

控制与决策

Control and Decision

基于分布式混合贝叶斯网络的煤泥浮选过程安全运行与产品质量一体化控制方法

毛腾, 褚菲, 王建文, 王福利

引用本文:

毛腾, 褚菲, 王建文, 等. 基于分布式混合贝叶斯网络的煤泥浮选过程安全运行与产品质量一体化控制方法[J]. [控制与决策](#), 2025, 40(2): 497-506.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1481>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[一种基于柯氏复杂度的因果网络定向方法](#)

A causal network orientation method based on Kolmogorov complexity

[控制与决策](#). 2021, 36(9): 2241-2248 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0005>

[工业信息物理系统安全风险动态表现分析量化评估模型](#)

Quantitative evaluation model for dynamic performance analysis of security risk in industrial cyber physics systems

[控制与决策](#). 2021, 36(8): 1939-1946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1479>

[基于马尔可夫过程的多部件系统劣化状态空间划分模型](#)

Multi-component system state space partition model based on Markov process

[控制与决策](#). 2021, 36(2): 418-428 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0480>

[基于模式运动的一类生产过程调节性能与聚类参数关系](#)

Relationship between clustering parameters and regulation performance of a class of production processes based on pattern moving

[控制与决策](#). 2020, 35(5): 1025-1038 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1142>

[基于不变网络模型和故障注入的分布式信息系统故障溯源方法](#)

Fault source location algorithm for distributed information system based on invariant network and fault injection

[控制与决策](#). 2020, 35(11): 2723-2732 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0214>

基于分布式混合贝叶斯网络的煤泥浮选过程安全运行与 产品质量一体化控制方法

毛腾¹, 褚菲^{1,2†}, 王建文¹, 王福利³

(1. 中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116;

2. 中国矿业大学 人工智能研究院, 江苏 徐州 221116;

3. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 针对煤泥浮选过程中因原煤属性变化、关键变量参数波动导致的产品质量下降甚至异常工况问题, 提出一种基于分布式混合贝叶斯网络的煤泥浮选过程安全运行与产品质量一体化控制方法. 该方法将煤泥浮选过程划分为若干相互关联的局部模块, 并建立相应的局部混合贝叶斯网络模型; 然后利用关联变量确定煤泥浮选过程的全局混合贝叶斯网络模型, 有效提升建模的效率和精度. 该模型在离散贝叶斯网络的基础上通过引入连续节点提升控制决策的推理精度. 当煤泥浮选过程发生异常工况时, 首先利用贡献图算法识别导致异常工况的局部模块, 通过贝叶斯推理获取安全运行控制决策, 消除异常工况; 在此基础上结合模拟退火算法获取产品质量控制决策, 进一步提升产品煤质量. 最后, 通过煤泥浮选过程仿真实验验证所提方法的有效性.

关键词: 分布式建模; 混合贝叶斯网络; 煤泥浮选过程; 安全运行与产品质量一体化控制; 贡献图算法; 模拟退火算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1481

引用格式: 毛腾, 褚菲, 王建文, 等. 基于分布式混合贝叶斯网络的煤泥浮选过程安全运行与产品质量一体化控制方法[J]. 控制与决策, 2025, 40(2): 497-506.

An integrated safe operation and product quality control method for coal slurry flotation process based on distributed hybrid Bayesian network

MAO Teng¹, CHU Fei^{1,2†}, WANG Jian-wen¹, WANG Fu-li³

(1. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2. Artificial Intelligence Research Institute, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 3. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: To address the issues of decreased product quality and abnormal conditions caused by variations in raw coal properties and parameter fluctuations in coal slurry flotation process, this paper proposes an integrated safe operation and product quality control method for the coal slurry flotation process based on a distributed hybrid Bayesian network (BN). The method divides the coal slurry flotation process into interrelated local modules and establishes corresponding local hybrid BN models. Then, by utilizing the correlated variables, the global hybrid BN model of the coal slurry flotation process is determined, effectively improving the efficiency and accuracy of modeling. The model improves the inference accuracy of control decisions by introducing continuous nodes based on the discrete BN. When abnormal conditions occur in the coal slurry flotation process, the contribution graph algorithm is used to identify the local modules causing the abnormal conditions. The BN inference is then employed to obtain safe operation control decisions, eliminating the abnormal conditions. Furthermore, by combining the simulated annealing algorithm on this basis, product quality control decisions are obtained to improve the coal product quality. Finally, the effectiveness of the proposed method is validated through the simulation experiments of the coal slurry flotation process.

Keywords: distributed modeling; hybrid Bayesian network; coal slurry flotation process; integrated safe operation and product quality control; contribution graph algorithm; simulated annealing algorithm

收稿日期: 2023-10-23; 录用日期: 2024-04-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61973304, 61873049, 62073060); 江苏省六大人才高峰项目(DZXX-045); 中央高校基础研究基金项目(2022ZZCX01K01).

责任编辑: 张海涛.

†通讯作者. E-mail: chufei@cumt.edu.cn.

0 引言

煤泥浮选是一种重要的煤炭分选方法,因其精细的分选粒度和高效的分选效率,在去除原煤杂质、提升产品煤质量方面得到了广泛应用,结合重介质选煤技术与浮选技术,有效提升了煤炭的利用效率和环保性能。同时,煤泥浮选过程也能回收煤矸石和其他有价值的矿石,实现资源的可持续利用^[1-2]。然而,由于实际生产环境存在的干扰及原煤品质的不确定性,可能导致煤泥浮选过程产品煤质量下降,甚至出现异常工况。因此,有必要针对煤泥浮选过程设计一种及时可靠的安全运行控制及产品质量控制方法。

当前针对煤泥浮选过程的控制方法大都集中于知识驱动与数据驱动,然而这两种方法都有着无法避免的弊端。知识驱动方法过于依赖机理知识与专家经验,主观性较强,控制决策精度有限;数据驱动方法的输出结果可解释性较差,不利于操作人员实施^[3]。作为一种重要的概率图模型,贝叶斯网络被广泛应用于故障诊断^[4-6]、可靠性评估^[7-9]以及预测^[10-11]等领域。在煤泥浮选过程的生产环境中,存在着多种不确定性因素,如传感器误差和原煤波动等,当出现异常工况时,这些因素给操作人员制定控制决策带来一定困难。为了解决这个问题,贝叶斯网络被广泛应用于建模和处理这些不确定性。通过概率推理,贝叶斯网络能够准确估计和推断不确定性因素,从而帮助操作人员制定更为合理的控制决策。此外,贝叶斯网络可以有效结合专家知识与数据信息^[3],克服现有知识驱动方法主观性较强与数据驱动方法可理解性较低的局限性,通过有向边表示煤泥浮选过程各变量之间的依赖关系,并利用条件概率描述依赖关系的强度,图形化地表示变量之间的相互作用,提高控制决策的可理解性。因此,本文采用贝叶斯网络针对煤泥浮选过程进行安全运行与产品质量控制。

煤泥浮选是一个规模化程度较高、多变量相互作用的复杂工业过程,变量之间关系错综复杂,直接针对整个过程建立贝叶斯网络模型可能会降低模型的精度。为了应对这一挑战,分布式建模^[12-14]提供了一种解决方案。通过将煤泥浮选过程分解为多个局部模块,每个局部模块根据自身的需求和特点进行建模,结合实际情况对各局部模块进行调整和优化,以降低计算与推理的复杂性。Yan等^[12]针对浮选过程建立分布式贝叶斯网络操作调整模型,有效提升了铜精矿品位;Zhu等^[13]和Chen等^[14]建立了分布式贝叶斯网络模型,实现了大规模工业过程的过程监测。

目前广泛使用的离散贝叶斯网络模型在建模时需要对数据进行离散化,导致大量信息的丢失,从而

在推理控制决策过程中,该模型只能提供粗略的调整方向,无法给操作人员提供精确的调整策略,也无法进一步提高煤泥浮选过程的产品质量。为了解决这个问题,混合贝叶斯网络通过引入连续节点提升推理精度。Yan等^[15]建立浮选过程的混合贝叶斯网络操作调整模型,该模型在推理控制决策时可以得到具体的调整数值,提升了控制决策的推理精度;Hu等^[16]利用混合贝叶斯网络建立一种地震液化预测模型,有效提高了地震液化的预测精度。

针对煤泥浮选过程因原煤属性变化、关键变量参数波动导致的产品质量下降甚至异常工况问题,本文提出一种基于分布式混合贝叶斯网络的煤泥浮选过程安全运行与产品质量一体化控制方法。首先,将煤泥浮选过程分解为几个相关的局部模块,根据各模块特点确定相应的局部混合贝叶斯网络结构,进一步利用过程知识及关联变量,建立煤泥浮选过程的全局混合贝叶斯网络结构,然后基于数据信息学习全局混合贝叶斯网络参数,完成混合贝叶斯网络建模。当出现异常工况时,根据获取到的实时工况数据,采用贡献图算法^[17]识别异常模块,从局部混合贝叶斯网络角度出发,利用贝叶斯推理得到调整异常模块的安全运行控制决策,消除异常工况。为了保证推理结果的准确性,进一步预测调整之后异常工况是否消失,若消失则执行此安全运行控制决策,否则更新证据信息进行进一步推理。在煤泥浮选过程恢复正常工况的基础上,从全局混合贝叶斯网络角度出发,结合模拟退火算法^[18-19]获取产品质量控制决策,提升产品煤质量,实现煤泥浮选过程的安全运行与产品质量一体化控制。

1 理论分析

1.1 混合贝叶斯网络

贝叶斯网络(BN)结合概率论与图论,图形化地表示变量之间的关系,广泛应用于不确定性知识推理等领域^[20]。贝叶斯网络被定义为二元组 $BN = (G, \Theta)$ 。其中: $G = (V, A)$ 为有向无环图,表示贝叶斯网络结构, V 为贝叶斯网络的节点, A 为节点之间依赖关系的矩阵; Θ 为贝叶斯网络参数,由各节点的条件概率分布组成,描述节点之间依赖关系的强度。

混合贝叶斯网络同时包含连续节点与离散节点^[15-16],其主要包括两种形式:连续节点拥有混合父节点和离散节点拥有混合父节点。本文主要研究第1种形式,假设节点 Z 为连续节点,节点 X 为其离散父节点,节点 $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ 为其连续父节点,则节点 Z 服从的条件概率分布^[21]为

$$p(Z|x, y) = N\left(\omega_{x,0} + \sum_{i=1}^n \omega_{x,i} y_i; \sigma_x^2\right), \quad (1)$$

其中参数 $\omega_{x,0}, \omega_{x,1}, \dots, \omega_{x,n}$ 随着离散父节点 X 等级的变化而变化。

1.2 贡献图算法

基于主成分分析方法(PCA)的贡献图算法是目前故障识别领域中使用最广泛的方法. 该方法通过计算各操作变量在当前操作点对SPE或 T^2 统计量的贡献值大小, 并根据操作变量的贡献值越高越可能导致异常运行的理论假设, 定位导致工业过程发生异常的主要原因变量. 本文采用基于SPE统计量的贡献图算法, 变量 x_i 的SPE贡献值^[17]表示为

$$Cti_i^{SPE} = (\xi_i^T \tilde{C}x)^2 = \tilde{x}_i^2. \quad (2)$$

其中: $\tilde{C} = I - PP^T$, P 为PCA模型的负载矩阵, ξ_i 为单位矩阵的第 i 列。

1.3 模拟退火算法

模拟退火算法(SA)是一种基于概率的全局优化算法, 通过模拟固体降温的过程, 在复杂的搜索空间中寻找最优解. 模拟退火算法能够在全局搜索空间中逐步寻找最优解, 并通过以一定的概率接受较差解的形式避免陷入局部最优^[18-19]. 模拟退火算法主要包括以下几个步骤.

step 1: 设定初始温度、迭代次数 A 、温度迭代系数以及终止温度。

step 2: 在当前温度下生成初始解 x_0 作为当前最优解 x_{best} , 并计算其目标函数值 y_0 。

step 3: 通过对当前最优解进行微小变化生成邻域解 x_1 , 计算其目标函数值 y_1 。

step 4: 如果 $y_1 - y_0 \leq 0$, 则接受邻域解作为当前最优解 $x_{best} = x_1$; 否则根据Metropolis准则决定是否接受邻域解作为当前最优解。

step 5: 在当前温度下循环执行 A 次 step 3 和 step 4, 找到当前温度下的最优解。

step 6: 更新温度, 循环执行 step 3 ~ step 5, 直至达到终止温度, 找到全局最优解。

2 基于分布式混合贝叶斯网络的安全运行与产品质量一体化控制策略

针对煤泥浮选过程因原煤属性变化、关键变量参数波动导致的产品质量下降甚至异常工况问题, 结合分布式建模思想和混合贝叶斯网络, 提出一种基于分布式混合贝叶斯网络的煤泥浮选过程安全运行与产品质量一体化控制方法. 本方法主要包括分布式混合贝叶斯网络离线建模以及在线应用两部分, 流程图如图1所示。

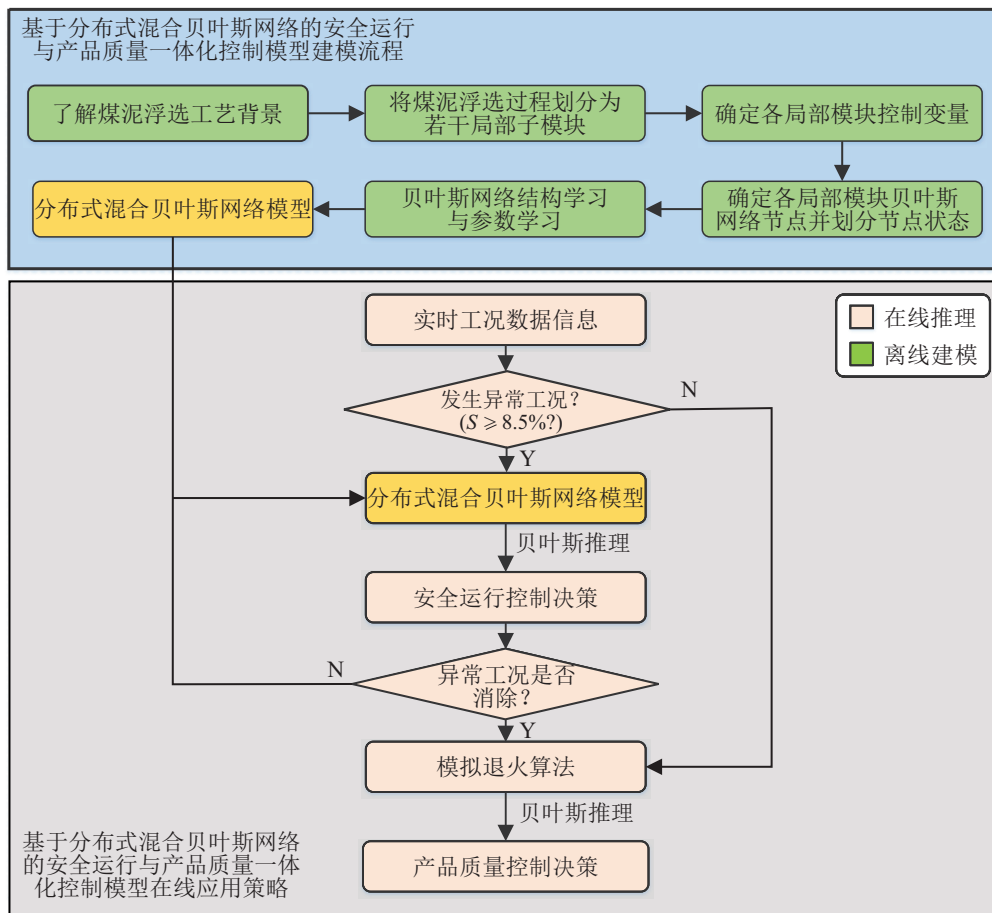


图1 分布式混合贝叶斯网络建模流程及在线应用策略

2.1 分布式混合贝叶斯网络离线建模流程

由于煤泥浮选过程规模庞大、设备众多,各变量之间关系错综复杂,直接对其建立混合贝叶斯网络模型可能降低模型的准确度,影响控制决策的推理精度.因此本文利用分布式建模方法,提升建模的精度及效率.在深入分析煤泥浮选过程的基础上,将煤泥浮选过程分解为若干不同的局部模块,根据每个局部模块特点建立相应的局部混合贝叶斯网络结构,进一步结合过程知识及各局部模块关联变量确定煤泥浮选过程全局混合贝叶斯网络结构,最后利用参数学习确定全局混合贝叶斯网络参数,完成分布式混合贝叶斯网络模型建模.分布式混合贝叶斯网络离线建模流程主要包括以下几个步骤.

step 1: 深入分析煤泥浮选过程,将其划分为 n 个相关的局部模块 K_1, K_2, \dots, K_n ,确定每个局部模块的控制变量;

step 2: 确定各局部模块混合贝叶斯网络节点并划分其等级状态;

step 3: 利用专家知识确定各局部模块的混合贝叶斯网络结构 $G_i (i = 1, 2, \dots, n)$;

step 4: 根据各模块之间的关联变量确定煤泥浮选过程的全局混合贝叶斯网络结构 G ;

step 5: 利用煤泥浮选过程中保留的数据信息确定全局混合贝叶斯网络参数 θ ;

step 6: 完成分布式混合贝叶斯网络建模.

2.2 分布式混合贝叶斯网络在线应用策略

建立分布式混合贝叶斯网络模型后,本节提出利用其实现煤泥浮选过程的安全运行与产品质量一体化控制策略.当煤泥浮选过程发生异常工况时,首先

获取实时工况数据信息,利用贡献图算法确定异常模块,通过贝叶斯推理获取调整异常模块的安全运行控制决策,并预测调整之后异常工况是否消除.若消除,则执行此安全运行控制决策;否则更新证据信息,继续贝叶斯推理.最后从全局混合贝叶斯网络角度出发,结合模拟退火算法获取产品质量控制决策,进一步提升煤泥浮选过程的产品煤质量.本节提出的基于分布式混合贝叶斯网络的安全运行与产品质量一体化控制策略具体步骤如下.

step 1: 获取实时工况数据,判断是否发生异常工况.若溢流灰分 $S \geq 8.5\%$,则发生异常工况,转入step 2;否则转入step 4.

step 2: 利用贡献图算法确定异常模块,输入所有模块的控制变量初始值及溢流灰分安全阈值($S = 8.5\%$),利用贝叶斯推理获取安全运行控制决策,即异常模块的控制变量调整值.

step 3: 输入所有模块的控制变量初始值及异常模块的控制变量调整值,预测调整之后的溢流灰分.若 $S < 8.5\%$,则表明异常工况消除,执行安全运行控制决策,转入step 4;否则更新工况信息,转入step 2.

step 4: 输入所有模块的控制变量初始值及控制变量调整值,结合模拟退火算法获取可以使产品煤质量达到最优的产品质量控制决策,即使溢流灰分达到最低的控制变量调整值.

step 5: 根据step 4得到的产品质量控制决策调整煤泥浮选过程,使煤泥浮选过程工况恢复至最优.

3 仿真实验

3.1 煤泥浮选过程简介

一种典型的煤泥浮选工艺流程如图2所示.

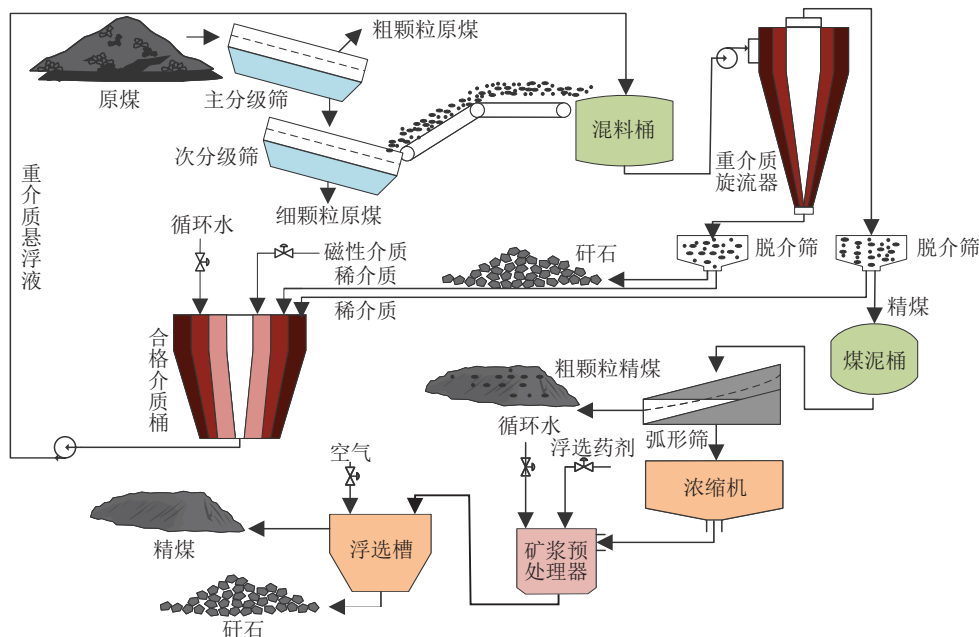


图2 煤泥浮选工艺简化流程

煤泥浮选工艺过程可大致描述为: 经过破碎和筛选, 原煤被调整至适当的尺寸, 与合格介质桶输送的重介质悬浮液在混料桶中充分混合, 形成煤介混合物, 利用压力泵将混合物注入重介质旋流器进行初次分选^[2]. 初次分选得到的精煤输送至煤泥桶, 含有较细颗粒精煤的煤泥液被送入浓缩机进行浓密处理, 调整至合适的密度. 浓缩机完成后, 煤泥矿浆从浓缩机底部排出, 在矿浆预处理器中与浮选药剂充分混合, 进入浮选槽进行泡沫浮选. 最终, 经过机械刮板刮除浮选槽中的溢出物, 经过脱水和干燥处理后成为精煤, 矸石等杂质留在浮选槽底部, 作为尾矿排出.

3.2 分布式混合贝叶斯网络建模

3.2.1 确定分布式混合贝叶斯网络结构

贝叶斯网络建模主要包括两部分内容: 结构学习与参数学习^[20]. 结构学习指确定贝叶斯网络各节点之间的依赖关系. 建立贝叶斯网络模型首先需要确定其结构, 当前确定贝叶斯网络结构的方法主要包括两种: 基于专家知识的方法^[20]与基于数据信息的方法^[22-24]. 随着生产的不断进行, 煤泥浮选过程中保留了大量的专家知识与操作经验. 因此, 本文采用第1种方法确定贝叶斯网络结构.

本文将煤泥浮选过程划分为3个局部模块, 模块1~模块3分别为: 重介质选煤模块、煤泥矿浆处理模块与浮选模块. 各局部混合贝叶斯网络结构及全局混合贝叶斯网络结构如图3和图4所示.

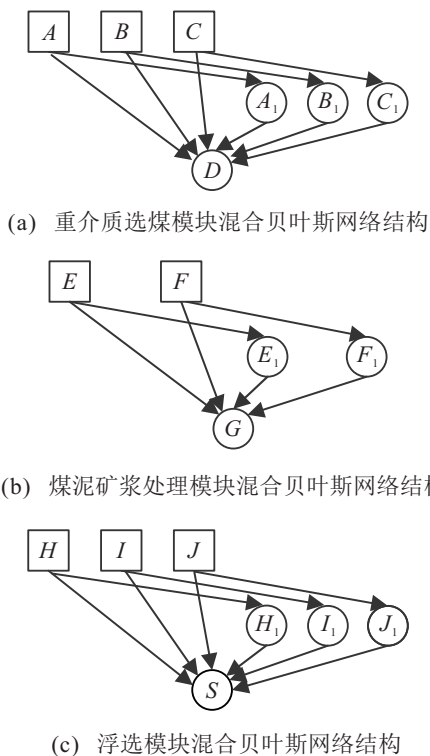


图3 各局部混合贝叶斯网络结构

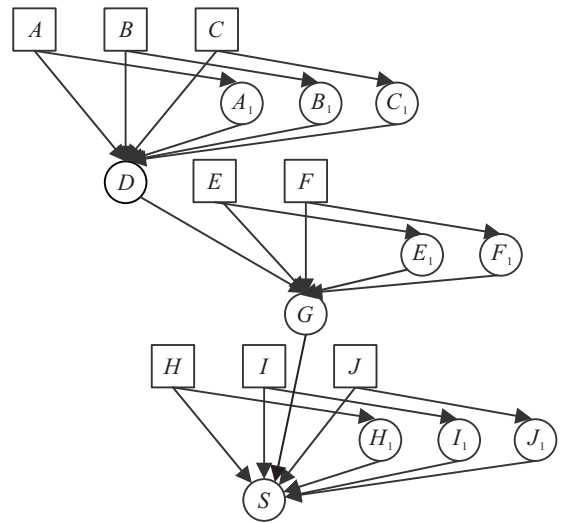


图4 全局混合贝叶斯网络结构

在图3和图4中: 正方形代表此节点为离散节点, 圆形代表此节点为连续节点, 各节点物理意义如表1所示.

表1 贝叶斯网络节点及物理意义

节点	物理意义	节点	物理意义
A	原煤入料量初始值	F ₁	浓缩机底流量调整值
B	旋流器入口压力初始值	G	矿浆预处理器密度
C	合格介质桶加水初始值	H	浮选槽充气量初始值
A ₁	原煤入料量调整值	I	电机搅拌速度初始值
B ₁	旋流器入口压力调整值	J	药剂添加量初始值
C ₁	合格介质桶加水调整值	H ₁	浮选槽充气量调整值
D	旋流器溢流灰分	I ₁	电机搅拌速度调整值
E	煤泥桶底流量初始值	J ₁	药剂添加量调整值
F	浓缩机底流量初始值	S	溢流灰分(产品质量)
E ₁	煤泥桶底流量调整值	/	/

表1中: 节点A、B、C、E、F、H、I、J为控制变量初始值, 即当前工况下控制变量的实时状态; 节点A₁、B₁、C₁、E₁、F₁、H₁、I₁、J₁为控制变量调整值, 即后续推理的控制决策; 节点D、G为过程变量; 节点S为目标变量溢流灰分, 即产品质量.

3.2.2 确定分布式混合贝叶斯网络参数

参数学习是指在确定贝叶斯网络结构的基础上, 利用数据信息确定贝叶斯网络各节点的分布. 当前使用较多的参数学习方法包括: 最大似然估计法^[25]与期望最大化算法^[15]. 由于本文主要考虑在煤泥浮选过程数据集完整的情况下进行, 采用最大似然估计法确定贝叶斯网络参数.

本文利用条件概率表描述离散节点的分布情况, 节点A、B、C、E、F、H、I、J的条件概率分布如表2所示.

根据控制变量与目标变量之间的影响关系, 将控制变量初始值划分为5个等级: 1) 低等级; 2) 较低等级; 3) 中等级; 4) 较高等级; 5) 高等级. 以节点A为例,

表2 节点A、B、C、E、F、H、I、J条件概率分布表

	A	B	C	E	F	H	I	J
1)	0.299	0.108	0.065	0.302	0.120	0.307	0.289	0.173
2)	0.314	0.206	0.124	0.280	0.197	0.312	0.283	0.153
3)	0.222	0.198	0.193	0.198	0.267	0.190	0.200	0.237
4)	0.131	0.222	0.271	0.139	0.252	0.119	0.157	0.207
5)	0.034	0.266	0.347	0.081	0.164	0.072	0.071	0.230

表示原煤入料量处于低等级的概率为0.299、处于较低等级的概率为0.314、处于中等等级的概率为0.222、处于较高等级的概率为0.131、处于高等级的概率为0.034。

同的高斯分布. 由于文章篇幅有限, 本文仅列出节点 A_1 、 B_1 、 C_1 、 F_1 的条件概率分布, 如图5所示。

以节点 A_1 为例, 其离散父节点 A 有5个等级值, 则节点 A_1 服从5种不同的高斯分布。

3.3 分布式混合贝叶斯网络在线应用

3.3.1 煤泥浮选过程的安全运行控制

完成分布式混合贝叶斯网络建模后, 本节利用其实现煤泥浮选过程的安全运行与产品质量一体化控制. 根据2.2节提出的分布式混合贝叶斯网络模型在线应用策略框架, 首先利用贡献图算法判断导致煤泥浮选过程发生异常工况的局部模块, 结合贝叶斯推理获取安全运行控制决策, 通过调整此局部模块消除异常工况. 分析实际的煤泥浮选过程, 列出4种可能发生的异常工况, 如表3所示。

表3 可能发生的异常工况

	A	B	C	E	F	H	I	J	S/%
工况1	1	4	3	1	3	2	2	5	8.618
工况2	3	3	1	3	5	4	3	5	9.298
工况3	2	5	5	2	4	3	3	1	9.024
工况4	1	1	4	2	4	1	3	3	8.813

本节针对这4种异常工况展开分析. 首先利用贡献图算法确定异常模块, 4种异常工况的贡献图如图6所示。

以工况1为例, 其中重介质选煤模块的贡献率最高, 使用红色柱体表示, 其他模块使用蓝色柱体表示, 判定异常模块为重介质选煤模块. 将所有模块的控制变量初始值及溢流灰分安全阈值 ($S = 8.5\%$) 作为证据信息, 利用贝叶斯推理获取安全运行控制决策, 即异常模块的控制变量调整值, 结果如表4所示, 物理意义代表原煤入料量增加6.216 t/h, 旋流器入口压力增加0.041 kPa, 合格介质桶加水增加4.231 m³/h. 其他工况同理。

为了保证煤泥浮选过程的安全稳定运行, 接下来需要对获取的安全运行控制决策进行验证, 预测执行决策之后的溢流灰分是否满足要求. 若 $S \geq 8.5\%$, 则不执行此决策, 更新工况信息后, 继续贝叶斯推理过程; 否则执行此决策。

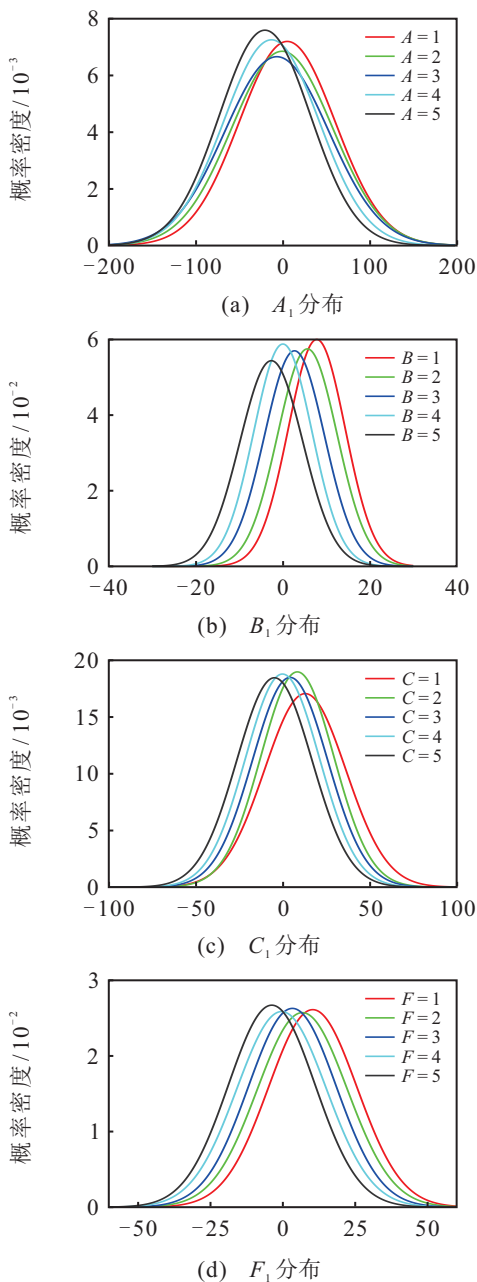


图5 节点 A_1 、 B_1 、 C_1 、 F_1 分布

本文利用高斯分布描述连续节点的条件概率分布情况, 当其离散父节点取不同等级值时, 服从不

根据表4获取到的安全运行控制决策,将所有模块的控制变量初始值及异常模块控制变量调整值作

为证据信息,输入到混合贝叶斯网络模型中,推理得到调整后的溢流灰分值如表5所示。

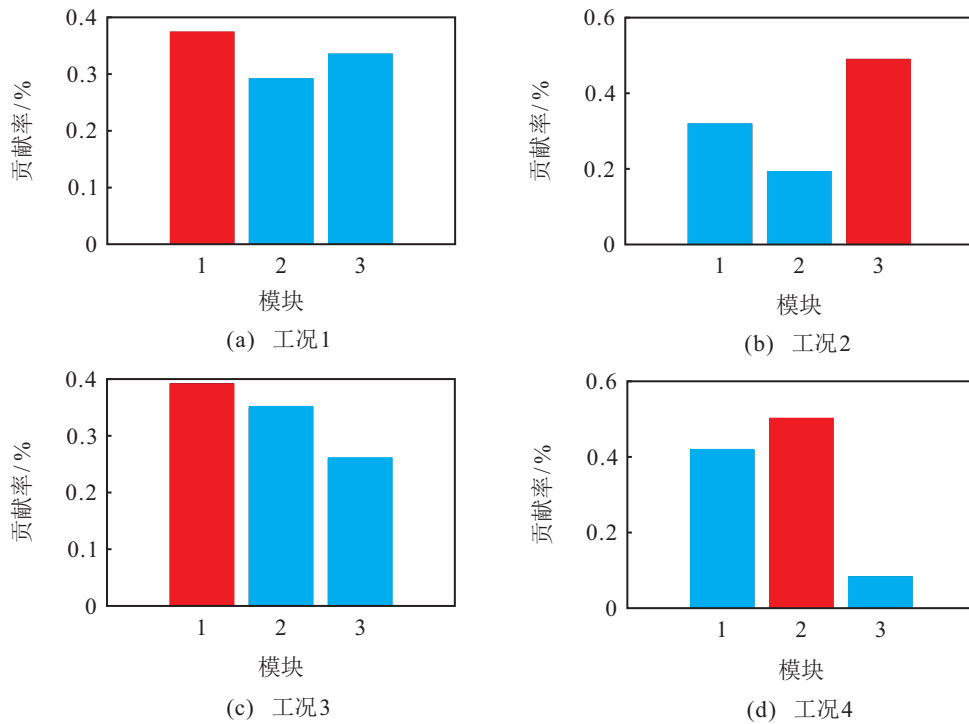


图6 4种异常工况的贡献

表4 安全运行控制决策

	A_1	B_1	C_1	E_1	F_1	H_1	I_1	J_1
工况1	6.216	0.041	4.231	/	/	/	/	/
工况2	/	/	/	/	/	-0.383	-1.093	-4.074
工况3	0.397	-2.611	-4.770	/	/	/	/	/
工况4	/	/	/	-0.077	-0.390	/	/	/

表5 调整之后的溢流灰分值

工况	$S/\%$
工况1	8.426
工况2	8.447
工况3	8.419
工况4	8.418

结果显示,所有异常工况的溢流灰分降到安全阈值以下,说明本方法可以有效地消除煤泥浮选过程中出现的异常工况。

3.3.2 煤泥浮选过程的产品质量控制

当煤泥浮选过程恢复正常工况后,本小节利用实时工况数据信息进一步获取产品质量控制决策,提升产品煤质量. 将所有模块的控制变量初始值及控制变量调整值作为证据信息,结合贝叶斯推理与模拟退火算法,获取产品质量控制决策以及最优的产品质量,即可以使工况恢复最优的控制变量调整值和最小溢流灰分. 结果如表6所示,模拟退火算法的寻优过程如图7所示。

表6 产品质量控制决策

	A_1	B_1	C_1	E_1	F_1	H_1	I_1	J_1	$S/\%$
工况1	-10	8.516	16.5	-0.425	10.766	-0.268	-2.298	3.405	7.197
工况2	-5.053	3.934	20.921	-1	1.211	-0.999	-2	1.757	7.192
工况3	-15.42	4.000	1.462	-0.6	3.899	-0.5	-3.7	15.565	7.183
工况4	-7.101	15.397	9	-0.683	6.137	-0.18	-2.7	9.479	7.186

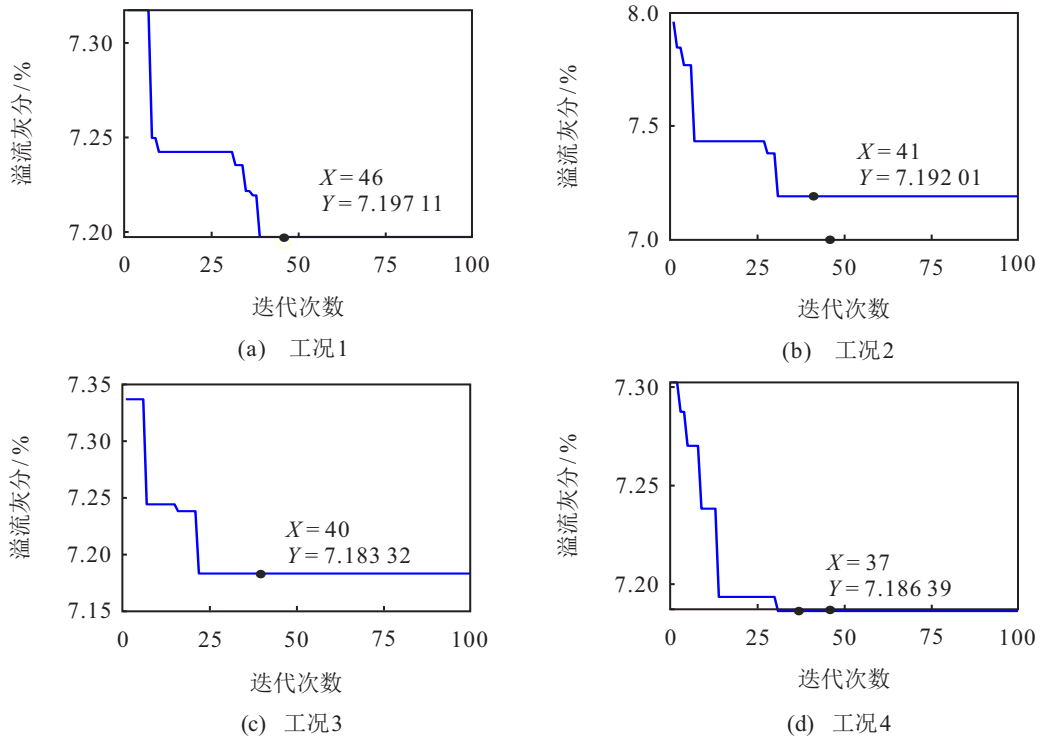


图7 模拟退火算法寻优过程

本文以工况1为例,将获取到的安全运行控制决策与产品质量控制决策应用到煤泥浮选过程仿真实验平台中.

本实验中溢流灰分安全阈值设置为 $S = 8.5\%$, 采样间隔为1s. 执行控制决策之后的溢流灰分变化曲线如图8所示.

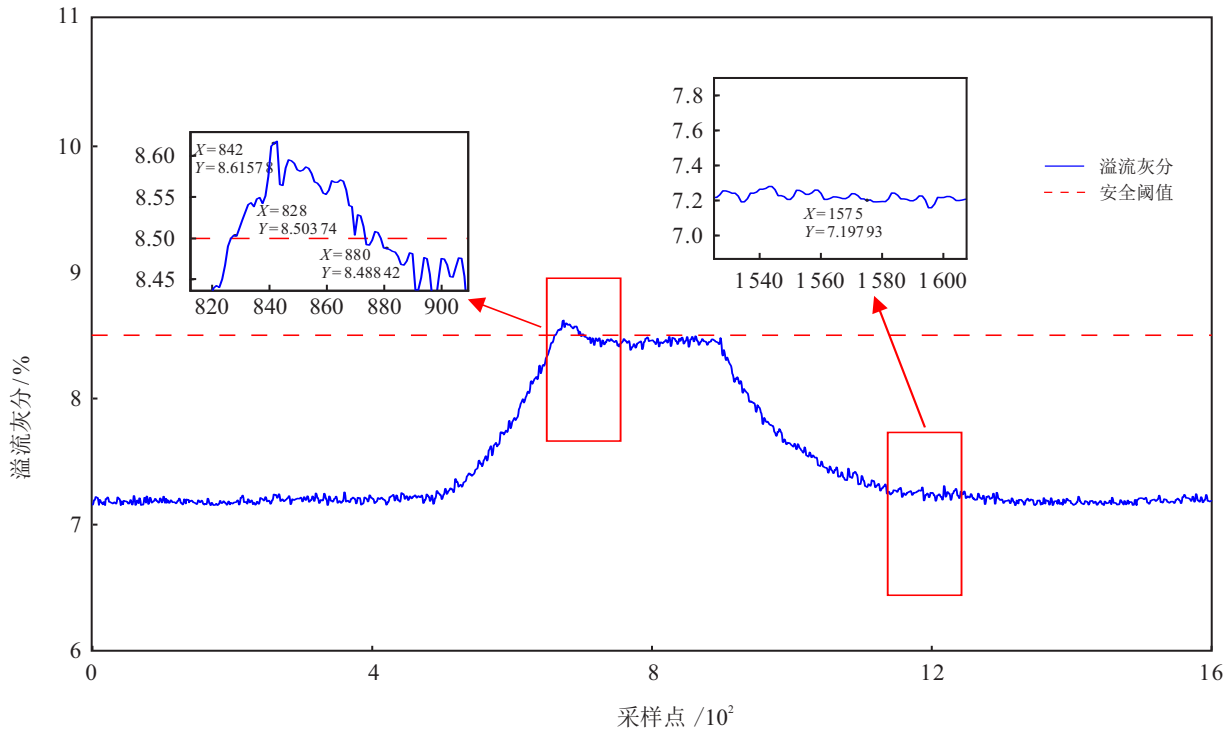


图8 工况1执行控制决策后溢流灰分变化

从图8可以看出,煤泥浮选过程最初运行在最优工况,于第828个采样点时刻出现异常工况,操作人员采集到第842时刻的工况信息作为证据,输入到分

布式混合贝叶斯网络模型中,利用贝叶斯推理获取安全运行控制决策. 执行此控制决策后,煤泥浮选过程于第880个采样点恢复正常工况;然后结合模拟退火

算法获取产品质量控制决策,于1575个采样点到达最优工况.图8结果表明,本文所提方法可以有效消除煤泥浮选过程出现的异常工况,并进一步提升产品质量,使工况恢复至最优,实现煤泥浮选过程的安全运行与产品质量一体化控制.

为了更好地展示所提方法的优势,本文利用离散贝叶斯网络对工况1制定相应的安全运行控制决策,与所提方法对比.与混合贝叶斯网络不同,离散贝叶斯网络不允许出现连续节点,在建模时需要离散化各变量.建立的离散贝叶斯网络结构与图4类似,仅将连续节点替换为离散节点,节点的物理意义如表1所示.根据控制变量与目标变量之间的影响关系,将控制变量初始值 A 、 B 、 C 、 E 、 F 、 H 、 I 、 J 划分为5个等级:1)低等级;2)较低等级;3)中等级;4)较高等级;5)高等级.控制变量调整值 A_1 、 B_1 、 C_1 、 E_1 、 F_1 、 H_1 、 I_1 、 J_1 划分为3种状态:1)减小;2)不变;3)增大.目标变量 S 划分为2种状态:1)正常;2)异常.

与3.3.1节类似,将目标变量 S 的证据信息值设置为2)(异常),控制变量初始值 A 、 B 、 C 、 E 、 F 、 H 、 I 、 J 的证据信息值如表3所示,利用贝叶斯推理获取工况1相应的安全运行控制决策,结果如表7所示.

表7 离散贝叶斯网络针对工况1的安全运行控制决策

状态	A_1	B_1	C_1
减小	0.067	0.330	0.047
不变	0.322	0.268	0.397
增大	0.611	0.402	0.556

根据后验概率最大原则,控制变量的调整策略如下:增大原煤入料量、增大旋流器入口压力、增大合格介质桶加水量.与表4对比可知,离散贝叶斯网络推理得到的安全运行控制决策与本文所提方法大致相同.

然而,对比结果显示,离散贝叶斯网络推理得到的安全运行控制决策仅仅是一个粗糙的调整方向,往往需要操作人员进一步凭借经验获取具体的调整数值,一旦操作人员采取的调整数值不合适,不仅无法消除异常工况,甚至可能造成异常工况的加剧.本文所提分布式混合贝叶斯网络方法在制定安全运行控制决策时可以推理出具体的调整数值,在实际工程中更加有效,并且在消除异常工况的基础上结合模拟退火算法,进一步提升了产品质量.因此,本文所提方法相比于离散贝叶斯网络有着显著的优势.

4 结论

针对煤泥浮选过程因原煤属性变化、关键变量参数波动导致的产品质量下降甚至异常工况问题,本文提出了一种基于分布式混合贝叶斯网络的煤泥浮选过程安全运行与产品质量一体化控制方法.该方法利用分布式建模思想,实现了煤泥浮选过程从局部到全局混合贝叶斯网络的建模,有效降低了建模复杂度,提升了建模的精度和效率.当煤泥浮选过程发生异常工况时,本文利用贡献图算法实现异常模块的准确识别,提升安全运行控制决策的准确性;结合模拟退火算法制定产品质量控制决策,进一步提升了产品煤质量,实现了煤泥浮选过程的安全运行与产品质量一体化控制.最后通过仿真实验验证了本文所提方法的有效性.

参考文献(References)

- [1] Quintanilla P, Neethling S J, Brito-Parada P R. Modelling for froth flotation control: A review[J]. Minerals Engineering, 2021, 162: 106718.
- [2] Meyer E J, Craig I K. The development of dynamic models for a dense medium separation circuit in coal beneficiation[J]. Minerals Engineering, 2010, 23(10): 791-805.
- [3] Yan H, Wang F L, Yan G G, et al. Hybrid approach integrating case-based reasoning and Bayesian network for operational adjustment in industrial flotation process[J]. Journal of Process Control, 2021, 103: 34-47.
- [4] Liu N, Hu M G, Wang J, et al. Fault detection and diagnosis using Bayesian network model combining mechanism correlation analysis and process data: Application to unmonitored root cause variables type faults[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2022, 164: 15-29.
- [5] Li T T, Zhou Y Z, Zhao Y, et al. A hierarchical object oriented Bayesian network-based fault diagnosis method for building energy systems[J]. Applied Energy, 2022, 306: 118088.
- [6] 王金鑫, 王忠巍, 马修真, 等. 基于贝叶斯网络的柴油机润滑系统多故障诊断[J]. 控制与决策, 2019, 34(6): 1187-1194.
(Wang J X, Wang Z W, Ma X Z, et al. Diagnosis of multiple faults of diesel engine lubrication system based on Bayesian networks[J]. Control and Decision, 2019, 34(6): 1187-1194.)
- [7] George P G, Renjith V R. Evolution of safety and security risk assessment methodologies towards the use of Bayesian networks in process industries[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2021, 149:

- 758-775.
- [8] Cai B P, Kong X D, Liu Y H, et al. Application of Bayesian networks in reliability evaluation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4): 2146-2157.
- [9] Kakaie A, Guedes Soares C, Ariffin A K, et al. Fatigue reliability analysis of submarine pipelines using the Bayesian approach[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(3): 580.
- [10] Li M, Liu K F. Probabilistic prediction of significant wave height using dynamic Bayesian network and information flow[J]. Water, 2020, 12(8): 2075.
- [11] Zhang R Y, Ma H, Hua W, et al. Data-driven photovoltaic generation forecasting based on a Bayesian network with spatial-temporal correlation analysis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(3): 1635-1644.
- [12] Yan H, Wang F L, He D K, et al. Bayesian network-based modeling and operational adjustment of plantwide flotation industrial process[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2020, 59(5): 2025-2035.
- [13] Zhu J L, Ge Z Q, Song Z H, et al. Large-scale plant-wide process modeling and hierarchical monitoring: A distributed Bayesian network approach[J]. Journal of Process Control, 2018, 65: 91-106.
- [14] Chen G J, Ge Z Q. Hierarchical Bayesian network modeling framework for large-scale process monitoring and decision making[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 28(2): 671-679.
- [15] Yan H, Wang F L, He D K, et al. An operational adjustment framework for a complex industrial process based on hybrid Bayesian network[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17(4): 1699-1710.
- [16] Hu J L, Wang J, Zhang Z, et al. Continuous-discrete hybrid Bayesian network models for predicting earthquake-induced liquefaction based on the Vs database[J]. Computers & Geosciences, 2022, 169: 105231.
- [17] Liang A S, Hu Y P, Li G N. The impact of improved PCA method based on anomaly detection on chiller sensor fault detection[J]. International Journal of Refrigeration, 2023, 155: 184-194.
- [18] 陈晟宗, 张纪会, 于守水, 等. 求解旅行商问题的波动温控模拟退火算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 911-920.
- (Chen S Z, Zhang J H, Yu S S, et al. A simulated annealing algorithm with wave temperature control for the traveling salesman problem[J]. Control and Decision, 2023, 38(4): 911-920.)
- [19] Davari S A, Nekoukar V, Garcia C, et al. Online weighting factor optimization by simplified simulated annealing for finite set predictive control[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(1): 31-40.
- [20] Li H, Wang F L, Li H R. A safe control scheme under the abnormality for the thickening process of gold hydrometallurgy based on Bayesian network[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 119: 10-19.
- [21] Lerner U, Segal E, Koller D. Exact inference in networks with discrete children of continuous parents[J/OL]. 2013, arXiv: 1301.2289.
- [22] Chen X W, Anantha G, Lin X T. Improving Bayesian network structure learning with mutual information-based node ordering in the K2 algorithm[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2008, 20(5): 628-640.
- [23] Lee S M, Kim S B. Parallel simulated annealing with a greedy algorithm for Bayesian network structure learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2020, 32(6): 1157-1166.
- [24] Dai J G, Ren J, Du W C. Decomposition-based Bayesian network structure learning algorithm using local topology information[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 195: 105602.
- [25] Yin M Z, Zhu Q W, Lü X. Parameter estimation of the incubation period of COVID-19 based on the doubly interval-censored data model[J]. Nonlinear Dynamics, 2021, 106(2): 1347-1358.

作者简介

毛腾(1998—), 男, 硕士生, 主要研究方向为复杂工业过程建模、安全运行控制, E-mail: ts21060085a31@cumt.edu.cn;

褚菲(1984—), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化、机器学习及运行状态评价, E-mail: chufei@cumt.edu.cn;

王建文(1996—), 男, 博士生, 主要研究方向为复杂工业过程建模、安全运行控制, E-mail: wjw19960808@163.com;

王福利(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂工业系统的建模、控制与优化、过程监测和故障诊断, E-mail: wangfuli@ise.neu.edu.cn.