

DOI:10.7641/CTA.2015.40406

基于证据推理和置信规则库的装备寿命评估

刘佳俊, 胡昌华, 周志杰[†], 张 鑫, 王 鹏

(第二炮兵工程大学 302 教研室, 陕西 西安 710025)

摘要: 针对航天产品试验样本少, 寿命评估难的特点, 结合产品在研制阶段多种工作环境的失效数据, 提出了一种基于证据推理(evidential reasoning, ER)和置信规则库(belief-rule-base, BRB)进行装备寿命评估的新方法. 首先, 分析了模型的合理性并使用多维BRB模型将多种环境下的寿命数据折合为标准工作环境下的寿命数据, 然后通过ER算法将折合后数据和实际工作环境数据进行融合. 其次, 详细说明了BRB-ER模型的推理过程和寿命评估的步骤. 最后, 采用某航天产品的失效数据对该方法进行了验证, 并用已有的产品寿命的固定值进行BRB的参数更新. 研究表明, 在专家知识准确合理时, 该模型能够准确地评估产品寿命, 并可依据已有的产品的固定寿命进行训练, 建立更加准确的寿命预测模型.

关键词: 置信规则库; 证据推理; 寿命评估; 环境因子

中图分类号: TP202+.1 **文献标识码:** A

Life assessment approach of equipment based on belief-rule-base and evidential reasoning

LIU Jia-jun, HU Chang-hua, ZHOU Zhi-jie[†], ZHANG Xin, WANG Peng

(Unit 302, The Second Artillery Engineering University, Xi'an Shaanxi 710025, China)

Abstract: It is difficult to assess the life of equipment by using few sample data. As such, based on the belief-rule-base (BRB) and evidential reasoning (ER) approach, a new BRB-ER model is proposed, which uses effectively few failure data and expert knowledge. Firstly, the rationality of employing the model is analyzed, where BRB is used to calculate the environmental factor between one environment and the standard working environment by using few life data and expert knowledge, and the ER approach is adopted to aggregate the data under various environments to assess the life of products. Secondly, the process of reasoning by using BRB-ER model and steps of assessing the life of the equipment is expounded. Finally, a case study is carried out to illustrate the ability and the training process of BRB-ER model. This study proves that the model is effective for the life assessment by using expert knowledge and update parameters for a better model.

Key words: belief-rule-base; evidential reasoning; life assessment; environment factor

1 引言(Introduction)

在航天产品进行寿命评估时, 需要通过大量的寿命试验获取丰富的寿命数据, 再经过数据分析, 才能得出合理、精确的寿命评估结果. 然而, 在航天产品等设备的研制中, 由于设备昂贵、研制成本高, 无法进行大量的寿命试验来获取丰富的寿命数据. 为了扩大产品的寿命数据样本量, 可以考虑利用产品研制阶段和工作阶段的寿命数据, 例如, 研制阶段的性能测试数据、综合环境试验数据、可靠性试验数据、加速寿命试验数据、加速贮存试验数据、相似产品贮存使用数据等等. 虽然研制阶段和使用阶段的数据类型多样, 但是由于无法进行大量的试验, 所获取的数据仍然是

小样本数据. 因此若能将这些数据进行有效折合, 就能扩大产品寿命评估所需的信息量, 再结合多源数据融合方法^[1]进行合理融合, 就可以得到更加可靠的产品寿命评估结果. 通过此种方法, 能够有效利用已有的多种寿命数据进行寿命预测, 减少了单次试验样本量, 缩短了试验的时间, 节约了科研成本.

在试验样本不足的情况下, 为了扩大产品的数据样本, 一般是将产品的多种工作环境下的寿命数据进行折合, 折合成为同一工作条件下的寿命数据. 这种由一种工作环境的寿命数据折合到另外一种工作环境的寿命数据的方法, 定义为“环境因子”^[2-3]法. 基于统计数据的方法计算环境因子^[4-5]一般分为3个步

收稿日期: 2014-05-06; 录用日期: 2014-09-28.

[†]通信作者. E-mail: zhouzj04@mails.tsinghua.edu.cn; Tel: +86 29-84741582.

国家杰出青年科学基金项目(61035014), 国家自然科学基金项目(61370031)资助.

Supported by China National Funds for Distinguished Young Scientists (61035014) and National Natural Science Foundation of China (61370031).

骤: 首先, 确定获得的寿命数据服从何种寿命分布. 其次, 根据已有数据获取产品不同工作环境的失效率. 最后, 由产品失效率的比值, 计算出产品不同环境之间的“环境因子”. 但这种方法必须满足产品失效机理不变、环境的变化不改变失效分布形式等条件^[3].

传统的寿命数据融合方法主要是通过贝叶斯^[6-7]等统计学方法进行融合. 然而, 基于概率理论的贝叶斯方法偏重于处理定量信息, 需要大量的历史数据确定先验分布等参数, 无法很好的使用定性知识. 然而, 在正常工作中存在大量的经验数据以及专家知识等定性知识.

Yang等^[8-10]提出的基于证据推理(evidential reasoning, ER)方法的置信规则库(belief-rule-base, BRB)的推理方法, 是在D-S证据理论^[11]、决策理论^[12]、模糊理论和传统IF-THEN规则库的基础上发展起来的, 具有对带有模糊不确定性、概率不确定性以及非线性特征的数据进行建模的能力^[13-15]. 使用该方法进行装备寿命评估时, 无需考虑数据的分布形式、失效机理等条件, 不仅能够很好地处理定量知识, 而且能够有效地利用专家经验等定性知识^[13]. 目前该方法已经在输油管道的泄漏检测及漏油估计等工程^[16-17]上得到了应用.

本文通过BRB建立了非标准工作环境的输入和标准工作环境的输出之间的映射关系^[18], 构造了不同环境条件下的数据折合模型, 从而实现了“环境因子”的作用, 完成了其他环境下寿命数据到正常工作环境下寿命数据的折合. 然后, 充分考虑运用专家知识的作用, 对折合后的数据给予合适的权重, 再通过ER方法进行融合, 得出了产品的寿命评估结果. 最后, 根据产品的固定寿命值进行了BRB-ER模型的训练优化^[19-20].

2 问题描述(Problem statement)

首先, 假设:

- 1) t^g 表示在 g 环境下的寿命数据, 共获取了 J_g 个数据, 分别是 $t_1^g, \dots, t_{J_g}^g$.
- 2) 第1种工作环境是标准工作环境.
- 3) $T^i (i = 2, \dots, m)$ 表示其他非标准工作环境下的寿命数据折合到标准工作环境下的寿命数据.

基于以上假设, 对产品进行寿命评估主要解决两个问题:

问题 1 由 i 环境下的寿命数据 $t_1^i, \dots, t_{J_i}^i$, 折合得到标准工作环境下的折合数据 $T_1^i, \dots, T_{J_i}^i (i = 2, \dots, m)$. 为此, 要建立以下模型:

$$T_j^i = F(\psi_i, t_j^i), \quad i = 2, \dots, m, \quad j = 1, \dots, J_i, \quad (1)$$

式中 F 表示一个非线性函数, 相当于“环境因子”, 能够实现非标准工作环境的寿命数据和标准工作环境的寿命数据之间的数据折合.

问题 2 对折合后的数据进行融合. 标准工作环境的寿命数据 $t_1^1, \dots, t_{J_1}^1$ 和折合后的寿命数据 $T_1^i, \dots, T_{J_i}^i$ 反映了产品的不同方面的特性品质. 对于这些数据要进行合理融合, 需要赋予适当的权重, 才能得到合理的寿命评估结果. 假设产品在 g 环境下的寿命数据的权重是 $\omega_g, g = 1, \dots, m$. 表示结果向量的第 n 个参考值, β_n 表示相对于结果向量 D_n 的置信度, $n = 2, \dots, m$. 由以上条件可以建立如下信度分布函数进行寿命评估:

$$\{(D_n, \beta_n); n = 1, \dots, N\} = O(\omega_1, \dots, \omega_m, t_1^1, \dots, t_{J_1}^1, T_1^i, \dots, T_{J_i}^i), \quad (2)$$

式中: $i = 2, \dots, m, O(\cdot)$ 是一个非线性函数.

为了解决以上两个问题, 提出了一种新的BRB-ER模型. 已知产品在非标准环境下的寿命数据, 由公式(1)可以计算出产品在非标准工作环境下折合到标准工作环境下的寿命数据, 再通过公式(2), 得出最终的寿命评估结果.

3 寿命评估的BRB-ER模型(BRB-ER model for life assessment)

3.1 BRB-ER 模型结构(Structure of BRB-ER model)

BRB-ER模型主要包括两个部分: 第1部分包含 $(m-1)$ 个BRB, 实现了第 $i (i = 2, \dots, m)$ 种环境下的寿命数据 $(t_1^i, \dots, t_{J_i}^i)$ 到标准工作环境下的寿命数据 $(T_1^i, \dots, T_{J_i}^i)$ 的折合; 第2部分运用ER方法将标准工作环境下的寿命数据 $(t_1^1, \dots, t_{J_1}^1)$ 和折合寿命数据 $(T_1^i, \dots, T_{J_i}^i)$ 进行融合, 得出产品的最终寿命评估结果.

为了对产品的非标准环境下的寿命数据进行折合, 运用专家知识, 构造了一系列的置信规则, 并建立置信规则库BRB _{i} . 其中一条规则描述如下:

$$R_k^i: \text{ If } t^i \text{ is } A_k^i, \text{ Then } T^i \text{ is } \{(D_1, \beta_{1,k}^i), \dots, (D_N, \beta_{N,k}^i)\} \text{ with weight } \theta_k^i, \quad (3)$$

其中: R_k^i 表示BRB _{i} 的第 $k (k = 1, \dots, L_i)$ 条规则, $A_k^i (k = 1, \dots, L_i, i = 2, \dots, m)$ 表示前置属性 t^i 在第 k 条规则的参考值集合, $A_k^i \in A^i, A^i = \{A_1^i, \dots, A_{J_i}^i\}$ 是前置属性的一系列参考值, J_i 是前置属性输入的数量. $D_j \in D$ 表示结果向量, 且 $D \in \{D_1, D_2, \dots, D_N\}$. $\beta_{j,k}^i (j = 1, \dots, N, k = 1, \dots, L_i, i = 2, \dots, m)$ 表示相对于结果向量 D_j 的置信度. θ_k^i 表示第 k 条规

则在BRB_i的规则权重.

$$0 \leq \beta_{j,k}^i \leq 1, j = 1, \dots, N, i = 2, \dots, m, \quad (5)$$

对于BRB_i的参数, 它们需要满足如下约束条件:

$$0 \leq \theta_k^i \leq 1, k = 1, \dots, L_i, i = 2, \dots, m, \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^N \beta_{j,k}^i = 1, k = 1, \dots, L_i. \quad (6)$$

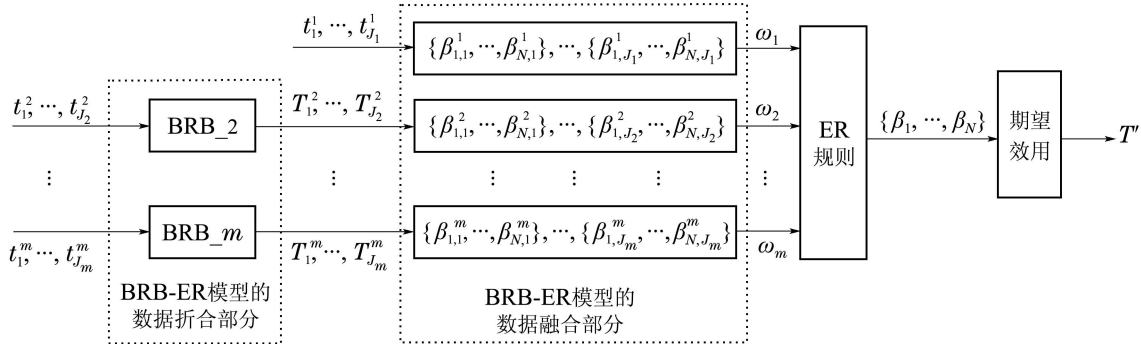


图 1 BRB-ER模型结构图

Fig. 1 The BRB-ER based model

BRB_i包含的置信规则所实现的系统功能可以通过如下非线性函数表示:

$$T^i = F(\psi_i, t^i), i = 2, \dots, m, \quad (7)$$

式中: F 表示一个非线性函数, t^i 表示BRB_i的输入, $\psi_i = (\theta_1^i, \dots, \theta_{L_i}^i, \beta_{1,1}^i, \dots, \beta_{N,L_i}^i)^T$, ψ_i 表示包含了规则权重和置信度的参数向量.

已知 i 种环境条件下的寿命数据, 则可通过式(7)得到折合到标准工作环境中的寿命数据.

$$T_j^i = g_i(\psi_i, t_j^i), i = 2, \dots, m, j = 2, \dots, J_i. \quad (8)$$

3.2 BRB-ER模型的推理(Reasoning of BRB-ER model)

根据以上分析, 新的BRB-ER模型主要包含两部分: 一是 $(m - 1)$ 个BRB的证据推理, 得出折合到标准工作环境下的寿命数据; 二是 $(m - 1)$ 组折合寿命数据 $T^i (i = 2, \dots, m)$ 和标准工作环境下的寿命数据 t^1 的融合.

3.2.1 BRB的推理(Reasoning of BRB)

若已知BRB_i的前提属性 t^i , 则可运用ER方法进行证据推理, 得出寿命评估结果. 主要包含以下4个步骤:

第1步 计算前提属性 t^i 相对于参考值的置信度.

首先, 假定 d_n^k 表示输入 t_i 在BRB_i的第 k 条规则中相对于第 n 个参考值的置信度. 然后, t_i 可以通过如下信度分布函数进行描述:

$$F(t^i) = \{(D_n, d_n^k), n = 1, \dots, N\}. \quad (9)$$

本文中单个评价结果效用 $U(D_n)$ 即为 D_n , 如果 $U(D_n) \leq t^i \leq U(D_{n+1})$, 则

$$d_n^k = \frac{U(D_{n+1}) - t^i}{U(D_{n+1}) - U(D_n)}, d_{n+1}^k = 1 - d_n^k, \quad (10)$$

否则,

$$d_n^k = 0. \quad (11)$$

式(10)-(11)中: $n = 1, \dots, N$, 且 $n \neq k, k + 1$.

第2步 计算激活度.

当第 k 条规则被激活时, 激活度 w_k 可以通过如下公式(12)进行计算:

$$w_k = \frac{\theta_k^i d_n^k}{\sum_{l=1}^N \theta_l^i d_n^k}. \quad (12)$$

第3步 运用ER解析方法^[8-9]进行证据推理.

已知各规则权重, 则可以运用ER方法融合BRB_i中的 L_i 条规则, 并得到评估结果 T^i .

$$O(T^i) = \{(D_n, \beta_n^i), n = 1, \dots, N\}, \quad (13)$$

其中 $i = 2, \dots, m$,

$$\beta_n^i = \frac{\mu \times [\prod_{k=1}^{L_i} (w_k \beta_{n,k}^i + 1 - w_k \sum_{s=1}^N \beta_{s,k}^i)]}{1 - \mu \times [\prod_{k=1}^{L_i} (1 - w_k)]} - \frac{\mu \times [\prod_{k=1}^{L_i} (1 - w_k \sum_{s=1}^N \beta_{s,k}^i)]}{1 - \mu \times [\prod_{k=1}^{L_i} (1 - w_k)]}, \quad (14)$$

$$\mu = \left(\frac{\sum_{j=1}^N \prod_{k=1}^{L_i} (w_k \beta_{n,k}^i + 1 - w_k \sum_{s=1}^N \beta_{s,k}^i)}{-(N-1) \prod_{k=1}^{L_i} (1 - w_k \sum_{s=1}^N \beta_{s,k}^i)} \right)^{-1}. \quad (15)$$

已知寿命数据 $t_1^1, \dots, t_{J_i}^i$, 则根据式(13)可以得

到各BRB的输出结果:

$$O(T_j^i) = \{(D_n, \beta_{n,j}^i)\}, \quad (16)$$

其中: $n = 1, \dots, N, i = 2, \dots, m, j = 1, \dots, J_i$.

第4步 计算期望效用.

假定 $U(D_j)$ 表示单个评价结果 D_j 的效用, 那么信度分布函数的期望效用可以用如下公式表示:

$$T_j^i = \sum_{n=1}^N U(D_n) \beta_{n,j}^i, \quad (17)$$

其中: $i = 2, \dots, m, j = 1, \dots, J_i$.

3.2.2 m 组寿命数据的融合(Aggregating m sets of life data)

正常工作条件下的寿命数据是 $t_1^1, \dots, t_{J_1}^1$, 根据式(17)可以获得 $m - 1$ 组折合数据 $T_1^i, \dots, T_{J_i}^i, i = 2, \dots, m$. 运用ER方法能够将这 m 组寿命数据进行融合, 得出产品的寿命评估结果. 如下:

第1步 融合各组寿命数据.

首先, 根据式(10)–(11), m 组寿命数据 $t_1^1, \dots, t_{J_1}^1$ 和 $T_1^i, \dots, T_{J_i}^i, i = 2, \dots, m$ 可以转化为对结果向量的置信度. 信度分布函数如下:

$$F(t_j^1) = \{(D_n, \eta_{n,j}^1); n = 1, \dots, N\}, \quad (18)$$

其中 $j = 1, \dots, J_1$.

$$F(T_j^i) = \{(D_n, \eta_{n,j}^i); n = 1, \dots, N\}, \quad (19)$$

其中: $i = 2, \dots, m, j = 1, \dots, J_i, \eta_{n,j}^g$ 表示在第 g 组数据中第 j 个数据的置信度, $g = 1, \dots, m$. 在第 g 组数据中, 建立如下的置信结构:

$$\eta^g = \begin{matrix} & D_1 & D_2 & \cdots & D_N \\ \sigma_1 & \left[\begin{matrix} \eta_{1,1}^g & \eta_{2,1}^g & \cdots & \eta_{N,1}^g \\ \eta_{1,2}^g & \eta_{2,2}^g & \cdots & \eta_{N,2}^g \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \eta_{1,J_g}^g & \eta_{2,J_g}^g & \cdots & \eta_{N,J_g}^g \end{matrix} \right] \end{matrix}, \quad (20)$$

式中: $g = 1, \dots, m, \sigma_j (j = 1, \dots, J_s)$ 表示在第 j 个数据在第 g 组数据中的权重.

已知在第 g 环境下的 J_g 个寿命数据. 假定 $\sigma_j = 1, j = 1, \dots, J_g, g = 1, \dots, m$, 则可以运用ER方法融合第 g 环境下的 J_g 个寿命数据, 结果如下:

$$O(\sigma_1, \dots, \sigma_{J_s}, \eta_{1,1}^g, \dots, \eta_{N,1}^g, \dots, \eta_{1,J_g}^g, \dots, \eta_{N,J_g}^g) = \{(D_n, \eta_n^g); n = 1, \dots, N\} = O(\eta^g). \quad (21)$$

第2步 融合所有寿命数据.

根据式(21), 能够得到如下置信结构:

$$\eta = \begin{matrix} & D_1 & D_2 & \cdots & D_N \\ \omega_1 & \left[\begin{matrix} \eta_1^1 & \eta_2^1 & \cdots & \eta_n^1 \\ \eta_1^2 & \eta_2^2 & \cdots & \eta_n^2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \eta_1^m & \eta_2^m & \cdots & \eta_n^m \end{matrix} \right] \end{matrix}, \quad (22)$$

$$0 \leq \omega_i \leq 1, i = 1, \dots, m, \quad (23)$$

其中: $\omega_i (i = 1, \dots, m)$ 表示各组寿命数据的输入权重; $\eta_n^g (g = 1, \dots, m, n = 1, \dots, N)$ 表示对结果向量 $D_n (n = 1, \dots, N)$ 的置信度. 然后运用ER方法融合所有寿命数据, 能够得到如下结果:

$$O(\omega_1, \dots, \omega_m, \eta_1^1, \dots, \eta_n^1, \dots, \eta_1^m, \dots, \eta_n^m) = \{(D_n, \eta_n); n = 1, \dots, N\} = O(\eta), \quad (24)$$

式中 $\eta_n^g (g = 1, \dots, m, n = 1, \dots, N)$ 表示对结果向量 $D_n (n = 1, \dots, N)$ 的置信度.

第3步 计算期望效用.

假定 $U(D_j)$ 表示单个结果 D_j 的期望效用, 则可以通过如下公式得到最终评价结果:

$$T' = \sum_{n=1}^N U(D_n) \eta_n. \quad (25)$$

4 模型优化训练方法(An optimal algorithm for model training)

4.1 一种 BRB-ER 模型参数优化算法(An algorithm for parameters optimization)

在 $(m - 1)$ 个BRB模型中存在参数向量 ψ_i , 通常由专家给定. 这些数据存在一定误差, 因此需要进行训练. 图2显示了训练过程. 其中: t_1, \dots, t_m 表示不同环境条件下的寿命数据, T 表示产品的真实寿命, T' 表示评估寿命, $\Delta T(Q) = T - T'$ 表示真实寿命 T 和评估寿命 T' 的差值, Q 为参数 Ψ_2, \dots, Ψ_m 和 $\omega_1, \dots, \omega_m$ 的集合.

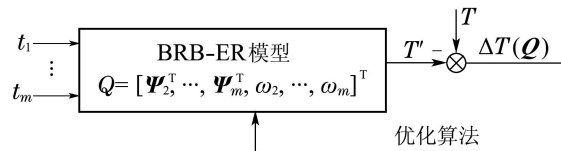


图2 BRB-ER模型参数训练的优化算法
Fig. 2 The optimal algorithm for estimating the parameters of BRB-ER model

当 $\Delta T(Q)$ 越小时, 模型参数越准确、合理. 仅仅靠专家的知识经验构造该模型很难使模型参数达到最优结果. 因此, 构造了下面的非线性模型, 用于训练模型参数:

$$\begin{cases} \min_Q \Delta T(Q), \\ \text{s.t. } 0 \leq \theta_k^i \leq 1, k=1, \dots, L_i, \\ 0 \leq \beta_{n,k}^i \leq 1, n=1, \dots, N, k=1, \dots, L_i, \\ \sum_{n=1}^N \beta_{n,k}^i = 1, k=1, \dots, L_i, \\ 0 \leq \omega_s \leq 1, s=1, \dots, m. \end{cases} \quad (26)$$

上式中 $i = 2, \dots, m$ 在以上优化模型中, 参数优化实际上是一个含有等式与不等式约束条件的非线性优化问题, 它可以通过 MATLAB 工具箱中的非线性优化函数 `fmincon` 和 `fminsearch` 等求解参数最优值.

4.2 运用 BRB-ER 模型进行寿命评估的步骤 (A reasoning procedure of the BRB-ER model)

第 1 步 给参数向量 $Q(0)$ 设定初始值. 参数向量的初始值应该满足式 (26) 的约束条件, 然后能够建立 BRB-ER 的初始模型.

第 2 步 已知不同环境下的寿命数据 t_1, \dots, t_m 和产品的真实寿命 T , 根据式 (26) 的约束条件可以构造优化模型.

第 3 步 根据以上优化模型, 运用 MATLAB 工具箱获取优化参数, 更新 BRB-ER 模型参数.

第 4 步 根据优化的 BRB-ER 模型, 由式 (1) 可以确定环境因子. 由式 (7) 可以计算得到折合的寿命数据 T_2, \dots, T_m . 由式 (25) 可以融合寿命数据 t_1 和 T_2, \dots, T_m , 得到产品的寿命评估结果.

5 应用研究 (An applied research)

为了验证新型 BRB-ER 模型的有效性, 在多环境条件下进行试验的基础上, 对某一航天产品进行了寿命评估.

5.1 问题描述 (Problem statement)

在该航天产品的研制过程中, 进行了 5 种环境下的测试, 并获取了产品的失效数据. 表 1 列出了产品在性能测试、综合测试、综合环境测试、高温测试、联合测试中的失效时间. 该研究的目的是验证新提出的模型可以融合产品在不同环境条件下的失效数据, 得出产品的寿命评估结果. 同时, 也可以说明了专家知识的重要作用.

表 1 不同环境条件下的失效数据

Table 1 The failure data under various environments

序号	测试项目	测试时间/h	失效时间/h
1	性能测试	360	150, 190
2	综合测试	200	38, 74, 150, 189
3	综合环境测试	260	1, 36, 58, 77, 106, 139
4	高温测试	300	63, 98, 156
5	联合测试	120	43

5.2 BRB-ER 的模型 (A BRB-ER based model)

在本例中, 第 2-5 种环境下的数据都要折合成到第 1 种环境下的数据. 因此, 需要构造 4 个 BRB 模型实现数据的折合. 首先, 需要对各环境下的数据设定参考值. 例如: 对第 1 种环境下的失效数据设定 5 个参考点, 即 very small (VS), small (S), medium (M), large (L) 和 very large (VL). 然后, 运用专家经验对各参考值进行量化. 在第 1 种环境中, 量化值分别是 30(VS), 120(S), 300(M), 400(L), 500(VL). 表 2-6 给出了各环境下的参考点和量化值. 其余环境下参考此法, 设定参考点, 给出量化值.

表 2 环境 1 的输入参考点

Table 2 The referential points under environment 1

参考点	VS	S	M	L	VL
数值	30	120	300	400	500

表 3 环境 2 的输入参考点

Table 3 The referential points under environment 2

参考点	S	M	L
数值	5	100	200

表 4 环境 3 的输入参考点

Table 3 The referential points under environment 3

参考点	S	M	L	VL
数值	0	80	160	260

表 5 环境 4 的输入参考点

Table 5 The referential points under environment 4

参考点	S	M	L	VL
数值	5	100	200	300

表 6 环境 5 的输入参考点

Table 6 The referential points under environment 5

参考点	S	M	L
数值	5	70	120

为了对第 2-5 种环境的数据进行折合, 构造了如式 (27)-(30) 所示的 4 个 BRB, 其中: $k_2 = 1, 2, 3, k_3 = 1, \dots, 4, k_4 = 1, \dots, 4, k_5 = 1, 2, 3$. 另外 $A_{k_2}^2 \in \{S, M, L\}$, $A_{k_3}^3 \in \{S, M, L, VL\}$, $A_{k_4}^4 \in \{S, M, L, VL\}$ 和 $A_{k_5}^5 \in \{S, M, L\}$. 结果向量 $D_j \in \{VS, S, M, L, VL\}$, $j = 1, \dots, 5$.

$$R_{k_2}^2 : \text{If } t^2 \text{ is } A_{k_2}^2, \text{ Then } T^2 \text{ is } \{(D_1, \beta_{1,k_2}^2), (D_2, \beta_{2,k_2}^2), (D_3, \beta_{3,k_2}^2), (D_4, \beta_{4,k_2}^2), (D_5, \beta_{5,k_2}^2)\}$$

With rule weight $\theta_{k_2}^2$,

(27)

$$R_{k_3}^3 : \text{If } t^3 \text{ is } A_{k_3}^3, \text{ Then } T^3 \text{ is } \{(D_1, \beta_{1,k_3}^3), (D_2, \beta_{2,k_3}^3), (D_3, \beta_{3,k_3}^3), (D_4, \beta_{4,k_3}^3), (D_5, \beta_{5,k_3}^3)\}$$

With rule weight $\theta_{k_3}^3$,

(28)

$$R_{k_4}^4 : \text{If } t^4 \text{ is } A_{k_4}^4, \text{ Then } T^4 \text{ is } \{(D_1, \beta_{1,k_4}^4), (D_2, \beta_{2,k_4}^4), (D_3, \beta_{3,k_4}^4), (D_4, \beta_{4,k_4}^4), (D_5, \beta_{5,k_4}^4)\}$$

With rule weight $\theta_{k_4}^4$,

(29)

$$R_{k_5}^5 : \text{If } t^5 \text{ is } A_{k_5}^5, \text{ Then } T^5 \text{ is } \{(D_1, \beta_{1,k_5}^5), (D_2, \beta_{2,k_5}^5), (D_3, \beta_{3,k_5}^5), (D_4, \beta_{4,k_5}^5), (D_5, \beta_{5,k_5}^5)\}$$

With rule weight $\theta_{k_5}^5$.

(30)

5.3 数据融合(Aggregating of life data)

在式(27)–(30)中, 以上参数均要满足式(4)–(6).

参数向量可以写成

$$Q = [\psi_2^T \ \psi_3^T \ \psi_4^T \ \psi_5^T \ \omega_1 \ \cdots \ \omega_5]^T,$$

其中:

$$\psi_2 = [\theta_1^2 \ \cdots \ \theta_3^2 \ \beta_{1,1}^2 \ \cdots \ \beta_{5,3}^2]^T,$$

$$\psi_3 = [\theta_1^3 \ \cdots \ \theta_3^3 \ \beta_{1,1}^3 \ \cdots \ \beta_{5,3}^3]^T,$$

$$\psi_4 = [\theta_1^4 \ \cdots \ \theta_3^4 \ \beta_{1,1}^4 \ \cdots \ \beta_{5,3}^4]^T,$$

$$\psi_5 = [\theta_1^5 \ \cdots \ \theta_3^5 \ \beta_{1,1}^5 \ \cdots \ \beta_{5,3}^5]^T.$$

表7 专家给定的4个BRB的初始置信度

Table 7 The initial brief degrees given by experts

BRB	序号	输入	输出分布
		t_3	$T_3\{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5\} = \{VS, S, M, L, VL\}$
BRB ₂	1	S	$\{(D_1, 0.2), (D_2, 0.5), (D_3, 0.3), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
	2	M	$\{(D_1, 0), (D_2, 0.1), (D_3, 0.6), (D_4, 0.3), (D_5, 0)\}$
	3	L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.2), (D_4, 0.6), (D_5, 0.2)\}$
		t_4	$T_3\{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5\} = \{VS, S, M, L, VL\}$
BRB ₃	1	S	$\{(D_1, 0.2), (D_2, 0.6), (D_3, 0.2), (D_4, 0.0), (D_5, 0)\}$
	2	M	$\{(D_1, 0), (D_2, 0.2), (D_3, 0.5), (D_4, 0.3), (D_5, 0)\}$
	3	L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.1), (D_4, 0.6), (D_5, 0.3)\}$
	4	VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.1), (D_4, 0.3), (D_5, 0.6)\}$
		t_5	$T_3\{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5\} = \{VS, S, M, L, VL\}$
BRB ₄	1	S	$\{(D_1, 0.1), (D_2, 0.6), (D_3, 0.3), (D_4, 0.0), (D_5, 0)\}$
	2	M	$\{(D_1, 0), (D_2, 0.1), (D_3, 0.7), (D_4, 0.2), (D_5, 0)\}$
	3	L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.7), (D_5, 0.3)\}$
	4	VL	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0), (D_4, 0.3), (D_5, 0.7)\}$
		t_6	$T_3\{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5\} = \{VS, S, M, L, VL\}$
BRB ₅	1	S	$\{(D_1, 0.1), (D_2, 0.6), (D_3, 0.3), (D_4, 0), (D_5, 0)\}$
	2	M	$\{(D_1, 0), (D_2, 0.1), (D_3, 0.6), (D_4, 0.3), (D_5, 0)\}$
	3	L	$\{(D_1, 0), (D_2, 0), (D_3, 0.2), (D_4, 0.6), (D_5, 0.2)\}$

这4个BRB的初始置信度由专家给定, 在表7中列出. 详细的初始置信度确定方法已经由Xu^[17]提出. 初始置信度的确定主要依靠定性知识, 规则权重统一设定为1. 另外, 各组数据的权重的初始值 $\omega_1, \dots, \omega_5$ 由专家给定, 在表8中列出.

表8 专家给定权重

Table 8 Initial weights given by an expert

权重	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5
专家给定值	0.5	0.2	0.1	0.1	0.1

根据以上条件, 建立初始BRB模型. 基于BRB-ER模型, 运用ER方法进行寿命评估, 得出了寿命评估结果为226.7104 h.

5.4 BRB-ER模型的训练优化(Training process of BRB-ER model)

经过专家的试验研究, 运用统计数据给出的该产品的额定寿命是220 h. 然后, 根据式(26)构建优化模型, 通过MATLAB工具箱的优化函数进行参数优化, 得出优化后的参数数据. 优化后的置信度在表9中列出, 优化后的输入权重在表10中列出.

表 9 模型训练后得到的置信度
Table 9 Updated belief degrees of the model

BRB	序号	置信度				
BRB ₂	1	0.20002	0.19624	0.203906	0.200349	0.199486
	2	0.20006	0.19337	0.20687	0.200549	0.199151
	3	0.200064	0.194245	0.205957	0.200446	0.199288
BRB ₃	1	0.204232	0.201754	0.20196	0.197417	0.194637
	2	0.207752	0.203332	0.203424	0.195198	0.190294
	3	0.202644	0.201075	0.201254	0.198399	0.196627
	4	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
BRB ₄	1	0.199929	0.199286	0.200681	0.200111	0.199992
	2	0.199603	0.195777	0.203992	0.20057	0.200058
	3	0.199875	0.198705	0.20123	0.200189	0.2
	4	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
BRB ₅	1	0.199348	0.198549	0.200916	0.200502	0.200685
	2	0.19885	0.197447	0.201607	0.200881	0.201216
	3	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2

表 10 模型训练后得到的输入权重
Table 10 Updated weights of the model

权重	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5
专家给定值	0.4231	0.220	0.1316	0.1207	0.1041

根据以上条件可以建立BRB-ER模型, 该模型中输入权重和置信度均为训练优化后所得, 根据以上参数计算得出的评估值为225.4416.

6 结论(Conclusion)

对于新研制的产品来说, 通过不同环境下的寿命数据进行寿命评估是可行的, 且具有一定的可靠性. 目前确定环境因子和产品寿命的方法中, 很少能够将不同环境下的寿命数据和专家知识同时得到合理的利用. 本文提出的基于置信规则库(BRB)和证据推理(ER)的方法, 不仅能够将这两方面的知识同时得到合理利用, 而且能对产品寿命进行准确地评估. 文中的应用研究结果表明了通过合理的专家知识建立的初始模型可以对产品的寿命进行较准确的寿命评估, 但仍然存在一定的主观性和局限性. 因此, 考虑用一个已知的最终固定寿命进行了闭环修正, 从而使模型的训练参数收敛到固定的参数. 根据训练后的优化模型就可以对同类的产品进行准确的寿命评估, 减少了对专家知识的依赖.

参考文献(References):

[1] 韩崇朝, 朱红艳, 段战胜, 等. 多源信息融合 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
(HAN Chongzhao, ZHU Hongyan, DUAN Zhansheng, et al. *The*

Technology of Multivariate Information Fusion [M]. Beijing: Tsinghua University press, 2006.

[2] 王善, 李丽萍, 黄美英. 环境因子的分析及应用 [J]. 宇航学报, 2001, 22(3): 74 - 80.
(WANG Shan, LI Liping, HUANG Meiyong. Analysis and application of environment factor [J]. *Journal of Astronautics*, 2001, 22(3): 74 - 80.)

[3] 张春华, 陈循, 杨拥民. 常见寿命分布下环境因子的研究 [J]. 强度与环境, 2001, (4): 7 - 12.
(ZHANG Chunhua, CHEN Xun, YANG Yongmin. Research on environmental factors common life distributions [J]. *Structure & Environment Engineering*, 2001, (4): 7 - 12.)

[4] 张详坡, 尚建忠, 陈循. 三参数Weibull分布竞争失效场合加速寿命试验统计分析 [J]. 兵工学报, 2013, 34(12): 1603 - 1610.
(ZHANG Xiangpo, SHANG Jianzhong, CHEN Xun. Statistical inference of accelerated life test with competing failures based on three-parameter Weibull distribution [J]. *Acta Armamentarii*, 2013, 34(12): 1603 - 1610.)

[5] 刘松, 韩廷文, 侯希久, 等. 导弹环境因子计算 [J]. 战术导弹技术, 1984, (2): 1 - 17.
(LIU Song, HAN Tingwen, HOU Xijiu, et al. Calculation of missile environment factor [J]. *Aerodynamic Missile Journal*, 1984, (2): 1 - 17.)

[6] 柴建, 师义明, 李秀春, 等. 多源验前信息下的Bayes信息融合方法 [J]. 数理统计与管理, 2008, 26(2): 308 - 311.
(CHAI Jian, SHI Yiming, LI Xiuchun, et al. Bayes information fusion in multi-sources of prior in-formation [J]. *Application of Statistic and Management*, 2008, 26(2): 308 - 311.)

[7] 谭源源, 陈循. 装备贮存整机加速试验技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010: 65 - 92.
(TAN Yuanyuan, CHEN Xun. *Research on assembly level accelerated testing for storage life assessment of equipment* [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010: 65 - 92.)

[8] 周志杰, 杨剑波, 胡昌华, 等. 置信规则库专家系统与复杂系统建模 [M]. 北京: 科学出版社, 2011: 9 - 30.
(ZHOU Zhijie, YANG Jianbo, HU Changhua, et al. *Expert System Based on Belief Rule Base and Complex System Modeling* [M]. Beijing: Science and Technology Press, 2011: 9 - 30.)

- [9] YANG J B, LIU J, WANG J. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach-RIMER [J]. *Systems, Man and Cybernetics (Part A)*, 2006, 36(2): 266 – 285.
- [10] LI B, WANG H W, YANG J B. A belief-rule-based inference method for aggregate production planning under uncertainty [J]. *International Journal of Production Research*, 2013, 51(1): 83 – 105.
- [11] 洪贝, 胡昌华, 姜学鹏. 基于证据理论的迭代多步预测方法研究 [J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(12): 1737 – 1742.
(HONG Bei, HU Changhua, JIANG Xuepeng. Iterative multi-step prediction model based on theory of evidence [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(12): 1737 – 1742.)
- [12] 韩德强, 邓勇, 韩崇朝, 等. 利用不确定度的冲突证据组合 [J]. *控制理论与应用*, 2011, 28(26): 788 – 792.
(HAN Deqiang, DENG Yong, HAN Chongchao, et al. Conflicting evidence combination by using uncertainty degree [J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(26): 788 – 792.)
- [13] ZHOU Z J, HU C H, ZHANG B C. New model for system behavior prediction based on belief rule based systems [J]. *Information Sciences*, 2010, 180(24): 4834 – 4864.
- [14] ZHOU Z J, HU C H, ZHANG B C. Hidden behavior prediction of complex systems based on hybrid information [J]. *Cybernetics*, 2013, 43(2): 402 – 411.
- [15] SI X S, HU C H. A new prediction model based on belief rule base for system's behavior prediction [J]. *Fuzzy Systems*, 2011, 9(4): 636 – 651.
- [16] BUCHBERGER S G, NADIMPALLI G. Leak estimation in water distribution systems by statistical analysis of flow readings [J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2004, 130(4): 321 – 329.
- [17] XU D L, LIU J, YANG J B, et al. Inference and learning methodology of belief-rule-based expert system for pipeline leak detection [J]. *Expert Systems with Applications*, 2007, 32(1): 103 – 113.
- [18] CHEN Y W, YANG J B, XU D L. Inference analysis and adaptive training for belief rule based systems [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(10): 12845 – 12860.
- [19] CHANG L L, ZHOU Y, JIANG J. Structure learning for belief rule base expert system: a comparative study [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2013, 39: 159 – 172.
- [20] ZHANG B C, HAN X X, ZHOU Z J, et al. Construction of a new BRB based model for time series forecasting [J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(12): 4548 – 4556.

作者简介:

刘佳俊 (1989–), 男, 硕士研究生, 从事故障预测与健康管理、可靠性工程方面的研究, E-mail: zhangsan@sina.com.cn;

胡昌华 (1966–), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 长江学者, 从事故障诊断与预测、可靠性工程、潜在通路分析、控制理论及应用和系统仿真等研究, E-mail: hch6603@263.net;

周志杰 (1978–), 男, 博士, 副教授, 从事复杂系统的故障预测和最优监测及视情维护、可靠性工程等方面的研究, E-mail: zhouzj04@mails.tsinghua.edu.cn;

张鑫 (1981–), 男, 博士研究生, 讲师, 从事系统仿真、故障诊断、寿命预测等方面的研究, E-mail: 49278157@qq.com;

王鹏 (1990–), 男, 硕士研究生, 从事故障预测与健康管理、可靠性工程方面的研究, E-mail: 2521069639@qq.com.