

基于 ARIMA 和神经网络的单脉冲雷达设备故障预测研究

欧阳霄¹, 杨辉², 朱东济¹, 罗昊¹, 蔡红维¹

(1. 西昌卫星发射中心, 四川 西昌 615000; 2. 中国航天员科研训练中心, 北京 100094)

摘要: 单脉冲雷达设备目前采用的计划式维护模式过于依靠人力资源, 也不能完全避免设备故障造成的巨大损失, 已经越来越难以满足航天测控领域的实际应用需求; 基于单脉冲雷达设备使用维护现状, 文章研究了故障预测技术在单脉冲雷达设备维护的应用可行性, 总结出了单脉冲雷达设备故障预测的基本流程与方法, 并结合工程实际分别使用 ARIMA 时间序列分析和神经网络验证了单个参数劣化过程的预测与系统级劣化过程的预测, 预测结果满足设备使用维护需求。

关键词: 单脉冲雷达; 故障预测; ARIMA; 神经网络

Research on Technology of Fault Prediction for Monopulse Radar Based on ARIMA and Neural Network

OUYANG Xiao¹, YANG Hui², ZHU Dongji¹, LUO Hao¹, CAI Hongwei¹

(1. Xichang Satellite Launch Center, Xichang 615000, China;

2. China Astronaut Research and Training Center, Beijing 100094, China)

Abstract: The equipment maintenance of monopulse radars planned, which relies on manpower, and also cannot avoid the huge loss caused by equipment failure. It's more and more difficult to supply the actual demand of TT&C system in spacecraft launching site. Based on the current situation about the maintenance of monopulse radarequipment in spacecraft launching site, the feasibility of fault prognosis technology applies in equipment maintenance of monopulse radar was researched, and the basic procedure and method of fault prognosis for monopulse radar was summarized. Combined with engineering practice, the degradation process of individual parameter was predicted by using ARIMA time series analysis, and the degradation process of system parameter was predicted by using neural network analysis. The result was verified to Meet the demand of the monopulse radar equipment in space launch site.

Keywords: monopulse radar; fault prognosis; ARIMA (autoregressive integrated maing average model); neural network

0 引言

目前航天发射场单脉冲雷达设备仍然采用传统的计划式维护, 需要投入大量的人力资源。这种计划式维护模式在计划制定合理且人员沟通、执行效率高的情况下能够较好地管理设备, 但随着我国航天发射任务越发密集, 计划式维护模式越来越难以满足航天发射场单脉冲雷达设备的实际需求。

总体上说, 目前采用的计划式维护模式过于依靠人力资源, 也不能完全避免设备故障造成的巨大损失。传统的计划式维护模式已经越来越难以适应单脉冲雷达的实际使用需求。因此, 有必要探寻一种新的单脉冲雷达设备管理和维护模式。

科学合理的维护模式其核心是按需维护, 计划式维护模式也是一种按需维护, 只不过装备管理人员在按需求制定维护计划时, 更多地依靠经验或者对装备大体的认识, 其需求是不明确的、非量化的。20 世纪 70 年代, 故障预测与健康管 (PHM, prognostic and health management) 技术在美国诞生, 并迅速应用于军工领域, 取得了良好的效果。PHM 技术的发展使得装备维护模式由传统的计划式维护迅速发展为状态维护 (CBM, condition based maintenance) 及后来的可靠性维护 (RCM, reliability centered maintenance)^[1-2]。新兴的维护模式通过装备日常检查、状态连续监测、装备故障诊断等手段获得信息, 再通过数据统计分析, 对装备状态进行量化评估和故障趋势预测, 从而得到明确的维护需求。这样的维护模式能够极大地降低

收稿日期: 2021-06-08; 修回日期: 2021-08-24。

基金项目: 2015 年军内科研支持项目 (2015102706JY004)。

作者简介: 欧阳霄 (1987-), 男, 四川德阳人, 硕士, 工程师, 主要从事航天测控方向的研究。

通讯作者: 杨辉 (1985-), 男, 山西朔州人, 硕士, 高级工程师, 主要从事航天器测量与控制、航天生物医学信号处理及科研试验档案管理方向的研究。

引用格式: 欧阳霄, 杨辉, 朱东济, 等. 基于 ARIMA 和神经网络的单脉冲雷达设备故障预测研究[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(10): 83-87.

装备维护成本,由计算机代替大部分由人工负责的工作,从而降低对装备管理人员的素质需求^[3-4]。

故障预测技术是 PHM 技术中最关键的技术手段之一。通过应用故障预测技术,能够比较清楚地了解装备各关键系统或零部件发生故障的剩余寿命或者可能性,能够视情提前安排装备维护或维修,有效避免发生故障造成重大损失。如果应用于单脉冲雷达设备,能够有效地降低装备管理难度和成本。因此,故障预测技术对于单脉冲雷达设备的意义十分重大。

1 故障预测技术概述

目前,国内外应用比较成熟的基础故障预测技术主要有两大类:基于历史数据的故障预测方法和物理模型的故障预测方法。其中,根据使用模型的不同又可分别为多种小类别。为了提高故障预测的精度和适用性,还发展出了结合多种基础技术的综合故障预测技术。

1.1 基于物理模型的故障预测方法

指分析全系统运行机制建立精确的物理模型,再通过模型进行预测的方法^[5]。

基于物理模型的预测方法,其关键是比较完备的、适用的物理模型,而对于复杂度高、集成度高的系统,得出其完整物理模型几乎是不可能,因此基于物理模型的预测方法广泛应用于机械损伤预测和简单电路故障预测。

1.2 基于历史数据的故障预测方法

指通过分析历史数据特征建立适用的近似数学模型来预测其未来数据变化的故障预测方法^[4]。根据数据特征的区别,该方法可分为两大类:参数模型法与非参数模型法。

1.2.1 参数模型法

参数模型法是根据历史数据的信息从而假设出一类数学模型,然后估计出模型参数值,根据模型得到未来的预测值,其基本流程如图 1 所示。

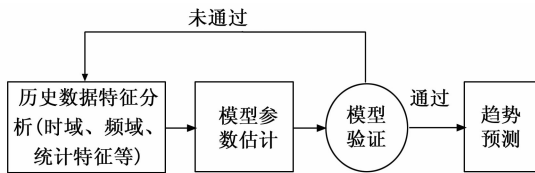


图 1 参数模型法预测基本流程

由图 1 可以看出,参数模型法的基本流程是:首先对历史数据进行时域、频域及统计特征的分析,并由此确定拟采用的模型。然后采用相应的数学方法对模型的参数进行估算,并通过一定的判据对模型本身的精度进行计算。当模型精度满足要求时,即可采用该参数的模型进行预测,否则需重复迭代上述过程,直到求得一组合适的模型参数。参数模型法是基于历史数据本身的特征假设出一个数学模型进行预测的,根据历史数据特征的不同需采用不同类别的模型,且该方法一般用于直接测量的单个参数的趋势预测。

对于单脉冲雷达这样的复杂系统,需要分析的参数非

常多,且各参数的特征是不同的,难以找到一种通用的模型来应用多个参数的预测。常用的参数模型法有:曲线拟合法、ARIMA 时间序列分析法、灰色模型法^[6-9]等。

1.2.2 非参数模型法

非参数模型法是将整个系统作为一个“黑箱”,通过某种手段或假设分析其输入与输出的关系(该黑箱系统允许多输入输出、没有输入/输出的特殊情况)^[5]。

根据数据分析手段的不同,非参数模型法又可分为机器学习预测法和隐马尔科夫链分析法等。常用的比较成熟的机器学习法有神经网络分析法、支持向量机分析法^[7]等多种方法。

相对于参数模型法,非参数模型法除了能预测可直接测量的单个参数(将时域上靠后的历史数据作为输出,靠前的历史数据作为输入),也能预测由多个协变量共同作用的某一个或几个不可直接测量的参数甚至于某抽象的“状态”,在 PHM 技术领域很有应用前景^[10-11]。

2 单脉冲雷达故障预测的基本流程

随着科学技术的飞速发展,多种故障预测技术和手段在各个领域的应用十分广泛,但是,并没有一种可靠的技术或手段能够通用于各种类型的参数或系统,而是必须根据待预测系统本身的特点分析并选择合适的预测技术。根据采用的技术路线不同,单脉冲雷达故障预测的实现可以有 3 种基本途径。

2.1 并行结构实现

即通过技术手段监测每一个必要的节点数据并进行预测,若覆盖范围足够大,当预测到某一个或几个参数将达到风险区时,即安排对该参数对应的零部件进行维修或更换,提前杜绝装备失效的风险。

理论上说,对于单脉冲雷达这样的复杂电子系统来说,监测节点要达到全覆盖可以说是天文数字,从各方面考虑都是不可行的。但要考虑到目前雷达装备维修方式以直接更换为主,且已有所有易损零部件至板卡级甚至分系统级的备件。若能通过分析各板卡或分系统的运行机理,找出一个或几个可直接测量的参数进行监测及预测,就能够将监测节点降低到可接受的程度同时可靠地快速定位及预测雷达各部分出现的故障,并预先更换备品备件,完全避免雷达因故障失效的风险,具体流程如图 2 所示。

由此可见,研究单个直接测量参数的预测技术是有实际意义且很有应用前景的。

2.2 分层结构实现

即通过数学理论使用一个或几个无法直接测量的参数来量化装备或系统状态,通过一定技术手段建立起能直接测量的参数与该状态参数之间的联系。理论上说,需要深入分析整个装备运行机理,将装备状态按照运行机理划分为多个层次,最终细化到关键零部件或板卡级别,从而确定需设置的监测节点,如图 3 所示。

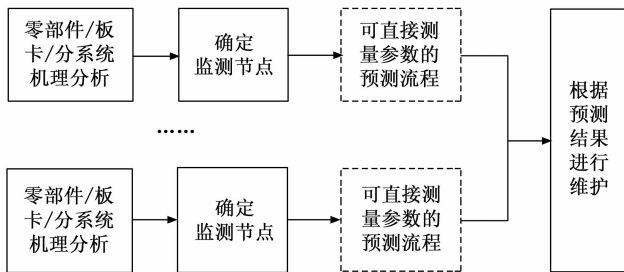


图 2 并行结构实现预测流程

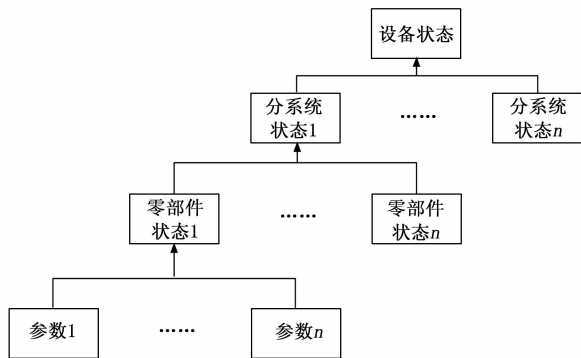


图 3 分层结构实现预测流程

这种方法相对于并行结构来说,对监测节点的要求要低得多,同时数据分析和处理的投入也要小得多。但需要注意的是,在缺失故障特征历史数据或可靠性实验数据的情况下,该技术路线只能评估和预测整个大系统的健康状态,却无法定位故障位于哪个零件,从而确定维护计划和措施。

具体分析目前雷达设备的实际使用维护情况,航天发射场单脉冲雷达实际上不允许应用多层结构的故障预测系统,因为任何零部件出现异常就必须维修或更换。因此实际上应用两层结构与并行结构结合的技术路线实现设备故障预测是更具工程应用价值的,如图 4 所示。

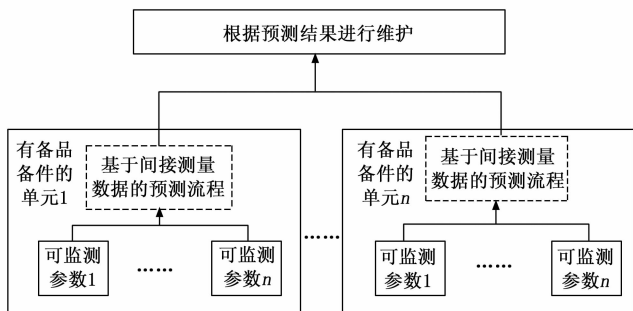


图 4 有实际应用价值的分层结构实现预测流程

2.3 基于故障特征的预测

基于故障特征的预测不关注分系统板卡的状态,而是首先根据系统运行机制,综合考虑测量成本的情况下确定关键测量节点作为故障特征;再分析历史数据中不同故障状态下

的特征数据,确定不同的故障模式;最后通过实时监测关键测量节点,通过 HMM 等数学方法分析计算设备目前各特征量与不同故障状态下特征量的差别大小,并预测设备从现有状态转移至故障状态所需时间(即剩余寿命)^[5-8]。

基于故障特征的预测计算量不大且测量成本可控,且能够直接确定设备将要发生的故障模式并针对性地开展相应预防维护措施。但是,由于故障数据的缺失,该方法难以在目前单脉冲雷达设备上应用。

3 单个参数劣化过程预测的原理与实现

单脉冲雷达是航天发射场的典型重要测控设备,多注速调管是单脉冲雷达发射机关键零部件,若其发生故障,将直接导致雷达无法正常工作。而阴极电流是反映多注速调管状态的重要参数,随着速调管劣化程度的增加,阴极电流信号的失真程度也越来越大。因此可以选用阴极电流作为多注速调管的特征参数对多注速调管进行故障预测。

由于目前雷达设备暂不具备实验条件,本文选用资料中通过实验直接测得的多注速调管阴极电流信号为研究目标,应用 ARIMA 时间序列分析法对该信号进行了仿真实验^[4]。

资料中,研究者对多注速调管阴极电流进行了 40 次等时间间隔直接测量,结果如表 1 所示。

表 1 多注速调管阴极电流测试结果

| 测试次数 | 阴极电流/mA | 测试次数 | 阴极电流/mA | 测试次数 | 阴极电流/mA | 测试次数 | 阴极电流/mA |
|------|---------|------|---------|------|---------|------|---------|
| 1 | 493.1 | 11 | 590.2 | 21 | 676.9 | 31 | 738.6 |
| 2 | 502.6 | 12 | 596.7 | 22 | 684 | 32 | 745.5 |
| 3 | 513.9 | 13 | 605.5 | 23 | 689.3 | 33 | 750.4 |
| 4 | 523.5 | 14 | 615 | 24 | 693.9 | 34 | 755.5 |
| 5 | 530.1 | 15 | 622.9 | 25 | 699.2 | 35 | 760.4 |
| 6 | 538.9 | 16 | 630.1 | 26 | 704.7 | 36 | 764.1 |
| 7 | 550.7 | 17 | 638.4 | 27 | 709.9 | 37 | 768.2 |
| 8 | 563.1 | 18 | 648.5 | 28 | 715.7 | 38 | 772.3 |
| 9 | 575 | 19 | 658.9 | 29 | 722.7 | 39 | 776.5 |
| 10 | 584.1 | 20 | 668.4 | 30 | 730.5 | 40 | 782.3 |

为验证预测方法的精度,采用第 1~35 个数据作为历史数据,用后 5 个数据作为真值验证 ARIMA 分析法预测出的 5 个数据。

3.1 ARIMA 分析的基本流程

ARIMA 分析预测法的基本流程如图 5 所示。

第一步,对历史数据进行预处理。若数据存在周期性或非平稳,则需对数据进行差分或去周期性处理;若数据为非等间隔时间测量,则要进行时域插值,确保数据在时域上的等间隔。

第二步,对数据的统计特征进行分析,主要分析偏自相关函数(PACF)和自相关函数(ACF),根据其特征确

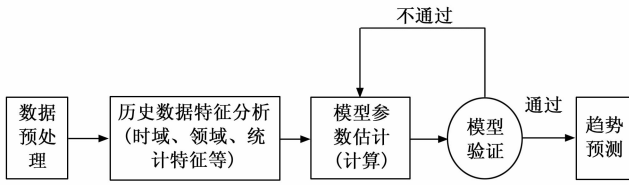


图 5 ARIMA 分析预测法的基本流程

定模型的阶数。

第三步，按照一定的判据对模型进行验证，若验证通过，就可以通过确定的模型进行预测^[12]。

若存在统计特征无法确定模型阶数的特殊情况，则需要通过枚举法反复验证各个阶数的模型，直到验证通过^[13-14]。

应用 Matlab 的系统辨识工具箱对数据进行分析，用 1~20 阶的 AR 模型分别进行验证，当采用 AR (16) 模型进行验证时其效果最好。

3.2 实验结果与分析

确定预测模型的参数后，用 AR (16) 模型进行 5 步预测，结果如图 6 及表 2 所示。

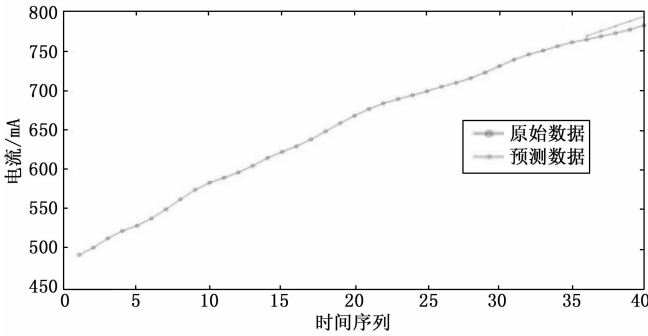


图 6 ARIMA 预测结果

表 2 预测数据与原始数据对比

| 步数 | 第一步 | 第二步 | 第三步 | 第四步 | 第五步 |
|--------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 原始数据 | 764.1 | 768.2 | 772.3 | 776.5 | 782.3 |
| 预测数据 | 768.3 | 774.8 | 781.2 | 787.5 | 793.7 |
| 相对误差/% | 0.55 | 0.86 | 1.15 | 1.41 | 1.46 |

由图 6 及表可以看见，用 ARIMA 方法对雷达发射机调速管阴极电流进行短期预测效果良好，最大误差不超过 1.5%。应用该方法时，若确定模型参数含 MA 项，则预测误差会随预测步长不断累计，因此 ARIMA 方法一般用于中短期预测。

4 系统级劣化过程预测的原理与实现

对雷达设备上的信号处理分系统进行分析研究，其参数如图 7 所示。通过对历史评估数据进行积累，采用基于评估的趋势预测方法可以对系统级劣化过程进行预测。

对信号处理分系统采集了一组数据，在每个时间点进

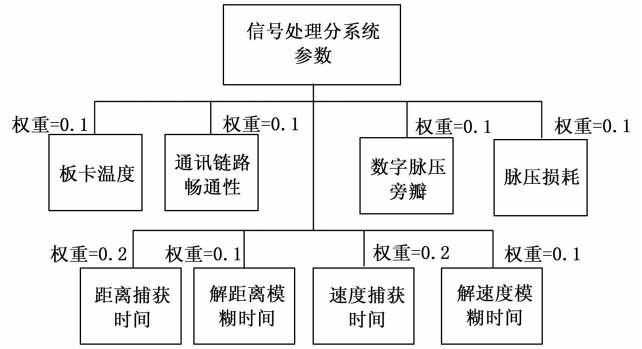


图 7 信号处理分系统参数 (指标) 梳理

行状态评估，计算健康等级隶属度。采集的数据如图 8 所示。

由图 8 可以看出，该组数据具有比较明显的非线性特征，若采用 ARIMA 模型分析法预测可以预见效果不佳。因此，采用前 18 组数据作为历史数据，应用神经网络预测法对数据进行 3 步预测，并采用后 3 组数据作为真实值验证预测效果。

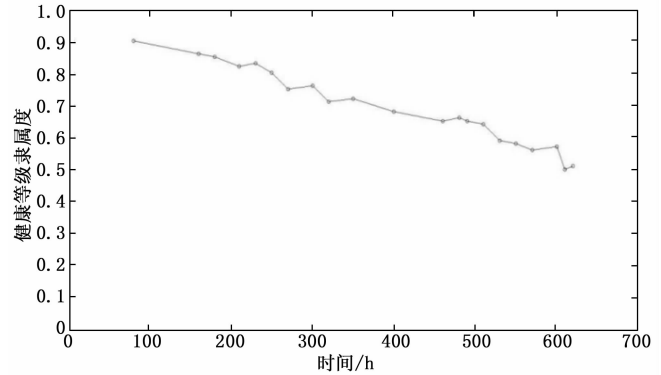


图 8 信号处理分系统健康等级隶属度

4.1 神经网络预测的基本流程

应用神经网络技术进行预测的基本流程如图 9 所示。

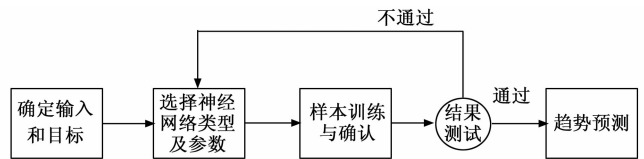


图 9 神经网络预测的基本流程

神经网络预测法与 ARIMA 分析法的区别主要是：无法通过原始数据的特征来确定使用的神经网络类型及参数。

首先，通过输入和目标的关系大致确定采用的神经网络类型，并通过试凑的方法确定神经网络参数，

然后，对网络进行训练、确认和测试 (机器学习) 的过程。若测试效果良好，误差收敛精度高，则可以用该训练好的神经网络对参数进行预测；否则就要考虑更换神经

网络类型, 并重复机器学习的过程, 直到测试通过^[15-16]。

根据图 8 数据的特点, 采用 NARX (nonlinear autoregressive with external input, 带外部输入的非线性自回归) 神经网络, 确定输入为时间, 输出 (目标) 为健康等级隶属度, 设定网络有 10 个隐含层, 并有 5 步延迟^[17-18]。

用该网络对 18 组数据进行了训练, 训练结果良好, 拟合精度高, 误差较小, 可以对数据进行预测。

4.2 实验结果与分析

将输入、输出后移 3 步, 再带入训练好的神经网络进行模拟, 即可得到健康等级隶属度的 3 步预测值, 与后 3 组数据对比, 即可验证预测结果精度, 如图 10 及表 3 所示。

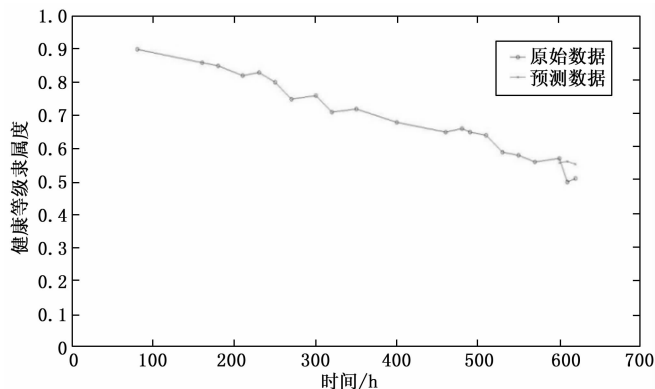


图 10 预测结果

表 3 预测结果与真实值的对比

| 时间/h | 真实值 | 预测值 | 相对误差/% |
|------|------|-------|--------|
| 600 | 0.57 | 0.558 | -2.1 |
| 610 | 0.5 | 0.561 | 12.2 |
| 620 | 0.51 | 0.553 | 8.4 |

由图 10 及表 3 可以看出, 预测效果在可接受范围内 (精度优于 80%)。非线性数据预测效果本来不如线性数据, 加上训练样本数据量过小, 是造成预测相对误差较大的原因。神经网络技术主要适合于大样本数据的预测, 并且通过机器学习的方式规避了复杂系统的识别问题, 实际上是非常适合应用于单脉冲雷达故障预测的。需要注意的是, 神经网络预测技术的计算量庞大, 一般需要离线进行神经网络的训练, 用训练好的神经网络进行在线预测^[19-20]。

5 结束语

本文研究了故障预测技术的类型、方法和基本流程, 结合单脉冲雷达设备实际, 探讨了故障预测技术在单脉冲雷达上的应用前景。采用 ARIMA 分析法对单脉冲雷达设备单个直接测量参数进行了预测; 采用神经网络预测法对雷达信号处理分系统的系统级劣化过程进行了预测, 预测结果均能达到单脉冲雷达使用维护要求。

研究表明, 结合状态量化评估技术, 将故障预测技术推广到更多的测控设备, 将会使航天测控设备的维护、使

用和管理模式向自动化、智能化发展, 能够极大地提高测控设备可靠性, 节省维护成本。

参考文献:

- [1] 王晗中, 杨江平, 王世华. 基于 PHM 的雷达装备维修保障研究 [J]. 装备指挥技术学院学报, 2008, 19 (4): 83.
- [2] 谭治学. 雷达发射机健康状态评价及故障预测技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [3] SHAO Y J, MA C M, PAN H X. Analysis of radar fault prediction based on combined model [J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2016, 7 (1): 44-47.
- [4] 许丽佳. 电子系统的故障预测与健康管理工作研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2009: 45-47
- [5] 司小胜, 胡昌华. 数据驱动的装备剩余寿命预测理论及应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2016: 5-6.
- [6] 孙红影. 基于灰色系统理论电子装备 PHM 研究与应用 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013: 7-9, 116-119.
- [7] 许丽佳, 龙兵, 王厚军. 基于 LSSVM-HMM 的发射机故障预测研究 [J]. 仪器仪表学报, 2008, 1 (1): 22.
- [8] 张继军, 张金春, 马登武, 等. 基于改进 HMM 和 LS-SVM 的机载设备故障预测研究 [J]. 海军工程学院学报, 2012, 27 (6): 1-2.
- [9] 韩东, 杨震, 许宝华. 基于数据驱动的故障预测模型框架研究 [J]. 计算机工程与设计, 2013, 34 (3): 1054-1055.
- [10] 李殿伟, 赵华荣. 电子设备故障预测的灰色神经网络模型研究 [J]. 数据通信, 2017, 3 (11): 27-29.
- [11] 黄波, 丁浩, 张孝芳, 等. 基于 RBF 神经网络的某复杂装备故障预测方法 [J]. 计算机仿真, 2014, 31 (1): 14-17.
- [12] 朱丽, 龙兵, 刘震. 基于 ARMA 的雷达发射机故障预测及其实现 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (11): 2460-2461, 2468.
- [13] 李波, 赵洁, 郭晋. 设备故障评估新指标及基于 ARMA 的预测系统 [J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33 (1): 99-100.
- [14] 刘颖, 严军. 基于时间序列 ARMA 模型的振动故障预测 [J]. 化工自动化及仪表, 2011, 38 (7): 841-842.
- [15] 周林, 赵杰, 冯广飞. 装备故障预测与健康管理工作 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2015: 172-177.
- [16] 张金玉, 张炜. 装备智能故障诊断与预测 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 123-130.
- [17] 陈哲. 基于 BP 神经网络的配网设备故障预测 [D]. 广东工业大学, 2017: 26-28.
- [18] 胡雷刚, 肖明清. 基于 BP 神经网络的航空设备故障预测 [J]. 仪器仪表学报, 2008, 29 (4): 522-523.
- [19] 刘勤明. 基于状态监测信息的设备在线健康预测及维护优化研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2014: 60-81.
- [20] 李靖. 基于大数据分析的现役雷达故障预测技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018: 59-70.