

HHM-BN 的某型发动机燃油附件制造风险评估

宋晓博

(空军工程大学装备管理与无人机工程学院,西安,710051)

摘要 针对发动机燃油附件制造数据不足、风险因素复杂、动态作用显著的问题,提出一种结合层次全息模型和贝叶斯网络的改进风险评估模型。利用层次全息模型,建立发动机燃油附件制造风险辨识框架。在此基础上,构建发动机燃油附件制造风险贝叶斯网络模型,并对其参数学习最大似然法进行改进;最后,结合实例和 Netica 软件,通过仿真验证了改进模型的有效性,得到发动机燃油附件制造总体风险为 25%,动平衡与 302 研孔为关键风险。

关键词 燃油附件;制造风险;HHM;贝叶斯网络

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2019.05.003

中图分类号 V233.2;X915.5 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2019)05-0016-06

A Risk Evaluation on the Engine Fuel Accessories Manufacturing Based on HHM-BN

SONG Xiaobo

(Equipment Management and UVA Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Aimed at the problems that the data are insufficient in manufacture, the risk factors are comparatively complex and the dynamic effect is significant, an improved model combined hierarchical holographic model (HHM) with Bayesian network (BN) is proposed. The risk identification framework of engine fuel accessories manufacturing is constructed by HHM. On the basis of this, the BN model is built, and its parameter learning method of maximum likelihood is improved. Finally, the effectiveness is verified by the example and Netica software. The results show that the total risk value of the engine fuel accessories manufacturing is 25%, and the key risk factors are dynamic balance and 302 hole lapping.

Key words: fuel accessories; manufacturing risk; hierarchical holographic model; Bayesian network

发动机燃油附件是一种调节发动机的重要装置。随着发动机性能的日益提高,其燃油附件功能结构日益复杂,制造周期越来越长,材料工艺要求日渐严苛。在当今网络化制造环境下,发动机燃油附件制造风险与整个供应链各个环节紧密相关,其制造质量和进度直接影响到发动机的完好率、可用率

和安全可靠性。风险评估作为安全管理的基础,直接关系到系统风险源的识别和控制,是提高发动机系统安全性的关键环节和有效措施^[1]。

发动机燃油附件制造风险因素具有危害性、多元性、随机性、关联性等特征,评估其制造风险较为困难。如何实现有效的风险因素定量分析是当前国

收稿日期: 2019-07-08

基金项目: 国家自然科学基金(71601183)

作者简介: 宋晓博(1980—),女,陕西临潼人,讲师,主要从事装备系统工程与管理决策研究。E-mail:18066809761@163.com

引用格式: 宋晓博. HHM-BN 的某型发动机燃油附件制造风险评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2019, 20(5): 16-21. SONG Xiaobo. A Risk Evaluation on the Engine Fuel Accessories Manufacturing Based on HHM-BN[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2019, 20(5): 16-21.

内外研究的热点。Shah 等学者提出运用概率风险分析(Probability Risk Analysis, PRA)方法,定量分析发动机关键部件缺陷分布^[2];FAA 在其颁布的 AC-39-8 咨询通告中,提出基于故障统计、Weibull 和 Monte Carlo 仿真的发动机风险评估方法。虽然上述方法都为发动机系统风险评估提供了量化评估思路,但都主要运用于使用阶段,其前提是能够全面辨识系统风险并获得足够的运行数据量。为此,部分学者运用 Delph 法^[3]、AHP 方法^[4-5]、风险矩阵^[6]等方法,解决风险数据量不足的问题。但是,上述评估方法不能刻画风险动态关联变化态势。Daniel 提出运用贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)方法描述多风险因素多阶段变化问题,取得了较好的效果^[7]。刘莉等^[8]运用贝叶斯网络的诊断推理和概率动态调整能力,有效提高飞行安全人因可靠性评估精度。BN 方法应用广泛^[9-10],是刻画多个变量之间因果关系的一种图形化网络模型,参数学习效率问题是其关键。常用于不确定性系统风险定量推理分析,可以直观显示各风险因素之间的关联关系,并能够进行数据不完整情形下的双向推理^[11]。故此,BN 特别适用于发动机燃油附件制造风险评估。此外,发动机燃油附件制造过程中参与的供应商和部门较多,时空跨度大,涉及到的风险因素繁杂。传统方法是从单方面简化辨识,缺点是容易降低结果可信度。美国 Virginia 大学的 Haimes 等人提出的层次全息模型(Hierarchical Holographic Modeling, HHM)可从整个系统层次出发,面向众多视角、维度、层面,全方位捕捉大规模复杂系统的内在特征和本质,目前已经广泛应用于风险辨识领域^[12]。

针对发动机燃油附件制造数据不足、风险因素复杂多元、动态作用显著的问题,本文将 HHM 和 BN 相结合,全面辨识发动机燃油附件制造风险,以网络模型的方法刻画各风险因素之间的关联关系和动态变化关系,并对 BN 参数学习效率进行改进,提高风险评估的有效性,为发动机燃油附件制造风险管理提供有效方法和依据。

1 发动机燃油附件制造风险分析

1.1 组成结构

某型发动机燃油附件由 XX-302、303、304、305 型产品构成,见图 1。

1.2 制造风险分析

该型发动机燃油附件工件原材料由多家供应商提供,加工周期长,工序复杂繁多,风险因素存在交叉,在产品制造整体中占有重要地位。其风险因素主要来源于原部件供应方风险、产品生产本级风险与需求方风险。

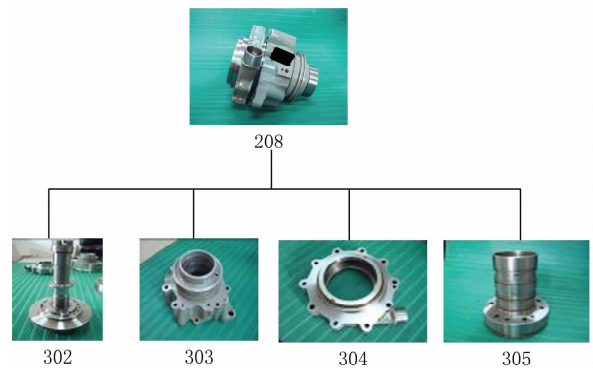


图 1 发动机燃油附件结构

- 1) 原部件供应方风险。包括原部件供应方供货量改变和供货质量改变。
- 2) 产品生产本级风险。包括进厂阶段启封和会签不当,本部加工阶段工序统筹和操作不当,交付阶段储存和运输不当,所引发的质量风险和生产进度风险。
- 3) 产品需求方风险。包括产品需求方需求突然改变和质量标准改变。

1.3 产品制造风险 HHM 辨识

HHM 建模目的是全面掌握各个系统风险因素及其内在层级特征。其中,“层次”指的是通过多层面的观察来分析系统风险,例如从宏观层面与微观层面观察系统风险必然不同;“全息”是指通过多个视角对系统风险因素进行识别,既包含技术角度还要从经济、管理、文化、社会等角度全面考虑。

对于该型燃油附件制造风险而言,HHM 核心优势是可以建立各子系统的风险模型并清晰地分析其对总体的影响。通过构建网络模型可以将子系统联系起来,使风险因素追踪过程更完整和有迹可循。据此,建立该型发动机燃油附件制造风险 HHM 框架,见图 2。

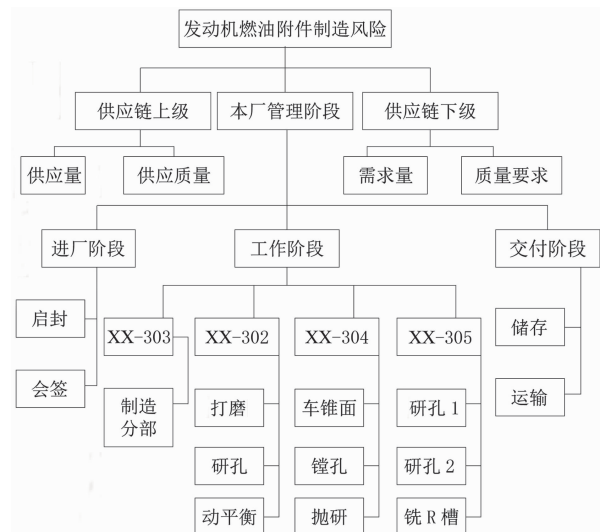


图 2 制造风险 HHM 框架

2 Bayes 网络及其改进

2.1 Bayes 网络构成

Bayes 网络主要分为模型结构和模型参数两部分。贝叶斯网络结构的图形化描述是一个有向无环图(Directed Acyclic Graph, DAG),由节点集合和有向弧集合构成,而模型参数是对贝叶斯网络中节点间关系的定量表达。网络图中的节点表示一个随机变量。变量是对问题的抽象,用以表示现象、状态、属性等。有向弧描述变量之间的依存或逻辑关系。有向弧指向反映因果关系,通常从父节点出发,指向子节点。节点间若无有向弧连接则表明节点对应变量间相互条件独立。贝叶斯网络参数是每个节点的条件概率表(Conditional Probability Table, CPT),反映变量关联性的概率分布集,描述每个节点对于其父节点的条件概率分布。条件概率值表征子节点与其父节点之间的条件概率关系。

2.2 Bayes 网络数理基础

贝叶斯网络以概率论为数学基础,常用到全概率公式与贝叶斯公式解决条件概率问题。

全概率公式定义为:如果影响事件 A 的所有因素 B_1, B_2, \dots, B_n 满足: $B_i B_j = \phi (i \neq j)$, 且 $P(B_i) > 0, i = 1, 2, \dots, n$ 。则有:

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(B_i)P(A | B_i) \quad (1)$$

贝叶斯公式也称后验概率公式。设先验概率为 $P(B_i)$, 调查所获得的新附加信息为 $P(A | B_i)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$, 则后验概率为:

$$P(B_i | A) = \frac{P(A | B_i)P(B_i)}{\sum_{j=1}^n P(A | B_j)P(B_j)} \quad (2)$$

2.3 Bayes 网络参数估计及改进

2.3.1 最大似然估计

最大似然估计(Maximum Likelihood Estimation, MLE)是在数据完备时性能最佳的参数学习方法。MLE 基本思路如下:随机试验全部观测结果为 C^1, C^2, \dots, C^n , 在某次实验中,实验结果为 C^m 。假定 C^m 的概率最大,进而将似然函数 $P(C | \theta)$ 取极大值时的参数值 θ 作为参数估计值。似然性是运用 MLE 法判断参数 θ 的标准。似然性函数 $L(\theta | D) = P(D | \theta) = \prod P(X[m] | \theta)$ 反映参数 θ 产生样本 D 的可能性。似然性越大,对应的 θ 对样本反映越好。将其推广到含有 n 个变量的贝叶斯似然函数:

$$L(\theta | D) = \prod_m P(X_1[m], \dots, X_n[m] | \theta) = \prod_m \prod_i P(X_i[m] | pa_{x_i}[m], \theta_i) =$$

$$\prod_i \prod_m P(X_i[m] | pa_{x_i}[m], \theta_i) = \prod_i L_i(\theta_i | D) \quad (3)$$

贝叶斯网络局部似然参数可继续分解为:

$$L_i(\theta_i | D) = \prod_m P(X_i[m] | Pa_{x_i}[m], \theta_i) =$$

$$\prod_m \prod_{Pa_{x_i}^j} \prod_{x_i^k} P(x_i^k[m] | Pa_{x_i}^j[m], \theta_i) = \prod_{Pa_{x_i}^j} \prod_{x_i^k} \theta_{x_i^k | Pa_{x_i}^j}^{N(x_i^k | Pa_{x_i}^j)} \quad (4)$$

在数据集完备时,父节点集合 Pa_{x_i} 的每一种取值 $Pa_{x_i}^j$ 下, $P(X_i | Pa_{x_i}^j)$ 的分布和 Pa_{x_i} 的其他取值 $Pa_{x_i}^l (l \neq j)$ 是相互无关的独立分布。最大似然估计 MLE 方法可以计算得到 $\hat{\theta}_{x_i} = \{N[x_i^k, Pa_{x_i}^j] / [N[Pa_{x_i}^j]]\}$ 。利用该式可以计算出贝叶斯网络各节点参数。

2.3.2 考虑概率参数估计距离的 MLE

设贝叶斯网络各节点中条件概率参数集合为 $\theta = \{\theta_{ijk}\}$, 贝叶斯网络参数更新参数为 $\hat{\theta} = \{\hat{\theta}_{ijk}\}$ 。根据极大似然估计原则,取似然函数:

$$L_D(\hat{\theta}) = \frac{1}{N} \ln \prod_{l=1}^N P_{\hat{\theta}}(y_l) = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N \ln P_{\hat{\theta}}(y_l) \quad (5)$$

求似然函数的极大值,即是求 $\frac{\partial L_D(\hat{\theta})}{\partial \hat{\theta}_{ijk}} = 0$ 时的

概率参数,则可求得对应新数据集 D 的概率参数。同时,考虑到原贝叶斯网络概率参数信息的所占比重,对其进行一定的保留。因此,引入概率参数 $\hat{\theta}$ 与 θ 之间的距离,构造函数:

$$F(\hat{\theta}) = \eta L_D(\hat{\theta}) - \frac{1}{2} \sum (\hat{\theta}_{ijk} - \theta_{ijk})^2 \quad (6)$$

求得 $F(\hat{\theta})$ 最大值即可得到兼顾原网络信息的参数估计值。将 $L_D(\hat{\theta})$ 在 θ 处一阶展开,得到:

$$F(\hat{\theta}) = \eta [L_D(\theta) + \nabla L_D(\theta)(\hat{\theta} - \theta)] - \frac{1}{2} \sum (\hat{\theta}_{ijk} - \theta_{ijk})^2 \quad (7)$$

根据贝叶斯网络结构分解特性梯度 $\nabla L_D(\hat{\theta})$ 可化为 $\frac{N_{ijk}}{N\theta_{ijk}}$ 。因此,式(7)近似为:

$$F(\hat{\theta}) = \eta [L_D(\theta) + \frac{N_{ijk}}{N\theta_{ijk}}(\hat{\theta} - \theta)] - \frac{1}{2} \sum (\hat{\theta}_{ijk} - \theta_{ijk})^2 \quad (8)$$

式中: N_{ijk} 是数据集 D 中节点满足 $V_i = v_k$, $Pa(V_i) = pa_{ij}$ 的样本点数量。求 $F(\hat{\theta})$ 的最大值约束条件 $\sum_k \hat{\theta}_{ijk} = 1$, 此最优化问题采用拉格朗日数乘法,构造 $\Psi = F(\hat{\theta}) + \varphi(\sum_k \hat{\theta}_{ijk} - 1)$ 。求 Ψ 对 $\hat{\theta}_{ijk}$ 的偏导数为 0, 并联合约束条件可得:

$$\begin{cases} \hat{\theta}_{ijk} = \frac{N_{ijk}}{N} \frac{\eta}{\theta_{ijk}} + \varphi + \theta_{ijk} \\ \sum_k \hat{\theta}_{ijk} = 1 \end{cases} \quad (9)$$

由此,可得贝叶斯网络更新概率参数表达式:

$$\hat{\theta}_{ijk} = \eta \left(\frac{N_{ijk}/N}{\theta_{ijk}} - \frac{1}{K} \sum_k \frac{N_{ijk}/N}{\theta_{ijk}} \right) + \theta_{ijk} \quad (10)$$

可以看出,对概率参数更新产生影响的只有节点 V_i 和其全部父节点。该特性使得在非完整数据集条件下可以对网络进行局部更新。因此,该方法提高了适用性。通过调节 η 改变学习速率: $\eta < 1$ 时, $\hat{\theta}_{ijk}$ 是新数据中的概率参数与原概率参数权重相当的加权和, $\hat{\theta}_{ijk}$ 的收敛速度较慢;当 $\eta > 1$ 时, $\hat{\theta}_{ijk}$ 更

新比新数据中的概率参数对原概率参数的改变更大, $\hat{\theta}_{ijk}$ 收敛速度较快。

3 案例验证

在某型发动机燃油附件制造风险因素辨识的基础上,结合失效模式先验概率和风险因素关系,建立贝叶斯网络结构关系图(见图 3)。

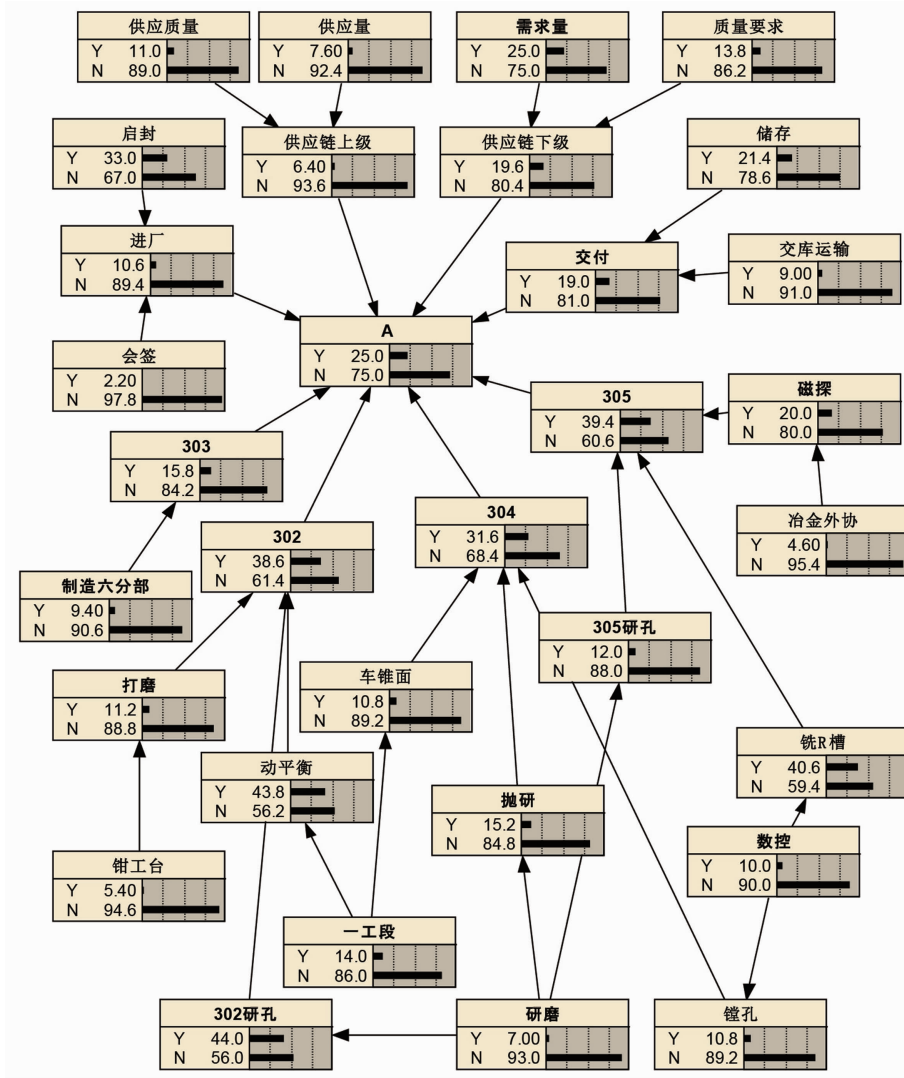


图 3 发动机制造风险贝叶斯网络图

采用加拿大 Norsys 公司开发的 Netica 软件进行贝叶斯网络仿真计算。根据失效模式统计数据,得到部分失效模式的条件概率,见表 1~3。表中状态 Y 代表出现风险,N 代表未出现风险。

表 1 一工段为父节点的节点 CPT 单位:%

一工段	动平衡		车锥面	
	Y	N	Y	N
Y	97	3	53	47
N	23	77	3	97

表 2 研磨工段为父节点的节点 CPT 单位:%

研磨	302 研孔		抛研		305 研孔	
	Y	N	Y	N	Y	N
Y	86	14	78	22	69	31
N	10	90	12	88	8	92

在此基础上,对贝叶斯网络节点参数利用已有数据与式(10)进行参数估计学习。利用 Netica 软件建立该型发动机燃油附件制造风险因素贝叶斯网络,并通过学习更新得到条件概率图 3。图中节点

状态 Y 表示出现风险, N 表示未出现风险。

表 3 进厂阶段节点的 CPT 单位: %

启封	会签	进厂	不进厂
Y	Y	36	64
Y	N	34	66
N	Y	6	94
N	N	1	99

为研究验证学习速度 η 对参数更新效果的影响。分别针对初始值与真实参数距离为 3.9、3.5、3.2 的情况, 对不同学习速度的参数更新效果进行仿真, 结果见图 4。

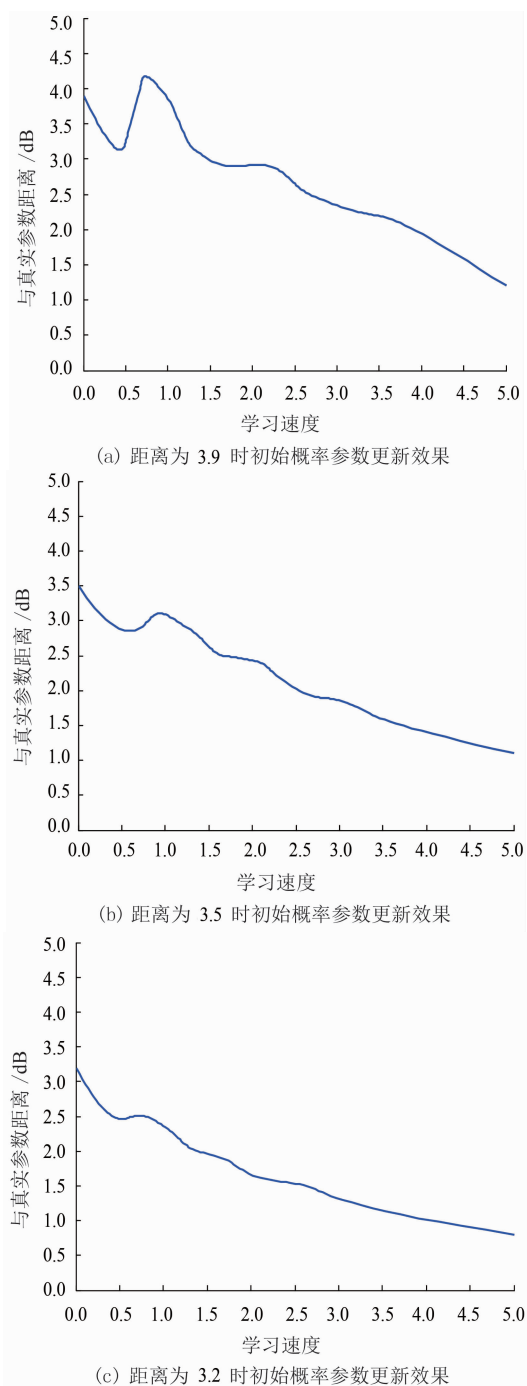


图 4 初始概率参数更新效果

图 4 中纵轴表示更新参数和真实参数距离, 定义其值为 $\sum_{ijk} (\hat{\theta}_{ijk} - \theta_{ijk})^2$ 。可以看出, 在 $\eta < 1$ 时, 更新参数与初始参数对真实参数的距离变化不大; 在 $\eta > 1$ 时, 参数更新效果更加明显, 更新的参数逐渐向真实参数收敛; 且初始参数与真实参数越接近, 更新效果越好, 证实了改进效果。

从贝叶斯网络图仿真结果可以看出, 该型发动机燃油附件制造风险概率达 25%。这一概率与工厂掌握数据基本符合。分析其风险因素, 影响最严重的是动平衡与 302 研孔两道工序, 同时这两道工序所在的一工段和研磨工段下的抛研、305 研孔与车锥面工序也含有较高风险, 对这两个工段改进管理实现风险规避, 提高航空发动机燃油附件质量; 在入厂和交付阶段也可以进一步加强风险管理。此外, 对于原部件供应方的选择也存在改进空间, 是制造风险管理的突破口之一。

4 结论

本文针对发动机燃油附件制造风险因素复杂多元、动态作用显著等问题, 提出结合 HHM 和 BN 的改进风险评估模型。通过案例验证, 证明了所提改进模型的有效性, 为发动机燃油附件制造风险管理提供方法和依据。所得结论如下:

1) HHM 模型是一种基于系统思想的方法论, 所构建的面向供应链的产品风险辨识框架, 能够帮助管理者全面细致地梳理发动机燃油附件制造风险, 结果较为有效可信。

2) BN 模型以网络化图形的形式描述发动机燃油附件制造各风险因素之间的关联系统, 通过运用最大似然法进行参数学习, 驱动其仿真过程, 推理各风险因素概率动态更新。并通过引入概率参数估计距离, 提高数据不完备情况下参数学习效果, 准确反应了发动机燃油附件制造风险的动态变化规律。

3) 结合实例, 在发动机燃油附件制造风险 HHM 模型基础上, 利用 Netica 软件进行 BN 网络仿真计算。验证了改进最大似然法进行参数学习的有效性, 得到了总体制造风险概率为 25%, 同时得出了关键风险工序和薄弱风险管理单元。后续将全面收集数据, 运用 BN 网络结构学习算法代替人工经验构建风险因素 BN 网络模型, 进一步提高 BN 网络在风险管理中的应用效能。

参考文献(References):

- [1] RADAEV N N, BORIDKO S I. Risk Evaluation in Decision Making in Risk Situations [J]. Measurement Techniques, 2005, 48(9): 874-877.
- [2] SHAH A R, SHIAO M C, NAGPAL V K. Probabilistic Evaluation of Uncertainties and Risk on Aerospace Components [R]. Cleveland, Ohio: NASA Lewis Research Center, NASA TM 105603, 1992.
- [3] 孙贇, 王瑛, 李超. 基于UR-MTPGERT网络模型的复杂装备风险传导分析[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(8): 1587-1595.
SUN Y, WANG Y, LI C. Complex Equipment Risk Conduction Analysis Based on UR-MTPGERT Model [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(8): 1587-1595. (in Chinese)
- [4] 汪送, 王瑛, 战仁军, 等. 航空装备研制风险的综合赋权-双基点法评估[J]. 中国安全科学学报, 2010, 20(11): 124-129.
WANG S, WANG Y, ZHAN R J, et al. Risk Assessment of Aviation Equipment Development Based on Combination Weighting and Double Base Points Method [J]. China Safety Science Journal, 2010, 20(11): 124-129. (in Chinese)
- [5] 王重阳, 郑唯唯, 杨菊欢. 基于熵权TOPSIS-AHP的项目风险评价[J]. 纺织高校基础科学学报, 2015, 28(2): 248-252.
WANG C Y, ZHENG W W, YANG J H. Assessment of Project Risk Based on Entropy TOPSIS-AHP [J]. Basic Sciences Journal of Textile Universities, 2015, 28(2): 248-252. (in Chinese)
- [6] 陈生春, 陈华伟. 基于专家权重和风险矩阵的潜艇集体逃生舱风险评估方法[J]. 中国舰船研究, 2013, 8(2): 13-16.
CHEN S C, CHEN H W. A Risk Evaluation Model of Submarine Collective Escaping Capsules Based on the Expert Weight and Risk Matrix [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2013, 8(2): 13-16. (in Chinese)
- [7] BAER D R, LAWSON A B. Evaluation of Bayesian Multiple Stage Estimation under Spatial CAR Model Variants [J]. Journal of Statistical Computation and Simulation, 2019, 89(1): 98-144.
- [8] 刘莉, 徐浩军, 井凤玲, 等. 基于贝叶斯网络的飞行安全人因可靠性评估模型[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2009, 10(3): 5-9.
LIU L, XU H J, JING F L, et al. Flight Safety Human Reliability Evaluation Model Based on Bayesian Networks [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2009, 10(3): 5-9. (in Chinese)
- [9] 童威, 黄启萍. 加权朴素贝叶斯算法在消防检测中的应用[J]. 西安工程大学学报, 2019, 33(1): 111-115.
TONG W, HUANG Q P. Application of Weighted Naive Bayes Algorithm in Fire Detection [J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2019, 33(1): 111-115. (in Chinese)
- [10] 夏雨薇, 贺飞跃, 张敏, 等. 贝叶斯优化的RSF模型脑肿瘤图像分割新方法[J]. 西安工程大学学报, 2018, 32(2): 237-241.
XIA Y W, HE F Y, ZHANG M, et al. Brain Tumor Image Segmentation Based on RSF Model Optimized by Bayesian Estimation [J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2018, 32(2): 237-241. (in Chinese)
- [11] 黄影平. 贝叶斯网络发展及其应用综述[J]. 北京理工大学学报, 2013, 33(12): 1211-1219.
HUANG Y P. Survey on Bayesian Network Development and Application [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2013, 33(12): 1211-1219. (in Chinese)
- [12] HAIMES Y Y, LAMBERT J, LI D, et al. Hierarchical Holographic Modeling for Risk Identification in Complex Systems [C] // The IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE, 1995: 1027-1032.

(编辑: 姚树峰)