

分类号: TM54

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2220320151



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 雷电影响下氧化锌压敏电阻
使用寿命预测研究

论 文 作 者 王溯
校 内 导 师 张春龙（副教授）
校 外 导 师 李权
专业学位类别 电子信息
研究方向（领域） 人工智能

论文提交日期: 2025 年 5 月 15 日

分类号：TM54

单位代码：10363

密类级：公开

学 号：2220320151

题 目 雷电影响下氧化锌压敏电阻使用寿命预测研究

题 目 RESEARCH ON THE PREDICTION OF SERVICE
LIFE OF ZINC OXIDE VARISTORS UNDER
LIGHTNING INFLUENCE

论 文 作 者 ： 王 溯

校 内 导 师 ： 张春龙（副教授）

校 外 导 师 ： 李 权

专业学位类别 ： 电子信息

研究方向（领域）： 人工智能

论文答辩日期 ： 2025 年 5 月 10 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。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。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：

日期： 2025 年 5 月 10 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 _____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名： 

指导教师签名： 

日期： 2025 年 5 月 10 日

日期： 2025 年 5 月 10 日

雷电影响下氧化锌压敏电阻使用寿命预测研究

摘 要

氧化锌压敏电阻因其具有良好的能量吸收特性和优秀的非线性而被广泛应用于电气设备。然而雷电产生的高幅值、短持续时间的瞬态过电压，会直接导致氧化锌压敏电阻的性能退化。尽管现有的监测系统能够监控氧化锌压敏电阻的工作状态，但仍然存在监测不及时、不准确等问题，导致其难以满足当下社会的智能化需求。本文深入研究了雷电影响下的氧化锌压敏电阻的劣化现象，设计了氧化锌压敏电阻劣化探究实验。并且基于实验构建多特征融合的剩余使用寿命预测系统。

具体研究内容如下：

（1）研究氧化锌压敏电阻的老化特性，设计氧化锌压敏电阻在雷电影响下的劣化探究实验。通过脉冲电流发生器模拟雷电流冲击氧化锌压敏电阻，分析多脉冲参数对氧化锌压敏电阻的老化影响。实验研究表明，雷电脉冲数量、脉冲幅值及脉冲间隔对氧化锌压敏电阻的泄漏电流、压敏电压和表面温度等参数影响显著，这一发现为后续的氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测工作奠定了坚实的实验基础。

（2）综合氧化锌压敏电阻的老化特性参数，提出氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测模型。基于生成对抗网络完成数据插补，解决数据异常问题。利用 Temporal Kolmogorov-Arnold Transformer 模型，构建多特征融合的氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测模型，显著提高了预测准确性。TKAT 模型的均方根误差达到 0.352，R2 系数达到 0.91。对比基准模型的误差平均下降了 0.3，模型拟合效果更好。

（3）基于 Pyqt5 搭建氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测系统。

整体系统分为信息采集模块、阿里云平台和多特征融合的预测模型三部分。信息采集模块通过主控芯片 STM32 采集泄漏电流、表面温度、环境温湿度和电场电荷等参数，利用 ESP8266 无线通信将数据上传至云平台。云平台通过 MQTT 协议接收采集的数据，并将数据传输至预测模型。模型随后以百分比形式给出氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命预测结果。当剩余使用寿命降至 30%以下时，云平台会自动将预警信息发送至客户手机端，实现寿命预测系统的提前告警功能。

关键词：雷电防护，氧化锌压敏电阻，深度学习，TKAT模型，剩余寿命预测

RESEARCH ON THE PREDICTION OF SERVICE LIFE OF ZINC OXIDE VARISTORS UNDER LIGHTNING INFLUENCE

ABSTRACT

Zinc oxide varistors are widely used in electrical equipment due to their excellent energy absorption characteristics and outstanding nonlinearity. However, the high amplitude and short duration transient overvoltage generated by lightning can directly lead to the performance degradation of zinc oxide varistors. Although the existing monitoring system can monitor the working status of zinc oxide varistors, there are still problems such as untimely and inaccurate monitoring, which makes it difficult to meet the intelligent needs of today's society. This dissertation delves into the degradation phenomenon of zinc oxide varistors under the influence of lightning, and designs an experiment to investigate the degradation of zinc oxide varistors. And based on experiments, a multi feature fusion residual service life prediction system is constructed.

The specific research content is as follows:

(1) Study the aging characteristics of zinc oxide varistors and design an experiment to investigate the degradation of zinc oxide varistors under lightning influence. Simulate lightning current impact on zinc oxide varistors using a pulse current generator, and analyze the aging effect of multiple pulse parameters on zinc oxide varistors. Experimental studies have shown that the number, amplitude, and interval of lightning pulses have a significant impact on parameters such as leakage current, voltage,

and surface temperature of zinc oxide varistors. This discovery lays a solid experimental foundation for predicting the remaining service life of zinc oxide varistors in the future.

(2) Based on the aging characteristic parameters of zinc oxide varistors, a prediction model for the remaining service life of zinc oxide varistors is proposed. Based on generative adversarial networks, data interpolation is completed to solve data anomaly problems. Using the Temporal Kolmogorov Arnold Transformer model, a multi feature fusion model for predicting the remaining service life of zinc oxide varistors was constructed, significantly improving the accuracy of prediction. The root mean square error of the TKAT model reaches 0.352, and the R2 coefficient reaches 0.91. The average error of the benchmark model has decreased by 0.3, indicating a better fitting effect of the model.

(3) Build a remaining service life prediction system for zinc oxide varistors. The overall system is divided into three parts: information collection module, Alibaba Cloud platform, and multi feature fusion prediction model. The information collection module collects parameters such as leakage current, surface temperature, environmental temperature and humidity, and electric field charge through the main control chip STM32, and uploads the data to the cloud platform using ESP8266 wireless communication. The cloud platform receives collected data through the MQTT protocol and transmits it to the prediction model through data push. Build a UI interactive interface based on Pyqt5 to achieve online prediction of the remaining service life of zinc oxide varistors.

Wang Su (Electronic Information)

Supervised by Professor Zhang Chunlong

KEYWORDS: lightning protection, zinc oxide varistor, deep learning, TKAT model, artificial intelligence, residual life prediction

目录

摘要	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究目的及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 多脉冲下 ZnO 压敏电阻特性的研究进展	2
1.2.2 金属氧化物避雷器智能化研究进展.....	3
1.3 主要研究内容及章节安排.....	4
第 2 章 雷电影响下氧化锌压敏电阻老化特性实验研究	6
2.1 氧化锌压敏电阻的劣化机理及特性概述.....	6
2.1.1 氧化锌压敏电阻的脉冲老化机理.....	6
2.1.2 氧化锌压敏电阻的 V-I 特性.....	7
2.2 多脉冲冲击测试平台.....	9
2.3 脉冲电流波形的选择.....	10
2.4 实验样品以及实验判定标准.....	12
2.4.1 实验样品.....	12
2.4.2 实验判定标准.....	13
2.5 脉冲参数对氧化锌压敏电阻老化特性的影响.....	13
2.5.1 脉冲间隔对氧化锌压敏电阻老化的影响.....	14
2.5.2 脉冲数量对氧化锌压敏电阻老化的影响.....	17
2.5.3 单脉冲对压敏电阻老化的影响.....	19
2.5.4 多脉冲下氧化锌压敏电阻的热特性.....	20
2.6 本章小结.....	21
第 3 章 基于深度学习的氧化锌压敏电阻状态预测研究	22
3.1 Temporal Kolmogorov-Arnold Transformer 模型.....	22
3.1.1 模型基本原理.....	22
3.1.2 Kolmogorov-Arnold 模型.....	23
3.1.3 可变选择网络.....	24
3.1.4 门控残差网络.....	25
3.2 基于生成对抗网络的数据插补研究.....	25
3.2.1 数据缺失原因.....	25
3.2.2 生成对抗网络.....	26
3.3 麻雀优化算法.....	28
3.4 仿真数据与实验环境.....	30
3.4.1 仿真数据.....	30
3.4.2 实验环境.....	30
3.5 评估指标.....	31
3.6 优化算法分析.....	32
3.6.1 超参数搜索.....	32

3.6.2 模型参数分析对比.....	33
3.7 仿真结果.....	35
3.8 本章小结.....	37
第 4 章 预测系统平台搭建与研究	39
4.1 氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测系统整体结构.....	39
4.2 信息采集模块硬件设计.....	40
4.2.1 主控电路设计.....	40
4.2.2 温度测量电路.....	41
4.2.3 泄漏电流检测电路.....	42
4.2.4 雷电信息采集模块.....	42
4.2.5 无线通信模块.....	43
4.3 整体系统软件设计.....	43
4.3.1 整体系统架构.....	44
4.3.2 泄漏电流采集模块.....	45
4.3.3 温度检测模块.....	46
4.3.3 数据交互设计.....	47
4.4 系统平台搭建与评估.....	47
4.4.1 系统搭建.....	47
4.4.2 系统功能评估.....	49
4.5 本章小结.....	49
第 5 章 工作总结与展望.....	50
5.1 工作总结.....	50
5.2 展望.....	51
参考文献	52
攻读学位期间发表的学位论文及参加的科研项目	58
致 谢	59

第 1 章 绪论

1.1 研究目的及意义

雷电因其频繁发生及所带来的巨大破坏力，成为自然界中最为极端且毁灭性极强的灾害之一。随着信息技术系统和微电子产业的日渐成熟，特别是智能产业的飞速进步，推动了众多新型电力电子设备的不断涌现。然而，新型电气电子设备的内部精密元件极易受到雷电冲击，导致设备遭受重创甚至造成灾难性后果^{[1]-[3]}。在此背景下，研发智能化防雷产品显得尤为重要^{[4]-[6]}。

氧化锌压敏电阻凭借卓越的非线性 V-I 特性，能够在电压异常时迅速响应，有效限制电流过冲。同时，其具备的大电流泄放能力，使得在遭遇雷击或电涌时，能够迅速将巨大能量安全泄放，保护设备免受损害^{[7]-[10]}。然而，在实际应用中雷电流的强烈冲击使氧化锌压敏电阻发生老化，其雷击失效问题一直是业界关注的焦点^{[11]-[13]}。研究发现防雷装置在通过 IEC 61643-11 标准规定的单脉冲冲击测试后，实际运行中仍频繁出现热崩溃引发绝缘失效的工程事故。究其本质，自然雷电的多脉冲电磁环境普遍具有 3 次以上回击。这种差异导致氧化锌压敏电阻在标准测试中的双极性导通特性（V-I 曲线）无法真实反映其在多脉冲冲击下的介质累积损伤过程。

近年来，随着多脉冲雷电物理模型与非线性电介质失效机理研究的突破，国内外研究机构通过开发出可模拟 5ms 内 12 次脉冲冲击的试验系统，对氧化锌压敏电阻的损坏和老化机理取得了显著的研究成果。其中包括：多脉冲协同效应下氧化锌压敏电阻晶界层的热电子发射机制以及基于 Weibull 分布的多脉冲寿命预测模型。

通过各类高压实验室中对氧化锌压敏电阻产品采用 10/350 μ s 或 8/20 μ s 的单脉冲波形冲击实验研究^[14]。我们可以清晰地了解到氧化锌压敏电阻在雷击下的失效特性及失效机理，为后续的优化设计提供有力支持^{[15][16]}。同时，预测氧化锌压敏电阻在雷电影响下的剩余使用寿命，对于有效预防各类因雷电引发的事故，具有至关重要的作用。

随着智能化的不断提高，及时预测雷电下氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命

成为新的需求。通过人工离线方式检测泄漏电流、表面温度等特征来评估其健康状态，不仅需投入大量人力和时间成本，而且无法实现对其工作状态的实时监控，从而增加因氧化锌压敏电阻失效而引发事故的风险^{[17]-[19]}。

本文通过多脉冲实验平台，利用冲击实验探究多脉冲特性对氧化锌压敏电阻的老化劣化影响。利用 Temporal Kolmogorov-Arnold Transformer 模型，构建多特征融合的氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测系统，提升电力系统的雷电防护性能。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 多脉冲下 ZnO 压敏电阻特性的研究进展

氧化锌压敏电阻在外加应力和外界因素的作用下，其性能及电气物理参数会逐渐偏离初始状态，这就是氧化锌压敏电阻的老化。氧化锌压敏电阻的晶体结构不同于单晶体半导体，这使其原理特性比普通半导体复杂得多。同时氧化锌压敏电阻的老化直接关系到各种电气设备和电力系统的安全稳定运行，因此研究其在雷电影响下的老化过程显得尤为重要。然而，单脉冲电流的实验方法未能充分模拟雷电中多次闪击的复杂情况，这导致实验结果在反映氧化锌压敏电阻在真实雷电环境下的性能时存在明显的缺陷和局限性。因此，根据实际需求使用多脉冲雷电波形对 ZnO 压敏电阻开展冲击试验显得十分必要。

在第 24 届雷电防护国际会议上，B. Vahidi 和 C. Heinrich 分别深入探讨了多脉冲雷击对配电系统中氧化锌避雷器所造成的破坏效应^{[20][21]}。研究表明，在单脉冲冲击下，雷电流幅值的提高会显著增加避雷器的损坏概率。HaryonoT 等人进一步指出，这一现象在多脉冲冲击下同样存在，且由于注入的雷电流幅值与冲击能量成正比，因此较大的电流幅值必然对氧化锌压敏电阻产生更强的破坏作用^{[22][23]}。针对现有冲击电流存在的不足，He Yi 等人提出了一种创新的多脉冲多波形电流发生器的仿真技术。他们详细论述了这一技术的潜在应用价值，指出其在模拟多脉冲雷击对氧化锌避雷器影响方面的独特优势^[24]。尽管目前该技术尚未进行实体试验验证，但 He Yi 等人的论述为后续的研究和应用提供了宝贵的思路 and 方向。肖扬等人在高电压多脉冲冲击实验中，对单片与双片金属氧化

物（即氧化锌压敏电阻）的性能进行了深入研究^[25]。尽管这次实验采用高电压多脉冲冲击，但是实验中多脉冲的时间间隔和脉冲数量均保持为固定值。在其他的实验研究中，学者们发现了一个重要现象：在潮湿环境中，氧化锌压敏电阻在多脉冲冲击下的老化速度明显快于干燥环境。同时，当氧化锌压敏电阻遭受雷电多脉冲冲击时，持续的高温会导致其内部材料成分发生破坏，进而引发氧化锌压敏电阻的失效^{[26]-[29]}。为了更深入地了解这一现象，Zhang 等人采用了 X 射线衍射(XRD)技术和扫描电子显微镜(SEM)，从微观层面对氧化锌压敏电阻在冲击前后的结构变化进行了细致研究^{[30]-[32]}。研究重点分析了氧化锌压敏电阻的晶体结构在电流热效应下的变化，为揭示其失效机制提供了有力的科学依据。

目前，关于针对氧化锌压敏电阻劣化机理的研究，在电气性能及热特性等诸多方面已取得了相当成熟的成果，对于指导其在实际应用中的可靠运行具有重要意义。然而，尽管理论研究取得了显著进展，但仍难以全面准确地反映出现实环境中的复杂多变情况。因此，本文通过多脉冲试验平台分析其劣化现象，探索多脉冲下劣化因素与泄漏电流之间的关系，为后续的状态预测提供依据。

1.2.2 金属氧化物避雷器智能化研究进展

氧化锌压敏电阻在雷电冲击下的状态变化，作为电力系统和电气设备保护领域的一个核心议题，正成为当前研究的热点之一。在实际运行中，当氧化锌压敏电阻受到雷电流的冲击时，其雷电防护性能会逐渐减弱。这种性能的降低，会对设备或系统的安全稳定运行带来潜在的风险^{[33]-[35]}。因此，准确预测氧化锌压敏电阻在下次雷击时的剩余使用寿命至关重要。为此，国内外专家通过融合先进的传感技术和智能算法，致力于掌握氧化锌压敏电阻在雷电冲击下的状态变化规律，以实现前瞻性的预防和维护措施。

Zuo H 等人通过运用贝叶斯模型融合多个传感器的监测信息，提出了一种基于状态空间的相关计算方法和退化模型，这一方法显著提升了预测的准确性^[36]。李晴则指出，基于劣化机理的预测方法存在局限性，因此她提出了一种基于长短期记忆网络的预测机制^[37]。该机制能够提取关键信息，实现更为精确的剩余寿命预测。盛泓等人对冲击实验中获得的漏电流数据进行了拟合和建模，并利用遗传算法的优化能力和处理非线性问题的特性，从而有效预测了电涌保

护器的剩余寿命^[38]。靳邵云等人则是结合 K 最近邻算法和线性回归方法，通过劣化实验提取了劣化敏感特征，构建了一种新的剩余寿命预测模型^{[39][40]}。此外，Dobrić G 等人应用了遗传算法（GA）来确定 MOSA 等效模型的参数，并依据评估得到的参数来判定 MOSA 的状况，为相关领域的研究提供了新的思路和方法^[41]。

王昊等人通过以 STM32F4 系列微处理器为基础，通过测温模块对电涌保护器及内部的压敏电阻实时测温，实现电涌保护器温度控制设计^[42]。该系统虽然能够确保电涌保护器处于合适的工作温度，延长其使用寿命，但仍然对劣化时的预测不足。周歧斌等人将电涌保护器和智能家居网络相结合，实时监测电涌保护器的状态，为保障智能家居领域的安全提供了解决方案^[43]。杨仲江等人通过分析运行电压和实际测量漏电流数据，通过遗传算法对氧化锌压敏电阻进行劣化监测^[44]。周昆等人在系统中加入了信号收集模块，该模块采集到的数据经过模数转换后，会被传送至 STM32 芯片进行处理。一旦数据处理结果显示超出安全范围，系统就会立即采取相应的防护措施^[45]。王陆璐等人对多种泄漏电流分析法及其测量中的干扰因素进行了深入研究。在此基础上，他们采用了谐波分析法，并创新性地添加了内置式避雷器在线监测装置。该装置在避雷器的内部内置了温湿度传感器和电流传感器，能够实时采集避雷器芯体的温湿度以及泄漏电流等关键监测数据，从而实现对避雷器运行状态的多维度、实时评估^[46]。孙兆勇等人提出了基于西林电桥介质损耗测量法的 MOA 在线监测方法，提供了一种高精度的非侵入性监测方式^[47]。莫旭阳根提出了一种能自动地连续进行监测、数据处理和诊断分析的在线监测的方案，可以根据氧化锌避雷器发热甚至热击穿、老化、等损坏避雷器的现象在线监测氧化锌避雷器的状态^[48]。

当前对氧化锌压敏电阻和电涌保护器的智能化研究仍然在不断完善和发展中，目前现有的研究仍然是以监测氧化锌压敏电阻的劣化特征参数为主。然而在现实中，系统针对氧化锌压敏电阻劣化特征参数的监测是滞后的。因此，本文研究多脉冲下氧化锌压敏电阻在雷电影响下的状态变化是必要的。

1.3 主要研究内容及章节安排

本课题针对当前压敏电阻监测系统在实际应用过程中的滞后性问题，以氧

化锌压敏电阻为研究对象，通过多脉冲实验分析雷电的不同物理特征对氧化锌压敏电阻劣化的影响状况，开展了雷电影响下的氧化锌压敏电阻实验研究和预测分析。主要包括：

第 1 章：绪论。首先简要概述了研究氧化锌压敏电阻的目的与意义，并多脉冲下氧化锌压敏电阻特性的研究进展和国内外研究现状。最后给出了章节安排，介绍本文各章节的研究内容。

第 2 章：多脉冲雷电冲击试验。首先介绍了多脉冲雷电冲击实验平台以及多脉冲实验。包括实验样品、冲击波形等，研究多脉冲模拟雷电参数对氧化锌压敏电阻的劣化影响。

第 3 章：基于深度学习的氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命预测研究。首先提出了基于 Temporal Kolmogorov-Arnold Transformer 机器学习模型。通过使用麻雀优化算法对模型进行参数优化。最后，使用 LSTM、Bi-LSTM、TCN 和 GRU 与所提模型进行对比，使用四个数据集进行预测分析。

第 4 章：氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测系统的搭建。整体系统分为信息采集模块、阿里云平台和多特征融合的预测模型三部分。通过 STM32 主控芯片采集泄漏电流、表面温度、环境温湿度和电场电荷等参数，利用 ESP8266 无线通信将数据上传至云平台。基于 PyQt5 搭建 UI 交互界面，实现在线预测氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命。

第 5 章：对本文所做工作进行总结分析，分析目前工作的不足以及氧化锌压敏电阻状态预测的下一步研究方向。

第 2 章 雷电影响下氧化锌压敏电阻老化特性实验研究

研究发现目前氧化锌压敏电阻制造产业普遍采用的 IEC 61643-11 标准单应力加速老化试验存在显著工程适用性缺陷。基于 IEEE 工作组公布的全球雷电监测数据统计发现，典型自然雷电放电过程呈现多脉冲群特性：单次地闪包含 ≥ 3 个回击脉冲，脉冲间隔时间 $\tau=50\text{ms}\sim 200\text{ms}$ ，并且多脉冲雷电流的能量累计大约是单脉冲电流的 20 倍^[49]。因此，单脉冲测试无法准确表征氧化锌压敏电阻在实际工况下的老化机制。

本章通过构建多脉冲实验平台，系统研究脉冲间隔、脉冲数量及冲击次数等参数对氧化锌压敏电阻电气特性的影响规律，并将这些结果与单脉冲雷电冲击实验的结果进行对比分析。

2.1 氧化锌压敏电阻的劣化机理及特性概述

氧化锌压敏电阻在电力系统中扮演着至关重要的角色，其独特的性能为设备的稳定运行和电力系统的整体安全提供了坚实保障。氧化锌压敏电阻需要应对瞬时的电压冲击，这对其耐受性和稳定性提出了极高要求。因此，针对氧化锌压敏电阻在多脉冲环境下的性能表现展开深入研究显得尤为重要。

2.1.1 氧化锌压敏电阻的脉冲老化机理

当氧化锌压敏电阻遭受雷电流冲击时，尽管脉冲时间很短暂，但由于能量过大，会导致压敏电阻的静态参数急剧变化。氧化锌压敏电阻生产后，厂家会提供单脉冲能量参考值。但在实际使用中，其吸收的能量由雷电流通过时产生的电压和电流决定^[50]。用式（2-1）表示。

$$E = \int_0^t u(t)i(t)dt \quad (2-1)$$

氧化锌压敏电阻在经受多脉冲电流的冲击时瞬间吸收高强度能量而引发内部晶体结构发生改变，从而导致表面温度、压敏电压和泄漏电流的强烈变化^{[51]-[53]}。这些变化能够反映氧化锌压敏电阻在脉冲电流冲击后的能量累计情况，氧化锌压敏电阻在冲击电流经过后出现温升发热，这是由于雷电冲击产生的能量

转化为了热能。

研究发现，氧化锌压敏电阻在经受多次脉冲冲击后会出现明显的劣化现象，具体表现为压敏电压和泄漏电流等关键参数偏离其初始状态。且劣化程度和压敏电阻受到冲击电流的幅值、脉冲数量、时间间隔以及环境的温湿度等因素有关。

2.1.2 氧化锌压敏电阻的 V-I 特性

氧化锌压敏电阻因其制造工艺简便且拥有卓越的物理特性，而得以在多个领域中广泛应用。在众多特性中，伏安特性尤为关键，是氧化锌压敏电阻最为显著的特征之一。为了直观展现这一重要特性，图 2-1 清晰地展示了氧化锌压敏电阻的伏安特性曲线。

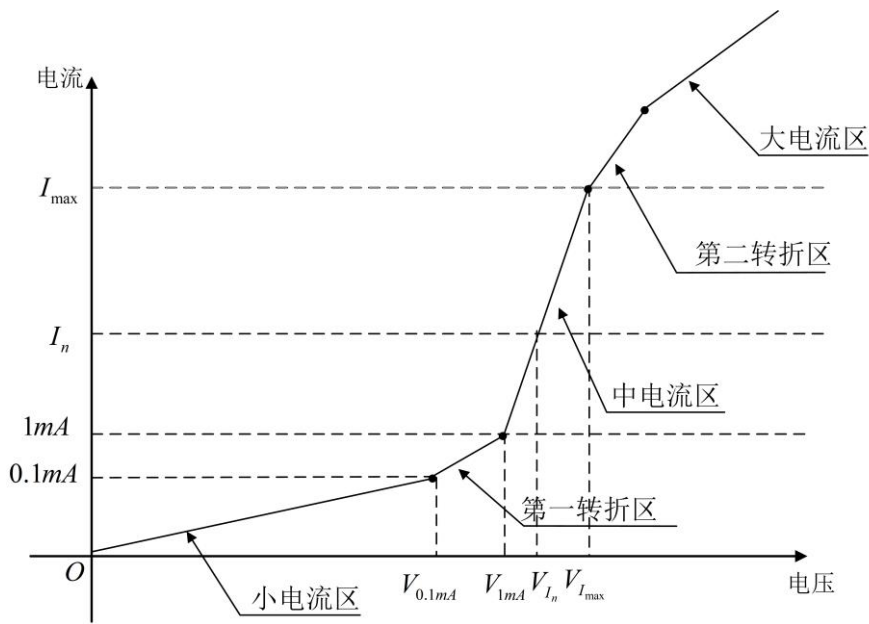


图 2-1 伏安特性曲线图

图 2-1 清晰展示了氧化锌压敏电阻的 V-I 特性曲线，可分为：小电流区（或预击穿区）、第一转折区、中电流区（非线性区）、第二转折区以及大电流区（上升区）。其中，中电流区是氧化锌压敏电阻特性的核心体现。在这一特定区域内，电压的微小增长也能触发电流的急剧增加，展现了其独特的非线性特性。与其他电阻保护器相比，氧化锌压敏电阻在中电流区的表现尤为出色。正是由于非线性优势，使氧化锌压敏电阻在众多电阻保护器中脱颖而出，赢得了广泛的认可与应用。

此外，在中电流区内，非线性程度与曲线的平坦率紧密相连：曲线越平坦，其非线性性能便越为优越。尽管目前对导通区的研究尚显不足，但通过加入非饱和过渡金属氧化物来有效改善其非线性特性，为氧化锌压敏电阻的性能提升开辟了新的路径^[54]。这种方法能够显著提升氧化锌压敏电阻的性能，让其在实际应用中表现得更为可靠且高效。此外，图 2-1 中展示了几个至关重要的参数，这些参数是深入理解氧化锌压敏电阻电气性能的关键。

在氧化锌压敏电阻两端通过直流 1mA 电流时所测得的电压值被称为导通电压，通常用 V_{1mA} 表示。这个特殊点是测量和标定氧化锌压敏电阻各项参数的关键基准，为精确测量和标定氧化锌压敏电阻的其他参数提供了至关重要的参考。同时也是氧化锌压敏电阻迈向非线性区的标志。当施加在氧化锌压敏电阻上的电压低于拐点电压时，电压与电流之间呈现出一种稳定的线性关系，变化较为平缓。但一旦电压跨越了这个拐点，电流便会随电压的增大而急剧上升，电压与电流之间转而显现出显著的非线性特征。

非线性系数 α 是衡量氧化锌压敏电阻性能的一个重要参考点，它在很大程度上决定了氧化锌压敏电阻的优劣。具体来说，非线性系数反映了压敏电阻非线性特性的强弱程度。为了近似地表示和评估氧化锌压敏电阻的优劣，通常通过公式（2-2）来计算。通过这个公式，我们可以更直观地了解氧化锌压敏电阻的非线性特性，进而对其性能进行准确的评估。

$$\begin{aligned}\alpha &= \frac{\lg I_1 - \lg I_2}{\lg V_1 - \lg V_2} \\ &= \frac{\lg(I_1 / I_2)}{\lg(V_1 / V_2)}\end{aligned}\quad (2-2)$$

为了方便计算，在使用测量仪进行测量时，通常取 $I_1 = 1mA$ ， $I_2 = 0.1mA$ 。分别对应图 2-3 的 V_{1mA} 和 $V_{0.1mA}$ 。公式（2.2）可简化为：

$$\alpha = \frac{1}{\lg(V_{1mA} / V_{0.1mA})} \quad (2-3)$$

最大通流容量是指在特定的面积条件下，氧化锌压敏电阻所能承受的最大 8/20 μ s 波形脉冲电流。这一指标衡量了压敏电阻在面对短暂而强烈的电流冲击时的耐受能力，通常用 I_{max} 表示。这一标志代表着元件即将进入第二转折区，

也被称为劣化转折电流。 I_n 为额定通流容量，该点非线性区内，但其具体位置没有统一标准，通常根据最大通流容量来制定。

2.2 多脉冲冲击测试平台

雷电冲击实验平台是进行脉冲实验不可或缺的基石，它为各类脉冲测试提供了基础支撑。而脉冲电流发生器是多脉冲雷电电流冲击测试平台的核心部件。这一关键设备的主要作用就是生成实验所需的特定脉冲电流。通过将多个电容器串联或并联，使用整流电压或恒流对电容器进行充电，通过间隙放电产生冲击电流^{[55][56]}。图 2-2 是该冲击平台的示意图以及多脉冲电流发生器的整体电气原理图。通过实验平台对氧化锌压敏电阻开展大电流冲击实验，电流取值范围为 20KA-60KA。

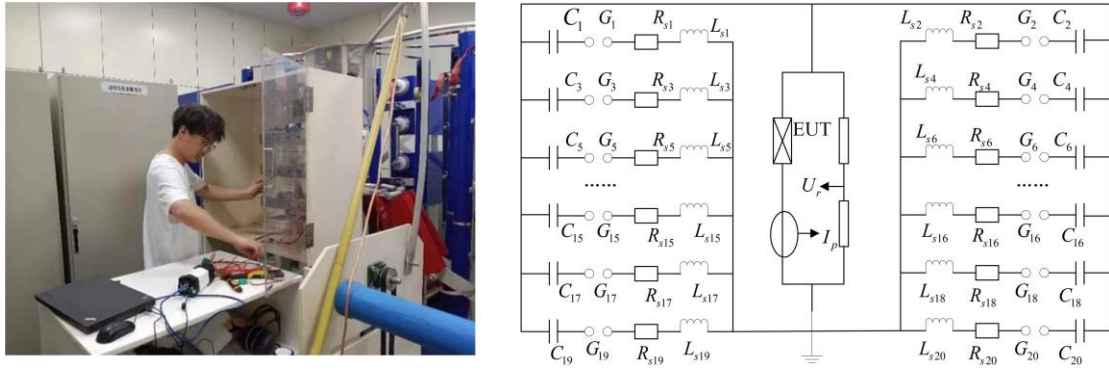


图 2-2 冲击平台示意图以及脉冲电流发生器电气原理图

其中， C_i 表示每个电路中的电容， G_i 表示每个回路中的点火间隙， R_{si} 是每个电路中电阻， L_{si} 是每个回路中电感， U_i 是电压，测试设备用 EUT 表示， I_p 是电流。多脉冲测试平台在模拟雷击的物理过程方面具有显著优势。它能够按照实验要求，精确控制 n 次连续雷击的输出，以及每次雷击之间的放电时间间隔。在每个脉冲结束后，通过罗氏线圈对脉冲电流进行准确测量，以确保实验数据的准确性和可靠性。

多脉冲冲击测试平台总体由多个独立放电回路。根据实际需要，每个回路均可独立设置其脉冲参数，包括脉冲幅值、时间间隔、脉冲数量等指标。并且放电时间（脉冲间隔）可以根据需求调整为 $1\mu s \sim 999\mu s$ 或 $1ms \sim 999ms$ 。时间基准采用高精度晶振源，确保放电时间的偏差不超过 $\pm 1\mu s$ 。脉冲电流测试装置的

主要参数如表 2-1 所示。

表 2-1 脉冲电流测试装置的主要参数

序号	技术参数	技术要求
1	充电装置输入电源	220V/40kV80kV/20kVA
2	最大充电电压	80kVDC $\pm$ 10%
3	最大充电电流	1A
4	脉冲电容器	40kV/16 μ F, 最高充电电压 40kV
5	总脉冲能量	240KJ
6	单通道输出 8/20 μ s 最大值	150kA
7	触发间隙电压范围	5kV~120kV
8	触发时间可控精度	$\pm$ 1 μ s
9	触发延迟范围	0~999ms

2.3 脉冲电流波形的选择

根据 IEC 标准对雷电流波形的规定，波前时间 T_f 、半峰值时间 T_t 、峰值等参数的误差均不允许超过 $\pm 10\%$ 。本文选取典型的 8/20 μ s 的波形作为单个脉冲模拟雷电流多脉冲。

冲击电流发生器实质上是一种基于 PLC 的放电回路，其放电特性可根据回路的具体条件分为三种情^[57]：过阻尼、欠阻尼、临界阻尼。

(1) 过阻尼， $R > 2\sqrt{\frac{L}{C}}$ ，即 $\alpha > \omega_0$ 。

令 $\alpha = \frac{R}{2L}$ ， $\omega_0 = \frac{1}{\sqrt{LC}}$ ， $\alpha_d = \sqrt{\alpha^2 - \omega_0^2}$ ，二阶电路特征根为：

$$p_1 = -\alpha + \alpha_d, \quad p_2 = -\alpha - \alpha_d$$

电流为：

$$\begin{aligned}
 i &= CU_c p_1 p_2 \frac{\exp(p_1 t) - \exp(p_2 t)}{p_1 p_2} \\
 &= U_c \frac{\exp(p_1 t) - \exp(p_2 t)}{L(p_1 - p_2)}
 \end{aligned} \tag{2-4}$$

设电流持续增加到最大值的时刻为 T_m ，则

$$T_m = \frac{\ln(\frac{p_1}{p_2})}{p_1 - p_2} \quad (2-5)$$

将其带入公式（2-4）即可求出电流最大值 I_m 。

（2）欠阻尼， $R < 2\sqrt{\frac{L}{C}}$ ，即 $\alpha < \omega_0$ 。

二阶电路特征根：

$$p_1 = -\alpha + j\omega_d, \quad p_2 = -\alpha - j\omega_d$$

电流为：

$$i = U_c \frac{\exp(-\alpha t) \sin(\omega_d t)}{\omega_d L} \quad (2-6)$$

根据公式（2-6），令 $\beta = \arcsin(\frac{\omega_d}{\omega_0})$ ，当 $\omega_d t = \beta$ ，电流值最大为 I_m 。

当 $\omega_d t = \pi + \beta$ 时，电流达到第一个最小值；当 $\omega_d t = \pi$ 时，电流第一次震荡过零。

电流达到第一个最大值的时间为：

$$T_m = \frac{\beta}{\omega_d} \quad (2-7)$$

最大脉冲电流为：

$$I_m = \frac{U_c \exp(-\frac{\alpha\beta}{\omega_d})}{\sqrt{\frac{L}{C}}} \quad (2-8)$$

（3）临界阻尼， $R = 2\sqrt{\frac{L}{C}}$ ，即 $\alpha = \omega_0$ 。

推出的电流为：

$$i = (\frac{U_c}{L})t \exp(-\alpha t) \quad (2-9)$$

电流达到最大值的时间为：

$$T_m = \sqrt{LC} \quad (2-10)$$

最大电流值为：

$$I_m = U_c \sqrt{\frac{C}{L}} \exp(-1) \quad (2-11)$$

基于标准测试规范搭建的脉冲实验平台采用 $8/20\mu\text{s}$ 标准波形作为冲击源，其脉冲波形由脉冲发生器的非阻尼振荡 RLC 电路产生。基于雷电电磁脉冲统计数据库显示，实际雷电多脉冲的间隔时间主要集中分布在 50-200ms 区间。为此，实验平台配置了可编程时序控制器，可根据实验研究需求在 20-500ms 范围内精确调节脉冲间隔。图 2-3 为实验脉冲过程以及示波器采集到的脉冲电流波形。图片中的竖线为设置的波形数量。

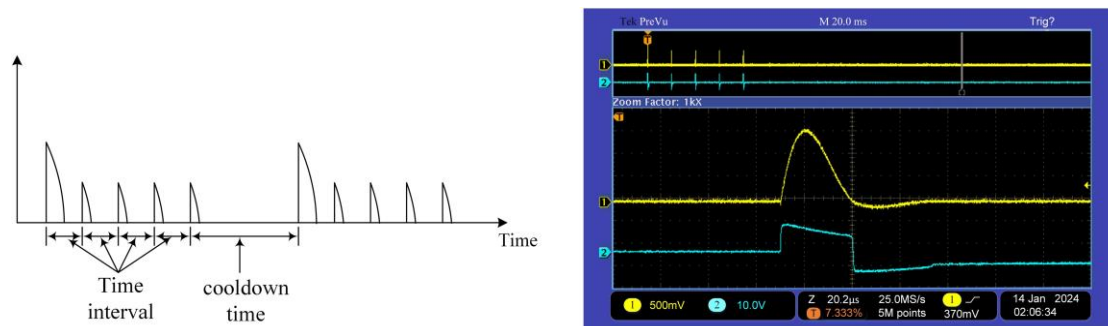


图 2-3 脉冲过程示意图以及冲击平台示意图

2.4 实验样品以及实验判定标准

2.4.1 实验样品

选取同一厂家的氧化锌压敏电阻测试样品，样品的初始电气特性基本相同，样品型号为 LKD34S431KA，氧化锌压敏电阻样品的图片和参数如图 2-4 和表 2-2 所示。



图 2-4 氧化锌压敏电阻样品示意图

表 2-2 压敏电阻样品的主要参数

序号	参数特性	数值
1	额定放电电流	30KA
2	最大峰值电流	60KA
3	最大持续运行电压	385V
4	泄漏电流	0.1-1 μ A
5	压敏电压	423-517V
6	最大钳位电压	755V

2.4.2 实验判定标准

在进行氧化锌压敏电阻的耐雷电流冲击实验时，首先通过压敏电阻测试仪对每个样品进行初步测试。记录每个样品的初始压敏电压和泄漏电流数据。

接下来，在每次雷电流冲击之后，利用红外成像仪来记录样品表面的温度变化情况。因为通过监测温度的变化可以间接了解到材料内部结构的变化以及可能存在的损伤程度。如果样品没有直接损坏（如裂纹、断裂等明显物理破坏），则需将其自然冷却至室温状态，然后再重复之前的测试过程，包括再次测量压敏电压、泄漏电流及用红外成像仪观察温度分布。

值得注意的是，现有研究表明，氧化锌压敏电阻的压敏电压存在着一定的不确定性。这一特性凸显了将其作为判断器件状态可靠标准的重要性大打折扣。因此，在本研究中选择了泄漏电流作为主要的评价指标。具体来说，当检测到某个样品的泄漏电流超过了 20 μ A 时，即认为该氧化锌压敏电阻已经达到了其使用寿命极限或者出现了严重的功能性故障，此时停止对该样品施加进一步的脉冲冲击，并记录下相关数据供后续分析使用^[58]。这种方法能够更加准确地反映氧化锌压敏电阻在实际工作条件下的表现及其可靠性水平。

2.5 脉冲参数对氧化锌压敏电阻老化特性的影响

在低压配电系统中，当遭受多脉冲雷击时，雷电电流会流经浪涌保护器内的氧化锌压敏电阻，产生热量并使其温度升高。值得注意的是，这些脉冲之间的时间间隔很短，通常只有几毫秒到几百毫秒，而整个冲击过程可能持续长达 1000 毫秒。因此，这一过程实际上是一个复杂的动态热交换过程。

因此，考虑多脉冲波形参数对氧化锌压敏电阻能量注入的影响至关重要。这里主要包括两个方面：一是脉冲的数量；二是相邻两个脉冲之间的时间间隔。对于前者来说，虽然理论上增加脉冲数量似乎会直接加大总输入能量，但实际上它的效果还受到后者——即脉冲间隔的影响。这是因为较短的时间间隔意味着前一次冲击产生的热量尚未完全散失就被下一次冲击所叠加，从而加剧了局部温升现象；相反地，如果两次冲击之间有充分的冷却时间，就能更好地分散之前积累的热量，减少过热风险。

基于上述分析，氧化锌压敏电阻在面对单次与多次雷击条件下的表现差异是不全面的。为了更准确地评估该元件的实际性能及其安全性，还需要综合考虑脉冲数量与时间间隔这两个变量。

2.5.1 脉冲间隔对氧化锌压敏电阻老化的影响

由于雷电脉冲并不是单一瞬间的放电，而是由多个脉冲组成，这些脉冲在击中氧化锌压敏电阻时，它们之间的时间间隔会存在差异。在本小节中，重点研究在相同幅度脉冲电流和相同脉冲数的条件下，不同时间间隔对氧化锌压敏电阻老化特性的影响。

为了深入研究多脉冲雷电流脉冲时间间隔对氧化锌压敏电阻老化的影响，我们设计了一项实验，选取 P1 至 P12 共计 12 个样品进行测试。实验的核心旨在模拟多样化的雷电冲击条件，并分析这些条件对氧化锌压敏电阻性能退化过程的具体影响。具体而言，每个样品将经历一系列多脉冲雷电冲击实验，其中每次冲击包含 5 个连续的脉冲，每个脉冲的电流幅值设定为 20kA。

为了探究脉冲时间间隔的影响，我们将样品分为四组，每组三个样品，分别对应不同的脉冲间隔：第一组（P1-P3）的脉冲间隔设置为 20ms；第二组（P4-P6）为 50ms；第三组（P7-P9）为 100ms；而第四组（P10-P12）则设定为 200ms。这样的分组旨在全面评估从较短到较长脉冲间隔对 ZnO 压敏电阻老化的具体影响。

通过红外成像技术监测脉冲时样品的表面温度变化情况。待样品自然冷却至室温后，进一步测试其压敏电压和泄漏电流，以量化冲击对样品电气性能的影响。通过反复进行测试流程，直至样品出现明显的物理破损或泄漏电流超过

20 μ A，以此作为停止冲击测试的依据。

表 2-3 为 P1-P3 样品在脉冲幅值为 20KA，脉冲次数 5 次，时间间隔 20ms 的情况下的数据统计。其能够承受的最大冲击次数为 14 次，泄漏电流为 13.6 μ A，泄露电压为 372V。

表 2-3 脉冲间隔为 20ms 时冲击后的静态参数

编号	冲击次数	泄漏电流 (μ A)	压敏电压 (V)
P1	0	0.1	423
	1	1.2	425
	14	12.9	387
P2	0	0.1	423
	1	1.3	424
	14	13.6	372
P3	0	0.1	423
	1	1.6	426
	13	13.3	388

表 2-4 为 P4-P6 样品在脉冲幅值为 20KA，脉冲次数为 5 次，脉冲时间间隔 50ms 的情况下的数据统计。其能够承受的最大冲击次数为 16 次，泄漏电流为 14.9 μ A，泄露电压为 354V。

表 2-4 脉冲间隔为 50ms 时冲击后的静态参数

编号	冲击次数	泄漏电流 (μ A)	压敏电压 (V)
P4	0	0.1	423
	1	1.2	425
	16	13.9	378
P5	0	0.1	423
	1	1.1	425
	16	14.4	365
P6	0	0.1	423
	1	1.4	426
	15	14.9	354

表 2-5 为 P7-P9 样品在脉冲幅值为 20KA，脉冲次数为 5 次，脉冲时间间隔 100ms 的情况下的数据统计。其能够承受的最大冲击次数为 17 次，泄漏电流最

大为 $10.5\mu\text{A}$ ，泄露电压为 367V 。

表 2-5 脉冲间隔为 100ms 时冲击后的静态参数

编号	冲击次数	泄漏电流 (μA)	压敏电压 (V)
P7	0	0.1	423
	1	1.5	425
	17	9.6	373
P8	0	0.1	423
	1	2.2	425
	17	10.3	373
P9	0	0.1	423
	1	2.0	426
	17	10.5	367

表 2-6 为 P10-P12 样品在脉冲幅值为 20KA ，脉冲次数为 5 次，脉冲时间间隔 200ms 的情况下的数据统计。其能够承受的最大冲击次数为 19 次，泄漏电流最大为 $11.6\mu\text{A}$ ，泄露电压为 362V 。

表 2-6 脉冲间隔为 200ms 时冲击后的静态参数

编号	冲击次数	泄漏电流 (μA)	压敏电压 (V)
P10	0	0.1	423
	1	1.5	427
	19	10.4	375
P11	0	0.1	423
	1	1.8	428
	19	11.6	371
P12	0	0.1	423
	1	1.9	427
	19	11.3	362

样品在相同的多脉冲波形下能承受的最大冲击次数存在差异，这可能是因氧化锌压敏电阻在出厂时晶体间隙不同。在多脉冲作用下，高热量累积导致氧化锌压敏电阻在冲击过程中产生不同的细微变化。

如图 2-5 所示，随着实验次数的增多，时间间隔对泄漏电流的影响愈发显著且不断增强。同时，压敏电压随实验次数的增加呈现出先升后降的趋势。这一

过程中，时间间隔对泄漏电流和压敏电压的影响逐渐加大，表明在多次脉冲作用下，时间间隔的重要性日益凸显。具体而言，脉冲间的时间间隔越短，对氧化锌压敏电阻所施加的脉冲实验次数就越少。

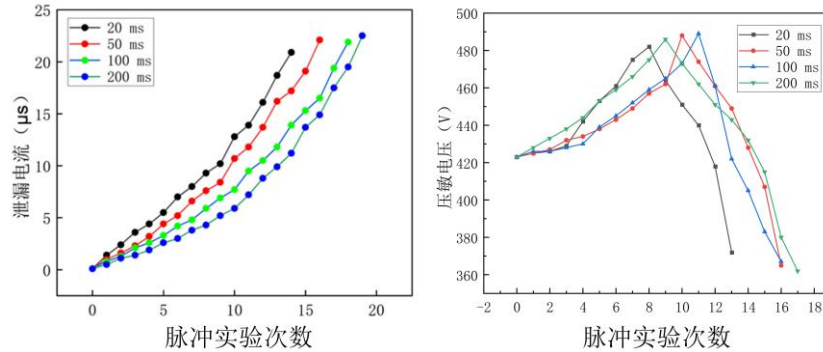


图 2-5 不同脉冲间隔下的氧化锌压敏电阻老化曲线

2.5.2 脉冲数量对氧化锌压敏电阻老化的影响

本小节重点探讨多脉冲波形中脉冲数量这一参数对氧化锌压敏电阻老化特性的影响。在保持脉冲电流幅度一致和时间间隔相同的前提下，我们选取了 3 脉冲、4 脉冲、5 脉冲三种不同数量的脉冲对氧化锌压敏电阻老化特性进行研究。

为了深入研究多脉冲雷电流中脉冲数量对 ZnO 压敏电阻老化的具体影响，我们精心设计了一项实验。实验选取了 P13 至 P18 共 6 个样品，将样品分为两组，每组三个样品，分别对应不同的脉冲数量：第一组（P13-P15）的脉冲数量设置为 3 脉冲；第二组（P16-P18）为 4 脉冲。5 脉冲波形冲击后的静态参数已在表 3-4 中给出。其中，脉冲时间间隔设定为 50ms，脉冲幅值统一为 20KA。这样的分组旨在全面评估不同脉冲数量对氧化锌压敏电阻老化的具体影响。

通过用 3 脉冲对 P13-P15 样片进行冲击测试，得到样片在 3 脉冲下冲击首次和损坏前一次时分别测得的泄漏电流和压敏电压，如表 2-7 所示。

表 2-7 脉冲数量为 3 脉冲时冲击后的静态参数

编号	冲击次数	泄漏电流 (μA)	压敏电压 (V)
P13	0	0.1	423
	1	1.5	428
	21	11.2	371
	0	0.1	423

续表 2-7 脉冲数量为 3 脉冲时冲击后的静态参数

编号	冲击次数	泄漏电流 (μA)	压敏电压 (V)
P14	1	1.3	428
	21	12.1	365
	0	0.1	423
P15	1	1.9	429
	21	12.5	357

通过用 4 脉冲对 P16-P18 样片进行冲击测试，得到样片在 4 脉冲下冲击首次和损坏前一次时分别测得的泄漏电流和压敏电压，如表 2-8 所示。

表 2-8 脉冲数量为 4 脉冲时冲击后的静态参数

编号	冲击次数	泄漏电流 (μA)	压敏电压 (V)
P16	0	0.1	423
	1	3.1	430
	18	13.7	369
P17	0	0.1	423
	1	3.8	433
	18	14.3	355
P18	0	0.1	423
	1	2.9	431
	18	12.9	364

通过对比不同脉冲频次下样品的耐冲击次数可以发现，能脉冲数量的调整直接影响器件的使用寿命，这一规律在图 2-6 的对比曲线中得到清晰验证，其中多脉冲叠加造成的累积损伤效应是导致性能退化的关键因素。

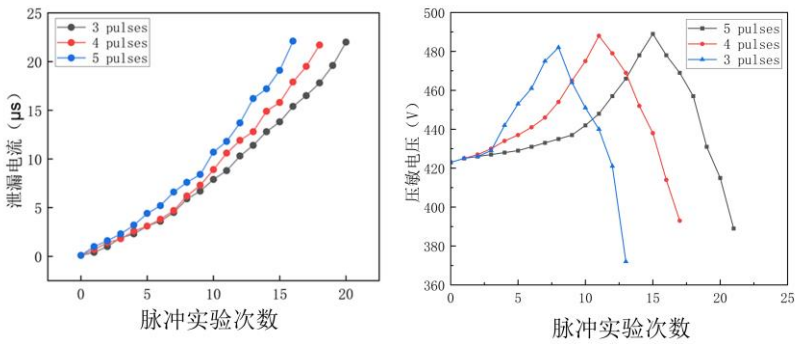


图 2-6 不同脉冲数量下的氧化锌压敏电阻老化曲线

样品的泄漏电流增长率呈现指数型衰减规律，其劣化机制主要源于两方面协同作用：其一，高密度脉冲注入氧化锌压敏电阻使得表面温度升高，导致晶体结构发生变化；其二，重复能量沉积引发的压敏电压和泄漏电流等电气参数发生偏移，导致电气性能发生改变。图中可以明确地看出，脉冲数量越多对氧化锌压敏电阻的老化影响程度越大。这一现象表明，多脉冲条件下压敏电阻的老化速率与其承受的脉冲数量之间存在正相关关系。

2.5.3 单脉冲对压敏电阻老化的影响

作为电力系统过电压防护的核心元件，氧化锌压敏电阻的电气特性与雷电流波形参数存在显著关联性。实际工况中，多脉冲雷电流因其具有连续脉冲群特征，相较于标准单脉冲测试波形，会对器件产生更为复杂的能量注入过程。为深入揭示不同波形参数对器件失效模式的差异化影响机制，本研究设计了对比实验方案。通过对比单脉冲电流与多脉冲电流对氧化锌压敏电阻泄漏电流的影响差异，系统观测不同冲击模式下压敏电阻泄漏电流和压敏电压的变化规律。

采用 $8/20\mu\text{s}$ 标准波形作为冲击源，脉冲实验平台设定脉冲幅值为 20kA 。如图 2-7 所示，前 50 次的单脉冲对于氧化锌压敏电阻的影响可以忽略不计。在初始 50 次冲击过程中，试样的电参数变化呈现典型稳定期特征。当冲击次数进入 50-100 次区间时，氧化锌压敏电阻的老化进程呈现加速态势。泄漏电流均值由第 50 次的 $0.6\mu\text{A}$ 逐渐攀升至第 100 次的 $3.8\mu\text{A}$ ，并且压敏电压也开始出现明显变化。值得注意的是，在 98 次冲击时监测到关键拐点：压敏电压开始呈现下降趋势，且非线性伏安特性曲线出现明显畸变。持续冲击至 145 次时，泄漏电流突破 $20\mu\text{A}$ 临界值，压敏电压降至 364V 。

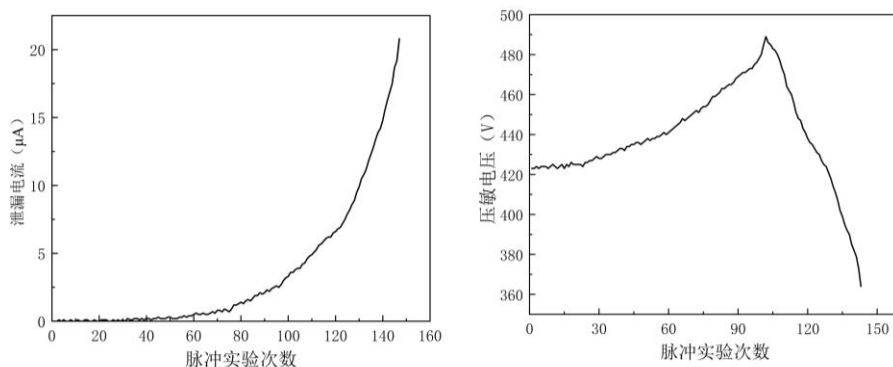


图 2-7 单脉冲下泄漏电流与压敏电阻随实验次数的变化趋势

2.5.4 多脉冲下氧化锌压敏电阻的热特性

氧化锌压敏电阻在脉冲作用下的热效应，主要体现在其冲击热损害特性上。这一特性随电流区域的不同而有所变化，表现为氧化锌压敏电阻的伏安特性会随温度的改变而发生变化。为了深入研究，我们进行了氧化锌压敏电阻的老化实验，并结合其表面温升特性，对其破坏机理进行了探讨。如图2-8红外热成像所示，氧化锌压敏电阻在吸收能量后，各部位的温升情况存在差异。

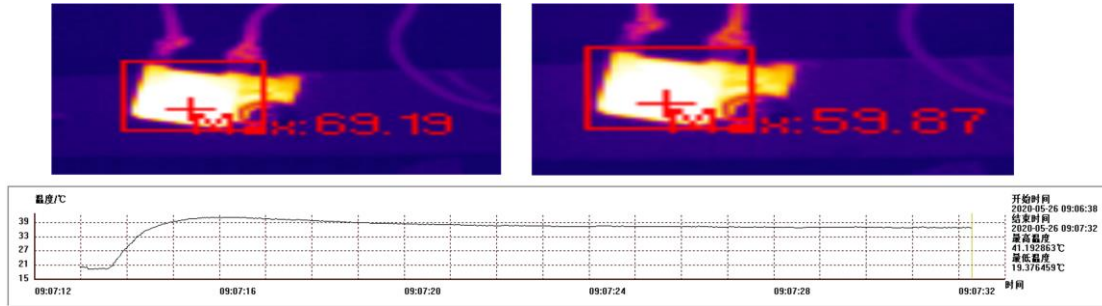


图 2-8 多脉冲下的氧化锌压敏电阻的表面温度变化趋势

不同雷电参数对氧化锌压敏电阻表面温度的影响如图 2-9 所示。相同条件下，时间间隔越小，表面温度升高的数值越大。同时可以看出，脉冲数量越多，平均温升越高。

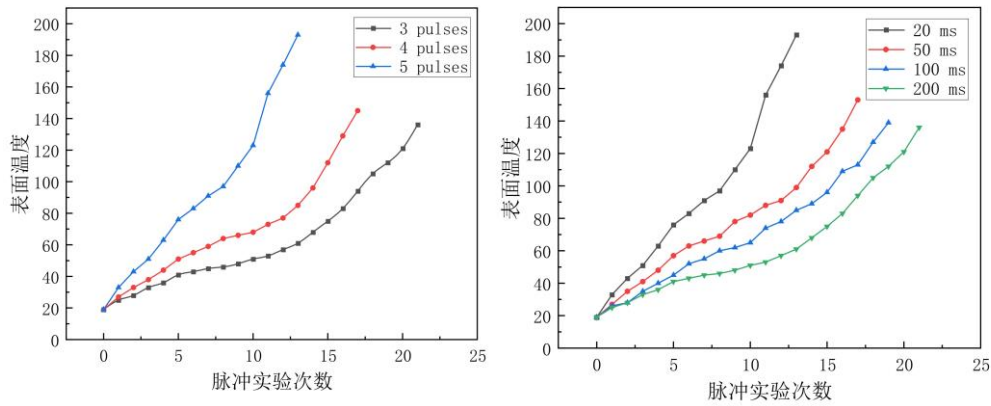


图 2-9 表面温度随冲击次数的变化曲线

通过泄漏电流与表面温度的数据对比表明，泄漏电流是导致压敏电阻加热的主要原因。随着泄漏电流的增加，压敏电阻的温度显示出上升的趋势。此外，表面温度在整个冲击过程的变化较为明显，可以较好的表征氧化锌压敏电阻的老化程度。综上所述，氧化锌压敏电阻在遭受雷电冲击时的表面温度能够作为其老化的重要指标。

2.6 本章小结

本章实验结果明确指出了在实际应用中充分考虑脉冲波形参数的重要性。相较于单脉冲条件，氧化锌压敏电阻在多脉冲雷电冲击下的老化速率显著加快。这是因为多脉冲冲击使氧化锌压敏电阻吸收了更多能量，能量累计效果更强，导致其温度迅速攀升，进而使泄漏电流值大幅增加。

进一步分析脉冲波形参数对老化的影响发现，脉冲数量与脉冲间隔时间对老化速度有着重要影响。具体而言，脉冲数量越多，每次冲击产生的热量就越难以完全散失，而下一次冲击又会带来新的热量叠加，使得氧化锌压敏电阻的劣化反应更为剧烈。同时，脉冲间隔时间短意味着热量没有足够的时间进行散失，从而增强了温度的累积效应。这种高温环境加速了材料的退化过程，最终导致氧化锌压敏电阻更容易失效和损坏。

本章氧化锌压敏电阻在多脉冲下的老化特性为下一章剩余使用寿命的预测分析奠定了理论基础。

第3章 基于深度学习的氧化锌压敏电阻状态预测研究

预测氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命是现代雷电防护系统的重要组成部分，而氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命能否准确预测与深度学习算法的性能密切相关。现有的预测算法中有分类预测算法和时序预测算法两大分类，考虑到本文研究所针对的是氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命，侧重于实时性及效率，因此使用时序预测算法更为直观和快捷。

本章基于前两章对劣化现象的深入探究及实验研究所提炼的劣化敏感特征，致力于探索一种针对氧化锌压敏电阻剩余使用寿命的高效预测方法，该方法对于评估设备状态、预防故障发生具有重要意义和应用价值。为了实现这一目标，提出了 Temporal Kolmogorov-Arnold Transformer (TKAT) 这一模型。采用 MEANGAN 算法填补数据中的缺失值，确保了数据集的完整性和准确性，从而保持了数据的整体趋势特征。融合多维劣化敏感特征，构建多特征融合的氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命预测模型。

3.1 Temporal Kolmogorov-Arnold Transformer 模型

3.1.1 模型基本原理

Transformer 模型^{[59]-[61]}作为深度学习领域最常用的模型框架之一，被广泛用于自然语言处理、Seq2Seq 任务等。无论是文本分类、文本生成、对话系统、机器翻译，还是计算机视觉与语音处理方面，Transformer 模型都以其独特的优势展现出广泛的应用前景。

在 Transformer 模型中，多头注意力机制 (Multi-Head Attention) 与卷积神经网络 (CNN) 中的多核 (kernels) 相似。两者都擅长捕捉并提取丰富的上下文特征。不同的是，注意力机制则能够处理远距离的上下文特征，而 kernel 只能处理局部的上下文特征。Transformer 通过注意力连接，解决了 RNN 在时序处理上的梯度消失问题，有效解决了长距离依赖的难题。并且多头注意力机制能够在同一层内并行执行多次自注意力运算，同时将结果拼接起来作为最终输出的一部分。这种设计使得模型能够学习到更为丰富的特征组合。

Temporal Kolmogorov-Arnold Transformer 模型（简称 TKAT）是基于 Transformer 模型而提出的新的模型架构。通过将 TKAN 模型和 Transformer 模型相结合，TKAT 不仅能简化时间序列中错综复杂的依赖关系，还可以通过 Transformer 模型捕获数据间的长期依赖特性。TKAT 模型的整体示意图如图 3-1 所示，其三大核心部分组成为 TKAN 层、可变选择网络（VSN 层）和门控残差网络（GRN 层）。

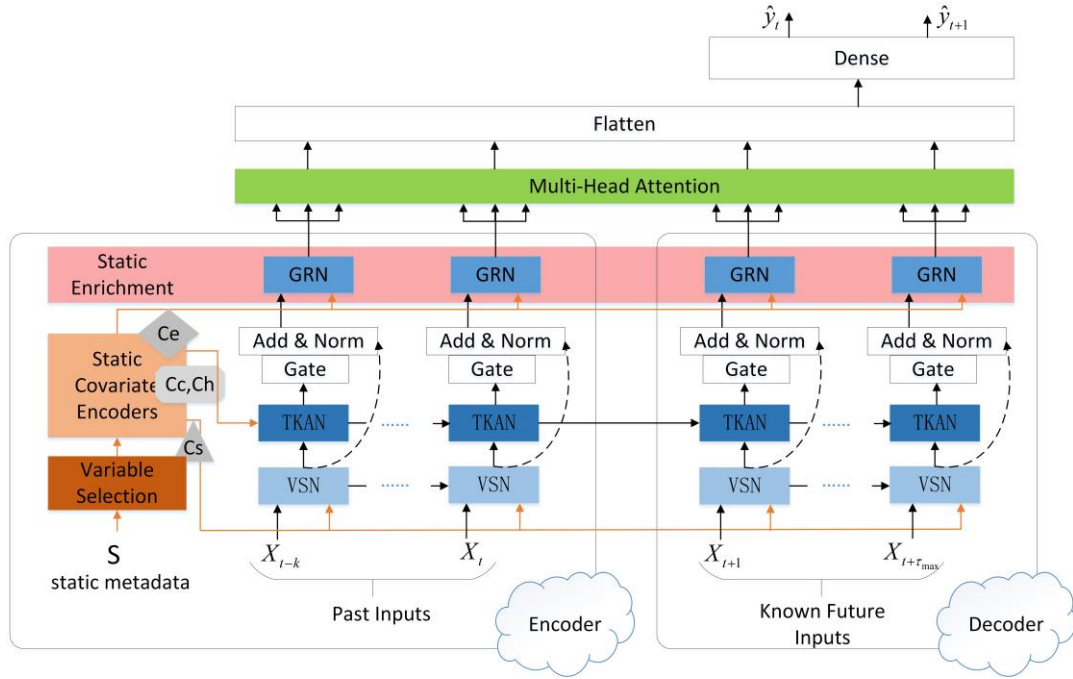


图 3-1 TKAT 模型总体示意图

3.1.2 Kolmogorov-Arnold 模型

Kolmogorov-Arnold (TKAN) [62][63] 是一种新颖的深度学习模型，其结构如图 3-2 所示。该模型融合了 KAN 模型和 LSTM 模型的优点，在时间序列分析领域展现出了巨大的潜力和独特优势。与传统的多层感知器 (MPL) 相比，TKAN 网络的创新之处在于，它在网络权重上应用了可学习的激活函数。这一独特设计使得 TKAN 网络在处理复杂函数拟合、偏微分方程求解等任务时，不仅具有高精度，还具备良好的可解释性。

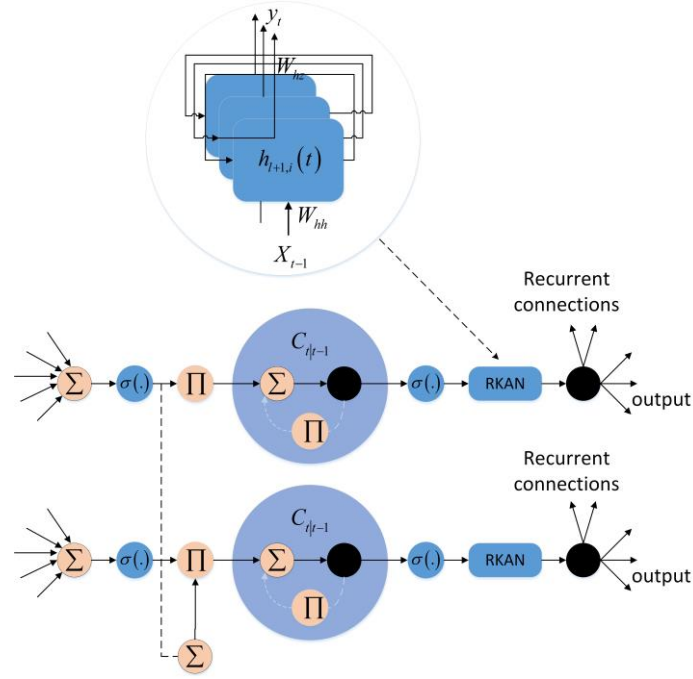


图 3-2 KTAN 模型示意图

3.1.3 可变选择网络

可变选择网络（VSN）是 Temporary Fusion Transformer 的一个组成部分 [64][65]。它可以根据每个时间步长的具体情况，灵活地选择相关的输入变量。它的优点在于能够预测最重要的变量，并允许模型消除对性能有负面影响的任何不必要的噪声输入。VSN 结构示意图如图 3-3 所示。

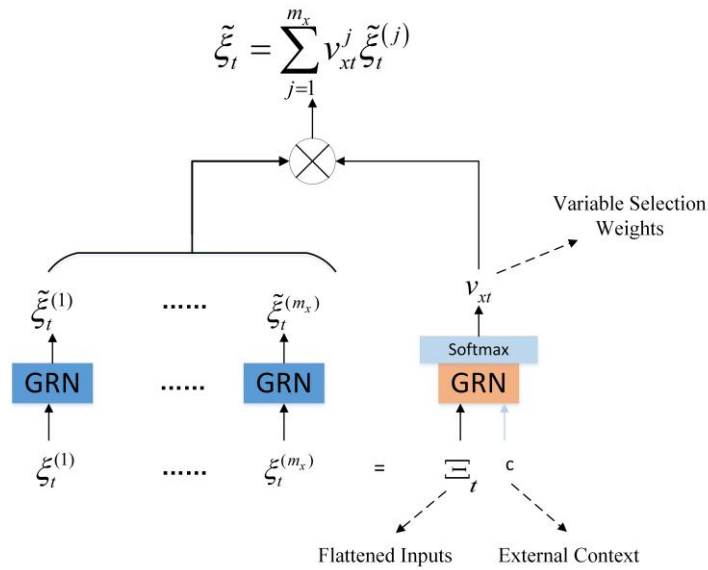


图 3-3 变量选择网络示意图

3.1.4 门控残差网络

门控残差网络（GRN 层）以高度的灵活性和有效性对数据中错综复杂的关系进行精准建模。门控残差网络通过精妙地控制信息流，在处理涉及复杂非线性相互作用和长期依赖性的任务时展现出巨大优势。GRN 结构示意图如图 3-4 所示。

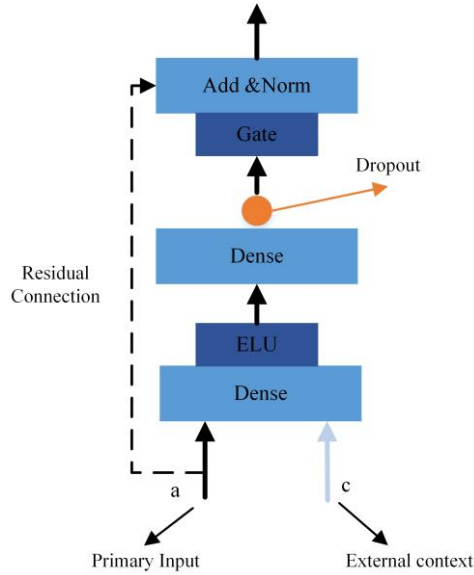


图 3-4 门控残差网络示意图

3.2 基于生成对抗网络的数据插补研究

多变量时序数据是一种包含多个维度且随时间不断变化的数据类型。这种数据的特点在于，它不仅记录了随时间演变的信息，还涵盖了多个不同的维度，使得数据更为丰富和复杂。在时序数据集的收集与处理过程中，往往因为设备故障、人为错误等多重因素的影响，导致数据存在缺失。针对大规模、复杂的多变量时序数据时，简单的填补策略难以恢复数据的真实性和完整性。因此，探索先进技术与方法以提升数据处理质量在时序数据预测领域至关重要。

3.2.1 数据缺失原因

缺失数据是指数据集中的某些变量或观测值的数值或信息不完整或缺失。这些数据集中存在空缺部分，表示相应的变量值未被观测或记录^{[66][67]}。数据缺失常常在数据收集或记录的过程中出现，由于多种原因导致某些观测变量的数

据未能被成功获取或记录。此外，数据缺失有时还与被观测个体的特定特性有关。如果分析人员忽略这些缺失数据，就可能会影响到治疗方案的选择和效果的准确评估。

当多个特征信息存在缺失时，数据的提取工作变得异常艰巨。为了深入理解数据的背景、探究缺失的根源以及评估可能产生的影响，人工需要投入更多的时间和精力。同时，建立在这样的数据基础上的模型其有效性也难以得到保证。因此，在处理缺失数据时，需要使用恰当的方法来填补或妥善处理这些缺失值，以确保数据分析的准确性和可靠性。针对数据缺失问题，最简单的解决方法包括使用删除法和插补法来填补空缺。尽管这些方法简单易行，但往往忽略了数据之间的复杂关系以及潜在的模式。

3.2.2 生成对抗网络

生成对抗网络（GANs）是一种近年来在数据插补领域得到广泛应用的新兴技术^{[68][69]}。这一模型的核心组成部分为生成器（Generator）与判别器（Discriminator）。生成器接收完整的数据作为输入，并深入剖析这些数据的分布规律。判别器用来评估生成器生成的估计值与真实数据之间的差异。通过反复迭代训练，生成器不断优化其生成的估计，以尽可能接近真实数据的分布。对抗生成网络示意图如图 3-5 所示。

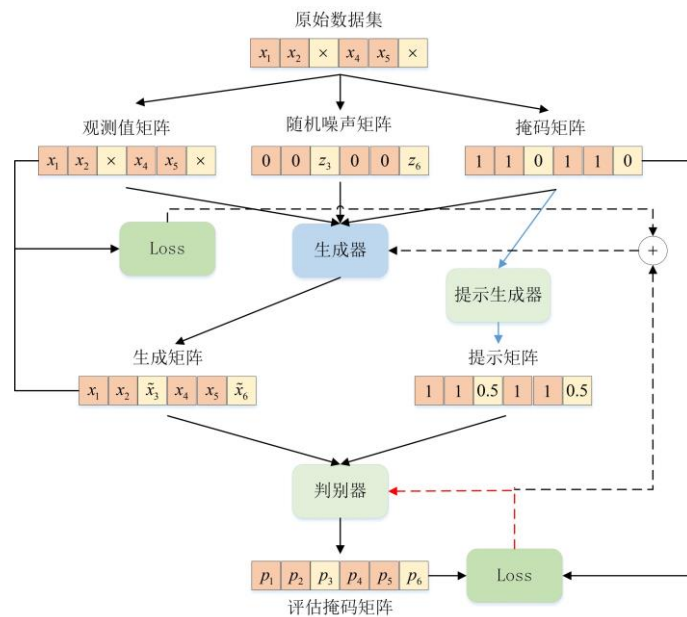


图 3-5 对抗生成网络示意图

初始阶段生成网络 G 和判别网络 D 对于数据的生成和判别都不够强大。随着训练的进行，生成网络 G 会提高其生成能力，使生成的数据尽可能接近真实数据的分布。同时，判别网络 D 也在不断优化自己，以提高对数据真假的判断能力。生成式对抗插补网络的数学公式如下：

判别网络公式：

$$\max_D E_{x \sim P_{data}} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (3-1)$$

生成网络：

$$\min_G E_{z \sim P_z} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (3-2)$$

总目标为：

$$\min_G \max_D E_{x \sim P_{data}} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (3-3)$$

定义价值函数为：

$$V(D, G) = E_{x \sim P_{data}} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (3-4)$$

固定生成网络 G ，则：

$$\begin{aligned} \max_D V(D, G) &= \int P_{data} \log D dx + \int P_g \log(1 - D) dx \\ &= \int [P_{data} \log D + P_g \log(1 - D)] dx \end{aligned} \quad (3-5)$$

等式两边求导后，得：

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial D} [\max V(D, G)] &= \int \frac{\partial}{\partial D} [P_{data} \log D + P_g \log(1 - D)] dx \\ &= \int \left[P_{data} \frac{1}{D} - P_g \frac{1}{1 - D} \right] dx \stackrel{\Delta}{=} 0 \end{aligned} \quad (3-6)$$

$$\Rightarrow D_G^* = \frac{P_{data}}{P_{data} + P_g}$$

随后引入 KL 散度（Kullback-Leibler divergence）和 JS 散度（Jensen-Shannon divergence）来量化两个概率、分布之间的差异程度。当两个概率分布完全相同时，这两个指标的值均为零，意味着它们之间没有任何差异。而随着两个分布之间的差异逐渐增大，这些指标的值也会相应地上升，直观反映了分布间的差异程度。KL 散度和 JS 散度的定义如下：

$$KL(p_1 \parallel p_2) = E_{x \sim p_1} \frac{p_1(x)}{p_2(x)} \quad (3-7)$$

$$JS(p_1 \parallel p_2) = \frac{1}{2} KL(p_1 \parallel \frac{p_1 + p_2}{2}) + \frac{1}{2} KL(p_2 \parallel \frac{p_1 + p_2}{2}) \quad (3-8)$$

带入 D_G^* ，则：

$$\begin{aligned} \min_G \max_D V(D, G) &= \min_G V(D_G^*, G) \\ &= \min_G E_{x \sim P_{data}} \left[\log \frac{P_{data}}{P_{data} + P_g} \right] + E_{x \sim P_g} \left[\log \frac{P_g}{P_{data} + P_g} \right] \\ &= \min_G KL(P_{data} \parallel \frac{P_{data} + P_g}{2}) + KL(P_g \parallel \frac{P_{data} + P_g}{2}) - \log 4 \\ &= \min_G 2JS(P_{data} \parallel P_g) - \log 4 \geq \log 4 \end{aligned} \quad (3-9)$$

当且仅当 $P_{data} = P_g$ 时，等号成立。此时判别器最终得到的数据向量真假概率都为 $\frac{1}{2}$ ，因此无法判别得到的数据的真实性，最终输出该数据向量。

3.3 麻雀优化算法

麻雀优化算法（SSA）的设计理念源于麻雀在自然界中的觅食行为及其躲避捕食者的策略^{[70][71]}。麻雀种群通过划分探索者、跟随者、警戒者三种角色，同时模仿真实的捕食情景，增加了麻雀的危险预警机制。

在该算法中，麻雀的位置可以用以下方式表示：

$$X = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \dots & X_{1,d} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \dots & X_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{n,1} & X_{n,2} & \dots & X_{n,d} \end{bmatrix} \quad (3-10)$$

所有麻雀的适应度值都可以用向量表示，这个适应度值向量中的每一行都代表一个单个麻雀的适应值。

$$F_x = \begin{bmatrix} f([X_{1,1} & X_{1,2} & \dots & X_{1,d}]) \\ f([X_{2,1} & X_{2,2} & \dots & X_{2,d}]) \\ \dots \\ f([X_{n,1} & X_{n,2} & \dots & X_{n,d}]) \end{bmatrix} \quad (3-11)$$

每一行中 F_x 的值表示个人健身值。

在 SSA（麻雀搜索算法）中，探索者扮演着不仅具备卓越的搜索能力，还拥有较高的适应性评分。这些探索者在搜索空间中不断探索，一旦发现丰富的食物来源便迅速将这些宝贵的信息传递给整个群体。通过这种方式，探索者引导整个种群前进方向。探索者的位置信息可以表示为：

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \bullet \exp\left(\frac{-i}{\alpha \bullet iter_{\max}}\right), R_2 < ST \\ x_{i,j}^t + Q \bullet L, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (3-12)$$

在公式中， $\alpha \in (0,1]$ ， $R_2 \in (0,1]$ ， $ST \in (0.5,1]$ 和 L 是一个 $1 \times d$ 矩阵，所有元素都等于 1。

在 SSA（麻雀搜索算法）中，当观察到其他具有高适应性值的同伴正在成功获取食物时，它们会选择跟随这些探索者。在一定条件下，追随者与探索者可以相互转化。这种类型的位置更新可以表示为：

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \bullet \exp\left(\frac{x_{\text{worst}}^t - x_{i,j}^t}{\alpha \bullet iter_{\max}}\right), i > \frac{N}{2} \\ x_e^{t+1} + |x_{i,j}^t - x_e^{t+1}| \bullet A^+ \bullet L, i \leq \frac{N}{2} \end{cases} \quad (3-13)$$

其中， x_e^{t+1} 是 $t+1$ 代中的最佳位置。 A 是一个 $1 \times d$ 矩阵，其中每个元素被随机分配为 1 或 -1，并且 $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ 。

在 SSA 中，警戒者的初始位置随机产生，负责监控周围环境是否存在任何可能对群体构成威胁的因素。一旦检测到危险迹象，它们会立即发出警报信号以提醒所有成员注意防范。这一功能确保了即使在面临突发状况时，整个种群也能够迅速做出反应并调整策略以减少损失。警戒者可以表示为：

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best}}^t + \beta \bullet |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^t|, f_i > f_b \\ x_{i,j}^t + k \bullet \left(\frac{x_{i,j}^t - x_{\text{worst}}^t}{(f_i - f_w) + \varepsilon}\right), f_i = f_b \end{cases} \quad (3-14)$$

其中， $k \in (-1,1]$ ， ε 是常数。

在深度学习中，隐藏层中的单元数量过少时，神经网络可能缺乏足够的容

量来充分学习训练集中的信息，导致模型无法准确地捕捉数据背后的规律。相反，隐藏层中的单元数量过多可能引发过度拟合的风险。此外，过多的隐藏层单元还会显著增加训练时间，降低模型的优化效率，从而影响整体性能。同时，训练时间过短，模型无法充分学习导致拟合不足；而训练时间过长，则可能使模型导致过度拟合。此外，学习率过高可能导致训练过程不稳定；而学习率过低则会减慢训练速度，增加计算成本。

3.4 仿真数据与实验环境

3.4.1 仿真数据

基于第二章多脉冲劣化特性研究实验可知，多脉冲雷电流的电流幅值、脉冲时间间隔以及脉冲次数均能够对氧化锌压敏电阻的劣化敏感特征产生显著影响，且研究表明温度和湿度也能够对氧化锌压敏电阻的劣化敏感特征产生一定影响。因此构建了原始数据集，其相关参数信息如表 3-1 所示。该数据集时间跨度为 2021 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日。为评估 TKAT 模型的预测稳定性，实验将数据分为五个子集：一个作为训练集，其余四个作为测试集。数据以 XLS 工作表格式存储，每半小时采集一次数据。

表 3-1 数据集特征参数信息

序号	参数	均值	标准差	最小值	最大值
X1	温度	22.4664	0.650534	20.6	24.4
X2	湿度	0.75057	0.045936	0.6	0.91
X3	表面温度	86.5242	32.43654	19	193.5
X4	压敏电压	421.2035	201.3102	361	489
X5	泄露电流	8.09278	5.817827	0	20.1
X6	电流幅值	37.4971	14.96157	0	60
X7	脉冲数	3.93015	0.825786	0	5
X8	脉冲间隔	113.4847	64.09984	0	200
Y	剩余使用寿命	67.36984	34.8421	0	100

3.4.2 实验环境

本研究基于 Python 3.8.18 编程环境构建深度学习系统，采用模块化开发模

式进行架构设计。系统开发环节通过 VS Code 集成开发环境实现，其中模型构建与特征工程调用 scikit-learn 机器学习工具包完成，数据预处理与数值计算依托 pandas 和 NumPy 实现多维矩阵操作。通过 matplotlib 库进行结果的可视化呈现。实验平台配置方面，部署于 AMD EPYC 7H12，该设备搭载两个 64 核处理器（基础频率 2.6GHz）并配备 512GB RAM，显著提升了数据集的并行计算效率。整个实验环境的信息汇总如表 3-2 所示。

表 3-2 实验环境的信息汇总

系统	版本
node	WIN-0PMK7O97AS0
release	10
version	10.0.17763
machine	AMD64
processor	AMD64 Family 23 Model 49 Stepping 0, AuthenticAMD
Python	3.8.18
Pytorch	1.5.3
Numpy	1.24.3
matplotlib	3.7.2
sklearn	1.3.0

3.5 评估指标

本研究通过平均绝对误差（MAE）、均方误差（MSE）和 R2 决定系数综合评估预测模型的有效性。

平均绝对误差（MAE）表示预测值和观测值之间的平均偏差。MAE 由式（3-15）给出：

$$F_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}_i| \quad (3-15)$$

均方误差（MSE）表示预测值和观测值之间的平方偏差的平均值，如式（3-16）：

$$F_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (3-16)$$

相关系数（R2）用于衡量预测值和实际观测值之间的线性关系程度。R2 由式（3-17）给出：

$$F_{R^2} = 1 - (F_{SSE} / F_{SST}) \quad (3-17)$$

其中，第 i 个数字的真实值和预测值由 y_i 和 $\bar{y}_i$ 表示，误差平方和 F_{SSE} 反映了模型无法解释的数据变异性，数据的总变异性由 F_{SST} 表示。

3.6 优化算法分析

3.6.1 超参数搜索

SSA 算法具有调节复杂度低，易于实现、全局搜索能力强、收敛速度快等优点，在面对大规模搜索问题和高维优化问题时能够有效提升解决方案的效率和质量。在本研究中，SSA-TKAT 优化后的超参数和相应的搜索范围如表 3-3 所示。

(1)网络结构：SSA 用于确定 TKAT 的最佳层数，以及每层的神经元数，以实现更好的特征提取和序列学习效果。

(2)学习率：通过 SSA 优化，找到使模型更快收敛并避免陷入局部最小值的最佳学习率。

(3)时间窗口大小：SSA 有助于确定训练过程中的时间窗口大小，从而提高模型的稳定性和训练效率。

(4)正则化参数：使用 SSA 选择最佳正则化参数以防止模型过拟合。

(5)损失函数权重：使用 SSA 调整损失函数中不同项的权重，以更好地平衡模型在不同方面的性能。

(6)参数初始化：SSA 还可以用于优化模型权重的初始化方法，这将影响模型训练的起点和最终性能。

表 3-3 SSA-TKAT 优化的超参数

超参数	搜索范围	优化后的值
批次大小	[4,128]	56
隐藏层数量	[3,8]	6
隐藏层大小	[5,100]	25
头数	[1,4]	1
学习率	[0.0001,0.01]	0.001
丢弃率	[0.1,0.9]	0.145
最大梯度范数	[0.1,1]	0.093

3.6.2 模型参数分析对比

TKAT 网络的性能深受其关键超参数的影响，这些超参数包括隐藏层数、隐藏层大小、激活函数、学习率、训练轮数、批量大小等。图 3-6、图 3-7 和图 3-8 说明了隐藏层数量、激活函数、纪元和批量大小对不同模型的影响。

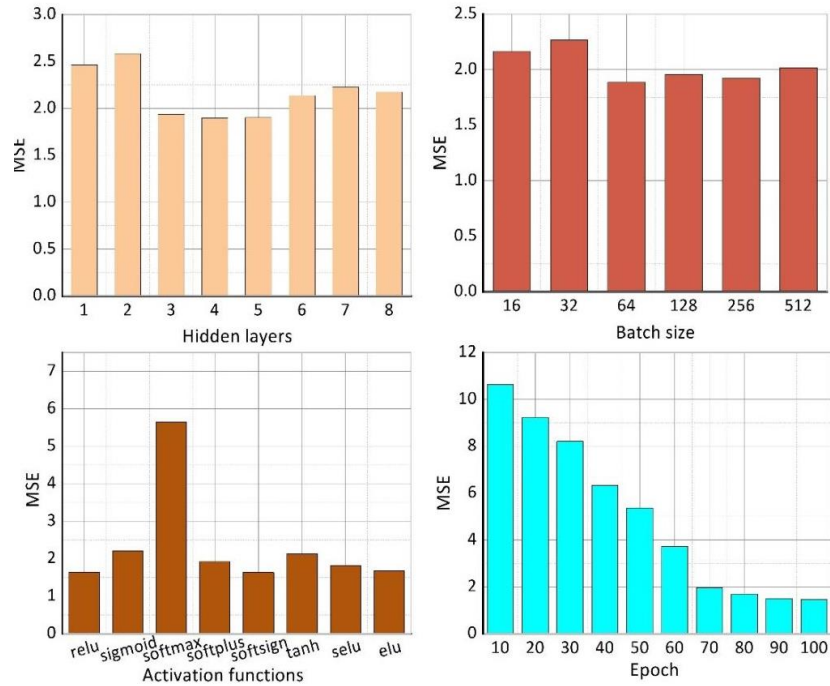


图 3-6 LSTM 模型的参数效应

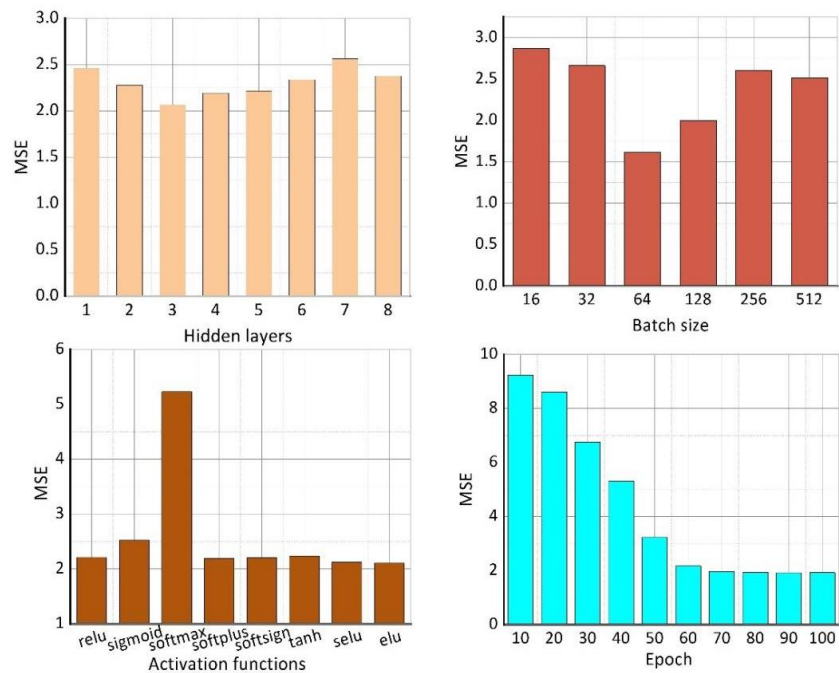


图 3-7 Bi-LSTM 模型的参数效应

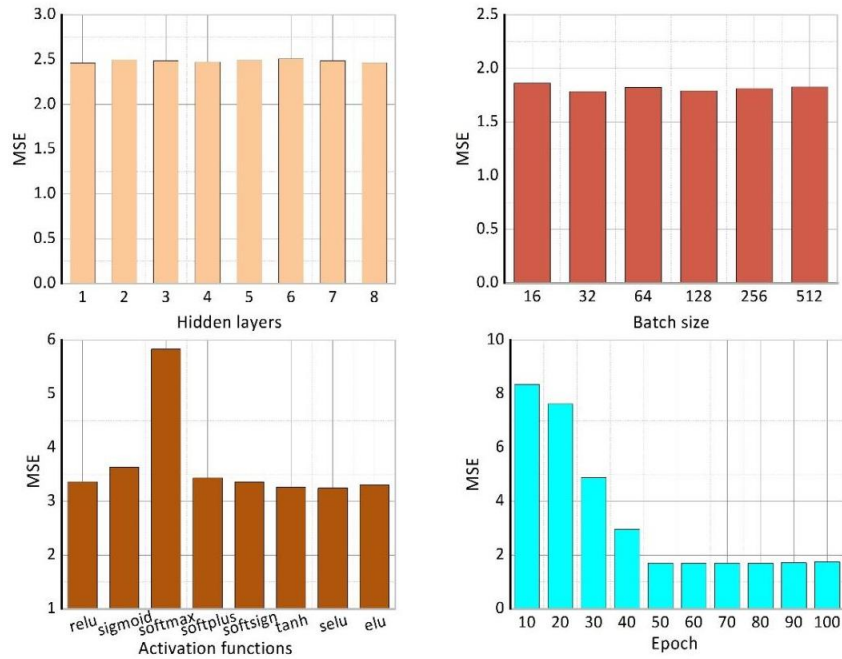


图 3-8 TCN 模型的参数效应

从图 3-6 可以看出，第一和第二隐藏层之间的 MSE 增加了。第三至第五隐藏层相对稳定，后续隐藏层略有增加。此外，提供低 MSE 值的批大小为 64。激活函数对 MSE 的影响结果表明，使用“relu”、“softplus”、“selu”和“elu”等激活函数可以获得最低的 MSE 值。“softmax”函数实现了极高的 MSE 值。最后，LSTM 的 MSE 从 10 个 epoch 下降到 100 个 epoch。因此，对于 LSTM 模型，有必要选择大于或等于 100 的训练周期。

在图 3-7 中，很明显，MSE 值在第一层和第三层之间逐渐减小，在第四层和第七层之间逐渐增大。此外，批量大小引起的 MSE 值略有变化，在批量大小=50 时观察到最低的 MSE。激活函数对 MSE 的影响结果表明，使用“relu”、“softplus”、“selu”和“elu”等激活函数可以获得最低的 MSE 值。“softmax”函数实现了极高的 MSE 值。对于 BiLSTM 模型，MSE 从 10 个历元逐渐减小到 70 个历元，从 80 个历元到 100 个历元几乎保持不变。

从图 3-8 可以看出，当 TCN 层数从 1~8 变化时，MSE 值几乎保持不变。由于批量大小的变化，观察到 MSE 值略有变化。激活函数对 MSE 的影响结果表明，使用“relu”、“softplus”、“selu”和“elu”等激活函数可以实现最低的 MSE 值。softmax 函数实现了极高的 MSE 值。对于 TCN 模型，MSE 从 10 个 epoch 急剧下降到 50 个 epoch，并从 50 个 epochs 稳定到 100 个 epoch。

3.7 仿真结果

为了验证模型的性能，本文采用 KNN 算法、M-RNN 算法、GAN 算法和 MEANGAN 算法进行实验，所有数据集均以在 40% 的完全随机缺失率下为例。表 3-4 为使用不同算法进行数据插补的误差统计，其中三个数据集为不同时间的氧化锌压敏电阻的劣化数据。

表 3-4 数据集统计信息

模型	数据集	MAE	RMSE
KNN	1	0.0827	0.1362
	2	0.0862	0.1432
	3	0.0992	0.2243
M-RNN	1	0.0713	0.1048
	2	0.0625	0.0846
	3	0.0278	0.0416
GAN	1	0.0704	0.0924
	2	0.0607	0.0719
	3	0.0335	0.0609
MEANGAN	1	0.0535	0.0821
	2	0.0246	0.0542
	3	0.0102	0.0165

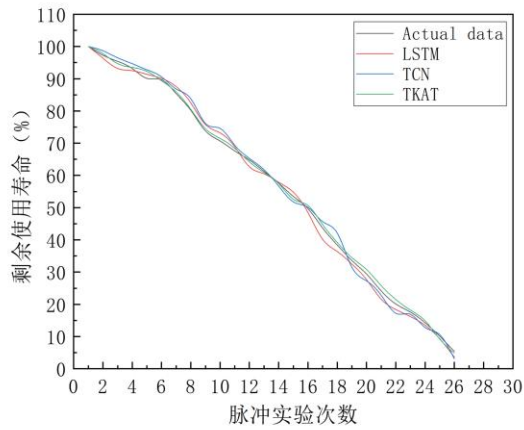
总体来说，本文所提方法优于 KNN 算法、M-RNN 算法和 GAN 算法。具体而言，在三个不同的氧化锌压敏电阻劣化数据集上，本文方法分别实现了在 RMSE 上 5.41%、8.9%、20.78% 的性能提升，以及在 MAE 上 2.92%、6.16%、8.9% 的性能提升。

KNN 算法在处理缺失值时往往受限于外部知识的引入或相似性度量的准确性，这导致在缺乏足够先验信息的情况下，其表现可能不尽如人意。M-RNN 和 GAN 等深度学习模型，凭借其强大的数据建模能力，能够更深入地捕捉数据中的复杂结构和潜在模式，因此在数据插补方面展现出了更高的精确度。

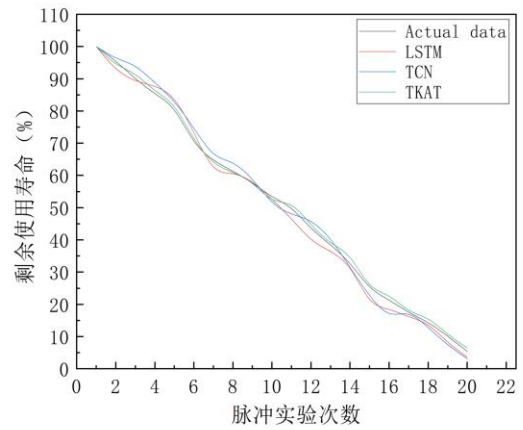
而 MEANGAN 将统计方法（均值插补）与深度生成模型（GAN）相结合的策略，不仅显著提高了数据插补的准确性，还增强了模型对异常值和噪声的鲁棒性，使得插补结果更加可靠和稳定。

为了验证所提出的 SSA-TKAT 模型的优越性和鲁棒性，将所提出的模型的预测结果与 LSTM 和 TCN 进行了比较。图 3-9 为 3 个不同预测集的预测结果对

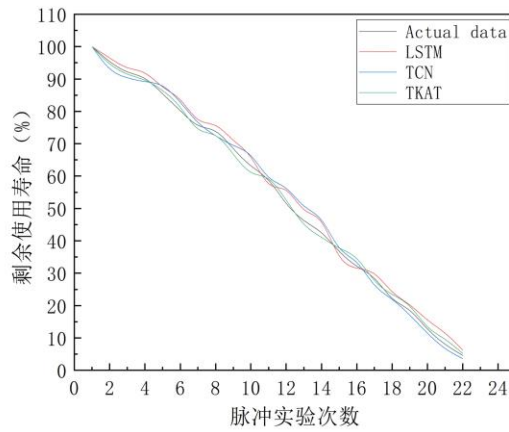
比。



(a) 第一个数据集中模型预测对比



(b) 第二个数据集中模型预测对比



(c) 第三个数据集中模型预测对比

图 3-9 不同模型的预测对比

从图中可以看出，LSTM 模型和 TCN 模型的预测曲线和实际数据曲线的差距较大。这表明，这两个模型在捕捉氧化锌压敏电阻老化特征的方面存在不足，无法准确地学习到数据的内在规律，预测效果较差。与上述基准模型相比，SSA-TKAT 方法对氧化锌压敏电阻剩余使用寿命的预测曲线与真实退化趋势最接近，并且预测曲线更加稳定。表 3-5 是所用模型在 3 个不同的测试集中得到的预测评价指标，所提模型的评估指标高于基准模型。

表 3-5 不同模型的评估指标统计汇总

测试集	评估指标	LSTM	TCN	TKAT
1	MAE	1.2593	1.3356	0.4530
	MSE	1.6523	1.5631	0.4362

2	R2	0.6905	0.7023	0.8636
	MAE	1.1185	1.3854	0.4779
	MSE	1.5625	2.1836	0.6211
3	R2	0.6802	0.7396	0.8986
	MAE	0.8512	0.8928	0.3520
	MSE	1.0959	1.3608	0.3242
	R2	0.7645	0.7086	0.9130

主要是由于 TKAT 模型中 TKAN 模块捕获长期依赖关系的能力更强，并且可变选择网络模块（VSN）能够预测最重要的变量，并允许模型消除对性能有负面影响的任何不必要的噪声输入。而门控残差网络模块（GRN）在涉及复杂非线性相互作用和长期依赖性的情况下可以灵活有效地对数据中的复杂关系进行建模。通过控制信息流，这些网络可以有效地支持学习过程。这使 TKAT 能够更好地理解时间序列数据的长期趋势和周期性变化。

同时为了验证优化算法在模型中的有效性，本文将麻雀优化算法、粒子群算法和遗传算法进行对比。表 3-6 为三种优化算法在数据集中的评估指标。

表 3-6 三种优化算法评估指标统计

测试集	评估指标	SSA	PSO	GA
1	MAE	0.4530	0.5523	0.5785
	MSE	0.4362	0.6231	0.6692
	R2	0.8236	0.7825	0.7356
2	MAE	0.6270	0.6730	0.6947
	MSE	0.5677	0.7125	0.7324
	R2	0.9005	0.8323	0.8023
3	MAE	0.4779	0.5831	0.6241
	MSE	0.6211	0.6925	0.8035
	R2	0.8986	0.7984	0.7233

由表 3-6 的评估指标可知，遗传算法对于模型的优化较差，麻雀优化算法对于模型的优化效果最好。这是因为遗传算法的计算量大、收敛速度，并且遗传算法的参数调优更为复杂。而麻雀优化算法采用动态调整策略，其探索于开发的平衡性更好，并且收敛速度快、参数少、易于实现。

3.8 本章小结

本章提出了一种将 SSA 优化与 TKAT 网络相结合的方法，可以准确预测氧

化锌压敏电阻剩余使用寿命的变化。利用 SSA 强大的优化能力和快速的收敛速度，对 TKAT 网络的隐藏大小、训练轮数和学习率进行了优化，以提高数据与网络结构的匹配度。本章通过多特征融合构建氧化锌压敏电阻剩余使用寿命的预测模型，实验结果表明：该模型在预测氧化锌压敏电阻剩余使用寿命方面表现良好，预测精度高，鲁棒性强。

第 4 章 预测系统平台搭建与研究

本章系统设计基于第二、三章的理论研究基础，从硬件架构与软件算法两个维度着手，设计融合多特征信息的氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测系统，旨在提升预测精度与可靠性。通过传感器实时采集环境温度与湿度、氧化锌压敏电阻的泄漏电流、氧化锌压敏电阻的表面温度、雷电参数等特征，通过 STM32—ESP8266 上传至阿里云服务器。云平台通过 MQTT 协议接收数据，并将数据推送至预测模型。模型随后以百分比形式给出氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命预测结果。当剩余使用寿命降至 30% 以下时，云平台会自动将预警信息发送至客户手机端，实现寿命预测系统的提前告警功能。

4.1 氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测系统整体结构

氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测系统由信息采集模块、云平台 and 预测系统构成^{[72]-[74]}。信息采集模块主要是通过传感器采集各个特征信息，云平台实时接收存储信息，并将数据传输到氧化锌压敏电阻状态预测模型。系统总体架构如图 4-1 所示。

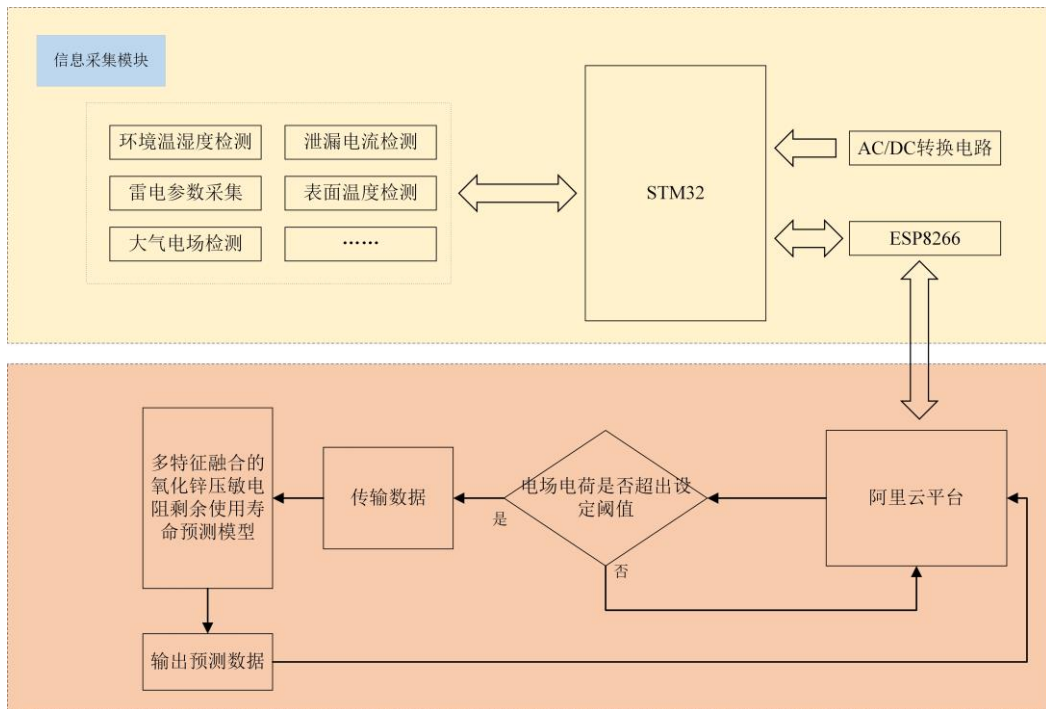


图 4-1 系统总体架构图

信息采集模块通过不同的传感器检测氧化锌压敏电阻的各个信号，将信号传递至 STM32 微处理器。同时 STM32 微处理器借助 ESP8266 的 WIFI 模块将数据传输至阿里云平台。当检测到的地面电场电荷数据超出设定的阈值时，云平台将数据推送至氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测模型，实时输出模型预测值。

4.2 信息采集模块硬件设计

信息采集模块由 STM32 微处理器、泄漏电流检测电路、温湿度传感器、大气电场仪、雷电传感器组成。其中漏电流检测模块主要检测各通路的泄漏电流，温湿度传感器用来检测氧化锌压敏电阻的表面温度和环境温湿度。大气电场仪通过检测电场强度的变化来判断是否有雷电产生。雷电峰值记录仪用来监测雷击波形数据，包括雷击次数、峰值、时间、波形、极性、电荷量、比能量等信息。ESP8266 通过 MQTT 协议将数据传输至阿里云平台。其硬件设计框图如图 4-2 所示。

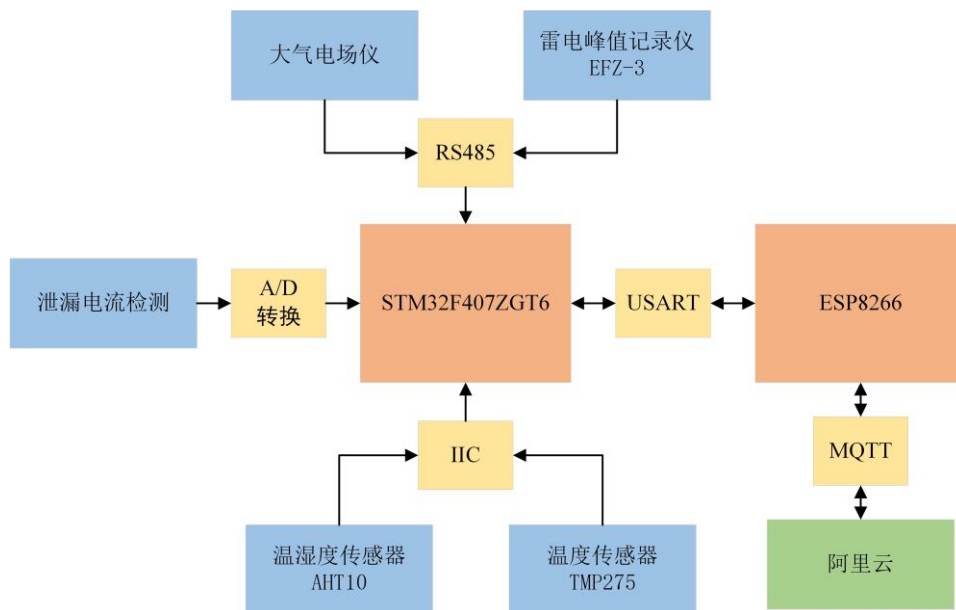


图 4-2 信息采集模块硬件设计框图

4.2.1 主控电路设计

微处理器在本系统硬件平台中承担核心控制功能，负责传感器数据采集模块、无线通信模块与上位机数据交互，以及系统任务调度等关键操作。系统选用 STM32F407ZGT6 作为主控单元实现系统控制中枢，该芯片基于 ARM Cortex-

M4 内核架构设计，主频达 168MHz。其资源配置包含 1MB Flash 存储器和 192KB SRAM，并集成 14 组定时器、四个 USART 串口、两个 CAN 接口、三个 IIC 和 SPI 接口以及两个 USB 接口等丰富外设模块，充分满足多设备接入需求。图 4-3 展示了芯片基础系统电路设计，包含晶振电路、复位电路和 JTAG 下载电路，构成芯片稳定运行的保障基础。

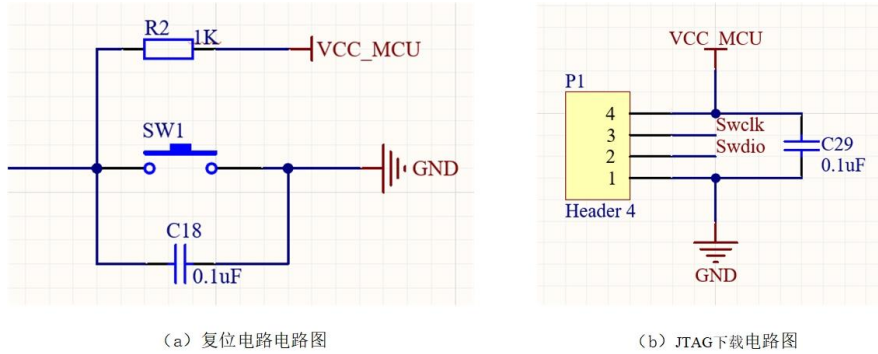


图 4-3 最小系统电路图

4.2.2 温度测量电路

对于氧化锌压敏电阻所处环境温湿度和表面温度的测量，本系统采用 AHT10 温湿度传感器和 TMP275 温度传感器进行采集。AHT10 温湿度传感器的湿度测量范围为 0~100%RH，相对湿度的分辨率在 0.024%RH，精度为 $\pm 3\%$ RH。温度值的测量范围为-40~85 $^{\circ}\text{C}$ ，最小分辨率可达 0.01 $^{\circ}\text{C}$ ，精度为 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ 。TMP275 作为高精度温度传感模块，工作温度范围覆盖-20 $^{\circ}\text{C}$ 至+140 $^{\circ}\text{C}$ ，其 0.0625 $^{\circ}\text{C}$ 的最小分辨单元配合 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ 的绝对精度，可满足精密测温需求。两种传感器均内置 16 位 ADC 模块，通过片上信号调理电路实现物理量到数字化测量数据的直接转换，并采用标准 IIC 总线协议实现与主控芯片的数据交互，有效避免了模拟信号传输中的干扰问题。温湿度测量模块电气原理图如图 4-4 所示。

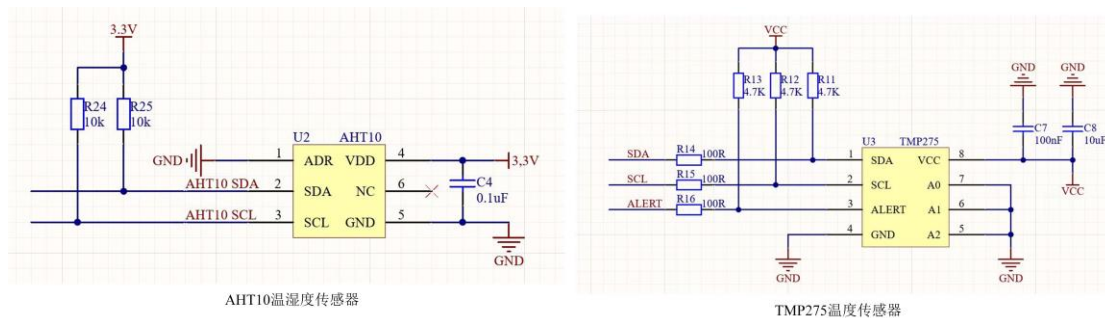


图 4-4 温度、湿度测量模块电气原理图

4.2.3 泄漏电流检测电路

泄漏电流检测电路是通过小电阻分流的方法检测氧化锌压敏电阻的泄漏电流，重点针对氧化锌压敏电阻的绝缘劣化程度进行实时监测。具体实现方式为：在氧化锌压敏电阻接地回路中串接高精度电阻构建电流采样支路，通过测量采样电阻两端压降（基于欧姆定律）计算各相漏电流值。为确保系统可靠性，在采样支路中串联电磁继电器形成浪涌冲击防护机制，防止雷电流过大会对检测电路造成破坏。通过放大器 AD8253 完成 10 倍信号放大，精准提取 μV 级微弱信号。电流信号采集电路图如图 4-5 所示。

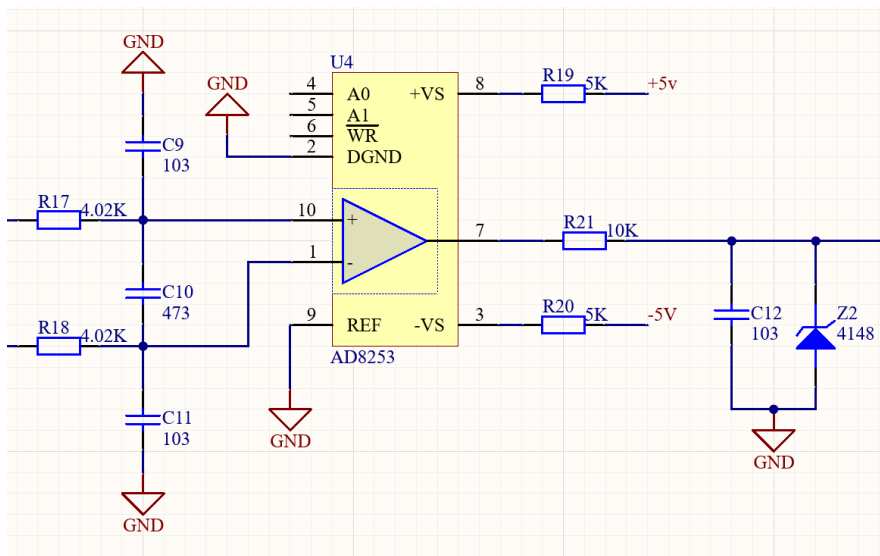


图 4-5 泄漏电流信号采集电路图

4.2.4 雷电信息采集模块

雷电信息的采集是本设计中最重要的一环。大气电场仪通过测量大气中的电场强度及其变化来判断雷电发生的可能性。可以通过编程设置过高和过低电场强度的阈值，实时监测电场强度并进行相应处理。雷电峰值记录仪 EFZ-3 如图 4-6 所示。该记录仪能够检测雷电的电气参数，其中包括雷电次数、峰值、时间、波形、极性、电荷量、比能量等信息。大气电场仪和雷电峰值记录仪共同组成雷电信息采集模块，采集的数据通过无线传输到云平台。



图 4-6 雷电峰值记录仪

4.2.5 无线通信模块

随着时代的发展，网络功能已经成为嵌入式设备不可或缺的功能。针对移动终端与物联网系统的低功耗无线通信需求进行优化设计，ESP8266 在工业物联网(IIoT)与消费电子领域具有广泛应用，特别适合嵌入式设备的空间约束要求。在本设计中，ESP8266 与 STM32 通过串口进行连接，并将数据通过 Wi-Fi 与服务器通信，实现联网功能。其电路原理图如图 4-7 所示。

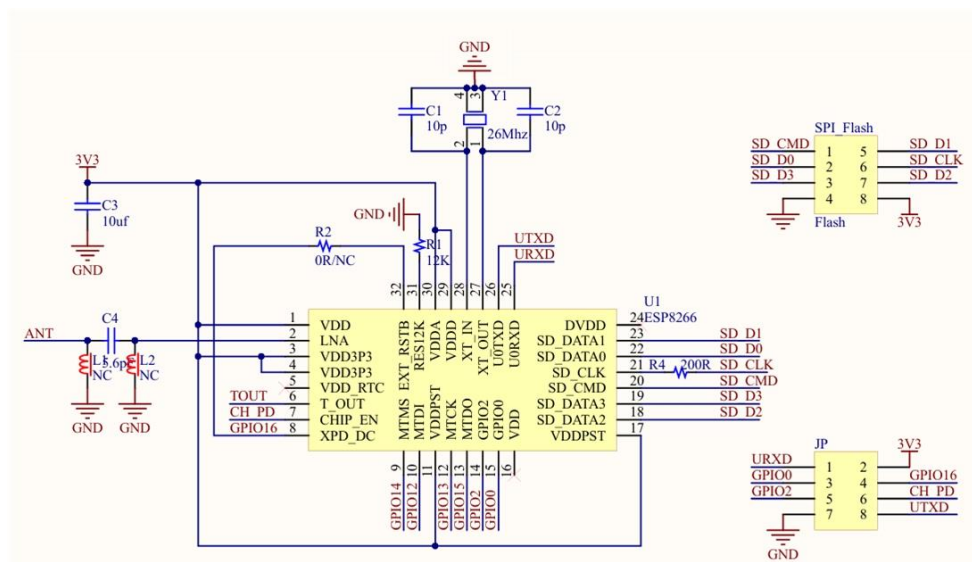


图 4-7 ESP8266 电路原理图

4.3 整体系统软件设计

本系统软件架构采用模块化设计理念，构建了包含数据采集单元、信号处理单元等功能设计。核心功能实现如下：(1)主控逻辑单元协调各采集单元的工作时序；(2)环境参数感知模块基于 AHT10 传感器以及 TMP275 传感器，以 1Hz 采样频率获取氧化锌压敏电阻的表层温度分布及环境温湿度参数；(3)泄漏电流监测单元通过增益放大器实现 $0.1\mu\text{A}\sim 20\mu\text{A}$ 范围的动态电流检测；(4)电场电荷检测采用大气电场仪和雷电峰值记录仪，经 RS485 通讯协议传输至处理器；(5)数据交换接口层集成 MQTT，实现采集数据与云端服务器的双向通信，并内置 CRC-32 校验模块确保数据完整性。

4.3.1 整体系统架构

整体系统架构是整个软件设计流程的主干，需要完成系统初始化和各个模块的信息采集，执行系统功能和模块调试等工作。其整体流程示意图如图 4-8 所示。

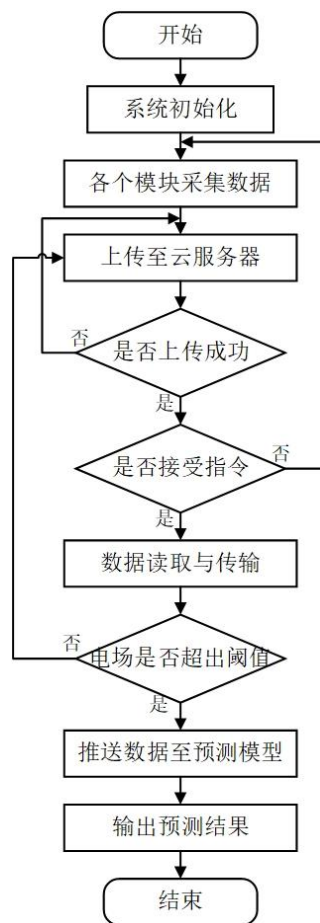


图 4-8 整体设计流程图

信息采集模块工作流程具体实现如下：（1）多级初始化序列——包括看门狗定时器配置、外设驱动加载、以及环形缓冲区分配；（2）温度/湿度通道以 1Hz 采样频率轮询 AHT10 传感器和 TMP275 传感器，泄漏电流检测通道以 500SPS 速率触发 ADC 扫描，空间电场监测通过 RS485 传输数据；（3）通过 AT 指令集配置 ESP8266 模块建立 MQTT 连接，通过采集数据包进行上传；（4）通过解析云平台下发的控制帧实现远程参数配置，当接收到 0x03 功能码时立即触发数据主动上报；（5）判断电场是否超出阈值，若超出设定阈值则将监测数据推送至预测模型；若未超出设定阈值，则云平台继续输出检测数据。

4.3.2 泄漏电流采集模块

本系统的泄漏电流采集模块通过 ADC 架构实现信号数字化，其技术实现方案如下：硬件层面基于 STM32F407 内置的 12 位模数转换单元，配置输入通道为差分模式以抑制共模干扰；软件层面构建通过可编程增益仪表放大器进行信号调理，设置滤波器和 DMA 双缓冲机制实现无丢失采样。ADC 时序参数遵循采样定理设计，单个转换周期由采样保持时间与量化时间构成，在 APB2 总线时钟 72MHz 基础上配置预分频系数为 6，得到 ADCCLK=10.5MHz 工作频率。AD 采样流程图如图 4.9。

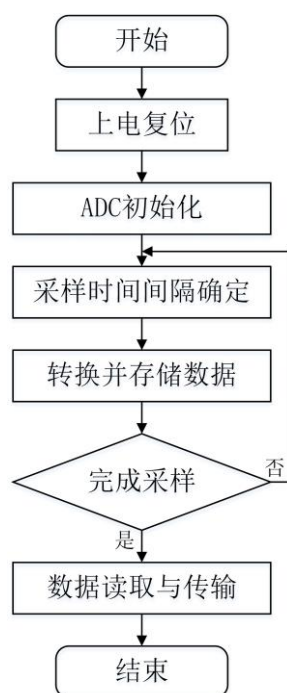


图 4-9 AD 采样流程图

上系统上电后执行时序初始化流程：首先配置 ADC 时钟树，使能扫描模式与连续转换功能；继而设置定时器触发源（TIM2_CH4），以 256 倍过采样率构建采样窗口；最后初始化 DMA 控制器建立内存到外设的数据通道。采集过程采用多周期同步采样策略，每个工频周期（20ms）采集 256 点，连续采样 3 周期形成 768 点数据集，当 DMA 计数器溢出时触发中断服务例程。此时 ADC 数据寄存器中的离散采样值（uint16_t 格式）通过快速傅里叶变换进行频谱特征提取，同时启动下一轮双缓冲采集。

4.3.3 温度检测模块

本系统采用 AHT10 与 TMP275 构建高精度环境参数监测单元，其技术实现方案如图 4-10 所示：

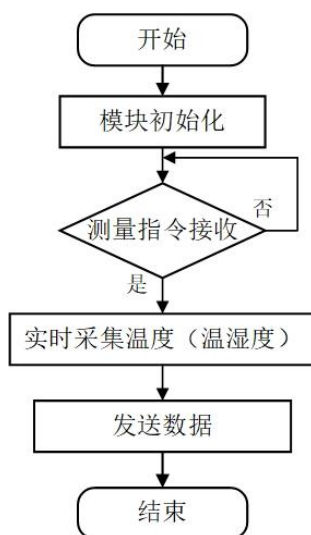


图 4-10 温度（温湿度）检测流程图

AHT10 传感器采用三层复合传感架构：（1）基于 CMOS-MEMS 工艺技术集成的数字信号处理芯片，内置非易失性存储单元用于存储 32 点校准参数；（2）纳米级叉指结构的聚合物电容式湿度敏感元件，具备 0.024%RH 的分辨力；（3）PN 结温度检测单元，通过带隙基准电路实现-40~85℃的宽范围测温。该器件通过 IIC 数字接口（支持标准/快速模式，100/400kHz）与主控单元通信，输出经温度补偿和线性化处理的 16 位数字量。

TMP275 温度传感器采用节能型工作模式设计，上电后自动进入休眠状态，当接收到主控器发送的 0x01 指令码时激活单次转换模式，其内置的 ADC 以 12

位分辨率执行温度量化。数据通过 IIC 总线以 16 位二进制补码格式传输，传输过程中启用奇偶校验机制确保数据完整性。

4.3.3 数据交互设计

本系统物联网通信架构如图 4-11 所示，其数据传输实现机制包含以下技术要点：(1)STM32F407 处理器通过 DMA 控制器将预处理后的监测数据以 JSON 格式写入发送环形缓冲区；(2)采用异步串行通信协议实现与 ESP8266 的 Wi-Fi 模组进行数据透传；(3)部署轻量级 MQTT 3.1.1 协议，建立与阿里云平台的连接；(4)故障恢复机制集成动态重连算法，当检测到 TCP 连接中断时自动执行退避重连策略，并触发本地数据缓存。

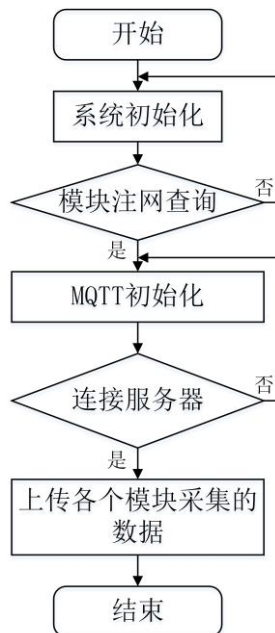


图 4-11 数据传输流程图

具体工作流程如下：主控器通过 AT 指令集初始化 ESP8266 无线模组，配置 Station 模式连接 Wi-Fi 网络。成功建立 IP 连接后，创建 MQTT 客户端实例，订阅云平台指令主题。当传感器数据达到发送阈值时，协议栈将采集数据封装为 MQTT 报文，通过 TCP/IP 协议栈进行分包传输，同时启用消息确认机制。

4.4 系统平台搭建与评估

4.4.1 系统搭建

基于多特征融合的氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测系统是由信息采集模块、阿里云平台和多特征融合的氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测模型组成。在数据采集阶段，信息采集模块激活温湿度、表面温度、电场强度、泄漏电流等传感器监测通道。无线通信模组基于 MQTT 3.1.1 协议将数据包上传至阿里云平台。上位机系统采用 Pyqt5 框架构建跨平台监控界面，实现特征参数可视化及寿命预测值动态更新。集成中控平台如图 4-12 所示。



图 4-12 集成中控平台图

实验验证环节在皖西学院雷电防护实验室开展，该实验室配置雷电流波形发生器以及实验需要的检测仪器。如图 4-13 所示，测试平台严格遵循 IEC 61643-11 标准搭建，设置氧化锌压敏电阻加速老化试验装置及多物理场同步监测阵列，可模拟雷击浪涌、工频过电压等典型失效场景，满足 GB/T 17626 系列标准的电磁兼容测试要求。



图 4-13 实验室测试场地

4.4.2 系统功能评估

针对氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测系统的功能评估，本章节引入平均绝对误差（MAE）、均方根误差(RMSE)以及 R2 系数三个指标进行衡量评估。为了验证氧化锌压敏电阻在线寿命预测的准确性，选取 3 个氧化锌压敏电阻进行系统测试，其相关指标如表 4-1 所示。从表中可以看出，3 种模型均满足模型预测的实时性要求。其中，所提模型 TKAT 的预测效果最好。

表 4-1 评估指标汇总

模型	编号	MAE	RMSE	R2	预测时间（s）
TKAT	A	0.20348	0.75039	0.96397	0.832
	B	0.26848	0.82039	0.94897	0.935
	C	0.23544	0.76455	0.95133	0.943
LSTM	A	0.3433	0.8536	0.8694	0.889
	B	0.3651	0.8455	0.8721	0.923
	C	0.3517	0.8631	0.8652	0.935
TCN	A	0.3624	0.7937	0.8873	0.912
	B	0.3582	0.8236	0.8727	0.897
	C	0.3495	0.8173	0.9105	0.926

4.5 本章小结

本章设计了氧化锌压敏电阻的在线寿命预测系统，该系统融合了多特征技术，主要由三个核心部分组成：信息采集模块、云平台以及基于多特征融合的氧化锌压敏电阻寿命预测模型。信息采集模块以 STM32 作为主控芯片，实时捕捉并监测关键参数，涵盖泄漏电流、表面温度、环境温湿度及雷电参数等。借助 ESP8266 无线通信模块，所采集的数据被高效上传至云平台。云平台接收来自信息采集模块的数据流，并将数据推送至寿命预测模型。模型随后以百分比形式给出氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命预测结果。当剩余使用寿命降至 30% 以下时，云平台会自动将预警信息发送至客户手机端，实现寿命预测系统的提前告警功能。

第 5 章 工作总结与展望

5.1 工作总结

氧化锌压敏电阻作为是过电压保护的核心元件，对确保系统设备的安全有效运行发挥着至关重要的作用。通过研究氧化锌压敏电阻的劣化特性并将其与雷电参数相结合，构建出一个多特征融合的剩余使用寿命预测模型。为此，本文深入研究氧化锌压敏电阻的劣化机理，探究多脉冲模拟雷电的参数对氧化锌压敏电阻的劣化影响；构建多特征融合的氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命预测模型。实验结果表明，本文设计的多特征融合的泄漏电流预测模型，能够有效地预测氧化锌压敏电阻的剩余使用寿命在雷电影响下的变化，误差较低。

具体完成的工作及相关结论如下：

（1）综合分析氧化锌压敏电阻在国内外的最新研究现状，探讨其在脉冲冲击下的劣化机理。通过多脉冲测试平台对氧化锌压敏电阻进行实验，进一步分析多脉冲模拟雷电的参数对氧化锌压敏电阻的劣化影响。实验指出多脉冲与单脉冲雷电冲击对氧化锌压敏电阻的老化存在显著差异。为后续剩余使用寿命的预测分析奠定了理论基础。

（2）综合氧化锌压敏电阻的老化特性参数，提出氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测模型。利用 Temporal Kolmogorov-Arnold Transformer 模型，构建多特征融合的氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测模型，显著提高了预测准确性。利用麻雀优化算法强大的优化能力和快速的收敛速度，对 TKAT 网络的隐藏大小、训练轮数和学习率进行了优化，以提高数据与网络结构的匹配度。实验结果表明：TKAT 模型的均方根误差达到 0.352，R2 系数达到 0.91。对比基准模型的误差平均下降了 0.3，模型拟合效果更好。

（3）通过 pyqt5 搭建了氧化锌压敏电阻剩余使用寿命预测系统。整体系统分为信息采集模块、阿里云平台和多特征融合的寿命预测模型三部分。信息采集模块通过主控芯片 STM32 采集泄漏电流、表面温度、环境温湿度和电场电荷等参数，利用 ESP8266 无线通信将数据上传至云平台。云平台通过 MQTT 协议接收采集的数据，并通过数据推送将数据传输至预测模型。

5.2 展望

本文针对氧化锌压敏电阻提出了一种多特征融合的剩余使用寿命预测模型——TKAT，但是仍然存在需要改进的地方。

本文通过多脉冲实验探究雷电流参数对氧化锌压敏电阻的劣化影响，虽然将温度和湿度等因素考虑在内，但是仍然存在一些需要改进的地方。在后续的实验中，我们将会添加更多的雷电参数进行预测实验，包括雷电的波形、雷电的极性、雷电的单位能量、放大系数等。

随着时代的发展，氧化锌压敏电阻在材料上的研究仍然在不断发展，在此基础上复合材料氧化锌压敏电阻对于雷电影响下的劣化尚未考虑。未来会进行深入分析和细化研究，以应对更加极端的环境或天气。

参考文献

- [1] Mahdiraji E A, Amiri M S, Shariatmadar S M. Analysis of lightning strikes on the transmission line by considering the frequency-dependent model[J]. Quantum Journal of Engineering, Science and Technology, 2021, 2(6): 12-36.
- [2] Petrović I, Nikolovski S, Baghaee H R, et al. Determining impact of lightning strike location on failures in transmission network elements using fuzzy decision-making[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 14(2): 2665-2675.
- [3] 吴昊疆,王和喜,龚奕玮,等. 金属氧化物避雷器试验补偿装置研究与应用[J].低碳世界, 2022(001):012.
- [4] 马俊彦,杨仲江,王昊. 基于孤立森林算法的电涌保护器异常参数监测研究[J].电子测量与仪器学报, 2020, 32(7):6.
- [5] 陈璞阳. 8/20 μ s 电流冲击作用下 ZnO 压敏电阻特性变化的分析[D].南京信息工程大学,2015.
- [6] 徐金鹏,樊明,张宾.基于 ZigBee 技术的浪涌保护器监测系统[J].铁道通信信号, 2022, 58(10):46-50.
- [7] 陈科企,李庄.电涌保护器防护效果的研究[J].仪器仪表用户, 2022, 29(09):9-13.
- [8] Fujiwara Y, Shibuya Y, Imataki M, et al. Evaluation of surge degradation of metal oxide surge arrester[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1982 (4): 978-985.
- [9] 王瑶,宋继光,张磊,等.气孔和晶粒尺寸不均匀系数对方波脉冲大电流作用下高电位梯度氧化锌陶瓷失效的影响[J].电瓷避雷器, 2021,(05):149-155,163.
- [10] 韩彬,陈维江,陈秀娟,等.特高压可控避雷器参数配置及控制策略[J].高电压技术, 2021, 47(3):1055-1063.
- [11] 田德宝,冯瑜骅,张雪慧,等.2012-2017 年全国雷电灾害事故统计分析[J].科技通报, 2020, 36(05):42-47.
- [12] 李竹韵,任鑫,王鑫,等.Fe 离子掺杂对 ZnO 压敏电阻性能的影响[J].电瓷避雷器, 2023(2):49-54.
- [13] Vicaia A. AC voltage ageing of zinc oxide ceramics[J]. IEEE Trans.on PWPD, 1986, 1(2),49-58.

- [14] GB/T 18802.1-2011,低压电涌保护器(SPD) 第 1 部分:低压配电系统的电涌保护器 性能要求和试验方法[S].
- [15] 何俊佳,宋丽,周本正,等.ZnO 压敏电阻微观结构调控与性能提升研究综述[J]. 电工技术学报, 2023, 38(20):5605-5619.
- [16] 孟鹏飞,郭敬科,雷潇,等.微观晶界特性对氧化锌压敏电阻宏观电气性能的影响机制[J].工程科学与技术, 2024, 56(5):98-105.
- [17] 上海市气象局. GB/T 21431-2015,建筑物防雷装置检测技术规范[S]. 中国建筑工业出版社, 2015.
- [18] 邢雁凯. 氧化锌避雷器在线监测系统研制[D].哈尔滨理工大学.
- [19] 徐泽宇,党彤飞,周阳轩,等. 输电线路带间隙氧化锌避雷器状态巡检系统开发[J].电瓷避雷器, 2019(05): 155-160.
- [20] Vahidi B , Cornick K J , Greaves D A .Effects of multiple stroke on ZnO surge arresters[C]. Proc. proceedings of the 24th International Conference on Lightning protection, Birmingham, England ,1998, pp. 960-963.
- [21] Heinrich C, Wagner S, Richter B , Kalkner W. Multipulse Tests on Surge Arresters for Medium and Low Voltage Systems. Proc. proceedings of the 24th International Conference on Lightning protection, Birmingham, England ,1998, pp. 790-794.
- [22] Haryono, Tarcicius, Sirait, et al. The Damage of ZnO Arrester Block Due To Multiple Impulse Currents.[J]. Telkomnika, 2011, 9(1):171-182.
- [23] Haryono T , Sirait K T ,Tumiran,et al.Effect of Multiple Lightning Strikes on. the Performance of ZnO Lightning Arrester Block[J].High Voltage Engineering, 2011, 37(011):2763-2771.
- [24] He Y, Fu Z, Jiang A. On the simulation of lightning current for the application in lightning arrester and material ablation tests[C]//2015Asia-Pacific Symposium on Electromagnetic Compatibility. Taipei,Taiwan:IEEE, 2015:428.
- [25] 肖扬,杨仲江,刘健,等. 高电压多脉冲冲击下单片与双片并联的 MOV 性能[J]. 中国电力, 2016,49(10):55-59,73.
- Xiao Yang, Yang Zhongjiang, Liu Jian, et al. Performance analysis of single and parallel ZnO varistor under multiply strokes[J]. Electric Power, 2016, 49(10):55-59, 73.

- [26] Tsuboi T , Takami J , Okabe S ,et al.Energy absorption capacity of a 500 kV surge arrester for direct and multiple lightning strokes[J].IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2015, 22(2):916-924.
- [27] 李鹏飞,杨仲江,曹洪亮,等. MOA 在多脉冲冲击下老化性能研究[J].中国电力, 2016(1):69-74.
- [28] 李鹏飞,张春龙,吕东波,等. 多脉冲雷电冲击下金属氧化物的破坏形式[J].高电压技术, 2017, 43(11): 3792-3799.
- [29] 张过有. 氧化锌压敏电阻劣化过程中变温率的研究及应用[J].电瓷避雷器, 2017(2): 29-32.
- [30] Zhang C , Xing H , Li P ,et al.An Experimental Study of the Failure Mode of ZnO Varistors Under Multiple Lightning Strokes[J].Electronics, 2019, 8(2):172.
- [31] Zhang C , Xing H , Li C ,et al.Micro-Degradation Characteristics and Mechanism of ZnO Varistors under Multi-Pulse Lightning Strike[J].Energies, 2020, 13(10):2620.
- [32] Zhang C , Li C , Lv D ,et al.An Experimental Study on the Effect of Multiple Lightning Waveform Parameters on the Aging Characteristics of ZnO Varistors[J].Electronics, 2020, 9(6):930.
- [33] Metwally I A, Eladawy M, Feilat E A. Online condition monitoring of surge arresters based on third-harmonic analysis of leakage current[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2017, 24(4): 2274-2281.
- [34] Zhou Q, Shen J, Xiao Y, et al. Withstanding capability and aging mechanism of metal-oxide varistors under DC temporary overvoltage[J]. Electric Power Systems Research, 2024, 227: 109982.
- [35] Lin Z, Zhou L, Huang L, et al. Electrothermal characteristics of zinc oxide varistors with different aging states after multiple lightning strikes based on Voronoi network finite element model[J]. Electric Power Systems Research, 2024, 229: 110096.
- [36] Sun J , Zuo H , Wang W ,et al. Prognostics uncertainty reduction by fusing on-line monitoring data based on a state-space-based degradation model[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2014, 45(2):396-407.

- [37] 李晴. 基于 LSTM 的机械设备剩余寿命预测研究[D].石家庄铁道大学,2022.
- [38] 盛泓. 压敏型电涌保护器的劣化性能及检测方法研究[D]. 南京工业大学, 2019.
- [39] 靳邵云,付茂金,肖桐. 压敏电阻劣化敏感参数分析与劣化模型构建研究[J].电瓷避雷器, 2019(4): 99-104.
- [40] Ruan X , Jin S , Wen W ,et al.The study on life model of MOV based on various parameters and surge history[J].Soft Computing, 2022, 26:7595-7600.
- [41] Dobrić G, Stojanović Z, Stojković Z. The application of genetic algorithm in diagnostics of metal-oxide surge arrester[J]. Electric Power Systems Research, 2015, 119: 76-82.
- [42] 王昊,杨仲江,申东玄,等.基于半导体制冷片的电涌保护器温度控制设计[J].仪表技术与传感器, 2020(1): 46-49.
- [43] 周歧斌,邓寅,邵斌,等. 面向现代智能建筑物联网的智能电涌保护器研究及其标准化[J].电瓷避雷器, 2021,(06):70-75.
- [44] 杨仲江,曹洪亮,李鹏飞,等. 基于遗传算法的金属氧化物避雷器在线监测[J].高电压技术, 2015, 41(9): 3104-3109.
- [45] 周昆,张斌,任伟,等. 基于阻性电流提取的电涌保护器在线监测设计[J].电瓷避雷器, 2018(1): 170-173.
- [46] 王陆璐,左中秋,吴成成,等. 避雷器泄漏电流测量原理分析及内置式监测装置研制[J].高压电器, 2024, 60(8):174-182.
- [47] 孙兆勇,黄海魁,侯干,等. 在线避雷器泄漏电流监测系统的设计[J]. 2024(5):328-329.
- [48] 莫旭阳. 氧化锌避雷器状态在线监测系统设计[D].南京信息工程大学,2014.
- [49] 朱时阳,周文俊,邓雨荣,等. 可记录多重雷击的雷电流波形在线监测装置研制[J].高电压技术, 2013, 39(11):2699-2705.
- [50] 肖扬, 赵永亮, 刘仁磊, 等. 基于雷电冲击试验的压敏电阻前后级能量配合研究[J]. 电器与能效管理技术, 2018 (3): 9-13.
- [51] Kanai H, Imai M, Takahashi T. A high-resolution transmission electron microscope study of a zinc oxide varistor[J]. Journal of materials science, 1985, 20: 3957-3966.

- [52] Raidl N, Supancic P, Danzer R, et al. Piezotronically modified double Schottky barriers in ZnO varistors[J]. Adv. Mater. Weinheim, 2015, 27(12): 2031-2035.
- [53] Kaufmann B, Raidl N, Supancic P. Investigation of schottky barriers at Pd-ZnO junctions in varistors[J]. Journal of the European Ceramic Society, 2020, 40(11): 3771-3775.
- [54] 李祥超. 电涌保护器 (SPD) 原理与应用[M]. 气象出版社, 2011.
- [55] 朱时阳, 周文俊, 邓雨荣, 等. 可记录多重雷击的雷电流波形在线监测装置研制[J]. 高电压技术, 2013, 39(11): 2699-2705.
- [56] 蒋培, 董理, 刘新竹. 基于串联谐振的高压充电及储能装置研究[J]. 电气传动, 2021, 51(10): 52-57.
- [57] 康婉玉, 刘星, 高岗耀. 基于冲击电流发生器的强电磁环境模拟试验方法[J]. 探测与控制学报, 2022, 44(5): 71-76.
- [58] 邱太洪, 王俊波, 李国伟, 等. 基于电容量测试技术的 110kV 线路避雷器电阻片劣化原因分析[J]. 电瓷避雷器, 2016(03): 137-141.
- [59] Hu H X, Hu Q, Tan G, et al. A multi-layer model based on transformer and deep learning for traffic flow prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 25(1): 443-451.
- [60] Lin Y, Liu T. Enhanced Transformer-BLSTM Model for Classifying Sentiment of User Comments on Movies and Books[J]. IEEE Access, 2024, 12: 88634-88641.
- [61] Zhang Y, Li J, Jiang N, et al. Temporal transformer networks with self-supervision for action recognition[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(14): 12999-13011.
- [62] Koenig B C, Kim S, Deng S. KAN-ODEs: Kolmogorov - Arnold network ordinary differential equations for learning dynamical systems and hidden physics[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2024, 432: 117397.
- [63] Livieris I E. C-KAN: A New Approach for Integrating Convolutional Layers with Kolmogorov - Arnold Networks for Time-Series Forecasting[J]. Mathematics, 2024, 12(19): 3022.

- [64] LIM B, Arık S Ö, LOEFF N, et al. Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting[J]. International Journal of Forecasting, 2021, 37(4): 1748-1764.
- [65] Wu Bin-Rong, Wang Lin, Zeng Yu-Rong. Interpretable wind speed prediction with multivariate time series and temporal fusion transformers[J]. Energy, 2022, 252: 123990.
- [66] McNeish D. Missing data methods for arbitrary missingness with small samples[J]. Journal of Applied Statistics, 2017, 44(1): 24-39.
- [67] 赵文丽, 石洪波. 基于 WGAN 的小样本建模方法研究[J]. 统计与决策, 2023, 39(02): 20-23.
- [68] 武甲, 齐咏生, 马然, 等. 一种新的轻量化生成对抗网络及其在风电数据插补中的应用[J]. 控制与决策, 2024, 39(12): 4141-4150.
- [69] Muthulakshmi V, Shajin F H, Dhiviya Rose J, et al. Generative adversarial networks classifier optimized with water strider algorithm for fake tweets detection[J]. IETE Journal of Research, 2023: 1-16.
- [70] Xue Jian-Kai, Shen Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems science & control engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [71] Zhang Run-Feng, Wang Yan-Hui, Wan Xu, et al. Energy management and balance strategy for underwater glider fleet with VMD-SSA-LSSVM model and central type double-level framework[J]. Ocean Engineering, 2023, 285: 115286.
- [72] 周歧斌, 杨鸿翔, 王振兴, 等. 基于物联网技术的智能防雷研究进展[J]. 建筑电气, 2019, 38(06): 3-9.
- [73] 俞红光. 电涌防护装置及其在线监测系统的设计与实现[D]. 浙江工业大学, 2019.
- [74] Zhou Q, Shao B, Cao T, et al. A scheme for SPD online monitoring system[C]//2022IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Applications (ICHVE). IEEE, 2022: 1-4.

攻读学位期间发表的学位论文及参加的科研项目

一、读硕期间发表的学术论文

[1] 王溯, 张春龙. 雷电影响下氧化锌压敏电阻泄漏电流的实验研究与预测分析 [J]. 重庆工商大学学报.

[2] Su Wang, Chunlong Zhang. Construction of Multi-feature Fusion Prediction Model Based on IoT Time Series Data and Deep Learning [J]. *2024 International Conference on New Power System and Power Electronics (NPSPE)*, Dalian, China, 2024, pp. 115-121, doi: 10.1109/NPSPE62515.2024.00026.

二、读硕期间参与的科研项目

参与《主动式雷电监测预警技术研发》横向项目。

致 谢

时光飞逝，转瞬间三年的硕士生活已接近尾声，回想起几年来的点点滴滴，我深切感受到自己是在多位老师，同学和亲朋好友的关爱凝聚下，才一步一步地走到今天。

至此，谨向三年来所有指导，帮助和关心过我的师友表示衷心的感谢！

三年来，我的导师张春龙副教授在科研，学习和生活各个方面给予了我殷切地关怀和不遗余力地帮助和指导，使我的科研能力，理论水平，研究方法，组织与协调能力等方面得到很大的提高；在获取知识的同时，导师在学术上严谨求是的态度和生活上平易近人的作风也对我产生了深刻的影响。

深深感谢导师和实验室的其他老师对我的课题研究方向以及研究思路提出的宝贵的指导性意见，同时也要感谢室友三年来与我的并肩战斗。

此外，感谢国家资助和培养，以后一定好好回报社会，为国家建设贡献一份力量。

尚德敏学 唯实惟新

