

学号： 222040107

学校代码： 10336

密级：

杭州电子科技大学

硕士学位论文

(专业学位)



论文题目： 基于多源数据融合的高压断路器
健康管理技术研究

作者姓名： 孔秀婷

指导教师： 陈科明 教授

专业学位类别： 电子信息

专业名称： 新一代电子信息技术
(含量子技术等)

所在学院： 电子信息学院

完成时间： 2025 年 05 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

基于多源数据融合的高压断路器
健康管理技术研究

研 究 生：孔秀婷

指导教师：陈科明 教授

2025 年 5 月

**Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University
for the Degree of Master**

**Research on Health Management Technology
of High - Voltage Circuit Breakers Based on
Multi - source Data Fusion**

Candidate: Kong Xiuting

Supervisor: Prof. Chen Keming

May, 2025

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明： 所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名：孔秀婷

日期：2025 年 5 月 30 日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署单位名称仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名：孔秀婷

日期：2025 年 5 月 30 日

指导教师签名：陈科明

日期：2025 年 5 月 30 日

摘要

随着我国经济社会快速发展，电力需求激增，电力系统稳定性和可靠性至关重要。高压断路器作为关键设备，其性能和可靠性直接影响电力系统安全。当前高压断路器运行环境复杂，传统维护方式成本高且无法实现预测性维护，且现有高压断路器健康状态评估和剩余寿命预测方法依赖专家经验、数据来源单一以及未考虑预测模型的不确定性。因此，精准评估高压断路器的健康状态、预测剩余寿命，对提升电力系统智能化管理水平意义重大。

针对电力行业数智化的需求，本文设计并实现了一种基于云端协同的高压断路器健康管理系统，旨在全方位提升高压断路器的运行管理水平。系统以高压断路器为核心，使用机械特性采集装置实时采集关键状态数据，并通过装置内的通信模块，将数据传输至边缘侧和平台侧。边缘层基于安卓屏实现边缘计算，平台层基于物联网平台、云服务器实现设备管理、数据存储和模型训练，展示层通过 Web 端和 APP 向用户提供可视化的在线监测服务。

高压断路器健康状态评估是寿命预测的基础。针对单源、单特征的评估方法数据来源单一，无法全面反映高压断路器的运行状态的局限性，本文提出了一种基于多源数据融合的健康指数模型，利用核主成分分析（Kernel Principal Component Analysis, KPCA）将高压断路器多源数据中的复杂特征进行有效降维，再通过加权马氏距离（Weighted Mahalanobis distance, WMD）对降维后的特征进行融合，得到设备健康指数，基于退化速率识别退化起始点，划分正常状态和潜在故障状态。实验结果表明，本文方法退化敏感性较传统主成分分析单源方法提升 27.4%，实现退化起始点识别提前了 7.4%，证明多源融合策略能更为精准地评估高压断路器的健康状态，显著增强对早期性能劣化的捕捉能力，为预测性维护赢得关键时间窗口。

进入潜在故障状态的高压断路器，可以通过分析其退化趋势预测剩余寿命。针对传统预测模型无法对不确定性进行量化，本文提出了一种基于近似贝叶斯推断的高压断路器剩余寿命预测方法，将蒙特卡洛（Monte Carlo, MC）Dropout 与双向长短时记忆网络（Bi-directional Long-Short Term Memory, BiLSTM）结合，使得寿命预测结果为概率分布形式，得到寿命预测的置信区间。实验结果表明，MC-Dropout+BiLSTM 方法的均方根误差和平均绝对误差为 83 和 53，区间能够覆盖 95.44% 的真实寿命值。

通过融合多源数据，本文方法突破传统单一数据评估局限，实现了对高压断路器健康状态和剩余寿命的精准评估与预测，为高压断路器的预测性维护提供了科学、可靠的技术支持，有助于提升电力系统运行的可靠性和稳定性，具有显著的工程应用潜力。

关键词：高压断路器，健康状态评估，剩余寿命预测，多源融合，不确定性

ABSTRACT

With China's rapid economic and social development, power demand surge, power system stability and reliability is critical. High voltage circuit breakers as key equipment, its performance and reliability directly affect the power system safety. Currently, the operating environment of high voltage circuit breakers is complex, the traditional maintenance methods are costly and cannot realize predictive maintenance, and the existing methods of health state assessment and remaining life prediction of high voltage circuit breakers rely on experts' experience, have a single source of data, and do not take into account the uncertainty of the prediction model. Therefore, it is of great significance to accurately assess the health state and predict the remaining life of high voltage circuit breakers to improve the intelligent management level of power systems.

In response to the demand for digital intelligence in the power industry, this thesis designs and implements a cloud-based collaborative high-voltage circuit breaker health management system, aiming to improve the operation and management level of high-voltage circuit breakers in an all-round way. The system takes the high voltage circuit breakers as the core, uses the mechanical characteristic acquisition device to collect the key state data in real time, and transmits the data to the edge side and the platform side through the communication module in the device. The edge layer is based on Android screen to realize edge computing, the platform layer is based on IoT platform and cloud server to realize device management, data storage and model training, and the display layer provides users with visualized online monitoring services through the Web side and APP.

High voltage circuit breakers health state assessment is the basis of life prediction. Aiming at the limitation that single-source, single-feature assessment methods have a single data source and cannot fully reflect the operational status of high voltage circuit breakers, this thesis proposes a health index model based on the fusion of multi-source data, which utilizes Kernel Principal Component Analysis (KPCA) to KPCA is used to effectively reduce the dimensionality of the complex features in the multi-source data of HV circuit breakers, and then the reduced features are fused by Weighted Mahalanobis distance (WMD) to get the health index of the equipment, which is based on the degradation rate to identify the degradation starting point, and to classify the normal state and the potential fault state. Experimental results show that the degradation sensitivity of this thesis method is improved by 27.4% compared with the traditional principal component analysis single-source method, and the identification of degradation starting point is realized 7.4% earlier, which proves that the multi-source fusion strategy can more accurately assess the health state of

high voltage circuit breakers, significantly enhance the ability to capture early performance degradation, and win a critical time window for predictive maintenance.

High voltage circuit breakers entering a potential failure state can be predicted to have a remaining lifetime by analyzing their degradation trends. Aiming at the inability of traditional prediction models to quantify the uncertainty, this thesis proposes a residual life prediction method for high voltage circuit breakers based on approximate Bayesian inference, which combines the Monte Carlo (MC) Dropout with the Bi-directional Long-Short Term Memory (BiLSTM) network, making the life prediction results as a function of the time.) are combined to make the life prediction results in the form of probability distribution and get the confidence interval of life prediction. The experimental results show that the root-mean-square error and the average absolute error of the MC-Dropout+BiLSTM method are 83 and 53, and the intervals are able to cover 95.44% of the true lifetime values.

By fusing multi-source data, the method in this thesis breaks through the traditional single data assessment limitations and realizes the accurate assessment and prediction of the health state and remaining life of high voltage circuit breakers, which provides scientific and reliable technical support for the predictive maintenance of high voltage circuit breakers, helps to improve the reliability and stability of the power system operation, and has a significant potential for engineering applications.

Keywords: High Voltage Circuit Breaker, Health state assessment, Remaining Useful Life, Multi-source fusion , Uncertainty

目录

摘要	I
ABSTRACT	II
目录	IV
1 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 高压断路器简介	1
1.3 国内外研究现状	3
1.3.1 故障预测与健康管理研究现状	3
1.3.2 健康状态评估研究现状	4
1.3.3 剩余寿命预测研究现状	5
1.4 研究内容与章节安排	8
2 高压断路器健康管理系统	10
2.1 系统总体设计	10
2.1.1 系统需求分析	10
2.1.2 系统总体框架设计	10
2.2 采集层设计与实现	12
2.2.1 基本功能	12
2.2.2 传感器应用	13
2.2.3 智能终端	15
2.3 边缘计算层设计与实现	16
2.3.1 数据存储	16
2.3.2 模型推理	17
2.4 平台层设计与实现	18
2.4.1 设备云平台	18
2.4.2 云存储数据库	19

2.4.3 云计算平台	22
2.5 展示层设计与实现	24
2.5.1 Web 端设计	24
2.5.2 客户端设计	25
2.5.3 系统展示	26
2.6 本章小结	27
3 基于多源数据融合的高压断路器健康状态评估	28
3.1 高压断路器机械特性分析	28
3.1.1 线圈电流信号机理	28
3.1.2 触头行程信号机理	30
3.2 数据来源及预处理	31
3.2.1 重复寿命试验	31
3.2.2 数据预处理	33
3.2.3 数据存储	34
3.3 退化特征集构建	34
3.3.1 线圈电流信号特征提取	34
3.3.2 触头行程信号特征提取	36
3.3.3 特征归一化	37
3.3.4 基于退化敏感性的特征筛选	38
3.4 基于 KPCA-WMD 的健康指数模型	39
3.4.1 设备健康指数理论	39
3.4.2 基于 KPCA 的特征降维	40
3.4.3 基于 WMD 的特征融合	41
3.5 基于变点检测的健康状态划分	42
3.5.1 设备分段健康状态模型	42
3.5.2 基于变点检测的健康状态划分	43
3.6 基于多源数据融合的健康评估模型实现	44
3.7 实验验证与结果分析	45

3.7.1 数据预处理	45
3.7.2 退化特征集构建	46
3.7.3 健康指数模型对比分析	50
3.7.4 健康状态划分模型对比分析	52
3.8 本章小结	53
4 基于不确定性量化的高压断路器剩余机械寿命预测	55
4.1 数据集处理	55
4.1.1 数据集来源	55
4.1.2 RUL 标签	55
4.1.3 滑动时间窗口处理	56
4.2 业务分析及预测模型选型	57
4.3 基于 BiLSTM 和近似贝叶斯推断的寿命预测模型	58
4.3.1 LSTM 原理	58
4.3.2 BiLSTM 原理	61
4.3.3 贝叶斯神经网络	62
4.3.4 MC-Dropout 近似贝叶斯推断	63
4.3.5 基于 BiLSTM 和近似贝叶斯推断的寿命预测模型实现	65
4.4 实验验证与结果分析	66
4.4.1 数据预处理	66
4.4.2 模型评估指标	66
4.4.2.1 点预测评估指标	66
4.4.2.2 区间预测评估指标	67
4.4.3 模型参数设置	68
4.4.4 结果分析	69
4.5 本章小结	72
5 总结与展望	73
5.1 全文总结	73
5.2 未来展望	74

致谢	75
参考文献	76
附录	83

1 绪论

1.1 研究背景与意义

随着我国经济的快速发展，社会的持续进步，电力需求日益增长。电力系统作为国家基础设施的重要组成部分，其稳定性与可靠性与国民经济发展及人民生活品质息息相关。高压断路器作为电力系统中的关键设备，承担着控制和保护电力系统安全运行的重要任务^[1]。因此，高压断路器的性能和可靠性对电力系统的稳定性至关重要。随着电力系统规模的扩大和运行条件的复杂化，对高压断路器的性能要求也越来越高，这就需要我们对其运行状态和寿命进行更加精确的预测和管理。

在实际运行中，高压断路器的工作环境恶劣、运行年限久，可能面临着各种故障和问题，严重威胁到电力系统的安全性和稳定性。传统的解决方案是定期进行维护和检查，但这种方法往往成本高昂，且无法准确预测故障发生的时间，导致维护工作可能过于频繁或不够及时。同时随着智能电网的快速发展，高压断路器的故障容忍度越来越小^[2]。随着设备健康管理技术的发展，特别是预测性维护的概念逐渐被引入到高压断路器的维护中，我们可以通过分析设备的历史运行数据和实时监测数据，来评估其健康状况和预测潜在的故障。

预测性维护^[3]（Predictive Maintenance, PDM）是一种基于条件的维护策略，它通过监测设备的运行状态，使用先进的数据分析技术，如机器学习和大数据分析，来预测设备的故障和剩余使用寿命。这种方法不仅可以减少不必要的维护工作，降低维护成本，还可以提高设备的运行效率和可靠性。

剩余寿命预测^[4]（Remaining Useful Life, RUL）作为预测性维护的一个重要组成部分，其核心在于通过分析设备的历史和实时数据，建立准确的寿命预测模型。这样的模型能够帮助电力系统运营商了解每个断路器的健康状况和预期寿命，从而制定更加科学和经济的维护计划。通过预测高压断路器的寿命，可以有效地减少意外停电事件，提高电力供应的可靠性，同时也为电力系统的规划和资源分配提供重要的数据支持。因此，高压断路器健康管理系统的设计和实现对于提升电力系统的智能化管理水平、保障电力供应的稳定性以及降低维护成本具有重要的实际意义。

1.2 高压断路器简介

高压断路器作为开关柜设备的核心部件，是发电厂和变电站输、变电设备中最重要的控制和保护设备，如图 1.1 所示，广泛应用于 3kV 及以上的高压电力系统中。其主要功能包括电路控制、过载保护、短路保护、隔离功能等，能够接通和断开正常工作电流、快速切除过负荷电流和故障电流，以确保电力系统的安全稳定运行^[5]。

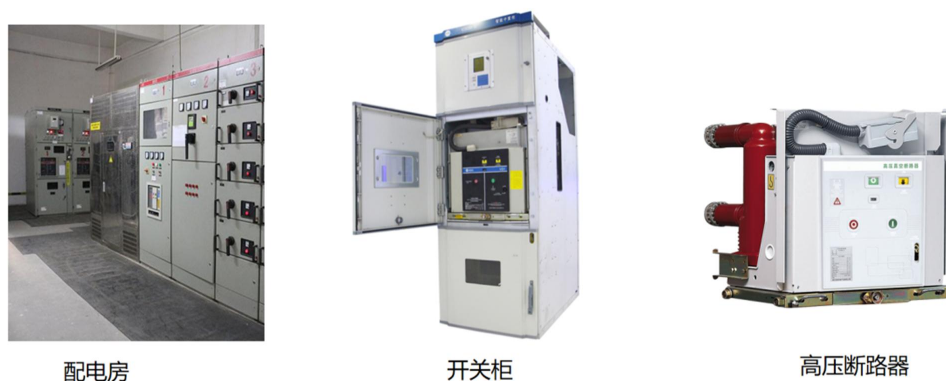


图 1.1 配电开关设备

根据高压断路器结构和安装位置，可以根据灭弧介质、操作机构和安装位置的不同分类。虽然高压断路器的类型多样，但其基本结构类似。高压断路器的基本结构，主要包括开断元件、绝缘支柱、操动机构及基座等几部分，如图 1.2 所示。

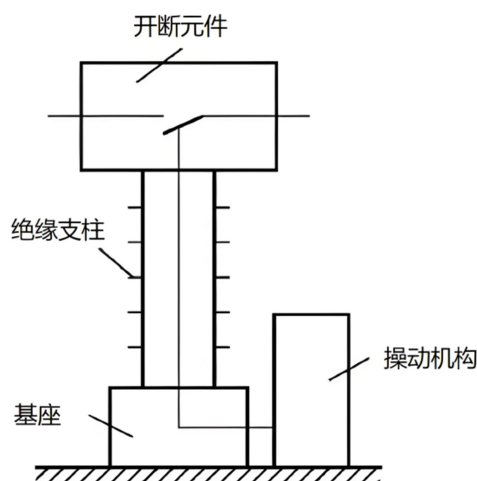


图 1.2 高压断路器基本结构

开断元件（触头系统）：这是高压断路器的核心部分，负责在电路中接通和断开电流。它包括固定触头和可动触头，以及在分闸和合闸过程中用于熄灭电弧的灭弧室。

绝缘支柱：用于支撑导电部件并提供必要的电气绝缘。绝缘支撑元件确保断路器在高电压下安全运行，防止电流泄漏和电击事故。

操动机构：负责驱动断路器的触头系统，实现电路的合闸和分闸操作。操动机构可以是手动的、电动的、气动的或液压的，它们通过机械连杆或操作杆来控制触头的运动。

基座：为断路器提供稳固的安装平台，确保断路器固定在适当的位置。基座设计要考虑到机械稳定性和电气绝缘性。

高压断路器的操作系统由将其他能量转换成机械能作为合闸动力的操动机构及传递动力的传动机构两部分组成，如图 1.3 所示。操作系统的动作过程，是将操作元件产生的动能，通过主轴、连杆、杠杆、拐臂等机构，传递到断路器的触点去实现分、合闸动作。利用操动机构和传动机构中的杠杆，可以改变操作大小、方向、作用点以及运动的性质和行程，以满

足断路器动触点分、合闸的需要。

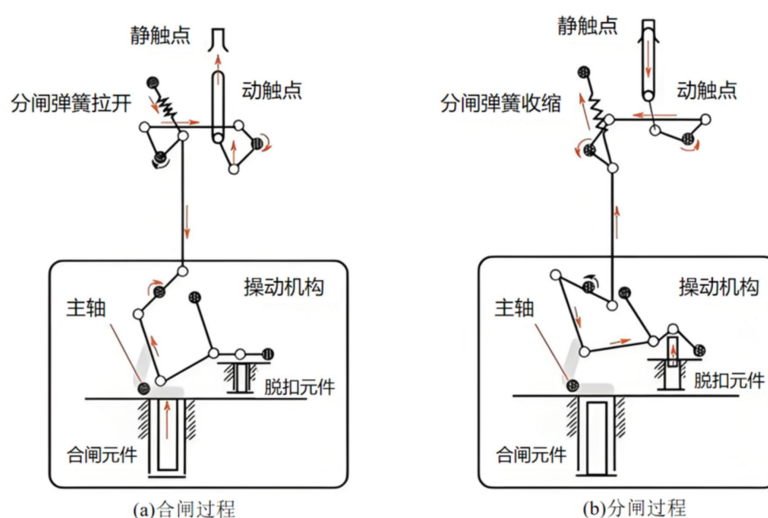


图 1.3 高压断路器的分合闸过程

合闸过程：当需要闭合电路时，操动机构的合闸线圈通电，产生电磁力，吸合合闸铁芯。通过机械传动机构使动静触头接触，完成合闸操作。

分闸过程：当需要断开电路时，操动机构的分闸线圈通电，产生电磁力，吸合分闸铁芯。此时，锁口被释放，断路器在分闸弹簧的作用下迅速分断电路。

本文研究内容高压断路器的剩余机械寿命具体指的是高压断路器在当前状态下还能进行的操作次数即剩余机械操作次数。而高压断路器机械寿命的评估主要关注高压断路器的机械部分即操动机构。

1.3 国内外研究现状

1.3.1 故障预测与健康管理研究现状

随着泛在电力物联网和数字电网等发展理念的提出，为保证新型电力系统的可靠运行，对电力设备的健康管理和运维模式进行数字化和智能化的转型迫在眉睫。

传统的基于事后维修和计划维修的被动维修难以满足电力设备的健康管理与智能化运维的需求，故障预测与健康管理技术^[6]（Prognostics and Health Management, PHM）应运而生。PHM 借助人工智能方法与推理模型，整合装备传感数据、专家知识以及维修保障资源信息，以此实现对装备运行状态的监测、故障的识别诊断、健康状态的评估与预测，进而提供健康管理措施^[7]。

PHM 技术对提高设备可靠性和运行效率有突出作用^[8]，其不仅能在早期精准探测设备潜在隐患，在故障实际发生前提前实施预防性手段，有效规避意外停机事故以及生产流程的中断，从而降低维护成本并减少生产损失，还能对维护计划进行科学优化，让维护工作更具合理性，避免不必要的维修作业与资源浪费。特别是在高复杂度和高风险的工业系统中，例如航空发动机、风力发电机以及核电站设备等，PHM 技术的应用意义重大。因为这些系统一

旦发生故障，极有可能引发严重的经济损失，甚至带来安全风险。

PHM 技术最早起源于 20 世纪 90 年代中期，旨在满足现代武器装备复杂化、综合化、智能化的需求，提升装备的作战效能和保障能力。国外在 PHM 技术的研究和应用方面处于领先地位，欧美等发达国家在电子设备领域运用 PHM 技术取得了很多成就。在航空航天领域，美国波音公司在飞机上部署状态管理系统（Health Management System, HMS）系统，实时监测分析飞机的运行状态和预测潜在故障^[9]；NASA 开发了集成车辆健康管理（Integrated Vehicle Health Management, IVHM）系统对飞行器的健康状态进行全面监测和管理^[10]。在军事领域，美国将 PHM 技术用于军用直升机、舰船等设备的高效维护与管理^[11-13]。在民用领域，PHM 技术被用于轨道交通、电力电子设备、机械设备等多方面^[14]。

和国外相比，国内对 PHM 技术的研究起步较晚，相关研究工作开展得不够深入。但近年来，随着工业发展对设备可靠性和运行效率的要求不断提高，国内逐渐深刻意识到 PHM 技术研究工作的重要价值与现实紧迫性。在此背景下，国内积极开展对国外先进 PHM 技术的追踪调研。目前，国内研究主要集中在航空航天^[15,16]、轨道交通^[17-20]、电力电子^[21,22]等领域。当前我国 PHM 行业整体规模偏小，具有综合竞争力的企业数量少，其中容知日新、博华科技、东华测试、威锐达、恩普特、江凌股份等在风电、石化、冶金、军工等行业有较好应用^[23]。国内许多高校和研究机构在 PHM 技术研究中发挥了重要作用，北京航空航天大学、国防科技大学等高校和中国航空综合研究所、上海航空测控研究所等研究机构都在 PHM 技术的理论研究和工程应用方面取得了显著进展。

PHM 系统的核心技术包括传感器技术、数据处理技术、人工智能算法、通信技术等，随着这些关键技术的升级换代，PHM 技术也不断发展。

健康状态评估和剩余寿命预测是 PHM 技术的关键环节，为预测性维护提供必要的数据支持和决策依据，从而实现对设备的精准维护，提高设备的可靠性和使用寿命，降低维护成本。本文对健康状态评估和剩余寿命预测的研究现状展开介绍。

1.3.2 健康状态评估研究现状

健康状态评估是 PHM 技术的关键技术之一，它通过运用各类先进传感器，对设备运行过程中的各类状态参数与特征信号展开实时监测，再借助多种智能算法和模型，实现对设备健康状态的评估^[24,25]。

健康状态评估方法根据数据类型和分析方法的不同，分为定性评估和定量评估^[26]。健康状态的定性评估指对健康状态实现分级评估，通过采集数据状态，通过专家经验与逻辑推理对设备状态进行非数值化判断，此方法适用于设备数据不足或故障机理复杂的场景。健康状态的定量评估指健康度或健康因子评估，依托数学模型与数据驱动技术，输出数值化健康指标，具有客观性强、可解释性高的特点。

健康状态的定量评估分为物理健康指数和虚拟健康指数^[27]。物理健康指数是指从传感器采集的信号中使用统计或信号处理方法直接提取得到的指标。文献^[28]通过构建评估指标体系，

将进出口压力、流量、转速等能够反映液压系统健康状态性能参数作为评估指标。文献^[29]选用涡轮排气温度的、压气机转子转速、滑油压差等性能参数作为评估指标。物理健康指数能有效反映设备健康状态,但仍存在对早期故障不敏感、易受噪声干扰等不足。虚拟健康指数是指多个物理健康知识或传感器数据通过数据融合得到的能反映设备运行状态的指标。文献^[30]提出了一个称为修正单调性的信号性能指标和一个名为元概率的累积指标评估标准,可以应对较大的信号噪声和全面考虑健康指数在单元群体中的表现,并在两个涉及轴承运行到失效振动数据的案例进行验证。文献^[31]提出了一种基于新型健康指数的自适应预测方法。通过多准则优化和遗传算法构建复合健康指数,结合扩散过程模型对健康指数的退化进行建模,实现了 RUL 的在线预测。文献^[32]以多个特征参数的变化为依据,参照电力设备健康状况老化公式,引入变量健康因子,对设备运行状态的健康指数加以修正,并在空压机上开展实例分析。虚拟健康指数融合了多维度数据能够更全面地反映设备的健康状态,并且有效减少数据维度,提高计算效率,但其模型复杂度和计算成本较高,可解释性有限。

目前,设备健康状态评估的研究主要集中在机械、电力、航天航空、轨道交通、电子系统等领域。在电力系统领域,主要针对发电设备、输电设备、变电设备和配电设备的健康状态评估,通过实时监测设备的运行状态,可以及时发现潜在的故障,从而确保电力系统的稳定运行。

开关设备作为电力系统中重要的控制与保护设备,对其进行健康状态评估是必要的。关于高压断路器的健康状态评估,常用方法有基于模糊理论的方法和健康指数构建。文献^[33-35]基于模糊理论对高压断路器进行健康状态分级评估,文献^[36,37]则对多种退化特征使用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)等融合方法计算融合得到一维健康指数用于断路器健康状态的定量评估。模糊理论方法能够有效处理不确定性和模糊性,但较大程度上依赖于专家经验,且采用定期检修的评估方法,而健康指数构建方法能够通过融合多源数据提高评估精度,但存在数据来源的单一性和健康指数构建的不准确性等问题。

1.3.3 剩余寿命预测研究现状

设备剩余寿命预测是故障预测与健康管理的关键环节,也是国内外研究的热点。国内外对剩余寿命预测技术的研究主要集中在航空发动机^[38,39]、锂电池^[40,41]、轴承^[42,43]等领域,工程实践证明,利用剩余寿命预测技术能预测设备可能出现的故障,可以在故障发生前采取措施,避免意外停机和生产中断,从而提高系统的安全性,还能实现预测性维护,减少不必要的维护活动和成本。

设备剩余寿命预测方法主要有基于物理模型的方法、基于数据驱动的方法^[44]和基于混合模型的方法三类,如图 1.4 所示。

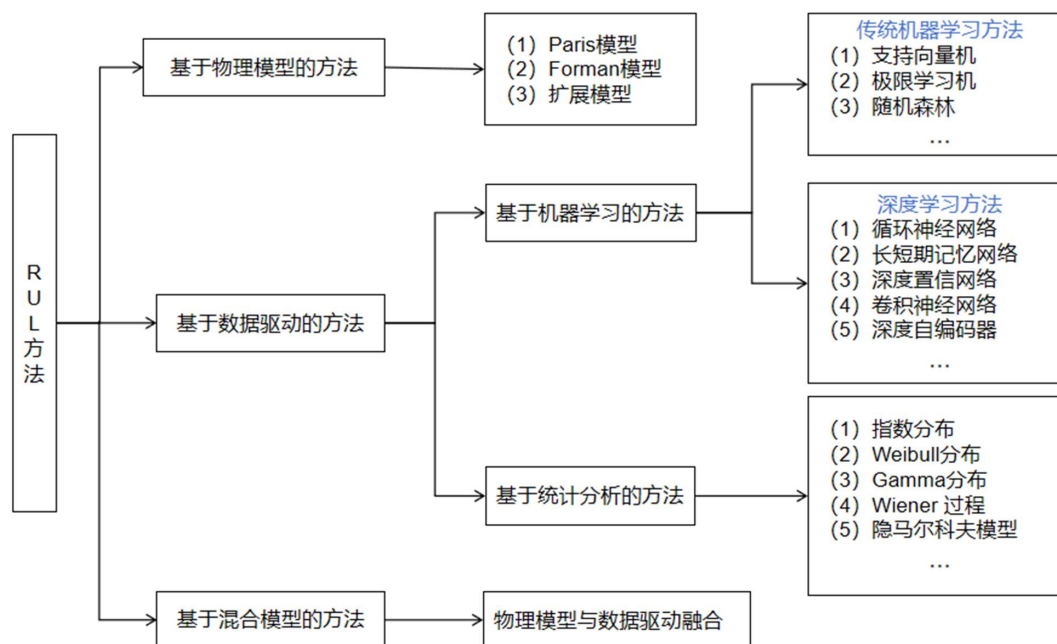


图 1.4 设备剩余寿命预测方法分类

基于物理模型的设备寿命预测是一种通过数学模型和物理规律来预测设备剩余使用寿命的方法。这种方法依赖于对设备退化机制的深入理解，以及对设备运行过程中物理行为的建模。常用的物理模型包括：Paris 模型^[45]、Forman 模型和在其基础上的各种改进和扩展模型。文献^[46]依据裂纹扩展模式，借助修正临界平面法并结合修正 Paris 模型，构建了涵盖裂纹萌生寿命、裂纹扩展寿命以及疲劳剥落寿命的滚动轴承全周期疲劳寿命预测模型。文献^[47]建立了基于 Forman 公式的裂纹缺陷深长尺寸关联函数拟合方法，建立一种与裂纹缺陷实际失效过程相吻合的安全裕度表征模型。这类方法的预测效果依赖于模型参数，但实际应用中获取精确的物理模型参数较为困难。

基于数据驱动的设备寿命预测不依赖于复杂的物理模型，而是通过分析历史数据来预测设备的剩余寿命。这种方法通常利用机器学习、深度学习等技术，从大量数据中提取模式和特征。根据研究的方法和数据挖掘的深度，可进一步分为基于机器学习的方法和基于统计分析的方法。

基于机器学习的方法有支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)、随机森林(Random Forest, RF)等传统机器学习方法和循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)、长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)、深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)、卷积神经网络、深度自编码器(Deep Auto-encoder, DAE)等深度学习方法。文献^[48]结合性能评估和 SVM 技术，通过优化参考样本权重，提出了一种基于改进 SVM 的航空发动机剩余寿命预测方法。文献^[49]构建了秃鹰搜索算法和优化极限学习机的组合预测模型实现了锂电池剩余寿命预测。文献^[50]利用结合遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和随机森林(RF)的集成学习方法 GA-RF 算法对历史发动机进行性能退化模型训练后，基于相似度选择匹配模型，计算发动机的剩余寿命。传统机器学习方法由于其

网络结构简单, 预测效果受信号处理技术和现有知识的影响。深度学习方法凭借其强大的自主学习能力, 能够自动从海量的数据中挖掘出隐藏的复杂模式和关键特征, 而无需像传统方法那样依赖人工手动提取特征, 深度学习方法在设备剩余寿命预测中展现出了巨大的有效性和广阔的应用前景。文献^[51]基于压缩感知和高斯 Copula 方法对数据进行处理后, 用循环神经网络实现了具有一定抗噪性的滚动轴承剩余寿命的准确预测。文献^[52]通过时间卷积网络 (Temporal Convolutional Network, TCN) 提取短期局部特征, 并利用双向长短期记忆神经网络 (Bi-directional Long-Short Term Memory, BiLSTM) 捕捉数据中的双向时序依赖, 同时引入注意力选择性增强模块 (Squeeze-and-Excitation, SE) 动态调整网络权重, 最终实现高精度的涡扇发动机剩余寿命预测。基于机器学习的方法, 通常分为预处理、特征提取、特征筛选、预测模型建立等步骤。

基于统计分析的方法是指通过分析设备退化过程的数据分布特征, 建立统计模型来预测剩余寿命的方法, 常用方法有 Weibull 分布、Gamma 分布、Wiener 过程、隐马尔可夫过程等。文献^[53]使用随机森林算法和皮尔逊算法提取和筛选特征后, 用核熵主成分分析法进行降维, 然后使用维纳过程对风电齿轮箱的剩余寿命进行预测。文献^[54]针对由锂电池动态非线性特征给锂电池的退化建模同时带来的数据不确定性和模型不确定性, 提出了一种基于多项式拟合的维纳过程模型, 用于锂电池剩余寿命预测。文献^[55]提出了基于高维特征融合构建高斯自相关隐马尔可夫预测模型, 证明了统计学预测方法的有效性。基于统计分析的方法在设备剩余寿命预测中具有简单透明、数据驱动等优势, 但同时也存在对数据质量要求高、模型假设限制等缺点。

基于混合模型的方法通过结合不同模型的优势, 能够更好地捕捉设备退化的复杂特征。文献^[56]考虑到 BP 神经网络的不确定性, 对不确定性进行量化, 构建了高质量的剩余寿命区间预测方法。文献^[57]提出了一种结合广义幂均值和高阶原点矩的健康评价指标族, 以及改进的 Paris-Erdogan 模型, 用于轴承性能退化评估和 RUL 预测, 验证了数模混合模型的优越性。基于混合模型的方法在提高预测精度和鲁棒性方面具有显著优势, 但也面临着模型复杂度增加、参数调整困难和数据需求增加等挑战。

高压断路器剩余寿命预测包括电寿命和机械寿命预测两个方面。目前, 对高压断路器的研究主要集中在电寿命预测。文献^[58]搭建了微型断路器电寿命实验平台提取特征, 用皮尔逊相关系数选择最优子集, 基于注意力机制优化长短期记忆神经网络预测模型实现较高精度的剩余电寿命预测。在某些情况下, 机械寿命可能先于电寿命失效, 因此也需要考虑到机械寿命对高压断路器可靠性的影响。文献^[59]基于电流信号和振动信号提取低压万能式断路器储能操动机构的退化特征, 对关键特征进行融合得到综合健康指标, 最终使用一元回归指数模型进行剩余机械寿命预测。文献^[60]提出了广义线性回归算法模型对高压断路器液压操动机构进行剩余寿命预测, 并与 Spark ML 机器学习库中的其他回归模型进行对比, 证明所提模型的预测性能。文献^[61]将分合闸时间作为高压断路器的劣化特征, 并使用韦布尔分布对断路器进行可靠性分析和寿命计算。文献^[62]提出了一种基于鲸鱼优化和双向长短期记忆网络的断路器操

动机构剩余寿命预测方法，证明了所提混合模型的预测准确性。

综上，目前行业内对于高压断路器的剩余机械寿命的研究较少，且大多使用单一特征参量或单源信号提取特征作为退化指标，常用基于统计分析的方法对退化过程进行建模，从而实现断路器剩余寿命预测。

1.4 研究内容与章节安排

本文围绕高压断路器的健康管理技术，对高压断路器健康评估和寿命预测展开深入研究，旨在为高压断路器的预测性维护提供科学依据和技术支持。本文设计并实现了一个高压断路器健康管理系统，系统涵盖了数据采集、处理、分析和展示等多个层面。同时，针对现有高压断路器健康状态评估和剩余寿命预测的不足，进行深入研究，并提出了解决方案。根据本文研究内容，本文章节安排如下：

第1章：绪论。阐述了对高压断路器开展预测性维护研究的必要性，分析了健康状态评估和寿命预测研究的背景及意义，介绍了高压断路器的基本情况，对国内外在故障预测与健康健康管理、健康状态评估、剩余寿命预测等方面的研究现状进行深入分析，进而引出本文的研究内容并列章节安排。

第2章：高压断路器健康管理系统。首先对系统总体设计进行分析，包括应用需求和总体框架，系统被分为设备层、采集层、边缘计算层、平台层、展示层，并分别对每层制定详细的方案和设计，最后展示系统的实现效果。

第3章：基于多源数据融合的高压断路器健康状态评估。首先对高压断路器的机械特性信号的机理进行分析，介绍了高压断路器寿命数据来源与预处理方法，而后详细介绍了对机械特性信号进行特征提取、归一化、筛选形成退化特征集的过程。进一步提出了基于核主成分分析（Kernel Principal Component Analysis, KPCA）和加权马氏距离（Weighted Mahalanobis distance, WMD）的多源数据融合健康指数模型，并在健康指数基础上提出了基于变点检测的健康状态划分方法。最后，通过实验验证和结果分析对所提健康评估方法进行评估和比较。

第4章：基于不确定性量化的高压断路器剩余机械寿命预测。首先，在数据集处理方面，详细介绍了数据集来源，通过滑动时间窗口处理数据，并确定了 RUL 标签。接着，进行业务分析，在此基础上完成预测模型的选型。随后，对模型结构进行了深入阐述，其中包括 LSTM 和 BiLSTM 原理、贝叶斯神经网络以及蒙特卡洛 Dropout（Monte Carlo Dropout, MC-Dropout）近似贝叶斯推断。然后，说明了基于不确定性量化的剩余寿命预测的实现过程。最后，通过实验验证来评估模型性能，这一过程涵盖了数据预处理、模型评估指标的设定、模型参数设置以及结果分析等环节。

第5章：总结与展望。总结了本文对高压断路器健康管理做的工作，并对文中所提方法的局限性进行深入剖析，为后续深入研究指明了方向。

本文围绕高压断路器健康管理技术展开研究，全文结构图如图 1.5 所示，采用“总-分-总”结构：第1章绪论提出研究背景和整体框架；第2章构建健康管理系统架构，为后续章

节提供技术支撑；第 3 章和第 4 章是核心创新，分别解决健康评估和寿命预测两个关键问题，依托第 2 章的系统实现设备管理、数据采集与处理，且第 3 章的健康评估结果为第 4 章寿命预测提供输入特征，两章形成递进关系；第 5 章总结前文，分析不足并展望。

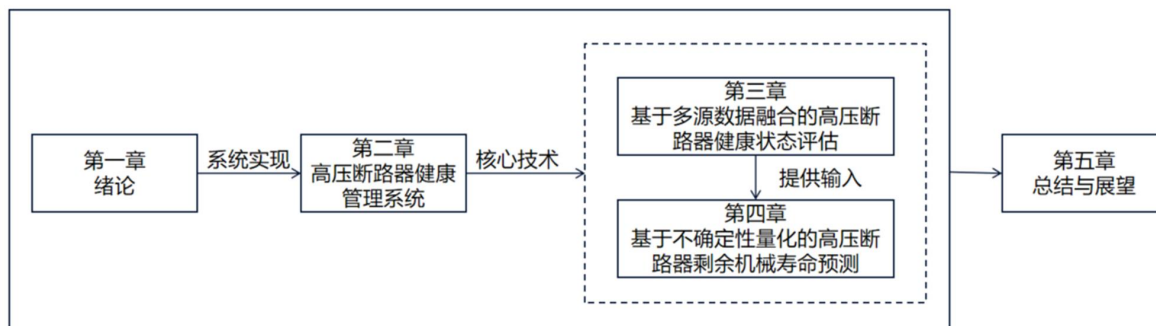


图 1.5 全文结构图

2 高压断路器健康管理系统

为实现电网系统智能化的需求和多设备的统一管理，本章设计了基于云端协同的高压断路器健康管理系统。本系统通过非侵入式机械特性采集装置采集高压断路器的运行数据，确保采集装置不干扰设备正常运行。同时，基于无线传输将数据传至云平台，进行设备管理、分析和存储，在云平台实现模型训练，在客户端实现模型推理，最终将可视化结果在 Web 端和客户端进行展示。

2.1 系统总体设计

2.1.1 系统需求分析

本文设计的基于云端协同的高压断路器健康管理系统的的主要需求有以下几点：

（1）状态实时监测。通过在高压断路器的关键部位安装各类高精度传感器，对断路器的运行参数进行实时采集。这些传感器能够不间断地获取设备的实时状态数据，并通过高速数据传输网络，将数据迅速传输至监测系统的核心处理单元，确保系统能够第一时间捕捉到设备状态的任何细微变化。

（2）状态数据的存储。构建可靠的分布式存储架构，采用云存储与本地存储相结合的方式。一方面，利用云存储的大容量和高扩展性，将大量的历史状态数据进行长期保存，以便后续的数据分析和趋势研究；另一方面，在本地设置高速缓存存储，用于实时数据的临时存储，保障数据处理的及时性。

（3）健康状态评估及剩余寿命预测。运用先进的数据分析算法和机器学习模型，对采集到的大量状态数据进行深度挖掘和分析。通过建立设备的健康状态评估模型，结合设备的运行历史、实时参数以及同类设备的故障案例，对高压断路器的当前健康状态进行准确评估。在此基础上，利用寿命预测算法，综合考虑设备的老化程度、运行环境等因素，预测设备的剩余寿命，为设备的维护检修提供科学依据，提前制定合理的维护计划，降低设备故障风险。

（4）可视化页面展示。设计简洁直观、交互性强的可视化页面，以图形化、图表化的方式展示高压断路器的运行状态、历史数据、健康评估结果和剩余寿命预测等信息。通过实时动态更新的曲线等可视化元素，让运维人员能够一目了然地了解设备的运行情况。同时，提供数据查询、报表生成等功能，方便运维人员对历史数据进行追溯和分析，为设备管理决策提供有力支持。

2.1.2 系统总体框架设计

本文结合上述需求，设计的高压断路器健康管理系统总体设计如图 2.1 所示。高压断路器健康管理系统由高压断路器、机械特性采集装置、设备云平台、云计算平台、安卓屏等组

成，形成一个完整的高压断路器健康管理系统。如图 2.2 所示是该系统的架构示意图，由图中可以看出，在云计算平台上进行后续的健康状态评估和剩余机械寿命预测。

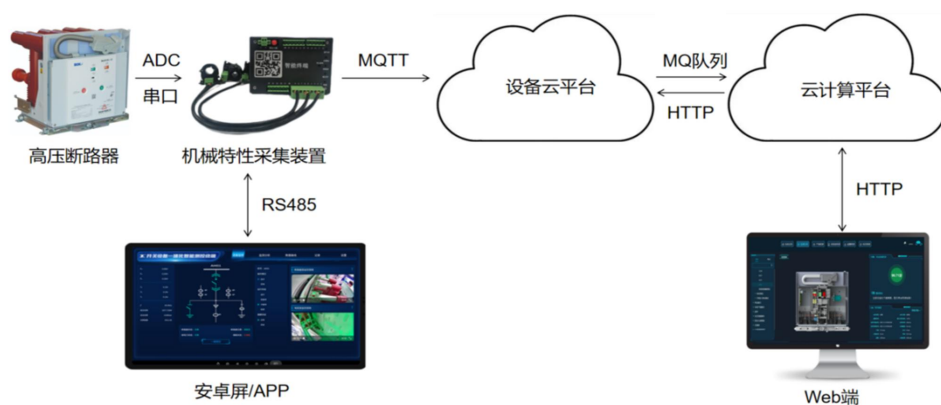


图 2.1 系统总体设计

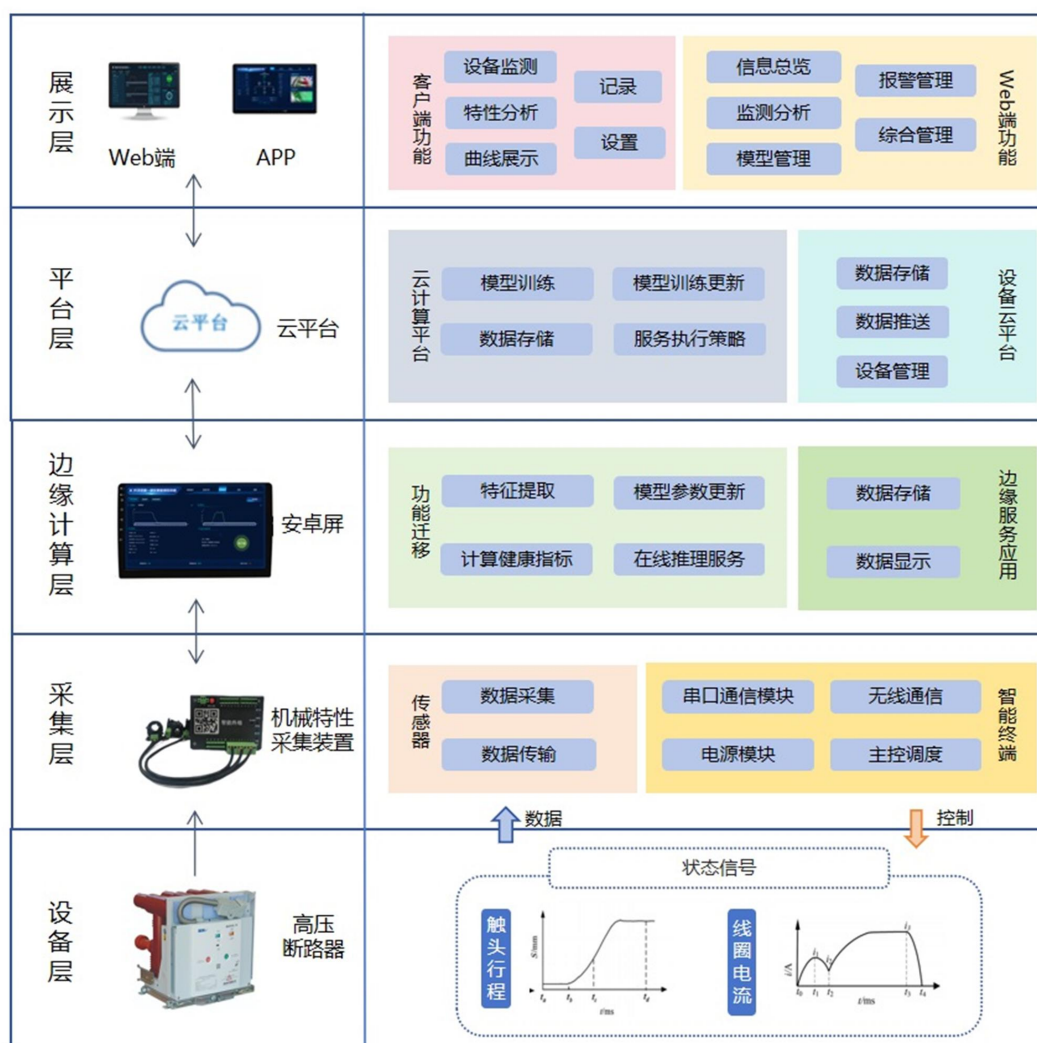


图 2.2 系统架构示意图

系统分为设备层、采集层、边缘计算层、平台层、展示层共 5 个关键层次，具体如下：

设备层：由高压断路器组成，从高压断路器可采集触头行程信号、线圈电流信号。该层负责设备的物理操作和状态监控，确保设备正常运行并提供实时数据。

采集层：由机械特性采集装置组成，包括传感器和智能终端。该层一方面负责从设备层收集数据，并通过无线通信等方式将数据传输到设备云平台；另一方面负责接收云计算平台下发的模型参数，并将数据和模型参数其传输至边缘计算层。

边缘计算层：由安卓屏通过串口获取数据和模型参数后，对数据进行初步处理和分析，并进行模型推理。该层在数据源头附近进行初步处理和分析，减少数据传输量，提高响应速度。

平台层：由设备云平台和云计算平台组成，设备云平台功能包括设备自动注册、网关信息自主上报、设备状态查询、设备远程操控等功能；云计算平台功能包括模型训练、参数下发、数据存储等功能。该层负责数据的存储、处理、模型训练和更新，支持高级分析和决策。

展示层：通过 APP 为用户提供直观的界面，展示数据分析结果、操作记录和设置选项，方便用户监控和管理系统。

2.2 采集层设计与实现

2.2.1 基本功能

机械特性采集装置通过传感器采集机械特性信号，借助物联网技术上传至云平台，以便后续对机械特性信号进行进一步的分析处理。机械特性采集装置由多个传感器和状态监测智能终端组成，如图 2.3 所示，其实物图及安装示意图，如图 2.4 所示。

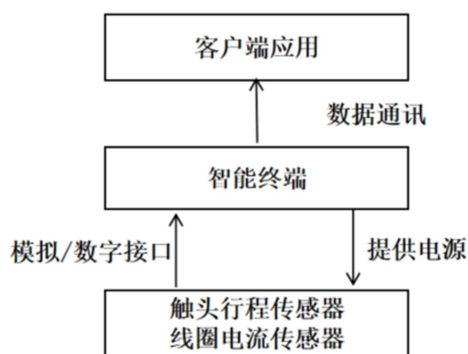


图 2.3 机械特性采集装置组成



(a)实物图



(b)实际安装示意图

图 2.4 机械特性采集装置

2.2.2 传感器应用

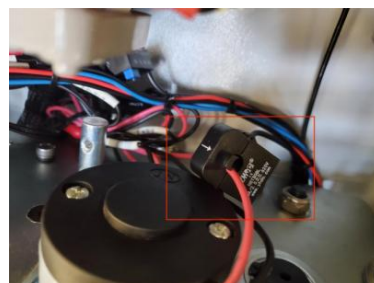
本文的数据采集模块选用非介入式传感器，不仅提高了监测的安全性和准确性，还简化了安装过程，降低了维护成本，具有显著的技术和经济优势。

(1) 电流传感器

本装置采用穿芯式霍尔传感器^[63]采集电流信号，对断路器分合闸线圈进行实时监测，在不影响断路器原有操作的前提下，高精度采集电流信号。本装置采用的穿芯式霍尔传感器及安装示意图，如图 2.5 所示。



(a)实物图



(b)实际安装示意图

图 2.5 穿芯式霍尔电流传感器

霍尔传感器详细的技术参数，如图 2.6 所示。端子定义如表 2.1 所示。根据霍尔电流传感器的技术参数，可得所测电流的计算公式为：

$$I_p = (V_{out} - 2.5) \times I_{pn} \times 0.5 \quad (2.1)$$

表 2.1 霍尔传感器端子定义

1	2	3	4
红色线	黄色线	黑色线	白色线
V+	(VI) 信号输出	G	悬空

I_{Pn}	额定输入	$\pm 10, \pm 20$	A
I_{PM}	输入测量范围	$\pm 10, \pm 20$	A
V_{OUT}	额定输出	2.5 ± 0.625	V
X	精度	1	%
ε_L	线性度	0.2	%
V_C	供电电压 ($\pm 5\%$)	5	V
I_C	电流消耗	≤ 12	mA+1s
R_L	负载阻抗	$\geq 10K$	Ω
I_{OZ}	零点偏置 ($T_A=25$ $^{\circ}C$)	$\leq \pm 15$	mV
T_R	响应时间	≤ 1	μs
T_S	频带宽度	DC	
N.W	重量	22	g

图 2.6 霍尔电流传感器技术参数

(2) 触头行程传感器

通过对传统触头行程测量方法的深入调研分析，传统方法存在传感器安装条件受限和特殊安装方式产生测量误差等问题，本装置基于巨磁阻效应的角度传感器采取离轴测量的方式采集角位移信号^[64]。行程传感器的实物图及安装示意图，如图 2.7 所示。

图 2.8 展示了行程传感器的测量原理，传动主轴旋转时带动其机械联动装置，高压触头产生位移，完成断路器的分合闸动作，因而通过角度传感器可以间接测量触头行程，通过角度-行程对应点表，可以将角度转为行程。



(a)实物图



(b)实际安装示意图

图 2.7 触头行程传感器

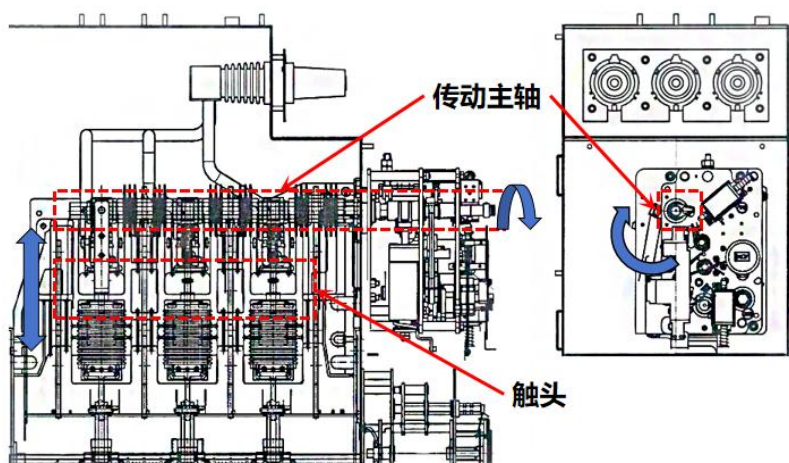


图 2.8 行程传感器测量原理

2.2.3 智能终端

智能终端是机械特性采集装置的核心，其由主控 MCU 和无线通信模块组成，原理图如图 2.9 所示。

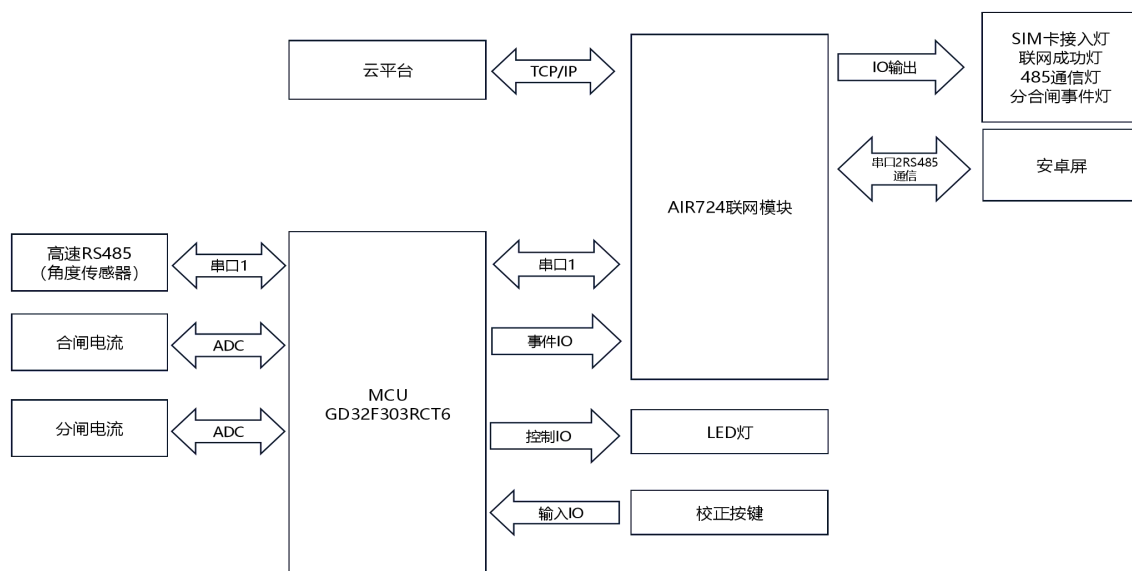


图 2.9 智能终端原理图

(1) 主控 MCU

主控模块由 GD32F303RCT6 微处理器与晶振电路共同构成。此处理器配备了 256KB 的 Flash 存储器和 48KB 的随机存取存储器，其处理速度最高可达 72MHz，完全能够满足系统的运行需求。此外，系统所需的 UART、ADC、DMA 等硬件接口均已完整配置。在本系统中，PC0 至 PC1 引脚被设置为 ADC，用于分别连接分闸和合闸线圈的电流传感器，以实现对相关电流数据的精确采集和处理。通过 UART 端口 0 与 485 通信电路相连，可以读取角度传感器的数据，并通过串口与无线模块通信。

(2) 无线通信模块

机械特性采集装置选用 Air724UG 作为无线通信模块，其适用于低功耗、高性能和多种通信功能的场景，无线通信模块的硬件框图如图 2.10 所示。Air724UG 芯片不仅具备快速的数据处理与传输能力，还支持多种通信协议，可灵活适应不同距离的通信需求，实现可靠连接，保障整个机械特性采集装置通信的完整性。此外，Air724UG 芯片严格遵循 LTE Cat.1^[65] 通讯标准，这使其在数据传输速率、信号覆盖范围以及抗干扰能力等方面表现出色。

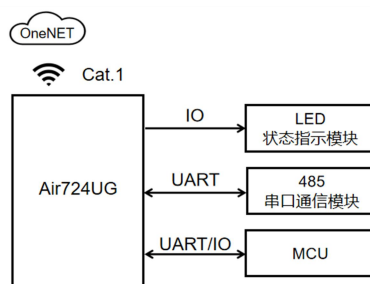


图 2.10 无线通信模块硬件框图

2.3 边缘计算层设计与实现

本系统基于 Android 设备和 UniApp 构建边缘计算层，以充分利用 Android 设备的本地计算能力，实现高效、低延迟的推理任务。边缘计算层主要分为数据存储和模型推理两个模块。

2.3.1 数据存储

本系统基于 Android 设备的 SQLite^[66]数据库实现边缘的数据存储。SQLite 作为一种嵌入式关系型数据库管理系统，以其轻量化和开源特性著称。该数据库引擎无需额外配置或独立服务器支持，具备自包含的特点，能够直接嵌入到各类应用程序中运行。SQLite 的核心设计理念在于简化操作流程，降低使用复杂度，从而使其成为嵌入式应用场景中的理想选择。这种设计思路不仅提升了数据库的易用性，还增强了其在多样化应用环境中的适应性。

本系统直接使用基于 Uniapp 的 Sqlite 扩展模块实现数据库的创建，数据会集中存储在一个.db 文件下。以下展示几个关键的数据库表信息：

(1) 基础信息表。此表存储设备名称和类型等信息。

表 2.2 基础信息表

字段名	名称	数据类型
id	主键 id	Integer
deviceName	设备名称	Text
type	设备类型	Text

(2) 操作记录表。此表存储设备操作类型、操作次数、线圈电流、角度等信息。

表 2.3 操作记录表

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
id	Integer	主键 id	angle	Json	角度
type	Integer	操作类型	actionTime	datetime	动作时间
num	Integer	操作次数	create_time	datetime	创建时间
coil	Json	线圈电流	update_time	datetime	更新时间

(3) 机械特性表。此表存储行程、超程、动作时间等机械特性信息。

表 2.4 机械特性表

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
id	Integer	主键 id	contact Distance	Real	开距
type	Integer	操作类型	overContact Distance	Real	超程

续表 2.4

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
actionStartTime	datetime	动作开始时间	overDistance	Real	过冲
actionEndTime	datetime	动作结束时间	speed	Real	触头速度
maxCoil	Real	线圈峰值电流	time	Real	分合闸时间
actionTime	Real	动作时间	create_time	datetime	创建时间
distance	Real	总行程	update_time	datetime	更新时间

(4) 寿命信息表。此表存储剩余寿命预测的结果，如健康指数、剩余寿命等信息。

表 2.5 寿命信息表

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
id	Integer	主键 id	dst	Integer	退化起点
hi	Real	健康指数	create_time	datetime	创建时间
stage	Integer	健康阶段	update_time	datetime	更新时间
rul	Integer	剩余寿命			

(5) 模型参数表。此表存储剩余寿命预测模型的参数。

表 2.6 模型参数表

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
id	Integer	主键 id	create_time	datetime	创建时间
modelParams	Blob	模型参数	update_time	datetime	更新时间

2.3.2 模型推理

本系统基于 TensorFlow Lite^[67]实现寿命预测模型的推理。TensorFlow Lite (TF Lite) 作为机器学习框架，是 TensorFlow (TF) 开源机器学习平台的重要构成部分。它具备快速、轻量以及跨平台的显著优势，是专为物联网 (Internet of Things, IoT) 与移动应用场景量身定制的。它秉持“一次转换，处处部署”的理念，支持 iOS、Android、MCU 等平台，大幅降低了开发者的技术门槛，推动了端侧机器学习^[68] (On-Device Machine Learning, ODML) 的发展。

本系统在云计算平台完成模型训练后，使用 TensorFlow Lite Converter 将模型转换为适用于 TF Lite 的 .tflite 格式。将 .tflite 文件放入 UniApp 项目的 static 文件夹中，在 UniApp 中通过原生插件加载 .tflite 文件并进行推理。本文提出的方法结合了云平台的强大计算能力和移动端的灵活性，适用于高压断路器剩余寿命的实时推理。

2.4 平台层设计与实现

高压断路器健康管理系统的平台层是整个系统的核心枢纽，连接着底层的采集装置与上层的应用服务，在数据处理、存储和交互等方面发挥着关键作用，其框架设计图如图 2.11 所示。

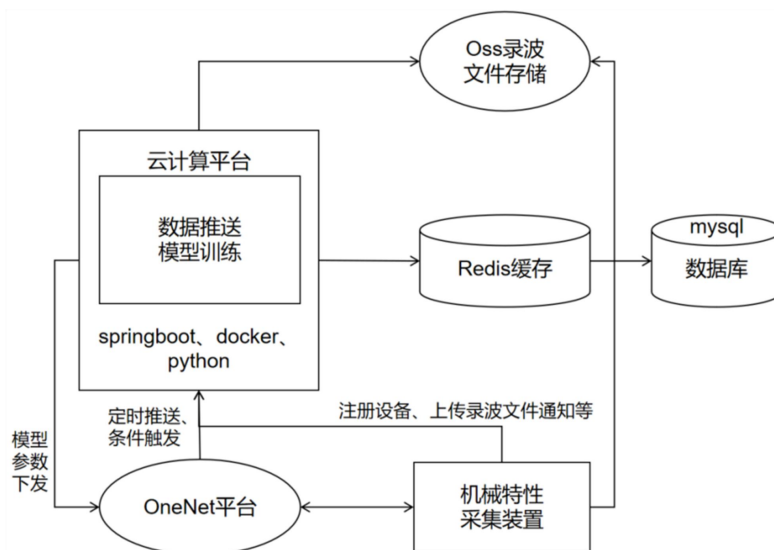


图 2.11 平台层的框架设计图

机械特性采集装置负责实时监测高压断路器的各项机械特性参数，并将这些数据上传至 OneNet 平台。OneNet 平台作为数据汇聚与中转的关键节点，对采集装置上传的数据进行初步处理和存储。

平台层中的云计算平台会根据预设的规则，以定时推送或条件触发的方式，从 OneNet 平台获取数据。云计算平台内部采用 springboot、docker、python 等技术，为数据处理和模型训练提供了高效稳定的运行环境。在数据推送方面，云计算平台利用消息队列等机制，将数据及时准确地传输到需要的模块。对于模型训练，借助 python 丰富的科学计算库和机器学习框架，对采集到的数据进行深度分析和建模，以实现对高压断路器状态的智能评估和预测。

在数据存储方面，云计算平台将处理后的数据先存储到 Redis 缓存中，Redis 的高速读写特性保证了数据的快速存取，对于频繁访问的数据，可直接从缓存中获取，提高系统响应速度。同时，Redis 缓存中的数据会定期或在特定条件下同步到 MySQL 数据库进行持久化存储，MySQL 数据库强大的结构化数据管理能力，确保了数据的长期安全存储和复杂查询分析的实现。

此外，对于录波文件等较大型的数据，云计算平台会将其存储到 Oss 中，Oss 提供了高可靠、大容量的对象存储服务，满足了录波文件存储的需求。

2.4.1 设备云平台

本系统使用中国移动开发的物联网开放平台 OneNet^[69]，该平台旨在物联网应用和真实设备间搭建高效、稳定、安全的应用平台，其设计架构如图 2.12 所示。该平台不仅支持多种网

络环境和常见传输协议（包括 MQTT、HTTP 等），还提供各类硬件终端的快速接入方案和设备管理服务。此外，它还能面向企业应用，提供丰富的 API 和数据分发能力，以满足各类行业应用系统的开发需求。使物联网企业能够更加专注于自身应用的开发，而不必将工作重心放在设备接入层的环境搭建上，从而缩短物联网系统的形成周期，降低企业的研发、运营和运维成本。

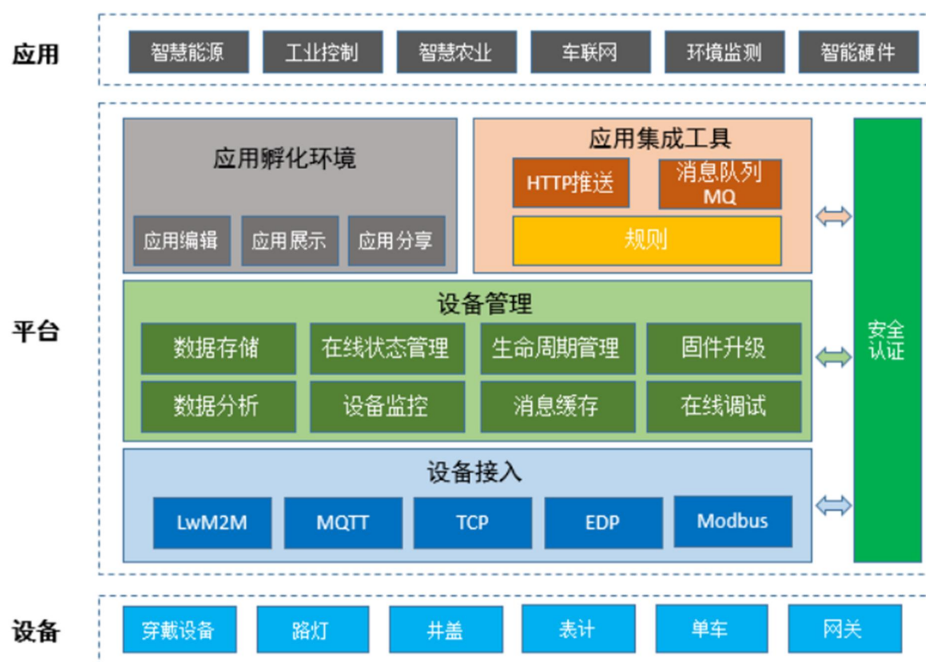


图 2.12 OneNet 平台的设计架构^[70]

本系统使用 OneNET 云平台来对设备的信息进行存储和管理，并选用 MQTT（Message Queuing Telemetry Transport，消息队列遥测传输协议）^[71]作为机械特性采集装置与 OneNET 的通信协议，MQTT 是一种基于发布/订阅模式的通讯协议，其旨在实现设备之间的低带宽、高延迟或不可靠网络环境下的高效通信。具体实现过程为：机械特性采集装置采集数据后运用 MQTT 通信协议，将信息传输至 OneNET 云平台。设备云平台接收数据后，会对数据流执行进制解析等一系列操作，以此完成数据的预处理，确保数据的规范性和可用性。完成处理后，设备云平台会借助全局接口，将数据批量推送至云计算平台，为后续的业务逻辑处理和数据分析提供支持，实现数据从采集端到应用端的完整流转，满足不同业务场景下的数据需求。

2.4.2 云存储数据库

设备的基本信息、机械特性信号和模型信息都属于结构相对固定的，且这些数据之间存在明确的关联关系，适合用关系型数据库来存储和管理。MySQL 是一种广泛使用的开源关系型数据库管理系统，能很好地处理这种结构化数据。设备的机械特性信号往往是实时产生的数据流，需要快速的读写操作来保证数据的及时性。Redis 的内存数据库特性使其能满足对实时数据的高速读写需求，适合存储这类实时性要求高的数据。

MySQL 是一款广泛应用的开源关系型数据库管理系统，它支持标准 SQL 语言，具备强大的事务处理能力，能确保数据的一致性与完整性，通过多种存储引擎可满足不同业务场景需求，有高效的查询优化器和索引机制，能处理大规模数据和高并发操作，提供命令行与图形化管理工具，易于使用和管理，并且可在多种操作系统上部署，开源免费的特性也使其成为众多企业和开发者的首选数据库。

Redis 是一个基于内存的高性能开源非关系型数据库，以键值对形式存储数据，拥有字符串、哈希、列表、集合、有序集合等丰富的数据结构，这使其能灵活应对各种不同类型的数据存储和处理需求，读写速度极快，适用于缓存、消息队列、实时数据处理等场景，还支持数据持久化、主从复制和集群功能，可保证数据的可靠性和系统的高可用性，在提升应用性能和处理实时数据等方面发挥着重要作用。

为提高本系统的实时性，本文使用 MySQL 和 Redis 联合的方式进行数据存储。以下展示几个关键的数据库表信息：

(1) 设备管理。如表 2.7-2.9 所示，主要存储设备名称、状态等信息。

表 2.7 设备表

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
id	bigint(20)	网关主键 id	factory_num	varchar(100)	出厂序号
device_name	varchar(32)	设备名称	act_count	int(4)	动作次数
status	tinyint(2)	设备状态	alarm_count	int(4)	告警次数
device_type_id	bigint(20)	设备类型 id	create_time	datetime	创建时间
imei	varchar(50)	网关 id	update_time	datetime	更新时间
last_alarm_time	datetime	告警时间			

表 2.8 设备类型表

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
id	bigint(20)	网关主键 id	state	tinyint(2)	网关状态
api_key	varchar(50)	设备 apiKey	printer	tinyint(2)	是否已经打印二维码
imei	varchar(50)	网关唯一标识	is_deleted	tinyint(2)	本条记录是否删除
onetnet_id	varchar(50)	OneNET id	create_time	datetime	创建时间
iccid	varchar(64)	网关的 iccid	update_time	datetime	更新时间
softVersion	varchar(50)	网关驱动版本			

表 2.9 网关表

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
id	bigint(20)	网关主键 id	state	tinyint(2)	网关状态
api_key	varchar(50)	设备 apiKey	printer	tinyint(2)	是否已经打印二维码
imei	varchar(50)	网关唯一标识	is_deleted	tinyint(2)	本条记录是否删除
onenet_id	varchar(50)	OneNET id	create_time	datetime	创建时间
iccid	varchar(64)	网关的 iccid	update_time	datetime	更新时间
softVersion	varchar(50)	网关驱动版本			

(2) 机械特性信号存储。如表 2.10、2.11 所示，主要存储录波文件存储地址、时间等信息。

表 2.10 录波文件表

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
id	bigint(20)	网关主键 id	file_path	varchar(100)	oss 文件路径
number	bigint	动作序号	time	timestamp(3)	OneNET 推送数据的时间

表 2.11 对象存储表

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
id	bigint(20)	主键	bucket_name	varchar(255)	空间名称
tenant_id	varchar(12)	租户 ID	app_id	varchar(255)	应用 ID
category	int(11)	分类	region	varchar(255)	地域简称
oss_code	varchar(32)	资源编号	remark	varchar(255)	备注
endpoint	varchar(255)	资源地址	create_time	datetime	创建时间
access_key	varchar(255)	accessKey	update_time	datetime	更新时间
secret_key	varchar(255)	secretKey			

(3) 模型管理。如表 2.12 所示，主要存储模型名称和模型参数等信息。

表 2.12 模型信息表

字段名	字段类型	字段含义	字段名	字段类型	字段含义
id	bigint(20)	网关主键 id	device_type_id	bigint(20)	设备类型 id
modelName	varchar(255)	模型名称	create_time	datetime	创建时间
modelParams	Blob	模型参数	update_time	datetime	更新时间

同时，本系统的机械特性信息以录波文件形式存储，本系统将录波文件存储在对象存储服务（OSS）上。从存储容量和扩展性来看，录波文件通常因录制时长、高分辨率等因素而占据较大存储空间，且随着系统的持续运行和业务的不断拓展，其数量和规模会呈递增趋势。OSS 凭借其分布式架构所赋予的近乎无限的存储能力，以及高度灵活的扩展机制，能够无缝适应录波文件存储需求的动态变化，为系统提供了可持续的存储解决方案。

2.4.3 云计算平台

本系统基于云计算平台实现基础业务功能，主要包括实时数据推送和模型训练两部分。开发环境如表 2.13 所示。

表 2.13 云计算平台开发环境

项目		详细信息
Java	语言版本	JDK-8u231
	开发工具	IDEA2021.2.4
	框架	SpringBoot
Python	语言版本	Python3.7
	开发工具	PyCharm2020.1
	框架	Tensorflow
	管理工具	Conda

(1) 数据推送

数据推送流程图，如图 2.13 所示。

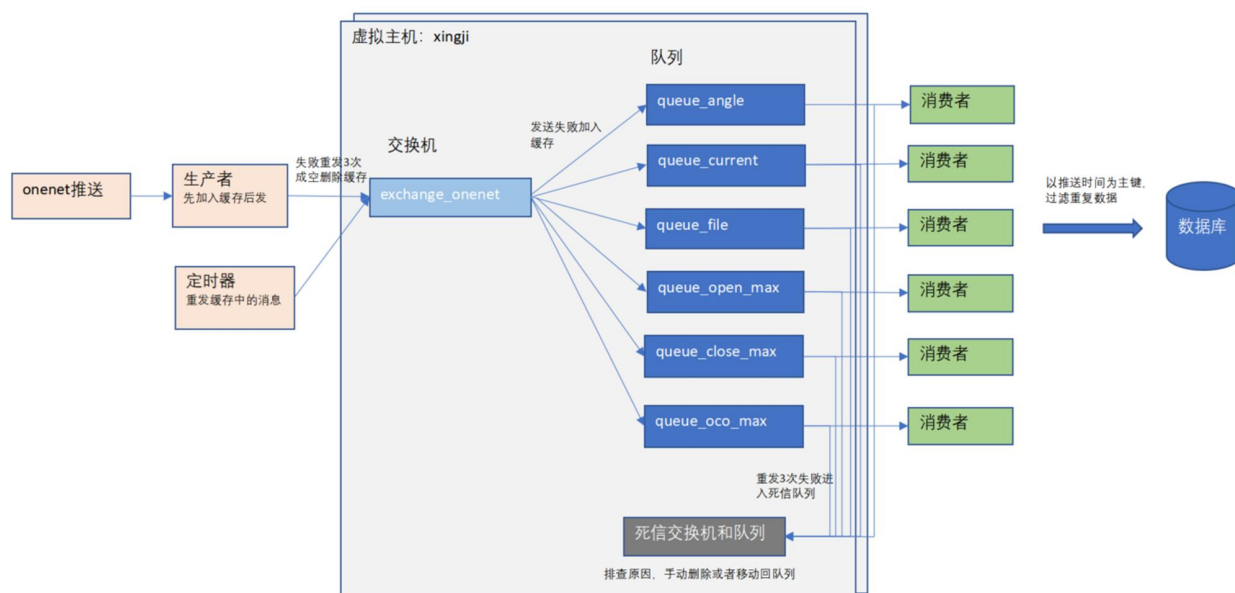


图 2.13 数据推送流程

准备阶段，项目启动时即完成交换机、队列、死信交换机及死信队列的注册，并以监控点名称为路由键，实现交换机与队列、死信交换机与死信队列的绑定，同时关联队列和死信队列，搭建起数据流转的基础架构。

数据接收与初步处理上，OneNet 响应处理支持全局推送配置，开启后，借助线程池将接收到的数据异步发送到消息队列，为后续处理提供数据来源。

消息生产环节，消息生产者依据监控点名称作为路由键，精准绑定交换机和队列，保证一一对应关系。发送消息前，先对监控点数据进行检查，过滤无效数据；发送时，先将消息存入缓存，以便发送失败时重新发送。发送确认分两个步骤，一是确认消息是否到达交换机（开启 confirm 模式，到达则移除缓存消息），二是确认是否到达队列（开启手动模式确认，mandatory 为 true，失败则存入缓存），且设置定时任务，每分钟重发缓存中的消息。

数据分发与消费过程中，注册消费者监听器容器，消费者一次拉取一条消息，初始为一个线程，并根据消息堆积情况自动调整，最多可达 10 个线程。若消息发送失败，会进行 3 次重试，仍未成功则进入死信队列。

消息处理阶段，在消息分发后，系统会依次检查数据长度、设备在网页的添加情况，同时以 OneNet 上报时间为主键检查数据是否重复，若存在问题则返回。对于合格数据，进行解析后添加到数据库。此外，还会分析数据是否满足报警设置，若满足则添加报警数据，并异步推送公众号消息，最后更新设备的报警数、动作数、设备状态以及电站状态。在整个数据推送流程中，Redis 通过配置服务器信息、注入 redisTemplate 实例，实现对消息的缓存、删除及查看等操作，为数据的高效处理提供支持。

（2）模型训练及更新

本系统采用 Docker^[72]和 TensorFlow^[73]构建稳定且可重复的训练环境，并且依据具有全生命周期数据的设备数量对模型进行更新，以确保模型的准确性和适应性，其流程图如 2.14 所示。

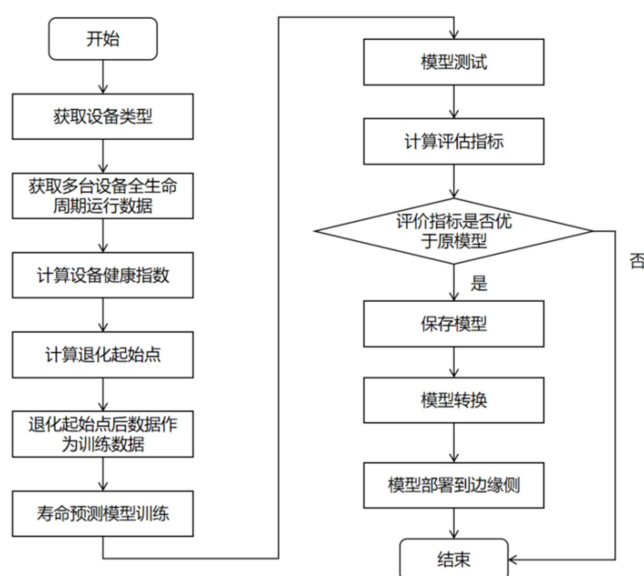


图 2.14 模型训练及更新流程图

本系统借助 Docker 的容器化技术与 TensorFlow 强大的机器学习功能。首先，根据模型训练对计算资源的要求，从 TensorFlow 官方镜像库中选取合适的基础镜像，本文采用 TensorFlow GPU 版本镜像。通过编写 Dockerfile 来定义镜像的构建步骤。使用 FROM 指令引

入基础镜像，`WORKDIR` 指令设定工作目录，确保容器内操作路径的统一。`COPY` 指令将项目所需的代码和数据复制到容器中，为训练做好准备。利用 `RUN` 指令依据 `requirements.txt` 安装必要的依赖库，保证不同环境下依赖的一致性。`EXPOSE` 指令开放特定端口，便于后续的调试和交互，`CMD` 指令明确容器启动时执行的训练脚本。

完成环境搭建后，便开始模型训练。为了使模型能够适应设备运行过程中的动态变化，本系统设计了基于具有全生命周期数据的设备数量的模型更新机制。随着健康管理系统的运行，不断收集设备的全生命周期数据，包括设备的启动、运行、维护和故障等各个阶段的数据。

当具有全生命周期数据的设备数量达到一定阈值时，触发模型更新流程。首先，将新收集的数据与原有训练数据合并，并重新进行数据预处理，以保证数据的质量和一致性。然后，使用更新后的数据集对模型进行训练。可以选择从上次训练的模型参数继续训练，也可以根据新数据的特点重新初始化模型。

更新后的模型需要使用独立的测试数据集进行评估。通过比较更新前后模型在测试集上的性能指标，判断新模型是否具有更好的预测能力。如果新模型性能更优，则将其部署到生产环境中替换旧模型；反之，则需要进一步分析数据和模型，调整训练策略，直至获得性能提升的模型。

通过这种基于设备全生命周期数据数量的模型更新机制，本健康管理系统的云计算平台能够不断优化模型，为系统提供更加准确和可靠的预测能力，从而更好地支持设备的运行管理和维护决策。

2.5 展示层设计与实现

2.5.1 Web 端设计

Web 端基于 JavaScript^[74]、HTML^[75]、CSS^[76]等技术实现功能逻辑与业务展示，使用 Axios^[77]实现与服务端通信。在前端开发领域，存在着众多功能强大的框架，如 React、Angular 和 Vue 等。本系统综合考量开发效率、学习曲线、生态系统以及可维护性等因素后，选用了 Vue^[78] 框架。Web 端的功能架构如图 2.15 所示，分为信息总览、监测分析、模型管理、报警管理、综合管理 5 个模块。

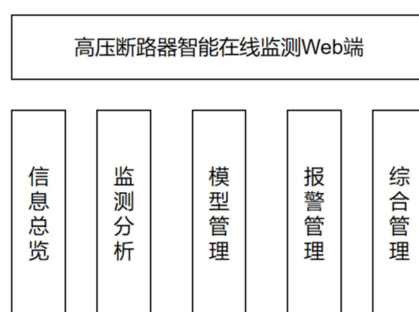


图 2.15 Web 端功能展示

信息总览模块：该模块为用户呈现所有设备的分布地图、设备总数、设备在线总数、数据点总数、站点状态评估、设备状态评估等统计信息。此模块聚焦于整合和展示关键设备统计信息，帮助用户更直观且快速地判断其健康状态，辅助运维决策，提前预防潜在问题，保障设备与站点稳定运行。

监测分析模块：主要对各站点或项目的高压断路器进行实时监测与深入分析。通过先进的数据分析技术和算法，挖掘数据背后的潜在信息，以图表、曲线等直观的形式展示数据变化趋势，帮助用户及时发现设备运行过程中的异常情况，为故障预警和预防性维护提供有力依据。

模型管理模块：负责管理与高压断路器的各类寿命预测模型模型。对模型进行创建、训练、更新和评估等操作，确保模型的准确性和有效性。通过不断优化模型，提升系统对断路器状态的预测和诊断能力，从而更好地保障设备的安全稳定运行。

报警管理模块：当监测到高压断路器的运行数据超出预设的正常范围或出现异常情况时，该模块会及时发出报警信息。可以设置不同级别的报警阈值和报警方式，如短信报警、邮件报警等，确保相关人员能够迅速获取设备异常信息，及时采取应对措施，避免故障的扩大化。

综合管理模块：整合了系统的各类管理功能，如用户权限管理、项目管理、设备管理等。用户权限管理能够依据不同用户在组织中的角色和职责，细致地设定其操作权限和访问级别；项目管理可以查看各项目详情及状态；设备管理涵盖了设备的基本信息录入、维护记录管理等多个方面。

2.5.2 客户端设计

对于客户端开发，本文选取基于 Vue.js 的 Uniapp 框架实现监测系统的可视化^[79]。

客户端的功能如图 2.16 所示，主要包括设备监测、监测分析、数据曲线、记录、设置 5 个主要功能。



图 2.16 客户端功能展示

设备监测：主要用于监控和操控高压断路器设备。综合仪表信息栏实时呈现电压、电流等关键数据。线路图不仅直观展示断路器、底盘车、接地开关的状态，还支持点击控制。一键顺控模块可查看设备状态，点击按钮能弹出控制弹窗，实现送电、停电操作。状态信息区域显示柜号等内容，运行状态有多种模式，健康状态根据监测数据判断。此外，页面还设有

摄像头窗口，可查看断路器室和电缆室的监控视频，全方位保障设备监测与管理的便捷性和安全性。

监测分析：展示设备实时状态信息，包括基础信息、机械特性信息等。基础信息包括设备操作次数、时间等；机械特性信息可让用户了解设备开合等机械动作的关键参数，掌握其运行的稳定性。

数据曲线：以可视化的曲线形式展示设备运行数据随时间的变化情况，如触头行程曲线和线圈电流曲线等。还展示了部分机械特性参数和寿命预测结果，用户可以直观地观察数据的走势和波动，更清晰地了解设备的运行规律，便于发现异常变化点。本页面支持查看设备历史数据信息。

记录：用于存储设备的历史操作记录信息。方便用户随时查阅过往数据，有助于追溯问题发生时的详细情况。

设置：可设置个人账号信息、设备关机和重启等。设置账号信息为保障用户操作权限，对断路器分合闸操作进行严格的身份校验。

2.5.3 系统展示

高压断路器健康管理系统 Web 端、客户端页面展示图，如图 2.17 到 2.24。



图 2.17 平台主界面



图 2.18 设备管理页面



图 2.19 机械特性曲线页面



图 2.20 寿命预测页面



图 2.21 平台主界面

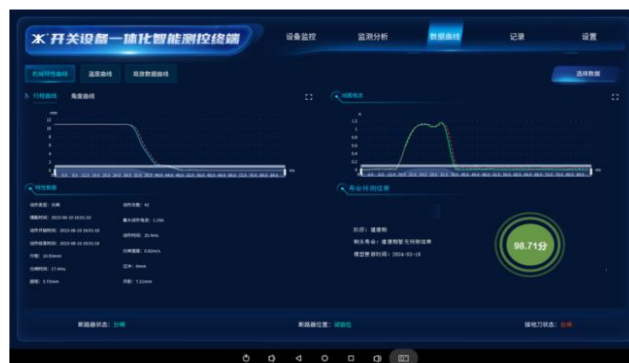


图 2.22 数据分析页面



图 2.23 提示页面



图 2.24 操作记录页面

高压断路器健康管理系统实际运行图和内部结构图，如图 2.25、2.26 所示。



图 2.25 高压断路器健康管理系统实际运行图

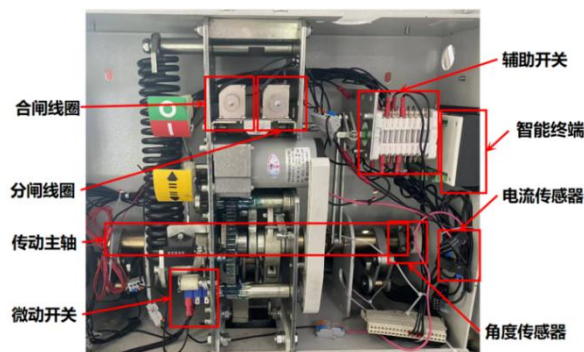


图 2.26 高压断路器健康管理系统内部结构图

2.6 本章小结

本章阐述了高压断路器健康管理系统的设计与实现过程。首先，对系统需求深入剖析，明确需求后搭建起总体框架。采集层采用传感器及智能终端组成的机械特性装置采集数据，为系统运行提供基础信息。边缘计算层着重于数据存储与模型推理，保障数据处理的高效性和准确性。平台层借助设备云平台、云存储和云计算平台，实现资源整合与强大计算支持。最后，展示层通过 Web 端、客户端完成系统展示，带来良好交互体验。

3 基于多源数据融合的高压断路器健康状态评估

在本文第二章所设计的高压断路器在线监测平台里，已经实现了机械特性的数据采集与在线监测等功能，这为进一步实现高压断路器健康状态评估提供了数据来源。健康状态评估不仅是维修决策的依据，还是开展剩余寿命预测的基础。当前，高压断路器健康状态评估主要依靠专家经验和模糊评估方法，而且没有考虑机械特性信号的连续性。

针对上述问题，本文以第二章的系统为基础，在对高压断路器机械特性信号进行机理分析之后，依据行业标准开展重复寿命试验，以此建立数据集，并围绕高压断路器健康状态评估展开相关研究。本文提出了一种基于多源数据融合的高压断路器健康状态评估模型，该模型通过提取多源数据特征，建立退化敏感性指标自适应筛选关键退化特征，最终基于核主成分分析和加权马氏距离的融合模型建立健康指数，用于高压断路器健康状态评估。并基于此模型，提出一种基于退化速率的变点检测方法，用于实现高压断路器退化起点的识别和健康状态的划分。基于本章方法，系统能够自动提取多源数据中的关键退化特征并进行融合处理，无需人工干预即可实现健康状态评估和健康阶段划分，以便进一步做出维修决策和进行寿命预测。

3.1 高压断路器机械特性分析

高压断路器分合闸过程中，操动机构的状态可通过采集机械特性数据进行评估分析。高压断路器操动机构可检测到的信号包括分合闸线圈电流与电压、动触头行程与速度、分合闸时间、断路器操作过程中的合闸弹簧状态、机械振动、接触电阻等^[80]。现有的高压断路器状态评估，大多仅考虑单源数据提取退化特征，如文献^[81]采用分合闸时间作为指标，文献^[33]考虑了线圈电流信号，而多源数据融合有利于提高高压断路器状态评估的准确性^[82,83]。因此，本文选取线圈电流信号和触头行程信号进行分析处理，并作为下文健康评估和寿命预测的依据。

3.1.1 线圈电流信号机理

根据本文 1.2 所述，在高压断路器的操作过程中，当分合闸线圈通电时，会产生电磁力，吸引铁芯，从而带动操动机构进行动作。线圈电流是指从线圈通电开始直到铁芯完全运动到位，流经线圈的电流。

由于直流电磁铁具有更高的可靠性，并且操作更为频繁，因此在高压断路器中分合闸线圈通常采用直流电源，分合闸操作过程一致。因而，高压断路器的线圈电流等效电路可以简化为一个包含电阻 R 和电感 L 的串联电路，连接到直流电源 U 上，如图 3.1 所示，其中 i 代表回路电流。

为简化分析，假设电磁铁处于非饱和状态，即电感 L 不随电流 i 的变化而变化，仅与电磁铁的气隙有关。此时，可用电路的回路方程描述，其表达式如下：

$$U = Ri(t) + \frac{d[i \times L(x)]}{dt} \quad (3.1)$$

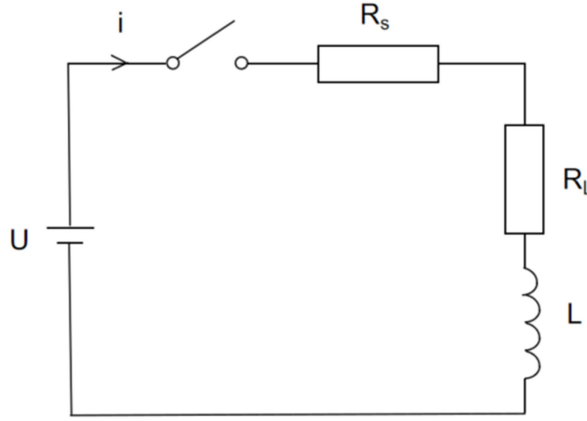


图 3.1 分合闸线圈等效电路

高压断路器操动机构的机械状态，能够通过线圈电流的变化进行有效评估，因为在断路器操作过程中，其异常状态会直观地反映在线圈电流上。本研究以合闸操作为例，深入分析电磁铁动铁芯的运动过程，图 3.2 为典型的合闸线圈电流曲线。

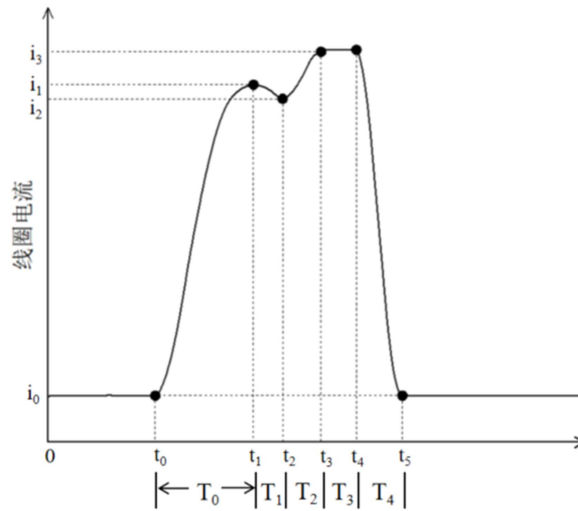


图 3.2 典型线圈电流曲线

线圈电流信号呈双峰分布，结合铁芯运动过程，线圈电流波形可分为以下 5 个阶段^[84]：

T_0 ($t_0 \sim t_1$) 阶段：铁芯触发阶段。在线圈接收到合闸指令后，电流迅速增加。随着电流的增加，线圈与铁芯之间的电磁感应强度不断增强，直到 t_1 时刻，感应强度达到铁芯启动所需的阈值，铁芯开始运动。因此，本阶段线圈电流可以表示为：

$$i = \frac{U}{R} (1 - e^{-\frac{Rt}{L(x)}}) \quad (3.2)$$

由式(3.2)可知，本阶段电流呈指数上升。

T_1 ($t_1 \sim t_2$) 阶段：铁芯运动阶段。铁芯在电磁力的驱动下开始运动，电能逐步转化为机械能，导致线圈电流下降。当铁芯撞击到操作机构后停止运动，此时电流达到最低值。此阶段，可以通过电流变化情况初步判断铁芯是否存在卡滞、脱扣等异常状况。

T_2 ($t_2 \sim t_3$) 阶段：铁芯运动到最大行程阶段。铁芯停止运动后，线圈电流开始再次上升，但上升速率低于初始阶段。在此期间，机构借助传动系统带动断路器动触头进行合闸操作。至 t_3 时刻，辅助接点切断。本阶段电流变化公式如下：

$$i = i_2 e^{\frac{R}{L(x)}(t-t_2)} + \frac{U}{R}(1 - e^{\frac{R}{L(x)}(t-t_2)}) \quad (3.3)$$

T_3 ($t_3 \sim t_4$) 阶段：该阶段是 T_2 阶段的延续，线圈电流值基本保持稳定。

T_4 ($t_4 \sim t_5$) 阶段：电流切断阶段。辅助开关打开后，刀闸分离导致电弧出现，电弧逐渐被拉长，电弧电压迅速升高，使得线圈电流快速降为零。

3.1.2 触头行程信号机理

触头行程信号则反映了动触头在分合闸过程中的运动轨迹、速度和时间关系，其典型波形如图 3.3 所示。通过对触头行程曲线的分析，可以获取动触头的刚分、刚合点的速度、运动时间以及最大速度等信息，从而判断高压断路器的机械状态是否正常。

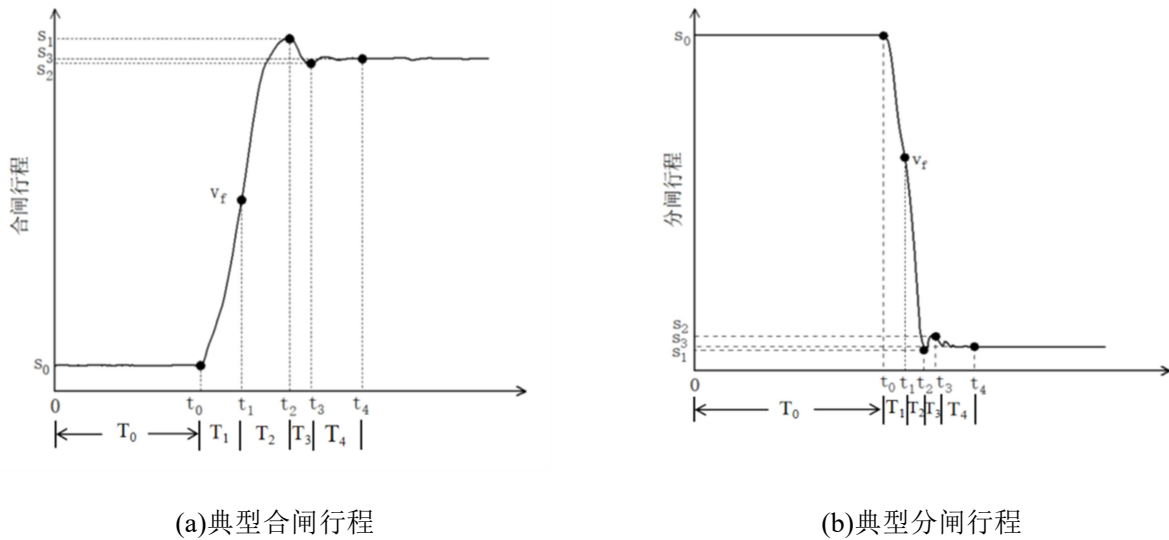


图 3.3 典型触头行程曲线

经过对动触头运动状态的分析，触头行程信号分为以下 5 个阶段：

T_0 ($0 \sim t_0$) 阶段：初始静止阶段。控制回路收到合（分）闸指令，合（分）闸线圈中有电流通过，触头静止尚未开始动作， t_0 时刻高压断路器动触头开始动作，表示合（分）闸操作的启动时间；

T_1 ($t_0 \sim t_1$) 阶段：加速阶段。动触头向静触头快速接近（离开）且速度逐渐增加， t_1 点动静触头接触（分离），动触头运动速度达到最大 V_f ；

T_2 ($t_1 \sim t_2$) 阶段：匀速阶段。动触头速度保持恒定，至触头接触到阻尼器后，由于惯性作用，动触头继续动作，但在阻尼器作用下开始减速， t_1 时刻动触头达到最大行程 S_1 ；

T_3 ($t_2 \sim t_3$) 阶段：由于阻尼器作用，动触头到达目标位置后出现回弹，回弹的最大距离为 S_2 ；

T_4 ($t_3 \sim t_4$) 阶段： t_4 时刻动触头稳定在目标位置 S_3 ，合闸（分闸）动作完成。

3.2 数据来源及预处理

在设备预测与健康管理（PHM）领域已经有一些公开的数据集，包括涡扇发动机退化模拟数据集、铣削数据集、轴承数据集、电池数据集等^[85]，但因数据隐私安全及电力行业和设备制造商的商业化与竞争性，目前公开领域没有高压断路器预测与健康相关的公开数据集。随着人工智能、深度学习和大数据技术的迅速发展，高质量的、具有代表性的数据集是构建准确、可靠预测模型的基础。

因此，本文以国内某开关设备制造商生产的 SF6 高压断路器作为主要研究对象，介绍了其基本结构及运行特点，对该型号高压断路器进行加速寿命试验并采集全生命周期机械特性数据，设计了一种基于多源数据的高压断路器机械特性数据集构建方法。

3.2.1 重复寿命试验

由于实际使用环境中，大多数断路器在安装后并没有进行长期的监测和数据记录，缺乏全生命周期的运行数据。因而，本文依托某国内某开关设备制造商实验室，选取基于 SKM-12 弹簧操动机构的 12kV 高压断路器作为实验对象，其操动机构如图 3.4 所示，主要参数如表 3.1 所示。对 5 台高压断路器进行寿命试验。每台高压断路器出厂即配备机械特性在线采集装置，并在实验前，确保其处于标准状态，对高压断路器进行重复的分合操作测试，直至断路器失效，并记录失效模式和操作次数。

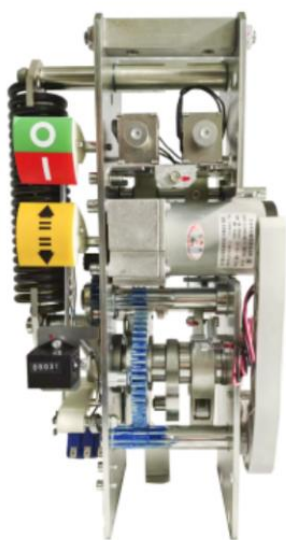


图 3.4 SKM-12 模块化断路器操动机构

表 3.1 被试高压断路器部分参数

项目	参数	项目	参数
额定电流	1250A	额定短路开断电流	31.5kA
额定短路电流	31.5A	额定短路关合电流	80kA
设备电压	12kV	额定峰值耐受电流	80kA
互感变比系数	1	额定短路开断电流开断次数	50

本文选取的高压断路器完整的一次动作分成储能、合闸、分闸 3 个过程，对其进行重复寿命试验的时序控制图，如图 3.5 所示。在空载试验情境中，按照高压断路器的行业标准及其动作特性要求，将重复寿命试验的操作频率设定为每小时 20 次。每次操作包括涵盖储能、合闸以及分闸。

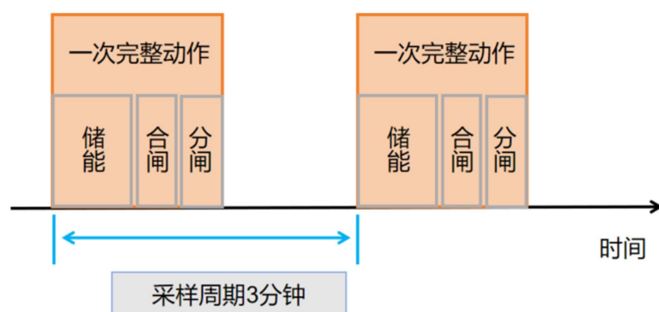


图 3.5 重复寿命试验时序图

本文根据中国电器工业协会发布的高压断路器国家标准 GB 1984-2014 和本型号高压断路器的出厂试验标准，对高压断路器的失效阈值进行界定，本文将分合闸时间和分合闸速度作为高压断路器失效的依据，如表 3.2 所示。

表 3.2 高压断路器失效阈值

序号	机械特性参数	单位	规定值
1	合闸时间	ms	30~60
2	合闸速度	m/s	0.6 ± 0.2
3	分闸时间	ms	20~45
4	分闸速度	m/s	1.1 ± 0.2
5	接触行程	mm	3.5 ± 0.5
6	触头开距	mm	9 ± 1
7	触头合闸弹跳时间	ms	≤ 2

初始状态下，高压断路器剩余机械寿命为设备的最大寿命，随着操作次数增加逐渐减小，直到设备发生故障。当高压断路器的机械特性参数超出失效阈值即认定为高压断路器已经完全失效并立刻中止试验。

3.2.2 数据预处理

在高压断路器状态评估和寿命预测的研究中，对采集的电流和行程信号进行预处理去噪是至关重要的。这是因为在实际运行环境中，高电压和强磁场会给高压断路器的机械特性信号带来较大的噪声，这些噪声主要由传感器噪声产生。传感器噪声会影响数据的准确性，从而对健康指数模型和寿命预测产生影响。为了减少这些噪声的影响，可以利用小波变换的多分辨率特性来过滤信号中的噪声，因而本文选用小波分析法对线圈电流信号和触头行程信号进行降噪处理。

小波分析适用于分析非平稳和突变信号，且由于其低熵性、去相关性、选基灵活性在信号去噪方面效果明显^[86]。由于信号的有效成分和噪声成分在不同尺度有不同的表现形式，因而可以利用小波变换的多尺度分析能力进行去噪，具体流程如图 3.6 所示。

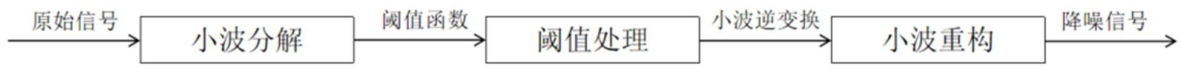


图 3.6 基于小波变换的信号去噪

小波去噪的流程如下：

- (1) 小波分解。选择合适的小波基和分解层数，对含噪信号进行分解，以获取小波系数。
- (2) 阈值处理。应用适当的阈值函数对小波系数进行处理。选择阈值函数时需考虑小波系数的特性。
- (3) 小波重构。对处理后的小波系数进行重构，得到去噪后的信号。

小波去噪的效果很大程度上取决于小波基、阈值、阈值函数和分解尺度的选取。常见的小波基函数包括 Daubechies 小波（如 db4、db8）和 Symlets 小波（如 sym4、sym8），阈值包括固定式阈值准则、无偏估计准则、启发式阈值准则和极大极小值阈值准则，阈值函数包括硬阈值函数、软阈值函数、半软阈值函数^[87]，分解尺度通常选 2 或 4。

本文采用改进的小波阈值算法^[88]，小波阈值计算方法如下：

$$T_i = \frac{\sigma \sqrt{2 \ln N}}{e^{\frac{i}{2}-1}} \quad (3.4)$$

其中， i 为小波分解尺度， N 为采样点数， σ 为噪声方差。

使用改进的阈值函数，如图 3.7 所示。

其表达式如下：

$$\lambda_\gamma(x) = \begin{cases} x - \frac{x}{(x-T)^2 + 1}, & x > T \\ 0, & |x| = T \\ x - \frac{x}{(x+T)^2 + 1}, & x < -T \end{cases} \quad (3.5)$$

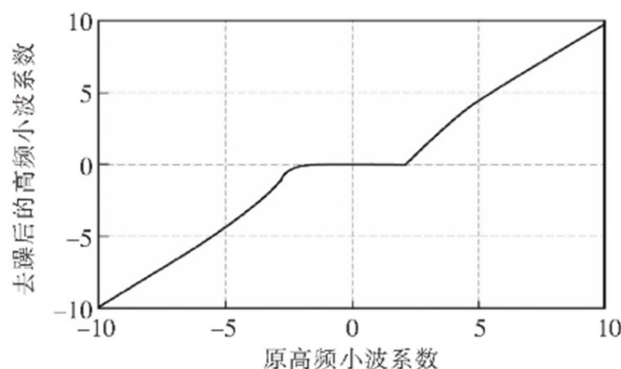


图 3.7 改进的阈值函数

3.2.3 数据存储

机械特性采集装置通过重复分合操作的退化过程并采集 5 台高压断路器的全生命周期的触头行程信号 (TC) 和线圈电流信号 (CC) 的录波文件作为原始数据, 每一次采样, 数据存储在一个 csv 文件内, 其中第一列为合闸触头行程信号, 第二列为合闸线圈电流信号, 第三列为分闸触头行程信号, 第四列为分闸线圈电流信号。各 csv 文件按采样时间先后次序命名, 即 1.csv, 2.csv, ..., N.csv, N 为代表采样总次数。

3.3 退化特征集构建

根据本文第二章中采集的触头行程信号、线圈电流信号, 根据专家经验和行业标准对其提取机械特性参数。由于触头行程信号、线圈电流信号是短时的、非平稳的瞬态信号, 与高压断路器的分合闸动作直接相关, 因此通常对其进行时域分析提取特征。

3.3.1 线圈电流信号特征提取

高压断路器操动机构状态变化, 线圈电流波形也会相应变化, 且在工程实践中, 时间、电流等特征具有明确的物理含义, 更具有解释性, 因此可以根据线圈电流关键特征参数的变化来评估高压断路器的健康状态。

(1) 局部特征

线圈电流信号直接反映断路器操作线圈的通电特性及电磁力生成过程, 其峰值、持续时间、上升/下降时间等时域特征可以直接关联到断路器的机械动作状态 (如吸合力、触头移动)。因此, 传统线圈电流信号的分析主要利用各阶段的特征量, 主要包括合闸时间特征 $t_{cc0} \sim t_{cc5}$ 、合闸电流特征 $i_{cc0} \sim i_{cc4}$ 、分闸时间特征 $t_{oc0} \sim t_{oc5}$ 、分闸电流特征 $i_{oc0} \sim i_{oc4}$, 合闸、分闸各 11 个局部特征, 共 22 个局部特征量, 如图 3.8 所示。

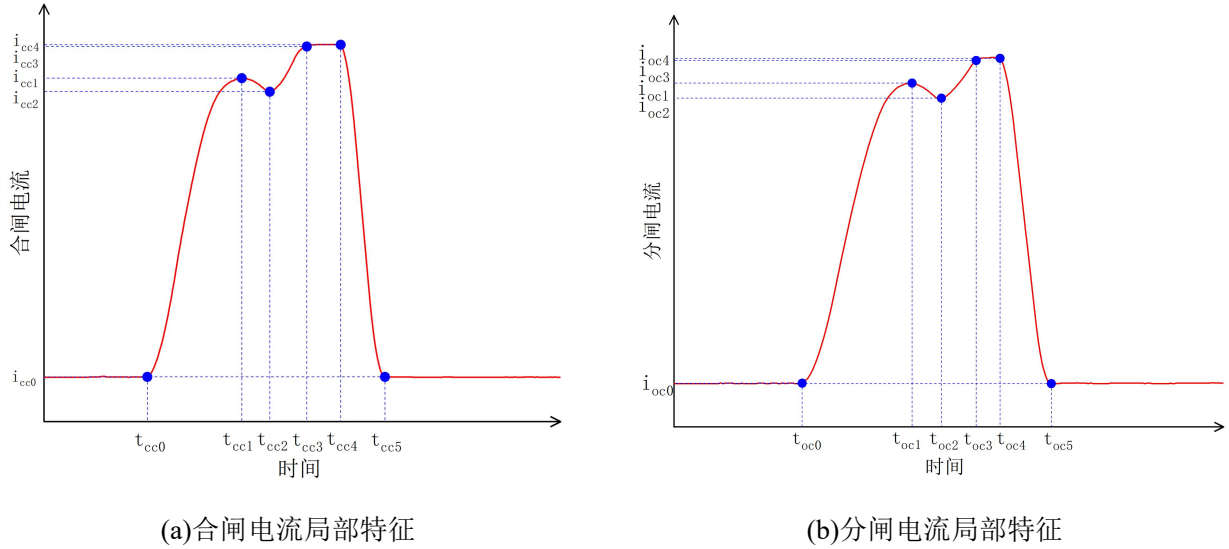


图 3.8 线圈电流局部特征点

以合闸线圈电流曲线为例，提取局部特征，方法如下：

首先，对于时间特征量 $\{t_{cc0}, t_{cc5}\}$ ，在小波去噪的基础上，对尺度 1 的高频系数 $cD1$ 进行归一化削波处理，具体如下：

$$cD = \text{abs}(cD1) \quad (3.6)$$

$$Ca = [cD - \min(cD)] / [\max(cD) - \min(cD)] \quad (3.7)$$

$$Ca = \begin{cases} Ca(i), Ca(i) \geq m \\ 0, Ca(i) < m \end{cases} \quad (3.8)$$

在截取信号的基础上，使用近似求导法求取极值 (t_{cc1}, i_{cc1}) 、 (t_{cc2}, i_{cc2}) 、 (t_{cc3}, i_{cc3}) 、 (t_{cc4}, i_{cc4}) 。由于采集到的电流是离散的，因此无法直接用求导法，但当采样时间足够小时，这点的导数可以通过相邻点的斜率来表示，公式如下：

$$f'(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Delta i}{\Delta t} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{f(t_0 + \Delta t) - f(t_0)}{\Delta t} \quad (3.9)$$

令导数等于 0，则可以得到四组时间特征量 $\{t_{cc1}, t_{cc2}, t_{cc3}, t_{cc4}\}$ ，从而得到对应的电流特征量 $\{i_{cc1}, i_{cc2}, i_{cc3}, i_{cc4}\}$ 。实际上，线圈电流信号存在小的波峰波谷，可能得到超过四组极值点的情况，因此，对得到的极值点按照波峰、波谷进行分组后，选取四组极值最大的电流值 i 。

(2) 全局特征

目前大多数线圈电流信号只考虑电流信号的局部特征，但考虑到实际工作中，制造工艺、运行工况等因素会导致相同型号不同断路器在特征量的表现存在差异性，所以本文在 11 个传统特征的基础上，还从线圈电流信号中提取 4 个全局特征。以局部特征的 $(t_{c0}, 0)$ 、 (t_{c1}, i_{c1}) 、 (t_{c2}, i_{c2}) 、 (t_{c3}, i_{c3}) 、 (t_{c4}, i_{c4}) 作为分界点，将电流信号分为 5 段，计算各段的均值 F_{av} 、标准差 F_{std} 、均方根 F_{rms} 、峭度 F_{ku} ，如表 3.3 所示。得到合闸、分闸各 20 个全局特征，共计 40 个全局特征。

表 3.3 全局特征计算

特征名称	计算公式	含义
均值	$F_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)$	信号平稳程度
标准差	$F_{std} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n) - F_{av}]^2}$	数据的离散型
均方根	$F_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n)]^2}$	信号平稳程度、能量大小
峭度	$F_{ku} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\frac{x(n) - F_{av}}{F_{std}} \right]^4$	随机数据分布特性

3.3.2 触头行程信号特征提取

高压断路器机械特性分析通常采集触头行程信号，提取一系列机械特性参数作为评价高压断路器健康状态的有效依据^[89]。

而高压断路器机械特性参数的确定取决于刚分、刚合点的确定。因此，本文基于触头行程数据，对其进行一次求导和二次求导，得到触头的速度和加速度曲线，动、静触头刚分或刚合时，动触头速度达到整个过程中的最大值时刻，加速度为过零点。

确定刚分刚合点后，通过式(3.9)的近似极值法确定触头行程的局部特征，如图 3.9 所示。

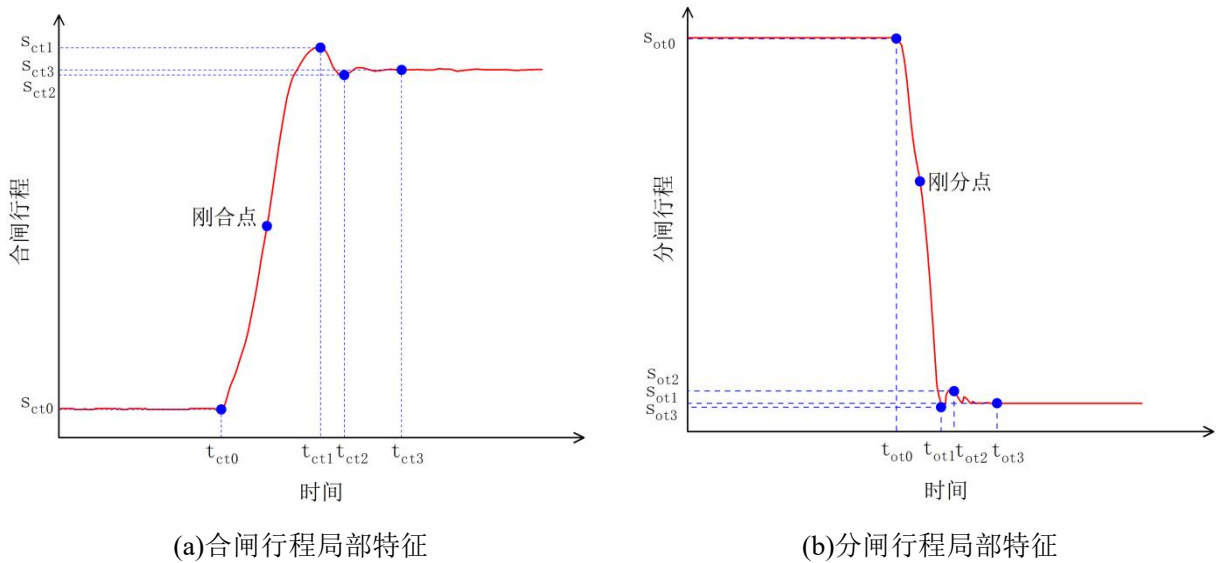


图 3.9 触头行程信号局部特征

通过局部特征可计算得到高压断路器的 14 个机械特性参数，如表 3.4 所示。

表 3.4 高压断路器机械特性参数

序号	参数名称	含义	计算方法	单位
1	合闸时间	触头从初始位置移动到最	$T_{close} = t_{ct4} - t_{ct0}$	ms
2	分闸时间	终位置所需的时间	$T_{open} = t_{ot4} - t_{ot0}$	ms
3	合闸速度	从距离刚合点 6mm 处运动 到刚合点的平均速度	$v_{close} = \frac{6}{t_{(s_{ct1}-6)} - t_{s_{ct1}}}$	m/s
4	分闸速度	从距离刚分点 6mm 处运动 到刚合点的平均速度	$v_{open} = \frac{6}{t_{(s_{ot1}-6)} - t_{s_{ot1}}}$	m/s
5	合闸行程	动触头从静止状态到触头 刚接触所运动的距离	$S_{close} = S_{ct4} - S_{ct0}$	mm
6	分闸行程	动触头从刚分离到静止状 态所运动的距离	$S_{open} = S_{ot0} - S_{ot4}$	mm
7	分闸开距	分闸后动静触头之间的最 大距离	$S_{open_gap} = S_{ot1} - S_{ot4}$	mm
8	合闸超程	动静触头接触点和最终位 置的差值	$S_{overclose} = S_{ct4} - S_{ct1}$	mm
9	合闸反弹	动触头反弹的最大值和最	$B_{close} = S_{ct4} - S_{ct3}$	mm
10	分闸反弹	终位置的差值	$B_{open} = S_{ot3} - S_{ot4}$	mm
11	合闸反弹时间	动触头反弹所需的时间	$T_{bounce_close} = t_{ct3} - t_{ct0}$	ms
12	分闸反弹时间		$T_{bounce_open} = t_{ot3} - t_{ot0}$	ms
13	合闸阻尼时间	触头从最大速度减速至停	$T_{damping_close} = t_{ct4} - t_{ct2}$	ms
14	分闸阻尼时间	止所需的时间	$T_{damping_open} = t_{ot4} - t_{ot2}$	ms

3.3.3 特征归一化

由于特征具有不同的尺度和量纲，会对特征筛选及融合的结果产生显著影响，因此，通常需要对特征进行归一化处理。

具有较大数值范围的特征可能会在方差计算中占据主导地位，使得其他具有较小数值范围的特征信息被掩盖。例如，在分析高压断路器健康指数相关数据时，一些时间参数的取值

范围可能较大，而电流、行程参数的取值范围相对较小。若不进行归一化，可能会过度关注时间参数的变化，而忽略电流、行程参数所包含的重要信息。

归一化能够将不同特征的数据调整到相似的尺度，消除量纲差异带来的影响，使每个特征在分析计算中都能得到合理的考量，从而更准确地筛选和融合特征，为后续基于 KPCA-WMD 的模型构建和数据分析奠定良好基础。

根据数据分布不同，使用的数据归一化方法也不同，常用的归一化方法有：

(1) Min-Max 线性归一化

$$x_{new} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.10)$$

其中， x 是原始数据， x_{min} 和 x_{max} 分别是该特征的最小值和最大值， x_{new} 是归一化后的数据。

Min - Max 线性归一化方法适用于参数分布均匀，且希望将其映射到一个特定的区间（如 $[0,1]$ ）的情况。

(2) Z-score 标准归一化

$$x_{new} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3.11)$$

其中， μ 表示该特征的均值， σ 表示该特征的标准差。

Z - score 标准归一化方法适用于参数复合正态分布或符合近似正态分布的情况。

由于高压断路器的特征都有明显的上下界限，因此本文使用 Min - Max 线性归一化方法对所有特征进行处理。

3.3.4 基于退化敏感性的特征筛选

本文对高压断路器操作一次的数据，共提取了 76 个特征，为减少健康指数模型的计算维度，本文提出一种基于退化敏感性的特征筛选方法。

高压断路器在运行期间，其性能会持续发生不可逆的退化，而其性能的退化间接呈现在众多运行特征中，因此，要筛选对退化过程具有高敏感性的特征。退化敏感性具体表现在单调性、相关性和鲁棒性^[90]，通过融合这三个评价指标得到一个综合的退化敏感性指标，作为反映特征好坏的依据。

(1) 相关性 (Corr)

$$Corr(Y) = \frac{\left| N \sum_i y_i t_i - \sum_i y_i \sum_i t_i \right|}{\sqrt{\left[N \sum_i y_i^2 - \left(\sum_i y_i \right)^2 \right] \left[N \sum_i t_i^2 - \left(\sum_i t_i \right)^2 \right]}} \quad (3.12)$$

其中， Y 为某个特征序列， N 为总操作次数， t_i 为某次操作次数。

(2) 单调性 (Mon)

$$Mon(Y) = \frac{\left| \sum_i \varepsilon(y_i - y_{i-1}) - \sum_i \varepsilon(y_{i-1} - y_i) \right|}{N - 1} \quad (3.13)$$

其中, Y 为某个特征序列, $\varepsilon(x)$ 为单位阶跃函数。

(3) 鲁棒性 (Rob)

$$Rob(Y) = \frac{1}{N} \sum_i \exp \left(- \left| \frac{y_i - \tilde{y}_i}{y_i} \right| \right) \quad (3.14)$$

其中, Y 为某个特征序列, $\tilde{Y}$ 相应特征序列的趋势序列 (平滑后的特征序列)。

将原始数据分解为趋势部分和随机部分, 可得到趋势序列, 公式如下:

$$Y = \bar{Y} + Y_w \quad (3.15)$$

其中, Y 为某个特征序列原始序列, $\bar{Y}$ 为趋势序列, Y_w 为残差序列。

在进行退化敏感性特征筛选时, 需要综合考虑三个指标, 从而获取最优特征, 现将退化敏感性指标定义为三个指标的线性组合, 公式如下:

$$\begin{aligned} \max_{Y \in Y} W &= \omega_1 Corr(Y) + \omega_2 Mon(Y) + \omega_3 Rob(Y) \\ s.t. &\begin{cases} \omega_i \geq 0 \\ \sum_i \omega_i = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (3.16)$$

其中, W 为退化敏感性指标, Y 为特征序列集合, w_i 为权重。

针对高压断路器退化过程, 这三个指标的贡献度相等, 即 $w_1 = w_2 = w_3$ 。

3.4 基于 KPCA-WMD 的健康指数模型

为全面揭示退化特征集中包含的高压断路器退化信息, 本文提出了一种高压断路器健康指数构建方法, 用于表征高压断路器的健康状态。由于退化特征集数量众多, 且各特征对高压断路器的性能退化贡献程度不同, 需要对退化特征集中的特征进行融合, 从而构建一个能准确反映高压断路器性能退化和健康状态的统一指标。

3.4.1 设备健康指数理论

设备健康指数 (Health Index, HI) [91], 是指衡量设备健康状态的数值, 可基于设备的特征参量 (如传感器数据) 经过逻辑运算得到, 下文简称健康指数。健康指数的范围介于 0 和 1 之间, 0 表示失效状态, 1 表示标准状态, 健康指数的值越大则设备状态越健康。健康指数不仅可以表征设备健康状态, 用于判断是否需要维修, 还能结合设备性能退化趋势, 用于预测剩余寿命。因此, 本文提出了一种构建高压断路器健康指数的方法, 用于评估高压断路器健康状态, 也为其剩余寿命预测奠定基础。

对于高压断路器而言, 其健康状态呈线性退化。假设已知设备的平均最大操作次数为 T , 则对于任意时刻 t 理想的高压断路器健康指数为:

$$HI = \frac{T-t}{T}, 0 \leq t \leq T \quad (3.17)$$

设备健康指数分为单一特征的健康指数、多特征的健康指数、系统的健康指数。本文提取到的多维的退化特征, 需要通过数据融合得到单一的复合特征, 并将其量化到 [0,1] 范围内,

最终生成能表征高压断路器运行状态的健康指数 HI 。

3.4.2 基于 KPCA 的特征降维

在高压断路器整体退化过程是随时间变化的，但是上文提取的部分特征与退化趋势不相关，或者特征之间存在相关性，这些特征不仅会降低状态评估的效率，还会影响状态评估的准确性。因此，需要对这些特征进行降维，减少特征冗余度，提高计算效率。

常用的特征降维方法有 PCA、t-SNE、自编码器等^[92]，考虑到退化特征的变化为非线性过程，不能在低维空间中进行线性分离。

而核主成分分析法（KPCA）^[93]基于 PCA 方法，引入核函数，通过将数据映射到高维特征空间，并在该空间中执行 PCA，从而能够处理原始数据中的非线性关系，适合处理非线性数据处理，能有效挖掘高压断路器整个退化过程中包含的非线性信息。因此，本文选用 KPCA 方法对高压断路器的退化特征集进行融合和降维，其流程如图 3.10 所示。

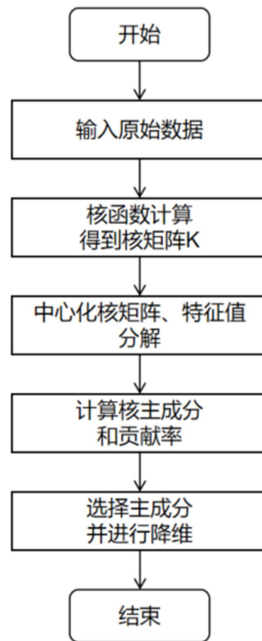


图 3.10 KPCA 算法流程

KPCA 降维的原理如下：

上文得到的退化特征集样本为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ，其中 $x \in R^K$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ ， n 为样本数， K 为每个原始数据样本点 x_i 的维度。引入一个非线性映射函数 $\phi(x)$ ，该函数能将数据样本从原始空间 K 转换至高维特征空间 T 。在高维特征空间 T 中，每个原始数据样本点 x_i 均对应一个新的数据点 $\phi(x_i)$ ，即 $\Phi(X) = [\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_n)]$ 。

对 $\Phi(X)$ 进行去中心化处理，推出其高维度特征空间 T 的协方差矩阵 C_T 为：

$$C_T = \frac{1}{n} \Phi(X) [\Phi(X)]^T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi(x_i) [\phi(x_i)]^T \quad (3.18)$$

对 C_T 进行特征值分解, λ_c 表示特征值, W_c 表示特征向量即主成分的方向, 可得:

$$\lambda_c W_c = C_T W_c \quad (3.19)$$

为简化计算, 省略 $\frac{1}{n}$, 由(3.18)和(3.19)可得:

$$\lambda_c W_c = \Phi(X) [\Phi(X)]^T W_c = \sum_{i=1}^n \phi(x_i) [\phi(x_i)]^T \quad (3.20)$$

由于使用 KPCA 降维不用考虑 λ_c 为 0 的情况, 因此 W_c 可表示为:

$$W_c = \sum_{i=1}^n a_i \phi(x_i) = A \Phi(X) \quad (3.21)$$

其中 a_i 表示线性相关系数, A 为 n 维列向量 $A = [a_1, a_2, \dots, a_n]^T$ 。

定义核矩阵 $K = [\Phi(X)]^T \Phi(X)$, K 为对称半正定矩阵, 则其 i 行 j 列的元素为:

$$k(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) \quad (3.22)$$

根据式(3.20)和式(3.22), 计算化简可得

$$\lambda_c A = K A \quad (3.23)$$

其中定义函数 $k(x, y) = \phi(x)^T \phi(y)$ 为核函数, 本文取高斯核函数:

$$k(x, y) = \exp(-c \|x, y\|^2) \quad (3.24)$$

经过 KPCA 降维后, 任意参数样本 x' 在特征空间 T 中 $\phi(x)$ 上的投影为:

$$W_c^T \phi(x') = \sum_{i=1}^n a_i [\phi(x_i)]^T \phi(x') = \sum_{i=1}^n a_i k(x_i, x') \quad (3.25)$$

原始退化特征集经 KPCA 降维后, 保留前 r 个具有代表性的主成分, 其累计贡献率计算公式如下:

$$\sum_{k=1}^r \lambda_{ck} / \sum_{k=1}^n \lambda_{ck} \quad (3.26)$$

本文筛选累计贡献率大于 95% 的主成分用于分析和构建高压断路器健康因子。

3.4.3 基于 WMD 的特征融合

为构建一个能准确反映高压断路器性能退化和健康状态的统一指标, 需对上一小节得到的主成分进行融合。

马氏距离^[94] (Mahalanobis Distance, MD) 是一种用于衡量数据点之间距离的度量方法,

由于它可以考虑特征之间的协方差关系，适用于多维特征融合。传统马氏距离为每个特征赋予相同的权值，但是实际上每个特征对高压断路器的性能退化的敏感程度不同。因此本文在对各特征进行评估的基础上，对特征赋予不同的权值，使用加权马氏距离^[95]（Weighted Mahalanobis distance, WMD）对特征进行融合得到健康指数。

针对 KPCA 降维后特征样本集 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ，每个样本 x_i 有 R 个特征向量，设其权重向量为

$$\begin{cases} W = \text{diag}(w_1, w_2, \dots, w_r) \\ \sum_{r=1}^R w_r = 1 \end{cases} \quad (3.27)$$

由于理想健康指数随时间变化趋势呈线性变化，本文选取线性回归趋势性指标作为权重的依据，则：

$$p_r = \frac{\left| \sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T})(\phi_r(x_i) - \bar{\phi}_r) \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T})^2 \sum_{i=1}^n (\phi_r(x_i) - \bar{\phi}_r)^2}} \quad (3.28)$$

其中 T_i 表示时间集合， $\bar{T}$ 表示时间点集合的平均值， $\phi_r(x_i)$ 是样本 x_i 在第 r 个特征向量上的值， $\bar{\phi}_r$ 是所有样本在第 r 个特征向量上的平均值。

对其进行归一化得到权重：

$$w_r = \frac{p_r}{\sum_{r=1}^R p_r} \quad (3.29)$$

加权马氏距离的计算公式为：

$$D_{WMD} = \sqrt{(\phi_r(x) - \mu) W \eta^{-1} W (\phi_r(x) - \mu)^T} \quad (3.30)$$

其中， μ 表示数据序列的均值， η 表示数据集的协方差矩阵， $\phi_r(x)$ 表示第 r 个特征向量。

最终我们将得到的加权马氏距离 D_{WMD} 作为健康指数 HI 。

3.5 基于变点检测的健康状态划分

3.5.1 设备分段健康状态模型

设备的失效模式可分为退化失效和突发失效两种类型。本文研究的是高压断路器的退化失效过程，在高压断路器的使用期间，由于内部元件磨损老化等原因造成的设备性能随时间退化，直至失效。

据统计，设备退化失效过程满足浴盆曲线的关系^[96]，如图 3.11 所示，分成早期失效、偶然失效、耗损失效三个阶段。

早期失效期：在设备刚开始使用时，失效率较高。此阶段高失效率主要源于设计缺陷、原材料问题或制造过程的不足。为了缩短该阶段时长，通常需要进行严格的筛选和测试，以

剔除不合格的产品。

偶然失效期：在设备进入正常使用阶段后，失效率逐渐降低并趋于稳定。这一阶段的失效通常是随机的，与外部环境或使用条件有关。设备在此阶段表现良好，失效率较低且稳定，是设备的最佳使用期。

耗损失效期：随着设备使用时间的增加，失效率开始急剧上升。这一阶段的失效主要是由于磨损、老化、疲劳和耗损等原因造成的。设备在此阶段的可靠性显著下降，最终可能需要更换或维修。

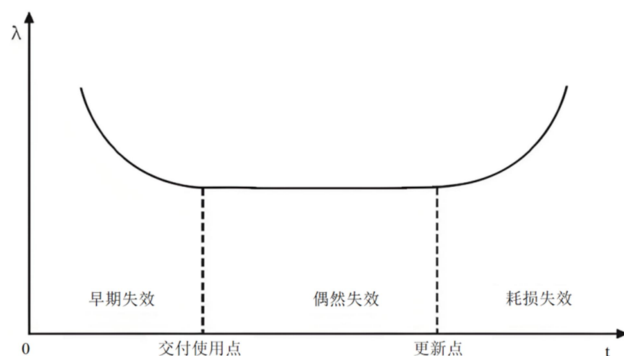


图 3.11 浴盆曲线

实际上在偶然失效期高压断路器的健康状态稳定在较好水平，在耗损失效期才发生性能上的退化。因此，为了提高高压断路器的维护效率和寿命预测，本文将高压断路器的健康状态分为正常状态和潜在故障状态两个阶段，如图 3.12 所示，正常状态和潜在故障状态的分界点作为退化起始点，又称首次预测时间（First Prediction Time, FPT）用于后续寿命预测。

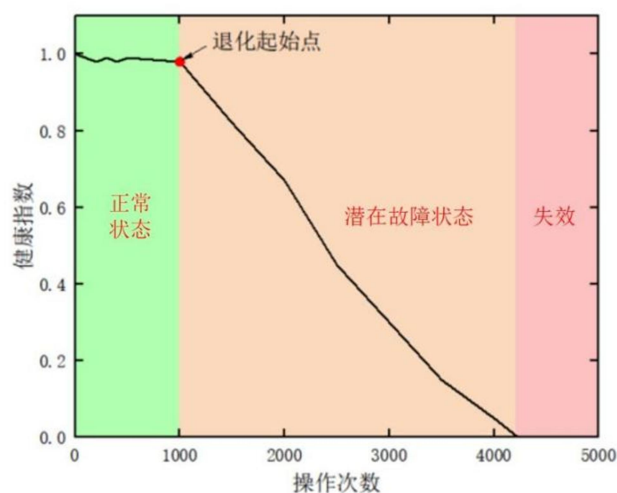


图 3.12 健康状态划分

3.5.2 基于变点检测的健康状态划分

基于本文构建的健康指数模型，高压断路器正常状态和潜在故障状态有明显的差异，因此可将高压断路器性能退化的起始点视为突变点，转化成变点检测任务，使用变点检测的方

法找到退化起点，进而实现健康状态的划分。

变点检测（Change Point Detection, CPD）是指在整体数据分布中，检测前后的数据分布存在差异的一个点。变点检测被广泛应用于气象、金融、医疗、工业等领域。根据是否使用参数，变点检测的方法可分为基于参数的方法、基于非参数的方法和基于半参数的方法。根据检测时机不同，可分为在线监测和离线监测。

在设备健康阶段识别中，常用基于参数的变点检测方法。文献^[97]基于峭度和卡尔曼滤波实现 FPT 点检测。文献^[98]采用退化变点和两阶段退化速率作为随机效应参数进行两阶段退化模型参数估计。基于非参数的变点检测方法，文献^[99]使用 BUP 算法通过分段拟合的方式进行健康阶段划分。文献^[100]提出基于指数加权平均控制策略的动态首变点检测方法。但这些方法采用了固定阈值或未考虑个体差异性和噪声影响。

考虑到两阶段退化速率的差异性，本文以退化速率作为变点检测的参数，参考 3σ 准则的设定，提出了一种基于退化速率的 FPT 检测方法，具体是使用滑动窗口技术，以窗口步长为单元提取数据计算退化速率。若某一单元的退化速率超过设定阈值，则将本单元的起点作为退化起始点。

每个单元的退化速率 v 的计算公式如下：

$$v = \frac{|\Delta y|}{\Delta x} = \frac{|y_{t+w} - y_t|}{x_{t+w} - x_t} \quad (3.31)$$

其中， w 为滑动窗口步长， t 为单元的起点， x 为操作次数， y 为健康指数。

那么，一系列退化速率可表示为：

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_n] \quad (3.32)$$

本文将前 m 个单元的平均退化速率作为退化速率基准值 $\bar{v}$ ，其公式如下：

$$\bar{v} = \frac{\sum_{i=1}^m v_i}{m} \quad (3.33)$$

参考 3σ 准则，将退化起始点的检测阈值 T 定义退化速率基准值 $\bar{v}$ 的 3 倍，即：

$$T = 3\bar{v} \quad (3.34)$$

当 V 中某个单元的退化速率 v 大于 T ，则将在这个单元的起点设为退化起始点，并以此作为正常状态和潜在故障状态的分界。

3.6 基于多源数据融合的健康评估模型实现

图 3.13 是一种基于多源数据融合的高压断路器健康评估模型的流程图。模型主要包含两个任务：健康指数构建和退化起点检测。

具体步骤如下：

- (1) 对于重复寿命试验采集的全生命周期数据，其中每次操作得到的合闸触头行程信号、

合闸线圈电流信号、分闸触头行程信号、分闸线圈电流信号 4 种信号使用小波分析法进行去噪；

(2) 提取信号中的 74 种特征，并对特征进行归一化处理；

(3) 分析评估所有特征，计算各特征的退化敏感性，提取退化敏感性大于 0.5 的特征作为关键退化特征；

(4) 使用 KPCA 对关键退化特征进行降维融合，得到累计贡献率大于 95% 的主成分；

(5) 使用 WMD 对主成分进行特征融合，最终将距离 WMD 作为健康指数 HI ，得到最终的健康指数模型；

(6) 基于滑动窗口计算健康指数曲线的退化速率，将退化速率作为目标使用 3σ 法检测突变点，2 次超过 3σ 阈值就把该点作为退化起始点；

(7) 以退化起始点为分界点，作为高压断路器正常状态和潜在故障状态的分界。

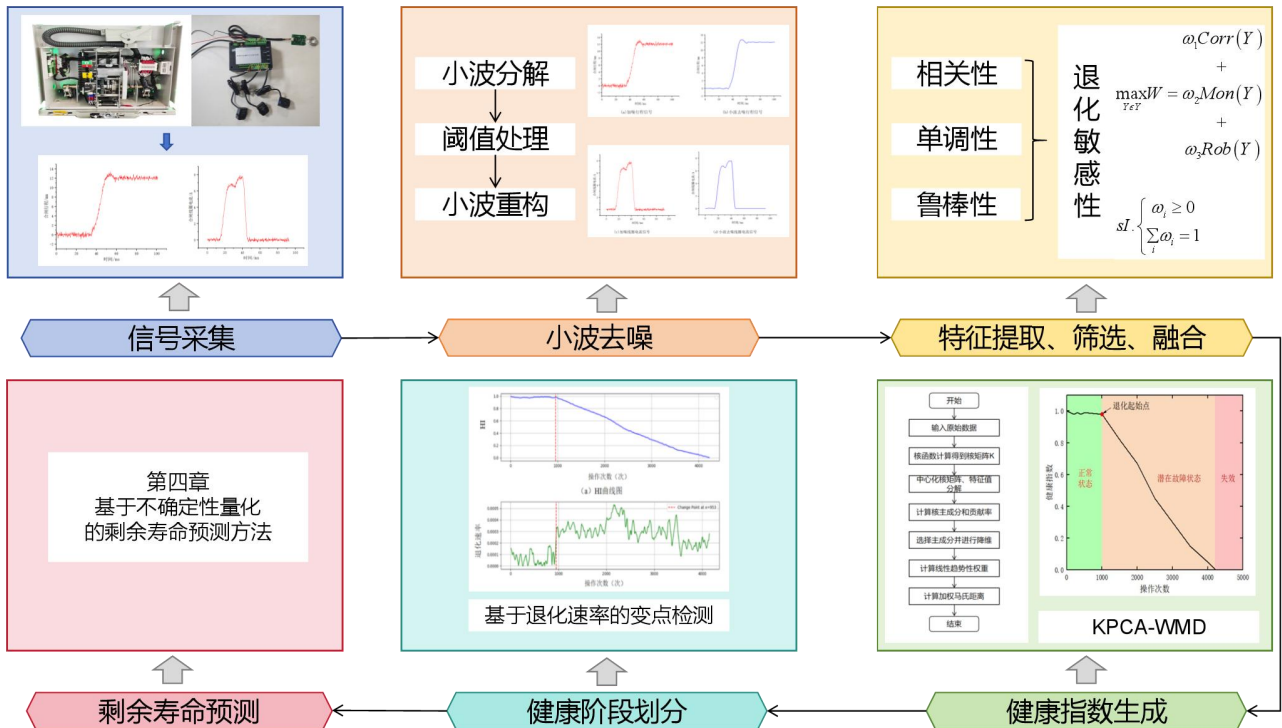


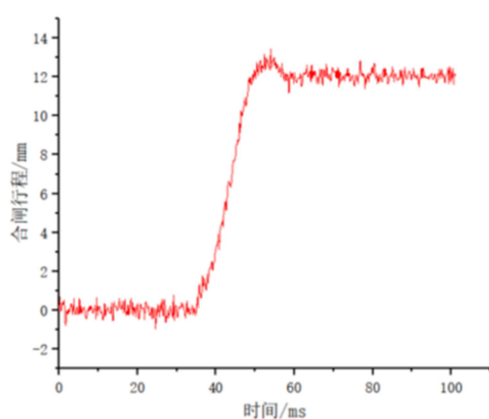
图 3.13 基于多源数据融合的高压断路器健康状态评估流程

3.7 实验验证与结果分析

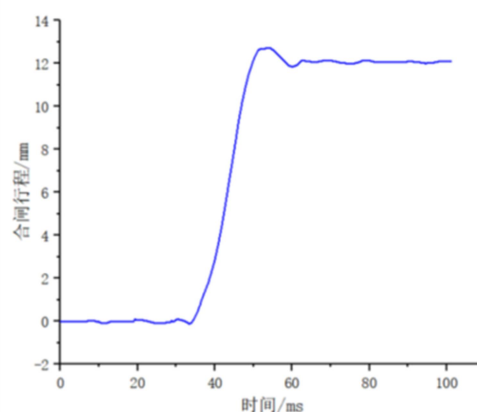
3.7.1 数据预处理

本章基于 SKM-12 弹簧操动机构的 12kV 高压断路器作为试品，通过重复寿命试验采集全生命周期数据，用于验证本文所提的高压断路器健康评估模型的有效性。

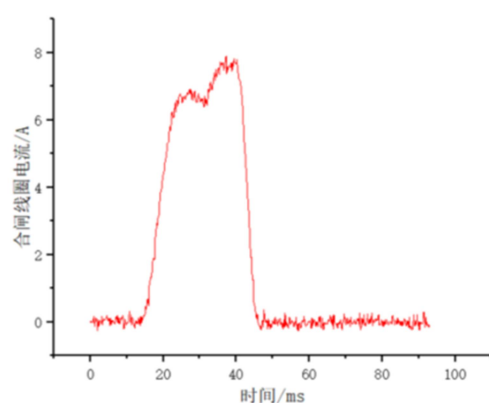
由于高压断路器的实际工作环境比实验室环境更为恶劣，因此，本文在采集的原始信号中叠加 30db 的高斯白噪声来模拟实际工作情况，以验证小波去噪的效果。小波去噪采用小波基 $db4$ ，分解尺度为 4。其去噪效果如图 3.14 所示。



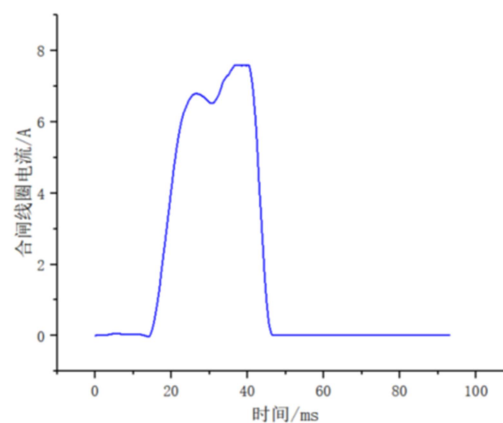
(a)加噪行程信号



(b)小波去噪行程信号



(c)加噪线圈电流信号



(d)小波去噪线圈电流信号

图 3.14 小波去噪结果验证

由图 3.14(a)(c)可知，对触头行程信号和线圈电流信号加噪后，用于模拟高压断路器现场运行环境下的波形，噪声影响下波形有突变和毛刺，若不进行处理将会影响特征提取和筛选。图 3.14(b)(d)是小波去噪后的信号，对比处理前后的信号可知，使用小波去噪对信号进行预处理，能够有效去除触头行程和线圈电流信号的噪声和毛刺，并较好地保留信号的特征。

3.7.2 退化特征集构建

(1) 线圈电流特征提取

对线圈电流信号使用时域极值法提取的局部特征点，以合闸线圈电流为例，如图 3.15 所示，通过观察线圈电流及其一阶导数的变化，可以确定高压断路器的局部特征点（蓝色点），帮助分析电流信号的动态特性。利用图 3.15(b)所示的一阶导数，一阶导数为 0 的点可得到时间特征 $\{f_1 \sim f_6\}$ ，对应到图 3.15(a)中，可得到电流特征 $\{f_7 \sim f_{11}\}$ 。

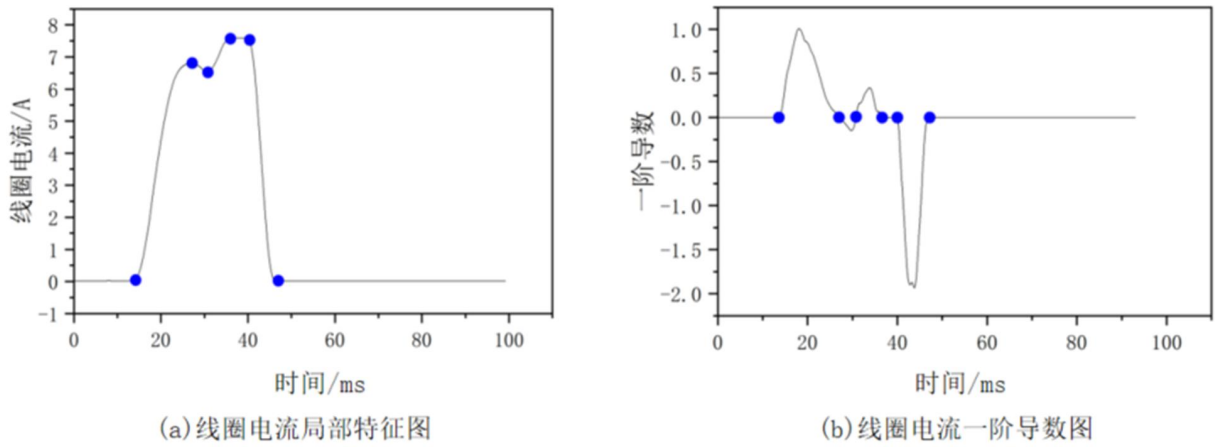


图 3.15 线圈电流局部特征提取

进一步地，根据得到的时间特征，可以将线圈电流波形划分为 5 个阶段，并从中提取全局特征 $\{f_{12} \sim f_{31}\}$ ，如表 3.5 所示。同理，可得到合闸线圈电流的特征 $\{f_{32} \sim f_{62}\}$ 。

表 3.5 合闸线圈电流特征展示

特征序号	特征名称	特征值	单位	特征序号	特征名称	特征值	单位
f_1	t_{cc0}	13.8	ms	f_{17}	FC_{av1}	4.09	A
f_2	t_{cc1}	26.8	ms	f_{18}	FC_{av2}	6.68	A
f_3	t_{cc2}	30.8	ms	f_{19}	FC_{av3}	7.04	A
f_4	t_{cc3}	35.4	ms	f_{20}	FC_{av4}	7.58	A
f_5	t_{cc4}	40.2	ms	f_{21}	FC_{av5}	3.41	A
f_6	t_{cc5}	46.4	ms	f_{22}	FC_{rms1}	4.76	A
f_7	i_{cc0}	0.02	A	f_{23}	FC_{rms2}	6.68	A
f_8	i_{cc1}	6.82	A	f_{24}	FC_{rms3}	7.05	A
f_9	i_{cc2}	6.52	A	f_{25}	FC_{rms4}	7.58	A
f_{10}	i_{cc3}	7.54	A	f_{26}	FC_{rms5}	4.34	A
f_{11}	i_{cc4}	0.02	A	f_{27}	FC_{ku1}	1.63	/
f_{12}	FC_{std1}	2.44	A	f_{28}	FC_{ku2}	1.56	/
f_{13}	FC_{std2}	0.11	A	f_{29}	FC_{ku3}	1.52	/
f_{14}	FC_{std3}	0.35	A	f_{30}	FC_{ku4}	8.58	/
f_{15}	FC_{std4}	0.01	A	f_{31}	FC_{ku5}	1.51	/
f_{16}	FC_{std5}	2.72	A				

(2) 行程特征提取

对触头行程信号求一阶导数和二阶导数，以合闸行程信号为例，如图 3.16 所示，通过观察触头行程信号及其一阶导数（速度）、二阶导数（加速度）的变化，可以确定高压断路器的特征点（蓝色点）。图 3.16(b)中蓝色虚线位置，动触头速度最大且加速度为 0，因此将其确定为刚合点。同时，观察一阶导数的变化，可以得到触头行程其它的局部特征，如蓝色点所示，用于描述其动态变化特性。

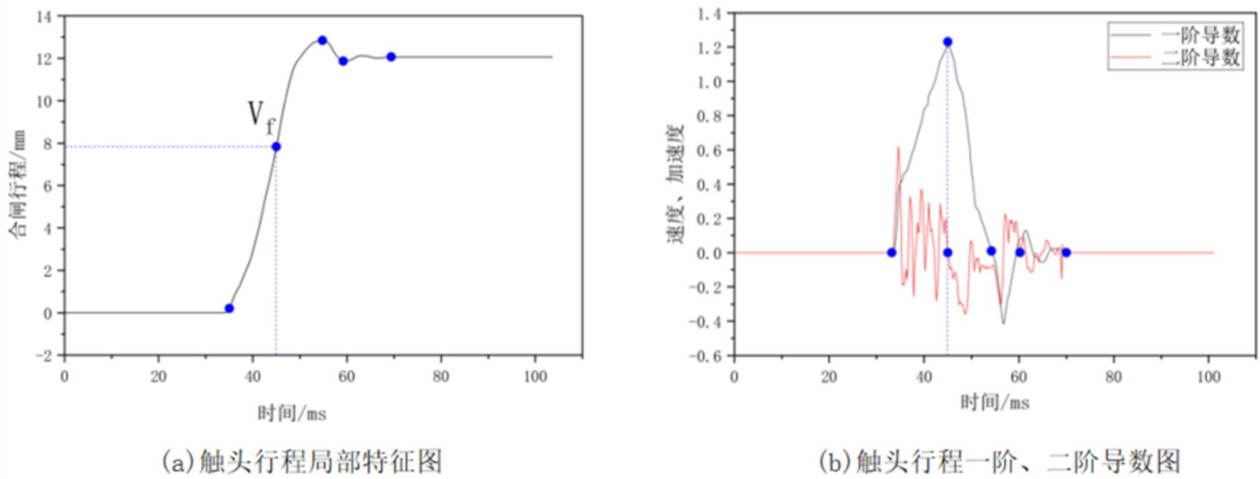


图 3.16 触头行程局部特征提取

根据刚合点和局部特征，可通过计算得到触头行程信号中的机械特性参数 $\{f_{63} \sim f_{69}\}$ ，如表 3.6 所示。同理，可得到分闸机械特性参数 $\{f_{71} \sim f_{76}\}$ 。

表 3.6 合闸线圈电流特征展示

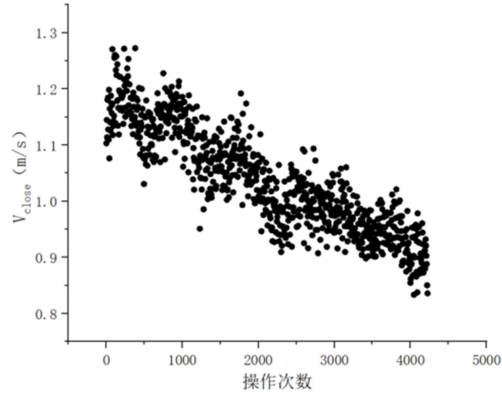
特征序号	特征名称	特征值	单位	特征序号	特征名称	特征值	单位
f_{63}	V_{close}	1.20	m/s	f_{67}	T_{close}	31.20	ms
f_{64}	S_{close}	11.51	mm	f_{68}	T_{bounce_close}	24.6	ms
f_{65}	$S_{overclose}$	3.22	mm	f_{69}	$T_{damping_close}$	15.4	ms
f_{66}	B_{close}	0.18	mm				

(3) 特征筛选

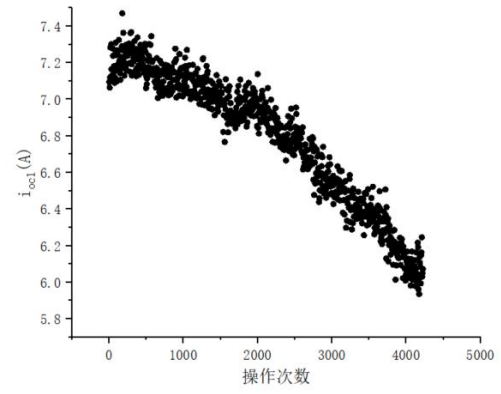
本文共提取了 76 个特征用于高压断路器退化过程分析，但并非所有的特征都具有退化敏感性，部分特征随操作次数变化情况如图 3.17 所示，由图可知，(a)(b)两种特征随操作次数呈下降趋势，(c)图特征随操作次数呈上升趋势，(d)图特征随操作次数没有明显趋势变化。

由于所提取的 76 个特征具有不同的量纲，将所有特征归一化处理后，分别计算各特征的单调性、相关性、预测性和鲁棒性，线性组合得到综合的退化敏感性，用于特征筛选。

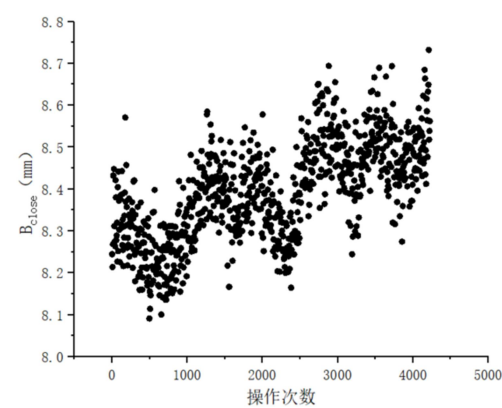
如图 3.18 所示，本文将退化敏感性筛选的阈值设为 0.5，大于所设阈值的特征作为关键退化特征。最终，本文得到的共计 24 个关键退化特征集为 $\{f_4, f_6, f_8, f_9, f_{10}, f_{11}, f_{16}, f_{20}, f_{24}, f_{29}, f_{31}, f_{35}, f_{37}, f_{39}, f_{40}, f_{41}, f_{42}, f_{51}, f_{55}, f_{58}, f_{63}, f_{68}, f_{72}, f_{76}\}$ 。将筛选得到的关键退化特征集作为下一步的输入。



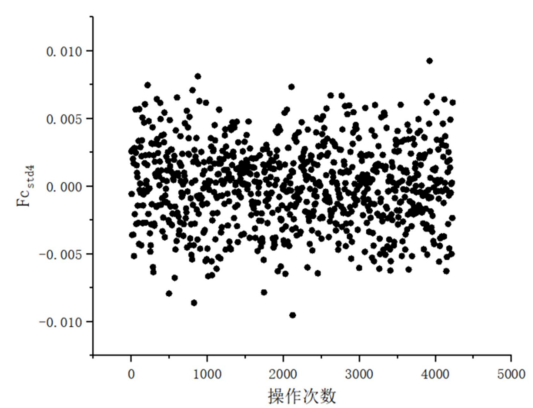
(a) V_{close} 随操作次数变化图



(b) i_{oc1} 随操作次数变化图



(c) B_{close} 随操作次数变化图



(d) Fc_{std4} 随操作次数变化图

图 3.17 4 种特征随操作次数变化图

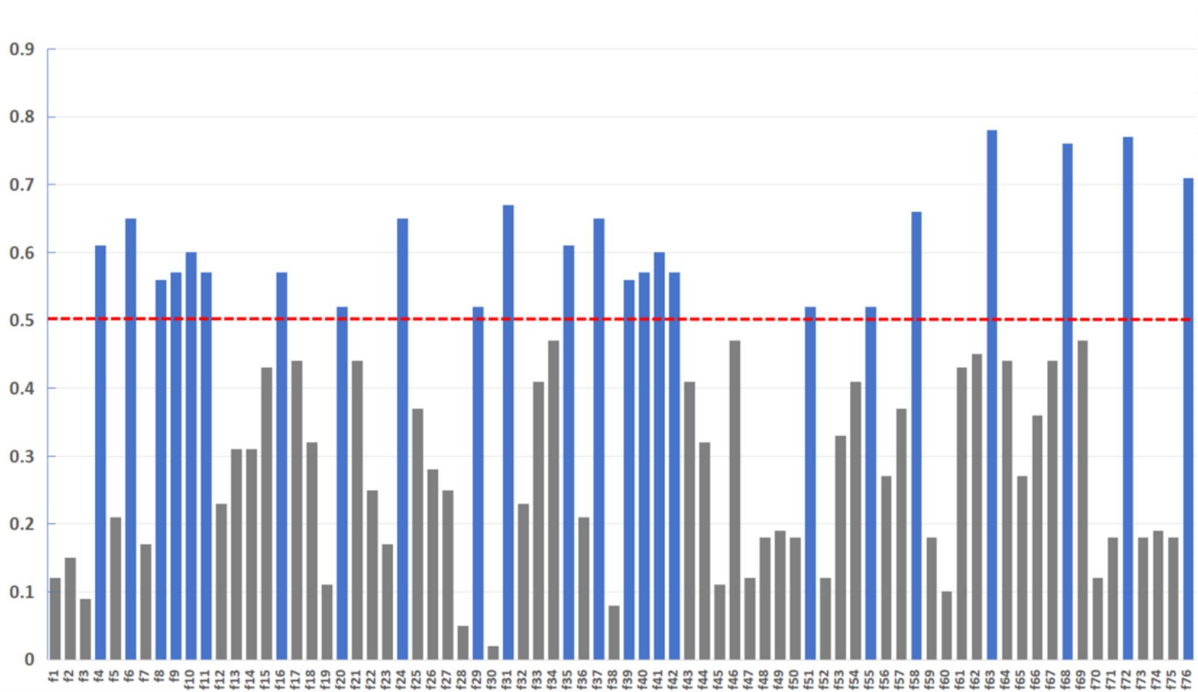


图 3.18 基于退化敏感性的特征筛选结果

3.7.3 健康指数模型对比分析

(1) 健康指数模型

本文利用核主成分分析法对 24 个关键退化特征集进行降维融合，得到的主成分按贡献率大小排序，前 8 个主成分的贡献率及累计贡献率，如表 3.7 所示。

表 3.7 部分 KPCA 分析结果

主成分	贡献率 (%)	累计贡献率
Z1	80.5021	80.5021
Z2	10.2714	90.7735
Z3	5.7611	96.5346
Z4	2.4885	99.0231
Z5	0.4327	99.4558
Z6	0.2966	99.7524
Z7	0.1128	99.8652
Z8	0.0928	99.9580

由表可知，主成分 1 的贡献率为 80.5021%，主成分 2 的贡献率为 10.2714%，主成分 3 的贡献率为 5.7611%，前 3 个主成分的累计贡献率为 96.53%，达到 95% 的要求，而主成分 4-8 的贡献率之和仅为 3.423%，未列在表中的主成分贡献率更低。结果可以说明，前 3 个主成分已经能反映退化特征集中的主要信息，而其它贡献率低的主成分可以视为冗余信息忽略不计。

将得到的 3 个主成分进行归一化处理后，分别计算各主成分的线性回归趋势性指标作为加权马氏距离的权重，然后使用加权马氏距离对三个主成分进行融合，得到综合健康指数，如图 3.19 所示。

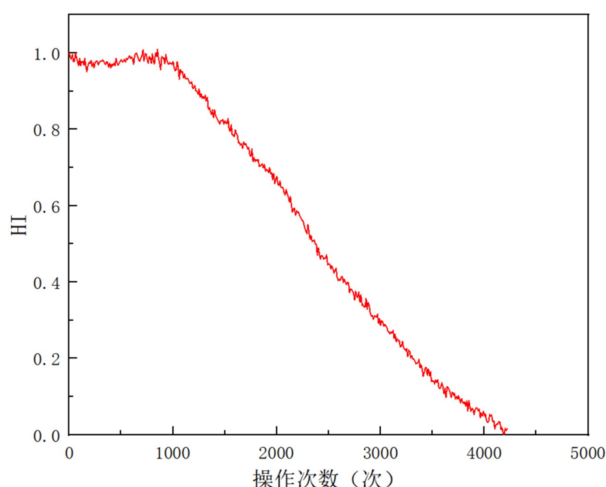


图 3.19 健康指数随操作次数变化曲线图

由图可知，健康指数随操作次数变化曲线图具有一定的随机性，为了便于后续的高压断

路器状态识别和剩余寿命预测，使用窗口为 5 的滑动平均算法对退化曲线进行平滑处理，平滑后的退化曲线如图 3.20 所示。

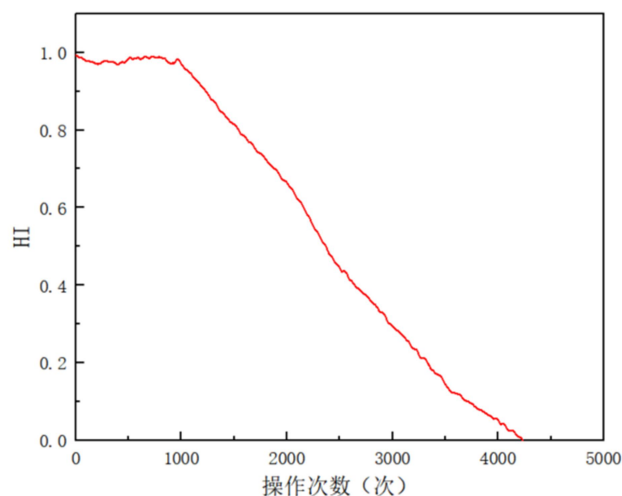


图 3.20 平滑后的健康指数随操作次数变化曲线图

观察图可知，操作次数在 0~1000 次范围内，高压断路器的健康指数较为平稳，可以将这个区间认定为正常状态；操作次数在 1000 次之后，健康指数呈现下降趋势，说明高压断路器性能发生退化，这是由于操作次数增加，高压断路器内部各零部件的磨损等累积性能退化，因此可以认定高压断路器进入潜在故障状态。高压断路器操作次数达到最大，最终失效时，健康指数为 0，因此，可以将 $HI = 0$ 作为高压断路器寿命终止的依据。

(2) 健康指数模型评估

为定量评估高压断路器健康评估模型的准确性，可以使用本文 3.3.4 所提的单调性、相关性、鲁棒性三个常用的评价指标，将健康指数随操作次数变化的序列作为式(3.12)(3.13)(3.14)的特征序列，计算单调性、相关性、鲁棒性和退化敏感性。

为充分比较传统的单指标方法、多源数据融合、不同融合方法与本文所提方法的优劣，如表 3.8 所示，本文使用多种方法建立健康指数模型，7 种方法得到的健康指数均采用 min-max 归一化方法将 HI 值约束到 $[0,1]$ 区间，同时都使用窗口大小为 5 的移动平均法进行平滑处理。

表 3.8 不同方法建立 HI 模型

方法名称	融合方法	数据	数据特点	特征
单指标 (T_{close})	-	行程	单源	单特征
PCA (CC)	PCA	电流	单源	多特征
PCA (TC、CC)	PCA	电流、行程	多源	多特征
KPCA (CC)	KPCA	电流	单源	多特征
KPCA (TC、CC)	KPCA	电流、行程	多源	多特征
KPCA-WMD (CC)	KPCA-WMD	电流	单源	多特征
KPCA-WMD (TC、CC)	KPCA-WMD	电流、行程	多源	多特征

表 3.9 不同方法的 HI 曲线评价结果

方法	单调性 (Mon)	相关性 (Corr)	鲁棒性 (Rob)	退化敏感性 (W)
单指标 (T_{close})	0.4773	0.8362	0.7021	0.6719
PCA (CC)	0.5733	0.8639	0.7734	0.7369
PCA (TC、CC)	0.6054	0.8727	0.7895	0.7559
KPCA (CC)	0.5950	0.8709	0.8216	0.7625
KPCA (TC、CC)	0.6913	0.8923	0.8482	0.8106
KPCA-WMD (CC)	0.6844	0.9076	0.9128	0.8349
KPCA-WMD (TC、CC)	0.7022	0.9221	0.9433	0.8559

对比分析可知，多源数据融合方法在评估高压断路器的健康状态时，展现出了明显的优势。具体来说，KPCA-WMD (TC、CC) 方法在单调性、相关性、鲁棒性和退化敏感性四个关键评价指标上均取得了最佳表现，分别为 0.7022、0.9221、0.9433 和 0.8559。这表明，KPCA-WMD (TC、CC) 方法能够更准确地反映高压断路器健康状态的单调变化趋势，更有效地捕捉健康状态与实际运行状态之间的关系，同时在处理数据中的噪声和随机波动时表现出更高的稳定性，对退化过程的检测也更为敏感。

与传统的单指标方法相比，KPCA-WMD (TC、CC) 方法在所有评价指标上均有显著提升，这进一步证明了多源数据融合方法在提高评估准确性和可靠性方面的有效性。此外，与其他多源数据融合方法相比，如 PCA 和 KPCA，KPCA-WMD (TC、CC) 方法通过结合核主成分分析和加权马氏距离算法，能够更有效地处理和融合来自不同数据源的信息，从而在评估高压断路器健康状态时提供更全面、更精确的评估结果。

综上所述，KPCA-WMD (TC、CC) 方法在评估高压断路器健康状态方面展现出了卓越的性能，其优越性主要体现在更高的准确性、全面性和可靠性，这使其成为高压断路器维护和管理中一个有力的工具。因此，本研究提出的 KPCA-WMD (TC、CC) 方法不仅能够准确地刻画断路器退化过程，还具有较强的抗噪性和实际工程适用性，为高压断路器健康状态评估提供了更可靠的解决方案。

3.7.4 健康状态划分模型对比分析

通过高压断路器健康指数随操作次数变化曲线，可以将高压断路器退化过程分为两个阶段：正常状态和潜在故障状态。由于正常状态的高压断路器性能基本稳定，为提高剩余寿命预测的准确率和维护效率，有必要对高压断路器全生命周期数据进行健康状态划分，因此，本文借助突变点检测方法对退化起点进行识别，并将其作为正常状态和潜在故障状态的分界。

本文以退化速率作为变点检测的参数，滑动窗口步长 w 设为 5，前 100 个单元作为退化速率基准值。

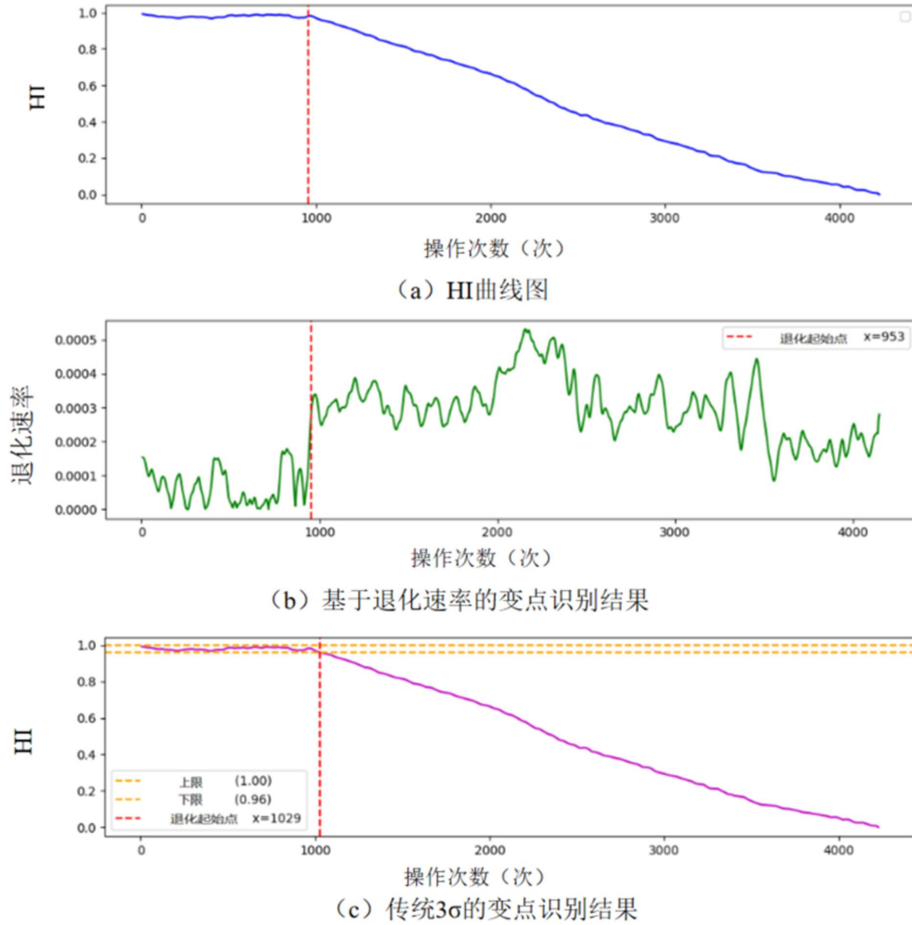


图 3.21 突变点检测结果图

如图 3.21 所示，图 a 展示了高压断路器的健康指数（HI）随操作次数的增加而逐渐下降的趋势，表明设备的健康状态随着使用时间的增加而逐步退化。图 b 基于退化速率的变点识别结果显示，在操作次数达到 953 次时，退化速率出现了明显的变化点，这可能指示了设备退化速度的加快，是一个关键的维护决策点。相比之下，图 c 采用传统 3σ 方法的变点识别结果在 1029 次操作时才识别出变化点，并给出了变化点的置信区间（上界 1.00 和下界 0.96）。综合来看，基于退化速率的方法能够更早地识别出设备性能的变化，从而为维护决策提供更及时的信息。这表明，与传统的 3σ 方法相比，基于退化速率的变点识别方法在监测高压断路器的健康状态时更为敏感和有效，退化起始点识别提前了 7.4%。

3.8 本章小结

本章设计了一种基于多源数据融合的高压断路器健康状态评估方法，实现了高压断路器健康状态的定量评估和健康状态划分。首先，通过重复寿命试验采集了高压断路器全生命周期的多源数据，并采用小波分析法对其进行去噪处理，以提高数据质量。接着，从去噪后的信号中提取了关键特征，并对这些特征进行了归一化处理，以消除不同量纲的影响。在特征提取的基础上，建立退化敏感性指标分析评估了所有特征，筛选得到关键退化特征。随后，利用核主成分分析（KPCA）对这些关键退化特征进行降维融合，得到了贡献率大于阈值的

主成分。通过加权马氏距离 (WMD) 对主成分进行特征融合, 我们最终得到了健康指数 (HI), 并建立了健康指数模型。通过实验测试对比, 本方法相较于单指标、单源和 PCA 主成分的健康指数模型在单调性、相关性、鲁棒性、退化敏感性上都有较大提升, 说明本文提出方法能够更有效地处理和融合来自不同数据源的信息, 从而在评估高压断路器健康状态时提供更全面、更精确的评估结果。为了进一步对高压断路器进行剩余寿命预测, 本章还提出基于退化速率的变点检测方法用于识别退化起始点, 从而对高压断路器的健康状态进行划分。通过实验对比分析, 本文提出的方法能更早更准确地识别到退化起始点, 相较传统 3σ 方法更为敏感、有效。

4 基于不确定性量化的高压断路器剩余机械寿命预测

设备寿命预测方法通常分为两个步骤：建立健康评估模型和构建寿命预测模型。第三章已建立了高压断路器健康指数模型并进行健康状态划分，因此，本章在此基础上，提出了基于不确定性量化的高压断路器剩余寿命预测方法。但是，传统的寿命预测方法通常是单点预测，预测结果是一个确定的剩余寿命值。实际应用中，高压断路器的工作环境恶劣，会受到环境噪声的影响，同时考虑到模型的不确定性，为提高高压断路器寿命预测的可靠性，本文提出了一种基于不确定性量化的高压断路器寿命预测方法，为高压断路器的预测性维护提供依据。

4.1 数据集处理

4.1.1 数据集来源

由于高压断路器全生命周期数据的采集需在特定环境下且设备价格昂贵、数量有限，试验周期较长，为节约成本同时保障样本的代表性和可靠性。本文使用 3.2.1 的重复寿命试验法，采集了 5 台高压断路器的全生命周期数据，如表 4.1 所示，给出了每一台高压断路器的详细信息，包括其对应的实际寿命、退化起始点、退化样本数、失效原因。实验数据包含不同失效模式下的退化数据，具有一定代表性。

表 4.1 高压断路器数据集信息一览表

数据集	总操作次数	退化起始点	退化样本数	失效原因
HVCB_1	4229	953	3276	拒合,合闸线圈卡滞
HVCB_2	6159	1233	4926	合闸控制电压过高
HVCB_3	6784	1564	5220	分闸传动轴承故障
HVCB_4	4793	1027	3766	合闸控制电压过低
HVCB_5	5612	1357	4255	拒分,脱扣系统卡滞

4.1.2 RUL 标签

高压断路器的状态退化过程一般分为两个阶段，如图 4.1 所示，以退化起始点 T_{FPT} 为分界，将其分为正常状态和潜在故障状态。因此，3.4.1 所述的理想健康指数不适用于两阶段的高压断路器退化。

由于不同高压断路器工作过程中剩余寿命值存在彼此差异，不同高压断路器的总操作次数、退化起始点、退化样本数均存在差异，所以无法直接采用总操作次数进行高压断路器 RUL 标签的计算。因此，为消除量纲的影响，需要对其进行规范化处理，使 RUL 标签能更准确有

效地表征剩余寿命。

将高压断路器的剩余寿命进行归一化处理，将其约束在 $[0,1]$ 范围内，从而消除不同高压断路器之间的差异。当高压断路器未到退化起始点，则认为其处于正常状态，RUL 标签值为 1；当高压断路器处于退化起始点和失效点之间时，表明其处于潜在故障状态，RUL 标签值从 1 开始下降，当 RUL 为 0 时表示高压断路器失效。

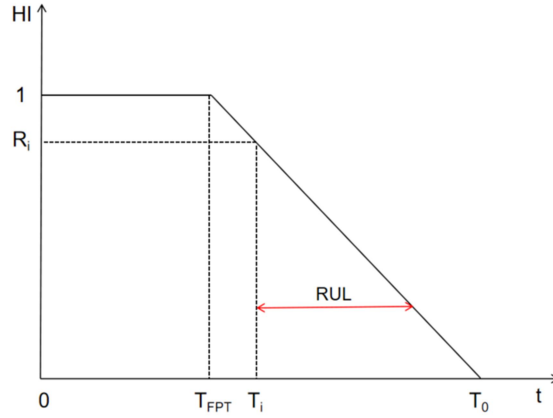


图 4.1 规范化 RUL 示意图

RUL 标签的计算公式如下：

$$R(i) = \begin{cases} 1, & T_i \leq T_{FPT} \\ 1 - \frac{T_i - T_{FPT}}{T_e - T_{FPT}}, & T_i > T_{FPT} \end{cases} \quad (4.1)$$

其中， $R(i)$ 为高压断路器在 T_i 时刻的理想健康指数， T_i 为高压断路器当前状态的时间点， T_e 是高压断路器失效的时间点， T_{FPT} 是退化起始点。

相应地，对于测试集中的 RUL 标签，可以通过以下公式进行还原：

$$T_i = R(t) * t \quad (4.2)$$

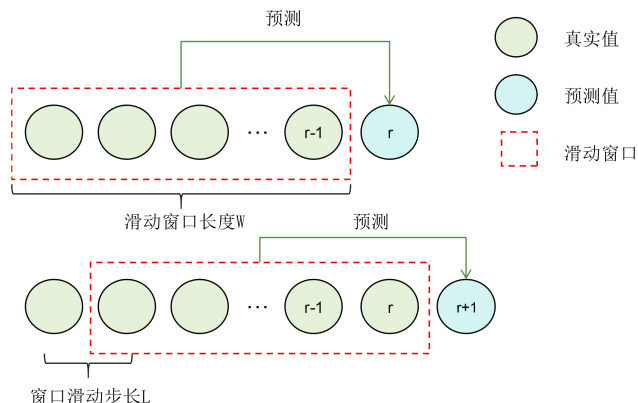
其中， t 表示第 t 个采样时刻。

4.1.3 滑动时间窗口处理

在使用深度学习作为预测模型进行 RUL 预测的过程中，模型的输入对预测精度的影响较大。若将健康指数 HI 的单点数据直接作为神经网络的输入，不仅会受到单点噪声的影响，还忽略了高压断路器退化过程的长期依赖关系，因而会影响寿命预测性能。

在处理时间序列时，滑动时间窗口是常用方法。其原理是借助固定大小的窗口在时间序列数据上滑动，把连续数据分割成多个短序列。这种方法能够有效捕捉时间序列中的局部特征，并保留数据之间的时序依赖性，同时减少噪声和随机波动的影响。

滑动时间窗口的原理如图 4.2 所示，其处理结果由窗口长度 W 和步长 L 两个因素决定。假设退化样本数为 N ，那么可以构造 $n=(N-W+L)/L$ 组形状大小为 $W \times L$ 的样本序列。



由于对样本进行了滑动窗口处理，因此一组序列只设置一个标签，将窗口的最后一个点的 RUL 标签作为一组序列的 RUL 标签。

4.2 业务分析及预测模型选型

高压断路器的寿命预测是在健康状态评估的基础上，需要通过设备历史健康指数预测未来健康指数，从而得到剩余寿命，其业务流程如图 4.3 所示，分为模型训练和在线预测两部分。其中，模型训练是使用多台高压断路器的全生命周期运行数据作为训练集进行预测模型训练。在线预测是指根据高压断路器的当前运行数据作为输入，通过预测模型得到剩余寿命。

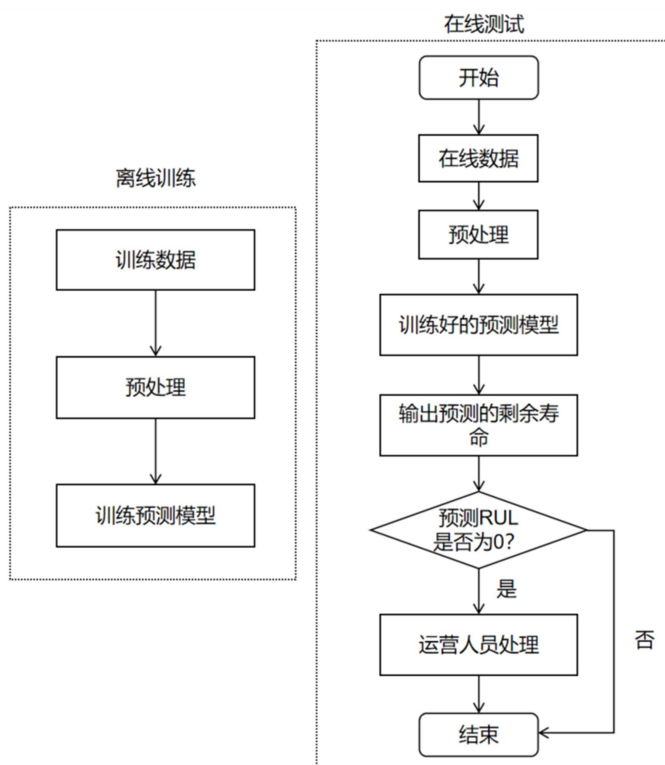


图 4.3 寿命预测业务流程图

设备寿命预测通常需要基于设备的运行状态数据，这些数据往往具有时间序列的特性，即按时间顺序排列。时间序列预测模型可以用于寿命预测，常见的模型包括自回归移动平均

(Autoregressive Moving Average, ARMA)模型、循环神经网络(RNN)、门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)、长短期记忆网络(LSTM)等,其算法对比如表 4.2 所示。这些模型能够捕捉数据中的时间依赖关系,从而预测未来的状态。

表 4.2 时间序列预测算法对比

预测算法名称	优点	缺点
ARMA ^[101]	模型结构简单,适用于自相关性强的平稳时间序列	不适用于非平稳、非线性
RNN ^[102]	适用于变长时间序列,可捕捉序列中的时间依赖关系	容易出现梯度消失或梯度爆炸的问题,导致长序列的训练非常困难;对于长期依赖关系的捕捉能力有限
GRU ^[103]	计算效率更高,训练速度更快,只需要更少的内存,参数少,不易过拟合	不够灵活,泛化能力差
LSTM ^[104]	能够处理长期依赖关系,避免梯度消失或梯度爆炸	计算复杂度较高,需要较长的训练时间和更大的计算资源

由于 ARMA 算法是基于线性假设的,而高压断路器的运行状态通常受到复杂非线性因素的影响,因此 ARMA 难以捕捉非线性退化特征。而 RNN 只能处理短时间依赖,序列较长会导致梯度消失或爆炸。GRU 是 RNN 的改进版本,虽然 GRU 能缓解梯度消失问题,但在极长时间序列的建模上,其性能可能不如 LSTM 稳定。高压断路器的退化过程是一个时间点上连续的过程,其参数变化具有明显的时序特性,LSTM 可以通过对历史数据的学习来捕捉这种时间依赖性,从而相较其他时间序列预测算法 LSTM 更适用于高压断路器剩余寿命预测任务。

4.3 基于 BiLSTM 和近似贝叶斯推断的寿命预测模型

考虑到高压断路器剩余寿命预测模型中的不确定性,本章基于 BiLSTM 和近似贝叶斯推断方法,提出了一种基于 BiLSTM 和 MC-Dropout 的剩余寿命预测方法,实现高压断路器寿命的点预测和区间预测。

4.3.1 LSTM 原理

基于深度学习的剩余寿命预测是建立在高压断路器全生命周期运行数据基础上的,因此,用于时间序列预测的神经网络适用于剩余寿命预测。循环神经网络(RNN)由于其特殊的定向循环结构,使其对时间序列信息敏感,可以较好地处理时间序列。RNN 的结构如图 4.4 所示,等号左侧为典型的 RNN 结构,包含一个输入、一个输出和一个神经网络单元,和普通前馈神经网络的区别在于 RNN 的有环结构;等号的右侧为 RNN 按时间序列展开循环,上一时刻的网络状态将会作用于下一时刻的网络状态。RNN 具有记忆特性,能够充分利用历史信息,反映了隐藏在数据中的状态趋势变化特征。但是,RNN 存在梯度消失和梯度爆炸问题,因此不适用于处理长时间序列。

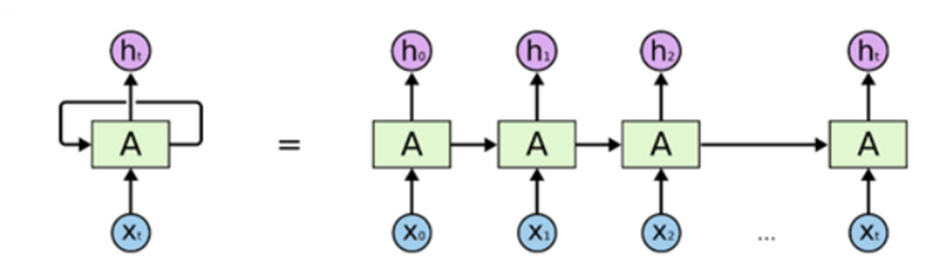


图 4.4 RNN 的基本结构

长短时记忆网络（Long Short Term Memory, LSTM），其作为 RNN 的变种，在 RNN 的基础上引入了门控机制，能够选择性地存储信息，更好地控制信息的记忆与遗忘。LSTM 的基本结构如图 4.5 所示，其由遗忘门、输入门、输出门和记忆单元组成。

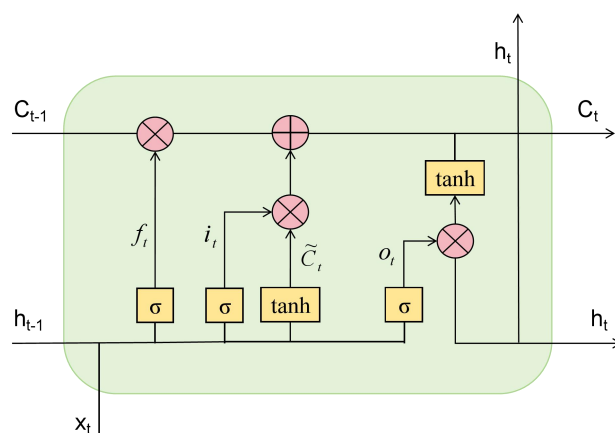


图 4.5 LSTM 的基本结构

由图可知，LSTM 的输入包括三个部分：当前时刻 LSTM 的输入 x_t 、上一时刻的隐含层信息 h_{t-1} 、上一时刻记忆单元的状态信息 C_{t-1} ；输出有两个部分：当前时刻 LSTM 的输出值（当前时刻的隐含层信息） h_t 、当前时刻记忆单元的状态信息 C_t 。

LSTM 中信息的流动过程如下：

（1）遗忘门：决定记忆单元的丢弃信息，其结构如图 4.6 所示。遗忘门的输入为 h_{t-1} 和 x_t ，通过 σ 函数输出一个 $[0,1]$ 之间的值，1 表示信息全部保留，0 表示信息全部遗忘。

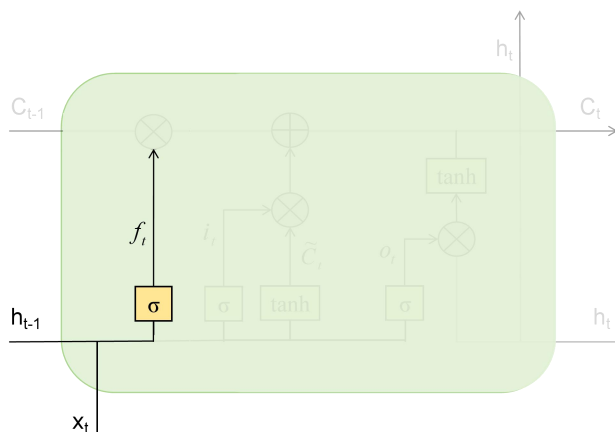


图 4.6 LSTM 的遗忘门

其计算公式如下：

$$f_t = \sigma(W_f h_{t-1} + W_f x_t + b_f) \quad (4.3)$$

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4.4)$$

其中， f_t 表示遗忘门的输出， σ 表示 sigmoid 函数， W_f 表示遗忘门的权重矩阵， b_f 为偏置向量。从公式中可以看出，遗忘门的输出 f_t 由当前时刻 LSTM 的输入 x_t 、上一时刻的隐含层信息 h_{t-1} 决定。

(2) 输入门：用于控制新信息的输入量，其结构如图 4.7 所示。输入门的输入为 h_{t-1} 和 x_t ，其由 σ 函数和 $\tanh$ 函数组成，一方面通过 σ 函数输出决定新信息的输出量 i_t ，另一方面通过 $\tanh$ 函数得到当前时刻的单元状态备选值 $\tilde{C}_t$ 。

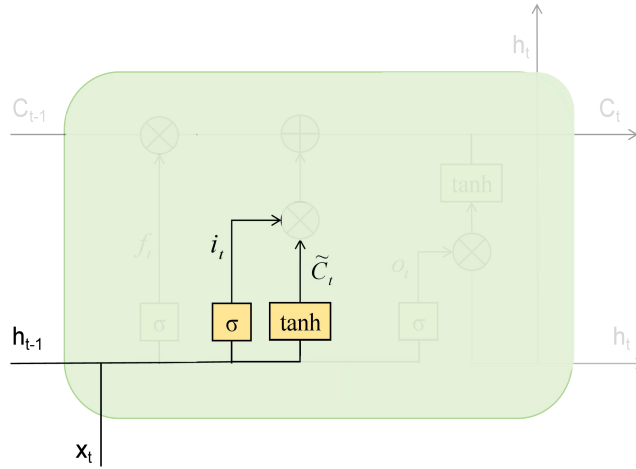


图 4.7 LSTM 的输入门

其计算公式如下：

$$i_t = \sigma(W_i x_t + W_i h_{t-1} + b_i) \quad (4.5)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c x_t + W_c h_{t-1} + b_c) \quad (4.6)$$

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (4.7)$$

其中， i_t 为输入门的值， σ 表示 sigmoid 函数， W_i 表示输入门的权重矩阵， b_i 表示偏置向量； $\tilde{C}_t$ 表示当前时刻的单元状态备选值， $\tanh$ 表示激活函数， W_c 表示单元状态的权重矩阵， b_c 表示单元状态的偏置。

(3) 更新门：更新单元状态，其结构如图 4.8 所示。更新门分为三步：第一步将上一时刻记忆单元的状态信息 C_{t-1} 和遗忘门的输出 f_t 相乘，遗忘掉需要舍弃的信息；第二步将输入门的值 i_t 和当前时刻单元状态备选值 $\tilde{C}_t$ 相乘，得到新状态的添加值；第三步将前两步进行相加，最终得到当前时刻的单元状态 C_t 。

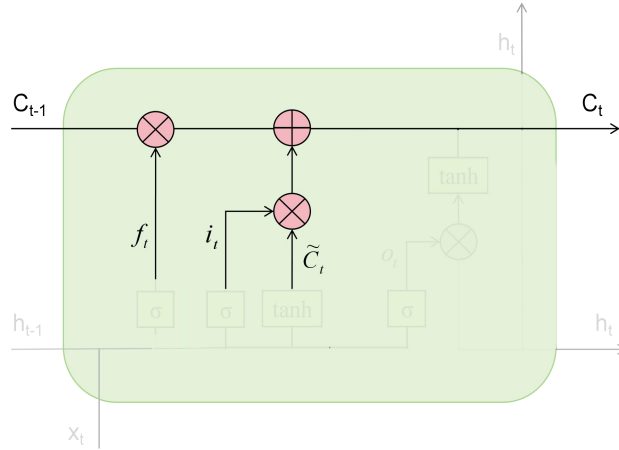


图 4.8 LSTM 的更新门

其公式如下所示：

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tilde{C}_t \quad (4.8)$$

其中， C_t 为当前时刻的单元状态。

(4) 输出门：用于控制当前单元状态的输出量，其结构如图 4.9 所示。输出门分为两步：第一步将 h_{t-1} 和 x_t 经过 σ 函数得到输出门的输出 o_t ；第二步当前时刻的单元状态 C_t 经过 $\tanh$ 函数后与 o_t 相乘得到当前时刻 LSTM 的输出 h_t 。

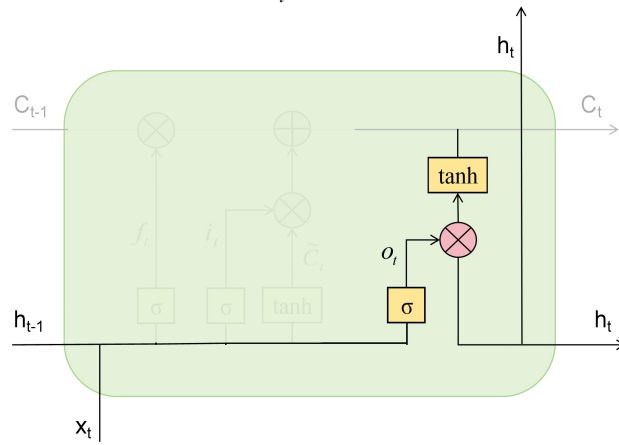


图 4.9 LSTM 的输出门

其公式如下所示：

$$o_t = \sigma(W_o x_t + W_o h_{t-1} + b_o) \quad (4.9)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (4.10)$$

其中， o_t 为输出门的输出， W_o 为输出门的权重矩阵， b_o 为偏置向量， h_t 为当前时刻 LSTM 的输出。

4.3.2 BiLSTM 原理

由于 LSTM 只考虑了某一时间节点之前的信息即历史信息，因此在 LSTM 中信息是单向

流动的，存在信息提取和利用不足的缺点。双向长短时记忆神经网络^[105]（Bi-directional Long-Short Term Memory, BiLSTM）是 LSTM 的优化版本，其能充分考虑时间节点前后的历史信息和未来信息对当前状态的影响，能更好地捕捉状态的前后依赖关系，从而提高寿命预测的准确性。

BiLSTM 的核心思想是输入时间序列分别从正反两向输入两个 LSTM 网络进行训练，将历史信息和未来信息进行拼接后进行输出。其原理如图 4.10 所示，BiLSTM 由输入层、双向 LSTM 层、输出层组成。双向 LSTM 层由两个独立的 LSTM 构成。正向 LSTM 能从前向后提取长期依赖特征，即考虑了历史状态对当前状态的影响；反向 LSTM 能从后向前提取长期依赖特征，即考虑了未来状态对当前状态的影响。将正反两向的信息进行拼接后，作为结果进行输出。

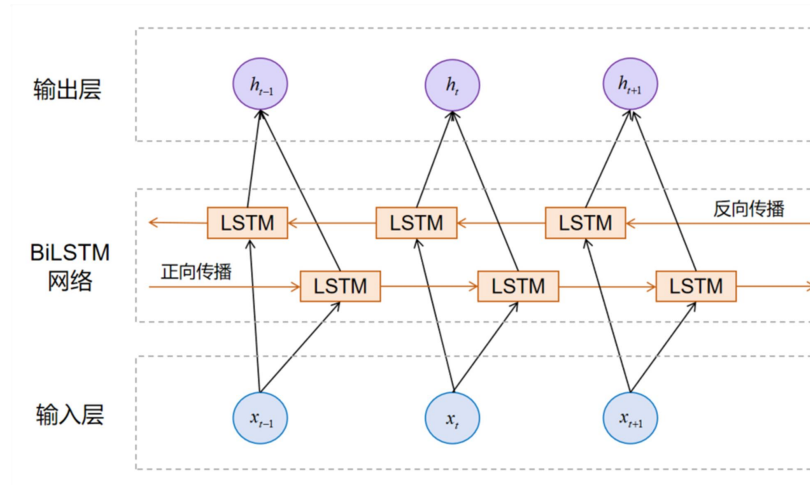


图 4.10 BiLSTM 网络结构图

其计算公式如下：

$$\vec{h}_t = \overrightarrow{LSTM}(x_t, \vec{h}_{t-1}) \quad (4.11)$$

$$\overleftarrow{h}_t = \overleftarrow{LSTM}(x_t, \overleftarrow{h}_{t+1}) \quad (4.12)$$

$$h_t = \text{concat}(\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t) \quad (4.13)$$

其中， $\vec{h}_t$ 表示正向 LSTM 的结果， $\overleftarrow{h}_t$ 表示反向 LSTM 的结果， h_t 表示 BiLSTM 的输出。

4.3.3 贝叶斯神经网络

在应用深度学习技术进行剩余寿命预测时，必须纳入不确定性因素的考量。这些因素主要分为数据不确定性和认知不确定性两大类。数据不确定性主要表现在数据分布的随机性上，通常由数据采集过程中的噪声引起，例如传感器误差和环境的随机变化。认知不确定性则与模型知识的局限性有关，如参数的不确定性和训练数据的不足。为了降低这些不确定性对预测结果的影响，可以通过增加数据量和优化模型结构来实现。这两种不确定性可能会同时出现，引发寿命预测结果的不确定性。

为了应对深度学习预测方法中的不确定性问题,常用的不确定性量化方法包括数据增强、贝叶斯算法等。在复杂系统的建模分析中,随着深度学习技术的发展,传统的贝叶斯方法与神经网络的结合,将神经网络模型参数视为随机变量,实现了模型参数的概率分布推导,形成了贝叶斯神经网络。图 4.11 展示了传统神经网络与贝叶斯神经网络的对比。贝叶斯神经网络^[106]不仅结合了传统贝叶斯方法和深度学习方法的优势,还增强了深度学习的强大预测能力和贝叶斯方法的不确定性量化能力。

假设训练数据样本为 $D(x, y)$, 输入样本为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 输出样本为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 即 RUL 标签。根据贝叶斯定理, 计算得到模型参数的后验分布, 公式如下:

$$p(W | D) = \frac{p(D | W)p(W)}{p(D)} \quad (4.14)$$

其中, $p(W | D)$ 表示参数 W 的后验分布, $p(D | W)$ 表示似然函数, $p(D)$ 为边缘似然。

但是, 由于后验分布的求解困难, 通常使用近似推断法。贝叶斯近似推断法分为两类: 马尔科夫链蒙特卡洛 (MCMC) 和变分推断。在处理大规模数据时, 变分推断相比马尔科夫链蒙特卡洛法具有更高的求解效率和更好的可扩展性。

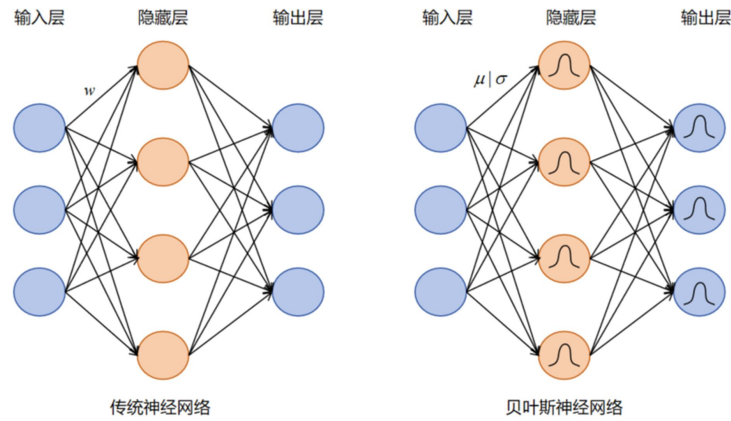


图 4.11 传统神经网络和贝叶斯神经网络的对比

4.3.4 MC-Dropout 近似贝叶斯推断

尽管变分推断在解决剩余寿命 (RUL) 预测中的不确定性估计问题方面表现出色, 但其引入的参数量较传统神经网络有显著增加, 导致训练过程中计算复杂度大幅上升, 难以满足实际工程应用的需求。近年来, 为了降低变分推断的时间复杂度, 提出了一种近似贝叶斯推断的方法——蒙特卡洛 Dropout (Monte Carlo Dropout), 该方法通过简单的 Dropout 机制实现了对模型不确定性的高效估计。

蒙特卡洛方法^[107] (Monte Carlo Method, MC) 是一类基于随机采样和统计模拟的数值计算方法, 其核心思想是通过生成大量随机样本, 利用概率统计规律近似求解复杂数学问题 (如积分、优化、概率分布等)。在贝叶斯模型中, 后验分布 $p(W | D)$ 的复杂积分常难以解析求解, 而蒙特卡洛方法通过采样近似后验预测分布。

Dropout 机制是一种用于防止神经网络过拟合的正则化技术, 其核心思想是在训练过程中随机丢弃网络中的部分神经元 (即将它们的输出置为零), 从而削弱神经元之间的共适应性,

提高模型的泛化能力。Dropout 的示意图如图 4.12 所示。在实际模型训练中，每个神经元设定一个 Dropout 概率 p ，当 $p=0$ 时，表示丢弃这个神经元。

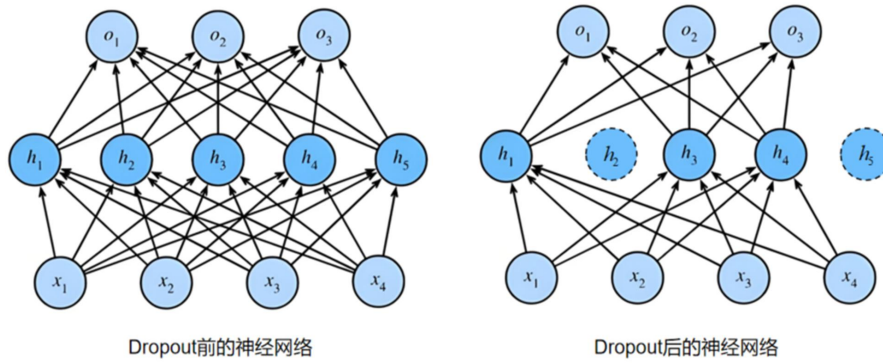


图 4.12 Dropout 示意图

蒙特卡洛 Dropout (Monte Carlo Dropout, 简称 MC Dropout) 是将 MC 与 Dropout 结合使用的一种技术，主要用于估计模型的不确定性。MC Dropout 使用 MC 采样对预测目标的分布进行近似，通过随机丢弃神经元来模拟不同的网络结构，从而量化模型的不确定性。其核心思想是在训练和测试阶段均保持激活状态，但通过多次前向传播，随机丢弃神经元以生成多个不同的网络输出。

具有任意深度和非线性的神经网络，在每个权重层之前应用 Dropout，在数学上相当于概率深度高斯过程的近似值。对于传统 Dropout，使用 L2 正则化项，对贝叶斯神经网络进行近似，则其优化目标函数可被构造为：

$$L_{dropout} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E(\mathbf{y}_i, \hat{\mathbf{y}}_i) + \lambda \sum_{i=1}^L (\|\mathbf{W}_i\|_2^2 + \|\mathbf{b}_i\|_2^2) \quad (4.15)$$

其中， $\hat{Y}$ 为模型输出， E 为损失函数， W 为权重矩阵， b 为偏置向量， S 表示样本子集， N 为样本子集中的样本总量， L 为模型参数总量， λ 为权重衰减系数。

Dropout 目标实际上最小化了近似分布和深度高斯过程的后验之间的 KL 散度。用蒙特卡洛采样积分，可得到目标函数为：

$$L_{GP-MC} \propto \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{-\log p(\mathbf{y}_n | \mathbf{x}_n, \hat{\omega}_n)}{\tau} + \sum_{i=1}^L \left(\frac{p_i l^2}{2\tau N} \|\mathbf{M}_i\|_2^2 + \frac{l^2}{2\tau N} \|\mathbf{m}_i\|_2^2 \right) \quad (4.16)$$

其中， τ 为模型精度，令：

$$\lambda = \frac{l^2(1-p)}{2\tau N} \quad (4.17)$$

$$E(\mathbf{y}_i, \hat{\mathbf{y}}_i) = -\frac{\log p(Y_n | X_n, \omega_n)}{\tau}$$

加入 Dropout 结构的神经网络的目标函数符合后验分布的变分推断，因此可以近似理解

4.4 实验验证与结果分析

本文首先在高压断路器退化数据集上对 GRU、LSTM、BiLSTM 分别使用 MC-Dropout 进行区间预测并将平均值作为点预测结果，将其与未使用 MC-Dropout 的点预测结果使用点预测评价指标进行比较分析，并使用区间预测评价指标对使用 MC-Dropout 的结果进行分析。

4.4.1 数据预处理

以 HVCB_1 数据为例，将 HVCB_1 的数据经第三章所提方法计算健康指数和退化起始点 FPT，退化退化起始点为 953，失效点为 4229，则高压断路器 HVCB_1 参与 RUL 预测的数据为操作次数 953 之后的数据，潜在故障状态样本长度为 3276 次。如图 4.14 所示为计算所得的 RUL 标签。

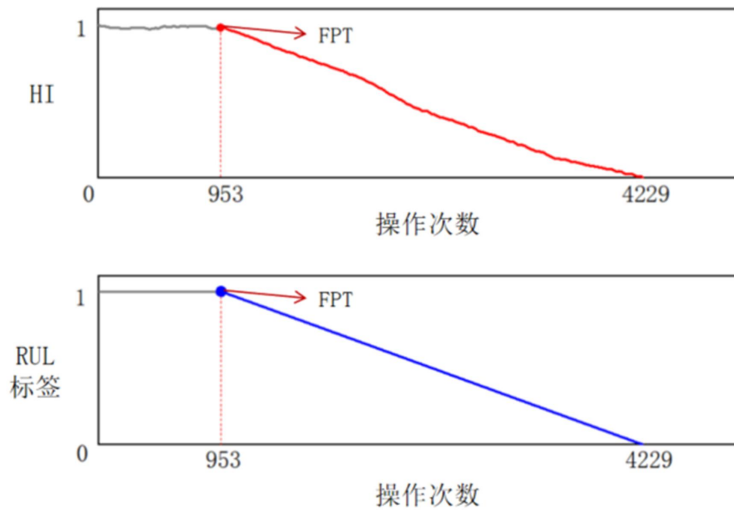


图 4.14 HVCB_1 的 HI 曲线和标准化 RUL 标签

使用滑动时间窗口对数据进行处理，滑动窗口大小设为 5，滑动步长设为 1。也就意味着将 5 个连续时间的 HI 值封装成一个向量，将这个向量作为某一时刻的输入特征。经滑动窗口处理后，共得到 3273 个样本向量。

4.4.2 模型评估指标

为验证寿命预测模型的准确性，需要采用合适的评估指标来衡量预测结果与实际观测值之间的差异并且评估不同模型的预测精度。

4.4.2.1 点预测评估指标

点预测常用的评价指标方法包括以下几种：

(1) 平均绝对误差 (MAE)

平均绝对误差是衡量预测模型准确性的常用指标之一，它表示预测值与实际观测值之差的绝对值的平均数，MAE 定义如下：

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (4.18)$$

(2) 均方根误差 (RMSE)

在剩余使用寿命预测问题中，常将均方根误差作为评估指标，用于反映预测值与真实值之间的偏差，RMSE 定义如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4.19)$$

其中， N 为测试集中的样本数量， y_i 为 RUL 预测值， $\hat{y}_i$ 为 RUL 真实值，当预测值与真实值完全一致时，RMSE 为 0；误差越大，RMSE 值越大。较小的 RMSE 值表明模型的预测效果更佳。与平均绝对误差 (MAE) 相比，均方根误差在数量级上更直观。

4.4.2.2 区间预测评估指标

(1) 区间覆盖概率 (PICP)

区间覆盖概率用于评估预测区间是否覆盖真实值的比例，公式如下：

$$PICP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K_i \quad (4.20)$$

$$K_i = \begin{cases} 1, & y_i \in [L_i, H_i] \\ 0, & y_i \notin [L_i, H_i] \end{cases} \quad (4.21)$$

其中， y_i 为 RUL 预测值， L_i 为预测区间的下限， H_i 为预测区间的上限。

PICP 值越大，代表有更多的目标值位于构建的预测区间中，预测结果的可靠性就越强。

(2) 平均预测区间宽度 (PINAW)

平均预测区间宽度用于评估预测区间的质量，公式如下：

$$PINAW = \frac{1}{N(\max(y_i) - \min(y_i))} \sum_{i=1}^N (H_i - L_i) \quad (4.22)$$

区间预测要综合考虑区间的准确性和可靠性，理想情况下，区间覆盖率要尽可能高且平均预测区间宽度要尽可能小，二者相互矛盾。

(3) 覆盖宽度准则 (CWC) ^[108]

为更全面评估区间预测的有效性，平衡 PICP 和 PINAW 的矛盾，引入覆盖宽度准则 (CWC)，公式如下：

$$CWC = PINAW (1 + \gamma(PICP) e^{-\eta(PICP - \mu)}) \quad (4.23)$$

$$\gamma(PICP) = \begin{cases} 0 & PICP \geq \mu \\ 1 & PICP < \mu \end{cases} \quad (4.24)$$

其中, η 为惩罚系数, μ 为置信区间决定。本文中, η 设为 0.6, μ 设为 0.95。

4.4.3 模型参数设置

网络深度对神经网络的表示学习能力有重要影响, 对所提预测模型通过堆叠多个 BiLSTM 网络层来增加网络深度。本文设置不同网络深度进行多次重复实验, 得到 RMSE 和训练时间随网络深度变化的过程, 如图 4.15 所示。

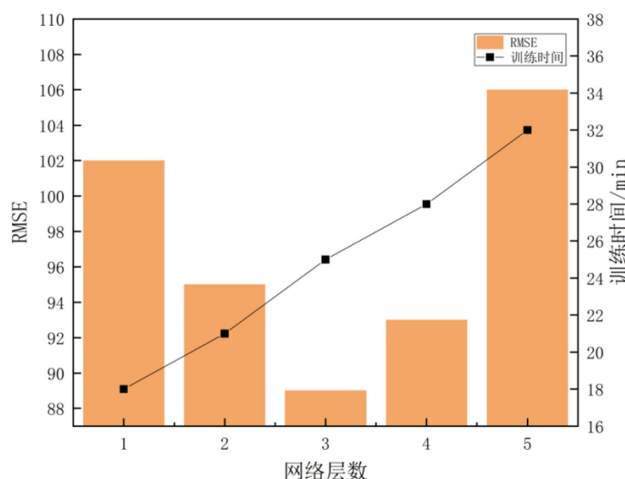


图 4.15 网络深度的影响

由上图可知, 随着网络深度增加, RMSE 在网络层数为 3 时最小, 表明随着模型深度加深, 模型能够获得更深层次的信息, 从而提高预测性能, 但增加到一定程度后, 模型会过拟合, 导致预测性能下降。同时, 随着网络深度加深, 模型结构变得复杂, 导致训练时间变长。综合考虑预测性能和训练效率, 最终本文选取 3 层 BiLSTM 网络作为预测模型, 其结构如表 4.3 所示。

表 4.3 三层 BiLSTM 模型的结构

结构	网络大小	参数值
输入	1	-
BiLSTM	128	-
Dropout	-	0.2
BiLSTM	64	-
Dropout	-	0.2
BiLSTM	32	-
Dropout	-	0.2
Dense	1	-
输出	1	-

根据以往调参经验及多次实验选择 BiLSTM 模型的超参数, 本章 BiLSTM 模型参数的初始化设置如表 4.4 所示。本文选取 Adam 作为优化器, Adam 优化器结合了自适应梯度算法 (Adaptive Gradient, AdaGrad) 和均方根传播算法 (Root Mean Square Propagation, RMSprop)

的优点，能够自动调整学习率，并在大多数情况下表现良好，且适用于多种不同的问题和网络架构。

表 4.4 BiLSTM 模型的参数

参数编号	参数名称	参数值	参数编号	参数名称	参数值
1	输入节点数	1	5	迭代次数	300
2	输出节点数	1	6	学习率	0.005
3	批尺寸	64	7	优化器	Adam
4	丢弃率	0.2	8	损失函数	RMSE

在测试阶段，将 Dropout 打开，MC 采样次数设置为 200，即进行 200 次前向传播，每次能得到不同的输出，计算输出的均值和标准差，将均值作为模型的预测结果，置信区间取值为 95%。

4.4.4 结果分析

从图 4.16 是验证组 1(HVCB_1-HVCB_4 作为训练集,HVCB_5 作为测试集)的 RUL 预测结果图来看，本研究运用四种不同方法对高压断路器剩余寿命进行预测，并通过对比预测值与真实值评估各方法性能。

从图 4.16 (a) LSTM 预测结果来看，其预测值曲线与真实值曲线虽整体趋势相符，但在部分阶段偏差较大，尤其在操作次数处于 2000-4000 区间时，预测值波动明显，表明 LSTM 模型在捕捉高压断路器复杂退化特征时存在一定局限性。

图 4.16 (b) BiLSTM 预测结果显示，相较于 LSTM，其预测精度有所提升，预测值更贴近真实值，尤其在操作后期表现较好。这说明 BiLSTM 凭借双向处理序列信息的能力，能更全面地挖掘数据中的时间依赖关系，有效提升剩余寿命预测的准确性。

图 4.16 (c) MC-Dropout+LSTM 预测结果表明，引入 MC-Dropout 后，模型预测值的稳定性显著增强，在整个操作次数区间内，预测曲线更为平滑，一定程度上减少了预测偏差。这体现了 MC-Dropout 方法在缓解过拟合、提升模型泛化能力方面的积极作用。

图 4.16 (d) MC-Dropout+BiLSTM 预测结果则进一步显示，该组合方法综合了 BiLSTM 在信息处理上的优势以及 MC-Dropout 在模型稳定性方面的作用，预测值与真实值最为接近，在整个预测过程中均能保持较低的误差，展现出最佳的预测性能。

综上所述，四种方法均能对高压断路器剩余寿命进行一定程度的预测，但在精度和稳定性上存在差异。其中，MC-Dropout+BiLSTM 方法在本研究中表现最优，为高压断路器剩余寿命预测提供了一种更可靠的解决方案。

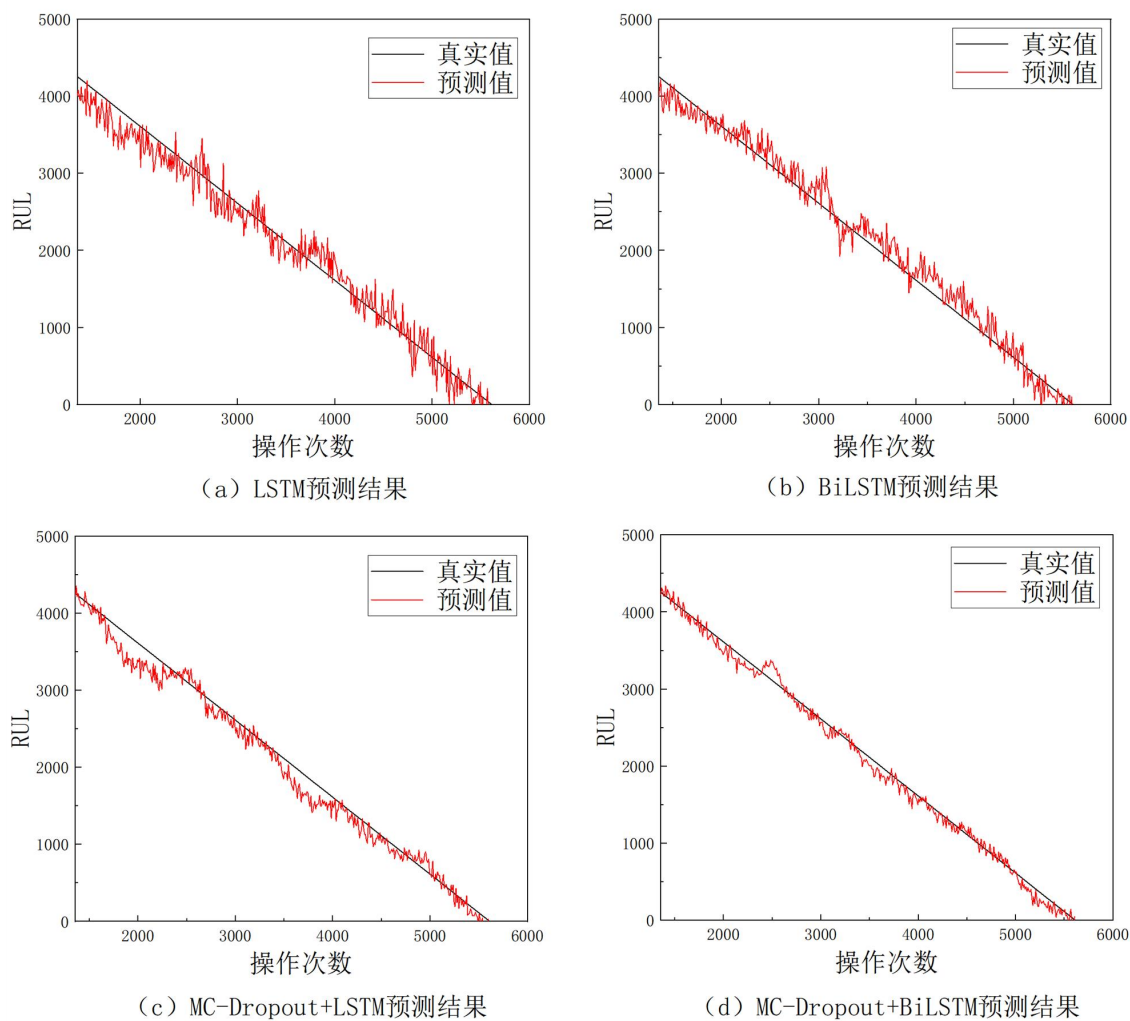


图 4.16 RUL 预测结果图

进一步观察图 4.16 可知，单纯的点预测结果仅给出一个确定数值，未充分考虑预测结果的不确定性。实际数据往往存在波动和噪声，点预测值可能因个别异常数据或波动而偏差较大。而区间预测考虑了数据的变异性，能更好地适应数据波动。本文使用 MC-Dropout+LSTM 和 MC-Dropout+BiLSTM 对验证组 1 进行区间预测的结果如图 4.17 所示。

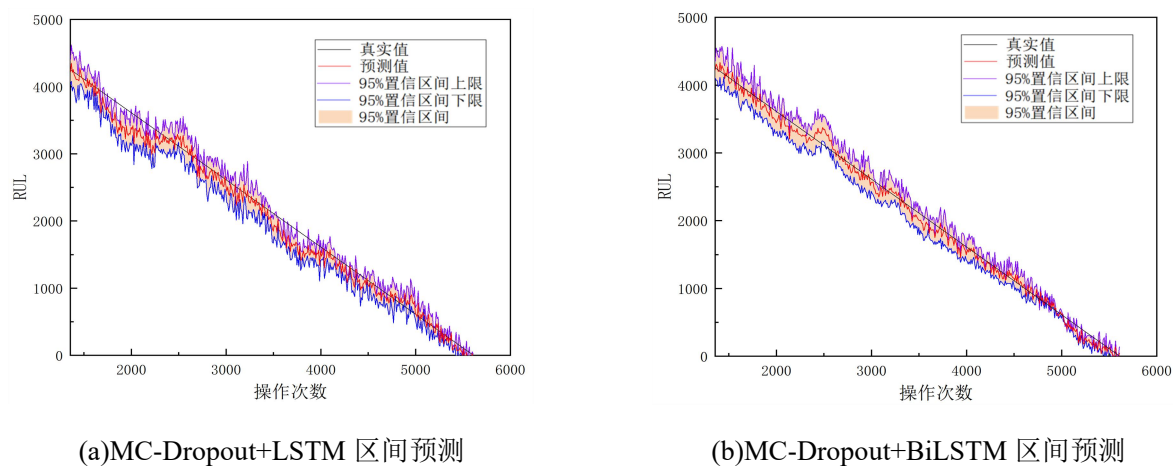


图 4.17 RUL 区间预测结果图

从图 4.17 (a) MC-Dropout+LSTM 区间预测结果来看, 真实值大多落在 95% 置信区间内, 表明该模型能够较为有效地捕捉数据的不确定性, 提供具有一定可信度的预测区间。然而, 仍有部分真实值处于区间边缘, 说明模型在某些阶段对不确定性的估计存在一定偏差, 可能是由于 LSTM 单向处理序列信息的局限性, 导致未能充分挖掘数据中的复杂特征。

图 4.17 (b) 展示了 MC-Dropout+BiLSTM 的区间预测结果。可以明显看出, 真实值几乎完全被 95% 置信区间覆盖, 且预测区间的宽度相对较为合理, 既不过于宽泛导致预测信息的模糊性, 也不过于狭窄而无法有效包含真实值。这体现了 BiLSTM 双向处理序列信息的优势, 能够更全面地捕捉高压断路器剩余寿命数据中的时间依赖关系, 结合 MC-Dropout 技术对模型不确定性的有效估计, 使得预测区间更加准确可靠。

为进一步评估点预测和区间预测的效果, 本文对 LSTM、BiLSTM、MC-Dropout+LSTM 和 MC-Dropout+BiLSTM 这几种模型进行了交叉验证, 通过多个评估指标来衡量其预测性能, 结果如表 4.5 所示。

表 4.5 各模型交叉验证预测结果表

模型	评估指标	验证组 1	验证组 2	验证组 3	验证组 4	验证组 5	平均值
LSTM	RMSE	205	179	223	201	194	200
	MAE	165	132	182	171	146	160
BiLSTM	RMSE	178	156	183	173	164	171
	MAE	142	121	155	138	128	137
MC-Dropout +LSTM	RMSE	125	107	131	123	113	120
	MAE	94	75	98	95	82	89
	PICP	0.9211	0.9501	0.9023	0.9156	0.9418	0.9262
	PINAW	0.2212	0.3979	0.2103	0.2311	0.2513	0.2624
	CWC	0.4462	0.3979	0.4267	0.4670	0.5038	0.4483
MC-Dropout +BiLSTM	RMSE	89	70	96	83	77	83
	MAE	53	45	62	57	49	53
	PICP	0.9523	0.9617	0.9412	0.9559	0.9611	0.9544
	PINAW	0.2527	0.3217	0.2011	0.2685	0.3513	0.2791
	CWC	0.2527	0.3217	0.4032	0.2685	0.3513	0.3195

通过多次交叉验证, 每个模型在不同验证组上都有相应的评估指标值。例如, LSTM 模型的 RMSE 在 179 到 223 之间波动, BiLSTM 模型的 RMSE 在 156 到 183 之间变化。这些指标值的波动范围相对合理, 说明模型在不同数据集划分下的表现虽有差异, 但没有出现极端情况, 具备一定的稳定性, 结果并非偶然, 具有一定可靠性。在多次交叉验证过程中, MC-Dropout+BiLSTM 模型的各项评估指标波动范围较小。不同验证组间, 其关键指标变化均在合理区间内, 这表明该模型在面对不同数据集划分时, 均能保持相对稳定的表现, 并非偶然得出有效结果, 有力地说明了其预测方法的可靠性。

针对点预测, 从均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 来看, 传统的 LSTM 模型 RMSE 平均值为 200, MAE 平均值为 160; BiLSTM 模型 RMSE 平均值降至 171,

MAE 平均值为 137，表明 BiLSTM 在捕捉序列信息上更具优势，双向的结构能更好地利用上下文信息，预测效果优于 LSTM。加入 MC-Dropout 技术后，MC-Dropout+LSTM 的 RMSE 和 MAE 平均值分别为 120 和 89，而 MC-Dropout+BiLSTM 的这两项指标更是低至 83 和 53，说明 MC-Dropout 的引入显著提升了模型的点预测精度。

针对区间预测，在置信区间为 95%的情况下，在区间覆盖概率(PICP)方面，MC - Dropout + LSTM 的平均值未能达到 95%置信区间的要求，而 MC-Dropout+BiLSTM 的 PICP 平均值达到 0.9544，表明该模型构建的预测区间能够更好地覆盖真实值，最大程度契合 95% 置信区间的要求。平均预测区间宽度(PINAW)和覆盖宽度准则(CWC)用于衡量区间的有效性，MC-Dropout+BiLSTM 在这两个指标上也展现出了较好的平衡，说明其不仅能保证较高的覆盖率，还能使区间宽度相对合理。

4.5 本章小结

本章针对高压断路器寿命预测的不确定性，在多源数据融合的健康评估模型基础上，提出了一种基于不确定性量化的高压断路器剩余寿命预测方法，进一步验证了基于多源数据融合方法进行高压断路器剩余寿命预测的有效性。并分别采用 LSTM、BiLSTM、MC-Dropout+LSTM、MC-Dropout+BiLSTM 四种模型在剩余寿命点预测的结果进行对比分析，MC-Dropout+BiLSTM 模型在 RMSE 指标达到 83，能较准确的预测高压断路器剩余寿命。并对比了 MC-Dropout+LSTM、MC-Dropout+BiLSTM 两种模型的区间预测结果，MC-Dropout+BiLSTM 模型的预测区间能覆盖大部分真实值，更好地克服了点预测结果的不确定性。

5 总结与展望

5.1 全文总结

本文围绕高压断路器的健康管理展开深入研究，针对当前高压断路器在健康状态评估和剩余寿命预测方面存在的不足，设计并实现了一个高压断路器健康管理系统。本系统涵盖机械特性监测、寿命预测、设备管理等多种功能。本文分析了在电力系统稳定运行需求日益增长的背景下，对高压断路器开展健康评估和寿命预测研究的重要性与现实意义，同时介绍其基本情况，并对国内外在健康管理、状态评估及寿命预测等方面的研究现状进行剖析，并详细说明了本系统的设计思路及实现方向，还针对高压断路器故障与健康管理中的健康评估和寿命预测两个关键环节，提出了一种基于多源数据融合的高压断路器健康状态评估方法和一种基于不确定性量化的高压断路器剩余机械寿命预测方法。本文的主要工作如下：

(1) 本文结合机械特性采集硬件与分层式软件设计理念，构建了高压断路器健康管理系统。设备层以高压断路器为监测对象，其触头行程、线圈电流等状态信号为关键数据来源。采集层通过机械特性采集装置这一硬件，搭配智能终端中的串口通信、无线通信等模块，实现数据的高效采集与传输，将设备层的状态信号转化为可处理的数据信息。边缘计算层则利用安卓屏等设备，执行特征提取、计算健康指标等功能，同时具备功能迁移、在线推理服务等能力，对采集来的数据进行初步分析与处理，并能根据需求更新模型参数，还可进行数据存储与显示。平台层依托云平台，搭建设备云平台与云计算平台。设备云平台则专注于数据存储、推送以及设备管理，为系统运行提供稳定的资源与数据支撑；业务应用平台负责模型训练、更新及数据存储等操作，还能制定服务执行策略。展示层包含 Web 端和 APP，为用户提供多样化的交互界面。各层相互协作，最终实现了功能全面且交互便捷的高压断路器健康管理，为其健康评估和寿命预测提供了坚实的数据与技术基础。

(2) 本文考虑了高压断路器的多源数据，设计了一种高压断路器健康状态评估方法。本文对高压断路器的机械特性进行深入剖析，明确线圈电流信号和触头行程信号的机理，为后续数据处理和特征提取提供理论基础。通过重复寿命试验采集数据，并进行预处理和存储，确保数据的可用性和可靠性。从线圈电流和触头行程信号中提取特征，经归一化处理后，依据退化敏感性筛选特征，构建起退化特征集。本文构建了基于 KPCA - WMD 的健康指数模型，利用 KPCA 进行特征降维，WMD 实现特征融合，从而生成设备健康指数。同时，借助基于变点检测的方法划分健康状态，建立设备分段健康状态模型。实验结果显示，在单调性、相关性、鲁棒性和退化敏感性这四个关键评价指标上，KPCA - WMD (TC、CC) 方法相较于单指标、单源以及 PCA 主成分的健康指数模型，均展现出最优性能；在监测高压断路器健康状态方面，基于退化速率的变点识别方法比传统的 3σ 方法更为灵敏且有效。

(3) 本文考虑了高压断路器寿命预测的不确定性, 提出了一种点预测和区间预测方法。本文基于贝叶斯神经网络使用近似贝叶斯推理的剩余寿命预测方法, 将 MC-Dropout 与 BiLSTM 结合, 最终得到剩余寿命的概率分布, 表达不确定性。实验结果表明, MC-Dropout+BiLSTM 模型的预测区间能覆盖大部分真实值, 更好地克服了点预测结果的不确定性, 将区间均值作为点预测结果, 也进一步验证多源数据融合用于剩余寿命预测的有效性。

5.2 未来展望

但是仍存在一些不足之处, 还需进行更深一步地研究:

(1) 数据融合广度和深度有限。当前多源数据融合主要集中于机械特性信号等部分数据, 对于其他如电气信号、环境因素数据等融合不够充分。未来可纳入更多影响高压断路器运行的因素, 使用更多类型的传感器采集多源数据, 并探索更全面的数据融合策略, 提升健康评估和寿命预测的准确性。

(2) 未考虑维修后的断路器寿命。本文研究主要针对高压断路器出厂至首次失效过程的寿命预测, 而实际使用中, 高压断路器很多故障往往可通过维修重新投入使用, 维修后高压断路器的退化趋势可能有所差异。当前研究未将维修后的断路器寿命纳入考量, 难以精准预估维修后设备的实际使用时长与性能变化。后续可通过收集大量维修记录与维修后设备运行数据, 构建专门针对维修后断路器的寿命评估模型, 提升预测的全面性与准确性。

(3) 不确定性量化方法相对单一。本文研究运用贝叶斯神经网络对剩余寿命预测的不确定性进行了量化, 并针对基于 MC-Dropout 的近似贝叶斯方法开展了探究。然而, 所采用的方法相对单一。在后续研究里, 可考虑探索其他近似计算方法, 增加更多基线模型的对比实验, 也可通过优化降维手段等方式, 减少贝叶斯神经网络的运算量, 以此提升预测模型的时效性。

(4) 数据样本容量较小。尽管本文研究的高压断路器数据集涵盖了不同的失效模式, 通过交叉验证方法也展现了一定的代表性和可靠性, 但不可忽视的是, 数据样本容量相对较小。这在一定程度上限制了研究结论的普适性以及对模型性能评估的全面性。随着本文高压断路器健康管理系统中设备数量的不断增加, 后续将获得更丰富的样本数据, 且这些数据将涵盖更广泛的设备运行条件和实际工况, 包括在实际运行条件下的真实数据。有条件的情况下, 还将增加其它厂商的设备。这为后续进一步深入研究提供了宝贵的数据资源。未来, 我们将基于这些不断增加的样本数据, 对高压断路器健康指数模型和寿命预测方法进行更全面、深入的验证和优化, 以期提高模型的准确性和泛化能力, 使其能够更准确地反映高压断路器在实际运行中的健康状态和寿命趋势, 为电力系统的安全稳定运行提供更有力的技术支持。

致谢

时光知味，岁月沉香。三年的硕士学习生涯即将结束，回首这段宝贵的时光，我满怀感激之情，向所有给予我帮助和支持的人致以最诚挚的谢意。

首先，我要向我的导师陈科明教授表达深深的感谢。在学术上，您严谨的治学态度、深厚的学术造诣和敏锐的洞察力给予了我极大的启发和指导。您不仅教会我如何进行科学研究，更教会我如何面对挑战和困难。您的言传身教，让我受益匪浅，是我学术道路上的明灯。在生活中，您无微不至的关怀和包容，让我在求学的道路上倍感温暖。我衷心祝愿您身体健康，工作顺利，学术成果丰硕。

其次，我要感谢我的同门黄海娟、刘岩、杨海文、赖盛纪以及师兄师姐师弟师妹们。我们共同度过了许多难忘的时光，一起探讨学术问题，一起面对挑战，一起分享成功的喜悦。你们的陪伴和支持让我感受到了同门情谊的珍贵。在论文撰写过程中，我们互相交流、互相学习，共同克服了许多困难。感谢你们的帮助和鼓励，让我在学术道路上更加坚定。

同时，我要感谢我的家人和朋友。你们一直是我坚实的后盾，无论我遇到什么困难和挫折，你们总是给予我最大的支持和鼓励。感谢你们的理解和支持，让我能够顺利完成学业。我将继续努力，在人生的每一个阶段都不负自己、坚守初心。

此外，我要特别感谢盲审老师和答辩委员会的老师。在盲审和答辩过程中，您们对我的论文进行了认真细致的评审，并提出了宝贵的意见和建议。您们的专业精神和公正态度让我深感敬佩。您的建议不仅帮助我改进了论文的不足，更让我对自己的研究方向有了更深入的认识。在此，我衷心感谢您们的辛勤付出和无私奉献。

最后，我要感谢不曾放弃的自己，面对求学、择业、毕业等大小困难都仍含泪坚持，不断自我治愈，自我成长。希望之后的自己能继续保持热忱，坚定前行。

在未来的日子里，我将继续努力学习、不断进步，以更加优异的成绩回报所有给予我帮助和支持的人。同时，我也将秉持着感恩之心，珍惜这段美好的时光和回忆。再次感谢所有在我硕士学习期间给予我帮助和支持的人。

参考文献

- [1] 田雪枫, 郜亚洲. 高压断路器的运行维护分析[J]. 集成电路应用, 2021, 38(10): 220-221.
- [2] 李建鹏, 赵冀宁, 孟荣等. 考虑故障相关的高压断路器维修策略研究[J/OL]. 高压电器, 1-8[2025-03-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1127.TM.20240919.1655.004.html>.
- [3] Ciancio V, Homri L, Dantan J Y, et al. Development of a flexible data management system, to implement predictive maintenance in the Industry 4.0 context[J]. International Journal of Production Research, 2024, 62(6): 2255-2271.
- [4] Ferreira C, Gonçalves G. Remaining Useful Life prediction and challenges: A literature review on the use of Machine Learning Methods[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 63(7): 550-562.
- [5] 李小伟. 高压断路器原理及应用[J]. 科技与企业, 2012, 1(01): 69.
- [6] Zio E. Prognostics and Health Management (PHM): Where are we and where do we (need to) go in theory and practice[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 218(2): 108119.
- [7] 李彦夫, 韩特. 基于深度学习的工业装备 PHM 研究综述[J]. 振动. 测试与诊断, 2022, 42(05): 835-847.
- [8] 王凯. 智能机械系统中的故障预测与健康管理[J]. 中国机械, 2024, 1(27): 33-36.
- [9] Scott M J, Verhagen W J C, Bieber M T, et al. A systematic literature review of predictive maintenance for defence fixed-wing aircraft sustainment and operations[J]. Sensors, 2022, 22(18): 7070.
- [10] Ezhilarasu C M, Skaf Z, Jennions I K. The application of reasoning to aerospace Integrated Vehicle Health Management (IVHM): Challenges and opportunities[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2019, 105: 60-73.
- [11] Dalzochio J, Kunst R, Barbosa J L V, et al. Predictive maintenance in the military domain: a systematic review of the literature[J]. ACM computing surveys, 2023, 55(13): 1-30.
- [12] Verhagen W J C, Santos B F, Freeman F, et al. Condition-based maintenance in aviation: challenges and opportunities[J]. Aerospace, 2023, 10(9): 762.
- [13] Liang Q, Knutsen K E, Vanem E, et al. A review of maritime equipment prognostics health management from a classification society perspective[J]. Ocean Engineering, 2024, 301: 117619.
- [14] Gonzalez-Jimenez D, Del-Olmo J, Poza J, et al. Data-driven fault diagnosis for electric drives: A review[J]. Sensors, 2021, 21(12): 4024.

- [15] 张浩驰, 张星一, 崔赞等. 基于数据驱动的航空装备生产系统 PHM 方法与应用系统设计[J]. 航空科学技术, 2023, 34(11): 81-86.
- [16] 范满意, 罗凯, 马英杰等. 基于知识图谱的航空发动机 PHM 仿真验证平台设计[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(06): 305-313.
- [17] 董先鹏. 基于云-边协同的城轨牵引系统 PHM 技术研究[J]. 智慧轨道交通, 2023, 60(05): 1-5.
- [18] 赵宝, 吕壮壮, 王亚军等. 基于重载铁路的 PHM 平台建设方法[J]. 电工技术, 2023, 1(16): 37-41+73.
- [19] 罗浩然, 姚天宇, 鄂海红等. 基于云边协同的智能城市轨道交通 PHM 系统[J]. 软件, 2023, 44(02): 13-16.
- [20] 陆航, 董威, 董光. 国内外轨道交通 PHM 应用现状综述[J]. 中国铁路, 2023, 1(04): 82-93.
- [21] 罗兵, 王婷婷, 石鑫等. 面向电力变压器 PHM 的数字孪生技术[J]. 南方电网技术, 2022, 16(12): 16-28.
- [22] 徐国卿, 王翔, 竺伟等. 电力电子器件故障预测与健康管理工作研究现状和趋势[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(05): 1912-1927.
- [23] 亿渡数据. 2022 年中国 PHM 行业研究报告[R]. 深圳市: 2022.
- [24] Baur M, Albertelli P, Monno M. A review of prognostics and health management of machine tools[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 107(2): 2843-2863.
- [25] 赵丽琴, 刘昶, 曹明生等. 复杂装备健康度评估方法研究综述[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(11): 1-7.
- [26] Nguyen K T P, Medjaher K, Tran D T. A review of artificial intelligence methods for engineering prognostics and health management with implementation guidelines[J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(4): 3659-3709.
- [27] 梁伟阁, 张钢, 王健等. 复杂机械设备健康状态预测方法研究综述[J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43(07): 67-77.
- [28] 陆颖, 侯学东. 液压系统健康状态评估技术[J]. 飞机设计, 2019, 39(03): 52-57.
- [29] 崔建国, 韩建, 蒋丽英等. 航空发动机健康状态评估技术研究[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2018, 35(06): 62-67.
- [30] Nemani V, Bray A, Thelen A, et al. Health index construction with feature fusion optimization for predictive maintenance of physical systems[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2022, 65(12): 349.
- [31] Li P, Maged A, Zhang A, et al. An adaptive prognostics method based on a new health index via data fusion and diffusion process[J]. Measurement, 2022, 193(1): 110968.

- [32] 杨春波, 陶青, 张健等. 基于综合健康指数的设备状态评估[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(10): 104-109.
- [33] 叶昱媛, 朱萌, 郑建勇等. 基于随机模糊理论的断路器寿命评估方法[J]. 湖北电力, 2020, 44(01): 49-57.
- [34] Wu Y, Cao N, Yu Q. State Evaluation of Circuit Breakers Based on Improved Fuzzy Comprehensive Evaluation Method[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1748(2): 22013.
- [35] 陈昊, 马兆兴, 吴司颖等. 基于变权重的断路器健康状态综合评估方法[J]. 湖南电力, 2022, 42(03): 20-24.
- [36] 郭德龙, 段宏伟, 徐维甲等. 基于健康指数的直流断路器状态评估模型[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(03): 171-176.
- [37] Asefi S, Andreesen G, Leinakse M, et al. Measurement and operation based condition monitoring methodology for High Voltage Circuit Breakers[C]//2022 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe). Novi Sad, Serbia: IEEE, 2022: 1-5.
- [38] Deng S, Zhou J. Prediction of remaining useful life of aero-engines based on CNN-LSTM-Attention[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2024, 17(1): 232.
- [39] Al-Khazraji H, Nasser A R, Hasan A M, et al. Aircraft engines remaining useful life prediction based on a hybrid model of autoencoder and deep belief network[J]. IEEE Access, 2022, 10(2): 82156-82163.
- [40] Catelani M, Ciani L, Fantacci R, et al. Remaining useful life estimation for prognostics of lithium-ion batteries based on recurrent neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70(5): 1-11.
- [41] Elmahallawy M, Elfouly T, Alouani A, et al. A comprehensive review of lithium-ion batteries modeling, and state of health and remaining useful lifetime prediction[J]. Ieee Access, 2022, 10(1): 119040-119070.
- [42] 张松. 滚动轴承剩余使用寿命预测综述[J]. 内燃机与配件, 2024, 10(18): 24-26.
- [43] 张金豹, 邹天刚, 王敏等. 滚动轴承剩余使用寿命预测综述[J]. 机械科学与技术, 2023, 42(01): 1-23.
- [44] 郭忠义, 李永华, 李关辉等. 装备系统剩余使用寿命预测技术研究进展[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(03): 341-364.
- [45] Wang L, Zhang C, Tao C, et al. Prediction of multiple fatigue crack growth based on modified Paris model with particle filtering framework[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 190(15): 110124.

- [46] 杨慧明, 杨霞, 黄宇齐. 基于 Paris 模型的滚动轴承全周期疲劳寿命预测研究[J/OL]. 中国机械工程, 1-9[2025-03-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.th.20241231.1638.009.html>.
- [47] 何磊. 基于安全衰减速率时变性的压力容器裂纹缺陷剩余寿命预测方法研究[D]. 四川: 四川大学, 2022.
- [48] Chen Z, Cao S, Mao Z. Remaining Useful Life Estimation of Aircraft Engines Using a Modified Similarity and Supporting Vector Machine (SVM) Approach[J]. Energies, 2017, 11(1): 28.
- [49] 石艳辉, 江学焕, 陈凯. 基于秃鹰搜索算法优化 ELM 的锂电池剩余寿命预测[J]. 湖北汽车工业学院学报, 2024, 38(02): 52-56.
- [50] 赵洪利, 魏凯. 基于相似性与 GA-RF 的航空发动机剩余寿命预测[J]. 机床与液压, 2022, 50(12): 167-173.
- [51] 刘俊利, 赵智超, 王毅, 等. 一种基于 CS-LDG-RNN 的滚动轴承剩余寿命预测方法[C]//中国力学学会产学研工作委员会. 第二届中国 CAE 工程分析技术年会论文集. 中国汽车工程研究院股份有限公司. 2024: 207-213.
- [52] 张鑫阳, 王可庆, 贾新旺等. 基于并行 TCN-SE-BiLSTM 模型的涡扇发动机剩余寿命预测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(24): 179-187.
- [53] 许之胜, 刘长良, 徐健. 基于 KECA 和维纳过程的风电齿轮箱剩余寿命预测[J]. 中国测试, 2024, 50(12): 156-162.
- [54] 陈啸午. 考虑不确定性因素下的锂电池剩余寿命预测方法研究[D]. 四川: 电子科技大学, 2024.
- [55] 王晗. 基于高维退化特征的旋转机械剩余寿命预测方法研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2023.
- [56] 张德. 基于神经网络和不确定性量化的剩余寿命预测方法研究[D]. 湖北: 武汉理工大学, 2021.
- [57] Sheng Y, Liu H, Li J. Bearing performance degradation assessment and remaining useful life prediction based on data-driven and physical model[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(5): 055002.
- [58] 杨钰炜, 迟长春, 李兴家. 基于 AM 算法优化 LSTM 的微型断路器剩余电寿命预测[J]. 上海电机学院学报, 2024, 27(06): 344-350.
- [59] 孙曙光, 唐尧, 王景芹等. 基于多信号特征融合的断路器操作机构寿命预测[J]. 高电压技术, 2022, 48(11): 4455-4468.
- [60] 段雄英, 赵洋洋, 陈艳霞等. 基于 Spark 的高压断路器机械寿命预测评估[J]. 高压电器, 2020, 56(09): 80-86.
- [61] 高淇. 高压断路器的机械特性劣化趋势分析及寿命预测[D]. 福建: 厦门理工学院, 2021.

- [62] 李家豪, 王青于, 范玥霖等. 鲸鱼优化算法-双向长短期记忆神经网络用于断路器机械剩余寿命的预测研究[J]. 高电压技术, 2024, 50(01): 250-262.
- [63] Bansal D, Gupta K, Sharen Ganesh M C, et al. Smart energy meter based on hall effect current sensing techniques with IoT modules[J]. Journal of Information and Optimization Sciences, 2022, 43(1): 225-231.
- [64] Wang C, Chen K, Kong X. Measurement of Contact Travel of High Voltage Circuit Breakers Based on GMR Sensor[C]//2023 3rd International Conference on Electrical Engineering and Control Science (IC2ECS). Hangzhou, China: IEEE, 2023: 564-567.
- [65] 欧浩源, 陈春玮, 贺易栋等. 基于 Cat.1 物联网技术的环境智能监测系统设计与实现[J]. 电子技术与软件工程, 2022, 1(20): 252-256.
- [66] 华康民, 殷旭颂. 基于 Python 的网易云音乐评论数据分析系统的设计与实现[J]. 现代信息科技, 2024, 8(24): 72-76.
- [67] David R, Duke J, Jain A, et al. Tensorflow lite micro: Embedded machine learning for tinyml systems[J]. Proceedings of Machine Learning and Systems, 2021, 3(2): 800-811.
- [68] Dhar S, Guo J, Liu J, et al. A survey of on-device machine learning: An algorithms and learning theory perspective[J]. ACM Transactions on Internet of Things, 2021, 2(3): 1-49.
- [69] 李民靖, 郝东来. 基于 OneNET 的家居智能晾衣架系统设计[J]. 物联网技术, 2023, 13(11): 68-71.
- [70] 中国移动. OneNET 多协议接入产品架构 [EB/OL]. [2025-03-03]. <https://onenet.hk.chinamobile.com/doc/multiprotocol/book/introduce/architecture.html>.
- [71] 陈明省, 李刚, 李胜广. 基于 MQTT 的物联网平台在智慧监管中的应用[J]. 中国安防, 2024, 1(12): 89-93.
- [72] Agrawal S, Singh D. Study Containerization Technologies like Docker and Kubernetes and their Role in Modern Cloud Deployments[C]//2024 IEEE 9th International Conference for Convergence in Technology (I2CT). Pune, India: IEEE, 2024: 1-5.
- [73] Joseph F J J, Nonsiri S, Monsakul A. Keras and TensorFlow: A hands-on experience[J]. Advanced deep learning for engineers and scientists: A practical approach, 2021, 21(03): 85-111.
- [74] 王显梅, 陈慧. Web 前端技术在网页视觉中的应用研究[J]. 信息技术与信息化, 2020, 1(05): 41-43.
- [75] 朱珍珍, 丁明煜. 基于 HTML5 的河南旅游平台的简易设计[J]. 信息通信, 2020, 10(09): 84-85.
- [76] 赖守亮, 罗紫惠. CSS3 与网页视觉设计及技术呈现研究[J]. 包装工程, 2021, 42(02): 191-194.

- [77] 邹聪, 张浩洋, 周浩. 基于 Vue3 的数据申请管理系统设计与实现[J]. 现代计算机, 2024, 30(23): 211-214.
- [78] 孙艺宁. 基于 Vue 的百度智能云图像识别模型技术的实现[J]. 电脑知识与技术, 2024, 20(33): 29-31.
- [79] 陈俊杰, 鄢博. 利用 Python、Uniapp、Vue.js 构建土建技术监督与管理系统[J]. 信息与电脑(理论版), 2024, 36(08): 16-18.
- [80] 张艳飞, 邵阳, 公维炜等. 考虑小波包-灰度共生矩阵的高压断路器弹簧疲劳故障程度诊断研究[J]. 机械科学与技术, 2024, 43(02): 274-281.
- [81] 桑仲庆, 高淇, 徐敏等. 基于可靠性参数的分合闸时间特性估计及评判策略[J]. 高压电器, 2022, 58(06): 199-204.
- [82] Rudsari F N, Razi-Kazemi A A, Shoorehdeli M A. Fault analysis of high-voltage circuit breakers based on coil current and contact travel waveforms through modified SVM classifier[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1608-1618.
- [83] 赵荣飞. 多模态传感器数据融合高压开关健康状态监测[J]. 中国新技术新产品, 2024, 17(19): 22-24.
- [84] 韦婷. 智能真空断路器运动特性在线监测研究[D]. 四川: 西南交通大学, 2020.
- [85] NASA. Prognostics Center of Excellence (PCoE) Data Set Repository [EB/OL]. [2024-04-14]. <https://www.nasa.gov/intelligent-systems-division/discovery-and-systems-health/pcoe/pcoe-data-set-repository/>.
- [86] 汪志斌, 蒋毅, 韩国骅. 小波变换方法在无线电信号处理中的应用[J]. 上海信息化, 2024, 10(12): 23-26.
- [87] 岳峰, 张坤, 李昭等. 高压断路器操动机构振动信号小波去噪研究[J]. 电力设备管理, 2020, 21(07): 45-46.
- [88] 朱宁宁, 郑祥. 基于位移信号的高压断路器机械特性检测系统研究[J]. 自动化与仪表, 2022, 37(01): 1-5.
- [89] 刘建寅. SF6 高压断路器机械特性测试及其状态评价[J]. 高压电器, 2020, 56(06): 173-180.
- [90] Zhang B, Zhang L, Xu J. Degradation feature selection for remaining useful life prediction of rolling element bearings[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2016, 32(2): 547-554.
- [91] 周莉梅, 马钊, 盛万兴. 现代配电网健康指数理论最新研究进展[J]. 供用电, 2016, 33(01): 3-7.
- [92] Anowar F, Sadaoui S, Selim B. Conceptual and empirical comparison of dimensionality reduction algorithms (pca, kpca, lda, mds, svd, lle, isomap, le, ica, t-sne)[J]. Computer Science Review, 2021, 40(2): 100378.

- [93] Wang H, Peng M, Yu Y, et al. Fault identification and diagnosis based on KPCA and similarity clustering for nuclear power plants[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2021, 150(1): 107786.
- [94] Hu Y, Zheng J, Jiang S, et al. A mahalanobis distance-based approach for dynamic multiobjective optimization with stochastic changes[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2023, 28(1): 238-251.
- [95] Yin L, Lv L, Wang D, et al. Spectral clustering approach with K-nearest neighbor and weighted mahalanobis distance for data mining[J]. *Electronics*, 2023, 12(15): 3284.
- [96] Gaonkar A, Patil R B, Kyeong S, et al. An assessment of validity of the bathtub model hazard rate trends in electronics[J]. *IEEE Access*, 2021, 9(12): 10282-10290.
- [97] 韩宁. 基于混合滤波的两阶段滚动轴承剩余寿命预测[D]. 陕西: 西安理工大学, 2023.
- [98] 姚雨晴. 两阶段退化系统的可靠性建模与视情维修策略研究[D]. 天津: 天津大学, 2020.
- [99] 赵俊杰. 基于特征融合的滚动轴承剩余寿命预测研究[D]. 江苏: 江苏科技大学, 2023.
- [100] 陈振强. 基于强鲁棒统计特征提取的滚动轴承健康管理方法研究[D]. 江苏: 江苏大学, 2023.
- [101] Jiao R H, Ma X, Li L, et al. Battery Remaining Useful Life Prediction Based on a Combination of ARMA and Degradation Model[C]//2022 13th International Conference on Reliability, Maintainability, and Safety (ICRMS). Kowloon, Hong Kong: IEEE, 2022: 115-119.
- [102] Xiang S, Li P, Huang Y, et al. Single gated RNN with differential weighted information storage mechanism and its application to machine RUL prediction[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, 242(1): 109741.
- [103] Zhou J, Qin Y, Chen D, et al. Remaining useful life prediction of bearings by a new reinforced memory GRU network[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, 53(10): 101682.
- [104] Wu J Y, Wu M, Chen Z, et al. Degradation-aware remaining useful life prediction with LSTM autoencoder[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70(4): 1-10.
- [105] Cai S, Zhang J, Li C, et al. A RUL prediction method of rolling bearings based on degradation detection and deep BiLSTM[J]. *Electronic Research Archive*, 2024, 32(5): 1.
- [106] Hostens E, Eryilmaz K, Vangilbergen M, et al. Bayesian Networks for Remaining Useful Life Prediction[C]//PHM Society European Conference. Prague, Czech Republic: PHM Society, 2024, 8(1): 11.
- [107] Wei M, Gu H, Ye M, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on Monte Carlo Dropout and gated recurrent unit[J]. *Energy Reports*, 2021, 7(2): 2862-2871.
- [108] Zhou M, Zhang Y, Wang J, et al. Water quality indicator interval prediction in wastewater treatment process based on the improved BES-LSSVM algorithm[J]. *Sensors*, 2022, 22(2): 422.

附录

作者在读期间发表的学术论文、专利及参加的竞赛和科研项目

专利：

- [1] 孔秀婷, 陈科明, 郑泽轩等. 基于退化模型的高压断路器机械寿命预测方法[P], 浙江省: 2024109586873, 2024-10-01.

科研项目：

- [1] 高压断路器在线监测平台开发及故障与健康管理工作研究. 横向课题. 2022.09-2024.10.
- [2] 大型仪器运行状态监测系统开发及状态识别算法研究. 横向课题. 2021.10-2024.07.