

• 机械电子工程 •



基于动态贝叶斯网络的电源系统 可靠性分析与故障诊断

李 享, 黄洪钟*, 黄 鹏, 李彦锋

(电子科技大学系统可靠性与安全性研究中心 成都 611731)

【摘要】动态系统的可靠性分析与故障诊断一直是可靠性领域的热点及难点问题, 作为该领域热门的分析工具之一, 动态贝叶斯网络 (DBN) 得到了充分的应用与开发。但是, 现有的 DBN 算法受限于系统的失效分布类型, 且建模难度也随着系统复杂度的增加而呈指数增长。针对以上问题, 该文提出一种改进的动态贝叶斯网络概率表建模方法, 在连续任务时间的条件下, 实现动态系统的可靠性分析。然后, 结合 DBN 双向推理算法, 求解系统失效时部件失效的后验概率, 并将计算结果应用于系统故障诊断及薄弱部件定位。最后, 结合某电源系统的可靠性分析与故障诊断, 验证了该方法的实用性。

关键词 动态贝叶斯网络; 故障诊断; 电源系统; 可靠性分析

中图分类号 TM417 文献标志码 A doi:10.12178/1001-0548.2020416

Reliability Analysis and Fault Diagnosis for Power System via Dynamic Bayesian Network

LI Xiang, HUANG Hong-zhong*, HUANG Peng, and LI Yan-feng

(Center for System Reliability and Safety, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731)

Abstract Reliability analysis and fault diagnosis for dynamic systems have always been hot topics in this field. As one of the popular reliability analysis methods, dynamic bayesian network (DBN) has been fully studied. However, the existing DBN algorithm has no general inference engines, and the modeling difficulty increases exponentially with the system complexity. This paper proposes a general probability table modeling method, which can also be applied on the dynamic reliability analysis of the system under the continuous mission time. Additionally, via the Bayesian inference algorithm, the posterior probability of component failure can be obtained, which can also be applied on system fault diagnosis. Finally, the validation of proposed method is verified by the reliability analysis and fault diagnosis of the power system.

Key words dynamic Bayesian network; fault diagnosis; power system; reliability analysis

电源系统是由配电设备、储能设备、调波设备、开关设备、充电控制设备以及相关电线电缆组成的总体^[1], 为各种电机提供高/低频、交/直流电源, 其可靠性直接影响整个电机系统的平稳运行^[2]。然而, 电源系统结构复杂、设备繁多, 如何理清其系统结构, 识别主要脆弱点和关键薄弱点, 影响并制约着供电任务的平稳实施。传统的静态可靠性分析方法只能应用于固定时刻的系统可靠性分析, 在所有电源设备集成为一个动态系统时, 其复杂结构、高危高压、动态失效的运行特点, 使得该系统可靠性问题需采用动态的分析方式。

动态系统可靠性分析方法是近年的研究热点及难点, DBN 从这些方法中脱颖而出。机器学习^[3]、数据挖掘^[4]等技术的兴起也为 DBN 的发展和應用提供了更为广阔的空间。目前, DBN 的理论成果得到了进一步的发展完善, 包括因果推断^[5]、不确定性知识表达^[6]、模式识别^[7]和聚类分析^[8]等。DBN 也因其双向推理及故障诊断方面的优势, 被广泛应用于复杂系统的动态可靠性分析。文献 [9] 通过引入 β 因子, 结合模糊 DBN, 提出了一种针对数据缺失的多态系统可靠性分析方法。文献 [10] 基于贝叶斯网络对海上浮式风机进行了可靠性分析, 大

收稿日期: 2020-11-23; 修回日期: 2021-03-03

基金项目: 国家自然科学基金 (51875089)

作者简介: 李享 (1989-), 男, 博士生, 主要从事基于动态贝叶斯网络的系统可靠性分析方面的研究。

通信作者: 黄洪钟, E-mail: hzhuang@uestc.edu.cn

幅提升了故障诊断的准确率。文献 [11] 利用隐马尔科夫模型度量证据节点的先验概率, 结合 DBN, 实现了化工设备的任务可靠性预计与评估。

现有的 DBN 算法主要分为: 离散时间贝叶斯网络算法 (discrete-time Bayesian network, DTBN)^[12] 与连续时间贝叶斯网络算法 (continues-time Bayesian network, CTBN)^[13]。其中, DTBN 以离散任务时间的方式, 通过定义节点的条件概率表 (conditional probability table, CPT) 及边缘概率表 (marginal probability table, MPT), 求解出系统在不同任务时间片的后验概率。其中, 文献 [14] 基于 DTBN 与改进的 GO-FLOW 方法, 研究分析了多阶段多状态系统的共因失效问题。文献 [15] 通过引入区间分析理论, 对无人机中表决系统的不确定性问题进行了量化处理, 并基于 DTBN 算法对该系统进行了可靠性建模分析。然而, 随着系统节点数与时间片数的增加, CPT&MPT 的维度呈指数增加^[16], 导致求取系统可靠度所需的计算量也指数增长。

CTBN 可在连续任务时间条件下, 建立各个节点的概率密度函数 (probability density function, PDF) 的解析解, 并借此得出任意时刻节点的后验概率, 极大地减少了计算时间。文献 [17] 基于 CTBN 构建车辆系统的性能函数, 并将其应用于该系统的可靠性优化设计。文献 [18] 通过模糊函数量化了失效数据的参数不确定性, 并针对 DBN 中的动态逻辑门, 构建了基于 CTBN 算法的模糊函数解析解模型。然而, 现有的 CTBN 算法, 需要针对不同的分析对象建立特定的分析模型, 缺少通用的建模方法^[19]。

因此, 本文提出一种改进的 DBN 概率表建模方法, 在无需离散任务时间的情况下, 实现电源系统的动态可靠性分析与故障诊断。

1 动态贝叶斯网络

1.1 离散时间贝叶斯网络

在 DTBN 算法中, 任务时间被离散为多个时间片段, 且节点的条件概率与边缘概率以 CPT 和 MPT 的形式给出。以 2 时间片段的 DTBN 为例, “与” 门的 CPT&MPT 如图 1 所示。对于节点 A 和 B , P_1 和 P_2 分别代表节点在对应时间片中的失效概率, 而状态 3 的概率 $1 - P_1 - P_2$ 表示该节点在任务时间内未发生失效的概率。而在 “与” 门的 CPT 中, $P(T=1|A=1, B=1) = 1$ 表示节点 A 和 B 在第一个时间片中失效时, 该 “与” 门在此时间片内

失效的条件概率为 1, 其他的概率也类似定义。基于图 1 的 CPT, 可通过式 (1)~式 (3) 求解出节点 T 在各个状态的边缘概率。

A	1	2	3	B	1	2	3
P	P_1	P_2	$1-P_1-P_2$	P	P_1	P_2	$1-P_1-P_2$

A	1	2	3	B	1	2	3	T
B	1	2	3	1	2	3	1	2
T	1	1	0	0	0	0	0	0
	2	0	1	0	1	1	0	0
	3	0	0	1	0	0	1	1

图 1 CTBN 中 “与” 门的 CPT&MPT

$$P(T=1) = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 P(T=1|A=i, B=j) \times P(A=i)P(B=j) = P_1^2 \quad (1)$$

$$P(T=2) = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 P(T=2|A=i, B=j) \times P(A=i)P(B=j) = P_1P_2 + P_2P_1 + P_2^2 \quad (2)$$

$$P(T=3) = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 P(T=3|A=i, B=j) \times P(A=i)P(B=j) = (1 - P_1 - P_2)(1 + P_1 + P_2) = 1 - (P_1 + P_2)^2 = 1 - P(T=1) - P(T=2) \quad (3)$$

1.2 连续时间贝叶斯网络

与 DTBN 不同的是, 在 CTBN 中, 引入了单位阶跃函数和脉冲函数^[13], 所有节点的概率分布以 PDF 的形式给出。以图 1 中的 “与” 门为例, T 的 $f_{T|A,B}(T|A, B)$ 为:

$$f_{T|A,B}(T|A, B) = u(b-a)\delta(t-b) + u(a-b)\delta(t-a) \quad (4)$$

$$\text{式中, } u(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ 1/2 & \text{if } x = 0 \\ 1 & \text{if } x > 0 \end{cases}$$

$$\text{当 } x \neq 0, \delta(x) = 0, \text{ 且 } \int_0^{\infty} \delta(t) dt = 1, \int_0^{\infty} f(t)\delta(t-\tau) dx = f(\tau).$$

则求解出节点 T 的 PDF 为:

$$f_T(t) = \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} f_{T|A,B}(T|A, B) f_B(b) f_A(a) da db = \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} [u(b-a)\delta(t-b) + u(a-b)\delta(t-a)] \times f_B(b) f_A(a) da db = f_B(t)F_A(t) + f_A(t)F_B(t) = [F_A(t)F_B(t)]' \quad (5)$$

但是, 正如引言中介绍的, 现有的 CTBN 算

法, 需要针对不同的分析对象建立特定的解析解模型。并且随着动态逻辑门和节点数的增加, 该方法的建模难度也会随之增加。因此, 本文提出一种改进的 CPT&MPT 建模方法。

1.3 概率表建模

以“与”门的 CPT&MPT 为例, 如图 2 所示, $P(A=1)=F_A(t)$ 表示节点 A 在该时间点的失效概率, 而 $P(A=2)=R_A(t)=1-F_A(t)$ 表示节点 A 在该时间点的可靠度。通过图 2 中节点 T 的 CPT, 则可由式 (6) 得出该节点的边缘概率分布。

$$F_T(t) = P(T=1) = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 P(T=1|A=i, B=j) \times P(A=i)P(B=j) = F_A(t)F_B(t) \quad (6)$$

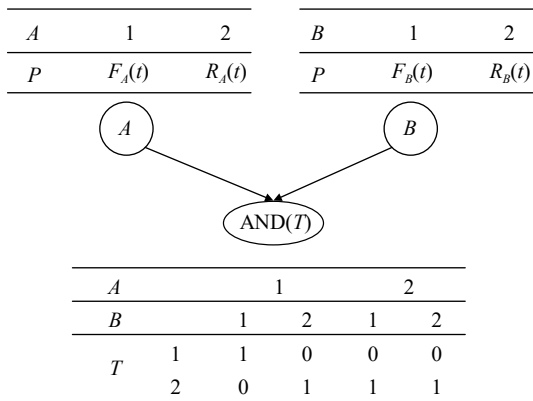


图2 “与”门的 CPT&MPT

可以看出, 该 CPT 与传统 CTBN 算法中的单位阶跃函数和脉冲函数有相同的功能。且通过算法 1, 可以计算出任意数量节点的“与”门 CPT, 且该“与”门的父节点可以服从任意的失效分布类型。

算法 1 由 i 个节点组成的“与”门的 CPT 计算

Input: $i \leftarrow$ the number of parent nodes

CPT \leftarrow zeros($[2, 2^i]$)

$$P(B=1|A=1) = \frac{\int_0^t f_A(t_A) \int_0^{t_A} f_{\alpha B}(t_B) dt_B dt_A + \int_0^t f_A(t_A) \left[\left(1 - \int_0^{t_A} f_{\alpha B}(t_B) dt_B \right) \int_{t_A}^t f_B(t_B - t_A) dt_B \right] dt_A}{\int_0^t f_A(t_A) dt_A} \quad (7)$$

$$P(B=2|A=1) = \frac{\int_0^t f_A(t_A) \left[\left(1 - \int_0^{t_A} f_{\alpha B}(t_B) dt_B \right) \int_t^{+\infty} f_B(t_B - t_A) dt_B \right] dt_A}{\int_0^t f_A(t_A) dt_A} \quad (8)$$

$$P(B=1|A=2) = \int_0^t f_{\alpha B}(t_B) dt_B \quad (9)$$

$$P(B=2|A=2) = \int_t^{+\infty} f_{\alpha B}(t_B) dt_B \quad (10)$$

```

for P1 ← 1 to 2
for P2 ← ((P1 - 1) × 2 + 1) : P1 × 2
...
for Pi ← ((Pi-1 - 1) × 2 + 1) : Pi-1 × 2
h = max[P1, P2 - (P1 - 1) × 2, ..., Pi - (Pi-1 - 1) × 2]
CPT([h, Pi]) = 1
end for
...
end for
Output CPT
    
```

而针对动态贝叶斯网络中的动态逻辑门, 以温备份门为例 (warm spare, WSP), 如图 3 所示, 节点 B 为节点 A 的温备份节点。当节点 A 正常运行时, 节点 B 处于温备份状态, 其失效率 λ_B 下降为 $\alpha\lambda_B$, α 为备份因子, 且 $0 \leq \alpha \leq 1$ 。当 $\alpha=0$ 时, 节点 B 转变为冷备份节点; $\alpha=1$ 时, 节点 B 转变为热备份节点。当 A 失效时, B 转变为工作状态, 且失效率转变为 λ_B 。则节点 B 的条件概率可由式 (7)~式 (10) 得出。

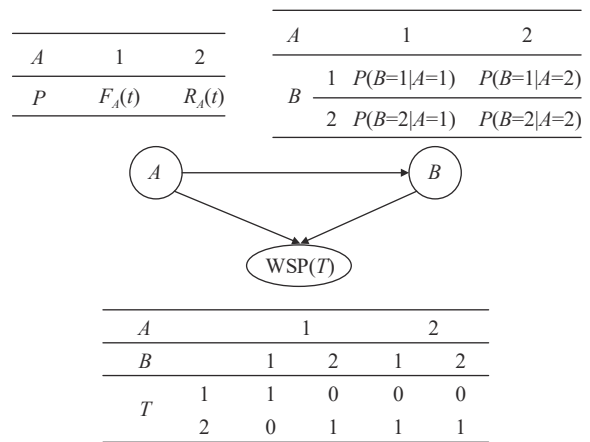


图3 温备份门的 CPT&MPT

式中, $f_A(t)$ 、 $f_B(t)$ 分别为节点 A 和 B 工作时失效概率的 PDF; $f_{\alpha B}(t)$ 为节点 B 在温备份状态下的 PDF; t_A 、 t_B 分别为节点 A 和 B 的失效时间。针对电子系统, 当节点 A 和 B 的失效类型服从指数分布时,

即 $f_A(t) = f_B(t) = \lambda e^{-\lambda t}$, $f_{\alpha B}(t) = \alpha \lambda e^{-\alpha t}$, 则节点 B 的 CPT 如表 1 所示。

表 1 温备份节点 B 的 CPT

A	1	2
B	$1 - \frac{e^{-\lambda t}(1 - e^{-\alpha t})}{\alpha(1 - e^{-\lambda t})}$	$1 - e^{-\alpha t}$
	$\frac{e^{-\lambda t}(1 - e^{-\alpha t})}{\alpha(1 - e^{-\lambda t})}$	$e^{-(\alpha t)}$

为验证所提方法的准确性, 以图 3 中的温备份门(节点 T)为例, 将各节点的 CPT&MPT 代入算法 2 中, 当 $\lambda_A = \lambda_B = 0.000\ 01$, $\alpha = 0.5$ 时, 可计算出 T 节点的可靠度曲线, 分别与蒙特卡罗仿真(Monte Carlo simulation, MCS)^[18] 以及 DTBN 的计算结果进行了对比, 如图 4 所示。

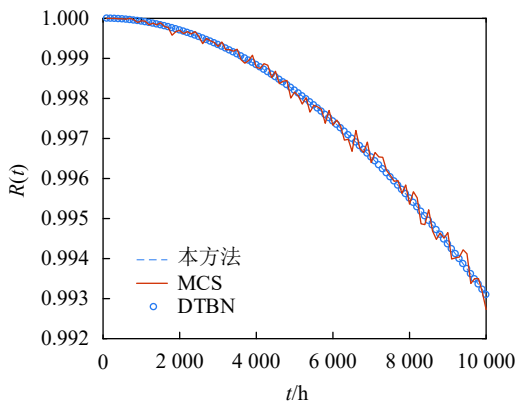


图 4 结果对比分析

算法 2: DBN 后验概率求解算法

```

Input:  $N \leftarrow$  number of nodes
dag( $N, N$ )  $\leftarrow$  adjacent matrix for DBN
state number of each node  $\leftarrow 2 \times \text{ones}(1, N)$ 
for  $i \leftarrow 1$  to 50 do
 $t \leftarrow i \times 10\ 000$ 
bnet.CPD $\{N\} \leftarrow$  CPT&MPT;
define inference engine;
define evidence;
end for
Output posterior probabilities of each node

```

由图 4 结果可知, 所提方法可在未离散任务时间的情况下, 获取与 DTBN 相同的系统可靠度计算结果。而且, 本方法 B 节点的 CPT 维度仅为 (2×2) , 即便是与最简单的 2 时间片段 DTBN 相比, 其建模难度也远小于 DTBN 的 CPT^[16]。与 MCS

的计算结果的对比分析结果也验证了所提方法的准确性。

由表 1 的 CPT 可求解出 B 节点 $F_B(t)$ 的解析解, 如式 (11) 所示, 其结果与 CTBN^[19] 一致。并且, 通过将构建的 CPT&MPT 与算法 2 相结合, 即可计算得到观测节点的后验概率, 而无需针对不同分析对象建立特定的解析解模型。

$$F_B(t) = P(B=1) = \sum_{i=1}^2 P(B=1|A=i)P(A=i) = 1 - \frac{1}{\alpha} e^{-\lambda t} + \frac{1-\alpha}{\alpha} e^{-\lambda(1+\alpha)t} \quad (11)$$

2 电源系统的动态贝叶斯网络建立

本文以某电源系统为研究对象, 该系统组成结构如图 5 所示。

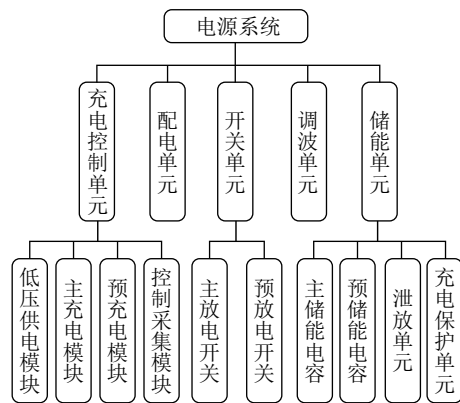


图 5 电源系统结构框图

该系统通过将民用电转换成高压直流电, 给规定容量的主预储能电容器充电。在规定的时间内达到指定值, 在规定的时序触发下, 主、预储能电容通过晶闸管固态开关、平波电感给负载放电, 为负载提供合适的能量脉冲, 使它们的形状、幅度和时序保持一致。根据该电源系统的结构框图, 可建立其 DBN 如图 6 所示, 事件编号及失效率如表 2 所示。

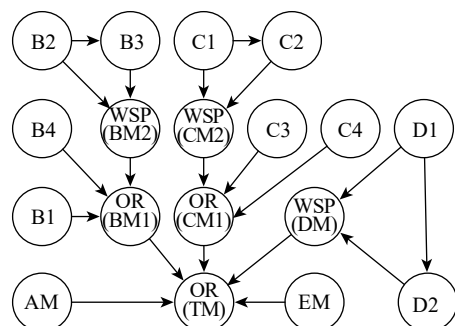


图 6 电源系统的 DBN

表 2 事件节点编号及失效率

节点编号	名称	节点编号	名称	失效率(λ_i)/(10 ⁻⁶ /h)
TM	电源系统失效	AM	配电单元	2.679 00
BM1	充电失效	EM	调波单元	0.011 20
BM2	充电模块失效	B1	低压供电模块	0.294 00
CM1	储能失效	B2	主充电模块	2.160 40
CM2	储能电容失效	B3	预充电模块	1.080 20
DM	开关失效	B4	控制采集模块	7.623 80
		C1	主储能电容模块	0.005 80
		C2	预储能电容模块	0.000 58
		C3	泄放单元模块	0.654 70
		C4	充电保护单元模块	0.007 80
		D1	主开关单元模块	7.533 00
		D2	预开关单元模块	5.273 10

3 电源系统的可靠性分析与故障诊断

该电源系统的 DBN 模型中, 包括 3 个 WPS 门 (BM2、CM2、DM), 其组成节点的 CPT&MPT 如图 3 所示, 节点 B3、C2、D2 的 CPT 可由表 1 计算。将各节点的 CPT&MPT 代入算法 2 中, 即可求解出各个节点的后验概率。各节点状态为 2 时的边缘概率即为该节点对应事件的可靠度值。通过算法 2, 可以求解出电源系统顶事件及中间事件在任务时间内 (5×10⁵ h) 的可靠度变化曲线, 如图 7 所示。

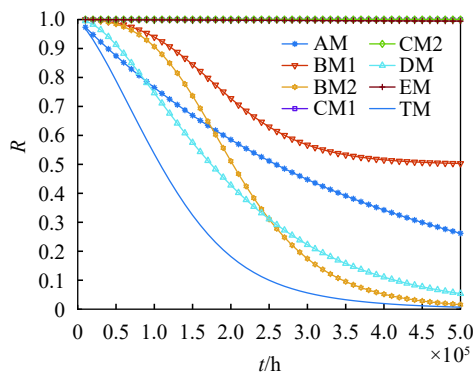


图 7 电源系统可靠度曲线

其中, 节点 AM 为底事件节点, 且服从指数分布, 所以其可靠度曲线是典型的指数分布曲线。根据表 2 中的失效率数据, 因为与节点 EM、CM1、CM2 相关联底事件的失效率太低, 所以在任务时间内上述 3 个节点的可靠度没有明显变化。其他的节点 (TM、BM1、BM2、DM) 则由各种逻辑门组合而成, 因可靠度不服从特定分布, 所以曲线呈现出图 7 所示的变化趋势。

基于算法 2, 可以求解出顶事件 TM 状态为 1 时,

其他节点 i 状态为 1 的后验概率 $P(i = 1 | TM = 1)$ ($i = AM$ 、BM1、BM2、CM1、CM2、DM、EM)。即电源系统失效时, 其他节点失效的条件概率, 该条件概率可用作系统失效下部件故障的诊断分析。诊断结果如图 8 所示, 在 0.875×10^5 h 前, 节点 AM 的后验失效概率最大, 此时段若系统失效, 则配电单元失效的概率最大。而在 $(0.875 \sim 2.9) \times 10^5$ h 之间, 则是 DM 节点 (开关失效) 的后验失效概率最大。在 1.925×10^5 h 时刻, BM2 (充电模块失效) 的后验失效概率超过 AM 节点, 且在 2.9×10^5 h 之后成为后验失效概率最大的节点。

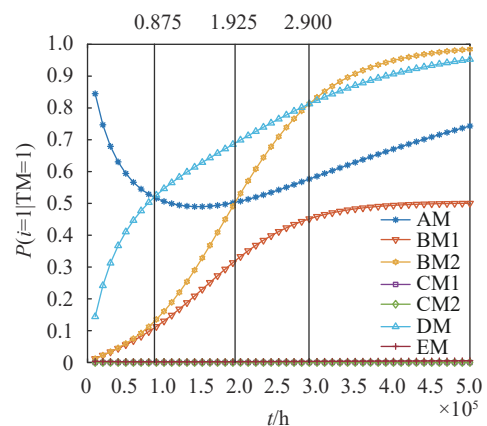


图 8 电源系统故障诊断

4 结束语

本文针对 DBN 中的“与”、“或”、WSP 逻辑门, 提出了一种改进的 DBN 概率表建模方法, 并应用于电源系统可靠性分析与故障诊断, 由前面分析可得出以下结论:

1) 与 DTBN 相比, 本文所提出的概率表建模方法可在无需离散任务时间的条件下建立节点的 CPT&MPT, 降低建模难度。而且, 所构建的 CPT&MPT 可单独赋值于各节点, 减少针对特定系统建模的工作量。

2) 结合文中所提概率表建模方法及边缘概率求解算法, 可实现复杂系统任务时间内各个事件的动态可靠性分析, 并同时求解出所有观察节点的可靠度曲线。

3) 通过贝叶斯双向推理, 可求解出顶事件发生时, 各子系统失效的后验概率。基于所求后验概率, 可实现系统任务时间内的动态故障诊断, 评估各时段内子系统失效的后验概率值, 定位出最可能失效的子系统及部件。

参 考 文 献

- [1] 肖建平. 高压开关电源的拓扑研究[J]. *电子科技大学学报*, 2007, 36(4): 726-729.
XIAO Jian-ping. Research on the topology of high-voltage switching power supply[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2007, 36(4): 726-729.
- [2] 王京梅, 兰中文, 余忠, 等. 高频开关电源变压器的优化设计[J]. *电子科技大学学报*, 2002, 31(4): 362-365.
WANG Jing-mei, LAN Zhong-wen, YU Zhong, et al. Optimum design of transformer in high frequency switch mode power[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2002, 31(4): 362-365.
- [3] HUANG C G, HUANG H Z, LI Y F. A bidirectional LSTM prognostics method under multiple operational conditions[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(11): 8792-8802.
- [4] PENG W, LI Y F, YANG Y J, et al. Bayesian degradation analysis with inverse Gaussian process models under time-varying degradation rates[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2017, 66(1): 84-96.
- [5] JIANG T, LIU Y. Parameter inference for non-repairable multi-state system reliability models by multi-level observation sequences[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2017, 166: 3-15.
- [6] MI J, LI Y F, YANG Y J, et al. Reliability assessment of complex electromechanical systems under epistemic uncertainty[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2016, 152: 1-15.
- [7] ZHANG Y, ZHOU G, JIN J, et al. Sparse Bayesian multiway canonical correlation analysis for EEG pattern recognition[J]. *Neurocomputing*, 2017, 225: 103-110.
- [8] PINTO H, GATES I, WANG X. Bayesian biclustering by dynamics: A clustering algorithm for SAGD time series data[J]. *Computers & Geosciences*, 2019, 133: 104304.
- [9] 米金华, 李彦锋, 彭卫文, 等. 复杂多态系统的区间值模糊贝叶斯网络建模与分析[J]. *中国科学: 物理学 力学 天文学*, 2018, 48(1): 54-66.
MI Jin-hua, LI Yan-feng, PENG Wei-wen, et al. Reliability modeling and analysis of complex multi-state system based on interval fuzzy Bayesian network[J]. *Scientia Sinica Physica, Mechanica & Astronomica*, 2018, 48(1): 54-66.
- [10] LI H, SOARES C G, HUANG H Z. Reliability analysis of a floating offshore wind turbine using Bayesian Networks[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 217: 107827.
- [11] REBELLO S, YU H, MA L. An integrated approach for system functional reliability assessment using dynamic Bayesian network and hidden markov model[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2018, 180: 124-135.
- [12] 李彦锋, 黄洪钟, 刘宇, 等. 基于贝叶斯网络的卫星太阳翼驱动机构系统可靠性建模与评估[J]. *中国科技论文*, 2012, 7(8): 583-588.
LI Yan-feng, HUANG Hong-zhong, LIU Yu, et al. System reliability modeling and assessment of satellite solar array drive assembly based on a Bayesian network[J]. *China Sciencepaper*, 2012, 7(8): 583-588.
- [13] 王晓明, 李彦锋, 李爱峰, 等. 模糊数据下基于连续时间贝叶斯网络的整流回馈系统可靠性建模与评估[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(14): 167-174.
WANG Xiao-ming, LI Yan-feng, LI Ai-feng, et al. Reliability modeling and evaluation for rectifier feedback system based on continuous time Bayesian networks under fuzzy numbers[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(14): 167-174.
- [14] FAN D, WANG Z, LIU L, et al. A modified GO-FLOW methodology with common cause failure based on discrete time Bayesian network[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2016, 305: 476-488.
- [15] SONG Y, MI J, CHENG Y, et al. Application of discrete-time Bayesian network on reliability analysis of uncertain system with common cause failure[J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2019, 35(4): 1025-1045.
- [16] LI X, LI YF, LI H, et al. An algorithm of discrete-time Bayesian network for reliability analysis of multilevel system with warm spare gate[J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2020, 37(3): 1-19.
- [17] STURLAUGSON L, PERREAULT L, SHEPPARD J W. Factored performance functions and decision making in continuous time Bayesian networks[J]. *Journal of Applied Logic*, 2017, 22: 28-45.
- [18] LI Y F, MI J, LIU Y U, et al. Dynamic fault tree analysis based on continuous-time Bayesian networks under fuzzy numbers[J]. *Journal of Risk and Reliability*, 2015, 229(6): 530-541.
- [19] BOUDALI H, DUGAN J B. A continuous-time Bayesian network reliability modeling, and analysis framework[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2006, 55(1): 86-97.

编辑 刘飞阳