

基于遗传 BP 算法预测贮存寿命

郭俊伶¹, 彭志凌¹, 班伟²

(1.中北大学 机电工程学院, 太原 030051; 2.宜昌测试技术研究所, 湖北 宜昌 443003)

摘要: **目的** 针对引信自然贮存试验数据统计方法计算量大且试验时间开展较长的问题, 提出 BP 和遗传算法相结合的方法(遗传 BP 算法), 通过步加试验解决寿命预测问题。**方法** 通过步加试验数据求其试验各级应力下的环境因子, 由环境因子将各级应力试验时间折合成实际贮存时间, 根据 Arrhenius 模型求出可靠度函数。其次, 采用遗传算法优化 BP 神经网络, 避免陷入 BP 局部最优问题, 将步加试验数据代入遗传 BP 算法进行训练, 提高预测的精度和准确度。将正常应力下的数据代入遗传 BP 算法进行测试, 求出可靠度预测值。最终对比实际、Arrhenius 模型、遗传 BP 算法的贮存可靠度预测值。**结果** 实际、Arrhenius 模型、遗传 BP 算法的贮存可靠度预测值相近, 证明遗传 BP 算法可以满足引信贮存可靠度的预测。**结论** 采用遗传 BP 算法对步加试验进行寿命预测, 可以有效减少试验时长和降低试验成本。

关键词: 步加试验; BP 神经网络; 遗传算法; 恒湿步温; 环境因子; Arrhenius 模型

中图分类号: TJ430 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-9242(2024)08-0032-07

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2024.08.005

Prediction of Storage Life Based on Genetic BP Algorithm

GUO Junling¹, PENG Zhiling¹, BAN Wei²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Yichang Testing Technology Research Institute, Hubei Yichang 443003, China)

ABSTRACT: In order to solve the problem of large amount of calculation and long test time in the statistical method of fuze natural storage test data, the work aims to propose a method combining BP and genetic algorithm (genetic BP algorithm), so as to solve the life prediction problem through step test. Firstly, the environmental factors under various levels of stress were calculated through step test data. The environmental factors were used to convert the stress test time at each level into the actual storage time, and the reliability function was calculated based on the model. Secondly, genetic algorithm was used to optimize the BP neural network to avoid the local optimal problem of BP. The step test data were substituted into the genetic BP algorithm for training, to improve the accuracy and precision of prediction. The data under normal stress were substituted into the genetic BP algorithm for testing, and the predicted reliability value was calculated. Finally, the actual storage reliability value and the predicted storage reliability values of model, and genetic BP algorithm were compared, which were similar, proving that the genetic BP algorithm could meet the prediction of fuze storage reliability. The genetic BP algorithm for predicting the life-span of step test can effectively reduce the test duration and lower the test cost.

KEY WORDS: step test; BP neural network; genetic algorithm; constant humidity step temperature; environmental factor; Arrhenius model

收稿日期: 2024-06-13; 修订日期: 2024-07-13

Received: 2024-06-13; Revised: 2024-07-13

引文格式: 郭俊伶, 彭志凌, 班伟. 基于遗传 BP 算法预测贮存寿命[J]. 装备环境工程, 2024, 21(8): 32-38.

GUO Junling, PENG Zhiling, BAN Wei. Prediction of Storage Life Based on Genetic BP Algorithm[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(8): 32-38.

面对当前高科技条件下的现代战争, 往往更需要种类丰富的精确制导武器, 引信是武器系统实现目标毁伤的控制核心^[1]。引信长期贮存, 且一次性使用, 基于自然贮存试验数据统计方法来预测引信的寿命, 耗时长, 且试验成本昂贵。为缩短试验时长和降低试验成本, 基于加速寿命试验数据统计分析法预测引信的寿命弥补了自然贮存试验方法的不足, 可以在较短时间内获得数据, 提高试验效率, 目前工程界普遍采用加速寿命试验方法^[2-4]。

申争光等^[5]基于特征寿命, 通过各组成部件的可靠性预测方法与 Arrhenius 加速模型, 提出了一种关于整机产品的估计加速因子的新方法。Jason^[6]基于 Arrhenius 加速模型, 提出了加速寿命测试的应用, 以有效地识别寿命限制部件及其失效模式。卢秋红等^[7]假设产品寿命分布采用威布尔分布, 通过假设基于 Arrhenius 加速模型对其步进加速寿命试验的数据进行了处理研究。郑波等^[8]基于引信步温加速试验对其贮存寿命和可靠度进行了评估。周洁等^[9]结合步退应力加速寿命试验, 提出了分段非线性 Arrhenius 模型, 该模型的修正方法可以研究不同应力环境下电子产品的贮存寿命。黄宝胜等^[10]证明了逆幂律模型可以有效分析不同应力环境下可靠性增长的试验数据。

随着国内外贮存可靠性领域的发展, 可靠性预测方法及预测领域已经成为热点研究方向, 其中神经网络应用最为广泛。赵河明等^[11]建立了关于引信贮存可靠性的 BP 神经网络模型, 通过模型预测了贮存情况下引信质量和可靠性的趋势变化。吕延龙等^[12]通过对影响发射弹药贮存安定性的因素进行分析, 建立了 BP 神经网络模型, 并预测其贮存寿命。陈海建等^[13-14]证明了 BP 神经网络模型预测贮存可靠性有较高的精度, 从神经网络的函数逼近功能划分, 建立并通过 BP 神经网络和 RBF 网络模型预测了导弹的贮存可靠性。刘金梅等^[15]提出了遗传神经网络, 即通过将遗传算法与 BP 神经网络相结合对弹药贮存可靠性进行预测。人工神经网络的基本原理就是将问题转化成神经元之间的连接权值, 神经元与神经元之间再进行相互连接成网络, 通过多次迭代寻优, 求解得到目标函数, 由多个神经元相互连接成网络, 通过把问题表达成神经元之间的连接权值, 经过迭代寻优, 最终求解目标函数^[16]。近年来, 采用结合智能优化算法和 BP 神经网络的模型预测可靠性已然成为一种趋势, 且遗传算法的发展时间相对较长。但 BP 神经网络和遗传算法结合的模型在引信加速寿命试验领域内研究相对较少, 通过 BP 遗传算法预测引信寿命仍需要进一步研究。

加速寿命试验的数据参数优化主要是通过分析研究不同的数据参数对引信贮存寿命的影响, 通过最优化理论进行加速寿命试验数据参数的优选, 实现该寿命精度的优化。本文针对贮存引信寿命预测, 考虑遗传 BP 算法和加速寿命试验数据相结合, 通过仿真

得出结果。该方法简单高效, 易于处理数据, 有效预测贮存寿命。首先, 根据步加试验模型的基本假设得出其数据估计值, 通过特征寿命参数的比值得出环境因子, 折合各级应力的试验时间得到贮存时间; 其次, 采用遗传算法优化 BP 神经网络, 降低陷入局部最优的概率, 提高预测的精度和准确度; 最终对比其贮存可靠度预测值。

1 理论背景

1.1 加速寿命试验

近年来, 多种引信在配套炮弹发射过程中, 出现瞎火率高、早炸等危害安全性问题^[17], 并且该类问题往往高发于长期贮存的引信上^[18]。高温高湿环境严重影响引信贮存状态下的可靠性, 但引信贮存会对其进行多层全密封, 其密封结构可以排除加速寿命试验过程中湿度对贮存产生的影响。根据加速寿命试验应力划分, 加速寿命试验可分为恒加试验、步加试验和序加试验。引信数据类型为成败型, 为避免试验时间过长且试验成本昂贵, 本文采用湿度恒定温度步进的寿命加速试验方法, 如图 1 所示。

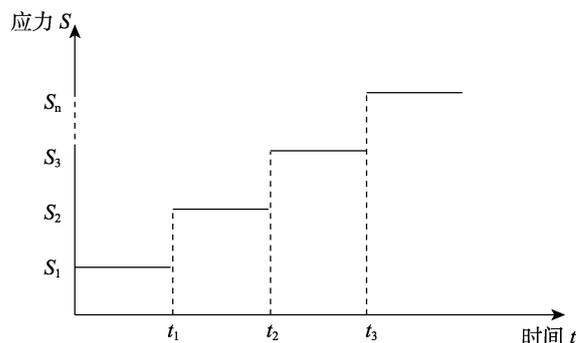


图 1 步进应力加速寿命试验 (步加试验) 应力水平与时间变化趋势

Fig.1 Trend chart of stress level and time variation in step stress acceleration life test (step test)

1.2 BP 神经网络

20 世纪, 学者们首次提出了 BP 神经网络, 该网络属于一种多层前馈网络, 包括正向和反向传播 2 个过程^[19]。输入信号正向逐层传播输出结果进行网络训练, 输出结果和预期结果相差较大时, 将反向传播, 对各层神经元各层的阈值和权值进行调整, 降低误差直到实现预期结果, 如图 2 所示。

本文网络输入层 n 和输出层节点 m 分别设置为 4 和 1。隐含层影响神经网络的鲁棒性, 采用 Hecht-Nelson 方法来确定隐含层节点数^[20]。由 $h = 2n + 1$ 、 $h = \sqrt{n + m + \alpha}$ 、 $h = (m + n) / 2$ 确定隐含层 h 的节点数范围。其中 α 为区间 [1, 10] 内的常数。BP 算法的具体流程见文献 [2], 其主要内容如图 3 所示。

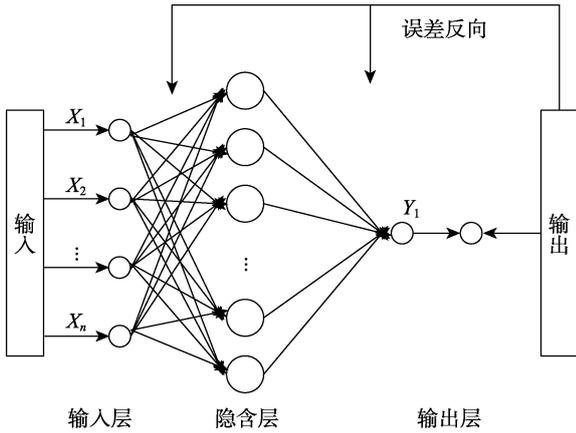


图2 BP神经网络结构(多输入单隐含层单输出)

Fig.2 BP neural network structure diagram (multiple inputs, single hidden layer, single output)

| | |
|--------------|---|
| 数据归一化 | $\hat{R}_i = \frac{R_i - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}}$ |
| 隐含层节点输出 | $Z_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + b_j\right) = f(\text{net}_j)$ |
| BP神经网络输出节点输出 | $y_k = g\left(\sum_{j=1}^h w_{kj}z_j + b_k\right) (j=1, \dots, h)$ |
| 目标函数输出 | $E_p(t) = \ d_p - y_p(t)\ \frac{1}{2} \sum_k [d_{kp} - y_{kp}(t)]^2 = \frac{1}{2} e_{kp}^2(t)$ |

图3 BP算法的具体流程

Fig.3 Specific process of BP algorithm

1.3 遗传算法

常规的BP算法过度依赖误差,会导致模型陷入局部最优。遗传算法在实现形式上类似生物遗传进化机制,是一种随机性搜索极值的一种优化算法^[21]。该算法主要步骤如图4所示^[22]。

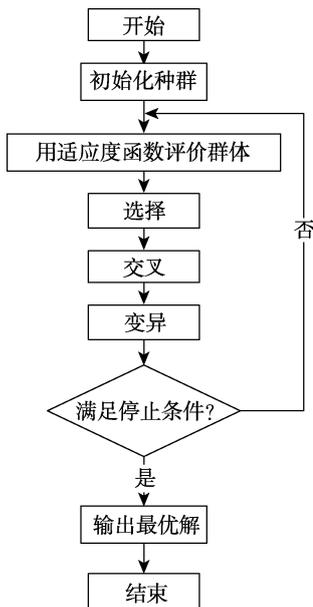


图4 遗传算法流程

Fig.4 Genetic algorithm flowchart

- 1) 选择操作: 从旧群体中按比例选择适应性较好的个体来组成新的群体。
- 2) 交叉操作: 从旧群体随机选择2个个体进行遗传信息的交换, 得到更优的新的个体。
- 3) 变异操作: 从旧群体中随机选择1个个体进行变异, 得到更优的新个体。

2 BP遗传算法预测步加试验寿命

2.1 步加试验模型的基本假设

A1: 引信贮存寿命服从 Weibull 分布, 如式(1)所示。

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m}, t \geq 0 \quad (1)$$

式中: m 为形状参数; η 为特征寿命参数。

A2: 引信失效机理不随应力变化而改变, 即形状参数 m 不变, $m_0 = m_1 = m_2 = \dots = m_n$ 。

A3: 不同应力下, 引信的特征寿命参数 η 与温度应力 S 符合 Arrhenius 模型, 经过转换, 可以得到式(2)。

$$\ln \eta = A + \frac{B}{S} \quad (2)$$

式中: A 、 B 为待定参数。

2.2 遗传BP步加试验(步进应力加速寿命试验)寿命预测模型

本文考虑减少试验时长, 降低试验成本, 得到有效引信贮存寿命, 区别于传统的自然贮存试验数据统计方法, 提出基于遗传BP算法的步加试验寿命预测方法。首先, 步加试验应力的步加性导致该试验数据需要进行时间折合, 根据 Arrhenius 模型求出可靠度函数; 其次, 为降低BP神经网络容易陷入局部最优的问题, 采用遗传BP算法, 求出可靠度预测值; 最终对比实际、Arrhenius 模型、遗传BP算法的贮存可靠度预测值。

1) 步加试验的时间折合计算。记应力水平为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_i, S_{i+1}, \dots\}$, 步加试验过程中, 应力 S_{i+1} 是 S_i 的下一级, 也就意味着样本在应力 S_{i+1} 时的试验时间包含应力 $S_1 \sim S_i$ 的试验时间, 因此应力 S_{i+1} 的贮存时间需要经过前期试验过程的时间等效折合, 才能进行合计。假设样本取 $h_i(1, \dots, h_i)$ 组, 应力 S_i 下的试验时间为 T_{i,h_i} , 等效折合前面各级应力试验时间合计到 S_i 应力下的贮存寿命 $\bar{T}_{i,i+1}$ 。

Step 1 根据 Bayes 理论环境因子法可知:

$$K_{i,i+1} = \frac{\eta_{i+1}}{\eta_i} \quad (3)$$

式中: $K_{i,i+1}$ 为环境因子; η_i 为应力水平 S_i 的特征寿命参数; η_{i+1} 为应力水平 S_{i+1} 在 A_1 假设下的特征

寿命参数。

Step 2 时间折合计算:

$$\bar{T}_{i,i+1} = K_{i,i+1} T_{i,h_i} = \frac{\eta_{i+1} T_{i,h_i}}{\eta_i} \quad (4)$$

Step 3 基于 A1 假设, 式 (1) 可变为:

$$F_i(t) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{t}{\eta_i} + \sum_{j=1}^{i-1} \frac{T_{j,h_j}}{\eta_j} \right)^m \right], T_{i,1} \leq t \leq T_{i,h_i} \quad (5)$$

Step 4 该引信样本数据类型为定时截尾, 简化推导应力水平 S_i 的样本似然函数, 可得:

$$\ln L_i(m, \eta_i) = \sum_{j=1}^{h_i} \left\{ f_{i,j} \ln \left[1 - \exp \left[- \left(\frac{t}{\eta_i} + \sum_{j=1}^{i-1} \frac{T_{j,h_j}}{\eta_j} \right)^m \right] \right] - (m_{i,j} - f_{i,j}) \left(\frac{t}{\eta_i} + \sum_{j=1}^{i-1} \frac{T_{j,h_j}}{\eta_j} \right)^m \right\} \quad (6)$$

式中: $f_{i,j}$ 为失效数; $m_{i,j}$ 为每组样本数;

由式 (6) 可得, $\ln L_i(m, \eta_i) < 0, |\ln L_i(m, \eta_i)| > 0$, 将 $f_{i,j}$ 、 $m_{i,j}$ 、 T_{i,h_i} 代入式 (4), 得其寿命特征和形状参数的最大似然估计值 $\hat{\eta}_i$ 、 \hat{m} , 接下来就可以折合等效时间。

2) 遗传算法优化 BP 神经网络。遗传算法是近几年出现的一种自适应性良好的算法, 通过全局优化模拟自然遗传进化, 可以弥补 BP 神经网络陷入局部最优的困境, 提高预测的精度和准确度。利用遗传算法的全局寻优和优化权值的优点, 优化 BP 神经网络既可以减小权值范围又避免了 BP 局部最优的问题^[23-24]。通过该优化方法, 优化权值包含以下阶段^[25], 如图 5 所示。

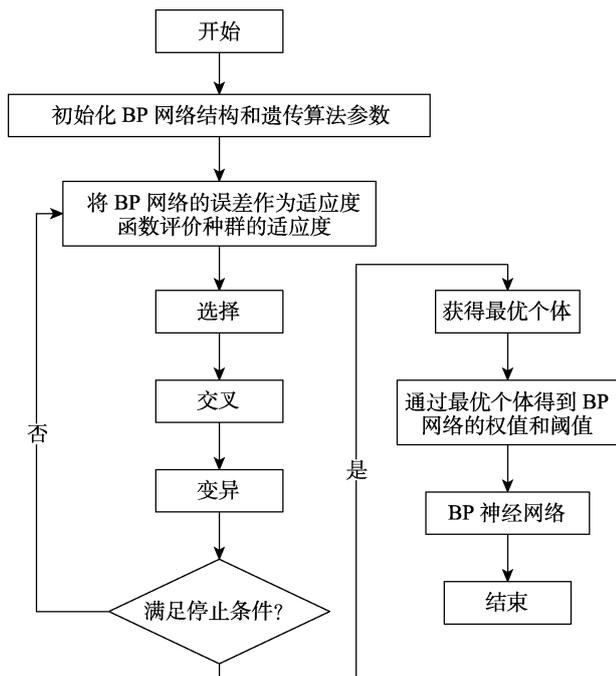


图 5 遗传 BP 算法流程
Fig.5 Genetic BP algorithm flowchart

Step 1 确定 BP 网络结构进而确定遗传算法中个体的长度。本文选择输入为引信的样品量、贮存状态下的温度应力水平、贮存状态下的湿度应力水平、试验时间 (折合之后), 输出为失效数量。将输入输出样本数据归一化, 即 $[-1, 1]$, 隐含层节点取 $[3, 13]$ 中的整数。

Step 2 通过遗传算法优化 BP 神经网络权值和阈值。以 BP 神经网络的权值和阈值随机生成包含该值的遗传算法作为初始种群。由 BP 神经网络的误差函数来确定其适应度, 该适应度由遗传算法通过选择、交叉、变异运算来找到最优, 得到最优适应度的个体。

Step 3 BP 神经网络训练。由第 2 步得出的最优个体再次以初始值进入进行 BP 神经网络训练, 达到想要的训练精度或该仿真以达到最大的迭代次数时停止训练。

3 算例计算

本文根据某型号贮存 15 a 的引信开展恒湿步温试验, 对该试验数据代入仿真模型进行可靠度预测, 数据见表 1。选取加速应力水平 (温度) 分别为 338、343、348、353 K。湿度应力选取 40%, 基于正常应力 293 K 下 (环境因子 $k_0 = 1$) 进行贮存寿命预测。

表 1 某引信试验数据
Tab.1 Test data of a certain fuze

| 序号 | 样本量/发 | 相对湿度/% | 温度/K | 检测时间/d | 失效数/发 |
|----|-------|--------|------|--------|-------|
| 1 | 20 | 40 | 338 | 20 | 1 |
| 2 | 20 | 40 | 338 | 40 | 0 |
| 3 | 20 | 40 | 338 | 60 | 1 |
| 4 | 20 | 40 | 338 | 80 | 1 |
| 5 | 20 | 40 | 338 | 100 | 2 |
| 6 | 20 | 40 | 343 | 120 | 3 |
| 7 | 20 | 40 | 343 | 140 | 3 |
| 8 | 20 | 40 | 343 | 160 | 4 |
| 9 | 20 | 40 | 343 | 170 | 4 |
| 10 | 20 | 40 | 343 | 180 | 5 |
| 11 | 20 | 40 | 348 | 190 | 7 |
| 12 | 20 | 40 | 348 | 200 | 8 |
| 13 | 20 | 40 | 348 | 210 | 7 |
| 14 | 20 | 40 | 348 | 220 | 11 |
| 15 | 20 | 40 | 348 | 230 | 12 |
| 16 | 20 | 40 | 353 | 240 | 13 |
| 17 | 20 | 40 | 353 | 250 | 13 |
| 18 | 20 | 40 | 353 | 260 | 15 |
| 19 | 20 | 40 | 353 | 270 | 15 |
| 20 | 20 | 40 | 353 | 280 | 16 |

遗传 BP 仿真根据本算例数据设置, 输入设置取 4, 输出设置取 1, 隐含层范围为 $[3, 13]$, 根据 10 次

仿真寻其均方误差最小值为最优隐含层。根据图 6，可知隐含层数相应均方误差最小 0.001 410 7，因此隐含层节点数设置取 5。对于遗传算法，多次调试，最终初始遗传代数设置取 150，种群规模取 10，交叉函数设置取 20，变异函数设置取 0.7。

隐含层节点的确定过程...

- 隐含层节点数为3时, 训练集的均方误差为: 0.002 542 3
- 隐含层节点数为4时, 训练集的均方误差为: 0.002 376 4
- 隐含层节点数为5时, 训练集的均方误差为: 0.001 410 7
- 隐含层节点数为6时, 训练集的均方误差为: 0.002 426 1
- 隐含层节点数为7时, 训练集的均方误差为: 0.002 972 3
- 隐含层节点数为8时, 训练集的均方误差为: 0.003 602 2
- 隐含层节点数为9时, 训练集的均方误差为: 0.002 969 2
- 隐含层节点数为10时, 训练集的均方误差为: 0.002 013 2
- 隐含层节点数为11时, 训练集的均方误差为: 0.008 289 8
- 隐含层节点数为12时, 训练集的均方误差为: 0.001 524 2
- 隐含层节点数为13时, 训练集的均方误差为: 0.008 414 8
- 最佳的隐含层节点数为: 5, 相应的均方误差为: 0.001 410 7

图 6 遗传 BP 隐含层节点确定过程
Fig.6 Process of determining hidden layer nodes in genetic BP

根据表 1 步加试验数据计算，得到 $\hat{\eta}_i = 40.465\ 63$ 、 $\hat{m} = 2.246\ 25$ ，环境因子 $k_{1,2} = 0.845\ 628$ 、 $k_{2,3} = 0.512\ 977$ 、 $k_{3,4} = 0.338\ 747$ ，则该数据可靠度函数为 $R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\hat{\eta}}\right)^{\hat{m}}} = e^{-\left(\frac{t}{40.465\ 63}\right)^{2.246\ 25}}$ 。

式 (7) 和式 (8) 分别为该遗传 BP 算法训练时的均方根误差公式和适应度值公式。

$$\eta_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (T_y - T_z)^2}{M}} \quad (7)$$

式中： M 为训练集样本组数（以试验检测时间对样本进行分组）； T_y 为训练集预测值； T_z 为训练集真实值。

$$A = \frac{1}{\eta_{RMSE}} \quad (8)$$

随着试验迭代次数的增加，该试验的初始种群会经过多次选择交叉变异，迭代过程中训练集的预测值和真实值的均方根误差的变化由适应度曲线表示。该遗传 BP 算法的遗传代数迭代适应度曲线如图 7 所示。可以看出，曲线趋于稳定，表明该算法训练效果良好，可以进行寿命预测。

将样本量为 20、正常应力 293 K 下贮存时间分别为 5、10、15 a 的引信样本数据放入遗传 BP 网络作为测试样本。该算例引信贮存可靠度预测值对比见表 2，可以看出，该方法可以满足预测要求。

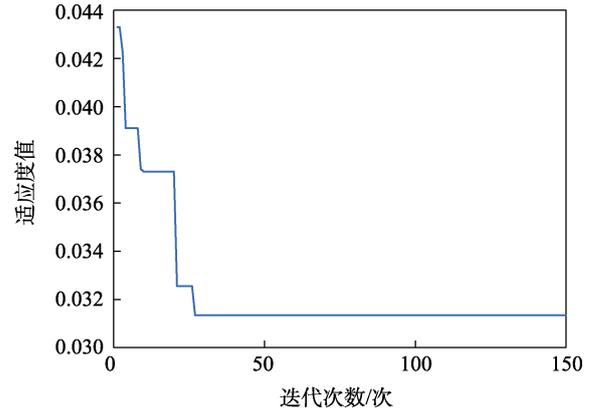


图 7 遗传代数迭代适应度曲线
Fig.7 Genetic algebra iterative fitness curve

表 2 贮存可靠度预测值对比
Tab.2 Comparison of predicted storage reliability values

| 贮存时间/a | 实际值 | Arrhenius 模型 | 遗传 BP 算法 |
|--------|---------|--------------|----------|
| 5 | 0.969 5 | 0.990 9 | 0.981 8 |
| 10 | 0.943 1 | 0.957 6 | 0.981 8 |
| 15 | 0.850 0 | 0.898 0 | 0.844 |

4 结论

1) 基于 Weibull 分布的引信步加试验，可以采用环境因子法对各级步加应力的试验时间等效折合，有效推出引信的贮存可靠度。

2) 遗传 BP 算法的计算量相对较小，且试验成本相对较低，可有效解决自然贮存试验数据统计方法计算量大且试验时间开展较长的问题。

3) 采用遗传 BP 算法可以避免 BP 神经网络局部最优且该方法计算量不大，某型号引信的步加试验数据代入遗传 BP 仿真模型，可以得到该算法的贮存可靠度预测值。通过实际、Arrhenius 模型、遗传 BP 算法的贮存可靠度预测值对比，表明该方法可以满足引信贮存可靠度的预测要求。

参考文献:

[1] 牟洪刚. 高价值弹药机电引信可靠性评估[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
MU H G. Reliability Evaluation of High-Value Ammunition Electromechanical Fuses[D]. Xi'an: Xidian University, 2015.

[2] 姚松涛, 崔洁, 赵河明, 等. 引信步进应力加速试验贮存寿命预测研究[J]. 装备环境工程, 2024, 21(2): 51-58.
YAO S T, CUI J, ZHAO H M, et al. Storage Life Prediction of Fuze under Step Stress Accelerated Test[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(2): 51-58.

[3] MUHAMMAD N, FANG Z G, SHAH S Y, et al. Reliability and Remaining Life Assessment of an Electronic

- Fuze Using Accelerated Life Testing[J]. *Micromachines*, 2020, 11(3): 272.
- [4] FAN T H, WANG Y F. Comparison of Optimal Accelerated Life Tests with Competing Risks Model under Exponential Distribution[J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2021, 37(3): 902-919.
- [5] 申争光, 苑景春, 董静宇, 等. 弹上设备加速寿命试验中加速因子估计方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(8): 1948-1952.
- SHEN Z G, YUAN J C, DONG J Y, et al. Research on Acceleration Factor Estimation Method of Accelerated Life Test of Missile-Borne Equipment[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(8): 1948-1952.
- [6] COOK J L. Applications of Service Life Prediction for US Army Ammunition[J]. *Safety and Reliability*, 2010, 30(3): 58-75.
- [7] 卢秋红, 董少峰, 张亚. 弹药步进应力加速寿命试验数据处理方法探讨[J]. *探测与控制学报*, 2000, 22(1): 47-50.
- LU Q H, DONG S F, ZHANG Y. The Study on the Data-Processing Method of Ammunition Stepstress Accelerated Life Tests[J]. *Journal of Detection & Control*, 2000, 22(1): 47-50.
- [8] 郑波, 葛广平. 基于步进应力加速寿命试验的引信贮存寿命评估[J]. *北京理工大学学报*, 2003, 23(5): 545-547.
- ZHENG B, GE G P. Estimation of Fuze Storage Life Based on Stepped Stress Accelerated Life Testing[J]. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2003, 23(5): 545-547.
- [9] 周洁, 姚军, 宋燕. 基于分段非线性 Arrhenius 的贮存寿命评估方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2015, 41(4): 744-750.
- ZHOU J, YAO J, SONG Y. Storage Life Evaluation Method Based on Segmented Nonlinear Arrhenius Model[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2015, 41(4): 744-750.
- [10] 黄宝胜, 于丹, 李国英. 不同环境应力下可靠性增长单调模型的数据分析[J]. *系统工程理论与实践*, 2004, 24(8): 64-72.
- HUANG B S, YU D, LI G Y. Data Analysis for Reliability Growth Monotone Failure Rate Model in Different Stress Environments[J]. *Systems Engineering-theory & Practice*, 2004, 24(8): 64-72.
- [11] 赵河明, 徐建军, 周春桂. 基于 BP 神经网络的引信贮存可靠性预计[J]. *测试技术学报*, 2005, 19(1): 95-97.
- ZHAO H M, XU J J, ZHOU C G. Reliability Prediction of Fuze Storage Based on BP Neural Network[J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2005, 19(1): 95-97.
- [12] 吕延龙, 曹营军, 田春雷. 用神经网络技术预测库存发射药安全寿命的可行性[J]. *火炸药学报*, 2003, 26(1): 68-69.
- LU Y L, CAO Y J, TIAN C L. Prediction of Safe Life of Propellant by Artificial Neural Networks[J]. *Chinese Journal of Explosives & Propellants*, 2003, 26(1): 68-69.
- [13] 陈海建, 胡丽芳, 于乐, 等. BP 神经网络在元器件贮存可靠性参数预测中的应用[J]. *海军航空工程学院学报*, 2008, 23(2): 224-226.
- CHEN H J, HU L F, YU L, et al. Application of BP Neural Network on the Prediction of Non-Operation Reliability of Electron Devices[J]. *Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University*, 2008, 23(2): 224-226.
- [14] 陈海建, 滕克难, 李波, 等. 神经网络在导弹贮存可靠性预测中的应用[J]. *弹箭与制导学报*, 2010, 30(6): 78-81.
- CHEN H J, TENG K N, LI B, et al. Application of Neural Network on Missile Storage Reliability Forecasting[J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2010, 30(6): 78-81.
- [15] 刘金梅, 黄强, 王建萍. 基于遗传算法和 BP 神经网络的弹药贮存可靠性评估[J]. *弹箭与制导学报*, 2003, 23(S5): 160-162.
- LIU J M, HUANG Q, WANG J P. Ammunition Storage Reliability Evaluation Based on Genetic Algorithm and BP Neural Network[J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2003, 23(S5): 160-162.
- [16] 张二梅. 基于粒子群优化的 BP 神经网络对弹药贮存可靠性预测的研究[D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2018.
- ZHANG E M. Prediction of Ammunition Storage Reliability Based on Particle Swarm Optimization BP Neural Network[D]. Shenyang: Shenyang Ligong University, 2018.
- [17] 刘伟钊, 李蓉. 基于性能退化的机电引信部件贮存寿命评估方法[J]. *探测与控制学报*, 2022, 44(3): 17-21.
- LIU W Z, LI R. Storage Life Evaluation of Electromechanical Fuze Components Based on Performance Degradation[J]. *Journal of Detection & Control*, 2022, 44(3): 17-21.
- [18] 王乐, 丁晨, 房桂祥. 海洋自然环境下载武器失效模式分析[J]. *装备环境工程*, 2019, 16(4): 98-102.
- WANG L, DING C, FANG G X. Failure Mode of Shipborne Weapons in Marine Natural Environment[J]. *Equipment Environmental Engineering*, 2019, 16(4): 98-102.
- [19] 启明工作室. Delphi+SQL Server 数据库应用系统开发与实例[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2005.
- Qiming Studio. Development and Example of Delphi+SQL Server Database Application System[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2005.
- [20] KUMAR S. *Neural Networks*[M]. New York: McGraw-Hill, 2005.
- [21] 樊富有, 杨国武, 乐千桀, 等. 基于量子遗传算法的无线视频传感网络优化覆盖算法[J]. *通信学报*, 2015, 36(6): 98-108.
- FAN F Y, YANG G W, LE Q Q, et al. Optimized Coverage Algorithm of Wireless Video Sensor Network Based on Quantum Genetic Algorithm[J]. *Journal on Communications*, 2015, 36(6): 98-108.

- [22] 翟睿. 基于遗传 BP 算法的钻井参数优化设计模型研究与应用[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2022.
ZHAI R. Research and Application of Drilling Parameter Optimization Design Model based on Genetic BP Algorithm[D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2022.
- [23] 沈璐, 陈修和, 陶文斌, 等. 基于遗传算法的 BP 神经网络在轻质路基沉降预测中的应用[J]. 广西科技大学学报, 2024, 35(2): 32-39.
SHEN L, CHEN X H, TAO W B, et al. Application of BP Neural Network Based on Genetic Algorithm in Settlement Prediction of Light Subgrade[J]. Journal of Guangxi University of Science and Technology, 2024, 35(2): 32-39.
- [24] 马利, 解江, 续斌, 等. 基于遗传算法的 BP 网络在导弹武器系统元器件贮存可靠性预测中的应用[J]. 战术导弹技术, 2008(2): 41-45.
MA L, XIE J, XU B, et al. Application of BP Neural Network Based on the Improved Genetic Algorithm in Forecast of Storage Reliability[J]. Tactical Missile Technology, 2008(2): 41-45.
- [25] 庞明月. 基于粒子群与遗传算法的 BP 算法优化研究[D]. 青岛: 青岛理工大学, 2014.
PANG M Y. The Optimization Study on BP Algorithm Based on PSO and GA[D]. Qingdao: Qingdao University of Technology, 2014.