

引用格式: 丛林虎, 王伊婧心, 刘宇, 等. 基于云模型和贝叶斯网络的导弹状态评估[J]. 电光与控制, 2019, 26(9): 38-41, 78. CONG L H, WANG Y J X, LIU Y, et al. Missile state evaluation based on cloud model and Bayesian network[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(9): 38-41, 78.

## 基于云模型和贝叶斯网络的导弹状态评估

丛林虎<sup>1</sup>, 王伊婧心<sup>1</sup>, 刘宇<sup>2</sup>, 刘崇屹<sup>1</sup>

(1. 海军航空大学, 山东 烟台 264001; 2. 中国人民解放军 91206 部队, 山东 青岛 266000)

**摘要:** 针对传统“是非制”评判方法过于粗略以及导弹测试数据的不确定性问题, 将导弹状态重新细划为“良好”、“较好”、“堪用”、“拟故障”和“故障”5个等级, 提出了基于云模型和贝叶斯网络的导弹状态评估方法。结合云模型获得性能测试参数与各个状态等级的隶属关系, 采用贝叶斯网络建立多参数状态融合的评估模型, 并且引入 DS/AHP 方法进行条件概率赋值以减少专家推断过程中的不确定性。

**关键词:** 导弹状态评估; 贝叶斯网络; 云模型; 状态隶属度; 多参数融合

**中图分类号:** O213.2 **文献标志码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1671-637X.2019.09.009

## Missile State Evaluation Based on Cloud Model and Bayesian Network

CONG Lin-hu<sup>1</sup>, WANG Yi-jing-xin<sup>1</sup>, LIU Yu<sup>2</sup>, LIU Chong-yi<sup>1</sup>

(1. Naval Aeronautical University, Yantai 264001, China; 2. No. 91206 Unit of PLA, Qingdao 266000, China)

**Abstract:** In view of the facts that the traditional “true or false” evaluation method is too rough and the missile test data is uncertain, the state of missiles is re-classified into five levels, namely “perfect”, “good”, “usable”, “pseudo-failed” and “failed”. A missile state evaluation method based on cloud model and Bayesian network is proposed. The cloud model is used to obtain the membership relationship between the performance test parameter and each state level. The Bayesian network is then applied to establish the multi-parameter state fusion evaluation model. The DS/AHP method is introduced to carry out the conditional probability assignment for reducing the uncertainty in the expert inference process.

**Key words:** missile state evaluation; Bayesian network; cloud model; state membership degree; multi-parameter fusion

### 0 引言

状态评估是状态维修(Condition Based Maintenance, CBM)中的重要环节, 对后续 CBM 决策产生重要的影响。传统的“是非制”状态评估方法只是简单地将其划分为“故障”和“正常”两种状态<sup>[1]</sup>, 不仅无法确切知晓导弹的性能退化程度, 而且容易导致“维修过剩”或者“维修不足”。因此, 科学有效地评估导弹当前的状态, 制定有针对性的、实时的维修保障方案, 对于实现科学高效的导弹质量管理具有重要意义。

自 20 世纪 80 年代起, 随着计算机技术的迅猛发展, 状态评估理论与计算机和模拟技术的有效结合, 使

得大量评估算法模型应运而生, 主要集中于神经网络<sup>[2-3]</sup>、支持向量机<sup>[4-5]</sup>、证据理论法<sup>[6]</sup>、灰色评估方法<sup>[7-8]</sup>和马尔可夫模型<sup>[9]</sup>等。考虑到导弹性能测试数据获取受限, 而且数据存在不确定性, 传统方法应用效果差强人意。

云模型在定性和定量转换的过程中表现出较好的不确定信息表达能力, 贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)<sup>[10]</sup>具有突出的概率表达能力、不确定问题处理能力和多源信息融合能力, 二者在不确定推理领域占据重要地位。将二者结合应用于导弹的状态评估具有如下优势: BN 和云模型本身就是表达不确定性的模型, 与导弹所处状态的不确定性相符; BN 结构灵活, 可以推广应用于不同型号导弹状态评估研究; 云模型能够实现随机性和模糊性的有效结合, 对导弹状态评估考虑更全面。

因此, 本文提出了一个基于云模型和 BN 的导弹状态评估方法, 并且引入 DS/AHP 条件概率赋值方法, 建

收稿日期: 2018-10-09 修回日期: 2019-07-31

基金项目: 国家自然科学基金(51605487)

作者简介: 丛林虎(1986—), 男, 山东烟台人, 博士, 讲师, 研究方向为装备综合保障。

立了多参数状态融合的 BN 模型并得到评估结果。

## 1 云模型与 BN

随机性和模糊性是不确定性的两种表现形式,二者紧密关联,云模型能够实现二者的有机结合。

设  $U$  为一个用精确数值表示的定量论域,  $C$  为  $U$  上的定性概念。若定量值  $x \in U$ , 且  $x$  为定性概念  $C$  的一次随机实现,  $x$  对  $C$  的确定度  $\mu(x) \in [0, 1]$  是具有稳定倾向性的随机数<sup>[11]</sup>, 即

$$\mu: U \rightarrow [0, 1], \forall x \in U, x \rightarrow \mu(x) \quad (1)$$

则  $x$  在论域  $U$  上的分布称为云, 每一个  $x$  称为一个云滴, 表示为  $d_{\text{drop}}(x, \mu(x))$ 。

若  $x$  满足  $x \sim N(E_x, E_n^2)$ , 其中  $E_n' \sim N(E_n, H_e^2)$ , 且  $x$  对定性概念  $C$  的确定度满足

$$\mu_c(x) = e^{-\frac{(x-E_x)^2}{2E_n'^2}} \quad (2)$$

则  $x$  在论域  $U$  上的分布称为正态云。其中,  $E_x, E_n$  和  $H_e$  分别为正态云的期望、熵和超熵。

BN 是一种概率图形化网络, 由网络结构和变量参数构成, 直观上表现为一个赋值的复杂因果关系有向图<sup>[12]</sup>。关于一组变量  $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$  的 BN 可用  $BN = \langle G, P \rangle$  来表示, 其中包括以下两部分。

1)  $G = \langle V, A \rangle$  表示  $Y$  中变量的条件独立性假设的网络结构, 变量集合  $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$  与  $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$  中的每个节点一一对应,  $V_i$  的父节点用  $P_{\text{pa}}(V_i)$  表示而相应的非后代节点用  $A(V_i)$  表示。

2)  $P$  为与每个节点相关的条件概率分布, 它表达了节点与其父节点之间的依赖关系, 即条件概率, 用  $P(V|P_{\text{pa}}(V_i))$  表示。

在给定  $P_{\text{pa}}(V_i)$  条件下,  $V_i$  与  $A(V_i)$  条件独立, 即

$$P(V_i|P_{\text{pa}}(V_i), A(V_i)) = P(V_i|P_{\text{pa}}(V_i)) \quad (3)$$

联合概率为

$$P(V) = P(V_1, \dots, V_n) = \prod_{i=1}^n P(V_i|V_1, \dots, V_{i-1}) = \prod_{i=1}^n P(V_i|P_{\text{pa}}(V_i)) \quad (4)$$

## 2 状态等级的划分

传统的导弹状态评估方法认为, 根据导弹检测结果, 若导弹所有性能测试参数都在规定的阈值范围内, 则导弹处于“正常”状态; 若性能测试参数超出阈值范围, 则导弹处于“故障”状态。这种“正常”或者“故障”的“是非制”状态评估方式存在一定的弊端: 1) 对于判定为“正常”状态的导弹, 就存在着状态非常好的和状态非常差以至于接近故障的两种极端情况, 对状态非常好的“正常”导弹进行经常性维修检测和维护保养,

势必由于维修过剩而导致维修资源的浪费; 2) 对于状态非常差以至于接近故障的“正常”导弹仍旧采用原有的维修策略, 容易由于维修不足而影响导弹的战备完好率和作战效能的发挥。

在充分考虑导弹特性的基础上, 将导弹状态划分为“良好”、“较好”、“堪用”、“拟故障”和“故障”5 个等级。其中: 1) 当导弹全部性能测试参数均接近理想值, 远离阈值范围边缘时, 认为其处于“良好”状态; 2) 当导弹全部性能测试参数均在阈值范围内, 大部分参数距离阈值范围边缘较远时, 认为其处于“较好”状态; 3) 当导弹全部性能测试参数均在阈值范围内, 大部分参数距离阈值范围边缘较近时, 认为其处于“堪用”状态; 4) 当导弹全部性能测试参数均接近甚至达到阈值范围边缘时, 认为其处于“拟故障”状态; 5) 当导弹某一个或多个性能测试参数在阈值范围外时, 认为其处于“故障”状态。

## 3 基于云模型与 BN 的状态评估方法

### 3.1 基于云模型的性能测试参数状态评估

由 2 章中的状态划分规则可知, 导弹的“良好”、“较好”、“堪用”和“拟故障”状态之间不存在明确的界限划分, 有一定的模糊性和随机性, 考虑到云模型能够较好地处理随机性和模糊性, 因此, 采用云模型实现性能测试参数的状态评估。

由于导弹的性能测试参数众多, 测试参数的量纲有所差异, 因此需要进行归一化处理。第  $i$  个性能测试参数的测量值  $x_i$  对应的归一化值  $\lambda_i$  为

$$\lambda_i = \begin{cases} (x_i - x_s)/(x_u - x_s) & x_s < x_i < x_u \\ (x_i - x_s)/(x_d - x_s) & x_d < x_i < x_s \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $x_s$  为第  $i$  个性能测试参数的标准值;  $x_u$  和  $x_d$  分别为上、下阈值。

借助云模型对导弹性能测试参数进行状态评估的关键在于确定测试参数与评语等级云的隶属关系。虽然云模型具有较强的表达不确定性的能力, 但是专家很难直接给出评语等级云的数字特征, 考虑到云模型与数值区间之间有良好的对应关系, 因此可以通过专家评判法确定评语数值范围。根据领域内相关专家意见, 将“良好”、“较好”、“堪用”和“拟故障”的数值范围分别划分为  $[0, 0.25]$ ,  $[0.25, 0.5]$ ,  $[0.5, 0.75]$  和  $[0.75, 1]$ ; 再根据指标近似法<sup>[13]</sup> 确定评语等级云的数字特征, 评语的数值区间  $[a_y, b_y]$  ( $0 \leq a_y < b_y \leq 1$ ) 对应的评价等级云为  $T_y = (E_{x,y}, E_{n,y}, H_{e,y})$ ,  $y = 1, 2, 3, 4$ , 即

$$\begin{cases} E_{x,y} = (a_y + b_y)/2 \\ E_{n,y} = (b_y - a_y)/6 \\ H_{e,y} = k \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $k$  为常数, 根据变量本身做出调整。

计算第  $i$  个性能测试参数的归一化值  $\lambda_i$  与各个评语等级云  $T_y = (E_{x,y}, E_{n,y}, H_{e,y})$  的确定度, 标准化后作为最终隶属程度, 即

$$E_{n',y} \sim (E_{n,y}, H_{e,y}) \quad (7)$$

$$\mu_i(x) = e^{-\frac{(\lambda_i - E_{n,y})^2}{2K_{n,y}^2}} \quad (8)$$

### 3.2 基于 BN 的多参数状态融合

确定了导弹各个性能测试参数的状态等级之后, 难点在于融合导弹全部性能测试参数的状态以确定整个导弹的状态等级。BN 具有出色的多源信息融合能力和不确定性表达能力, 因此选用 BN 建立多参数状态融合的评估模型。

BN 的条件概率分布表 (Conditional Probability Table, CPT) 的创建是其重点。考虑到导弹的 BN 结构复杂, 往往采用专家咨询法创建 CPT, 然而, 专家在实际评判过程中可能出现“模棱两可”的情况, 表现出一定的不确定性。因此, 本文通过引入 DS 证据理论/层次分析法 (DS/AHP) [14] 确定 CPT。

假设邀请了  $t$  个专家  $e_1, e_2, \dots, e_t$  对  $N$  个属性  $c_1, c_2, \dots, c_N$  做出识别框架  $\Theta$  的重要性评判。

邀请专家只对熟悉或者有把握的对象进行判断, 对不熟悉的或者缺少把握的状态放弃判断, 进而建立如表 1 所示的知识矩阵。

表 1 专家  $e_i$  对属性  $c_j$  的知识矩阵

Table 1 Knowledge matrix of Property  $c_j$  by Expert  $e_i$

$c_j$	$b_1$	$b_2$	...	$b_m$	$\Theta$
$b_1$	1	0	...	0	$a_1 w_{ij}$
$b_2$	0	1	...	0	$a_2 w_{ij}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$		$\vdots$	$\vdots$
$b_m$	0	0	...	1	$a_m w_{ij}$
$\Theta$	$\frac{1}{a_1 w_{ij}}$	$\frac{1}{a_2 w_{ij}}$	...	$\frac{1}{a_m w_{ij}}$	1

表 1 中: “1” 和 “0” 分别表示进行和不进行自身之间比较;  $b_k$  表示属性  $c_j$  下的第  $k$  个焦点,  $k = 1, 2, \dots, m$ ;  $w_{ij}$  表示专家  $e_i$  推理属性  $c_j$  时的权重;  $a_k$  表示  $b_k$  相对于识别框架  $\Theta$  的比较系数,  $k = 1, 2, \dots, m$ 。若专家认为“极端可能发生”, 则给出比较系数  $a_k$  为 “6”; 若专家认为“强烈到极端可能发生”, 则给出比较系数  $a_k$  为 “5”; 若专家认为“强烈可能发生”, 则给出比较系数  $a_k$  为 “4”; 若专家认为“一般到强烈可能发生”, 则给出比较系数  $a_k$  为 “3”; 若专家认为“一般可能发生”, 则给出比较系数  $a_k$  为 “2”。

最后计算知识矩阵的最大测试值  $\lambda_{m+1}$ , 其对应的测试向量  $(x_1, x_2, \dots, x_m, x_{m+1})$  正规化就可以确定各个焦点的信度函数。按照 Dempster 规则对获得的信度函数进行融合得到 BPA 值。经过推导有

$$\lambda_{m+1} = 1 + \sqrt{m} \quad (9)$$

$$x_l = \frac{a_l w_{ij}}{w_{ij} \sum_{i=1}^m a_i + \sqrt{m}} \quad l = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

$$x_{m+1} = \sqrt{m} / (w_{ij} \sum_{i=1}^m a_i + \sqrt{m}) \quad (11)$$

### 3.3 状态评估流程

首先判断众多性能测试参数中是否存在超差参数, 即如果一个或多个参数超过规定阈值, 则判定导弹处于“故障”状态; 否则, 首先利用 3.1 节算法得到测试参数与各个状态等级的状态隶属度, 然后利用 3.2 节算法建立基于 BN 的多参数状态融合模型, 依据 DS/AHP 方法确定模型结构参数, 最后确定导弹最终状态等级。评估流程如图 1 所示。

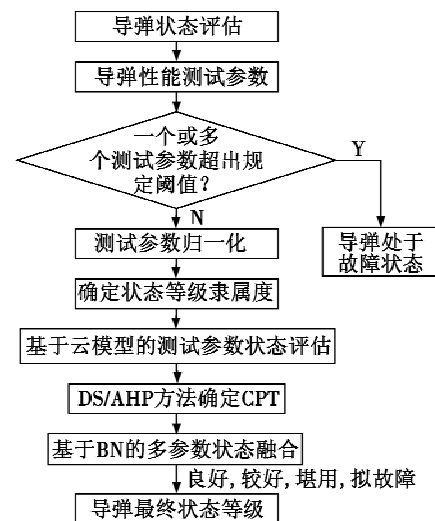


图 1 导弹状态评估流程图

Fig. 1 Flow chart of state evaluation model of missile

## 4 实例分析

某导弹 8 a 定期检测结果表明该导弹从未发生过故障, 最近一次的测试结果均未超过规定阈值, 即处于“良好”、“较好”、“堪用”和“拟故障”中的某一种状态。为确定其状态等级, 采用本文算法进行评估。由于导弹性能测试参数较多, 以该导弹的某测试单元的测试参数  $v_1, v_2, v_3$  和  $v_4$  为例, 其余参数的评估过程类似进行。

### 4.1 性能测试参数的状态评估

根据指标近似法得到“良好”、“较好”、“堪用”和“拟故障”4 个评语等级云的数字特征分别为  $(0.125, 0.0417, 0.003)$ ,  $(0.375, 0.0417, 0.003)$ ,  $(0.625, 0.0417, 0.003)$  和  $(0.875, 0.0417, 0.003)$ 。

性能测试参数经归一化处理, 分别代入式 (7) 和式 (8) 中计算出隶属于“良好”、“较好”、“堪用”和“拟故障”4 个状态等级的隶属度, 如表 2 所示。

表2 性能测试参数及隶属度

Table 2 Test parameters and the membership degrees

参数	实测值	标准值	上阈值	下阈值	归一化值	状态等级隶属度			
						良好	较好	堪用	拟故障
$v_1$	-71.4 dBm	-75 dBm	-62 dBm	-88 dBm	0.2769	0.5499	0.4501	$1.6971 \times 10^{-7}$	$3.5955 \times 10^{-37}$
$v_2$	-89.1 dBm	-93 dBm	-85 dBm	-10 dBm	0.2438	0.6684	0.3316	$6.8546 \times 10^{-13}$	$3.0168 \times 10^{-42}$
$v_3$	3.74 V	3.60 V	3.90 V	3.30 V	0.2333	0.9017	0.0983	$3.0223 \times 10^{-20}$	$1.3598 \times 10^{-47}$
$v_4$	7.24 V	6.25 V	8.00 V	4.50 V	0.2829	0.0012	0.9988	$1.6484 \times 10^{-19}$	$1.8515 \times 10^{-57}$

4.2 CPT 的创建

在功率测试的4个性能测试参数中,  $v_1$  和  $v_2$  可以归为灵敏度测试,  $v_3$  和  $v_4$  可以归为电压测试, 以此构建 BN 模型, 如图2所示。

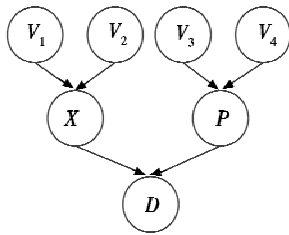


图2 BN 拓扑模型

Fig.2 BN topology model

其中:节点  $V_1, V_2, V_3$  和  $V_4$  分别表示测试参数  $v_1, v_2, v_3$  和  $v_4$  的状态;  $X$  表示灵敏度测试的状态,  $P$  表示电压测试的状态;  $D$  为整个测试单元的状态。将  $X$  和  $P$  同样划分为“良好”、“较好”、“堪用”和“拟故障”4个状态等级。

为了简化问题,认为节点  $X$  中  $V_1$  和  $V_2$  等价, 节点  $P$  中  $V_3$  和  $V_4$  等价, 节点  $X, P$  和  $D$  具有相同的 CPT, 则3个节点的基本概率分配(BPA)简化为{良好, 良好}, {良好, 较好}, {良好, 堪用}, {良好, 拟故障}, {较好, 较好}, {较好, 堪用}, {较好, 拟故障}, {堪用, 堪用}, {堪用, 拟故障}和{拟故障, 拟故障}10种情形。

邀请4位专家  $e_1, e_2, e_3$  和  $e_4$  分别对10种情形做出识别框架  $\Theta$  的重要性评判, 4位专家的权重分别为0.30, 0.20, 0.35, 0.15。现以事件2为例, 建立节点  $P$  的知识矩阵如表3~表6所示。

表3 专家  $e_1$  对事件2的知识矩阵

Table 3 Knowledge matrix of Event 2 by Expert  $e_1$

$c_2$	良好	较好	$\Theta$
良好	1	0	$6w_{12}$
较好	0	1	$5w_{12}$
$\Theta$	$1/(6w_{12})$	$1/(5w_{12})$	1

根据式(9)~式(11)分别计算出4个知识矩阵的最大测试值及其对应的测试向量, 融合正规化的信度函数, 得到“良好”、“较好”、“堪用”、“拟故障”、“{良好, 较好}”的BPA值分别为0.4187, 0.3670, 0.0851, 0.1285

和0.0159, 不确定度为0.0488。进而可以算出, 节点  $P$  的状态为“良好”、“较好”、“堪用”和“拟故障”的概率分别为  $p(\text{良好}) = 0.42665, p(\text{较好}) = 0.37495, p(\text{堪用}) = 0.0851, p(\text{拟故障}) = 0.1285$ , 不确定度为0.0488。

表4 专家  $e_2$  对事件2的知识矩阵

Table 4 Knowledge matrix of Event 2 by Expert  $e_2$

$c_2$	较好	堪用	拟故障	$\Theta$
较好	1	0	0	$5w_{22}$
堪用	0	1	0	$3w_{22}$
拟故障	0	0	1	$2w_{22}$
$\Theta$	$1/(5w_{22})$	$1/(3w_{22})$	$1/(2w_{22})$	1

表5 专家  $e_3$  对事件2的知识矩阵

Table 5 Knowledge matrix of Event 2 by Expert  $e_3$

$c_2$	{良好, 较好}	堪用	$\Theta$
{良好, 较好}	1	0	$6w_{32}$
堪用	0	1	$3w_{32}$
$\Theta$	$1/(6w_{32})$	$1/(3w_{32})$	1

表6 专家  $e_4$  对事件2的知识矩阵

Table 6 Knowledge matrix of Event 2 by Expert  $e_4$

$c_2$	良好	堪用	$\Theta$
良好	1	0	$6w_{42}$
堪用	0	1	$4w_{42}$
$\Theta$	$1/(6w_{42})$	$1/(4w_{42})$	1

4.3 多参数状态融合

将  $V_1, V_2, V_3$  和  $V_4$  这4个根节点的状态输入到已确定CPT的BN中, 经过推理即可得到整个测试单元  $D$  的质量状态等级。在 GeNIe2.0 软件中仿真得到测试单元处于“良好”、“较好”、“堪用”和“拟故障”4个状态等级的可能性依次为0.4826, 0.4704, 0.0304 和 0.0166。继而构建整个导弹的BN拓扑模型, 输入所有的性能测试参数, 最终确定其处于“优”、“良”、“中”、“差”4个质量状态等级的可能性分别为0.1156, 0.4063, 0.3520 和 0.1261。可见, 整个导弹处于“良”状态并正向“中”状态逐渐过渡, 很快就会进入“中”状态。

采用本文算法分别对该导弹前7a的状态进行评估, 得出状态等级分别为优、优、优、良、良、良、良, 呈现逐步退化的趋势, 与评估模型相符, 而且符合实际情况, 证明了模型的可信性。

(下转第78页)

- 科学版,2004,34(6):771-774.
- [13] LI Z P, CHEN J, ZHANG G Z, et al. Adaptive robust control of servo mechanisms with compensation for nonlinearly parameterized dynamic friction[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2013, 21(1):194-202.
- [14] WANG Y F, WANG D H, CHAI T Y. Extraction and adaptation of fuzzy rules for friction modeling and control compensation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2011, 19(4):682-693.
- [15] 丛爽, ALESSANDRO D C. 两种补偿动态摩擦力的先进控制策略[J]. 自动化学报, 1998, 24(2):236-240.
- [16] 王永富, 柴天佑. 一种补偿动态摩擦的自适应模糊控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(2):139-143.
- [17] NA J, CHEN Q, REN X M, et al. Adaptive prescribed performance motion control of servo mechanisms with friction compensation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(1):486-494.
- [18] CHOU C H, CHENG C C. A decentralized model reference adaptive variable structure controller for large-scale time-varying delay systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2003, 48(7):1213-1217.
- [19] GU W, ZHANG Y, LI S H. Research on friction compensation for PMSM servo systems[C]//Chinese Control and Decision Conference, 2016:6735-6740.
- [20] MARTON L, LANTOS B. Modeling, identification, and compensation of stick-slip friction[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2007, 54(1):511-521.
- [21] YOON J Y, TRUMPER D L. Friction modeling, identification, and compensation based on friction hysteresis and Dahl resonance[J]. Mechatronics, 2014, 24(6):734-741.
- [22] LIU D P. Research on the parameter identification of friction model for servo systems based on genetic algorithms[C]//International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2005:1116-1120.

(上接第 41 页)

## 5 结论

针对传统“是非制”导弹状态评估方法的局限性,提出了基于云模型和 BN 的导弹状态评估方法。首先通过云模型对性能测试参数进行状态评估,然后结合 BN 融合各个参数状态得到最终导弹整体的状态等级。某导弹评估实例验证模型的可行性和合理性,主要创新点有:1) 考虑到划分的状态等级之间的模糊性和随机性,采用云模型表征这种不确定性,进一步通过计算测试参数与评语等级云的确定度量化表征测试参数的状态隶属度;2) 融合多参数状态时,将 DS/AHP 方法应用于 CPT 的求解,降低了专家判断的不确定性影响,4 名专家评判的不确定度降低至 5% 以下,随着专家数量的增多和评判标准的细化,不确定度会进一步降低。

## 参 考 文 献

- [1] 裴晶晶, 安进, 王雯珂. 海军导弹装备质量状态等级划分与评估[J]. 计算机与数字工程, 2016, 44(12):2309-2313, 2395.
- [2] 翟保磊, 王文豪, 胡盛华, 等. 基于优化广义回归神经网络的目标威胁评估[J]. 电光与控制, 2015, 22(10):44-47.
- [3] 陈伟南, 黄连忠, 张勇, 等. 基于 BP 神经网络的船舶主机能效状态评估[J]. 中国舰船研究, 2018, 13(4):127-133, 160.
- [4] 张春, 舒敏. 基于支持向量机的健康状态评估方法[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(3):18-26.
- [5] 余鲲, 杨俊杰, 楼志斌, 等. 基于支持向量机和模糊控制的输电线路覆冰状态评估模型[J]. 电测与仪表, 2016, 53(21):82-88.
- [6] 门志远, 李林宏, 张耀辉. 基于改进证据理论的齿轮技术状态评估方法[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(5):63-66.
- [7] 金永品, 王亮. 基于多层次灰色模型的导弹装备研制风险评估方法[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(1):146-153.
- [8] 李森, 张世琪, 胡顺斌. 灰色模糊综合评判法在变压器状态评估中的应用[J]. 河北大学学报:自然科学版, 2018, 38(2):217-224.
- [9] 高森, 陈英慧, 张建涛. AHP 与马尔科夫模型在封闭式组合电器状态评估中的应用[J]. 黑龙江电力, 2018, 40(4):298-302.
- [10] 蔡忠义, 陈云翔, 张亮, 等. 基于随机 Wiener 过程的剩余寿命预测贝叶斯方法[J]. 电光与控制, 2016, 23(7):93-96.
- [11] 陈兆铭, 马亮, 黄锐, 等. 基于云模型的导弹状态评估方法[J]. 舰船电子工程, 2015, 35(11):93-97.
- [12] 孙鑫, 孙有朝. 基于贝叶斯网络的试飞风险评估方法研究[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(5):70-74.
- [13] 张仕新, 笱翔, 李浩. 基于云重心评估法和熵值法的装备技术状态评估[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(12):4015-4018.
- [14] 李志强, 徐廷学, 顾钧元, 等. 基于 DS/AHP 的贝叶斯网络条件概率值确定方法[J]. 现代防御技术, 2017, 45(6):178-184.