

# 基于优化算法的弹药贮存寿命预测方法

冯昌林<sup>1</sup>, 邵渤涵<sup>2</sup>, 程雨森<sup>3</sup>

(1.中国人民解放军 92942 部队, 北京 102400; 2.中国船舶集团有限公司系统工程研究院, 北京 100089; 3.海军工程大学, 武汉 430033)

**摘要:** 目的 实现对缺失及不足的制导弹药贮存失效数据预测及补充的能力。方法 首先通过 4 种不同的预测算法 (GA-BP、PSO-BP、GA-SVM、PSO-SVM), 对自然贮存条件下弹药贮存失效数据进行预测, 其次根据最小二乘拟合法, 实现弹药贮存寿命评估模型的构建, 再通过寿命评估模型, 计算出不同方法下对应的贮存寿命。结果 通过不同模型的构建, 4 种预测方法与无优化条件下均能实现弹药贮存失效数据的预测, 并且在规定可靠度, GA-BP 和 PSO-BP 预测精度比另外 2 种方法更低。结论 GA-SVM 与 PSO-SVM 更适合弹药贮存失效数据的预测, 且效果更好。

**关键词:** 弹药; 贮存寿命; 遗传算法; 粒子群算法; BP 神经网络; 支持向量机

中图分类号: TJ413 文献标识码: A 文章编号: 1672-9242(2023)01-0008-08

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2023.01.002

## Ammunition Storage Life Prediction Method Based on Optimization Algorithm

FENG Chang-lin<sup>1</sup>, SHAO Bo-han<sup>2</sup>, CHENG Yu-sen<sup>3</sup>

(1. Unit 92942, People's Liberation Army, Beijing 102400, China; 2. Systems Engineering Research Institute of CSSC, Beijing 100089, China; 3. Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

**ABSTRACT:** The work aims to achieve the ability to predict and supplement the missing and insufficient BM drug storage failure data. First, four different prediction algorithms (GA-BP, PSO-BP, GA-SVM, and PSO-SVM) were used to predict the storage failure data of ammunition under natural storage conditions. Second, the ammunition storage life assessment model was constructed according to the least squares. At last, the life assessment model was used to calculate the corresponding storage life under different methods. Prediction of ammunition storage failure data can be achieved by all four prediction methods and optimization-free conditions. And in the specified reliability, the accuracy of GA-BP and PSO-BP predictions is lower compared to the other two methods. GA-SVM and PSO-SVM are better suited to predicting ammunition storage failure data and are more effective.

**KEY WORDS:** ammunition; storage life; genetic algorithms; particle swarm algorithm; BP neural networks; support vector machines

收稿日期: 2022-08-27; 修订日期: 2022-09-27

Received: 2022-08-27; Revised: 2022-09-27

作者简介: 冯昌林 (1983—), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为装备论证与研究。

**Biography:** FENG Chang-lin (1983-), Male, Doctor, Senior engineer, Research focus: weapon system optimization.

通讯作者: 邵渤涵 (1995—), 女, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向为武器系统运用与保障。

**Corresponding author:** SHAO Bo-han (1995-), Female, Master, Assistant engineer, Research focus: weapon system use and support.

引文格式: 冯昌林, 邵渤涵, 程雨森. 基于优化算法的弹药贮存寿命预测方法[J]. 装备环境工程, 2023, 20(1): 008-015.

FENG Chang-lin, SHAO Bo-han, CHENG Yu-sen. Ammunition Storage Life Prediction Method Based on Optimization Algorithm[J]. Equipment Environmental Engineering, 2023, 20(1): 008-015.

对制导弹药进行贮存寿命评估需要首先获取弹药的贮存失效数据, 通常包含自然贮存条件下的数据或加速寿命试验下弹药失效数据<sup>[1]</sup>。自然贮存条件下的失效数据通常会因为采集的时间、跨度有较大差异, 直接使用加速寿命试验数据会使得弹药寿命模型的说服力不足。

本文在考虑上述实际存在的问题, 通过对制导弹药缺失数据的预测, 结合弹药贮存寿命模型, 完成制导弹药的寿命预测<sup>[2]</sup>。制导弹药贮存寿命评估方法的研究通常以自然贮存条件下弹药贮存失效数据及加速寿命试验下贮存失效数据为基础, 再通过不同的模型去拟合修正<sup>[3]</sup>。文献[4]统计收集了弹药在不同阶段下的贮存失效数据, 结合 Bayes 方法计算了不同贮存时间下的可靠度, 通过建立的贮存可靠性数学模型来预测贮存可靠寿命。文献[5]考虑到实际贮存条件下周期较长的问题, 通过对制导弹药部组件的性能参数进行收集, 建立了灰色动态模型, 找到了影响制导弹药寿命的部组件, 通过对此薄弱环节加强关注, 提高制导弹药的贮存寿命。文献[6]将一般电子产品的可靠性评估方法引入制导弹药的寿命评估中, 考虑制导弹药经历不同的贮存状态, 并建立了综合失效模型, 得到了在制导弹药经过规定的贮存时间下仍满足规定可靠度的同时, 还需要考虑机械部组件等影响的结论。文献[7]首先假设制导弹药部组件的失效形式, 通过设计加速应力, 假设产品寿命分布函数, 并根据试验数据进行验证计算, 得到了部组件在正常应力下的寿命。

基于以上分析, 制导弹药寿命的评估首先需要假定寿命分布函数, 同时借助自然贮存条件下贮存失效数据和加速试验条件下寿命试验数据加以验证<sup>[8-17]</sup>, 希望能够在有限的有限的数据下完成一般制导弹药寿命的评估, 为加速寿命试验条件下寿命评估作对比验证<sup>[18-19]</sup>。弹药贮存失效机理一般与温度、湿度、贮存时间等条件相关, 因此要直接建立包含所有因素的弹药失效函数是困难的, 而 BP 神经网络、SVM 等机器学习方法可以建立起不同贮存条件与贮存失效数据的非线性关系, 从而实现在给定贮存时间下弹药失效数据预测的目的。BP 神经网络和 SVM 都可建立多输入单输出的非线性关系, 但在网络训练过程中均存在陷入局部极小值、预测精度较低的问题。遗传算法和粒子群算法可实现神经网络和支持向量机相关参数的自动搜索和确定, 在一定程度上克服机器学习的缺点, 使得预测方法更合理。

## 1 优化算法的基本理论

### 1.1 遗传算法优化 BP 网络

BP 网络<sup>[20]</sup>具有强大的非线性映射能力, 在面对多种因素对结果产生影响不明确的时候, 可以使用 BP 网络建立输入输出模型, 预测不同因素下的结果,

不需要掌握具体的机理分析。同时, BP 网络建模过程中非线性映射的方式可能使其陷入局部极小值。

神经网络的不足可通过遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 来优化, 遗传算法的选择、交叉、变异过程可实现全局寻优, 以此克服 BP 网络容易陷入局部极小值的缺点, 从而提高 BP 网络的预测精度和收敛速度。基本思路就是通过 GA 寻找到遗传过程种群中最优个体, 以最优个体对 BP 网络的权值进行赋值, 再通过 BP 神经网络进行预测。遗传算法优化 BP 网络的步骤如下。

1) 设置好进化代数, 即迭代次数; 选择交叉概率, 0 和 1 之间; 选择变异概率, 0 和 1 之间; 设置好节点总数。

2) 进行种群初始化, 将种群信息定义为一个结构体, 设置每一代种群的平均适应度, 规定每一代种群的最佳适应度。

3) 随机产生一个种群, 计算适应度, 根据适应度保留目标值。

4) 迭代求解最佳阈值和权值, 通过设置的交叉及变异概率, 以上一次循环中最好的目标值替代下一次循环中的目标值, 并记录其对应的最好适应度和平均适应度。

5) 通过对遗传算法结果的分析, 把最优的初始阈值赋值给 BP 神经网络, 再通过 BP 神经网络的搭建, 完成遗传算法对 BP 网络的优化模型。

GA 优化 BP 网络流程如图 1 所示。

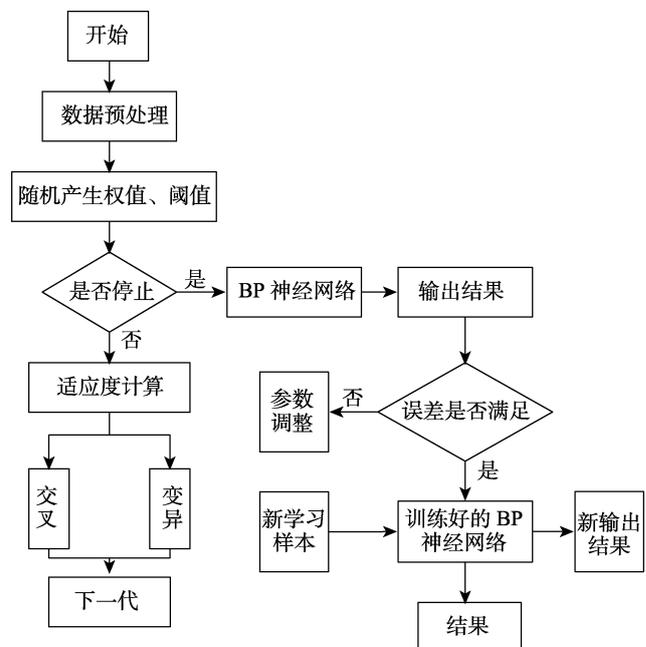


图 1 GA 优化 BP 网络流程

Fig.1 Flow chart of BP neural network optimized by GA

### 1.2 粒子群算法优化 BP 网络

粒子群优化算法<sup>[21]</sup> (Particle Swarm Optimiza-

tion, PSO) 通过种群中粒子间的合作与竞争实现优化搜索的功能。PSO 的位置-速度模型通过记录粒子在空间的解的位置和粒子的迭代速度来实现最优解的搜索。PSO 通过跟踪每次迭代的个体极值和全局

极值实现粒子位置和速度的更新, 直到到达设置的迭代次数或者在规定的迭代次数内误差小于标值, 迭代结束。粒子群优化 BP 网络<sup>[22]</sup>的流程如图 2 所示。

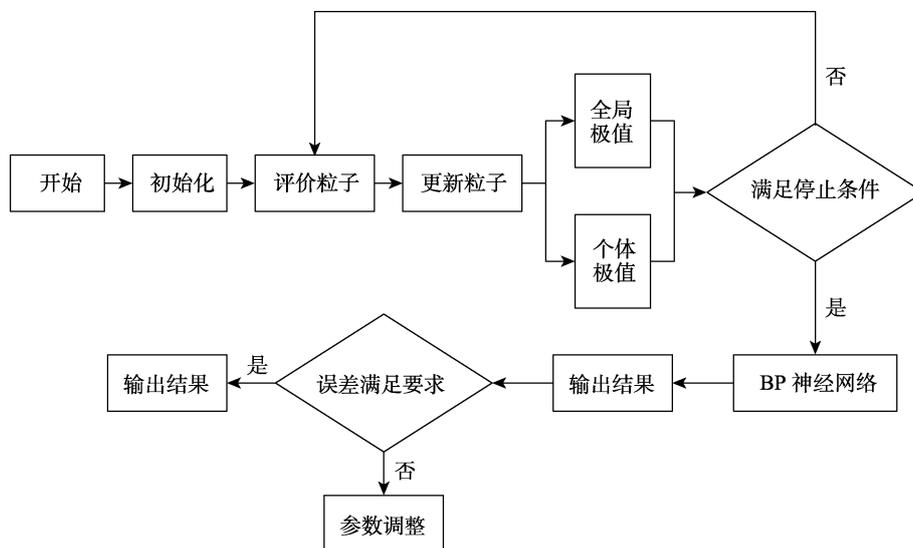


图 2 PSO 优化 BP 网络流程  
Fig.2 Flow chart of BP neural network optimized by PSO

### 1.3 遗传算法优化支持向量机

SVM<sup>[23]</sup>在处理小样本、非线性问题上具有较大优势。制导弹药贮存特点与其优势可有机结合, 主要利用其回归分析模块, 通过非线性映射将数据向高维映射, 然后在高维空间进行回归预测分析, 其理论基础也决定了对于小样本学习也具有很好的泛化能力, 样本的数量不是制约 SVM 的主要因素。其函数逼近时见式 (1)。

$$R_{reg}(f) = R_{emp}[f] + \lambda \|\omega\|^2 = \sum_{i=1}^S C(e_i) + \lambda \|\omega\|^2 \quad (1)$$

式中:  $R_{reg}(f)$  为函数逼近的目标函数;  $R_{emp}[f]$  为经验损失函数;  $S$  为模型的样本数量;  $\lambda$  为常数;  $C$  为错误惩罚因子, 作用是控制对超出误差样本的惩罚程度;  $e_i$  表示误差;  $\|\omega\|^2$  为映射到高维空间的复杂程度, 主要控制模型的复杂度。针对 SVM 存在欠学习和过学习现象问题, 使用遗传算法对 SVM 进行优化<sup>[13]</sup>, 流程如图 3 所示。

### 1.4 粒子群算法优化支持向量机

基于 PSO 优化的支持向量机, 首先从样本向量集中挑选支持向量, 组建训练集, 由组建的样本训练集构造初始种群, 对种群进行初始化, 确定全局极值点及个体极值点, 计算每一代种群的平均适应度。再通过迭代寻优找到个体最优值及群体最优值, 主要包括速度更新和种群更新、自适应粒子变异、适应度值的计算。利用 PSO 优化得到的最优参数进行 SVM 重

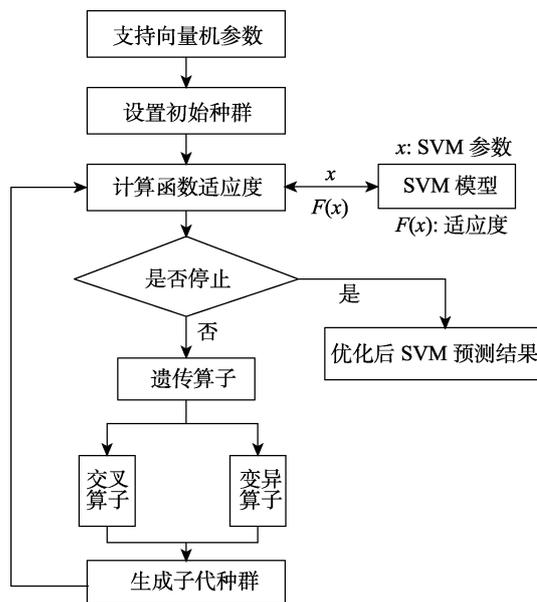


图 3 GA 优化支持 SVM 流程  
Fig.3 Flow chart of SVM optimized by GA

新训练, 而后通过优化后训练好的模型完成预测。粒子群优化 SVM<sup>[24]</sup>的流程如图 4 所示。

## 2 实例验证

本文选取在不同温度、湿度和贮存时间下制导弹药失效数据作为文中方法的数据集<sup>[25]</sup>, 具体数据见表 1。

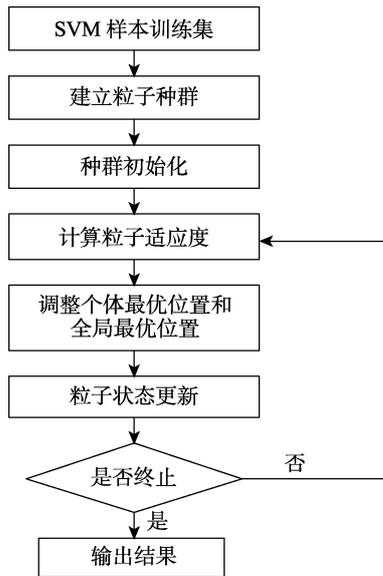


图 4 PSO 优化支持 SVM 流程  
Fig.4 Flow chart of SVM optimized by PSO

表 1 弹药贮存失效数据  
Tab.1 Ammunition storage failure data

序号	样本量/发	温度/K	相对湿度/%	贮存时间/a	失效数
1	10	293	40	5	0
2	10	293	40	8	1
3	10	293	40	13	1
4	10	293	40	17	2
5	10	293	40	23	3
6	10	298	50	6	0
7	10	298	50	10	1
8	10	298	50	15	2
9	10	298	50	21	3
10	10	298	50	23	4
11	10	303	35	5	0
12	10	303	35	9	1
13	10	303	35	12	0
14	10	303	35	19	2
15	10	303	35	24	3
16	10	298	45	5	0
17	10	298	45	8	1
18	10	298	45	13	1
19	10	298	45	17	2
20	10	298	45	23	3
21	10	303	55	6	1
22	10	303	55	10	0
23	10	303	55	15	2
24	10	303	55	21	2
25	10	303	55	23	3
26	10	308	40	5	1
27	10	308	40	9	1
28	10	308	40	12	2
29	10	308	40	19	3
30	10	308	40	24	3

## 2.1 遗传算法优化神经网络优化结果

根据文中 1.1 节内容, 建立 3 层神经网络结构, 即输入层、隐含层、输出层, 以样本数量、贮存的温度、贮存相对湿度、贮存时间作为影响弹药失效的指标。设置输入层节点数  $n=4$ , 输出层节点数  $m=1$ , 隐含层节点数取值范围在  $[3,13]$ 。根据实际经验, 选取隐含层节点  $h=10$ , 设置遗传算法初始参数进化代数为 50, 种群规模为 10, 交叉概率为 0.3, 变异概率为 0.1, 实际训练效果如图 5 所示。可以看出, GA 优化的 BP 网络平均适应度接近最佳适应度值, 预测值与未优化相比更接近期望值, 且误差较 BP 网络相对更小。

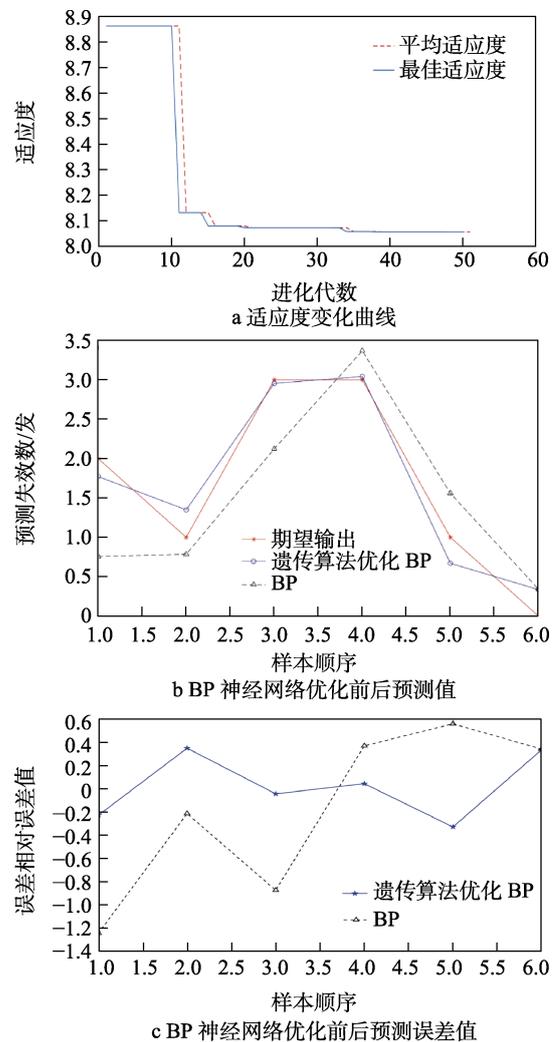


图 5 遗传算法优化 BP 神经网络训练效果  
Fig.5 Effect diagram of BP neural network training optimized by genetic algorithm: a) fitness curve; b) prediction value of BP neural network before and after optimization; c) prediction error value before and after BP neural network optimization

## 2.2 粒子群优化 BP 网络结果

根据 BP 网络训练样本集, 设置粒子种群  $N=30$ ,

解的维度  $D$  经计算为 61, 设置加速因子为 2, 最大迭代次数为 100, 并初始化粒子速度和位置, 粒子群优化 BP 网络结果如图 6 所示。以训练集中部分结果作为预测的期望值, 通过 PSO 优化过的 BP 网络预测值更接近期望值, 且其误差变化趋势更稳定接近 0。

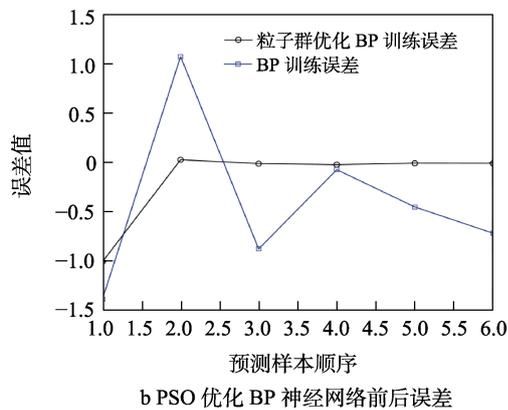
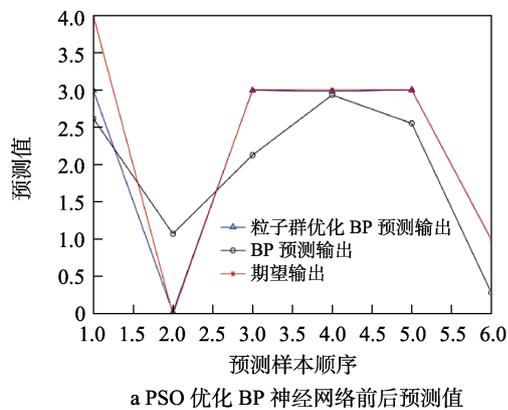


图 6 粒子群优化 BP 神经网络效果

Fig.6 Effect value before and after particle swarm optimization of BP neural network: a) prediction value of BP neural network before and after particle swarm optimization; b) error of BP neural network before and after PSO optimization

### 2.3 遗传算法优化支持向量机结果

根据 1.3 节步骤, 设置进化代数为 10, 种群规模为 5, 交叉概率为 0.3, 变异概率为 0.1, 随机产生种群后进行编码, 并计算适应度, GA 优化 SVM 结果如图 7 所示。基于 GA 优化的 SVM 模型的平均适应度、最佳适应度随进化代数变化曲线如图 7b 所示, 平均适应度接近最佳适应度, 并且预测的值更接近期望值。

### 2.4 粒子群算法优化支持向量机结果

设置种群规模为 10, 进化次数为 20, 加速因子为 2, 种群限制为 10, 经过随机产生种群找到全局最佳和个体最佳适应度值更新粒子, PSO 优化 SVM 结果如图 8 所示。以均方差值作为适应度函数值, 在 PSO 优化 SVM 的过程中, 每一代的均方差值逐渐减小, 表示适应度精度越来越高。从优化前后的预测值

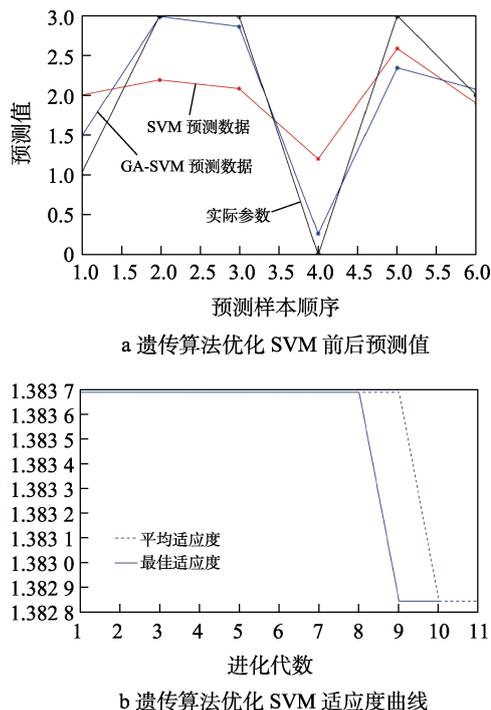


图 7 遗传算法优化 SVM 效果

Fig.7 Effect drawing of SVM optimized by genetic algorithm: a) prediction value before and after genetic algorithm optimization of SVM; b) fitness curve of SVM optimized by genetic algorithm

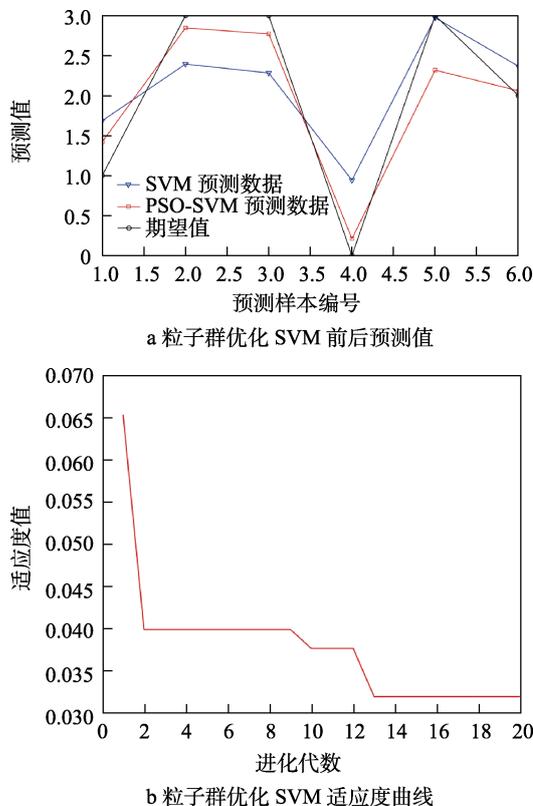


图 8 粒子群优化 SVM 效果

Fig.8 Effect drawing of SVM optimized by particle swarm: a) prediction value before and after particle swarm optimization of SVM; b) fitness curve of SVM optimized by particle swarm

可以看出, PSO 优化的 SVM 预测值更接近期望值, 预测精度较优化前有提高。

本文以优化后的神经网络、支持向量机结构来实现在不同贮存条件下弹药失效数据的预测。选取温度在 298 K、相对湿度为 50%、样本总量为 10 的条件下, 对不同贮存时间下制导弹药失效数据进行预测, 原始数据见表 2。

表 2 原始数据  
Tab.2 Raw data

样本量/发	温度/K	相对湿度/%	贮存时间/a	失效数/发
10	298	50	6	0
10	298	50	10	1
10	298	50	15	2
10	298	50	21	3
10	298	50	23	4

分别利用已经训练好的 GA-BP 模型、PSO-BP 模型、GA-SVM 模型、PSO-SVM 模型, 对贮存时间在 6、8、10、12、15、17、19、21、23、25 a 下的

贮存失效数据进行预测。结果见表 3。

表 3 预测后数据  
Tab.3 Post-projection data

时间/a	模型			
	GA-BP	PSO-BP	GA-SVM	PSO-SVM
6	0.277 9	0.265 6	0.444 1	0.413 3
8	0.419 4	0.529 0	0.729 1	0.689 6
10	1.349 2	1.093 9	1.020 3	0.980 8
12	1.474 6	1.839 4	1.316 4	1.284 1
15	2.019 1	2.584 5	1.767 2	1.755 4
17	2.456 9	2.798 2	2.070 6	2.075 9
19	2.760 2	2.899 3	2.374 8	2.397 7
21	2.955 8	2.947 0	2.678 6	2.717 5
23	3.124 4	2.969 6	2.980 9	3.032 0
25	3.308 7	2.980 2	3.280 3	3.338 0

参考文献[4]中的计算方法计算不同贮存时间下弹药的贮存可靠度, 结果见表 4。

表 4 不同方法下失效数预测值及对应可靠度

Tab.4 Prediction values of failure numbers under different methods and corresponding reliability

贮存时间/a	GA-BP		PSO-BP		GA-SVM		PSO-SVM	
	预测值	可靠度	预测值	可靠度	预测值	可靠度	预测值	可靠度
6	0.277 9	0.972 5	0.265 6	0.973 7	0.444 1	0.956 2	0.413 3	0.959 2
8	0.419 4	0.958 6	0.529 0	0.948 0	0.729 1	0.928 8	0.689 6	0.932 6
10	1.349 2	0.870 9	1.093 9	0.894 5	1.020 3	0.901 3	0.980 8	0.905 0
12	1.474 6	0.859 4	1.839 4	0.826 7	1.316 4	0.873 9	1.284 1	0.876 9
15	2.019 1	0.810 8	2.584 5	0.762 0	1.767 2	0.833 1	1.755 4	0.834 2
17	2.456 9	0.772 9	2.798 2	0.744 0	2.070 6	0.806 3	2.075 9	0.805 8
19	2.760 2	0.747 2	2.899 3	0.735 6	2.374 8	0.779 9	2.397 7	0.778 0
21	2.955 8	0.730 9	2.947 0	0.731 6	2.678 6	0.754 1	2.717 5	0.750 8
23	3.124 4	0.717 0	2.969 6	0.729 7	2.980 9	0.728 9	3.032 0	0.724 6
25	3.308 7	0.702 0	2.980 2	0.728 9	3.280 3	0.704 3	3.338 0	0.699 6

根据各方法下不同时间节点对应的可靠度值, 选取制导弹药可靠度分布为威布尔分布, 通过求解形状参数和尺度参数即可完成贮存可靠度曲线的求解, 可分别通过最小二乘法拟合出弹药贮存可靠度曲线与贮存时间的关系, 4 种方法下弹药贮存可靠度函数分别为:

1) GA-BP 方法下, 制导弹药贮存可靠度函数为  $R_s(t) = 0.98e^{-(t/52.26)^{1.331}}$ 。

2) PSO-BP 方法下, 制导弹药贮存可靠度函数为  $R_s(t) = 0.98e^{-(t/55.86)^{1.152}}$ 。

3) GA-SVM 方法下, 制导弹药贮存可靠度函数为  $R_s(t) = 0.98e^{-(t/54.36)^{1.345}}$ 。

4) PSO-SVM 方法下, 制导弹药贮存可靠度函数

为  $R_s(t) = 0.98e^{-(t/50.02)^{1.401}}$ 。

5) 无优化方法下, 按照相同的弹药寿命分布函数进行拟合, 代入表 2 原始数据, 即可求得无优化贮存数据下制导弹药贮存可靠度函数为  $R_s(t) = 0.98e^{-(t/40.03)^{1.784}}$ 。

绘制不同预测方法拟合得到的弹药贮存可靠度函数曲线, 如图 9 所示。由图 9 拟合结果可知, 无优化的方法与不同优化方法拟合的曲线均有交点, 分别为与 GA-SVM 预测下拟合曲线交点(15.47, 0.811 9), 与 PSO-SVM 预测下拟合曲线交点(16.99, 0.788 8), 与 GA-BP 预测下拟合曲线交点(18.16, 0.767 4), 与 PSO-BP 预测下拟合曲线交点(21.71, 0.700 2)。在贮存时间 15 a 以内, 在给定相同可靠度下, GA-SVM 法、GA-BP 法、PSO-SVM 法、PSO-BP 法与基于实际贮

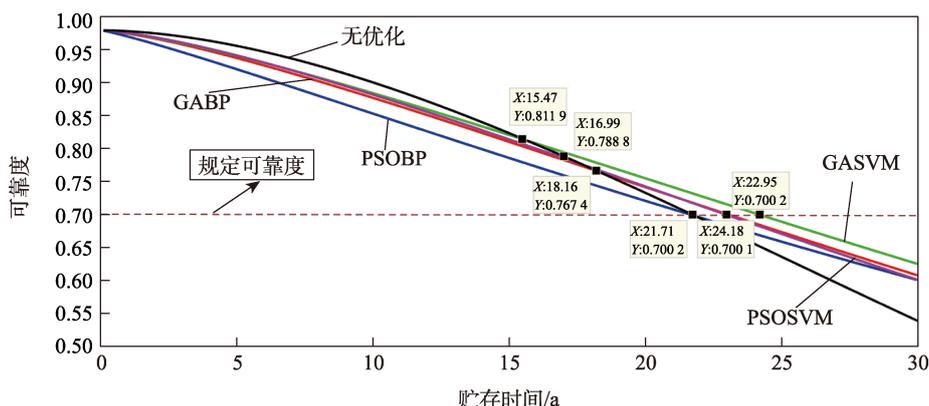


图9 不同预测方法下贮存可靠度曲线

Fig.9 Storage reliability curve under different prediction methods

存数据预测方法相比, 贮存寿命偏保守。在贮存时间 15 a 以后, GA-SVM 法、GA-BP 法、PSO-SVM 法、PSO-BP 法比基于实际贮存数据预测方法的贮存寿命偏大。

### 3 结论

1) 本文通过 4 种不同的优化算法 (GA-BP、PSO-BP、GA-SVM、PSO-SVM) 实现不同贮存条件下弹药贮存失效数据的预测, 为基于模型法预测弹药贮存寿命提供了参考。

2) GA-BP 和 PSO-BP 方法与无优化方法相比偏保守, 预测的弹药寿命与无优化方法相比, 误差较大。

3) GA-SVM 和 PSO-SVM 方法在预测的结果上更接近实际贮存寿命, 基于优化支持向量机的方法在预测弹药贮存寿命时效果更好。

#### 参考文献:

- [1] 赵晓东, 穆希辉. 无失效数据下计算装置贮存寿命评估方法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(1): 272-278.  
ZHAO Xiao-dong, MU Xi-hui. Evaluation Method for Storage Life of Computing Devices under Zero-Failure Data[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(1): 272-278.
- [2] 廖俊勃, 李燕, 杨军锋, 等. 基于改进支持向量回归机的火炮身管寿命预测[J]. 火力与指挥控制, 2017, 42(9): 183-186.  
LIAO Jun-bo, LI Yan, YANG Jun-feng, et al. Prediction of Gun Barrel Life Based on Improved Support Vector Regression[J]. Fire Control & Command Control, 2017, 42(9): 183-186.
- [3] 李淦, 郑波. 基于步进应力加速寿命试验的某新型弹药储存寿命评估[J]. 弹箭与制导学报, 2007, 27(2): 307-308.  
LI Gan, ZHENG Bo. The Estimation of a New-Style Ammunition Storage Life Based on the Test of Stepping Stress Acceleration Life[J]. Journal of Projectiles, Rock-

ets, Missiles and Guidance, 2007, 27(2): 307-308.

- [4] 赵翀, 马野, 董彩霞, 等. 舰炮弹药储存可靠寿命计算方法[J]. 四川兵工学报, 2015, 36(3): 98-101.  
ZHAO Chong, MA Ye, DONG Cai-xia, et al. Study on Calculation of Reliable Storage Life of Naval Gun Ammunition[J]. Journal of Sichuan Ordnance, 2015, 36(3): 98-101.
- [5] 赵东华, 张怀智, 郭胜强, 等. 基于灰色模型的某型末制导弹药贮存寿命预测[J]. 装备环境工程, 2011, 8(6): 28-30.  
ZHAO Dong-hua, ZHANG Huai-zhi, GUO Sheng-qiang, et al. Prediction of Terminal Guided Projectile Storage Life Based on Gray Model[J]. Equipment Environmental Engineering, 2011, 8(6): 28-30.
- [6] 仲伟君, 李德胜, 崔亮. 一种制导弹药电子部件可靠性预计方法[J]. 装备环境工程, 2014, 11(2): 103-105.  
ZHONG Wei-jun, LI De-sheng, CUI Liang. A Method for the Reliability Prediction of Electronic Components in Guided Munitions[J]. Equipment Environmental Engineering, 2014, 11(2): 103-105.
- [7] 高萌, 王金柱, 丁超, 等. 基于步进加速寿命试验的制导弹药储存寿命评估[J]. 军械工程学院学报, 2013, 25(6): 35-38.  
GAO Meng, WANG Jin-zhu, DING Chao, et al. Lifetime Evaluation of Guided Ammunition Based on Stepping Stress Accelerated Life Test[J]. Journal of Ordnance Engineering College, 2013, 25(6): 35-38.
- [8] 朱家元, 杨云, 张恒喜, 等. 基于优化最小二乘支持向量机的小样本预测研究[J]. 航空学报, 2004, 25(6): 565-568.  
ZHU Jia-yuan, YANG Yun, ZHANG Heng-xi, et al. Data Prediction with few Observations Based on Optimized Least Squares Support Vector Machines[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2004, 25(6): 565-568.
- [9] 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 He-ming, XU Jian-jun, ZHOU Chun-gui. Reliability Prediction of Fuze Storage Based on BP Neural Network[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2005, 19(1): 95-97.

- [10] 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 Li, XIE Jiang, XU Bin, 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.
- [11] 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 Hai-jian, TENG Ke-nan, LI Bo, et al. Application of Neural Network on Missile Storage Reliability Forecasting[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2010, 30(6): 78-81.
- [12] 刘芳, 王宏伟, 宫华, 等. 基于改进ACO-BP算法的弹药贮存可靠性评估[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(4): 177-181.  
LIU Fang, WANG Hong-wei, GONG Hua, et al. Evaluation of Ammunition Storage Reliability Based on Improved ACO-BP Algorithm[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2019, 40(4): 177-181.
- [13] 刘硕, 崔崇立, 程鑫, 等. 基于GA-SVM的航材装备维修费用预测研究[J]. 物流科技, 2019, 42(12): 152-155.  
LIU Shuo, CUI Chong-li, CHENG Xin, et al. Maintenance Cost Forecast of Air Material Equipment Based on Improved SVM[J]. Logistics Sci-Tech, 2019, 42(12): 152-155.
- [14] 郑波, 许和贵, 姜志保. 一种基于Poisson过程的弹药贮存寿命评估方法[J]. 兵工学报, 2005, 26(4): 528-530.  
ZHENG Bo, XU He-gui, JIANG Zhi-bao. An Estimation Method of Ammunition Storage Life Based on Poisson Process[J]. Acta Armamentarii, 2005, 26(4): 528-530.
- [15] 刘子如, 邵颖惠, 任晓宁, 等. 预估火炸药寿命的数学模型及其计算[J]. 火炸药学报, 2016, 39(2): 1-7.  
LIU Zi-ru, SHAO Ying-hui, REN Xiao-ning, et al. Mathematical Models and Its Calculations for Predicting the Life of Explosives and Propellants[J]. Chinese Journal of Explosives & Propellants, 2016, 39(2): 1-7.
- [16] 赵晓东, 穆希辉. 基于加速因子变异系数的弹药贮存寿命评估方法[J]. 兵器装备工程学报, 2020, 41(8): 107-111.  
ZHAO Xiao-dong, MU Xi-hui. Ammunition Storage Life Assessment Method Based on Acceleration Factor Coefficient of Variation[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2020, 41(8): 107-111.
- [17] 吕文平, 李旭昌, 林培基. 神经网络在复合固体推进剂力学性能研究中的应用[J]. 飞航导弹, 2009(4): 54-56.  
LYU Wen-ping, LI Xu-chang, LIN Pei-ji. Application of Neural Network in the Study of Mechanical Properties of Composite Solid Propellant[J]. Winged Missiles Journal, 2009(4): 54-56.
- [18] 赵婉. 航天火工装置步进应力加速贮存寿命试验方法研究[J]. 质量与可靠性, 2008(3): 20-23.  
ZHAO Wan. Study on Accelerated Storage Life Test Method of Space Initiating Explosive Device by Step Stress[J]. Quality and Reliability, 2008(3): 20-23.
- [19] 谭勇, 周堃, 罗天元, 等. 步进应力加速寿命试验数据处理方法在产品定寿试验中的应用[J]. 装备环境工程, 2017, 14(1): 30-33.  
TAN Yong, ZHOU Kun, LUO Tian-yuan, et al. Application of Data Processing Method for Step-up Stress Accelerated Life Test in Product Life Testing[J]. Equipment Environmental Engineering, 2017, 14(1): 30-33.
- [20] 陈小前, 罗世彬, 王振国, 等. BP神经网络应用中的前后处理过程研究[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(1): 65-70.  
CHEN Xiao-qian, LUO Shi-bin, WANG Zhen-guo, et al. Research on Preprocessing and Postprocessing of the Application of BP Neural Network[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2002, 22(1): 65-70.
- [21] 朱金福, 马睿馨, 彭安娜, 等. 基于粒子群优化算法的机场群航班优化配置研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2021, 40(9): 1-8.  
ZHU Jin-fu, MA Rui-xin, PENG An-na, et al. Flight Schedule Optimization in Multi-Airport System Based on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2021, 40(9): 1-8.
- [22] 杜珺, 高九萍. 一种改进型PSO-BP算法在红外目标中的应用[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(6): 62-66.  
DU Jun, GAO Jiu-ping. Research and Application of an Improved PSO-BP Algorithm in Infrared Targets[J]. Fire Control & Command Control, 2020, 45(6): 62-66.
- [23] 张薇玮, 丁文锐, 刘春辉. 复杂环境中无人机数据链干扰效果预测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(4): 760-766.  
ZHANG Wei-wei, DING Wen-rui, LIU Chun-hui. Prediction of Interference Effect on UAV Data Link in Complex Environment[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(4): 760-766.
- [24] 顾胜, 魏蛟龙, 皮德常. 一种粒子群模糊支持向量机的航天器参量预测方法[J]. 宇航学报, 2014, 35(11): 1270-1276.  
GU Sheng, WEI Jiao-long, PI De-chang. Particle Swarm Optimization-Fuzzy Support Vector Machine Based Prediction of Spacecraft Parameters[J]. Journal of Astronautics, 2014, 35(11): 1270-1276.
- [25] LIU Fang, GONG Hua, CAI Li-gang, et al. Prediction of Ammunition Storage Reliability Based on Improved Ant Colony Algorithm and BP Neural Network[J]. Complexity, 2019, 2019: 1-13.

责任编辑: 刘世忠