

基于加速退化试验的发射电源关键参数趋势预测研究

周 闯, 詹进雄

(南京电子技术研究所, 南京 210039)

摘要: 雷达发射电源作为雷达最重要的组成部件, 其稳定性与质量高低直接影响整个雷达设备运行的可靠性与性能指标的实
现, 同时电源需要连续运行, 还要承受高、低温及高湿、冲击等考验, 运行中不允许检修或者只能进行简单的维护, 因此探究发
射电源的性能退化规律, 并对其进行有效的预测十分有必要; 通过详细分析发射电源失效机理, 并开展发射电源性能退化试验,
并对各试验数据进行有效的分析, 探究电源各监测参数相关关系, 建立电源各关键参数退化模型, 从而实现了对发射电源的故障预
测或者关键参数的趋势预测。

关键词: 发射电源; 雷达; 性能退化; 退化模型; 趋势预测; 失效

Research on Key Parameter Trend Prediction of Transmit Power Supply Based on Accelerated Degradation Test

ZHOU Chuang, ZHAN Jinxiong

(Nanjing Institute of Electron Technology of CETC, Nanjing 210039, China)

Abstract: Transmit power supply of radar is taken as the most important component of radar systems, its stability and quality di-
rectly affects the reliability of operation and the realization of performance indicators. Also, the power supply operates continuously,
and withstands extreme temperature, high humidity and impact. No overhaul is allowed during its operation except simple mainte-
nance. Therefore, it is necessary to explore performance degradation rules of transmit power supply and make effective predictions.
The failure mechanism of transmit power supply is analyzed in detail, and the performance degradation experiment is carried out to ex-
plore the correlation of monitoring parameters, and establish the degradation model of key parameters by effectively analyzing experi-
mental data, thereby achieving the fault prediction of transmit power supply or the trend prediction of key parameters.

Keywords: transmit power supply; radar; performance degradation; degradation model; trend prediction; failure

0 引言

雷达作为现代军事国防领域的“千里眼”, 其重要性不言而喻。随着技术的不断进步和战争形态的演变, 雷达系统所承载的任务日益繁重, 对其可靠性、稳定性的要求也随之水涨船高。在这样的背景下, 对雷达实施全面而细致的健康管理显得尤为重要, 它不仅是保障雷达系统持续高效运行的关键, 更是提升整体军事作战效能的重要一环。故障预测作为雷达健康管理体制中的核心功能, 其重要性也变得愈发明显, 其能够实时监测雷达系统中每一个单元组件的工作性能变化, 通过精密的数据分析和算法处理, 及时发现并跟踪潜在的故障迹象。这一过程不仅要求高度的准确性和灵敏度, 还需要对雷达系统的复杂结构和运行原理有深入的理解。故障预测技术能够识别并管理故障的发生发展, 为维护和保障人员提供宝贵的时间和决策依据, 使他们能够在故障真正影响系统性能之前, 就采取有效的措施进行预防和排除^[1]。然而, 雷达系统的复杂性也为故

障预测带来了前所未有的挑战。作为一个集机械、电子、通信等多领域技术于一体的复杂机电系统, 雷达在运行过程中不可避免地会受到各种干扰和噪声的影响。这些干扰和噪声不仅来源于系统内部各组件之间的相互作用, 还可能来自外部环境的变化和不可预测因素。更为棘手的是, 雷达系统中的失效因素往往存在严重的耦合关系, 一个组件的故障可能引发其他多个组件的连锁反应, 使得故障预测的难度大大增加。在雷达系统的众多组件中, 发射电源以其独特的地位和复杂性成为了性能预测的一大挑战。发射电源作为雷达系统的“心脏”, 负责为整个系统提供稳定可靠的电力供应^[2]。然而, 由于发射电源在工作过程中需要承受高电压、大电流等极端条件, 其内部结构和材料容易发生老化和损伤, 从而导致性能下降甚至失效。此外, 发射电源还容易受到外部环境中的电磁干扰、温度变化等因素的影响, 进一步增加了其性能预测的难度。因此, 在对雷达实施健康管理的过程中, 必须高度重视发射电源等关键组件的性能预测问题。通过采用先进的传感器技术、

收稿日期: 2024-09-03; 修回日期: 2024-09-05。

作者简介: 周 闯(1991-), 男, 硕士, 工程师。

引用格式: 周 闯, 詹进雄. 基于加速退化试验的发射电源关键参数趋势预测研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 32(10): 62-68, 76.

数据处理技术和故障诊断与预测技术, 建立精确可靠的预测模型, 实现对发射电源等关键组件的实时监测和性能评估。同时, 还需要加强对雷达系统整体结构和运行原理的研究, 深入理解各组件之间的相互作用和失效机理, 为故障预测提供更加全面和深入的理论支持。只有这样, 才能确保雷达系统在现代军事国防中发挥出更加稳定和可靠的作用。

发射电源是雷达系统的动力系统, 其稳定性与质量高低直接影响整个雷达设备运行的可靠性与性能指标的实现, 电源需要连续运行, 还要承受高、低温及高湿、冲击等考验, 运行过程中一般不允许检修, 然而发射电源元器件多、电路失效因素及关联复杂, 通过 FMEA (Failure Mode and Effect Analysis) 确定敏感参数的难度较大, 故障模式和失效机理相对复杂, 通常难以建立精确的失效物理模型, 这些给发射电源的故障预测与健康带来很大困难^[3]。

关于发射电源关键参数趋势建模方法, 目前主要有基于数据分析的预测方法、基于模型的预测方法。其中基于数据分析的预测方法中, 决策树、支持向量机、贝叶斯线性回归、随机森林、灰色预测模型、ARMA (Auto-Regression and Moving Average Model) 等方法的效果较好。决策树在发射电源参数预测中的应用远不止于基本的分类范畴, 其强大的回归预测能力可实现关键参数预测。在构建过程中, 特征选择是关键一步, 除了传统的信息增益和信息增益率外, 引入基尼不纯度作为评估标准, 能够更精细地衡量特征的贡献度, 进而优化树的结构和预测精度。此外, 剪枝技术的精妙运用——预剪枝以减少早期过拟合, 后剪枝以微调最终模型——在确保精度的同时, 显著提升了模型的泛化能力。值得一提的是, 决策树的可视化特性不仅简化了模型的理解难度, 还使得工程技术人员能够直观地识别出影响发射电源性能的关键因素, 为后续的维护决策提供有力支持。支持向量机 (SVM) 以其卓越的非线性处理能力在发射电源参数预测中脱颖而出。面对高维数据的挑战, SVM 通过精心设计的核函数, 将样本映射至高维特征空间, 有效揭示了数据间的复杂关系, 从而精准定位最优分类或回归超平面。为进一步提升预测精度, 采用序列最小优化 (SMO) 等高效优化算法, 显著缩短了计算时间, 使得大规模数据集的处理成为可能。同时, 精细调整正则化参数与核函数参数, 是平衡模型复杂度与泛化能力的关键步骤。对于高度非线性的预测任务, 探索不同核函数 (如 RBF 核、多项式核) 的潜力, 能够显著增强模型的适应性和预测力。贝叶斯线性回归通过融入先验信息, 为发射电源参数预测提供了更为稳健的解决方案。在数据稀缺或专家知识丰富的情境下, 贝叶斯方法能够依据历史数据和专家经验设定合理的先验分布, 从而即使在观测数据不足的情况下也能作出可靠的预测。其在线学习与实时更新的特性, 使得模型能够迅速响应新数据, 动态调整参数以捕捉发射电源性能的变化趋势。此外, 贝叶斯方法还擅长于变量筛选与降维, 通过剔除不相关或冗余特征, 提高了模

型的解释性和预测效率。随机森林作为集成学习的典范, 通过构建多个决策树的“森林”并融合其预测结果, 显著提升了模型的准确性和鲁棒性。在发射电源参数预测中, 随机森林能够有效应对高维数据和复杂非线性关系的挑战, 同时通过内部机制避免了单一决策树易出现的过拟合问题。更重要的是, 随机森林提供了直观的特征重要性评估, 能够清晰地识别出对发射电源性能影响最大的因素, 为性能优化和维护策略的制定提供了科学依据。然而, 面对大规模数据集时, 随机森林的计算成本不容忽视。为此, 探索并行计算技术和简化构建流程成为降低计算负担的有效途径。在数据量少、信息不完全的发射电源参数预测中, 灰色预测模型展现出了独特的优势。通过对原始数据的生成处理 (如累加生成、累减生成), 灰色预测模型能够挖掘出数据间的潜在规律, 并基于这些规律构建微分方程模型进行预测。其低数据要求、简便计算及稳定预测结果的特性, 使其成为处理小样本问题的有力工具。然而, 为提高预测精度, 需结合其他预测方法 (如组合预测) 或优化模型参数选择策略, 以应对数据质量和模型敏感性的挑战。ARMA 模型作为时间序列分析领域的经典方法, 在发射电源参数预测中发挥着重要作用。通过自回归项捕捉序列内部的线性相关性, 移动平均项消除随机噪声的干扰, ARMA 模型能够实现对未来趋势的精准预测。在实际应用中, 为确保模型的平稳性, 常需对数据进行差分处理或季节性分解。参数估计方面, 最大似然估计、最小二乘法等方法的选择对于提高预测精度至关重要。此外, 随着时间序列分析技术的不断发展, ARMA 模型也在与其他预测技术 (如机器学习模型) 的融合中展现出更广泛的应用前景。基于模型的预测方法则侧重于从物理机理出发, 通过构建多物理场耦合模型来全面描述发射电源的内部运行机制和外部表现特性。这种方法不仅要求深入理解发射电源的物理过程, 还需借助先进的数值模拟和仿真技术来模拟实际工况下的性能参数。为确保模型的准确性, 需精心选择仿真软件和求解器, 并设置合理的边界条件和初始条件。模型验证与校准同样是不可或缺的一步, 通过与实际数据的对比分析, 不断修正和完善模型参数以反映真实的物理过程。虽然基于模型的预测方法计算复杂度高且需要深厚的专业知识支持但其预测结果的可靠性和可解释性对于发射电源的长期维护和优化具有不可估量的价值。

在本文中, 为了获取发射电源退化规律模型, 本文设计电源退化试验, 通过采用比正常使用中所经受的环境更为严酷的试验环境达到快速获取产品故障信息和寿命指标的目的, 在试验过程中, 获取发射电源的各项参数, 通过对各项参数进行综合分析、研判、预测建模等, 获取发射电源的退化寿命信息, 从而实现发射电源关键参数的有效预测。

1 发射电源常见故障模式与可测性分析

电子元器件运行的可靠性和稳定性直接关系到整个系

统效能的优劣与持久性。然而,在实际应用中,电子元器件故障率较高,其原因主要有两种:一种是突发型失效,也称过应力失效;另一种是退化型失效。

突发型失效,顾名思义,是指电子元器件在受到突然的超出其设计承受能力的应力或条件时发生的瞬时失效。这种失效通常具有不可预测性和突发性,且一旦发生,往往导致元器件立即停止工作,甚至可能造成更严重的损坏,如短路、开路或物理破裂。突发型失效的原因较多,比如,电压过冲(电路中的电压突然升高,超出元器件的额定电压范围,导致元器件内部击穿或损坏)、电流过载(电流过大,超过元器件的额定电流承载能力,引发过热、熔化或烧毁)、温度变化(极端温度条件可能导致元器件材料性质变化,进而引发失效)、机械冲击(物理振动、跌落或撞击等机械应力可能破坏元器件的内部结构或连接)、静电放电(静电累积后的突然放电,对敏感元器件造成瞬时高压冲击,导致损坏)。

与突发型失效不同,退化型失效是一个渐进的过程,它随着时间的推移,由于元器件内部材料的老化、物理特性的逐渐变化或外部环境的持续影响,导致元器件的性能参数逐渐偏离其初始值或标准值。这种失效模式对电路的直接影响是使电路的某些性能指标,如增益、频率响应、噪声水平等,发生缓慢但持续的变化,最终导致电路无法维持其正常的工作状态或无法满足预期的性能要求。比如材料老化(元器件内部的金属材料、半导体材料或绝缘材料在长期使用过程中会逐渐老化,导致性能下降)、热应力(虽然不同于突发性的过热,但长时间工作在较高温度下会加速元器件的老化过程)、湿度与腐蚀(潮湿环境或腐蚀性气体可能侵蚀元器件表面,导致金属氧化、接触不良或绝缘层损坏)、疲劳效应(在周期性应力的作用下,元器件内部微观结构逐渐累积损伤,最终导致失效)、辐射损伤(宇宙射线、X射线、 γ 射线等电离辐射可能破坏半导体材料中的晶格结构,影响元器件的性能)。

大量统计表明,退化型失效才是导致系统发生失效的最主要原因,因此,研究发射电源中关键元器件的性能退化失效机理,以及如何利用模型来对其退化过程进行描述具有重要的意义。

在元器件执行其正常功能的过程中,它们会遭遇各式各样的环境和工作压力,这些压力正是推动元器件性能逐渐退化的核心要素。借助应力分析技术的手段,对电源系统内关键元器件的故障率进行深入剖析,结果显示,铝电解电容器、金属氧化物半导体场效应晶体管(MOSFET),以及功率整流二极管,成为了系统中故障率最为显著的三类元器件,因此这些元器件是整个电源的关键元器件。通过对发射电源的故障模式及影响分析报告进行详细分析可以发现,常见故障模式如表1所示,电容的退化会影响电压纹波的增大,MOSFET以及功率整流二极管的功能、性能退化会引起输出电压的减小。由以上分析可知:发射电源的故障均可反映于功率、电压、电流和纹波这些主要参

数上,因此,在设计试验时,重点监测上述4个参数,同时由文章^[4]可知,温度是影响电子元器件性能最直接和重要的参数,因此增加温度参数的监测。

表1 发射电源常见故障

序号	功能性能名称	故障
1	功率	无输出/超上限/超下限
2	电压	无输出/过压/欠压
3	电流	无输出/过流/欠流
4	纹波	无输出/不稳定/超上限/超下限

2 加速退化试验设计与研究

2.1 试验方案设计

在正常的工作环境和条件下,电子元器件的性能退化是一个很缓慢的过程,因此对于雷达发射电源来说,传统的寿命试验技术不能够满足要求。为了解决传统寿命试验技术的不足,加速试验技术应运而生,并迅速成为产品研发与验证过程中不可或缺的一环。加速试验的核心思想在于,通过人为地创造一个比产品正常使用环境更为严酷的条件,来加速产品的老化与失效过程,从而在短时间内获取到大量的故障信息和寿命数据^[5]。这种方法不仅极大地缩短试验周期,还能够对产品设计的早期阶段就识别出潜在的可靠性问题,为后续的改进与优化提供宝贵的参考。相比传统的寿命试验,加速试验的加速效应显著,其试验时间可缩短至传统方法的数十倍甚至上百倍。例如,在电子产品领域,一款需要数万小时才能充分验证其可靠性的产品,通过加速试验可能仅需在数百小时内就能完成等效的评估。这种高效性不仅降低了研发成本,还加快了产品的上市速度,使企业能够更快地响应市场变化,抢占先机。

此外,加速试验还具有较强的灵活性和可定制性。根据不同的产品特性和测试需求,可以设计不同的加速因子和试验方案,以实现对产品性能的全方位评估。例如,可以通过提高温度、增加振动、施加电压等方式来模拟不同的使用环境,从而更全面地了解产品的可靠性表现。

为了能够在较短的时间内获得产品的退化、寿命信息,本项目考虑采用加速退化试验的方法。电子元器件的寿命在很大程度上受到温度波动的显著影响,具体而言,当环境温度升至50℃时,其使用寿命相较于25℃的理想环境会急剧缩短至约六分之一。此外,负载的施加也会导致多种元器件的性能指标发生偏移,比如钽电容在经历“场效应晶化”现象后,其电容量将发生永久性的减少,并伴随损耗角正切的增加。这明确指出了温度和负载是驱动雷达发射电源性能退化的两个关键敏感因素。然而,雷达发射电源的设计中内置了输入保护电路,这一安全措施在一定程度上限制了通过直接增加负载来加速主要功能电路退化过程的可能性。鉴于此,为了更有效地进行雷达发射电源的加速退化试验,温度被选定为主要的加速应力因素,以便在较短时间内模拟并评估电源在不同温度条件下的长期性

能表现。

本项目以单一温度条件作为对发射电源的性能退化产生加速作用的试验应力, 采用恒定应力加速寿命试验的方法, 将发射电源置于恒温箱中, 施加固定负载, 让电源处于工作状态, 监测电源的性能参数, 其中电流、电压采用数字万用表进行测量, 测量精度可达到 0.01 mV, 其纹波采用示波器实时采集, 示波器测量精度可达到 0.03 mV。如图 1 所示。雷达发射电源的正常工作温度在 70 °C 以下, 发射电源的设计最高温度为 100 °C (超过 100 °C 会自保护), 负载设计上限为 70 A, 为了加速退化试验, 该试验设定恒温箱温度为 100 °C, 电子负载为 70 A 进行试验。

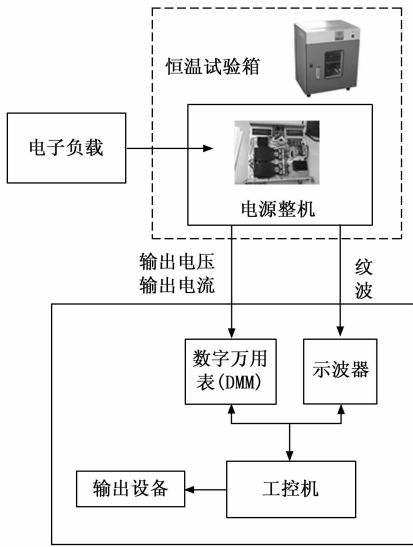


图 1 退化试验流程

2.2 参数间关系探索

由 2.1 节可知, 使用寿命受温度和负载影响巨大, 因此在退化试验时, 需要控制这两个变量, 以达到控制变量的目的。在该试验中, 电子负载采用安捷伦的 N3300A 电子负载, 精度能够达到 ±5 mA, 精度较高, 可视恒负载; 试验温度主要采用温控箱进行调节, 然而温控箱一般采用负反馈控制系统进行温度动态调节, 动态范围较大, 温度无法保持在恒定状态, 因此, 在正式进行退化试验之前, 需要探究各监测参数与温度之间的关系, 以在后期进行恒温修正。

电子设备在整个生命周期中, 往往会存在不同的性能退化规律, 各监测参数与温度的关系也不尽相同, 例如, 灯丝的阻抗在使用初期性能相对稳定, 对温度敏感度较小, 而当灯丝使用一段时间或者进入故障阶段, 则其阻抗变化波动较大, 且对温度极其敏感, 因此如果对试验的温度进行修正, 需要了解当前电源处于哪一个退化阶段, 并明确在该阶段监测参数与温度之间的关系。

为了探究电源不同退化阶段各监测参数与温度之间的关系, 我们假设在相对较短的时间内电源退化规律不变,

为此, 在电源使用初期, 固定负载为 70 A, 较快地改变温度, 记录温度变化下电压、纹波的值, 经过一定的预处理之后, 散点如图 2 所示。

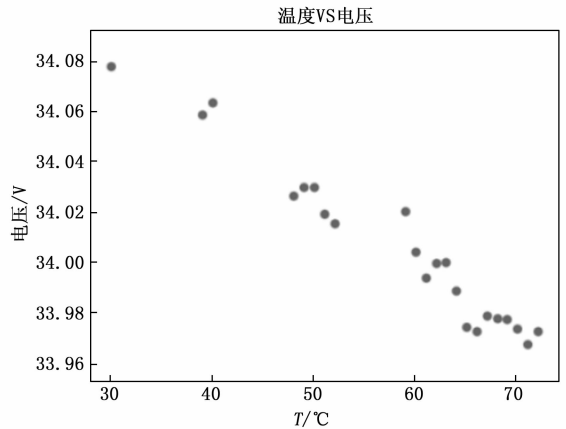


图 2 初始状态下电压随温度的变化散点图

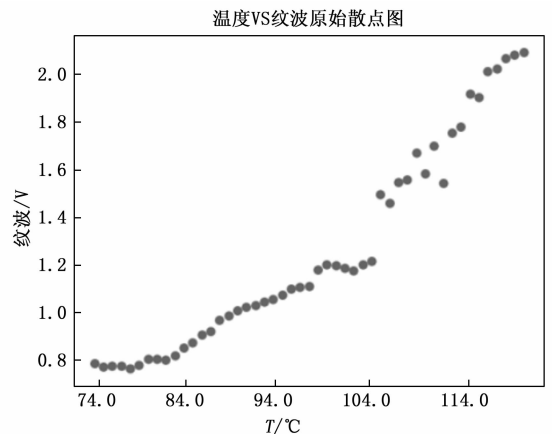


图 3 初始状态下纹波随温度变化散点图

图 2、3 从曲线关系上看基本符合多项式的特征, 因此采用多项式拟合的方法建立电压、纹波随温度变化的情况, 如下式所示:

纹波与温度关系为:

$$\omega = 2.57123 - 0.05025T + 0.00042T^2 \quad (1)$$

其中: ω 为纹波值, T 为温度。

电压与温度关系为:

$$V = 34.16198 - 0.00270T \quad (2)$$

其中: V 为电压值, T 为温度。

所得的拟合曲线如图 4~5 所示。

经过一段时间的退化, 即电源处于退化的某个阶段, 在某个较短的时间范围内, 固定负载 70 A, 较快的改变温度, 记录温度变化下电压、纹波的值。

对上述数据进行拟合, 可得拟合曲线:

纹波与温度关系为:

$$y = 1.71959 - 0.04982T + 0.00040T^2 \quad (3)$$

电压与温度关系为:

$$y = 33.94911 - 0.00268T \quad (4)$$

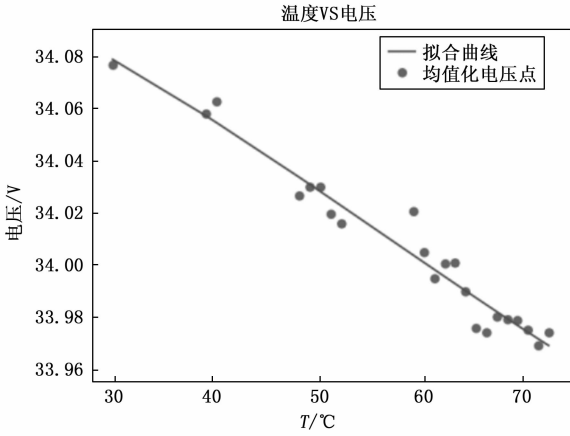


图 4 初始状态下电压随温度的变化关系拟合图

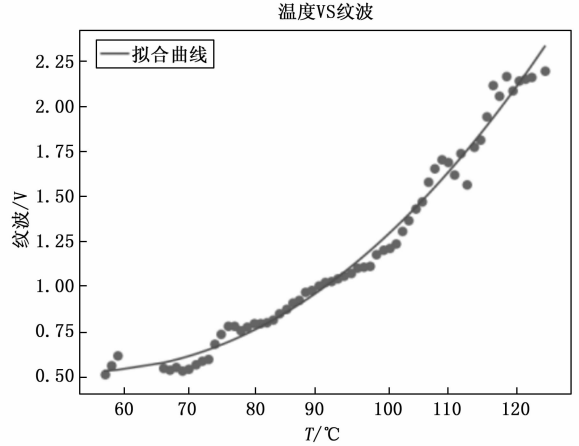


图 7 退化后纹波随温度变化关系拟合图

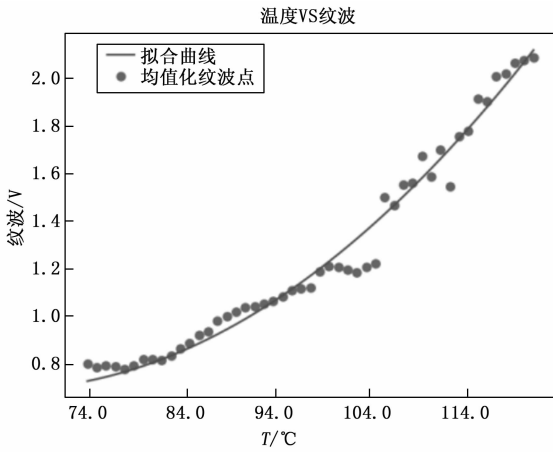


图 5 初始状态下纹波随温度变化关系拟合图

拟合曲线如图 6~7 所示。

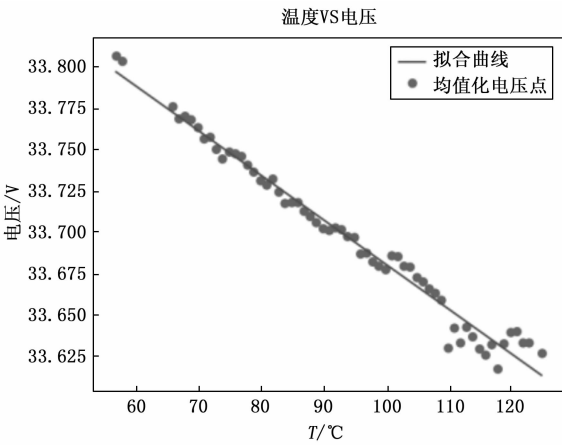


图 6 退化后电压随温度的变化关系拟合图

通过对两个退化阶段电压、纹波与温度之间关系的对比可以发现：

电压与温度的关系，在两个退化阶段均符合线性函数关系，由表达式可知，两者曲线斜率基本一致，只是常数

项发生变化，对两条曲线进行相关性计算，可以得到两个曲线相关度达到 0.995 32。

而纹波与温度的关系，可以看出符合二次函数关系，且函数的一次项二次项变量基本相同，只有常数项变化较大，对两条曲线进行相关性计算，可以得到两个曲线相关度达到 0.993 15。

对上述试验进行多次重复，即使电源处于不同的退化阶段，观察分析其电压、纹波与温度的关系，均符合上述发现。

基于此，我们可以得知，随着退化试验的进行，电源电压、纹波与温度的相关性不变，这也说明电压与温度、纹波与温度之间的关系保持固定，只是常数项发生变化，而常数项恰恰代表电源的退化程度。

由上述试验可知，电压与温度之间的变化关系为：

$$y = kT + b \tag{5}$$

其中： k 为定值，由电源本身决定， b 由电源退化阶段决定，随着电源的退化， b 越来越小。

纹波与温度之间的变化关系为：

$$y = k_1 T + k_2 T^2 + b \tag{6}$$

其中： k_i 为定值，由电源本身决定， b 由电源退化阶段决定，随着电源的退化， b 越来越小。

2.3 退化试验数据分析

退化试验数据分析的主要目的是研究监测参数随着退化时间的延长其参数的变化规律，以及各参数间相互关联关系，进而实现监测参数的趋势预测。

在本章，预测效果通过均方根误差 (RMSE) 进行衡量，其定义如下式所示：

$$RMSE = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{j=1}^N (y_j - \hat{y}_j)^2} \tag{7}$$

由前面章节已知由于试验环境的限制，温度无法保持恒定，因此需要对各观测参数根据温度进行修正，假设将所有数值统一到 T 摄氏度，首先根据监测参数与温度之间的变化关系公式，如式 (5) ~ (6)，确定电源退化参数 b ，由 b 可知该数据是在哪个退化阶段取得的值，得到 b 之后可

通过该关系公式获得 T 时的参数值。(在规律探索阶段, 将温度值统一归一化到 $100\text{ }^\circ\text{C}$)。

2.3.1 电压参数的退化规律

修正之后, 电压随退化时间的变化如图 8 所示。

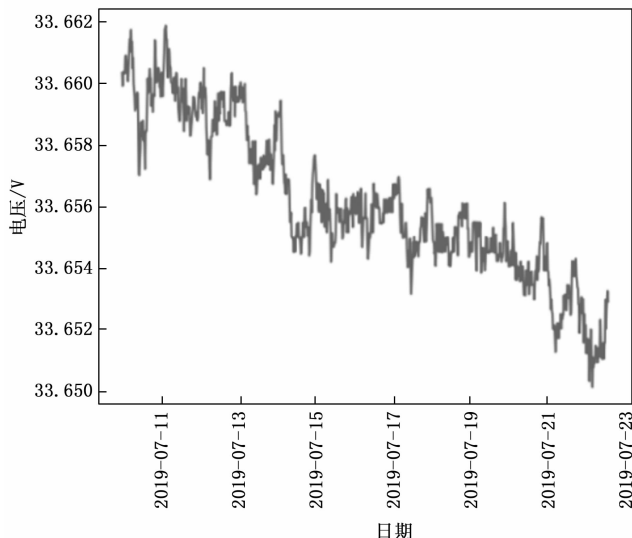


图 8 温度修正后, 电压随时间的变化曲线图

由图 8 发现电压随退化时间的变化既有趋势性同时还有周期性, 因此采用时序数据分离方法将数据分离成长期趋势、周期趋势和随机成分, 如图 9 所示。

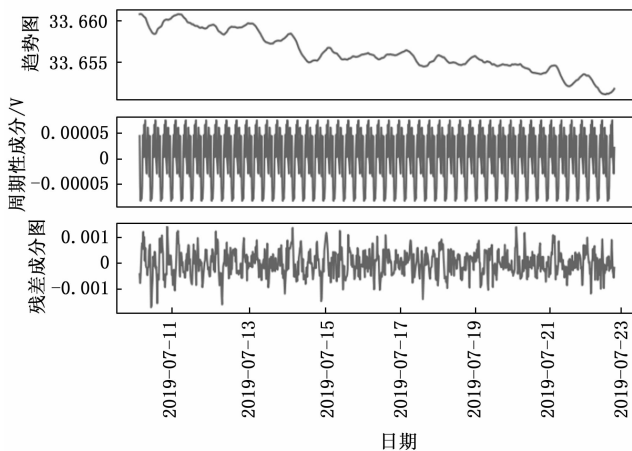


图 9 电压时序分离图

由图 9 可以发现电压的周期性成分和残差成分较小, 长期趋势较为明显, 随着退化时间延长, 电压会不断下降, 具体趋势如图 10 所示。

由图 10 可知, 电压随退化时间的加长, 其电压呈现非周期性下降, 非周期性较弱, 因此采用 ARMA^[6-16] 和主成分自回归^[17-20] (PCAR) 算法分别对该时间序列进行建模, 并计算其 RMSE 值。

该时间序列共 916 个点, 预处理后采样周期为 20 min, 取 687 个点作为训练数据, 229 个点作为预测数据, 训练和预测结果如图 11~12 和表 2 所示。

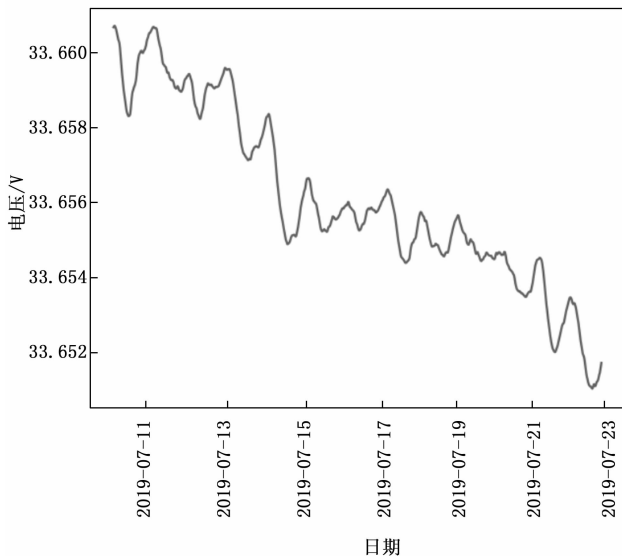


图 10 电压时序趋势成分

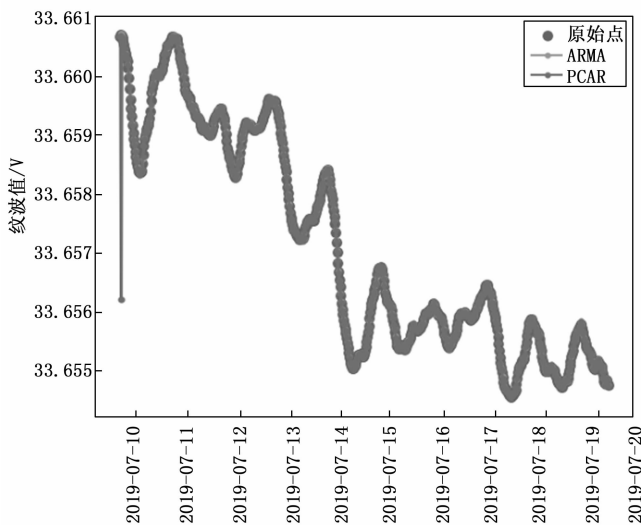


图 11 电压值训练数据跟随情况对比图

表 2 不同算法对电压进行预测建模的 RMSE 值

算法	ARMA	PCAR
训练误差	2.2514×10^{-5}	0.002 1
预测误差	2.2342×10^{-5}	2.0668×10^{-5}

由图 12 和表 2 可以看出 ARMA 算法的拟合效果更好, 模型具有更强的鲁棒性。

2.3.2 纹波参数的退化规律

纹波随时间的变化规律为:

采用时序数据分离方法将数据分离成长期趋势、周期趋势和随机成分, 如图 14 所示。

由图 14 可以发现, 纹波的周期性成分较小, 残差和趋势部分随时间变化规律不明显, 因此不将纹波作为电源退化的指标参数。

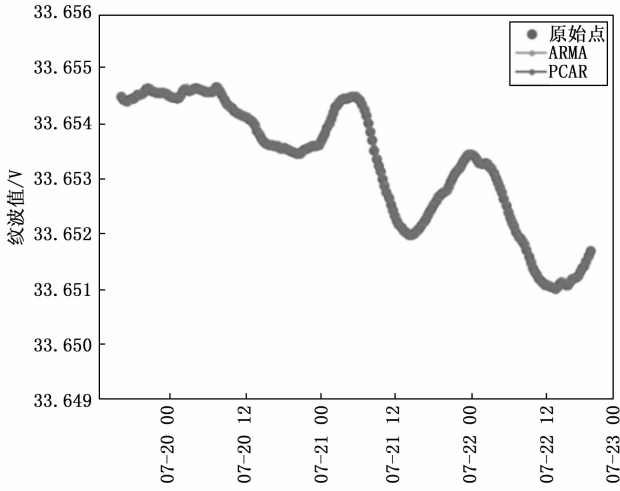


图 12 电压值预测数据跟随情况对比图

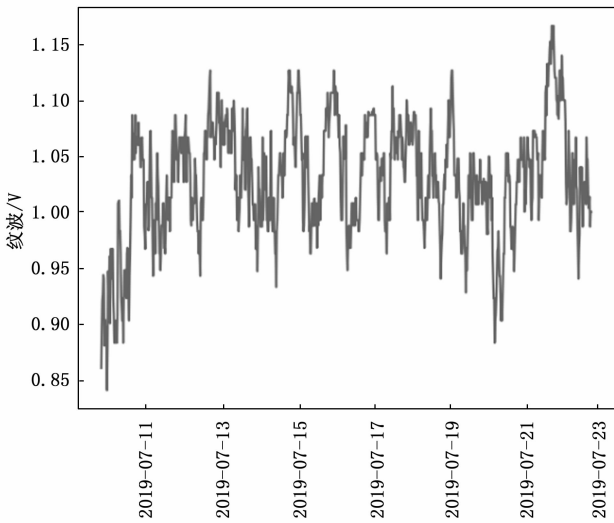


图 13 温度修正后, 纹波随时间的变化曲线图

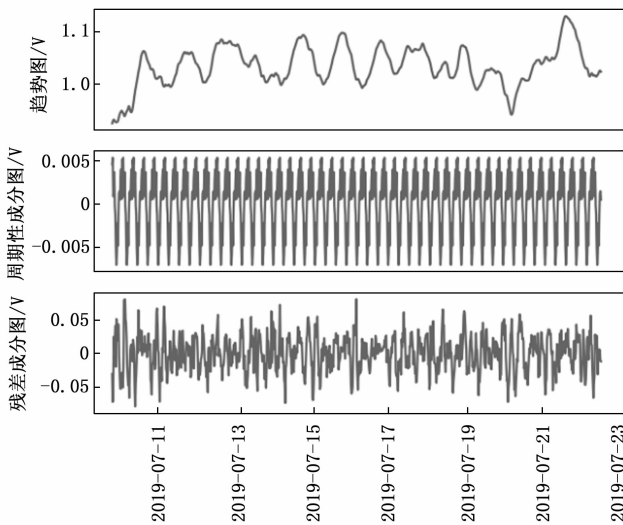


图 14 纹波时序分离图

3 结束语

本文深入探讨了雷达发射电源的常见故障模式及其可测性,旨在通过系统化的分析获取发射电源的故障原因。通过对雷达发射电源故障案例的收集与分析,得出退化型失效是雷达发射电源最主要的故障失效方式,铝电解电容器、金属氧化物半导体场效应晶体管(MOSFET),以及功率整流二极管,是故障率最高的元器件,功率、电压、电流和纹波是引起故障的最显著特征参数。

为了深入理解雷达发射电源在不同退化阶段的表现特征,并对其特征参数进行有效监测,本文设计并实施了加速退化试验。首先,以单一温度条件作为对发射电源的性能退化产生加速作用的试验应力,采用恒定应力进行加速寿命试验,在试验过程中,通过高精度的传感器和数据采集系统,我们成功获取特征参数的实时数据,为后续的分析与建模提供了坚实的基础。

基于试验数据,本文采用不同算法对监测参数进行时间序列建模,捕捉参数之间的内在联系以及它们随时间变化的趋势,从而实现对电源性能参数的精准预测^[21]。通过预算,我们可以提前发现电源性能的异常变化,预测潜在的故障风险,并据此评估电源的剩余寿命。这一功能的实现,对于提高雷达系统的维护效率、降低故障率、延长使用寿命具有重要意义。

综上所述,本文通过对雷达发射电源常见故障及可测性的深入分析,结合具体的试验设计与算法建模,成功实现了对电源性能参数的趋势预测,为雷达系统的故障预测与健康管理的提供了有力的技术支持。这一研究成果不仅丰富了雷达系统维护的理论体系,也为实际工程应用提供了宝贵的参考。

参考文献:

[1] 曾声奎, PECHT M G, 吴 际. 故障预测与健康管理(PHM)技术的现状与发展[J]. 航空学报, 2005, 26(5): 626-632.
 [2] 丁鹭飞, 耿富录. 雷达原理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2006.
 [3] 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.
 [4] 韩国泰. 航空电子的故障预测与健康管理的健康管理技术[J]. 航空电子技术, 2009(1): 30-38.
 [5] 陈 循, 张春华. 加速试验技术的研究, 应用与发展[J]. 机械工程学报, 2009, 45(8): 7.
 [6] 张军凯. 风电功率预测算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
 [7] HUANG S J, SHIH K R. Short-term load forecasting via ARMA model identification including non-Gaussian process considerations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(2): 673-679.
 [8] HANNAN E J. The Estimation of the Order of an ARMA Process[J]. Annals of Statistics, 1980, 8(5): 1071-1081.

(下转第 76 页)