

基于贝叶斯网络可靠性分析方法的研究与应用

翟 胜, 田 硕, 陈倩倩

(大连科技学院 电气工程学院, 辽宁 大连 116052)

摘要: 针对传统可靠性分析方法在评估多态复杂系统时的局限性, 提出了一种基于贝叶斯网络的多态系统可靠性分析方法; 该方法利用贝叶斯网络的多态变量节点来描述故障模式的多态性, 用条件概率表及有向边来表达节点之间的不确定因果关系; 通过对先验概率和后验概率的双向推理计算, 得到节点与节点之间的相互影响关系, 从而找到系统的薄弱环节, 为提高系统可靠性提供依据; 该方法在电池生产线系统的可靠性分析中得到了验证, 有效地提高了电池生产线系统的可靠性。

关键词: 贝叶斯网络; 多态; 可靠性分析; 复杂系统

Research and Application of Reliability Analysis Method Based on Bayesian Network

Zhai Sheng, Tian Shuo, Chen Qianqian

(School of Electrical Engineering, Dalian Institute of Science and Technology, Dalian 116052, China)

Abstract: Aiming at the limitations of traditional reliability analysis methods in the evaluation of multi-state complex system, a reliability analysis method for multi-state system based on Bayesian networks is proposed. In this model the multi-state variable nodes of Bayesian networks are applied to represent multi-states of failure modes, the conditional probability tables and directed arcs are used to represent uncertain cause-effect relationships among the variables. Through bidirectional inference calculation of the priori and posteriori probability, the interrelationship between notes is obtained in order to identify the system weakness, and provide basis to improve system reliability. The proposed method is verified in reliability analysis of the cell production line, and the system reliability is effectively improved.

Keywords: Bayesian networks; multi-state; reliability analysis; complex system

0 引言

随着现代工业技术的迅速发展, 企业产品之间的竞争也愈演愈烈, 制造产品的设备系统也变得更加复杂。系统的复杂性既包含了子系统与部件间相互耦合关系, 也包含了系统的工作环境变化等外部的影响因素。生产系统的可靠性直接或间接地影响产品的质量。通过对生产系统进行有效的可靠性分析, 并为系统的设计和维护提供可靠依据, 这对于提高产品质量, 提升产品竞争力意义重大^[1]。

电池生产线是组装、制造电池的复杂的设备系统。它包含机械、电气、液压等众多部件, 系统结构比较复杂, 系统及部件呈现多态性, 其故障模式多种类, 并具有相关性、不确定性等特点。传统可靠性分析方法对于故障的多态性、相关性、不确定性的分析有着非常大的局限性。

贝叶斯网络 (Bayesian Networks, BN) 是一种基于概率的推理技术, 它能够很好地解决传统可靠性分析方法的不足, 并在复杂系统的可靠性分析、风险分析、故障诊断及维护等领域得到了广泛的应用^[2]。

寇等^[3]为了提高风电齿轮箱可靠性, 利用 BN 分析方法, 对风电齿轮箱齿轮传动系统可靠性进行了分析; 郭等^[4]为了较为准确地预测岩溶隧道的涌水灾害, 运用 BN 对岩溶隧道涌水风险进行了评估; 王等^[5]针对装备维修质量评价忽视维修过程影响因素的问题, 运用 BN 构建了复杂装备维修质量的评价模型; 陈等^[6]利用 BN 建立了民机起落架系统的诊断模型及其故障诊断方法; 刘等^[7]采用 BN 和层次分析法相结合的方式对公路隧道火灾安全进行建模评估。

本文将 BN 模型引入到电池生产线系统的可靠性分析中, 结合 BN 模型推理机制, 利用桶排除法计算出系统可靠性、后验概率, 并通过具体算例验证该计算算法的有效性, 最后通过对电池生产线系统的可靠性分析, 验证 BN 模型在复杂系统可靠性分析中的可行性和实用性。

1 贝叶斯网络

BN 是一个有向无环图 (Directed Acyclic Graph, DAG), 其中的节点表示系统的变量, 有向弧线则象征着因果变量之间的相互依赖关系。BN 实际上是一种图形推理的技术, 用来表示变量之间的因果关系。BN 既可以预测未知变量的概率, 又可以根据其他确定状态的变量, 通过概率推理, 推导出已知的给定变量的更新概率, 推理的依据是贝叶斯定理。节点之间的关系是通过条件概率表 (Conditional Probability Table, CPT) 来表达的。

收稿日期: 2019-12-13; 修回日期: 2020-03-09。

作者简介: 翟胜 (1969-), 男, 辽宁大连人, 博士, 副教授, 高级工程师, 主要从事机电一体化设备、智能控制及系统可靠性分析方向的研究。

假设贝叶斯网络中的节点为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_l\}$, 根据链式规则, 贝叶斯网络的联合概率分布 $P(X)$ 表示如下:

$$P(X) = P(x_1, x_2, \dots, x_l) = P(x_1)P(x_2 | x_1) \cdots P(x_l | x_1, x_2, \dots, x_{l-1}) = \prod_{i=1}^l P(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}) \quad (1)$$

如果用 $A(x_i)$ 表示非子节点构成的任何节点子集, 用 $\pi(x_i)$ 表示 x_i 的父节点的集合, 则依据条件独立性假设有:

$$P(x_i | A(x_i), \pi(x_i)) = P(x_i | \pi(x_i)) \quad (2)$$

网络中所有节点的联合概率就可以表示如下:

$$P(x_1, x_2, \dots, x_l) = \prod_{i=1}^l P(x_i | \pi(x_i)) \quad (3)$$

由于 BN 是用来表示变量之间的因果关系, 是运用概率定理进行推理, 所以 BN 也称因果网络 (Casual Network)、概率网络 (Probability Network) 等。因此, BN 作为一种不确定性知识的表示形式和方法是具有很大的优势的。

2 BN 模型的构建

2.1 从故障树模型到 BN 模型

由于故障树分析方法在传统分析方法当中占有非常重要的地位, 通常采用基于故障树建模的方法来建立 BN 模型。

首先根据变量之间的逻辑关系建立故障树, 然后将故障树模型映射成 BN 模型。

映射算法包括图形和数值两部分。在图形映射中, 故障树中的底事件、中间事件和顶事件分别被映射为 BN 的根节点、中间节点和叶节点。BN 中节点采用与故障树中相应组件相同的连接方式连接。在故障树中底事件发生的概率值, 映射为对应根节点的先验概率。对于每一个中间节点和叶节点, 需要建立一个 CPT。CPT 是根据故障树中不同类型的逻辑门来建立的。图 1 显示了故障树映射到 BN 简化流程。

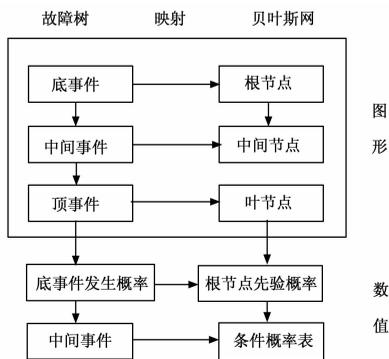


图 1 故障树映射为 BN 的简化流程图

2.2 BN 模型的构建

首先, 假定以三状态节点来描述系统及部件不同的故障状态。

在模型中定义如下: 系统和部件具有 3 种状态, 它们用 0, 1, 2 表示。其中 0 状态为正常工作状态, 1 状态为重故障状态, 2 状态为轻故障状态。在部件中也有二态的即 0, 1 或 0, 2。

下面介绍基本的串、并联系统的模型建立过程。

1) 串联系统:

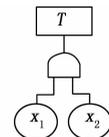
假设系统 T 由两个三状态的部件 x_1, x_2 串联而成。 P 表示系统或部件的概率。则有: 当 x_1, x_2 只要有一个是重故障时, 则系统 T 为重故障状态; 当 x_1, x_2 都是轻故障状态, 则系统 T 为轻故障状态; 当 x_1, x_2 都正常状态, 则系统 T 为正常状态。

按照前面介绍的建模步骤得到的见图 2。

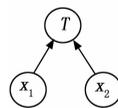
用精确推理算法桶排除法进行概率计算, 则有:

$$P(T=1) = \sum_{T=1} P(x_1, x_2, T) = \sum_{T=1} P(T=1 | x_1, x_2)P(x_1, x_2) = \sum_{T=1} P(T=1 | x_1, x_2)P(x_1)P(x_2) = P(T=1 | x_1=0, x_2=1)P(x_1=0)P(x_2=1) + P(T=1 | x_1=1, x_2=0)P(x_1=1)P(x_2=0) + P(T=1 | x_1=1, x_2=1)P(x_1=1)P(x_2=1) + P(T=1 | x_1=1, x_2=2)P(x_1=1)P(x_2=2) + P(T=1 | x_1=2, x_2=1)P(x_1=2)P(x_2=1)$$

根据先验概率和 CPT, 可以推算出串联系统的重故障状态概率 $P(T=1)$ 。



(a) 串联系统的故障树模型



x_1	x_2	T	$P(T=1 x_1, x_2)$	$P(T=2 x_1, x_2)$
0	0	0	0	0
0	1	1	1	0
0	2	2	0	1
1	0	1	1	0
1	1	1	1	0
1	2	1	1	0
2	0	2	0	1
2	1	1	1	0
2	2	2	0	1

(b) 串联系统的 BN 模型及其 CPT

图 2 串联系统的 BN 多故障模式模型建立过程

2) 并联系统:

假设系统 T 由两个三状态的部件 x_1, x_2 并联而成。 P 表示系统或部件的概率。则有: 当 x_1, x_2 只要有一个是轻故障状态, 则系统 T 为轻故障状态; 当 x_1, x_2 都是重故障状态, 则系统 T 为重故障状态; 当 x_1, x_2 都正常状态, 则系统 T 为正常状态。

建模步骤见图 3。

同样可得:

$$P(T=1) = \sum_{T=1} P(x_1, x_2, T) =$$

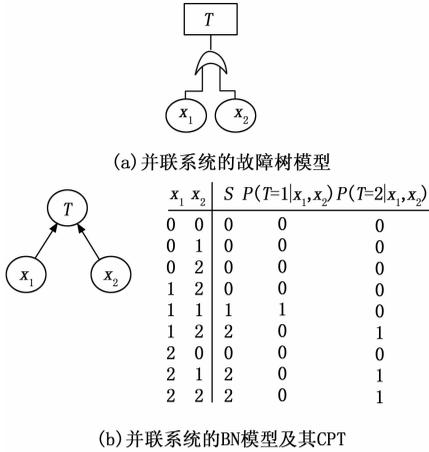


图 3 并联系统的 BN 多故障模式模型建立过程

$$\sum_{T=1} P(T=1 | x_1, x_2) P(x_1, x_2) =$$

$$\sum_{T=1} P(T=1 | x_1, x_2) P(x_1) P(x_2) =$$

$$P(T=1 | x_1=1, x_2=1) P(x_1=1) P(x_2=1)$$

根据先验概率和 CPT，可以推算出并联系统的 A 类故障模式状态概率 $P(T=1)$ 。

由此可见，串并联系统的 BN 模型在形式上是一样的，差别在于条件概率分布表不同。

如果在已知的信息（证据）情况下想知道其它节点的状态，例如 $P(T=1 | x_2=1)$ 和 $P(x_2=1 | T=1)$ ，进行如下推理计算。

$$P(T=1, x_2=1) =$$

$$\sum_{T=1, x_1=1} P(x_1, x_2, T) =$$

$$\sum_{T=1, x_1=1} P(T=1 | x_1, x_2=1) P(x_1, x_2=1) =$$

$$\sum_{T=1, x_1=1} P(T=1 | x_1, x_2=1) P(x_1) P(x_2=1) =$$

$$P(T=1 | x_1=0, x_2=1) P(x_1=0) P(x_2=1) +$$

$$P(T=1 | x_1=1, x_2=1) P(x_1=1) P(x_2=1) +$$

$$P(T=1 | x_1=2, x_2=1) P(x_1=2) P(x_2=1)$$

则有：

$$P(T=1 | x_2=1) = P(T=1, x_2=1) / P(x_2=1)$$

且

$$P(x_2=1 | T=1) = P(T=1, x_2=1) / P(T=1) =$$

$$P(T=1 | x_2=1) P(x_2=1) / P(T=1)$$

2.3 基于 BN 模型的可靠性分析

1) 系统可靠度的预测：

在系统未发生故障时，可以根据先前得到的先验信息（领域知识）和数据样本信息，建立相应的 BN 模型，利用已知节点的先验概率和 CPT，通过 BN 推理算法（如团树传播算法、桶消元算法等）可求得系统的故障概率，这就是一个预测的过程，也叫因果推理。计算的结果，就是对这个系统可靠度的预测。实际上，这就是 BN 的正向推理。P

($T=1$) 的计算就是因果推理， $P(T=1)$ 的结果就是系统的可靠度。

当某个根节点发生故障时，还可以进一步推算出，该节点对系统的影响程度，也就是 $P(T=1 | x_1=1)$ 的计算，这也是因果推理。当然，还可以计算 $P(T=1 | x_1=2)$ 。这样就可以分析出，每个节点对系统的影响程度。

2) 系统故障的诊断：

在系统发生故障时，根据 BN 模型，利用已知节点的先验概率和 CPT，通过 BN 推理算法求出系统发生故障时，每个根节点发生故障的概率，实际上就是求后验概率，并且按照各个根节点故障后验概率由大到小的顺序排列出来，最终推断出相应的根节点，这就是一个诊断的过程，也就是诊断推理。实际上，这就是 BN 的反向推理。 $P(x_1=1 | T=1)$ 的计算就是诊断推理。以此类推，可以求出 $P(x_2=1 | T=1)$ ， $P(x_2=2 | T=1)$ 等的概率，并排列出它们的大小，最终得出导致系统故障的可能性最大的事件。

3 电池生产线系统的可靠性分析

下面对某企业扣式电池自动生产线系统进行可靠性分析。该生产线的主要任务是：将带有集流网的负极壳体内依次加入锂片、隔膜纸和浸泡过电解液的正极锰片，并补充正极片中挥发的电解液。在保证电解液完全渗透的前提下，加盖正极壳体、封口等工序。

3.1 BN 可靠性建模

根据系统的特点，将该系统分成 5 个工作子系统，即上负极壳加锂片子系统、隔膜纸入壳子系统、加锰片子系统、正极钢壳装配子系统块、封口子系统等。选择其中一个加锰片子系统来进行分析。

加锰片子系统示意图如图 4。

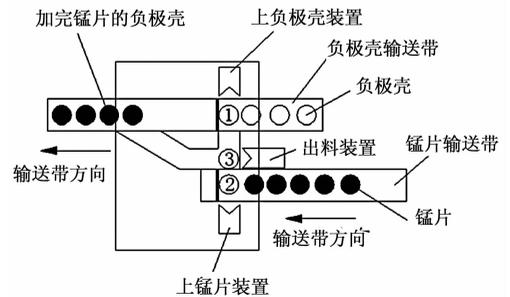


图 4 加锰片子系统示意图

子系统分成三部分：上负极壳装置、上正极锰片装置和出料装置。它们包含各自的传感器、电磁阀，气缸和相应的输送带。

根据底事件与它们之间的关系，设立顶事件为加锰片子系统故障，建立系统故障树模型，如图 5。

具体的事件与符号关系的定义见表 1。

依据已建故障树模型，将其映射为 BN 模型（因篇幅原因略去 CPT）如图 6。

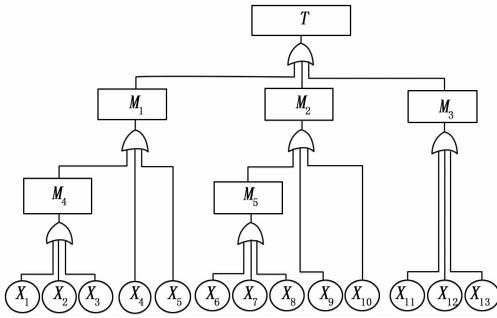


图5 加锰片子系统故障树模型

表1 事件列表

节点	事件名称	节点	事件名称
T	加正负极锰片子系统故障	x ₅	传感器故障
M ₁	上负极壳装置故障	x ₆	气压不足
M ₂	上正极锰片装置故障	x ₇	锰片气缸卡住
M ₃	出料装置故障	x ₈	传感器故障
B ₁	上负极壳气缸故障	x ₉	输送带故障
B ₂	上锰片气缸故障	x ₁₀	传感器故障
x ₁	气压不足	x ₁₁	气压不足
x ₂	负极壳气缸卡住	x ₁₂	出料气缸卡住
x ₃	电磁阀故障	x ₁₃	电磁阀故障
x ₄	输送带故障		

对于 $x_1、x_2$ 等跟 A 类故障模式无关, 及 $x_4、x_9$ 跟 B 类故障模式无关, 它们是二值状态即 $P(x_1=1 | T=1) = 0, P(x_4=2 | T=2) = 0$ 。在 BN 中多种状态可以并存, 这也大大提高了建模的灵活性。

(1) 预测。根据节点的先验概率和 CPT, 计算在系统未发生故障状态时, 叶节点及中间节点的可靠度或故障率。

在加锰片子系统 BN 模型中, 根据 x_1 至 x_{13} 的先验概率和中间节点及 T 的 CPT, 应用精确推理算法桶排除法进行概率计算, 推算出顶事件 T 的概率 $P(T=1) = 0.124\%$, $P(T=2) = 0.812\%$, 以及节点 $M_1、M_2$ 和 M_3 的概率。这样, 在已知节点先验概率的情况下, 可以预测出节点 T、 $M_1、M_2$ 和 M_3 的概率, 从而了解系统在未发生故障时, 各个环节的可靠程度。

(2) 诊断。根据节点的先验概率和 CPT, 计算在系统发生故障状态时, 根节点及中间节点的可靠度或故障率, 以及部件发生故障状态时叶节点及中间节点的可靠度或故障率。

在系统 $T=1$ 状态时, 各节点的后验概率具体数值见表 3。

在表 3 中, 由于 $x_1、x_2$ 等跟 A 类故障 (状态 1) 无关即 $P(x_1=1 | T=1) = 0, P(x_2=1 | T=1) = 0$, 并且在出现 A 类故障情况下可能出现, 也可能不出现, 所以后验概率 $P(x_1=2 | T=1)、P(x_2=2 | T=1)$ 不发生变化。根据表 3 分析, 系统出现 1 状态时, 影响最大的因素是 x_9 。

表3 T=1时各节点的后验概率 $P(x_i | T=1)$ ($10^{-5}/h$)

节点	$x_i=1, x_i=2$	节点	$x_i=1, x_i=2$
x_1	0, 0.042	x_8	8.876, 0.021
x_2	0, 0.325	x_9	25.820, 0
x_3	9.682, 0.022	x_{10}	12.910, 0.024
x_4	20.979, 0	x_{11}	0, 0.053
x_5	11.296, 0.023	x_{12}	0, 0.075
x_6	0, 0.033	x_{13}	10.489, 0.019
x_7	0, 0.167		

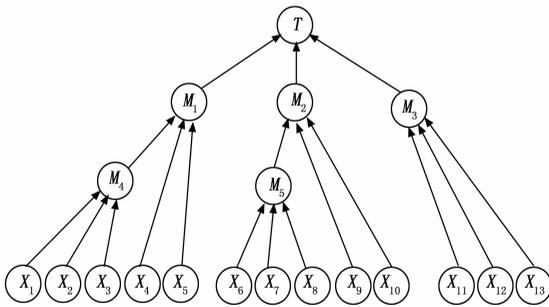


图6 加锰片子系统 BN 模型

3.2 BN 可靠性分析

某企业为本文提供了根节点的故障率数据, 得出各事件发生的先验概率如表 2。

表2 节点先验概率表($10^{-5}/h$)

节点	$x_i=1, x_i=2$	节点	$x_i=1, x_i=2$
x_1	0, 0.042	x_8	0.011, 0.023
x_2	0, 0.325	x_9	0.032, 0
x_3	0.012, 0.024	x_{10}	0.016, 0.027
x_4	0.026, 0	x_{11}	0, 0.053
x_5	0.014, 0.026	x_{12}	0, 0.075
x_6	0, 0.033	x_{13}	0.013, 0.021
x_7	0, 0.167		

在系统 $T=2$ 状态时, 各节点的后验概率见表 4。

表4 T=2时各节点的后验概率 $P(x_i | T=2)$ ($10^{-5}/h$)

节点	$x_i=1, x_i=2$	节点	$x_i=1, x_i=2$
x_1	0.5, 1.63	x_8	0, 2.828
x_2	0.39, 9.54	x_9	0, 0
x_3	0.2, 9.51	x_{10}	0.3, 3.20
x_4	0, 0	x_{11}	0.6, 5.16
x_5	0.3, 1.97	x_{12}	0.9, 2.20
x_6	0.4, 0.57	x_{13}	0.2, 5.82
x_7	0.20, 5.30		

在表 4 中, 由于 $x_4、x_9$ 等跟 B 类故障 (状态 2) 无关即 $P(x_4=2 | T=2) = 0, P(x_9=2 | T=2) = 0$, 并且,

需要注意的是, 有的部件是三态, 有的部件是二态。

在只出现 B 类故障情况下, 由于它们是 A 类故障, 故根本不可能出现, 所以后验概率为 0。根据表 4 分析, 系统出现 2 状态时, 影响最大的因素是 x_2 。

综合表 3 和表 4, 由于 1 状态是重故障状态, 对系统的影响较大, 所以对 x_9 的问题尤为关注。

这样, 在已知系统故障模式 ($T=1$ 或 $T=2$) 的情况下, 可以得出其它节点的概率 $P(x_1 | T=1)$ 及 $P(x_1 | T=2)$ 。依次可以推算出 x_1 至 x_{13} 的条件概率, 根据概率的大小, 可以判断出系统的薄弱环节。

还可以计算根节点在不同失效状态下叶节点及中间节点处于不同状态的概率, 这里就不再依次分析了。

在本系统当中, 重点问题是上正极锰片装置的输送带故障, 它对系统的影响最大。

推算结果与该企业实际分析的情况相吻合, 该企业根据实际情况, 重点解决了此问题, 使系统的可靠性获得了提升。

4 结束语

BN 在多态系统的可靠性分析上具有灵活的建模框架, 严密的数学公式推导, 不确定性及多态事件的表达能力, 可以进行双向推理等特点。它能直观、清晰地表达多态系统和部件之间的影响关系, 通过双向推理来识别系统的薄弱环节, 这种方法较好地解决了传统可靠性理论的局限性, 更为全面的实现系统的可靠性分析。为此, 本文在电池生

产线系统上应用了基于 BN 多态系统的可靠性分析与建模方法, 并为以后复杂系统的可靠性分析提供借鉴。基于本文研究的实际情况, 分为两种故障模式, 如果在其它的场合下, 有需要可设置 3 种或更多种故障模式, 以便更详细地分析系统。

参考文献:

[1] 芮延年, 戈 雁. 现代可靠性设计 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.

[2] Langseth H, Portinale L. Bayesian networks in reliability [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2007, 92 (1): 92 - 108.

[3] 刘 凯, 王俊峰, 聂于斐. 基于贝叶斯网络的隧道火灾安全评估模型 [J]. 消防科学与技术, 2017, 36 (10): 1461 - 1464.

[4] 寇海霞, 安宗文, 刘 波, 等. 基于贝叶斯网络的风电齿轮箱可靠性分析 [J]. 兰州理工大学学报, 2016, 42 (1): 40 - 45.

[5] 郭 威, 陈秋南, 阳跃朋, 等. 基于贝叶斯网络的岩溶隧道涌水风险评估 [J]. 工程地球物理学报, 2017, 14 (1): 20 - 25.

[6] 王永攀, 杨江平, 邓 翔, 等. 基于贝叶斯网络的复杂装备维修质量评价模型 [J]. 海军工程大学学报, 2017, 29 (1): 84 - 90.

[7] 陈新霞, 刘煜原, 黄加阳, 等. 基于贝叶斯网络推理的起落架系统故障诊断技术研究 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (10): 24 - 27.

[8] 宋建聪, 戴青云, 付品欣, 等. 数据挖掘在生产过程质量管理中的应用 [J]. 现代制造工程, 2013 (9): 12 - 16.

[9] 孟 飙, 周 飞, 王旭东, 等. 面向飞机装配质量数据深度分析方法研究 [J]. 科学技术与工程, 2015, 15 (34): 240 - 246.

[10] 宋 敏, 王社伟. 一种基于关联分析的装配质量数据挖掘方法 [J]. 制造业自动化, 2013 (16): 77 - 80.

[11] 王 焯, 郭玲利, 宋文超, 等. 基于大数据技术的专家知识库设备画像推荐算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (12): 225 - 229.

[12] 程继红, 阮传峰, 崔 嘉, 等. 大数据分析技术在装备监测系统中应用研究 [J]. 计算机测量与控制, 2016 (9): 152 - 154.

[13] 王建军, 向永清, 赵 宁. 航天器质量信息大数据技术的研究与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2017, 25 (4): 200 - 204.

[14] 张文凌. 领域知识参与数据挖掘预处理阶段的研究 [D]. 北京: 北方工业大学, 2008.

[15] 周 涛, 陆惠玲. 数据挖掘中聚类算法研究进展 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48 (12): 100 - 111.

[16] 李玲俐. 数据挖掘中分类算法综述 [J]. 重庆师范大学学报 (自然科学版), 2011, 28 (4): 44 - 47.

[17] Jiawei Han, Micheline Kamber. Data Mining: Concepts and Techniques [M]. Singapore: Elsevier Pte Ltd, 2019.

(上接第 242 页)

可见通过 PFMEA 先验知识融合模型可以较好挖掘出分散、稀疏质量数据中的有价值信息, 模型也可以方便部署到软件应用中, 实现了对经验知识的复用, 提高了生产过程问题处理效率。

4 结束语

在当前大力发展先进制造业, 加强人工智能、数据中心等新基建建设的时代下, 围绕军用产品质量持续改进提升的主题, 利用大数据挖掘技术进行微波组件生产过程质量数据的分析, 具有广泛的应用前景。通过对微波组件产品典型工艺流程及过程质量数据的梳理, 基于数据挖掘技术流程, 实现了质量大数据特征分析提取、数据结构化、失效分析知识模型融合以及辅助排故应用场景部署, 突破了传统统计报表分析结果不直观, 人工分析困难的应用限制。针对微波组件质量数据分散、信息密度低的特点, 提出了从产品质量特征角度先进行相似聚类在再建立分类模型的方法, 有效提升了数据密度及数据挖掘模型的适用性。为实现数据挖掘模型的持续支撑能力, 今后还需不断研究优化数据来源, 细化数据信息粒度, 丰富应用场景。

参考文献:

[1] 余腊生, 李 强. 数据挖掘在质量管理体系中的应用研究 [J].