 The identification results for the Table 1

事件编号	1~2	3~5	6	7~8
辨识结果	1	2	3	4

表 5 针对表 2 中的识别结果

Table 5 The identification results for the Table 2

事件编号	1~4	5~7	8	9~10
辨识结果	1	2	3	4

表 6 针对表 3 的识别结果

Table 6 The identification results for the Table 3

事件编号	1	2~5	6~8	9~18
辨识结果	1	2	3	4

针对排气异常工况的识别, 基于文献 [3, 29] 的研究结果及现场操作经验的分析, 不同信息在排气异常发展的不同阶段发挥着不同的作用. 当排气异常工况是轻微时, 声音信息反映主要的特征; 当异常工况发展为中度时, 声音和电流信号反映主要的特征; 当异常工况发展为严重时, 电流和图像信息反映主要的特征. 文献 [3] 中仅使用电流信息进行异常工况识别的方法与本文方法的对比结果如表 9 所示.

表 7 半熔化异常工况识别结果对比

Table 7 The identification results comparison for the semimolten condition

证据事件编号	3	4	5	6	7	8
正常	0.2654	0.2449	0.0009	0.0009	0.0002	0.0001
轻微异常	0.6032	0.3379	0.4639	0.1827	0.182	0.0438
中度异常	0.1073	0.2949	0.4565	0.6371	0.3401	0.2904
严重异常	0.0241	0.1222	0.0787	0.1793	0.4776	0.6656

表 8 过加热异常工况识别结果对比

Table 8 The identification results comparison for the overheating condition

证据事件编号	5	6	7	8	9	10
正常	0.13	0.1134	0.001	0.0008	0.0003	0.0002
轻微异常	0.475	0.37	0.5233	0.3935	0.2676	0.1698
中度异常	0.2931	0.3617	0.3347	0.3988	0.3274	0.3291
严重异常	0.1019	0.1548	0.141	0.2069	0.4047	0.5009

从表 9 可以看出, 提出的方法能够区分异常工况的严重程度. 当异常工况的程度为轻微时, 提出的方法就能辨识出异常工况, 为提前制定安全控制措施奠定了基础.

3.3 自愈控制结果

电熔镁炉异常工况的自愈控制是通过调整电流设定值来实现的. 因此, 本文使用电流信息的变化来展示自愈控制的效果. 因为三相电极电流的相互影响, 本文使用三相电流的平均值来反应电流的变化趋势. 半熔化、过加热及排气异常工况从轻微异常恢复到正常的自愈控制效果如图 7~9 所示. 中度、严重异常恢复到正常的自愈控制过程与其类似, 此处省略.

以半熔化异常工况为例, 横坐标为时间 (s), 纵坐标为电弧电流值 (A), 正常熔炼电流为 13 500 A. 在实施自愈措施后, 经过一定的调节时间, 电流恢复到正常熔炼电流附近, 电流跟踪误差变小, 半熔化异常工况排除.

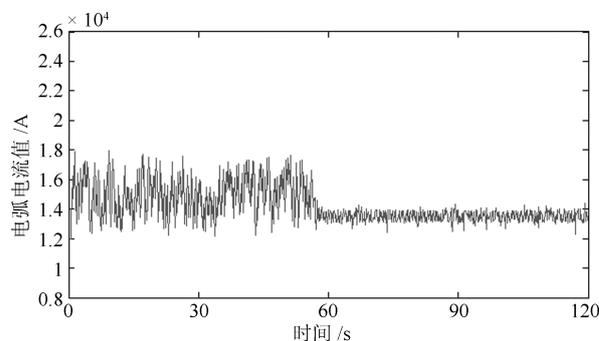


图 7 半熔化轻微异常工况的自愈控制效果
Fig. 7 The self-healing control effect for the slight semimolten condition

表 9 排气异常工况识别结果对比
Table 9 The identification results comparison for the abnormal exhausting condition

事件编号	1	2~5	6~8	9~18
本文方法辨识结果	1	2	3	4
传统方法辨识结果	1	1	1	4

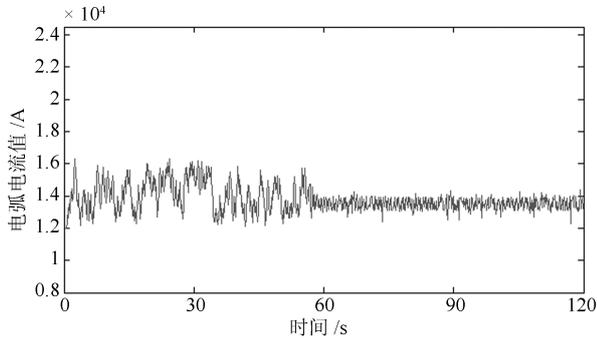


图 8 过加热轻微异常工况的自愈控制效果
Fig. 8 The self-healing control effect for the slight overheating condition

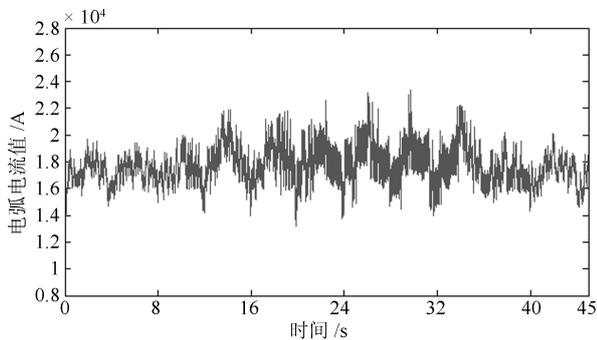


图 9 排气轻微异常工况的自愈控制效果
Fig. 9 The self-healing control effect for the slight abnormal exhausting condition

4 结论

针对电熔镁炉异常工况识别及自愈控制问题, 本文提出了基于贝叶斯网络的异常工况识别框架, 建立了融合多源特征信息的贝叶斯网络异常工况识别模型. 进一步地, 提出了基于剩余生命时间预测的电熔镁炉自愈控制方案. 对电熔镁炉常见的三种异常工况及相应的多源特征信息进行了深入分析, 仿真结果表明提出的方法能够有效地进行异常工况识别及自愈控制, 和现有研究成果相比, 获得了更好的性能.

References

1 Zhang Ya-Jun, Chai Tian-You, Yang Jie. Alternating identification algorithm and its application to a class of nonlinear discrete-time dynamical systems. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(1): 101–113

(张亚军, 柴天佑, 杨杰. 一类非线性离散时间动态系统的交替辨识算法及应用. *自动化学报*, 2017, **43**(1): 101–113)

- Yang J, Chai T. Data-driven demand forecasting method for fused magnesium furnaces. In: Proceedings of the 12th World Congress on Intelligent Control and Automation. Guilin, China: IEEE, 2016. 2015–2022
- Wu Z, Wu Y, Chai T, Sun J. Data-driven abnormal condition identification and self-healing control system for fused magnesium furnace. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, **62**(3): 1703–1715
- Wu Zhi-Wei, Chai Tian-You, Wu Yong-Jian. A hybrid prediction model of energy consumption per ton for fused magnesia. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **39**(12): 2002–2011 (吴志伟, 柴天佑, 吴永建. 电熔镁砂产品单吨能耗混合预报模型. *自动化学报*, 2014, **39**(12): 2002–2011)
- Wu Z, Chai T, Sun J. Intelligent operational feedback control for fused magnesium furnace. In: Proceedings of the 19th World Congress The International Federation of Automatic Control. Cape Town, South Africa: IFAC, 2014. 8516–8521
- Ma W, Zhu S. Intelligent control algorithm of electric-fused magnesia furnace based on neural network. *Unifying Electrical Engineering and Electronics Engineering*. Springer, 2014. 1877–1886
- Kong Wei-Jian, Chai Tian-You, Ding Jin-Liang, Wu Zhi-Wei. A real-time multiobjective electric energy allocation optimization approach for the smelting process of magnesia. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(1): 51–61 (孔维健, 柴天佑, 丁进良, 吴志伟. 镁砂熔炼过程全厂电能分配实时多目标优化方法研究. *自动化学报*, 2014, **40**(1): 51–61)
- Wu Zhi-Wei, Fang Zheng, Chai Tian-You, Zhang Xin-Hai, Wang Chao. Research on special embedded controller and its control method for fused magnesium furnace. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, **33**(6): 1261–1267 (吴志伟, 方正, 柴天佑, 张新海, 王超. 电熔镁炉嵌入式专用控制器及其控制方法研究. *仪器仪表学报*, 2012, **33**(6): 1261–1267)
- Wu Zhi-Wei, Chai Tian-You, Fu Jun, Yan Zhan-Wei. Intelligent setpoints control of smelting process of fused magnesium furnace. *Control and Decision*, 2011, **26**(9): 1417–1420 (吴志伟, 柴天佑, 付俊, 闫占伟. 电熔镁炉熔炼过程的智能设定值控制. *控制与决策*, 2011, **26**(9): 1417–1420)
- Wu Y, Wu Z, Dong B, Zhang L, Chai T. The hybrid intelligent control for the fused magnesia production. In: Proceedings of joint 48th IEEE Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference. Shanghai, China: IEEE, 2009. 3294–3299
- Dong B, Zhang L, Wu Y, Feng J, Chai T. The fuzzy control research on electrodes of electrical-fused magnesia furnace. In: Proceedings of Control and Decision Conference Chinese. Yantai, China: IEEE, 2008. 216–220
- Tong Yu-Peng, Zhang Xiong, Zhang Hua-Guang. Analysis of optimal operation about purifying magnesium oxide with three-phase AC electric smelting furnace. *Control Engineering of China*, 2007, **14**(2): 205–208 (佟玉鹏, 张雄, 张化光. 交流三相电熔镁炉的最佳运行分析. *控制工程*, 2007, **14**(2): 205–208)
- Zhao C, Gao F. Fault subspace selection approach combined with analysis of relative changes for reconstruction modeling and multifault diagnosis. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, **24**(3): 928–939

- 14 Zhao C, Gao F. Critical-to-fault-degradation variable analysis and direction extraction for online fault prognostic. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, **25**(3): 842–854
- 15 Qin Y, Zhao C, Gao F. An intelligent non-optimality self-recovery method based on reinforcement learning with small data in big data era. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2018, **176**: 89–100
- 16 Zhang Y, Zhang P. Optimization of nonlinear process based on sequential extreme learning machine. *Chemical Engineering Science*, 2011, **66**(20): 4702–4710
- 17 Zhang Y, Ma C. Fault diagnosis of nonlinear processes using multiscale KPCA and multiscale KPLS. *Chemical Engineering Science*, 2011, **66**(1): 64–72
- 18 Zhang Y, Fan Y, Zhang P. Combining kernel partial least-squares modeling and iterative learning control for the batch-to-batch optimization of constrained nonlinear processes. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2010, **49**(16): 7470–7477
- 19 Zheng Wen-Bo, Wang Kun-Feng, Wang Fei-Yue. Background subtraction algorithm with Bayesian generative adversarial networks. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(5): 878–890
(郑文博, 王坤峰, 王飞跃. 基于贝叶斯生成对抗网络的背景消减算法. *自动化学报*, 2018, **44**(5): 878–890)
- 20 Li H, Wang F, Li H. A safe control scheme under the abnormality for the thickening process of gold hydrometallurgy based on Bayesian network. *Knowledge-Based Systems*, 2017, **119**: 10–19
- 21 Liu Z, Liu Y, Cai B, Zheng C. An approach for developing diagnostic Bayesian network based on operation procedures. *Expert Systems with Applications*, 2015, **42**(4): 1917–1926
- 22 Diallo T M L, Henry S, Ouzrout Y. Bayesian network building for diagnosis in industrial domain based on expert knowledge and unitary traceability data. *IFAC-PapersOnLine*, 2015, **48**(3): 2411–2416
- 23 Bhandari J, Abbassi R, Garaniya V, Khan F. Risk analysis of deepwater drilling operations using Bayesian network. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2015, **38**: 11–23
- 24 Sutrisnowati R A, Bae H, Park J. Bayesian network learning for port-logistics process knowledge discovery. *International Journal of Industrial Engineering*, 2014, **21**(3): 141–152
- 25 Bouejla A, Chaze X, Guarnieri F, Napoli A. A Bayesian network to manage risks of maritime piracy against offshore oil fields. *Safety Science*, 2014, **68**: 222–230
- 26 Chen L, Arzaghi E, Abaei M M, Garaniya V, Abbassi R. Condition monitoring of subsea pipelines considering stress observation and structural deterioration. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2018, **51**: 178–185
- 27 Lakehal A, Tachi F. Bayesian duval triangle method for fault prediction and assessment of oil immersed transformers. *Measurement and Control*, 2017, **50**(4): 103–109
- 28 Elmasry M, Hawari A, Zayed T. Defect based deterioration model for sewer pipelines using Bayesian belief networks. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 2017, **44**(9): 675–690
- 29 Fu Y, Wang Z, Wang Z, Wang N, Wang X. Splattering suppression for three-phase AC electric arc furnace in fused magnesia production based on acoustic signal. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, **64**(6): 4772–4780
- 30 Li H, Wang F, Li H. Abnormal condition identification and safe control scheme for the electro-fused magnesia smelting process. *ISA Transactions*, 2018, **76**: 178–187



李荟 东北大学信息科学与工程学院博士研究生. 主要研究方向为复杂工业过程异常工况识别及自愈控制, 人工智能方法及应用.

E-mail: lihui.neu@163.com

(**LI Hui** Ph.D. candidate at the College of Information Science and Engineering, Northeastern University. Her

research interest covers abnormal condition identification and self-healing control for complex industrial system, artificial intelligence and its applications.)

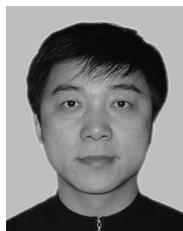


王福利 东北大学信息科学与工程学院教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模与优化、故障诊断. 本文通信作者.

E-mail: wangfuli@ise.neu.edu.cn

(**WANG Fu-Li** Professor at the College of Information Science and Engineering, Northeastern University. His

research interest covers modeling and optimization for complex system, and fault diagnosis. Corresponding author of this paper.)



李鸿儒 东北大学信息科学与工程学院教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化, 人工智能方法及应用, 工业过程监测及健康维护.

E-mail: lihongru@ise.neu.edu.cn

(**LI Hong-Ru** Professor at the College of Information Science and Engineering, Northeastern University. His

research interest covers modeling, control and optimization for complex systems, artificial intelligence and its applications, monitoring and health maintenance for industrial system.)