

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108202

# 基于 Logistic 回归的雷达健康评估模型

渠浩 吕永乐 吴婕 李庆兰

(南京电子技术研究所 南京 210039)

**摘要:** 健康管理系统是雷达重要的保障资源,对雷达健康状态的快速评估又是健康管理系统中的重要组成部分。因雷达属于复杂电子信息系统,设备种类多、数量大,以往人工分配权重的方式所计算的雷达健康度准确率较低,且更新困难。本文提出了一种基于 Logistic 回归的雷达健康评估模型,可根据样本数据,自动训练模型参数,测试样本正确率可以达到 83.23%。且本文提出的模型平均训练时间为 126 ms,可以实现算法的在线训练和更新。通过专家在线反馈机制,样本正确率可以进一步提升到 85.37%,因此在雷达的日常使用中,通过在线反馈机制可以不断更新模型参数,从而提高健康评估准确率,确保雷达全寿命综合保障能力。

**关键词:** 雷达;健康评估;Logistic;专家在线反馈

**中图分类号:** TP391.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 120.40

## Radar health assessment model based on Logistic regression

Qu Hao Lyu Yongle Wu Jie Li Qinglan

(Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing 210039, China)

**Abstract:** The health management system is an important support resource for radar, and the rapid assessment of the radar health status is an important part of the health management system. Radar is a complex electronic information system. It consists of a large number of equipment. In the past, the health of radar was calculated by the way that people assign weights. The accuracy of the method is low, and it is difficult to update. This paper proposes a radar health assessment model based on Logistic regression, which can be used trained by practice data samples. The accuracy of the model in test samples can reach 83.23%. The model's average training time is 126 ms, which means on-line training and update can be implemented. Through the expert online feedback mechanism, the accuracy of the model in test samples can be promoted to 85.37%. In the daily use of radar, the accuracy of health assessment can be improved continuously by on-line feedback mechanism, in order to ensure the comprehensive support capability of radar life.

**Keywords:** radar; health assessment; Logistic; expert online feedback

## 0 引言

健康管理系统是雷达重要的保障资源,雷达保障的发展高度依赖“实时、精确、经济、高效”的健康管理技术。实时是指在本地或远程可实时掌握健康状态;精确是指精确定位故障、准确把握维修时机及准确调用保障资源;经济是指用最少的保障费用实现高质量的保障;高效是指利用智能化、网络化技术缩短维修保障时间,实现高效率的保障。通过开展对雷达健康评估技术的研究,以指导雷达保障体系的建设,提升装备的全寿命综合保障能力,满足作战任务需求,形成战斗力和保障力<sup>[1-3]</sup>。

目前,健康评估方法较多,比较传统的方法是构建雷达设备树,并对设备树各节点进行权重分配,雷达健康状态即

根据各设备的状态信息,结合权重进行计算。文献[4]提出了一种雷达发射机健康评估方法,在分析固态雷达发射机的组成结构和工作过程的基础上,给出了雷达发射机健康状态的参数集,建立了雷达发射机的层次结构模型,采用改良后的层级分析法进行权重分配。这种方法中的权重分配需要依赖良好的专家经验和先验知识,对权重分配方法的要求非常高,可能存在权重分配方法无法适应所有情况的问题<sup>[5-6]</sup>。

随着大数据算法的发展,越来越多的健康评估也引入了相关算法,如深度学习等<sup>[7-11]</sup>。文献[12]提出了一种基于深度学习算法 LSTM 的健康评估方法,该方法是无监督学习,样本获取难度低,故障特征由 LSTM 网络自动提取而无需人工干预。但 LSTM 是基于时间序列的算法,并行

收稿日期:2021-10-27

计算存在一定难度,其训练时间往往为分钟级别,无法实现算法的在线训练和更新。其他深度学习算法如 CNN<sup>[13]</sup> 等对样本数量有很高的要求,否则比较容易出现过拟合现象,即在训练数据中准确率较高,而在实际使用中准确率较低。

基于 Logistic 回归的雷达健康评估模型由算法自动分配节点权重,无需人工分配,仅提供含有专家经验的样本数据即可,且模型的网络层次结构简单,对样本数据的需求量适中,对训练资源要求不高,计算和训练均在毫秒级,能够实现在线的数据反馈和模型更新,进而实现健康评估正确率的在线提升。

## 1 健康评估数据源与样本数据集构造

雷达健康评估的数据源由两部分组成,第 1 部分是实时或准实时的雷达设备状态数据,第 2 部分是针对雷达性能指标的测试数据,通常为非实时数据。

雷达设备状态数据分为状态量和数值量两种,状态量即为一系列离散值代表设备具体状态,本文中统一以 1 代表正常,2 代表故障。针对数值量,按照其对应的阈值转换为状态量,即在阈值范围内则转为正常,在阈值范围外在转为故障。针对雷达设备状态数据,按照功能而非物理位置对其重新组织成树形结构,有利于进行分层训练。

雷达性能指标数据包括威力、精度、抗干扰等,可以通过监控数据或标校测试计算,通常为非实时数据,因此需要加入时间因素。对于性能指标,仅 24 h 内的测试数据有效,超过 24 h,则性能指标数据不再参与到雷达健康状态的判断。

雷达健康评估的数据源如图 1 所示,不同体制雷达可根据实际情况调整其组织方式。

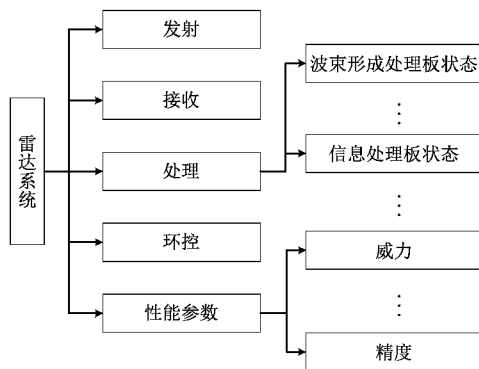


图 1 健康评估数据源

Logistic 回归属于有监督学习,因此样本数据的构建需要雷达设计师的参与,对其进行标签化处理。样本数据共需构造两类,第 1 类是根据功能节点(即发射、接收、处理、环控和性能参数)的健康度,对雷达总体的健康状态进行标签化处理;第 2 类是根据功能节点下属的各设备状态数据或性能测试数据,对功能节点的健康状态进行标签化处理。

本文中雷达健康度取值范围为 $[0, 1]$ ,根据具体取值划分为正常、低效、严重低效、失效,具体含义如下。

正常:雷达系统可正常使用,健康值范围 $[0.9, 1]$ 。

低效:雷达系统出现了部分故障,仅可满足基本功能的使用,性能存在一定程度的下降,健康值范围 $[0.7, 0.9]$ 。

严重低效:雷达系统出现了部分故障,仅可满足基本功能的使用,性能存在严重程度的下降,健康值范围 $[0.6, 0.7]$ 。

失效:雷达系统出现了严重故障,功能丧失,须立即停机维修,健康值范围 $[0, 0.6]$ 。

## 2 健康评估模型

健康评估模型分为两层,一层是雷达设备数据或性能测试数据到功能节点的计算模型,另一层是功能节点到雷达总体健康状态的计算模型,两层计算模型均采用 Logistic 回归,计算公式如式(1)和(2)所示<sup>[14]</sup>。

$$\hat{y} = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (1)$$

$$z = \mathbf{w}^T * \mathbf{x} + b \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}$  为归一化后的雷达设备状态数据向量或功能节点健康值,维度为 $1 * n_x$ , $n_x$  为雷达设备状态种类数或功能节点个数; $\mathbf{w}$  也为 $1 * n_x$  的向量,为模型待求解系数; $b$  为实数,为模型待求解参数; $\hat{y}$  为模型计算出的健康值。

模型采用的损失函数如式(3)所示。

$$J = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [y^{(i)} \log(\hat{y}^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - \hat{y}^{(i)})] \quad (3)$$

式中: $m$  为训练样本数量, $y^{(i)}$  为第  $i$  各样本中对应的健康值, $\hat{y}^{(i)}$  为根据模型和第  $i$  个样本计算得到的健康值。函数  $J$  为凸函数,因此可采用梯度下降法求得损失函数最小时对应  $\mathbf{w}$  和  $b$ 。

梯度下降分为正向传播和反向传播,正向传播即将样本数据代入式(1)~(3),计算对应  $\hat{y}$  和  $J$ 。反向传播公式如式(4)和(5)所示。

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}_k} = \frac{\partial J}{\partial \hat{y}} * \frac{\partial \hat{y}}{\partial z} * \frac{\partial z}{\partial \mathbf{w}_k} = (\hat{y} - y) * x_k \quad (4)$$

$$\frac{\partial J}{\partial b} = \frac{\partial J}{\partial \hat{y}} * \frac{\partial \hat{y}}{\partial z} * \frac{\partial z}{\partial b} = \hat{y} - y \quad (5)$$

式中: $\mathbf{w}_k$  为向量  $\mathbf{w}$  的第  $k$  个参数, $x_k$  为向量  $\mathbf{x}$  的第  $k$  个参数。反向传播后的  $\mathbf{w}$  和  $b$  按照式(6)和(7)更新:

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{w}_k - \alpha \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}_k} \quad (6)$$

$$b = b - \alpha \frac{\partial J}{\partial b} \quad (7)$$

式中: $\alpha$  为梯度下降的学习率,根据样本训练情况人工调整。

完成一次正向传播和反向传播,即对应一次梯度下降,循环进行梯度下降,直至  $J$  的下降不再明显。工程中一般以  $J$  下降值小于  $10^{-3}$  作为退出梯度下降的判定条件。

### 3 实验与分析

#### 3.1 实验目的

本文以某型地面雷达设备状态历史数据和性能指标测试历史数据为基础,对健康评估模型进行了应用实验,主要目的在于验证模型的评估正确率和模型在线反馈的可行性,其中模型在线反馈是否可行取决于两个方面,一是反馈后评估正确率是否有提升,二是反馈后模型需要进行重新训练,训练所需时间不能过长,否则影响模型的正常运行。

#### 3.2 实验数据

本实验中雷达设备状态和性能指标数据品种共 1 325 种,根据历史数据,并结合专家经验,共构造了 3 758 组样本数据,其中 2 630 组作为训练样本数据,1 128 组作为测试样本数据。在线反馈数据共 133 组。本实验中模型运行在计算机上,计算机操作系统为银河麒麟桌面版 V4,计算机硬件如下:CPU 为 i7-4770 四核 3.4 G 主频,内存为 8 GB,硬盘为 512 GB 机械硬盘。

本文实验的健康评估正确率如表 1 所示。

正确率	训练样本	测试样本
在线反馈前	90.84	83.23
在线反馈后	91.45	85.37

本实验的模型计算时间和训练时间如表 2 所示。

平均计算时间	平均训练时间
9	126

#### 3.3 关键参数选择

模型中的学习率  $\alpha$  是影响训练结果和训练时间的关键因素,但该学习率的合适值通常无法直接计算得到,需要根据实际训练情况进行选择。以本文中处理节点的健康值计算模型为例,不同学习率梯度下降过程中损失值  $J$  的变化如图 2 所示。

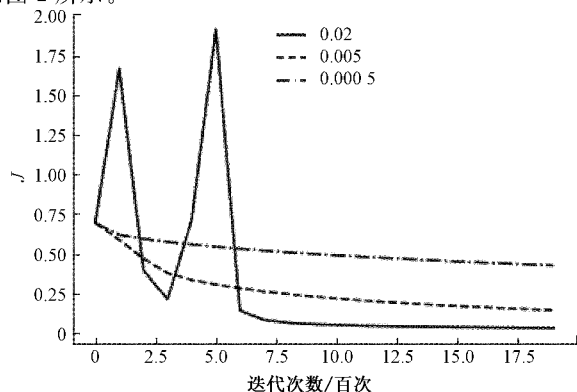


图 2 损失值随迭代次数变化曲线

由图 2 可看出,当学习率等于 0.02 时,其损失值虽下降很快,但迭代过程中损失值出现了非单调递减的现象,这种情况将影响模型正确率,因此未选择该学习率;而学习率等于 0.000 5 时,其迭代过程虽然呈现单调递减,但损失值下降速度太慢,加大了模型训练的时间,因此该学习率也不合适;当学习率等于 0.005 时,其迭代过程呈现单调递减,且损失值下降速度适中,因此最终学习率  $\alpha$  选择为 0.005。

#### 3.4 实验说明

本文实验中完整的健康评估流程如图 3 所示。

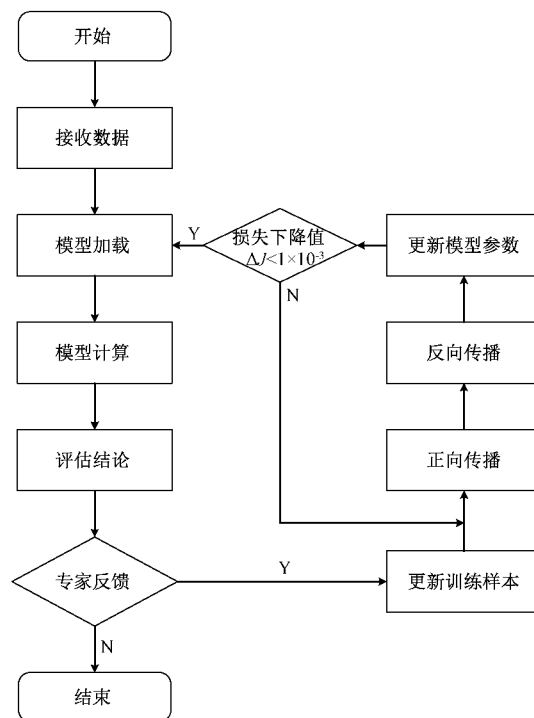


图 3 健康评估流程

具体处理过程如下:

- 1) 根据样本数据,对模型进行训练,并加载到雷达健康评估软件中。
- 2) 雷达健康评估软件接收雷达设备数据和性能指标测试数据,加载最新的评估模型。根据模型和接收到的数据进行雷达健康值计算,并给出评估结论。
- 3) 雷达专家可根据实际数据对评估结论进行判断,若评估结论错误,可通过反馈界面,选择正确的评估结论。
- 4) 雷达健康评估软件根据专家反馈情况更新训练样本,并对模型进行在线训练,将训练后的模型更新到软件中。

#### 3.5 实验结果分析

从表 1 中可以看出,在线反馈前模型的正确率超过 80%,测试样本和训练样本的正确率小于 10%,可以满足基本的使用要求,并且通过专家在线反馈机制,可以有效提升模型的评估正确率,在工程应用中具有重要意义,因此本文中的评估模型正确率满足实际产品的应用要求。

从表 2 中可以看出,模型的计算时间和训练时间均为毫秒级,即模型的在线反馈机制对其正常运行的影响很小,说明模型在线反馈机制具备可行性。

和传统的人工分配权重的方法相比,本文提出的模型以结果为导向自动对权重进行分配,节省了大量权重分配和测试时间。此外,由实验数据可以看到,模型的测试样本和训练样本正确率差距较小,说明其基本不存在过拟合现象,且模型训练消耗时间非常短,可实现在线反馈后重新训练模型,进而不断提高模型评估正确,这些是深度学习等算法所不具备的<sup>[15-16]</sup>。

3 种模型的优缺点对比如表 3 所示。

表 3 模型优缺点对比

属性	本文模型	传统方法	深度学习
训练时间	毫秒级	无	分钟级
正确率/%	>85	>80	>85
在线训练	可以	不可以	不可以
过拟合	小	无	大
样本构建难度	简单	简单	较难
样本所需数量	适中	适中	大
应用范围	复杂设备	简单设备	复杂设备

下一步改进工作主要从两个方面考虑,第 1 方面是从表 1 可以看出,无论是在线反馈前还是在线反馈后,训练样本和测试样本的正确率之间均存在一定的差值,说明模型存在一定的过拟合,后续可以考虑通过在模型中增加正则化和扩大训练样本等方式进一步降低过拟合,以缩小训练样本和测试样本正确率的差距。第 2 方面是本文中雷达性能参数的测试结果也作为健康评估的数据基础之一,但并未对其数据的时效性进行深入研究。目前雷达的性能参数往往无法实时获取,必须停机试验或通过跟星校准等方式获得,其测试结果的时效性不强,后续可对非实时性能指标如何衡量时间因素对数据可靠性的影响进行研究。此外雷达性能指标和 BIT 之间既存在相互统一的情况,也可能出现相互矛盾的情形,两者之间的相关性也是后续的研究方向之一。

## 4 结 论

对雷达实施健康管理,可有效提高其使用可靠性和战备完好性。长期以来,针对雷达健康评估,通常采用人工方式分配各节点的权重,以计算雷达总体的健康度,然而雷达是复杂电子信息系统,设备种类多、数量大,人工分配的权重往往无法覆盖所有的故障情况,导致实际使用中评估结论的准确率较低。而近几年兴起的深度学习等算法也往往存在过拟合、训练时间长、样本需求量大等问题。本文提供了一种基于 Logistic 回归的雷达健康评估模型,介绍了模型数据源和样本数据集构造方法,并给出了模型相关的计

算公式。最后对本文提出的模型进行了实验和分析。通过实验可以看出,本文提出的模型能够自动训练和选择节点权重,并且因为模型在线训练时间为毫秒级,可以通过专家在线反馈机制,在线训练模型,不断完善模型参数,提升健康评估准确率,实验中的健康评估准确率超过了 85%。通过实验分析和对比,证明本文提出的健康评估模型具有实用价值,也容易推广到其他的复杂电子设备上。目前该模型已在雷达产品中使用,取得了良好的效果。

## 参考文献

- [1] 朱杰,贾树泽,程朝晖,等. 风云三号气象卫星热控系统地面健康管理研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(10): 90-94.
- [2] 张伟,王文. 基于新健康指标的锂离子电池容量估计研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(2): 10-15.
- [3] 胡国光,赵晖. 机载雷达接收机射频模块的健康管理技术研究[J]. 现代雷达, 2017, 39(10): 75-78.
- [4] 钟时胜,谭治学. 雷达发射机健康状态评价技术研究[J]. 现代雷达, 2014, 36(6): 69-74.
- [5] 刘应刚,丁兴伟. 雷达健康管理的性能评估方法[J]. 现代雷达, 2015, 37(11): 12-15.
- [6] 刘博元,王焕钢,范文慧,等. 基于大数据的复杂生产线系统健康度实时评估方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2014, 54(10): 1377-1383.
- [7] 岳研,刘畅,刘韬. 基于深度融合神经网络的轴承健康指标构建[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 44-52.
- [8] 吴婕,吕永乐. 基于多项式系数自回归模型的雷达性能参数最优组合预测[J]. 计算机应用, 2019, 39(4): 1117-1121.
- [9] 吕永乐,吴婕,周闯,等. 基于混沌特征量的雷达性能参数可预测性度量[J]. 现代雷达, 2019, 11(14): 67-72.
- [10] 李化奇,张静,魏涛. 基于卷积与 BP 神经网络的健康数据分析算法设计[J]. 电子设计工程, 2020, 28(23): 38-42.
- [11] 王村松,陆宁云,程月华,等. 基于无标签、不均衡、初值不确定数据的设备健康评估方法[J]. 控制与决策, 2020, 35(11): 2687-2695.
- [12] 吴魁,孙洁,蒋波,等. 基于 LSTM 的风洞设备健康状态评估方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(3): 288-291.
- [13] 杨小东,纪国宜. 基于融合 CNN 的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(3): 62-67.
- [14] 龚永丽,刘明,刘蓉,等. 基于 Logistic 回归的城市资源环境承载力预测研究——以武汉市为例[J]. 电子测量技术, 2018, 41(17): 42-46.
- [15] 赵雨琴,刘家铭,刘昶,等. 融合数据权重的雷达发射机健康状态评估方法[J]. 现代雷达, 2021, 43(1): 58-64.
- [16] 陈仁祥,张勇,杨黎霞,等. 基于整周期数据和卷积神经网络的谐波减速器健康状态评估[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 245-252.

## 作者简介

渠浩,硕士,工程师,主要研究方向为雷达健康管理技术。  
E-mail: quhao825@163.com