

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415635

无线 SPD 剩余寿命监测及预测方法研究^{*}张 卞 田入运 韩威如 彭雨昕
(南京信息工程大学自动化学院 南京 210044)

摘要: 为了解决传统 SPD 寿命告警的表征方式与 SPD 真正的寿命状态不能明确的一一对应,以及单一劣化相关参数表征的剩余寿命模型预测性差等问题,设计了一款基于 STM32 多参数 SPD 剩余寿命远程监测系统。以 STM32 为主控,实时采集 SPD 的浪涌电流、泄漏电流、表面温度以及脱扣状态等重要参数,通过 BC20 无线通讯模块将状态信息上传到 One NET 云平台。One NET 云平台实时显示和存储 SPD 的多参数数据,并提供数据管理和分析,采用 SVM 分类模型判断 SPD 是否损坏和 BO-LSTM 预测模型预测 SPD 剩余寿命。基于 BC20 的定位功能,在上位机查看 SPD 的实时地理位置。结果表明:BO-LSTM 剩余寿命预测模型的均方根误差为 0.001 3,平均绝对误差为 0.001 8,该系统可以实时监测 SPD 状态,能够有效预测 SPD 剩余寿命值,并且及时预警。

关键词: SPD;寿命预测;One NET 云平台;监测系统

中图分类号: TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4050

Research on monitoring and predicting method of residual
life of wireless SPD

Zhang Bian Tian Ruyun Han Weiru Peng Yuxin

(School of Automation, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In order to solve the problems that the traditional SPD life alarm characterization method can not clearly correspond to the real life state of SPD, and the remaining life model characterized by a single degradation related parameter has poor predictability, a multi-parameter SPD life remote monitoring system based on STM32 is designed. With STM32 as the main controller, the important parameters such as surge current, leakage current, surface temperature and tripping status of SPD are collected in real time, and the status information is uploaded to the One net cloud platform through the BC20 wireless communication module. The One net cloud platform displays and stores the multi-parameter data of SPD in real time, and provides data management and analysis. The SVM classification model is used to judge whether SPD is damaged and the BO-LSTM prediction model is used to predict the remaining life of SPD. Based on the positioning function of BC20, the real-time geographic location of SPD can be viewed on the host computer. The results show that the root mean square error and average absolute error of the BO-LSTM prediction model are 0.001 3 and 0.001 8, and the system can monitor the SPD status in real time, effectively predict the remaining life value of SPD, and give early warning in time.

Keywords: SPD;life prediction;One NET cloud platform;monitoring system

0 引 言

雷电是一种破坏力极强的自然灾害。雷电通常以直击雷、感应雷、雷电流侵入、地电位反击等形式破坏卫星地面站的建筑物和电子信息系统,雷电过电压和雷击电磁脉冲所造成的系统和设备的损坏越来越多^[1-2]。因此,尽快解决建筑物和电子信息系统雷电灾害防护问题十分重要^[3-4]。

雷电过电压和操作过电压等暂态过程会导致大量浪涌电流从电涌保护器中流过,内部的氧化锌压敏电阻在短时间内将过电流泄放入地的同时需要吸收巨大的短路能量,从而引起自身发热、温度升高^[5-6]。当遭受多次雷击或雷击过大,引发浪涌保护器(surge protection device, SPD)失效的情况,无法起到应有的保护作用,尤其 SPD 失效后会导致温度升高乃至引发火灾、爆炸等事故^[7]。

收稿日期:2024-03-14

^{*} 基金项目:中国博士后科学基金(2023M741782)、江苏省自然科学基金青年基金(BK20220458)项目资助

目前研究人员开展了大量对剩余寿命值的研究。张昊等^[8]利用谐波分量从总漏电流及漏电流阻性分量中提取,以确定 SPD 的不同运行状况,采用单一劣化参数,且只能依据稳态阶段测量结果进行判断。靳绍云^[9]采用随机过程理论,以劣化核为统一输入,分别采用马尔科夫链和伽马过程构建了两个压敏电阻的剩余寿命模型,基于马尔科夫链构建的压敏电阻剩余寿命模型计算简单,且使用单一网络进行预测,精度偏低,基于伽马过程构建的压敏电阻剩余寿命模型计算量巨大,具有一定的滞后性,且变化剧烈。Zacarias 等^[10]使用频率响应分析检测金属氧化物避雷器的运行状态,没有与剩余寿命状态一一对应。Barbosa 等^[11]利用泄漏电流三次谐波分量值,构建了基于自适应神经模糊推理系统(adaptive network-based fuzzy inference system, ANFIS)和支持回归向量机(support vector regression, SVR)组成的组合时间序列预测模型,采用单一劣化参数,具有偶然性。Vončina 等^[12]收集避雷器总漏电流的测量值,根据总漏电流与漏电流的阻分量之间的比例来确定金属氧化物避雷器的状况。

目前 SPD 主要有以下几种局限性:1)传统 SPD 寿命告警的表征方式与 SPD 真正的寿命状态不能明确的一一对应,需要人力定期维护监测施工效率低,不能准确判别 SPD 状态。2)采用单一劣化相关参数表征的剩余寿命模型具有偶然性大、预测作用差、现场难采集等优点,无法准确有效分析预测 SPD 的劣化程度与剩余寿命值,无法准确提供警示报警。

鉴于以上问题,结合物联网技术,本文研发了多参数 SPD 剩余寿命在线远程监测系统。

1 系统总体设计

参数 SPD 剩余寿命在线远程监测系统由参数监测装置和云平台两部分组成。系统框图如图 1 所示。参数监测装置包括主控单元、数据采集单元、无线通信单元、电源管理单元、状态指示单元。首先数据采集单元检测浪涌电流、泄漏电流、温度以及脱扣状态等参数,数据经过微控制器统一处理,利用无线通信模块上传至云平台。云平台处理数据,采用支持向量机(support vector machine, SVM)分类模型判断 SPD 是否损坏和基于贝叶斯网络优化长短记忆神经网络(bayesian optimization-long-short term memory, BO-LSTM)剩余寿命预测模型预测剩余寿命,在状态指示单元和上位机显示。

2 硬件设计

参数监测装置包括主控单元、数据采集单元、无线通信单元、电源管理单元、状态指示单元。参数监测装置如图 2 所示。

2.1 主控单元

主控单元采用 STM32F103C8T6 单片机。STM32F103C8T6

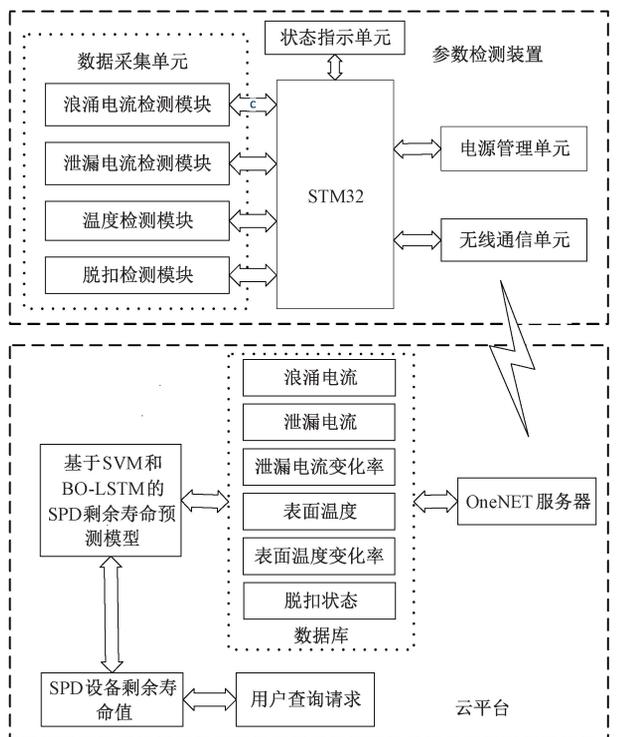


图 1 系统框图

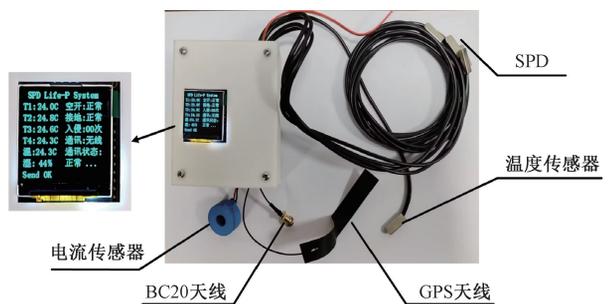


图 2 参数检测装置

单片机具有速度快、稳定可靠、安全性高的特点,适用于短距离传输和多个设备之间进行可靠通信的应用场景^[13-14]。

2.2 数据采集单元

1) 浪涌电流检测模块

浪涌电流检测模块采用电流互感器,实时获取 SPD 的浪涌电流。

2) 泄漏电流检测模块

在 16 V 电压升压至 400 V 的电压下分别测量四通路压敏电阻的泄漏电流,通过云平台控制各通路电磁继电器的工作状态,将各通路压敏电阻接入泄漏电流检测模块中测量各通路泄漏电流,并利用采样电阻两端的电压,根据调理电路将总泄漏电流转化为阻性电流,传输至 STM32。

3) 温度检测模块

温度检测模块采用负温度系数(negative temperature coefficient, NTC)热敏电阻,该 NTC 热敏电阻的触头以表

面贴的方式,贴合 SPD 的压敏电阻,测量 SPD 各通路压敏电阻表面的温度,以及测量 SPD 设备所处环境温度;并通过微处理器单元计算被测压敏电阻表面的温度值和温度变化率。

4) 脱扣检测模块

通过火线端子和零线端子接入电力系统中,根据火线脱扣点和零线脱扣点检测各通路压敏电阻脱扣所产生的电压信号判断脱扣状态;脱扣检测模块的输出端则与 STM32 相连接。

2.3 无线通信单元

无线通信单元采用 BC20。BC20 是一款高性能、低功耗、多频段、支持全球导航卫星系统(global Navigation satellite system, GNSS)定位功能的窄带物联网(narrow band internet of things, NB-IoT)无线通信模块。BC20 模块与 STM32 通过串口进行通信,BC20 支持 GNSS,内置定位体积小,而且支持全球定位系统(global positioning system, GPS)和北斗双模定位,通过测量出已知位置的卫星到用户接收机之间的距离,综合多颗卫星的数据就可以知道接收机的具体位置。由于 BC20 已内置此功能,只需通过指令配置即可使用此功能。

2.4 电源管理单元

电源管理单元将 220 V 电压转换为 16 V 电压,并进一步转换为 400、5 和 3.3 V 电压,对 SPD 内部各单元装置供电。

2.5 状态指示单元

状态指示单元利用 LED 灯和 LCD 液晶屏实时显示 SPD 的工作状态和剩余寿命值。LED 灯具有使用寿命长、节能等特点。LCD 液晶屏具有高清、低功耗等特点。

3 软件设计

系统上电后,系统、stm32 和 BC20 模块初始化。STM32 周期性地采集数据,并对数据进行处理。然后通过 BC20 模块将数据上传至 OneNET 云平台上。云平台对数据数据进行处理,获得 SPD 剩余寿命值,并在上位机和状态指示单元上显示。主程序框图如图 3 所示。

3.1 BC20 与 OneNET 云平台通信

系统 BC20 模块与云平台之间的数据发送采用消息队列遥测传输(message queuing telemetry transport, MQTT)协议。BC20 模块要想实现数据的接收并发送到 OneNET 云平台,需要对其进行相应的配置,首先配置与上传服务器有关的数据中心域名或 IP 地址、网络数据中心端口、产品 ID、鉴权信息、设备 ID 和网络协议等^[15]。在正式接入 OneNET 之前,对 BC20 模块进行调试,查询 IP 以及主网、MQTT 连接是否正常。利用 BC20 模块实现上传云平台功能的流程图如图 4 所示。

3.2 SPD 剩余寿命预测模型

SPD 剩余寿命预测程序由 SVM 分类模型和 BO-

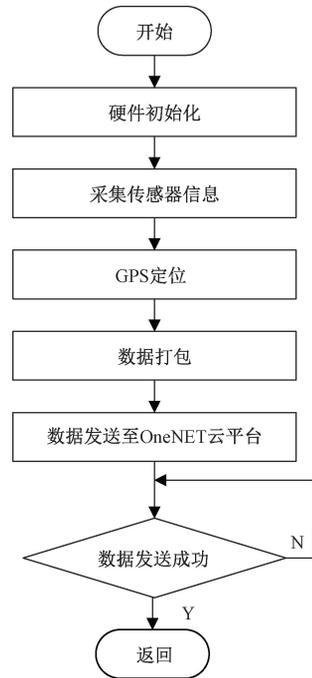


图 3 主程序框图

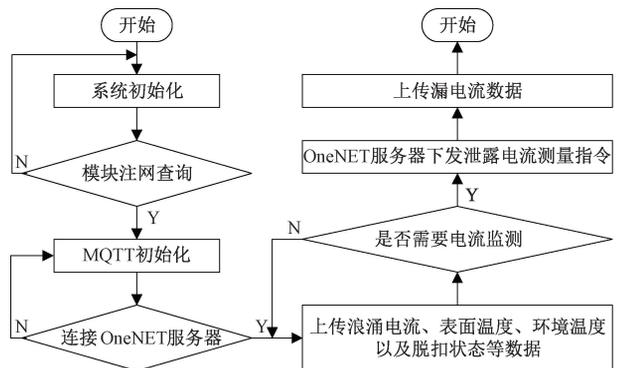


图 4 BC20 模块实现上传云平台功能流程图

LSTM 寿命预测模型组成。参数监测装置采集到的数据通过无线方式传输到云平台。云平台进行数据预处理后将数据送入 SVM 分类模型以判断 SPD 是否损坏或脱扣,对于当前寿命不为 0 的 SPD,利用 BO-LSTM 预测模型预测其剩余寿命值。SPD 剩余寿命预测程序设计如图 5 所示。

1) 数据集获取

本文测试所用数据集由参数检测装置采集,共有 115 263 条数据。从中每隔 1 h 取 1 组数据,共选取 1 016 条数据,合计观察 1 015 h 的运行结果。表 1 为数据集的相关参数。如表 1 所示。

2) 云平台数据预处理

云平台根据得到的各个参数,首先执行数据预处理,在下列情况下,寿命直接判定为 0:

(1) 云平台根据实时获取 SPD 的各个参数信息,进行脱扣状态 δ 的判断,若 SPD 已发生脱扣,则直接判定 SPD

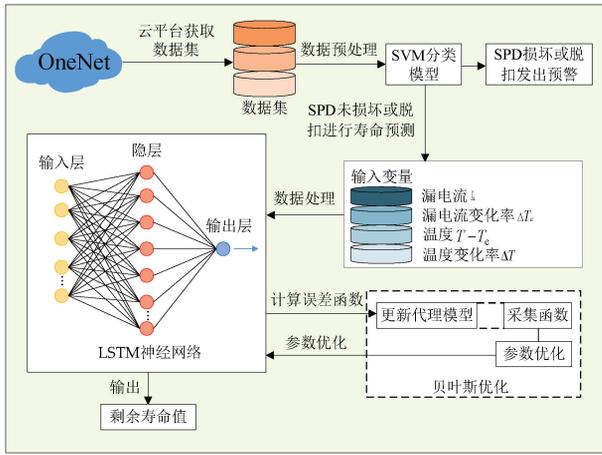


图 5 SPD 剩余寿命预测程序设计

表 1 参数检测装置采集到的参数及参数的物理意义

参数	参数的物理意义	单位
I_a	泄漏电流	μA
ΔI_a	泄漏电流变化率	$\mu\text{A/s}$
$T - T_e$	SPD 表面温度	$^{\circ}\text{C}$
ΔT	表面温度变化率	$^{\circ}\text{C/s}$
δ	脱扣状态	—
n	雷击次数	—
t	时间	h

已经损坏,寿命为 0;

(2)进行漏电流测量时,云平台发送电磁继电器打开指令,将 SPD 接入泄漏电流检测模块,获取 SPD 的泄漏电流 I_a , 计算得到漏电流变化率 ΔI_a , 其计算公式为:

$$\Delta I_a = I_a - I'_a \quad (1)$$

其中, I'_a 为同等条件下前一次漏电流测量值。

当 $I_a \geq I_{\max}$ 或 $\Delta I_a \geq \Delta I_{\max}$ 时,判定 SPD 已经损坏,寿命为 0。

其中, I_{\max} 为漏电流处于临界劣化的电流值, ΔI_{\max} 为漏电流变化率的最大值;

(3)云平台实时获取 SPD 表面温度 T , 环境温度 T_e , 计算得到表面温度变化率 ΔT , 其计算公式为:

$$\Delta T = (T - T_e) - (T' - T'_e) \quad (2)$$

其中, T' 为前一次测量的 SPD 表面温度, T'_e 为前一次测量的环境温度。当 $T - T_e > (T - T_e)_{\max}$ 或 $\Delta T \geq \Delta T_{\max}$ 时,判定 SPD 已经损坏,寿命为 0。其中, $(T - T_e)_{\max}$ 为漏电流处于临界劣化的温度差值, ΔT_{\max} 为漏电流变化率的最大值。 $(T - T_e)_{\max}$ 与 ΔT_{\max} 根据同一类型 SPD 初始状态与劣化状态下的多次大量重复温度监测实验获得。

总的来说,云平台针对同一类型的 SPD,在 SPD 未发生脱扣且满足 $\Delta T < \Delta T_{\max}$, $I_a < I_{\max}$, 即寿命不为 0 时,构建寿命预测模型。

3)SVM 分类模型

SVM 分类模型将 SPD 参数数据按比例分为训练集和测试集,并将训练集送入 SVM 分类模型中进行训练,通过训练后的 SVM 分类模型根据采集的数据判断 SPD 是否损坏。

为了判断 SPD 是否损坏,本文将数据分为损坏的数据和未损坏的数据。根据预处理后的数据,将损坏点出现之前采集的数据标签为“0”;损坏点出现之后的数据,包括损坏点处采集的数据标签为“1”。

4)BO-LSTM 的时间序列剩余寿命预测模型

BO-LSTM 的时间序列剩余寿命预测模型,对 SVM 分类模型判断未损坏的 SPD,同时未发生脱扣的 SPD 进行寿命值的预测。

(1)BO-LSTM 模型

长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)是一种特殊的循环神经网络(recurrent neural network, RNN)^[16]。采用门控技术实现对信息传递的控制,克服了 RNN 中梯度消失与梯度爆炸问题,使得模型能够有效处理长时间序列信息。

在 LSTM 神经网络中,超参数的取值例如:网络的隐藏层结点数、初始学习率和正则化系数等,将决定该模型最终的性能与预测效果。网络的隐藏层结点数对模型的训练结果起着重大作用,初始学习率对网络的训练效果和收敛速度有很大的影响,合适的正则化系数可以使模型有效避免过拟合现象。故本文主要是对隐藏层结点数、初始学习率和正则化系数进行优化,参数空间如表 2 所示。

表 2 参数空间

参数	取值范围	选取理由
隐藏层结点数	[20,50]	作为压敏电阻特征的参数个数
初始学习率	$[1 \times 10^{-3}, 1 \times 10^{-2}]$	保证收敛
正则化系数	$[1 \times 10^{-5}, 1 \times 10^{-3}]$	避免过拟合

人为地去寻找网络的最优参数是一个难题,消耗大量精力也不一定能够达到预期效果。因此,本文采用贝叶斯算法寻找最优参数,通过先验知识来判断下一步如何调参,用于执行涉及计算密集型黑盒函数的优化^[17-18]。其算法公式为:

$$P(f | D_{1:t}) = \frac{P(D_{1:t} | f)P(f)}{P(D_{1:t})} \quad (3)$$

其中, f 表示目标函数, $D_{1:t} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_t, y_t)\}$ 表示已观察的集合, \mathbf{x} 表示决策向量, $y_t = f(x_t) + \epsilon_t$ 表示观测值, ϵ_t 表示观测误差; $P(D_{1:t} | f)$ 给定代理模型,观测 y 的分布情况; $P(f | D_{1:t})$ 为“后验概率”,即给定观察数据之后对代理模型进行更新。贝叶斯优化的流程为:

根据当前采样数据 $D = (x_i, f(x_i))$ 更新概率模型的均值和方差;

根据 $P(f | D)$ 的均值和方差来计算采集函数;

通过使采集函数最大化得到下一个“潜力”评估点

$$x_i = \operatorname{argmax}_{x \in x} \alpha(x | D_{1:i-1});$$

评估目标函数值 $y_i = f(x_i) + \epsilon_i$;

整合数据: $D_i = D_{i-1} \cup \{x_i, y_i\}$, 修正先验更新代理模型, 得到更新的最优超参数。

将贝叶斯优化网络的最大迭代次数设为 30 次, 进行反复寻优。采用贝叶斯优化的 LSTM 模型的最优参数如表 3 所示。

表 3 最优参数

隐藏层节点数	初始学习率	正则化系数
46	0.002 650 3	$5.903 2 \times 10^{-5}$

(2) 基于 BO-LSTM 构建寿命预测模型

寿命预测模型输入变量为泄漏电流 I_a 、泄漏电流变化率 ΔI_a 、SPD 表面温度 $T - T_e$ 、表面温度变化率 ΔT , 根据 4 个劣化敏感特征, 分析预测 SPD 设备剩余寿命值, 实现利用历史数据信息来预测当前 SPD 寿命值。

为了加快算法的收敛速度提高预测精度, 需要对历史数据进行归一化处理, 归一化表达式如下:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (4)$$

其中, $x = [I_a, \Delta I_a, T - T_e, \Delta T]$ 。

利用归一化的数据对 $I_a, \Delta I_a, T - T_e, \Delta T$ 进行主成分分析来拟合压敏电阻劣化曲线, 得到剩余寿命变化趋势。实现压敏电阻在经受不同冲击次数后的剩余寿命值的标定, 得到的 SPD 寿命值标定的数据。本文得到 SPD 的剩余寿命标定曲线为:

$$h(k) = 1 - 0.001 685 e^{0.123 2 k} \quad (5)$$

其中, k 值综合了 $I_a, \Delta I_a, T - T_e, \Delta T$ 参数不同雷击次数下的影响因素。

剩余寿命标定曲线如图 6 所示。

所得单列的剩余寿命标定值作为 LSTM 时间序列预测模型的输入变量, 利用前 5 次的寿命标定值来预测后一次的剩余寿命值, 依次类推, 前五列作为输入变量, 最后一列作为目标输出, 重新组合数据, 将重新组合数据再次进行预测, 直至迭代结束, 实现利用历史数据信息来预测当前 SPD 寿命值。LSTM 层的隐藏的节点数、初始学习率和正则化系数则采用贝叶斯优化计算出的最优参数。网络参数设置, 使用 RMSE 作为损失函数并使用 Adam 算法进行优化, 设置最大训练回合数为 300, 将学习率策略设置为分段学习率, 学习率下降因子设置为 0.1, 学习率下降周期为 250。

3.3 上位机开发

上位机的开发依赖于强大的 OneNET 云平台服务, 对

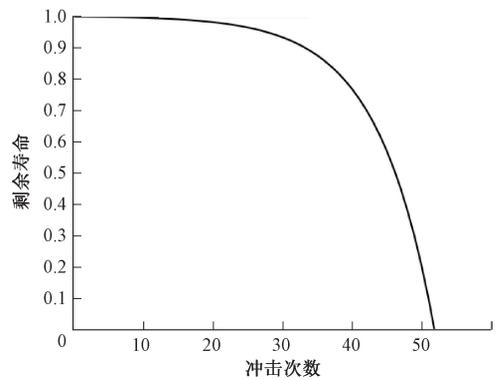


图 6 剩余寿命标定曲线

接平台应用程序编程接口 (application programming interface, API)。本系统的上位机系统使用 Python 语言进行设计。使用 OneNET 的数据队列, 通过登录账户 ID 和密码, 获取账户所建立的设备下面设备名, 设备构建了数据流, 获取该数据流即可获取数据。

上位机的登录界面实现的功能包括, 服务器和端口的选择, 账号密码的输入和验证, 保证只有相关管理人员才能够进入上位机系统。登录界面 UI 在监控界面, 可以实时观测当前 SPD 的剩余寿命和位置。上位机系统如图 7 所示。



图 7 上位机系统

4 测试结果与分析

4.1 寿命预测模型测试

该模型的训练集预测结果如图 8 所示。从图中的曲线拟合程度来看, 基于贝叶斯优化的时间序列预测模型的预测值和真实值之间的误差非常小, 均方根误差 (root mean square error, RMSE) 仅为 0.001 9。

训练后, 该模型在对测试集进行预测时, 可实现预测值与真实标定值的 RMSE 仅为 0.001 3, 平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 仅为 0.001 8, 说明经过训练后的基于 BO-LSTM 的时间序列预测模型可以有效地预测 SPD 的剩余寿命。BO-LSTM 寿命预测模型测试集预测结果如图 9 所示。

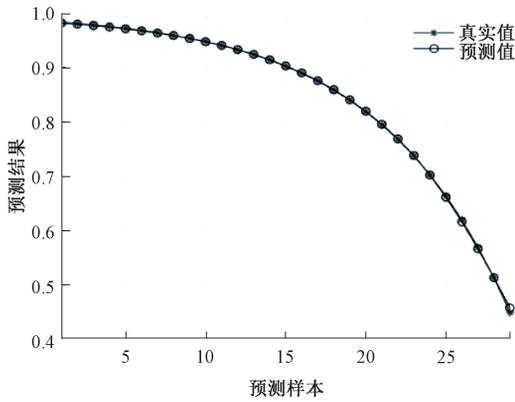


图 8 BO-LSTM 寿命预测模型训练集预测结果

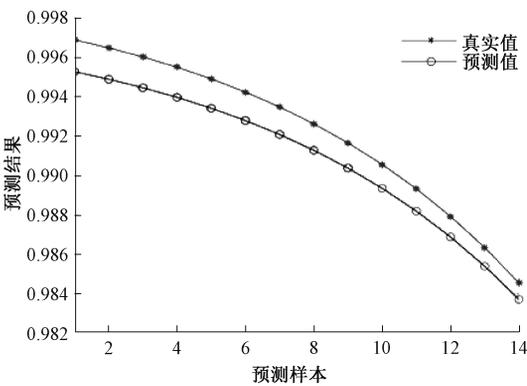


图 9 BO-LSTM 寿命预测模型测试集预测结果

4.2 剩余寿命预测模型结果比对

为了对比模型的精准度,选取 RMSE 和 MAE 作为评价指标。这 2 个评价指标的值越小,就可以说明所用预测方法预测更精确,所用的预测模型越好。不同模型预测结果对比如表 4 所示。

表 4 不同模型预测结果对比

时间序列模型	RMSE	MAE
LSTM	0.009 0	0.009 1
BO-LSTM	0.001 3	0.001 8
BiLSTM	0.023	—

从表 4 可以得出:采用贝叶斯优化后的 LSTM 神经网络对数据进行预测相对 LSTM 神经网络精度更高。

Ruan 等^[19]采用非线性系数作为压敏电阻劣化程度的表征,利用小规模网络自动准确地预测非线性系数的发展趋势,提出了基于双向长短期记忆网络(bi-directional long short-term memory,BiLSTM)的压敏电阻寿命预测模型。从表 4 可以看出,BO-LSTM 剩余寿命预测模型的评价指标相对于 BiLSTM 剩余寿命预测模型的值更小,BO-LSTM 剩余寿命预测模型精确度更高。

5 结 论

本文针对目前 SPD 存在的问题与不足,设计并实现了多参数 SPD 寿命在线远程监测系统,解决了人力定期维护监测效率低、成本高,更换不及时导致安全事故等问题。系统实现了多参数监测以及设备定位,云平台进行数据处理后可在 LCD 屏和上位机实时显示。系统具备数字化、智能化及寿命预测、预警等特点。

多参数剩余寿命模型有效改进了单参数表征的剩余寿命模型存在的不足,使模型在预测准确性,泛用性,数据的易获取性等方面显著提高。相对于传统 LSTM 模型,贝叶斯优化的 LSTM 模型优化了寻找最优超参数的效率,有效提高了模型预测精度。

实验结果表明,对于 SPD 的剩余寿命进行预测,基于 STM32 多参数 SPD 剩余寿命远程监测系统的准确度高,与真实情况基本吻合。

参考文献

- [1] 马俊彦,杨仲江,王昊.基于孤立森林算法的电涌保护器异常参数监测研究[J].电子测量与仪器学报,2020,34(7):58-63.
- [2] 柴健,邓莹,朱传林,等.开关型 SPD 冲击复位试验的研究分析[J].国外电子测量技术,2019,38(2):91-94.
- [3] 盛泓,徐伟,冯晓宇,等.电涌保护器老化研究的回顾与进展[J].电子测量技术,2017,40(11):16-20.
- [4] 郭方方,曾绪辉,吴辉,等.基于多物理场耦合有限元法对 SPD 用阀片温度场分布及热损毁的研究[J].电瓷避雷器,2017(3):33-36,41.
- [5] CAVALCANTI G O, FEITOSA M A F, PEREIRA K F H, et al. Efficiency of class III surge protection devices against lightning surges [J]. IEEE Latin America Transactions, 2021, 19(9): 1459-67.
- [6] 畅雷,杨仲江,申东玄.电阻片与外壳间距对 SPD 模块散热的影响研究[J].电瓷避雷器,2019(2):41-46.
- [7] BORECKI M, CIUBA M. Testing of selected surge protection devices in the context of the possibility of ensuring the reliability of power grids[J]. Energies, 2023, 16(3): 15.
- [8] 张昊,王睿,于灏.基于多层支持向量机的金属氧化物避雷器在线监测系统[J].电瓷避雷器,2020(1):59-65,70.
- [9] 靳邵云.铁路浪涌保护器中压敏电阻剩余寿命模型研究[D].北京:中国铁道科学研究院,2019.
- [10] ZACARIAS T G, MARTINS R, XAVIER C E, et al. Detection of failures in metal oxide surge arresters using frequency response analysis[J]. Sensors, 2023, 23(12):5633.
- [11] BARBOSA V R N, LIRA G R S, DIAS M B B, et al. Estimation of metal oxide surge arresters' useful life

- based on time series forecasts[J]. Ieee Transactions on Power Delivery, 2022, 37(2): 842-50.
- [12] VONČINA V. Real time assessment of surge arrester state in electric power grid[M]. Publish,2021.
- [13] 王莲霞,李丽敏,任瑞斌,等. 基于 STM32 和 DBO-BP 的滑坡预警系统[J]. 国外电子测量技术,2023,42(8): 139-146.
- [14] 郝振兴,段朋,赵豪杰,等. 车用超级电容器模组智能监控系统设计与实现[J]. 国外电子测量技术,2023, 42(11):113-120.
- [15] 张启元,张烈山,兰益成,等. 基于 NB-IoT 的养殖塘水质监测无人艇系统研究[J]. 电子测量技术,2021, 44(7):170-178.
- [16] 吉铎格,李慧,刘思嘉,等. 基于 MIE-LSTM 的短期光伏功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(7): 50-57.
- [17] 徐冬梅,王逸阳,王文川. 基于贝叶斯优化算法的长短期记忆神经网络模型年径流预测[J]. 水电能源科学, 2022, 40(12): 42-46.
- [18] 叶鑫,王海瑞,李远博,等. 基于 VMD 和优化的 LSTM 锂离子电池寿命预测方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(23): 153-158.
- [19] RUAN X F, CHENG W D, BAI Y H, et al. Predicting the life of varistors via a nonlinear coefficient based on a small-scale data model [J]. Applied Sciences-Basel, 2024, 14(1):171.

作者简介

张卞,本科,主要研究方向为嵌入式系统等。

E-mail: 2097987991@qq.com

田入运(通信作者),博士,讲师,主要研究方向为设备故障智能诊断和测控仪器

E-mail: tianry@nuist.edu.cn