

文章编号:1674-8190(2020)04-585-06

雷达电源系统安全运行健康状态评估研究

洪晟¹, 罗无为², 周闯³, 李庆岚³, 叶景文⁴

(1. 北京航空航天大学 网络空间安全学院, 北京 100191)

(2. 北京航空航天大学 可靠性与系统工程学院, 北京 100191)

(3. 南京电子技术研究所 信息处理部, 南京 210039)

(4. 北京航空航天大学 机械工程学院, 北京 100191)

摘要: 雷达电源系统的运行状态直接影响整个雷达设备的安全性及性能指标的实现, 如何实现雷达电源的健康状态评估是亟待解决的问题。首先采用雷达电源正常状态下的健康特征数据训练自组织神经网络; 然后计算监测数据与训练后的自组织神经网络中权重向量的距离, 将距离值归一化表示为健康度; 最后利用试验数据计算健康度, 并实现健康分级。结果表明: 该模型计算的健康度随电源老化时间变化整体呈现下降的特点, 该模型可以实现雷达电源健康状态评估。

关键词: 雷达电源; 安全性; 神经网络; 加速退化试验; 健康状态评估

中图分类号: V242.2

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2020.04.018

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Research on Evaluation of Safe Operation and Health State of Radar Power Supply System

HONG Sheng¹, LUO Wuwei², ZHOU Chuang³, LI Qinglan³, YE Jingwen⁴

(1. School of Cyber Science and Technology, Beihang University, Beijing 100191, China)

(2. School of Reliability and System Engineering, Beihang University, Beijing 100091, China)

(3. Information Processing Department, Nanjing Institute of electronic technology, Nanjing 210039, China)

(4. School of Mechanical Engineering, Beihang University, Beijing 100091, China)

Abstract: The operation status of radar power supply system directly affects the safety and performance of the whole radar equipment. How to realize the health status assessment of radar power supply is a problem to be solved. Firstly, the health feature data of radar power supply under normal state is used to train the self-organizing neural network. Then the distance between the monitoring data and the weight vector of the trained self-organizing neural network is calculated, and the distance value is normalized and expressed as the health degree. Finally, the health degree is calculated by using the test data, and the health classification is realized. The results show that the health degree calculated by the proposed model decreases with the aging time of power supply, and the model can realize the evaluation of the health status of radar power supply.

Key words: radar power supply; safety; neural network; accelerated degradation test; health state evaluation

收稿日期:2020-03-20; 修回日期:2020-07-06

基金项目:国家自然科学基金(61773001); 国家重点研发计划课题(2019YFB1706001); 工业互联网创新发展工程(TC190H46B); 国防基础科研计划(JCKY2017210Bxxx)

通信作者:洪晟, shenghong@buaa.edu.cn

引用格式:洪晟, 罗无为, 周闯, 等. 雷达电源系统安全运行健康状态评估研究[J]. 航空工程进展, 2020, 11(4): 585-590.

HONG Sheng, LUO Wuwei, ZHOU Chuang, et al. Research on evaluation of safe operation and health state of radar power supply system[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2020, 11(4): 585-590. (in Chinese)

0 引言

雷达电源作为雷达系统最基本的组成部分,负责为其他分系统供电,其安全稳定是雷达系统正常工作的基本前提^[1]。对于雷达电源,实施健康运行状态的维护是保障其安全性的重要手段。传统的定期维护方法,耗费巨大但仍不能显著提高安全性。国外,美国军方提出的故障预测与健康状态管理(Prognostics and Health Management,简称PHM)技术已广泛运用于直升机的动力传动等机械结构的维护^[2]。国内,也有针对机械产品做健康管理技术的研究,例如 Hong Sheng 团队采用自组织神经网络评估轴承的健康度并根据健康度预测剩余寿命^[3];采用集成经验模式分解与高斯混合模型成功地实现轴承性能退化评估^[4];提出基于状态适应的轴承健康趋势分析和剩余寿命预测方法^[5];首次把高斯过程回归的方法运用到轴承剩余寿命的问题中,取得良好的预测效果^[6]。随着电子技术的飞速发展,引入基于运行状态的智能维护方法十分有必要,而智能运行状态维护的实现,首先需要准确获得产品的健康状态^[7],Ren Lei 等^[8]采用自动编码机和深度神经网络对锂电池剩余寿命进行预测,研究成果对锂电池状态评估和健康管理有重要的意义,给健康评估的研究提供了新思路;叶雪荣等^[9]利用正交试验构建一阶响应面模型,用最小二乘法对环境应力和电源输出电流和电压纹波进行拟合,得到退化模型来评估开关电源整体健康状态。雷达电源元器件多、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,通过故障模式影响分析(Fault Mode and Effects Analysis,简称FMEA)确定敏感参数的难度较大^[10],如何评估雷达电源运行时的健康状态是一个亟待解决的问题。

针对这些问题,本文以实现雷达电源健康状态评估为目标,首先对雷达电源工作原理做研究,结合电路关键元器件失效特性分析得到关键元器件的退化与电源输出参数的关系,确定电源健康特征参数和监测点;然后采用加速退化试验监测数据训练自组织神经网络(Self-organizing Map,简称SOM),获得电源健康评估的神经网络模型;最后将模型运用到电源老化试验过程中进行健康评估。

1 雷达电源工作原理

雷达电源包含三相整流桥、整流滤波及防冲击电路、桥变换器、高频变压器、输出全滤波及 LC 滤波电路、驱动电路、控制保护及均流电路等^[1],原理框图如图 1 所示。

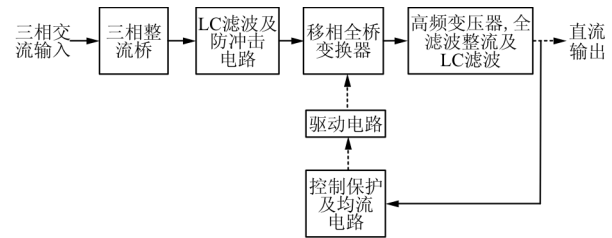


图 1 雷达电源的原理框图

Fig. 1 Principle block diagram of radar power supply

移相全桥变换器作为电源的核心电路,由全桥逆变器、高频变压器和输出整流滤波电路组成,其中包括 MOSFET 功率开关器件、MOSFET 开关管内部寄生的反向并联二极管、以及 MOSFET 的寄生电容或外接电容,谐振电感包括了变压器的漏感,每个桥臂的两个功率开关管成 180° 互补导通,两个桥臂的导通角相差一个相位,即相位移,通过调节移相角的大小来调节输出电压^[11]。

2 加速退化试验

为了研究电源老化过程的退化特性,为雷达电源健康评估的研究提供实际数据,对电源展开整机加速退化试验。

2.1 加速应力选择

温度和电压是导致雷达电源性能退化的敏感应力。然而,由于雷达电源设计中具有输入保护电路,提高输入电压的方法难以实现主要功能电路退化过程的加速。因此,选择温度作为加速应力。

2.2 健康监测点的确定

移相全桥变换器中关键元器件的退化直接影响整个电源的健康运行状态。在电源设备中,电解电容是电源可靠性的一个短板,它是电源内部器件中最容易损坏的部件^[12],电容在电路中起到滤波的作用,当电容老化后,电源输出电压纹波峰峰值就会增大,功率二极管和 MOSFET 的退化均会引

起输出电压减小。由于电子产品的输出特性通常受温度影响^[13],根据相关分析可知:在电源负载恒定时,升高环境温度,电压退化较为明显^[14],输出功率也会随温度升高而降低。因此,对于恒定负载的高温老化试验,电源需要对输出电压、纹波峰峰值、输出功率进行监测用以确定健康状态。

2.3 试验前预处理

确定温度是对发射电源可靠性影响最显著的应力条件。在老化试验前,还需要通过摸底试验,一方面确定电源的基本性能,另一方面确定电源能承受的最大环境温度。

雷达电源内部具有过温保护电路,当环境温度过高时,保护电路会启动,导致电源无输出。经过测试,电源在过温保护的条件下,能正常工作的最大环境温度为 68 °C,在这样的条件下,电源退化缓慢,难以起到加速退化的效果,但完全拆除保护电路盲目升高温度可能改变退化机理。因此,在试验中,拆除部分保护电路,适当升高温度,达到测试电源能工作的最大环境温度。

拆除部分保护电路后,将电源置于温控箱中,施加最大负载使其工作,逐步升温,每隔 1 h 升高 5 °C,每隔 20 min 测量电源内部和环境的温度。通过电源性能摸底试验得出:电源能正常工作的最大环境温度为 81 °C,因此老化试验的环境温度以 81 °C 为温度上限。

2.4 老化试验

(1) 试验条件设置

在恒定负载 70 A 的条件下,试验条件设置情况如图 2 所示。设置试验初始温度为 57 °C,持续时间 720 h 左右;然后升高温度至 75 °C,持续 350 h;最后把温控箱温度升高至 81 °C,持续 200 h。在整个过程中,记录电源的输出纹波峰峰值、输出电压和输出功率。

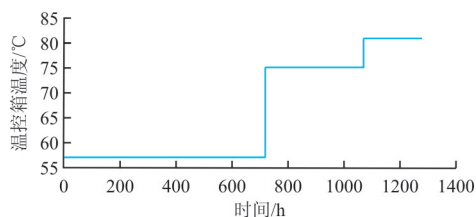


图2 试验条件

Fig. 2 Test conditions

(2) 试验结果分析

由于电源退化缓慢,为了便于观察和分析,对监测数据采用滑动平均法进行简化处理,在简化后数据的基础上,每隔 80 h 记录监测数据。纹波峰峰值、输出电压、输出功率的记录情况分别如图 3~图 4 所示。

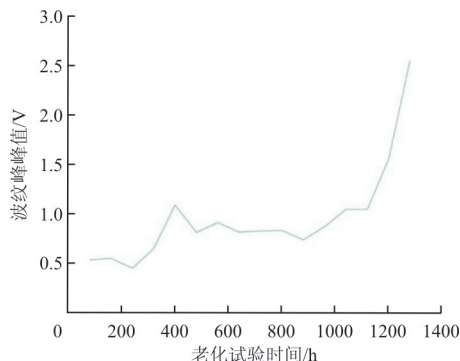


图3 纹波峰峰值随老化时间变化情况

Fig. 3 Variation of crest peak with aging time

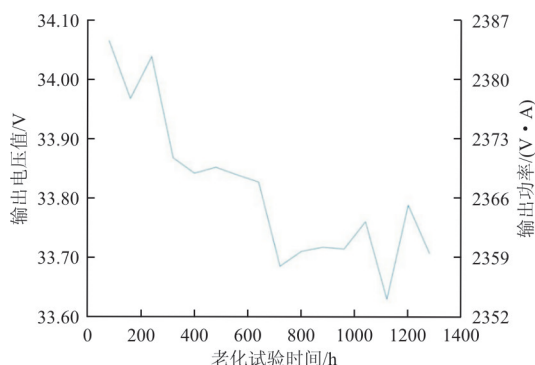


图4 输出电压随老化时间变化情况

Fig. 4 Variation of output voltage with aging time

从图 3~图 4 可以看出:纹波峰峰值、输出电压随老化试验的进行,变化趋势较为明显,在负载恒定的情况下,电源输出功率和输出电压同步变化,说明这 3 个特征量也可以作为描述电源状态的特征量。

3 健康状态评估

3.1 健康评估建模

在健康评估方面,本文基于自组织神经网络^[15]对电源进行健康评估。首先将电源健康状态下采集到的输出电压、纹波峰峰值、输出功率进行预处理,处理后的数据输入到人工智能算法中训练

SOM 网络, 获得网络权重向量; 然后用老化试验监测的特征参数经过预处理后与权重向量计算最小欧氏距离 d_{\min} , 再将 d_{\min} 转化为 $(0, 1)$ 之间表示电源健康程度的健康度; 最后根据实际情况划分健康等级, 进行健康评估, 其流程如图 5 所示。

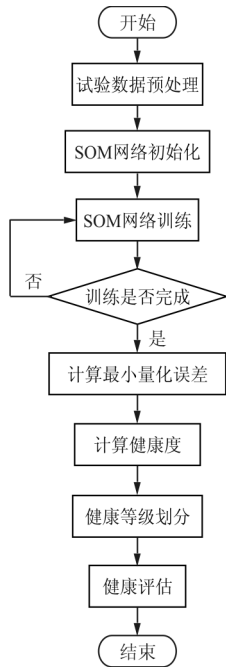


图 5 健康评估流程图

Fig. 5 Health assessment flow chart

评估过程为:

(1) 初始化 SOM 网络

采用随机数对 SOM 网络竞争层神经元的权值向量赋予初始值, 然后针对初始值进行归一化处理得到权值向量 \mathbf{W}_j , 其中 $j=1, 2, \dots, m$, m 为竞争层神经元的数量, 设定初始优胜邻域 $N(t)$ 、学习率 $\eta(t, N)$ 和最大训练次数 T 的初始值^[15]。

(2) 输入向量的输入

输入向量由纹波峰峰值 V_{pp} 、电源输出电压 V 和输出功率 P 组成, 即网络输入向量为 $\mathbf{X}=[V_{pp}, V, P]^T$ 。

(3) 计算竞争层的权值向量和输入向量的距离(欧氏距离)

计算竞争层第 j 个神经元的权值向量和输入向量的欧氏距离的公式为

$$d_j = \|\mathbf{X} - \mathbf{W}_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^3 [x_i(t) - \omega_{ij}(t)]^2} \quad (1)$$

式中: x_i 为输入空间的第 i 个特征向量; \mathbf{X} 为由电源健康特征组成的网络输入向量, $\mathbf{X}=\{x_i; i=1, 2, 3\}$; ω_{ij} 为竞争层第 j 个神经元和输入层的第 i 个神经元之间的连接权重; $\mathbf{W}_j=\{\omega_{ij}; j=1, 2, \dots, m; i=1, 2, 3\}$ 。

通过计算, 可以得到竞争层中与输入向量距离最小的单元, 记为 j^* , 即 $d_{j^*} = \min_j d_j$ ^[15]。

(4) 定义优胜邻域

定义优胜领域 $N_{j^*}(t)$, 以 j^* 为中心确定 t 时刻的权值调整域, 一般初始邻域 $N_{j^*}(0)$ 较大, 训练过程中 $N_{j^*}(t)$ 随时间逐渐收缩^[15]。

(5) 调整权值

对优胜邻域 $N_{j^*}(t)$ 内所有节点调整权值为

$$\Delta\omega_{ij} = \omega_{ij}(t+1) - \omega_{ij}(t) = \eta(t, N)[x_i(t) - \omega_{ij}(t)] \quad (2)$$

式中: $\eta(t, N)$ 为训练时间 t 和邻域内第 j 个神经元与获胜神经元 j^* 之间的拓扑距离 N 的函数, 满足随时间增大而降低、随优胜邻域增大而降低的规律。

$$\eta(t, N) = \eta(t)e^{-N} \quad (3)$$

式中: $\eta(t)$ 为时间 t 的单调下降函数, 随时间变化逐渐下降到 0。

(6) 计算输出 o_k

$$o_k = f(\min_j \|\mathbf{X} - \mathbf{W}_j\|) \quad (4)$$

式中: $f(\cdot)$ 为 0-1 函数或者其他非线性函数。

(7) 是否达到预先设定的要求

SOM 网络训练何时结束是以学习率 $\eta(t)$ 是否衰减到某个预定的值为条件, 如果达到要求则算法结束; 否则, 返回过程(2), 进入下一轮学习^[15]。

(8) 计算健康度

使用电源健康状态下的输出特征参数训练好 SOM 神经网络之后, 得到每一个健康特征参数与竞争层神经元的权值, 再用测量的特征参数算出与竞争层的权值向量之间的欧氏距离, 得到最小的欧氏距离为 d_{\min} , 计算公式为

$$d_{\min} = \min_j \|\mathbf{X} - \mathbf{W}_j\| = \min_j \sqrt{\sum_{i=1}^m [x_i(t) - \omega_{ij}(t)]^2} \quad (5)$$

由最小欧氏距离转化为健康度 HV 值的公式为

$$HV = \frac{C}{\sqrt{d_{\min}} + C} \quad (6)$$

式中: HV 为健康度; C 是规模参数,由电源在正常状态下的 d_{\min} 确定。

C 的计算公式为

$$C = \frac{\sqrt{2} \overline{d_{\min}}}{\pi \cdot \tan 0.1} \quad (7)$$

式中: $\overline{d_{\min}}$ 为电源正常状态下的健康特征向量与训练好的 SOM 的权重向量的最小欧氏距离平均值。

(9) 由健康度划分等级

根据模型实际运用情况,划分健康等级如表 1 所示,其中阈值 a 、 b 、 c 由实际情况确定。

表 1 健康等级划分表(一)

Table 1 Health ranking table (I)

健康度范围	健康等级
$HV > a$	健康
$b < HV \leq a$	亚健康
$c < HV \leq b$	严重退化
$HV \leq c$	失效

3.2 评估实例

老化试验总持续时间 1 280 h,最终未能使得电源完全失效。基于 SOM 模型健康评估的关键在于计算当前监测的健康特征向量与训练后的自组织神经网络权重向量的距离,距离越大,表示电源越不健康。因此,即使没有全寿命周期数据,也能实现电源健康评估。将实验前期获得的监测数据作为电源健康状态的特征数据,用健康状态的数据训练 SOM 网络,结合健康度计算公式获得健康评估模型。把老化试验采集到的数据经过预处理后输入到健康评估模型中,可获得健康评估结果。整个老化试验过程中,电源健康度随时间变化情况如图 6 所示。

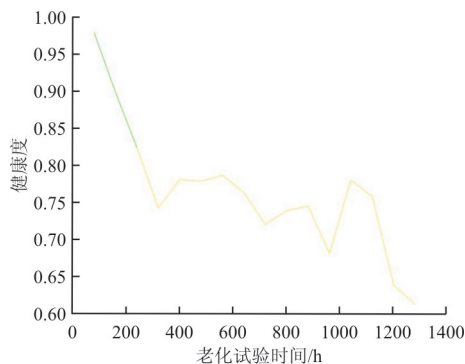


图 6 健康度随老化时间变化情况

Fig. 6 Changes of health degree with aging time

从图 6 可以看出:电源性能在老化过程中逐渐退化,采用该健康评估模型评估出来的健康度也呈现下降的趋势,且健康度随电源退化下降明显,具有良好的适应性,说明该模型可以用于雷达电源运行状态的健康评估。

在预试验阶段,采集到电源过温保护启动后,电源输出电压逐渐降低至 0 的监测数据,这部分数据输入到健康评估模型中获得的健康度结合老化试验的健康度,可划分健康等级如表 2 所示。

表 2 健康等级划分表(二)

Table 1 Health ranking table (II)

健康度范围	健康等级
$HV > 0.9$	健康
$0.61 < HV \leq 0.9$	亚健康
$0.45 < HV \leq 0.61$	严重退化
$HV \leq 0.45$	失效

从图 6 和表 2 可以看出:老化试验开始的前 240 h 电源处于健康状态,之后电源处于亚健康状态;当老化试验时间持续至 1 280 h,电源的健康度计算结果为 0.613,说明老化试验结束后,雷达电源处于亚健康的状态。

4 结 论

(1) 本文基于自组织神经网络建立评估模型,实现对雷达电源健康的评估,对老化试验结束后电源的健康状态评估结果为亚健康。

(2) 对雷达电源做健康状态评估有助于使用者提前对雷达电源制定维护计划和管理措施以避免突发故障,有利于实现雷达系统的危险预警和安全防护,本文的研究工作可为雷达电源 PHM 的相关研究提供技术支持。

参考文献

[1] 顾公兵,孙勇. 雷达电源系统技术发展现状[J]. 现代雷达, 2019, 41(8): 76-81.
 GU Gongbing, SUN Yong. Development status of radar power supply system technology[J]. Modern Radar, 2019, 41(8): 76-81. (in Chinese)

[2] SAHA B, VACHTSEVANOS G. A model-based reasoning approach to system fault diagnosis[C]// 2006 WSEAS International Conference on Systems. [S. l.]: ACM, 2006: 64-71.

[3] HONG Sheng, ZHOU Zheng, ZIO E, et al. Condition as-

- assessment for the performance degradation of bearing based on a combinatorial feature extraction method[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 27: 159-166.
- [4] HONG Sheng, WANG Baoqing, LI Guoqi, et al. Performance degradation assessment for bearing based on ensemble empirical mode decomposition and Gaussian mixture model[J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2014, 136(6): 1-8.
- [5] HONG Sheng, ZHOU Zheng, ZIO E, et al. An adaptive method for health trend prediction of rotating bearings[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 35(8): 117-123.
- [6] HONG Sheng, ZHOU Zheng, LU Chen, et al. Bearing remaining life prediction using Gaussian process regression with composite kernel functions[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2015, 17(2): 695-704.
- [7] XIAO Kun, WANG Lina, KHURRAM S M. Real-time frequency estimation of aircraft power source based on 3-line DFT[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2012, 27(10): 190-195, 214.
- [8] REN Lei, ZHAO Li, HONG Sheng, et al. Remaining useful life prediction for lithium-ion battery: a deep learning approach[J]. *IEEE Access*, 2018, 6(7): 50587-50598.
- [9] 叶雪荣, 陈岑, 王一行, 等. 基于 EDA 的开关电源健康状态评估方法研究[J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(1): 185-191.
YE Xuerong, CHEN Cen, WANG Yixing, et al. Methodology research for health condition assessment of power supply based on simulation[J]. *Journal of System Simulation*, 2015, 27(1): 185-191. (in Chinese)
- [10] 张祥, 赵景志, 赵士伟, 等. 一种气象雷达电源分系统的 RCMA 和 FMEA 分析方法[J]. *气象水文海洋仪器*, 2010, 27(1): 81-84.
ZHANG Xiang, ZHAO Jingzhi, ZHAO Shiwei, et al. Analysis methods of RCMA and FMEA based on power subsystem of weather radar[J]. *Meteorological, Hydrological and Marine Instruments*, 2010, 27(1): 81-84. (in Chinese)
- [11] 张浩. 基于移相全桥的并联式开关电源设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
ZHANG Hao. Design of parallel switching power supply based on phase-shifted full-bridge[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017. (in Chinese)
- [12] 胡燕来. 高可靠控制系统中直流电源的可靠性分析[J]. *铁道通信信号*, 2016, 52(10): 9-12.
HU Yanlai. Reliability analysis of AC/DC power supply in high reliability control system[J]. *Railway Signalling & Communication*, 2016, 52(10): 9-12. (in Chinese)
- [13] 周雄兵. 温度试验对电子元器件的性能影响分析[J]. *信息通信*, 2016(11): 257-258.
ZHOU Xiongbing. Analysis of the influence of temperature test on the performance of electronic components[J]. *Information & Communications*, 2016(11): 257-258. (in Chinese)
- [14] 黄鸿勇, 向卫兵, 邹振兴, 等. 温度对 LED 电源的影响分析[J]. *电子制作*, 2015(2): 3-4.
HUANG Hongyong, XIANG Weibing, ZOU Zhenxing, et al. Analysis of the influence of temperature on LED power supply[J]. *Practical Electronics*, 2015(2): 3-4. (in Chinese)
- [15] KOHONEN T. Self-organizing maps[M]. 3rd ed. New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2001: 501.

作者简介:

洪 晟(1981—),男,博士,副教授、博导。主要研究方向:复杂系统安全运行状态监测与健康管,复杂系统通用质量“六性”技术,网络信息安全。

罗无为(1995—),女,硕士研究生。主要研究方向:故障预测健康管理。

周 闯(1991—),男,硕士,工程师。主要研究方向:雷达健康管理。

李庆岚(1995—),女,硕士,工程师。主要研究方向:雷达健康管理。

叶景文(1999—),男,本科生。主要研究方向:机械工程。

(编辑:丛艳娟)