

引用格式:徐廷学,刘崇屹,朱桂芳,等.基于退化数据与失效数据的导弹雷达导引头竞争失效状态预测[J].电光与控制,2019,26(5):32-38, 109. XU T X, LIU C Y, ZHU G F, et al. Competition failure state prediction of missile radar seeker based on degraded data and failure data[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(5):32-38, 109.

## 基于退化数据与失效数据的导弹雷达导引头竞争失效状态预测

徐廷学<sup>1</sup>, 刘崇屹<sup>1</sup>, 朱桂芳<sup>2</sup>, 张海军<sup>3</sup>, 曲旭<sup>4</sup>, 姜崑<sup>5</sup>

(1. 海军航空大学, 山东烟台 264001; 2. 火箭军士官学校, 山东青州 262500;

3. 中国人民解放军92187部队, 山西长治 046000; 4. 中国人民解放军91910部队, 辽宁大连 116011;

5. 中国人民解放军91183部队, 山东青岛 266100)

**摘要:**针对导弹雷达导引头测试数据获取困难、失效机理多样的问题,在分析导弹雷达导引头退化数据和失效数据特点的基础上,提出了一种退化失效与突发失效相关的竞争失效状态预测模型。针对退化数据的小样本、非线性性和不确定性的特点,采用相关向量机(RVM)对其分布参数序列进行回归预测,并基于量子粒子化算法(QPSO)和Hannan-Quinn(H-Q)准则分别对核参数和嵌入维数进行寻优;考虑到突发失效与退化失效之间的相关性,引入位置-尺度模型描述突发失效分布参数与退化数据间的相关关系,进而对下一阶段导弹雷达导引头的失效状态进行预测。实例预测结果验证了模型的可行性及合理性。

**关键词:**导弹雷达导引头;退化数据;失效数据;竞争失效预测;QPSO-RVM;位置-尺度模型;Hannan-Quinn准则  
中图分类号: E927 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.05.006

## Competition Failure State Prediction of Missile Radar Seeker Based on Degraded Data and Failure Data

XU Ting-xue<sup>1</sup>, LIU Chong-yi<sup>1</sup>, ZHU Gui-fang<sup>2</sup>, ZHANG Hai-jun<sup>3</sup>, QU Xu<sup>4</sup>, XIAN Kun<sup>5</sup>

(1. Naval Aeronautical University, Yantai 264001, China; 2. The PLA Rocket Force Academy, Qingzhou 262500, China;

3. No. 92187 Unit of PLA, Changzhi 046000, China; 4. No. 91910 Unit of PLA, Dalian 116011, China;

5. No. 91183 Unit of PLA, Qingdao 266100, China)

**Abstract:** Considering the problems of “difficult acquisition of test data and diverse failure mechanism” of the radar seeker of a missile, we proposed a competition failure state prediction model related to degraded failure and sudden failure based on the analysis to the characteristics of the degraded data and failure data. Aiming at the characteristics of small sample, nonlinearity, and uncertainty of the degraded data, we used Relevance Vector Machine (RVM) to regress and predict the distributed parameter sequence. Then the kernel parameter and embedded dimensions were both optimized via Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization(QPSO) and Hannan-Quinn(H-Q) criterion. Taking into account the correlation between the sudden failure and the degraded failure, a position-scale model was introduced to describe the correlation between the sudden failure distribution parameters and the degraded data, thus to predict the failure state of the next stage. Prediction result of an example verified the feasibility and rationality of the model.

**Key words:** missile radar seeker; degraded data; failure data; competition failure prediction; QPSO-RVM; position-scale model; Hannan-Quinn criterion

收稿日期:2018-05-28

修回日期:2019-04-15

基金项目:国家自然科学基金(51605487);中国博士后科学基金(2016M592965)

作者简介:徐廷学(1962—),男,河南驻马店人,博士,教授,博导,研究方向为装备综合保障。

## 0 引言

雷达导引头是导弹的重要组成部分之一,一旦发生失效,导弹的作战效能会严重下降甚至造成严重后果。如何科学合理地导弹雷达导引头未来一段时间

内的失效状态进行预测,进而实施精细化的保障是目前亟需解决的问题。

贮存状态下的导弹雷达导引头具有退化失效和突发失效两种模式,二者均有可能发生,最终失效是由退化失效与突发失效竞争的结果。近年来,竞争失效的预测问题越来越受到学者们的重视。然而目前关于导弹雷达导引头的竞争失效状态预测的研究还较少,其瓶颈问题主要表现为两个方面:导弹具有“一次使用,长期贮存”的特点且不允许有过多的通电测试,很难获取大量导弹测试数据来进行失效状态的预测;导弹雷达导引头内部结构复杂,失效机理和模式多样化,建立一个科学合理的竞争失效状态预测模型需要全面考虑各个组成部件之间的竞争退化以及退化失效和突发失效之间的竞争问题<sup>[1]</sup>。

针对以上问题,本文在分析导弹雷达导引头测试数据特性的基础上,提出了一种基于退化数据和失效数据的竞争失效状态预测模型。在模型参数的求解过程中,结合性能退化数据的小样本、非线性和不确定性特点,采用相关向量机(RVM)预测分布参数,并借助量子粒子化算法(QPSO)和Hannan-Quinn(H-Q)准则对核参数和嵌入维数寻优;考虑到突发失效与退化失效的相关性,引入位置-尺度模型描述突发失效分布参数与性能退化数据间的相关关系,进而求解出突发失效相关参数。

## 1 测试数据分析与基本假定

导弹雷达导引头是一个较为复杂的系统,在定期测试时难以直接测量出所有的退化量,但是其性能特征参数的测试数据在一定程度上反映了其性能退化情况,因此,可以利用获取的测试数据表征导弹雷达导引头的退化程度。性能特征参数的测试数据呈现出较为明显的向失效阈值不断靠近的变化趋势,说明导弹雷达导引头发生了性能退化;任意一个性能特征参数的测试数据达到规定阈值,说明导弹雷达导引头发生了退化失效。贮存状态下的导弹雷达导引头突发失效状态一般表现为发生突发失效的时间,因而,本文中的性能退化数据主要是指性能特征参数的定期测试数据,失效数据主要指突发失效时间,失效状态预测指的是对失效概率的预测。

基于以上分析,给出以下5点假定建立导弹雷达导引头的竞争失效模型。

1) 导弹雷达导引头的竞争失效表现为两个方面:

① 退化失效和突发失效二者均有可能发生,最终的失效由最早出现的失效模式决定;② 任何一个性能特征参数发生退化失效都直接导致雷达导引头发生退化失效,导弹雷达导引头的退化失效是所有特征参数的退化失效竞争的结果。

2) 性能退化数据与失效数据均可反映状态情况,可通过抽样的方法对总体的分布规律进行统计推断。

3) 导弹雷达导引头的突发失效与退化失效相关,具体表现为突发失效数据受性能退化数据的影响,性能退化程度越高,突发失效越容易发生,并且每一个性能退化数据都在不同程度上影响突发失效概率。

4) 性能退化数据的分布函数 $G(x, \boldsymbol{\beta})$ (其中 $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$ 为该分布参数向量)的分布类型是固定的,与时间 $t$ 无关;分布参数向量 $\boldsymbol{\beta}$ 与时间 $t$ 有关,即 $G(x, \boldsymbol{\beta})$ 实质上是 $\boldsymbol{\beta}$ 与 $t$ 的函数,可描述为 $G(x, \boldsymbol{\beta}(t))$ 。

5) 导弹雷达导引头的各个性能特征参数之间互不影响,即相互独立。

## 2 导弹雷达导引头退化与突发竞争失效状态预测

### 2.1 竞争失效状态预测模型

导弹雷达导引头共有 $n$ 个性能特征参数,由于测试时间相对于定期测试时间间隔很短,可以认为每次定期测试获取的性能退化数据在时间上是同步的。 $t$ 时刻各个性能特征参数测得的退化数据分别为 $\{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$ ,各个退化数据对应的退化失效阈值为 $\{L_1, L_2, \dots, L_n\}$ ,上阈值为 $\{U_1, U_2, \dots, U_n\}$ ,首次达到退化失效阈值的时刻为 $\{T_s^1, T_s^2, \dots, T_s^n\}$ , $t$ 时刻的分布函数为 $G_i(x, \boldsymbol{\beta}_i(t))$ 。则第 $i$ 个性能特征参数在 $t$ 时刻发生退化失效的概率为

$$F_i^d(t) = P(T_s^i \leq t) = P((x_i(t) > U_i) \cup (x_i(t) < L_i)) = 1 - G_i(U_i, \boldsymbol{\beta}_i(t)) + G_i(L_i, \boldsymbol{\beta}_i(t)) = 1 - \int_{-\infty}^{U_i} g_i(x, \boldsymbol{\beta}_i(t)) dx + \int_{-\infty}^{L_i} g_i(x, \boldsymbol{\beta}_i(t)) dx \quad (1)$$

式中, $g_i(x, \boldsymbol{\beta}_i(t)) = \frac{\partial G(x, \boldsymbol{\beta}_i(t))}{\partial x}$ 为概率密度函数。

导弹雷达导引头的退化失效是各个特征参数的退化失效竞争导致的,则导弹雷达导引头在 $t$ 时刻发生退化失效的概率为

$$F_s(t) = P(T_s^1 \leq t \cup T_s^2 \leq t \cup \dots \cup T_s^n \leq t) = P([\{(x_1(t) > U_1) \cup (x_1(t) < L_1)\}] \cup \dots \cup [\{(x_n(t) > U_n) \cup (x_n(t) < L_n)\}]) = 1 - P([L_1 \leq$$

$$x_1(t) \leq U_1) \cap \dots \cap [L_n \leq x_n(t) \leq U_n]) = \prod_{i=1}^n \int_{L_i}^{U_i} g(x, \beta_i(t)) dx \quad (2)$$

导弹雷达导引头发生突发失效的时刻为  $T_h$ ，与时刻  $t$  和性能特征参数的退化数据  $x_i(t)$  相关， $\lambda(t, x_i(t))$  为  $T_h$  的失效率函数，则  $T_h$  的可靠度函数可表示为

$$R_h(t | x_i(t)) = P(T_h > t | x_i(t)) = e^{-\int_0^t \lambda(\tau, x_i(\tau)) d\tau} \quad (3)$$

在  $t$  时刻的突发失效概率可表示为

$$F_h(t | x_i(t)) = P(T_h \leq t | x_i(t)) = 1 - e^{-\int_0^t \lambda(\tau, x_i(\tau)) d\tau} \quad (4)$$

导弹雷达导引头最终的失效状态是由退化与突发失效竞争决定的，在  $t$  时刻的竞争失效概率为

$$F(t) = P(T \leq t) = P((T_h \leq t \cup T_s^1 \leq t \cup T_s^2 \leq t \cup \dots \cup T_s^n \leq t) = 1 - P(T_h > t, [L_1 < x_1(t) < U_1] \cap \dots \cap [L_n < x_n(t) < U_n]) = 1 - \prod_{i=1}^n \int_{L_i}^{U_i} R_h(t | x_i(t)) dG(x, \beta_i(t)) = 1 - \prod_{i=1}^n \int_{L_i}^{U_i} e^{-\int_0^t \lambda(\tau, x_i(\tau)) d\tau} g(x, \beta_i(t)) dx \quad (5)$$

### 2.2 竞争失效状态预测流程

竞争失效状态预测流程如图 1 所示。

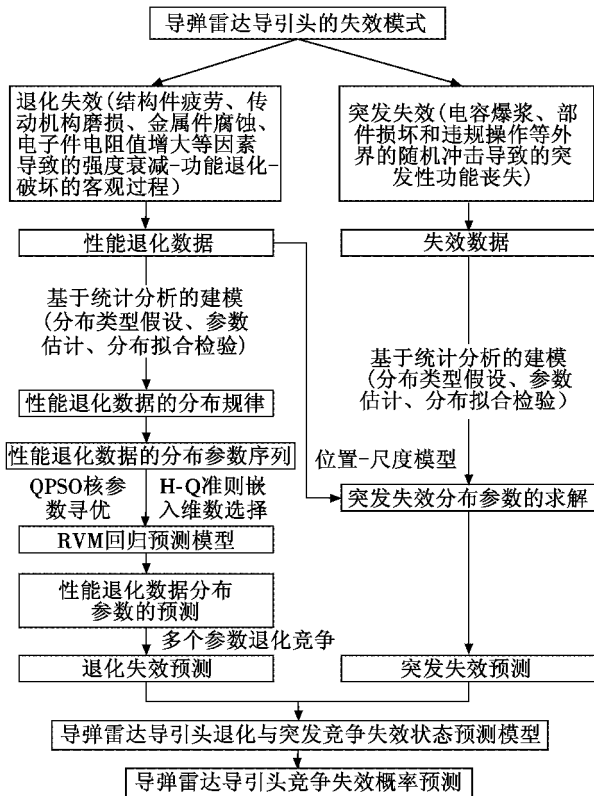


图 1 竞争失效状态预测流程

Fig. 1 Flow chart of competition failure state prediction

为了对贮存状态下的导弹雷达导引头进行竞争失效状态的预测，首先，利用数理统计的方法统计推断出性能退化数据和失效数据的分布类型，然后，利用基于 QPSO 算法和 H-Q 准则进行核参数和嵌入维数寻优的 RVM 回归预测模型对性能退化数据的分布参数序列进行预测，确定未来某一时刻性能退化数据分布函数的具体表达式；引入位置-尺度模型刻画导弹雷达导引头的突发失效分布参数和退化失效的相关关系，建立最终的竞争失效状态预测模型，实现对退化与突发竞争失效概率的预测。

### 3 退化与失效数据分布类型的确定

#### 3.1 退化数据分布类型

根据样本数据推断性能退化数据分布函数  $G(x, \beta(t))$  时，工程上一般假设其可能的分布类型为正态分布。考虑到雷达导引头性能退化数据的“小样本”特点以及  $W$  检验在正态分布拟合检验中的突出优势，本文采用  $W$  检验验证性能特征参数的分布类型。

#### 3.2 失效数据分布类型

Weibull 分布因其表示失效过程的良好适应性，常用于装备可靠性建模中。因而，本文假设突发失效时间  $T_h$  服从 Weibull 分布，其概率密度函数与分布函数分别为

$$f(t; \eta, m) = \left(\frac{m}{\eta}\right) \left(\frac{t}{\eta}\right)^{m-1} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m\right\} \quad t > 0 \quad (6)$$

$$F(t) = 1 - \exp\left\{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^m\right\} \quad t > 0 \quad (7)$$

式中， $\eta$  和  $m$  分别为尺度参数和形状参数。

考虑到常用的非参数检验方法中概率值检验较为粗略，Kolmogorov 检验在总体为一维已知分布的情况下相对于  $\chi^2$  检验更有优势，因此本文采用 Kolmogorov 检验法。

由于 Weibull 分布函数中含有未知的尺度参数  $\eta$  和形状参数  $m$ ，不满足 Kolmogorov 检验中分布函数不含有未知参数的要求，无法直接进行检验，本文采用其极大似然估计  $\hat{\eta}$  和  $\hat{m}$  进行代替。则需进行检验的假设为  $H_0: F(t) = F_0(t; \hat{\eta}, \hat{m}) = 1 - \exp\left\{-\left(\frac{t}{\hat{\eta}}\right)^{\hat{m}}\right\}, t > 0$ 。Kolmogorov 统计量为

$$\hat{D}_n = \sup_{0 \leq t < \infty} |F_0(t; \hat{\eta}, \hat{m}) - F_n(t)| = \max_{1 \leq i \leq n} d_i \quad (8)$$

式中，

$$d_i = \max\left\{\left|F_0(T_{(i)}; \hat{\eta}, \hat{m}) - \frac{i-1}{n}\right|, \left|\frac{i}{n} - F_0(T_{(i)}; \hat{\eta}, \hat{m})\right|\right\} \quad (9)$$

$(T_{(1)}, T_{(2)}, \dots, T_{(p)})$  是  $(T_1, T_2, \dots, T_p)$  的顺序统计量。

在确定的显著性水平  $\alpha$  下, 若  $\hat{D}_n > \hat{D}_{n,\alpha}$ , 则拒绝  $H_0$ , 否则接受  $H_0$ 。 $\hat{D}_{n,\alpha}$  的值可通过查表获取。

若样本  $T_1, T_2, \dots, T_n$  中不存在重复数据, 则可按式(8)和式(9)确定  $D_n$  的值。若样本  $T_1, T_2, \dots, T_n$  中存在重复数据, 则  $D_n$  需要做出如下调整。

按升序重新排列样本  $T_1, T_2, \dots, T_n$ , 合并重复数据, 即  $T_{(1)} < \dots < T_{(m)}, 1 \leq m \leq n$ 。

设  $n_i$  表示相应  $T_{(i)}$  在样本中的个数, 则

$$\begin{cases} n_1 + n_2 + \dots + n_m = n & n_i \geq 1 \\ F_n(T_{(i)}) = \frac{n_1 + n_2 + \dots + n_{i-1}}{n} & i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $F_n(T_{(m+1)}) = 1$ 。

Колмогоров 统计量为  $\hat{D}_n = \max\{d_1, d_2, \dots, d_m\}$ , 其中  $d_i = \max\{|F_0(T_{(i)}; \hat{\eta}, \hat{m}) - F_n(T_{(i)})|, |F_n(T_{(i+1)}) - F_0(T_{(i)}; \hat{\eta}, \hat{m})|\}$   $i = 1, 2, \dots, m$ 。(11)

## 4 竞争失效状态预测模型参数的求解

### 4.1 退化失效分布参数的预测

若得到了分布函数  $G(x, \beta(t))$  的分布类型, 再预测得到未来某一时刻  $t_i$  分布参数  $\beta(t_i)$  的预测值  $\hat{\beta}(t_i)$ , 即可得到时刻  $t_i$  性能退化数据的分布函数  $G(x, \beta(\hat{t}_i))$ , 因此退化失效预测的实质是对性能退化数据分布参数  $\beta(t)$  的预测。根据历年退化数据得到分布参数关于时间的参数序列, 选择合理的模型预测出未来某一时刻的分布参数值, 从而确定分布函数的确切表达式, 进而根据式(2)实现退化失效预测。

性能退化数据分布参数具有的小样本、非线性和不确定性等特点, 限制了传统时间序列预测理论的应用范围。相关向量机(RVM)是一种新兴的智能算法, 不仅在处理小样本时具有和 SVM 相似的精度, 而且其核函数克服了 Mercer 条件的限制, 选取更加灵活; 稀疏的超参数减少了设置参数的数量, 降低了计算量; 输出结果为概率式, 解的稀疏性强于 SVM, 泛化能力更佳, 目前在模式识别、回归估计等领域得到了广泛应用<sup>[2]</sup>。因此, 本文选用 RVM 预测模型, 模型的算法原理详见文献[3]。

RVM 核参数的设置是影响 RVM 回归预测精度的关键因素。如何方便准确地寻找最优核参数, 目前尚无指导理论, 本文采用基于量子粒子群优化(QPSO)的方法。

#### 4.1.1 基于 QPSO 的核参数寻优

本文选择综合性能突出的高斯径向基(RBF)核函数, 其标准形式为

$$K_{\text{std}}(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{2b^2}\right\} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

式中,  $b$  为唯一的核参数。

QPSO 是在粒子群优化方法的基础上提出的, 克服了粒子群优化方法粒子间协同搜索能力不强的问题, 而且相比于 PSO 控制参数更少, 鲁棒性和全局收敛性更好<sup>[4]</sup>。基于 QPSO 的 RVM 核参数寻优算法步骤如下所述<sup>[5]</sup>。

1) Step 1: 给定粒子数量为  $M$  的粒子群体  $X = [X_1, X_2, \dots, X_M]$ ,  $t$  时刻第  $i$  个粒子位置为  $X_i(t), i = 1, 2, \dots, M$ , 无速度向量。设置算法的最大迭代次数为  $I_{\text{max}}$ , 最大试验次数为  $S_{\text{max}}$ , 并且令当前迭代次数  $I$  和试验次数  $S$  均为 1。

2) Step 2: 给出核参数  $b$  的取值区间, 在取值区间中随机初始化粒子的位置  $X_i(t), i = 1, 2, \dots, M$ 。设置每个粒子的当前位置为其个体最好位置  $P_i(t)$ , 计算每个粒子对应的 RVM 训练集和测试集的均方根误差之和作为适应度  $f$ , 其中, 适应度最好的粒子对应的个体最好位置为初始的全局最好位置  $G(t) = P_g(t), g = \arg \min_{1 \leq i \leq M} [f(P_i(t))]$ 。

3) Step 3: 计算当前粒子的适应度, 与前一次迭代的适应度进行比较, 如果当前适应度更小, 更新  $P_i(t)$ , 否则保留原值。

4) Step 4: 计算当前粒子全局最好位置  $G(t)$  及其适应度, 与前一次迭代的全局最好位置比较, 如果当前全局最好位置的适应度更小, 更新  $G(t)$ , 否则保留原值。

5) Step 5: 更新粒子的位置, 即

$$P_i(t) = \varphi(t)P_i(t) + (1 - \varphi(t))G_i(t) \quad (13)$$

$$\varphi(t) \sim U(0, 1)$$

$$X_i(t+1) = P_i(t) \pm \eta |C(t) - X_i(t)| \ln(1/u_i) \quad (14)$$

$$u_i \sim U(0, 1)$$

$$C(t) = \frac{1}{M} \prod_{i=1}^M P_i(t) \quad (15)$$

式中:  $C(t)$  为粒子群的平均最好位置;  $\eta$  为收缩扩张系数, 是 QPSO 算法中除种群规模和最大迭代次数以外唯一需要调整的参数, 一般采用线性递减策略, 即

$$\eta = 0.5 + \frac{0.5(t_{\text{max}} - t)}{t_{\text{max}}} \quad (16)$$

6) Step 6: 若满足迭代终止条件  $I = I_{\text{max}}$ , 令  $b(S) = G(t)$ , 否则, 令  $I = I + 1$ , 执行 Step 3。

7) Step 7: 若满足循环终止条件  $S = S_{\text{max}}$ , 比较  $b(S)$  ( $S = 1, 2, \dots, S_{\text{max}}$ ) 的适应度, 选取适应度最小的  $b = \arg \min_{1 \leq S \leq S_{\text{max}}} [f(b(S))]$  作为最终确定的 RVM 最优核参数  $b_{\text{opt}}$ , 否则, 令  $S = S + 1$ , 执行 Step 2。

相空间重构时, 嵌入维数直接影响训练集矩阵蕴含的高维信息量, 是决定模型准确性的关键因素。嵌入维数的选择目前并无可靠的理论依据, 常用的确定

方法有互信息法、自相关法、CAO法、饱和关联维数法、FPE准则法等。

本文借鉴混沌时间序列的局域预测模型<sup>[6]</sup>中训练集规模的控制方法,对RVM训练集的嵌入维数进行优化设置,不仅克服了传统凭借经验主观赋值的不足,而且简单方便,尤其适用于小样本的情形。

#### 4.1.2 基于H-Q准则的嵌入维数选择

小样本训练<sup>[7]</sup>的局域法认为可以根据目标点 $X(n)$ 的 $d$ 个相邻点 $X(n_i), i=1,2,\dots,d$ 的运动趋势来推断预测 $X(n)$ 的值。在本文中,将相邻点作为RVM的训练集,进行RVM嵌入维数的寻优,即把 $X(n_i), i=1,2,\dots,d$ 作为输入样本, $x_{n_i+1}, i=1,2,\dots,d$ 作为输出值,构造RVM的回归预测模型,以代替局域线性模型,充分利用RVM逼近性能突出的优势获取最优函数拟合映射 $g$ 。

基于H-Q准则的思想确定相邻点个数的过程如下所述。

1) Step 1: 给定相邻点个数 $d$ 的取值范围为 $[d_{\min}, d_{\max}]$ 。

2) Step 2: 计算每个 $d$ 值下的H-Q准则值 $C(d)$ ,即

$$C(d) = \ln \sigma^2(d) + (d+1) \frac{H \ln(\ln N)}{N} \quad (17)$$

$$\sigma^2(d) = \frac{\frac{1}{S} \prod_{j=1}^s (x_j - x'_j)^2}{\bar{x}^2} \quad (18)$$

式中: $H$ 为常数,用以表示权重,一般取 $H > 2$ ;  $N$ 为预测样本个数; $\sigma^2$ 为拟合方差; $x_j$ 为样本数据点, $x'_j$ 为样本预测值。

3) Step 3: H-Q准则值 $C(d)$ 取得最小值时所对应的 $d$ 值即为最佳相邻点个数,也就是所求最优嵌入维数,即 $d_{\text{opt}} = \arg \min_{d \in [d_{\min}, d_{\max}]} (C(d))$ 。

#### 4.2 突发失效分布参数的求解

为描述突发失效与时间和性能退化数据的相关关系,可以采用回归分析方法中常用的位置-尺度模型。

令 $T_h$ 为突发失效时间, $Y_h = \ln T_h$ 的分布模型为 $Y_h = \mu(x) + \sigma \cdot e$ 。其中, $\mu(x)$ 为位置参数, $\sigma > 0$ 为常数尺度参数, $e$ 的分布与 $x$ 无关。给定 $x$ 时, $Y_h$ 的可靠度函数形如 $H\left(\frac{y - \mu(x)}{\sigma}\right)$ , $H(e)$ 是 $e$ 的可靠度函数。

则 $T_h = \exp Y_h$ 的可靠度函数可表示为

$$R_h(t|x) = H\left(\frac{\ln t - \mu(x)}{\sigma}\right) = S\left(\left(\frac{t}{\alpha(x)}\right)^\delta\right) \quad (19)$$

式中: $\alpha(x) = \exp(\mu(x))$ ;  $\delta = 1/\sigma$ ;  $S(w) = H(\ln w)$ 。利用该模型,式(5)可以改写为

$$F(t) = 1 - \prod_{i=1}^n \int_{L_i}^{U_i} S\left(\left(\frac{t}{\alpha_i(x)}\right)^\delta\right) g(x, \beta_i(t)) dx \quad (20)$$

由3.2节可知,突发失效时间 $T_h \sim Weibull(\eta, m)$ ,认为形状参数 $m$ 与退化数据 $x_i(t)$ 无关,而尺度参数 $\eta$ 是 $x_i(t)$ 的函数,即 $\eta(x_i(t))$ 。

现分析已知退化数据 $x_i(t)$ 时 $Y_h = \ln T_h$ 的分布,因为 $T_h \sim Weibull(\eta, m)$ ,所以 $Y_h = \ln T_h$ 服从极值分布,密度函数为

$$f_y(y|x_i(t)) = \frac{1}{\sigma_i} \exp\left[\frac{y - \mu_i(x)}{\sigma_i} - \exp\left(\frac{y - \mu_i(x)}{\sigma_i}\right)\right] \quad (21)$$

式中: $\sigma_i = 1/m$ ;  $\mu_i(x) = \ln \eta(x_i(t))$ 。若采用标准极值分布进行表示, $Y_h$ 为

$$Y_h = \mu_i(x) + \sigma_i \cdot e_i \quad (22)$$

式中, $e_i$ 具有标准极值分布,其密度函数为 $\exp(e_i - \exp e_i)$ 。通常令 $\mu_i(x) = \gamma_1^i + \gamma_2^i \cdot x_i(t)$ ,  $\sigma_i = \gamma_3^i$ ,则式(21)可表示为

$$f_y(y|x_i(t)) = \frac{1}{\gamma_3^i} \exp\left[\frac{y - (\gamma_1^i + \gamma_2^i \cdot x_i(t))}{\gamma_3^i} - \exp\left(\frac{y - (\gamma_1^i + \gamma_2^i \cdot x_i(t))}{\gamma_3^i}\right)\right] \quad (23)$$

式中, $\gamma_1^i$ ,  $\gamma_2^i$ 和 $\gamma_3^i$ 的值通过极大似然估计法进行估计,在求解估计值的过程中,会涉及到超越方程,难以得到解析解,按照文献[8]的方法计算其数值解。

## 5 实例分析

以某导弹雷达导引头为研究对象,在贮存的60个月期间每6个月进行一次定期测试均未发生失效, $n$ 个性能特征参数的测试信息从贮存6个月开始记录到60个月。随机抽取10枚导弹雷达导引头作为样本,根据贮存6~48个月的测试信息分别对贮存54个月和60个月的雷达导引头进行失效状态的预测,并将预测结果与真实失效情况进行对比,以验证本文设计方法的可行性和有效性。

### 5.1 数据分布类型的确定

以某性能特征参数 $X_1$ (单位V)为例,抽取10枚导弹的雷达导引头在贮存6个月时的测试数据分别为11.12, 10.99, 11.53, 10.39, 11.53, 11.20, 11.06, 11.83, 12.28, 12.29。计算出检验统计量 $W = 0.9488$ ,取显著性水平 $\alpha = 0.05$ ,查表得 $W_{10,0.05} = 0.842$ 。因为 $W > W_{10,0.05}$ ,所以在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下可以认为贮存6个月时 $X_1$ 的性能退化数据服从正态分布。

同型号的另一批次导弹雷达导引头在贮存过程中先后突发失效,其中8枚导弹雷达导引头分别在贮存60个月、54个月、78个月、72个月、66个月、78个月、72个月、66个月时突发失效,采用Kolmogorov检验验证其分布类型。将抽取的8枚导弹雷达导引头的突发

失效时间表示为  $T$ , 则原假设为  $H_0: T \sim F(t; \eta, m) = 1 - \exp\{- (t/\eta)^m\}, t > 0$ 。

通过极大似然估计法求解出尺度参数  $\eta$  与形状参

数  $m$  的估计值  $\hat{\eta} = 71.6913, \hat{m} = 10.5472$ 。

由于样本中存在重复数据, 按升序重新排列并合并数据如表 1 所示。

表 1 突发失效数据的 Weibull 检验

Table 1 Weibull test of sudden failure data

$T_{(i)}$	$F_0(T_{(i)}; \hat{\eta}, \hat{m})$	$F_n(T_{(i)})$	$F_n(T_{(i+1)})$	$ F_0(T_{(i)}; \hat{\eta}, \hat{m}) - F_n(T_{(i)}) $	$ F_n(T_{(i+1)}) - F_0(T_{(i)}; \hat{\eta}, \hat{m}) $	$d_i$
54	0.0491	0	0.1250	0.0491	0.0759	0.0759
60	0.1418	0.1250	0.2500	0.0168	0.1082	0.1082
66	0.3416	0.2500	0.5000	0.0916	0.1584	0.1584
72	0.6488	0.5000	0.7500	0.1488	0.1012	0.1488
78	0.9123	0.7500	1.0000	0.1623	0.0877	0.1623

由式(10)和式(11)计算得出 Kolmogorov 统计量  $\hat{D}_8 = 0.1623$ , 取显著性水平  $\alpha = 0.05$ , 查表得  $\hat{D}_{8,0.05} = 0.2850$ 。因为  $\hat{D}_8 < \hat{D}_{8,0.05}$ , 所以在显著性水平  $\alpha = 0.05$  下接受  $H_0$ , 即可判定突发失效数据服从 Weibull 分布。

### 5.2 退化失效分布参数的预测

由 5.1 节可知, 导弹雷达导引头的退化数据服从正态分布, 退化分布参数的预测就转化为对均值  $\mu(t)$  和方差  $\sigma^2(t)$  的预测。

分析处理抽取的 10 枚导弹雷达导引头的性能特征参数  $X_1$  在贮存 6~60 个月退化数据, 可得到均值和方差参数序列分别为 (11.422, 11.371, 11.213, 11.018, 10.786, 10.535, 10.418, 10.344, 10.308, 10.299), (0.3558, 0.3771, 0.6871, 0.5370, 0.5003, 0.4050, 1.0234, 0.5728, 0.5980, 0.5886)。将前 8 组数据作为训练样本, 后 2 组数据用以验证 RVM 方法的预测效果。

首先预测均值  $\mu(t)$ 。采用 4.1 节中 H-Q 准则确定嵌入维数为  $d_{opt} = 1$ , 即相空间重构前 7 个数据, 可以得到样本对  $X_{1\mu} = (11.422, 11.371, 11.213, 11.018, 10.786, 10.535, 10.418)^T, T_{1\mu} = (11.371, 11.213, 11.018, 10.786, 10.535, 10.418, 10.344)^T$ 。根据 QPSO 的 RVM 核参数寻优算法, 设置粒子数量  $M = 20$ , 最大迭代次数  $I_{max} = 100$ , 最大试验次数  $S_{max} = 50$ , 搜索范围为  $[0.001, 100]$ , 最终确定高斯径向基 (RBF) 核函数的最优核参数  $b_{opt} = 1.1849$ 。为了说明改进 QPSO-RVM 算法的优越性, 分别采用改进 RVM 和标准 RVM 模型 (核参数  $b$  设置为 1) 训练输入输出样本对, 得到均值  $\mu(t)$  的预测回归曲线分别如图 2a 和图 2b 所示。

从图 2、表 2 中可以较直观地看出, 改进 RVM 方法较标准 RVM 方法有更良好的回归表现。进一步比较二者的平均绝对百分比误差 (MAPE)、均方根误差

(RMS) 和相关向量数 (nRV), 可见, 改进 RVM 方法的回归误差更小, 相关向量数更少。

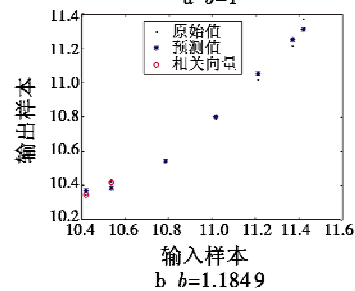
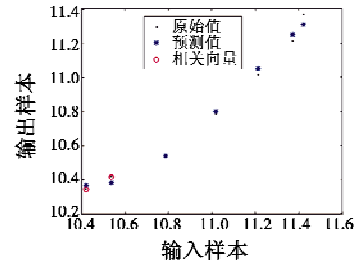


图 2 回归曲线

Fig. 2 Regression curve

表 2 改进 RVM 和标准 RVM 回归效果对比

Table 2 Regression effect of improved RVM and standard RVM

方法	MAPE	RMS	nRV
标准 RVM	0.0288	0.0399	2
改进 RVM	0.0263	0.0289	1

训练完毕即可开始预测输入样本  $X_{1\mu}^* = (11.422, 11.371, 11.213, 11.018, 10.786, 10.535, 10.418, 10.344)^T$ , 为验证本文方法的有效性, 分别采用 GM(1, 1) 方法、标准 RVM 方法和改进 RVM 方法对贮存 54 个月和 60 个月时性能特征参数  $X_1$  的均值进行预测, 结果如表 3 所示, 预测曲线见图 3, 同理对方差序列进行预测, 得到相关结果分别如表 4 和图 4 所示。

表3 各方法均值预测结果

Table 3 Mean value prediction results of each method

测试时间 $t$ /月	实测值	GM(1,1)方法		标准RVM方法		改进RVM方法	
		预测值	预测误差/%	预测值	预测误差/%	预测值	预测误差/%
54	10.308	10.091	2.02	10.379	0.687	10.351	0.147
60	10.299	9.931	3.57	10.376	0.748	10.332	0.319

表4 各方法方差预测结果

Table 4 Variance prediction results of each method

测试时间 $t$ /月	实测值	GM(1,1)方法		标准RVM方法		改进RVM方法	
		预测值	预测误差/%	预测值	预测误差/%	预测值	预测误差/%
54	0.5980	0.7605	27.17	0.5548	7.22	0.5820	2.68
60	0.5886	0.8125	38.04	0.5419	7.93	0.5743	2.42

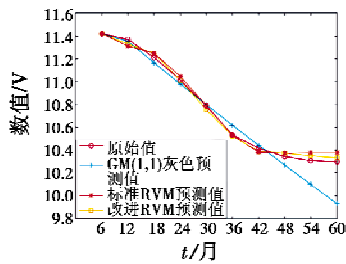


图3 均值预测结果

Fig. 3 Prediction result of mean value

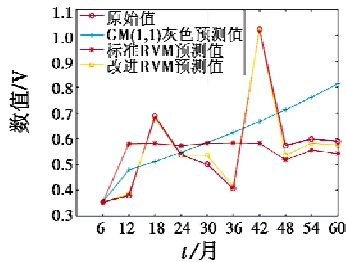


图4 方差预测结果

Fig. 4 Prediction result of variance

从表3、表4以及图3、图4中可以看出,对性能退化数据的分布参数进行预测时,GM(1,1)方法对于均值序列这种具有平滑增长趋势的参数序列拟合预测效果较好,而对于方差序列这种具有较大甚至剧烈波动性的参数序列效果不是很令人满意。RVM方法的回归预测精度要高于GM(1,1)方法,泛化能力较好,适用性更强。本文采用平均相对误差(ARE)进一步对3种方法的预测效果做出定量分析,如表5所示。可见,本文设计的改进RVM算法预测性能更佳,具有较好的应用前景。

表5 各方法ARE结果对比

Table 5 ARE result of each method

	GM(1,1)方法	标准RVM方法	改进RVM方法
均值	0.0084	0.0033	0.0024
方差	0.2492	0.2038	0.0241

### 5.3 突发失效分布参数的求解

抽取的8枚突发失效的导弹雷达导引头的突发失效时间对应的特征参数  $X_i$  的测试数据分别为 10.28, 10.31, 9.71, 9.89, 10.20, 9.68, 9.87 和 10.19。进而求得参数  $\gamma_1^i, \gamma_2^i$  和  $\gamma_3^i$  的估计值分别为 9.6162, 0.3586 和 0.5749, 则位置-尺度模型参数为  $\mu_i(x) = \gamma_1^i + \gamma_2^i \cdot x_i(t) = 9.6162 + 0.3586x_i(t)$ ,  $\sigma_i = \gamma_3^i = 0.5749$ 。Weibull 参数为  $\eta(x_i(t)) = \exp(\mu_i(x)) = \exp(9.6162 + 0.3586x_i(t))$  和  $m_i = 1/\sigma_i = 1.7394$ 。将以上参数代入式(3), 可得突发失效时间  $T_h$  的可靠度函数为

$$R(t; \eta_i, m_i) = \exp\left\{-\left(\frac{t}{\eta(x_i(t))}\right)^{m_i}\right\} = \exp\left\{-\left(\frac{t}{\exp(9.6162 + 0.3586x_i(t))}\right)^{1.7394}\right\} \quad t > 0 \quad (24)$$

### 5.4 竞争状态预测结果分析

由式(5)对整个导弹雷达导引头在贮存54个月时的失效概率进行预测得  $F(t)$  为 0.1283。即导弹雷达导引头在贮存54个月时发生失效的概率为 0.1283, 同理获得贮存60个月的失效概率为 0.1461。通过统计分析得到贮存54个月和60个月时的实际失效概率评估值分别为 0.1250 和 0.1429, 与本文预测值相符, 验证了预测方法的合理性。

为了更好地说明本文设计方法的优越性, 分别采用只考虑性能退化失效  $M_1$ 、只考虑突发失效  $M_2$ 、假设突发失效与退化失效相互独立的竞争失效预测方法  $M_3$  和本文方法  $M_4$  对贮存54个月和60个月的失效概率进行预测, 各方法预测结果对比如表6所示。

由表6可知, 虽然各个方法的预测值均与实际值相差不大, 但是不难发现, 只考虑退化或突发失效以及忽略突发与退化失效间相关性时, 得到的失效概率预 (下转第109页)

- [2] 柴国强,吕爱龙,李竹.一种基于 FrFT 的三通道 SAR 运动目标检测与成像算法[J].山西师范大学学报:自然科学版,2017,31(3):53-58.
- [3] DRAGOSEVIC M V, BURWASH W, CHIU S. Detection and estimation with RADARSAT2 moving-object detection experiment modes[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(9):3527-3543.
- [4] HUANG L, DONG C X, SHEN Z B, et al. The influence of rebound jamming on SAR-GMTI[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(2):399-403.
- [5] 张学攀,廖桂生,朱圣祺,等.基于双通道距离频率干涉相位解运动目标径向速度模糊方法[J].宇航学报,2013,34(8):1152-1158.
- [6] 王肖洋,高贵,周石琳,等.一种基于双通道 DPCA 的 SAR-GMTI 杂波抑制方法[J].雷达学报,2014,3(2):241-248.
- [7] ZHU S Q, LIAO G S, QU Y, et al. A new slant-range velocity ambiguity resolving approach of fast moving targets for SAR system[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(1):432-451.
- [8] ZHU S Q, LIAO G S, LIU B C, et al. New approach for SAR Doppler ambiguity resolution in compressed range time and scaled azimuth time domain[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(4):3026-3039.
- [9] 马腾,陈华杰,彭冬亮.双波段 SAR/GMTI 融合解速度模糊[J].现代电子技术,2015,38(14):32-35.

(上接第 38 页)

测值相比于实际失效概率值偏低,在一定程度上存在着低估失效概率的可能,不利于有效控制失效风险,而本文方法预测精度更高、效果更好、更具优势。

表 6 不同方法 ARE 结果对比

Table 6 ARE result of different methods

预测方法	失效概率预测值		平均相对误差/%
	54 个月	60 个月	
$M_1$	0.1176	0.1343	5.9700
$M_2$	0.1194	0.1379	3.9900
$M_3$	0.1201	0.1388	3.3900
$M_4$	0.1283	0.1461	2.4400

## 6 结论

针对导弹雷达导引头竞争失效状态预测研究中的瓶颈问题,本文以测试数据为切入点进行失效分析,提出了一个基于退化数据与失效数据的竞争失效状态预测模型,某导弹雷达导引头的实例表明模型有较好的预测表现,验证了模型的可行性和合理性。主要创新点有:

1) 在建立导弹雷达导引头的竞争失效模型时,不仅考虑到退化失效与突发失效之间的竞争,还对导弹雷达导引头不同特征参数之间的退化竞争进行研究,考虑更加全面,模型更加可靠;

2) 针对性能退化数据的小样本、非线性和不确定性特点,采用 RVM 对其分布参数进行预测,并结合 QPSO 和 H-Q 准则实现核参数和嵌入维数的寻优,预测结果表明改进的 RVM 模型预测精度和效果均更优;

3) 考虑到突发失效与退化失效之间的相关性,借助位置-尺度模型对这种相关关系进行刻画,实现对突发失效分布参数的求解。

## 参考文献

- [1] 丛林虎,徐廷学,王寿,等.基于退化数据与故障数据的导弹竞争故障预测[J].北京航空航天大学学报,2016,42(3):522-530.
- [2] 冯鹏飞,朱永生,王培功,等.基于相关向量机模型的设备运行可靠性预测[J].振动与冲击,2017,36(12):146-149,180.
- [3] 周建宝,王少军,马丽萍,等.可重构卫星锂离子电池剩余寿命预测系统研究[J].仪器仪表学报,2013,34(9):2034-2044.
- [4] 徐公国,段修生,徐宏浩,等.基于 Rényi 信息增量和改进 QPSO 算法的多传感器协同分配[J].电光与控制,2017,24(5):15-19.
- [5] 范庚,马登武,吴明辉,等.电子系统状态时间序列预测的优化相关向量机方法[J].系统工程与电子技术,2013,35(9):2011-2015.
- [6] 邴其春,龚勃文,杨兆升,等.一种组合核相关向量机的短时交通流局域预测方法[J].哈尔滨工业大学学报,2017,49(3):144-149.
- [7] 逄程,徐廷学,张海军,等.改进 RVM 的装备退化状态预测方法[J].现代防御技术,2018,46(2):153-158.
- [8] 温艳清,刘宝亮.完全数据下 Weibull 分布参数的极大似然估计[J].应用数学,2008,21(s1):67-70.