

学号： 222040373

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： 基于物联网与时序大语言模型的科研仪器

电流异常检测与故障诊断系统研究

作者姓名： 刘岩

指导教师： 陈科明 教授

专业学位类别： 电子信息

专业领域： 集成电路工程

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

基于物联网与时序大语言模型的科研仪器
电流异常检测与故障诊断系统研究

研 究 生： 刘岩

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 Current Abnormality Detection
and Fault Diagnosis System for Scientific
Research Instruments Based on Internet of
Things and Time-Series Large Language
Models**

Candidate: Liu Yan

Supervisor: Prof. Chen Keming

May, 2025

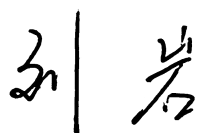
杭州电子科技大学

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。

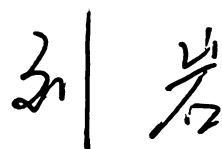


论文作者签名：

日期：2025 年 5 月 21 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：

日期：2025 年 5 月 21 日



指导教师签名：

日期：2025 年 5 月 21 日

摘要

科研仪器作为科学研究的重要基础工具，其运行状态的实时监测与异常诊断对保障科研实验的可靠性与设备管理效率具有重要意义。当前科研仪器异常监测多依赖人工经验判断，存在响应滞后、检修成本高等问题。电流数据作为反映设备运行状态的关键参数，能够为异常检测提供客观依据。本文针对科研仪器共享平台的管理需求，提出一种融合物联网架构与大语言模型 Time-LLM 的智能化监测系统，实现设备状态的精准感知、异常预警及故障溯源。

本文首先设计并实现了面向科研仪器共享平台的状态监测系统。系统采用分层架构设计，硬件层通过非侵入式电流传感器采集设备运行数据，结合 NB-IoT 技术实现低功耗广域传输，软件层基于微服务框架构建设备管理、数据存储与可视化模块。平台支持实时状态监控与异常报警功能，为后续算法研究提供了可靠的数据支撑。

针对电流时序数据的异常检测问题，提出了一种基于 TIME-LLM 大模型的检测方法。选用以 X 射线衍射仪为代表的科学仪器分析其运行流程与电流特征，构建多尺度特征提取层与动态原型字典，结合自然语言提示模板增强模型对时序模式的解析能力。采用孤立森林算法与极值理论融合的异常评分机制，在实验数据集上实现了异常状态召回率 94.28%，正常状态召回率 96.37%，有效识别设备运行中的异常电流波动。

为进一步实现异常原因诊断，提出基于 Wasserstein 距离与类别对齐的 WCA-DANN 迁移学习模型。通过构建领域对抗网络与特征适配模块，解决跨设备异常原因诊断中的领域偏移问题。实验表明，在跨设备迁移场景下，模型对传感器异常、硬件故障与操作异常的三类诊断准确率达到 97.26%，显著优于传统迁移学习方法。

通过实例分析与可行性验证，本文构建的监测平台与算法模型能够准确识别设备异常状态并定位故障原因，平均预警响应时间较人工巡检大幅缩短。研究成果为科研仪器的智能化运维提供了可行的技术方案，对提升设备使用效率与降低维护成本具有实际应用价值。

关键词：科研仪器，时序分析，异常检测，大语言模型，迁移学习

ABSTRACT

As an important basic tool for scientific research, the real-time monitoring and abnormal diagnosis of scientific research instruments are of great significance to ensure the reliability of scientific research experiments and the efficiency of equipment management. Currently, the monitoring of abnormalities of scientific research instruments mostly relies on manual empirical judgement, which has the problems of lagging response and high overhaul cost. As a key parameter reflecting the operating status of equipment, current data can provide an objective basis for abnormality detection. In this thesis, we propose an intelligent monitoring system that integrates the Internet of Things architecture and Time-LLM to achieve accurate perception of equipment status, abnormality warning, and fault traceability in response to the management needs of the scientific research instrument sharing platform.

In this thesis, we firstly design and implement a status monitoring system for the scientific research instrument sharing platform. The system adopts a layered architecture design, with the hardware layer collecting equipment operation data through non-intrusive current sensors and combining with NB-IoT technology to achieve low-power wide-area transmission, and the software layer constructing equipment management, data storage and visualisation modules based on the microservice framework. The platform supports real-time status monitoring and anomaly alarm function, which provides reliable data support for subsequent algorithm research.

Aiming at the anomaly detection of current timing data, a detection method based on the TIME-LLM model is proposed. The X-ray diffractometer is chosen as the representative scientific instrument to analyse the operation process and current characteristics, and a multi-scale feature extraction layer and a dynamic prototype dictionary are constructed, which are combined with a natural language prompt template to enhance the model's ability to analyse the timing patterns. Using the anomaly scoring mechanism fused with the isolated forest algorithm and the extreme value theory, we achieve an anomaly state recall rate of 94.28% and a normal state recall rate of 96.37% on the experimental dataset, which effectively identifies the anomalous current fluctuations in the operation of the equipment.

To further achieve the diagnosis of abnormal causes, the WCA-DANN migration learning model based on Wasserstein distance and category alignment is proposed. By constructing a domain adversarial network and feature adaptation module, the domain offset problem in cross-device abnormal cause diagnosis is solved. Experiments show that in the cross-device migration scenario, the model achieves an accuracy of 97.26% for the three categories of diagnosis of sensor

anomalies, hardware failures and operation anomalies, which is significantly better than the traditional migration learning methods.

Through example analysis and feasibility verification, the monitoring platform and algorithm model constructed in this thesis can accurately identify the abnormal state of the equipment and locate the cause of the fault, and the average warning and response time is significantly shorter than that of manual inspection. The research results provide a feasible technical solution for the intelligent operation and maintenance of scientific research instruments, which has practical application value for improving the efficiency of equipment use and reducing maintenance costs.

Keywords: Research instrumentation, Anomaly detection, Temporal analysis, Large language model, Migration learning

目 录

摘要	I
ABSTRACT	II
目 录	IV
1 绪论	1
1.1 课题来源	1
1.2 研究背景及意义	1
1.3 国内外研究现状	3
1.3.1 用电设备状态识别研究现状	3
1.3.2 大模型应用研究现状	4
1.3.3 基于深度迁移学习的异常诊断方法	5
1.4 论文内容与结构安排	7
2 大型科研仪器状态监测系统的设计与实现	9
2.1 平台总体设计	9
2.1.1 需求分析	9
2.1.2 系统分层架构设计	10
2.2 设备层采集仪器设计与实现	11
2.2.1 传感器应用	11
2.2.2 功能实现	12
2.3 大型科研仪器状态监测平台设计	15
2.3.1 设备云平台	15
2.3.2 数据存储	15
2.3.3 模块设计	18
2.3.4 应用层设计与平台展示	20
2.4 本文小结	29
3 基于 TIME-LLM 大模型的异常检测方法	30
3.1 问题分析与模型选型	30
3.2 研究对象分析与数据集处理	31
3.2.1 X 射线衍射仪	31

3.2.2 X 射线衍射仪的运行流程与电流时序特征	32
3.2.3 数据集建立与处理	33
3.3 Time-LLM 大模型	34
3.3.1 输入补丁化	35
3.3.2 重编程	36
3.3.3 自然语言提示前缀	37
3.3.4 时间序列预测	39
3.4 基于 Time-LLM 的 X 射线衍射仪电流时序预测阶段	40
3.4.1 多尺度特征提取层	40
3.4.2 基于多尺度特征融合的重编程层增强	43
3.4.3 条件化 Prompt 模板生成	45
3.5 异常检测阶段	46
3.5.1 基于预测残差和孤立森林的异常分数	46
3.5.2 融合极值理论和标签校准机制的异常判定方法	48
3.6 实验设计与结果分析	49
3.6.1 评估指标设计	49
3.6.2 预测结果分析	51
3.6.3 异常检测结果分析	53
3.7 本文小结	55
4 基于对抗迁移方法的科研仪器异常原因诊断	56
4.1 引言	56
4.2 异常数据分析	57
4.2.1 传感器获取电流数据异常	57
4.2.2 科研设备硬件故障异常电流	58
4.2.3 实验操作异常	59
4.3 WCA-DANN 模型	62
4.3.1 DANN 模型	62
4.3.2 Wasserstein 距离改进领域对抗网络	63
4.3.3 类别特征适配模块	64
4.3.4 优化目标函数	67

4.4 基于 WCA-DANN 模型的异常诊断方法实现	68
4.4.1 模型结构	68
4.4.2 模型训练	69
4.5 算法验证及结果分析	70
4.5.1 数据集处理	70
4.5.2 领域迁移与标签分类结果分析	71
4.5.3 跨设备诊断场景下的实际诊断性能验证	75
4.6 本章小结	77
5 总结与展望	78
5.1 全文总结	78
5.2 未来的工作展望	78
致谢	80
参考文献	81
附录	86

1 绪论

1.1 课题来源

本课题依托“大型科研仪器设备智能管理与服务协作平台”建设项目，聚焦物联网架构下的科研装备全生命周期管理需求。通过融合物联网感知技术与机器学习算法，构建覆盖仪器资产数字化管理、多维度运行状态监测、动态使用效能评估及智能异常预警的闭环管理体系。重点突破设备运行状态可视化、异常模式智能识别等关键技术，助力构建具备自感知、自诊断能力的智慧实验室生态系统，为科研仪器共享机制提供数据驱动的决策支持，推动实验室管理向智能化转型。

1.2 研究背景及意义

长期以来国家高度重视科技创新发展，强调打好科技创新攻坚战，提高我国自主研发能力^[1]。近年来，我国通过多层次政策支持和资金投入，大力推动科研仪器研发与基础设施建设，旨在提升整体科研实力。据统计，2023年全国研发经费投入达3.3万亿元，占GDP比重提升至2.64%，其中中央财政科技支出同比增长7.1%，重点投向重大科技基础设施、高端科研仪器研发等领域^[2]。在我国深入推进创新驱动发展战略的进程中，科研仪器设备的投入持续攀升。高校作为科研仪器设备的重要汇聚之地，近年来其仪器规模的增长尤为显著。如图1.1，根据国家统计局和前瞻产业研究院数据，我国科学仪器市场规模持续扩容，2023年突破八千亿大关，2024年相较于2019年，中国科学仪器行业市场规模增长了约154%^[3]。

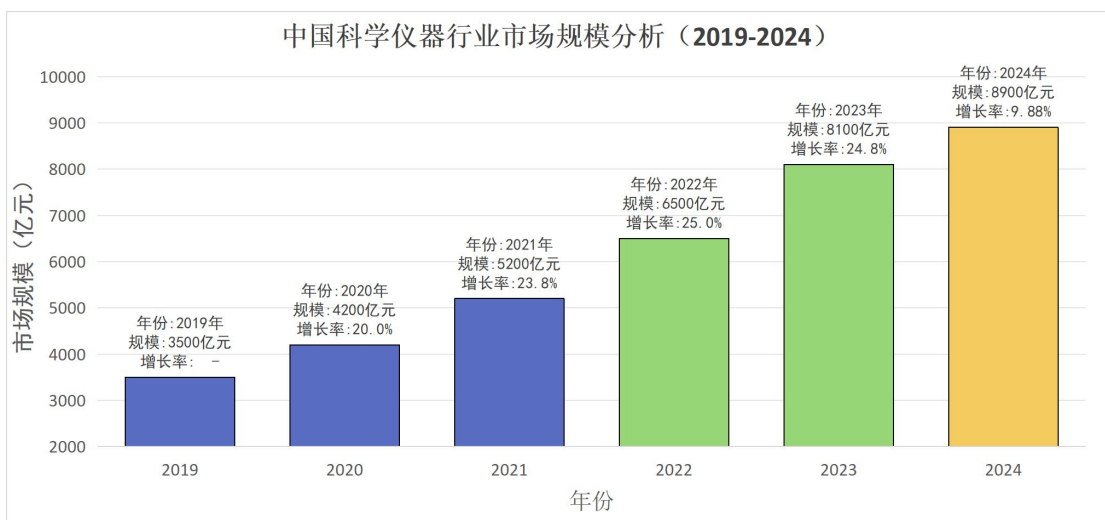


图 1.1 中国科学仪器行业市场规模分析

但在规模扩张过程中，运维管理能力未能同步提升的问题日益凸显。当前高校虽普遍建立共享平台整合仪器资源，但部分设备因日常维护资金不足、定期校准机制缺失、专业操作培训不完善等原因，实际使用中常出现设备故障率高、数据稳定性差等现象，并且随着设备的规模扩张，老旧设备占比愈发升高，如图 1.2 所示。

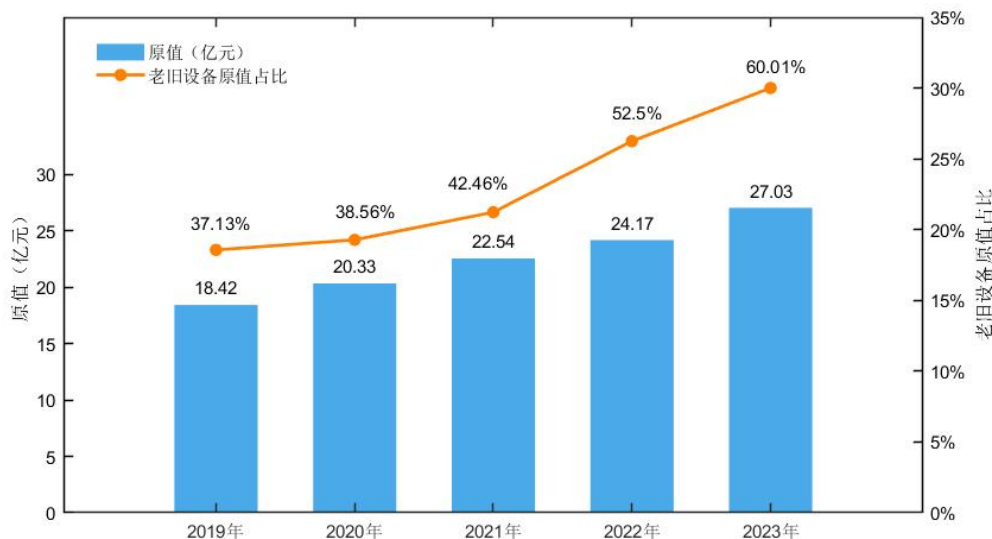


图 1.2 2019-2023 年原值和老旧设备原值占比变化图

以某高校为例，通常科研仪器的首任保质期为 5 年。随着时间的推移，该校使用年限超过 5 年的科研仪器的原值占全校科研仪器总原值的比例逐年上升，且以其中的材料化学实验室为例，由于缺乏专项维护经费和设备养护技术团队，如图 1.3 所示，根据平台内可视化统计，该实验室某台价值数十万元的精密仪器年均开机率不足 30%，且存在因校准偏差导致的实验数据可信度争议。



图 1.3 精密仪器月仪器使用率

目前高校科研仪器普遍存在“带病运行”现象^[4]。许多设备故障初期难以察觉，经常是出现明显问题后才开始报修，此时往往已经造成电路损坏、零件老化等不可逆损伤^[5]。比如某实验室气相色谱仪因传感器故障未被及时发现，导致检测数据出现系统性偏差，三

个月内重复实验二十余次才锁定问题根源，仅是修复费用就高达八万元，还耽误了课题组重点项目的结题进度。这种情况在精密仪器领域尤为突出——一台透射电镜维护成本约占原值的 15%，但多数高校既缺乏专业的检修技术团队，又没有建立日常巡检制度，只能依赖厂家售后^[6]。随着设备数量激增，维修需求早已超出学校资产管理部门的能力范围，经常陷入“修不起、等不起”的困境^[7]：部分进口仪器的原厂配件采购周期长达半年，而科研项目周期又紧张，许多课题组无奈选择勉强使用故障设备，反而加剧了损耗。要打破这种怪圈，必须解决设备管理“重采购、轻维护”的痼疾^[8]。高校科研仪器运维平台需实时掌握仪器运行状况，并能在故障发生前预判设备异常^[9]。借助异常检测技术，系统可高效、精准且迅速地识别与定位异常状态。该技术能助力设备管理部门和维护人员及时了解设备运行情况，迅速解决设备问题，有效减少设备故障带来的风险。在科研仪器设备分析实验数据时，偶发异常信号会对实验的整体分析性能产生较大影响，异常检测技术能够精准捕捉偶发异常信号，这对于保障实验分析的正常开展以及提升分析准确率极为关键^[10]。

工业物联网技术的快速普及，使得科研设备运行过程中持续产生海量时序数据，这些数据为设备运行状态监控和实验数据准确化提供了重要数据支撑。但在实际应用中，如何从庞杂的时序数据中及时识别异常工况，有效预防设备突发故障与实验事故，仍是当前运维平台智能化转型亟待突破的技术难题。传统检测技术通常需要人工构建特征参数并设置判断标准，这种模式存在两个显著缺陷：其一，人工特征提取过程耗时费力，难以应对高频数据流的实时处理需求；其二，固定阈值设定缺乏动态适应性，无法有效应对设备老化、环境变化等复杂工况的波动。因此，本研究针对科研实验室设备管理需求，结合物联网与人工智能技术，开发了基于电流检测的设备状态监测预警系统。通过非侵入式电流传感器实时采集设备运行数据，运用时序数据分析算法识别异常电流波动，实现设备运行状态的动态监控与故障预警。该系统采用模块化架构设计，在保证设备正常运行的前提下完成数据采集与分析，有效解决了传统人工巡检效率低、故障响应滞后等问题。平台的实际应用有助于提高科研设备管理效率，预防因设备故障引发的实验事故，同时通过精准运维减少资源损耗，对实验室安全运行和成本控制具有实用价值。

1.3 国内外研究现状

1.3.1 用电设备状态识别研究现状

高精度科学仪器的稳定运行依赖于其关键参数的在线监测与效能诊断，具体包含设备动态参数采集、运行效能评估、异常工况诊断等功能模块，当前研究领域在实现精密科研装备实时状态辨识与智能异常预警算法方面仍存在技术瓶颈。20 世纪 90 年代后期，美国构建起以故障预测与健康管理的（Prognostics Health Management, PHM）为核心的原型技术体系，其技术框架包含两大核心维度：前者聚焦于设备失效的预测与定位，后者涵盖运行状态的全生命周期监测分析。该体系初期在军事航空装备领域完成实践验证后，逐步向轨

道交通、能源电力、高端制造等关键工业领域渗透应用^[11]。当前，状态监测技术在智能用电领域也得到了应用。其主要是通过非侵入式负荷检测（Non-intrusive Load Monitoring, NILM），收集用电设备运行中的各种信号时序数据，再经分析这些数据来判定设备的运行状态，进而实现故障诊断^[14]。通过对用电设备进行状态监测，既可以帮助用户了解用电设备的运行情况，又可以及时发现故障以减小后期的维修成本。

当前，我国部分学者针对用电设备在线状态监测领域开展了研究，借助对电流数据的分析来判断设备状态并检测故障。比如，对于实验过程中的设备状态监测，付兴壮通过对电熔氧化镁熔炼过程中电流数据的检测与分析，实现了对该化学实验过程的状态监测，能够及时掌握实验运行状况，有效判断是否存在故障，保障了实验的顺利进行^[16]。对于家用电器的设备状态检测，燕续峰基于用电数据对家用电器建立运行状态模型，通过划分功率、分析状态转移及提取参数等方法，实现对电器运行状态的判断。模型应用于用户侧能量管理，可识别状态、诊断异常、压缩数据及模拟运行等，有效反映电器运行和用户行为，为用电管理提供有力支持^[17]。对于工业生产中的用电设备状态监测，刘伟通过电机电流数据对工业机器人关节运动状态进行监测和预测，利用深度学习模型实现对机器人关节速度和受力状态的准确判断，最终实现了对机器人关节运动状态的高效预测和故障诊断^[18]。在电力系统中，电网检测是保障系统安全稳定运行的关键环节。马智强等人针对电网系统中可能存在的过电流异常问题，通过深入研究和分析，建立了过流异常检测模型。该模型能够有效检测电网中的过流异常，提前预警可能由持续过流导致的火灾或设备损坏风险。这一研究不仅提高了电网运行的安全性和可靠性，还减少了因异常检测不及时而产生的额外检修人力资源浪费，具有显著的经济和社会效益^[19]。

综上所述，电流数据的时序特性使其成为反映设备运行状态、性能特征及环境交互的核心信息载体，在智能监测领域展现出多维度应用价值。基于 PHM 技术框架的演进，电流分析已突破传统故障定位功能，发展为融合动态参数感知、全生命周期评估与智能预警的综合监测手段。当前研究实践中，该技术已渗透至精密化学实验、智能家居、高端制造及电力系统安全等多元场景。这些研究表明，电流时序数据不仅可解译设备的显性运行参数，更能通过高频特征捕捉设备隐性退化轨迹与环境扰动响应，为构建设备数字孪生提供关键数据支撑。本文将在现有研究基础上，针对高精度科研仪器对运行稳定性的严苛需求，探索融合 PHM 框架与深度时序建模的创新方法，实现精密设备异常状态的早期辨识与智能决策闭环。

1.3.2 大模型应用研究现状

近二十年来，构建语言模型技术的发展主要有四个阶段，如表 1-1 所示。学界早期致力于探索统计学方法与神经网络相结合的方案，但技术变革在 2023 年迎来分水岭——由 GPT-4 驱动的 ChatGPT 系统^[20]正式问世，该模型展现出千亿参数级架构的文本理解能力，迅速引发跨行业关注。这一突破性进展催化了研究热潮，全球实验室竞相研发新型架构体

系：部分团队通过融合知识图谱增强语义推理^[21]，另一些则尝试改进注意力机制提升运算效率。

表 1.1 语言模型发展的四个阶段

年份	语言模型类型	特点
1990s	统计语言模型（如 n-gram 统计模型）	具备一定生成能力，辅助解决部分任务；数据稀疏影响严重
2013	神经语言模型（如 RNN-LM, word2vec）	有效克服数据稀疏问题；无监督学习语义特征表示；缺乏知识、可迁移性差
2018	预训练语言模型（如 ELMO, BERT, GPT-1/2）	有效捕捉上下文语义；任务迁移性有显著提升；仍然需要监督数据微调
2022-至今	大语言模型（如 ChatGPT, Qwen, deepseek）	规模扩展带来性能重要提升；通用的任务求解途径；场景适应力强

目前，LLM 广泛应用于生物医学、工业生产、金融、农业研究等领域，为其带来了巨大的生产力，在医学领域方面，张鹤译等人通过收集中医领域数据形成自建知识库，将垂域知识增加到通用大模型中，以达到无需耗费巨大算力重新训练就可以部署垂直领域大模型的效果^[24]。在工业生产领域，郑小虎等人提出了一种基于大语言模型的结构件加工工艺知识推荐方法，解决了复杂结构件数控编程中知识重用困难问题。通过大语言模型的选择和微调，建立了结构件加工工艺知识推荐的垂直领域模型，能针对具体零件特征推荐相应加工工艺，对提高数控编程人员决策效率具有重要意义^[25]。在金融领域，Araci 等人引入了 FinBERT 模型来处理金融领域的自然语言处理（NLP）任务。他们在两个金融情绪分析数据集上进行了测试，结果显示该模型在各项测量指标上都有所提升。这表明大语言模型在金融情绪分析方面具有一定的优势^[26]。在农业研究领域，学者通过“预训练大模型+优质语料+微调”的方法，构建了果蔬农技知识智能问答系统，解决了农业知识推广中的技术问题。该系统针对草莓种植户需求，划分知识主题，构建高质量训练语料，并选择最优模型进行微调，采用数据优化和检索增强生成技术，提升了模型性能，实现了高精度、无歧义的农业知识问答，支持多轮对话，有效降低了种植户获取知识的时间成本，推动了农业技术创新^[27]。

综上所述，大模型技术已经广泛应用于不同的领域，目前利用大语言模型把时间序列转换为更自然的文本原型表示是一种时间预测上的创新方法，但该方法在实际工业领域应用上较少，大多是采用前后文或提示工程进行模型微调，以达到时间序列预测的目的。

1.3.3 基于深度迁移学习的异常诊断方法

在对用电设备进行状态监测时，时间序列的异常诊断是不可或缺的一环，通过非侵入式电流传感器所获取的电流数据，本质上属于时间序列数据的范畴。然而，传统的时间序列异常检测方法往往忽略了时序数据的关键特征，即其时间特性。这导致在处理融合了多维数据的时间序列异常检测问题时，难以获得理想的效果。在上一小节中提及的设备状态

监测方法，大多是在拥有充足时序数据的基础上进行研究的。但在实际应用场景中，情况却有所不同。由于设备通常处于正常运行状态，故障数据本身就较为稀缺。此外，还可能出现一些情况，如时间序列数据的丢失、漏采集，或者传感器更换采集对象等，这些都会导致设备电流数据严重不足。在这种情况下，基于传统神经网络的异常检测方法会面临挑战。因为缺乏足够的样本进行模型训练，这些方法的预测性能将显著下降。不过，这一问题并非无解。尽管当前设备运行下的异常电流数据集不足，但当与之同类的其他精密科研仪器拥有足够的数据用于模型训练时，就可以将训练好的模型迁移到当前设备上，这正是深度迁移学习的应用场景。通过这种方式，可以将一个领域中识别和学习到的知识迁移到另一个领域，结合神经网络搭建模型，从而有效解决特殊领域中样本数据不足的问题。

在最近几年里，国内外深度学习领域中样本稀缺的问题引发了广泛的研究关注，其中迁移学习成为了热门的研究方向。针对轴承跨域故障诊断中数据分布失衡导致的分类精度衰减问题，Yang 等人在研究中采用相关对齐算法实现了域间数据分布的对齐，进而借助统计算法与小波散射网络提取数据特征。随后，利用源域的特征向量矩阵训练了一个最近邻分类器，成功应用于目标域样本的故障分类，这种方法为跨域故障诊断提供了新思路^[28]。Li 等人提出了一种自适应融合特征迁移学习方法来解决 NILM 问题。该方法首先利用多个特征提取分支从不同角度提取时序和空间特征，并进行融合与自适应调整。其次，采用注意力机制使源任务模型提取的特征更适应目标任务模型。最后，通过大量模拟实验分别对家电迁移和房屋迁移进行了验证，结果表明该方法在使用少量训练数据和部分重新训练新模型的情况下，能够取得比现有方法更好的结果^[29]。丹切科等人提出了一种自适应融合特征迁移学习方法。该方法利用多特征提取分支获取时序和空间特征，并通过融合与自适应调整丰富特征。借助注意力机制，使源任务模型提取的特征更契合目标任务模型。实验表明，该方法在家电迁移和房屋迁移中，仅用少量训练数据和部分新模型重新训练，就能优于现有方法^[30]。Zhu 等人提出了一种改进的基于 Wasserstein 距离的迁移学习方法（WDA），利用 Wasserstein 距离和余弦相似度缩小不同机器收集的信号之间的差距，并通过 Kuhn-Munkres 算法计算 Wasserstein 距离，用于机械故障诊断。该方法通过学习不同设备形式的标记和未标记信号之间的可转移特征，解决了实际应用中关闭机器检查组件成本高、耗时长的问题^[31]。然而，传统的迁移学习由于对特征工程的强依赖性以及在复杂场景下时计算成本较高，使得它们在处理领域差异较大的任务时，泛化能力显著受限。

与传统方法相比，深度迁移学习通过结合神经网络和迁移学习显著提升了迁移效果，Cheng 等人针对机械系统智能故障诊断中源域和目标域数据特征分布不同，以及目标域数据不足或未标记的问题，提出了一种基于 Wasserstein 距离的深度迁移学习网络（WD-DTL）。WD-DTL 通过卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）提取特征表示，并通过对抗训练最小化源域和目标域之间的分布差异，实现了监督和无监督故障诊断任务。该方法的目的是提高模型在不同操作条件下的适应性，减少因数据分布差异导致的

诊断误差，提升故障诊断的准确性和鲁棒性^[32]。Song 等人提出了一种基于改进弹性网络迁移学习的故障诊断方法，用于变负载工况下的轴承故障诊断。该方法通过改进的弹性网络迁移学习抑制过拟合，提高模型训练效率，并引入长短期记忆网络（Long Short-Term Memory, LSTM）训练故障诊断模型。通过少量目标域数据微调模型参数，解决了轴承故障数据获取困难的问题^[33]。Li 等人针对现有迁移学习方法在实际工业中因源域和目标域标签空间不一致导致的适应性问题，提出了一种基于深度学习的域自适应方法，采用一类加权对抗神经网络进行局部域自适应，同时为了鼓励共享类的正迁移，忽略源离群点，解决了机械故障诊断中的迁移学习局限性^[34]。柏宇等人提出了一种基于深度对抗神经网络（Domain-Adversarial Neural Network, DANN）和迁移学习的故障诊断方法，DANN 模型通过迁移学习，解决了工业生产中轴承故障数据有限的问题。该模型利用源域数据进行预训练，然后通过迁移学习将知识迁移到目标域，有效提高了故障诊断的准确性和泛化能力^[35]。

综上所述，在时序数据异常分析领域，迁移学习的应用价值日益凸显。尤其面对工业生产过程中异常样本稀缺的共性难题，迁移学习能够利用已有知识提升小样本场景下的模型适应能力，这一特点推动了该方法的广泛应用。当前研究呈现出两大方向：一方面通过特征适配、领域优化等方式改进迁移学习算法本身；另一方面尝试将其与深度学习模型相结合，构建更高效的端到端解决方案。本文实现的针对科学仪器的异常诊断方法，以一类典型科学仪器分析其运行阶段的数据特征，结合域自适应和类别对齐方法，探索深度迁移学习方法在跨设备异常诊断上的应用效果。

1.4 论文内容与结构安排

本文针对上述问题，以保障科研仪器规模发展，进一步拓展科研仪器共享下设备运行感知能力为目标，设计了一套大型科研仪器状态监测系统。系统基于物联网架构，通过非侵入式电流传感器采集科研仪器的电流数据，结合大模型技术，对电流数据进行异常电流数据检测。进一步地，平台检测出异常电流数据后通过设计基于迁移学习的异常诊断算法模型对异常情况进行判断，及时将异常原因通知给负责人，并在 Web 端对相关数据进行可视化展示，促进科研仪器运行异常监测的数字化转变。本文系统的开发与应用提高了科研仪器运检效率和科研人员对科研设备运行状况的把控能力，最大程度上发挥大型科研仪器开放共享平台的作用和价值。本文的组织框架如图 1.4 所示。

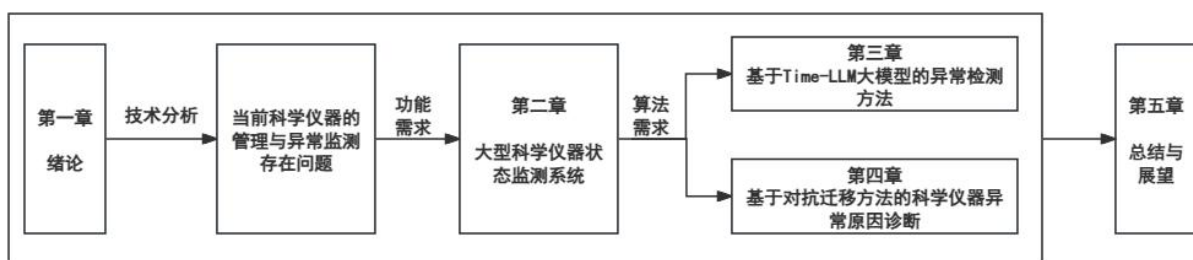


图 1.4 全文结构图

全文共分为 5 章，结构安排如下：

第 1 章：绪论。阐述了科研仪器运行异常监测的课题来源、研究背景及意义，系统梳理了国内外在用电设备状态识别、深度迁移学习的时间序列异常检测、大模型应用等领域的研究现状。通过分析现有技术的局限性，明确了本文研究目标，即融合迁移学习与大模型技术解决科研仪器异常电流检测问题，并概述了论文的总体结构与创新点。

第 2 章：系统设计与研究对象分析。提出了监测平台的总体设计框架，涵盖需求分析、分层架构与网络拓扑设计。详细阐述了设备层采集仪器的传感器应用与功能实现，构建了集成设备云平台、数据存储及模块设计的监测系统。

第 3 章：基于大模型技术的异常电流数据检测。针对以 X 射线衍射仪为研究对象，分析其运行流程与电流时序特征，针对电流时序数据的多尺度特性，提出基于 Time-LLM 大模型的检测方法。通过输入补丁化、重编程层优化及自然语言提示前缀技术增强时序预测能力，结合多尺度特征融合与条件化 Prompt 模板提升模型泛化性。在异常检测阶段，融合预测误差与孤立森林算法生成异常分数，并引入极值理论校准判定阈值。通过对比实验验证模型在检测精度与普适性上的优势。

第 4 章：基于改进 DANN 迁移学习的科研仪器异常诊断方法。首先对通过对科研仪器存在的共性异常问题对传感器数据异常、硬件故障、运行异常等场景进行归类，为后续异常原因提供数据特征与理论支撑。其次，针对跨领域数据适配问题，提出 WCA-DANN 模型，通过 Wasserstein 距离优化领域对抗网络，减少源域与目标域分布差异。结合类别特征适配模块与动态优化目标函数，提升模型对科学精密仪器异常电流的跨场景诊断能力。实验表明，改进后的模型在复杂工况下具有更高的异常分类准确率与稳定性。

第 5 章：总结与展望。总结了本文在监测平台构建、大模型技术与改进 DANN 模型应用方面的研究成果，分析了现有方法在实时性与多模态数据融合上的局限性。未来将探索轻量化大模型部署、多源信息协同推理等技术，进一步推动科研仪器异常监测的智能化与实用化。

章节关系说明：第一章立足研究背景和技术需求；第二章搭建物联网监测系统，为后续研究提供硬件支撑和数据基础；3 章与第 4 章为创新主体，分别攻克异常检测与诊断两大核心问题，其中第 3 章检测结果直接作为第 4 章诊断模型的输入特征，两章形成"异常发现-原因追溯"的技术闭环；第 5 章总结技术体系，阐明研究价值并规划后续方向，形成完整的研究闭环。

2 大型科研仪器状态监测系统的设计与实现

针对上文分析的大型科研仪器运维管理中所存在的问题，本文设计并实现了一套基于物联网技术的大型科研仪器状态监测系统。本章详细地描述了系统内通过数据采集、数据存储、云平台、可视化应用等多个模块的设计与实现。全章通过系统化的设计与研究分析，为科研仪器的智能化运维提供完整的理论与技术支撑。

2.1 平台总体设计

2.1.1 需求分析

在大型科学仪器开放共享环境下，科学仪器状态监测系统不仅需要对采集到的电流数据进行开关机和工作状态分析，还需要能够对采集到的状态数据进行实时监测，通过数据分析技术，实现对潜在异常的精准预测。并且，随着科学仪器设备工作年限的增长，系统需要具备实时了解仪器的异常情况和发生频率。传统的科研仪器运维模式主要依赖人工定时巡检与检修，这种方式存在明显的滞后性，难以在仪器故障的初期及时采取有效的维护措施。因此，本文研究的大型科学仪器状态监测系统需要满足以下关键功能需求：

（1）电流数据采集：非侵入式电流监测技术成为科研仪器数据采集的优选方案。由于设备内部结构复杂且存在显著差异性，传统检测方式易引发安全风险。电流作为通用运行参数，既无需接触精密元器件，又能通过波形特征实时反馈设备工况。这种外置传感模式在确保仪器完整性的同时，能够实时地将电流数据采集到物联网平台中，为复杂科研装备的智能化运维提供了基础数据支撑。

（2）电流数据的存储：设备运维管理需要大量的运行数据支撑，通过长期监测记录设备工作状态，分析运行规律与性能变化。积累的基础数据既可用于历史趋势分析，又能为异常识别提供参照依据，对优化维护策略、预防设备故障具有重要研究价值。

（3）强关联信息绑定：物联网传感器部署应实现设备绑定双要素：其一需与对应科研仪器建立唯一绑定关系，通过实时采集电流数据实现设备联网监控；其二须同步关联仪器所属管理责任人信息。双重绑定机制既满足设备运行数据（如电流波动）向管理平台的实时传输需求，又确保传感器更换或数据迁移时能快速完成解绑/换绑操作，避免因人员变更导致的管理断层。

（4）状态在线监测：为了保障科研仪器稳定运行，要对其运行状态展开在线监测。这涵盖运行数据统计、异常情况预警与运行状态监测。借助传感器数据，系统能实时检测设备有无异常。一旦仪器运行出现异常，系统会马上察觉并发出告警，及时提醒相关人员处理，确保设备始终处于正常运行轨道，为科研活动顺利开展提供有力支持，这也是硕士阶段保障实验设备稳定的重要研究方向。

(5) 数据可视化：采用状态显示面板与交互式图表组件，实现电流参数、运行状态、故障预警及工时统计等核心数据的可视化呈现。系统通过动态曲线实时反映设备工况，异常状态触发异常预警，便于操作人员快速定位问题。将复杂数据转化为图形化界面，帮助管理人员合理安排维护时间，有效提升设备利用率与运维效率。

2.1.2 系统分层架构设计

针对科研仪器状态监测需求，本研究设计了分层架构系统，包含应用层、平台层、网络层和设备层四部分（如图 2.1）。

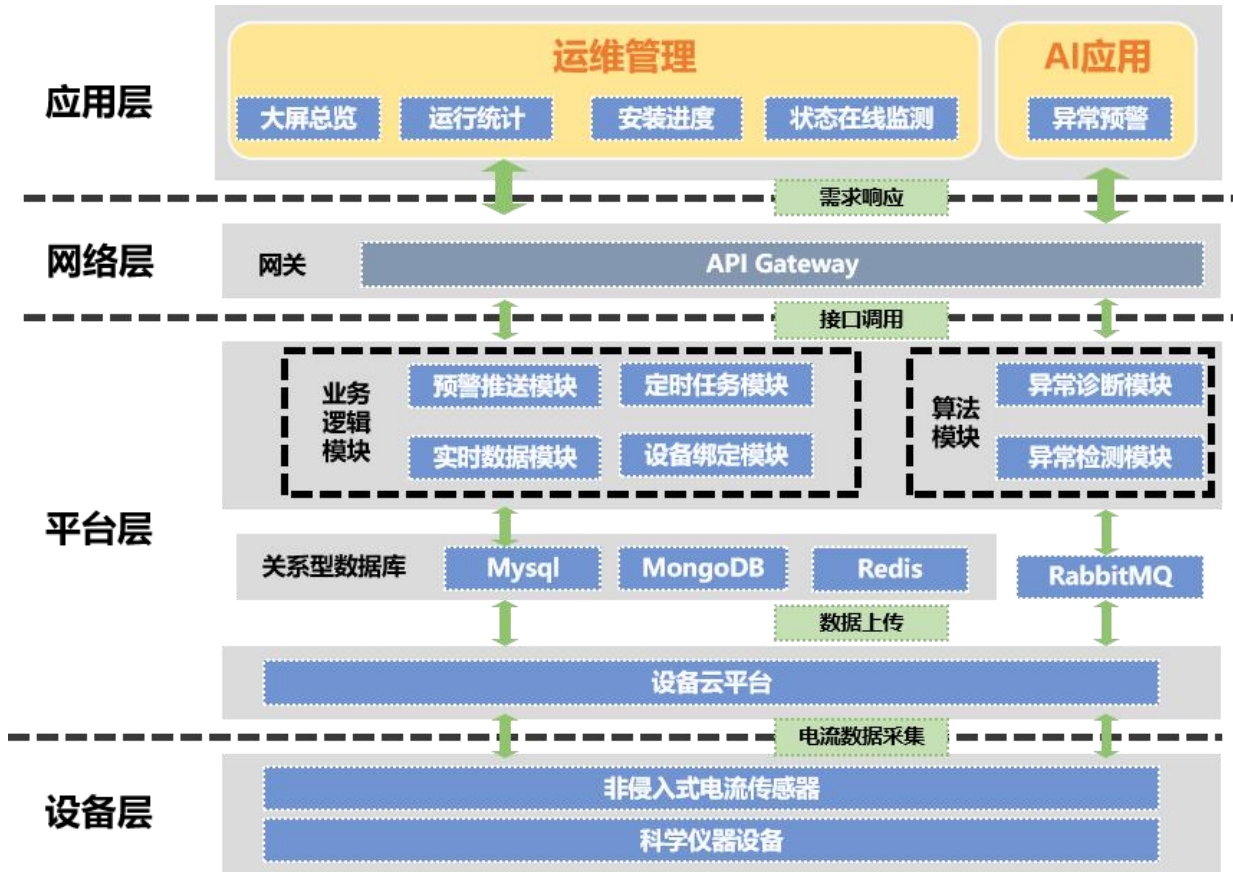


图 2.1 科研仪器状态监测系统架构图

应用层提供可视化操作界面，实现参数设置与状态展示；平台层作为核心处理单元，完成数据存储、分析与决策生成；网络层通过标准化通信协议连接各层级，确保信息稳定传输；设备层集成传感器与科研仪器，实时采集仪器运行数据。各层级间通过接口规范交互，既保持功能独立性，又形成有机整体。

(1) 通过无接触式电流传感器实时采集设备电流数据，确保监测过程不影响仪器正常工作，作为整个系统的数据来源。

(2) 平台层搭建双云协同平台，设备云负责原始数据存储，业务逻辑完成数据清洗、特征提取等分析任务。基于模块化设计理念，各功能单元可自由组合，通过标准化接口实现跨服务调用，该层基于分布式理念构建，模块化开发，可以根据需要随时添加或更换功能模块，模块之间通过RPC框架调用。

(3) 网关层统筹微服务间资源分配与指令传输，确保整个系统环境内的数据流动既快速又准确无误。

(4) 应用层提供给系统使用者直接、便捷的可视化操作界面，包括大屏总览、安装进度、运行统计、状态在线监测功能，并且系统内置自适应告警机制，当检测到电流波动等异常时，自动推送预警信息至管理终端，支持运维人员从多维度追溯设备状态演变规律。

本研究构建的科学仪器设备管理系统采用分层式架构设计，在仪器规模扩展场景下展现出良好的适应性特征。设备层基于物联网感知技术，通过按需安装传感器网络，实现多类型科研设备的灵活接入。平台层作为数据处理中心，不仅能够稳定存储海量监测数据，还为后续复杂数据分析及新业务功能的融入，提供了计算资源的支撑。网关层通过集成化接口确保模块功能在数据流动中的稳定性。应用层基于模块化设计原则划分功能单元，各子系统间通过分布式架构实现业务协同，同时配备可视化监控组件满足科研管理需求。该系统设计通过标准化接口与组件化技术，在仪器规模发生变化时可通过增删功能模块实现系统弹性调整，有效规避了传统集成式架构升级导致的系统稳定性风险，体现了良好的工程实践价值。

2.2 设备层采集仪器设计与实现

2.2.1 传感器应用

设备层为整个系统提供数据支撑，而数据采集的核心就在于传感器，非侵入式电流传感器通过在仪器供电线路上搭载专用检测装置，利用电磁感应原理实时采集电流信号，结合物联网技术实现数据的无线传输与云端分析。如图 2.2 和图 2.3 所示。这种“即插即用”的设计巧妙地将监测模块融入现有供电线路，既无需改动仪器本体结构，也不会引入额外能耗，如同在电路中接入普通电源延长线般简便。

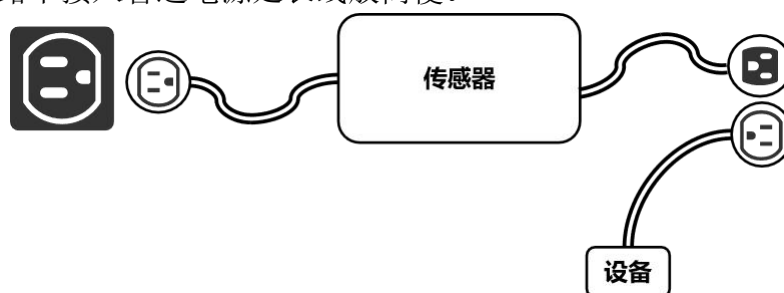


图 2.2 非侵入式电流传感器示意图



图 2.3 非侵入式电流传感器应用

2.2.2 功能实现

本文所选用的非侵入式传感器包含以下核心功能单元：电流采集单元、数据处理单元、通信单元及定位模块四大组成部分。具体硬件实现采用多层级集成方案，以微控制器（MCU）为核心处理单元，辅以电磁感应原理的电流采集模块、状态指示 LED 阵列、窄带物联网（NB-IoT）通信模块及全球定位系统（GPS）定位模块，形成完整的物理层感知网络。

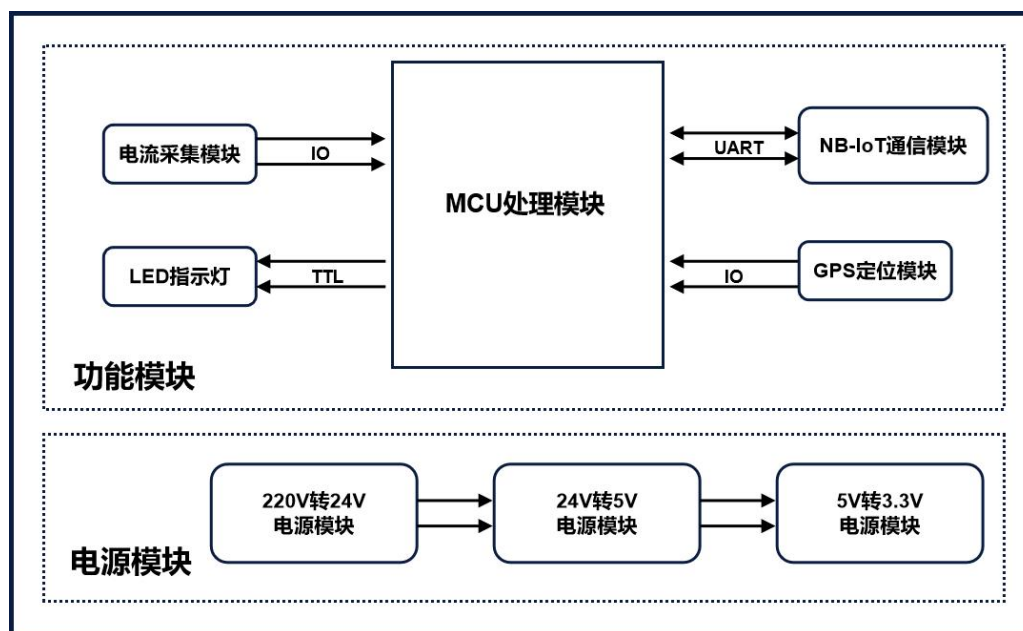


图 2.4 功能实现硬件结构图

(1) 主控 MCU 调度

MCU 调度模块通过双线程管理实现数据采集与传输协同工作（图 2.5）。系统启动后，MCU 首先完成 NB-IoT 模块的初始化与网络接入，同步获取 GPS 定位信息并上传。网络

连接建立后，启动电流采集线程，通过电流采集模块（V9260S 芯片寄存器）以 1 次/分钟的频率获取电流值并缓存。经实测分析，该频率可在波形保真度与传输效率间取得平衡。当缓存数据累积至 30 组时，MCU 依据通信协议完成数据格式转换与封装，通过串口通信将封装数据经 NB-IoT 模块传输至云端服务器。该调度机制通过分时复用技术有效协调通信资源，在保证电流波形完整性的同时降低网络负载压力。

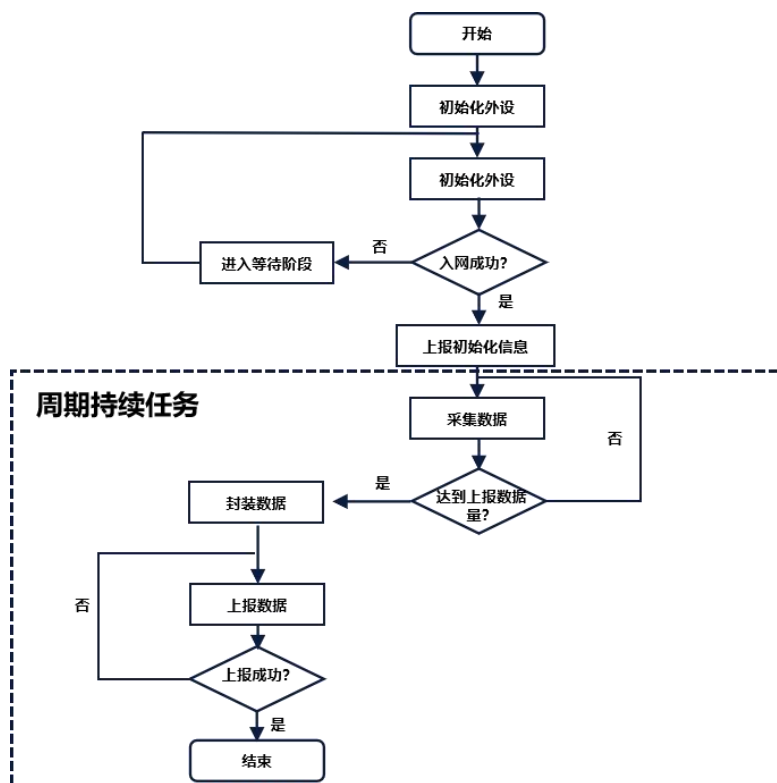


图 2.5 主控调度流程图

(2) 无线通信模块

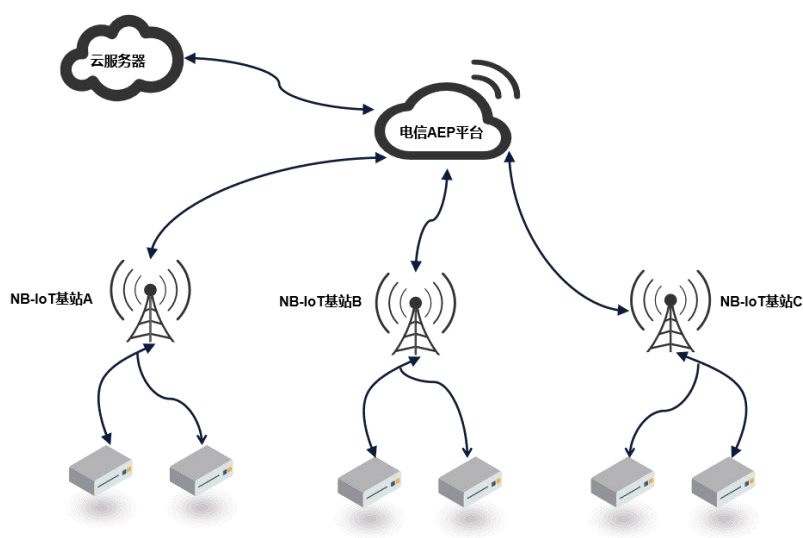


图 2.6 云端传输数据流图

该技术基于 3GPP R13/14 标准构建，具备 180kHz 窄带通信能力，在广域覆盖与低功

耗特性间取得平衡。通信模块选用 L620 工业级模组，通过串口协议与 MCU 交互，支持全频段接入并兼容电信天翼物联网平台。NB 通信模块基于 NB-IoT 窄带物联网技术，实现科研仪器工作电流数据的实时采集与云端传输。该技术具备三大核心优势：其一，超低功耗特性使终端设备在无外部供电环境下可连续工作数年；其二，采用增强型信号调制技术，在同频段下较传统蜂窝网络提升 20dB 覆盖增益，单基站覆盖半径扩展至 10-15 公里，可穿透地下三层空间实现稳定通信；其三，单小区支持 10 万级终端并发接入，满足实验室密集部署场景需求。其物理层设计的 15kHz 子载波间隔与重复编码机制，大幅提升了复杂电磁环境中的抗干扰能力，确保极端温湿度条件下仍维持 99.9% 以上的通信可靠性。

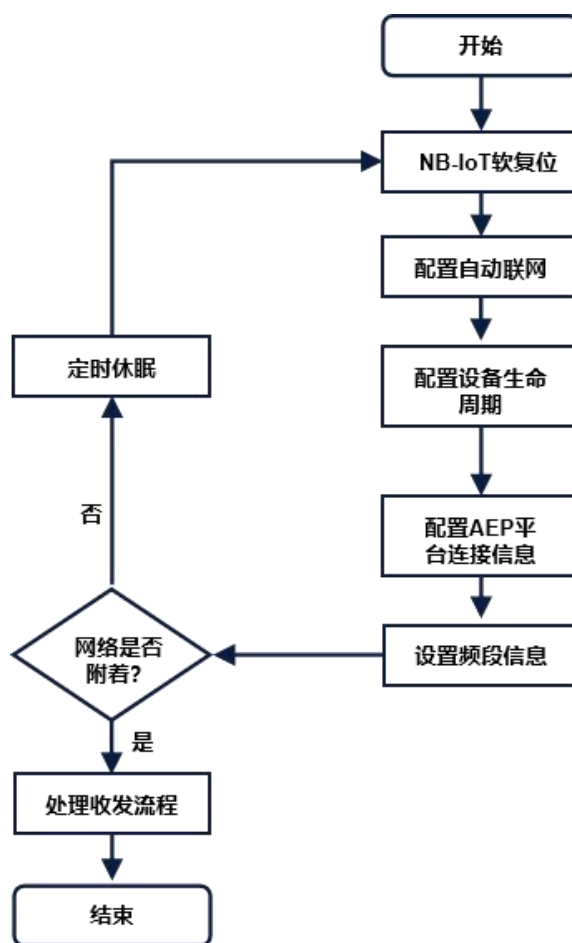


图 2.7 系统网络初始化流程图

NB-IoT 模块在启动时会执行系统自检流程，这相当于设备刚开机时的自我初始化操作。之后设备会自动尝试建立网络连接，这样下次使用时就能更快联网。每个设备都会有个状态周期来记录是否在线，就像手机有心跳检测一样——如果在状态周期结束前设备能主动上报“我还在线”的信息，系统就不会判定它掉线了。不同运营商提供的通信服务对应不同的频段选择，这个过程就像给设备设置专属通信频道。当设备首次尝试连接网络失败时，它会进入智能休眠模式，每隔一段时间再尝试重连，这种带间隔的重试机制能有效减少反复唤醒带来的电量消耗，特别适合需要长时间待机的物联网设备。如图 2.7 是系统网络初始化流程。

2.3 大型科研仪器状态监测平台设计

2.3.1 设备云平台

设备云平台基于中国电信云服务构建，依托 NB-IoT 物联网通信技术实现设备数据的稳定上传。该平台支持自定义协议解析功能，可远程完成设备固件升级维护，并配备自动化数据存储机制保障采集信息的持久化留存。

AEP 电信云平台构建了多维度的智能设备管理服务体系，集成分布式数据存储引擎、OTA 固件升级模块、流式数据分析组件、事件驱动型消息队列及结构化日志管理系统，为智慧应用场景提供全栈式技术支撑。平台深度适配 NB-IoT 通信协议栈，通过标准化网关实现终端设备的即插即用式接入；面向服务端设计具备弹性伸缩能力的 RESTful API 集群，同步支持异步消息推送的 MQ 协议服务。

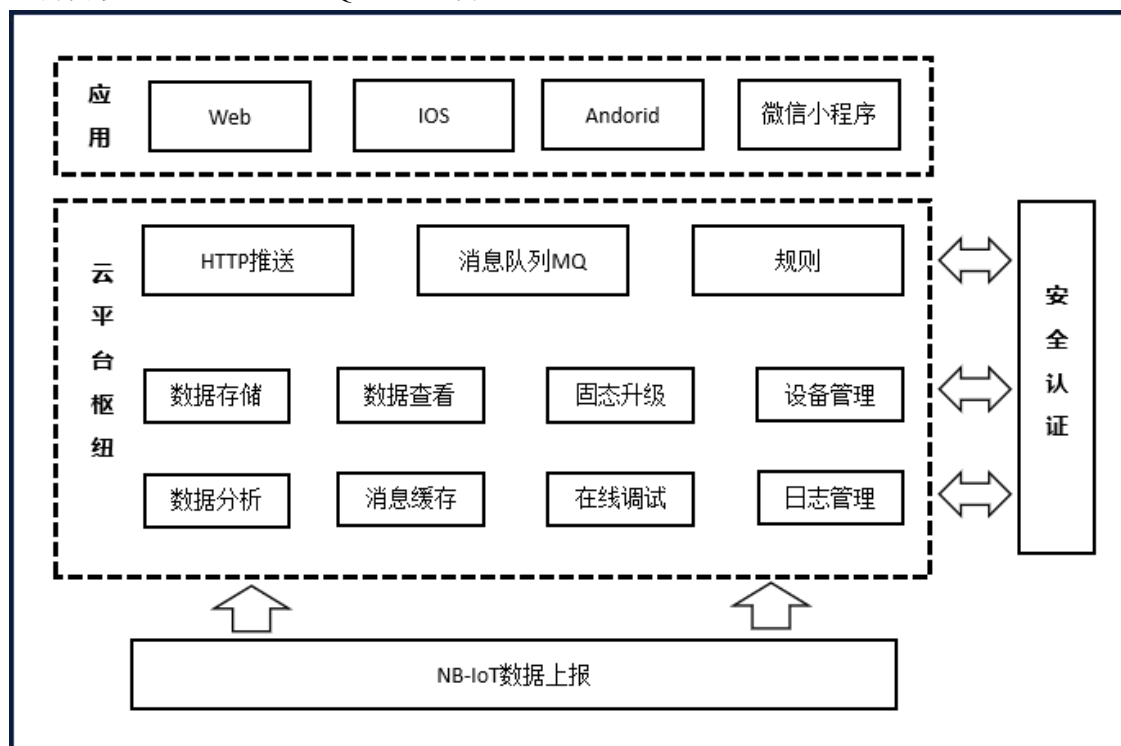


图 2.8 AEP 平台的设计架构

本系统采用基于 RESTful^[36]设计的 API，它涉及多个关键概念：用户、设备、数据流、数据点、Token、API Key 和命令等。其中，数据流是一种特殊的数据类型，例如电流值和时间戳，都属于数据流。数据点与数据流相关联，用于描述具体的数据内容。数据流在物联网（IoT）场景中应用广泛，尤其在工业物联网中，通过实时传输大量设备数据，有助于提高数据分析效率和设备管理能力。

2.3.2 数据存储

本文系统中，设备层负责采集科研仪器的传感器数据，并将其传输到平台端。因此，需要设计合理的数据库表结构来进行存储。本文系统中关系型数据库采用 MySQL 数据库

[37], 文档型数据库采用 MongoDB 数据库[38]。此外, 系统还采用 Redis 数据库[39]作为键值数据库, 对于经常访问的数据, Redis 会优先存储在内存中; 对于不常访问的数据, 则可以通过淘汰策略将其从内存中移除。

本文选取了 MySQL 数据库中的部分核心表进行介绍, 以下为表结构信息:

(1) 科研仪器信息表。在表中记录了科研仪器基础信息, 包含设备名称、设备类型、设备编码、使用负责人等。

表 2.1 科研仪器信息表

字段名	类型	字段释义	字段名	类型	字段释义
id	int(11)	唯一 id	address	varchar(40)	所在地址
equipment_id	varchar(100)	设备编码	worth	varchar(40)	仪器价值
name	varchar(100)	设备名称	user_name	varchar(100)	使用人姓名
equipment_type	varchar(100)	设备类型	user_phone	varchar(100)	使用人联系方式
department	varchar(100)	所属部门	binding_flag	varchar(40)	是否绑定传感器
school	varchar(100)	所属高校	install_time	timestamp	安装时间

(2) 传感器基本信息。表中记录了非侵入式电流传感器的设备唯一识别码、传感器类型以及安装人编码等。

表 2.2 传感器基本信息表

字段名称	类型	字段释义	字段名称	类型	字段释义
id	int(11)	主键 id	device_type	tinyint(2)	设备类型 (单相, 三相)
imei	varchar(40)	设备唯一识别码	bind_flag	tinyint(2)	是否绑定仪器
lon_range	varchar(255)	经度位置	outstock_time	timestamp	出库时间
lat_range	varchar(255)	纬度位置	signal_value	decimal(10,2)	信号强度

(3) 传感器与科研仪器绑定关联表。该表通过主键 id 唯一标识每条绑定记录, 以 device_id 和 sensor_id 关联仪器设备与传感器单元, 并精确记录绑定操作时间。安装者 id 字段支持多角色权限追溯, 解绑状态标记完整记录状态变更如实验室搬迁、传感器更换等场景, 同时支持以时间维度统计设备使用频次。

表 2.3 传感器与科研仪器绑定关联表

字段名称	类型	字段释义	字段名称	类型	字段释义
id	int(20)	主键 id	install_user	int(20)	安装者 id
device_id	int(20)	设备 id	uninstall_flag	tinyint(2)	是否解绑
sensor_id	int(20)	传感器 id	bind_time	timestamp	绑定时间

(4) 异常原因报警信息表。表中记录了异常的起止时间、异常原因、异常传感器等。

表 2.4 异常原因报警信息表

字段名称	类型	字段释义	字段名称	类型	字段释义
id	int(20)	主键 id	type	int(10)	异常原因
begin_time	timestamp	异常开始时间	sensor_id	int(20)	异常检测仪 id
end_time	timestamp	异常结束时间	confirm_flag	tinyint(2)	该异常是否被仪器使用者确认

针对科研仪器运行数据的存储需求, 采用 MongoDB 文档数据库具有以下核心优势: 首先, 其无模式的文档 BSON 格式天然适配动态变化的电流数据格式, 例如当算法升级新增电流谐波特征字段时, 无需执行传统关系型数据库的 DDL 表结构变更操作, 可直接插入嵌套式 JSON 文档极大降低运维复杂度。同时, 利用 TTL 索引可对历史电流数据设置自动过期策略, 结合时序集合优化时间戳数据的存储压缩率, 降低长期存储成本。

(1) 运行电流数据集合。传感器采集到的电流数据以天为单位, 数据记录了每台设备的运行电流数据, 并对数据进行压缩后存储。

表 2.5 运行电流数据集合结构

字段名		类型		字段释义	
_id		objectId		唯一 id	
imei		string		设备唯一编码	
time		long		该条记录时间戳	
dataList	startTime	object	long	数据集合	起始时间
	value		double		值
	duration		int		持续数间

(2) 运行状态数据集合。集合中记录了科研仪器每天的运行状态数据, 并且可通过传感器编码来查询状态持续时间。

表 2.6 运行状态数据集合结构

字段名		类型		字段释义	
_id		object		唯一 id	
imei		string		设备唯一识别码	
time		long		该条记录时间戳	
dataList	startTime	object	long	数据集合	起始时间
	label		double		状态标签
	duration		int		持续数间

(3) 异常原因标注数据集合。经过标注的异常数据按起止时间存储在集合中，表中包含设备编码、备注等。

表 2.7 异常原因标注数据集合结构

字段名称		类型		字段释义	
_id		objectId		自动生成的唯一标识符	
imei		string		设备唯一识别码	
remark		string		备注	
abnormalList	beginTime	object	long	异常电流数据集合	起始时间
	endTime		long		结束时间
	type		int		异常类型

本文选用 Redis 作为键值数据库，传感器获取的实时电流数据需要实时记录，表中记录了统计数据中的月使用机时情况、最近上报电流值大小等。部分核心数据结构如下：

(1) 设备实时在线状态表。存储科研仪器的实时在线情况。

表 2.8 科研仪器在线情况表

字段名称	类型	字段释义
key	string	设备唯一识别码
value	int	-1（离线），1（在线）

(2) 科研仪器月使用机时情况表。表中用来存储科研仪器的月使用率数据。

表 2.9 科研仪器月使用机时情况表

字段名称	类型	字段释义
key	string	设备唯一识别码+月份
value	bitmap	该仪器该月开机机时的比特位拼接

(3) 最近上报电流信息表。表中存储了最近上报电流数据的电流值大小。

表 2.10 科研仪器最近上报电流大小

字段名	类型	字段释义
key	string	设备唯一识别码
value	double	最近电流大小

2.3.3 模块设计

在本系统中，业务逻辑模块采用 JAVA 语言进行开发，使用 IntelliJ IDEA 2021.2.4 作为开发工具，并基于 SpringBoot 框架^[40]快速构建服务。选择 SpringBoot 的主要原因是其具备

微服务架构的高效搭建能力，能够通过内置的自动化配置功能显著简化项目初始化与开发流程，从而大幅提升开发效率。其中的算法模块采用 Python 语言进行开发，开发环境为 PyCharm 2020.1，并借助 Conda 开源环境管理工具创建独立的开发环境，以确保依赖项的稳定性和兼容性。在算法实现方面，利用 PyTorch 深度学习框架进行模型设计与训练，充分发挥其灵活性和高效性，满足研究中对复杂算法的需求。这种技术栈组合不仅体现了语言和工具的优势互补，还为系统的高效开发与算法优化提供了坚实的技术支持。

本系统的整体模块设计主要包含业务逻辑模块和算法模块，其中业务逻辑模块包数据模块、定时任务模块、算法模块、报警告知模块。

(1) 数据模块

数据模块负责实时运行状态的监控，记录实时运行状态以及实时电流数据，并进行数据持久化、数据清洗、数据解压缩等操作处理，根据具体的业务需求提供不同的数据格式支撑，保证数据的一致性。

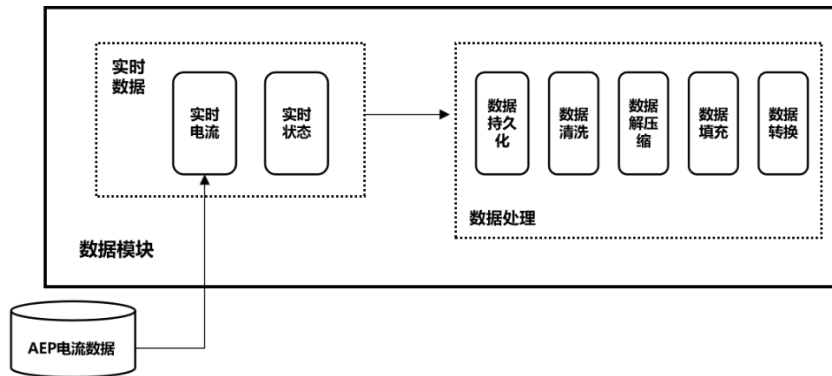


图 2.9 数据模块功能图

(2) 定时任务模块

定时任务模块用来执行一些每天需要定时执行的任务。如表 2.11 所示，以下为任务内容。

表 2.11 平台内定时任务

定时任务	执行频率
整理电流数据，核对一天的数据完整性	一天一次
数据统计，每天 24 小时使用状况统计	
推送数据，将统计完的数据推送给对接的第三方	
异常监测，检测异常电流	30 分钟一次
统计数据，统计使用率、开机、异常率、机时。	

(3) 算法模块

算法模块为应用层的 AI 实现提供了决策支撑，主要包括电流运行数据的预测、异常检测以及异常诊断，在科研设备运行过程中，电流数据能直接反应科研设备的异常状态。

因此，及时、有效的监测电流运行情况对于延长科研设备的寿命及保证运行安全都有重要意义。

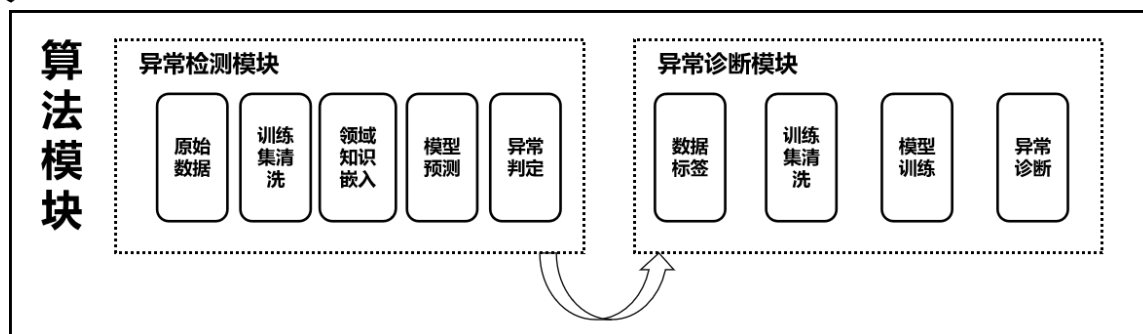


图 2.10 算法模块功能图

(4) 报警告知模块

基于对系统内的统计数据和算法模块，当系统内某台设备出现异常时，系统通过发送短信、Web 端大屏展示的方式，将异常信息告知给该科研仪器的使用负责人。

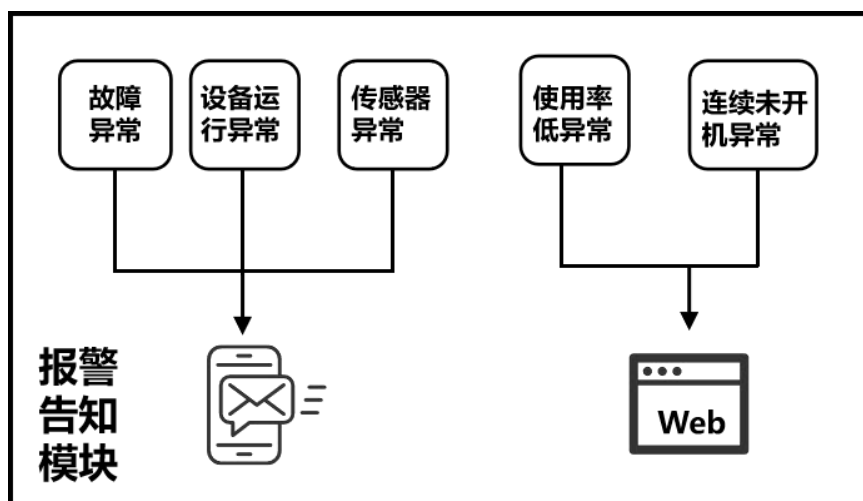


图 2.11 异常告知模块

2.3.4 应用层设计与平台展示

平台各模块具体功能如图 2.12 所示，本系统通过数据可视化更全面地监测科研仪器运行状态。通过平台管理数据可以查看平台内管理设备的基本信息，并以交互式地图界面直面查看仪器地区分布，同时，可以观察单位内仪器数量统计。通过安装统计信息可以看到按仪器分类的安装统计信息以及每月安装数据，并且对仪器资产总值统计。通过运行统计信息可以查看按单位分类的仪器使用率情况，也可以按仪器分类查询仪器使用率情况。通过异常预警管理可以看到系统统计长时间未开机的仪器并进行未开机预警，还可以通过异常判定进行异常预警。

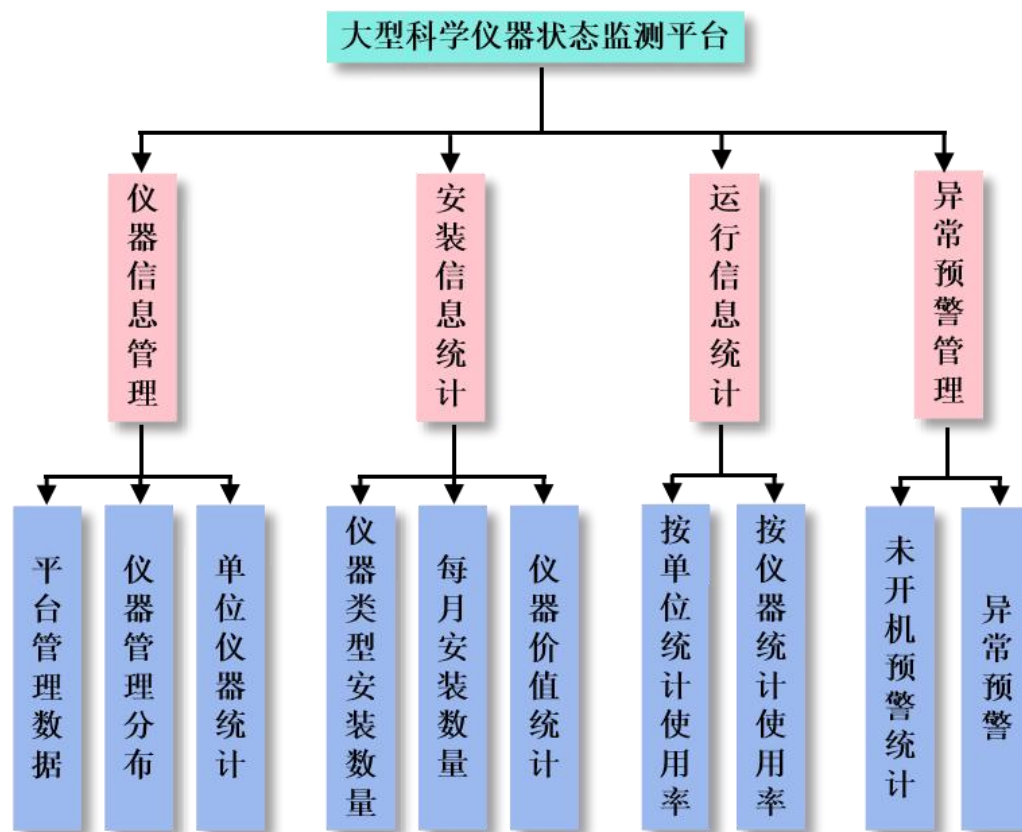


图 2.12 大型科研仪器状态监测平台功能模块图

本文研究系统中平台具体功能主要包含以下四个模块：

(1) 仪器信息管理模块

该功能模块主要是将平台内管理的仪器信息和管理数量以可视化的方式来进行统计和展示，帮助平台使用者能够全面了解平台内科研仪器的具体信息和地理分布情况。如图 2.13 所示。



图 2.13 仪器信息管理界面

为了确保平台内对科研仪器的垂直管理，通过平台管理数据统计的科研仪器管理数量进行直观展示，用户可以进一步查看某一台科研仪器的基本信息，也可通过仪器名称和安装时间范围查询仪器的具体信息。平台内管理仪器界面如图 2.14 所示。

序号	仪器名称	仪器类型	传感器类型	仪器原值 (万元)	安装时间	仪器所属单位	仪器安装地址
1	等离子体发射串联质谱仪	分析仪器/质谱仪器/无...	三相	158.60	2024-06-24 15:21:10	海永溪...	综合楼214室
2	超高真空超低温扫描电...	计量仪器/长度计量仪器...	三相	428.91	2024-06-24 09:29:21	理工大学	11-102
3	X射线粉末衍射仪	分析仪器/X射线仪器/X...	三相	263.19	2024-06-25 09:47:14	工业大学	机材楼C105
4	扫描电子显微镜	分析仪器/电子光学仪器...	三相	141.90	2024-06-26 10:43:00	科技大学	泰达13-213
5	X射线单晶衍射仪	分析仪器/X射线仪器/其...	三相	374.71	2024-06-27 10:28:59	大学	材料学院121房间
6	超速离心机	分析仪器/生化分离分析...	三相	50.50	2024-06-26 11:25:33	国际生物医药联合...	6楼外泌体
7	材料精细结构成分电子...	分析仪器/电子光学仪器...	三相	179.80	2024-06-24 14:18:19	海永溪...	综合楼107室
8	场发射透射电子显微镜	未知仪器/未知/未知	三相	787.25	2024-06-27 10:50:28	大学	综合实验楼C114
9	X射线衍射仪	分析仪器/X射线仪器/X...	三相	141.95	2024-06-26 10:07:44	科技大学	泰达8A-416
10	场发射扫描电子显微镜...	未知仪器/未知/未知	三相	383.95	2024-06-28 10:03:58	大学	54-104

图 2.14 平台内管理仪器查询界面

此功能模块还为专为仪器资产所属单位管理人员开发了本单位仪器信息管理功能，基于可视化技术构建数字化台账。管理人员可实时查询管辖设备的仪器名称、仪器类型、仪器价值等关键信息，方便各单位使用人员能够直观了解本单位管辖范围内的仪器基本信息，如图 2.15 所示。

序号	仪器名称	仪器类型	传感器类型	仪器原值 (万元)	安装时间	仪器所属单位
1	X射线单晶衍射仪	分析仪器/X射线仪器/其他	三相	374.71	2024-06-27 10:28:59	大学
2	场发射透射电子显微镜	未知仪器/未知/未知	三相	787.25	2024-06-27 10:50:28	大学
3	激光扫描共聚焦显微镜	分析仪器/显微镜及图像分析...	三相	203.00	2024-06-27 11:03:22	大学
4	高分辨透射电子显微镜	分析仪器/电子光学仪器/透射...	三相	790.00	2024-06-27 15:06:49	大学
5	X射线粉末衍射仪	未知仪器/未知/未知	三相	80.33	2024-06-27 09:37:11	大学
6	激光共聚焦显微镜	分析仪器/显微镜及图像分析...	三相	184.82	2024-06-27 11:06:21	大学
7	X射线粉末衍射仪	分析仪器/X射线仪器/X射线...	三相	189.88	2024-06-27 10:30:37	大学
8	场发射扫描电子显微镜	分析仪器/电子光学仪器/扫描...	三相	314.00	2024-06-27 14:22:33	大学
9	X射线衍射仪	分析仪器/X射线仪器/X射线...	三相	197.00	2024-06-27 15:08:34	大学
10	分析型超速离心机	分析仪器/显微镜及图像分析...	三相	277.18	2024-06-27 14:46:19	大学

图 2.15 单位管辖仪器信息查询

还可以在界面内进一步了解仪器的基本信息，进入到仪器基本信息界面管理人员可以查看仪器信息、仪器负责人的相关信息以及仪器图片，如图 2.16 所示。

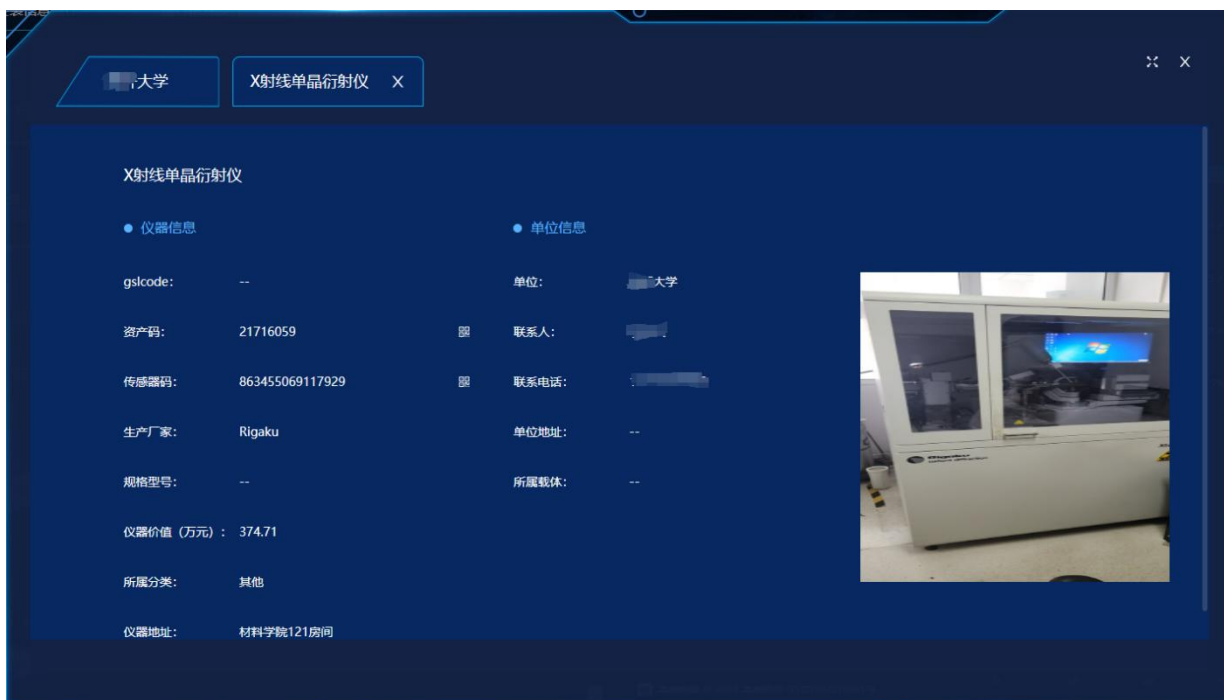


图 2.16 仪器基本信息界面

(2) 安装信息统计模块

本功能模块主要是为了安装人员能够直观了解科研仪器绑定传感器数量统计信息，以动态曲线和柱状图的形式统计每月安装数量和安装总数，并通过按仪器类型和按仪器价值分类来统计按照数量和安装率，如图 2.17 所示。



图 2.17 安装信息统计界面

在按仪器类型统计中，用户可以进一步查询平台内一级分类中的所有仪器的二级分类信息，并可以通过进入二级分类信息页面查看到具体仪器的使用机时、运行状态、价值原值等信息，如图 2.18 所示。



序号	仪器名称	学科领域	使用机时 (分钟)	仪器原值 (万元)	运行状态	物联网传感器安装
1	实时X射线衍射仪		0	89.32	关	是
2	等离子体发射光谱仪		25247	108.00	关	是
3	激光闪光光谱仪		6107	107.44	关	是
4	激光拉曼光谱仪		9148	233.12	关	是
5	振动圆二色光谱仪		5456	130.13	关	是
6	电感耦合等离子体发射光谱		389989	53.87	开	是
7	时间分辨荧光光谱仪 (FLS980)		0	86.25	关	是
8	傅里叶红外光谱仪		10090	106.65	关	是
9	流式细胞仪		230160	367.31	开	是
10	拉曼成像光谱仪		460673	158.40	开	是
11	小动物活体成像系统		23828	116.15	开	是
12	稳态/瞬态红外光谱仪		462253	94.22	开	是

图 2.18 仪器二级分类查询界面

安装人员可以根据月份安装清单来了解本月传感器安装仪器的基本信息，可以通过查询安装数量、解绑数量、回收数量来全面了解本月安装情况，如图 2.19 所示。



序号	仪器名称	仪器类型	传感器类型	仪器原值 (万元)	仪器使用单位	安装时间	仪器安装地址
1	流式细胞仪	流式细胞仪	单相	149.60	医学科学院血液病...	2024-03-28 16:51:33	梅苑路12号
2	在线气相色谱质谱联用仪	其他	单相	73.37	科技大学	2024-03-28 14:30:58	泰达8A-406
3	流式细胞仪	流式细胞仪	单相	224.00	医学科学院血液病...	2024-03-28 14:24:07	南京路288号
4	超滤膜截留率基准物 (...)	其他	单相	108.85	海水淡...	2024-03-25 15:07:47	综合楼205室
5	振动圆二色光谱仪	圆二色光谱仪	单相	130.13	大学	2024-03-26 10:36:43	校区24-501
6	傅里叶变换红外光谱仪	未知	单相	50.00	大学	2024-03-27 10:46:20	环科院A226
7	飞秒激光器	未知	单相	197.59	大学	2024-03-27 11:20:21	校区信息东楼128
8	全内荧光反射显微镜	激光共聚焦显微镜	单相	187.27	大学	2024-03-27 15:56:27	校区综合实验...
9	高效液相色谱仪	液相色谱仪	单相	56.78	国际生物医药联合...	2024-03-25 09:55:17	N303
10	X射线衍射仪	X射线衍射仪	单相	209.94	大学	2024-03-26 10:01:08	校区17-225

图 2.19 月份安装清单界面

(3) 运行信息统计模块

本文平台中设计的运行信息统计模块直观显示了科研仪器的使用率和运行状况，通过以仪器归属单位、仪器二级类型来对仪器的使用率进行分类统计，使单位管理人员和平台运维人员掌握仪器的总体运行状况，如图 2.20 所示。



图 2.20 运行信息统计界面

对于单位内的仪器管理，仪器的开机率是对仪器运行状况的最直观表示，仪器单位管理人员可以通过点击本单位使用率进一步查看本单位仪器分类情况、仪器价值统计以及每日实时开机率，如图 2.21 所示。



图 2.21 单位内仪器使用率统计界面

还可以通过查看仪器的二级分类统计信息，以柱状图形式直观展示分类内仪器的 24 小时使用情况、月使用率，通过列表来查询每台科研仪器的年使用机时和年平均使用率，如图 2.22 所示。



图 2.22 二级分类仪器使用率统计界面

进一步了解科研仪器的具体机时统计情况可以单击仪器来跳转界面，在机时查询界面可以设置开始时间和截止时间来查询仪器的工作、待机、关机、传感器离线的机时统计情况，如图 2.23 所示。



图 2.23 仪器机时查询界面

仪器的运行状态通过可视化电流曲线、柱状图直观展示仪器的运行状况，如图 2.24 所示，可以看到仪器的电流运行曲线、机时状态、24 小时使用情况、月使用情况。



图 2.24 仪器运行状态界面

(4) 异常预警管理模块

异常预警模块是监测每台科研仪器运行状态的杆件模块，该模块以列表排行的形式展示仪器的长时间未开机预警和异常原因预警，当平台监测到异常时，会新增警报信息展示在平台并以短信形式通知仪器负责人，异常预警界面如图 2.25 所示。



图 2.25 异常预警管理界面

用户通过点击某一个异常报警仪器可以跳转到异常详细信息页面，在页面中能够查看仪器的基本信息、异常原因、异常发生时间和异常电流记录曲线，如图 2.26 所示。



图 2.26 异常详细信息界面

本文设计并实现的大型科研仪器状态监测系统通过多维度技术创新，有效解决了传统人工运维模式下的关键问题，其核心改进与优势体现为以下方面：

(1) 突破了传统侵入式检测的技术局限,采用非接触式电流传感技术实现设备运行状态的精准感知。通过电磁感应原理的电流采集模块与窄带物联网通信技术协同,在不影响仪器本体结构的前提下,以 1 次/分钟的高效采样频率获取电流波形特征,构建了兼顾安全性、实时性与设备完整性的数据采集体系,显著优于传统接触式检测方式存在的安全风险与数据维度单一缺陷。

(2) 创新性地构建了分层式云平台架构与复合数据库存储方案。通过设备云与业务逻辑云的双层协同机制,实现了海量监测数据的分布式存储与并行处理;结合 MySQL 关系型数据库、MongoDB 文档型数据库及 Redis 内存数据库的混合存储模式,既满足结构化设备信息的高效管理,又支持时序电流数据与异常标注数据的弹性扩展,有效解决了传统单一数据库架构在数据规模增长场景下的性能瓶颈问题。

(3) 设计了模块化业务逻辑与智能分析框架。基于 SpringBoot 微服务架构开发的数据处理模块与定时任务调度系统,实现了数据清洗、特征提取与状态统计的自动化流水线;深度集成算法引擎的异常检测模块,通过电流波形特征建模构建了设备正常运行状态基线,相较于传统阈值告警机制,大幅提升了异常识别的准确率与前瞻性。

(4) 建立了全链路可视化运维管理体系。应用层通过交互式仪表盘实现设备运行状态、异常预警与机时统计的动态可视化,支持基于地理信息系统的设备分布分析与多维度数据钻取。结合自适应告警推送机制,系统可实时将异常信息同步至管理终端,相比传统被动式人工巡检模式,大大提高了故障响应率,为科研仪器全生命周期管理提供了智能化决策支持。

2.4 本文小结

本章构建了基于物联网的大型科研仪器监测系统,采用四层架构实现全流程管理。设备层通过非侵入式电流传感器与 MCU 调度模块,结合 NB-IoT 通信实现数据无损采集与高效传输;网络层依托电信云搭建双云平台,复合数据库协同存储设备信息、时序数据及实时状态;平台层基于 SpringBoot 框架开发模块化业务系统,集成数据清洗、定时任务及智能告警功能,支撑运维决策;应用层构建可视化监测平台,实现设备分布地图展示、使用率统计及多维度异常预警。系统通过分层设计,建立设备绑定、状态监测与数据追溯的完整闭环,为后续智能算法研究提供基线模型与数据基础,形成科研仪器全生命周期管理的技术框架。

3 基于 Time-LLM 大模型的异常检测方法

现代实验室中的仪器设备操作流程紧密相连，任何一个环节出现异常都可能对整个实验过程产生重大影响。及时发现仪器设备的异常，并在故障发生前进行调整，对于确保实验顺利进行至关重要，这可以显著节省时间和资源成本。实验室内的各种传感器不断采集仪器设备的电流数据，生成了大量复杂的时间序列数据，通过分析这些电流数据来预测和判断仪器设备的状态，能够带来显著效益。尽管在以往的实验中通过时间序列预测技术取得了一些成效，但这些技术通常依赖于大量的历史数据（通常是长时间序列）来训练模型，以实现精准的预测。然而，对于新引进的仪器设备或刚安装传感器的设备而言，由于缺乏足够的历史数据，往往难以构建出可靠的预测模型。

基于以上分析，本文提出一种基于 Time-LLM 大模型的异常检测方法。该方法首先针对 X 射线衍射仪工作阶段特征，对其电流数据进行多尺度特征提取，通过滑动窗口技术捕获运行电流数据分布的中心位置、数据分散与分布形态特征。其次，进行统计特征编码与设计动态原型字典，将物理统计特征与语言模型嵌入空间对齐，实现多模态特征的重编程表达。然后，引入条件化 Prompt 模板生成器，为模型构建领域专属知识实现模型时序数据预测。最后在异常检测方面，结合孤立森林算法与极值理论构建双阶段异常评分体系，通过标签校准机制优化连续异常片段的检测精度，最终实现异常检测的要求。在模型验证阶段，采用真实科学仪器电流数据集进行测试，通过消融实验验证各模块的有效性，最终形成可迁移至同类科研设备的通用化检测方案。

3.1 问题分析与模型选型

电流数据作为基础数据，广泛应用于设备运行状态的分析。对于已经运行一段时间的设备，由于积累了较多的运行数据，可以通过这些数据不断地训练模型，最终形成一个成熟的异常检测模型来进行异常状态分析。然而，对于一些运行时间较短或很少出现异常情况的设备来说，研究人员可能无法收集到足够的训练数据。导致模型无法得到充分的训练，从而不能准确地进行异常检测和分析。缺乏充足的训练样本会显著影响模型的有效性和可靠性，进而限制其在实际应用中的性能表现。考虑到同类仪器在运行流程和内部结构上的相似性，它们在正常运作状态下的电流模式也表现出一定程度的趋势一致性。因此，本研究以 X 射线这类在高校科研中应用广泛的仪器为例，聚焦于其运行过程中的相似特性。X 射线衍射仪在操作过程中展现出类似的运行特征，这为构建一个通用模型提供了可能。

时序数据异常检测的方法由于算法研究的深入也在随之发展，按照算法模型可以分为传统机器学习方法、深度学习方法和大模型方法。电流数据本质上属于时序数据，因此在构建科研设备的电流预测模型时，必须综合考虑历史与当前的电流数据，以此全面掌握电

流变化的趋势。同时，鉴于此类数据集通常具有稀疏性以及跨设备分析的特点，在模型构建过程中还需特别关注少样本对预测结果可能产生的影响。表 3.1 对三类方法的情况进行对比。

表 3.1 分析方法对比

分析方法	优点	缺点
传统机器学习	训练快；数据需求小；硬件依赖性低；可解释性高	依赖人工辨别特征；仅能处理短序列数据；适应性差；预测偏差大
深度学习	调整组件可自动提取局部特征；可进行复杂预测	模型解释性差；整合知识难；长序列数据处理有限；训练慢
大模型	完全自动化特征提取；泛化能力强；长序列处理能力强；领域知识整合灵活	数据需求量大；训练成本高；硬件依赖性强

通过表中方法对比，结合当前应用场景，要求模型具有鲁棒性和泛化能力，能够将输入数据特征映射到高维空间中进行信息处理，而大模型基于模型自注意力机制可以捕捉复杂依赖，非常处理时序数据，能够充分挖掘时序数据中的时间步依赖。但考虑到目前热门大模型的核心都是自然语言处理^[41]，利用的都是文本数据进行训练，本章节将围绕 Time-LLM^[42]搭建模型，利用文本数据替代时序特征实现对时序数据进行预测。

3.2 研究对象分析与数据集处理

3.2.1 X 射线衍射仪

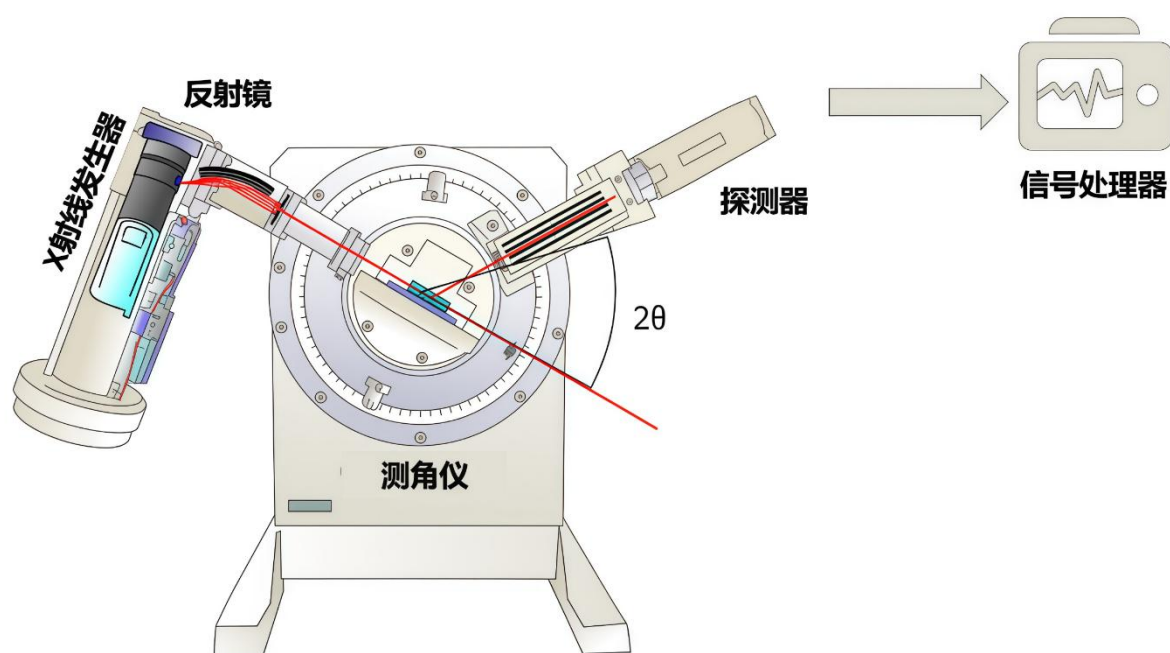


图 3.1 X 射线衍射仪结构图

X 射线衍射仪作为晶体结构分析的核心设备，其结构设计围绕 X 射线与样品的相互作用展开。根据多源文献对 X 射线衍射仪的介绍^[43]，X 射线衍射仪的典型结构包括以下核心组件（如图 3.1）：

（1）X 射线发生器是仪器的能量供给核心，其功能在于产生高强度的 X 射线。通常采用 X 射线管作为辐射源，X 射线管通过高压电场加速电子轰击金属靶材（如铜、钼等），产生特征 X 射线。X 射线管的启动需要较高的初始电流（通常在 10-30A 范围内），稳态运行后电流稳定在 15-30A。

（2）测角仪是 X 射线衍射仪的核心部件，用于控制 X 射线的入射角度和探测器的接收角度。测角仪由样品台、探测器臂和角度编码器组成，其中，样品台和探测器臂通过步进电机驱动，电机电流在角度扫描时呈周期性变化，通常表现为微电流脉冲。

（3）样品室是 X 射线与样品相互作用的区域，配备样品夹持器和样品旋转装置。样品旋转装置通过电机驱动，电流表现为在样品旋转时短暂升高，确保样品均匀照射。

（4）检测系统包括 X 射线探测器和信号处理单元。探测器大多采用闪烁计数器或半导体探测器，将 X 射线光子转换为电信号。信号处理单元包括放大器、A/D 转换器和数据处理软件。检测器的输出电流信号经过放大和数字化处理，最终转换为衍射图谱。

针对 X 射线衍射仪的电流信号是其运行状态的多维度编码，结合实验人员对于 X 射线衍射仪展开的科研实验通常按照固定的流程进行，因此在对采集到的电流信号进行分析时，电流状态通常也有一定的规律趋势。所以本章节选用 X 射线仪器作为研究对象来进行电流数据预测。

3.2.2 X 射线衍射仪的运行流程与电流时序特征

X 射线仪器的标准运行流程可分为预热启动、背景校准、样品测试、数据处理四个阶段，如图 3.2 所示，各阶段的电流信号具有显著时序特征，具体描述如下：

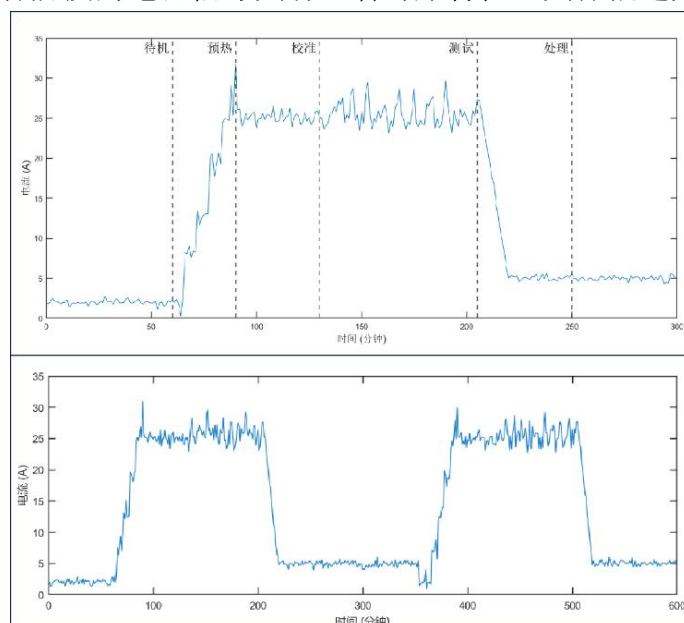


图 3.2 X 射线衍射仪典型运行电流

(1) 预热阶段

在实验开始时，对于 X 射线衍射仪的预热可以使光源、检测器及电子元件达到热平衡状态，确保在实验分析时，实验数据的稳定性。预热期间，光源启动达到预热目的，检测器也被激活，各类电子模块也实现初始化。在 X 射线管启动瞬间，电流上升至峰值，这是由于高压电源的初始充电和 X 射线管的预热需求。预热完成后，电流稳定在标定波动范围内，此时 X 射线管处于最佳工作状态。

(2) 背景扫描与校准

在进行样品测试前需要进行仪器校准，包括角度校准和强度校准。校准期间，测角仪进行全角度扫描，探测器接收标准样品的衍射信号，系统进行自检和参数优化。校准过程主要是测角仪的工作状态，电流曲线呈现周期性波动，通常为微电流脉冲。

(3) 样品测试阶段

对实验样品进行衍射数据采集，记录衍射角度和强度信息。测试期间，科研人员将实验样品装入样品室，测角仪按照预设程序进行角度扫描，探测器同步采集衍射信号。探测器电流曲线随样品衍射特性呈现多个特征峰，每个峰对应一个衍射面。

(4) 数据处理与待机

实验完成后，处理系统进行衍射数据分析，包括峰位确定、强度计算和结构解析等。分析完成后关闭 X 射线管，降低高压电源输出。总电流曲线：稳态值分阶段降至待机值，衰减阶段通常为：X 射线管、高压电源、探测器。

X 射线衍射仪的电流时序特征与其运行流程高度耦合，X 射线衍射仪运行电流如下图所示，其运行阶段的电流幅值和波动模式的定量分析可为仪器状态监测和故障诊断提供关键判据。

3.2.3 数据集建立与处理

3.2.3.1 数据集来源

依照上文提到的研究对象，正常电流数据来源于平台数据库内中多台 X 射线仪器的长期正常运行记录。通过非侵入式电流检测仪采集电流值，覆盖仪器开机预热、参数调节、样品测试及关机全流程。

数据采集后经人工核对，剔除因短暂断电或外部干扰导致的无效片段，最终构建包含 1200 小时的电流数据集，涵盖不同型号 X 射线衍射仪的典型运行模式。

3.2.3.2 数据集处理

为构建适用于时序分析的标准化数据集，执行以下关键步骤：

(1) 数据清洗

剔除仪器离线/关机时段的无效电流记录，通过滑动窗口法（窗口长度 5 分钟）填补短时数据缺失，最后人工复核异常数据段的时间戳准确性。

(2) 归一化处理

采用设备量程约束的线性归一化：

$$I_{\text{norm}} = \frac{I_t - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} \quad (3.1)$$

其中， I_t 是原始电流数据， $I_{\min}$ 和 $I_{\max}$ 分别是该时序电流数据中的最小值和最大值， I_{norm} 是归一化后的数据。

(3) 时序切片策略

以 50 分钟为时间窗口（覆盖完整运行周期），滑动步长默认 10 分钟，保留相邻窗口 40 分钟重叠数据，保持时序连续性，建立数据集子区间。

(4) 数据集划分

首先将正常电流样本总量的 70% 划定为训练集，用于建立设备基准运行模型。剩余 30% 正常样本与全部异常样本合并组成测试集，用于评估模型性能。为确保数据分布的随机性，对两个数据集分别进行顺序随机化处理，这一操作既消除了原始数据的时间关联性，又能防止模型因特定数据排列产生记忆效应。通过这种划分方式，既能保证训练过程的稳定性，又能全面检验模型对正常与异常工况的识别能力。

3.3 Time-LLM 大模型

时间序列预测通常依赖于专门设计的算法模型。然而，近期研究表明，大型语言模型（如 ChatGPT）同样可用于时间序列预测，但需解决一个核心问题：时间序列数据以数值形式呈现，而语言模型主要处理文本信息。因此，需要构建适当的数据转换机制，以使语言模型能够有效解析和预测时间序列数据。

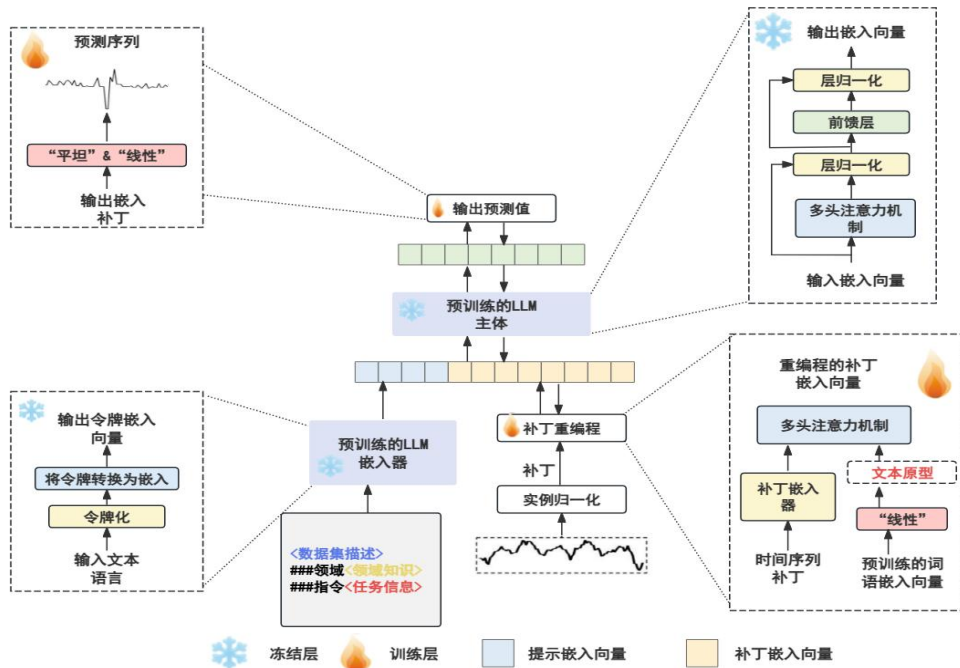


图 3.3 Time-LLM 框架图

可以从图 3.3 中看出，Time-LLM 就是为解决这个问题提出的新方法。它的核心思路是利用现有语言模型“看懂”时序数据曲线，具体步骤分为两步：第一步，把时序数据曲线翻译成“模型能理解的语言”。就像把电力数据曲线转换成包含趋势、周期等特征的文本描述，让语言模型像读故事一样理解时间前后数据变化。第二步，给模型添加“专业指导手册”。通过输入行业知识（如“暑期通常用电量上涨”）和任务要求（如“预测未来 30 分钟数据”），引导模型结合常识进行推理。本节从输入补丁化、模型重编程、前缀提示（Prompt-as-Prefix, PaP）方法及预测生成四个关键模块展开分析。

3.3.1 输入补丁化

时间序列数据通常具有高维、长程依赖和局部波动特性，在传统时间序列建模中，数据通常以连续的时间步骤形式输入模型。为适应 LLM 的输入要求，Time-LLM 首先对原始序列进行补丁化处理，即将连续的时间序列分割为多个子序列（patch），每个补丁包含局部时间窗口内的数据。具体而言，给定一个长度为 L 的时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_L\}$ ，通过滑动窗口将其分割为 N 个补丁，其数学表示为：

$$N = \left\lceil \frac{L-P}{S} \right\rceil + 1 \quad (3.2)$$

其中， P 为补丁长度（如 5 个时间步）， S 为步幅（如不重叠分割时 $S = P$ ）。

通过这种操作，将原始序列转换为补丁矩阵 $\mathbf{X}_p \in \mathbb{R}^{P \times N}$ ，其中，第 k 个补丁 P_k 代表一个局部语义单元，数学表示为：

$$P_i = \{x_{(k-1) \times S + 1}, x_{(k-1) \times S + 2}, \dots, x_{(k-1) \times S + P}\} \quad (3.3)$$

这一步骤的直观意义类似于计算机视觉中将图像分割为小块，目的是将高维时间序列转换为更适合语言模型处理的离散标记序列。

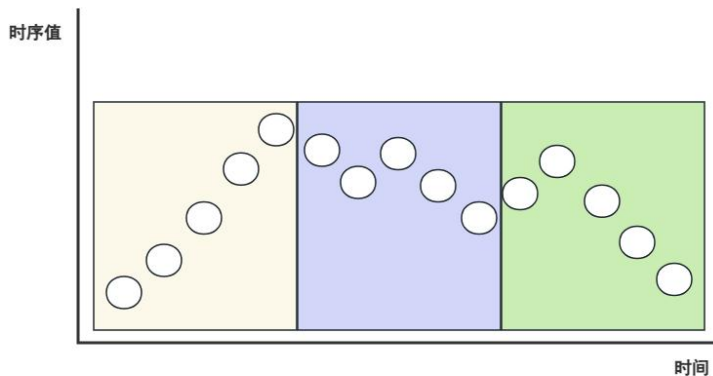


图 3.4 补丁化过程

如图 3.4 所示，该时间序列补丁化过程可通过三个色块区域直观呈现。原始序列共包含 15 个时间步（横轴），通过非重叠滑动窗口实现数据重组，原始 15 个时间步经补丁化

后压缩为 3 个语义单元，使后续处理层的输入维度降低 80%。这种降维不仅减少计算资源消耗，更重要的是迫使模型聚焦于具有物理意义的局部模式，而非噪声级别的细微波动。

3.3.2 重编程

Time-LLM 的设计核心在于在不改变语言模型结构的前提下，使其能够理解时间序列数据。传统语言模型（例如 GPT）在文本处理任务上表现出色，如文章写作和情感分析，但对于温度曲线、股票走势等数值型时间序列，则难以直接处理。而 Time-LLM 模型框架中的重编程层通过数据模态转换，将数值型时间序列预测问题转化为语言模型擅长的文本模式识别任务，从而实现了时间序列数据的高效处理。具体而言，重编程特指在完全保留预训练语言模型参数即不进行任何微调或权重更新的前提下，设计特定的编码规则，具体步骤如下：

（1）数据翻译官

通过预设定的“描述词汇库”（如“时间”、“晚”、“短期”、“上涨”），将每个补丁（时间片段）转化为自然语言描述。例如将一个原始数据[0.19, 0.23, 0.26, 0.31, 0.52, 0.87, 1.35]通过文本表述为“稳步增长后短期攀升”，进一步我们可以看到将一个波形特征表述为文本语言。如图 3.5 所示，通过这种方式，我们有效地将时间序列的行为编码为自然语言输入，这正是 LLM 所期望的。

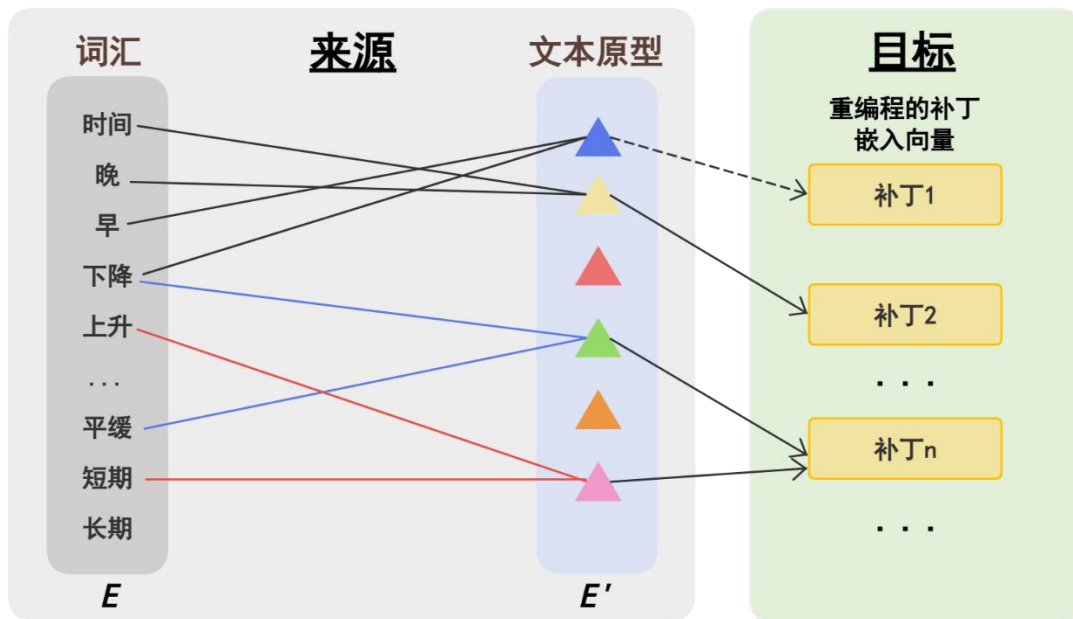


图 3.5 描述时间序列补丁过程

（2）维度适配器

翻译后的文本补丁首先通过多头注意力机制，识别描述语句中的关键特征，如“加速攀升”比“缓涨”更重要，这一步我们通过前缀提示来实现语义聚焦，然后利用线性投影层将文本特征的维度压缩/扩展，使其与语言模型的输入结构匹配，类似于把不同插头转换为统一接口。

上述步骤的具体实现原理为：第一步的步骤主要是实现数值到的映射，将补丁化的时间序列 P_i 转换为嵌入向量 $E_i \in \mathbb{R}^d$ ，其中 d 为嵌入维度。这里的映射函数可以是简单的线性层：

$$E_i = W_{patch} \cdot P_i + b_{patch} \quad (3.4)$$

其中， W_{patch} 为可学习权重矩阵，相当于特征提取器， b_{patch} 为学习偏置项，相当于校正器，用于将输入从 $\mathbb{R}^p$ 投影到 $\mathbb{R}^d$ 。例如，假设原始补丁维度为 $p=5$ ，通过矩阵乘法 $W_{patch} \in \mathbb{R}^{d \times p}$ ，将 p 维补丁拉伸或压缩到 d 维空间，即当 LLM 使用 512 维嵌入时，相当于把 5 个数字变成 512 个特征描述符。

第二步的步骤，为了使 LLM “理解” 此时输入是非文本的时间序列，我们需要进行模态对齐与任务指令附加，对原始嵌入添加任务指令。此步骤通过前缀提示实现，其数学形式为嵌入序列的扩展：

$$E_{input} = [E_{prompt}; E_1; E_2; \dots; E_n] \quad (3.5)$$

其中， E_{prompt} 为提示语句的嵌入向量，“；”表示为拼接操作。这种处理实际上将时间序列预测转化为 LLM 的“补全任务”——语言模型基于历史补丁与指令生成未来的预测序列

3.3.3 自然语言提示前缀

尽管补丁化与重编程能适配 LLM 输入，但 LLM 对数值数据的敏感性较低，为确保模型理解领域知识（如季节性、参数阈值）和准确捕捉时间序列的统计特征（如趋势、周期、异常点），Time-LLM 进一步引入 PaP 机制。

某台X射线衍射仪的监测电流数据（分钟），数据覆盖2022年3月1日至2023年5月11日。每个数据点由电流值和滞后5步的电流曲线特征指标组成。

<数据集背景>

[开始数据]

[领域知识]: 我们通常观察到电流曲线呈周期运行状态，待机时有稳定电流波动。

[任务指令]: 根据所附的前一个<T>步骤信息，预测下一个<H>步骤

[统计数据]: 输入的最小值为<min_val>，最大值为<max_val>和中值为<median_val>。总体趋势<upward or downward>。前五个滞后是<lag_val>

[结束数据]

图 3.6 PaP 机制

在上图中，我们可以看到一个在基准数据集 ETT 上的提示前缀示例，PaP 包含三个组成部分：

(1) 上下文背景描述

通过自然语言描述数据集的业务背景，例如：“某台 X 射线衍射仪的监测电流数据（分钟），数据覆盖 2022 年 3 月 1 日至 2023 年 5 月 11 日。”

(2) 任务指令

明确告知 LLM 需要完成的具体任务，例如：“请基于输入的前 50 分钟的历史电流数据，预测未来 40 分钟的电流数据。”

(3) 输入统计信息

输入统计信息也是基于补丁化后的输入系列自动计算统计量的，包括均值、方差、快速傅里叶变换（Fast Fourier Transformation, FFT）提取的主频分量等。简而言之，它将输入系列转换为幅度和频率的函数，并认为具有最高幅度的频率更重要。例如：“当前序列呈上升趋势，标准差为 0.3”

因此在这个基础上，我们有一个包含 LLM 上下文和说明的提示前缀，以及被发送到 LLM 的重新编程补丁序列，如图 3.7 所示。

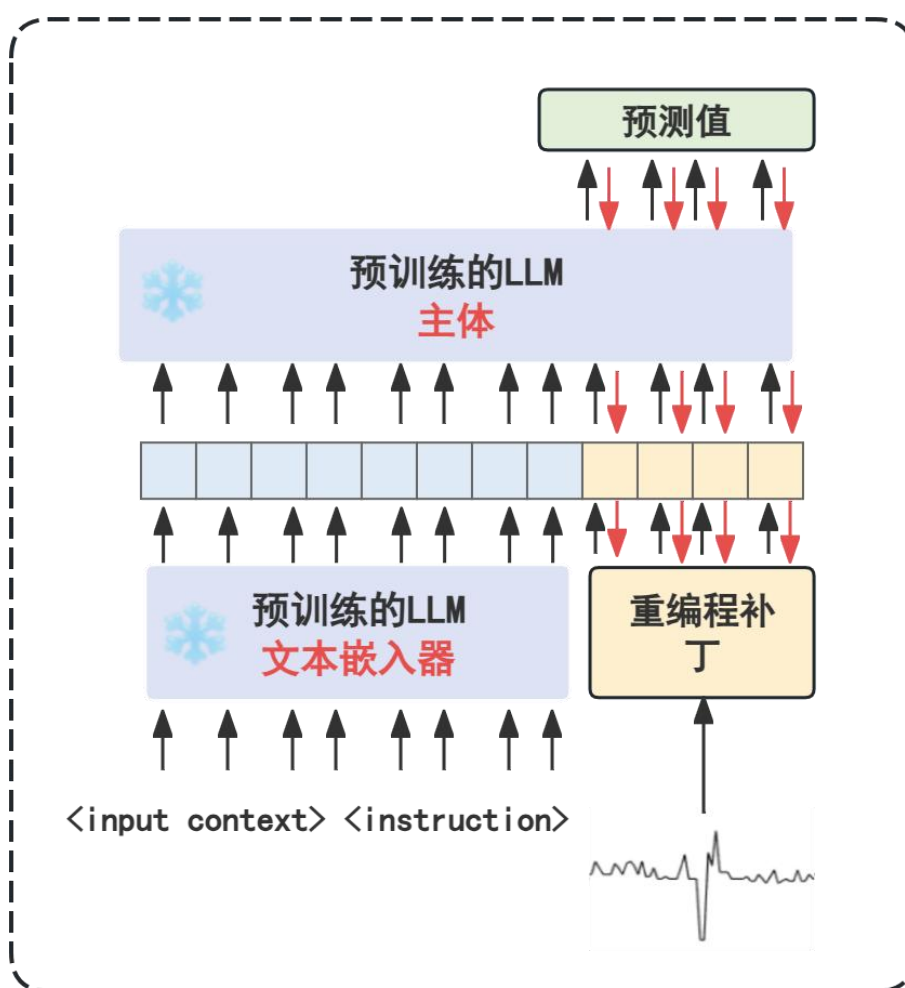


图 3.7 PaP 嵌入过程

基于上述，PaP 的数学实现通过嵌入层的拼接完成：假设原输入嵌入为 E_{input} ，则增强后的输入为：

$$E_{PaP} = [E_{context}; E_{instruction}; E_{stastics}; E_{input}] \quad (3.6)$$

其中 $E_{context}$ 、 $E_{instruction}$ 、 $E_{stastics}$ 分别为上述三部分的文本嵌入。

PaP 通过提示前缀将数值数据与自然语言上下文关联，帮助 LLM 理解时间序列的语义内涵，而动态调整提示内容可适配不同预测长度（如短期/长期预测）和领域（如医疗、金融、工业）。

3.3.4 时间序列预测

一旦提示前缀和重新编程补丁被发送到 LLM，经过 LLM 处理的输出是自然语言形式的概率分布（如文本标记的预测概率），而实际应用需要数值化预测结果。为此，必须将此输出展平并进行线性投影以得出最终预测，Time-LLM 采用两步解码策略，第一步先进行隐藏状态提取，截取 LLM 对最后一个补丁的输出隐藏状态 $H_{last} \in \mathbb{R}^d$ ，其提取公式如下：

$$H_t = LSTM\{X_t, H_{t-1}\} \quad (3.7)$$

其中， X_t 为最新的时间窗口的数据， $LSTM$ 为 LSTM 门控^[48]， H_{t-1} 为历史记忆， H_t 为融合新旧信息的记忆状态，而 H_{last} 则是已隐含对整个序列的编码信息。

如图 3.8 所示，图中举例为电力负荷预测，当识别到“双峰”模式，自动关联历史数据中的工作日特征。

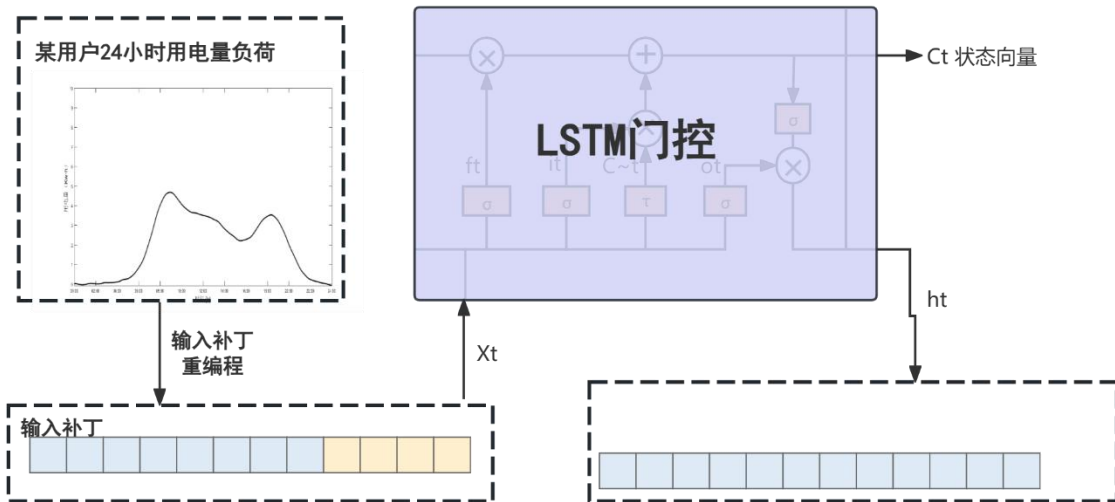


图 3.8 LSTM 门控提取隐藏状态

通过上面对隐含状态的提取，第二步 LLM 需要通过全连接层将 H_{last} 中曲线预测文本信息映射为预测窗口长度 T 的目标序列数据，采用轻量级线性投影层实现这一过程：

$$\hat{Y} = \text{Softmax}(W_{\text{proj}} \cdot H_{\text{last}} + b_{\text{proj}}) \quad (3.8)$$

其中 $W_{\text{proj}} \in \mathbb{R}^{T \times d}$ ， $\hat{Y} \in \mathbb{R}^T$ 为归一化后的预测值。该设计确保 LLM 主体参数保持冻结，仅需微调投影层，大幅降低训练成本。

最后，通过最小化预测结果与真实值 Y 的均方误差（MSE）实现端到端训练：

$$\mathcal{L} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - y_t)^2 \quad (3.9)$$

其 LLM 模型整体设计通过不同补丁的预测结果通过注意力机制加权融合，捕捉长程依赖，即使是长序列数据依旧能从容处理。在数据稀缺场景下，PaP 提供的统计描述可减少大规模训练的依赖，体现了其少样本泛化能力。开发者也可以通过设计 PaP 的指令部分，构建推理链来体现领域适应能力。

3.4 基于 Time-LLM 的 X 射线衍射仪电流时序预测阶段

本研究提出的电流时序预测双通道融合框架，将 LLaMA 大模型^[49]作为本研究预测模型嵌入 Time-LLM 架构，构建了物理规律与语义理解协同驱动的预测系统。如图 3.7 所示，该框架以原始电流时序数据 I_t 为输入，通过三阶段核心技术实现电流预测。

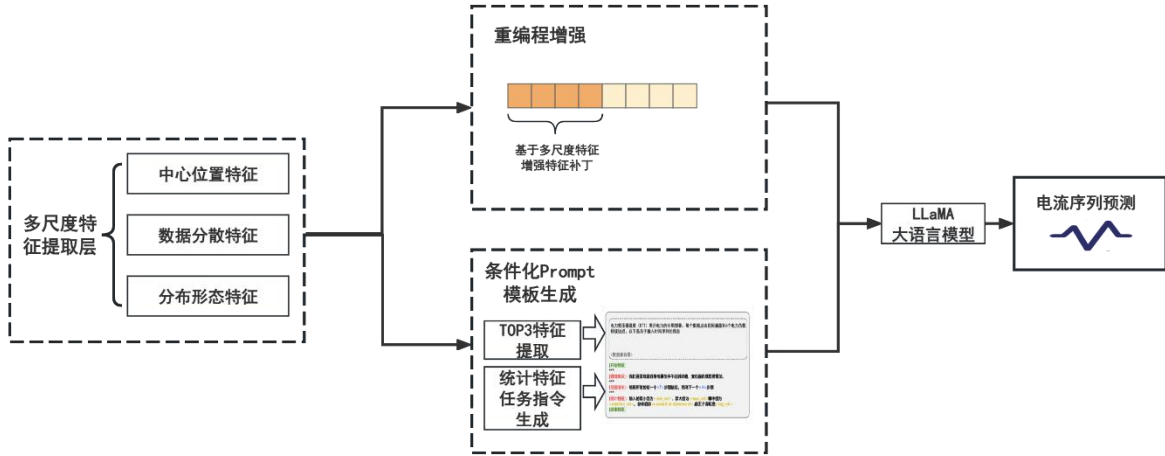


图 3.9 基于 Time-LLM 改进的电流时序预测双通道融合框架

3.4.1 多尺度特征提取层

滑动窗口方法常用于时间序列数据分析。对一段电流数据进行分析时，可将整个序列划分为多个固定长度的窗口，然后在各窗口内提取特征并进行分析。这种方法能捕捉电流数据的局部模式和变化趋势，适合处理连续变化的数据，并充分利用数据在时间上的相关性。

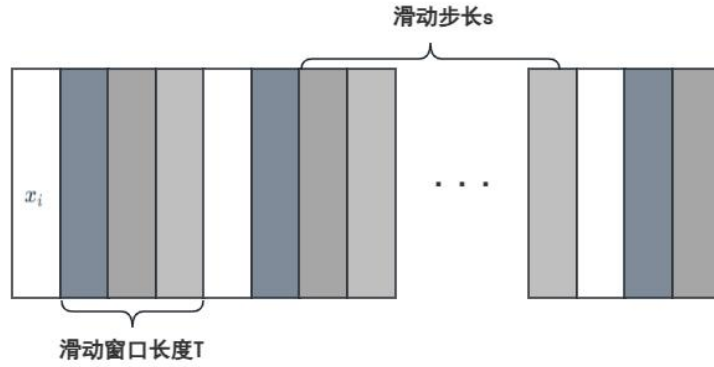


图 3.10 滑动窗口原理图

如图 3.10 所示，滑动窗口主要由窗口大小和步长这两个属性组成，每次确定窗口长度大小后，会向后滑动一个步长的长度后，再次划分出新的窗口，同一条电流信息可能会出现在多个窗口内。

本文在分析运行电流数据时，提取了多类时序特征来描述电流的分布特性。首先涵盖了基础特征，具体包含当前时刻的电流强度、前一指定时间窗口内的最大电流值以及最小电流值。针对 X 射线衍射仪电流序列的非平稳特性和设备运行规律，提出三层特征提取框架，得到了中心位置特征（如均值等反映数据集中位置的指标）、数据分散特征（如标准差或方差等衡量数据波动范围的指标）以及分布形态特征（包括偏度和峰度，用于观察数据分布形态与对称性的特性）。如图 3.11，通过基于滑动窗口技术捕获多尺度运行状态：



图 3.11 滑动窗口捕捉多尺度特征

通过这种方式，可以有效地聚合这一时间段内的电流运行数据，从而更准确地反映电流的变化趋势及其统计特性。这种方法不仅有助于捕捉电流的瞬时变化，还能揭示其在较长时间段内的动态行为模式，为后续的分析与建模提供了坚实的数据基础。

（1）中心位置特征

本部分通过三类核心统计量，系统描述 X 射线衍射仪运行电流数据的集中分布特性，选用的特征有平均值、中位数以及中值。首先提出电流均值 $\bar{I}$ ，该指标反映观测窗口内电流数据的整体水平，计算式为样本总和与窗口容量的比值，计算式为：

$$\bar{I} = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} I_k \quad (3.10)$$

其中 n 为窗口大小, I_k 为各时刻电流观测值。

其次利用顺序中位数 $\tilde{I}$, 作为抗干扰型中心度量, 其计算基于有序数据序列的中间位置值。根据样本量奇偶性采用差异计算方法:

$$\hat{I} = \begin{cases} I_{n/2}, & n \text{ 为奇数} \\ \frac{I_{n/2} + I_{n-1/2}}{2}, & n \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (3.11)$$

最后选择极值中值 $I_{\min}$, 表征数据范围的几何中心, 计算式为观测窗口内极值的算术平均:

$$I_{\text{mid}} = \frac{I_{\max} + I_{\min}}{2} \quad (3.12)$$

其中 $I_{\max}$ 和 $I_{\min}$ 分别表示峰值与谷值, 该指标对边界异常敏感, 适用于极差分析场景。

三类指标构成互补评估框架: 平均值刻画整体水平但易受离群值干扰, 中位数提供分布中心抗噪估计, 极值中值聚焦边界特征。通过多维度参数组合分析, 可全面把握电流数据的集中趋势特征, 为设备运行状态评估提供量化支撑。

(2) 数据分散特征

本部分阐述了表征 X 射线设备运行电流离散程度的五类统计指标, 用于量化监测数据的波动特性。首先引入极差 R 作为基础指标, 其定义为观测窗口内样本数据的最大值与最小值之差, 数学表达式为

$$R = I_{\max} - I_{\min} \quad (3.13)$$

其次采用偏差平方和指标 S , 通过计算各数据点与均值离差的二次方累加值反映整体离散水平, 记作:

$$S = \sum_{k=0}^{n-1} (I_k - \bar{I})^2 \quad (3.14)$$

进一步引入无偏方差 s^2 概念, 该指标通过自由度修正消除样本估计偏差, 计算公式为:

$$s^2 = \frac{S}{n-1} \quad (3.15)$$

为保持量纲一致性, 延伸出标准偏差参数 σ , 直观表征数据分布的绝对离散程度。如下式:

$$\sigma = \sqrt{s^2} \quad (3.16)$$

最后构建变异系数 C_v , 该无量纲指标通过相对比值消除量纲影响, 适用于不同量级数据集的离散度比较。

$$C_v = \frac{\sigma}{\bar{I}} \quad (3.17)$$

各指标构成数据分散评估体系：极差反映数据跨度，偏差平方和表征整体波动强度，无偏方差确保估计无偏性，标准偏差提供直观量纲，变异系数实现跨尺度可比性，共同完善了电流数据离散特征的量化分析框架。

(3) 分布形态特征

通过偏度与峰度两个统计量，定量描述 X 射线衍射仪运行电流的分布形态特征。偏态系数 S_k 用于量化数据分布的对称性偏离程度，其计算基于三阶中心矩的标准化处理。数学表达式为：

$$S_k = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} \left(\frac{I_k - \bar{I}}{\sigma} \right)^3 \quad (3.18)$$

当 $S_k > 0$ 时呈现右偏分布， $S_k < 0$ 时则为左偏分布，绝对值越大表明不对称性越显著。

其次，峰态系数（Kurtosis） K_u 表征数据分布的陡峭程度，通过四阶中心矩构造计算式：

$$K_u = \frac{1}{n-1} \sum_{k=0}^{n-1} \left(\frac{I_k - \bar{I}}{\sigma} \right)^4 \quad (3.19)$$

通过与标准正态分布（ $K_u=3$ ）的对比， $K_u > 3$ 表示尖峰厚尾特征， $K_u < 3$ 则反映平峰薄尾形态，该指标对异常值敏感度较高。

两指标形成互补分析维度：偏态系数揭示数据偏移方向与幅度，峰态系数刻画分布集中趋势与尾部特性。通过两种系数组合运用可系统评估电流数据分布形态的异常特征，为设备状态监测提供量化依据。

本研究提出多尺度统计特征动态提取框架，通过自适应滑动窗口构建集中趋势、离中趋势与分布形态三级指标体系，其中偏度-峰度联合分析可量化瞬态畸变程度。该设计生成物理约束下的特征向量，为 Time-LLM 模型基于领域知识重编程提供参数先验，有效提升时序表征的物理可解释性与模型微调效率。

3.4.2 基于多尺度特征融合的重编程层增强

在 3.2.1 节中，我们已经基于 X 射线衍射仪提取了领域特征，包括集中趋势、离中趋势以及分布形态。这些特征为后续的特征向量重编程提供了基础。在原有 Time-LLM 的重编程模块中，时间序列补丁主要通过线性映射转化为文本嵌入原型，但未明显区分不同统计特性对模态对齐的影响。本研究提出多尺度特征融合重编程，通过多尺度统计特征指导嵌入生成。其实现分为两个阶段：

3.4.2.1 多维统计表征编码

基于 3.4.1 节的多尺度特征提取可获得四维统计向量 $S = [\mu, C_v, S_k, K_u] \in \mathbb{R}^4$ ，本节提出通过多模态编码器实现统计特征与原始补丁的深度融合。基于 Time-LLM 大模型的嵌入模块，通过可学习的线性变换将统计向量映射至文本模态特征空间，实现方法如下：

$$E_{stat} = W_{stat} \cdot S + b_{stat} \quad (3.20)$$

其中权重矩阵 $W_{stat} \in \mathbb{R}^{d \times 4}$ 将四维统计特征升维至与文本特征维度 d 相匹配，偏置项 $b_{stat} \in \mathbb{R}^d$ 用于调整特征平移。该线性映射通过全连接层实现统计特征的语义空间转换，为后续跨模态特征交互奠定基础。

在保留原始补丁特征 $E_i = W_{patch} \cdot P_i$ 的基础上，构建补丁特征交互机制，创新性地引入动态门控融合策略：

$$\alpha = \sigma(W_g \cdot [E_i; E_{stat}]) \quad (3.21)$$

$$E'_i = \alpha \odot E_i + (1 - \alpha) \odot E_{stat} \quad (3.22)$$

其中 $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数，门控权重矩阵 $W_g \in \mathbb{R}^{2d \times d}$ 通过拼接局部补丁特征 E_i 和全局统计特征 E_{stat} 生成动态注意力系数 α 。

这种门控机制通过自适应计算局部特征与全局统计特征的加权比例，有效平衡局部细节捕捉与全局统计规律的利用。

该设计的核心创新在于：通过引入门控融合机制，使模型能够根据输入数据的统计特性动态调整特征融合策略，既保留了补丁特征的局部纹理信息，又通过统计特征注入实现了跨尺度上下文建模，显著提升了特征表达的鲁棒性和表征能力。

3.4.2.2 动态原型字典构建

针对传统固定文本原型（如“上升趋势”“波动加剧”）难以表征复杂时间序列模式的局限性，本研究提出基于对比学习的动态原型字典，首先构建初始字典 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n, d_{new}\}$ 通过在线增量式学习构建原型集合，每个原型 d_i 采用统计模式驱动的文本编码方式生成。具体而言，每个字典项对应特定统计特征的文本描述（如“均值较高且方差较小的周期性序列”），这种表征方式突破了传统基于数值标签的静态原型限制。值得注意的是，新型号通过引入“动态新增”机制（标记为 d_{new} ），使字典具备持续扩展能力以适应非结构化数据分布。

在补丁和原型之间定义相似度评分函数，通过融合温度系数调节的混合相似度度量方法，计算时如下：

$$s_{ik} = \frac{\exp(\text{sim}(E'_i, d_k) / \tau)}{\sum_{j=1}^K \exp(\text{sim}(E'_i, d_j) / \tau)} \quad (3.23)$$

其中 $\text{sim}(a, b)$ 为余弦相似度， τ 为温度系数。

最终通过可微分选择机制生成最终嵌入，设计基于注意力权重的可微分原型选择模块，其计算式如下：

$$E_{final} = \sum_{k=1}^K s_{ik} \cdot d_k \quad (3.24)$$

这一过程相当于让 LLM 在时间序列模式识别时拥有“多视角注意力”，根据统计特征自动选择相关语义原型。

3.4.3 条件化 Prompt 模板生成

针对传统 PaP 框架中上下文与统计信息依赖人工预定义模板的局限性，难以应对多样化场景。本研究提出自适应条件化提示生成器框架如图 3.12 所示，通过在动态模板的统计感知生成与上下文耦合机制上，显著提升了模板对多样化场景的适应性。

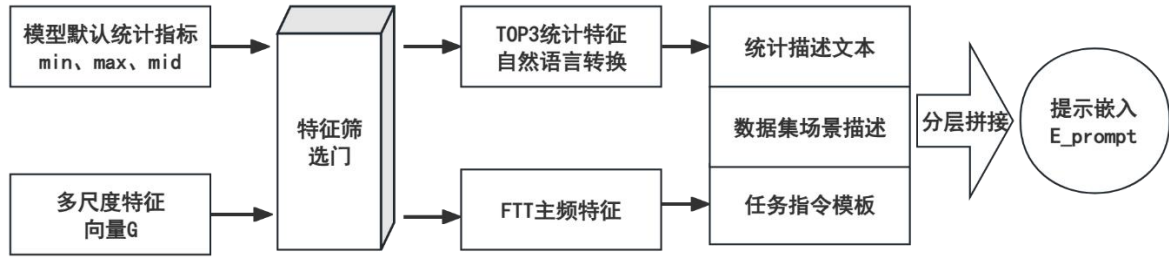


图 3.12 条件化提示生成器结构图

基于 3.4.1 节中提到的多维尺度特征可计算出多维统计向量 $G = [\bar{I}, \hat{I}, I_{mid}, \sigma, R, C_v, S_k, K_u]$ ，建立特征驱动模板生成范式，首先构建特征筛选门，采用动态重要性评估策略对统计指标进行排序，通过计算特征与目标预测任务的关联度选取 TOP-3 关键特征^[50]，计算式如下：

$$\text{Top3}(S) = \underset{i=1,2,3}{\operatorname{argmax}} \|G_i - G_{\text{target}}(i)\|_2 \quad (3.25)$$

其中 $G_{\text{target}}(i)$ 表示第 i 维统计特征在目标域中的基准分布。

该筛选机制通过欧氏距离^[51]量化特征与预测任务的匹配程度，有效过滤冗余信息，例如在异常检测场景中会优先保留偏度与峰度特征。

提取出 TOP-3 关键特征后，使用 Llama 模型通过模板约束微调技术将数值型统计特征转换为结构化统计描述文本，基于 PaP 模板输入到 $E_{\text{statsdesc}}$ 中，如表 3.2 所示：

表 3.2 输入输出语句转换示例表

输入示例	$\mu = 25.3, \sigma = 8.7, S_k = 2.4$
输出示例	“当前序列呈现右偏分布特征（偏度系数 2.4），均值显著高于基准值（25.3），且数据波动性较强（标准差 8.7）”

开发基于统计模式识别的任务指令生成策略，检测关键统计特征触发特定预测提示，动态生成任务指令 $E_{\text{instruction}}$ 。例如，若检测到强周期性（FFT 主频显著），则提示：“该序列存在约 12 小时内的周期性波动，请重点关注趋势重复模式进行预测。”

通过 PaP 机制实现嵌入层的拼接，嵌入优化后的 Prompt 模板，最终完成输入为：

$$E_{PaP} = [E_{context}; E_{instruction}; E_{statsdesc}; E_{final}] \quad (3.26)$$

其中各模块的定义如下： $E_{context}$ 为数据背景描述； $E_{statsdesc}$ 为结构化统计描述文本；

$E_{instruction}$ 为任务指令； E_{final} 为最终输入嵌入。

本章提出的改进方案通过融合多尺度统计特征与动态模板生成，显著增强了 Time-LLM 对复杂时序模式的适应能力。将统计指标编码为可学习的嵌入原型，提高模态对齐的针对性；基于数据特征自动生成分级指令，降低人工设计成本。优化后的 Time-LLM 模型实现了上下文特征、统计描述文本和预测指令的精准解耦，使 LLaMA 大语言模型能够像人类专家一样逐层解析信息——首先建立全局语境认知，再提取局部统计规律，最后接收任务指令，最终实现对 X 射线仪器电流时序数据的精准预测。

3.5 异常检测阶段

3.5.1 基于预测残差和孤立森林的异常分数

在异常检测领域，预测模型采用滑动窗口技术来不断采集数据样本，并实施预测分析。随着滑动窗口的逐步推进，该模型能够获取一系列不同时间段的时序数据 $\hat{Y} \in \mathbb{R}^T$ 。随后，模型通过对比各设备预测值与实际监测值之间的差距，计算得出所谓的预测残差，这一数值也被视为每个设备的异常评分。具体而言，设备在时间点 t 的异常分数 s_{pre} 的计算公式可表示为：

$$s_{pre} = \sqrt{(\hat{Y}_t - I_t)^2}, \quad (3.27)$$

其中， $\hat{Y}_t$ 代表设备在时间点的预测结果， I_t 代表设备表示同一时间点的实际观测数据。

由于滑动窗口持续移动，基于 Time-LLM 大模型能够实时计算出 X 射线设备在每个时间点的电流预测值，再通过实际值与预测值的差异计算异常评分。在完成时间序列预测并获得残差序列后，为降低噪声对检测效果的影响，本文采用了一种基于孤立森林的异常分数计算方法。孤立森林^[52]是一种专门用于异常检测的机器学习算法，它通过递归地将数据集划分为多个子集，构建多棵独立的树。在每次划分过程中，算法会随机选择一个特征，并在该特征的取值范围内随机选择一个分割点，以此将数据集分割成更小的部分。这一过程持续进行，直到数据集被完全分割。

鉴于监测平台中异常数据出现的频率较低，且其分布模式与正常数据相比明显不同，异常数据在分割时更可能落在决策树的叶子节点处，因此更容易被孤立。利用这一特点，异常数据点到根节点的路径通常比正常数据点短。正是基于这一特性，孤立森林算法能有效识别数据中的异常值，从而显著提高异常检测的准确性和可靠性。

基于孤立森林的异常评分计算方法可细分为以下三个步骤：

(1) 随机子采样策略。对历史数据进行随机子采样，按照等概率原则选择样本，确保每个样本在模型训练时都有机会被使用。通过这种方法，构建出规模较小的数据集，用于训练孤立森林模型。

(2) 孤立森林构建方法。子采样完成后，利用得到的数据构建孤立森林模型。该模型由多棵决策树组成，每棵树都能将数据分为异常和正常两类。在构建决策树时，采用随机分割技术，这种随机性有助于防止过拟合并提高算法鲁棒性。经过多次迭代后，形成一组训练成熟的决策树集合，即为孤立森林模型。

(3) 异常分数计算机制。在每棵决策树中，数据点沿着树的路径遍历，并计算所经过的路径深度。路径深度在一定程度上反映了数据点与正常数据之间的距离。如果某数据点的平均路径深度明显低于其他数据点，则说明其异常概率较高。基于这种平均路径深度，可以计算出每个数据点的异常分数，从而作为异常检测的依据。

这个方法主要研究如何利用孤立森林算法发现数据中的异常值。我们通过种多棵不同的决策树来处理数据集，每棵树就像独立的数据分类器。关键点在于计算数据点从树根到叶子节点的路径长度——这类似于衡量数据异常程度的指标。具体来说，假设某棵树上从根到叶子的节点共有 d 个，当测试数据走到某个叶子节点时，我们会记录这个节点里原本存放了多少训练数据（记为 K ）。这时候测试数据的路径长度 $h(t)$ 可以通过公式 (3.28) 算出：

$$h(t) = d + C(K) \quad (3.28)$$

其中， $C(K)$ 是用来调整数值的修正因子，当某个叶子节点里的数据点特别多（说明数据比较密集），这个修正项就会让路径长度适当增加，反之则会减少，即对于 K 个样本构建的二叉决策树，其平均路径长度定义为：

$$C(K) = 2H(K-1) - 2 \frac{(K-1)}{K} \quad (3.29)$$

在上述公式中， $H(\cdot)$ 为调和数，定义如下：

$$H(K) = \ln(K) + \varepsilon \quad (3.30)$$

其中， ε 代表欧拉-马歇罗尼常数。在异常判定阶段，通过双重标准化处理将路径特征转化为概率测度：首先计算各孤立树中数据点的路径期望 $E(h(t))$ ，继而采用窗口长度为 w 的叶子节点平均路径长度 $C(w)$ 实施线性变换，其计算式如下：

$$S_{\text{forest}} = 2 \frac{E(h(t))}{C(w)} \quad (3.31)$$

为提升检测鲁棒性，设计融合预测异常度 e_{pre} 与结构异常度的复合指标，其计算式如下：

$$S = S_{\text{pre}} + S_{\text{forest}} \quad (3.32)$$

考虑到算法初始化阶段的稳定性要求，对长度为 r 的时序数据生成异常分数序列 $S = \{s_{(w+1)}, s_{(w+2)}, \dots, s_r\}$ 时，特别设定前 w 个时间点的异常分数为 0，此设计既满足维度一致性要求，又符合滑动窗口算法的初始缓冲特性。

3.5.2 融合极值理论和标签校准机制的异常判定方法

在获取各时间序列样本的异常分值后，需建立合理的判别阈值以识别异常时刻。本研究依据极值理论^[53]构建阈值体系，该理论的核心在于揭示极端事件的内在统计规律。具体而言，通过对极端现象分布特性的系统性剖析，可构建贴合实际工况的阈值模型。

针对科研仪器设备的异常数据，其本质属于非结构性极端事件，此类数据的概率分布特征往往呈现高度复杂性甚至未知性。极值理论的显著优势在于无需预设原始数据服从特定分布，而是基于观测数据直接推演极端事件的渐近分布形态。尤其在处理残差时序呈现强非线性、长尾特征等复杂分布情形时，该理论能够突破传统方法对分布假设的依赖，通过参数化极值分布模型精准量化异常事件的发生概率，从而确定最优化的异常判别阈值。

本研究基于极值理论中的超阈值模型（POT）构建异常检测阈值计算框架^[54]，其核心方法是通过广义帕累托分布（GPD）^[55]对概率分布的尾部特征进行参数化建模。与传统 POT 方法相比，针对异常分值普遍分布于概率分布左尾的特性，对经典模型进行适应性改进。具体地，将式(2-12)修正为以下形式：

$$F(s) = P(\mathbf{th} - S > s | S < \mathbf{th}) \sim \left(1 + \frac{\xi s}{\beta}\right)^{\frac{-1}{\xi}} \quad (3.33)$$

其中， $\mathbf{th}$ 表示初始阈值， β 和 ξ 分别表征 GPD 拟合获得的尺度参数与形状参数， S 表示异常分值序列。通过式(4-30)可推导出最终异常阈值：

$$th_F \approx th - \frac{\hat{\beta}}{\hat{\xi}} \left(\left(\frac{qN'}{N_{th}} \right)^{-\hat{\xi}} - 1 \right) \quad (3.34)$$

其中， q 表示 $S < \mathbf{th}$ 的期望概率， N' 为时间序列总长度， N_{th} 为超越阈值 $\mathbf{th}$ 的样本数。在参数估计方面，采用极大似然估计法对 β 和 ξ 进行联合估计，确保模型参数的统计一致性。

在监测科研实验中精密仪器的电流信号时，异常情况往往表现为连续变化，以平台数据库内记录的异常电流为例，如图 3.13 所示。检测这些异常时，重点在于识别连续的异常模式，而不仅仅是单个的突变点。与短暂的异常相比，持续的异常更可能表明系统逐渐出现问题或某些参数发生变化，这对检测算法提出了更高的要求，需要更好地理解 and 处理时间上的连续性。

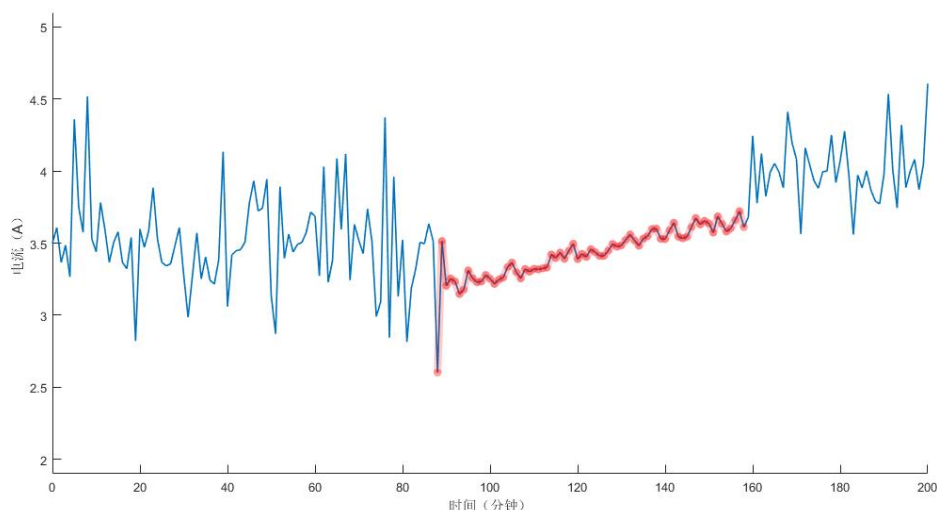


图 3.13 平台反馈的异常电流记录

结合上述情况，可以采用标签校准机制^[56]来对异常检测任务的输出结果进行改进。该机制指出，若检测方法能够在任意时刻捕捉到异常片段的存在，则将该完整异常时段判定为有效检测，从而有效增强模型的整体性能表现。异常判定通过异常阈值来判定异常情况，假设模型优化后得到异常阈值为 0.43，若真实样本中的人工误判为 1，根据模型判定后，若判定标签也被判为异常则二者标签取并集，反之二者取交集。具体标签优化策略如图 3.14 所示。

真实样本	0	0	1	1	1	1	0	0	1	1
score 0.43	0.25	0.31	0.41	0.53	0.71	0.68	0.47	0.22	0.16	0.29
判定标签	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0
校准后	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0

图 3.14 标签校准机制示意图

3.6 实验设计与结果分析

3.6.1 评估指标设计

(1) 预测性能指标

本研究选用均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）、平均绝对百分比误差（MAPE）和决定系数（ R^2 ）四项指标评估模型预测效果。其中，RMSE、MAE 和 MAPE

的数值越小，说明预测结果与实际值的偏差越小； R^2 数值越接近 1，则表明模型的拟合能力越强。各指标具体计算公式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2}{N}} \quad (3.35)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right| \quad (3.36)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - y_i^*|}{N} \quad (3.37)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (3.38)$$

其中， y_i 和 y_i^* 分别为第 i 个时刻电流数据的实际采集值和预测值， $\bar{y}$ 为电流实际采集值的平均值。

(2) 异常检测指标

时间序列异常检测作为二分类问题，通常采用混淆矩阵进行性能评估。在样本标签包含正常和异常两类的情况下：TP（真正类）指模型正确识别的异常样本数量，TN（真负类）为正确判断的正常样本数量；FP（假正类）表示将正常误判为异常的案例数量，FN（假负类）则对应异常被漏检的情况。

表 3.3 混淆矩阵

真实情况	预测结果	
	正	负
正常样本	TP	FN
异常样本	FP	TN

利用上述矩阵得出模型准确率、精确率、召回率和 F1 值。

1) 准确率

衡量模型整体分类能力，计算正确分类样本（包括真正类和真负类）占总样本的比例：

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.39)$$

2) 精确率

反映模型预测正类的准确性，即真正类占有所有预测为正类样本的比例：

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.40)$$

3) 召回率（真正类率）

表征模型识别真实正类的能力，计算真正类占实际所有正类样本的比例：

$$TPR = Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.41)$$

4) 伪正类率

反映模型将负类样本误判为正类的倾向，该指标量化了在全体真实负类样本中，被错误识别为正类的比例，数值越低，表明模型对负类样本的误报控制能力越强。计算公式为：

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (3.42)$$

3.6.2 预测结果分析

为系统评估 X 射线衍射仪电流数据的时序建模能力，本研究构建全局评估体系，对比传统机器学习统计模型（ARIMA）、深度学习模型（LSTM、Transformer）和大语言模型时序框架（Time-LLM）的性能差异。如表 3.4 所示，未引入大模型架构时，各算法预测精度差异较小（RMSE 波动范围 1.92-2.87A），而采用 LLaMA-Time 架构后，其 RMSE 为 0.9832A、MAE 为 0.7192A 等核心指标较 Transformer 深度学习模型分别降低 39.4%和 39.8%，验证了大模型在工业时序分析中的技术突破性。

表 3.4 预测模型评价指标对比

预测模型	算法类型	RMSE(A)	MAPE(%)	MAE(A)	R^2
ARIMA	机器学习	2.8712	9.82	2.1503	0.7629
LSTM	深度学习	1.9187	6.45	1.4182	0.8719
Transformer		1.6215	5.09	1.1937	0.9036
Time-LLM(GPT-2)	大模型	1.2319	4.01	0.9184	0.9348
Time-LLM(LLaMA)		0.9832	3.15	0.7192	0.9627

实验结果证实了在 Time-LLM 大模型框架下，LLaMA 大语言模型在时间序列预测任务中的优越性能。对于 MAPE 指标，LLaMA 相较于 GPT-2 基准模型，误差减少了 21.4%。同时， R^2 为 0.9627，说明模型能够较好地拟合实际数据。

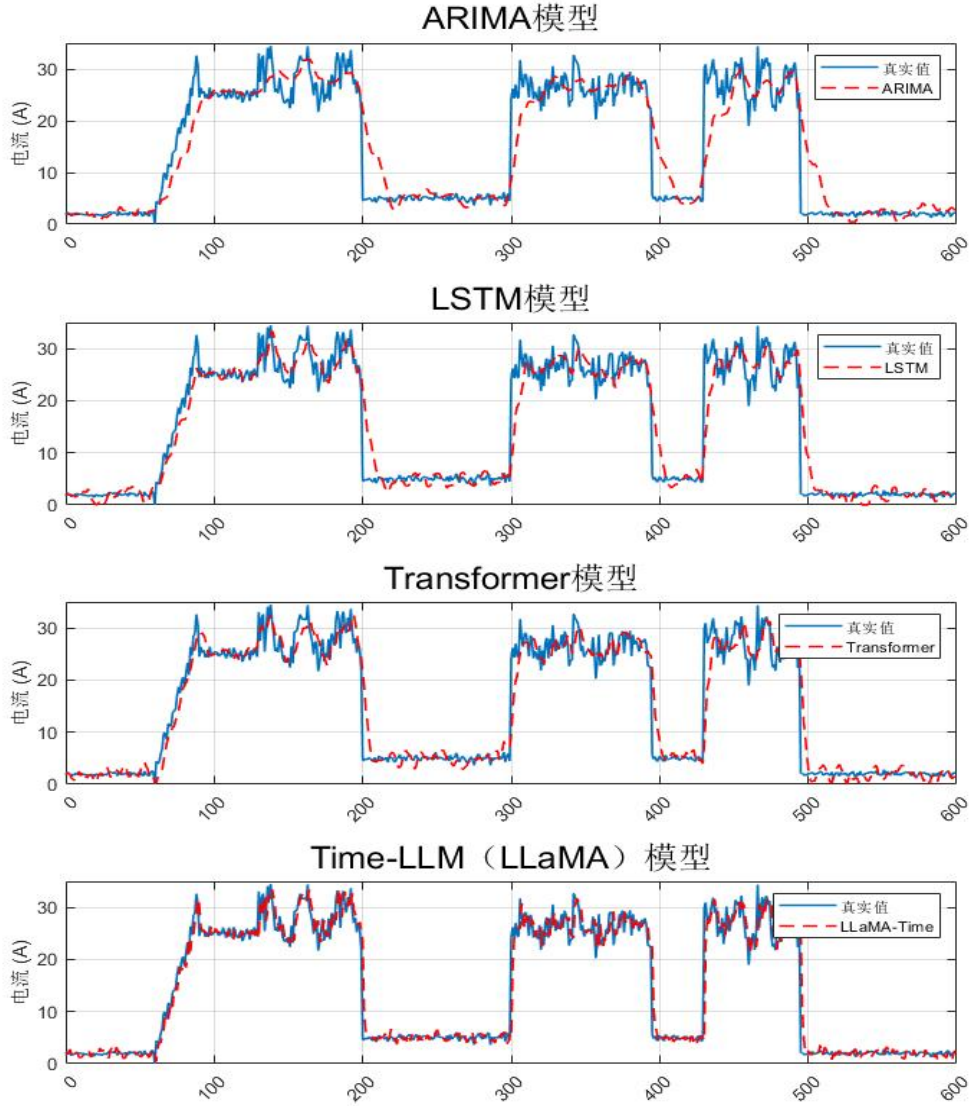


图 3.15 模型预测结果对比

对比不同模型的预测曲线形态，可见技术演进对工程痛点的针对性解决。**ARIMA** 预测曲线的过度平滑特性虽能抑制噪声，却导致设备过载预警延迟过高，无法满足实时监控需求。**LSTM** 模型在常规工况下表现稳定，但在多频段复合信号中产生谐波失真，可能引发误报警。**Transformer** 模型虽能解析复杂波形，但其波动放大的预测曲线会加剧控制系统震荡风险。深度学习模型在稳态阶段展现出较好的跟踪能力，但随着复合波形持续时间延长，预测曲线逐渐偏离真实值，最大偏移量达到 5.2A，显示出注意力机制在长程依赖建模中的局限性。相较之下，**LLaMA-Time** 的预测曲线在突变响应、噪声抑制、波形保真三个方面实现平衡，其输出稳定性满足工业系统对预测结果置信度的严苛要求。

本实验通过可视化对比展示了预测技术的发展历程：首先采用 **ARIMA** 跟踪宏观趋势，再利用 **LSTM** 提取局部特征，接着运用 **Transformer** 进行全局建模，最终由 **LLaMA-Time** 对动态特征进行精确解析。不同模型曲线形态的差异，反映了时序建模从线性近似到非线性解析、从静态规则到动态适应的转变。**LLaMA-Time** 展现的工业级预测稳定性，说明时

序大语言模型分析技术已从实验室走向实际应用，具备应对复杂工况、噪声干扰及设备老化等问题的能力，为智能监测系统的部署提供了坚实的技术支持。

图 3.16 以预热阶段为例，展示了 X 射线衍射仪在原始 Time-LLM 模型、基于多尺度特征融合的增强模型以及完全优化 Time-LLM 模型的预测误差曲线。从图中可以看出，完全优化模型的预测值与真实值有较高的吻合程度，当预热阶段电流值迅速升高时，完全模型预测误差呈稳定趋势，且整体误差在可接受范围内。表明了本文基于 Time-LLM 改进的电流预测算法能够通过多尺度特征提取与构造条件化 Prompt 模板，更好地捕捉 X 射线仪器在实验阶段与运行电流之间的强关联信息。

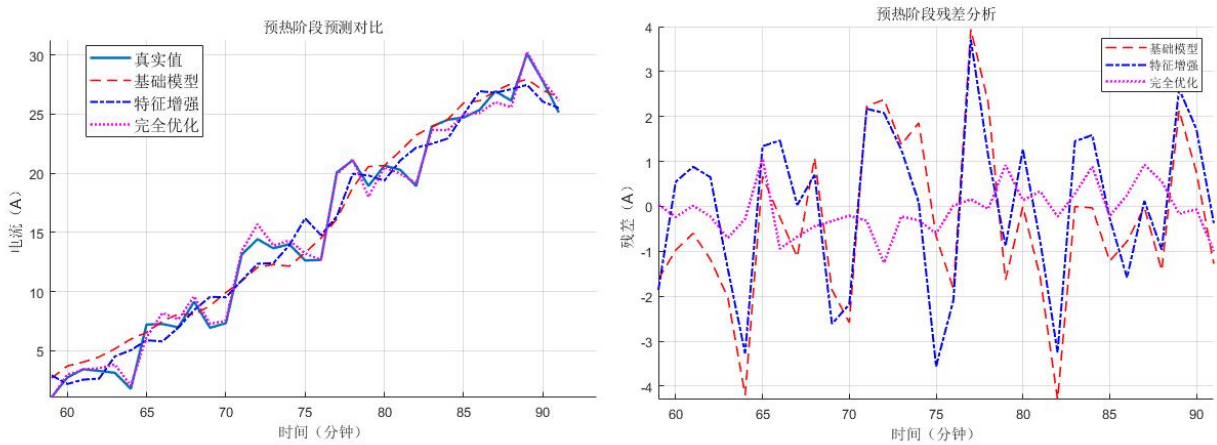


图 3.16 预热阶段模型预测误差

此外，如图 3.17 所示，完全优化的 Time-LLM 模型在样品测试阶段中，面对扫描衍射面出现的多个特征峰时能够实现完美跟踪浪涌峰值，复现特征峰，达到有效跟踪真实值。

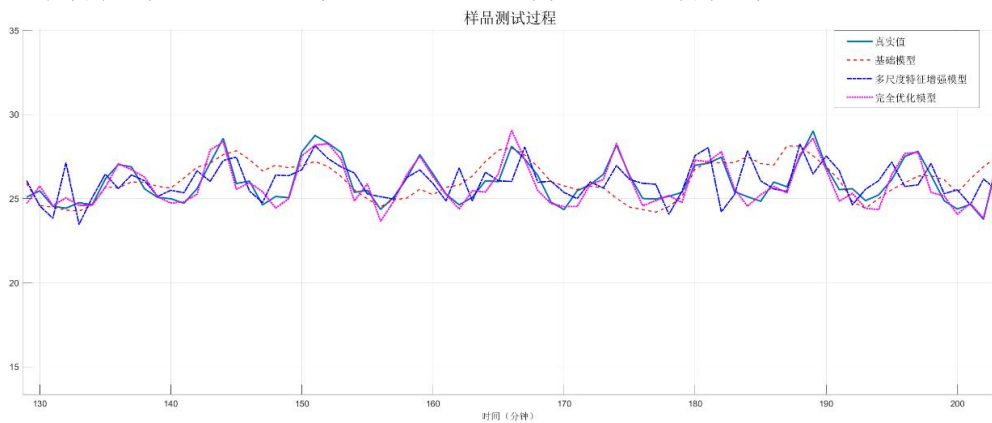


图 3.17 样品测试阶段预测曲线

3.6.3 异常检测结果分析

本研究基于某型 X 射线衍射仪的电流时序监测数据，通过异常评分机制建立了异常检测模型，图 3.18 展示了模型在连续监测周期内的典型实验结果。实验数据涵盖正常工作状态与模拟异常工况下的电流波动特征，通过时序对比分析与动态阈值校准机制验证检测有效性。

下图显示，异常评分机制在基线工况下保持 0.25-0.045 稳定区间。当监测到异常特征时，评分制突破动态阈值基线，并持续处于阈值基线之上，超出安全阈值约 55%。

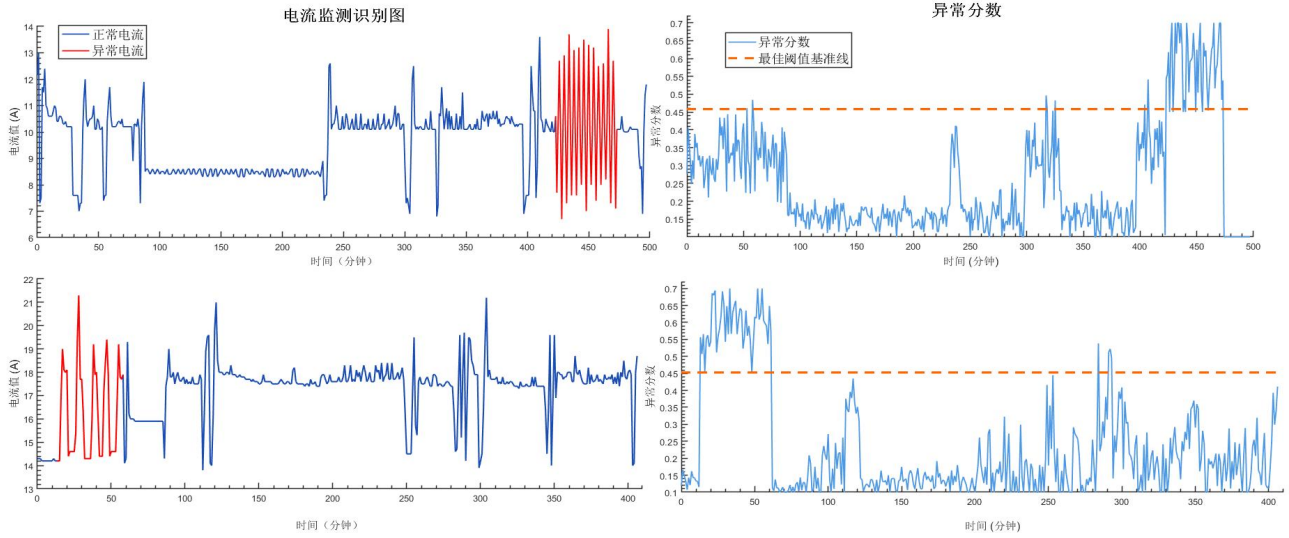


图 3.18 电流数据及其所对应的异常分数

通过比较异常指标对模型性能的影响，观察不同异常指标进行对 X 射线衍射仪测试集进行实验及记录实验结果，评价指标结果如表 3.5 所示。

表 3.5 异常指标评价指标对比

异常指标	Precision(%)	Recall(%)
基于预测误差	77.19	84.92
基于孤立森林	80.41	87.23
融合预测误差和孤立森林	84.37	92.72

为全面验证本文提出的时序预测模型 Time-LLM、基于预测误差与孤立森林的综合异常评分方法，以及结合极值理论和标签优化的动态判断方法的有效性，本研究采用混淆矩阵和 ROC 曲线对检测性能进行量化评估。ROC 曲线通过展示模型在不同阈值下正确识别异常的能力 TPR 和误判正常数据为异常的情况 FPR 之间的平衡关系，直观反映了算法在准确性和可靠性上的表现。其中曲线下方面积 AUC 是核心评价指标，其数值越大（范围 0.5-1.0），说明模型区分正常与异常状态的能力越强。通过统计不同阈值对应的真阳性率与假阳性率数值，可在坐标系中绘制出表征算法性能变化的 ROC 曲线，为多角度对比分析提供可视化依据。

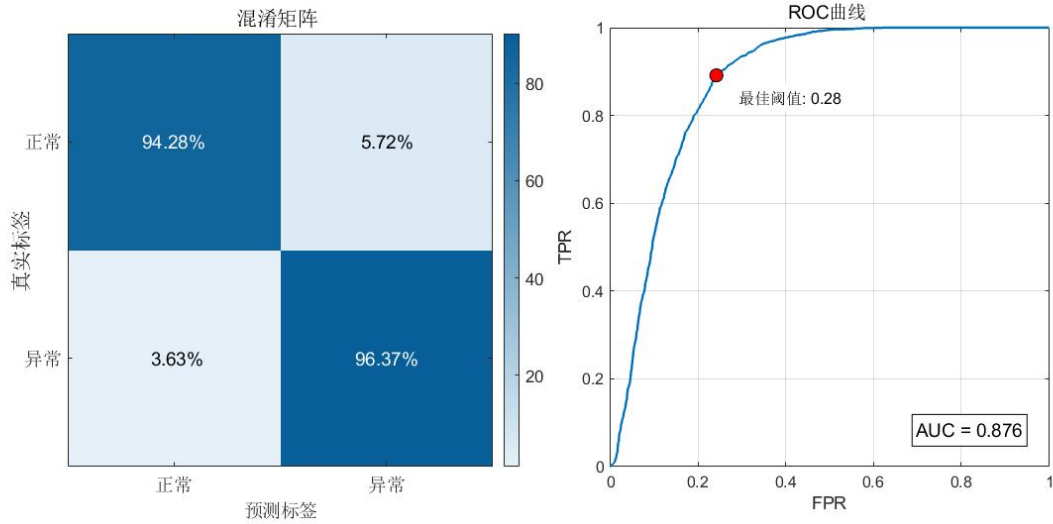


图 3.19 混淆矩阵及 ROC 评估结果

基于混淆矩阵的评估结果如图 3.19 所示，该模型在电流异常检测中取得异常状态召回率 94.28%，正常状态召回率取得了 96.37%，经 ROC 曲线积分计算得 AUC 值 0.876，证实了该模型具有较高的分类可靠性。实验结果表明，将预测误差分析与孤立森林算法结合使用，能够有效识别电流数据中的异常波动，同时通过极值理论与标签优化的动态调整方法，可以更准确地找出电流数据中隐藏的异常变化。这些方法的综合应用显著提升了检测系统的实用性和可靠性。

3.7 本文小结

本章针对实验室仪器设备在少样本场景下的电流时序异常检测问题，提出一种基于 Time-LLM 大模型的创新方法。通过滑动窗口技术提取电流数据的多尺度统计特征（均值、标准差、偏度及峰度），构建动态原型字典与门控融合机制，实现物理统计特征与语言模型嵌入空间的对齐。基于真实 X 射线仪器电流数据集的实验表明，所提方法在预测与异常检测阶段均展现显著优势。在时序预测任务中，LLaMA-Time 模型的 RMSE 为 0.9832A，较传统 Transformer 模型降低 39.4%，验证了时序特征重编程策略的有效性。异常检测阶段通过孤立森林算法与极值理论构建双阶段评分体系，结合标签校准机制优化连续异常片段的检测精度，消融实验证实多尺度特征提取、动态原型字典及条件化 Prompt 模板生成器的协同作用对模型性能提升具有关键贡献。

本研究的核心创新在于提出融合物理统计特征与语言模型嵌入的多模态对齐框架，通过滑动窗口驱动的多尺度特征提取增强时序表征的可解释性，设计动态原型字典提升跨设备迁移能力，并构建条件化 Prompt 模板生成器优化阈值判定逻辑。研究为解决工业场景中设备异构性强、模型泛化能力差的共性问题提供了新思路，后续将探索设备异常原因融合分析诊断，进一步提升模型的工程适用性。

4 基于对抗迁移方法的科研仪器异常原因诊断

4.1 引言

第三章提出的基于深度学习的异常检测方案在科研设备监测场景中表现出良好的检测性能。然而，由于该方法结构中采用多层非线性变换网络，其决策过程呈现显著的黑盒特性，导致检测结果缺乏可解释性。值得注意的是，在科研设备智能运维系统中，异常诊断的可解释性分析不仅是预警机制实施的必要前提，更是指导设备维护决策的重要依据。现有常规解决方法需要依赖足量的历史异常标注数据构建诊断模型，但在实际工业场景中，新型科研仪器往往面临异常数据稀缺的困境，这使得传统监督诊断模型面临两方面的严峻挑战：一是数据匮乏导致模型泛化能力显著下降，二是人工标注异常样本面临着效率低、成本高且容易引入主观偏差等技术瓶颈。本文基于迁移学习的异常诊断的目的是根据有标签的源域样本和无标签的目标域样本训练一个函数模型，使它可以识别目标域样本。

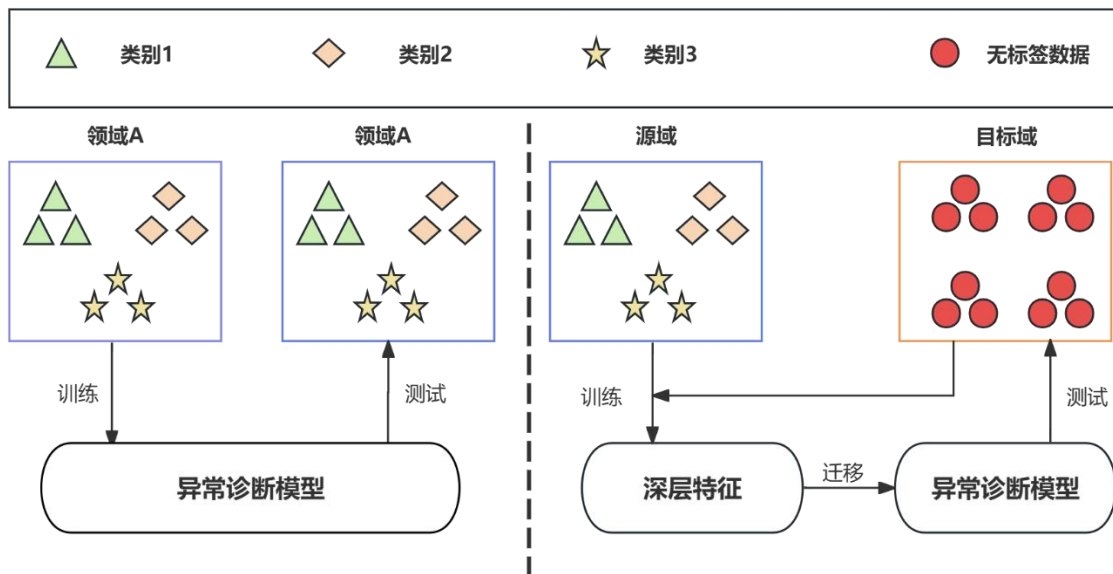


图 4.1 传统异常诊断与跨设备异常诊断的区别

针对跨域异常诊断中特征分布偏移与目标域标注匮乏的难题，本研究提出基于动态 Wasserstein 度量与类对齐模块的 DANN 网络（WCA-DANN）框架。方法通过建立源域设备与目标域设备间的特征分布适配机制，实现了诊断知识的有效迁移，在保证诊断精度的同时大幅降低对目标域标注数据的依赖，为科研仪器运维监测平台不同仪器设备的智能化异常诊断提供新的技术路径。

4.2 异常数据分析

基于非侵入式电流传感器采集的时序数据，实验室科研仪器异常电流数据集可划分为以下三类，需结合电流曲线的时域特征和统计指标进行综合判别：

4.2.1 传感器获取电流数据异常

在基于非侵入式电流传感器采集的时序数据中，传感器获取数据异常是异常数据集中非常重要的一类。这类异常主要包括设备换绑未记录、传感器故障和相位配置错误。下面将对这三种异常的电流时序特征曲线进行详细分析。

(1) 设备换绑未记录

这种现象多发生于科研精密仪器长时间连续运行期间，主要表现为实验人员因操作疏漏或实验线缆管理不规范，将非本机配套的辅助设备（如显示终端、控制计算机或其他实验装置）错误接入到待测仪器的供电回路中。这种异常接线行为会导致监测系统采集到非关联设备的电流信号，进而干扰原始实验数据的完整性和可靠性。基于运维团队积累的 17 例异常样本分析，典型图如 4.2 所示。

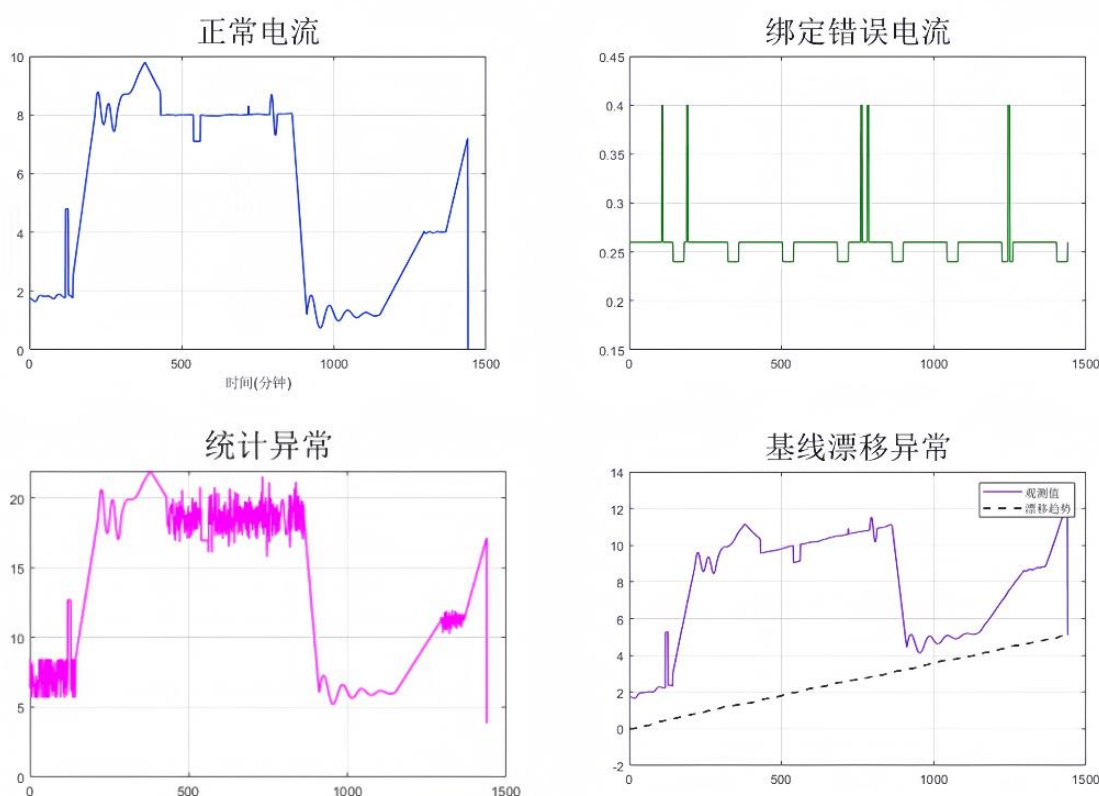


图 4.2 设备未换绑典型电流图

此类异常电流呈现统计参数偏离和动态行为异常的判别特征，前者主要是异常电流的时域统计量与设备标称值存在显著差异，后者表现为通过对比目标设备的电流趋势曲线发现，异常信号呈现与设备工作周期不匹配的特征，具体表现如表 4.1 所示：

表 4.1 电流表现

判别特征	统计参数偏离	动态行为异常
具体表现	平均值偏差超过 $\pm 15\%$ （以 X 射线衍射仪为例正常波动范围为 $\pm 5\%$ ）	缺乏设备启停阶段的电流跃迁特征
	标准差较基准工况降低 30%-50%	运行期间无规律性波动（正常设备存在特定频率的负载振荡）
	峰值出现非对称分布（正常工况下符合正态分布）	持续运行时电流基线漂移速率超出设备设计允许范围

（2）传感器故障

在科研实验室中传感器可能因为环境原因或者元件老化等缘故导致传感器本身发生故障，根据传感器硬件开发人员反馈故障的异常主要表现为信号噪声显著增大或在无设备启停操作时呈现高频振荡。在正常情况下，电流数据的噪声水平应保持在一定范围内，如标准差不超过基线的 2 倍。然而，当传感器出现故障时，采集到的数据中会包含大量的噪声，导致信号噪声显著增大，在电流曲线上，可以看到明显的噪声波动，使得电流数据变得杂乱无章。此外，在无设备启停操作时，电流数据应保持稳定，但传感器故障会导致数据呈现高频振荡，在电流曲线上，可以看到电流数据在待机范围内快速波动，形成高频振荡的特征。典型电流如图 2.30 所示。

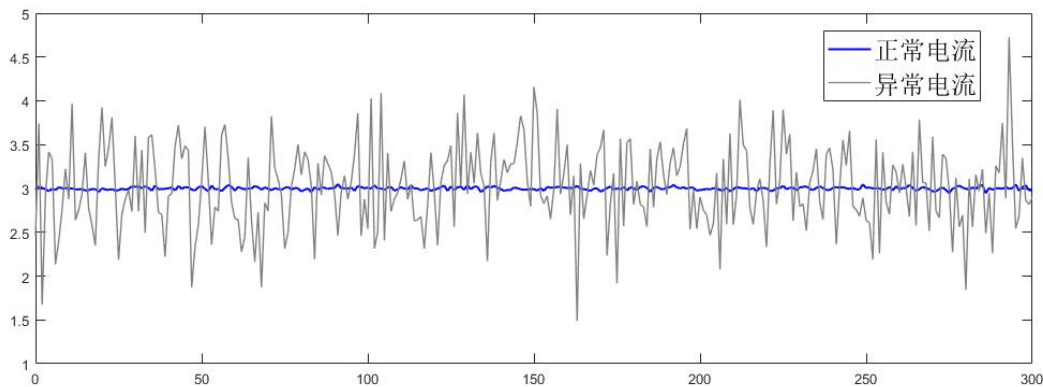


图 4.3 传感器故障电流对比

4.2.2 科研设备硬件故障异常电流

监测科研设备硬件故障的异常正是本文研究的主要目的，实验表明，当精密仪器发生内部故障时，其供电回路的电流波形通常呈现非周期性振荡、瞬态脉冲或持续偏移等特征。由于精密仪器故障率较低且故障现象复杂多样，现有监测平台积累的典型故障样本量稀疏，在已采集的 X 射线衍射仪故障案例中，观察到部分异常工况下设备供电电流呈现陡峭上升趋势，这种瞬态过流现象与器件击穿或电路短路等物理故障机制密切相关。针对数据稀缺性问题，本文使用 Time-LLM 对已知的故障异常电流进行数据增强，Time-LLM 作为一种

生成大模型，可以用来对稀疏样本进行数据增强。同时，本文还结合 X 射线衍射仪的硬件组成进一步构建故障异常电流，以尽可能充分地考虑到可能发生的故障电流情况。

X 射线衍射仪的硬件系统由多个子系统组成，包括 X 射线发生器、测角仪、样品室、检测系统等。当这些子系统出现异常时，会导致测量数据的偏差和仪器性能的下降。X 射线衍射仪的 X 射线管作为核心辐射源，其阴极老化或靶材污染会导致电子发射效率下降。当 X 射线管出现故障时，主要表现为启动时电流峰值无法达到正常工作范围，或稳态电流持续低于正常工作电流；测角仪是 X 射线衍射仪的关键测量部件，测角仪的步进电机或角度编码器卡滞会导致角度控制失准。当测角仪机械部件出现故障时，主要表现为样品台旋转电机电流波动频率异常，如正常旋转时电流短暂升高，卡滞时出现周期性锯齿波；探测器是 X 射线衍射仪的核心部件，负责将探测到的衍射强度转换为电信号，其性能直接影响到衍射图谱数据的质量。当探测器出现故障时，主要表现为探测器输出电流信噪比显著下降，表现为基线漂移（偏移量 $>10\%$ ）或随机尖峰。具体典型电流图如图 4.4 所示

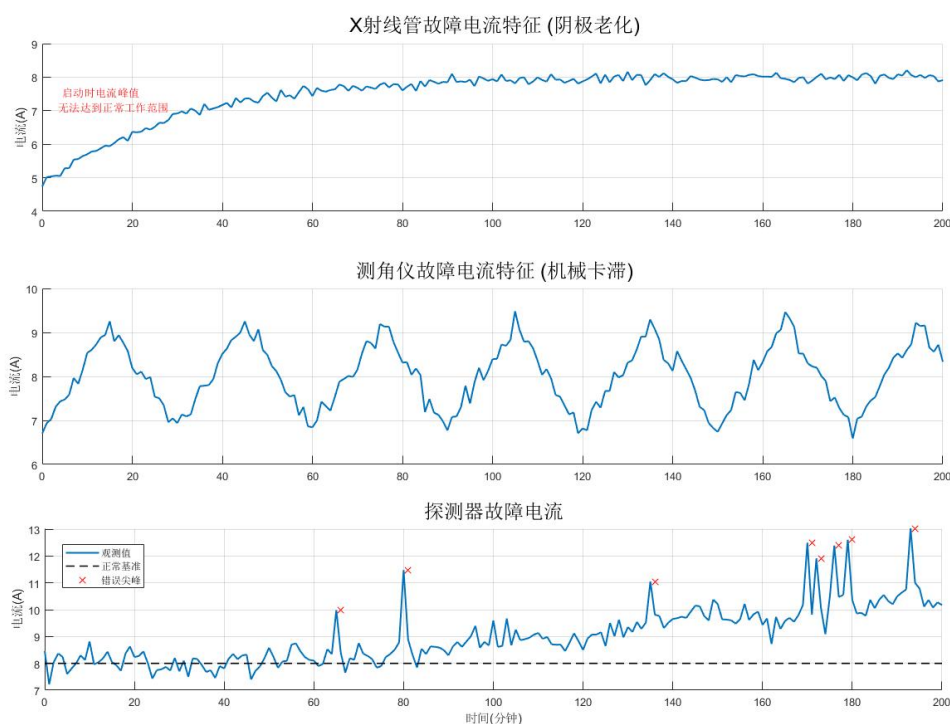


图 4.4 设备硬件故障典型电流

4.2.3 实验操作异常

X 射线衍射仪的标准化实验流程需严格遵循既定程序，操作失误可能引发设备状态异常，并通过电流动态特征形成可识别的故障模式。本文结合实验阶段特点，分析三类型人为操作异常对电流特性的影响规律：

(1) 预热未达标强行启动测试

若操作者在预热阶段未达到热平衡时提前进入样品测试，X 射线发生器供电电路将因热应力未释放而持续波动。此时电流波形呈现阶段性震荡特性：初始充电峰后未出现平稳

平台段，反而形成多级衰减震荡，幅度逐次递减约 30%~50%。在角度扫描时，测角仪步进电机因供电不稳产生间歇性失步脉冲，形成“平台-凹陷交替”波形。此类异常直接导致 X 射线能量分散度增加，衍射图谱呈现噪声基底抬升现象。具体典型电流图如图 4.5 所示：

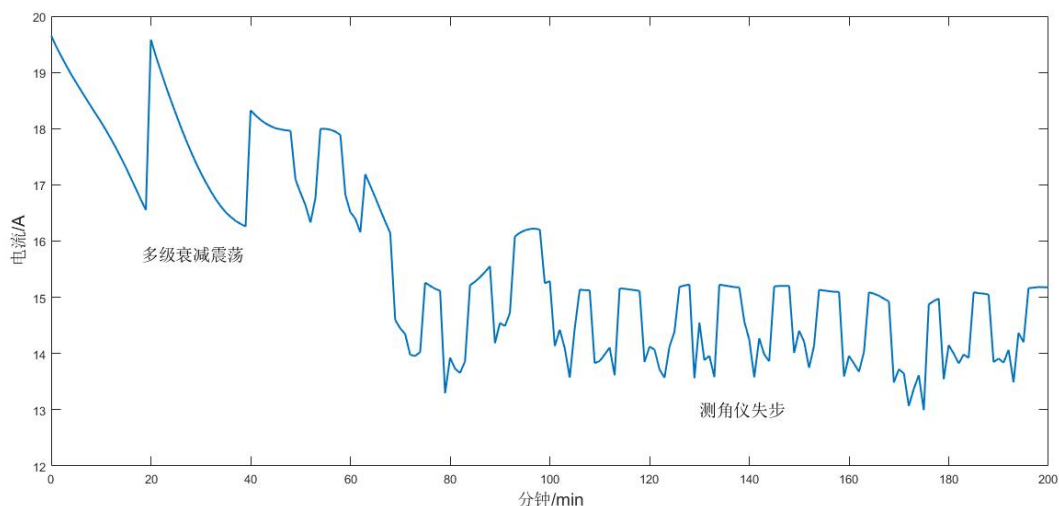


图 4.5 预热未达标电流分析图

(2) 校准流程误用非标样

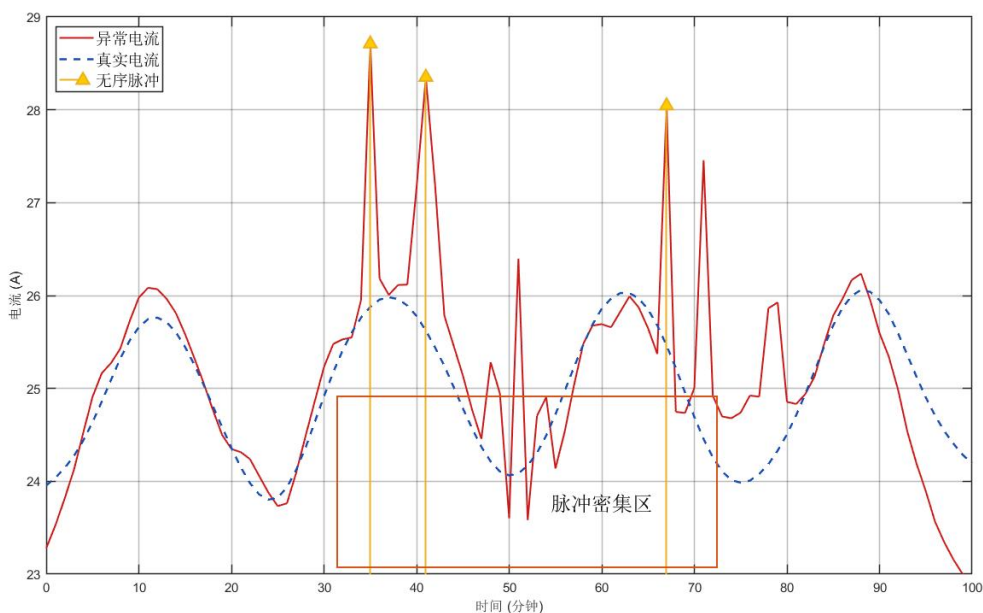


图 4.6 校准流程异常电流分析图

典型异常电流如图 4.6 所示，当校准阶段误用非标准样品或未正确放置样品时，系统的自检参考基准失效。此时测角仪因信号反馈异常导致扫描程序失准，电流波形出现以下特征：原有规则的微电流脉冲序列转变为无序爆发模式，脉冲群密度在特定时段突增且间隔混乱，同时基线电流呈锯齿状抬升。该异常会破坏角度校准精度，直接影响后续测试阶段的衍射数据可靠性。

(3) 样品动态扰动

样品固定不牢或旋转装置异常运行时，样品位置在测试过程中发生偏移。此时电流波形出现两类显著变化：一是样品台驱动电流突增形成尖峰脉冲，二是探测器电流信号中出现不规律的振荡毛刺。这种机械扰动会破坏 X 射线与样品的稳定相互作用模式，导致采集的衍射数据出现伪峰或峰位偏移。典型异常电流如图 4.7 所示：

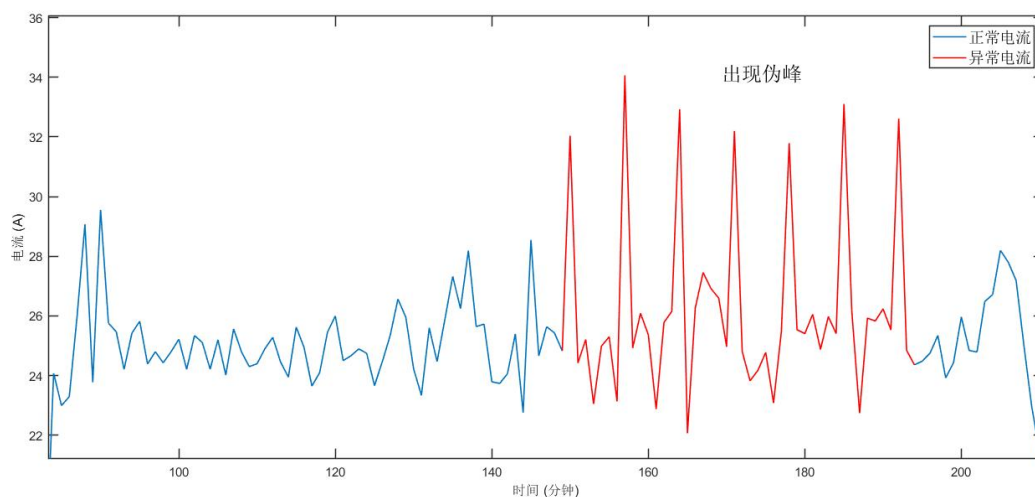


图 4.7 样品动态扰动异常电流分析图

(4) 实验流程不规范

在精密仪器实验操作中，标准化流程执行偏差是常见问题。标准操作流程的偏离可分为两类典型缺陷：步骤遗漏与顺序错乱。前者指实验者在操作过程中缺失必要环节，后者涉及步骤执行的顺序违反规程。这种人为操作缺陷会直接反映在设备供电电流的时序轨迹中：当关键操作步骤被跳过时，对应时段的电流变化趋势将出现异常截断；若操作流程顺序被打乱，则电流波形的演变时序会产生逻辑错位。例如，样品预处理步骤的遗漏可能导致基线漂移阶段的电流波动缺失，而光学部件预热顺序颠倒则会引发特征吸收峰对应的电流脉冲时序混乱。典型流程不规范电流如图 4.8 所示

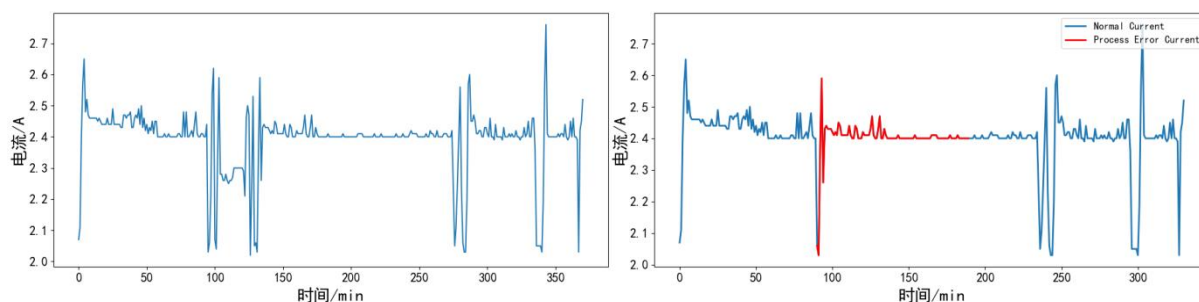


图 4.8 典型流程不规范电流

4.3 WCA-DANN 模型

4.3.1 DANN 模型

DANN^[57]是一种经典的对抗式迁移学习模型，它借鉴了生成对抗网络（Generative Adversarial Networks, GAN）的思想。该模型由三个部分构成：特征提取器、标签分类器和域判别器。特征提取器从数据中抽取出不受领域限制的深层次特征，然后将这些特征传递给标签分类器进行分类。同时，域判别器用于识别这些特征来自源域还是目标域。为了实现对抗训练，特征提取器和域判别器之间引入了一个梯度反转层（Gradient Reversal Layer, GRL）^[58]。在训练过程中，特征提取器提取能够欺骗域判别器的特征，即让域判别器无法判断特征的来源，从而达到降低源域和目标域之间分布差异的目的。通过这种迭代对抗的方式，DANN 能够有效地进行跨域的知识迁移。对抗训练如图 4.9 所示。

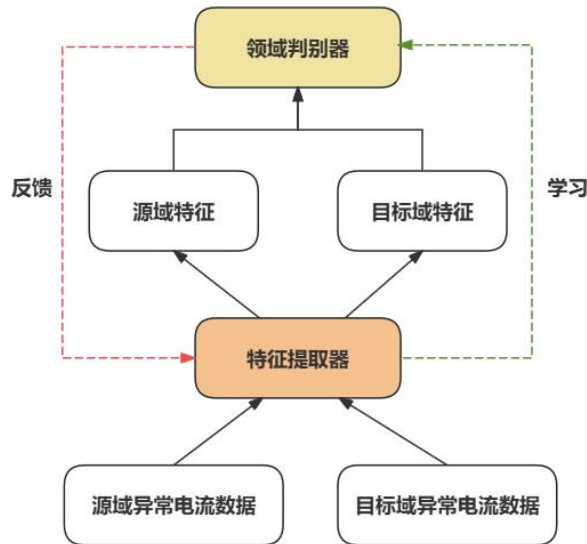


图 4.9 对抗训练过程

DANN 首先通过标签分类器 G_y 的监督训练实现特征学习。具体地，针对源域样本的标注数据，优化目标是通过最小化标签分类损失函数 L_y 来联合调整特征提取层参数 θ_f 与分类器参数 θ_y 。该损失函数采用多类别交叉熵形式构建：

$$L_y(\theta_f, \theta_y) = -\frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{k=1}^{K_s} I[y_i^s = k] \log(G_y^k(G_f(x_i^s))) \quad (4.1)$$

其中， n_s 为源域样本数量， K_s 表示类别总数，指示函数 I 在条件成立时取值为 1， G_y^k 表征标签分类器输出属于类别 k 的条件概率。 G_f 为特征提取器， x^s 为源域样本， y^s 为源域标签。

接下来需要聚焦于域判别器 G_d 的参数优化。通过最小化二元交叉熵域损失函数 L_d 实现域类别判别能力的提升，具体形式为：

$$L_d(\theta_f, \theta_d) = -\frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \log(G_d(G_f(x_i^s))) - \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} \log(1 - G_d(G_f(x_j^t))) \quad (4.2)$$

其中， x^t 为目标域样本， n_t 为目标域样本数量。

为了得到具有领域不变性的特征，通过最大化域判别损失 L_d 驱动特征学习，优化特征提取器的参数 θ_f ，特征提取器试图生成难以被判别器识别的域不变特征，与此同时，又要通过最小化领域分损失来优化域判别器的参数 θ_d 。最终通过加权求和得到全局的损失函数：

$$L(\theta_f, \theta_y, \theta_d) = L_y(\theta_f, \theta_y) - \lambda L_d(\theta_f, \theta_d) \quad (4.3)$$

其中 $\lambda \in (0,1)$ 为 GRL 权重系数，平衡特征不变性与任务特异性之间的冲突。

对抗领域自适应模型结构，如图 4.10 所示。

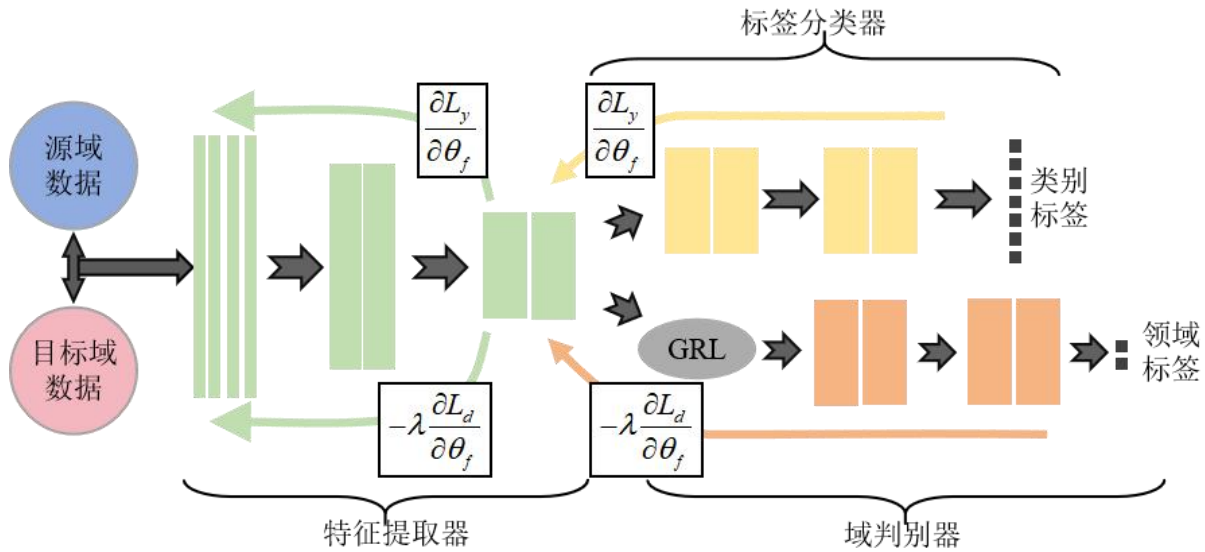


图 4.10 DNN 结构框架图

4.3.2 Wasserstein 距离改进领域对抗网络

在上节中我们了解到原 DANN 网络中的域判别器 G_d 的最终目的就是实现源域和目标域的判别，其实可以看作是一个二分类任务，因此 DANN 的领域判别器的损失函数我们还可以表达为：

$$L_d(\theta_f, \theta_d) = \frac{\lambda}{n_s + n_t} \sum_{x_i \in (D_s, D_t)} G_d(G_f(x_i, \theta_f), d_i) \quad (4.4)$$

其中， D_s 、 D_t 分别为源域、目标域分布， d_i 为领域标签（0 为源域，1 为目标域）。

二分类任务的损失函数对于不同领域的特征只是一种定性的考量，并不能具体表示分布差异的程度。基于 Wasserstein 距离^[59]的二分类损失函数优化方法可表述如下：传统判别式损失函数仅能定性区分特征分布差异程度，难以实现量化表征。本研究提出采用 Wasserstein 距离重构领域判别器损失函数，通过神经网络非线性逼近实现分布差异的精确度量。该距离度量方法的优势体现在三个方面：其一，其光滑连续性质保证了梯度计算的稳定性，有效规避训练过程中的梯度消失现象；其二，当源域与目标域分布存在非重叠区域时，可通过距离值大小准确反映分布差异程度；其三，基于 Lipschitz 连续性^[60]的约束条件，显著增强了模型对域间分布偏移的鲁棒性。Wassertein 距离函数为：

$$W(P_{x^s}, Q_{x^t}) = \sup_{\|D\|_L \leq 1} E_{P_{x^s}} [G_d(G_f(x^s))] - E_{P_{x^t}} [G_d(G_f(x^t))] \quad (4.5)$$

其中， P 、 Q 表示两个不同的分布， $\sup$ 为上确界， E 为期望， x^s 、 x^t 分别为源域、目标域的样本， D 为域判别器， L 为 1-Lisschitz 约束。

为满足 1-Lisschitz 约束，可以引入梯度惩罚项 L_{gp} ：

$$L_{gp} = (\|\nabla_{\hat{z}} G_d(\hat{z}, \theta_d)\| - 1)^2 \quad (4.6)$$

$$\hat{z} = \varepsilon G_f(x^s) + (1 - \varepsilon) G_f(x^t), \varepsilon \in [0, 1] \quad (4.7)$$

结合式 4.5 中的期望公式可以得到基于 Wassertein 距离改进的 DANN 域判别器的损失函数为：

$$\tilde{L}_d(\theta_f, \theta_d) = \lambda \left[\left(\frac{1}{n_s} \sum G_d(G_f(x^s, \theta_f), \theta_d) \right) \frac{1}{n_t} \sum G_d(G_f(x^t, \theta_f), \theta_d) - \sigma L_{gp} \right] \quad (4.8)$$

其中，正则系数 $\sigma \in [0, 1]$ ，等号右边第一项和第二项分别为源域和目标域的两个分布期望。

4.3.3 类别特征适配模块

基于对抗训练的跨领域特征学习方法能够有效利用无标注数据进行模式识别。DANN 通过设计特征空间的对抗优化过程，使得不同来源的数据在该空间中呈现相似分布特性。但如果只关注领域间的整体差异，而忽略了同类样本之间的一致性约束，可能会导致标签分类器在相似类别交界区域出现误判，特别是在数据分布交叉时，这会明显降低模型的泛化准确性。如图 4.11 所示。

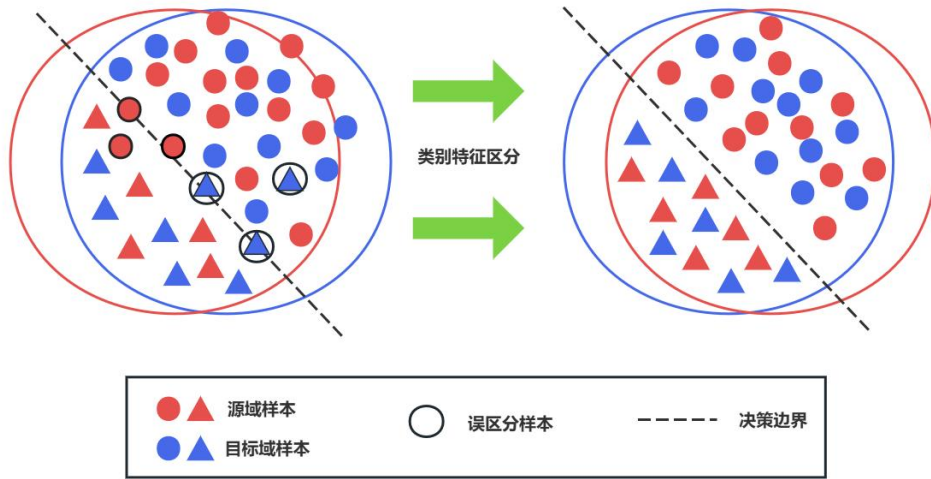


图 4.11 类别特征区分前后对比图

基于跨域迁移学习的传统方法通常采用全局特征分布对齐策略，这类方法虽能消除领域间整体差异，却忽视了同类样本在特征空间中的特异性差异。这种技术局限可能导致分类边界区域出现特征混淆现象，尤其在异常诊断等场景中，当不同设备类型下同类样本分布存在显著偏移时，单纯依赖全局对齐难以保证诊断精度。针对此问题，本节提出自适应类对齐机制，通过优化同类样本的类原型间距实现细粒度特征匹配，有效缓解跨域迁移中的类别偏移问题，显著提升复杂场景下的标签分类准确度。

特征空间对齐需依赖类别标签信息构建类原型，但是由于目标域样本缺乏真实标签，若直接采用标签分类器预测其类别归属，可能因模型泛化偏差导致标签估计不准确。基于错误标签推导的特征模板必然存在偏差，这将直接影响类间相似性度量的可靠性，从而会引发异常错误诊断，导致误导科研设备异常维修人员的工作方向，因此可以利用构造近似标签的策略来生成目标域类原型。

在跨域特征迁移过程中，传统标签生成方法存在适应性不足的问题。为此，为了解决这个问题，我们提出了一种结合于分类置信度（Softmax）^[61]预测和结构化预测联合的近似标签构造方法，其分别从概率维度和特征分布维度为目标域标签生成近似标签。这种复合机制能有效提升标签估计的可靠性——当源域与目标域分布相近时，概率模型方法可准确推断类别归属；当分布差异明显时，相似性分析方法可通过特征邻近性修正标签偏差。相比只用一种方法，双管齐下能减少错误，让模型在复杂场景下也能更准确地判断数据类别。

基于概率的分类方法^[62]通过特征提取模块获取目标域样本 x' 的特征向量 f_i' ，再利用标签分类器计算各类别的条件概率。具体而言，目标域样本 x' 属于备选近似标签 y 的概率表达式可表示为：

$$p_1(y|x') = \text{Softmax}_y(\Theta^T f_i') \quad (4.9)$$

其中 $\Theta \in \mathbb{R}^{k \times d}$ 为类间区分参数矩阵， k 为类别总数， d 为特征维度。该方法通过概率分布直接推导样本类别归属，当源域与目标域数据分布相似时，能准确推断类别边界。相

较于其他标签生成策略，该方法的优势在于计算过程简洁直观，尤其适用于跨域差异较小的场景，可有效降低特征匹配误差。

跨领域数据分布差异显著时，再去采用 Softmax 这种概率分类方法容易产生误判。为此利用特征相似性分析法来生成备选近似标签，主要是采用 K-Means 聚类算法^[63]，通过聚类算法迭代优化样本的类别归属概率。具体步骤如图 4.12 所示。

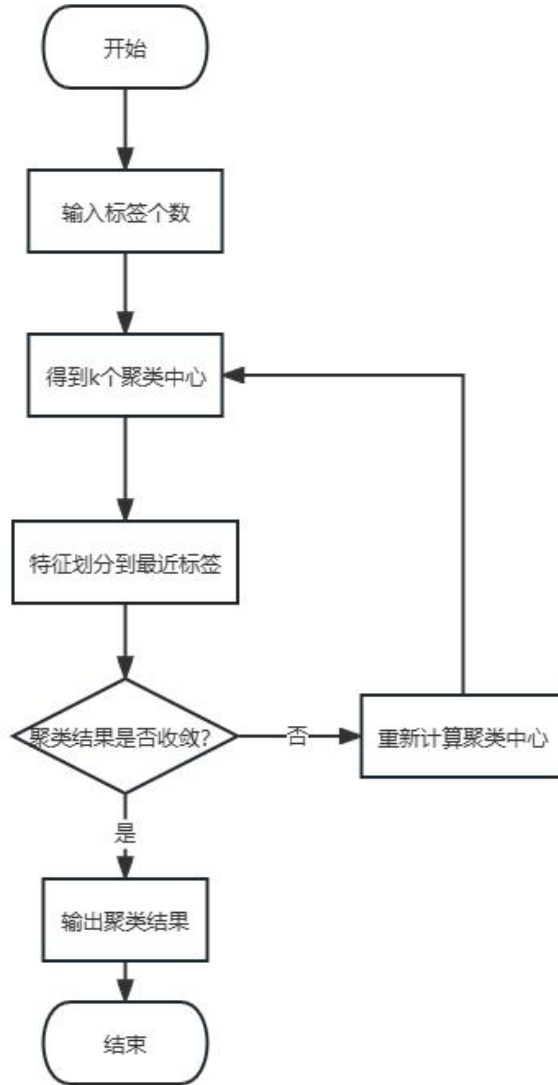


图 4.12 K-means 聚类流程图

计算过程中，设置最大迭代次数为 160 次以保证算法充分收敛。在每批次数据处理中，根据源域样本的类别标签，计算源域样本的类别原型作为目标域聚类的初始中心 $\bar{f}_y^s$ ，计算公式如下：

$$\bar{f}_y^s = \frac{\sum_{i=1}^{n_s} f_i^s \cdot \zeta(y = y_i^s)}{\sum_{i=1}^{n_s} \zeta(y = y_i^s)} \quad (4.10)$$

其中, f_i^s 为源域样本的特征, $\zeta(\cdot)$ 为类别判断函数, 当样本标签 y_i^s 与当前类别 y 匹配时取 1, 否则取 0。通过迭代优化获得目标域聚类中心 $\bar{f}_y^t$ 后, 目标域样本的分类概率由其与各聚类中心的相似度决定:

$$p_2(y|x^t) = \frac{\exp(-\|f_i^t - \bar{f}_y^t\|)}{\sum_{i=1}^k \exp(-\|f_i^t - \bar{f}_y^t\|)} \quad (4.11)$$

其中, k 为类别数。

该方法融合了两种互补策略: 基于分类置信度的预测侧重保留源域知识, 而 K-means 聚类分析则捕捉目标域内在结构特征。最终通过动态选择最大概率值实现两类预测结果的有机融合:

$$p(y|x^t) = \max\{p_1(y|x^t), p_2(y|x^t)\} \quad (4.12)$$

这种双路径协同机制既继承源域监督信息的指导作用, 又通过目标域数据自组织特性优化特征空间分布, 有效提升跨域场景下伪标签的质量与稳定性。

最终得到目标域样本近似标签:

$$\hat{y}^t = \arg \max p(y|x^t) \quad (4.13)$$

通过聚类迭代优化得到目标域样本的类原型为:

$$\bar{f}_y^t = \frac{\sum_{j=1}^{n_y} f_j^t \zeta(y, \hat{y}_j^t)}{\sum_{j=1}^{n_y} \zeta(y, \hat{y}_j^t)} \quad (4.14)$$

生成近似标签后可以采用欧氏距离度量源域与目标域的类原型差异性, 通过约束源领域与目标领域同类别的特征中心距离, 保持整体数据分布一致性, 实现更细致的类别特征匹配。如式 4.15 所示, 该方法通过计算两类数据集中各类型特征均值间的类对齐损失:

$$L_c = \frac{1}{k} \sum_{y=1}^k \|\bar{f}_y^s - \bar{f}_y^t\| \quad (4.15)$$

该模块的引入优化了传统跨工况数据适配方法的局限性。通过缩小不同科研设备下同类故障特征间的差异, 系统不仅实现了整体数据分布适配, 还通过类别匹配降低了边界区域的识别错误率。这种改进策略有效提升了异常诊断模型在跨设备场景中的分类精度和适应性能, 克服了传统方法在处理多类别复杂分布时的固有缺陷。

4.3.4 优化目标函数

结合 Wasserstein 距离改进域损失函数和类别特征适配模块, WCA-DANN 模型的最终优化目标函数如下所示:

$$L_w(\theta_f, \theta_y, \theta_d) = L_y(\theta_f, \theta_y) - \lambda \tilde{L}_d(\theta_f, \theta_d) + \eta L_c(\theta_f) \quad (4.16)$$

其中, η 表示类对齐损失的正则化参数。

在 WCA-DANN 算法的训练过程中, 特征提取器通过同时降低标签分类损失 L_y 和类对齐 L_c , 并提高域判别损失 $\tilde{L}_d$ 的方式进行参数调整; 标签分类器通过最小化分类误差 L_y 优化参数; 域判别器则通过最大化域判别损失 $\tilde{L}_d$ 更新参数。各模块的最优参数可通过以下目标函数确定:

$$(\hat{\theta}_f, \hat{\theta}_y) = \arg \min_{\theta_f, \theta_y} L_W(\theta_f, \theta_y, \hat{\theta}_d) \quad (4.17)$$

$$\hat{\theta}_d = \arg \max_{\theta_d} L_W(\hat{\theta}_f, \hat{\theta}_y, \theta_d) \quad (4.18)$$

其中 $\hat{\theta}_f$ 、 $\hat{\theta}_y$ 和 $\hat{\theta}_d$ 分别表示特征提取、标签分类和域判别模块的最优参数。采用随机梯度下降算法迭代更新时, 各参数按如下规则调整:

$$\theta_f = \theta_f - \tau \left(\frac{\partial L_y}{\partial \theta_f} - \lambda \frac{\partial L_d}{\partial \theta_f} + \eta \frac{\partial L_c}{\partial \theta_f} \right) \quad (4.19)$$

其中, τ 为学习率。

4.4 基于 WCA-DANN 模型的异常诊断方法实现

4.4.1 模型结构

考虑到科研设备异常诊断模型中的适配性, 本章基于迁移学习和对抗网络方法, 提出了一种基于 WCA-DANN 模型的异常诊断方法, 其模型框架如图 4.13 所示。

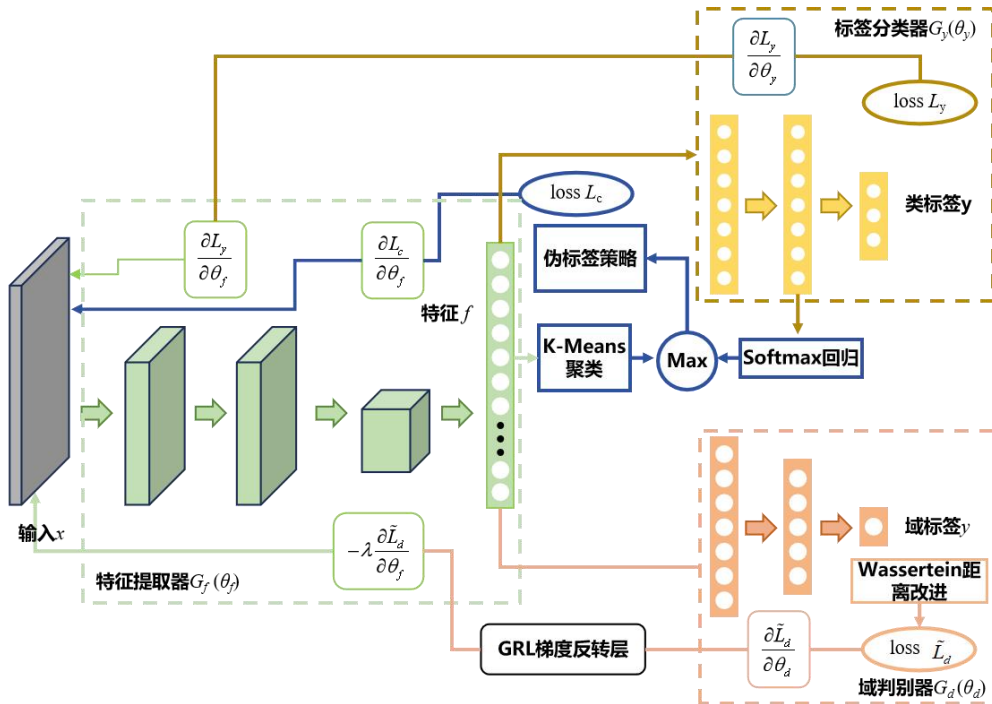


图 4.13 WCA-DANN 模型结构

上图所示的 WCA-DANN 模型结构依然分为 4 部分，分别是特征提取器、标签分类器、域判别器、类别特征适配模块。特征提取模块采用卷积神经网络^[64]架构，标签分类器与域判别器则基于多层全连接结构构建。特征提取网络由五个一维卷积单元与特征展开层构成：首层采用较大尺度的卷积核以捕获局部瞬态特征，后续四层均配置 3×1 小尺度卷积核。每级卷积单元后依次接入批量标准化层、ReLU 非线性激活单元及最大池化运算，最终通过特征展开层实现高维表征降维。分类模块包含三级全连接映射，域判别器增设第四级连接层，并在第三级后采用 LeakyReLU 激活机制以增强梯度传递。该架构通过分层特征抽象与差异化的激活策略，有效平衡了特征表达能力和跨域判别需求。

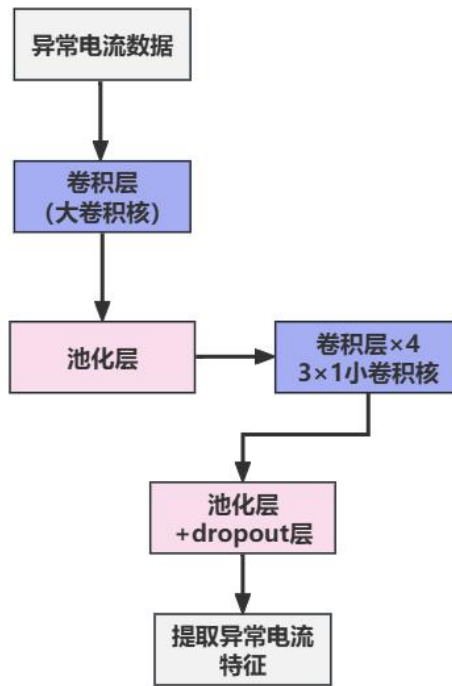


图 4.14 特征提取网络结构图

4.4.2 模型训练

具体实施流程为：

- (1) 设定特征提取器、标签分类器、域判别器的初始参数，基于源域标签初始化目标域聚类中心，并设定 K-means 最大迭代次数。
- (2) 联合对抗训练循环，输入源域和目标域数据进行前向传播，提取特征并计算分类结果，联合域对抗损失、优化分类损失及类对齐损失计算损失函数。
- (3) 使用随机梯度下降算法更新参数。
- (4) 训练终止条件由验证集准确率平台期判定而非固定迭代次数，避免因对抗训练的振荡导致早停。
- (5) 将目标域测试集输入模型，输出最终分类结果。

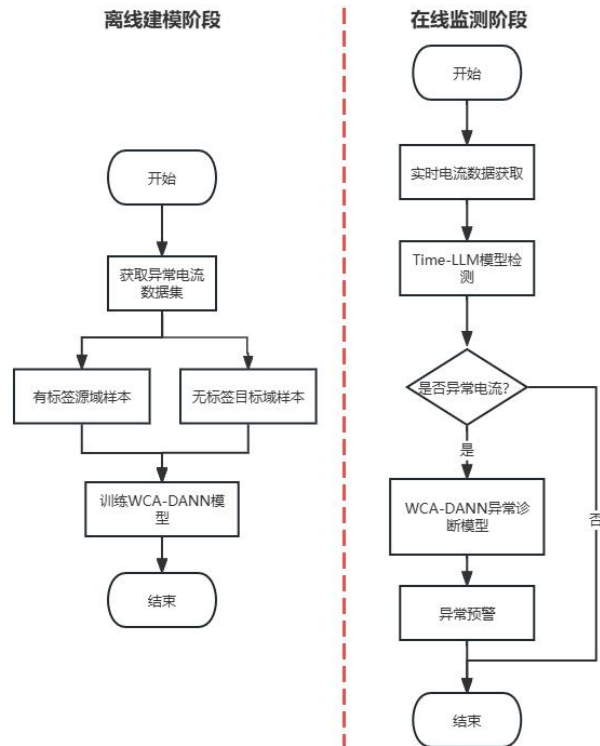


图 4.15 模型训练流程图

4.5 算法验证及结果分析

4.5.1 数据集处理

数据集构建方法具体步骤如下：

(1) 数据来源。包含科研人员反馈实验室历史故障记录（占比 65%）与注入式模拟异常（占比 35%），后者通过数据增强方法得到。

数据设置了 3 类设备数据集，分别为 A 类 X 射线衍射仪异常电流数据集、B 类电子显微镜异常电流数据集、C 类红外光谱仪异常电流数据集。

(2) 数据清洗。识别异常电流数据中的电流状态持续为关系或离线时段，进行无效片段剔除。

(3) 异常标签。由上文数据分析将异常电流数据集划分为三类，每类异常都标注一个数值标签，如表 4.2 所示。

表 4.2 异常数据集划分类别

异常类别	映射数值
传感器异常	1
科研设备硬件故障异常	2
实验操作异常	3

(4) 归一化处理。为消除不同数据之间的量纲差异，需要对异常电流数据进行归一化处理。

(5) 以某个特定时间点为基准，往前推 50 分钟的时间窗口，将这段时间窗口内的电流数据作为一个整体，来构成该时间点的特征集合，并将其与相应的异常类别相对应，从而形成数据集的一个样本集。

(6) 将数据集划分为源域数据集和目标域数据集，将带有标签的数据集划分给源域数据集，目标域数据集采用无标签数据集，按照 7: 3 比例对两个域的数据集进行划分。

4.5.2 领域迁移与标签分类结果分析

本研究针对跨设备异常诊断中的领域偏移问题，为验证模型特征对齐能力，选取数据集中 A 类 X 射线衍射仪异常电流数据集作为源域，B 类电子显微镜异常电流数据集作为目标域，以二者为实验对象展开特征分布对比研究。如图 4.16 所示，采用 t 分布随机邻居嵌入 (t-distributed Stochastic Neighbor Embedding, t-SNE) 技术^[65]对特征提取器最后一层的输出进行降维，进行降维可视化

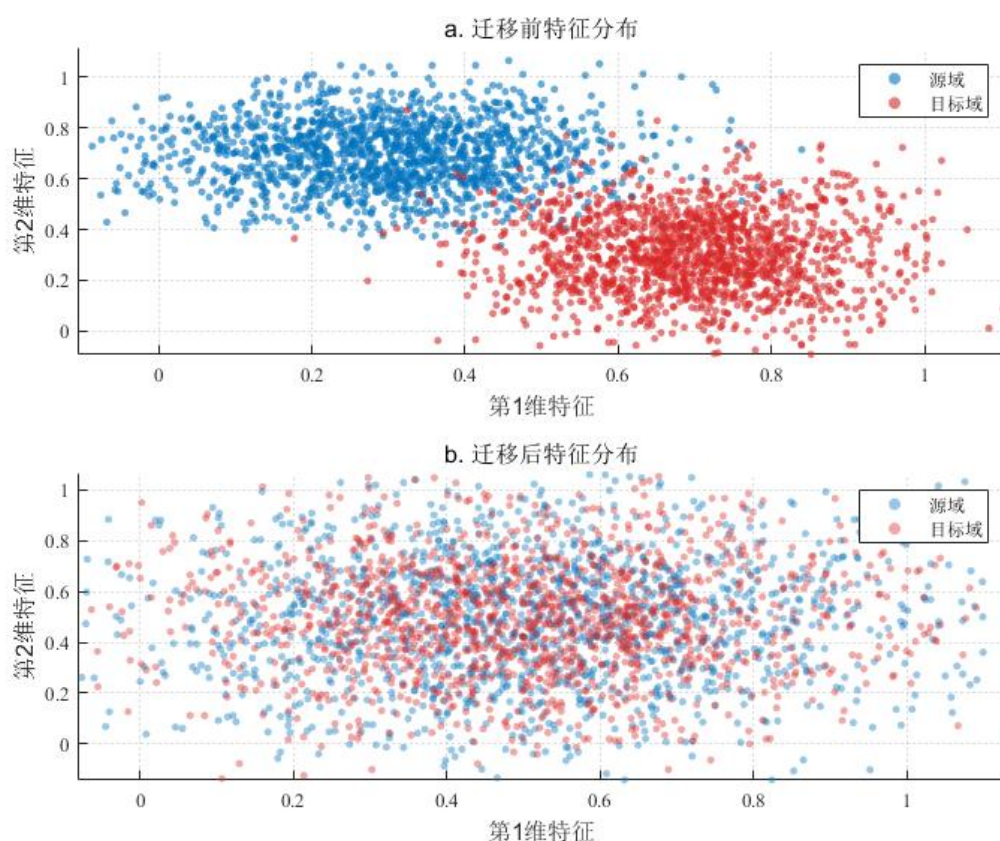


图 4.16 迁移前后分布特征对比

通过图 4.16 可以发现，迁移前的初始状态显示，源域（红色标记）与目标域（蓝色标记）样本在特征空间中呈现显著分离现象，表明原始特征存在明显领域偏差。经过

Wasserstein 距离改进后两域样本在投影空间的分布重叠区域扩大，特征中心距离缩小，验证了模型对领域偏移的修正效果。

进一步通过核密度估计构建概率密度函数如图 4.17 所示，迁移之后两类数据集所提取特征的概率密度函数分布趋势大致相同，分布差异明显减小，提取到了二者的公共特征。说明本文提出的算法模型能够成功解耦设备相关特征与故障表征信息，有利于后续进行设备异常诊断实验。

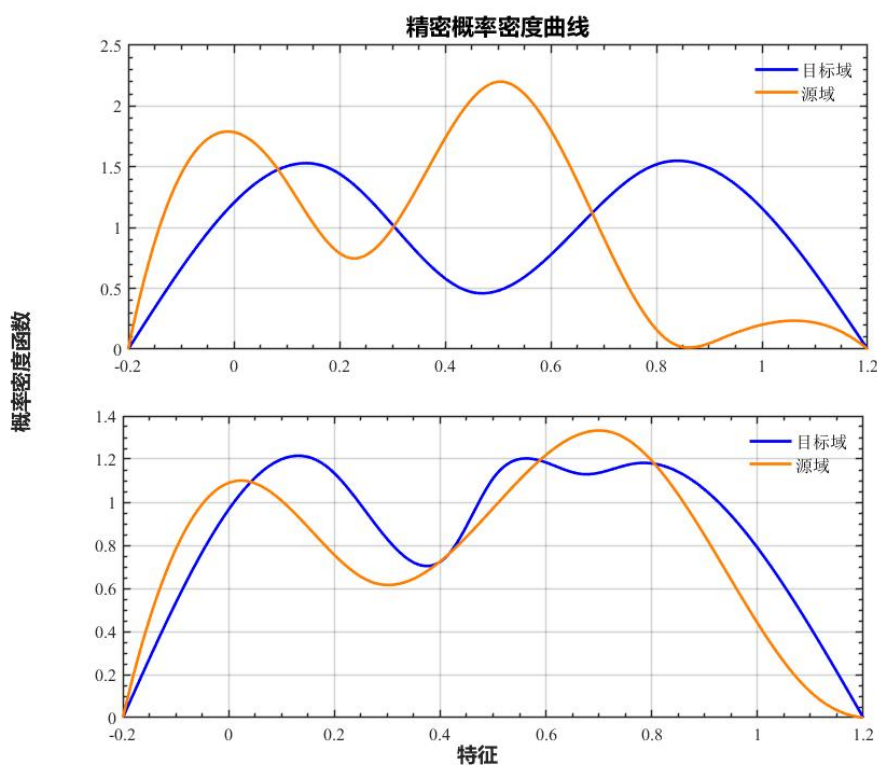


图 4.17 迁移前后概率密度函数对比

由图 4.18 可知，本研究提出的类对齐损失和标签分类器损失，在模型训练过程中二者都平稳的收敛到了较低水平。因此可以证明类对齐损失的引入增强了 DANN 模型的可判别性，标签分类器可以更好地对源域和目标域的数据进行精准的分类。

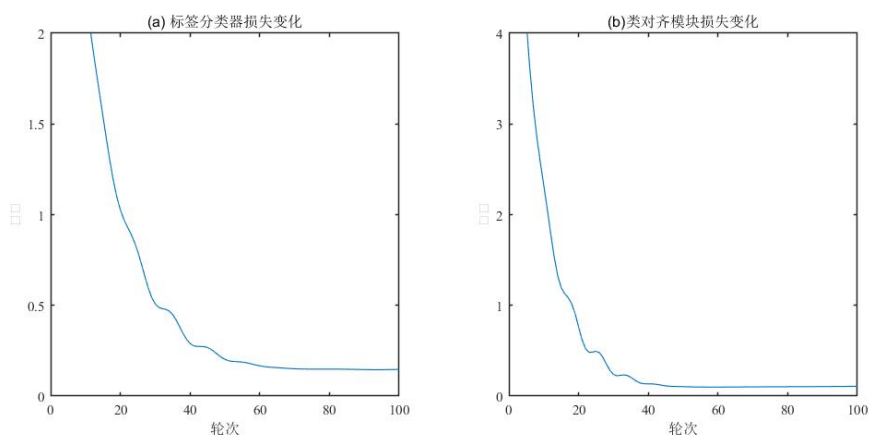


图 4.18 标签分类器和类对齐模块损失变化

为了验证本文所提 WCA-DANN 模型的有效性，将所提模型与其他迁移学习方法进行对比：

1)迁移成分分析方法（Transfer Component Analysis, TCA）^[66]：基于特征空间分布的经典迁移方法，通过统计特征对齐实现跨域迁移；

2)自适应批量归一化（Adaptive Batch Normalization, AdaBN）^[67]：通过调整 BN 层参数适应目标域数据分布，有效缩小领域差异；

3)深度域混淆（Deep Domain Confusion, DDC）^[68]：联合优化 MMD 距离与分类损失，驱动特征提取器生成域不变表示；

4)深度适应网络（Deep Adaptation Network, DAN）^[69]：改进型多层适配框架，采用多核 MMD 进行多层次特征分布对齐；

5)对抗域适应（DANN）：引入对抗训练机制，通过域混淆策略学习领域共享的判别性特征。

基于上章提到的评价指标，F1-score 指标反映的是精确率和召回率的调和平均数，本章针对多分类任务选用不同类别的 F1 进行平均值处理，可得到宏综合性指标（Macro-F1-Measure, MF）^[70]，公式如下所示。

$$F_1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4.20)$$

$$MF = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} F1_i}{n} \quad (4.21)$$

所选的五种模型的结构和参数都是相同的，以支撑对比实验的公平性，共进行 6 组跨设备任务，实验结果均为十轮次实验的宏 F1 平均值 MF，表 4.3 展示了跨设备下不同模型的诊断准确率结果。

表 4.3 跨设备下不同模型的异常诊断准确率（%）

任务	TCA	AdaBN	DDC	DAN	DANN	WCA-DANN
设备 A→B	72.23	86.23	87.39	92.15	94.53	96.11
设备 A→C	75.31	84.37	78.39	93.26	93.72	97.36
设备 B→A	71.59	83.01	74.05	92.64	90.67	97.34
设备 B→C	75.38	87.91	86.07	94.86	95.02	96.73
设备 C→A	76.64	89.29	85.26	91.74	92.87	97.88
设备 C→B	74.83	87.45	80.34	93.41	94.39	98.12
均值	74.33	86.39	81.92	93.01	93.53	97.26

从表 4.3 中可以看出，WCA-DANN 模型在跨设备异常诊断中表现最为突出，平均准确率达到 97.26%，显示出该模型的显著优势。通过对比实验数据，经典迁移学习模型 TCA 的准确率最低，均值仅为 74.33%，而改进型迁移学习模型（AdaBN、DDC、DAN、DANN 及 WCA-DANN）在跨设备诊断任务中的平均准确率均超过 81%，其中 WCA-DANN 较 TCA 提升 22.93 个百分点，验证了新型迁移学习策略的有效性。深入分析发现，在设备 A→B、A→C 等 5 组跨设备诊断场景中，DANN 模型的准确率均高于 AdaBN、DDC 和 DAN 模型（仅设备 B→A 场景 DANN 略低 0.97%），这表明对抗机制的引入有效提升了跨设备诊断能力。值得注意的是，WCA-DANN 模型在全部 6 组设备迁移场景中的准确率均超过 96%，且最高达到 98.12%，展现出卓越的跨设备适应能力和诊断稳定性。表格数据通过纵向对比清晰展现了不同算法在不同设备迁移路径下的性能差异。

为了评估 WCA-DANN 模型中改进的两个模块的重要性，通过在 WCA-DANN 模型中分别移除类别特征适配模块和 W 距离改进域损失函数两个方法进行消融实验，诊断准确率如图 4.19 所示。

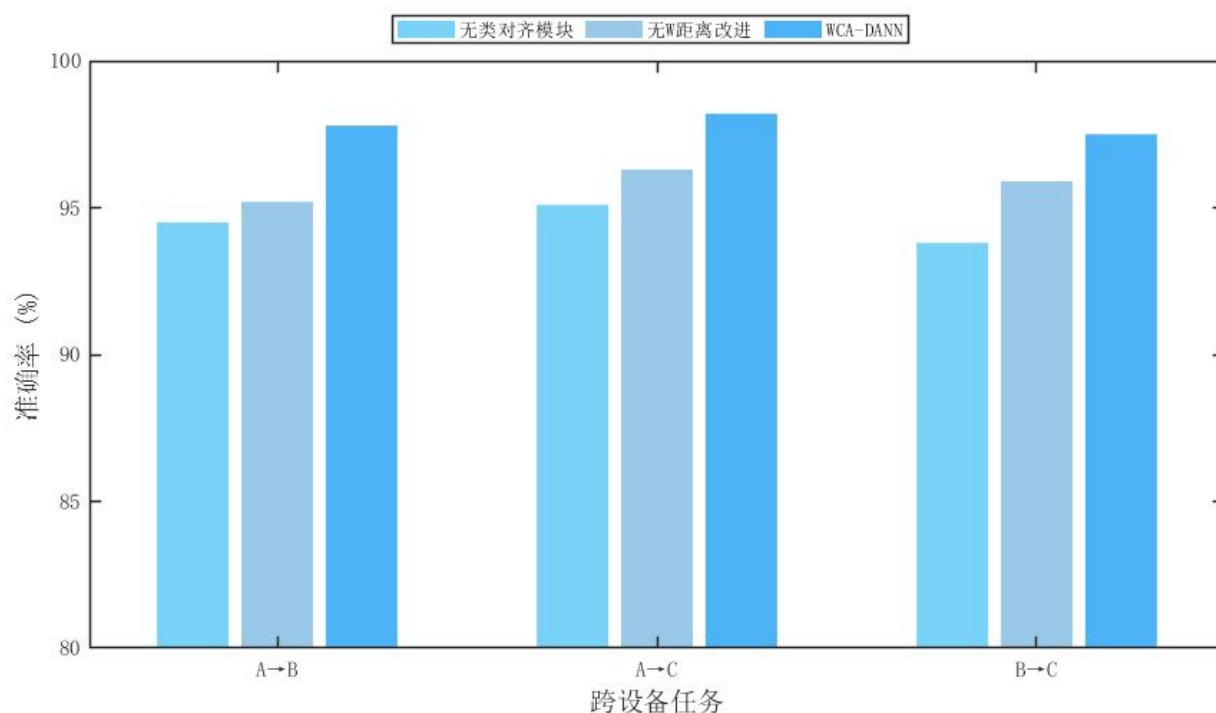


图 4.19 异常数据集消融实验结果

根据图 4.19 中跨设备诊断任务的柱状图对比分析，WCA-DANN 方法在设备 A→B、A→C、B→C 三个任务中的准确率均突破 97%，显著高于无类别对齐模块和无 W 距离改进方法。特别值得注意的是，移除类别特征适配模块后准确率降幅最大，这直观验证了类别特征适配模块在模型中的核心作用，以及 W 距离改进对损失函数优化的必要性。

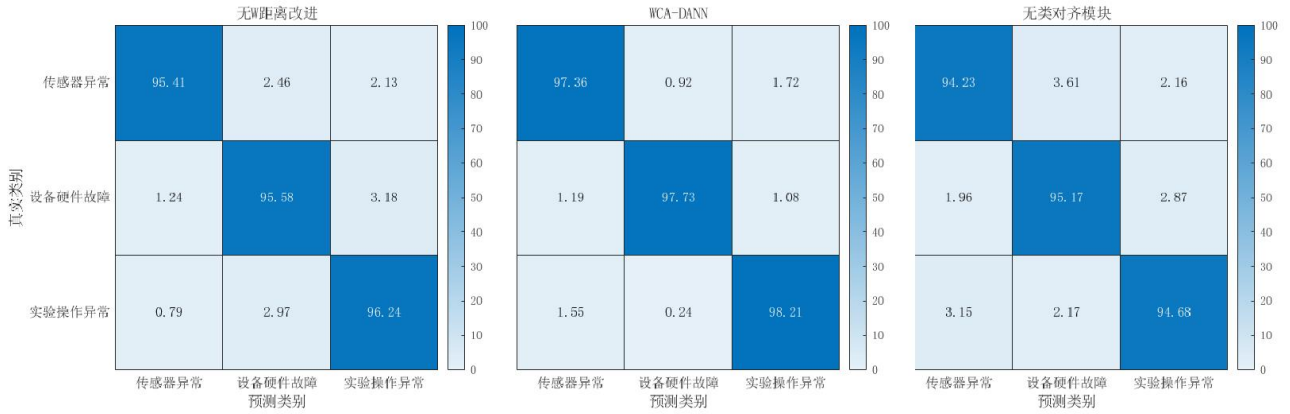


图 4.20 混淆矩阵准确率对比图

如图 4.20 所示，在异常原因分类任务中，完整 WCA-DANN 模型展现出优异的分类效果，其主对角线预测准确率显著高于两个消融模型，表明对传感器异常、设备硬件故障及实验操作异常具有更强的特征判别能力。相较于移除 W 距离改进模块的模型（左图），完整模型在设备硬件故障和实验操作异常的预测区域更集中，误判率更低；而对比移除类别对齐模块的模型（右图），完整模型在传感器异常类别的预测边界更为清晰，特征混淆现象明显减少。实验证明，两个核心模块的协同作用有效提升了跨设备场景下多类型异常的诊断精度。

4.5.3 跨设备诊断场景下的实际诊断性能验证

为验证 WCA-DANN 模型在真实实验设备场景中的普适性，本节针对三类典型科研设备（X 射线衍射仪、电子显微镜、红外光谱仪）的异常电流数据进行跨设备诊断测试。通过可视化诊断结果分析，验证模型在不同设备类型间的泛化能力及实际应用价值。

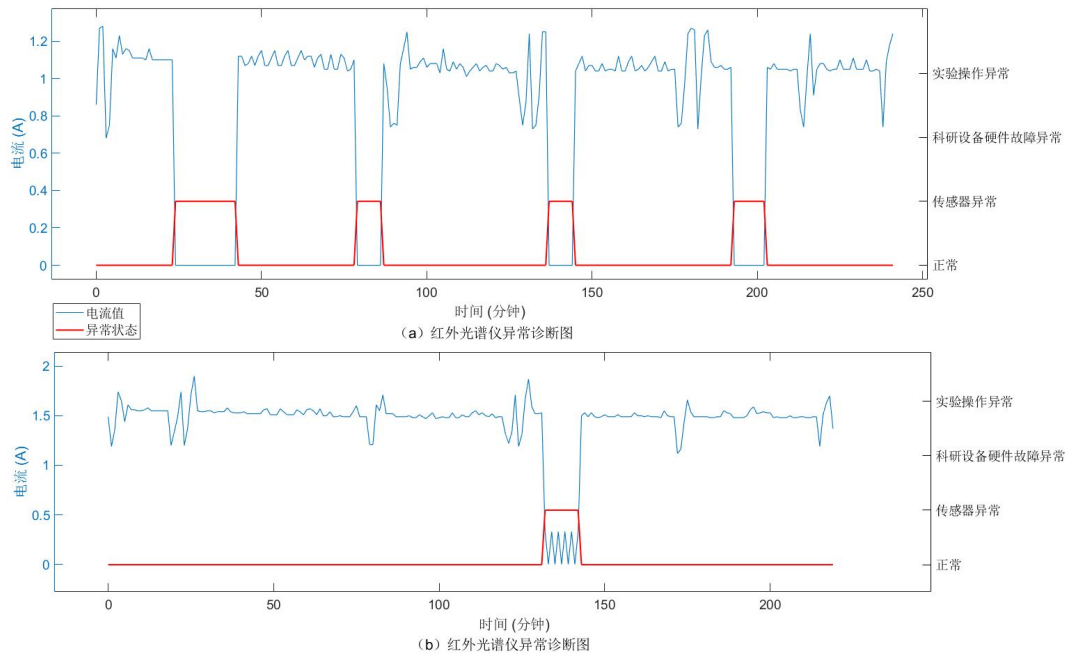


图 4.21 红外光谱仪异常诊断图

从图 4.21 中我们可以发现，针对设备 C（红外光谱仪）的异常检测，模型在传感器异常（类别 1）诊断中表现稳定，模型对传感器异常的周期性电流波动检测结果显示，模型能较准确捕捉异常起始时间点（误差在 3 秒以内）。

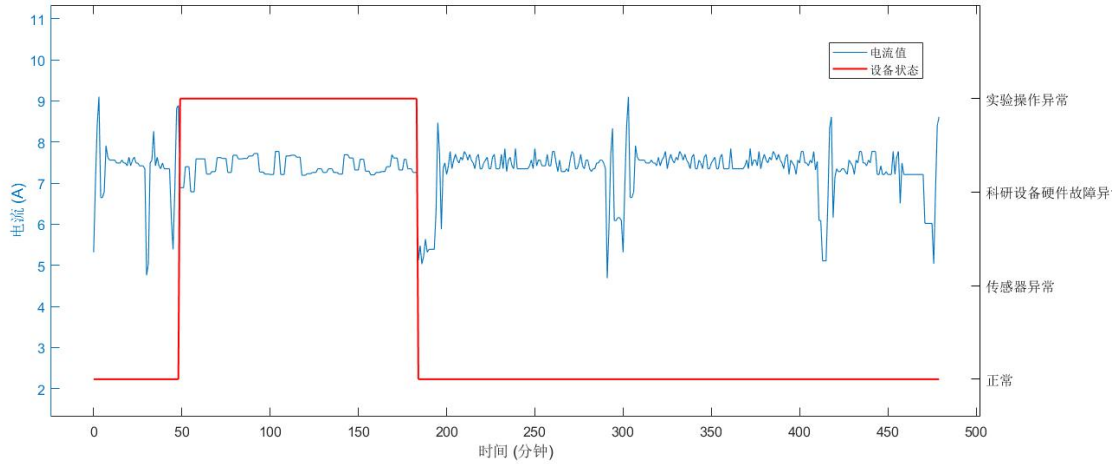


图 4.22 电子显微镜异常诊断图

在设备 B（电子显微镜）的跨设备任务中，如图 4.22 所示，模型对实验操作异常（类别 3）的实时检测边界特征清晰，表明模型在检测中有效监测到传感器故障信号对采集电子显微镜电流的影响。

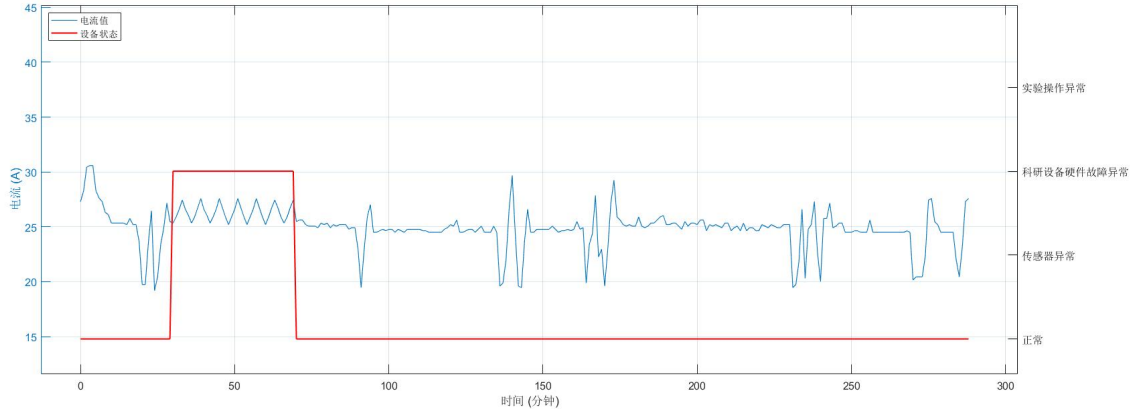


图 4.23 X 射线衍射仪异常诊断图

由上图可知，以设备 A（X 射线衍射仪）的异常电流数据集作为源域和目标域进行异常诊断，在上文分析时我们提到了测角仪故障电流，模型对 X 射线衍射仪的故障电流波形实现了精准判断。

三类设备的实际诊断结果表明，WCA-DANN 模型在跨设备场景下均能保持准确异常诊断，且对常规异常模式具有强适应能力。上面三类设备的诊断结果进一步证明，模型通过联合优化类别对齐与 Wasserstein 距离，有效解决了跨设备特征偏移问题，为多类型科研设备的智能化异常诊断提供了可靠方案。

4.6 本章小结

本章针对科研仪器跨设备异常诊断中标注数据稀缺与特征分布偏移的难题，提出基于动态 Wasserstein 度量与类别特征对齐的 WCA-DANN 模型。通过改进传统对抗迁移学习框架，构建了面向科研仪器异常诊断的跨域特征适配机制，显著提升了目标域无标注场景下的诊断性能。在方法层面，首先通过 Wasserstein 距离重构域判别器损失函数，结合梯度惩罚约束 Lipschitz 连续性，有效量化域间分布差异并提升训练稳定性，特征可视化表明改进后源域与目标域特征分布重叠区域显著扩大，验证了分布对齐效果。其次，提出双路径近似标签生成策略，联合 Softmax 概率预测与 K-means 特征聚类动态估计目标域类原型，并通过类中心对齐损失约束同类特征分布。实验验证表明，该模块使设备 B→C 任务诊断准确率提升 4.8%，缓解了跨设备类别偏移问题。WCA-DANN 在三类科研仪器（X 射线衍射仪、电子显微镜、红外光谱仪）的六组跨设备迁移任务中，平均诊断准确率达 97.26%，较传统 DANN 模型提升 3.73 个百分点。实际诊断案例中，模型对传感器异常等典型故障的检测能够实现良好的诊断结果，展现了工程应用的可靠性。本章工作为科研仪器跨设备异常诊断提供了新的技术路径，大幅提高了科研仪器的运维效率。

5 总结与展望

5.1 全文总结

本文依托高校科研仪器智能化运维管理的实际需求，针对当前科研仪器管理中存在的“重采购、轻维护”问题，结合物联网技术与大模型赋能方法，设计并实现了大型科研仪器状态监测系统。通过构建非侵入式电流监测体系、融合时序预测与异常诊断算法，以及开发跨设备迁移异常诊断模型，显著提升了科研仪器运维的智能化水平。本文的研究成果可为高校实验室设备全生命周期管理提供技术支撑，助力科研仪器共享平台的数字化升级。本文的主要研究工作如下：

(1) 设计并实现了基于物联网架构的大型科研仪器状态监测系统。系统采用四层分层架构（设备层、网络层、平台层、应用层），通过非侵入式电流传感器实现科研仪器运行状态的无损感知。创新性地构建了双云协同平台与混合数据库存储方案，结合 MySQL、MongoDB 与 Redis 实现多模态数据的高效管理。应用层通过模块化开发与可视化界面设计，实现了科研仪器的信息管理、安装信息统计、运行状态监测及异常预警功能，解决了传统人工巡检效率低、故障响应滞后等问题。

(2) 提出了基于 Time-LLM 大模型的异常检测方法。针对少样本场景下的时序预测难题，创新性地引入多尺度特征提取框架与动态原型字典构建机制，通过滑动窗口技术捕获电流数据的集中趋势、离中趋势与分布形态特征。结合条件化 Prompt 模板生成器与孤立森林-极值理论双阶段评分体系，构建了端到端异常检测框架。实验表明，LLaMA-Time 模型在 X 射线衍射仪电流预测任务中 RMSE 为 0.9832A，较传统 Transformer 模型降低 39.4%；异常检测阶段召回率达 94.28%，AUC 值提升至 0.876，验证了模型的高精度与鲁棒性。

(3) 开发了基于 WCA-DANN 模型的跨设备异常诊断方法。针对设备异常数据稀缺问题，提出动态 Wasserstein 距离优化与双路径近似标签生成策略，通过类别特征适配模块实现源域与目标域的细粒度对齐。在 X 射线衍射仪、电子显微镜与红外光谱仪的六组跨设备迁移任务中，模型平均诊断准确率达 97.26%，较传统 DANN 模型提升 3.73 个百分点，有效解决了特征分布偏移与类别混淆问题。

5.2 未来的工作展望

本文围绕大模型赋能的科研仪器健康管理技术展开研究，在系统设计与算法优化方面取得了一定成果，但仍存在以下可进一步探索的方向：

(1) 当前科研仪器的运维监测研究主要依托电流时序数据实现异常检测，然而设备状态退化往往与环境温湿度、机械振动、噪声等多物理场参数存在耦合关联。未来可通过

在实验室部署多源异构传感器网络，构建“电-热-力-环境”多维监测体系，形成覆盖设备运行全场景的多模态时序数据库。进一步实现科研仪器的全生命周期管理，减少高校运维成本，为科研仪器的健康评估、寿命预测提供数据支持，为科研仪器预防性维护提供量化依据。

（2）随着边缘设备计算性能与异构算力不断提升，未来将重点构建云、边、端协同工作的分布式计算架构。通过设计具备服务质量感知的动态资源调度机制，探索电流数据处理任务的卸载策略，实现边缘侧对计算密集型任务的实时解析，以及对轻量化管理业务的本地快速响应。具体来说，还将研发基于联邦学习的边缘模型更新框架，在保障数据隐私的前提下，实现云端与边缘设备之间的协同推理与知识共享，从而降低云端计算负载与网络传输延迟，提高复杂管理场景下的业务响应速度。

（3）异常诊断闭环优化与知识库构建。目前，系统仅实现了异常检测与初步诊断，且异常原因诊断主要依赖数据驱动方法。后续可结合专家系统，并收集大量故障维修记录，构建科研仪器异常知识图谱，开发智能决策模块，实现“检测—诊断—维护”的全流程闭环管理。

本文的研究为科研仪器智能化运维提供了理论依据与技术参考，未来将通过产学研合作推动成果转化，助力高校实验室数字化管理与科研效率提升。

致谢

行文至此，伏案搁笔。二十七载求学路始于家乡周口，辗转黄冈，终抵钱塘，倏忽已是江南第三载春秋。临别之际，谨以此文致谢求学路上所有予我启迪与温暖的师友亲朋。

在此，我要向导师陈科明教授致以最诚挚的感谢。初次相见，陈老师和蔼可亲的形象便给我留下深刻印象。读研期间，陈老师凭借深厚的专业学识与平易近人的作风，让我在学术道路上收获颇丰。从论文构思、开题论证到最终定稿，每一个环节都离不开老师的悉心指导，是他的帮助让我的论文得以顺利完成。陈老师严于律己、以身作则的精神，更是令我由衷钦佩。承蒙谆谆教导，铭记于心。毕业之际，衷心祝愿恩师身体健康，学术之路顺遂长远。

其次，感谢女友雷梦想多年来的陪伴。从高中到研究生，每当我困于数据瓶颈或思路阻滞时，你用轻柔话语化解我的焦虑。既是我生活里体贴的伴侣，更是低谷时重燃斗志的精神支柱。那些自我怀疑的至暗时刻，你坚定的眼神比千言万语更能予我力量。愿往后岁岁年年，继续携手共赴山海。

感谢同门黄海娟、赖盛纪、杨海文、孔秀婷及课题组全体成员。论文攻坚期，你们的技术探讨与精神支持给与了我很大的帮助。从公司一起走到实验室彼此互相扶持和互相激励，技术瓶颈突破时的欢呼相拥，都凝成了科研路上最温暖的印记。这份同舟共济的情谊，将永远铭刻于求学历程之中。

感恩养育我的父母，你们的无条件支持和无私付出支撑着我一直走到这里。远行的孩子，父母总是牵挂。你们用无条件的爱与理解，筑起我求学路上最坚实的后盾。每当我在困境中彷徨，是你们轻声的鼓励让我重拾勇气；每当在深夜实验室疲惫不堪，想起你们期许的目光便又充满力量。你们将生活的重担默默扛在肩头，却把最温暖的笑容留给我。这份血脉相连的守护，是我勇往直前的永恒动力。愿以寸草之心，报得三春之晖。

同时，感谢各位专家、教授在百忙之中对本文进行审阅和指导，您的专业指导为论文质量提供了重要保障，使研究内容的完整性与学术视野得到显著拓展。

此去经年，学生将踏入新的人生阶段，带着师长嘱托和同窗祝福，在自己的专业领域里继续求索。惟愿以专业成就回馈社会，不负韶华，不负载培。

参考文献

- [1] 程豪,周琼琼.我国重大科研基础设施调查数据分析[J].今日科苑,2018(05):76-82.
- [2] 国家统计局科学技术部财政部.2023年全国科技经费投入统计公报[N].中国信息报,2024-10-08.
- [3] 前瞻产业研究院.2025-2030年中国科学仪器行业市场前瞻与投资战略规划分析报告[EB/OL].[2025-01-07].<https://bg.qianzhan.com/trends/detail/506/250126-da4a1239.html>.
- [4] 曹永正,刘洋,张海江.浅谈高校大型仪器设备的维修与维护[J].实验室科学,2012,15(04):190-192.
- [5] 张勇.高校实验室仪器设备维修工作探索[J].实验科学与技术,2005(02):109-111.
- [6] 武瑞芳,王永钊,赵永祥.透射电镜的管理维护与故障处理探讨[J].实验室科学,2022,25(01):210-213.
- [7] 李红召,朱彤阳.仪器故障成因与仪器维护[C]//南京大学医药生物技术国家重点实验室.第十一届中国生命科学公共平台管理与发展研讨会摘要集.南京大学医药生物技术国家重点实验室;,2018:27-28.
- [8] 王立达,黄培祥.论高校仪器设备维修的专业化与市场化[J].实验科学与技术,2006(01):109-111.
- [9] 徐玮玮,张群.基于激光视觉传感器的实验室异常检测系统设计[J].激光杂志,2019,40(06):103-107.
- [10] Behniafar M, Mahjur A, Nowroozi A. Anomaly Detection Fog (ADF): A federated approach for internet of things[J]. SCIENTIA IRANICA, 2023, 30(2):465-476.
- [11] Basseville M, Benveniste A, Gach-Devauchelle B, et al. In situ damage monitoring in vibration mechanics: diagnostics and predictive maintenance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1993, 7(5): 401-423.
- [12] Hu Y, Miao X, Si Y, et al. Prognostics and health management: A review from the perspectives of design, development and decision[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 217: 108063.
- [13] 曾声奎,MichaelGPecht,吴际.故障预测与健康(PHM)技术的现状与发展[J].航空学报,2005(05):626-632.
- [14] Ghosh S, Chatterjee A, Chatterjee D. Extraction of statistical features for type-2 fuzzy NILM with IoT enabled control in a smart home[J]. EXPERT SYSTEMS WITH APPLICATIONS, 2023, 212:11.

- [15] 程祥, 李林芝, 吴浩, 等. 非侵入式负荷监测与分解研究综述[J]. 电网技术, 2016,40(10):3108-3117.
- [16] 付兴壮. 基于数据的电熔氧化镁熔炼过程故障检测方法研究[D]. 东北大学, 2020.
- [17] 燕续峰. 电器运行状态模型的研究及应用[D]. 上海交通大学, 2020.
- [18] 刘伟. 电流数据驱动的四轴工业机器人关节运动状态预测研究[D]. 湖北民族大学, 2023.
- [19] 马智强, 康洁滢, 梁飞, 等. 基于 XGBoost 的电网过流异常检测模型[J]. 电子测量技术, 2024,47(21):130-137.
- [20] Sam Altman.Introducing ChatGPT[EB/OL]. AvailableOnline: [2022.11.30]
<https://openai.com/blog/chatgpt>.
- [21] Luo H, Tang Z, Peng S, et al. Chatkbqa: A generate-then-retrieve framework for knowledge base question answering with fine-tuned large language models[J]. arxiv preprint arxiv:2310.08975, 2023.
- [22] Luo L, Li Y F, Haffari G, et al. Reasoning on graphs: Faithful and interpretable large language model reasoning[J]. arxiv preprint arxiv:2310.01061, 2023.
- [23] Sun J, Xu C, Tang L, et al. Think-on-graph: Deep and responsible reasoning of large language model on knowledge graph[J]. arxiv preprint arxiv:2307.07697, 2023.
- [24] 张鹤译, 王鑫, 韩立帆, 等. 大语言模型融合知识图谱的问答系统研究[J]. 计算机科学与探索, 2023,17(10):2377-2388.
- [25] 郑小虎,陈宏博,何方舟.基于大语言模型的结构件加工工艺推荐方法研究[J/OL].机械工程学报,1-12[2025-03-15].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.th.20250217.1511.007.html>.
- [26] Araci D. Finbert: Financial sentiment analysis with pre-trained language models. arxiv 2019[J]. arxiv preprint arxiv:1908.10063, 2019.
- [27] 王婷, 王娜, 崔运鹏, 等. 基于人工智能大模型技术的果蔬农技知识智能问答系统[J]. 智慧农业(中英文), 2023,5(04):105-116.
- [28] Yang Z, Wang X, Yang R. Transfer learning based rolling bearing fault diagnosis[C]//2021 IEEE 10th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS). IEEE, 2021: 354-359.
- [29] Li K, Feng J, Zhang J, et al. Adaptive Fusion Feature Transfer Learning Method For NILM[J]. IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, 2023, 72:12.
- [30] D'Incecco M, Squartini S, Zhong M. Transfer Learning for Non-Intrusive Load Monitoring[J]. IEEE TRANSACTIONS ON SMART GRID, 2020, 11(2):1419-1429.
- [31] Zhu Z, Wang L, Peng G, et al. WDA: An Improved Wasserstein Distance-Based Transfer Learning Fault Diagnosis Method[J]. SENSORS, 2021, 21(13):19.

- [32] Cheng C, Zhou B, Ma G, et al. Wasserstein distance based deep adversarial transfer learning for intelligent fault diagnosis with unlabeled or insufficient labeled data[J]. NEUROCOMPUTING, 2020, 409:35-45.
- [33] Song X, Zhu D, Liang P, et al. A new bearing fault diagnosis method using elastic net transfer learning and LSTM[J]. JOURNAL OF INTELLIGENT & FUZZY SYSTEMS, 2021, 40(6):12361-12369.
- [34] Li X, Zhang W, Ma H, et al. Partial transfer learning in machinery cross-domain fault diagnostics using class-weighted adversarial networks[J]. NEURAL NETWORKS, 2020, 129:313-322.
- [35] 柏宇,张淑军,于旭.基于 DANN-MMD 的网络入侵检测方法[C]//中国自动化学会.2024 中国自动化大会论文集.青岛科技大学数据科学学院,2024:543-548.
- [36] Verborgh R, Harth A, Maleshkova M, et al. Survey of semantic description of REST APIs[J]. REST: Advanced Research Topics and Practical Applications, 2014, 21(7): 69-89.
- [37] Widenius M, Axmark D, Dubois P. Mysql Reference Manual[M]. Mysql Reference Manual, 2002, 132(71):32-71.
- [38] Chodorow K, Dirolf M. MongoDB: The Definitive Guide[J]. O'Reilly Media, Inc., 2010, 107(23):13-15.
- [39] Shi L, Qiao H, Chen Y C. Research and Application of Distributed Cache Based on Redis[J]. Journal of software, 2024, 19(1):1-8.
- [40] Rajput D. Mastering Spring Boot 2.0: Build modern, cloud-native, and distributed systems using Spring Boot[M]. Packt Publishing Ltd, 2018: 231-265.
- [41] Lee L. Book Reviews: Foundations of Statistical Natural Language Processing[J]. Microbiology, 2015, 144 (pt 4)(3):2-7.
- [42] Jin M, Wang S, Ma L, et al. Time-LLM: Time Series Forecasting by Reprogramming Large Language Models[J]. 2023, 11(3):11-16.
- [43] Shimadzu C. Shimadzu X-Ray Diffractometer XRD-6100 Instruction Manual[M]. Japan: Shimadzu, 2014, 137(5):96-113.
- [44] Christopher, Hammond. The Basics of Crystallography and Diffraction (2nd edn)[J]. Measurement Science and Technology, 2002,13(2):232.
- [45] 马礼敦. 近代 X 射线多晶体衍射:实验技术与数据分析[M]. 近代 X 射线多晶体衍射:实验技术与数据分析, 2004:19-46.
- [46] Hamlin R. Multiwire Area X-ray Diffractometers[J]. Methods in Enzymology, 1985,114(4):416-452.

- [47] Amemiya Y, Wakabayashi K, Hamanaka T, et al. Design of small-angle X-ray diffractometer using synchrotron radiation at the photon factory[J]. Nuclear Instruments & Methods in Physics Research, 1983,208(1-3):471-477.
- [48] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long Short-Term Memory[J]. Neural Computation, 1997,9(8):1735-1780.
- [49] Touvron H, Lavril T, Izacard G, et al. Llama: Open and efficient foundation language models[J]. arxiv preprint arxiv:2302.13971, 2023.
- [50] 卢官明, 杨成, 杨文娟, 等. 基于 LBP-TOP 特征的微表情识别[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2017,37(06):1-7.
- [51] 王晓. 基于欧氏距离多尺度熵的异常流量特征研究[D]. 杭州电子科技大学, 2020.
- [52] Liu F T, Ting K M, Zhou Z H. 2008 eighth ieee international conference on data mining[C]//Eighth IEEE International Conference on Data Mining. 2008: 413-422.
- [53] Siffer A, Fouque P A, Largout C, et al. New Results - Anomaly Detection in Streams with Extreme Value Theory[J]. SIGKDD explorations, 2017:13-17.
- [54] Lin Z, Feng M, Santos C N D, et al. A Structured Self-attentive Sentence Embedding[J]. 2017, 174(21):116-131.
- [55] Rootzén H, Segers J, Wadsworth J L. Multivariate peaks over thresholds models[J]. Extremes, 2016, 51(14):1-31.
- [56] Xu H, Feng Y, Chen J, et al. Unsupervised Anomaly Detection via Variational Auto-Encoder for Seasonal KPIs in Web Applications[J]. 2018, 62(37):187-196.
- [57] Daniel, Quang, Yifei, et al. DANN: a deep learning approach for annotating the pathogenicity of genetic variants[J]. Bioinformatics, 2014, 216(12):89-103.
- [58] Ganin Y, Lempitsky V. Unsupervised Domain Adaptation by Backpropagation[J]. JMLR.org, 2014, 135(31):68-75.
- [59] Shen J, Qu Y, Zhang W, et al. Wasserstein Distance Guided Representation Learning for Domain Adaptation[J]. 2017, 21(8):153-269.
- [60] Ambrosio L, Gigli N, Savaré G. Density of Lipschitz functions and equivalence of weak gradients in metric measure spaces[J]. Revista Matematica Iberoamericana, 2013, 29(3):969-996.
- [61] 陈俊芬, 赵佳成, 韩洁, 等. 基于深度特征表示的 Softmax 聚类算法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2020,56(04):533-540.
- [62] 陈泉霖, 陈奕宇, 霍静, 等. 高维贝叶斯优化研究综述[J]. 软件学报:1-28.
- [63] Kanungo T, Mount D M, Netanyahu N S, et al. An efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 24(7):881-892.

- [64] Roska T, Chua L O. THE CNN UNIVERSAL MACHINE: 10 YEARS LATER[J]. Journal of Circuits, Systems, and Computers, 2003, 12(4):377-388.
- [65] Laurens V D M, Hinton G. Visualizing Data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(2605):2579-2605.
- [66] Long M, Cao Y, Wang J, et al. Learning transferable features with deep adaptation networks[C]//International conference on machine learning. PMLR, 2015: 97-105.
- [67] Zhai X, Qiao F, Ma Y, et al. A novel fault diagnosis method under dynamic working conditions based on a CNN with an adaptive learning rate[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-12.
- [68] Zhao B, Cheng C, Zhang G, et al. An instance and feature-based hybrid transfer model for fault diagnosis of rotating machinery with different speeds[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-12.
- [69] Lu W, Liang B, Cheng Y, et al. Deep model based domain adaptation for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 64(3): 2296-2305.
- [70] Jana S, Middy A I, Roy S. Participatory Sensing Based Urban Road Condition Classification using Transfer Learning[J]. Mobile Networks & Applications, 2024, 29(1).

附录

作者在读期间发表的学术、专利及参加的竞赛和科研项目

申请专利：

[1] 陈科明，刘岩，叶宗昆，孔秀婷，王语瑛.一种非侵入式异常电流检测方法[P].浙江省：CN118885790A,2024-11-01.

科研项目：

[1] 大型仪器运行状态监测系统开发. 横向课题. 2021.10-2024.07.

[2] 高校实验室管理系统开发. 横向课题 .2023.09-2024.04