

doi: 10.7690/bgzd.2025.05.019

贝叶斯网络在钻井设备系统故障诊断中的应用

李胜忠

(中石化中原石油工程公司装备管理部, 河南 濮阳 457000)

摘要: 为降低钻井设备在作业过程中出现故障的概率, 提出贝叶斯网络(Bayesian networks, BN)在钻井设备系统故障诊断中的应用研究。采用基于遗传算法的条件概率表检索算法改进贝叶斯网络; 通过条件概率表描述改进贝叶斯网络中的随机变量以及网络内节点间连接关系, 明确网络结构与节点参数, 构建改进贝叶斯网络模型; 通过计算系统可靠度, 定量分析系统设备故障对系统运行可靠性影响, 构建包含历史故障种类、历史数据库、故障发生时的运行参数的训练学习样本库, 将其作为改进贝叶斯网络模型输入, 实现钻井设备系统故障诊断。实验结果表明: 该方法可精准诊断钻井设备系统设的故障类型, 其故障诊断结果可为系统后期维护提供数据支撑。

关键词: 贝叶斯网络; 钻井设备系统; 故障诊断; 遗传算法; 条件概率表; 节点参数

中图分类号: TE92 **文献标志码:** A

Application of Bayesian Network in Fault Diagnosis of Drilling Equipment System

Li Shengzhong

(SINOPEC Zhongyuan Petroleum Engineering Company Equipment Management Department, Puyang 457000, China)

Abstract: In order to reduce the failure probability of drilling equipment in the process of operation, the application of Bayesian networks (BN) in fault diagnosis of drilling equipment system is proposed. A conditional probability table retrieval algorithm based on a genetic algorithm is adopted to improve the Bayesian network, random variables in the improved Bayesian network and connection relations among nodes in the network are described through the conditional probability table, a network structure and node parameters are defined, and an improved Bayesian network model is constructed; By calculating the system reliability and quantitatively analyzing the influence of the system equipment failure on the system operation reliability, a training and learning sample base containing historical failure types, a historical database and the operation parameters when the failure occurs is constructed, and the training and learning sample base is used as the input of the improved Bayesian network model to realize the fault diagnosis of the drilling equipment system. The experimental results show that the method can accurately diagnose the fault type of the drilling equipment system, and the fault diagnosis results can provide data support for the later maintenance of the system.

Keywords: Bayesian network; drilling equipment system; fault diagnosis; genetic algorithm; conditional probability table; node parameter

0 引言

钻井设备系统的安全性是保障能源开采的重要前提, 但由于地质环境的复杂性、长期大量作业、磨损、腐蚀等因素的影响^[1-2], 使钻井难度不断升级的同时, 导致钻井设备产生故障的概率越来越高。大大小小的故障不仅会使开采成本与时间大大增加^[3], 而且会危及生命。如何科学、高效、合理地诊断出钻井设备系统的故障问题, 降低故障风险, 成为国内外相关学者研究的重要课题。赵旭荣等^[4]提出基于本体的系统故障诊断方法, 虽可全面分析故障原因, 但其诊断效率较低。白旭等^[5]提出基于故障树分析系统可靠性分析, 仅能诊断出系统是否

为故障状态, 不能对系统故障程度(如一般故障或严重故障)进行深入诊断。

贝叶斯网络(BN)算法是一种以概率推理为基础的推理模型, 实现定量运算与定性分析的强强联合, 成为推理领域最高效的模型之一^[6], 近年来多用于可靠性分析、故障诊断等众多领域。笔者提出贝叶斯网络在钻井设备系统故障诊断中的应用, 以提高故障诊断的精准度。

1 改进遗传算法的贝叶斯网络

贝叶斯网络的数学描述为:

用 S 与 U 分别描述有向无环拓扑结构图与联合概率分布, 且 U 在离散变量集合 $V=[v_1, v_2, \dots, v_n]$

收稿日期: 2024-08-10; 修回日期: 2024-09-20

第一作者: 李胜忠(1974—), 男, 河南人。

上,若 V 中的 $v_1, v_2, \dots, v_n$ 与有向无环图中的节点逐一相对,则计算在 $V=[v_1, v_2, \dots, v_n]$ 上的 U 的公式为:

$$U(v_1, v_2, \dots, v_n) = \prod_i u(v_i | ua_i). \quad (1)$$

式中: S 中 v_i 的直接父节点用 ua_i 描述;贝叶斯网络由 S 与 U 联合而成。要求:

$$U(v_1, v_2, \dots, v_n | \zeta) = \prod_i u(v_i | v_1, v_2, \dots, v_{i-1}, \zeta). \quad (2)$$

式中 ζ 为贝叶斯网络参数,且式(2)中的所有变量符合马尔可夫独立性条件:

$$u(v_i | v_1, v_2, \dots, v_{i-1}, \zeta) = u(v_i | ua(v_i), \zeta). \quad (3)$$

结构学习与参数学习组成贝叶斯网络的学习。

测试的钻井设备系统故障诊断数据包括 2 种不同情况,分别为完整与不完整钻井设备系统故障诊断数据。由于当前的贝叶斯网络的参数学习仅限于对完整钻井设备系统故障数据进行处理^[7],为实现对不完整钻井设备系统故障诊断数据的参数学习,提高对钻井设备系统故障诊断的准确性,笔者采用基于遗传算法的条件概率表检索算法对贝叶斯网络进行优化改进。

遗传算法是一种模仿生物进化机制的随机全局寻优方法,为构建基于遗传算法的条件概率表检索算法,可通过遗传算法的选择、交叉、变异等流程^[8],将交叉算子与变异算子、误差反馈函数引用到贝叶斯网络的参数学习中,最终实现贝叶斯网络的改进。图 1 为基于遗传算法的条件概率表检索算法流程。

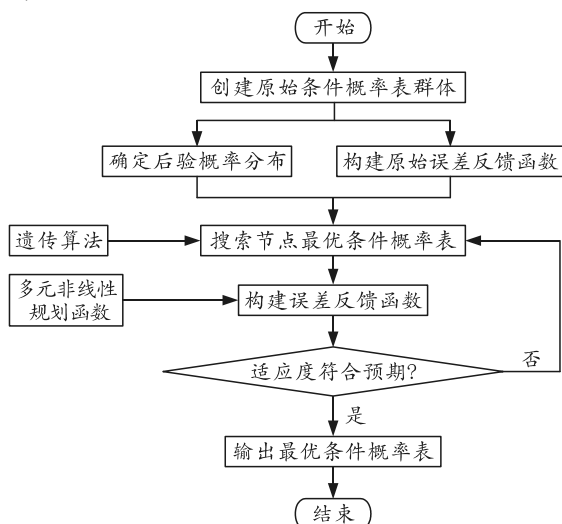


图 1 基于遗传算法的条件概率表检索算法流程

其详细步骤为:

步骤 1: 将钻井设备系统故障数据作为起点,在贝叶斯网络的参数学习过程中创建原始条件概率

表群体,用 $d=0$ 描述进化代数计数器,用 $P(0)$ 与 D 分别描述原始群体与最大进化代数,且 $P(0)$ 中含任意生成的 M 个个体,计算每个个体的适应度。

步骤 2: 依据步骤 1,可得到贝叶斯网络故障诊断的后验概率分布,并构建原始误差反馈函数。

步骤 3: 采用遗传算法对节点进行检索,找出节点的最优条件概率表,群体 $P(d)$ 在通过选择、交叉、变异等计算之后,获得下一代群体 $P(d+1)$ 。

步骤 4: 采用误差反馈函数降低贝叶斯网络在参数学习时产生的学习误差^[9],该函数可由最优条件概率表与多元非线性规划共同创建。

步骤 5: 当 $d=D$ 时,停止条件判断,并将最优条件概率表进行输出^[10],获取最优的贝叶斯网络学习参数。

基于以上过程,最终实现贝叶斯网络算法的改进,使改进的贝叶斯网络的参数学习效率不会受到不完整数据的干扰,使钻井设备系统故障诊断效果更好。

2 基于改进 BN 的钻井系统故障诊断

2.1 明确 BN 随机变量与其状态

明确钻井设备系统内可设置的随机变量数量,是创建改进贝叶斯网络图像的前提条件。由于钻井平台系统具有非常繁杂的结构,且其包含的钻井设备数量巨大,为精简钻井设备系统模型,现重点以钻井设备系统的主要设备为主,忽略对系统影响较小的设备^[11-12]。钻井设备系统主要包含钻井系统、压缩空气系统、井控系统、泥浆循环系统等。钻井平台系统与平台设备编号如表 1 与 2 所示。

表 1 钻井平台系统编号

编号	名称	编号	名称
Z1	钻井系统	Z6	起升系统
Z2	压缩空气系统	Z7	空气控制系统
Z3	井控系统	Z8	井口防喷器组
Z4	泥浆循环系统	Z9	高压泥浆系统
Z5	管具处理系统	Z10	管具移动系统

表 2 平台设备编号

编号	设备名称	编号	设备名称
H01	井架	H11	压井管汇
H02	游动滑车	H12	节流管汇
H03	钻井绞车	H13	高压泥浆泵
H04	转盘装置	H14	固井机泵组
H05	空气压缩机	H15	传输泵
H06	冷启动空压机	H16	除砂器
H07	油水分离器	H17	机械手臂
H08	起动空气瓶	H18	液压马达总成
H09	分流器	H19	设备移动装置
H10	泥气分离器	H20	储存装置

2.2 明确 BN 内节点间的连接关系

以上随机变量明确后, 可对这些随机变量间的节点连接关系与网络结构进行分析; 如表 1 与 2 所示, 叶节点为 Z_0 , 中间节点与根节点分别是 $Z_1 \sim Z_{10}$ 与 $H_{01} \sim H_{20}$, 依据每个节点之间的相互关系, 采用有向边连接这些节点, 创建钻井设备系统故障诊断的改进贝叶斯网络模型, 如图 2 所示。

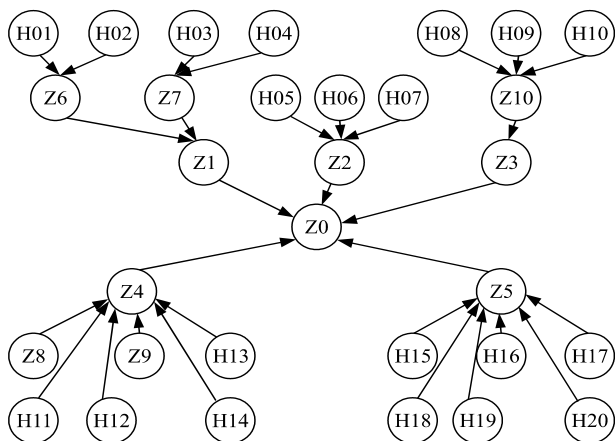


图 2 钻井设备系统故障诊断的改进贝叶斯网络模型

2.3 明确 BN 内节点的条件概率表

利用条件概率表可描述改进贝叶斯网络中所有节点间的关系, 因钻井设备系统故障诊断的改进贝叶斯网络具有非常复杂的结构^[13-14], 通常使用专家咨询方法构建改进贝叶斯网络的条件概率表, 为避免专家评判的不准确性, 将利用 DS 证据理论/层次分析法 (DS/AHP) 对条件概率表进行确定。

设用 $e_1, e_2, \dots, e_b$ 描述受邀的专家, 且专家人数为 b 人, 用 $c_1, c_2, \dots, c_G$ 描述 G 个属性, 用 Θ 描述框架, $e_1, e_2, \dots, e_b$ 对 $c_1, c_2, \dots, c_G$ 做出识别 Θ 的关键性评判, 且在受邀专家仅对自己熟知的对象或状态实施评判的基础上, 构建专家对属性的知识矩阵。

用 λ_{h+1} 与 $x_1, x_2, \dots, x_h, x_{h+1}$ 分别描述知识矩阵的最大测试值和其相应的测试向量, 为明确每个焦元的信度函数, 需将 $x_1, x_2, \dots, x_h, x_{h+1}$ 正规化, 通过融合信度函数获得改进贝叶斯网络的条件概率分布值。其推导公式为:

$$\lambda_{h+1} = 1 + \sqrt{h}; \quad (4)$$

$$x_l = w_{ij} / \left(w_{ij} \sum_{i=1}^h + \sqrt{h} \right) \quad l=1, 2, \dots, h; \quad (5)$$

$$x_{h+1} = \sqrt{h} / \left(w_{ij} \sum_{i=1}^h + \sqrt{h} \right). \quad (6)$$

式中专家推理属性时的权值用 w_{ij} 描述。

2.4 钻井设备系统可靠性分析

用 R 描述钻井设备系统可靠度, R 是指依据时间求解的一个系统以正常运行状态的概率值, $R=0$ 或 $R=1$, 若 $R=0$, 则表示钻井系统正处于不可靠的非正常运行状态; 若 $R=1$, 则表示钻井设备系统正处于极其可靠的正常运行状态。设定钻井设备系统中的每个设备的失效率数据遵守指数分布^[15-16], 则计算每个根节点的先验概率公式为:

$$U(H_i = 0) = e^{-\lambda_i t}; \quad (7)$$

$$U(H_i = 1) = 1 - e^{-\lambda_i t}. \quad (8)$$

式中用 $e^{-\lambda_i t}$ 描述故障率。

依据图 2, 利用 Matlab 创建改进贝叶斯网络工具箱, 向其输入 $H_{01} \sim H_{20}$ 根节点的先验概率与 $Z_1 \sim Z_{10}$ 中间节点的条件概率表, 推测出钻井设备系统在运行特定时间后, $Z_1 \sim Z_{10}$ 与 Z_0 在正常与失效 2 种状态下的概率值, 获得诊断钻井设备系统故障的概率 $U(Z_0=1)$, 最终获得计算钻井设备系统可靠度的公式为:

$$R = 1 - U(Z_0=1). \quad (9)$$

2.5 钻井设备系统故障诊断

钻井设备系统的联合概率 U 可通过系统中的各个钻井设备的测试信息进行展现, 且这些测试信息可由改进贝叶斯网络方法进行归纳。系统中各个钻井设备产生故障的概率, 可依据钻井设备系统的 S 与钻井设备的先验概率、条件概率在钻井设备系统产生故障时进行明确^[17], 求出引起系统故障发生的钻井设备后验概率, 通过结果寻找钻井设备系统产生故障的原因^[18]。诊断钻井设备系统故障的前提条件是, 需获得钻井设备系统正常状态与其历史故障时的运行数据, 并了解历史故障种类。通过历史故障种类、历史数据库、故障发生时的运行参数, 构建训练学习样本库, 从该样本库中, 挖掘并提取有价值的信息, 应用在钻井设备系统故障诊断中。

设计改进贝叶斯网络的系统故障诊断详细过程为:

1) 钻井设备系统中的正常状态与异常状态的运行数据可根据该系统的历史记录数据进行区别^[19]。钻井设备系统中的异常状态数据由各种故障种类的数据组成, 且各种故障种类依据钻井设备系统运行的历史进行记录。

钻井设备系统故障集用 F 描述, 且 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_m\}$, F 内的故障种类数量用 m 描述。采

用离散化处置每一类钻井设备系统故障数据，构成症状样本集。设定全部症状样本集用 C 描述，且 $C=\{C_1, C_2, \cdots, C_n\}$ ， C 内元素数量用 n 描述。

2) 通过 1) 获得的 F 与 C 构成钻井设备系统故障样本库，且该样本库可用于网络模型学习。

3) 测试样本可通过采集并离散化处置钻井设备系统目前运行数据获取^[20]。在改进贝叶斯网络模型中输入测试样本后，改进贝叶斯网络则会依据相关的推理、运算规则，运算出该钻井设备系统产生的不同类型故障的概率值。

4) 选取各种类型钻井设备系统故障概率的最大值，进而诊断出相对的故障类型。

3 实验分析

为验证本文中方法诊断钻井设备系统故障的有效性，实验以某市钻井设备系统为例，在 Matlab 上进行仿真实验，且从该系统中收集 400 个钻井设备故障数据，其中，200 个作为故障训练集，另外 200 个作为故障测试集。

实验选择钻井泵松动、压力表损坏、机械手臂无法回到原点、排气管喷油、高压泥浆泵不吸水与钻井绞车刹车力不平 6 种设备故障类型，统计在不同故障类型下，贝叶斯网络与本文中方法采用的改进贝叶斯网络，诊断钻井设备系统中的设备故障类型的正确率，结果如表 3 所示。

表 3 贝叶斯网络与改进贝叶斯网络诊断正确率对比

算法	故障类型	训练样本	测试样本	正确数	正确率/%
贝叶斯网络	钻井泵松动	17	8	6	75
	压力表损坏	32	20	14	70
	机械手臂无法回到原点	15	7	5	71
	排气管喷油	36	26	17	65
	高压泥浆泵不吸水	20	16	10	63
	钻井绞车刹车力不平	12	9	5	67
改进贝叶斯网络	钻井泵松动	17	8	8	100
	压力表损坏	32	20	19	95
	机械手臂无法回到原点	15	7	7	100
	排气管喷油	36	26	24	92
	高压泥浆泵不吸水	20	16	15	94
	钻井绞车刹车力不平	12	9	9	100

由表 3 可看出：贝叶斯网络算法诊断出的该 6 种设备故障的最高正确率仅为 75%，而本文中方法采用的改进贝叶斯网络算法，诊断出的钻井设备系统中的设备故障类型最高与最低正确率分别为 100%与 92%。实验结果表明：本文中方法采用的改进贝叶斯网络算法可有效诊断钻井设备系统中设备的故障类型，具有极高的诊断正确率。

为验证本文中方法诊断钻井设备系统故障的有效性，实验采用本文中方法推算该钻井设备系统在作业 5 000 h 之后，Z1~Z10 中间节点与 Z0 叶节点的正常概率值与故障概率值，其中， $U(Zi=0)$ 表示子系统故障， $U(Zi=1)$ 表示子系统正常，结果如表 4 所示。

表 4 各子系统的正常与故障概率

编号	名称	$U(Zi=0)$	$U(Zi=1)$
Z1	钻井系统	0.024 1	0.975 9
Z2	压缩空气系统	0.023 9	0.976 1
Z3	井控系统	0.022 8	0.977 2
Z4	泥浆循环系统	0.065 7	0.934 3
Z5	管具处理系统	0.029 2	0.970 8
Z6	起升系统	0.013 5	0.986 5
Z7	空气控制系统	0.013 4	0.986 6
Z8	井口防喷器组	0.011 2	0.988 8
Z9	高压泥浆系统	0.018 6	0.981 4
Z10	管具移动系统	0.027 8	0.972 2

由表 4 数据可得出：该钻井设备系统产生故障的概率是 $U(Z0=0)=0.127 4$ ，则该钻井设备系统可靠度是： $R=1-U(Z0=0)=0.872 6$ 。通过 Z0 节点的可靠度可看出，当该钻井设备系统在作业 5 000 h 以后，钻井设备系统产生故障的概率较大，说明该钻井设备系统的可靠性不满足期望值。实验结果表明，采用本文中方法可有效诊断钻井设备系统故障，可为钻井设备系统的安全、可靠运行提供保障。

为验证本文中方法诊断钻井设备系统可靠度的精准性，分别采用本文中方法诊断钻井设备系统在产生一般故障或严重故障 2 种状况下，20 个根节点的可靠度和当全部根节点出现该 2 种状况时，钻井设备系统的可靠度，诊断结果分别如图 3 与 4 所示。

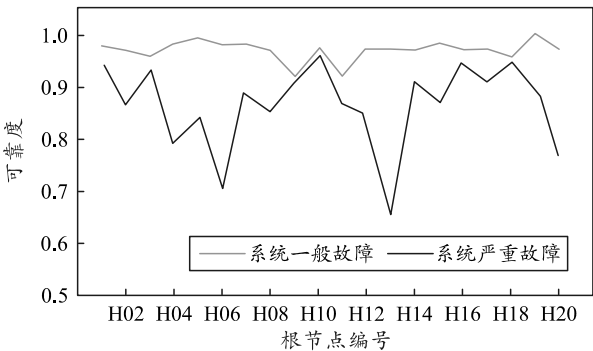


图 3 各根节点的可靠度

由图 3 可看出：当钻井设备系统产生一般故障时，H09 分流器与 H11 压井管汇的可靠度较差，均不超过 0.95，且发生一般故障的概率比较高；当钻井设备系统产生严重故障时，H13 高压泥浆泵的可靠度最差，不足 0.7，发生严重故障的概率最大。

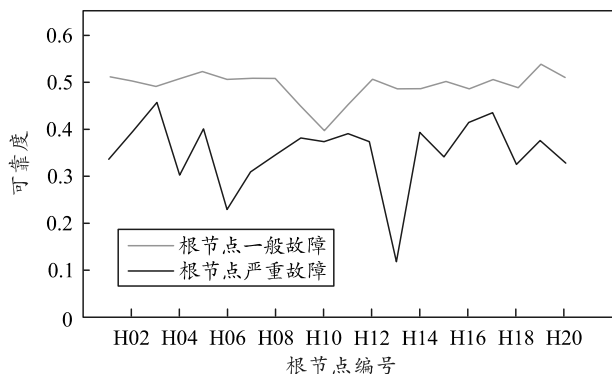


图4 钻井设备系统可靠度

由图4可看出:当根节点设备产生一般故障时,H10泥气分离器设备对钻井设备系统可靠度的影响较大;当根节点设备产生严重故障时,H13高压泥浆泵对钻井设备系统可靠度的影响最大;且所有根节点设备在产生严重故障时,对钻井设备系统可靠度的影响,远远大于其在产生一般故障时对钻井设备系统可靠度的影响。

综合图3与4可得:以上可靠度较差的根节点大多是泥浆循环与井控系统内的设备,由于这2个子系统经过长时间的钻井作业,其设备遭到腐蚀、磨损等损伤较多,需重点加强对这2个子系统设备的日常维护与定期检修。实验结果表明,采用本文中方法可精准诊断钻井设备系统可靠度,具有较高的诊断精准度。

4 结论

笔者提出贝叶斯网络在钻井设备系统故障诊断中的应用。经实验验证结果可知:采用的改进贝叶斯网络算法可高效诊断钻井设备系统中设备的故障类型,且具有极高的诊断正确率;可有效诊断钻井设备系统故障,为钻井设备系统的安全性、可靠性提供保障,且精准诊断钻井设备系统可靠度。

参考文献:

- [1] 罗小芳,白旭,汤荣铿,等.基于贝叶斯网络的半潜式钻井平台钻井设备系统可靠性分析[J].船舶工程,2020,42(11):118-123.
- [2] 耿苏杰,王秀利.基于模糊贝叶斯网络的电力设备故障诊断和状态评估[J].计算机集成制造系统,2021,27(1):63-71.
- [3] 张铭泽,李新聪,梁今今,等.贝叶斯网络理论在变压器

- 器可靠性判断中的应用[J].变压器,2019,56(7):37-40.
- [4] 赵旭荣,李娟莉,王学文.基于本体的矿井提升机主轴系统故障诊断方法[J].工矿自动化,2019,45(1):95-99.
- [5] 白旭,汤荣铿,罗小芳,等.基于故障树分析和贝叶斯网络方法的半潜式钻井平台系统多状态可靠性分析[J].中国造船,2020,61(2):220-228.
- [6] 宋晓林,孙刚,徐军,等.电力用户用电采集系统故障诊断技术研究[J].电测与仪表,2019,56(19):97-101.
- [7] 苗琼.煤矿大型机电设备在线监测与故障诊断系统[J].工矿自动化,2018,44(3):7.
- [8] 杨传书,李昌盛,孙旭东,等.人工智能钻井技术研究方法及其实地[J].石油钻探技术,2021,49(5):7-13.
- [9] 钟永彦,吴亚,陈娟,等.基于DBN的空分设备故障诊断系统研究[J].计算机仿真,2020,37(7):5.
- [10] 张国恒,高锋阳,石岩,等.基于贝叶斯网络的牵引逆变器开路故障多特征融合诊断方法[J].铁道科学与工程学报,2020,17(3):732-740.
- [11] 赵建文,陈佳丽.基于一模分量的矿井高压电网故障区段定位方法[J].工矿自动化,2021,47(10):62-69.
- [12] 张银萍.煤矿架空人车故障诊断系统设计[J].煤炭技术,2019,38(11):172-174.
- [13] 刘东,王昕,黄建荣,等.基于贝叶斯网络的水电机组振动故障诊断研究[J].水力发电学报,2019,38(2):112-120.
- [14] 王承远,徐久军,严志军.基于时效性分析的动态贝叶斯网络故障诊断方法[J].大连理工大学学报,2019,59(2):201-210.
- [15] 张梅,许桃,孙辉煌,等.基于模糊故障树和贝叶斯网络的矿井提升机故障诊断[J].工矿自动化,2020,46(11):1-5,45.
- [16] 查园园,王亭岭,上官伟.基于贝叶斯网络的列控车载设备故障诊断[J].北京交通大学学报,2021,45(5):9.
- [17] 雷雨田,张弄韬,李起荣,等.基于改进的粗糙集理论与贝叶斯网络的变压器设备故障诊断模型[J].电子设计工程,2021,29(4):5.
- [18] 张喜红,王玉香.基于贝叶斯网络医学检验仪器故障诊断模型构建方法的研究[J].曲靖师范学院学报,2021,40(3):6.
- [19] 裴求根,黄达文,高祥斌.贝叶斯网络及时间序列下电力系统元件故障诊断模型[J].沈阳工业大学学报,2021,43(6):5.
- [20] 刘锦松.基于朴素贝叶斯网络和D-S证据理论的分布式电网故障诊断[J].海峡科技与产业,2021,34(5):6.