#### 武器装备

# 引信步进应力加速试验贮存寿命预测研究

姚松涛<sup>1</sup>,崔洁<sup>1\*</sup>,赵河明<sup>1</sup>,彭志凌<sup>1</sup>,孔德景<sup>2</sup>

(1.中北大学 长治产业技术研究院,山西 长治 046012; 2.中国船舶集团有限公司第七一四研究所,北京 100101)

摘要:目的 针对某机电引信加速寿命试验数据,采用传统统计分析方法存在计算量大、寿命预测精度难以 保证的问题,开展与智能算法相结合的引信贮存寿命预测研究。方法 针对步进应力加速寿命试验数据,采 用贝叶斯理论的环境因子法,对各级应力下的贮存时间进行折合计算。利用进化策略对粒子群算法进行改 进,进而对所建立的 BP 神经网络预测模型的全局参数进行调整和优化,突破传统方法的局限。将折合后的 试验时间、样本量、应力水平作为网络输入,失效数作为输出,来预测引信贮存寿命。结果 利用训练好的 BP 神经网络预测引信在正常应力水平下的失效数,计算其贮存可靠度。在迭代 402 次后,模型找到最优解, 且预测误差在 1%以内。结论 步进应力加速寿命试验与智能算法相结合的方法计算过程简单,预测精度较高,可有效提高引信贮存寿命的预测精度。

关键词:步进应力加速寿命试验; BP 神经网络;引信;改进粒子群优化算法; Bayes 理论;环境因子 中图分类号: TJ430 文献标志码: A 文章编号: 1672-9242(2024)02-0051-08 DOI: 10.7643/ issn.1672-9242.2024.02.007

### Storage Life Prediction of Fuze under Step Stress Accelerated Test

YAO Songtao<sup>1</sup>, CUI Jie<sup>1\*</sup>, ZHAO Heming<sup>1</sup>, PENG Zhiling<sup>1</sup>, KONG Dejing<sup>2</sup>

Changzhi Industrial Technology Research Academy, North University of China, Shanxi Changzhi 046012, China;
 The 714<sup>th</sup> Research Institute of China Shipbuilding Industry Corporation, Beijing 100101, China)

**ABSTRACT:** The work aims to study the storage life prediction of fuze combined with the intelligent algorithm against the problem that the traditional statistical analysis method adopted for accelerated test data of fuze in a certain motor has high computational complexity and cannot guarantee the storage life prediction accuracy. For the step stress accelerated life test data, the environmental factor method based on Bayesian theory was adopted to convert the storage time at different stress levels. The particle swarm algorithm was improved by evolutionary strategy to adjust and optimize the global parameters of the BP neural network, breaking through the limitations of the traditional method. The converted test time, sample size, and stress level were used as inputs to the network, and the failure count was used as the output to predict the fuze storage life. The trained BP neural network was used to predict the failure count of the fuze under normal stress levels, and then calculate its storage reliability. After 402 iterations, the model found the optimal solution with a prediction error within 1%. Therefore, the combination of step stress accelerated life test and intelligent algorithm can effectively improve the prediction accuracy of fuze storage life.

收稿日期: 2023-12-17;修订日期: 2024-02-03

Received: 2023-12-17; Revised: 2024-02-03

引文格式: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 Songtao, CUI Jie, ZHAO Heming, et al. Storage Life Prediction of Fuze under Step Stress Accelerated Test[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(2): 51-58.

<sup>\*</sup>通信作者(Corresponding author)

**KEY WORDS:** step stress accelerated life test; BP neural network; fuze; improved particle swarm optimization algorithm; Bayes theory; environmental factor

引信是自主探测识别目标、敏感发射环境,综合 利用网络平台信息进行安全与解除保险控制,在高动 态复杂弹目交会条件下,按预定策略引爆或引燃弹药 战斗部装药的一次性使用长期贮存的控制系统。引信 在其整个寿命周期中,96%以上的时间处于贮存阶 段,准确地预测引信贮存期间的寿命,有助于提升引 信的战备完好性,降低寿命周期费用,制定有效的维 护计划,优化贮存条件,并降低潜在故障和事故的风 险<sup>[1-3]</sup>。基于贮存可靠性预测的决策有助于确保引信 在攸关的时刻发挥其预期的作用,达到可靠作用的目 标<sup>[4-8]</sup>。

传统的引信贮存寿命预测方法主要有基于自然 贮存试验数据统计分析法和基于加速寿命试验数据 统计分析法。基于自然贮存试验数据统计分析法直接 使用自然贮存试验数据进行分析,更接近实际使用条 件,但试验时间很长。加速寿命试验数据统计分析法 弥补了自然贮存方法的不足,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<sup>[9-10]</sup>。Shen 等<sup>[11]</sup>利用修正 Arrhenius 加速模 型提出了一种导弹搭载设备加速寿命试验的加速因 子估计方法。赵河明等[12]探讨了无线电引信电子头部 件长期贮存加速寿命试验数据处理方法,为贮存寿命 预测提供了有效可行的解决方案。郑波等[13]建立了基 于步进应力加速寿命试验的引信贮存寿命评估方法。 郭华等[14]采用贝叶斯统计规律处理无失效数据,解决 了步进应力加速寿命试验无失效数据情况下的贮存 寿命评估难题。

随着贮存可靠性领域的发展,神经网络预测方法 日益受关注[15]。赵河明等[16]基于引信的贮存特性和 环境条件,通过收集历史贮存数据,建立了 BP 神经 网络模型,提高了预测精度和可靠性评估的准确性。 陈海建等<sup>[17]</sup>建立了 BP 神经网络和 RBF 网络模型, 并通过分析时间序列数据,对导弹贮存可靠度进行了 预测。但是神经网络方法收敛速度慢,难以得到全局 最优解,通过智能算法优化神经网络参数可以解决上 述问题。梁龙云等[18]提出了将遗传算法应用于引信可 靠性优化中。Ren 等<sup>[19]</sup>提出了一种基于粒子群优化算 法的优化参数选择方法,针对 BP 神经网络在风速预 测中的应用进行了案例研究,以获得最佳的神经网络 参数配置。结合智能优化算法和 BP 神经网络的模型 在可靠性预测问题上具有潜力,但粒子群算法的发展 相对较短,其理论研究还不够成熟。此外,在加速寿 命试验方面应用该方法进行预测的研究相对较少,因 此需要进一步深入研究。

基于以上问题,本文将加速寿命试验数据和进化

策略改进后的粒子群智能算法相结合,来预测引信贮 存寿命。实验结果表明,所提方法的计算过程简单, 预测精度较高,可有效提高引信贮存寿命的预测精 度。首先,针对步进应力加速寿命试验数据进行预处 理,采用贝叶斯理论的环境因子法对各级应力下的贮 存时间进行折合计算。其次,采用进化策略改进粒子 群算法,能有效避免局部最优,提高算法收敛速度寻 求全局最优解,进而提高 BP 神经网络的预测精度。 最后,将所提方法应用于某机电引信步进应力加速寿 命试验数据来验证其有效性和可行性。

### 1 理论背景

### 1.1 步进应力加速寿命试验

引信步进应力加速寿命试验通过逐步增加环境应 力使引信在较短的时间内失效,以预测其贮存寿命<sup>[20]</sup>。 试验过程如图 1 所示,首先,在应力水平 *S*<sub>1</sub>下对引信 样品进行加速试验,经*t*<sub>1</sub>之后取出样品进行性能检 测,记录失效样品数;然后,在应力水平 *S*<sub>2</sub>下对未 失效样品进行加速试验,同样在*t*<sub>2</sub>之后取出样品进行 性能检测,并记录失效数;直到有一定数量的样品发 生失效则停止试验。引信的贮存寿命受温度和湿度的 影响,但由于引信采用多层全密封结构,通过采用良 好的密封包装措施可以消除湿度对贮存寿命的影响。 因此,本文采用了恒湿步温加速寿命试验方法。





### 1.2 BP 神经网络的基本理论

BP(Back Propagation)神经网络也称为反向传 播神经网络,是一种基于梯度下降算法的前馈神经网 络模型。它由多个神经元、多个层以及连接这些神经 元的权重组成。一个简单的多输入单输出单隐含层 BP 神经网络如图2所示。合适的隐含层节点数,可 以提高神经网络的训练精度,减少训练误差。



图 2 多输入单输出单隐含层 BP 神经网络图 Fig.2 Diagram of the multi-input single-output single-hidden-layer BP neural network

本文选择 4 个节点作为输入层, 1 个节点作为输 出层。隐含层节点数由 Hecht-Nelson 方法来确定, 并 由 2n+1、 $\sqrt{n+m}+\alpha$ 、(m+n)/2三个公式确定隐含 层节点数 h 的范围,其中 n 为输入层节点数, m 为 输出层节点数,  $\alpha$ 为区间 [1,10]内的常数<sup>[21]</sup>。

**Step 1** 为保证预测结果的质量,采用归一化公式,见式(1)。

$$\hat{R}_i = \frac{R_i - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}} \tag{1}$$

式中:  $\hat{R}_i$ 为归一化后的数据;  $R_i$ 为原始数据;  $R_{max}$ 和  $R_{min}$ 为原始数据中的最大值和最小值。

Step 2 隐含层节点的输出  $z_j$  如式(2) 所示。

$$n_{j} = \sum_{i=1}^{n} w_{ij} x_{i} + b_{j}$$
(2)

$$z_{j} = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ij}x_{i} + b_{j}\right) = f\left(n_{j}\right)$$
(3)

$$i \sqcup \quad W_1 = \begin{bmatrix} w_{11} \cdots w_{1n} w_{21} \cdots w_{2n} \cdots w_{h1} \cdots w_{hn} \end{bmatrix}_{1 \times (n \times h)} ,$$
$$B_1 = \begin{bmatrix} b_1 b_2 \cdots b_h \end{bmatrix}_{1 \times h} , \quad i = 1, \cdots, n , \quad j = 1, \cdots, h .$$

式中: x<sub>i</sub>为输入信号; n<sub>j</sub>为隐含层的输入变量; w<sub>ij</sub>为输入层与隐含层之间的连接权值; b<sub>j</sub>为隐含层的

输出阈值; f(·)为隐含层的激活函数。

Step 3 计算 BP 神经网络的输出  $y_{k\circ}$ 

$$y_k = g\left(\sum_{j=1}^h w_{kj} z_j + b_k\right), j = 1, \dots, h ; \quad k = 1, \dots, m \quad (4)$$

$$W_2 = \left[ w_{11} \cdots w_{1n} w_{21} \cdots w_{2n} \cdots w_{m1} \cdots w_{mh} \right]_{1 \times (h \times m)}$$
(5)

$$B_2 = \begin{bmatrix} b_1 b_2 \cdots b_m \end{bmatrix}_{1 \times m} \tag{6}$$

式中: $w_{kj}$ 为隐含层与输出层之间的连接权值; $b_k$ 为输出层的输出阈值; $g(\cdot)$ 为输出层节点的激活函数。

Step 4 目标函数的计算。

第 p 组样本输入时,对神经网络的目标函数  $E_p$  取  $L_2$ 范数,则:

$$E_{p}(t) = \left\| d_{p} - y_{p}(t) \right\| = \frac{1}{2} \sum_{k} \left[ d_{kp} - y_{kp}(t) \right]^{2} = \frac{1}{2} e_{kp}^{2}(t)$$
(7)

式中: *y<sub>kp</sub>(t*)为学习 *t* 次后神经网络的输出值; *d<sub>kp</sub>* 为节点 *k* 的期望输出值。

神经网络的总目标函数:

 $J(t) = \sum_{p} E_{p}(t) \tag{8}$ 

### 1.3 粒子群优化算法

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种启发式优化算法,灵感来自于鸟群觅 食的行为。它通过模拟鸟群中个体之间的协作和信 息交流,寻找最优解<sup>[22]</sup>。其主要思路:假设在D维 搜索空间中存在 N 个粒子大小的种群在解空间中进 行搜索,  $X_i = (x_{i1}, \dots, x_{iD})$  为粒子 *i* 的位置矢量,  $V_i = (v_{i1}, \dots, v_{iD})$  为粒子 *i* 的飞行速度,其中,  $i=1,\dots,N$ 。随机生成一群粒子,每个粒子都有一个 位置和速度。位置表示解空间中的一个候选解,速度 表示粒子的搜索方向和距离。对于每个粒子,根据当 前位置计算其对应位置的目标函数值,用于评估粒子 的适应度 fitness(i)。通过不断地更新粒子的速度和位 置, 粒子群算法可以在解空间中搜索到全局最优解或 接近全局最优解的解。PSO 算法的具体流程见文献 [19]。粒子的速度和位置的更新公式如式(9)、(10) 所示。

$$\mathbf{v}_{i,d}^{t+1} = w^{t} \mathbf{v}_{i,d}^{t} + c_{1} r_{1} \left( P_{ib,d} - x_{i,d}^{t} \right) + c_{2} r_{2} \left( P_{g,d} - x_{i,d}^{t} \right)$$
(9)  
$$\mathbf{x}_{i,d}^{t+1} = \mathbf{x}_{i,d}^{t} + \mathbf{v}_{i,d}^{t+1}$$
(10)

式中:  $v_{i,d}^{t}$  为粒子 *i* 在 *t* 次迭代的速度和第 *d* 维 矢量;  $x_{i,d}^{t}$  为粒子 *i* 在 *t* 次迭代位置的第 *d* 维矢量;  $P_{ib,d}$ 为粒子 *i* 的个体历史最优位置;  $P_{g,d}$  为全局历史最优 位置,  $d \in D$ ;  $c_1$ 和  $c_2$  为加速因子,控制个体和全局 信息的贡献程度;  $r_1$ 和  $r_2$  为 0~1 的随机数,增加了算 法的随机性;  $w^{t}$  为 *t* 次迭代的惯性权重,其定义见式 (11)。

$$w^{t} = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{T_{\max}} \times t \tag{11}$$

式中: $w_{\text{max}}$ 和 $w_{\text{min}}$ 分别为其最大值和最小值; $T_{\text{max}}$ 为迭代次数的最大值。一般 $w_{\text{max}}$ =0.9, $w_{\text{min}}$ =0.4。

# 2 步进应力加速试验寿命预测智能 算法

### 2.1 模型假设

假设1引信的寿命服从或近似服从威布尔分布, 其分布函数为:

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m}$$
(12)

(14)

假设 2 在不同应力水平下,引信的失效机理和 正常应力条件下的失效机理相同,意味着引信由于应 力导致的失效规律不随应力水平的变化而改变,即服 从威布尔分布的引信形状参数m保持不变,m<sub>0</sub>=m<sub>1</sub>=… =m<sub>n</sub>。

假设3 引信的特征寿命 $\eta$ 与应力水平S关系为:  $\ln \eta = A + \frac{B}{S}$  (13)

式中: A、B为待定参数, S为温度应力。

### 2.2 步进应力加速试验贮存寿命预测模型

针对传统统计分析方法计算量大、寿命预测精度 难以保证等问题,本文提出了一种基于步进应力加速 寿命试验和智能算法的引信贮存寿命预测方法。首 先,对试验数据进行预处理,采用环境因子法对各级 应力下的贮存时间进行折合计算;其次,采用进化策 略改进粒子群算法,避免陷入局部最优,提高算法收 敛速度和网络预测精度;最终实现引信贮存寿命预 测。步进应力加速试验贮存寿命预测模型的主要研究 内容如图 3 所示。

 1)试验时间折算与参数估计。针对恒湿步温加 速寿命试验时间的折算主要采用贝叶斯理论的环境 因子法。环境因子的定义为<sup>[23]</sup>:

 $K_{i,i+1} = \frac{\eta_{i+1}}{\eta_i}$ 

$$\frac{||\mathbf{y}-\mathbf{y}||_{\mathbf{x}} + ||\mathbf{y}-\mathbf{y}||_{\mathbf{x}} + ||\mathbf{y}-\mathbf{y}||_{\mathbf{x$$



Fig.3 Diagram of the storage life prediction model under step stress accelerated life test

式中: $\eta_i = \eta_{i+1}$ 分别为应力水平  $S_i = S_{i+1}$ 下的特征寿命参数。

步进应力加速寿命试验中,引信在应力水平  $S_{i+1}$ 的实际贮存时间应该包括前 i 级应力下的试验时间。 以  $S_i$ 与  $S_{i+1}$ 为例,对时间进行等效处理,引信在其他 应力下贮存的时间折合到应力水平  $S_{i+1}$ 下的等效时间 为  $\overline{T}_{i,i+1}$ 。  $\overline{T}_{i,i+1}$ 的计算公式为:

$$\overline{T}_{i,i+1} = K_{i,i+1} T_{i,h_i} = \frac{\eta_{i+1} T_{i,h_i}}{\eta_i}$$
(15)

式中: $T_{i,h_i}$ 为应力  $S_i$ 下的试验时间( $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $j = 1, 2, \dots, h_i$ ); $h_i$ 为样本组数。

根据假设1,公式(12)可变为:

$$F_{i}(t) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta_{i}} + \sum_{j=1}^{i-1} \frac{T_{j,h_{j}}}{\eta_{j}}\right)^{m}\right] =$$

$$1 - \exp\left(-G^{m}\right), T_{i,1} \leq t \leq T_{i,h_{i}}$$
(16)

其中, 
$$G = \frac{t}{\eta_i} + \sum_{j=1}^{i-1} \frac{T_{j,h_j}}{\eta_j}$$
。引信在应力水平  $S_i$ 下的

样本似然函数为:

$$L_{i} = \prod_{j=1}^{h_{i}} C_{j} \left[ F_{i}(t) \right]^{f_{i,j}} \left[ 1 - F_{i}(t) \right]^{m_{i,j} - f_{i,j}}$$
(17)

式中: 
$$C_j = \frac{m_{i,j}!}{(m_{i,j} - f_{i,j})!f_{i,j}!}; m_{i,j}$$
为每组样本数;

 $f_{i,j}$ 为失效数。

对数似然函数为:

$$\ln L_{i} = \sum_{j=1}^{n_{i}} \left\{ \ln C_{j} + f_{i,j} \ln F_{i}(t) + \left(m_{i,j} - f_{i,j}\right) \ln \left[1 - F_{i}(t)\right] \right\}$$
(18)

将式(16)代入式(18)并去掉常数项 ln*C<sub>j</sub>*后得: ln *L<sub>i</sub>*(*m*, η<sub>i</sub>) =  $\sum_{j=1}^{h_i} \left\{ f_{i,j} \ln \left[ 1 - \exp \left( -G^m \right) \right] - \left( m_{i,j} - f_{i,j} \right) G^m \right\}$  (19)

由式(19)可知,  $\ln L_i(m,\eta_i) < 0$ ,  $|\ln L_i(m,\eta_i)| > 0$ , 将  $f_{i,j}$ 、 $m_{i,j}$ 、 $T_{i,h_i}$ 代入公式(19), 求得 m 和  $\eta_i$ 的最大 似然估计值, 然后进行时间等效计算。

2)改进粒子群算法优化 BP 神经网络。BP 神 经网络方法存在训练时间较长、网络对初值较敏感、 容易陷入局部最优、过于依赖输入样本和网络结构选 择不一等问题,粒子群算法在应用过程中存在收敛速 度较慢和容易早熟的问题,导致神经网络的预测误差 过大,影响了预测的精确度和准确度<sup>[24-25]</sup>。因此,采 用进化策略来改进粒子群算法,能有效避免陷入局部 最优,提高算法收敛速度,寻求全局最优解。进化策 略的思想为若种群处于早熟状态,则采用式(20)对 粒子速度进行更新,产生新种群,进而利用新的个体 和全局信息进一步优化种群,寻求更优解,避免算法 的停滞现象。

$$\mathbf{v}_{i,d}' = \mathbf{v}_{i,d} \exp[\tau' N(0,1) + \tau N_i(0,1)]$$
(20)

式中: N(0,1)表示标准正态分布。

改进粒子群算法优化 BP 神经网络的具体流程 如图 4 所示。



图 4 改进粒子群算法优化 BP 神经网络的基本流程 Fig.4 Basic process of optimizing BP neural network by improved particle swarm algorithm

Step 1 确定模型的训练样本和测试样本。网络输入为引信样品量、温度应力水平、贮存湿度、折合计算后的试验时间,输出为引信失效数。

Step 2 将样本数据归一化为[-1,1]。根据 Step 1 设置输入层、输出层节点数分别为 4 和 1,隐含层节 点数根据经验公式取[3,13]中的整数,然后训练网络, 找到最优值。

Step 3 设置粒子数目 N,随机生成粒子的速度和 位置。设置加速因子  $c_1$ 和  $c_2$ 、最大迭代次数  $T_{max}$ 、权 重等参数。

Step 4 根据当前位置计算粒子的适应度值,记录 全局最优和粒子最优,更新每个粒子的位置和速度。 利用当前  $P_{g,d}$ 值更新每个神经元的权重和偏置。选择 均方误差作为性能函数:  $\delta_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y_i^d - y_i)^2$ ,其 中  $y_i^d$ 为输出期望值,  $y_i$ 为实际值。

Step 5 利用正常应力条件下数据对网络进行测试,输出引信失效数,进而根据下式计算出引信贮存

可靠度。

$$R(t|c_i) = \frac{N_0 - f(t|c_i)}{N_0}$$
(21)

式中:  $N_0$  为在规定贮存条件  $c_i$  下的引信总样品数; f(t)为累积失效数。

## 3 算例分析

利用某型号引信的贮存可靠性数据,代入所提方 法来对引信正常应力 293 K下的贮存寿命进行预测, 结果见表 1。其中正常应力下的环境因子为 1,引信样 本数据包括 343、348、353、358 K 等 4 个应力水平。

表 1 引信步进应力加速寿命试验数据 Tab.1 Step stress accelerated life test data of the fuze

序号	样本量	相对 应力		检测	贮存	<b>止 赤 粉</b>	
		湿度/%	水平/K	时间/d	方式	大双釵	
1	10	65	343	15	试验贮存	0	
2	10	65	343	30	试验贮存	0	
3	10	65	343	45	试验贮存	0	
4	10	65	343	60	试验贮存	0	
5	10	65	348	72	试验贮存	1	
6	10	65	348	84	试验贮存	0	
7	10	65	348	96	试验贮存	1	
8	10	65	348	108	试验贮存	2	
9	10	65	353	116	试验贮存	1	
10	10	65	353	124	试验贮存	2	
11	10	65	353	132	试验贮存	1	
12	10	65	353	140	试验贮存	2	
13	10	65	358	145	试验贮存	2	
14	10	65	358	150	试验贮存	2	
15	10	65	358	155	试验贮存	3	
16	10	65	358	160	试验贮存	4	

引信样本量和贮存湿度不变, 网络训练时设置为 1。经公式计算, 隐含层节点数的范围为[3,13]。对每 个隐含层节点数进行 10 次试验,取平均绝对百分误 差(MAPE)的均值,结果见表 2。在隐含层节点数 为 8 时, MAPE 取最小值, 网络训练效果较好, 因此 BP 神经网络模型为 4×8×1。将 traingdm 应用于 BP 神经网络训练, tansig 和 logsig 为激活函数, 学习速 度为 0.5,最大训练次数为 1 000 次。对于粒子群算 法,粒子数为 30,搜索空间的维数设置为 D=(n+m)×

表 2 隐含层节点数不同时的平均绝对百分误差(MAPE) Tab.2 Mean absolute percentage error (MAPE) for different

numbers of nodes in the hidden layer
--------------------------------------

节点数	隐含层节点数										
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
MAPE/%	1.60	5.96	2.22	0.98	1.23	0.88	3.71	1.21	1.39	2.33	0.89

*h*+*h*+*m*,最大粒子速度为1,学习因子*c*<sub>1</sub>和*c*<sub>2</sub>设为2,最大迭代次数为100次。

由表 1 数据可得到各级环境应力下的环境因子, 再代入式(14)~(19)完成时间折合计算,接着调用 所提方法进行求解,结果如图 5 所示。将样本量为 10、 贮存湿度为 65%、应力水平为 293 K、贮存时间分别 为 5、10、15、20 a 的引信作为测试数据,测试结果 如图 6 所示。从图 6 中可以看出,在迭代 402 次之后 得到最优解,表明所提方法表现较好,测试精度较高。



图 6 所提方法网络性能(MSE) Fig.6 Network performance graph (MSE) of the proposed method

通过网络测试可以得到引信的失效数,当给定置 信水平 y=0.90 时,代入式(21)可以计算出其贮存 可靠度,结果见表 3 和图 7。可以看出,所提方法预 测值与真实值较接近,在参数寻优方面可以表现得很 好,可以满足引信贮存可靠度预测的要求。

表 3 引信贮存可靠度预测值

Tab.3 Predicted values of storage reliability for the fuze									
	可靠度预测值	5 a	10 a	15 a	20 a				
	实际值	0.991	0.963	0.908	0.814				
	计算值	0.988	0.970	0.887	0.830				



图 7 引信贮存可靠度预测值 Fig.7 Predicted values of storage reliability for the fuze

# 4 结论

通过将所提方法应用于某机电引信步进应力加 速寿命试验数据来预测引信贮存寿命,可以得出如下 结论:

1)采用环境因子对各级应力下的试验时间进行 折合计算,推断出引信实际贮存时间,有效解决步进 应力下试验时间的折算问题。

2)采用进化策略对粒子群算法进行改进,优化 BP 神经网络的全局参数,可有效提高算法的收敛速 度,解决算法容易陷入局部最优的问题。

3)采用上述方法预测正常应力水平下的失效数并计算贮存可靠度,网络在迭代 402 次后找到最优解,且预测误差在 1%以内。因此,步进应力加速寿命试验与智能算法相结合的方法可有效提高引信贮存寿命的预测精度。

本文所提方法基于加速寿命试验数据,缺乏物理 基础,今后将重点关注数据处理模型与产品失效物理 模型相结合的贮存寿命预测方法。

### 参考文献:

- 孟涛,张仕念,易当祥,等.导弹贮存延寿技术概论
   [M].北京:中国宇航出版社,2013.
   MENG T, ZHANG S N, YI D X, et al. Introduction to Missile Storage Life Extension Technology[M]. Beijing: China Aerospace Press, 2013.
- [2] CHEN Y X, ZHANG Q, CAI Z Y, et al. Storage Reliability Assessment Model Based on Competition Failure of Multi-Components in Missile[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2017, 28(3): 606-616.
- [3] ZHAO Q Q, YUN W Y. Storage Availability of One-Shot System under Periodic Inspection Considering Inspection Error[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 186: 120-133.
- [4] SMITH J D, JOHNSON A R. Reliability Prediction Methods for Munition Components: A Review[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization. 2018, 57(3):

1355-1378.

- [5] HUYNH K P, SUHLING J C, QUACCH T M. A Review on the Reliability of Military Electronics and Possible Integration with the Physics-of-failure Approach[J]. Reliability Engineering & System Safety. 2019, 188: 388-403.
- [6] SHERBARTH R A, WEISS S A. Aging Mechanisms of Energetic Materials and their Impact on Reliability Predictions[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 185: 23-31.
- [7] 周虎儿,张湘平,徐琰. 基于 Powell 方法的引信步进应 力加速寿命试验数据处理[J]. 探测与控制学报, 2007, 29(2): 27-29.
  ZHOU H E, ZHANG X P, XU Y. Data Processing in Fuze Step-Stress Accelerated Life Test Based on Powell Method[J]. Journal of Detection & Control, 2007, 29(2): 27-29.
- [8] ZHANG Z P, WANG J F, WANG B, et al. The Storage Life Assessment of PEEK Based on Accelerated Degradation Test[J]. International Journal of Information and Management Sciences, 2018, 29(4): 425-434.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 赵河明,张亚,董少峰. 无线电引信电子头部件长贮加 速寿命试验数据处理方法探讨[J]. 探测与控制学报, 1999, 21(4): 33-36.
  ZHAO H M, ZHANG Y, DONG S F. The Study on the Data Processing Method for a Long Term Storage Accelerated Life Test of the Electronic Head Assembly of a Ra-

erated Life Test of the Electronic Head Assembly of a Radio Fuze[J]. Journal of Detection & Control, 1999, 21(4): 33-36.

[13] 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]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2003, 23(5): 545-547.

[14] 郭华, 祝逢春, 豆仁福, 等. 引信步进应力加速寿命试验无失效数据情况贮存寿命评估[J]. 装备环境工程, 2023, 20(2): 26-31.
 GUO H, ZHU F C, DOU R F, et al. Evaluation of Storage

Life of Fuze via Step-Stress Accelerated Life Test with Zero-Failure Data[J]. Equipment Environmental Engineering, 2023, 20(2): 26-31.

- [15] GONG H, ZHANG E M, YAO J. BP Neural Network Optimized by PSO Algorithm on Ammunition Storage Reliability Prediction[C]// 2017 Chinese Automation Congress (CAC). Jinan: IEEE, 2017.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 梁龙云,李红社,杨晋伟,等.遗传算法在引信可靠性 优化设计中的应用[J]. 弹箭与制导学报,2009,29(2): 133-135.
  LIANG L Y, LI H S, YANG J W, et al. The Application of GA on Fuze Reliability Optimum Design[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2009, 29(2): 133-135.
- [19] REN C, AN N, WANG J Z, et al. Optimal Parameters

Selection for BP Neural Network Based on Particle Swarm Optimization[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 56(3): 226-239.

- [20] GJB 5103—2004, 弹药元件加速寿命试验方法[S]. GJB 5103—2004, Accelerated Life Test Method of Ammunition Components[S].
- [21] KUMAR S, Neural Networks[M]. New York: McGraw-Hill, 2005.
- [22] SHI Y, EBERHART R. A Modified Particle Swarm Optimizer[C]// 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. Anchorage: IEEE, 1998.
- [23] 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.
- [24] PARK J B, LEE K S, SHIN J R, et al. A Particle Swarm Optimization for Economic Dispatch with Nonsmooth Cost Functions[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(1): 34-42.
- [25] PARK J B, LEE K S, SHIN J R, et al. A Particle Swarm Optimization for Economic Dispatch with Nonsmooth Cost Functions[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(1): 34-42.