

# 基于多指标相似性的 T/R 组件剩余寿命融合预测方法\*

侯晓东<sup>1</sup>, 杨江平<sup>1</sup>, 邓斌<sup>1</sup>, 夏亮<sup>1</sup>, 王挺<sup>1</sup>, 朱新权<sup>2</sup>

(1. 空军预警学院 防空预警装备系, 湖北 武汉 430019; 2. 中国人民解放军 63789 部队, 陕西 西安 710005)

**摘要:**为实现对 T/R 组件剩余寿命的准确预测, 及时掌握装备当前健康状态和提高装备维修保障水平, 分析 T/R 组件的故障特点, 筛选出反映 T/R 组件状态退化过程的状态监测指标, 通过计算每个指标对应的剩余寿命信息和权重, 得到 T/R 组件的剩余寿命预测结果。通过算例分析与比较, 验证了预测方法的实用性与有效性。研究结果可为电子装备剩余寿命预测提供理论指导, 对合理规划维修资源和提高装备战斗力具有重要意义。

**关键词:** T/R 组件; 剩余寿命预测; 相似性; 状态监测指标; 大型相控阵雷达

**中图分类号:** TN95      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-2486(2019)04-190-09

## Fusion prediction method of remaining useful life for T/R module based on multi-index similarity

HOU Xiaodong<sup>1</sup>, YANG Jiangping<sup>1</sup>, DENG Bin<sup>1</sup>, XIA Liang<sup>1</sup>, WANG Ting<sup>1</sup>, ZHU Xinquan<sup>2</sup>

(1. Air-Defense Early Warning Equipment Department, Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China;

2. The PLA Unit 63789, Xi'an 710005, China)

**Abstract:** The prediction of remaining useful life for T/R module is significant for equipment support personnel to master current health status of equipment and to improve the level of repair and maintenance. The fault characteristics of T/R module were analyzed and the indices reflecting the degradation process of T/R module were screened out, the remaining life prediction result of T/R module was obtained by calculating the remaining life information and weight of each index. The practicability and effectiveness of the prediction method were demonstrated by experimental example analysis and comparison. The results can provide theoretical guidance for predicting the remaining life of electronic equipment, and it is significant for planning maintenance resources reasonably and improving battle effectiveness of equipment.

**Keywords:** T/R module; remaining useful life prediction; similarity; state monitoring index; large phased array radar

大型相控阵雷达在防空和反导预警中发挥着重要的作用, 具有对空天目标远程预警探测能力<sup>[1]</sup>。T/R 组件是构成大型相控阵雷达天线的基础, 是大型相控阵雷达的核心部件, 主要完成发射/接收信号的放大, 实现天线波束扫描所需的相移及波束控制等功能, 具有集成度高、设备量大、可靠性高的特点<sup>[2]</sup>。对 T/R 组件的剩余有效寿命进行预测, 能够指导装备维修保障人员及时掌握装备的健康状态, 为部队提高装备的战备完好率和作战效能, 对装备的维修保障具有重要的实际意义<sup>[3-4]</sup>。

装备的剩余寿命预测一直是故障预测与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)中的热点和难点问题。为了对装备的剩余寿命进行有效的预测, Wang<sup>[5]</sup>提出了一种基于相似性的剩

余寿命预测方法, 该方法的思想是通过比较服役样本和参照样本退化轨迹的相似性来预测装备的剩余寿命。孟光等<sup>[6]</sup>和张仕新等<sup>[7]</sup>分别对设备寿命预测方法进行了全面论述, 分析和总结了基于相似性的剩余寿命预测方法。尤明懿等<sup>[8-10]</sup>同时利用失效历史数据和未失效数据, 提出了一种拓展的相似性剩余寿命预测方法, 并对其鲁棒性和不确定性进行了研究, 提高了相似性寿命预测的应用范围。文献[11-14]分别对相似性及其改进方法的应用进行了研究。

目前, 对多状态退化指标下基于相似性寿命预测方法的研究相对较少, 还没有形成统一的、实用性的理论和方法。雷从英等<sup>[15]</sup>采用线性回归的方法对多状态退化指标的基于相似性的寿命预测方法进行了研究, 但未考虑多状态退化指标的

\* 收稿日期: 2018-04-17

基金项目: 国家部委基金资助项目(KYJH41721); 全军军事类研究生资助项目(2016JY314)

作者简介: 侯晓东(1990—), 男, 陕西宝鸡人, 博士研究生, E-mail: hxdscylla@163.com;

杨江平(通信作者), 男, 教授, 博士, 博士生导师, E-mail: yjp\_wh@163.com

量纲和量级的影响。谷梦瑶等<sup>[16]</sup>将多状态退化变量融合为反映系统健康状态的实时健康度,采用单状态变量下的相似性寿命预测方法预测了装备的剩余寿命。以上方法虽然能够解决多状态变量下的剩余寿命预测问题,但其适用范围较小,不适用于具有多种故障模式的T/R组件的剩余寿命预测<sup>[17-19]</sup>。

本文结合T/R组件的多故障模式的特点,对基于相似性的T/R组件剩余寿命融合预测方法进行了研究。

## 1 状态监测指标的筛选

在大型相控阵雷达装备系统中,为了及时准确掌握装备的健康状态,系统内部安装了大量的机内测试设备(Build-In Test Equipment, BITE),实现了装备功能检查、故障诊断与隔离、性能指标测试等功能,经BITE得到的特征信息对装备的故障与剩余寿命预测等提供了重要的特征数据。然而,在实际应用中,由于性能退化过程是随机的,得到的某些性能退化特征信息存在测量误差并且对性能退化过程敏感性不高,不能很好地反映装备状态退化过程等问题,状态退化特征信息直接影响着预测结果的精度和准确度。为了对装备剩余寿命进行有效的预测,在进行性能退化建模和剩余寿命预测前需要对状态监测指标进行筛选。梁泽明等<sup>[20]</sup>采用相关系数的Spearman系数计算出每个参数的趋势,提出关键参数的定量化提取方法。谷梦瑶等<sup>[21]</sup>利用累积贡献率对退化变量进行约简。张彬等<sup>[22-23]</sup>针对机械设备的故障特点,提出了基于多评价指标的性能退化特征提取方法。

T/R组件是大型相控阵雷达天线阵面的重要组成部分,其设备量占整机的80%以上,由于数量庞大、故障率高,其机内测试(Build-In Test, BIT)覆盖率达到100%。根据部队实际情况,每天雷达装备在开机前,装备维修保障人员会对所有T/R组件进行测试,判断其健康状态,对故障的单元及时维修或更换,使装备能够时刻保持良好的状态以满足任务的需求。通过对T/R组件故障数据进行统计分析,T/R组件存在三种故障模式,不同故障模式下同一监测指标的变化趋势是不同的,所以以上方法对于具有多故障模式的T/R组件是不适用的。针对T/R组件的多故障模式特点,需要从故障模式和故障机理入手,分析在不同故障模式下监测指标的变化趋势,选择出在不同故障模式下能够如实反映T/R组件状

态退化过程的关键监测指标用于剩余寿命预测。进一步分析T/R组件的故障数据可以发现,理想的反映T/R组件状态退化过程的监测指标应具备性能退化一致性、同类个体普适性、变动范围大以及干扰鲁棒性等属性,即单调性、相关性、预测性及鲁棒性,下面将进行具体分析。

### 1.1 单调性

单调性反映了装备性能退化的一致性,由于装备退化过程是不可逆和不可避免的,所以反映其性能退化的状态监测指标应该具有单调的退化趋势,取值范围为 $[0, 1]$ 。在装备性能退化过程中,当某个指标随时间呈单调增加或减少的趋势时,其单调性取值为1。某个指标是常数或随时间随机变化时,其单调性取值为0。单调性可用式(1)来表示。

$$Mon(X) = \frac{\left| \sum_i \varepsilon(x_i - x_{i-1}) - \sum_i \varepsilon(x_{i-1} - x_i) \right|}{n-1} \quad (1)$$

式中, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为某种状态监测指标序列, $\varepsilon(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases}$ 为单位阶跃函数, $n$ 为性能退化过程中该状态监测指标的总监测次数。

### 1.2 相关性

相关性反映了状态监测指标序列与装备寿命间的相关程度,代表了该指标的同类个体普适性,取值范围为 $[0, 1]$ 。取值越接近于1,说明该指标与寿命时间的相关程度越高,反映该指标能够很好地描述装备的性能退化过程。相关性用式(2)来表示。

$$Corr(X) = \frac{\left| n \sum_i x_i t_i - \sum_i x_i \sum_i t_i \right|}{\sqrt{\left[ n \sum_i x_i^2 - \left( \sum_i x_i \right)^2 \right] \left[ n \sum_i t_i^2 - \left( \sum_i t_i \right)^2 \right]}} \quad (2)$$

式中, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为某种状态监测指标特征序列, $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$ 为相应的监测时刻序列。

### 1.3 预测性

预测性反映了状态监测指标序列的变动范围和失效时刻的分散性,是在群体统计量的基础上定义的,取值范围为 $[0, 1]$ 。取值越接近于1,说明该指标的变动范围越大而且在失效时刻的标准差越小,其预测性能越好。预测性用式(3)表示。

$$Pre(X) = \exp\left(-\frac{\sigma(x_f)}{|x_f - x_s|}\right) \quad (3)$$

式中,  $\bar{x}_s$  为状态监测指标  $X$  在初始时刻的均值,  $\bar{x}_f$  为状态监测指标  $X$  在失效时刻的均值,  $\sigma(x_f)$  为状态监测指标  $X$  在失效时刻的标准差。

#### 1.4 鲁棒性

鲁棒性是对状态监测指标的波动性的描述,反映了状态监测指标对外点等干扰的鲁棒性,取值范围为  $[0, 1]$ 。如果该指标随时间表现出平滑的变化规律,则其鲁棒性数值就越大,寿命预测结果的不确定性将越小。鲁棒性可用式(4)来表示。

$$Rob(X) = \frac{1}{n} \sum_i \exp\left(-\left|\frac{x_i - \tilde{x}_i}{x_i}\right|\right) \quad (4)$$

式中,  $\tilde{x}_i$  为对应的状态监测指标序列的趋势序列。

由于装备性能退化过程为一个随机过程,状态监测指标序列也包含随机性。为了避免随机性的影响,在对状态监测指标序列进行上述四种属性的计算之前,要对状态监测指标序列进行平滑趋势分析,计算公式为:

$$X = \tilde{X} + X_{re} \quad (5)$$

式中,  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  为某种状态监测指标序列,  $\tilde{X} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n)$  为状态监测指标序列的趋势序列,  $X_{re} = (x_1 - \tilde{x}_1, x_2 - \tilde{x}_2, \dots, x_n - \tilde{x}_n)$  为状态监测指标序列对应的残差序列。

经过上述处理后,综合考虑单调性、相关性、预测性与鲁棒性等属性对状态监测指标进行优化,选择出如实反映装备性能退化过程的关键状态监测指标序列用于剩余寿命预测。状态监测指标的筛选问题可以简化成一个权重加和问题,计算公式为:

$$\max A = a_1 Mon(X) + a_2 Corr(X) + a_3 Pre(X) + a_4 Rob(X)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} a_i \geq 0 \\ \sum_i a_i = 1 \end{cases} \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (6)$$

其中,  $A \in [0, 1]$  为状态监测指标优化的目标函数,  $a_i$  为单个状态监测指标的属性权重,不同的指标因其本身的特性不同对应不同的属性权重。权重的确定方法有很多,如特尔菲法、层次分析法、PC-LINMAP 耦合赋权法、环比法和区间估计法等。上述方法各有优劣,为了消除部分人为因素的影响,用赋权公式法来确定。

$$a_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{2} + \frac{\sqrt{-2\ln\left[\frac{2(j-1)}{n}\right]}}{6} & 1 < j \leq \frac{n+1}{2} \\ \frac{1}{2} - \frac{\sqrt{-2\ln\left[2 - \frac{2(j-1)}{n}\right]}}{6} & \frac{n+1}{2} < j \leq n \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $a_{i1} = 1$ ,  $n$  为属性个数,  $i$  代表第  $i$  个属性,  $j$  为排队等级(排队等级是对每个属性按其重要程度所做的一个排列,不同属性同等重要也可处于同一等级)。进一步作归一化处理即可得到属性权重  $a_i = (a_1, a_2, a_3, a_4)$ 。

$A$  与单调性、相关性、预测性、鲁棒性为正相关的关系,当某个状态监测指标的  $A$  值越高时,说明该指标具有更优的综合性能,可以较好地反映装备性能退化过程。

## 2 基于相似性的剩余寿命融合预测模型

所需的样本主要有服役样本和参照样本,其中,服役样本指正在运行的部件或系统经采集得到的反映其状态退化过程且能够连续监测和记录的相关指标的数据集合,剩余寿命是未知的。参照样本为与服役样本对应的已失效的同类部件或系统在相同或相近的运行环境条件下得到的同类指标的数据集合。参照样本有多个,其整个寿命周期的信息都是已知的,包括整个退化过程中状态退化指标的连续监测记录和失效时间。

### 2.1 考虑监测点变权重的相似性程度度量

经过指标筛选后,确定出反映 T/R 组件的状态退化指标  $i$ , 记  $x_{oi}(n \cdot \Delta t)$  为服役样本  $O$  的第  $i$  个指标从开始运行以来的第  $n$  个采样点,其中,  $n$  为自然数,  $\Delta t$  为状态监测采样区间。第  $r$  个参照样本第  $i$  个监测指标的第  $m$  个采样点记为  $x_{ri}(m \cdot \Delta t)$ ,其中,  $m$  为自然数。在相似性有效测度区间  $H = (h+1) \cdot \Delta t$  中,经监测得到的原始数据采用 Z-score 标准化方法( $x' = (x - \mu) / \sigma$ ,  $\mu$  为所有样本数据的均值,  $\sigma$  为样本数据的标准差)进行标准化处理后,服役样本和参照样本可以分别表示为:

$$X_{oi}(k, h) = (x_{oi}((k-h) \cdot \Delta t), \dots, x_{oi}(k \cdot \Delta t)) \quad (8)$$

$$X_{ri}(k', h) = (x_{ri}((k'-h) \cdot \Delta t), \dots, x_{ri}(k' \cdot \Delta t)) \quad (9)$$

其中,  $h$  为非负整数,  $(k-h)$  和  $(k'-h)$  分别为服役样本和参照样本的起始状态监测点。服役样本和参照样本的第  $i$  个指标的相似性度量过程如图 1 所示。

在系统衰退过程的非稳态阶段,系统状态改变程度是非常快的,服役样本最新的指标状态监测值对比之前的检测值更能够真实反映装备系统的实际状态,在计算剩余有效寿命时应该赋予最新的指标状态监测值较高的权重<sup>[24]</sup>。基于以上

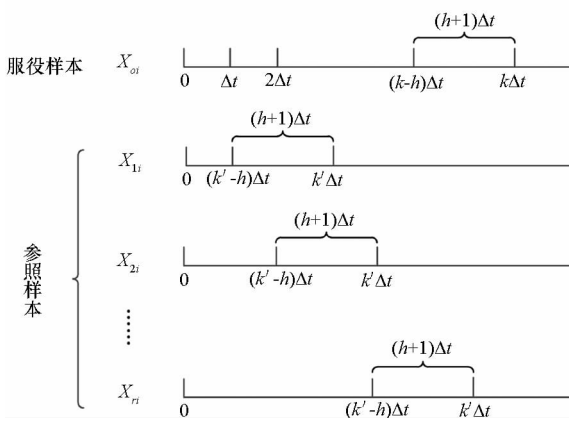


图1 相似性度量过程

Fig. 1 Process of similarity measure

分析在此引入权重因子  $\alpha$  表达第  $i$  个状态监测指标在不同采样点对剩余寿命预测的贡献程度。基于欧几里得距离的服役样本和参照样本之间指标  $i$  的相似性程度计算公式为:

$$s(k, k', i, \alpha) =$$

$$\sqrt{\sum_{g=0}^h (1-\alpha)^g \{x_{oi}[(k-g) \cdot \Delta t] - x_{ri}[(k'-g) \cdot \Delta t]\}^2} \quad (10)$$

式中:  $\alpha$  为引入的权重因子,  $\alpha \in [0, 1]$ ;  $g$  为实数, 且  $0 \leq g \leq h$ 。当  $g$  值逐渐增加时(采样点越靠近起始状态监测点),  $(1-\alpha)^g$  的值在逐渐减小, 实现了上文所分析的越新的信息应该具有越高的权重。

基于式(10), 在时刻  $t = k \cdot \Delta t$  第  $i$  个指标的相似性为:

$$S_{oi \leftrightarrow ri}(k) = \min_{h \leq k' \leq M_r} s(k, k', i, \alpha) \quad (11)$$

式中,  $M_r$  为参照样本  $r$  失效或故障状态监测点。

## 2.2 考虑指标权重的剩余寿命融合预测

假设参照样本有  $R$  个, 其中  $r \in R$ , 若参照样本的第  $i$  个指标的相似性  $S_{oi \leftrightarrow ri}(k)$  满足式(12), 则该参照样本可作为相似样本用于剩余寿命预测。

$$s(k, k', i, r, \alpha) = \frac{S_{oi \leftrightarrow ri}(k) - \min_{1 \leq r \leq R} S_{oi \leftrightarrow ri}(k)}{\max_{1 \leq r \leq R} S_{oi \leftrightarrow ri}(k) - \min_{1 \leq r \leq R} S_{oi \leftrightarrow ri}(k)} \leq \lambda \quad (12)$$

式中,  $\lambda$  为引入的约束因子,  $\lambda \in [0, 1]$ , 其大小决定了相似样本的数量, 直接影响着预测结果的精度。为了避免相似样本的数量对预测结果造成影响, 采用折中法取  $\lambda = 0.5$ , 符合式(12)的参照样本即为相似样本, 同时得到相似样本在参照样本  $R$  中的编号  $r$  和相似样本的数量  $\tau$ 。

如果已知第  $i$  个监测指标对应相似样本  $r$  在时刻  $N_{ri}(k') \cdot \Delta t$  的剩余寿命,  $N_{ri}(k') =$

$s(k, k', i, r, \alpha)$ , 那么在时刻  $N_{ri}(k) \cdot \Delta t$ , 相似样本  $r$  的第  $i$  个监测指标的剩余寿命  $rul_{ri}(k)$  为:

$$rul_{ri}(k') = [M_r - N_{ri}(k')] \cdot \Delta t \quad (13)$$

式中,  $h \leq k' \leq M_r$ ,  $M_r \cdot \Delta t$  是相似样本  $r$  的有效寿命。

由此可得服役样本的剩余寿命为:

$$Rul_i(k) = \frac{1}{\tau} \sum_r rul_{ri}(k') \quad (14)$$

其中,  $r$  为式(12)计算得到的相似样本编号,  $\tau$  为相似样本的数量。

剩余寿命信息是指从监测指标  $i$  的角度通过相似性预测得到的装备剩余寿命, 这是不完整的, 不能代表装备实际剩余寿命, 因为从单个状态监测指标角度反映的只是装备某个方面的信息, 不能代表装备的全部信息。因此, 服役样本的实际剩余寿命应该综合所有状态监测指标对应的剩余寿命信息并进行加权融合得到。

由此可得装备系统实际剩余寿命为:

$$RUL(k) = \sum_{i=1}^n [W_i \cdot Rul_i(k)] \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

式中:  $i$  指经筛选后的状态监测指标编号, 共有  $n$  个;  $W_i$  为每个状态监测指标对应的权重, 通过熵权法<sup>[25]</sup>来确定, 具体计算过程如下。

对于含多个状态监测指标的一组监测数据

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1j} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ij} \end{bmatrix} \quad \text{根据信息论中信息熵}$$

的定义, 一组数据的信息熵为:

$$E_i = -\ln(m)^{-1} \sum_{j=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \quad (16)$$

式中,  $m$  为第  $i$  个状态退化指标的第  $m$  个状态监测点,  $p_{ij} = x_{ij} / \sum_{j=1}^m x_{ij}$ , 如果  $p_{ij} = 0$ , 则定义  $\lim p_{ij} \ln p_{ij} = 0$ 。

根据信息熵的定义式(16), 计算得到  $n$  个监测指标的信息熵为  $E = (E_1, E_2, \dots, E_n)$ , 通过信息熵计算得到每一个状态监测指标的权重为:

$$W_i = \frac{1 - E_i}{n - \sum_{i=1}^n E_i} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (17)$$

## 2.3 预测方法的合理性与有效性验证

为了全面评估预测方法的合理性, 定义预测精度指标: 平均预测误差 (Average Prediction Error, APE) 为某个状态监测点预测值与实际值

之间的平均绝对差值。

$$APE(k) = \frac{1}{R'} \sum_{r'=1}^{R'} |PRL_{r'}(k) - ARL_{r'}(k)| \quad (18)$$

式中,  $PRL_{r'}(k)$  为检验样本  $r'$  在监测点  $k$  的剩余寿命预测值,  $ARL_{r'}(k)$  为检验样本  $r'$  在监测点  $k$  的实际剩余寿命,  $R'$  为检验样本的个数。通过式 (18) 可以看出,  $APE(k)$  的值越小, 预测值与实际值越接近, 对应的预测方法的精度越高。

预测方法的总体表现程度可以定义预测精度指标: 总体预测误差 (Overall Prediction Error, OPE) 为整个预测区间范围内的预测值与实际值的平均绝对差值。即

$$OPE = \frac{1}{R'} \sum_{i=1}^{R'} \left[ \frac{1}{M_i' - h - 1} \sum_{k=h+1}^{M_i'} |PRL_{r'}(k) - ARL_{r'}(k)| \right] \quad (19)$$

式中,  $M_i'$  为检验样本  $r'$  的失效或故障时间点。由式 (19) 可知,  $OPE$  越小, 该预测方法的总体预测精度越高。

通过式 (10) 可以看出, 权重因子  $\alpha$  的取值对剩余寿命预测结果有着直接的影响。为了取得较高的预测精度, 有必要对权重因子  $\alpha$  进行深入的探讨。为了得到较高的预测精度, 可以通过  $OPE$  来优化权重因子  $\alpha$  的值。在此采用交叉验证 (Cross Validation, CV) 法的思想进行验证。通过对  $\alpha$  赋予不同的值, 根据式 (19) 计算  $OPE$ , 满足  $OPE$  最小时  $\alpha$  的值即为最终确定的权重因子 ( $\lambda$  同样通过  $OPE$  来确定)。

$$\alpha = \arg \min_{\alpha} OPE \quad (20)$$

### 2.4 预测步骤与预测流程

预测方法的具体计算步骤如下:

**Step 1:** 确定时间范围  $H$ 。即参与相似性计算的状态监测采样取值范围  $H = (h + 1) \cdot \Delta t$ 。

**Step 2:** 状态监测指标的优化。对多组状态监测指标数据序列通过式 (1) ~ (5) 分别计算单调性、相关性、预测性和鲁棒性四种属性值。在此基础上, 设置合理的属性权重  $a_i$ , 通过式 (7) 计算得到各个指标的  $A$  值, 最终得到准确反映装备实际退化过程的状态监测指标。

**Step 3:** 相似性程度度量。对状态监测指标通过式 (10) 计算每一个指标对应的服役样本和参照样本的相似性程度  $s(k, k', i, \alpha)$ , 进而得到第  $i$  个监测指标的相似性  $S_{oi+r_i}(k)$ 。

**Step 4:** 剩余寿命信息融合预测。通过式 (13) 得到第  $i$  个监测指标对应的参照样本  $r$  的剩余寿命  $rul_{ri}(k')$ , 最后通过式 (14) ~ (17) 得到

最终的装备系统实际剩余寿命  $RUL_o(k)$ 。

基于多指标相似性的剩余寿命融合预测流程如图 2 所示。

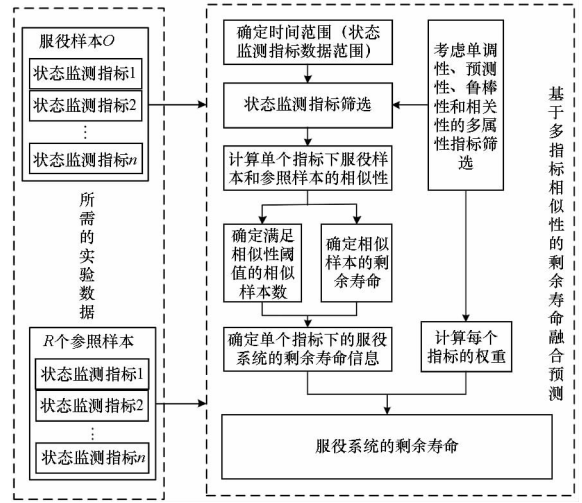


图 2 预测流程  
Fig. 2 Prediction process

本文方法和常规方法 (即文献 [21] 中的方法) 的主要区别是常规方法采用指标融合方法将多个状态退化指标融合成一维的退化指标, 在此基础上采用基于相似性的剩余寿命预测方法得到装备的剩余寿命; 而本文方法首先分别对每个状态退化指标采用基于相似性的剩余寿命预测方法得到装备每个状态退化指标对应的剩余寿命信息, 然后对剩余寿命信息进行融合得到最终的剩余寿命, 具体如图 3 所示。

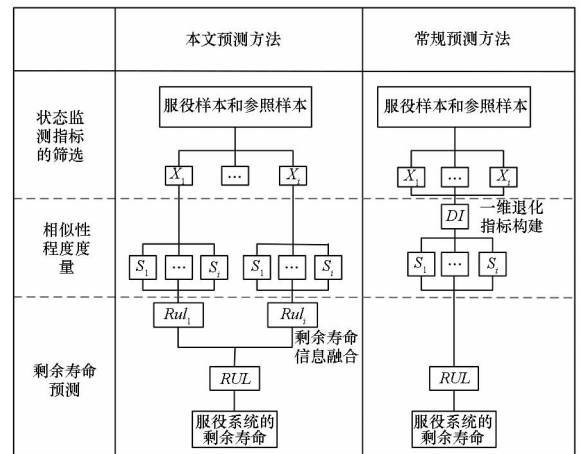


图 3 本文方法和常规方法的区别  
Fig. 3 Differences between the proposed method and the conventional method

## 3 算例仿真与分析

### 3.1 状态退化指标筛选

选择雷达装备 BIT 和现场测试设备能够直接

获取的状态监测指标数据<sup>[2,26-27]</sup>,验证本文方法的有效性,T/R组件的主要状态监测指标如表1所示。

表1 T/R组件的主要状态监测指标

Tab.1 Main state parameters of T/R module

部位	符号	指标名称	部位	符号	指标名称
发射通道	$P_1$	输出功率	接收通道	$P_9$	带内起伏
	$P_2$	幅相一致性		$P_{10}$	幅相一致性
	$P_3$	端口驻波		$P_{11}$	端口驻波
	$P_4$	发射增益		$P_{12}$	衰减器精度
	$P_5$	移相器精度		$P_{13}$	噪声系数
	$P_6$	杂散		$P_{14}$	接收增益
	$P_7$	谐波		$P_{15}$	带内平坦度
	$P_8$	相位控制范围	总体指标	$P_{16}$	功耗
			$P_{17}$	收发转换时间	
			$P_{18}$	收发隔离度	

T/R组件的主要故障机理为自激和晶体管失效或老化<sup>[28]</sup>,经BIT统计得到的故障模式有三种,如表2所示。

表2 T/R组件的故障模式

Tab.2 Fault mode of T/R module

序号	故障模式	故障现象
$f_1$	发射通道故障	所有发射通道监测幅度异常,接收通道监测幅度正常
$f_2$	接收通道故障	所有接收通道监测幅度异常,发射通道监测幅度正常
$f_3$	发射和接收通道故障	所有接收和发射通道监测幅度都异常

根据2015年故障T/R组件的统计数据可得,2015年全年共更换故障T/R组件413个,对其中90个故障样本(每一种故障模式下的故障T/R组件分别为30个)从性能退化到失效的状态监测指标数据进行分析。对表1中的主要状态监测指标在每一种故障模式下的单调性、相关性、预测性和鲁棒性这四个属性进行定量评价。由于装备的退化过程是不可逆转和不可避免的,反映装备退化过程的状态监测指标具有单调的变化趋势,且与装备性能退化过程和装备寿命具有高的相关性,所以在式(7)的计算中,赋予指标的单调性最高等级,相关性次之,预测性和鲁棒性的属性

等级相同。根据指标的排队等级,由式(7)得到各项指标的权重 $a_i$ ,如表3所示。

表3 各属性的权重计算

Tab.3 Weight calculation of each attribute

属性名称	Mon	Corr	Pre	Rob
排队等级	1	2	3	3
$a_{ij}$	1	0.775	0.5	0.5
$a_i$	0.361	0.279	0.180	0.180

由此得到表1中所列T/R组件的主要状态监测指标的属性评价结果如表4所示。

表4 三种故障模式下指标属性评价结果

Tab.4 Evaluation results of indexes attribute in three kinds of fault modes

部	指标属性	$A(f_1)$	$A(f_2)$	$A(f_3)$
发射通道	$P_1$	0.965 8	0.841 5	0.912 7
	$P_2$	0.783 4	0.826 1	0.833 4
	$P_3$	0.542 9	0.573 8	0.627 8
	$P_4$	0.922 5	0.886 4	0.956 1
	$P_5$	0.637 8	0.874 2	0.492 6
	$P_6$	0.489 8	0.427 2	0.552 3
	$P_7$	0.742 9	0.643 6	0.842 9
	$P_8$	0.231 6	0.135 0	0.345 7
接收通道	$P_9$	0.300 7	0.284 2	0.266 1
	$P_{10}$	0.733 2	0.561 3	0.614 6
	$P_{11}$	0.204 8	0.198 3	0.858 6
	$P_{12}$	0.624 3	0.321 4	0.264 8
	$P_{13}$	0.531 1	0.362 2	0.317 8
	$P_{14}$	0.395 5	0.956 5	0.972 5
	$P_{15}$	0.263 4	0.513 4	0.615 4
总体指标	$P_{16}$	0.615 2	0.641 3	0.217 4
	$P_{17}$	0.421 3	0.341 9	0.751 4
	$P_{18}$	0.331 2	0.413 7	0.613 8

在表4的属性评价结果中,筛选出指标属性评价结果 $A_i \geq 0.9$ 的状态监测指标。在故障模式 $f_1$ 中,根据计算的结果,符合要求的状态监测指标为 $P_1$ (输出功率)和 $P_4$ (发射增益),对照实际故障T/R组件状态监测指标统计数据,T/R组件发射通道故障的主要表现是输出功率和发射增益下降,计算结果与实际情况相符,因此可以选择指标 $P_1$ 和 $P_4$ 作为刻画T/R组件发射通道状态退化过程的状态监测指标,用于剩余寿命预测。同理,在

故障模式  $f_2$  中,选择指标  $P_{14}$  (接收增益)作为反映 T/R 组件接收通道状态退化过程的状态监测指标用于故障预测。而在双通道故障模式  $f_3$  中,指标  $P_1$ 、 $P_4$  和  $P_{14}$ 均满足  $A_i \geq 0.9$ ,通过对比可以看出  $f_3$  模式下选择出的指标与  $f_1$  和  $f_2$  的情况相符。因此,得到反映 T/R 组件状态退化过程的关键状态监测指标如表 5 所示。

表 5 T/R 组件的关键状态监测指标

Tab. 5 Key state monitoring indexes of T/R module

部位	符号	指标名称	功能描述	阈值
发射通道	$P_1$	输出功率	功率输出能力大小	25 ~ 35 dB
	$P_4$	发射增益	电路对发射信号放大控制能力	> 15 dB
接收通道	$P_{14}$	接收增益	电路对接收信号放大控制能力	> 45 dB

### 3.2 T/R 组件剩余寿命融合预测

选择时间范围为  $h = 11, \Delta t = 5 \text{ min}$  内的状态监测指标数据,在所有的故障样本中随机选择 10 个样本作为检验样本用来对方法的有效性 with 实用性进行验证。根据提供的剩余寿命融合预测步骤,通过式 (10) ~ (20) 的计算,对 10 组检验样本的剩余寿命进行预测,得到剩余寿命预测结果 (在式 (10) 中取  $\alpha = 0.3$ , 后文有具体分析)。同时将实际剩余寿命作为参照,与常规剩余寿命预测方法的结果进行对比,结果如图 4 所示。

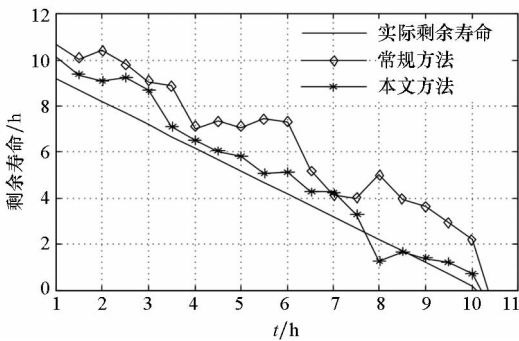


图 4 常规方法与本文方法的剩余寿命预测结果对比

Fig. 4 Comparison of remaining useful life prediction results

通过图 4 中本文方法和常规方法的预测结果可以看出,本文方法和常规方法都能实现剩余寿命的有效预测,本文方法的预测结果较常规预测方法与实际剩余寿命更加接近。为使结果更具有

说服力,同时给出了本文方法与常规方法的 APE 对比曲线图如图 5 所示。本文方法的 OPE 为 0.540 h,常规方法的 OPE 为 1.699 h。

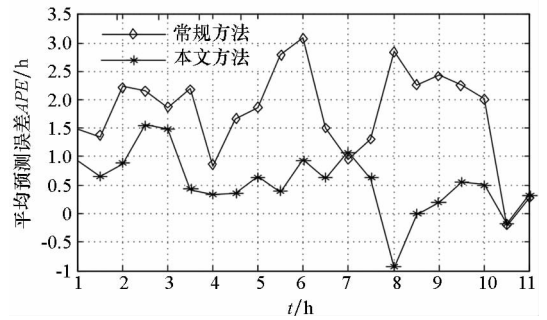


图 5 本文方法与常规方法的 APE 曲线图

Fig. 5 APE diagram between the conventional method and the proposed method

从理论角度,本文方法与实际剩余寿命能够更加接近,图 5 和 OPE 对比则从数据的角度证实了本文方法确实具有更高的预测精度。

式 (9) 中引入的权重因子  $\alpha$  表达了第  $i$  个状态监测指标在不同状态监测点对预测结果的贡献程度,直接对预测结果的精度产生影响。对  $\alpha$  赋予不同的值,得到的 OPE 结果如图 6 所示。

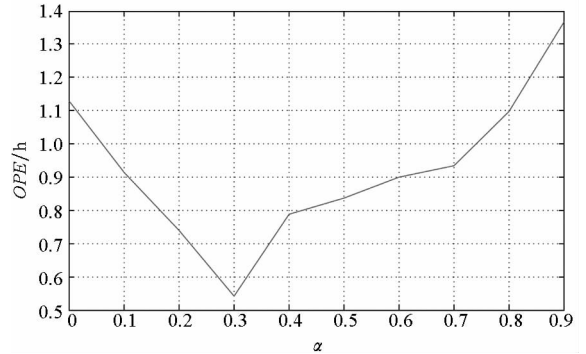


图 6  $\alpha$  的取值对总体预测误差的影响

Fig. 6 Relationship between  $\alpha$  and OPE

通过图 6 可以看出,当  $\alpha = 0.3$  时, OPE 最小,所以取  $\alpha = 0.3$ ,可以得到更精确的剩余寿命预测结果。

采用本文方法对某型相控阵雷达开机运行 3 h (即  $k = 36$ ) 的天线阵面上的某个 T/R 组件进行剩余寿命融合预测。每一种故障模式下分别随机选择 20 个故障组件作为参照样本,选择  $h = 11, \Delta t = 5 \text{ min}$  的状态监测指标数据,通过计算得到不同故障模式下的相似样本,三种故障模式的相似样本数分别是 9, 1, 3。  $f_1$  模式下的相似样本有 9 个,远远大于其他两种故障模式下的相似样本数,判定可能发生的故障模式为  $f_1$ ,具体计算结果如表 6 所示。通过得到的预测结果可以判定,

在当前时刻,服役 T/R 组件的剩余寿命为 6.819 h,可能发生的故障模式为  $f_1$ 。

表 6 服役样本的剩余寿命预测

Tab.6 Residual life prediction of service sample

状态退化指标	$P_1$	$P_4$	$P_{14}$
权重 $W$	0.332 7	0.334 9	0.332 4
剩余寿命信息 $Rul/h$	6.357 3	8.055 8	6.036 4
剩余寿命 $RUL/h$	6.819		

## 4 结论

本文在分析 T/R 组件故障特点的基础上,筛选出能够反映 T/R 组件状态退化过程的状态退化指标。采用基于多指标的剩余寿命融合预测方法得到每个指标对应的剩余寿命信息和权重,最后融合剩余寿命信息得到 T/R 组件的剩余寿命,通过算例对方法进行验证,结果表明本文方法对比常规剩余寿命预测方法具有较高的预测精度。本文方法适用于在相同运行环境下,服役装备和参照装备相似的状态退化过程。对于不同运行条件下的考虑环境因素影响的基于相似性的剩余寿命预测方法还需要进行深入的理论研究和实践验证。

## 参考文献 (References)

- [1] 王永攀. 大型相控阵雷达维修规划方法研究[D]. 武汉: 空军预警学院, 2016.  
WANG Yongpan. Research on maintenance planning method of large phased array radar[D]. Wuhan: Air Force Early Warning Academy, 2016. (in Chinese)
- [2] 胡明春, 周志鹏, 严伟. 相控阵雷达收发组件技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.  
HU Mingchun, ZHOU Zhipeng, YAN Wei. The technology of transceiver component of phased array radar[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010. (in Chinese)
- [3] 毕增军. 反导预警雷达装备概论[M]. 武汉: 空军预警学院, 2015.  
BI Zengjun. An introduction to the equipment of antimissile early warning radar[M]. Wuhan: Air Force Early Warning Academy, 2015. (in Chinese)
- [4] Zio E, Di F Maio. A data-driven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear system[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2010, 95(1): 49-57.
- [5] Wang T Y. Trajectory similarity based prediction for remaining useful life estimation [D]. USA: University of Cincinnati, 2010.
- [6] 孟光, 尤明懿. 基于状态监测的设备寿命预测与预防维护规划研究进展[J]. 振动与冲击, 2011, 30(8): 1-11.  
MENG Guang, YOU Mingyi. Review on condition based equipment residual life prediction and preventive maintenance scheduling[J]. Vibration and Shock, 2011, 30(8): 1-11. (in Chinese)
- [7] 张仕新, 咎翔, 李浩, 等. 状态维修理论及剩余寿命预测的研究现状与展望[J]. 兵工自动化, 2014, 33(9): 15-20.  
ZHANG Shixin, ZAN Xiang, LI Hao, et al. Condition-based maintenance theory and research status and prospect about prediction of residual useful life [J]. Ordnance Industry Automation, 2014, 33(9): 15-20. (in Chinese)
- [8] 尤明懿. 基于相似性的剩余寿命预测: 鲁棒性与不确定性研究[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2011, 29(6): 10-18.  
YOU Mingyi. Robustness and uncertainty of a similarity-based component remaining life prediction [J]. Electronic Product Reliability and Environmental Testing, 2011, 29(6): 10-18. (in Chinese)
- [9] 尤明懿. 一个拓展的基于相似性的剩余寿命预测框架[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2012, 30(3): 40-48.  
YOU Mingyi. A framework of similarity-based residual life prediction approaches using degradation histories with failure, preventive maintenance and suspension events[J]. Electronic Product Reliability and Environmental Testing, 2012, 30(3): 40-48. (in Chinese)
- [10] You M Y, Mend G. A generalized similarity measure for similarity-based residual life prediction [J]. Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering, 2011, 225(3): 151-160.
- [11] 刘畅, 孟晨, 王成, 等. 基于相似性的装备剩余寿命预测研究[J]. 军械工程学院学报, 2014, 26(5): 13-17.  
LIU Chang, MENG Chen, WANG Cheng, et al. Research on similarity-based remaining useful life prediction of equipment[J]. Journal of Ordnance Engineering College, 2014, 26(5): 13-17. (in Chinese)
- [12] 任博, 董兴辉, 郑凯. 基于相似性的风电机组轴承剩余寿命预测方法[J]. 机械设计与研究, 2016, 32(4): 101-104.  
REN Bo, DONG Xinghui, ZHENG Kai. Research on similarity-based component remaining life prediction of wind turbine bearing [J]. Machine Design and Research, 2016, 32(4): 101-104. (in Chinese)
- [13] Wang T Y, Yu J B, Siegel D, et al. A similarity-based prognostics approach for remaining useful life estimation of engineered systems [C]//Proceedings of International Conference on Prognostics and Health Management, 2008: 4-9.
- [14] Wang P F, Youn B D, Hu C. A generic probabilistic framework for structural health prognostics and uncertainty management[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 28: 622-637.
- [15] 雷从英, 夏良华, 林智松. 基于相似性的装备部件剩余寿命预测研究[J]. 火力与指挥控制, 2014, 29(4): 91-94.  
LEI Congying, XIA Lianghua, LIN Zhisong. Research on similarity-based remaining life prediction equipment components[J]. Fire Control & Command Control, 2014, 29(4): 91-94. (in Chinese)
- [16] 谷梦瑶, 陈友玲, 罗凯. 多退化变量下基于灰色生成率序列的相似性寿命预测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(3): 525-533.  
GU Mengyao, CHEN Youlin, LUO Kai. Multi-index



- modeling for similarity-based residual life estimation based on grey generation rate sequence [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2017, 23 (3): 525 - 533. (in Chinese)
- [17] Bin G F, Jiang Z N, Li X J, et al. Weighted multi-sensor data level fusion method of vibration signal based on correlation function [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 24(5): 899 - 904.
- [18] 赵皓, 高智勇, 高建民, 等. 一种采用相空间重构的多源数据融合方法[J]. *西安交通大学学报*, 2016, 50(8): 84 - 89.  
ZHAO Hao, GAO Zhiyong, GAO Jianmin, et al. A fusion method of multisource data using phase space reconstruction[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2016, 50(8): 84 - 89. (in Chinese)
- [19] Jia X D, Jin C, Buzza M, et al. Wind turbine performance degradation assessment based on a novel similarity metric for machine performance curves [J]. *Renewable Energy*, 2016, 99: 1191 - 1201.
- [20] 梁泽明, 高建民, 姜洪权, 等. 多参数相似性信息融合的剩余寿命预测方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2018, 24(4): 813 - 819.  
LIANG Zeming, GAO Jianmin, JIANG Hongquan, et al. Multi-variable similarity-based information fusion method for remaining useful life prediction [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2018, 24 (4): 813 - 819. (in Chinese)
- [21] 谷梦瑶, 陈友玲, 罗凯. 多退化变量下基于实时健康度的相似性寿命预测方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2017, 23(2): 362 - 372.  
GU Mengyao, CHEN Youling, LUO Kai. Multi-index modeling for similarity-based residual life estimation based on real-time health degree [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2017, 23 (2): 362 - 372. (in Chinese)
- [22] Zhang B, Zhang L J, Xu J W. Degradation feature selection for remaining useful life prediction of rolling element bearings [J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2016, 32(2): 547 - 554.
- [23] 张彬. 数据驱动的机械性能退化建模与剩余寿命预测研究[D]. 北京: 北京科技大学, 2016.  
ZHANG Bin. Research on data-driven performance degradation modelling and remaining useful life prediction for mechanical equipments [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2016. (in Chinese)
- [24] 尤明懿. 基于状态监测数据的产品寿命预测与预测维护规划方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2012.  
YOU Mingyi. Research on methods for condition based product residual life prediction and predictive maintenance scheduling [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2012. (in Chinese)
- [25] 何逢标. 综合评价方法的 MATLAB 实现[M]. 北京: 中国社会科学出版社, 2010.  
HE Fengbiao. MATLAB implementation of comprehensive evaluation method [M]. Beijing: China Social Sciences Press, 2010. (in Chinese)
- [26] 侯晓东. 基于状态的雷达装备质量评估模型研究[D]. 武汉: 空军预警学院, 2015.  
HOU Xiaodong. Research on quality evaluation model for radar equipment based on condition [D]. Wuhan: Air Force Early Warning Academy, 2015. (in Chinese)
- [27] 郭衍莹. 相控阵雷达测试维修技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.  
GUO Yanying. Testing and maintenance technology of phased array radar [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013. (in Chinese)
- [28] 李文祥, 于兴伟, 鲁力, 等. 某大型相控阵雷达 T/R 组件故障规律及维修策略分析[J]. *空军预警学院学报*, 2017, 31(2): 98 - 101.  
LI Wenxiang, YU Xingwei, LU Li, et al. Analysis of fault law and maintenance strategy of T/R modules in phased array radar [J]. *Journal of Air Force Early Warning Academy*, 2017, 31(2): 98 - 101. (in Chinese)