

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209135

# 考虑共因失效的新型连续时间动态 贝叶斯网络可靠性分析方法\*

姚成玉<sup>1</sup>, 韩丁丁<sup>1</sup>, 陈东宁<sup>2,3</sup>, 刘一鸣<sup>1</sup>

(1. 燕山大学河北省工业计算机控制工程重点实验室 秦皇岛 066004; 2. 燕山大学河北省重型机械流体动力传输与控制重点实验室 秦皇岛 066004; 3. 燕山大学先进锻压成型技术与科学教育部重点实验室 秦皇岛 066004)

**摘要:**现代系统失效行为复杂,动态性与相关性并存。首先为直观准确地刻画分析系统中的动态失效行为,提出新型连续时间动态贝叶斯网络分析方法,利用节点时序条件概率表刻画事件关系,进而提出基于节点时序条件概率表规则执行度与冲激函数抽样性质的子节点故障概率、根节点后验概率及重要度的计算方法;进一步,针对共因失效引起的系统相关性失效行为,提出考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络分析方法,解决系统失效逻辑动态性和相关性的重叠问题。通过与贝叶斯网络、离散时间动态贝叶斯网络分析方法、Markov链、Monte Carlo法对比,验证所提方法的可行性与优越性。最后,对动态失效相关系统进行可靠性分析,结果表明,本文方法能够直观有效地刻画动态性与相关性失效行为,得到准确的系统可靠性指标,考虑共因失效相比于忽略共因失效,在任务时间为 $5 \times 10^6$  h时能够提高系统29%的可靠性分析精度,更加符合实际。

**关键词:**共因失效;连续时间动态贝叶斯网络;重要度;后验概率

**中图分类号:** TB114.3 TH137.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.45

## A novel continuous-time dynamic Bayesian network reliability analysis method considering common cause failure

Yao Chengyu<sup>1</sup>, Han Dingding<sup>1</sup>, Chen Dongning<sup>2,3</sup>, Liu Yiming<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Hebei Provincial Key Laboratory of Heavy Machinery Fluid Power Transmission and Control, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 3. Key Laboratory of Advanced Forging & Stamping Technology and Science, Yanshan University, Ministry of Education of China, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** The failure behaviour of modern systems is complex, with both dynamics and correlation. First, in order to describe the dynamic failure behaviour intuitively and accurately, a novel continuous-time dynamic Bayesian network analysis method is proposed, which uses node sequence conditional probability table (CPT) to describe the event relationship. Then, the calculation method of child node failure probability, posteriori probability and importance measures of root node based on the rule execution degree of node sequence CPT and the sampling property of impulse function is proposed. Further, aiming at the system correlation failure behaviour caused by common cause failure (CCF), a novel continuous-time dynamic Bayesian network analysis method considering CCF is proposed to solve the overlapping problem of system failure logic dynamics and correlation. Compared with the Bayesian network, discrete-time dynamic Bayesian network analysis method, Markov chain and Monte Carlo method, the feasibility and superiority of the proposed method are verified. Finally, the reliability of dynamic failure related systems is evaluated, the results show that the proposed method can directly and effectively describe the dynamic and correlation failure behavior, obtain the accurate system reliability index, compared with ignoring CCF, considering CCF can improve the reliability analysis accuracy of the system by 29% when the task time is  $5 \times 10^6$  h, which is more practical.

**Keywords:** common cause failure; continuous-time dynamic Bayesian network; importance measures; posterior probability

# 0 引 言

复杂系统的可靠性分析是设备通用质量特性领域关注的热点问题<sup>[1]</sup>,现代系统的功能逻辑、架构设计向综合化、复杂化、精细化方向发展,随之产生的可靠性问题也日益突出,系统失效逻辑的动态性<sup>[2]</sup>与相关性<sup>[3]</sup>对可靠性分析方法提出了挑战。

贝叶斯网络是基于贝叶斯理论的不确定知识推理模型<sup>[4]</sup>,能够通过节点条件概率表(conditional probability table, CPT)直观地描述节点间逻辑关系,被广泛地应用于系统可靠性分析<sup>[5]</sup>。传统贝叶斯网络受限于节点条件概率表无法直观刻画分析动态事件关系,随之发展起来的动态贝叶斯网络分为离散时间动态贝叶斯网络<sup>[6]</sup>与连续时间动态贝叶斯网络<sup>[7]</sup>。其中,离散时间动态贝叶斯网络通过节点时段条件概率表刻画动态事件关系,但任务时间离散化会带来分析误差,且时段条件概率表维度随节点数与时间片数的增多呈指数增加,计算量也随之增大。连续时间贝叶斯网络通过建立概率密度函数的解析解得到系统故障概率分布,但其无法利用条件概率表直观地表示节点间事件关系,过度依赖于多重联合失效概率。

共因失效<sup>[8]</sup>指由于相同原因导致系统多个元件同时失效的现象,是导致系统失效相关的重要因素,常存在于冗余系统中。共因失效的量化方面,先后提出了一系列用于定量分解计算共因失效元件失效率的参数模型,如 $\alpha$ 因子模型<sup>[9]</sup>和 $\beta$ 因子模型<sup>[10]</sup>。系统冗余设计可分为静态冗余技术与动态冗余技术,动态冗余与静态冗余相比,存在检测、切换和恢复的重新配置机制。针对静态冗余系统中存在的共因失效,文献[11]建立共因失效故障树模型,求解系统含共因失效的最小割集;文献[12]利用贝叶斯网络建立飞机电源系统共因失效可靠性模型。针对动态冗余系统中存在的共因失效,文献[13]基于Markov链构建系统共因失效模型。Markov链受限于Markov过程,随着系统规模增大,会出现状态空间爆炸的问题。文献[14]考虑随机共因失效的影响,建立基于Monte Carlo法的系统成功概率仿真评估模型, Monte Carlo法相对于Markov链降低了算法复杂度,但存在分析计算误差,不能直观刻画事件关系。贝叶斯网络能够直观有效地揭示系统事件关系,表示事件相关性,进行正向推理与反向诊断,更好地解决含共因失效的系统分析问题。文献[15]根据状态转移关系构建了多元件共因失效动态贝叶斯网络模型,但定量分析需借助Markov链,不适用于复杂系统;文献[16]利用离散时间动态贝叶斯网络构建系统共因失效模型,存在分析计算误差,且无法反映系统故障概率的变化趋势。

为此,首先为直观准确地刻画分析系统动态失效行为,提出新型连续时间动态贝叶斯网络分析方法;进一步,利用参数模型融合共因失效,提出考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络分析方法,解决系统失效逻辑动态性和相关性的重叠问题。

# 1 考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络分析方法

首先,针对离散时间动态贝叶斯网络节点时段条件概率表将任务时间离散化所带来的分析计算误差问题,提出新型连续时间动态贝叶斯网络分析方法,利用节点时序条件概率表刻画节点间逻辑关系。进一步,融合共因失效,提出考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络及其节点时序条件概率表的构建和列写方法。

## 1.1 新型连续时间动态贝叶斯网络

新型连续时间动态贝叶斯网络通过有向无环图及其节点时序条件概率表可直观准确地刻画任意静态(与、或、非等)、动态(备件、优先、顺序强制等)事件关系,并且能够直接定量分析,如图1所示,其中 $x_i(i=1,2,\dots,n)$ 为父节点, $y$ 为子节点。

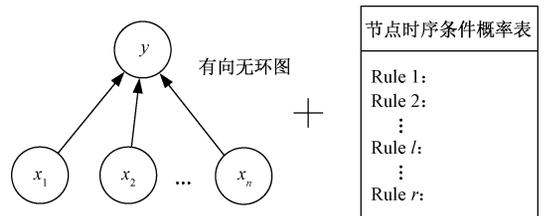


图 1 新型连续时间动态贝叶斯网络

Fig. 1 Novel continuous-time dynamic Bayesian network

节点时序条件概率表通过单位阶跃函数来描述节点的故障时序依赖关系,即:

$$\begin{cases} u(t_b - t_a) = 1, & t_a < t_b \\ u(t_a - t_b) = 1, & t_a > t_b \end{cases} \quad (1)$$

式中: $t_a, t_b$ 分别为任意2个根节点 $x_a, x_b$ 故障时间。

顺序规则 $O_{(i)}$ 利用阶跃函数所特有积分变换性质,通过单位阶跃函数的组合来表征节点故障时序。例如 $t_1 < t_2 < \dots < t_n$ ,顺序规则表示为:

$$O_{(i)} = \underbrace{u(t_2 - t_1)u(t_3 - t_2)\dots u(t_n - t_{n-1})}_{n-1} \quad (2)$$

节点时序条件概率表利用单位冲激函数的抽样性质来刻画子节点与父节点的故障时刻关系,即:

$$\delta(t_y - t_i) = \begin{cases} \infty, & t_y = t_i \\ 0, & t_y \neq t_i \end{cases} \quad (3)$$

式中: $t_i$ 为父节点 $x_i(i=1,2,\dots,n)$ 的故障时刻; $t_y$ 为子节点 $y$ 的故障时刻。单位冲激函数 $\delta(t_y - t_i) = \infty$ 表示父节

点  $y$  在子节点  $x_i$  故障后随即发生故障,即  $t_y = t_i$ ,当  $t_y \neq t_i$  时,单位冲击函数  $\delta(t_y - t_i) = 0$ 。

单位脉冲函数抽样性质:

$$\int_0^{\infty} \delta(t - t_i) f(t) dt = f(t_i) \quad (4)$$

节点时序条件概率表根据节点逻辑关系构建,包括由父节点故障时序、时序规则  $O_{(l)}$  所构成的输入规则和由冲激函数刻画子节点故障时刻关系的输出规则,具体为:1)输入规则界定父节点的故障时序依赖关系,用自然数  $o(t_i)$  ( $i=1,2,\dots,n$ ) 表示父节点  $x_i$  的发生时序;2)输出规则中利用单位脉冲函数刻画子节点故障时刻与父节点故障时序的关系。

综上,图1中新型连续时间动态贝叶斯网络的节点时序条件概率表,如表1所示。

表1 节点时序条件概率表

Table 1 Sequence CPT

规则	$x_1$	$x_2$	$\dots$	$x_n$	$O_{(l)}$	$P(y^{[t_y]}   x_1^{[t_1]}, x_2^{[t_2]}, \dots, x_n^{[t_n]})$
1	1	2	$\dots$	$n$	$O_{(1)}$	$\delta_{(1)}(t_y)$
2	1	2	$\dots$	$n$	$O_{(2)}$	$\delta_{(2)}(t_y)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\dots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$l$	$o(t_1)$	$o(t_2)$	$\dots$	$o(t_n)$	$O_{(l)}$	$\delta_{(l)}(t_y)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\dots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$r$	$n$	$n-1$	$\dots$	1	$O_{(r)}$	$\delta_{(r)}(t_y)$

以规则  $r$  为例说明:父节点  $x_1 \sim x_n$  按  $t_n, t_{n-1}, \dots, t_3, t_2, t_1$  的时序故障,即  $t_n < \dots < t_2 < t_1$ ,此时顺序规则描述为  $O_{(r)} = u(t_1 - t_2)u(t_2 - t_3) \dots u(t_{n-1} - t_n)$ ,则刻画子节点  $y$  故障时刻的单位脉冲函数为  $\delta_{(r)}(t_y)$ 。

## 1.2 新型连续时间动态贝叶斯网络算法

### 1) 故障概率及后验概率

在动态逻辑单元中根节点故障率会因故障时序而发生变化,  $f_{(l)}(x_i^{[t_i]})$  表示根节点  $x_i$  在规则  $l$  下的故障概率密度函数,可由式(5)得到,则规则  $l$  的执行度  $P_{(l)}^*$  为:

$$f_{(l)}(x_i^{[t_i]}) = \lambda_{(l)}(x_i^{[t_i]}) \exp\left(\int_0^{t_i} -\lambda_{(l)}(x_i^{[\tau]}) d\tau\right) \quad (5)$$

式中:  $\lambda_{(l)}(x_i^{[t_i]})$  表示规则  $l$  下根节点  $x_i$  在  $t_i$  时刻的瞬时故障率。

子节点  $y$  的故障概率密度函数为:

$$f_y(t) = \sum_{i=1}^r \underbrace{\int_0^{+\infty} \dots \int_0^{+\infty}}_n P_{(l)}^* \delta_{(l)}(t_y) dt_1 dt_2 \dots dt_n \quad (6)$$

子节点  $y$  的故障概率分布函数为:

$$F_y(t) = \int_0^t f_y(\tau) d\tau \quad (7)$$

后验概率可实现系统任务时间内的动态故障诊断,为系统的故障定位与恢复提供理论依据,根节点  $x_i$  后验概率为:

$$P(x_i = 1 | y = 1) = \frac{P(y = 1 | x_i = 1)}{F_y(t)} F_{x_i}(t) \quad (8)$$

式中:  $P(y = 1 | x_i = 1)$  表示在根节点  $x_i$  故障的条件下子节点  $y$  的故障概率分布函数。

### 2) 根节点重要度

进一步,提出新型连续时间动态贝叶斯网络重要度的算法定义。

#### (1) 概率重要度

概率重要度反映元件状态变化对系统性能造成的影响。根节点  $x_i$  的概率重要度  $I_{Pr}(x_i)$  定义为:

$$I_{Pr}(x_i) = \frac{\partial \left[ \int_0^t f_y(t) dt \right]}{\partial F_{x_i}(t)} \quad (9)$$

#### (2) F-V 重要度

F-V 重要度反映元件正常工作时对系统故障的贡献度,用于评估系统中存在的安全隐患。根节点  $x_i$  的 F-V 重要度  $I_{FV}(x_i)$  定义为:

$$I_{FV}(x_i) = \frac{\int_0^t f_y(t) dt - P(y = 1 | \lambda_i \rightarrow \infty)}{\int_0^t f_y(t) dt} \quad (10)$$

#### (3) 风险降低值

风险降低值用于评估元件优化对系统可靠性的改进效果。根节点  $x_i$  的风险业绩值  $I_{RAW}(x_i)$  定义为:

$$I_{RAW}(x_i) = \frac{P(y = 1 | x_i = 1)}{\int_0^t f_y(t) dt} \quad (11)$$

#### (4) 微分重要度

微分重要度反映各元件影响系统故障概率的权重。根节点  $x_i$  的微分重要度  $I_{DIM}(x_i)$  定义为:

$$I_{DIM}(x_i) = \frac{\partial \left[ \int_0^t f_y(t) dt \right]}{\partial F_{x_i}(t)} F_{x_i}(t) \quad (12)$$

$$\sum_{j=1}^n \frac{\partial \left[ \int_0^t f_y(t) dt \right]}{\partial F_{x_j}(t)} F_{x_j}(t)$$

## 1.3 考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络

共因失效使元件的失效分为独立失效和共因失效两部分,根据静态、动态冗余系统中存在的失效相关性,又分为静态失效相关系统和动态失效相关系统。通过参数模型将元件的失效分为独立失效节点和共因失效节点,

并通过节点时序条件概率表刻画节点逻辑关系。以失效相关的与节点、或节点、优先与节点、备件节点为例说明,贝叶斯网络有向无环图如图 2 所示,分别对应不同的节点时序条件概率表,如表 2~5 所示。其中根节点包括共因失效根节点  $C_j$ 、独立失效根节点  $x_i$ 。

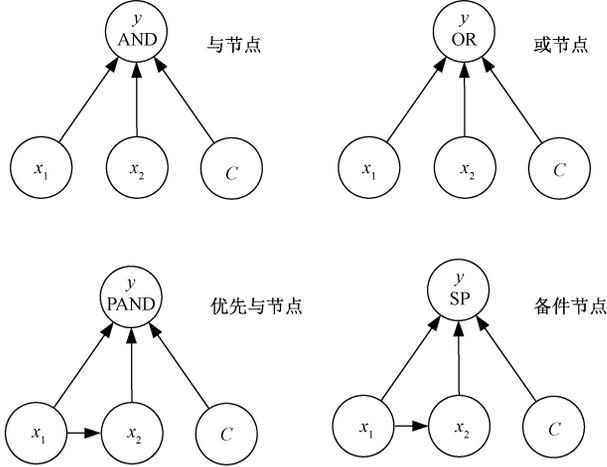


图 2 考虑共因失效的贝叶斯网络

Fig. 2 Bayesian networks considering CCF

1) 与节点

图 2 与节点逻辑关系中,当父节点  $x_1, x_2$  都故障或共因事件  $C$  发生时子节点  $y$  故障,其逻辑关系可以通过节点时序条件概率表表述,如表 2 所示。

表 2 与节点时序条件概率表

Table 2 Sequence CPT of AND node

规则	$x_1$	$x_2$	$C$	$O$	$P(y^{[t_y]}   x_1^{[t_1]}, x_2^{[t_2]}, C^{[t_C]})$
1	1	2	3	$u(t_C - t_2)u(t_2 - t_1)$	$\delta(t_y - t_2)$
2	1	3	2	$u(t_2 - t_C)u(t_C - t_1)$	$\delta(t_y - t_C)$
3	2	1	3	$u(t_C - t_1)u(t_1 - t_2)$	$\delta(t_y - t_1)$
4	2	3	1	$u(t_2 - t_1)u(t_1 - t_C)$	$\delta(t_y - t_C)$
5	3	1	2	$u(t_1 - t_C)u(t_C - t_2)$	$\delta(t_y - t_C)$
6	3	2	1	$u(t_1 - t_2)u(t_2 - t_C)$	$\delta(t_y - t_C)$

2) 或节点

图 2 或节点逻辑关系中,当父节点  $x_1$  或  $x_2$  故障或共因事件  $C$  发生时子节点  $y$  故障,其逻辑关系可以通过节点时序条件概率表表述,如表 3 所示。

3) 备件节点

图 2 备件节点逻辑关系中,父节点  $x_2$  在贮备状态的故障率为  $\alpha\lambda_2$ 。热备件节点的休眠因子  $\alpha$  为 1;温备件节点的休眠因子  $0 < \alpha < 1$ ;冷备件节点的休眠因子  $\alpha$  为 0。当父节点都故障或共因事件  $C$  发生时子节点  $y$  故障。以冷备件节点为例,其逻辑关系可以通过节点时序条件概率表表述,如表 4 所示。

表 3 或节点时序条件概率表

Table 3 Sequence CPT of OR node

规则	$x_1$	$x_2$	$C$	$O$	$P(y^{[t_y]}   x_1^{[t_1]}, x_2^{[t_2]}, C^{[t_C]})$
1	1	2	3	$u(t_C - t_2)u(t_2 - t_1)$	$\delta(t_y - t_1)$
2	1	3	2	$u(t_2 - t_C)u(t_C - t_1)$	$\delta(t_y - t_1)$
3	2	1	3	$u(t_C - t_1)u(t_1 - t_2)$	$\delta(t_y - t_2)$
4	2	3	1	$u(t_2 - t_1)u(t_1 - t_C)$	$\delta(t_y - t_C)$
5	3	1	2	$u(t_1 - t_C)u(t_C - t_2)$	$\delta(t_y - t_2)$
6	3	2	1	$u(t_1 - t_2)u(t_2 - t_C)$	$\delta(t_y - t_C)$

表 4 冷备件节点的时序条件概率表

Table 4 Sequence CPT of CSP node

规则	$x_1$	$x_2$	$C$	$O$	$P(y^{[t_y]}   x_1^{[t_1]}, x_2^{[t_2]}, C^{[t_C]})$
1	1	2	3	$u(t_C - t_2)u(t_2 - t_1)$	$\delta(t_y - t_2)$
2	1	3	2	$u(t_2 - t_C)u(t_C - t_1)$	$\delta(t_y - t_C)$
3	2	3	1	$u(t_2 - t_1)u(t_1 - t_C)$	$\delta(t_y - t_C)$

4) 优先与节点

图 2 优先与节点逻辑关系中,父节点  $x_1$  先于父节点  $x_2$  或共因事件  $C$  故障时子节点  $y$  发生故障,否则不发生故障。其逻辑关系可以通过节点时序条件概率表表述,如表 5 所示。

表 5 优先与节点的时序条件概率表

Table 5 Sequence CPT of PAND node

规则	$x_1$	$x_2$	$C$	$O$	$P(y^{[t_y]}   x_1^{[t_1]}, x_2^{[t_2]}, C^{[t_C]})$
1	1	2	3	$u(t_C - t_2)u(t_2 - t_1)$	$\delta(t_y - t_2)$
2	1	3	2	$u(t_2 - t_C)u(t_C - t_1)$	$\delta(t_y - t_C)$
3	2	1	3	$u(t_C - t_1)u(t_1 - t_2)$	$\delta(t_y - t_C)$
4	2	3	1	$u(t_2 - t_1)u(t_1 - t_C)$	$\delta(t_y - t_C)$
5	3	1	2	$u(t_1 - t_C)u(t_C - t_2)$	$\delta(t_y - t_C)$
6	3	2	1	$u(t_1 - t_2)u(t_2 - t_C)$	$\delta(t_y - t_C)$

2 所提方法的对比较证

将所提方法分别应用于静态失效相关系统和动态失效相关系统,与贝叶斯网络分析方法、离散时间动态贝叶斯网络分析方法、Markov 链、Monte Carlo 法对比分析,验证所提方法的可行性和优势。

2.1 静态失效相关系统

直流电源系统由主电瓶  $x_1$  和辅助电瓶  $x_2$  组成,独立故障率  $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.208 \times 10^{-5}$ ,主电瓶  $x_1$  和辅助电瓶  $x_2$  共因失效率  $\lambda_C = 0.024 \times 10^{-5}$ 。

构建考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络,如图 3 所示,其节点时序条件概率表如表 2 所示。

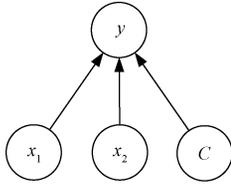


图 3 考虑共因失效的贝叶斯网络

Fig. 3 Bayesian network considering CCF

根据时序条件概率表和式(5)~(7),求得系统的故障概率随时间变化曲线如图 4 所示。

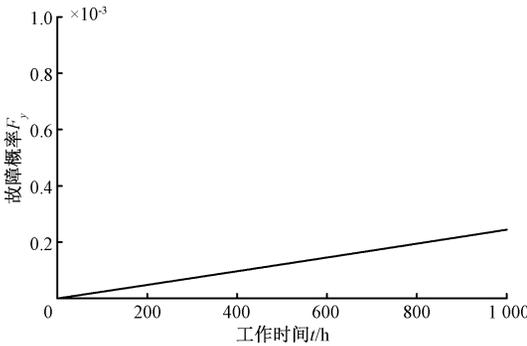


图 4 直流电源系统的故障概率曲线

Fig. 4 Failure probability curve of DC power system

任务时间  $t_M = 1\ 000\ h$  时,系统故障概率为  $2.44 \times 10^{-4}$ ,与贝叶斯网络分析方法<sup>[12]</sup>求得结果相同。

2.2 动态失效相关系统

测量子系统由红外传感器  $x_1$ 、主用接口  $x_2$  和备用接口  $x_3$  组成,独立故障率  $\lambda_1 \sim \lambda_3 (\times 10^{-3}/h)$  分别为 3、1、4,  $x_3$  为  $x_2$  的冷备件且存在共因失效,共因失效率  $\lambda_C = 0.4 \times 10^{-3}$ ,任务时间  $t_M = 500\ h$ 。分别利用所提方法、离散时间动态贝叶斯网络分析方法、Markov 链、Monte Carlo 法分析求解,对比验证所提方法。

1) 基于考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络求解:构建贝叶斯网络如图 5 所示,其中节点  $y_1$  为考虑共因失效的冷备件逻辑关系,节点  $y$  为与逻辑关系,其节点时序条件概率表如表 6、7 所示。

根据节点时序条件概率表和式(5)~(7),求得系统故障概率随时间变化曲线如图 6 所示。

任务时间  $t_M = 500\ h$  时,系统故障概率为 0.518 63。

2) 基于离散时间动态贝叶斯网络分析方法求解:离散时间动态贝叶斯网络的时段条件概率表通过列写父节点在各时段的故障状态和对应子节点在各个时段内故障可能性来刻画不同事件关系。当  $t_M = 500\ h$ ,且  $m = 10、15、20、30$  时,分别求得系统故障概率如表 8 所示。

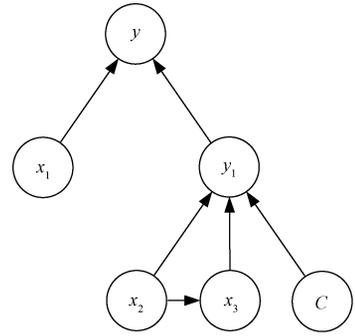


图 5 考虑共因失效的贝叶斯网络

Fig. 5 Bayesian network considering CCF

表 6 节点  $y_1$  的时序条件概率表

Table 6 Sequence CPT of node  $y_1$

规则	$x_2$	$x_3$	$C$	$O$	$P(y_1^{[t_{y_1}]}   x_2^{[t_2]}, x_3^{[t_3]}, C^{[t_C]})$
1	1	2	3	$u(t_C - t_3)u(t_3 - t_2)$	$\delta(t_{y_1} - t_3)$
2	1	3	2	$u(t_3 - t_C)u(t_C - t_2)$	$\delta(t_{y_1} - t_C)$
3	2	3	1	$u(t_3 - t_2)u(t_2 - t_C)$	$\delta(t_{y_1} - t_C)$

表 7 节点  $y$  的时序条件概率表

Table 7 Sequence CPT of node  $y$

规则	$x_1$	$y_1$	$O$	$P(y^{[t_y]}   x_1^{[t_1]}, y_1^{[t_{y_1}]})$
1	1	2	$u(t_{y_1} - t_1)$	$\delta(t_y - t_{y_1})$
2	2	1	$u(t_1 - t_{y_1})$	$\delta(t_y - t_1)$

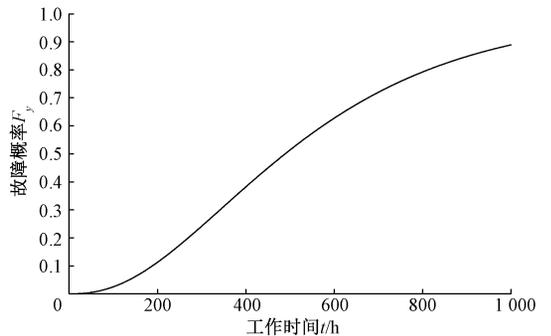


图 6 测量子系统的故障概率曲线

Fig. 6 Failure probability curve of measurement subsystem

3) 基于 Markov 链求解:首先分析系统故障机理,建立 Markov 状态转移图如图 7 所示,其中状态 1、Fa 分别表示系统正常、系统故障。

根据状态转移图得到状态转移速率矩阵,通过列写 Markov 微分方程求得状态 Fa 的概率分布函数,任务时间  $t_M = 500\ h$  时,系统故障概率为 0.518 63。

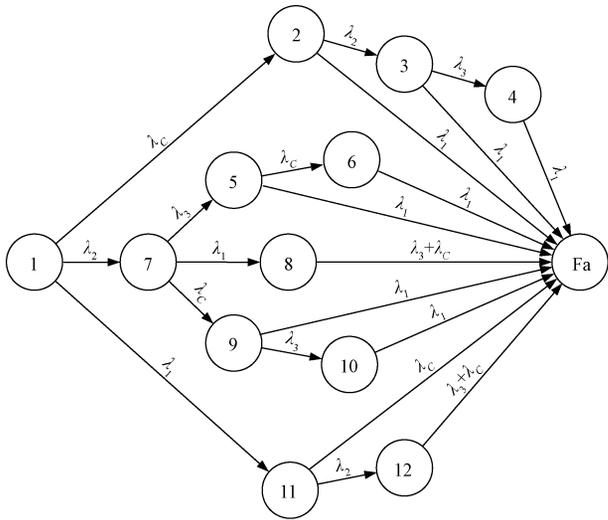


图 7 Markov 状态转移图  
Fig. 7 Markov state transition graph

4) 基于 Monte Carlo 法求解: Monte Carlo 法通过模拟根节点状态、发生时间与逻辑关系, 推演叶节点的状态与发生时间, 以叶节点发生次数与仿真总次数的比值表示该系统的故障概率。当任务时间  $t_M = 500$  h 时, 取仿真次数  $M = 5\ 000, 10\ 000, 50\ 000, 100\ 000$ , 求得系统故障概率如表 8 所示。

表 8 测量子系统故障概率

Table 8 Failure probability of measurement subsystem

Markov 链	离散时间动态贝叶斯网络		Monte Carlo 法		本文方法
	任务时间划分段数	离散时间贝叶斯网络 <sup>[17]</sup>	仿真次数	Monte Carlo 法	
0.518 63	10	0.492 37	5 000	0.468 96	0.518 63
	15	0.500 08	10 000	0.476 22	
	20	0.502 48	50 000	0.488 52	
	30	0.514 46	100 000	0.513 12	

综上, 对于静态失效相关系统, 所提方法与贝叶斯网络求得结果一致; 对于动态失效相关系统, 与 Markov 链求得结果一致, 验证了所提方法的可行性。所提方法弥补了贝叶斯网络无法刻画分析动态失效相关系统可靠性的不足, 解决了 Markov 链在处理复杂系统时存在的状态空间爆炸以及离散时间动态贝叶斯网络与 Monte Carlo 法存在的分析计算误差问题, 能够求得系统信息随时间的连续变化曲线。

### 3 分析案例

太阳能光伏电源系统和智能电表系统均采用动态冗余技术并存在失效行为动态性和相关性的重叠问题, 太阳能光伏电源系统中的优先性失效行为, 智能电表系统中的时延性失效行为, 均是工程中典型的失效行为。为此, 通过两个系统案例, 分析计算失效行为动态性和共因失效对系统可靠性的影响。

#### 3.1 太阳能光伏电源系统

太阳能光伏电源系统是目前航天设备中应用最广泛的一类供电系统, 由太阳能电池翼和蓄电池组构成的供电系统及电源控制系统构成。太阳能光伏电源系统的新型连续时间贝叶斯网络如图 8 所示。

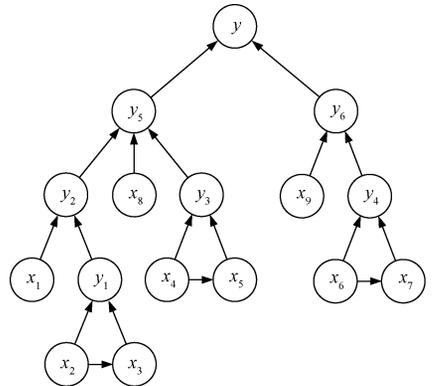


图 8 贝叶斯网络  
Fig. 8 Bayesian network

图 8 中, 根节点故障率  $\lambda_i (\times 10^{-6}/h)$  分别为 3、10、10、20、20、2.5、2.5、1.5、2。节点时序条件概率表如表 9~12 所示, 其中, 中间节点  $y_1, y_4$  以及中间节点  $y_2, y_6$ 、叶节点  $y$  表示的逻辑关系相同, 分别以中间节点  $y_1$ 、叶节点  $y$  为例说明。

表 9 节点  $y_1$  的时序条件概率表

Table 9 Sequence CPT of node  $y_1$

规则	$x_2$	$x_3$	$O$	$P(y_1^{[t_1]}   x_2^{[t_2]}, x_3^{[t_3]})$
1	1	2	$u(t_3 - t_2)$	$\delta(t_{y_1} - t_3)$

表 10 节点  $y_3$  的时序条件概率表

Table 10 Sequence CPT of node  $y_3$

规则	$x_4$	$x_5$	$O$	$P(y_3^{[t_3]}   x_4^{[t_4]}, x_5^{[t_5]})$
1	1	2	$u(t_5 - t_4)$	$\delta(t_{y_3} - t_5)$
2	2	1	$u(t_4 - t_5)$	$\delta(t_{y_3} - t_4)$

表 11 节点  $y_5$  的时序条件概率表

Table 11 Sequence CPT of node  $y_5$

规则	$y_2$	$y_3$	$x_8$	$O$	$P(y_5^{[t_{y_5}]}   y_2^{[t_{y_2}], y_3^{[t_{y_3}], x_8^{[t_{x_8}]}})$
1	1	2	3	$u(t_8 - t_{y_3})u(t_{y_3} - t_{y_2})$	$\delta(t_{y_5} - t_{y_3})$
2	1	3	2	$u(t_{y_3} - t_8)u(t_8 - t_{y_2})$	$\delta(t_{y_5} - t_{y_3})$
3	2	1	3	$u(t_8 - t_{y_2})u(t_{y_2} - t_{y_3})$	$\delta(t_{y_5} - t_{y_2})$
4	2	3	1	$u(t_{y_3} - t_{y_2})u(t_{y_2} - t_8)$	$\delta(t_{y_5} - t_{y_2})$
5	3	2	1	$u(t_{y_2} - t_{y_3})u(t_{y_3} - t_8)$	$\delta(t_{y_5} - t_{y_2})$
6	3	1	2	$u(t_{y_2} - t_8)u(t_8 - t_{y_3})$	$\delta(t_{y_5} - t_{y_3})$

表 12 节点  $y$  的时序条件概率表

Table 12 Sequence CPT of node  $y$

规则	$y_5$	$y_6$	$O$	$P(y^{[t_y]}   y_5^{[t_{y_5}], y_6^{[t_{y_6}]})$
1	1	2	$u(t_{y_6} - t_{y_5})$	$\delta(t_y - t_{y_5})$
2	2	1	$u(t_{y_5} - t_{y_6})$	$\delta(t_y - t_{y_6})$

根据节点时序条件概率表和式(5)~(7),求得忽略共因失效时故障概率变化曲线如图9所示。

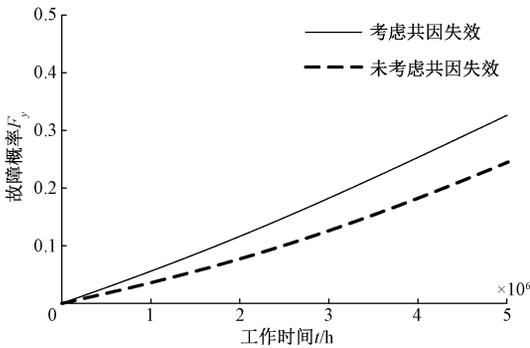


图 9 故障概率变化曲线对比

Fig. 9 Comparison of failure probability curves

根据节点时序条件概率表和式(5)~(8),求得忽略共因失效时根节点后验概率曲线如图10所示。

根据节点时序条件概率表和式(5)~(7)及式(9)~(12),求得任务时间  $t_M = 10\ 000\ h$  时,忽略共因失效时根节点重要度如表13所示。

中间节点  $y_1, y_3, y_4$  存在冗余结构需考虑共因失效的影响,  $\beta$  因子值分别为 0.083、0.075、0.094。分析得到图11所示的考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络。

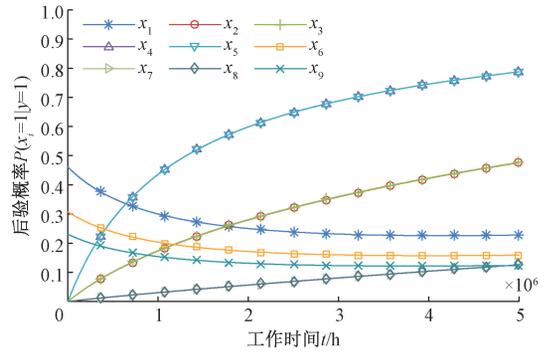


图 10 后验概率随时间的变化曲线

Fig. 10 Temporal curves of posterior probability

表 13 忽略共因失效时根节点重要度

Table 13 Importance measures of root nodes ignoring CCF

根节点	概率重要度	F-V 重要度	风险降低值	微分重要度
$x_1$	0.001 511	0.001 290	1.214 362	0.001 284
$x_2$	0.000 014	0.000 041	1.004 120	0.000 041
$x_3$	0.000 015	0.000 041	1.004 204	0.000 042
$x_4$	0.000 238	0.001 332	1.032 633	0.001 326
$x_5$	0.000 240	0.001 332	1.032 969	0.001 326
$x_6$	0.999 979	0.569 565	14.106 662	0.567 081
$x_7$	0.002 383	0.001 694	1.676 744	0.001 689
$x_8$	0.002 482	0.001 695	1.704 942	0.001 688
$x_9$	0.999 979	0.427 387	14.248 839	0.425 523

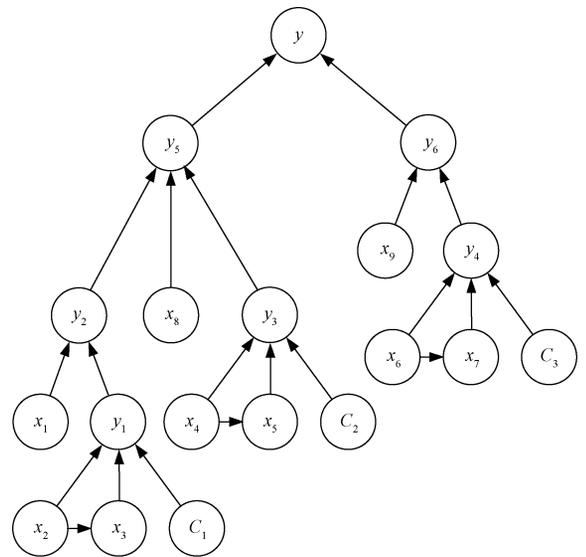


图 11 考虑共因失效的贝叶斯网络

Fig. 11 Bayesian network considering CCF

$\beta$  因子模型对二元件冗余系统具有很好的适用性, 通过式 (13) 计算独立失效率  $\lambda_d$  和共因失效率  $\lambda_c$ 。

$$\beta = \frac{Q_c}{Q_d + Q_c} = \frac{1 - e^{-\lambda_c t}}{2 - e^{-\lambda_d t} - e^{-\lambda_c t}} \quad (13)$$

式中:  $Q_c$  表示相关失效概率;  $Q_d$  表示独立失效概率。

以包含共因失效的中间节点  $y_1, y_3$  为例, 节点时序条件概率表分别如表 14、15 所示。

表 14 节点  $y_1$  的时序条件概率表

Table 14 Sequence CPT of node  $y_1$

规则	$x_2$	$x_3$	$C_1$	$O$	$P(y_1^{[t_{y_1}]}   x_2^{[t_2]}, x_3^{[t_3]}, C_1^{[t_{C_1}]})$
1	1	2	3	$u(t_{C_1} - t_3)u(t_3 - t_2)$	$\delta(t_{y_1} - t_3)$
2	1	3	2	$u(t_3 - t_{C_1})u(t_{C_1} - t_2)$	$\delta(t_{y_1} - t_{C_1})$
3	2	3	1	$u(t_3 - t_2)u(t_2 - t_{C_1})$	$\delta(t_{y_1} - t_{C_1})$

表 15 节点  $y_3$  的时序条件概率表

Table 15 Sequence CPT of node  $y_3$

规则	$x_4$	$x_5$	$C_2$	$O$	$P(y_3^{[t_{y_3}]}   x_4^{[t_4]}, x_5^{[t_5]}, C_2^{[t_{C_2}]})$
1	1	2	3	$u(t_{C_2} - t_5)u(t_5 - t_4)$	$\delta(t_{y_3} - t_5)$
2	1	3	2	$u(t_5 - t_{C_2})u(t_{C_2} - t_4)$	$\delta(t_{y_3} - t_{C_2})$
3	2	1	3	$u(t_{C_2} - t_4)u(t_4 - t_5)$	$\delta(t_{y_3} - t_4)$
4	3	1	2	$u(t_4 - t_{C_2})u(t_{C_2} - t_5)$	$\delta(t_{y_3} - t_{C_2})$
5	2	3	1	$u(t_5 - t_4)u(t_4 - t_{C_2})$	$\delta(t_{y_3} - t_{C_2})$
6	3	2	1	$u(t_4 - t_5)u(t_5 - t_{C_2})$	$\delta(t_{y_3} - t_{C_2})$

根据节点时序条件概率表和式 (5)~(7), 求得太阳能光伏电源系统故障概率随时间变化对比曲线如图 9 所示。

考虑共因失效时求得太阳能光伏电池系统故障概率相比于忽略共因失效, 在任务时间为  $5 \times 10^6$  h 时能够提高 29% 的可靠性分析精度, 更加符合实际。

中间节点  $y_1, y_3, y_4$  包含共因失效。以根节点  $x_2, x_4, x_7$  为例, 根据式 (5)~(8), 求得后验概率随时间变化对比曲线如图 12 所示。

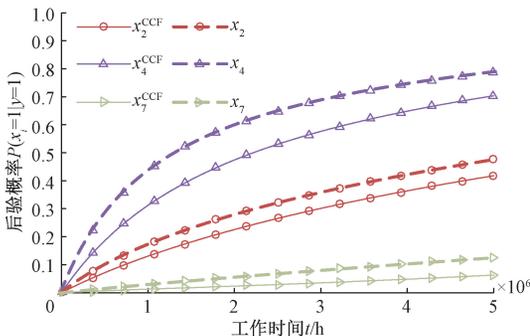


图 12 后验概率变化曲线对比

Fig. 12 Comparison of posterior probability curves

由图 12 可知, 根节点考虑共因失效时的后验概率明显小于未考虑共因失效时的后验概率, 忽略共因失效容易导致错判系统运维诊断的重点。

根据节点时序条件概率表和式 (5)~(7) 及式 (9)~(12), 求得任务时间  $t_M = 10\,000$  h 时, 考虑共因失效时根节点重要度如表 16 所示。

表 16 考虑共因失效时根节点重要度

Table 16 Importance measures of root nodes considering CCF

根节点	概率重要度	F-V 重要度	风险降低值	微分重要度
$x_1$	0.005 436	0.002 954	1.490 872	0.004 618
$x_2$	0.000 053	0.000 095	1.009 434	0.000 149
$x_3$	0.000 054	0.000 095	1.009 626	0.000 149
$x_4$	0.000 312	0.001 112	1.027 240	0.001 737
$x_5$	0.000 315	0.001 112	1.027 520	0.001 737
$x_6$	0.995 951	0.361 181	9.114 733	0.564 591
$x_7$	0.002 374	0.001 075	1.429 146	0.001 681
$x_8$	0.002 472	0.001 075	1.447 028	0.001 681
$x_9$	0.962 585	0.271 021	9.204 893	0.423 655

表 16 中, 根节点  $x_6$  的概率、F-V、微分重要度均最大, 说明  $x_6$  在状态、安全隐患、权重方面均最为重要,  $x_6$  应为系统运行、诊断、维修的重点关注对象;  $x_9$  的风险降低值最大, 改善其可靠性会对系统可靠性带来最大提升。对比表 13、16 发现, 忽略共因失效时相对重要度从大至小为  $x_6, x_9, x_7, x_8, x_4, x_5, x_1, x_3, x_2$ , 考虑共因失效时相对重要度从大至小为  $x_6, x_9, x_1, x_5, x_4, x_8, x_7, x_2, x_3$ , 共因失效对根节点重要度会产生不可忽略的影响。

### 3.2 智能电表系统

智能电表是智能电网基础设施之一, 是连接电力能源系统和用户端的核心设备, 构建其考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络如图 13 所示。其中, 根节点故障率  $\lambda_i (\times 10^{-6}/h)$  分别为 3.2、4、5、11、1、2、2、7、9.5、6、8。中间节点  $y_1, y_4$  存在共因失效,  $\beta$  因子分别为 0.091、0.082。

图 13 中, 各节点的节点时序条件概率表如表 17~20 所示。其中, 中间节点  $y_1, y_4$  表示的逻辑关系相同, 以中间节点  $y_1$  为例说明。

根据节点时序条件概率表和式 (5)~(7), 求得各模块的故障概率随时间变化曲线如图 14 所示。

由图 14 可知中间节点  $y_5$  故障概率最低, 其关联节点存在备件能够提升系统性能裕量; 中间节点  $y_2$  负责电压、电流的采样及计量工作最易发生故障。

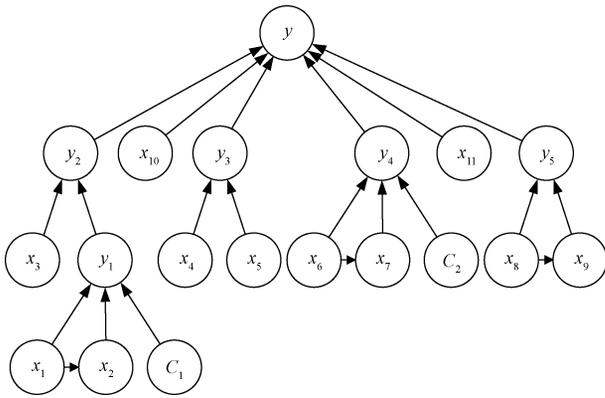


图 13 考虑共因失效的贝叶斯网络

Fig. 13 Bayesian network considering CCF

表 17 节点  $y_1$  的时序条件概率表

Table 17 Sequence CPT of node  $y_1$

规则	$x_1$	$x_2$	$C_1$	$O$	$P(y_1^{[t_{y_1}]}   x_1^{[t_1]}, x_2^{[t_2]}, C_1^{[t_{C_1}]})$
1	1	2	3	$u(t_{C_1}-t_2)u(t_2-t_1)$	$\delta(t_{y_1}-t_2)$
2	1	3	2	$u(t_2-t_{C_1})u(t_{C_1}-t_1)$	$\delta(t_{y_1}-t_{C_1})$
3	2	1	3	$u(t_{C_1}-t_1)u(t_1-t_2)$	$\delta(t_{y_1}-t_1)$
4	2	3	1	$u(t_2-t_1)u(t_1-t_{C_1})$	$\delta(t_{y_1}-t_{C_1})$
5	3	1	2	$u(t_1-t_{C_1})u(t_{C_1}-t_2)$	$\delta(t_{y_1}-t_{C_1})$
6	3	2	1	$u(t_1-t_2)u(t_2-t_{C_1})$	$\delta(t_{y_1}-t_{C_1})$

表 18 节点  $y_2$  的时序条件概率表

Table 18 Sequence CPT of node  $y_2$

规则	$x_3$	$y_1$	$O$	$P(y_2^{[t_{y_2}]}   x_3^{[t_3]}, y_1^{[t_{y_1}]})$
1	1	2	$u(t_{y_1}-t_3)$	$\delta(t_{y_2}-t_3)$
2	2	1	$u(t_3-t_{y_1})$	$\delta(t_{y_2}-t_{y_1})$

表 19 节点  $y_3$  的时序条件概率表

Table 19 Sequence CPT of node  $y_3$

规则	$x_4$	$x_5$	$O$	$P(y_3^{[t_{y_3}]}   x_4^{[t_4]}, x_5^{[t_5]})$
1	1	2	$u(t_5-t_4)$	$\delta(t_{y_3}-t_4+k)$
2	2	1	$u(t_4-t_5)$	$\delta(t_{y_3}-t_4)$

表 20 节点  $y_5$  的时序条件概率表

Table 20 Sequence CPT of node  $y_5$

规则	$x_8$	$x_9$	$O$	$P(y_5^{[t_{y_5}]}   x_8^{[t_8]}, x_9^{[t_9]})$
1	1	2	$u(t_9-t_8)$	$\delta(t_{y_5}-t_9)$
2	2	1	$u(t_8-t_9)$	$\delta(t_{y_5}-t_8)$

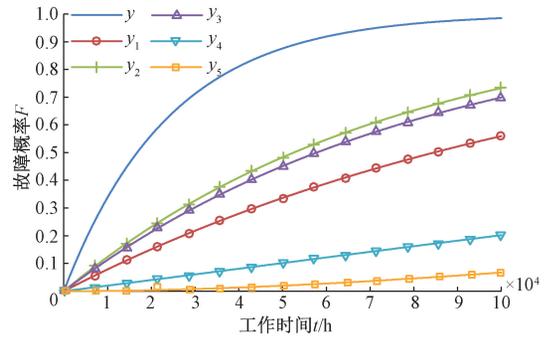


图 14 故障概率随时间的变化曲线

Fig. 14 Temporal curves of failure probability

根据节点时序条件概率表和式(5)~(8),求得根节点后验概率随时间变化曲线如图 15 所示,可用于智能电能表系统动态故障诊断及薄弱元件定位。

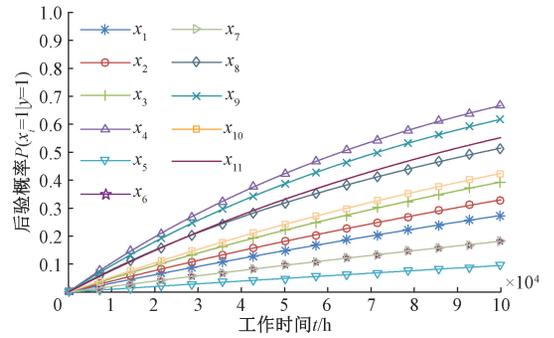


图 15 后验概率随时间的变化曲线

Fig. 15 Temporal curves of posterior probability

根据节点时序条件概率表和式(5)~(7)及式(9)~(12),求得任务时间  $t_M = 10\ 000$ ,考虑共因失效的根节点重要度如表 21 所示。

表 21 考虑共因失效时根节点重要度

Table 21 Importance measures of root nodes considering CCF

根节点	概率重要度	F-V 重要度	风险降低值	微分重要度
$x_1$	0.680 473	0.062 853	2.932 919	0.080 077
$x_2$	0.685 938	0.078 883	2.932 919	0.100 500
$x_3$	0.692 832	0.099 102	2.932 919	0.126 259
$x_4$	0.735 674	0.224 756	2.961 489	0.286 345
$x_5$	0.665 666	0.019 426	2.932 919	0.024 749
$x_6$	0.009 833	0.000 571	1.037 719	0.000 727
$x_7$	0.009 844	0.000 572	1.035 916	0.000 728
$x_8$	0.045 825	0.009 086	1.166 943	0.011 576
$x_9$	0.034 416	0.119 525	1.122 237	0.011 654
$x_{10}$	0.699 795	0.160 987	2.932 919	0.152 278
$x_{11}$	0.713 932	1.932 919	2.932 919	0.205 102

表 21 中重要度从不同工程角度反映了根节点对系统可靠性的影响,根节点  $x_6$ 、 $x_7$  重要度相近,在系统结构中处于相似的地位,对系统性能影响较小;根节点  $x_4$  的概率重要度最大,表明  $x_4$  故障导致系统性能下降程度最大,为保证系统平稳运行需定时检修;根节点  $x_{11}$  的 F-V 重要度最大,用来评估系统潜在风险;由微分重要度知根节点  $x_4$  对系统性能贡献最大,用于指导系统运行; $x_4$  的风险降低值最大,改善其可靠性会对系统可靠性带来最大提升。

## 4 结 论

首先为直观准确地刻画系统中存在的动态失效逻辑,提出了一种新型连续时间动态贝叶斯网络分析方法,包括基于节点时序条件概率表规则执行度与冲激函数抽样性质的子节点故障概率、根节点后验概率及重要度算法,通过节点时序条件概率表能够直观准确地刻画任意静、动态失效行为,是系统可靠性评估更为通用的范型;进一步,针对共因失效引起的系统相关性失效行为,提出了考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络分析方法,解决了系统失效模式动态性和相关性的重叠问题。

对太阳能光伏电源系统和智能电能表两种动态失效相关系统进行可靠性分析,研究了共因失效对叶节点故障概率及根节点后验概率、重要度的影响,为系统的可靠性设计、故障定位和运行维护等提供科学依据。

## 参考文献

[1] 宋常亮,孙博,唐泽波,等. 基于失效物理的多模式耦合可靠性建模方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 124-131.  
SONG CH L, SUN B, TANG Z B, et al. Multi-mode coupling reliability modeling method based on physics of failure [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(11): 124-131.

[2] 周月阁,叶雪荣,翟国富. 基于性能退化和 Monte-Carlo 仿真的系统性能可靠性评估[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(5): 1185-1191.  
ZHOU Y G, YE X R, ZHAI G F. System performance reliability assessment based on performance degradation and Monte-Carlo simulation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(5): 1185-1191.

[3] 许高斌,余智,徐礼建,等. 复杂环境电容式微加速度传感器可靠性分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 154-159.  
XU G B, YU ZH, XU L J, et al. Reliability analysis for MEMS accelerometer under multiple environments [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 154-159.

[4] 张玉杰,冯伟童,刘大同,等. 基于贝叶斯更新的机电作动器健康因子构建方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 124-131.  
ZHANG Y J, FENG W T, LIU D T, et al. Health indicator construction method based on Bayesian updating for electro-mechanical actuator [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 124-131.

[5] 常玉清,康孝云,王福利,等. 基于贝叶斯网络的磨煤机过程异常工况诊断模型实时更新方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(8): 52-61.  
CHANG Y Q, KANG X Y, WANG F L, et al. Real-time updating strategy for Bayesian network-based coal mill process abnormality diagnosis model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(8): 52-61.

[6] LI X, LI Y F, 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.

[7] 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 X M, LI Y F, LI AI F, 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.

[8] LEVITIN G, XING L D, YU S J. Optimal connecting elements allocation in linear consecutively-connected systems with phased mission and common cause failures [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2014, 130: 85-94.

[9] ZHANG M, ZHANG Z J, MOSLEH A, et al. Common cause failure model updating for risk monitoring in nuclear power plants based on alpha factor model [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, 2017, 231(3): 209-220.

[10] HAUGE S, HOKSTAD P, HÅBREKKE S, et al. Common cause failures in safety-instrumented systems: Using field experience from the petroleum industry [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2016, 151: 34-45.

[11] 贺理,陈杰,周继翔. 共因失效对平均失效概率计算结果的影响分析[J]. 核动力工程, 2014, 35(6): 158-161.  
HE L, CHEN J, ZHOU J X. Effect of calculation average probability failure on common cause failure [J]. Nuclear Power Engineering, 2014, 35(6): 158-161.

[12] 孔祥芬,王杰,张兆民. 基于贝叶斯网络和共因失效

的飞机电源系统可靠性分析[J]. 航空学报, 2020, 41(5): 323632.

KONG X F, WANG J, ZHANG ZH M. Reliability analysis of aircraft power system based on Bayesian networks and common cause [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(5): 323632.

- [13] 周世梁, 陈浠毓, 鄂万江, 等. 基于 BDMP 的 AP1000 设备冷却水系统动态可靠性分析[J]. 核动力工程, 2020, 41(6): 138-142.

ZHOU SH L, CHEN X Y, E W J, et al. Dynamic reliability analysis of AP1000 equipment cooling water system based on BDMP [J]. Nuclear Power Engineering, 2020, 41(6): 138-142.

- [14] 王双川, 贾希胜, 胡起伟, 等. 考虑随机共因失效的战时合成部队任务成功概率仿真评估[J]. 兵工学报, 2021, 42(1): 199-208.

WANG SH CH, JIA X SH, HU Q W, et al. Simulation evaluation of mission success probability of synthetic forces during wartime considering fandom common cause failure [J]. Acta Armamentarii, 2021, 42(1): 199-208.

- [15] 李志强, 徐廷学, 安进, 等. 冗余系统共因失效动态贝叶斯网络建模[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(3): 190-198.

LI ZH Q, XU T X, AN J, et al. Common cause failure modeling for redundant system based on dynamic Bayesian network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(3): 190-198.

- [16] SONG Y F, MI J H, CHENG Y H, 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.

- [17] 兰杰, 袁宏杰, 夏静. 基于离散时间贝叶斯网络的动态故障树分析的改良方法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(4): 948-953.

LAN J, YUAN H J, XIA J. Improve method for dynamic fault tree analysis based on discrete-time Bayesian network [J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(4): 948-953.

## 作者简介



姚成玉(通信作者), 1998年于燕山大学获得学士学位, 分别于2001年和2006年燕山大学获得硕士学位和博士学位, 现为燕山大学教授, 主要研究方向为系统可靠性及故障诊断。

E-mail: chyao@ysu.edu.cn.

**Yao Chengyu** (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 1998 from Yanshan University, received his M. Sc. and Ph. D. degree in 2001 and 2006 from Yanshan University, now he is a professor of Yanshan University. His main research interests include system reliability and fault diagnosis.



韩丁丁, 2019年于江苏科技大学获得学士学位, 现为燕山大学硕士研究生, 主要研究方向为动态贝叶斯网络。

E-mail: 2495862996@qq.com

**Han Dingding** received his B. Sc. degree in 2019 from Jiangsu University of Science and Technology, now he is master student in Yanshan University. His main research interest is dynamic Bayesian networks.



陈东宁, 2001年于燕山大学获得学士学位, 分别于2004年和2009年于燕山大学获得硕士学位和博士学位, 现为燕山大学副教授, 主要研究方向为可靠性分析及优化。

E-mail: dnchen@ysu.edu.cn.

**Chen Dongning** received her B. Sc. degree in 2001 from Yanshan University, received her M. Sc. and Ph. D. degree in 2004 and 2009 from Yanshan University, now she is a associate professor of Yanshan University. Her main research interests include reliability analysis and optimization.



刘一鸣, 2019年于河北大学获得学士学位, 现为燕山大学硕士研究生, 主要研究方向为 T-S 故障树。

E-mail: 517297725@qq.com

**Liu Yiming** received B. Sc. degree from Hebei University in 2019. Now he is master student in Yanshan University. His research interest is T-S fault tree.